UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
ÁREA DO CONHECIMENTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA
CURSO DE MESTRADO

VANDOIR WELCHEN

USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EM APOIO À DECISÃO CLÍNICA: O CASO DO HOSPITAL DO CÂNCER MÃE DE DEUS COM A FERRAMENTA COGNITIVA *WATSON FOR ONCOLOGY*

CAXIAS DO SUL
2019

VANDOIR WELCHEN

USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EM APOIO À DECISÃO CLÍNICA: O CASO DO HOSPITAL DO CÂNCER MÃE DE DEUS COM A FERRAMENTA COGNITIVA *WATSON FOR ONCOLOGY*

Dissertação de Mestrado submetida à Banca de Defesa Pública designada pelo Colegiado do Mestrado em Administração da Universidade de Caxias do Sul, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Administração. Área de Concentração: Estratégia e Inovação. Linha de Pesquisa: Inovação e Empreendedorismo.

Orientador: Prof. Dr. Fabiano Larentis

CAXIAS DO SUL
2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Universidade de Caxias do Sul
Sistema de Bibliotecas UCS - Processamento Técnico

W441u Welchen, Vandoir

Uso de inteligência artificial em apoio à decisão clínica : o caso do Hospital do Câncer Mãe de Deus com a ferramenta cognitiva *Watson for oncology* / Vandoir Welchen. – 2019.

218 f. : il. ; 30 cm

Dissertação (Mestrado) - Universidade de Caxias do Sul, Programa de Pós-Graduação em Administração, 2019.

Orientação: Fabiano Larentis.

1. Inteligência artificial. 2. Oncologia - Tratamento. 3. Saúde pública. 4. Ciências cognitivas. I. Larentis, Fabiano, orient. II. Título.

CDU 2. ed.: 004.8

Catalogação na fonte elaborada pela(o) bibliotecária(o)
Michele Fernanda Silveira da Silveira - CRB 10/2334

VANDOIR WELCHEN

USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EM APOIO À DECISÃO CLÍNICA: O CASO DO HOSPITAL DO CÂNCER MÃE DE DEUS COM A FERRAMENTA COGNITIVA *WATSON FOR ONCOLOGY*

Dissertação de Mestrado submetida à Banca de Defesa designada pelo Colegiado do Mestrado em Administração da Universidade de Caxias do Sul, como parte dos requisitos necessários à obtenção do Título de Mestre em Administração. Área de Concentração: Estratégia e Inovação. Linha de Pesquisa: Inovação e Empreendedorismo.

Aprovado em 09/05/2019.

Banca Examinadora

_____
Prof. Dr. Fabiano Larentis – Orientador
Universidade de Caxias do Sul – UCS

_____
Profª. Drª. Ana Cristina Fachinelli Bertolini
Universidade de Caxias do Sul – UCS

_____
Profª. Drª. Carine Geltrudes Webber
Universidade de Caxias do Sul – UCS

_____
Profª. Drª. Isabel Cristina Rosa Barros Rasia
Universidade Federal de Pelotas – UFPEL

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus pela minha vida, dos meus familiares, amigos e todos que me acompanham. Gratidão por ter essa base em minha vida. Assim, quero agradecer aos meus pais Laurindo e Noeli, irmãos e todos os familiares, por entenderem e apoiarem as minhas escolhas, mesmo que nesse período de distanciamento. Também a Franciele, minha namorada, que compartilha os momentos de anseios e conquistas, deixando meus dias mais completos, com seu apoio e compreensão. Igualmente agradeço todo o apoio recebido da sua família.

Ao Prof. Dr. Pelayo Munhoz Olea, por todos os ensinamentos e incentivos desde a Iniciação Científica e a orientação do TCC da Graduação. Obrigado por acreditar no meu potencial e aceitar ser o meu orientador, conforme Anexo E, nessa caminhada de trocas, além de ensino e pesquisa, experiências. Como dizem, o caminho e as vitórias diárias têm mais valor que as conquistas.

Ao orientador Prof. Dr. Fabiano Larentis, que me auxiliou na parte final da dissertação. Ao corpo docente do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade de Caxias do Sul (PPGA/UCS), em especial aos Professores da Banca de Qualificação e Defesa, por todo conhecimento e aprendizado. Assim como as secretárias, Laura e Dani, e todos os colegas de PPGA.

Agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa no Programa de Suporte à Pós-Graduação de Instituições Comunitárias de Ensino Superior (PROSUC) que permitiu a viabilização financeira do Mestrado.

Ao Hospital do Câncer Mãe de Deus de Porto Alegre – RS, em especial ao Dr. Carlos Barrios que autorizou a realização da pesquisa. Agradeço a todos os entrevistados, em especial, ao Dr. Matheus Ferla por organizar todas as entrevistas.

Aos colegas do Grupo de Pesquisa NIES – Núcleo de Inovação, Empreendedorismo e Sustentabilidade. Agradeço pela ajuda, apoio, aprendizado, brincadeiras e momentos agradáveis que passamos juntos desde 2015. Um agradecimento especial ao que contribuíram diretamente: Cassi, Juli, Daniel, Paula, Adri, Joel e todos os Bolsistas de Iniciação Científica.

Aos meus colegas de trabalho e Diretores da AMPR Incorporadora, pela compreensão, apoio, ensinamentos e brincadeiras nos momentos mais tensos, para recarregar as energias e seguir em frente.

Enfim, a todas as pessoas que de alguma forma apoiaram e contribuíram para a realização dessa etapa tão importante na minha vida.

RESUMO

A Inteligência Artificial é uma área da ciência com origem na década de 50, com a proposta de simulação ou reprodução da inteligência em nível humana em máquinas. A evolução tornou-a um dos pilares da Quarta Revolução Industrial. Em 2011 a IBM apresentou e popularizou o termo "computação cognitiva" por meio do *Watson*, uma ferramenta capaz de aprender e raciocinar de acordo com suas interações com humanos e experiências com o seu ambiente. Na área da saúde, acredita-se que esses sistemas podem revolucionar a medicina, na era do *big data*, pela capacidade de extrair e buscar informações para fornecer respostas baseadas em evidências e explicá-las. O objetivo desta dissertação foi analisar como um Sistema Cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico. Para atingir o objetivo proposto, foi realizada uma pesquisa de natureza aplicada, com abordagem qualitativa, objetivos exploratório e descritivo. A estratégia utilizada foi o estudo de caso único, que permitiu analisar em profundidade o caso do Hospital do Câncer Mãe de Deus, da cidade de Porte Alegre, RS, Brasil, na implantação do *Watson for Oncology*. O Hospital foi o pioneiro na América do Sul a implantar um sistema cognitivo. Na coleta de dados foram aplicadas entrevistas semiestruturadas em profundidade com usuários especialistas do sistema cognitivo e membros da equipe multidisciplinar do hospital, além da observação não participante e coleta de dados secundários – documentais. Para a análise dos dados foram aplicadas a análise de conteúdo e documental. Para o tratamento dos dados foi utilizado o software QSR NVivo® versão 12. Os resultados deste estudo revelam que a integração de uma ferramenta como o *Watson for Oncology* ao processo de decisão de tratamento em oncologia, ganha-se velocidade, segurança, qualificação no processo de busca e análise de informações atualizadas e baseadas em evidências, com uma enorme gama de conhecimento, que permitirá maior dedicação dos profissionais na interação e discussão do caso com o paciente. Em relação a ferramenta, não ficou claro para os profissionais a capacidade de aprendizado, que diferencia sistemas de IA tradicional de sistemas cognitivos. Os oncologistas revelaram que o pouco uso da ferramenta, devido aos custos envolvidos, repassados aos pacientes, a inserção manual dos dados no sistema devido a versão não compreender o idioma português, podem ter prejudicado essa percepção se a ferramenta é cognitiva ou um algoritmo inteligente. Já a equipe multidisciplinar, fundamental para o processo de tratamento, não tem acesso a ferramenta. Também foram revelados aspectos críticos que podem prejudicar ou facilitar o uso dessas ferramentas, que elas devem apenas auxiliar os profissionais, a decisão final permanecer com o médico e o medo de ser substituído por uma IA. O resultado final desta dissertação foi um esquema conceitual que poderá ser utilizado como suporte para facilitar o processo de implantação de tecnologias de IA em organizações, principalmente da saúde. Também foram apresentadas percepções e contribuições que esses sistemas podem trazer para uma área com tantos “abismos” como a saúde brasileira.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Sistema Cognitivo. Sistema de Apoio à Decisão Clínica. Saúde. IBM *Watson for Oncology*.

ABSTRACT

Artificial Intelligence is an area of science originated in the 1950s, through studies of neuroscience and mathematics, proposing the simulation or reproduction of human-level intelligence in machines. Evolution made it one of the pillars of the Fourth Industrial Revolution. In 2011 IBM introduced and popularized the term "cognitive computing" through Watson, a tool that can learn and reason according to its interactions with humans and experiences with its environment. In the health field, it is believed that such systems can revolutionize medicine in the age of the big data by the ability to extract and seek information to provide evidence-based answers and explain them. The objective of this dissertation was to analyze how Cognitive System can assist specialists in the process of supporting the clinical decision in the choice of an oncological treatment. To reach the proposed objective, an applied nature research was carried out, with a qualitative approach, exploratory and descriptive objectives. The strategy used was the single case study, which allowed analyze in depth the case of the Mãe de Deus Cancer Hospital in the city of Porto Alegre, RS, Brazil, in the implementation of Watson for Oncology. The Hospital was the pioneer in South America to implement a cognitive system. In the data collection, semi - structured interviews were applied in depth with specialized users of the cognitive system and members of the hospital's multidisciplinary team, besides non - participant observation and collection of secondary - documentary data. For data analysis, content and documentary analysis were applied. The QSR NVivo® version 12 software was used for the treatment of the data. The results of this study reveal that the integration of a tool such as Watson for Oncology to the oncology treatment decision process gains speed, safety, qualification in the process search and analysis of updated and evidence-based information, with a wide range of knowledge, which will allow greater dedication of professionals in the interaction and discussion of the case with the patient. Regarding the tool, the professionals showed doubts about their learning ability, which differentiates traditional AI systems from cognitive systems. The oncologists revealed that the low use of the tool, due to the costs involved, passed on to the patients, and the manual insertion of the data into the system, may have hampered this perception if the tool is cognitive or an intelligent algorithm. The multidisciplinary team, fundamental to the treatment process, does not have access to the tool. Critical aspects have also been revealed that may hinder or facilitate the use of these tools, which should only assist the professionals, the final decision to remain with the physician and the fear of being replaced by an AI. The final result of this dissertation was a conceptual framework that could be used as support to facilitate the implementation process. Also, perceptions and contributions that these systems can bring to an area with so many "gaps" as Brazilian health, or other organizations that adopt AI-based systems for decision support have been presented.

Keywords: Artificial Intelligence. Cognitive System. Decision Support. Health. IBM Watson for Oncology.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável 28
Figura 2 – BDTD: busca dos termos “inteligência artificial”, “apoio à decisão” e “saúde” 30
Figura 3 – BDTD: busca dos termos “sistema cognitivo” ou “computação cognitiva”, “apoio à decisão” e “saúde” 31
Figura 4 – NDLTD: busca dos termos "cognitive system" ou "cognitive computing", "decision support" e health 31
Figura 5 – Ilustração do Teste de Turing 43
Figura 6 – Experimento da sala chinesa 44
Figura 7 – Lógica clássica X lógica fuzzy 47
Figura 8 – Rede Neural Artificial 49
Figura 9 – Neurônio artificial X neurônio biológico 50
Figura 10 – Exemplo de rede bayesiana 51
Figura 11 – Componentes básicos de um Sistema Especialista 53
Figura 12 – Áreas base da computação cognitiva 58
Figura 13 – Eras da computação cognitiva 60
Figura 14 – Níveis de IA, ML e DL 67
Figura 15 – Ciclo virtuoso de geração e pontuação de hipóteses em um sistema cognitivo 70
Figura 16 – Arquitetura de um sistema cognitivo 71
Figura 17 – Componentes de um Sistema de Informação 79
Figura 18 – Níveis organizacionais e tipos de decisão 82
Figura 19 – Mapa conceitual de um Sistema Cognitivo em apoio à decisão clínica 93
Figura 20 – Propósito, missão, visão e princípios e valores do Hospital 99
Figura 21 – Codificação no NVivo 12 109
Figura 22 – Esquema de análise dos dados da dissertação 112
Figura 23 – Nuvem de palavras dos dados analisados na dissertação 115
Figura 24 – Processo de decisão dos profissionais entrevistados 119
Figura 25 – Envolvimento com tecnologias relatado pelos profissionais 121
Figura 26 – Uso do *Watson for Oncology* pelos profissionais 123
Figura 27 – Fases de ampliação do HCMD 124
Figura 28 – Material de divulgação do *Watson for Oncology* no HCMD 136
Figura 29 – Esquema conceitual: IA em apoio à decisão clínica no HCMD com uma ferramenta cognitiva 166

Figura 30 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Scopus 205
Figura 31 – Resultado final da Lei de Zipf na Scopus 205
Figura 32 – Lei de Bradford na Scopus 205
Figura 33 – Lei de Lotka na Scopus 206
Figura 34 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Web of Science 206
Figura 35 – Resultado final da Lei de Zipf na Web of Science 206
Figura 36 – Lei de Lotka na Web of Science 207
Figura 37 – Lei de Bradford na Web of Science 207
Figura 38 – Resultado inicial da busca na BDTD 207
Figura 39 – Resultado final da busca na BDTD 208
Figura 40 – Resultado inicial da busca na NDLTD 208
Figura 41 – Resultado final da busca na NDLTD 208
Figura 42 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Scopus 209
Figura 43 – Resultado final da Lei de Zipf na Scopus 209
Figura 44 – Lei de Bradford na Scopus 209
Figura 45 – Lei de Lotka na Scopus 210
Figura 46 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Web of Science 210
Figura 47 – Resultado final da Lei de Zipf na Web of Science 210
Figura 48 – Busca na BDTD 211
Figura 49 – Busca inicial na NDLTD 211
Figura 50 – Busca final na NDLTD 211
Figura 51 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Scopus 212
Figura 52 – Resultado final da Lei de Zipf na Scopus 212
Figura 53 – Lei de Bradford na Scopus 213
Figura 54 – Lei de Lotka na Scopus 213
Figura 55 – Resultado inicial Lei de Zipf na Web of Science 214
Figura 56 – Resultado final da Lei de Zipf na Web of Science 214
Figura 57 – Lei de Bradford na Web of Science 214
Figura 58 – Lei de Lotka na Web of Science 215
Figura 59 – Busca inicial na BDTD 215
Figura 60 – Busca final na BDTD 215
Figura 61 – Busca inicial na NDLTD 216
Figura 62 – Busca final na BDTD 216

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Abordagens da IA 36
Quadro 2 – Vantagens e desvantagens de Sistemas Especialistas 54
Quadro 3 – Computação tradicional X computação cognitiva 61
Quadro 4 – Procedimentos metodológicos da dissertação 95
Quadro 5 – Saturação nas categorias 103
Quadro 6 – Características dos participantes na entrevista semiestruturada 104
Quadro 7 – Dados e fontes utilizados 105
Quadro 8 – Categorias a priori 108
Quadro 9 – Entendimento dos profissionais em relação a um sistema cognitivo 113
Quadro 10 – Relação dos principais achados da pesquisa com as abordagens teóricas 160
Quadro 11 – Termo “artificial intelligence” na base Scopus 196
Quadro 12 – Termo “artificial intelligence” na base Web of Science 197
Quadro 13 – Termo “cognitive computing or cognitive systems” na base Scopus 198
Quadro 14 – Termo “cognitive computing or cognitive systems” na base Web of Science 199
Quadro 15 – Termo “decision support system” OR “decision support systems” na base Scopus 199
Quadro 16 – Termo “decision support system” OR “decision support systems” na base Web of Science 200

LISTA DE SIGLAS

BDTD	Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações
BI	*Business Intelligence*
DARPA	*Defense Advanced Research Projects Agency*
DCNT	Doença Crônica Não-transmissível
DNT	Doença Não-transmissível
DL	*Deep Learning*
ENIAC	*Electronic Numerical Integrator and Computer*
ERP	*Enterprise Resource Planning*
GPS	*General Problem Solver*
HCMD	Hospital do Câncer Mãe de Deus
HMD	Hospital Mãe de Deus
IA	Inteligência Artificial
INCA	Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva
IoT	*Internet of Things*
MBE	Medicina Baseada em Evidências
MIT	*Massachusetts Institute of Technology*
ML	*Machine Learning*
MSK	Memorial Sloan Kettering Center
NDLTD	*Networked Digital Library of Theses and Dissertations*
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
OLAP	*On-line Analytical Processing*
OMS	Organização Mundial da Saúde
ONU	Organização das Nações Unidas
OPAS	Organização Pan-Americana da Saúde
PEP	Prontuário Eletrônico do Paciente
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RNA	Redes Neurais Artificiais
SaaS	*Software as a Servive*
SAD	Sistema de Apoio à Decisão
SADC	Sistema de Apoio à Decisão Clínica
SADG	Sistemas de Apoio à Decisão em Grupo

SADO	Sistemas de Apoio à Decisão Organizacional
SAE	Sistema de Apoio ao Executivo
SE	Sistema Especialista
SI	Sistema de Informação
SIG	Sistema de Informações Gerenciais
SIGE	Sistema Integrado de Gestão Empresarial
SPD	Sistema de Processamento de Dados
SPT	Sistema de Processamento de Transações
SUS	Sistema Único de Saúde
TI	Tecnologia da Informação
TT	Teste de Turing

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 23
1.1 TEMA E PROBLEMA DA PESQUISA 24
1.2 OBJETIVOS 26
1.2.1 Objetivo geral 26
1.2.2 Objetivos específicos 26
1.3 JUSTIFICATIVA DA PESQUISA 26
1.3.1 Relevância da Pesquisa 30

2 REFERENCIAL TEÓRICO 33
2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL 33
2.1.1 Abordagens da IA 36
2.1.2 Bases da IA 38
2.1.3 História e evolução da IA 40
2.1.4 IA Fraca e Forte 42
2.1.5 Técnicas e Aplicações de IA 46
2.1.5.1 Lógica Fuzzy 46
2.1.5.2 Redes Neurais Artificiais 47
2.1.5.3 Redes Bayesianas 50
2.1.5.4 Sistemas Especialistas 51
2.2. COMPUTAÇÃO COGNITIVA 55
2.2.1 Cognição 59
2.2.1.1 Fontes e geração de conhecimento 62
2.2.1.2 *Big Data* 63
2.2.2 Sistemas Cognitivos 65
2.2.2.1 Aprendizado de Máquina 71
2.2.2.2 Processamento de Linguagem Natural 74
2.2.2.3 Técnicas de Análise 76
2.3 SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO 77
2.3.1 Sistemas de Informação 78
2.3.2 Tipos e Processo de Decisão 82
2.3.3 Sistemas de Apoio à Decisão 84

2.3.3.1 Sistemas de Apoio à Decisão Clínica 87
2.4 MAPA CONCEITUAL DA DISSERTAÇÃO 90

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS 95
3.1 DELINEAMENTO DA PESQUISA 95
3.2 O CASO E AS UNIDADES DE ANÁLISE 97
3.2.1 Hospital do Câncer Mãe de Deus 98
3.3 PROCESSO DE COLETA DE DADOS 101
3.4 PROCESSO DE ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS 107

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS 111
4.1 *WATSON FOR ONCOLOGY* 113
4.2 ASPECTOS GERAIS DA FERRAMENTA 115
4.2.1 Processo de decisão dos profissionais 115
4.2.2 Envolvimento dos profissionais com tecnologias 119
4.2.3 Uso do sistema pelos profissionais 121
4.3 IMPLANTAÇÃO DA FERRAMENTA 124
4.3.1 Demanda 125
4.3.2 Motivação 126
4.3.3 Integração 128
4.3.4 Requisitos 130
4.3.5 Dados 131
4.3.6 Aspectos Críticos 133
4.4 PERCEPÇÕES RELACIONADAS A FERRAMENTA 138
4.4.1 Aceitação 138
4.4.2 Usabilidade 139
4.4.3 Desempenho 141
4.4.4 Segurança 144
4.4.5 Inteligência 146
4.4.6 Aprendizado 149
4.5 CONTRIBUIÇÕES DA FERRAMENTA 151
4.5.1 Pacientes 151
4.5.2 Profissionais 153
4.5.3 Hospital 155

4.5.4 Sistema de saúde 156
4.6 ESQUEMA CONCEITUAL: IA EM APOIO À DECISÃO CLÍNICA NO HCMD COM UMA FERRAMENTA COGNITIVA 160

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS 167
5.1 CONTRIBUIÇÕES GERENCIAIS 173
5.2 LIMITAÇÕES DA PESQUISA E SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS 176

REFERÊNCIAS 181

APÊNDICE A – RESULTADOS DAS BUSCAS NAS BASES DE DADOS 196
APÊNDICE B – PROTOCOLO DE OBSERVAÇÃO 202
APÊNDICE C – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS 203

ANEXO A – RESULTADOS DA PESQUISA BIBLIOMÉTRICA SOBRE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL 205
ANEXO B – RESULTADOS DA PESQUISA BIBLIOMÉTRICA SOBRE SISTEMAS COGNITIVOS 209
ANEXO C – RESULTADOS DA PESQUISA BIBLIOMÉTRICA SOBRE SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO 212
ANEXO D – CARTA DE AUTORIZAÇÃO DE PARTICIPAÇÃO NO ESTUDO DO HOSPITAL DO CÂNCER MÃE DE DEUS 217
ANEXO E – ATESTADO DE ORIENTAÇÃO 218

1 INTRODUÇÃO

Tecnologias inspiradas no cérebro humano estão se tornando onipresentes no nosso cotidiano, assim como tecnologias de Aprendizado de Máquina (do inglês *Machine Learning* – ML), algoritmos de redes neurais, sistemas de computação cognitivos e até mesmo formas de Inteligência Artificial (IA, do inglês *Artificial Intelligence* – AI) baseadas em conhecimentos da neurociência. Tanto que a IA é considerada um dos pilares da nova revolução industrial que impacta os setores produtivos do mundo, denominada Quarta Revolução Industrial ou Revolução 4.0 (SCHWAB, 2016). A velocidade, a profundidade e o impacto sistêmico destas inovações tecnológicas são a convicção da ocorrência de uma quarta e distinta revolução. E o que torna esta revolução diferente das anteriores é a fusão de tecnologias e a interação entre os domínios físicos, digitais e biológicos (SCHWAB, 2016).

Os sistemas cognitivos são projetados para construir um diálogo entre os domínios físicos, digitais e biológicos, para que as melhores práticas baseadas na inteligência humana sejam aprendidas pelo sistema, em vez de ser programado como um conjunto de regras, igualmente aos sistemas tradicionais de IA (SCHWAB, 2016), que defendem a ideia de apresentar em máquinas a inteligência humana. Presentes em setores produtivos, no setor de saúde, sistemas cognitivos já são usados em colaboração com registros médicos eletrônicos para atuar como uma ferramenta no apoio aos especialistas e trabalhar coletivamente como um "amigo" de pensamento cognitivo avançado/desenvolvido. O sistema cognitivo pode ajudar a ensinar as melhores práticas médicas e melhorar a tomada de decisão clínica, por meio de grandes volumes de dados (do inglês *big data*), com coleta automatizada de dados e ML.

Neste cenário, um sistema cognitivo para o auxílio na tomada de decisão clínica no processo de tratamento em oncologia é utilizado como uma ferramenta para o médico e um conforto para o paciente. Esses sistemas são "treinados" para examinar o histórico do paciente e os resultados de exames, pesquisar a literatura médica e fazer uma recomendação para o tratamento do paciente. Esses sistemas cognitivos são benéficos para pacientes e profissionais, trazendo esperança para aumentar o número de pacientes que recebem o tratamento clínico e minimizar a variabilidade nas decisões de tratamento que existem hoje (DOYLE-LINDRUD, 2015).

No mesmo sentido, Herweh *et al.* (2016) em sua pesquisa comprovaram a eficiência de sistemas cognitivos, ou seja, um algoritmo com ML apresentou um desempenho melhor do que estagiários especialistas, enquanto seu desempenho geral foi semelhante a especialistas

(NAGEL *et al.*, 2016). Sistemas cognitivos podem facilitar a tomada de decisões em tratamentos, são fáceis de usar, tem um desempenho robusto e confiável, mas a tomada de decisão em conjunto com especialistas continua sendo necessária, complementam (PFAFF *et al.*, 2017). Com o crescente uso de sistemas baseados em IA, principalmente na saúde, surge a preocupação em relação a como um sistema cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico.

Esta dissertação está dividida em cinco seções, sendo a primeira a introdução, subdividido com a delimitação do tema e definição do problema de pesquisa, o objetivo geral e os objetivos específicos, a justificativa deste estudo. A segunda seção apresenta o referencial teórico referente aos temas abordados nesta dissertação e que fundamentam as proposições que objetivam esta dissertação: IA, Sistemas Cognitivos e Sistemas de Apoio à Decisão (SAD, do inglês *Decision Support System* – DSS). A terceira seção refere-se aos procedimentos metodológicos aplicados nesta dissertação. Os resultados são analisados e discutidos na quarta seção. Na quinta e última seção, encontram-se as considerações finais, limitações da pesquisa e sugestões de pesquisas futuras. E, por fim, são apresentadas as referências bibliográficas utilizadas nesta dissertação.

A seguir, abordam-se o tema e problema da pesquisa (seção 1.1), os objetivos (seção 1.2), justificativa e relevância da pesquisa (seção 1.3).

1.1 TEMA E PROBLEMA DA PESQUISA

Esta dissertação teve como tema o uso de IA para auxiliar a tomada de decisão na Saúde. Uma das mudanças fundamentais da Quarta Revolução Industrial será na área de tomada de decisão. A IA, em termos gerais, implica na utilização de um computador para modelar o comportamento inteligente com a mínima intervenção humana, na tomada de decisões e resolução de problemas complexos. Com a quantidade sem precedentes de dados disponíveis, aplicações de IA vão se tornar mais úteis neste contexto. IA, descrita como a ciência e engenharia de máquinas inteligentes, nasceu oficialmente em 1956 (HAMET; TREMBLAY, 2017).

Sistemas para auxiliar na tomada de decisão gerencial permitem uma tomada de decisão mais rápida, identificação de tendências e melhor alocação de recursos nas organizações. SAD também propõe uma ampliação da capacidade de raciocínio dos tomadores de decisão que atuam em ambientes econômicos e sociais complexos. Ainda, esses sistemas são desenvolvidos a partir de técnicas de IA, mas não apresentam o objetivo de automatizar o

processo de decisão, mas, sim, prestar assistência e ampliar a capacidade de tomada de decisão dos profissionais e melhorar sua eficácia (TRAHAND; HOPPEN, 1988).

A Computação Cognitiva, considerada a evolução das aplicações de IA, envolve sistemas de autoaprendizagem utilizando ML e reconhecimento de padrões para imitar o funcionamento dos processos do pensamento humano de Processamento de Linguagem Natural (PLN). Em computação cognitiva, um sistema ou dispositivo é treinado por algoritmos de ML ou Aprendizado Profundo (do inglês *Deep Learning* – DL), com o objetivo de criar modelos computadorizados automatizados que podem resolver problemas e tomar decisões sem ajuda humana (REUMANN; BÖTTCHER, 2016; KRITTANAWONG *et al.*, 2017).

Na medicina e saúde, onde há dados disponíveis em prontuários médicos e também de informações obtidas pelos dispositivos de sensores, a IA é aplicável a uma gama de itens, como robótica, diagnóstico e tratamento médico, estatísticas médicas e biologia humana. A IA é dividida em duas vertentes: físicos e virtuais. Enquanto a vertente física é representada pela robótica, a vertente virtual, que é o foco desta dissertação, inclui abordagens computacionais de gerenciamento de informações para controle de sistemas de gestão de saúde, incluindo registros eletrônicos de saúde e orientação ativa de médicos nas suas decisões de tratamento. As complexidades sociais e éticas destas aplicações necessitam uma reflexão mais aprofundada, para provar da sua utilidade médica, valor econômico e desenvolvimento de estratégias interdisciplinares para sua aplicação mais ampla (HAMET; TREMBLAY, 2017).

Enquanto a confiança em diagnósticos e tratamentos não atinge 100%, combinar médicos e máquinas pode melhorar o desempenho dos sistemas. Sistemas cognitivos estão impactando a prática médica por meio de aplicações de PLN para ler literatura científica e coletar registros médicos eletrônicos. Assim, IA pode otimizar a trajetória de pacientes, sugerir terapias mais precisas e reduzir erros médicos, apoiando e ampliando suas funções cognitivas (MILLER; BROWN, 2018). As tecnologias de IA são promissoras e podem alterar a maneira em que a medicina é praticada, mas os médicos precisam estar preparados para a geração da IA (KRITTANAWONG *et al.*, 2017).

A tomada de decisão em medicina é a proposição de hipóteses diagnósticas sugeridas pelo médico após colher e avaliar dados sobre os problemas de saúde de um paciente. Sistemas de Apoio à Decisão Clínica (SADC, do inglês *Clinical Decision Support Systems* – CDSS) podem assistir o profissional nesse processo de tomada de decisão (LOBO, 2017). Assim, do tema de pesquisa procede o problema a ser investigado. A partir do tema desta dissertação, a questão que norteou esta pesquisa é: **Como um Sistema Cognitivo auxilia no processo de**

decisão de um tratamento oncológico em um hospital? Os objetivos desta dissertação estão descritos na seção 1.2, a seguir.

1.2 OBJETIVOS

Em busca de respostas para o problema de pesquisa, estão expostos a seguir, os objetivos desta dissertação.

1.2.1 Objetivo geral

Analisar como um Sistema Cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico.

1.2.2 Objetivos específicos

A pesquisa se norteou nos seguintes objetivos específicos:

a) identificar os profissionais envolvidos no processo de apoio à decisão na oncologia e descrever as atividades desenvolvidas;
b) identificar necessidades e fatores que podem levar a implantação de sistemas cognitivos, para o processo de apoio à decisão na saúde;
c) descrever quais fontes e tipos de dados eram utilizadas no processo de apoio à decisão antes e após a implantação do sistema cognitivo em um hospital;
d) compreender o entendimento dos profissionais envolvidos com o sistema sobre IA e sistemas cognitivos e as percepções relacionadas ao sistema;
e) analisar as contribuições deste sistema para o sistema de saúde, o hospital, os profissionais e os pacientes.

1.3 JUSTIFICATIVA DA PESQUISA

A IA teve sua primeira aplicação conhecida para a área da saúde em 1965, o DENDRAL, com o objetivo de desenvolver uma solução capaz de encontrar as estruturas moleculares orgânicas a partir da espectrometria de massa das ligações químicas presentes em uma molécula desconhecida (FEIGENBAUM; BUCHANAN, 1993). Durante a década de 1970 foi desenvolvido o MYCIN, desenvolvido para identificar bactérias causadoras de infecções no

sangue e recomendar antibióticos de acordo com o peso corporal do paciente, sendo comercializado na década de 1980 (HECKERMAN; SHORTLIFFE, 1992).

A preocupação dos pesquisadores em desenvolver soluções para auxiliar na medicina, acompanhou paralelamente o desenvolvimento da própria IA. Decisões médicas podem ser formuladas como uma pesquisa em algum campo específico, que geralmente são grandes e complexos. Essas decisões são baseadas em testes clínicos que geram grandes quantidades de dados e, no final, o especialista deve tomar uma decisão. A complexidade permite que problemas médicos sejam utilizados como referência para testar e comparar técnicas de ML (KUMAR, 2017). Resultados médicos são armazenados eletronicamente em bancos de dados e servem como um registro da história dos pacientes e como uma fonte de conhecimento (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Com a expansão da internet, a partir do ano 2000, e o surgimento de inúmeras soluções e serviços, grandes volumes de dados estruturados e não estruturados fizeram surgir problemas relacionados à interpretação de dados não estruturados que até então esses sistemas programáveis não conseguiam resolver (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Eram necessárias soluções que deveriam ser especialistas e aprender por conta própria para resolver problemas complexos, dinâmicos e, ao mesmo tempo, tratar *big data* (HWANG; CHEN, 2017).

A quantidade de dados gerada cresce a cada dia, portanto sua exploração requer o uso de ferramentas mais sofisticadas de processamento computacional. Passou-se do problema da coleta de dados para a compreensão, ou seja, transformar dados em conhecimento, conclusões e ações (KERSTING; MEYER, 2018). IA nasceu como um conceito a frente a capacidade de computação então disponível. Essa foi uma das razões que a fez chegar ao seu pico de uso apenas os últimos anos, em meados de 2012, quando os recursos de computação pertinentes estavam disponíveis (HWANG; CHEN, 2017).

Nesse período surgiu a computação cognitiva. Suportada por tecnologias de IA, como PLN, geração de hipóteses baseada em evidências, ML, entre outros algoritmos e tecnologias que analisam as evidências em diferentes dimensões como tema, popularidade, confiabilidade da fonte de informação, entre outras, em especial no tratamento de *big data*. A computação cognitiva é voltada à geração de conhecimento baseado na interpretação e extração de significado dos dados, primariamente não estruturados, os quais seriam difíceis de ser tratados por meio dos sistemas programáveis tradicionais (KUMAR, 2017).

O volume de dados aumenta porque, na era do conhecimento, a população mundial já ultrapassa os 7 bilhões, com uma taxa anual de crescimento médio nos últimos 10 anos de 1,2%

(WORLDOMETERS, 2018). Com isso, crescem os problemas enfrentados pelo desenvolvimento. A saúde é uma das áreas que recebe maior atenção. Tanto que em 2015, a Organização das Nações Unidas (ONU) formalizou a Agenda 2030, Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), 17 objetivos, ilustrados na Figura 1, e metas para acabar com a pobreza, promover a prosperidade e o bem-estar para todos, proteger o meio ambiente e enfrentar as mudanças climáticas (UNITED NATIONS, 2015).

Figura 1 – 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

Fonte: United Nations (2015).

Esta dissertação se concentra no Objetivo 3 – assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar para todos, em todas as idades. A principal meta desse objetivo, em aderência a esta pesquisa, é reduzir em um terço a mortalidade prematura por Doenças Não Transmissíveis (DNT) via prevenção e tratamento, até 2030 (UNITED NATIONS, 2015). As Doenças Crônicas não Transmissíveis (DCNT), segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), são a principal causa de óbitos no planeta, correspondendo a 63% dos óbitos em 2008 (BRASIL, 2011).

Mais de 80% destes casos acontecem em países subdesenvolvidos ou em desenvolvimento, alimentados pela pobreza, com a comercialização de produtos prejudiciais à saúde, a urbanização rápida e o aumento populacional (BRASIL, 2011). A Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS) destaca que as principais DCNTs são as doenças cardiovasculares, o câncer, a diabetes e as doenças respiratórias e alerta que muitas vidas podem ser salvas por meio do diagnóstico precoce e do acesso melhorado a tratamentos acessíveis e de qualidade, bem como de uma abordagem de todo o governo para reduzir os principais fatores

de risco (OPAS, 2018).

O câncer é a segunda principal causa de óbitos em todo o mundo e foi responsável por 8,8 milhões de óbitos em 2015. Câncer de pulmão, próstata, colorretal e fígado são os tipos mais comuns de câncer em homens, enquanto câncer de mama, colorretal, pulmão, colo do útero e estômago são os mais comuns entre as mulheres. Para reduzir esses números, são necessários programas eficazes e acessíveis para o diagnóstico precoce, a triagem, o tratamento e os cuidados paliativos. Para isso, são necessárias ações para melhorar o tratamento do câncer e atingir metas globais para reduzir esses óbitos (WHO, 2018).

Para o Brasil o Ministério da Saúde, por meio do Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva (INCA), estima cerca de 600 mil casos novos de câncer para 2018 e alerta que a incidência de câncer no mundo cresceu 20% da última década (INCA, 2017). O impacto se dá principalmente nos países de média e baixa renda, porque o acesso a diagnósticos e tratamentos é desigual. Em muitos países, o diagnóstico de câncer é tardio, o tratamento é caro ou inacessível (WHO, 2018). O Rio Grande do Sul é o estado do país que tem o maior número de municípios onde o câncer é a principal causa de óbitos. Dos 497 municípios gaúchos, em 140 é a doença que mais faz vítimas. Enquanto no restante do Brasil os óbitos pela doença representam 16% do total, no estado o índice chega a 33% (INCA, 2017).

Com base nisso, Hospital do Câncer Mãe de Deus (HCMD), de Porto Alegre – RS, foi o pioneiro na América do Sul a utilizar a plataforma de IA contra o câncer, o *Watson for Oncology*, desenvolvido pela IBM. Conectado às inovações e aos principais avanços da oncologia, o hospital implantou essa tecnologia de vanguarda que abrevia a busca pelo melhor tratamento possível, fortalecendo a relação do médico com seu paciente. O sistema integra-se ao trabalho da equipe médica e passa a fornecer aos profissionais opções terapêuticas baseadas em evidências científicas mundiais (HCMD, 2018).

Como sistema cognitivo, analisa *big data* a fim de apontar alternativas individualizadas e orientadas ao perfil de cada paciente diagnosticado com câncer. Considera informações clínicas, histórico e resultados de exames, fornecidos pelo médico diretamente no sistema. A partir disso, informa a relevância de cada tratamento identificado e fornece links de apoio para essas alternativas, incluindo pontos importantes como medicamentos e possíveis efeitos colaterais. Deste modo, a solução auxilia e qualifica a decisão do oncologista pelo melhor tratamento disponível à demanda, favorece a assertividade e acelera o processo de pesquisa (HCMD, 2018).

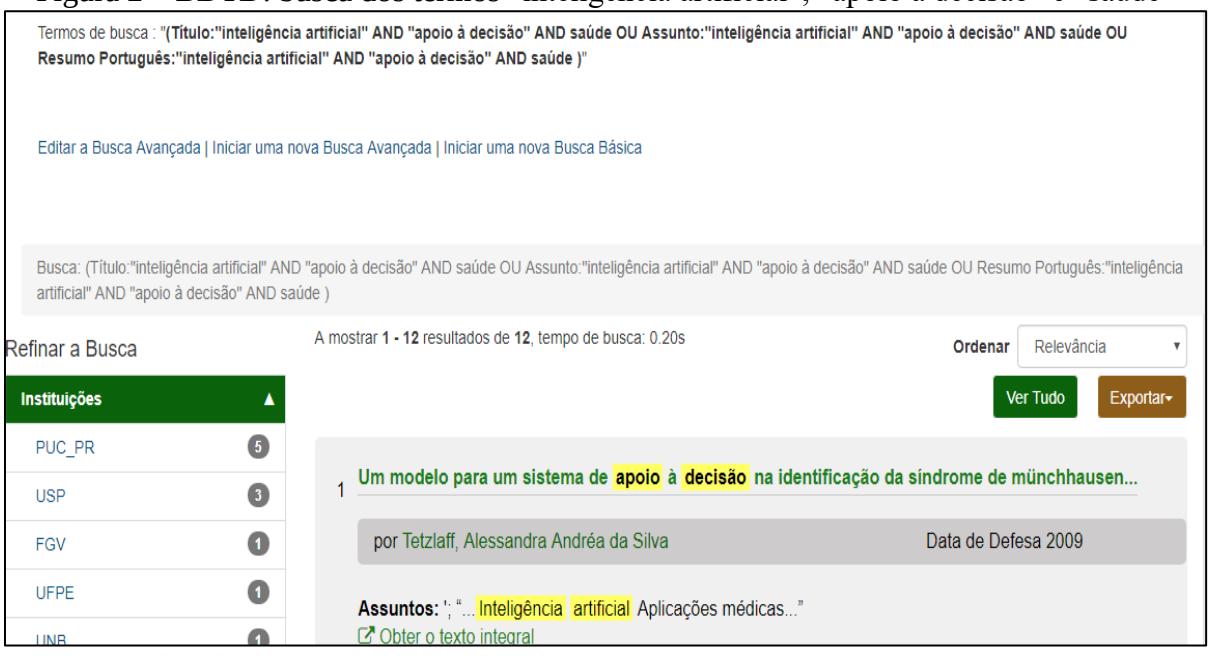
Nesse sentido, justifica-se a importância desta pesquisa, que pretende estudar como

um sistema cognitivo se comporta auxiliando no processo de apoio à decisão no HCMD, da cidade de Porto Alegre, sul do Brasil. No Rio Grande do Sul, estado com o maior índice de óbitos causadas pelo câncer, o IBM *Watson for Oncology* pode ser uma tentativa para diminuir os erros e acelerar o tratamento e, assim, contribuir com a meta de reduzir o número de óbitos causados pelas DCNTs, estabelecida no 3º objetivo dos ODS e levar o tratamento ao maior número de pessoas diagnosticadas com câncer.

1.3.1 Relevância da Pesquisa

Para contribuir na justificativa desta dissertação, foi realizada uma busca na Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações (BDTD), no mês de julho de 2017, baseada nos conceitos a serem pesquisados e a área do objeto de estudo, com incidência nos campos "título" ou "assunto" ou "resumo português". Assim, a primeira busca foi feita com o termo "inteligência artificial", que resultou em 2.076 estudos, dos quais 1.314 dissertações e 762 teses. Adicionado o termo "apoio à decisão" e "saúde", a busca retornou 10 dissertações e 2 teses, conforme Figura 2. Os resumos das 12 pesquisas foram lidos e analisados, destaca-se que, exceto um que analisa a implantação de um Sistema Especialista (SE) para apoio à decisão num centro de diagnóstico médico, todos os demais trabalhos abordam ferramentas ou técnicas de IA para desenvolvimento de ensaios, modelos ou sistemas para apoio à decisão na área da saúde.

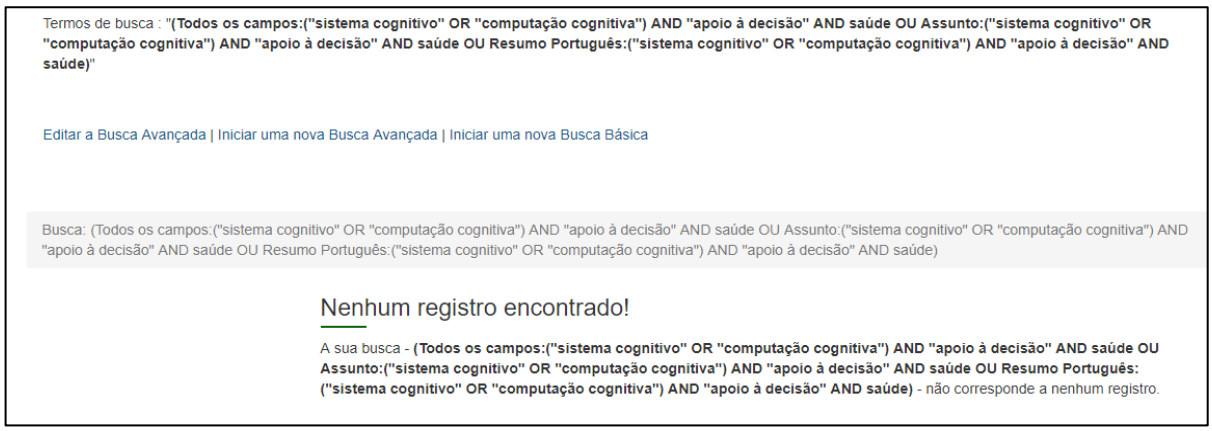
Figura 2 – BDTD: busca dos termos "inteligência artificial", "apoio à decisão" e "saúde"



Fonte: BDTD (2017).

Foi realizada a mesma busca com o termo “sistema cognitivo”, adicionado o operador booleano “OR”, que segundo a BDTD (2017) amplia a busca, retornando registros que contenham pelo menos um dos termos inseridos e adicionado o termo “computação cognitiva”, por ser uma subárea recente da IA, alguns pesquisadores equivocadamente se referem a ambos os termos com o mesmo significado. Como resultado, obteve-se 63 estudos, dos quais 35 dissertações e 28 teses. Adicionado o termo “apoio à decisão” e “saúde”, a busca retornou não retornou resultados, conforme Figura 3.

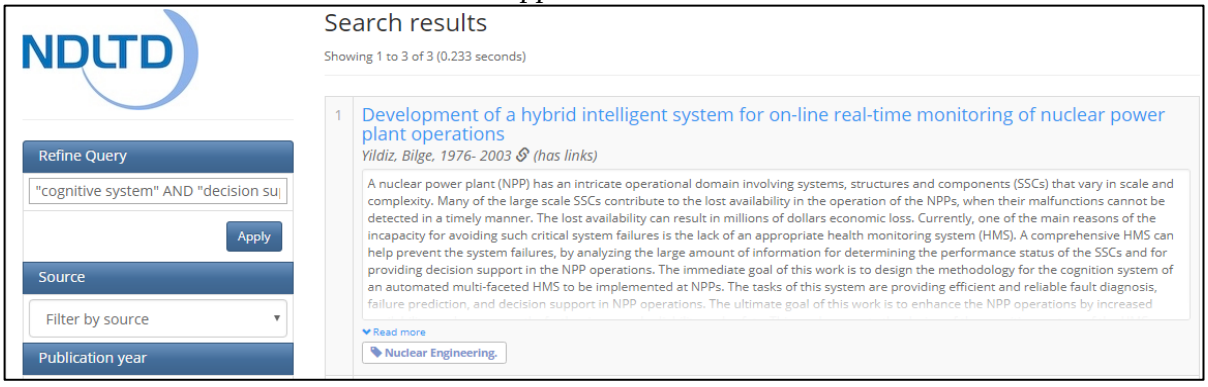
Figura 3 – BDTD: busca dos termos “sistema cognitivo” ou “computação cognitiva”, “apoio à decisão” e “saúde”



Fonte: BDTD (2017).

Assim, partiu-se para uma busca com esses termos e os operadores booleanos em inglês: ("cognitive system" OR "cognitive computing") AND "decision support" AND health, na *Networked Digital Library of Theses and Dissertations* (NDLTD), base internacional de Teses e Dissertações, retornando 3 resultados, conforme Figura 4, porém nenhum relacionado com o tema da pesquisa.

Figura 4 – NDLTD: busca dos termos "*cognitive system*" ou "*cognitive computing*", "*decision support*" e *health*



Fonte: NDLTD (2017).

Além destas buscas em bases de teses e dissertações, pesquisas como as de Reumann e Böttcher (2016), Lobo (2017), Krittanawong *et al.* (2017), Bini (2018) e Miller e Brown (2018), apresentam proposições teóricas relacionadas a tecnologias de IA na saúde, como sistemas cognitivos e ferramentas de aplicação, como *big data* e ML, que possibilitem tornar realidade parcerias entre os seres humanos e essas tecnologias, com o objetivo de transformar os cuidados de saúde em escala global para disponibilizar sistemas que apoiem decisões clínicas com maior acurácia (LOBO, 2017). Sistemas cognitivos que entendem, raciocinam e aprendem, estão ajudando as pessoas a expandir sua base de conhecimento, melhorar sua produtividade e aprofundar os seus conhecimentos (REUMANN; BÖTTCHER, 2016).

A partir desses trabalhos teóricos, que abordam apenas reflexões, percebe-se a relevância de pesquisar empiricamente o uso de sistemas cognitivos como forma de apoiar decisões clínicas. Assim, propõe-se nesta dissertação uma pesquisa aplicada dessas abordagens, como forma de contribuir com os estudos teóricos do tema, investigando o uso dessas tecnologias na saúde. A seguir é apresentado o Referencial Teórico da Dissertação.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Para a construção da base teórica desta dissertação, foram selecionados a partir de leituras sobre temas relacionados, as abordagens teóricas desenvolvidas são: Inteligência Artificial (2.1), Computação Cognitiva (2.2) e Sistemas de Apoio à Decisão (2.3). De todas as abordagens foi apresentada uma contextualização histórica e ferramentas necessárias para sua aplicação.

2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Para subsidiar o referencial teórico desta dissertação, nesta subseção sobre IA, foram realizadas buscas nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science* com o termo: "*artificial intelligence*". As buscas foram efetuadas conforme as Leis da Bibliometria: Lei de Lotka (1926) referente à produtividade científica de autores; Lei de Bradford (1934) referente à produtividade e periódicos e Lei de Zipf (1949) referente à frequência das palavras. O termo "inteligência artificial" foi utilizado na BDTD e, para obter um suporte teórico e de conhecimento sobre o que os pesquisadores de nível *Stricto Sensu* pesquisaram em cada tema desta dissertação, foi realizada uma busca na base internacional de Teses e Dissertações, NDLTD, com o termo "*artificial intelligence*".

Na base *Scopus*, a Lei de Zipf retornou 278.069 documentos para a frequência do termo "*artificial intelligence*", na busca nos campos título, resumo e palavras-chave, conforme Anexo A. Na segunda rodada foram aplicados os filtros de documentos do tipo artigo ou revisão na área de ciências sociais, tipo da fonte ser revista e excluídos os resultados que apresentassem os termos engenharia ou algoritmo, por se tratarem de trabalhos de técnicas de desenvolvimento de aplicações. Assim, obteve-se 3.789 artigos, dos quais foram lidos os dez mais citados e os dez mais recentes, conforme Apêndice A. O Anexo A comprova essa busca.

Na mesma base e com os mesmos filtros, é possível identificar, por meio da Lei de Lotka (1926), os autores com maior produção. Walton com 19 artigos e Bench-Capon com 16 artigos se destacam, conforme Anexo A. Pela Lei de Bradford (1934), os periódicos e *Journals* que se destacam com mais publicações sobre o tema, são o *Artificial Intelligence* com 678, observando que é o periódico mais antigo, com as primeiras publicações no final da década de 1960, o *Artificial Intelligence Review* com 165 publicações, o *Artificial Intelligence And Law* e o *International Journal Of Artificial Intelligence In Education* com 113 publicações,

comprovadas no Anexo A.

Na base *Web of Science*, a Lei de Zipf retornou 30.280 documentos para a frequência do termo "*artificial intelligence*", conforme Anexo A. Foram aplicados os mesmos filtros de busca da *Scopus*. Assim, obteve-se 117 artigos, dos quais também foram lidos os dez mais citados e os dez mais recentes, conforme Apêndice A. O Anexo A comprova essa busca. Aplicada a Lei de Lotka (1926), 8 autores destacam-se com 2 artigos cada, conforme Anexo A. Pela Lei de Bradford (1934), os periódicos e *Journals* que se destacam com mais publicações são o *Daedalus*, *Journal* multidisciplinar com foco nas ciências sociais do *Massachusetts Institute of Technology* (MIT), com 11 publicações e o *Social Science Computer Review* com 10 publicações, comprovadas no Anexo A. A partir das buscas, os artigos lidos estão apresentados no Apêndice A.

Na BDTD também foi realizada uma busca com o termo "inteligência artificial" no título, ou assunto, ou resumo em português, que retornou 1.539 documentos, conforme Anexo A. Refinando a busca, foram excluídos documentos que apresentassem no título, ou assunto, ou resumo em português os termos engenharia ou algoritmo. Assim, obteve-se 39 documentos, conforme Anexo A, dos quais 30 dissertações e 9 teses. Foram lidos os resumos de todos os documentos e os trabalhos identificados com a temática desta dissertação, foram utilizados na construção do referencial teórico.

Por fim, na NDLTD foi realizada uma busca com o termo "*artificial intelligence*", que retornou 6.556 documentos, conforme Anexo A. Refinando a busca, foram excluídos documentos que apresentassem no título, ou assunto, ou resumo os termos engenharia ou algoritmo, selecionado o idioma inglês e documentos classificados pela base com "*Artificial*" e "*Intelligence*", de 2012 até 2017. Assim, obteve-se 31 documentos, conforme Anexo A, os quais foram lidos os resumos de todos os documentos e os trabalhos identificados com a temática desta dissertação, também foram utilizados na construção do referencial teórico.

John McCarthy, um dos pioneiros nos estudos da área de IA, a definiu como a ciência e engenharia de fazer máquinas inteligentes, especialmente programas de computador inteligentes (CHANDRASEKAR, 2014). IA é a parte da ciência da computação voltada para o desenvolvimento de sistemas de computadores inteligentes, que apresentam características as quais associa-se com a inteligência no comportamento humano, como compreensão da linguagem, aprendizado, raciocínio, resolução de problemas (BARR; FEIGENBAUM, 1981).

Para definição de IA, Simon (1960) definiu o termo "artificial" como um artefato produzido pelo homem e que têm uma determinada forma e comportamento apenas porque eles se adaptam (ou são adaptados), em referência a objetivos ou propósitos, ao seu ambiente. Ashby

(1961) havia definido que "inteligência", a nível de máquina, caracteriza-se como um sistema que utiliza a informação e a processa com alto grau de eficiência para atingir um alto grau de seleção apropriada. Depois, Nilsson (1973) afirmou que os pesquisadores de IA objetivavam desenvolver programas de computador que poderiam executar tarefas intelectuais executadas pelos seres humanos, para que estes entendam a linguagem natural e executem tarefas de automação. Assim, a pesquisa em IA procura encontrar processos eficientes em máquinas para realizar tarefas complexas, imitando o processamento humano, quando estas provam ser a maneira mais eficiente para fazer o trabalho (SMITH, 1976).

IA é conhecida como a parte da Ciência da Computação que compreende o desenvolvimento de sistemas computacionais que exibam características associadas, quando presentes no comportamento humano, à inteligência (BARR; FEIGENBAUM, 1981). Para Garfield (1983), IA é uma mistura de ciência cognitiva, psicologia e computadores. A simulação do pensamento humano era o objetivo de todos os programas de IA, tanto que os pesquisadores foram divididos em dois campos: a) de um lado, Marvin Minsky, do MIT, acreditava que os pesquisadores deviam desenvolver programas que incluíssem informações do tipo “difusas” que os humanos geralmente usam e, b) do outro lado, da *Stanford University*, John McCarthy acreditava que computadores deviam destinar-se a razão, de acordo com a linguagem precisa da lógica matemática. As máquinas não poderiam lidar com o fato de que palavras e frases pudessem ter significados múltiplos (GARFIELD, 1983).

IA começou como um campo cujo objetivo era reproduzir a inteligência em nível humano em máquinas. Brooks (1991) acreditava que a inteligência de nível humana era complexa. Para isso, defendia desenvolver IA incremental, devido a complexidade da inteligência em nível humano e por ser pouco compreendida, decompor em subáreas mais especializadas como representação do conhecimento e compreensão de linguagem natural (BROOKS, 1991). Zager e Smadi (1992) continuaram com o entendimento de que IA é um produto da ideia de que computadores podem ser programados para assumir recursos para atuar como a inteligência humana, tais como aprendizado, raciocínio, adaptação e autocorreção.

Algumas definições de IA já foram apresentadas. Wachsmuth (2000) assume que IA é o campo de estudo da computação que torna possível a percepção, a razão e a ação. O raciocínio é essencial para a função inteligente. Raciocínio envolve processos internos que geram o pensamento sobre o que poderia ser a melhor maneira de agir antes de realmente ir para a ação. IA também pode ser definida como o ramo da ciência da computação que se ocupa do comportamento inteligente, ou ainda, o estudo de como fazer os computadores realizarem

tarefas cognitivas que os humanos fazem melhor (RICH; KNIGHT, 1994; LUGER, 2004; ABAD; IERKIC; ORTIZ-RIVERA, 2016). O princípio fundamental da IA é a capacidade das máquinas de aprender com as experiências anteriores e fazer o trabalho futuro de acordo com elas, na era do *big data*, onde ML exige enormes recursos computacionais (LI *et al.*, 2015).

Essa relevância da IA é destacada em uma análise bibliométrica na área de ciência da computação, que constatou esse campo como o de maior produção científica (FIALA; TUTOKY, 2017). O objetivo de IA, durante o seu desenvolvimento, sempre foi um algoritmo que aprende, de maneira simples, com capacidade sobre-humana em ambientes desafiadores (SILVER *et al.*, 2017). A seguir foi discorrido de forma detalhada sobre as abordagens da IA (2.1.1); as bases da IA (2.1.2); a história e evolução da IA como ciência (2.1.3); a diferenciação de IA forte e fraca (2.1.4); técnicas e aplicações de IA (2.1.5).

2.1.1 Abordagens da IA

Nossa espécie, *Homo sapiens* deriva do latim, “homem sábio” ou “homem que sabe”, que possuí ou desenvolve inteligência. Durante a evolução da espécie humana, pela importância da inteligência, o homem desenvolve a busca pela compreensão sobre “como pensamos”, a formação do pensamento e o que o leva a pensar (RUSSELL; NORVIG, 2013). Abad, Ierkic e Ortiz-Rivera (2016) definiram inteligência como uma capacidade mental, que de maneira simples, envolve a capacidade de raciocinar, planejar, resolver problemas, pensar abstratamente, compreender ideias complexas, aprender rapidamente e aprender com a experiência.

A IA é um campo recente da ciência, que começou a se desenvolver após o início da Segunda Guerra Mundial, mais precisamente em 1956 (RICH; KNIGHT, 1994). Assim, a IA é considerada um campo universal e com espaço para descobertas e o seu desenvolvimento. Historicamente a IA evoluiu em caminhos diferentes, que se tornaram abordagens distintas, uma centrada no lado humano e outra no racional, uma combinação da matemática e engenharia (RUSSELL; NORVIG, 2013; ČERKA; GRIGIENė; SIRBIKYTė, 2015). No Quadro 1, destaca-se as abordagens.

Quadro 1 – Abordagens da IA

	Humano	**Racional**
Pensar, raciocinar	Pensar como um humano	Pensar racionalmente
Agir, comportamento	Agir como seres humanos	Agir racionalmente

Fonte: adaptado de Russell e Norvig (2013).

Agir de forma humana: proposta de Alan Turing (1950), por meio do conhecido Teste de Turing (TT, do inglês *Turing Test*), que fornece uma definição operacional de IA: um computador poderá ser comparado a um humano, se após propostas perguntas à uma máquina e um humano, não for descoberto quais respostas são da máquina e quais são do humano. O TT compreende seis disciplinas da IA que ainda permanecem relevantes: a) PLN; b) representação de conhecimento; c) raciocínio automatizado; d) ML; e) visão computacional; e f) robótica.

Pensar como um humano: para isso é necessário adentrar na mente humana. Isso pode ser através da introspecção – captando pensamentos; através de experimentos psicológicos – observação de uma pessoa; e através de imagens cerebrais – observando o cérebro em ação. Expressado a primeira vez em um programa computacional em 1957, no Solucionador de Problemas Gerais (do inglês, *General Problem Solver* – GPS) para funcionar como uma máquina universal de solucionar problemas. Qualquer problema simbólico formalizado poderia ser resolvido, em princípio, pelo GPS, que foi o primeiro programa de computador a incorporar essa abordagem: separava o conhecimento dos problemas (regras representadas como dados de entrada) de sua estratégia de como resolver os problemas (uma máquina solucionadora genérica) (NEWELL; SIMON, 1988).

Pensar racionalmente: teve início com o "pensamento correto" de Aristóteles, que originou o campo da lógica. O pensamento racional contribui para que diferenciar o certo do errado, onde o certo tem razão e o errado não tem razão. Pensar racionalmente é pensar de forma organizada e esclarecida, sem contradições e sem influência de emoções (ZADEH, 2008). Esse campo foi desenvolvido no século XIX, chegando em 1965 com programas que resolviam qualquer problema com solução conhecida. No estágio atual, a IA espera aperfeiçoar esses sistemas e torná-los inteligentes (RUSSELL; NORVIG, 2013; ČERKA; GRIGIENė; SIRBIKYTė, 2015).

Agir racionalmente: o agente racional é destacado, como um sistema programado para agir e alcançar o melhor resultado ou em casos de incerteza, o melhor resultado esperado. Nessa abordagem, a considerada "racionalidade perfeita" seria o sistema sempre fazer o correto, de acordo o ambiente e se adapte a mudanças (RUSSELL; NORVIG, 2013; ČERKA; GRIGIENė; SIRBIKYTė, 2015).

Misselhorn (2018) apresentou o campo emergente da Moralidade Artificial. Um campo emergente da IA que explora como e se sistemas artificiais podem ser fornecidos com capacidades morais. Ela destaca o impacto em nossas vidas e a importância de discutir a possibilidade de moralidade artificial e suas implicações para os indivíduos e a sociedade. Uma

razão é que as máquinas podem ser melhores agentes morais do que os seres humanos, uma vez que não estão sujeitas a irracionalidade, sedução ou turbulência emocional. Outro ponto para a moralidade artificial, é que as máquinas com capacidades morais parecem ser máquinas melhores e, assim, alcançariam melhor o objetivo principal da tecnologia, que é melhorar a vida humana. Ainda, com a IA presente no nosso cotidiano, sendo inserida e competindo com humanos, remete a questões relativas à segurança e responsabilização decorrentes de acidentes envolvendo tomada de decisão autônoma por parte de IA/robôs (LEE; PARK, 2017). A seguir serão abordadas as bases da IA.

2.1.2 Bases da IA

A IA é formulada com contribuições de disciplinas, com ideias, pontos de vista e técnicas de diversas áreas. Na **filosofia**, Aristóteles (384-322 a.C.) desenvolveu um sistema informal de silogismos, um conjunto de leis que governam a parte racional da mente, para o raciocínio apropriado, o que permitia gerar conclusões mecanicamente, partindo de premissas iniciais. Depois, Blaise Pascal (1623-1662) criou a pascalina – máquina de calcular que, segundo ele, "produz efeitos que parecem mais próximos ao pensamento que todas as ações dos animais". Junto com Descartes (1596-1650), defendiam o entendimento do mundo a partir da razão, do racionalismo. Descartes também propôs o dualismo – corpo e mente, material e espiritual, formando a inteligência. Ainda se destaca as contribuições de Francis Bacon (1561-1626) que iniciou o movimento do empirismo, junto com John Locke (1632-1704) com sua clássica afirmação: "Não há nada na compreensão que não estivesse nos sentidos" (RUSSELL; NORVIG, 2013; FLASIńSKI, 2016).

A **matemática** contribuiu por meio de três áreas: lógica, computação e probabilidade. A primeira surgiu na Grécia antiga e se desenvolveu com a lógica booleana (1847), de George Boole (1815-1864). Acredita-se que o primeiro algoritmo foi o de Euclides (para calcular o maior divisor comum, em 300 a. C.), mas o primeiro algoritmo computado é atribuído à Turing, que deu origem à computabilidade de problemas. A probabilidade é resultante dos resultados possíveis de jogos de azar. Por conseguinte, Bayes propôs uma regra para atualizar probabilidades a luz de novas evidências, tornando-a conhecida como Análise Bayesiana, a base para a maioria das abordagens para raciocínio em sistemas de IA (RUSSELL; NORVIG, 2013; FLASIńSKI, 2016).

Na **economi**a, com a teoria da decisão – probabilidade combinada com a teoria da utilidade, a IA estuda como as pessoas fazem escolhas que levam a resultados preferenciais

(envolvendo o fator ambiente), em ambientes de incerteza. Relaciona-se à forma e ao estudo do comportamento e fenômenos psíquicos (reais ou fictícios) daqueles que tomam as decisões, a identificação de valores, incertezas e outras questões relevantes em uma dada decisão, sua racionalidade, as condições pelas quais após um processo será levado a ter como resultado a decisão ótima. É um campo relacionado intimamente com a teoria dos jogos. Na teoria dos jogos, quando o resultado depende não só da estratégia própria de um agente e das condições de mercado, mas também das estratégias escolhidas por outros agentes que possivelmente têm estratégias diferentes ou objetivos comuns (RUSSELL; NORVIG, 2013; FLASIńSKI, 2016).

Na **neurociência**, ocorre o estudo do sistema nervoso, do cérebro. Células nervosas, os neurônios (individualmente) são estimulados, permitindo relacionamentos de entrada e saída de informação, por meio de conexões nomeadas de sinapses (RUSSELL; NORVIG, 2013). Searle (1980) afirmou que uma coleção de células simples pode levar ao pensamento, à ação e à consciência, geram mentes, ou seja, processar e responder a informações de entrada do cérebro. Entretanto, comparar o cérebro humano ao processamento de supercomputadores pode ser equivocado, pois não se sabe como atingir o nível de inteligência do cérebro, por não se ter conhecimento se o cérebro utiliza todos os seus neurônios simultaneamente (RUSSELL; NORVIG, 2013).

As origens da **psicologia** científica remontam ao trabalho do físico alemão Herman von Holtz (1821-1894) e de seu aluno Wilhelm Wundt (1832-1920) sobre a visão humana. A carência de dados introspectivos do comportamento animal e de uma metodologia objetiva, motivou os biólogos a criar o movimento chamado behaviorismo, liderado por John Watson (1878-1958), que rejeitava qualquer teoria que envolvesse processos mentais com base no fato de que a introspecção não poderia fornecer evidências confiáveis. Os behavioristas estudavam apenas medidas objetivas das percepções (estímulos) dados a um animal e suas ações resultantes (respostas). Os trabalhos de William James (1842-1910) originaram a psicologia cognitiva, que analisa o cérebro como um dispositivo de processamento de informações. Kenneth Craik (1914-1945) restabelece a legitimidade de termos “mentais” como convicções e metas, sendo tão científicos quanto as medidas objetivas das percepções e suas resultantes, propostas pelo behaviorismo. Craik também lançou as bases para o conceito de modelos mentais, que a mente forma modelos de realidade e os usa para prever eventos futuros similares, tornando-se um dos primeiros praticantes da ciência cognitiva (RUSSELL; NORVIG, 2013).

A **engenharia** é responsável por construir artefatos para se juntar a IA, sendo o computador o artefato mais utilizado. Data do século XVII, o tear mecânico, a primeira máquina

programável (1805), criada por Joseph Marie Jacquard (1752-1834), utilizava cartões perfurados nos teares para armazenar instruções. No século XIX, Charles Babbage (1791-1871) projetou duas máquinas: a Máquina Diferencial, para calcular tabelas matemáticas, e a Máquina Analítica, que incluía memória endereçável, programas armazenados e saltos condicionais. A ajudante de Babbage, Ada Lovelace escreveu programas para a máquina analítica e é considerada a primeira programadora do mundo. O *Electronic Numerical Integrator and Computer* (ENIAC) foi o primeiro computador digital eletrônico de grande escala e mais influente, utilizava a técnica dos cartões perfurados de Jacquard. O ENIAC foi desenvolvido entre 1943 e 1946, por John Mauchly e John Eckert, como parte de um projeto militar. Com o desenvolvimento da tecnologia o computador ganhou velocidade, capacidade e o preço reduziu. Na área de software, a IA obteve os sistemas operacionais e as linguagens de programação (RUSSELL; NORVIG, 2013).

A **teoria do controle**, desenvolvida no século XIX por Norbert Wiener (1894-1964) e impressa no seu livro *Cybernetics* (1948), despertou o público para a possibilidade de máquinas dotadas de IA. Sua teoria contribui no comportamento consciente como resultado de um mecanismo regular para tentar minimizar a diferença entre o estado atual e o objetivo. Sua visão é próxima da visão da IA: sistemas que se comportem de maneira ótima (RUSSELL; NORVIG, 2013). A linguística compreende a relação de linguagem e pensamento. Ela exige a compreensão do assunto e do contexto, não apenas a estrutura das frases, no campo do PLN. É responsável pela representação do conhecimento e colocá-lo em forma que o computador possa utilizá-lo (RUSSELL; NORVIG, 2013). Após as abordagens da IA, a seguir é a apresentada a evolução histórica da IA.

2.1.3 História e evolução da IA

A IA se desenvolve desde 1943, com o reconhecido modelo de neurônios artificiais de McCulloch e Pitts, que era baseado na fisiologia básica e da função dos neurônios no cérebro, mais a análise formal da lógica proporcional e a teoria da computação de Turing. Por meio desse trabalho mostraram que qualquer função computável podia ser calculada e sugeriram que essas redes seriam capazes de aprender (MCCULLOCH; PITTS, 1943).

O surgimento da IA foi marcado por outros trabalhos que na época eram considerados da área da matemática. Alan Turing, um matemático britânico, cujo trabalho em criptografia foi reconhecido por Winston Churchill como crucial para a vitória dos Aliados na Segunda Guerra Mundial, foi também um pioneiro na ciência da computação. A visão de Turing foi a

mais influente na área da IA (RUSSELL; NORVIG, 2013; FRANKISH; RAMSEY, 2014; FLASIńSKI, 2016). Em 1950, no artigo *Computing Machinery and Intelligence*, apresentou o TT, que compreendia ML, algoritmos genéticos e aprendizado por reforço (TURING, 1950).

Em 1956 a IA surgiu para o mundo no *Dartmouth College* (EUA), quando pesquisadores influentes da área se reuniram num seminário de dois meses, sob a ideia de que cada aspecto do aprendizado ou qualquer outra característica da inteligência, poderia ser descrita e uma máquina seria capaz de simulá-la. Essa máquina poderia também resolver problemas até então solucionados por seres humanos e, ainda, se aperfeiçoar. Entre os temas do seminário, estava a teoria dos autômatos, redes neurais e estudos da inteligência, que concentraram as pesquisas nas próximas duas décadas (RUSSELL; NORVIG, 2013; FLASIńSKI, 2016).

Esse seminário foi um divisor para a IA se tornar um campo separado na ciência: tinha a ideia de reproduzir características humanas como a criatividade, o autoaperfeiçoamento e uso da linguagem, e por ser um ramo da ciência da computação, tentando construir máquinas autônomas para ambientes complexos e em transformação. Assim, a IA era diferente de todos os outros campos, que não tratavam essas questões (RUSSELL; NORVIG, 2013; FLASIńSKI, 2016).

Foi John McCarthy, em 1959, no MIT, que definiu LISP (*LISt Processing* – processamento de listas) a linguagem de programação em IA por trinta anos. No mesmo ano publicou o artigo *Programs with common sense*, que descrevia o *Advice Taker*, um programa projetado para usar conhecimento com a finalidade de buscar de soluções para problemas, ainda relevante sessenta anos depois (MCCARTHY, 1959).

O início da IA foi cercado de previsões otimistas, mas apesar dos avanços, os testes dos programas eram desastrosos. Os desastres não estavam ligados a lógica, mas porque os desenvolvedores não conheciam o contexto dos problemas que estavam tentando resolver. O avanço tecnológico também não acompanhava os programas, assim como a própria dimensão do contexto dos problemas (RUSSELL; NORVIG, 2013).

Os SEs surgiram baseados em conhecimento e raciocínio para resolver problemas. Após o projeto pioneiro de um SE em 1965, o DENDRAL, em 1970 foi lançado o MYCIN. Era um sistema para diagnóstico médico, capaz de se sair tão bem no diagnóstico de infecções sanguíneas quanto alguns especialistas e melhor que médicos em início de carreira. O MYCIN foi desenvolvido a partir de entrevistas com especialistas, levadas a exaustão. Os especialistas se alimentavam de três fontes: livros didáticos, de outros especialistas e da experiência de

estudos de caso (SHORTLIFFE; BUCHANAN, 1975; HECKERMAN; SHORTLIFFE, 1992).

Ainda, Laird, Newell e Rosenbloom (1987) criaram uma arquitetura cognitiva, SOAR, com o objetivo de desenvolver agentes que podem executar e codificar uma ampla gama de tarefas, usar e aprender todos os tipos de conhecimento para realizar todas as capacidades cognitivas encontradas em humanos, como tomada de decisão, resolução de problemas, planejamento e compreensão da linguagem natural. Ou seja, uma arquitetura cognitiva capaz de fornecer a base para um sistema de comportamento inteligente geral, que é utilizado por pesquisadores de IA para criar agentes inteligentes e modelos cognitivos de diferentes aspectos do comportamento humano, conforme apresentado na subseção 2.2.

A partir do início da década de 80, SEs auxiliaram corporações americanas a economizar milhões anualmente, passando para bilhões no final da década. Também cresceu o número de empresas desenvolvendo SEs, sistemas de visão, robôs e softwares e hardware especializado. A evolução da IA discorre sobre a criação de aplicações eficientes com base nas suas raízes: máquinas que penam, que aprendem e que criam. Também a ênfase da IA é discutida: no algoritmo ou nos dados (RUSSELL; NORVIG, 2013; FRANKISH; RAMSEY, 2014; FLASIńSKI, 2016). Com o passar do tempo, foram se destacando duas linhas de pesquisa: uma biológica, centrada em torno do funcionamento do cérebro e dos neurônios; e uma outra, fruto do estudo da cognição, do raciocínio (JESS, 2004). A seguir é abordada a diferenciação de IA Fraca e Forte.

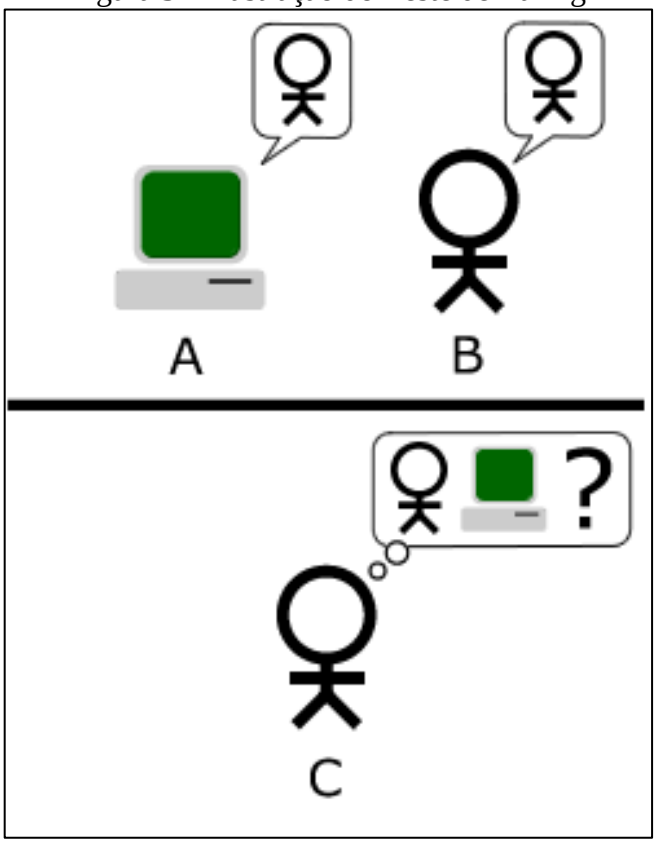
2.1.4 IA Fraca e Forte

O matemático britânico Alan Turing propôs o TT como um substituto para a pergunta "Podem máquinas pensar?". Interpretação mais comum do TT, segundo a qual um jogador C, o interrogador, fica incumbido de tentar determinar qual jogador – A ou B – é um computador e qual é um humano, conforme ilustrado na Figura 5. O interrogador limita-se a usar as respostas às perguntas escritas, a fim de tomar a decisão (TURING, 1950; SAYGIN; CICEKLI; AKMAN, 2000).

Com o TT, Turing (1950) definiu que se o computador for realmente inteligente, ele deverá ser capaz de enganar o interrogador, fazendo com que ele não tenha certeza quem é o humano e quem é o computador. Esses sistemas podem agir de forma inteligente, ou agir como se fossem inteligentes (ou como se tivessem mentes). No entanto, mesmo se estes sistemas agissem de forma inteligente, não seriam entidades verdadeiramente inteligentes, no máximo simulações de comportamentos inteligentes, o conceito de IA Fraca (SEARLE, 1980). Foi

Searle (1980) que destacou a hipótese da IA Forte: afirmou que sistemas de IA podem realmente pensar e ter uma mente genuína. Neste caso, estes sistemas não seriam apenas simulações de inteligência, mas entidades realmente inteligentes.

Figura 5 – Ilustração do Teste de Turing



Fonte: Saygin, Cicekli e Akman (2000).

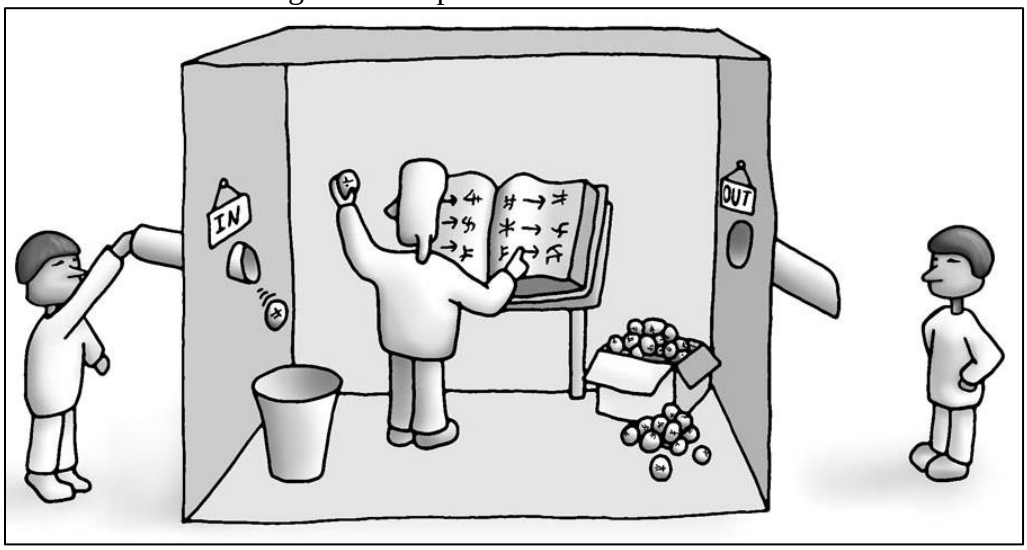
Para sustentar essa crítica ao TT, John Searle, filósofo estadunidense, obteve notoriedade pela projeção que suas críticas tomaram, principalmente na apresentação do "argumento da sala chinesa". Este argumento foi apresentado por meio do artigo "*Minds, brains and programs*", em 1980. Neste artigo, Searle deixa claro que não faz nenhuma objeção à hipótese da IA fraca, mas foca-se em delinear uma crítica contundente à hipótese da IA forte (SEARLE, 1980).

O foco das críticas de Searle é a habilidade humana de compreensão (ou entendimento). Ele empenha-se em mostrar que programas de computador não podem exibir esta habilidade (SEARLE, 1980). O filósofo apresenta um experimento mental que ficou conhecido na literatura como "o experimento da sala chinesa".

Dentro de uma sala existe um ser humano que não fala chinês – para exemplificar considerou o inglês. Esta sala tem um canal de entrada e saída de sentenças linguísticas escritas.

Dentro desta sala, há um livro com regras em inglês, que instruem ao ser humano como relacionar sentenças em chinês, conforme Figura 6. Estas regras consideram apenas a forma dos símbolos. É pedido para que o sujeito, dentro da sala, observe as sentenças em chinês que entram na sala, identifique no livro a sentença de entrada, siga as instruções do livro em relação a esta entrada, gere a sentença correspondente, de acordo com as instruções do livro e coloque a sentença correspondente na saída da sala (SEARLE, 1980).

Figura 6 – Experimento da sala chinesa



Fonte: Searle (1980).

Com esse experimento, para um observador externo, as saídas da sala tornam-se indistinguíveis das respostas de um falante nativo de chinês. Em comparação com o TT, as sentenças em chinês que entram na sala podem ser consideradas “perguntas” e as sentenças que saem da sala de “respostas”, sem que o sujeito que está dentro da sala saiba efetivamente que se trata de perguntas e respostas. Quem está dentro da sala está manipulando estas sentenças apenas comparando a forma dos símbolos que entram, com os a forma dos símbolos previstos pelas regras do livro, sem saber o significado de qualquer um dos símbolos que manipula (SEARLE, 1980).

Por meio desse experimento, Searle quis mostrar que, mesmo que sejam geradas respostas razoáveis em linguagem natural, indistinguíveis das que um falante nativo de chinês geraria, não há nenhuma compreensão genuína de chinês na sala, uma vez que, apenas símbolos sem significado estão sendo manipulados. Assim, mesmo que uma máquina conseguisse passar no TT, isto não significaria plena compreensão do que está fazendo (SEARLE, 1980).

As duas visões convivem na área da IA. Uma parcela dos pesquisadores adota a hipótese da IA fraca. Por outro lado, há pesquisas que assumem a hipótese da IA forte, e

dedicam-se a discutir a viabilidade de uma IA geral, perseguindo o objetivo de entidades artificiais que pensam, elaborando e propondo teorias de como poderiam ser realizadas concretamente.

Assim como Searle, Hubert Dreyfus é um filósofo estadunidense e crítico da IA. Sua obra mais marcante é o livro "*What Computers Can't Do*", de 1979, onde ele identifica quatro suposições problemáticas que são assumidas pelos pesquisadores da área, que acabaram guiando as pesquisas da IA (DREYFUS, 1972):

a) **Suposição biológica:** no início das pesquisas em neurologia, os cientistas assumiam que o neurônio disparava em pulsos como portas lógicas similares a dos computadores digitais, sugerindo que o cérebro pudesse ser visto como um manipulador de símbolos binários (zero ou um). Porém, Dreyfus mostrou evidências de que a ação e o instante de ativação dos neurônios possuem, também, componentes analógicos.

b) **Suposição psicológica:** os pesquisadores da IA supunham que a mente podia ser vista como um dispositivo que opera em *bits* de informação de acordo com regras formais. Para Dreyfus existe uma massa de conhecimento de senso comum do qual estamos inconscientes e que é difícil transformá-lo em um encadeamento simbólico.

c) **Suposição epistemológica:** os pesquisadores da IA acreditavam que todo conhecimento podia ser formalizado. Dreyfus rebateu essa suposição. Afirmou que não havia justificativa para essa suposição, uma vez que grande parte do conhecimento humano não era simbólico.

d) **Suposição ontológica**: essa suposição refuta a ideia dos cientistas que afirmavam que o mundo consiste em fatos independentes que podem ser representados em símbolos independentes. Dreyfus denomina essa suposição de ontológica, disciplina filosófica que estuda as propriedades gerais que existem no mundo. Os pesquisadores de IA geralmente assumem que não há limites para o conhecimento formal, isso levanta dúvidas sobre o que podemos realmente saber.

A seguir são apresentadas técnicas e aplicações de IA, que nesta dissertação compreendem Lógica Fuzzy, Redes Neurais Artificiais, Redes Bayesianas e Sistemas Especialistas.

2.1.5 Técnicas e Aplicações de IA

O desenvolvimento de aplicações com base em IA requer o emprego de técnicas que possam representar o conhecimento pré-existente no domínio em que os sistemas são usados. Esse conhecimento pode existir em informações bibliográficas e experiência de profissionais. Nesta seção são apresentadas algumas das técnicas mais empregadas no desenvolvimento de aplicações de IA: Lógica Fuzzy (2.1.5.1), Redes Neurais Artificiais (2.1.5.2), Redes Bayesianas (2.1.5.3) e Sistemas Especialistas (2.1.5.4).

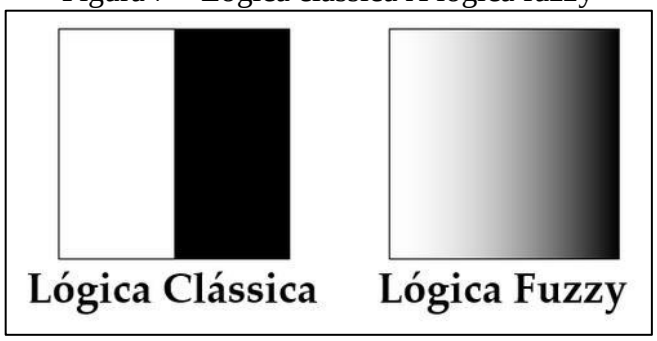
2.1.5.1 Lógica Fuzzy

Os fundamentos da lógica fuzzy foram apresentados por Jan Lukasiewicz (1878-1956), que em 1920 desenvolveu e introduziu conjuntos com grau de pertinência que eram combinados aos conceitos da lógica aristotélica (Lógica Clássica). Esses conjuntos deram embasamento para Lofti Asker Zadeh, na década de 60, professor de Ciências da Computação da Universidade da Califórnia, ser o primeiro autor a publicar sobre lógica fuzzy (CHENCI; RIGNEL; LUCAS, 2011).

Zadeh (1965) iniciou a difusão nos meios científicos da lógica fuzzy por meio da publicação do artigo *Fuzzy Sets* no *Jornal Information and Control*. Hoje é elemento fundamental em diversos sistemas de IA, onde se coloca como o principal instrumento para uma representação mais adequada do conhecimento, presente, por exemplo, em SE, robótica, SAD e mineração de dados (do inglês *data mining*) (RUSSELL; NORVIG, 2013). O conceito fuzzy pode ser entendido como uma situação em que não é possível responder simplesmente "sim" ou "não" (CHENCI; RIGNEL; LUCAS, 2011).

Mesmo conhecendo as informações necessárias sobre a situação, dizer algo entre "sim" e "não", como "talvez" ou "quase", torna-se mais apropriado (CHENCI; RIGNEL; LUCAS, 2011). A lógica difusa ou fuzzy se diferencia da Lógica Booleana, conforme ilustrado na Figura 7, que admite apenas valores booleanos, ou seja, verdadeiro ou falso, pois trata de valores que variam entre 0 e 1. Assim, uma pertinência de 0.5 pode representar meio verdade, bem como 0.9 e 0.1, representam quase verdade e quase falso, respectivamente (MELIN; CASTILLO, 2014).

Figura 7 – Lógica clássica X lógica fuzzy



Fonte: Zadeh (1965).

A presença da lógica fuzzy na IA deve-se principalmente a sua evolução para a lógica fuzzy do tipo 2. Introduzida por Zadeh, em 1975, como uma extensão da lógica fuzzy tradicional, surgiu devido à insuficiência da tradicional em modelar as incertezas inerentes à definição das funções de pertinência dos antecedentes e consequentes em um sistema de inferência fuzzy. Conjuntos fuzzy são os principais elementos da lógica fuzzy. Os conjuntos do tipo 2 são conjuntos cujos graus de pertinência são conjuntos fuzzy do tipo 1 e não um único valor. Tais conjuntos podem ser usados em situações onde existe incerteza a respeito dos graus de pertinência, incerteza do formato das funções de pertinência ou incerteza em alguns dos parâmetros das funções de pertinência (MELIN; CASTILLO, 2014). A seguir são apresentadas as Redes Neurais Artificiais.

2.1.5.2 Redes Neurais Artificiais

As primeiras informações sobre estudos de Redes Neurais Artificiais (RNA) datam de 1943, em artigos de Warren McCulloch, do MIT, e Walter Pitts, da Universidade de Illinois, em que sugeriam a construção de uma máquina baseada ou inspirada no cérebro humano (MCCULLOCH; PITTS, 1943). Em 1949, o psicólogo Donald Hebb escreveu o livro *The Organization of Behavior* (A Organização do Comportamento) que propôs uma lei de aprendizado especifica para as sinapses dos neurônios (HEBB, 1949).

Nesse período, em 1951, Marvin Minsky construiu o primeiro neurocomputador, denominado *Snark*, com capacidade de aprendizado, ou seja, ajustava automaticamente os pesos entre as sinapses, mas não executou nenhuma função útil. O primeiro neurocomputador a obter sucesso foi o *Perceptron*, que surgiu em 1957, criado por Frank Rosenblatt. Era um modelo cognitivo, capaz de aprender, melhorado de McCulloch e Pitts, para o reconhecimento de padrões. Após, Bernard Widrow, em 1960, desenvolveu a *ADALINE* (*ADAptative LInear*

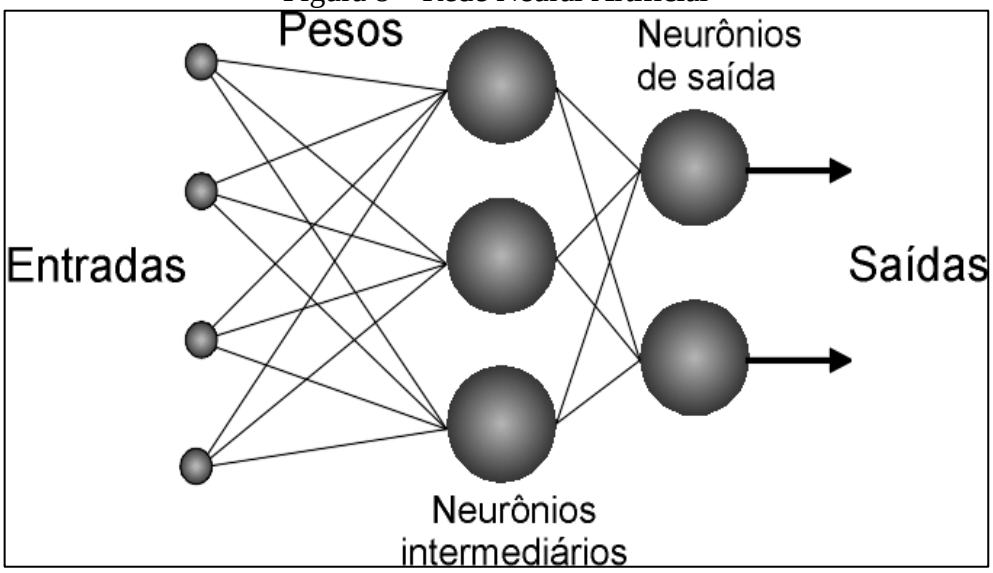
Network) e o MADALINE (*Many ADALINE*), equipado com uma poderosa lei de aprendizado (FRANKISH; RAMSEY, 2014; YADAV; YADAV; KUMAR, 2015).

Um período de pesquisa silenciosa seguiu-se na década de 70, quando poucas pesquisas foram publicadas, devido à publicação de *Perceptrons*, de Marvin Minsky e Seymour Papert, em 1969, que expôs as limitações do modelo de Rosenblatt, provando que tais redes não são capazes de resolver uma ampla classe de problemas devido às restrições de representação (FLASIńSKI, 2016; MINSKY; PAPERT, 2017). Na década de 80, o impacto causado pela publicação de Hopfield (1982), no qual chamou a atenção para as propriedades associativas das RNAs e Ira Skurnick, um administrador de programas da DARPA (*Defense Advanced Research Projects Agency*) que fundou em 1983 pesquisas em neurocomputação, são considerados os fatos que abriram as portas para essa área (FRANKISH; RAMSEY, 2014).

Ainda contribuíram para a propagação dos estudos e aplicações de RNAs, o algoritmo de treinamento *backpropagation* (retropropagação) (RUMELHART; HINTON; WILLIAMS, 1986), que realiza ajustes de pesos das camadas intermediárias das redes e a publicação do clássico *Parallel Distributed Processing* (Processador Distribuído Paralelo), que descreve o modelo conexionista, simulação dos componentes do cérebro, desenvolvido desde McCulloch e Pitts (RUMELHART; MCCLELLAND, 1986). Esse modelo tornou praticamente obsoletas as aplicações baseadas do modelo simbólico, que teve como pesquisadores mais influentes John McCarthy (criador da linguagem LISP) e Newell (criador do GPS) (FRANKISH; RAMSEY, 2014; FLASIńSKI, 2016).

Uma RNA pode ser definida como uma estrutura de processamento (rede), passível de implementação em dispositivos eletrônicos, composta por um número de unidades interconectadas (neurônios artificiais), sendo que cada unidade apresenta um comportamento específico de entrada/saída (computação local), determinado pela sua função de transferência, pelas interconexões com outras unidades, dentro de um raio de vizinhança, e possivelmente pelas entradas externas (KUMAR, 2017). De maneira simples, conforme a Figura 8, as RNA apresentam uma camada de entrada, onde os padrões são apresentados à rede; a/as camadas intermediárias ou ocultas, onde é feita a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas e uma camada de saída, onde o resultado final é concluído e apresentado (SIQUEIRA-BATISTA *et al.*, 2014).

Figura 8 – Rede Neural Artificial



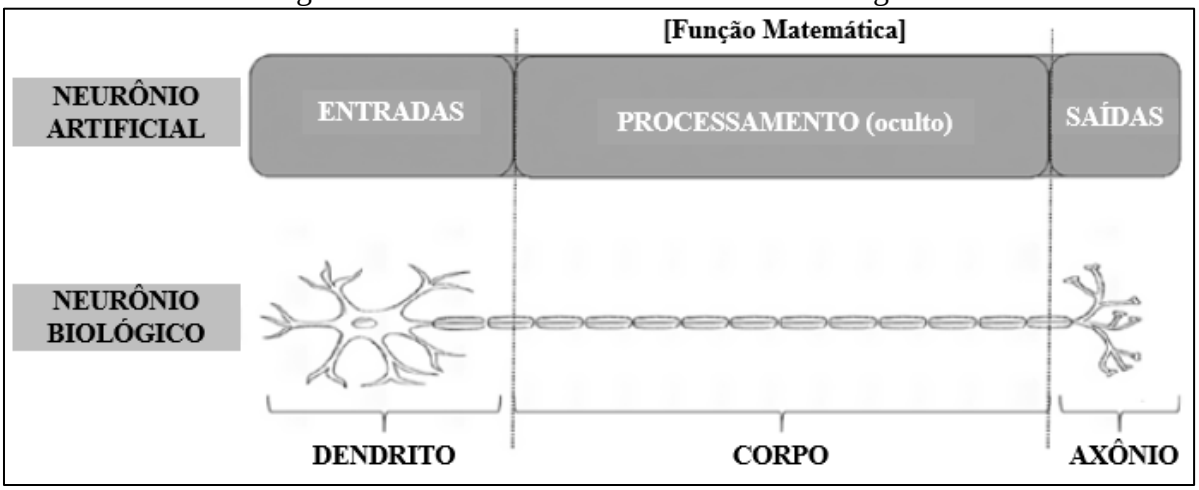
Fonte: Siqueira-Batista *et al.* (2014).

As RNAs apresentam diversas características em comum com o sistema nervoso biológico (SIQUEIRA-BATISTA *et al.*, 2014):

a) o processamento básico de informação ocorre em diversas unidades simples denominadas de neurônios artificiais ou simplesmente neurônios (ou nós);
b) os neurônios estão interconectados gerando redes de neurônios, ou redes neurais;
c) a informação (sinais) é transmitida entre neurônios através de conexões ou sinapses;
d) a eficiência de uma sinapse, representada por um peso associado, corresponde à informação armazenada pelo neurônio e, portanto, pela rede neural;
e) o conhecimento é adquirido do ambiente através de um processo de aprendizado que é, basicamente, responsável por adaptar os pesos das conexões aos estímulos recebidos do ambiente.

RNAs consistem em neurônios artificiais ou simples unidades de grandes conexões neurais. O neurônio artificial é uma função matemática no sistema. A rede neural é análoga ao cérebro humano, e unidades individuais ou neurônios artificiais são análogos a um único neurônio biológico (REEKE; EDELMAN, 1988). Os neurônios biológicos têm cabeças, ou dendritos e extremidades distais ou axônios. O neurônio artificial tem entradas (uma ou mais) recebidas que representam dendrites, e saídas representam axônios. Esses neurônios artificiais ou funções matemáticas são unidades individuais da RNA (KUMAR, 2017). A Figura 9 ilustra essa semelhança.

Figura 9 – Neurônio artificial X neurônio biológico



Fonte: adaptado e traduzido de Kumar (2017).

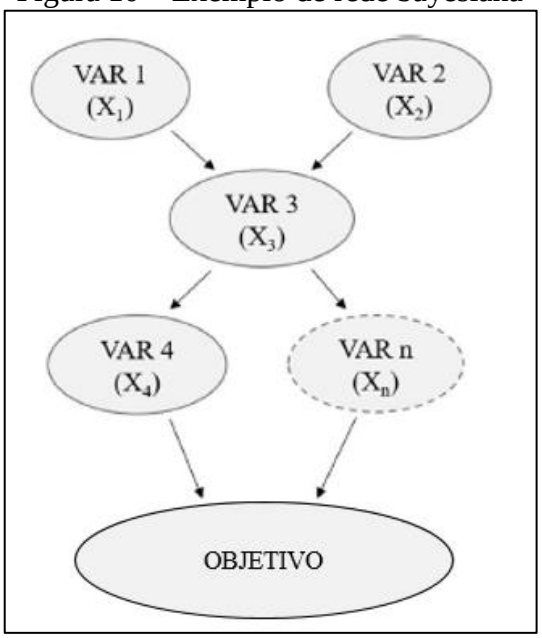
A seguir, na seção 2.1.5.3, são abordadas as Redes Bayesianas.

2.1.5.3 Redes Bayesianas

Redes bayesianas são um método de raciocínio probabilístico popular entre profissionais da IA, principalmente para *data mining* (HECKERMAN, 1997). O termo foi cunhado Judea Pearl, em 1985, para enfatizar três aspectos: a natureza subjetiva das informações que alimentam o modelo; a confiança na regra de Bayes (novas evidências atualizassem a probabilidade de um evento) como base para atualização das informações; a distinção entre formas de raciocínio com base em causas e evidencias. Os livros *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*, de Pearl (1988), e *Probabilistic Reasoning in Expert Systems*, de Neapolitan (1990), resumiram as propriedades das redes bayesianas e as estabeleceram como um campo de estudo.

Redes bayesianas são Gráficos Acíclicos Diretos (do inglês *Directed Acyclic Graphs* – DAG), compostos por nós (variáveis) e setas (arcos), que representam as relações causais entre as variáveis. A direção dos arcos determina uma estrutura hierárquica de nós (pai e filhos), conforme está ilustrado na Figura 10, um exemplo de rede bayesiana que representa as dependências probabilísticas de um conjunto de variáveis (VAR) (FISCHER, 2016). As variáveis aleatórias são os nós e valem premissas de independência entre elas. De acordo com Pearl (1988), na modelagem probabilística os grafos fornecem uma forma de comunicar e discutir dependências e independências entre variáveis no domínio de um dado problema.

Figura 10 – Exemplo de rede bayesiana



Fonte: Fischer (2016).

As variáveis aleatórias podem ser os estados de um determinado assunto, podendo assumir estados booleanos (verdadeiro ou falso), valores discretos ou mesmo contínuos. O raciocínio probabilístico leva vantagem sobre o raciocínio lógico porque os agentes podem tomar decisões racionais, mesmo quando não existe informação suficiente para se provar que uma ação funcionará (PEARL, 1988; NEAPOLITAN, 1990; BARTHELMES *et al.*, 2017).

As setas especificam as premissas de interdependência entre as variáveis aleatórias, suas relações de causa e efeito dentro do domínio. Estes efeitos não são completamente determinísticos, assim a "força" de um efeito é modelada como uma probabilidade. Portanto, as premissas de independência entre os nós da rede determinam qual informação de probabilidades é requerida para especificar a distribuição de probabilidades entre as variáveis aleatórias na rede (PEARL, 1988; NEAPOLITAN, 1990; BARTHELMES *et al.*, 2017).

A estrutura da rede é muitas vezes explicada com uma metáfora familiar e adotam uma representação compacta onde são definidas as probabilidades condicionais de cada nó em relação aos seus pais. Redes bayesianas obedecem à condição de Markov: não existe uma relação de dependência direta entre quaisquer dois nós a não ser que exista um arco entre eles na rede (BARTHELMES *et al.*, 2017). A seguir são apresentados os SEs.

2.1.5.4 Sistemas Especialistas

SEs são uma classe de programa de computador, desenvolvidos por pesquisadores de

IA durante os anos 1970 e aplicados comercialmente durante os anos 1980. Foram introduzidos por Edward Feigenbaum, considerado como o “pai dos SEs”, e sua equipe, em Stanford. Os pesquisadores tentaram identificar os domínios em que a especialização era valorizada e complexa, como diagnosticar doenças infecciosas (MYCIN) e identificar moléculas orgânicas desconhecidas (DENDRAL) (JACKSON, 1998; RUSSELL; NORVIG, 2013). Feigenbaum e Buchanan (1993) afirmaram que o poder desses sistemas estava no conhecimento e não dos esquemas específicos de formalismo e inferência que usavam. Foi um passo à frente para os SEs, já que as pesquisas anteriores, como o GPS de Newell e Simon, haviam se concentrado em desenvolver solucionadores de problemas muito gerais. Tornaram-se as primeiras formas verdadeiramente bem-sucedidas de software de IA (JACKSON, 1998; RUSSELL; NORVIG, 2013).

Um sistema pode ser definido conceitualmente como um conjunto de elementos, materiais ou ideais, entre os quais se possa encontrar ou definir alguma relação e, um especialista como uma pessoa que se consagra com particular interesse e cuidado a certo estudo, ou seja, um conhecedor, perito (RUSSELL; NORVIG, 2013). Assim, SEs podem ser definidos como sistemas que solucionam problemas que são resolvidos apenas por pessoas especialistas (que detém o conhecimento exigido) na resolução destes problemas. Na IA, é necessário o uso intensivo do conhecimento especializado para resolver problemas ao nível de um especialista humano, por meio de programas computacionais que emulam o comportamento de especialistas humanos em algum domínio específico do conhecimento (FRANKISH; RAMSEY, 2014; FLASIńSKI, 2016).

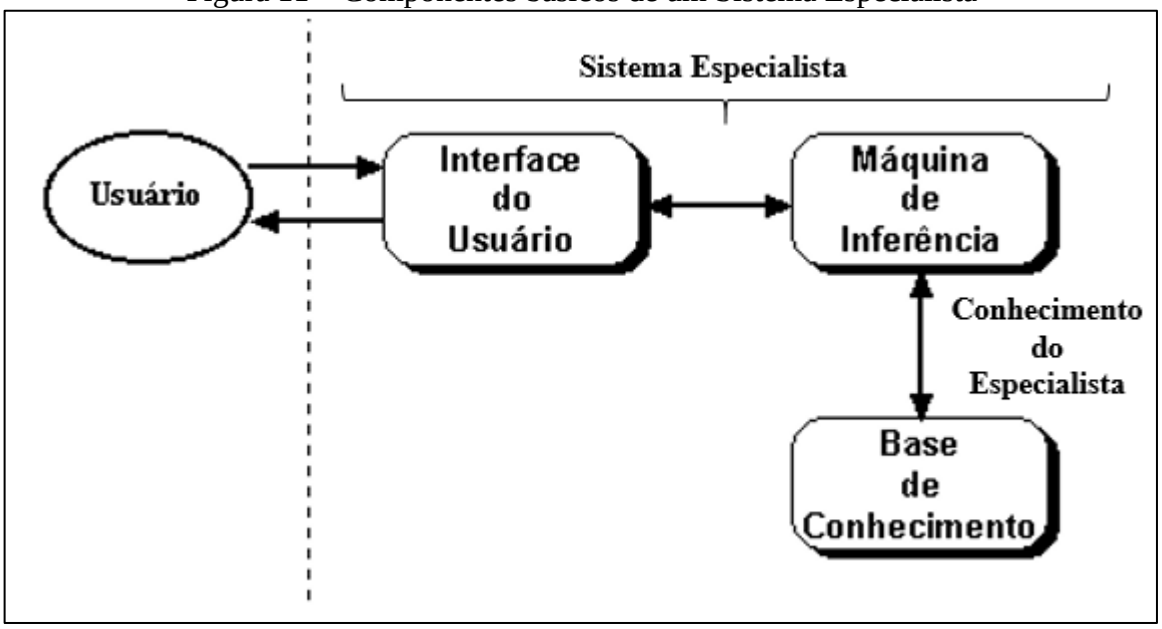
Um SE possuí uma base de conhecimento formada de fatos, regras e heurísticas sobre o domínio, tal como um especialista humano, e deve ser capaz de oferecer sugestões e conselhos aos usuários e, também, adquirir novos conhecimentos e heurísticas com essa interação (MENDES, 1997). O objetivo do SE é restrito, se considerar o objetivo dos modelos psicológicos: os SEs são concebidos para reproduzir o comportamento de especialistas humanos na resolução de problemas do mundo real, mas o domínio destes problemas é altamente restrito (BARR; FEIGENBAUM, 1981).

A ideia básica é que se alguém puder codificar o conhecimento de um especialista humano dentro de uma área do conhecimento como uma série hierárquica de regras, então poderá ser criado um sistema de IA que imite, ou talvez mesmo exceda, o desempenho de um especialista humano (JACKSON, 1998). O conhecimento humano é implícito, tornando desafiador o desenvolvimento de um SE, porque era necessário encontrar uma maneira de extrair e coletar dos especialistas a informação sobre o desempenho dos mesmos, a fim de

esclarecer as regras que estão sendo usadas (RUSSELL; NORVIG, 2013; FRANKISH; RAMSEY, 2014). SE são uma aplicação da IA, programas de computador planejados para adquirir e disponibilizar o conhecimento operacional de um especialista humano, tradicionalmente vistos como um SAD (MENDES, 1997; LOPES *et al.*, 2009).

Em resumo, Mendes (1997) e Lopes *et al.* (2009) apresentam os componentes básicos para um modelo da arquitetura de SE, representado na Figura 11, que compreende: a base de conhecimento, a máquina de inferência e a interface com o usuário. Por base de conhecimento interpreta-se como as informações, em nível de especialista, necessárias para a resolução de problemas de um domínio específico. O conhecimento consiste em fatos, que constituem as informações disponíveis para serem compartilhadas e atualizadas pelo especialista do domínio, e heurísticas, as regras práticas que caracterizam o nível de tomada de decisão do especialista em um domínio. Esse conhecimento precisa ser organizado para tratamento pela máquina de inferência.

Figura 11 – Componentes básicos de um Sistema Especialista



Fonte: Mendes (1997) e Lopes *et al.* (2009).

Nos SEs a máquina de inferência representa o meio pelo qual o conhecimento é manipulado, utilizando as informações reunidas na base de conhecimento para a solução de problemas. Para isso, deve haver uma linguagem ou um formato específico que expresse o conhecimento e, assim, permita o raciocínio e a inferência. E, para alcançar os propósitos pré-estabelecidos, os métodos de inferência permitem o uso apropriado e eficiente das informações da base do conhecimento (MENDES, 1997; LOPES *et al.*, 2009).

A interface do usuário é o componente da arquitetura de um SE que visa a facilitar a comunicação entre o SE e o usuário, por meio da entrada de atos e dados e a saída de perguntas, conclusões e explicações. Um SE deve apresentar facilidade na experiência de utilização, reduzindo ao máximo a carga cognitiva do usuário, uma das principais características no projeto de qualquer interface homem-máquina (MENDES, 1997; LOPES *et al.*, 2009).

Um SE se diferencia de um sistema convencional por "trabalhar" com conhecimento, enquanto o segundo, com dados (JACKSON, 1998). Um SE é programado para resolver problemas para os quais não existe solução algorítmica disponível, enquanto um sistema convencional é baseado em um algoritmo que, após executar uma série de passos, em um tempo aceitável, conduz a uma resposta. Um SE pode também não chegar à solução nenhuma ou uma solução distorcida, mas sempre haverá uma justificativa do próprio sistema (CARDOSO, 2001). No Quadro 2 são apresentadas algumas vantagens e desvantagens dos SEs.

Quadro 2 – Vantagens e desvantagens de Sistemas Especialistas

Vantagens	**Desvantagens**
Não esquecem o conhecimento adquirido	São, em demasia, técnicos
SEs podem ser reproduzidos, tornando-se baratos e consumindo menos tempo do que treinando especialistas humanos, caros e raros	Não reproduzem o senso comum, característica dos especialistas humanos
São eficientes e baratos, pois o custo de desenvolvimento pode ser dividido entre vários usuários	Especialistas humanos podem responder com criatividade diante de situações não usuais
Não são influenciáveis como os humanos	Especialistas humanos se adaptam às mudanças no ambiente
Podem documentar todo processo de decisão	Especialistas humanos apresentam variedade de experiência sensorial
Velocidade, permitindo revisão de todas as transações	SEs não são bons em interpretar quando não há resposta ou está fora de sua especialidade
Exatidão e precisão	
Largura e extensão: conhecimento de múltiplos especialista pode ser combinado	
Podem criar barreiras de entrada perante concorrentes em potencial	
Podem dar diferenciação a empresa	

Fonte: adaptado de Cardoso (2001).

Na área da saúde os SEs, desde seu desenvolvimento na década de 1970, são úteis tanto no apoio à decisão quanto na tomada de decisão no lugar de um especialista. O profissional da saúde se envolve no processo de tomada de decisão em atividades como: diagnóstico, prognóstico e no planejamento da conduta terapêutica – tratamento. SEs geralmente incluem as

três atividades, pois, de certa forma, elas apresentam uma relação (LOPES *et al.*, 2009). Além disso, uma estrutura básica pode reduzir o tempo e o custo de configuração de sistemas de IA para uma melhor comunicação no setor de saúde e capaz de simplificar a integração com os demais sistemas, por serem oferecidos por diferentes fornecedores, com diferentes origens, preconceitos e focos de cuidados de saúde (FOX; ARANKO, 2017).

Na próxima seção é apresentada a conceituação e desenvolvimento de Computação Cognitiva, iniciando por Cognição (2.2.1), depois, Sistemas Cognitivos (2.2.2), considerados a evolução dos SEs.

2.2. COMPUTAÇÃO COGNITIVA

Assim como na subseção 2.1 sobre IA, para subsidiar o referencial teórico sobre computação cognitiva, foram realizadas buscas nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science* com os termos: "*cognitive computing"* OR "*cognitive systems*". As buscas também foram efetuadas conforme as Leis da Bibliometria. Os termos "computação cognitiva" OR "sistemas cognitivos" também foram utilizados na BDTD e na NDLTD, com os termos "*cognitive computing"* OR "*cognitive systems*".

Na *Scopus*, a Lei de Zipf retornou 25.036 documentos para a frequência dos termos "*cognitive computing"* OR "*cognitive systems*", na busca nos campos título, resumo e palavras-chave, conforme do Anexo B. Na segunda rodada foram aplicados os filtros de documentos do tipo artigo ou revisão na área de ciências sociais, tipo da fonte ser revista. Assim, obteve-se 1.879 artigos, conforme Anexo B, dos quais foram lidos os dez mais citados e os dez mais recentes, conforme Apêndice A. Com os mesmos filtros, por meio da Lei de Lotka (1926), foram identificados os autores com maior produção. Stanton com 12 artigos e Salmon com 9 artigos se destacam, conforme Anexo B. Pela Lei de Bradford (1934), os periódicos e *Journals* que se destacam com mais publicações sobre o tema, são o *Cognition* com 141 publicações, o *International Journal Of Human Computer Studies* com 130 publicações e o *Ergonomics* com 125 publicações, comprovadas no Anexo B.

Com os mesmos filtros de busca da *Scopus*, na *Web of Science*, a Lei de Zipf retornou 1.823 documentos para a frequência dos termos "*cognitive computing"* OR "*cognitive systems*", conforme Anexo B. Foi aplicado o mesmo refinamento da *Scopus*. Assim, obteve-se 6 artigos, comprovados no Anexo B. A partir das buscas, os artigos foram lidos e são apresentados no Apêndice A. Devido a quantidade de artigos nessa base, não foi relevante apresentar a Lei de Lotka

e de Bradford.

A busca na BDTD foi realizada com os termos “computação cognitiva” e “sistemas cognitivos” no título, ou assunto, ou resumo em português, que retornou 63 documentos, 35 dissertações e 28 teses, conforme Anexo B. A busca na NDLTD foi realizada com os termos “*cognitive computing”* e “*cognitive systems*” e retornou 434 documentos, conforme Anexo B. A busca foi refinada, selecionado o idioma inglês e documentos classificados pela base com o termo “*Cognitive*”, “*Computer*” e “*Systems*”, de 2012 até 2017. Assim, obteve-se 31 documentos, conforme Anexo B. Foram lidos os resumos de todos os documentos e os trabalhos identificados com a temática deste projeto também foram utilizados na construção do referencial teórico desta subseção.

A computação cognitiva, segundo Ibáñez e Cosmelli (2008), foi estabelecida como um programa multidisciplinar para entender os processos cognitivos, entre os anos 1960 e 1970. O termo “ciência cognitiva” apareceu pela primeira vez em livros, em 1975 (FRANKISH; RAMSEY, 2012). Baseada na cibernética, entre os anos 1940-1950, que tem por objetivo o estudo comparativo dos sistemas e mecanismos de controle automático, regulação e comunicação entre seres vivos e máquinas, nesse período, a computação cognitiva tentou reduzir o raciocínio humano para processos formais lógicos, na representação da mente (BECHTEL; ABRAHAMSEN, 2006).

Esse modelo foi criticado pelos autores do campo da neurociência, que na década de 1980, apresentaram novas evidências para sustentar os modelos conexionistas, que analisam os fenômenos mentais e comportamentais no contexto de redes interconectadas, em vez de campos distintos (BECHTEL; ABRAHAMSEN, 2006; IBÁÑEZ; COSMELLI, 2008). Isso facilitou o retorno das RNAs, a partir de 1980, com o avanço da tecnologia e o fracasso da abordagem simbolista (BECHTEL; ABRAHAMSEN, 2006; FRANKISH; RAMSEY, 2012).

Winograd (1980) enfatizou as limitações da computação cognitiva para explicar o fenômeno das línguas naturais, pela percepção compreendida em termos computacionais e sua interação natural com o meio ambiente. O uso da simulação computacional para a compreensão da cognição humana, sofreu críticas porque os fenômenos psicológicos não podiam ser entendidos em termos mecanicistas. Em suma, a necessidade de entender a mente como um processo multinivelado, que depende da interação entre mente, corpo, ambiente e cultura (BECHTEL; ABRAHAMSEN, 2006; IBÁÑEZ; COSMELLI, 2008).

A mente é entendida como um conjunto de processos, como sensações, percepções, ações, emoções e cognição. A mente pode ser integrada de informações ambíguas da nossa visão, audição, tato, paladar e olfato; pode formar associações espaço-temporais; conceitos

abstratos e ainda pode tomar decisões e iniciar ações coordenadas sofisticados. Computação cognitiva visa desenvolver um mecanismo unificado, coerente e universal, inspirado pelas capacidades da mente. Ao invés de montar um conjunto de soluções fragmentadas, em que diferentes processos cognitivos são construídos por meio de soluções independentes (MODHA *et al.*, 2011).

Cognição humana refere-se aos processos cognitivos que permitem que os seres humanos para executar diversas tarefas, tanto banais, quanto altamente especializadas (CHIPMAN, 2017). Computação cognitiva é um campo emergente, inaugurado pela convergência da ciência cognitiva, ciência dos dados e uma série de tecnologias da computação, como *big data*, ML, modelagem preditiva, PLN e computação em nuvem (do inglês *cloud computing*), que estão acelerando os avanços da ciência cognitiva e disciplinas de computação cognitiva (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

O poder da Computação Cognitiva é atuar como uma ferramenta no apoio aos especialistas e trabalhar coletivamente como um "amigo" de pensamento cognitivo avançado/desenvolvido. O conjunto de dados digitais disponíveis e o mundo, em grande parte conectado, ajudaram a alcançar a computação cognitiva (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Computação cognitiva foi uma progressão natural de IA. Foi concebida desde o dia em que foi perguntado "Podem máquinas pensar?" (TURING, 1950).

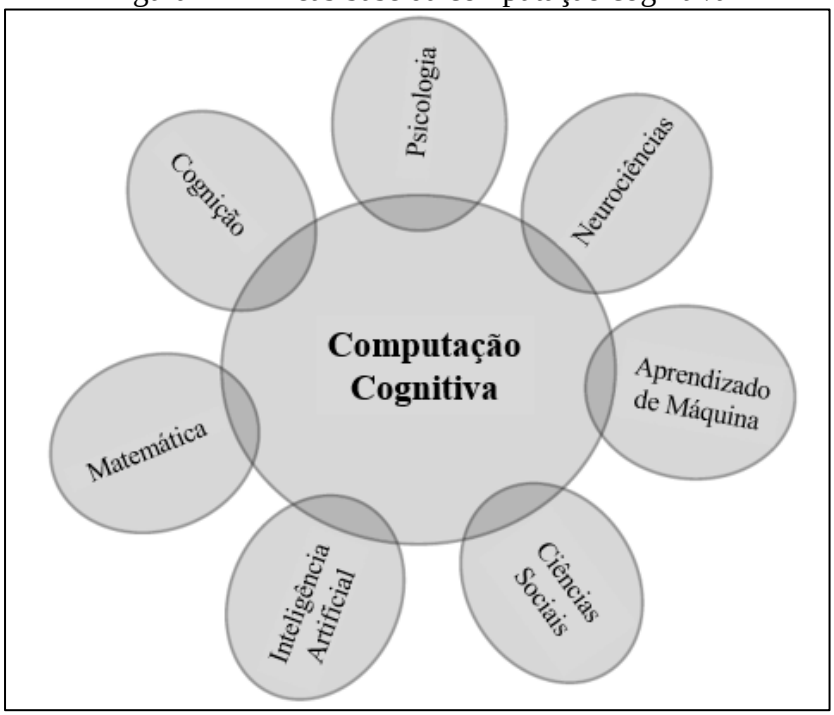
Kumar (2017) define computação cognitiva como uma abordagem da tecnologia que permite que os seres humanos colaborem com máquinas. Máquinas que operam em um nível diferente do que os sistemas de Tecnologia da Informação (TI) tradicionais, porque eles analisam e aprendem com dados. Dados de todos os tipos, a partir de dados estruturados em bancos de dados até dados não estruturados em texto, imagens, voz, sensores e vídeo. Kumar (2017) também afirma que um sistema cognitivo deve seguir três princípios fundamentais:

a) **aprendizado**: um sistema cognitivo aprende utilizando dados para fazer inferências sobre um domínio, um tópico, uma pessoa, ou um problema com base na formação e observações de *big data*;
b) **modelo**: para aprender, o sistema cria um modelo ou representação de um domínio por meio de dados, internos e externos, e premissas com algoritmos de aprendizado. A compreensão de como os dados se encaixam no modelo é a chave para um sistema cognitivo;
c) **geração de hipóteses**: o sistema cognitivo assume que não há uma única resposta correta. Indica uma resposta mais adequada, baseada em dados que se tornam

evidências probabilísticas.

A computação cognitiva tenta imitar as propriedades máximas da cognição humana em uma máquina programável, usando tecnologias de ciência da computação e modelos matemáticos (KUMAR, 2017). É composta por disciplinas de áreas da ciência, tecnologia e outros assuntos, como apresentado na Figura 12. Aqui, a IA é uma disciplina do campo da tecnologia que é um dos pilares da computação cognitiva. Então, as máquinas devem ser capazes de perceber o mundo como um conjunto de conhecimento existente programado e carregado nelas, que por sua vez, devem ser capazes de tomar uma decisão e então agir sobre ela. As habilidades cognitivas não devem ser somente em perceber as coisas, mas também devem estar presentes durante o curso de ação. Assim, a computação cognitiva cria máquinas que mantém o aprendizado e modifica seus comportamentos ou respostas com o aprendizado contínuo (RAGHAVAN *et al.*, 2016).

Figura 12 – Áreas base da computação cognitiva



Fonte: adaptado e traduzido de Kumar (2017).

A computação cognitiva emprega teorias, métodos e ferramentas da disciplina de computação para modelar tarefas cognitivas. Ela se assemelha a mente como um processador de informações paralelo, usa vários modelos para representar informações e emprega algoritmos de transformação e raciocínio das informações (FRANKISH; RAMSEY, 2012; CHIPMAN, 2017). O IBM *Watson*, de 2011, pode ser considerado o primeiro sistema de computação cognitiva popularizado. Ainda, estes sistemas extraem e buscam informações para

fornecer respostas baseadas em evidências e explicá-las (RAGHAVAN *et al.*, 2016).

O termo “computação cognitiva" foi lançado comercialmente pelo grupo do *Watson* da IBM para sistemas que aprendem em escala, são racionais com propósito e interagem com os humanos naturalmente. Ao invés de serem programados, aprendem e raciocinam de acordo com suas interações com humanos e suas experiências com o seu ambiente. IBM e muitas outras empresas veem uma oportunidade de negócio em computação cognitiva, principalmente na área da saúde, onde acreditam que esses sistemas poderiam revolucionar a medicina. Seus sistemas atendem ao reconhecimento de fala e PLN, tomada de decisão e aprendizado (FOX, 2017). A seguir são apresentadas duas teorias sobre Computação Cognitiva, que compreendem essa dissertação: Cognição (2.2.1) e Sistemas Cognitivos (2.2.2).

2.2.1 Cognição

De maneira simples, cognição pode ser entendida como a ação mental ou processo de aquisição de conhecimentos e compreensão por meio do pensamento, experiência e dos sentidos. Está relacionada nas áreas de psicologia e neurociência. No entanto, existem campos de estudo como a neuropsicologia que compreende ambas: neurociências – estudo da estrutura e atividades de várias partes do cérebro, e psicologia – que fala sobre o funcionamento do cérebro, em como ele processa informações e aprende coisas novas com a experiência (RAGHAVAN *et al.*, 2016; BRIGARD, 2017).

IA, ML, PLN e análise preditiva, todos têm suas raízes em estudos cognitivos humanos. O esforço é sempre na mesma direção: máquinas chegar mais perto da inteligência humana, por meio do aprendizado, quanto possível e tão autônoma como os seres humanos. A principal diferença entre estudos cognitivos humanos e computação cognitiva é que o primeiro é baseado em algo já em vigor, enquanto o segundo tenta aprender em profundidade, para ajudar um cérebro na recuperação da informação ou treiná-lo melhor se não está funcionando corretamente. A computação cognitiva recebe a cognição humana e tenta recriar o mesmo fenômeno em máquinas (RAGHAVAN *et al.*, 2016; FRANKISH; RAMSEY, 2012).

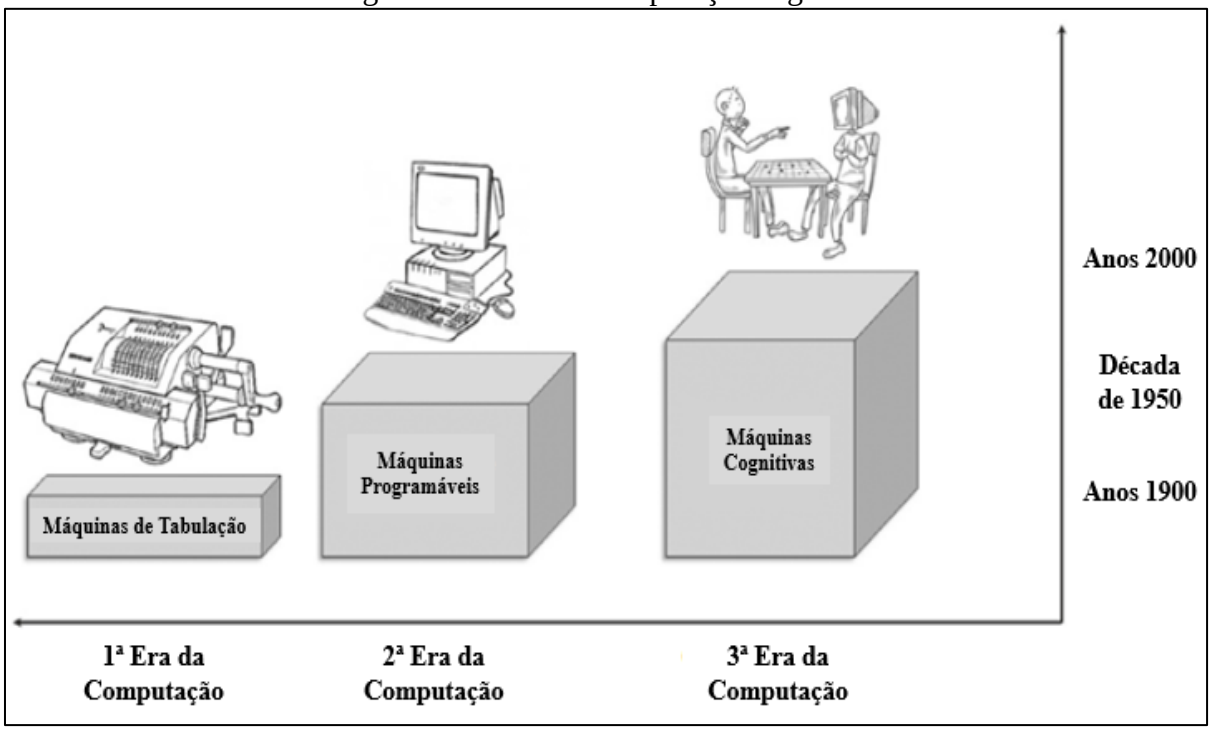
Então, enquanto estudos cognitivos humanos falam sobre medição de cognição e desenvolvimento ou compreensão, melhoria, a computação cognitiva tenta simplificar o conhecimento adquirido com estes estudos e convertê-los em algoritmos para implementação em máquinas. O cérebro tem pré-programadas funcionalidades para perceber e responder aos sentidos por meio de entradas sensoriais. O aprendizado é armazenado como experiências de

entradas sensoriais físicas, incluindo os provenientes do sistema nervoso central, bem como do mundo externo. Computação cognitiva considera o cérebro como um processador de informações. Portanto, representações adequadas são necessárias para representar e transformar essas informações. Na verdade, como representar informação em conhecimento é um dos desafios no desenvolvimento de sistemas autônomos (RAGHAVAN *et al.*, 2016).

O cérebro tem uma área consciente e subconsciente. A parte subconsciente é a parte principal, que regista as memórias e experiências. Então, as pessoas são programadas continuamente todos os dias, e ao longo do tempo, em um complexo conjunto de associações na memória para um mesmo assunto (SUDDENDORF; CORBALLIS, 2007). A associação com todo o aprendizado e com todos os aspectos são criados no cérebro. Esta memória associativa torna o aprendizado completo e poderoso (VAKARELOV, 2011).

Assim, a ciência cognitiva passou por evoluções. O século XXI está na considerada terceira geração da computação. Computação começou com máquinas básicas de tabulação nos anos 1900 e prosseguiu para a próxima geração de computadores, chamados computadores programáveis, na década de 1980, chegando nos recursos de programação em conjunto com a internet na década de 1990. A terceira geração foi percebida no final da década de 2000, quando a computação cognitiva começou a surgir, sempre com foco em apoio à decisão, conforme ilustrado na Figura 13 (KUMAR, 2017).

Figura 13 – Eras da computação cognitiva



Fonte: adaptado e traduzido de Kumar (2017).

Na década de 1980, os sistemas eram voltados para apoio à decisão. Já na década de 1990, o armazenamento de dados empresariais se desenvolveu, seguido do armazenamento em tempo real nos anos 2000. *Big data* passou a ser amplamente aplicado na década de 2010. A cada 10 anos, tem havido uma evolução significativa em SAD. O próximo ciclo, ou geração, nos anos 2020 está emergindo, a geração cognitiva, que tem como característica mais importante, o uso generalizado da IA (WATSON, 2017).

Com o advento da computação cognitiva, mudou-se para uma época onde as máquinas respondem como seres humanos, baseadas na confiança do conhecimento existente nelas. Tal como acontece com os humanos, as respostas são julgadas como certas ou erradas com base na experiência e conhecimento atual. E que se podemos aprender, estas máquinas também estariam vulneráveis a cometer erros em caso de pouco ou nenhum conhecimento. A era cognitiva surgiu com máquinas que poderiam aprender com *big data* e informações "invisíveis" e gerar seus próprios mapas de aprendizado (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Para que a sinergia entre humanos e máquina se tornasse mais completa na era cognitiva, foi necessário hardware de alta capacidade com preços viáveis. Isto foi alcançado quase totalmente na década de 2000, quando a melhora na capacidade de armazenar e manipular *big data* se desenvolveu junto com a capacidade destas máquinas (KUMAR, 2017). O Quadro 3 resume as principais diferenças entre a computação tradicional e computação cognitiva.

Quadro 3 – Computação tradicional X computação cognitiva

Computação Tradicional	**Computação Cognitiva**
Resolve problemas matemáticos e lógicos	Vai além, um passo à frente, para gerar derivações de relações e conclusões
Fornece dados discretos ou projeções de padrões como resultados	Responde perguntas como "E se?", "Como?", "Como melhorar?", etc.
Computação baseada em regras; abrange apenas os conjuntos de respostas alimentadas a partir da programação inicial	Cria ou busca responder em forma de conclusões ponderadas; também, poderia responder a mesma pergunta de forma diferente com o conhecimento adquirido por meio da experiência
Basicamente executores de ações	Principalmente utiliza o ambiente para suas decisões
Entradas e saídas fixas; já definidas e decididas na programação inicial	Pode ter variáveis ilimitadas
Planejado para atividades e cenários pré-planejados	Também utilizada para atividades pré-planejadas, mas pode mudar ou variar de acordo com os cenários

Fonte: adaptado de Kumar (2017).

O volume de dados que está sendo gerado todos os dias é enorme, dados de transação

de negócios de uma empresa de comércio eletrônico ou logística, ou uma negociação, os dados dos sensores, ou os dados de sites da web na forma de texto, vídeo ou áudio. Este volume maciço consiste em dados estruturados e não estruturados (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Nas seções a seguir é discorrido sobre os conceitos pertinentes a Cognição, de forma detalhada sobre Fontes e Geração de Conhecimento (2.2.1.1) e *Big Data* (2.2.1.2).

2.2.1.1 Fontes e geração de conhecimento

A chave para o sucesso de uma solução cognitiva é a formação e geração de hipóteses/alternativas a partir do conhecimento. Qualquer solução cognitiva deve ser ensinada e treinada para entender e dar recomendações. Este processo é o exercício de geração de conhecimento. O exercício de geração do conhecimento deve ser feito por meio de fontes de conhecimento relevantes. Entretanto, antes de o conhecimento ser trazido para o sistema e o treinamento ser feito, o sistema deve ter alguns módulos embutidos para ser capaz de ter um aprendizado estruturado e capaz de se comunicar (KUMAR, 2017). Ainda de acordo com Kumar (2017), um sistema cognitivo deve ter os seguintes recursos nativos para isso:

a) recursos de linguagem (PLN): entender comandos verbalmente ou em forma de texto, em qualquer idioma, para não ter seu uso restrito;
b) capacidades de conversação ou comunicação: compreender texto para fala e fala para texto, ou seja, ouvir e falar como humanos;
c) conectividade com todos os tipos e fontes de dados: qualquer tipo de fonte possível e relacionada a área de negócios para recomendação adequada;
d) capacidade de processar dados estruturados e não estruturados: tirar significado dos dados;
e) recursos de geração de conhecimento: o sistema carregado e treinado com conhecimento e regras específicas de uma área do conhecimento são incorporados as ferramentas e técnicas de IA;
f) capacidades de recomendação: associar dados de uma organização, em um campo específico, com dados da base de conhecimento do sistema, para entregar valor.

Em resumo, a geração do conhecimento em um sistema cognitivo ocorre, primeiramente, quando o sistema específico para qualquer assunto é alimentado com todo o conhecimento disponível. Esse processo é realizado com todas as possíveis regras básicas de negócio sob a forma de livros, revistas e fontes na internet. Essa é a base de conhecimentos, também denominada, no caso do IBM Watson, *corpus*. Após, o sistema utiliza *insights*

profundos por meio de tecnologias neurais e tenta segregar as informações usando *tags* e outros algoritmos de cluster. Ele cria seu próprio aprendizado e gera um mapa de memória da informação como informação associada, da mesma forma que o cérebro funciona (KUMAR, 2017).

Assim, as perguntas e respostas alimentadas em termos de dados do treinamento através do PLN são entendidas e aspectos e contexto de dados são derivados. Em seguida, são conectados como um grande mapa de memória, onde cada ponto no mapa é derivado como um nó distinto de informações com base em algum conjunto de perguntas e respostas do treinamento, onde tornam-se critérios para esses nós. A recomendação então traçaria a mesma ramificação de nós de informação e viria com uma recomendação. Quanto mais treinamento ou uso, mais associações são criadas, o que resulta em respostas cognitivas mais inteligentes (KUMAR, 2017).

De maneira complementar, Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015) afirmam que a essência da computação cognitiva é a aquisição, com curadoria, e análise da quantidade certa de informações no contexto do problema a ser abordado, para entregar valor. Considerado um processo iterativo, permite ao sistema aprender e aprofundar o seu alcance, para melhorar a compreensão dos dados ao longo do tempo. Uma das características mais importantes de um sistema cognitivo é a capacidade de buscar o conhecimento e fornecer respostas alternativas, junto com uma explicação sobre a razão ou evidência para apoiar cada resposta. Após o entendimento sobre Fontes e Geração do Conhecimento, a seguir é finalizada esta seção com a teoria sobrea *big data*.

2.2.1.2 *Big Data*

Avanços em tecnologias de armazenamento, computação de alto desempenho, redes gigabit e difusão de sensores, impulsionam a produção de volumes de dados sem precedentes. A maioria dos dados são do tipo não-estruturado e heterogêneo, na forma de documentos escritos e falados, imagens e vídeos (RAGHAVAN *et al.*, 2016). A ciência dos dados refere-se a abordagem de *big data* para pesquisa e desenvolvimento de aplicações com a finalidade de análise, visualização e interpretação de dados para avanços científicos. *Big data* proporciona novas maneiras de resolver problemas usando abordagens baseadas em dados (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Embora há mais dados disponíveis, apenas uma fracção é integrada, compreendida e

analisada. O desafio consiste em aproveitar volumes de dados, integrar fontes e compreender seus formatos. A computação cognitiva promete se dedicar a esse desafio por meio das soluções cognitivas, que são especificamente projetadas para integrar e analisar grandes conjuntos de dados e entender os diferentes tipos de dados. Além disso, são treinadas para usar raciocínio avançado, modelagem preditiva e técnicas de ML para entender e tomar decisões a partir de *big data* (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016).

Big data requer a capacidade de gerenciar grandes volumes de dados estruturados e não estruturados, com velocidade para permitir uma análise inteligente (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016). A arquitetura de ambientes de *big data* tem de distribuída para que os dados possam ser gerenciados e processados de forma rápida e eficiente (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Ainda segundo esses autores, *big data* apresenta quatro características fundamentais que definem o âmbito e a dimensão do problema:

a) **volume:** o volume é a quantidade de informações que precisam ser armazenados e gerenciados;
b) **variedade**: os dados podem ser estruturados (banco de dados tradicional), não estruturados (texto), ou semiestruturada (imagens e dados do sensor);
c) **velocidade**: representa a velocidade de transmissão de dados, processamento e entrega. Podem haver casos em que uma fonte de dados precisa ser absorvida em pacotes periódicos para analisar o contexto com outros elementos de dados. Em outros casos, os dados precisam ser transmitidos em tempo real, com pouco ou nenhum atraso;
d) **veracidade**: é a exigência de que os dados sejam precisos. Após uma análise inicial dos dados, é importante analisar o conteúdo para se certificar de que os dados que estão sendo usados são significativos.

Aplicações de computação cognitiva lidam com *big data*, que podem apresentar problemas de qualidade, como estar incompletos, inconsistentes, conflitantes, incertos e ambíguos. Além disso, os dados também podem apresentar duplicidade e trivialidade. Processar esses dados para extrair informações é computacionalmente caro. Portanto, são necessários recursos computacionais substanciais para “limpar” os dados e extrair significado HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Na seção 2.2.2, Sistemas Cognitivos, são detalhadas as teorias que compreendem essa abordagem nesta dissertação: Aprendizado de Máquina (2.2.2.1); Processamento de Linguagem Natural (2.2.2.2) e Técnicas de Análise (2.2.2.3).

2.2.2 Sistemas Cognitivos

Um sistema cognitivo é projetado para construir um diálogo entre homem e máquina para que as melhores práticas sejam aprendidas pelo sistema em vez de ser programado como um conjunto de regras. Na prática, a computação cognitiva permite a análise e interpretação de *big data* e fornecer *insights* e recomendar ações. A essência da computação cognitiva é a aquisição e análise da quantidade certa de informações em contexto com o problema a ser abordado. Um sistema cognitivo deve estar ciente (IA Forte) do contexto dos dados para entregar valor (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Quando os dados são adquiridos, com curadoria, e analisados, o sistema cognitivo deve identificar e lembrar padrões e associações nos dados. Este processo iterativo permite que o sistema possa aprender e aprofundar o seu alcance, para que a compreensão dos dados melhore ao longo do tempo. Uma das características práticas importantes de um sistema cognitivo é a capacidade de fornecer ao buscador do conhecimento com uma série de respostas alternativas, juntamente com uma explicação sobre a razão ou evidência apoiando cada resposta (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Embora existam abordagens diferentes para a forma como os sistemas cognitivos são projetados, Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015) apresentam algumas características em comum, como capacidade de:

a) aprender com a experiência de dados/evidências e melhorar o seu conhecimento e desempenho sem reprogramação;
b) gerar e/ou avaliar hipóteses conflitantes com base no estado atual de seu conhecimento;
c) justificar conclusões baseadas em confiança na evidência, por meio de relatórios;
d) descobrir padrões nos dados, com ou sem orientação explícita de um usuário a respeito da natureza do padrão;
e) emular processos ou estruturas encontradas em sistemas de aprendizado naturais (gerenciamento de memória, processos de organização do conhecimento, ou modelagem das estruturas neurossinápticas cerebrais e processos);
f) usar a PLN para extrair o significado de dados textuais e usar ferramentas de DL para extrair características de imagens, vídeo, voz e sensores;
g) usar uma variedade de algoritmos de análise de previsão e técnicas estatísticas.

Sistemas de computação cognitiva se diferem de sistemas de computação tradicionais,

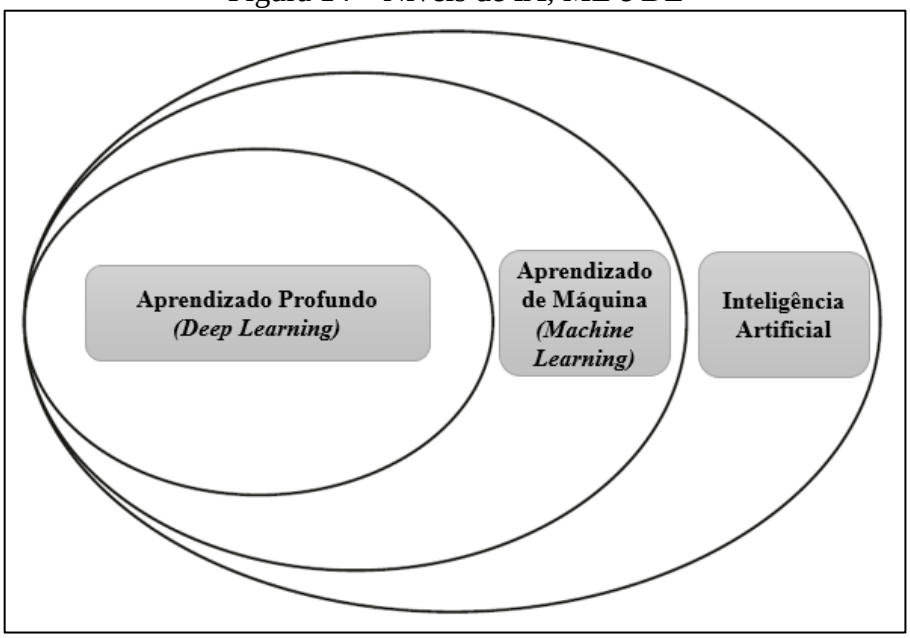
pois são adaptáveis, aprendem e evoluem ao longo do tempo, e adicionam contexto para a computação. De maneira resumida, sentem seu ambiente, pensam e agem de forma autônoma, e lidam com informações incertas, ambíguas e incompletas (RAGHAVAN *et al.*, 2016).

Sistemas cognitivos apresentam ainda três atributos que são utilizados para caracterizar suas necessidades: desempenho, escalabilidade e elasticidade. **Desempenho** refere-se a rigorosas exigências colocadas sobre o tempo para processar os dados. **Escalabilidade** refere-se à capacidade dos sistemas para realizar uma maior carga de trabalho sem necessitar de quaisquer mudanças no software. Por fim, **elasticidade** refere-se a como um sistema aprovisiona recursos dinamicamente e automaticamente para atender a flutuações na carga de trabalho do sistema. O dinamismo é fundamental para provisionar recursos suficientes para o sistema cognitivo operar em um nível de desempenho especificado, apesar das flutuações imprevisíveis na carga de trabalho do sistema. A elasticidade é fundamental para minimizar os custos operacionais de um sistema cognitivo (RAGHAVAN *et al.*, 2016).

IA e ML são disciplinas ligadas aos sistemas cognitivos. ML evoluiu fora da disciplina de IA, considerado um subconjunto da IA. Já Computação cognitiva é um termo popularizado pela IBM e é um nível acima de IA e ML. Ao longo do tempo, a IA e ML se desenvolveram como correntes distintas de estudo, sempre com o propósito de facilitar o trabalho pesado do homem e automatizar as coisas para ter retorno mais rápido e menos defeitos (KUMAR, 2017).

IA e ML diferem fundamentalmente em que IA é mais focada na criação de máquinas inteligentes, enquanto ML enfoca num passo mais longe, adicionando capacidades de aprendizado. Então, ML fala sobre máquinas inteligentes que poderiam aprender. Sistemas de ML são os sistemas de IA que têm capacidades de aprendizado. Além disso, o DL é um tipo específico do conceito de ML, uma ordem superior que pode aprender com mais informações e combinar resultados para gerar um conjunto de resultados abstrato (KUMAR, 2017). Os níveis de cada disciplina podem ser observados na Figura 14.

Figura 14 – Níveis de IA, ML e DL



Fonte: adaptado e traduzido de Kumar (2017).

IA e ML concentram-se em completar tarefas específicas ou atividades com funções limitadas, usando qualquer cenário pré-programado (IA) ou com a aprendizado de habilidades por meio de padrões (ML). ML e IA são limitadas no sentido de serem restritos à área do mesmo problema. Computação cognitiva vai um passo além, tenta simular o comportamento humano, de maneira bem-sucedida, imitando a forma como a mente humana funciona (VAKARELOV, 2011). Não só pode pensar usando aprendizado já adquirido para responder de forma inteligente (IA) ou alargar o seu conhecimento nessa área para resolver o problema (ML), ela pode identificar novas áreas do problema e então propor/construir novas soluções em torno deles (KUMAR, 2017).

Então, se é dado acesso a uma nova área de conhecimento, a solução cognitiva utiliza conhecimento desta nova fonte ou área também. E uma vez que tem um elevado nível de integração com PLN, subseção 2.2.2.2, é mais fácil para se comunicar e os sistemas também são capazes de preencher as lacunas entre a combinação de dados estruturados e não estruturados (FRANKISH; RAMSEY, 2012; CHIPMAN, 2017).

Sistemas cognitivos podem ser probabilísticos, pode haver uma variedade de respostas, dependendo das circunstâncias ou contexto e o nível de confiança ou probabilidade com base no conhecimento atual do sistema. Um sistema determinista (tradicional IA) teria que voltar uma resposta única com base nas provas, ou nenhuma resposta se houvesse uma condição de incerteza (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

A solução cognitiva é mais adequada para ajudar quando o domínio é complexo e

conclusões dependem de quem está fazendo a pergunta e a complexidade dos dados. Apesar de especialistas humanos saber uma resposta para um problema, eles podem não estar cientes de novos dados ou novas circunstâncias que irão mudar o resultado. Sistemas mais avançados podem identificar os dados em falta que mudaria o nível de confiança de uma resposta e solicitar mais informações de forma interativa a convergir para uma resposta ou conjunto de respostas com confiança suficiente para ajudar o usuário a tomar decisões. Por exemplo, no diagnóstico médico, o sistema cognitivo pode pedir ao médico para realizar testes adicionais para excluir ou escolher determinados tratamentos (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

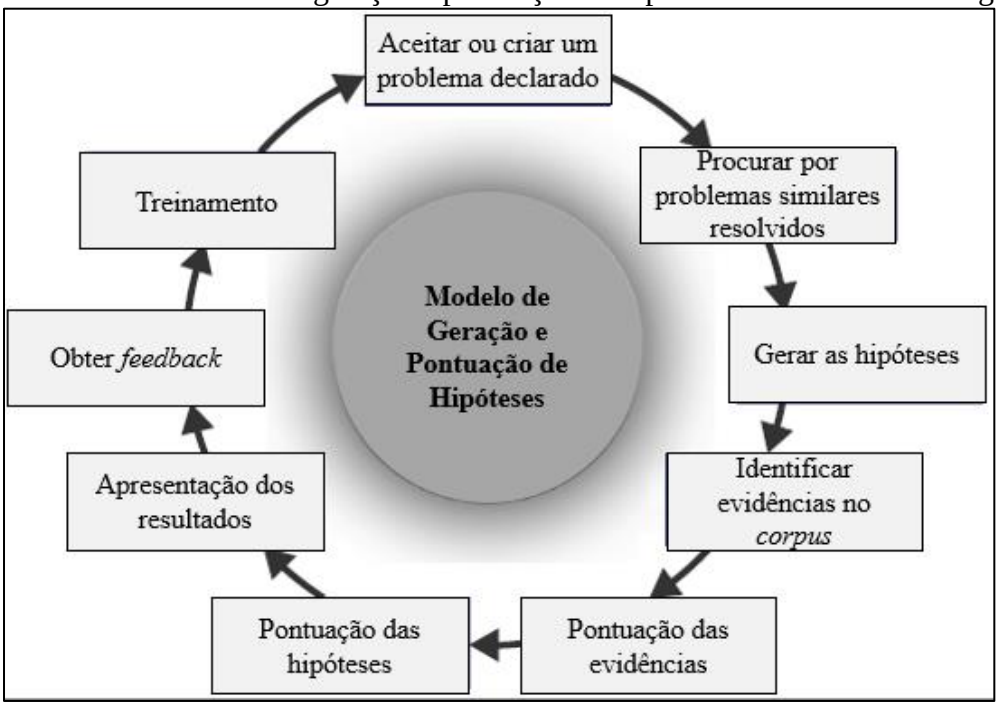
O ciclo de vida de um sistema cognitivo é um processo iterativo. Este processo iterativo exige a combinação de melhores práticas e formação dos dados humanos (FRANKISH; RAMSEY, 2012). Embora existam abordagens diferentes para a criação de um sistema cognitivo, Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015) destacam alguns elementos comuns:

a) ***corpus***: é uma representação legível por máquina do registro completo de um domínio ou tópico particular. Antes que o sistema é iniciado, no entanto, um *corpus* de base deve ser criado e os dados absorvidos. O conteúdo deste *corpus* base vai restringir os tipos de problemas que podem ser resolvidos, e a organização dos dados dentro do *corpus* tem um impacto significativo sobre a eficiência do sistema. Ou seja, é necessária uma boa compreensão da área de domínio para seu sistema cognitivo antes de determinar as fontes de dados necessárias. O *corpus* deve incluir a combinação certa de recursos de dados relevantes para permitir ao sistema cognitivo entregar respostas precisas no prazo esperado. É necessário ter gestão de riscos, segurança e características reguladoras para resguardar o usuário contra o uso indevido de dados ou fornecer alguma orientação quando as fontes são de dados sensíveis. Além disso, o *corpus* pode incluir ontologias que definem entidades específicas e seus relacionamentos, como doenças e tratamentos médicos. Também pode ser necessário um subconjunto de uma ontologia para incluir apenas os dados que pertencem ao foco do sistema cognitivo. E a taxonomia que fornece um contexto dentro da ontologia. O sistema cognitivo *Watson* da IBM, agrega esses dados em um único repositório, estabelecido para cada domínio ao qual é aplicada (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016).
b) **Dados**: os dados que são absorvidos pelo *corpus* não são estáticos. Sistemas cognitivos necessitam de acesso contínuo a dados externos para integração com dados internos. Todas as fontes de dados que podem ser úteis devem ser consideradas e potencialmente absorvidas, porém um sistema cognitivo deve

aprender a pesar a evidência externa e desenvolver a confiança na fonte, bem como o conteúdo ao longo do tempo. Esses dados são principalmente baseados em texto (documentos, livros, notas de pacientes, relatórios de clientes, etc.) e outras formas de dados não estruturados e semiestruturados (vídeos, imagens, sensores, sons, etc.) (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016).

c) **Ferramentas de análise**: serviços de análise de dados são as técnicas utilizadas para obter uma compreensão dos dados absorvidos e gerenciados dentro do *corpus*. Podem ser empregados dados estruturados, não estruturados e semiestruturados para prever resultados e descobrir padrões. Esses dados podem ser acessados continuamente da camada de entrada de dados e extrair dados a partir do *corpus*.
d) A**prendizado de máquina contínuo**: está no coração de todas as soluções de computação cognitiva. Um algoritmo de ML procura padrões em dados e, em seguida, leva ou recomenda alguma ação com base no que ele encontra. De acordo com os dados disponíveis ou os objetivos do sistema, pode ser aplicada aprendizado supervisionado, aprendizado por reforço ou aprendizado não supervisionado.
e) **Geração e pontuação de hipóteses**: uma hipótese na ciência é uma afirmação testável com base em evidências que explica alguns fenômenos observados ou relação entre elementos dentro de um domínio. Sistemas cognitivos podem gerar múltiplas hipóteses com base no estado de dados no *corpus* em um determinado momento, que podem então ser avaliadas e pontuadas. A Figura 15 apresenta um ciclo virtuoso de geração e pontuação de hipóteses. Em um sistema cognitivo existem duas maneiras principais de geração de hipóteses: a) uma resposta a uma pergunta explícita do usuário; b) o sistema procura constantemente padrões de dados anômalos que podem indicar ameaças ou oportunidades e quando detectado um novo padrão, cria uma hipótese baseada na natureza dos dados. Pontuação de hipóteses é um processo no qual sua representação é comparada com os dados do *corpus* para ver qual evidência existe para apoiar ou refutar uma hipótese. Pontuar ou avaliar uma hipótese é um processo de aplicação de métodos estatísticos para os pares de hipóteses, com evidências para atribuir um nível de confiança para a hipótese.

Figura 15 – Ciclo virtuoso de geração e pontuação de hipóteses em um sistema cognitivo

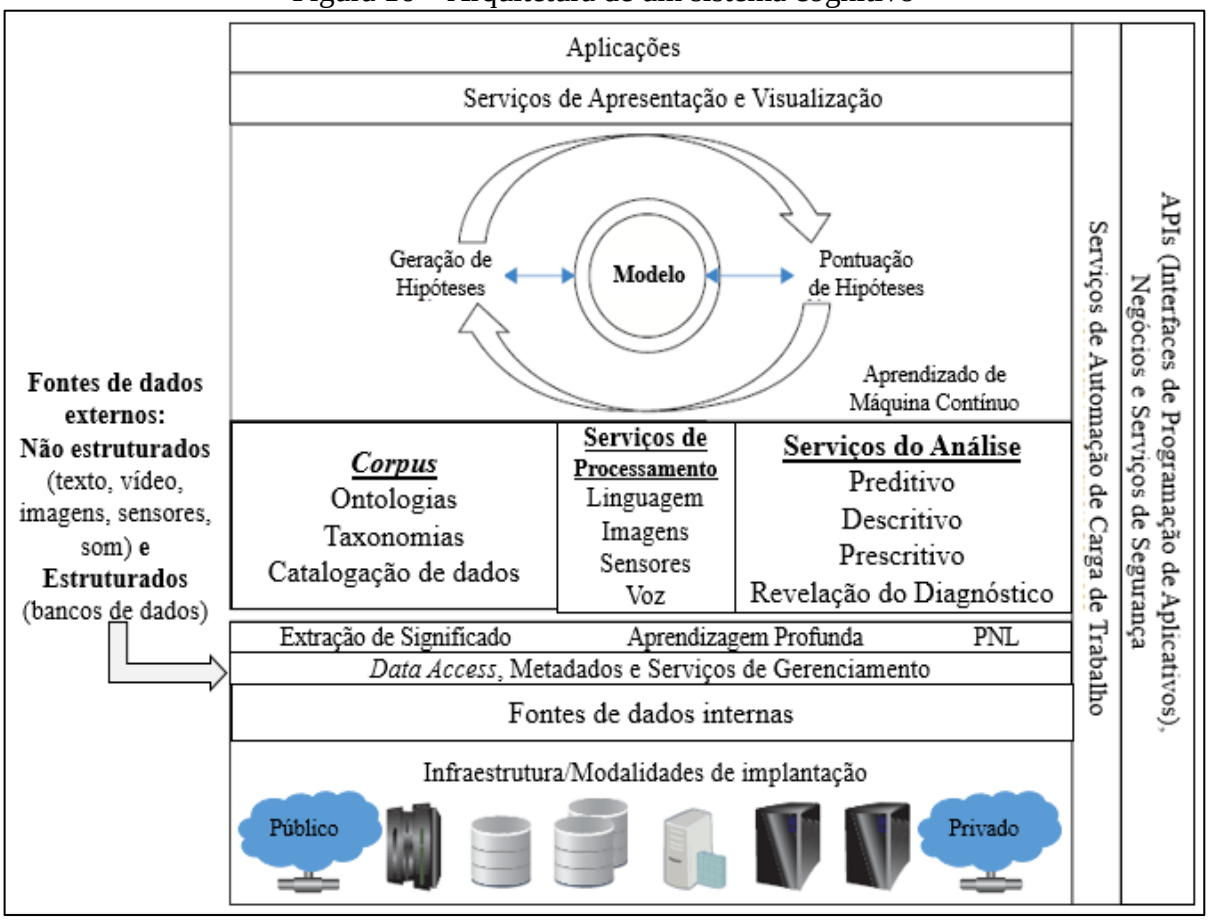


Fonte: adaptado e traduzido de Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015).

f) **Serviços de apresentação e visualização**: se apresentam como soluções narrativas, que utilizam técnicas naturais de geração de linguagem para contar uma história sobre os dados ou resumir descobertas em linguagem natural. Isto é apropriado para apresentar os resultados ou explicações sobre a evidência usada para chegar a uma conclusão ou pergunta. Serviços de visualização de dados presentes em formas não-textuais, incluindo gráficos, imagens e gestos ou dados animados. E, serviços de comunicação de refere-se a funções que produzem saída estruturado, tais como os registos de base de dados, que podem ser adequados para os seres humanos ou máquinas.

g) **Infraestrutura**: representa o hardware, redes e bases de armazenamento para o sistema cognitivo. Em um sistema cognitivo é fundamental ter uma infraestrutura flexível e ágil como suporte a aplicações que crescem e amadurecem ao longo do tempo e uma variedade de dados públicas e privadas precisam ser gerenciados e processados. Isso apoiado por software como Serviço (do inglês *Software as a Service* – SaaS) por meio de computação e armazenamento em nuvem. A Figura 16 retrata uma visão geral da arquitetura de um sistema cognitivo.

Figura 16 – Arquitetura de um sistema cognitivo



Fonte: adaptado e traduzido de Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015).

O IBM *Watson* é o sistema de computação cognitiva mais conhecido em termos de impacto na sociedade em geral. É também o primeiro sistema de computação cognitiva que alavancou a sinergia entre ciência cognitiva e uma série de tecnologias de computação, destacadas na Figura 16. As capacidades de computação cognitiva do *Watson* estão disponíveis para organizações e empresas, sob temas como análises cognitivas. Subjacente a estes temas é uma infraestrutura de computação cognitiva transparente que fornece serviços para construir agentes cognitivos (RAGHAVAN *et al.*, 2016). A seguir é abordado sobre Aprendiza de Máquina no contexto de Sistemas Cognitivos.

2.2.2.1 Aprendizado de Máquina

Os sistemas de IA devem ter capacidades de aprendizado em seus núcleos. IA foi concebida com o propósito de fazer mais em menos tempo e com menos erros e automatizar as coisas, por máquinas em vez de seres humanos. Estes foram alguns dos recursos que eram procurados em ordem das máquinas para fazer tarefas como qualquer ser humano, mas com

capacidades sobre-humanas ou superlativas. Sempre houve uma preocupação que máquinas baseadas em IA irão substituir completamente trabalhadores humanos e que tais máquinas inteligentes poderiam assumir cada pedaço do trabalho de mãos humanas. As máquinas podem reduzir a força de trabalho geral, mas a mão de obra especializada humana será necessária (FRANKISH; RAMSEY, 2012).

No aprendizado dos sistemas cognitivos, o conhecimento chega ao sistema, cria novos mapas de aprendizado e associações para gerar significado. Isto é facilitado pelo conhecimento novo de entrada e o sistema entender esses dados no treinamento. O sistema cognitivo faz também uma associação para cada área de assunto e todo o conhecimento disponível de entrada para ele. Isto é atualizado com uma nova dimensão ou pode ser substituído ou removido completamente com o tempo. Uma limitação para máquinas cognitivas é que a finalidade permanece conforme o desenvolvimento inicial para ela. Assim, a aplicação limitada da computação cognitiva permanece como algo auxiliando os seres humanos na tomada de decisões. No entanto, eles podem ajudar a tomar as decisões mais informadas e melhor calculadas (KUMAR, 2017).

Assim, a capacidade das máquinas de aprender e trabalhar em novas dimensões de um problema sem ser explicitamente programada para fazê-lo, é denominado de ML. Os programas são alterados conforme eles são expostos a novos cenários e dados (KUMAR, 2017). ML desempenha um papel importante na Indústria 4.0 por sua proximidade com *data mining*. Enquanto *data mining* extrai informações existentes para procurar padrões emergentes que possam ajudar a moldar nossos processos de tomada de decisão, ML, por outro lado, pode realmente aprender com os dados existentes e fornecer a base necessária para que uma máquina aprenda. ML pode olhar para os padrões e aprender com eles e adaptar seu comportamento, enquanto *data mining* é normalmente usada como fonte de informação para ML (FRANKISH; RAMSEY, 2012).

Embora *data mining* possa ser configurada com parâmetros para procurar automaticamente tipos específicos de dados, ela não aprende e aplica conhecimento por si mesma sem interação humana. Então, a ação principal para estas funcionalidades é analisar e compreender os dados e então usá-los para compreender os resultados ou saídas para os usuários. Da mesma forma, o resultado de ML não é um resultado para o usuário, mas um processo contínuo de ajustar e atualizar o programa de IA (FRANKISH; RAMSEY, 2012).

Aplicações de IA com ML foram mais tarde ao mercado, pois foram colocadas no mercado somente no final dos anos 1980. Alguns aplicativos proeminentes disponíveis usando ML hoje são reconhecimento de fala, reconhecimento de face, aplicações da robótica, robô para

bate-papo (*bots*) e carros autônomos (KUMAR, 2017).

O DL é um conjunto de algoritmos comparado com uma RNA, mas com várias camadas de processamento ocultas. O aprendizado de dados é transferido por meio de uma RNA multicamada baseada em neurônios e, portanto, de significado mais profundo, com mais variáveis e componentes. Assim, ele fornece a compreensão mais profunda. Redes neurais ajudam a quebrar as dimensões do problema em várias camadas de abstração e resolvê-los um por um, combinando o resultado na camada de abstração mais elevado (FRANKISH; RAMSEY, 2012).

Reconhecimento facial com imagens parciais para detectar um terrorista conhecido no meio da multidão é um problema complexo e multidimensional para ser resolvido com ML. São tantas dimensões: entender que uma parte capturada na imagem é um nariz, lábios parciais, uma parte do olho, de cor da pele, textura da pele, cor dos olhos, proporção dos olhos ou nariz, rosto, movimento do músculo esticado enquanto ri, ou alguma outra combinação de características faciais capturadas. As redes neurais têm uma interface de entrada, uma interface de saída e, entre, várias camadas escondidas. Cada camada processa uma dimensão diferente. Então, todos eles são combinados, utilizando modelos matemáticos para chegar a um resultado de saída ao mais alto nível de abstração possível, e o rosto é reconhecido (FRANKISH; RAMSEY, 2012).

Além disso, o aprendizado ocorre por meio de abordagens que extraem padrões, baseada nos dados disponíveis e a natureza do problema a ser resolvido: aprendizado supervisionado, aprendizado por reforço e aprendizado não supervisionado. Definir o uso destas abordagens para um sistema específico depende dos atributos de dados disponíveis e os objetivos do sistema (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Aprendizado supervisionado refere-se a uma abordagem que ensina o sistema a detectar ou combinar padrões em dados com base em exemplos de dados de uma amostra, previamente classificados, dentro dos tipos de padrões que o sistema terá que processar. Aprender por exemplo, ou modelagem, é uma técnica de ensino que pode ser usada para desenvolvimento de sistemas para problemas complexos. Depois que o sistema estiver operacional, um sistema de aprendizado supervisionado também usa sua própria experiência para melhorar seu desempenho em tarefas de correspondência de padrões (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

No aprendizado por reforço, o sistema de computação cognitiva recebe *feedback* sobre o seu desempenho para guiá-lo até a meta ou bom resultado. O sistema não é explicitamente

treinado com dados de uma amostra e aprende a tomar decisões baseadas em tentativa e erro ou punição e recompensa (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). O aprendizado por reforço para a computação cognitiva é mais apropriado quando um sistema deve executar uma sequência de tarefas e o número de variáveis tornaria difícil desenvolver um conjunto de dados de treinamento representativo (FRANKISH; RAMSEY, 2012; CHIPMAN, 2017).

Aprendizado não supervisionado refere-se a uma abordagem de aprendizado que pode identificar novos padrões, baseado apenas na experiência com os dados e recorre ao sistema para descobrir quais as relações entre os elementos ou estruturas de dados são importantes por meio da análise de atributos como frequência de ocorrência, contexto e proximidade. O aprendizado não supervisionado começa com uma enorme quantidade de dados e sem noções pré-concebidas sobre os padrões, relacionamentos ou associações que podem ser encontrados. Em outras palavras, é esperado que os dados revelem os padrões e anomalias por meio de análise estatística. O sistema primeiro tem que identificar os atores, em seguida seus comportamentos e, por último, encontrar anomalias (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Na próxima seção é apresentada a técnica de Processamento de Linguagem Natural, responsável nos Sistemas Cognitivos pela geração e compreensão de línguas humanas naturais.

2.2.2.2 Processamento de Linguagem Natural

PLN são técnicas necessárias para capturar o significado do texto não estruturado a partir de documentos ou comunicações do usuário. PLN é a principal ferramenta para interpretar o texto (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Esta seção apresenta uma visão geral do PLN e as suas associações com IA e ML. A finalidade deste tópico é obter um entendimento sobre meios de interação e métodos nos encontros de humanos com máquinas. O tipo de linguagem que evoluiu ao longo do tempo e é usado por pessoas chama-se linguagem natural. Estas línguas não são desenvolvidas sob qualquer plano premeditado ou projeto, mas evoluem com o uso contínuo (FRANKISH; RAMSEY, 2012).

Ao longo dos anos e com a repetição, muitas mudanças foram enraizadas nas linguagens praticadas. Uma língua é nativa de um determinado grupo de pessoas e é a forma mais natural de comunicação para eles (por exemplo, Hindu, Inglês). Os dialetos se apresentam em uma linguagem natural com base em sua localização geográfica. PLN se refere como as máquinas/computadores processam comandos de linguagem natural, seja escrita ou verbal e depois se envolver com qualquer ação conforme solicitado. A saída deve ser uma resposta escrita ou voz em linguagem natural (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; KUMAR,

2017).

Alan Turing começou a evoluir com o assunto. O objetivo era uma máquina fazer automaticamente ações que anteriormente os seres humanos faziam, com mais precisão e velocidade – mas também conseguir interagir com o usuário em línguas naturais, no TT (KUMAR, 2017). Isso é complexo pois uma palavra pode ter vários significados, dependendo de como ela é usada em uma frase. Além disso, o significado de uma frase pode mudar apenas adicionando ou removendo uma única palavra. PLN permite aos sistemas de computador interpretar o significado da linguagem e gerar respostas em linguagem natural (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Sistemas cognitivos incluem uma base de conhecimento (*corpus*) que tem sido criado pela entrada e processamento de dados estruturadas e não estruturadas. Muitos desses dados são documentos baseados em texto. PLN é usado para identificar a semântica de palavras, frases, sentenças, parágrafos e outras unidades linguísticas dos documentos e outros dados não estruturados encontrados no *corpus*. Um importante uso da PLN em sistemas cognitivos é identificar os padrões estatísticos e fornecer as ligações em elementos de dados de modo que os significados dos dados não-estruturados podem ser interpretados no contexto certo (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Uma máquina deve ser capaz de entender o sentido e contexto da sentença de entrada em uma linguagem natural e ser capaz de responder/gerar uma saída de comunicação da mesma forma e perfeitamente em linguagem natural (FRANKISH; RAMSEY, 2012; CHIPMAN, 2017).

Compreender os sons das letras e sua formação composta em palavras é o primeiro passo. Com a fonética, estudo da estrutura, reconhecimento e classificação de sons, os elementos não são apenas compreendidos pelo som, mas também pelo contexto em um sistema de PLN. Uma palavra em uma frase deve ser primeiro entendida claramente e em seguida categorizada como parte do discurso e designada para processamento adicional. Em casos de discurso, ele deve ser segmentado, comparado a uma única palavra (FRANKISH; RAMSEY, 2012; CHIPMAN, 2017).

Outro aspecto de reconhecimento de fala é compreender a morfologia das palavras. Quando aprendem uma língua, as pessoas aprendem o vocabulário do idioma. No entanto, o vocabulário, que é composto de palavras, também tem características morfológicas. Após a categorização das palavras, um significado da frase inteira deve ser encontrado. Isto é como o PLN acontece e como palavras são usadas para determinar o significado geral e o contexto de uma frase. DL torna isso mais fácil e menos demorado (FRANKISH; RAMSEY, 2012;

CHIPMAN, 2017). A seguir são apresentadas Técnicas de Análise aplicadas em Sistemas Cognitivos.

2.2.2.3 Técnicas de Análise

Para analisar *big data*, Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015) apresentam quatro tipos de análise, que se destacam pela usabilidade e potencialidade de seus resultados:

a) **análise preditiva**: considerada uma análise de possibilidades futuras. A partir da identificação de padrões em sua base de dados, esse tipo de análise permite aos gestores o mapeamento de possíveis futuros em seus campos de atuação. Usa *data mining*, dados estatísticos e dados históricos para conhecer as futuras tendências;
b) **análise prescritiva**: trabalha com a mesma lógica da preditiva, porém traça as possíveis consequências de cada ação, para definir qual escolha será mais efetiva em determinada situação;
c) **análise descritiva**: utiliza técnicas analíticas em dados históricos e atuais. É *data mining* na base da cadeia de *big data*. É uma maneira de visualizar os dados, entender sua organização e o que significam para o presente, sem necessariamente relacioná-la com padrões passados ou futuros;
d) **análise diagnóstica**: feita após as ações, tem como objetivo compreender de maneira causal (Quem, Quando, Como, Onde e Por que) todas as suas possibilidades. Como uma espécie de relatório expandido, quando feita em *big data*, esse tipo de análise permite também entender a razão dos desdobramentos das ações adotadas e mudar estratégias ineficazes ou reforçar as funcionais.

A fronteira inicial no desenvolvimento de computação cognitiva tem sido na área dos cuidados de saúde, pois é rica em fontes de dados baseados em texto (estruturados e não-estruturados). Além disso, resultados de sucesso de pacientes são frequentemente dependentes de cuidados de médicos especialistas que têm uma compreensão completa, precisa, atualizada dos problemas do paciente. Aplicações cognitivas médicas podem ser desenvolvidas para permitir que os médicos e profissionais de saúde entendam melhor as opções de tratamento e, por meio do aprendizado contínuo, a capacidade de tratar pacientes poderia ser melhorada. Na seção a seguir á apresentadas a abordagem teórica de Sistemas de Apoio à Decisão.

2.3 SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO

Assim como na subseção 2.1 e 2.2, sobre IA e Computação Cognitiva, para completar o referencial teórico, foram realizadas buscas nas bases de dados sobre SAD. As buscas foram realizadas nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science*, sob os termos: "*decision support system"* OR "*decision support systems*". As buscas também foram efetuadas conforme as Leis da Bibliometria. Os termos "sistema de apoio à decisão" OR "sistemas de apoio à decisão" também foram utilizados na BDTD e na NDLTD, com os termos: "*decision support system"* OR "*decision support systems*".

Na *Scopus*, a Lei de Zipf retornou 89.701 documentos para a frequência dos termos "*decision support system"* OR "*decision support systems*", na busca nos campos título, resumo e palavras-chave, conforme do Anexo C. Na segunda rodada foram aplicados os filtros de documentos do tipo artigo ou revisão na área de ciências sociais, tipo da fonte ser revista. Assim, obteve-se 4.176 artigos, conforme Anexo C, dos quais foram trabalhados os dez mais citados e os dez mais recentes. Com os mesmos filtros, por meio da Lei de Lotka (1926), foram identificados os autores com maior produção. Malczewski com 11 artigos e Hipel e Jankowski com 10 artigos cada, se destacam, conforme Anexo C. Pela Lei de Bradford (1934), dos periódicos e *Journals*, o que tem mais publicações sobre o tema, isolado na primeira colocação, é o *Theory and Decision* com 237 publicações, conforme *ranking* completo no Anexo C.

Com os mesmos filtros de busca da *Scopus*, na *Web of Science*, a Lei de Zipf retornou 28.208 documentos para a frequência dos termos "*decision support system"* OR "*decision support systems*", conforme Anexo C. Foi aplicado o mesmo refinamento da *Scopus*. Assim, obteve-se 1.809 artigos, comprovados pelo Anexo C. A partir das buscas, os dez artigos mais recentes e citados foram lidos e apresentados no Apêndice A. Aplicada a Lei de Lotka (1926), destaca-se o autor Datta com 14 artigos e Kilgour e Mahapatra com 12 artigos cada, conforme Anexo A. Pela Lei de Bradford (1934), o *Journal* que se destaca com mais publicações é o *European Journal of Operational Research*, com 457 publicações, conforme Anexo C. A partir das buscas, os artigos lidos estão apresentados no Apêndice A.

A busca na BDTD foi realizada com os termos "sistema de apoio a decisão" OR "sistemas de apoio a decisão" em todos os campos e retornou 356 documentos. A busca foi refinada para apenas título, ou assunto, ou resumo em português, que retornou 27 documentos, conforme Anexo C. A busca na NDLTD foi realizada com os termos "*decision support system"* OR "*decision support systems*" e retornou 4.017 documentos, conforme Anexo C. A busca foi

refinada, selecionado apenas o campo título, o idioma inglês e documentos classificados pela base com o termo "*Decision*", "*Support*", "*System*" e "*Systems*", de 2012 até 2017. Assim, obteve-se 151 documentos, conforme Anexo C. Foram lidos os resumos de todos os documentos e os trabalhos identificados com a temática desta dissertação também foram utilizados na construção do referencial teórico desta subseção.

A partir dessas leituras, nesta seção foram apresentados os conceitos de Sistemas de Informação (2.3.1), Tipos e Processos de Decisão (2.3.2), Sistemas de Apoio à Decisão (2.3.3), terminando a construção teórica com Sistemas de Apoio à Decisão Clínica (2.3.3.1).

2.3.1 Sistemas de Informação

No século XXI, o produto software assumiu um papel importante na sociedade, apoiando com rapidez e segurança diversas atividades desenvolvidas pelo ser humano. Para Pressman e Maxim (2016), software é um conjunto composto por programas, dados e sua respectiva documentação, que realiza procedimentos previamente definidos em prol de um objetivo. Os SIs, com os quais interage-se diariamente, são os softwares mais presentes em ambientes públicos ou privados. Nas organizações privadas, os SI são considerados um diferencial, que podem elevar o nível de competitividade perante os concorrentes, alcançar uma gestão com excelência, desenvolver novos produtos, estreitar o relacionamento com os clientes e fornecedores, bem como fornecer apoio nas tomadas de decisão, de tal forma a antecipar as necessidades do mercado (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015).

SIs são ferramentas importantes para obtenção de dados e geração de relatórios administrativos, porém, ainda e sempre caberá ao gestor a análise, interpretação e compreensão das informações, em outras palavras, o ser humano não deixará de ter o seu poder de decisão (LAUDON; LAUDON, 2015). A partir da década de 60, os SIs começaram a assumir novos papéis, agregando recursos ao longo do tempo e consequentemente novas funções, voltadas ao usuário final e principalmente para gestão das organizações. Já o final da década de 80 ficou caracterizada a maior expansão dos SIs, devido ao avanço das tecnologias específicas para o usuário final e para oferecer suporte para o processo de tomadas de decisão, planejamento de recursos e Inteligência de Negócios (do inglês *Business Intelligence* – BI) (O'BRIEN, 2010). Os SIs são formados por um conjunto organizado de pessoas, software, hardware, redes de comunicação, procedimentos e recursos de coleta de dados, que se transformam e disseminam informações na organização (O'BRIEN, 2010).

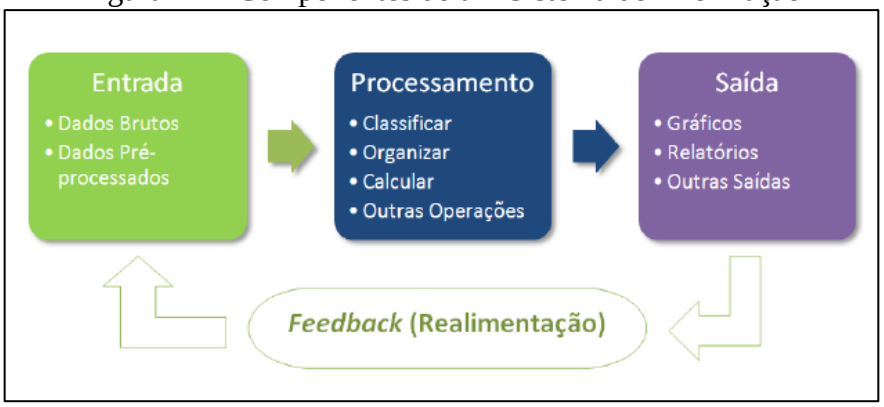
A funcionalidade básica dos SI é gerar informações relevantes que atendam seus

objetivos a partir do processamento de dados. Dados podem ser entendidos como elementos brutos, registros, fatos, representações do mundo real e que sozinhos não conduzem a nenhuma compreensão (BEAL, 2004; SOMMERVILLE, 2011). A transformação desses dados por combinações lógicas e significativas, permite aumentar a consistência dos dados, atribuindo relevância e propósito. O resultado dessa transformação é a informação. No entanto, se essas transformações não adicionarem nenhum valor novo ou significado aos dados processados para quem a interprete, ela não é considerada informação (BEAL, 2004; STAIR; REYNOLDS, 2011). Consequentemente, conforme Takeuchi e Nonaka (2008), essa informação analisada, processada e aplicada se transforma em conhecimento. Para Stair e Reynolds (2011), o conhecimento é a análise e compreensão das informações e como utilizá-las em uma tarefa específica.

As principais diferenças entre dados, informação e conhecimento estão relacionadas às características de cada um. Os dados são simples observações do mundo real, que podem ser obtidos por máquinas e estruturados de forma a permitir seu compartilhamento e serem quantificados. A informação depende do homem para analisar e mensurar esses dados, para torná-los relevantes ao propósito a ser alcançado. Por fim, o conhecimento está diretamente ligado à mente humana e sua capacidade de explorar, vincular e relacionar essas informações com outras. Por isso é difícil capturar, estruturar e transferi-lo a outra pessoa usando máquinas (DAVENPORT; PRUSAK, 1999).

Um SI é um conjunto de elementos ou componentes inter-relacionados que coleta determinada entrada de dados, realiza um processamento, dissemina uma saída com informações significativas e fornece um mecanismo de realimentação para correções dessa saída em prol de seus objetivos, conforme ilustrado na Figura 17 (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015).

Figura 17 – Componentes de um Sistema de Informação



Fonte: adaptado de Stair e Reynolds (2011) e Laudon e Laudon (2015).

A atividade de entrada é responsável por captar dados brutos da organização (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015). O maior desafio nessa atividade é gerenciar grandes volumes de dados distintos, mantendo a integridade do seu significado, o sigilo dos dados e principalmente a confiabilidade para geração de informação, assim evitando análises distorcidas da situação real (TAYI; BALLOU, 1998). Segundo Pinheiro *et al.* (2016), a falta de qualidade dos dados tem um impacto negativo nas organizações, gerando retrabalho e reprocessamento de certas tarefas, causando prejuízo financeiro e perda de oportunidades de negócios.

Na atividade de processamento, os dados brutos são trabalhados de forma a retornar informações significativas e úteis para decisão dos negócios ao contexto da organização. Para isso, o processamento pode integrar métodos estatísticos, armazenamento de dados para uso futuro, comparações e agrupamentos de dados (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015).

A saída envolve a transferência das informações produzidas para os membros da organização, geralmente na forma de relatórios ou gráficos, organizados de maneira a facilitar a visualização do status atual da organização (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015). A atividade de *feedback* é fundamental nesse ciclo para corrigir ou avaliar os dados de entrada, com o propósito de aumentar a confiabilidade das informações produzidas. A realimentação depende da ação adotada pelos membros da empresa (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015).

Segundo Laudon e Laudon (2015), SI pode ser definido como um conjunto de componentes inter-relacionados que coletam (ou recuperam), processam, armazenam e distribuem informações destinadas a apoiar a tomada de decisões, a coordenação e o controle em uma organização. Além disto, os SIs também auxiliam os gerentes e trabalhadores a analisar problemas, visualizar assuntos complexos e criar novos produtos. Assim, a partir da dificuldade de integrar essas tecnologias de gerenciamento de informações, Desanctis e Poole (1994) propuseram a Teoria da Estruturação Adaptativa (TEA, do inglês, *Adaptive Structuration Theory* – AST) para estudar o papel dessas tecnologias nas organizações.

De acordo com Laudon e Laudon (2015), a partir da informatização das empresas, ainda na década de 50, elas passaram a investir em SIs para atender objetivos organizacionais, como:

a) aproximar-se da excelência organizacional, para isso melhorar a produtividade, eficiência e agilidade;
b) desenvolver novos produtos e serviços, inovar;

c) melhorar o relacionamento e atendimento ao cliente;
d) aprimorar a tomada de decisão, de maneira mais precisa e rápida;
e) promover vantagem competitiva;
f) garantir a sobrevivência.

Para atingir esses objetivos, as empresas passaram a substituir SI que operavam de forma independente por sistemas multifuncionais integrados. Isso porque existem diferentes interesses, especializações e níveis dentro de uma organização, criando a necessidade de sistemas específicos para apoiar as demandas específicas das principais funções de cada negócio (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015). Ainda segundo esses autores, as empresas utilizam sistemas de apoio à tomada de decisão e a atividades de diferentes níveis da organização:

Sistemas de Processamento de Transações (SPTs): realizam e registram as transações rotineiras necessárias ao funcionamento das organizações no nível operacional e também são fontes de informação para outros tipos de sistemas e funções empresariais. É a base que garante a integridade e precisão da informação gerada e assegura a confiabilidade dos SIs hierarquicamente acima dele.

Sistemas de Informações Gerenciais (SIG): também apoiam a tomada de decisão gerencial por meio de relatórios sobre o desempenho atual da organização, para monitorar, controlar, bem como prever o desempenho futuro das empresas. Um SIG é abastecido com dados de SPTs.

Sistemas de Apoio à Decisão (SAD): suportam a tomada de decisões não rotineiras, focam em problemas únicos e que se alteram com rapidez, para os quais não existe um procedimento de resolução totalmente predefinido. SAD é abastecido com dados de SPTs e informações de um SIG.

Sistemas de Apoio ao Executivo (SAE): se concentram em questões estratégicas e tendências de longo prazo, para a empresa e o ambiente externo. Abrangem decisões não rotineiras, que envolvem bom senso e capacidade de avaliação e percepção, por não se conhecer soluções por meio de procedimento previamente estabelecidos.

Os sistemas baseados em análise e consolidação de dados constituem um conjunto de técnicas e ferramentas conhecidas por BI. Merecem destaque o Processamento Analítico em Tempo Real (do inglês *On-line analytical processing* – OLAP) e *data mining*. O OLAP permite consolidar ou estratificar *big data* para tirar valor dos dados. Já a mineração de dados emprega rotinas com ferramentas estatísticas, ou com base em RNA, para desvendar passíveis padrões

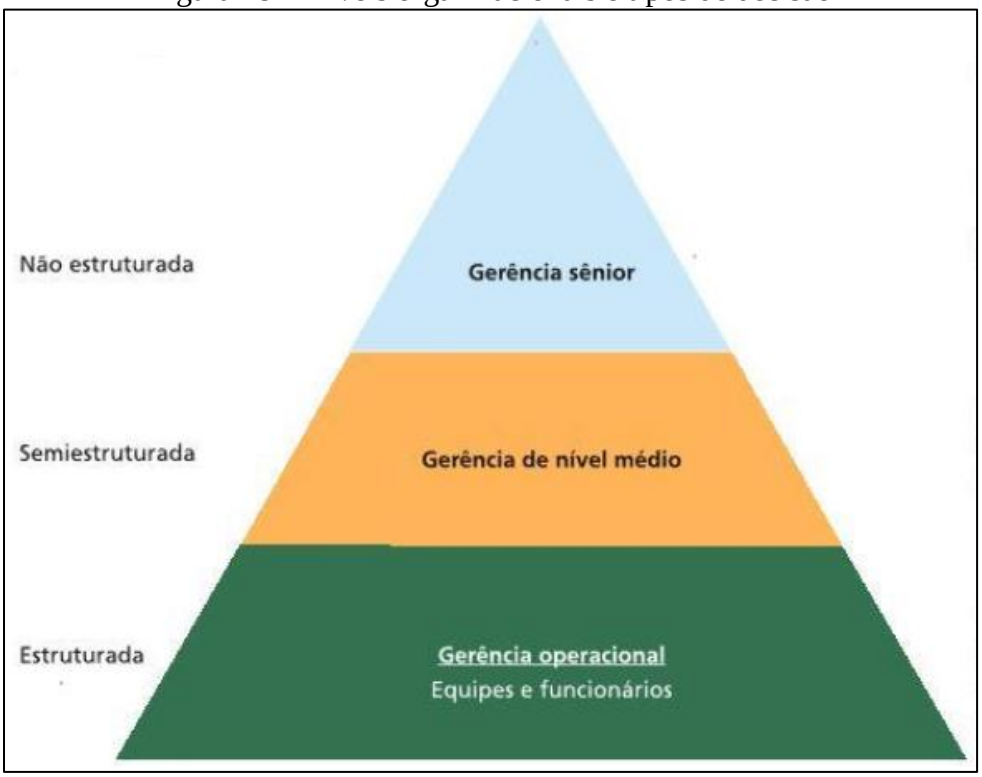
em *big data* (YU, 2011). Após a introdução desta abordagem, a seguir são detalhados os Tipos e Processos de Decisão.

2.3.2 Tipos e Processo de Decisão

Os SIs contribuem para as empresas com a melhoria na tomada de decisão, a nível individual ou grupos, envolvendo todos os níveis estratégicos (STAIR; REYNOLDS, 2011). Cada nível tem necessidades diferentes de informação para apoiar suas decisões e é responsável por diferentes tipos de decisão (LAUDON; LAUDON, 2015). Na Figura 18, observa-se que integrantes de diferentes níveis organizacionais também são responsáveis por diferentes tipos de decisão. Laudon e Laudon (2015) classificam as decisões em:

a) decisões não estruturadas: são decisões inusitadas, não rotineiras e não há procedimentos compreendidos ou predefinidos para tomá-las;
b) decisões semiestruturadas: são decisões que parte do problema apresenta uma resposta clara e precisa, dada por um procedimento reconhecido;
c) decisões estruturadas: são decisões repetitivas, rotineiras e envolvem procedimentos predefinidos.

Figura 18 – Níveis organizacionais e tipos de decisão



Fonte: Laudon e Laudon (2015).

Decisões estruturadas são direcionadas aos níveis organizacionais mais baixos, apoiadas por SPT e SIG, tipos de Sistema Integrado de Gestão Empresarial (SIGE, do inglês *Enterprise Resource Planning* – ERP), utilizados na gestão das empresas, automatizando os processos e integrando as atividades. Enquanto as não estruturadas são mais predominantes nos níveis mais altos da empresa são utilizados os Sistemas de BI, que são compostos por SAD e SAE (LAUDON; LAUDON, 2015).

As decisões consistem em diferentes atividades. De acordo com Simon (1960), são quatro os estágios no processo de decisão/resolução de problemas: a) inteligência, baseia-se em descobrir, identificar e entender os problemas que ocorrem na organização; b) concepção, identificação e investigação das soluções possíveis; c) seleção, escolha de uma das soluções; e d) implementação, colocar em prática a solução escolhida e monitorar.

Com o avanço da tecnologia, organizações têm tomados decisões por meio de algoritmos computacionais que definem com precisão os passos para a tomada de decisão. Assim, os estágios do processo de decisão são automatizados e atingem alta velocidade, eliminando os humanos da cadeia de decisão por serem lentos (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015). Entretanto, na pesquisa de Schaefer *et al.* (2016) sobre a confiança humana em sistemas autônomos, considerou que a confiança é importante na interação homem-máquina, além de destacar que a confiança já virou uma preocupação global que afeta a eficácia de sistemas, especialmente no que se refere à segurança, desempenho e taxa de uso.

A tomada de decisão também é aprimorada por meio de técnicas, consideradas inteligentes, como SEs, raciocínio baseado em casos, algoritmos genéticos, RNA, lógica difusa e agentes inteligentes. Essas técnicas são baseadas em IA, ajudam os tomadores de decisão na captura de conhecimento a nível individual e coletivo, descobrindo padrões e comportamentos em *big data* e gerando soluções para os problemas grandes e complexos para serem resolvidos por humanos (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015).

A competitividade acirrada entre as empresas, fez com que os gestores e responsáveis pelo setor estratégico das organizações passassem a ser mais exigidos. Isto proporcionou a necessidade da adoção de novas tecnologias e SIs capazes de analisar e extrair informações de diversas fontes de dados e realizar simulações baseados em modelos. Os SAD, vieram preencher esta lacuna. Os SADs buscam fornecer suporte as decisões baseando-se no uso de simulações, permitindo maior capacidade analítica, considerando para análise informações tanto internas quanto externas (CLERICUZI; ALMEIDA; COSTA, 2006). A seguir é

apresentada a abordagem sobre Sistemas de Apoio à Decisão.

2.3.3 Sistemas de Apoio à Decisão

O uso de computadores nas organizações aumentou entre a década de 50 e 70, algumas foram bem-sucedidas na tomada de decisão gerencial (GORRY; MORTON, 1971), a fim de resolver problemas (BURSTEIN; HOLSAPPLE, 2008). No início da década 1970, pesquisadores e profissionais se empenharam em usar tecnologias baseadas em computador para resolver problemas estruturados e não estruturados em diferentes níveis gerenciais, em vez de lidar com tarefas estruturadas e rotineiras (EOM; LEE, 1990; SHIM *et al.*, 2002; POWER, 2002; TURBAN; ARONSON; LIANG, 2004; LIU *et al.*, 2009).

O conceito de SAD foi cunhado por Scott Morton em 1971, fundindo dois fluxos de pesquisa: (1) os estudos teóricos da tomada de decisão organizacional, que ocorreram no *Carnegie Institute of Technology* e (2) os trabalhos técnicos realizados em sistemas computacionais, em grande parte, no MIT, no período de 1950-1960 (KEEN; MORTON, 1978; KASIE; BRIGHT; WALKER, 2017). Gorry e Morton (1971) desenvolveram uma estrutura de SIG, que foi considerada como um SAD padrão para apoiar os decisores em previsões para resolver problemas semiestruturados e não estruturados nas organizações.

Desde o início dos anos 70, a tecnologia e as soluções de apoio à decisão evoluíram e permitiram SADs mais poderosos e funcionais. Os SADs já apoiaram tomadores de decisão individuais, grupos de trabalho ou equipes, especialmente equipes virtuais. O advento da internet permitiu SADs interorganizacionais e, as ferramentas móveis, por meio dos serviços eletrônicos móveis e os protocolos de internet sem fio, que são as atuais tecnologias centrais dos SADs. Em consequência, esses sistemas permitem a rápida disseminação de informação aos decisores. O impacto da *web* na tomada de decisão tem sido tornar o processo mais eficiente e mais amplamente utilizado (SHIM *et al.*, 2002).

Na década de 1970, a pesquisa SAD foi focada em apoiar tomadas de decisão orientadas para o indivíduo. Nos anos 80, a atenção dos pesquisadores foi gradualmente mudando para Sistemas de Apoio à Decisão em Grupo (SADG – *Group Decision Support Systems*, GDSS) (DESANCTIS; GALLUPE, 1987) e Sistemas de Apoio à Decisão Organizacional (SADO – *Organizational Decision Support Systems*, ODSS), a fim de abordar situações com problemas mais complexos e melhorar a eficácia do SAD (EOM; LEE, 1990).

Técnicas de IA, especificamente SEs, foram incorporados como ferramentas importantes para SAD em meados da década de 1980 (EOM; LEE, 1990). Foi descrito em Keen

e Morton (1978), que IA teria potencial para melhorar as tarefas de tomada de decisão. Estruturas de *data warehouse*, OLAP, *data mining*, tecnologias *web*, metodologias orientadas a objeto, agentes inteligentes, a internet e a intranet corporativa, surgiram como partes integrantes da construção do SAD na década de 1990 (SHIM *et al.*, 2002; POWER, 2002). No início do século XXI SADs complexos incorporaram gestão do conhecimento, portais de informação, BI e sistemas de comunicação. Os SAD foram introduzidos e integrados em ambiente w*eb* para enfrentar o desafio da competitividade (POWER, 2002; KASIE; BRIGHT; WALKER, 2017).

SAD compreendem uma disciplina dentro da área de SI, que são incumbidos de representação e tratamento do conhecimento dentro das organizações, a fim de melhorar a tomada de decisões. A área de SI vem se desenvolvendo, desde sua ênfase inicial na manutenção de registros e no processamento de transações, ou seja, Sistemas de Processamento de Dados (SPD), o que se tornou SIG, que por sua vez enfatizam a recuperação de registros para produzir relatórios pré-especificados, contendo informações que sejam úteis para os gestores (BURSTEIN; HOLSAPPLE, 2008).

Vessey e Galletta (1991) sugeriram que o fornecimento de SADs para satisfazer os desejos dos gestores individualmente não terão um grande efeito sobre a eficiência ou a eficácia da resolução de problemas, mas que os esforços devem ser concentrados na determinação das características das tarefas que solucionadores de problemas devem abordar. A partir disso, a estrutura clássica de SAD é composta por: (i) recursos de gerenciamento de banco de dados com acesso a dados internos e externos, informações e conhecimento, (ii) funções de modelagem por um sistema de gerenciamento de modelos, e (iii) projetos de interface de usuário simples que permitem interações, consultas, relatórios e funções gráficas (SHIM *et al.*, 2002).

Para Laudon e Laudon (2015), enquanto um sistema do tipo SIG, responsável por emitir relatórios e informações de transações para auxiliar em respostas para problemas de decisão estruturada e semiestruturada, os SADs fornecem apoio para análises de problemas semiestruturados e não estruturados. O SAD trabalha com grandes quantidades de dados e permite consultas interativas por parte de seus usuários. Dulcic, Pavlic e Silic (2012) destacam três capacidades importantes dos SADs:

a) são projetados especificamente para auxiliar na tomada de decisão;
b) fornecer ajuda interativa para o decisor, mas não automatizar a tomada de decisão;
c) possuem a capacidade de se adaptar rapidamente as necessidades do usuário.

Chenoweth, Dowling e Louis (2004), descreveram SAD como um sistema que depende de modelos complexos, baseiam-se em pesquisa operacional e diversas bases de dados para elaboração de suas análises. A necessidade de tamanha complexidade dos modelos a serem elaborados gera uma barreira perante seus usuários, onde segundo os autores, isto contribui para a chamada "subutilização" deste tipo de sistema. Alguns autores chegam a afirmar a relutância encontrada entre os executivos para a utilização do SAD em sua forma mais complexa, fazendo com que este tipo de sistema se torne apenas mais uma ferramenta para consulta de dados.

Manzini (2012) ressalta, que apesar das dificuldades em se utilizar o SAD, mesmo que o sistema conte com interfaces amigáveis para seus usuários, este tipo de sistema é uma plataforma de software útil para a concepção, gestão e controle de casos reais nas organizações. Além da usabilidade, Dinter (2013) destaca a importância, em função da redução de custos oriundos da competitividade entre as organizações, das informações disponibilizadas pelos SADs serem entregues as pessoas certas, no momento certo, para fins de tomada de decisão.

Mcnie (2007) alerta em seu estudo sobre a produção de informação útil e científica, sugere que a informação útil deve ser saliente, credível e legítimo, sendo necessário identificar as necessidades de informação dos usuários e as pesquisas para a solução de problemas devem ser direcionados para essas necessidades. Clericuzi, Almeida e Costa (2006) ressaltam que os SADs não são relevantes apenas para os gerentes e demais profissionais responsáveis pelas decisões estratégicas, são apropriados para todas os envolvidos em tomar decisões semi ou não-estruturadas e este tipo de ferramenta deveria fazer parte da rotina de trabalho de todos os envolvidos na gestão do negócio.

Um aspecto importante é tomar a decisão certa usando o SAD certo em ambientes complexos. SAD são sistemas interativos baseados em computação, que utilizam dados, modelos, documentos, tecnologias de conhecimento e comunicação necessários para apoiar pessoas, que são necessárias para resolver problemas complexos. São desenvolvidos por meio de um processo adaptativo de aprendizado e evoluções para acomodar as mudanças de ambientes dinâmicos e incertos do presente e no futuro (KEEN, 1980; POWER, 2002; KASIE; BRIGHT; WALKER, 2017).

Os SAD são compostos de diferentes componentes ou subsistemas de interação. Power (2002) propôs a arquitetura da construção de SAD em termos de estrutura de SAD expandida. Sua estrutura incorpora banco de dados, modelo, componentes de comunicação e interface do usuário. Ele afirmou que o banco de dados poderia ser substituído com a base de conhecimento e/ou base de documento, dependendo da tecnologia de condução do sistema (POWER, 2002; KASIE; BRIGHT; WALKER, 2017):

a) **banco de dados/documentos:** armazena as informações atuais do sistema, que podem ser gerenciados pelo Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBD) e pode ser interconectado com o *data warehouse*. Ainda, a base de documentos pode substituir ou trabalhar em paralelo com o banco de dados tradicional para aumentar a eficácia do SAD. Pesquisas asseguraram que somente cerca de 20% das informações que circulam nas organizações estão na forma de dados estruturados e numéricos, no entanto, o outro restante de informações, cerca de 80% está escondida em documentos não estruturados;
b) **base de conhecimento:** fornece capacidades inteligentes para o SAD e pode fazer a conexão com o conhecimento do *data warehouse*. É especialista em resolução de problemas em um domínio particular do conhecimento. Integra SEs com o SAD aumenta a qualidade dos resultados de decisão;
c) **modelo:** compreende modelos quantitativos como otimização e simulação. que fornecem recursos de representação simplificados para os SADs. São recursos necessários para construir sistemas analíticos parciais ou totais ou modelos de simulação, dependendo da complexidade dos problemas. Tradicionalmente, modelos são utilizados para analisar alternativas de decisão propostas pelo usuário, nos sistemas baseados em conhecimento, os modelos geram vários cenários para alternativas de decisão;
d) **comunicação**: refere-se a como o hardware é organizado; como software e dados são distribuídos no sistema; e como os componentes do sistema são integrados e conectados usando uma rede, servidor Web, cliente/servidor e mainframe;
e) **interface do usuário:** é um dos componentes mais úteis de qualquer SAD. Ferramenta de consulta e apresentação de relatórios. Consiste em diálogos, mapas, menus, ícones, representações gráficas, gráficos e navegador da *web*. Permite interações entre o sistema e o usuário para se comunicar e comandar o SAD.

Na seção 2.3.3.1 é discorrido sobre os Sistemas de Apoio à Decisão Clínica, finalizando a construção desse referencial teórico.

2.3.3.1 Sistemas de Apoio à Decisão Clínica

Melhorar o desempenho e a transparência depende da existência de um objetivo comum que une os interesses e ações de todos os envolvidos em qualquer campo de atividade.

Quando se trata de assistência à saúde, esses objetivos são ainda mais complexos e até conflitantes, que podem compreender o acesso a serviços, rentabilidade, alta qualidade, contenção de custos, segurança, conveniência, foco no paciente e satisfação. A falta de clareza sobre objetivos em comum pode levar a ações divergentes, manipulações do sistema e progressos lentos na qualidade (PORTER, 2010).

A incorporação dos avanços tecnológicos pela medicina, criou um contexto de elevação dos custos, conflitos de interesses e desconfianças mútuas entre profissionais, operadoras de saúde suplementar, instituições assistenciais, gestores públicos, agências reguladoras e pacientes. Isso gerou uma distorção dos objetivos iniciais de melhorar o desempenho e a transparência na área da saúde e resultaram em esforços de contenção de despesas incrementais, ineficazes e contraditórios em sua maioria (SIM *et al.*, 2001; PORTER, 2010).

Os avanços da TI na saúde também possibilitaram o desenvolvimento da Medicina Baseada em Evidencias (MBE), metodologia de avaliação crítica, entendida como o uso responsável, claro e crítico da melhor evidência atual, integrada com a experiência clínica e os valores e preferências dos pacientes, que tem o objetivo de melhorar a qualidade da assistência à saúde. Seu desenvolvimento, fundamento e prática, servem de parâmetros para a obtenção dos melhores resultados clínicos por meio da integração da experiência clínica individual às melhores evidencias científicas (SACKETT *et al.*, 1996).

O estudo e domínio da MBE dependem de investimento de tempo e habilidades em metodologia científica, gestão da informação e avaliação crítica da literatura de pesquisa (SACKETT *et al.*, 1996; GRANDAGE *et al.*, 2002). Sua prática depende também de coragem para mudar práticas individuais e institucionais estabelecidas pela tradição e só pode ser efetivada pelo profissional que presta a assistência direta ao paciente, podendo ou não ser facilitada por SIs. A literatura científica é a principal fonte de alimentação da prática da MBE, que precisa ser complementada por evidências locais, baseadas na prática individual e na tomada de decisão clínica do campo de atuação (GRANDAGE *et al.*, 2002; HURWITZ; SLAWSON, 2010).

Os estudos que formam a base para a MBE constituem apenas uma fração do total da literatura de pesquisa e o aumento do volume de publicações de pesquisa associada a esses problemas de qualidade, faz com que a maior parte dos clínicos considerem a pesquisa como de difícil manejo e de aplicação limitada em sua prática (SIM *et al.*, 2001). Novamente, nesse contexto, os SIs podem ser as ferramentas integradoras. Mesmo após a disseminação e promoção das diretrizes de prática clínica (*guedelines*) baseadas em evidências, percebe-se que

elas têm efeitos limitados sobre mudanças efetivas de comportamento dos profissionais e que há um esforço no alcance do potencial das diretrizes de prática clínica para promover a eficácia e a eficiência dos cuidados em saúde (CHAUDHRY, 2007). Entretanto, entende-se que a implementação ou a adoção de informações provenientes de pesquisa em práticas clínicas reais fica distante do desejado, com potencial limitado para mudar o comportamento dos profissionais (TRIVEDI *et al.*, 2009).

Questões relativas à familiaridade com a informática, requisitos de hardware ou software, preocupação com impacto negativo no fluxo de trabalho e potencial necessidade de duplicação de registros durante a transição do papel para sistemas eletrônicos de registro médico, são indicados como barreiras na adoção dessa prática (TRIVEDI *et al.*, 2009). Uma solução para a incorporação das evidências na prática é o apoio à decisão baseado em computador para trazer elementos das evidências relevantes para os profissionais de saúde no atendimento (KORTTEISTO *et al.*, 2014).

A implementação das diretrizes clínicas computadorizadas tem sido utilizada para apoiar a prática da MBE por meio do desenvolvimento de SADC. Esses sistemas são estudados e utilizados desde a década de 1950. A utilização de SADC para facilitar a prática da MBE promete melhorar a qualidade da assistência à saúde. Os SADC já foram aclamados por seu potencial de melhorias na qualidade de diversos aspectos da prática clínica, seja na sua organização, na minimização de erros médicos ou de custos ou no aumento da eficiência dos cuidados e dos resultados terapêuticos para o paciente (SIM *et al.*, 2001; LICHTENSTEIN *et al.*, 2011).

Autores como Sim *et al.* (2001) definem os SADC como sistemas de software projetados para fornecer auxílio direto à tomada de decisão clínica e podem permitir que dados de um paciente específico sejam combinados com uma base informatizada de conhecimentos (evidências médicas), fornecendo avaliações ou recomendações específicas do paciente para dar suporte ao profissional em suas decisões clínicas (TRIVEDI *et al.*, 2009). O apoio à decisão pode melhorar a qualidade do atendimento e ajudar a evitar erros no trabalho clínico, melhorando assim a segurança do paciente (KORTTEISTO *et al.*, 2014).

Existe uma subclasse de SADCs que são os “adaptáveis às evidências”, em que a base de conhecimento clínico do SADC é derivada e reflete continuamente as evidências atualizadas da literatura de pesquisa e de fontes baseadas na prática (SIM *et al.*, 2001). Quem também auxilia e facilita os SADCs são os sistemas de Prontuário Eletrônico do Paciente (PEP, do inglês *Electronic Medical Records* – EMR), reconhecidos pelo potencial de transformação da prática

médica assistencial, incluindo a melhoria da prestação de cuidados de saúde e a facilitação dos processos de tomada de decisão (WILLIAMS; BOREN, 2008).

Métodos baseados em ML, especialmente RNA, são mais usados no campo da medicina para resolver problemas clínicos, na parte de diagnóstico e prognostico, usados para identificar padrões e se tornar a base de conhecimento para SADC. Assim, para apoiar a tomada de decisão, evitar erros médicos e melhorar a segurança do paciente, revelou um estudo sobre o emprego desses métodos em SADC para doenças cardíacas. Esses tipos de sistemas podem ajudar os médicos a tomar uma decisão clínica mais eficaz. As técnicas de ML estão se tornando mais proeminentes em visualizações, para efetivamente auxiliar no diagnóstico correto e do tratamento (SAFDAR *et al.*, 2017).

Um fator essencial para a implementação bem-sucedida de SADCs é a crença e o apoio dos médicos aos algoritmos utilizados, sem se preocupar com a perda de autonomia nas tomadas de decisão. Os algoritmos também devem ser de fácil compreensão e utilização, e eficientes, a fim de promover a sustentabilidade do sistema de saúde (TRIVEDI *et al.*, 2009). Na seção a seguir é apresentado o mapa conceitual da dissertação.

2.4 MAPA CONCEITUAL DA DISSERTAÇÃO

Nesta seção é apresentado o mapa conceitual construído a partir das abordagens teóricas de Inteligência Artificial, Computação Cognitiva e Sistemas de Apoio à Decisão, bem como suas conexões e relações interdisciplinares, que fazem emergir o tema desta dissertação: IA em apoio à decisão clínica.

Com base histórica, o mapa conceitual foi baseado em IA para apoiar decisões clínicas. O desenvolvimento dessa abordagem ocorre com base nas abordagens do pensar e agir humano, bem como o pensar e agir racionalmente. Desde o estudo de Turing (1950) que questionou se "Máquinas podem pensar?", passando pelo famoso Teste de Turing e as hipóteses de IA Fraca e Forte, o objetivo central da IA sempre foi recriar em máquinas a inteligência de nível humana. Assim, foram surgindo as primeiras soluções de IA, de algoritmos de processamento de dados com características da inteligência humana (RUSSELL; NORVIG, 2013).

Essas soluções com base na inteligência humana eram desenvolvidas a partir do princípio de fazer melhor tarefas cognitivas humanas, por meio de compreensão de linguagens, aprendizado, raciocínio, resolução de problemas, adaptação e autocorreção (RICH; KNIGHT, 1994; LUGER, 2004; ABAD; IERKIC; ORTIZ-RIVERA, 2016). As principais ferramentas e aplicações que possibilitaram o desenvolvimento de soluções com proximidade a inteligência

humana foram a Lógica Fuzzy (ZADEH, 1965), RNA (MCCULLOCH; PITTS, 1943), Redes Bayesianas (PEARL, 1988; NEAPOLITAN,1990) e SE (BARR; FEIGENBAUM, 1981), que incrementados de ML e outras tecnologias, possibilitaram a computação cognitiva e os sistemas cognitivos (RUSSELL; NORVIG, 2013).

A computação cognitiva tem como uma de suas principais características o emprego de dados estruturados e não estruturados e soluções com modelos conexionistas, baseados em fenômenos mentais e comportamentais (BECHTEL; ABRAHAMSEN, 2006; IBÁÑEZ; COSMELLI, 2008). Além disso, segue três princípios fundamentais: aprendizado; criação de um modelo ou representação de um domínio por meio de dados e premissas com algoritmos de aprendizado e geração de hipóteses (KUMAR, 2017). Sistemas cognitivos precisam incorporar as características da cognição, ou seja, ação mental ou processo de aquisição de conhecimentos e compreensão por meio do pensamento, experiência e dos sentidos (RAGHAVAN *et al.*, 2016; BRIGARD, 2017).

Assim, sistemas cognitivos tentam recriar a cognição humana em máquinas por meio de aprendizado, para chegar além da primeira proposta da IA, de desenvolver máquinas com nível de inteligência humana (FRANKISH; RAMSEY, 2012; RAGHAVAN *et al.*, 2016). Além disse, essas soluções apresentam alternativas com evidências para apoiar a tomada de decisão. A essas características, adiciona-se o aprendizado após a programação inicial (funcionamento das soluções tradicionais de IA), se adaptam a mudanças, evoluem no tempo e adicionam contexto ao processo de decisão (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

As tecnologias que permitem o desenvolvimento de soluções cognitivas são lideradas pela IA, que aqui é uma disciplina da computação cognitiva, com as propriedades de ML e DL. Ainda fazem parte desse conjunto *big data* e PLN para analisar os dados não estruturados, que junto com os dados estruturados compõem esses grandes volumes de dados disponíveis. Também são destacados a Modelagem Preditiva, que compreende a análise de possibilidades futuras, e a Computação em Nuvem, possibilitada pelas aplicações *web* (FRANKISH; RAMSEY, 2012; HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; RAGHAVAN *et al.*, 2016; KUMAR, 2017).

Os Sistemas de Apoio à Decisão complementam esse tripé conceitual. Um tipo de Sistema de Informação que, como qualquer outro, trabalha com dados e gera relatórios com base em evidências em prol de um objetivo organizacional. SADs também apresentam os processos de um SI padrão: entrada, processamento, saída e feedback, em busca da transformação de dados em informação de nível gerencial e conhecimento organizacional

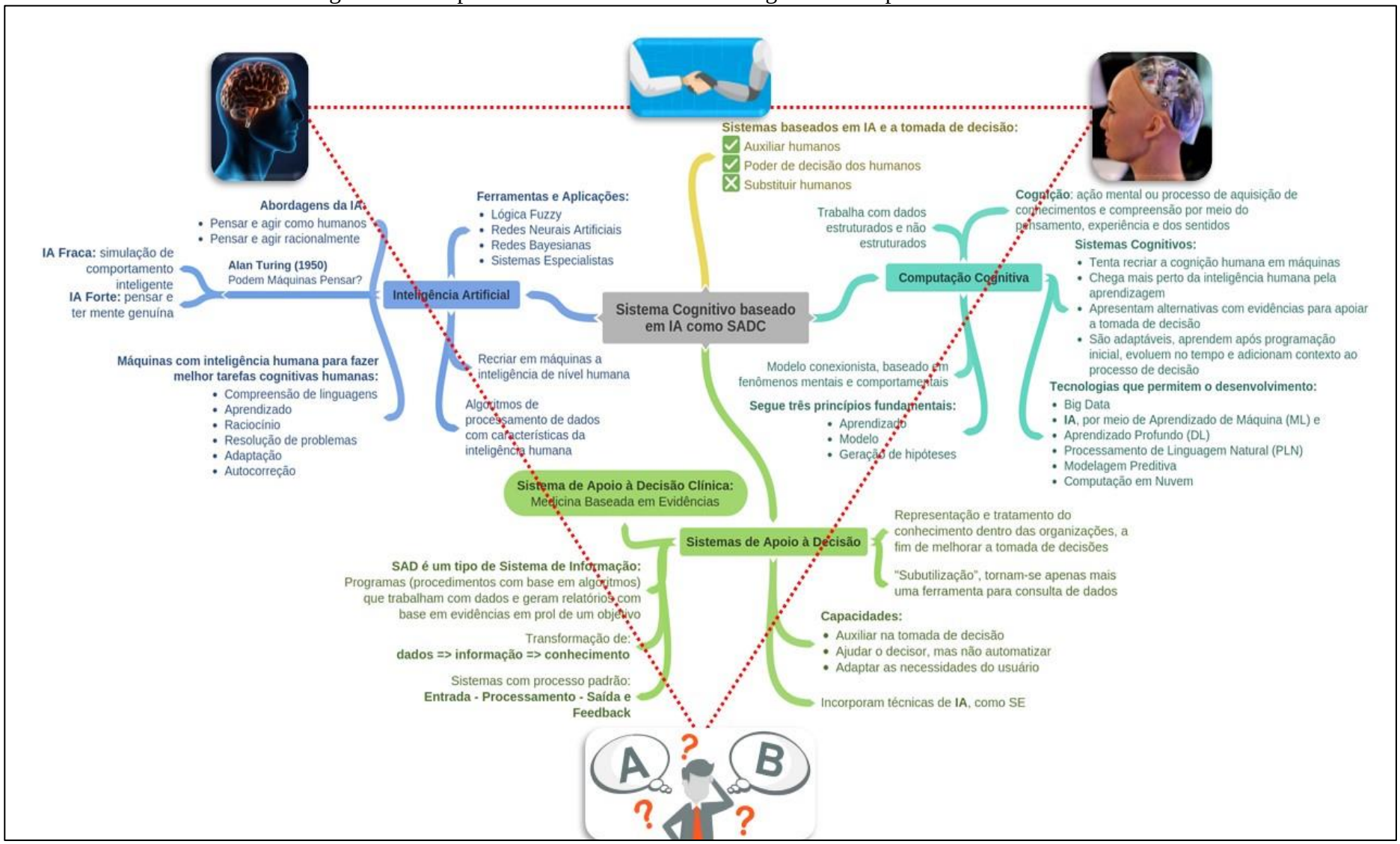
(STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015).

SADs são SIs que objetivam representação e tratamento do conhecimento dentro das organizações, para melhorar a tomada de decisões (BURSTEIN; HOLSAPPLE, 2008). O que ocorre com todos os SIs, não sendo um problema exclusivo dos SADs, é a "subutilização", ou seja, por falta de crença e apoio dos profissionais que os utilizam na melhora dos processos que se propõe, acabam se tornando apenas ferramentas de consulta de dados (CHENOWETH; DOWLING; LOUIS, 2004). Para isso, essas soluções também já são desenvolvidas para incorporarem ferramentas de IA (EOM; LEE, 1990).

Assim, destaca-se nos SADs as capacidades de auxiliar na tomada de decisão, isso significa ajudar o decisor, mas não automatizar a tomada de decisão e se adaptar as necessidades do usuário (DULCIC; PAVLIC; SILIC, 2012). Uma das áreas em que a presença de SADs estão presentes, desde o início do seu desenvolvimento, é a saúde. Os SADC são utilizados para facilitar a prática da MBE e prometem melhorar a qualidade da assistência na saúde. Os SADC foram aclamados por seu potencial de melhoria na organização da atividade clínica, na minimização de erros médicos ou de custos ou no aumento da eficiência dos cuidados e dos resultados terapêuticos para o paciente (SIM *et al.*, 2001; LICHTENSTEIN *et al.*, 2011).

Por fim, a integração das abordagens que compõe esta dissertação partiu do objetivo de desenvolvimento da IA, de aplicar ferramentas que pudessem permitir o desenvolvimento de máquinas com inteligência humana, sempre no caminho de solução de problemas. Os SADs foram desenvolvidos para tornar organizações mais competitivas, auxiliando na tomada de decisão, inclusive com ferramentas de IA. E os sistemas cognitivos apresentam o que há de mais recente na tomada de decisão, incorporando todos os tipos de dados e apresentando alternativas de tomada de decisão, baseadas em evidências e capacidade de aprender. Essa integração, destacada com uma linha triangular sobre as abordagens na Figura 19, sugere ainda que sistemas cognitivos aplicados em apoio a decisão clínica, vão auxiliar os humanos no processo de decisão, ou seja, o poder de decisão deverá continuar com os humanos, e que o objetivo não é substituir os humanos nesse processo, mas maximizar o poder de decisão. Na próxima seção são apresentados os procedimentos metodológicos desta dissertação.

Figura 19 – Mapa conceitual de um Sistema Cognitivo em apoio à decisão clínica



Fonte: elaborado pelo autor (2019).

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Nesta seção são apresentadas as questões que norteiam a metodologia desta dissertação. Primeiramente a caracterização do estudo, na sequência o caso de análise, seguido pelos procedimentos de coleta e análise dos dados.

Metodologia é o estudo dos métodos e o emprego desses métodos, juntamente com os procedimentos e técnicas, particulares de cada ciência, para o alcance dos seus objetivos. Tendo como finalidade a compreensão, de maneira ampla, do processo de investigação científica (MATIAS-PEREIRA, 2016). No Quadro 4, são apresentados os aspectos metodológicos que foram utilizados na pesquisa: de natureza aplicada, abordagem qualitativa, objetivos exploratório e descritivo, estratégia adotada de estudo de caso único, bem como as técnicas de coleta e análise dos dados.

Quadro 4 – Procedimentos metodológicos da dissertação

Natureza	Aplicada
Abordagem	Qualitativa
Objetivo	Exploratória e descritiva
Estratégia	Estudo de Caso Único
Técnicas de coleta de dados	Entrevistas em profundidade por meio de roteiro semiestruturado, com oncologistas e equipe multidisciplinar do HCMD; observação não participante e dados secundários
Técnica de análise dos dados	Análise de conteúdo com auxílio do software QSR NVivo 12®, com definição de categorias *a priori*

Fonte: elaborado pelo autor (2019).

3.1 DELINEAMENTO DA PESQUISA

A fim de estudar um ambiente organizacional ainda pouco explorado, foi desenvolvida uma pesquisa de natureza aplicada, abordagem qualitativa, por meio da estratégia de um estudo de caso único, em nível exploratório e descritivo.

Yin (2016) considera que a pesquisa qualitativa se tornou a forma dominante de estudos acadêmicos, como as ciências sociais, e profissionais, como a Administração, por permitir a realização de estudos aprofundados sobre uma variedade de temas, oferecendo liberdade em sua seleção. O autor define características e não definições para a pesquisa qualitativa: a) estudar o significado da vida das pessoas, sua realidade; b) representar opiniões e perspectivas das pessoas em relação ao tema de estudo; c) abranger o ambiente em que as pessoas vivem; d) contribuir com revelações sobre conceitos existentes ou emergentes que

podem ajudar a explicar o comportamento social humano e; e) esforçar-se no embasamento de não somente uma fonte de evidência. É o que se propôs neste estudo, estudar a realidade dos profissionais de um hospital, com vistas a obter opiniões e perspectivas em relação ao emprego de um sistema cognitivo no processo de apoio à decisão clínica, na escolha de um tratamento oncológico, por meio de múltiplas fontes de evidências, para contribuir com essa área.

Para Flick (2009), a pesquisa qualitativa visa contribuir para os estudos das relações sociais por meio do posicionamento do observador no mundo, onde busca reconhecer e analisar as diferentes perspectivas dos indivíduos. Roesch (2013) complementa que o pesquisador consegue captar a perspectiva dos entrevistados, sem a necessidade de partir de um modelo preestabelecido. Um estudo de caso é qualificado como importante quando consegue surpreender, revelar perspectivas que não tinham sido abordadas por estudos semelhantes, apresentando um recorte de uma situação da vida real, sendo exemplar se revelar análises em profundidade. As fronteiras entre o fenômeno estudado e seu contexto devem estar claramente delimitadas, com um relatório escrito em um estilo claro e preciso (MARTINS, 2008).

Com a estratégia de estudo de caso único, Yin (2015) defende esse tipo de estudo, pois refere-se a um indivíduo, um grupo, uma organização, um fenômeno. É justificável quando: a) um teste crítico da teoria existente ou caso raro; b) uma circunstância extrema ou peculiar; c) um caso comum ou típico; d) uma proposta reveladora ou; e) uma proposta longitudinal. Esta dissertação se concentra na primeira opção, um caso raro, o HCMD foi o primeiro da América do Sul a implantar uma ferramenta cognitiva no processo de apoio à decisão clínica em oncologia.

Comumente destacado como uma limitação por não permitir generalizações, o estudo de caso, de acordo com Yin (2015), permite generalizações analíticas. Para isso, é preciso fazer uma distinção entre as duas (analítica e estatística), o que é importante em pesquisas que envolvem estudos de caso. As lições aprendidas podem assumir a forma de hipóteses para outros trabalhos, denominadas sugestões para pesquisas futuras nesta dissertação (seção 5.2). Assim, a partir de Yin (2015), quando o pesquisador melhora empiricamente a teoria inicial do seu estudo de caso, pelos resultados, terá formado as bases para uma generalização analítica.

Yin (2015) define as pesquisas exploratórias descritivas em estudos de caso como fenômenos que não são satisfatoriamente conhecidos. Para o autor a pesquisa descritiva junto com a exploratória é utilizada por pesquisadores sociais que se preocupam com associações práticas e teóricas. Yin (2016) observa que a meta de um estudo exploratório seria desenvolver hipóteses e proposições pertinentes, para obter-se uma visão melhor para posteriormente realizar uma pesquisa aprofundada. É recomendada quando o tema escolhido foi pouco

explorado ou se pretende apresentar novos enfoques.

Para Martins (2008), a fase exploratória deve seguir uma sequência de atividades, aplicadas a esta pesquisa: a) preparação do roteiro de entrevista; b) preparação do trabalho do pesquisador; c) aplicação do roteiro de entrevista; d) análise e interpretação dos dados e; e) relatório de análise das entrevistas. Malhotra (2012) considera que o principal objetivo da pesquisa exploratória é ajudar a compreender o problema enfrentado pelo pesquisador, através de um processo de pesquisa flexível e não estruturado. Suas constatações devem ser consideradas ensaios, resultados não definitivos ou como dados para pesquisas posteriores.

Nesta dissertação, a fase exploratória foi centrada no levantamento bibliográfico realizado para composição do referencial teórico e segue pelas entrevistas semiestruturadas em profundidade que foram realizadas com os oncologistas e profissionais da equipe multidisciplinar do HCMD, envolvidos no processo de decisão de tratamento de câncer.

Santos e Parra Filho (2011) e Godoy (1995) afirmam que a pesquisa descritiva junto com a exploratória é utilizada por pesquisadores sociais que se preocupam com associações práticas e teóricas. A finalidade da pesquisa descritiva é observar, registrar e analisar os fenômenos ou sistemas técnicos, sem, contudo, entrar no mérito dos conteúdos. Visa à identificação, registro e análise das características, fatores ou variáveis que se relacionam com o fenômeno ou processo. Neste sentido, este estudo pretende utilizar como parte do objetivo descritivo, a representação das observações, por meio de mapas conceituais que representarão o fenômeno pesquisado e a construção teórica, com enfoque no processo de decisão com o auxílio do *Watson for Oncology* no HCMD.

3.2 O CASO E AS UNIDADES DE ANÁLISE

O objetivo desta dissertação foi analisar como um Sistema Cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico. O sistema cognitivo investigado nesta pesquisa foi o *Watson for Oncology*, da IBM, implantado no HCMD, da cidade de Porto Alegre, RS, Brasil. Diante do exposto, os participantes deste estudo foram médicos especialistas em oncologia que utilizam esse sistema no hospital e que integrantes da equipe de implantação/treinamento e integrantes da equipe multidisciplinar.

Silverman (2010) destaca que para selecionar os potenciais entrevistados é: quem está em condições de responder às minhas perguntas para fornecer os insights que eu procuro? O autor descreve isto como "amostragem intencional" na qual os entrevistados são selecionados

com base em seu conhecimento e na possível contribuição para a pesquisa. É esta amostragem intencional que foi utilizada nesta dissertação para definir os participantes.

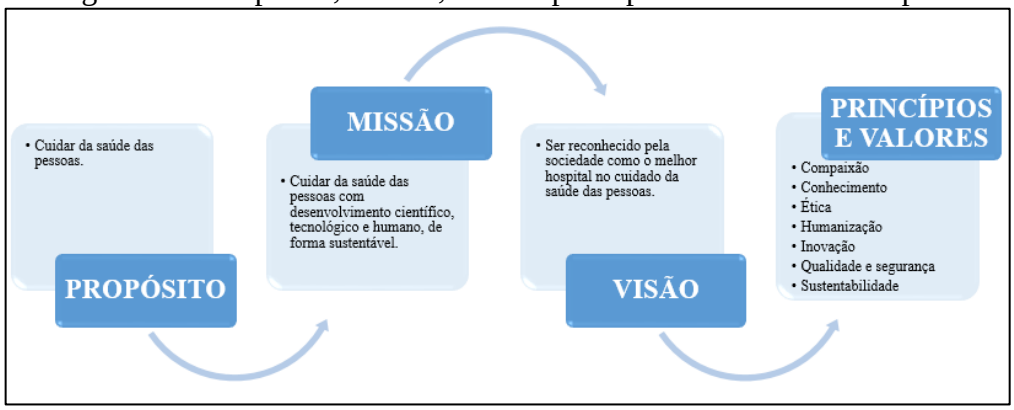
O caso justifica-se por ser o único hospital do Sul do Brasil duplamente certificado, pela Organização Nacional de Acreditação e pela *Joint Commission International*. Além disso, a instituição é a 2ª da América Latina e a 1ª da Região Sul do Brasil a alcançar a certificação americana *Planetree*. Foi a primeira instituição de saúde da América do Sul a implantar a plataforma de tecnologia cognitiva *Watson for Oncology*, desenvolvida pela IBM, que fornece aos profissionais opções terapêuticas baseadas em evidências científicas mundiais. A seguir, na seção 3.2.1, é apresentado em profundidade o caso que foi estudado nesta dissertação.

3.2.1 Hospital do Câncer Mãe de Deus

O Hospital Mãe de Deus (HMD), tem sua sede na cidade de Porto Alegre, Estado do Rio Grande do Sul, Brasil. Sua atuação começou em 1979, oferecendo soluções completas em saúde, do diagnóstico ao tratamento, com foco em um atendimento humanizado, seguro e centrado na resolubilidade de cada caso. Excelência, proximidade e cuidado com o paciente e a constante modernização dos serviços são as diretrizes da instituição. É mantido pela entidade filantrópica Associação Educadora São Carlos, da Congregação das Irmãs Missionárias de São Carlos Borromeo Scalabrinianas (HMD, 2018).

É o único hospital do Sul do Brasil duplamente certificado, pela Organização Nacional de Acreditação e pela *Joint Commission International*, pela sua excelência assistencial e compromisso com a segurança do paciente. Tornou-se referência no atendimento médico-hospitalar de alta complexidade. Além disso, a instituição é a 2ª da América Latina e a 1ª da Região Sul do Brasil a alcançar a certificação americana *Planetree*, com nota máxima por unanimidade junto ao comitê de avaliação americano. Isso reafirma que a instituição se especializa e evolui constantemente, com foco na inovação e na busca da melhor solução para a saúde de seus pacientes, conforme destacado na Figura 20, que apresenta o propósito do hospital, missão, visão e princípios e valores (HMD, 2018).

Figura 20 – Propósito, missão, visão e princípios e valores do Hospital



Fonte: elaborado pelo autor (2019), com base em HMD (2018).

O Hospital conta com uma estrutura de 380 leitos no total, área construída de, aproximadamente, 55 mil m², onde concentra 2.000 equipamentos de tecnologia avançada, uma equipe de profissionais altamente qualificados e corpo clínico especializado, formado por mais de 1.700 médicos credenciados (HMD, 2018). O HCMD nasceu da necessidade de oferecer um atendimento qualificado para pacientes oncológicos na instituição. No final da década de 1990, a direção do HMD iniciou o processo na área administrativa do hospital de estruturação de serviços integrados de processos dirigidos, fundamentados na concretização de uma das funções primordiais do hospital: oferecer atendimento integral e qualificado para as patologias mais importantes do ponto de vista epidemiológico da nossa sociedade (HCMD, 2018).

A identificação do câncer nesse cenário foi natural e prioritária, dadas as características de incidência e prevalência da doença. A partir disso, foram iniciados contatos com especialistas na área de oncologia com o propósito de desenvolver um serviço de atendimento integral e de qualidade superior. O projeto contemplava o desenvolvimento dirigido tanto aos aspectos de assistência, como de pesquisa e de desenvolvimento científico com um programa de atualização médica continuada em crescimento e evolução (HCMD, 2018).

Em 1999 foi organizado o Serviço de Oncologia do HMD. O objetivo inicial era criar uma cultura de atendimento oncológico numa Instituição sem experiência significativa nesta área. Paralelamente, o HMD foi instrumentalizado, de forma a preparar a instituição para a condução de estudos clínicos, inaugurando a atividade de pesquisa clínica. Também foi organizado um ambulatório de oncologia com dois consultórios e uma área de tratamento para pacientes ambulatoriais (HCMD, 2018).

Com a evolução das atividades, foi constituído o HCMD, no ano de 2004, com a intenção de expandir a cultura e a tradição oncológica para outras áreas fundamentais como a radioterapia, a cirurgia oncológica, a hematologia, o banco de sangue, a psicologia, a

enfermagem, a farmácia na área do câncer, a nutrição, a fisioterapia e todas as outras áreas que fazem parte da complexa estrutura que se faz hoje necessária para oferecer um atendimento de ponta e abranger todas as necessidades do paciente oncológico e de sua família (HCMD, 2018).

Em 2005, destaca-se a inclusão de um grupo qualificado de cirurgiões oncológicos e do Centro de Oncologia Radioterápica, em 2007, que completam a capacidade de atender as três áreas básicas na abordagem terapêutica do câncer: Quimioterapia, Radioterapia e Cirurgia. Ainda se destaca o desenvolvimento constante de atividades de integração com todas as áreas assistenciais e de suporte que fazem parte da instituição. Foi incorporada uma área de internação preferencial para pacientes oncológicos (HCMD, 2018).

O HMD foi também o pioneiro ao, em 2009, instalar o primeiro equipamento do Estado para o serviço de PET-CT. PET (*Position Emission Tomography*), ou Tomografia por Emissão de Pósitrons, é uma tecnologia que une os recursos diagnósticos da Medicina Nuclear (PET) e da Radiologia (CT) em um mesmo estudo, por meio de um exame não invasivo, acurado e completo. Ele fornece informações imprescindíveis sobre a função e o potencial evolutivo maligno das lesões através de uma sobreposição de imagens metabólicas e anatômicas, adquirindo-se assim, imagens de corpo inteiro capazes de revelar precocemente lesões malignas, frequentemente não detectadas por outras modalidades de imagens convencionais, como a tomografia computadorizada, ressonância magnética, ultrassom e Raio X (HMD, 2018).

Em 2017, o HMD inaugurou a primeira fase do Hospital do Câncer, atento aos avanços mundiais em diagnóstico e tratamento. O HCMD foi o primeiro da América Latina a adquirir a nova geração de PET-CT, o *Discovery IQ*, produzido pela GE, em sua configuração mais avançada. Junto com a inauguração da primeira fase, o HCMD, também foi anunciada a plataforma de tecnologia cognitiva *Watson for Oncology*, desenvolvida pela IBM, que fornece aos profissionais opções terapêuticas baseadas em evidências científicas mundiais. Foi a primeira instituição de saúde da América do Sul a utilizar IA como integrante tecnológico para identificar opções de tratamento para pacientes com câncer (HCMD, 2018).

O *Watson for Oncology* é uma plataforma de computação cognitiva que analisa *big data* a fim de apontar alternativas individualizadas e orientadas ao perfil de cada paciente diagnosticado com câncer. O levantamento considera informações clínicas, histórico e resultados de exames fornecidos pelo médico diretamente no sistema. A partir daí, informa a relevância de cada tratamento identificado e fornece links de apoio para essas alternativas, incluindo pontos importantes como medicamentos e possíveis efeitos colaterais (HCMD, 2018).

Favorece a assertividade, acelera o processo de pesquisa e permite ao profissional dedicar maior parte de seu tempo à interação e discussões do caso com seu paciente. O *Watson for Oncology* foi inicialmente treinado por 5 anos no *Memorial Sloan Kettering Cancer Center* (MSK) de Nova Iorque, EUA – um dos mais importantes centros de estudos sobre a doença no mundo. Foi treinado em um processo colaborativo com centenas de médicos oncologistas (HCMD, 2018).

A solução colaborativa possui acesso a mais de 15 milhões de conteúdos científicos. A capacidade de aprendizado da plataforma *Watson for Oncology* permite que ela seja aprimorada continuamente com a contribuição dos oncologistas que a utilizam ao longo do tempo. Além disso, faz com que o médico se mantenha atualizado sobre todas as evidências científicas relacionadas ao caso específico do paciente. Atualmente, cerca de 50 mil trabalhos de pesquisas oncológicas são publicados por ano. Estudos estimam que a informação médica do mundo irá dobrar a cada 73 dias a partir de 2020, tornando quase impossível que qualquer profissional de saúde se mantenha atualizado sem o auxílio de uma plataforma cognitiva. O HCMD se firma como um dos mais modernos hospitais da América Latina, unindo tecnologia, pioneirismo e esperança na luta contra o câncer (HCMD, 2018).

3.3 PROCESSO DE COLETA DE DADOS

Nesta dissertação foram utilizadas técnicas diferentes para a coleta de dados, garantindo a triangulação dos dados. Foram utilizadas as técnicas de entrevista semiestruturada, a observação não participante e a coleta de dados secundários.

O processo de coleta de dados para pesquisas qualitativas, conforme Yin (2016), foi por meio de uma entrevista semiestruturada ou informal, pois não é identificado um roteiro rígido e podendo as perguntas diferirem de acordo com o contexto e o ambiente da entrevista, também há a possibilidade de interação entre pesquisador e entrevistado, através de perguntas abertas, exigindo muita habilidade na escuta e compreensão do que está sendo dito. Ou seja, realmente compreender o mundo do participante e atingir a meta fundamental deste tipo de pesquisa, a representação de um mundo social complexo da perspectiva de um participante.

De maneira complementar, para Martins (2008) a entrevista é uma técnica de pesquisa para coleta de dados cujo objetivo básico é entender e compreender o significado que os entrevistados atribuem a questões e situações, em contextos que não foram estruturados anteriormente, com base nas suposições e conjecturas do pesquisador. O autor complementa

que considera em profundidade uma entrevista não estruturada, quando se obtém informações sobre um tema específico, ancorado no referencial teórico.

Os estudos de caso requerem a utilização de múltiplas técnicas de coleta de dados. Para alcançar os objetivos gerais e específicos desta pesquisa, foram coletados dados primários e secundários. Como dados secundários ou bibliográficos, segundo Gil (2017), foram identificados e analisados dados em livros, artigos de revistas, teses, monografias, publicações avulsas e internet, com a finalidade de identificar a relevância da pesquisa e os trabalhos publicados. Yin (2015), complementa ainda com registro em arquivos, como registros organizacionais, mapas e tabelas, listas, dados oriundos de levantamentos e ainda registros pessoais.

Os dados primários provêm das entrevistas realizadas de maneira semiestruturada, em profundidade e gravadas com a autorização do entrevistado, conforme defende Flick (2009) que o uso da gravação, torna possível algumas formas de análises. Para Yin (2016) os dados primários consistem no levantamento de informações por meio da interação entrevistado/entrevistador, que podem ser de forma espontânea, focal ou levantamento formal.

Malhotra (2012) defende que a entrevista, onde o entrevistador fica em frente ao entrevistado, é uma importante técnica utilizada no âmbito das ciências sociais. Sendo também adequada para os objetivos propostos nesta pesquisa, pois possibilita haver *feedback*, esclarecimentos acerca das perguntas, tendo como propósito descobrir questões implícitas, como crenças, atitudes e informações subjacentes ao tema em estudo.

Em relação à quantidade de entrevistas, Gil (2017) argumenta que as entrevistas devem ser em número suficiente para que se manifestem todos os atores relevantes. E mesmo que a pesquisa se refira a um caso único, como o HCMD, pode envolver múltiplas unidades (departamentos) de análise. O autor ainda destaca que devem ser selecionadas pessoas que estejam articuladas cultural e sensitivamente com o grupo ou organização. Para atender esta especificação, as entrevistas foram realizadas com os oncologistas e profissionais da equipe multidisciplinar. Foram realizadas cinco entrevistas com oncologistas e seis com profissionais da equipe multidisciplinar.

Ainda, em relação a quantidade de entrevistas, Fontanella, Ricas e Turato (2008) recomendam o critério de amostragem por saturação. Para os autores, é uma ferramenta conceitual empregada nos relatórios de investigações qualitativas, para estabelecer ou fechar o tamanho final de fontes de dados, interrompendo a captação de novos componentes. Ou seja, suspende-se a inclusão de novos participantes quando os dados obtidos passam a apresentar, na avaliação do pesquisador, uma certa redundância ou repetição. Assim, no Quadro 5, é

apresentada a saturação a partir da codificação do NVivo 12, utilizado para auxiliar na análise dos dados. Identifica-se quantos participantes (entrevistados) corroboraram em cada categoria/código criado.

Quadro 5 – Saturação nas categorias

Código/Nó	Entrevistados
Watson for Oncology	11
Aspectos Gerias	-
Processo Operacional	-
Equipe Multidisciplinar	6
Oncologistas	5
Envolvimento com Tecnologia	11
Uso	11
Implantação	-
Demanda	5
Motivação	5
Integração	5
Requisitos	5
Dados	5
Aspectos Críticos	10
Percepções	-
Aceitação	11
Usabilidade	5
Desempenho	5
Inconsistências	4
Segurança	11
Inteligência	5
Aprendizado	5
Contribuições	-
Paciente	11
Profissionais	11
Hospital	6
Sistema de Saúde	11

Fonte: elaborado pelo autor (2019) a partir do NVivo 12.

O roteiro que foi utilizado nas entrevistas foi elaborado a partir de Bartneck *et al.* (2008), Sousa (2017) e Pires (2017) se encontra no Apêndice C. O mesmo foi validado por pesquisadores com conhecimento sobre IA e metodologia qualitativa para atingir o propósito da pesquisa, no vocabulário e na estrutura das colocações por parte do moderador (GODOI; BANDEIRA-DE-MELLO; SILVA, 2010).

Após a coleta dos dados, estabeleceu-se códigos para cada entrevistado, para facilitar a identificação na análise. Também relacionou-se no Quadro 6 a equipe que fazem parte os entrevistados; se tiveram contato ou não com o *Watson for Oncology*, o que definiu qual parte do roteiro semiestruturado foi aplicado nas entrevistas; além de características como sexo, faixa etária e tempo de hospital, todas características que contribuíram para a análise nas seções que seguem na análise e discussão dos resultados. Acrescenta-se aos entrevistados, a participação de um responsável da IBM, empresa desenvolvedora do *Watson for Oncology*, e do Superintendente do Sistema de Saúde Mãe de Deus, identificados como IBM e SUP, respectivamente, nos vídeos e materiais coletados como fontes secundárias.

Quadro 6 – Características dos participantes na entrevista semiestruturada

HCMD - Entrevistados	Código	Equipe	Sexo	Faixa etária	Tempo de Hospital	Contato com o Watson	Parte do Roteiro Aplicada
Enfermeira	ENF	Multidisciplinar	Feminino	30-40 anos	15 anos	Não	I - Perfil Profissional e Aspectos Gerias
Farmacêutica	FAR			30-40 anos	8 anos		
Nutricionista	NUT			30-40 anos	12 anos		
Psicóloga	PSI			40-50 anos	8 anos		
Secretária	SEC			40-50 anos	2 anos		
Técnica Enfermagem	TENF			30-40 anos	12 anos		
Oncologista 1 - Dir. Hosp.	ONC1	Oncologia	Masculino	60-70 anos	18 anos	Sim	I, II e III - Perfil Profissional e Aspectos Gerias, Especialista / Usuário e Equipe de Implantação
Oncologista 2	ONC2			30-40 anos	6 anos		
Oncologista 3	ONC3			50-60 anos	18 anos		
Oncologista 4	ONC4			30-40 anos	3 anos		
Oncologista 5	ONC5			30-40 anos	4 anos		

Fonte: elaborado pelo autor (2019).

A observação não participante ocorre quando o pesquisador não interfere nas ações que está observando, coleta dados e não participa diretamente do fato. As observações poderão ser feitas durante as próprias entrevistas realizadas, visitas institucionais ou em qualquer outra ocasião em que o pesquisador for convidado a participar (DENZIN; LINCOLN, 2012). Nessa

modalidade de observação, o observador tem uma postura neutra, ou seja, permanece alheio aos dados coletados, num posicionamento que permite uma visão holística, como mero expectador. Para a observação foi elaborado um roteiro que se encontra no Apêndice B e foi adaptado a partir da pesquisa de Bencke (2016). O roteiro foi aplicado pelo pesquisador nos dias de coleta dos dados no HCMD, durante a aplicação do roteiro semiestruturado das entrevistas em profundidade.

Denzin e Lincoln (2012) argumentam que a triangulação de dados pode ocorrer de diferentes formas, sendo uma dela a utilização de diferentes fontes de dados de forma distinta ao uso de diferentes métodos. Nesta dissertação foram utilizadas técnicas diferentes para a coleta de dados, ocasionando a triangulação de dados. Foram elencadas como técnicas a entrevista semiestruturada, a observação não participante e a coleta de dados secundários. Flick (2009) destaca questões ligadas à qualidade na pesquisa qualitativa, que o pesquisador deve conseguir controlar e excluir influências negativas, externas ou internas e dessa forma, os resultados poderão ser confiáveis, válidos e objetivos. No Quadro 7 são apresentados os dados e as fontes utilizadas nesta dissertação.

Quadro 7 – Dados e fontes utilizados

(continua)

Fontes de dados / Título	Data	Local	Origem	Tamanho	Tempo
Coletiva de imprensa HCMD	27/08/2018	Youtube oficial	Internet		20:49
Demonstração IBM Watson for Oncology no HCMD	27/08/2018	Youtube oficial	Internet		08:16
Encontro sobre câncer reúne jornalistas do Brasil no HCMD	27/08/2018	Site oficial	Internet	1 página	
Enfermeira	28/08/2018	HCMD	Entrevista	6 páginas	18:00
Farmacêutica	28/08/2018	HCMD	Entrevista	9 páginas	26:33
HCMD	27/08/2018	Youtube oficial	Internet		04:49
HCMD é o 1º da América do Sul a utilizar o Watson for Oncology	27/08/2018	Site oficial	Internet	2 páginas	
HCMD PRIMEIRA FASE	27/08/2018	Site oficial	Internet	1 página	
HCMD vai utilizar Watson for Oncology	27/08/2018	Site oficial	Internet	1 página	

(conclusão)

Hospital gaúcho é o 1º da América do Sul a utilizar plataforma de inteligência artificial contra o câncer	27/08/2018	Site oficial	Internet	2 páginas	
IBM - HCMD	27/08/2018	Youtube oficial	Internet		01:37
Nutricionista	28/08/2018	HCMD	Entrevista	6 páginas	16:56
Oncologista 1 – Diretor do Hospital	27/08/2018	HCMD	Entrevista	19 páginas	01:01:31
Oncologista 2	28/08/2018	HCMD	Entrevista	20 páginas	59:55
Oncologista 3	27/08/2018	HCMD	Entrevista	15 páginas	50:33
Oncologista 4	28/08/2018	HCMD	Entrevista	15 páginas	43:45
Oncologista 5	28/08/2018	HCMD	Entrevista	13 páginas	35:54
Oncologista fala do Watson adotado pelo HCMD	27/08/2018	Youtube oficial	Internet		01:30
Psicóloga	28/08/2018	HCMD	Entrevista	6 páginas	19:41
Secretária	28/08/2018	HCMD	Entrevista	6 páginas	19:49
Técnica de Enfermagem	28/08/2018	HCMD	Entrevista	7 páginas	18:57
Enfermeira	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Farmacêutica	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Nutricionista	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Oncologista 1 – Diretor do Hospital	27/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Oncologista 2	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Oncologista 3	27/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Oncologista 4	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Oncologista 5	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Psicóloga	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Secretária	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	
Técnica de Enfermagem	28/08/2018	HCMD	Observação não participante	1 página	

Fonte: elaborado pelo autor (2019).

No Quadro 7, além das fontes de dados, estão indicadas as datas de coleta, os locais de coleta, a técnica empregada, a quantidade de páginas e o tempo de gravação, quando arquivos

de áudio ou vídeo. As entrevistas semiestruturadas em profundidade e a observação não participante foram realizadas entre os dias 27 e 28 de agosto de 2018, no HCMD. Nesse período, buscou-se também os dados em fontes secundárias, que segundo Yin (2015) são utilizados para corroborar as fontes primárias, geralmente consideradas fontes parciais e encontradas como documentos físicos ou disponíveis em meios eletrônicos, ligados ao caso. Nesta dissertação, conforme o Quadro 7, utilizou-se dados do site do HCMD e da IBM, desenvolvedora do *Watson for Oncology*, bem como canais oficiais do YouTube das duas empresas. A seguir, são apresentados o processo de análise e tratamento dos dados.

3.4 PROCESSO DE ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS

A análise e interpretação de uma pesquisa exploratória e descritiva consiste em extrair sentido dos dados. Após a fase de coleta dos dados, por meio das entrevistas semiestruturadas, das observações não participantes e dos dados secundários, é apresentado o processo de análise esses dados, por meio da análise de conteúdo, uma técnica utilizada em abordagens qualitativas.

Para isto, Flick (2009) argumenta que é necessário organizar e preparar os dados para análise, ou seja, transcrever a entrevista e organizar anotações realizadas durante a entrevista; ler todos os dados a fim de obter um sentido geral e refletir sobre o sentido global e aplicar um processo de codificação para iniciar a análise detalhada. Em outras palavras, organizar os dados por temas; usar esse processo de codificação para gerar uma descrição do cenário, pessoas, categorias e temas para análise; avaliar e prever como a descrição e os temas foram representados na narrativa qualitativa, para fazer a interpretação da análise ou extrair significado dos dados.

Bauer e Gaskell (2011) e Malhotra (2012) defendem que a entrevista qualitativa deve fornecer dados básicos para o desenvolvimento e a compreensão das relações entre os atores sociais e sua situação. O seu objetivo é a compreensão detalhada de crenças, atitudes, valores e motivações do comportamento das pessoas em contextos sociais específicos. E que a preparação e o planejamento são essenciais para a execução das entrevistas e que boas questões envolvendo o tema, criarão um referencial fácil e confortável para uma discussão (BAUER; GASKELL, 2011).

Segundo Bardin (2011), a técnica de análise de conteúdo é composta por três etapas:

a) pré-análise: organização do material disponível com o objetivo de sistematizar as ideias e desenvolver um plano de análise. Dividida basicamente em quatro fases:

leitura flutuante para conhecer o texto que foi analisado; escolha dos documentos que foi analisado; construção do objetivo e hipóteses que nortearão a análise; e, por meio de recortes de textos dos documentos analisados, determinam-se indicadores;

b) exploração do material: constitui-se da exploração do material, onde a codificação, a classificação e a categorização são construídas;
c) tratamento dos resultados, inferência e interpretação: são destacadas as informações para análise, por meio de quadros de desfechos, diagramas ou figuras, modelos representativos que demonstrem a conclusão fornecida pela análise.

Nesta dissertação, a primeira etapa da análise de dados foi por meio da leitura e agrupamento das entrevistas semiestruturadas, das anotações de campo das observações não participantes, juntamente com os dados secundários. Nesta primeira etapa também foi feita a relação das categorias de análise *a priori* do estudo, que são provenientes dos elementos-chaves do referencial teórico, conforme Quadro 8.

Quadro 8 – Categorias *a priori*

Abordagens teóricas	**Categorias *a priori***
IA	Evolução histórica
	IA forte e fraca
	Técnicas e aplicações de IA
Computação Cognitiva	Cognição
	Sistemas Cognitivos
	Dados
	PLN
SAD	Sistemas de Informação
	Processo de decisão
	SADC

Fonte: elaborado pelo autor (2019).

Para auxiliar na análise dos dados, foi utilizado o software QSR NVivo 12®. Para Malhotra (2012), embora esses softwares auxiliem na manipulação de segmentos relevantes dos textos, eles não podem determinar categorias significativas para codificação, nem definir temas e fatores importantes, esses passos são de responsabilidade do pesquisador. Essa ferramenta permitiu reunir e organizar os conteúdos das entrevistas, da observação não participante e dos documentos coletados a partir de sites e canal do Youtube do HCMD e da IBM.

Na Figura 21, destaca-se as categorias criadas para análise no software NVivo 12 a partir das categorias *a priori*, além das categorias emergentes, que segundo Yin (2015), são comuns em estudos de caso, a partir da coleta e análise dos dados, de forma complementar as

categorias *a priori*. A partir das categorias *a priori*, definidas no Quadro 8 e reorganizadas a partir dos dados empíricos, somadas as categorias emergentes, de acordo com a Figura 21, realizou-se a codificação, processo de selecionar trechos ou partes de documentos e codificar em uma categoria, que recebe o nome de "nó", ou seja, criar uma ligação entre as evidências e as categorias de análise. Após as organização e codificação dos dados, que cria relações entre as categorias numa estrutura conhecida como hierarquia de "pais e filhos", a ferramenta permite, também, analisar os dados em com as funções de busca, consulta, classificação e visualização dos dados.

Figura 21 – Codificação no NVivo 12

Fonte: extraído pelo Autor (2019) a partir do NVivo 12.

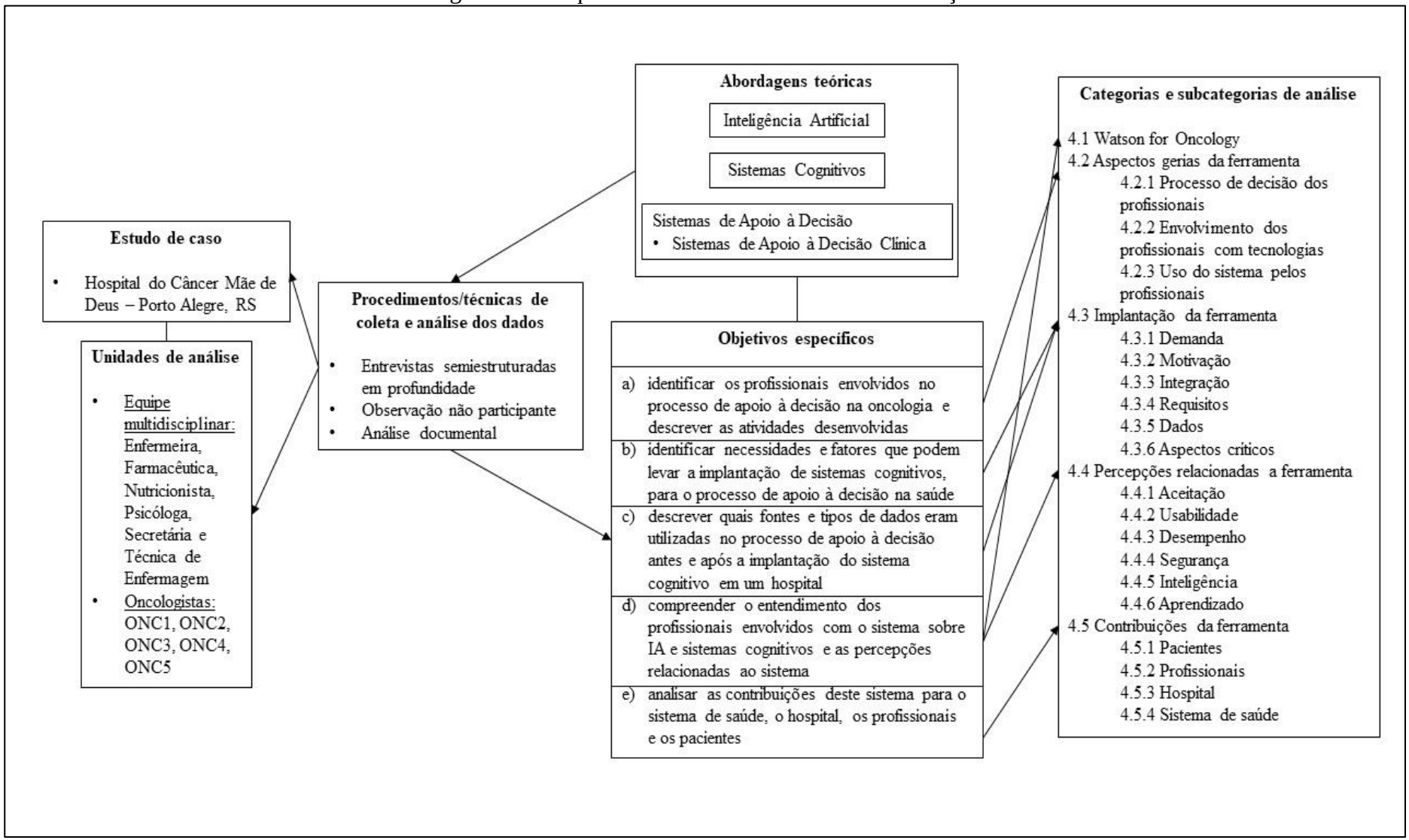
A seguir, na seção 4, é apresentada a análise e discussão dos resultados.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção, após a coleta dos os dados e obtidos os resultados, é realizada a análise e discussão desses achados, constituindo-se ambos no núcleo central da pesquisa. Com o objetivo de analisar como um Sistema Cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico, buscou-se elementos que possam atingir os objetivos específicos desta pesquisa, por meio das entrevistas semiestruturadas em profundidade, observação não participante e os dados de documentos encontrados na internet (sites oficiais e YouTube) como fontes de dados.

Esta pesquisa foi realizada no HCMD de Porto Alegre – RS, caso em estudo, nas unidades de análise destacadas na Figura 22. Além disso, ela apresenta os procedimentos/técnicas utilizadas para a coleta e análise dos dados, que permitiram atingir cada objetivo específico estabelecido, a partir das abordagens teóricas apresentadas no referencial teórico. Por último, a figura apresenta as próximas seções desta pesquisa, emergentes da categorização da teoria e as subcategorias, emergentes dos achados da pesquisa, complementado as categorias definidas *a priori*, correspondentes a cada objetivo específico.

Figura 22 – Esquema de análise dos dados da dissertação



Fonte: elaborado pelo autor (2019).

A seguir são apresentados os conceitos compreendidos em relação a uma ferramenta cognitiva como o *Watson for Oncology* (4.1), aspectos gerais da ferramenta (4.2), como o processo de decisão dos profissionais; o envolvimento deles com tecnologias e o uso do *Watson for Oncology*. Após, são apresentados os aspectos relacionados a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD (4.3), sobre a demanda e motivação para a implantação; integração da ferramenta com outras já estabelecidas do hospital; requisitos necessários para a implantação; tipos e fontes de dados que a ferramenta trabalha e aspectos críticos citados pelos entrevistados.

Ainda, são apresentadas as percepções relacionadas a ferramenta (4.4), abrangendo aspectos de aceitação; usabilidade; desempenho; segurança; inteligência e aprendizado. As contribuições do *Watson for Oncology*, seção 4.5, são apresentadas no contexto dos pacientes, dos profissionais, do hospital e do sistema de saúde. Por fim, na última seção, é apresentado o esquema conceitual da dissertação, a partir da análise e discussão dos resultados. Na próxima seção são apresentados os conceitos compreendidos em relação a uma ferramenta cognitiva como o *Watson for Oncology* (4.1).

4.1 *WATSON FOR ONCOLOGY*

Para analisar e compreender o sistema cognitivo implantado pelo HCMD, buscou-se explicitar a percepção dos entrevistados a respeito do tema a partir da entrevista semiestruturada e da observação não participante, bem como materiais de reportagens oficiais do próprio hospital e da IBM, desenvolvedora do sistema. O entendimento dos profissionais sobre o que é o *Watson for Oncology*, um sistema cognitivo implantado no HCMD na área de oncologia, encontra-se no Quadro 9. Percebe-se que os entendimentos coincidem com o que Fox (2017) argumentou sobre sistemas cognitivos, destacando o reconhecimento de fala e PLN, tomada de decisão e aprendizado (FOX, 2017).

Quadro 9 – Entendimento dos profissionais em relação a um sistema cognitivo

(continua)

Profissional	**Entendimento**
IBM	Uma tecnologia cognitiva composta por: IA; entender a linguagem humana para identificar a intenção de uma comunicação, para quando for realizada uma busca no Watson, ele trazer todos os trabalhos relacionados ao caso e depois gerar todas as possíveis respostas com as suas evidências científicas (PLN); continuar aprendendo e se adaptando (ML, DL).
ONC1	Uma questão de definição, como uma terminologia de marketing. Uma ferramenta com capacidades interessantes e que, eventualmente, qualifica o processo de busca e análise das informações.

(conclusão)

ONC2	Uma ferramenta que reúne uma enorme gama de conhecimento científico, uma plataforma de tecnologia cognitiva, para ajudar o paciente.
ONC3	Uma ferramenta que pratica Medicina Baseada em Evidência, capaz de aprender, com inteligência para interpretar um resultado.

Fonte: elaborado pelo autor (2019).

Esses entendimentos também se aproximam do que Kumar (2017) define como computação cognitiva: uma abordagem que proporciona a colaboração de seres humanos com máquinas, além de operar em um nível diferente do que os sistemas de TI tradicionais, pela capacidade de analisar e aprender com dados. Além de apresentar as possibilidades de tratamento, o *Watson for Oncology* oferece opções para o oncologista explorar. São apresentados estudos e os tratamentos já "curados" pelo MSK, um dos mais importantes centros de estudos sobre a doença no mundo (ONC2). Esses tratamentos ganham destaque no raciocínio do *Watson for Oncology*, que também apresenta efeitos colaterais e posologias do tratamento e gerar um relatório do tratamento que pode ser impresso e entregue ao paciente (IBM).

De acordo com o depoimento do SUP em vídeo, o *Watson for Oncology* tem a capacidade de analisar e cruzar os dados do paciente com todas as evidências científicas atualizadas no dia da consulta, contribuindo na decisão do médico pelo melhor tratamento possível, corroborando na definição de Kumar (2017), que esses sistemas tem a capacidade de analisar quaisquer tipos de dados, estruturados e não estruturados e gerar hipóteses, assumindo que não há uma única resposta correta, mas indica uma resposta mais adequada. Na prática, o médico incluirá no sistema as informações clínicas do paciente, com o seu histórico e resultados de exames. Com esses dados, a solução irá auxiliá-lo a reunir informações específicas para o tratamento do paciente. No fim do processo, o médico é responsável por tomar a melhor decisão fundamentada em todas essas informações geradas pelo *Watson for Oncology*. Assim, oferece um atendimento mais personalizado e produtivo, aumentando o tempo de interação entre o médico e o paciente, podendo também dar o seu feedback em relação ao conteúdo disponibilizado pela plataforma para auxiliar no seu desenvolvimento (aprendizado).

Ainda, a partir do NVivo 12, gerou-se uma nuvem de palavras na qual é possível perceber a intensidade que os termos aparecem nos dados coletados, conforme Figura 23. O tamanho das palavras revela a recorrência com que aparecem, não havendo relação direta com a relevância. Para a elaboração da nuvem de palavras, além da seleção das fontes de dados, aplicou-se alguns filtros para evitar algumas palavras (mas, muito, também, porque, etc.) e agrupamento por derivação (pessoa, pessoas). Como destaques, cita-se "paciente", o foco do hospital, relacionada principalmente com as certificações que o HCMD possuí. Destaca-se

também as palavras “tratamento”, “Watson” e “médico”, indicando a integração do conhecimento dos profissionais e da ferramenta para a decisão do tratamento dos pacientes.

Figura 23 – Nuvem de palavras dos dados analisados na dissertação

Fonte: elaborado pelo autor (2019) a partir do NVivo 12.

A seguir, na seção (4.2) são apresentados aspectos gerais relacionados ao *Watson for Oncology*.

4.2 ASPECTOS GERAIS DA FERRAMENTA

Nesta seção foram consideradas as questões com abrangência a todos os entrevistados. Para compreender como um sistema como o *Watson for Oncology* pode auxiliar no processo de decisão em oncologia, são apresentadas as atividades de cada profissão nesse processo (seção 4.2.1), qual o envolvimento desses profissionais com tecnologia (seção 4.2.1) e se tiveram acesso ao sistema, de que forma foi utilizado (seção 4.2.3).

4.2.1 Processo de decisão dos profissionais

Para entender o papel dos entrevistados no processo de decisão do HCMD, cada

profissional relatou suas atividades com foco no paciente, da escolha e aplicação de um tratamento, de acordo com um diagnóstico prévio. Assim, foi possível construir o processo de decisão do HCDM. De maneira geral, observou-se nas falas dos oncologistas a atuação no diagnóstico e tratamento dos pacientes, que pode ocorrer por um encaminhamento de um caso, ou do cirurgião ou de um clínico, desde estágios mais iniciais até estágios mais avançados.

De maneira complementar, os oncologistas destacaram que no HCMD, apesar de serem habilitados para atuar no diagnóstico e tratamento, atuam mais no tratamento, porque os pacientes chegam já com diagnóstico e às vezes até já com parte do tratamento, por meio de encaminhamentos. Nesses casos que os SE, primeiros sistemas de apoio e tomada de decisão na saúde atuavam (LOPES *et al.*, 2009). Uma parte do processo citada por todos os oncologistas foi que normalmente o paciente que chega no oncologista já tem diagnóstico de câncer e a equipe se dedica mais ao planejamento e acompanhamento do tratamento, de recidivas e do acompanhamento clínico. “A gente não se dedica tanto ainda ao diagnóstico e também não tanto ao acompanhamento” (ONC4). “Ainda acho que a oncologia se dedica mais ao tratamento mesmo” (ONC5).

Destacados pelos oncologistas, os fatores externos do paciente, ou de ambiente, são fundamentais para tomar uma decisão em relação a um caso de câncer, elementos que estão “[...] na maneira com que o paciente se comunica contigo, no que o paciente te diz, se o paciente chora ou não, se ele vem sozinho ou não , no que o paciente fez em relação a informações prévias que ele recebeu” ONC5. “Todas essas coisas que se consegue em 10, 15 minutos, quando está conversando com ele” ONC1. A computação cognitiva é capaz de processar dados estruturados até dados não estruturados, em forma de texto, imagens, voz, sensores e vídeo (KUMAR, 2017), ou seja, o *Watson for Oncology* como uma ferramenta cognitiva, deveria ser capaz também e processar e considerar essas informações que o paciente carrega.

Para definir um tratamento, os oncologistas relatam que consideram as informações de ambiente/contexto dos pacientes. A importância dessas informações ficou evidente na descrição do processo de um tratamento: ver o paciente, examinar o paciente, revisar o que ele tem de histórico, de prévia, os exames que ele tem, avaliar se esses exames tem que ser renovados ou não, se vai ter que fazer outros exames além dos que o paciente tem. Com todas as informações disponíveis, eles pensam nas alternativas: “[...] a gente tem pacientes que tem uma série de problemas de saúde, que chegam muito fragilizados, então isso já está sendo monitorado pra ver qual é o impacto dessas recomendações” ONC2. “O Watson não recebe nada dessas informações e não valoriza nada dessas informações” ONC5. “Mas eu uso essas informações e aplico na situação do paciente” (ONC1).

Os oncologistas também reconhecem que o processo de decisão com o *Watson for Oncology* fica mais rápido, o que confirma a ideia de que com o avanço da tecnologia, estágios do processo de decisão são automatizados para ficarem mais rápidos (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015). Uma das coisas que agiliza o processo de decisão no *Watson for Oncology* é que ele não pergunta informações que não vão ser úteis, então não perde tempo com uma coisa que não vai impactar no tratamento, segundo o ONC2 "a mesma coisa a gente pode pensar na vida real: será que o médico precisa pedir o exame Y que ele pediu e que não vai servir pra nada?". Sistemas cognitivos podem solicitar dados adicionais para melhorar a confiança nas decisões (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015), conforme destacado no processo do *Watson for Oncology*, que ele "não deixa avançar para uma tomada de decisão sem que as informações relevantes e acessórias para o tratamento sejam inseridas no sistema" (ONC2).

Em outra linha, o ONC3 destacou o que pode ser entendido como uma fragilidade ou segurança do *Watson for Oncology*, que o sistema só apresenta alternativas de tratamento com evidências sólidas, "[...] a gente viu que na verdade o Watson ajuda pouco a decidir porque nessas situações que ele está com as informações de MBE para decidir, são as que a gente tem menos problema, porque se tu tá atualizado, tu também já interpretou isso [...]".

Já a equipe multidisciplinar revelou que o processo deles é todo a partir do ambulatório de oncologia com todos os pacientes de quimioterapia e radioterapia, a partir do tratamento definido pelos oncologistas, com quem mantem um contato constante, o que pôde ser observado nos dias da coleta de dados no HCMD (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – SEC, NUT, PSI, ENF, TENF, FAR). Além disso, elas destacaram o trato humanizado com os pacientes, que segundo elas, é uma marca do Sistema de Saúde Mãe de Deus. Na análise a seguir são detalhadas as funções específicas de cada entrevistada da equipe multidisciplinar. A ENF e a TENF revelaram que, além do tratamento em si, elas precisam empregar no trato com os pacientes um atendimento humanizado, pois tem impacto no tratamento: "[...] ter empatia com o paciente, isso a gente sabe que influencia no tratamento do paciente".

Além disso, a ENF destacou nas suas atividades a importância da "educação" dos pacientes, no sentido de repassar todas as informações para que ele possa cumprir com as suas responsabilidades no tratamento: "a educação desse paciente, o que vai acontecer durante o tratamento, os principais efeitos colaterais, os cuidados que ele tem que ter em casa, os principais sinais de alerta que ele tem que comunicar, que ele tem que procurar uma emergência e fica disponível sempre para ele". Ainda, como parte do processo, a ENF destacou mais

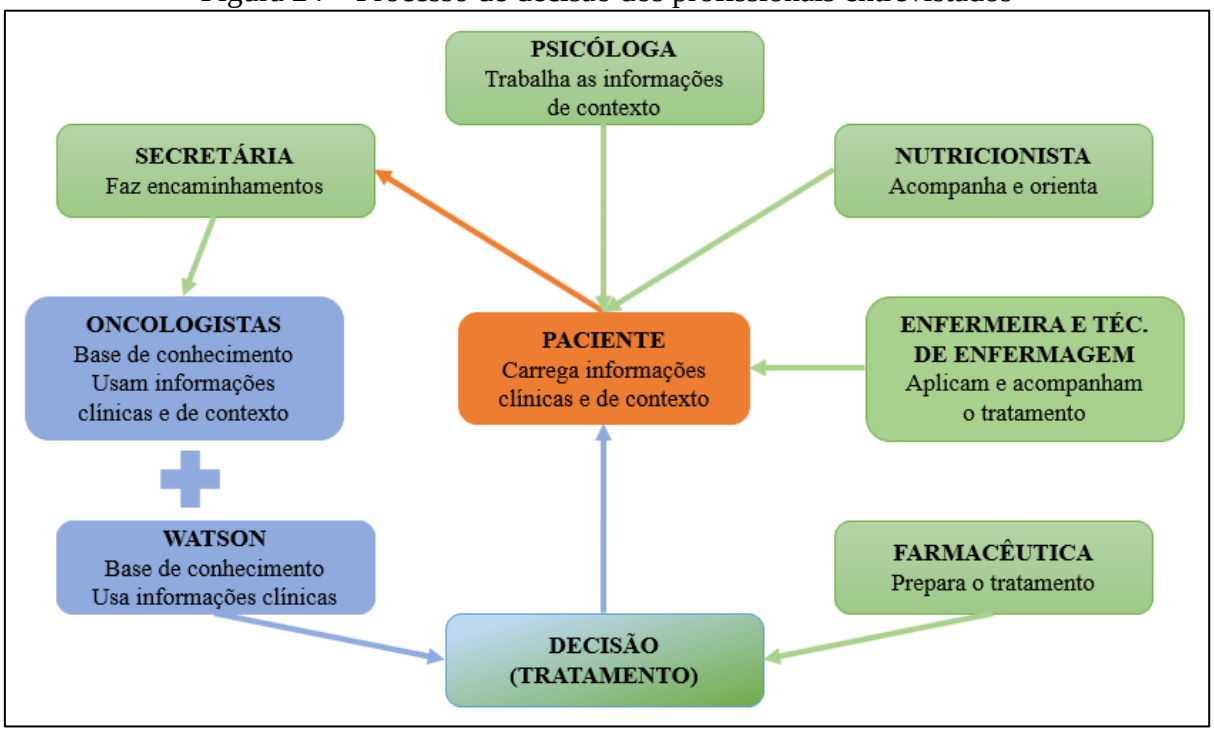
algumas atribuições da sua função: “[...] toda assistência durante aplicação da quimioterapia, toda avaliação da rede venosa, punciona, avalia se a necessidade de colocar um cateter ou não e acompanha ele durante todo o período que ele fica aqui, atende às intercorrências que acontecem”. E também, a ENF destaca que trabalha a partir da definição do tratamento do paciente, passando orientações, porque cada medicação tem um efeito colateral. A TENF complementou que auxilia as atividades das enfermeiras.

No processo da FAR, ela destaca que faz a manipulação de quimioterápicos, de imunobiológicos, imunoterapia, gestão de estoque, questões administrativas do setor, atendimento e assistência farmacêutica ao paciente. Ela prepara o tratamento para a equipe de enfermagem aplicar: “[...] nosso foco é mais produção, então é a manipulação, é o preparo do tratamento do paciente, a gente avalia o protocolo para ver se está com as doses corretas, se está de acordo com a superfície corpórea do paciente”. Ela ainda complementa que recebe a prescrição eletrônica dos oncologistas e faz buscas de interação medicamental.

A NUT em sua entrevista ressaltou que é feita uma avaliação para ver se o paciente tem risco nutricional ou não. Também é realizado acompanhamento e são passadas orientações para questão de sintomas, realiza contato com os médicos quando necessário quando constata que o paciente tem muito risco. Todos os pacientes são avaliados, os que vão iniciar o tratamento, aqueles que estão em tratamento, até finalizar o tratamento e não apresentar mais nenhum risco nutricional: “depois que finaliza o tratamento e não apresenta mais nenhum risco nutricional, a gente encaminha para um colega da área, para poder fazer acompanhamento, mas depois que ele já não tem risco nutricional”.

Na entrevista da PSI ela comenta que acompanha todo e qualquer paciente que esteja em tratamento quimioterápico ou de radioterapia, principalmente analisar a demanda emocional que tem a partir do diagnóstico e da vivência da patologia e de todas as limitações, as mudanças corporais, de identidade, perda do cabelo, entre outros fatores que impactam no tratamento de um paciente. Na entrevista da SEC, que é responsável pelo encaminho dos pacientes e outras funções burocráticas, fica evidente o diferencial citado pela ENF e a TENF, o da humanização no processo de tratamento, pela fragilidade que esses pacientes geralmente apresentam: “[...] um tratamento humanizado, as pessoas chegam aqui e nós tratamos como se fossem pessoas próximas, a gente tenta passar todo esse carinho para o paciente, que a gente sabe que está chegando aqui debilitado, a gente procura ter carinho e atenção com eles”. Ela ainda destaca que o apoio da equipe multidisciplinar é um complemento do tratamento, oferecido gratuitamente para o paciente. Todo processo descrito acima, com o foco no paciente, com a participação de cada profissional, está ilustrado na Figura 24.

Figura 24 – Processo de decisão dos profissionais entrevistados



Fonte: elaborado pelo autor (2019).

Observou-se que no processo descrito pelos oncologistas, o *Watson for Oncology* passou a fazer parte do processo de tratamento, ele passou a ser um integrante acessório aos oncologistas, uma espécie de segunda opinião (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – ONC1, ONC2, ONC3, ONC4, ONC5). Esse é o objetivo de ferramentas cognitivas como o *Watson for Oncology*, atuar no apoio aos especialistas e trabalhar coletivamente como um "amigo" de pensamento cognitivo avançado/desenvolvido (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Na seção a seguir (4.2.2), os entrevistados relataram sobre o seu envolvimento com tecnologias.

4.2.2 Envolvimento dos profissionais com tecnologias

No que tange a envolvimento com tecnologias, todos os entrevistados revelaram que usam nada mais do que normalmente é necessário. Isso envolve, conforme os entrevistados relataram e foi possível observar, tecnologias comuns do cotidiano de qualquer pessoa. Além de cursos realizados específicos da área, treinamentos para uso de tecnologias, como PEP e outras ferramentas de auxílio com pacientes no processo de diagnóstico e tratamento. Esse auxílio foi citado por todos os entrevistados, que concordam que qualquer tecnologia que é incorporada para esse fim, tratamento dos pacientes, sempre será bem-vinda na saúde.

Particularmente, os oncologistas revelaram, além do uso do *Watson for Oncology*, o uso em comum do PEP entre todos os profissionais, e que na medicina como em qualquer profissão é necessário acompanhar a evolução das tecnologias. O ONC1 relatou sobre o uso do PEP, da evolução tecnológica e tecnologia para a comunicação entre os profissionais: "acompanhar a evolução tecnológica normal que a sociedade tem sofrido nas últimas décadas. [...] No hospital a gente usa o PEP, a Prescrição Eletrônica, contato por WhatsApp com os colegas para trocar informações e registro de casos". O ONC2 e o ONC5 destacaram as tecnologias de exames de imagem, que usam softwares bem desenvolvidos: "[...] de tecnologia, usamos o PEP e ferramentas de informática para ver imagens de exames de laboratório, de exames de imagem" ONC2.

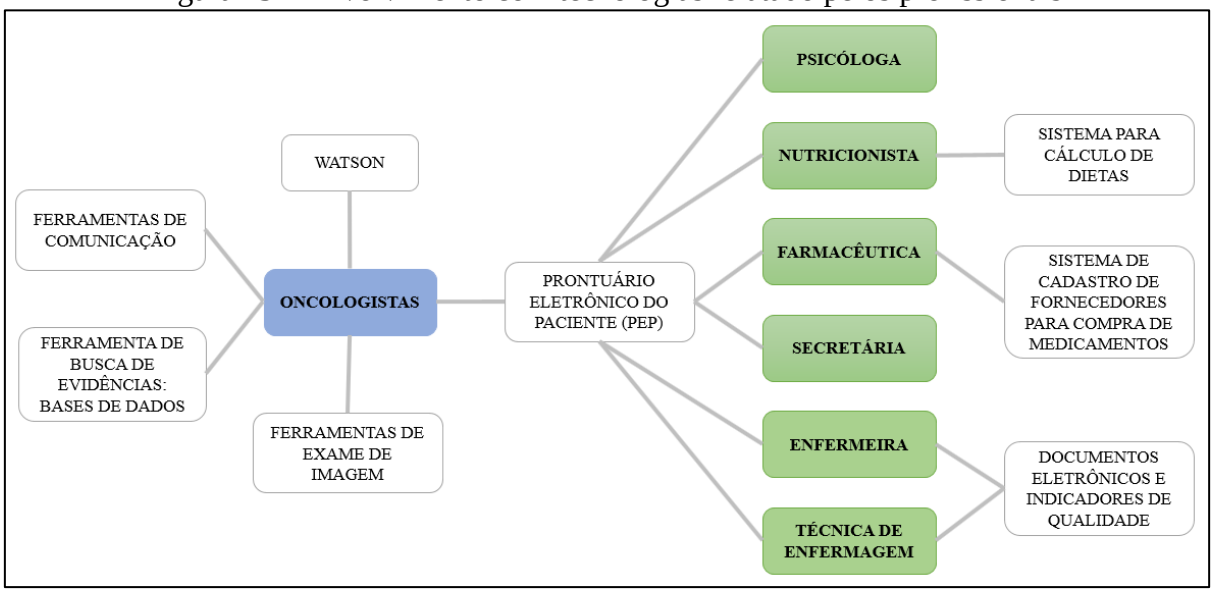
O ONC3 acrescentou sobre as funcionalidades do PEP que a equipe utiliza: "[...] gerencia tudo isso, da consulta, da prescrição, de ver resultados, então isso é um sistema baseado, no caso do hospital, na intranet, um software gerencial, de cuidados do paciente". O ONC4 relatou uma facilidade no uso de tecnologias, por questões pessoais, mas também acrescentou o uso de tecnologia para a atualização dos profissionais em relação a evidências clínicas: "Eu tenho uma questão familiar, meu pai é desenvolvedor de software, trabalha com computador, então eu sempre tive contato com tecnologia desde pequeno. [...] para leitura de artigos, pesquisa, para ver coisas mais atualizadas".

Em comum aos oncologistas e os profissionais da equipe multidisciplinar, foi citado nas entrevistas o uso do PEP. Além disso, a ENF comentou sobre o preenchimento de documentos eletrônicos e indicadores, diariamente, de cada paciente, para gerar indicadores de qualidade. A TENF, além do uso do PEP, destacou cursos básicos de computação e a disposição da equipe de TI do hospital para ensinar sobre o uso de novas ferramentas quando necessário: "[...] cursos básicos de computação, quando surge um sistema novo no hospital a gente aprende a usar, eles dão os cursos, dão orientação, o pessoal da TI que sempre que a gente precisa a gente entra em contato com eles para tirar as dúvidas".

A PSI e a SEC relataram somente o uso do PEP. A FAR comentou sobre o uso específico de um sistema para cadastro de fornecedores e compra de medicamentos: "[...] é muito manual o nosso trabalho. Eu tenho acesso a um programa que roda os fornecedores e os preços dos medicamentos para fazer compras e a gente tem acesso ao PEP". A NUT destacou o uso de um sistema para cálculo de dietas e comentou sobre o acesso ao PEP por toda a equipe: "programas pra fazer cálculos de dieta, da área da nutrição, eu fiz cursos de informática, mas o que eu utilizo mais de sistema é o PEP, onde eu consigo ver toda a parte de evolução do paciente, exames clínicos, exames de imagem, aonde eu consigo entender um pouquinho o caso

do paciente. Na Figura 25 encontra-se um resumo do envolvimento com tecnologias por parte dos entrevistados.

Figura 25 – Envolvimento com tecnologias relatado pelos profissionais



Fonte: elaborado pelo autor (2019).

Com esse resumo sobre o envolvimento de tecnologias dos entrevistados, percebe-se, em comum, o uso do PEP. Os PEPs são reconhecidos pelo potencial de transformação da prática médica assistencial por auxiliar e facilitar os SADC, conduzindo a uma melhoria da prestação de cuidados de saúde e a facilitação dos processos de tomada de decisão (WILLIAMS; BOREN, 2008). Também foi possível identificar nas entrevistas e nas observações, que somente os oncologistas possuem envolvimento com o *Watson for Oncology*, diretamente. Na próxima seção (4.2.3) é apresentada a opinião dos profissionais sobre o uso do *Watson for Oncology* no HCMD.

4.2.3 Uso do sistema pelos profissionais

Referente ao uso do *Watson for Oncology* pelos profissionais, os oncologistas destacaram o pouco uso da ferramenta, possivelmente pelo custo de disponibilização da tecnologia aos pacientes. Esse custo não foi absorvido pelo HCMD e teve de ser repassado aos pacientes. Porém, como os convênios também não absorveram o custo, ele ficou para os pacientes que eventualmente se encaixassem nos tipos e níveis de doença habilitados pela ferramenta. Esse contexto resultou em pouca procura. O maior uso do *Watson for Oncology* foi na fase de implantação, quando foram inseridos casos de teste na ferramenta. A equipe

multidisciplinar relatou que apenas participou da palestra de apresentação do *Watson for Oncology* e que a ferramenta não possuí um módulo para esses profissionais.

O ONC1, que juntamente com o ONC2 participaram diretamente do processe de aquisição, também falou sobre o pouco uso da ferramenta: “tenho contato com ele, colocamos alguns pacientes. Do ponto de vista prático, participamos de todo processo de compra da tecnologia e do processo de algumas respostas que a gente fez. Não usei o Watson com pacientes de uma maneira muito ativa ainda” (ONC1). Complementando o ONC1 sobre a aquisição da ferramenta, o ONC2 também falou sobre o pouco uso devido ao custo envolvido e revelou que:

> fui um dos que primeiro teve contato, vi como ela funcionava, vi que era uma plataforma enfim, uma ferramenta de auxílio. O grande problema de uso aqui no Brasil é o acesso pelo preço, eu acho que ainda isso é uma dificuldade, vai ter que se estudar alguma forma de se facilitar o acesso. A gente esperava que ele (Watson) fosse mais usado (ONC2).

Tais relatos corroboram com Sim *et al.*, (2001) e Porter (2010), que afirmaram que é comum a incorporação dos avanços tecnológicos pela medicina criar um contexto de elevação dos custos, conflitos de interesses e desconfianças mútuas entre profissionais, operadoras de saúde suplementar, instituições assistenciais, gestores públicos, agências reguladoras e pacientes, conforme relatado pelos oncologistas. As entrevistas dos ONC3 e ONC5 convergem com essa realidade e também revelaram pouco uso, provavelmente pelo custo extra:

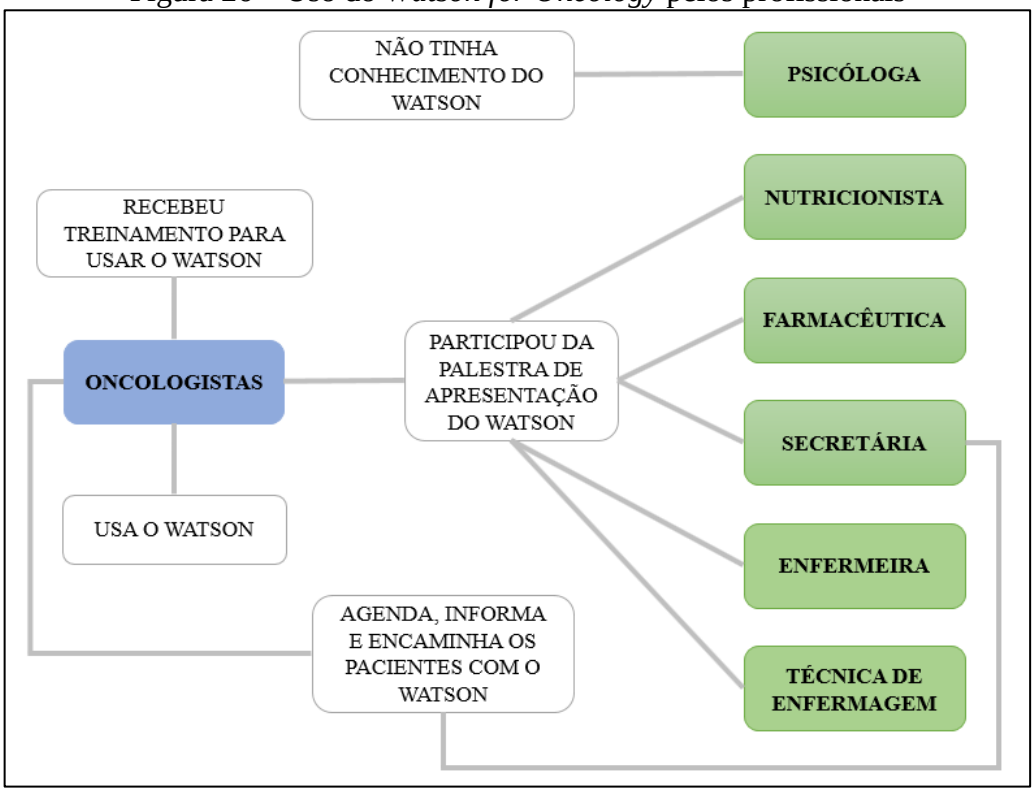
> Tive, agora não to tendo, mas mais na questão de seleção, da gente inserir casos pra ver a utilidade, mas muito pouco depois que ele foi oficialmente implementado, porque devido ao custo, o hospital do câncer decidiu que ele teria que cobrar dos pacientes que quisessem usar o Watson, então isso acaba sendo uma dificuldade de acesso, porque o paciente tem que sentir a necessidade ou perguntar pro médico, que vai ter que ver se para aquele caso ele precisa do Watson ou não. Então é uma ferramenta subutilizada por causa do custo associado (ONC3).
>
> A gente teve alguns treinamentos com o pessoal da IBM quando estava sendo implantado o Watson. Depois teve um momento ainda quando eu era residente da instituição, teve um momento em que o Watson ficou aberto para testes, então a gente podia introduzir casos que a gente achasse, no dia-a-dia, colocar os casos para ver se estava batendo com as nossas indicações terapêuticas e teve alguns poucos pacientes que procuraram a instituição especificamente pelo Watson, que eu pude participar da consulta e da coleta de dados. Eu acho que a gente usou pouco, infelizmente pouco o Watson. Acho que teve uma procura baixa (ONC5).

A equipe multidisciplinar lamentou o fato de o *Watson for Oncology* não contemplar esses profissionais com um módulo que considerasse as informações fornecidas por eles, que fazem parte do processo de tratamento de câncer. Observou-se um incômodo da parte desses profissionais quanto a essa questão (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – SEC, NUT,

PSI, ENF, TENF, FAR). Alguns profissionais, como a FAR, a ENF, a TENF e a NUT, só participaram da palestra de apresentação do *Watson for Oncology*. Já a PSI nem participou da palestra de apresentação, ou seja, não tinha conhecimento da ferramenta.

A SEC é a única que tem um contato com o sistema, pois é a responsável por passar as informações para os pacientes que têm interesse, "[...] eu que ligo pra eles, faço todo o contato, a parte burocrática". A ENF comentou sobre a euforia da equipe no anúncio da ferramenta, mas que não passou da palestra de apresentação: "infelizmente, a gente não teve contato além da palestra, então nem sei como que isso funciona. A gente ficou até um pouco eufórico, fizeram toda uma mídia em torno disso, mas depois aquilo foi se distanciando". A Figura 26 apresenta um resumo sobre o uso do *Watson for Oncology* pelos profissionais, se ocorreu e de que forma ocorreu.

Figura 26 – Uso do *Watson for Oncology* pelos profissionais



Fonte: elaborado pelo autor (2019).

Esta seção apresentou os aspectos gerais da pesquisa, obtidos para o entendimento das funções de cada profissional no processo de decisão de um tratamento oncológico. Fez-se necessário também, entender o envolvimento de cada profissional com tecnologias dentro do seu processo, bem como, investigar quem usa ou tem acesso ao *Watson for Oncology*. Essas investigações evidenciaram, por exemplo, o acesso de todos ao PEP do hospital e o acesso

restrito da equipe de oncologistas ao *Watson for Oncology*, uma ferramenta que se apropria de informações do PEP. A seguir, na seção 4.3 são apresentados os aspectos relacionados a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD.

4.3 IMPLANTAÇÃO DA FERRAMENTA

Nos arquivos de vídeo e páginas da internet encontrou-se conteúdo relevante sobre a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD. O hospital iniciou em 2017 um projeto de ampliação que passou por três fases, observáveis na Figura 27, que são um acréscimo a toda estrutura que o hospital já carrega, desde os anos 2000, quando iniciou o atendimento em oncologia. Em julho de 2017 o HCMD entregou a primeira fase do projeto que contemplou a ampliação na área de tratamento, com o Atendimento Multidisciplinar, a criação da Unidade de Prevenção do Câncer, a ampliação dos consultórios médicos, a chegada do novo PET-CT, a criação da área de Pesquisa Clínica, e a chegada do *Watson for Oncology*. Com isso, o ONC1 e Diretor destaca que "o Hospital do Câncer Mãe de Deus se firma como um dos mais modernos hospitais da América Latina, unindo tecnologia, pioneirismo e esperança na luta contra o câncer" (ONC1).

Figura 27 – Fases de ampliação do HCMD

Fonte: HCMD (2018).

Em novembro de 2017 foi realizada uma apresentação da ferramenta a jornalistas de veículos de comunicação do cenário nacional e do interior gaúcho. Conectado às inovações e aos principais avanços da oncologia, o HCMD é a primeira instituição da América do Sul a

utilizar a plataforma de tecnologia cognitiva *Watson for Oncology*, desenvolvida pela IBM. Integrando-se ao trabalho da equipe médica, o recurso fornece aos profissionais opções terapêuticas baseadas em evidências científicas mundiais. A fala do SUP no vídeo de apresentação da ampliação destaca: “A parceria do HMD, HCMD e a IBM é um olhar para o futuro, para potencializar a capacidade de atender pacientes com câncer. Acreditar em Inteligência Artificial, é acreditar no futuro”.

De acordo com o ONC1 a estrutura operacional/funcional implantada no HCMD foi copiada de centros de tratamento de câncer de excelência internacional, como os EUA. Ele ainda comenta que essa estrutura irá contemplar mais dois estágios, além do diagnóstico e tratamento: prevenção do diagnóstico precoce, ou seja, o que acontece antes do diagnóstico com os pacientes, e o acompanhamento após o tratamento.

Para compreender o processo de implantação do *Watson for Oncology* no HCMD, são apresentados aspectos relacionados a demanda para implantação, se foi uma oportunidade de mercado ou uma demanda interna do hospital (seção 4.3.1), Motivações para implantação (seção 4.3.2), Integração da ferramenta com outros sistemas do hospital (seção 4.3.3), Requisitos técnicos para a implantação (seção 4.3.4), tipos e fontes de dados que o *Watson for Oncology* aproveita (seção 4.3.5) e Aspectos Críticos relacionados a implantação (seção 4.3.6), onde também foram considerados aspectos destacados pela equipe multidisciplinar.

4.3.1 Demanda

Em referência a demanda para a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD, o SUP destacou que, em 2017, o setor de oncologia atingiu o maior movimento de pacientes do HMD, desde o início das atividades no ano 2000. Concomitante a isso, o câncer e as doenças cardiovasculares são responsáveis por mais da metade dos óbitos em Porto Alegre, capital do Rio Grande do Sul, com referência a dados de 2017, apresentados em um vídeo pelo ONC1. No mesmo vídeo, ele destacou que enquanto a partir de 2010 os casos de óbito por doenças cardiovasculares diminuíram 4%, os de câncer aumentaram 12%.

Além disso, também salientou que a partir dos anos 2000 foi gerado mais conhecimento na medicina do que todo o conhecimento que tinha sido gerado até então, com expectativas de que esse conhecimento se duplique a cada 3 meses até 2020. Avanços da tecnologia impulsionam a produção de volumes de dados sem precedentes (RAGHAVAN *et al.*, 2016). Tornando, assim, uma ferramenta como o Watson necessária (ONC1), pois as

soluções cognitivas são projetadas para entender e tomar decisões a partir de *big data* (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016).

Nas entrevistas do ONC4 e ONC5, identificou-se que a implantação foi uma oportunidade de mercado, que a qualificação dos profissionais do HCMD não demandava uma ferramenta como o *Watson for Oncology*: "[...] mais uma oportunidade de mercado. Não teria uma demanda, uma necessidade do corpo clínico de utilizar isso. Como eu te falei, talvez tenha serviços de menor qualidade que realmente isso fosse uma demanda" (ONC4). Concordando, o ONC5 também disse que "[...] foi uma oportunidade de mercado. Acho que não havia uma demanda interna, de pressão muito grande pra ter uma ferramenta dessa" (ONC5). Os entrevistados ONC2 e ONC3 esclarecem que não foi uma demanda interna, pois a demanda que há na oncologia o *Watson for Oncology* não contempla e que vai ajudar pessoas que não buscam ou não conseguem se manter atualizadas, evitando erros:

> [...] casos de pacientes que já fizeram várias linhas de tratamento, ou de doenças mais raras, só que aí a gente esbarra num problema que é o mesmo que a gente encontra na vida real: a literatura. [...] pessoas com diferentes níveis de conhecimento, na vida real o Watson vai ajudar a dar uma emparelhada nisso. [...] se eu não tivesse estudado nada nos últimos três anos, eu ia fazer alguma coisa errada, certamente (ONC2).
> [...] muitos dos que efetivamente ligaram que não eram pacientes do sistema, ligaram por indicações onde ele não atendia, que basicamente é aquele caso que já fez muitos tratamentos, ou uma doença mais rara, e aí ele não é contemplado pelo Watson. Nós vimos uma oportunidade mais do que uma demanda interna (ONC3).

Assim, após o relato dos profissionais e a relação com a maior incidência de casos de câncer a partir de 2010, ficou evidente que o hospital buscou a implantação da ferramenta para aproveitar a oportunidade de mercado que se apresentou. A seção a seguir (4.3.2) apresenta as motivações que levaram o HCMD a implantar o *Watson for Oncology*.

4.3.2 Motivação

Como principais motivos para a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD, foram destacados o aumento da incidência de casos de câncer em Porto Alegre, a partir de 2010; o aumento do volume de informações geradas, impossibilitando a atualização por parte dos profissionais; velocidade da tomada de decisão e o pioneirismo que poderia ser utilizado como marketing. O SUP e o ONC1, no vídeo de apresentação do *Watson for Oncology*, deixam claro o motivo do aumento de casos de câncer na cidade como motivação para a implantação. Como pode ser identificado no relato a seguir:

> Porto Alegre tem uma das maiores incidências de casos de câncer na América Latina e tem previsão de ser a maior causa de óbitos nos próximos anos. Por isso, o HMD coloca como missão social e institucional para contribuir com a solução desse problema. [...] a intenção é transformar o HCMD em referência em tratamento oncológico. Oferecer tradição e inovação, de excelência e referência internacional, integrando o que há de mais novo em prevenção, diagnóstico, pesquisa científica e tratamento oncológico, ao atendimento humanizado. Assim, atuamos para oferecer à população todos os avanços terapêuticos na área oncológica (SUP).

Na sua entrevista, o ONC1 destacou o avanço da tecnologia e o aumento da expectativa de vida das pessoas, além do volume de informações geradas na medicina, citado também como uma demanda pelo ONC1, pôde ser observado como motivação para a implantação do *Watson for Oncology*, o que torna impossível os humanos conseguir lidar com todas essas informações sem o auxílio da tecnologia para analisar e extrair significado de *big data* (ONC1; ONC4), com velocidade para permitir uma análise inteligente (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016).

O ONC1 justifica como motivação a velocidade da tomada de decisão do *Watson for Oncology*: "a ferramenta disponibiliza todas essas informações de maneira automática para os médicos e relaciona com as informações inseridas na plataforma, depois apresenta alternativas de tratamento, inclusive tratamentos experimentais", para fornecer respostas baseadas em evidências e explicá-las (RAGHAVAN *et al.*, 2016). O ONC1 ainda acrescentou a sua disposição como diretor do hospital, perante a administração e a equipe de oncologistas na implantação: "[...] não perceberam a minha disposição em utilizar isso do ponto de vista de segurança e comercial, associados, e estar numa posição diferenciada no mercado, basicamente foi esse o motivo que levou a aquisição da ferramenta".

O pioneirismo, citado pelo ONC3 e também pelo ONC2 como uma das razões para a implantação e a importância de ter o *Watson for Oncology* como uma segunda opinião, percebe-se no trecho a seguir:

> [...] crença que o grupo diretor tinha de que no futuro vai ser uma ferramenta muito útil e o potencial que isso teria de atrair novos pacientes, na medida que a gente teria uma ferramenta moderna, nova, como uma das ideias do grupo diretor era que se tivesse uma segunda opinião. Ia se usar o Watson, essa é uma ideia, pra essas consultas de segunda opinião, quando o paciente já tem um médico, já tá fazendo tratamento em outro lugar e vem pra ouvir a opinião de um especialista, então essa era uma das ideias também (ONC2).

Além disso, o ONC4 destaca o marketing como principal motivador para a implantação, além da característica dos gestores de estarem sempre atentos as oportunidades de mercado para melhor atender os pacientes, como pode ser identificado no trecho a seguir:

> "[...] várias coisas motivaram: marketing, sem dúvida. Os hospitais privados, de uma maneira geral, querem sempre oferecer uma tecnologia a mais para os pacientes, porque isso, os pacientes veem isso como uma coisa positiva, enfim, de ir num lugar mais avançado, com mais tecnologia, então marketing acho que foi o principal. Acho que as características dos nossos gestores eram realmente de estar na "crista da onda" da tecnologia, de oferecer o melhor tratamento pros pacientes, acho que isso foi levado em consideração também (ONC4).

O ONC5 também cita o perfil dos gestores do HMD e o crescimento da incidência de casos de câncer em Porto Alegre e complementa que "o hospital tentou se diferenciar no meio brasileiro, não tinha nenhum hospital usando ferramenta de Inteligência Artificial" (ONC5). Essa ideia se justifica, pois SADC podem ajudar os médicos a tomar uma decisão mais eficaz, no diagnóstico e tratamento (SAFDAR *et al.*, 2017). A seção a seguir (4.3.3) trata sobre a integração do *Watson for Oncology* com outros sistemas/ferramentas do HCMD.

4.3.3 Integração

Em relação a integração do *Watson for Oncology* com outros sistemas/ferramentas, todos os oncologistas destacaram a falta de integração com o PEP do HCMD. Entretanto, também concordaram que essa integração irá ocorrer ao natural e que no momento da implantação não foi possível devido a problemas de idioma, o que não deixou de desagradar parte da equipe, por gerar um retrabalho, exigindo que as informações fossem inseridas no PEP e no *Watson for Oncology*, separadamente. De acordo com Fox e Aranko (2017), as organizações não se preparam com uma estrutura básica de TI, o que pode reduzir o tempo e o custo de implantação de novas ferramentas, sistemas de IA, capaz de simplificar a integração com os demais sistemas. Isso é comum, porque os sistemas são de fornecedores diferentes, com origens diferentes, carregam preconceitos e focos de cuidados de saúde diferentes.

Mas, como destacou o ONC1, essa integração irá acontecer ao natural, que o *Watson for Oncology* ainda "não integra com os prontuários, ainda aqui não. Ele não tem comunicação com nenhuma outra ferramenta porque não tinha condições de entrar, se incorporar no prontuário. Mas isso vai acabar acontecendo ao natural" (ONC1). Além disso, a velocidade que as tecnologias se desenvolvem, irão favorecer essa integração: "[...] pela velocidade com que as tecnologias são implementadas, num tempo curto, menor a gente espera, isso vai de certa forma tá integrado no sistema e talvez de uma maneira que a gente até não enxergue" (ONC4). Em complemento, o ONC2 destacou a variedade de sistema disponíveis no mercado, que isso é um problema para a implantação de qualquer sistema: "o grande problema que a gente tem aqui (Brasil), são vários, mas tem hospitais que tem o seu próprio sistema de informática, o que

certamente será um entrave, se essas informações pudessem ser retiradas automaticamente do prontuário, era muito melhor".

Sobre essa não integração com o PEP do hospital, o ONC5 lembrou a questão do idioma do sistema, que dificulta a interação com os demais sistemas: "nosso módulo brasileiro não é o mais completo, o módulo americano interage com os exames de sangue, raio x, tomografias inseridas no próprio sistema ele já lê automático, ele vai agregando informação. E o nosso módulo brasileiro não faz isso porque ele não lê português". Nota-se que o *Watson for Oncology* apresenta o recurso de PLN, porém a adaptação do idioma original (inglês) para o português não permite que a ferramenta compreenda e processe informações do PEP do HCMD (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; KUMAR, 2017).

Observou-se um incômodo dos profissionais por essa não integração, o que gera retrabalho, por menor que seja (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – ONC1, ONC2, ONC3). Essa reação, pela não integração do *Watson for Oncology* e pelo fato de no Brasil ainda não estar disponível o módulo completo da ferramenta, pode ser observada nas falas dos entrevistados ONC2 e ONC3:

> O fato de tu ter que parar para ir, informação por informação, tudo bem, é rápido, mas é um rápido que toma tempo. Se isso pudesse ser retirado, essas informações pudessem ser retiradas automaticamente do prontuário, era muito melhor, até porque no sistema original, além de pegar as informações que são números, que são dados objetivos, ele compreende a fala humana. Nos Estados Unidos ele tem o costume de gravar as consultas, o médico grava e fica o áudio, ele consegue entender coisas gravadas, ele consegue ver laudos de imagem, consegue usar as coisas que não são estruturadas. Que a grande, a maior parte das informações médicas, 80% é não estruturada (ONC2).
>
> [...] se ele tivesse inserido dentro do prontuário, ou seja, o médico tá inserindo as informações no PEP e ao mesmo tempo estaria alimentando o Watson. [...] se fosse automático, tu terminaria de escrever o caso que tu tá fazendo o registro, aí viria a opinião do Watson, já agregado vamos dizer. Então hoje é um momento separado, então seria como uma espécie de prontuário eletrônico "turbinado" vamos dizer. [...] não sei se no futuro não é o prontuário eletrônico que o hospital ou a clínica contrata, ela estabelecer a relação com o Watson e vender o produto já integrado, porque daí tu não está duplicando o tempo e está tendo um bônus. Agora não, tu tá pagando um preço adicional (pela consulta no Watson) e também um trabalho adicional, por menor que seja, são adicionais (ONC3).

Com relação a essa possiblidade de integração do *Watson for Oncology* com o PEP, o ONC4 em sua entrevista esclareceu que já há hospitais em que isso ocorre, "[...] já tem alguma experiência na China e em alguns hospitais Americanos também, isso de ser incorporado no Prontuário. Na maneira que veio aqui para o Brasil, ainda é uma coisa extra, que tu alimenta". Sistemas cognitivos que entendem, raciocinam e aprendem, estão ajudando as pessoas a expandir sua base de conhecimento, melhorar sua produtividade e aprofundar os seus

conhecimentos (REUMANN; BÖTTCHER, 2016). A seguir, na seção 4.3.4, são apresentados os requisitos necessários, na visão dos oncologistas, para a implantação de uma ferramenta cognitiva como o *Watson for Oncology* em um hospital.

4.3.4 Requisitos

Em se tratando de requisitos para a implantação de um sistema como o *Watson for Oncology*, todos os oncologistas são enfáticos, citando apenas uma infraestrutura básica de TI, como computadores, conexão com a internet e pessoas habilitadas e treinadas, que aceitem o uso da ferramenta. Na fala do ONC2 ele destacou a infraestrutura básica de TI: “Basicamente computadores bons e internet boa. Porque depende muito da internet, porque é uma plataforma que fica na nuvem”. Plataformas que operem com computação em nuvem são características de sistemas cognitivos (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; CHIPMAN, 2017). Na mesma linha o ONC1 também argumentou: “é muito simples, nada demais, só conexão com a internet e treinamento de acesso para as pessoas” (ONC1).

O ONC3 concordou que tecnicamente os requisitos são simples, por ser uma ferramenta que é acessada por meio de um navegador de internet, “então são coisas bem simples, um computador e uma rede, com isso tu implanta, pode até ter um prontuário manual ainda, não tem problema, a necessidade de tecnologia do sistema é muito básica, é uma boa internet e um computador” (ONC3). O que poderia contribuir para um melhor aproveitamento e evitar retrabalho, poderia ser a integração com o PEP do hospital, mas como destacou o ONC3, o prontuário pode até ser integrado, mas não é considerado um requisito fundamental para a implantação da ferramenta. O ONC 4 concorda com os requisitos citados pelos demais oncologistas.

Já o ONC5 acrescenta que um requisito fundamental para a implantação de uma ferramenta cognitiva é a aceitação, que será vista em mais detalhes na seção 4.4.1, sobre percepções relacionadas a ferramenta. Esse requisito da aceitação e as consequências ficam claras no seguinte trecho: “precisa de um corpo clínico que concorde com o uso (da ferramenta). Que tenha muita facilidade e acesso fácil ao seu uso, que eu não vejo que tenha sido assim, porque depois te ter implantado a gente elenco alguns pacientes que estavam aptos para poderem usar”, que isso de certa forma deixou o acesso a ferramenta meio inatingível (ONC5).

Chenoweth, Dowling e Louis (2004) afirmaram que a resistência para a utilização de sistemas complexos pode fazer com que este tipo de sistema se torne apenas mais uma ferramenta para consulta de dados. Além disso, questões relativas à familiaridade com a

informática, requisitos de hardware ou software, preocupação com impacto negativo no fluxo de trabalho e potencial necessidade de duplicação de registros durante a transição do papel para sistemas eletrônicos de registro médico, são indicados como barreiras (TRIVEDI *et al.*, 2009). Na seção a seguir (4.3.5) são apresentados os dados que a ferramenta necessita para o funcionamento.

4.3.5 Dados

O *Watson for Oncology* processa dados estruturados e não estruturados. É uma ferramenta que considera dados de artigos científicos, livros médicos, estruturas químicas de drogas ou qualquer dado relacionado ao *corpus*, presente e relevante na internet. Além disso, necessita de todas as informações clínicas do caso. As informações indicadas como justificativa pelo ONC1 para a demanda de uma ferramenta como o *Watson for Oncology* em um hospital, de que a partir dos anos 2000 foi gerado mais conhecimento na medicina do que todo o conhecimento que tinha sido gerado até então, com expectativas de que esse conhecimento se duplique a cada 3 meses até 2020, também podem ser consideradas nesta seção, reforçado pela fala do ONC4 na entrevista. O *Watson for Oncology* se alimenta de mais de 15 milhões de conteúdos científicos, incluindo cerca de 200 livros didáticos médicos e 300 revistas médicas e estruturas químicas de drogas disponíveis na internet (IBM; SUP; ONC3; ONC5).

Kumar (2017) argumentou que uma ferramenta como o *Watson for Oncology* recebe todas as possíveis regras básicas de negócio sob a forma de livros, revistas e várias fontes na web, consideradas fontes relevantes. O *Watson for Oncology* tem acesso aos bancos de dados mais importantes do mundo, dados não estruturados, que são as publicações e os dados estruturados, os dados do paciente (ONC2; ONC1). Também é capaz de fazer a leitura de todas essas informações sozinho, além de capacidade de entender e relacionar com as informações do paciente para apresentar ao médico (IBM), mas, como já informado, essa versão não é a implantada no HCMD.

O *Watson for Oncology* se atualiza automaticamente, no momento que sai um estudo novo nas bases cadastradas na ferramenta, ele já se torna disponível para os profissionais. As evidências científicas, pesquisas clínicas, são mensalmente atualizadas e classificadas por ordem de relevância por profissionais usuários de diversos países (IBM; ONC4). No vídeo que foram retiradas as informações do SUP, ele destaque que para efeitos de velocidade da ferramenta, “[...] enquanto um médico levaria em torno de 300hrs para ler as informações

pertinentes a um caso, o Watson faz em questão de segundos as sugestões de tratamento".

Ainda, o SUP acrescenta que por definição, "o Watson é uma plataforma de computação cognitiva em nuvem da IBM que analisa grandes volumes de dados (*big data*)" (SUP). Essa velocidade indicada pelos entrevistados é uma das características de *big data* (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015), além de volume; variedade e veracidade. No mesmo sentido, o ONC1 destaque que pela velocidade de atualização, "uma recomendação de tratamento para o mesmo caso clínico pode ser diferente em dias diferentes, devido ao Watson ter recebido novas informações". E que "[...] a capacidade dele buscar informações é muito grande, ele te 'diz' foi no artigo tal, foi na apresentação do congresso tal, mas ele não te dá o artigo em si, ele te diz a fonte, que a princípio tu confia, não vem o artigo liberado (ONC3).

Sobre a confiança nas informações que ele apresentar, Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015) também afirmam que a essência da computação cognitiva é a aquisição, com curadoria, de informações no contexto do problema a ser abordado. O ONC1 comentou sobre as indicações de tratamento do *Watson for Oncology*, a confiabilidade da fonte das informações: "o Watson prioriza informações 'curadas', certificadas por outras instituições reconhecidas internacionalmente em tratamento de câncer" (ONC1).

Ainda, observou-se que a ferramenta não considera informações do paciente relacionadas ao contexto que ele apresenta para a indicação de um tratamento (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – ONC1, ONC2, ONC5). De acordo com os oncologistas isso seria fundamental, conforme os trechos a seguir:

> [...] as pessoas têm particularidades, tem doenças múltiplas, tem contextos diferentes, isso também tem que ser colocado na equação (decisão do tratamento). Além de forma de aplicação de remédios, protocolos diferentes, muitas coisas ao mesmo tempo que tu toma uma decisão (ONC5).
>
> Quando tu toma decisão em relação a um caso de câncer, tem elementos que estão na maneira com que o paciente se comunica contigo, no que o paciente te diz, se o paciente chora ou não chora, se ele vem sozinho ou não vem sozinho, no que o paciente fez em relação a informações prévias que ele recebeu. Todas essas coisas que tu consegue em 10, 15 minutos, obteve alguma pessoa quando está conversando com ela. O Watson não recebe nada dessas informações e não valoriza nada dessas informações. Isso é invalorável. Ele é quantitativo, ele não é qualitativo dentro desses termos (ONC1).

Por fim, os oncologistas lembraram da capacidade do *Watson for Oncology* em receber todos esses dados citados pelos entrevistados, porém nas suas falam observam que quem alimenta a ferramenta é o oncologista. Que o *Watson for Oncology* tem a capacidade de se autoalimentar, de retirar informações do prontuário e inserir no sistema. No entanto, essa não é a versão que foi implantada no HCMD (ONC3; ONC4; ONC5). A seguir, na seção 4.3.6 são

apresentados aspectos considerados críticos para a implantação do *Watson for Oncology*.

4.3.6 Aspectos Críticos

Nesta seção são analisados aspectos que podem influenciar na implantação de uma ferramenta como o *Watson for Oncology*. Foram indagados os oncologistas e a equipe multidisciplinar, que relataram situações como o volume de dados gerados; os dados do contexto de um paciente, além dos dados clínicos, precisam ser considerados para uma decisão de tratamento, que no caso do *Watson for Oncology* não ocorre; o nível de evidência que a ferramenta alcança, não é diferente do que os profissionais teriam acesso sem ela, a vantagem é a velocidade; o direcionamento comercial dado pela IBM, empresa desenvolvedora, que essa não é uma ferramenta tão necessária em ambientes onde que a especialidade é maior; o custo, que foi repassado para os pacientes; desconhecimento da utilidade da ferramenta, por vezes leva os profissionais a acreditar que possam ser substituídos por ela; pouca divulgação, o que é necessário por se tratar de uma ferramenta desconhecida do mercado e por não atender a equipe multidisciplinar, que faz parte do processo de tratamento.

Em referência ao volume de dados produzidos, o ONC1 destacou que não é possível um profissional da saúde se manter atualizado ou conseguir lidar com todo conhecimento gerado, sem auxílio da tecnologia (ONC1), característica comum dos SAD (DULCIC; PAVLIC; SILIC, 2012). O ONC5 lembrou que ferramentas para auxiliar na tomada de decisão na saúde precisam avançar para considerar, além dos dados clínicos e pesquisas, as particularidades, os contextos diferentes, que também são informações que os pacientes carregam (ONC5), que são consideradas um impeditivo para o desenvolvimento de soluções de IA completas (TURING, 1950; RUSSELL; NORVIG, 2013).

Além disso, o ONC3 revelou que o *Watson for Oncology* tem capacidade de decidir/auxiliar em tratamentos nas situações que ele tem informações da MBE, mas que essas são as que os oncologistas tem menos problema, a grande dificuldade são casos que não há um nível de evidência científica bom, onde vale a experiência do profissional, nesses casos ele não orienta (ONC3), pois ambos, a MBE e o *Watson for Oncology*, são alimentados pela literatura científica (GRANDAGE *et al.*, 2002; HURWITZ; SLAWSON, 2010).

Um aspecto que se destacou na fala do ONC1, foi o direcionamento comercial dado a ferramenta, juntamente com a consideração da qualificação dos profissionais que utilizarão a ferramenta. Essas ferramentas apresentam evidências atualizadas da literatura de pesquisa e de

fontes baseadas na prática (SIM *et al.*, 2001), assim, elas podem ajudar a tomar as decisões mais informadas e melhor calculadas (KUMAR, 2017) em centros onde a especialidade não é tão presente, como foi registrado e observado:

> [...] esse equipamento não tá dirigido para médicos e não deve ser dirigido para médicos que são especialistas, tá?! Quem precisa do Watson, neste momento, por isso que não vai mudar a curto prazo nada, são os 'caras' que veem câncer de próstata, câncer de mama, câncer de cólon, câncer de pulmão, câncer de rim e câncer de bexiga, tudo na mesma tarde. O cara é impossível que ele esteja atualizado nessas áreas. Escolhemos aleatoriamente 40, 80 casos e vimos qual recomendação foi feita. Para ver em quantos casos o Watson ajudou a minha equipe de médicos a mudar o tratamento. O médico faria isso e o Watson teria feito tal coisa. Quando chegou aos 40 (casos analisados) começaram a se dar conta de que não tinha diferença, o grau de concordância da 99,9%. O que eu consegui com isso? Eu consegui que se assustassem e baixassem o preço, aí a gente comprou. Também comprovou para eles uma coisa que a gente já tinha se dado conta aqui, eles estavam fazendo a campanha no lugar errado. Tu não pode ir para um centro grande onde as pessoas são mais qualificadas. [...] também tem o seguinte ó, é subestimar a capacidade e a qualificação humana, que é a pior coisa que uma máquina pode fazer, tá certo? Tomar uma decisão é uma coisa que a gente ainda faz muito melhor do que a máquina. Até agora o algoritmo do computador é muito mais primário do que o nosso algoritmo (humano). [...] tem que ser bem vendido, adequadamente vendido, sem falsas expectativas do ponto de vista prático e tu tem que vender isso pros médicos e tu tem que vender isso pra população. E são vendas completamente diferentes. Limitação que ele tem não é abrangência técnica. É abrangência de informações que ele não consegue ter para tomar uma decisão. Então, do ponto de vista prático, ele precisa, como qualquer tecnologia nova, de um processo inteligente de como chegar no mercado (ONC1; OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – ONC1).

Sobre o uso da ferramenta, os oncologistas elencaram o custo envolvido como um dos principais entraves para o maior uso, que "[...] a decisão de repassar ou não esse custo é de quem adquiriu o sistema" (ONC4), ou seja, do HCMD, e "[...] da forma que se colocou foi um custo muito alto para a maior parte das pessoas" (ONC1). Sobre o custo, foi revelado que a ferramenta ficou subutilizada, porque o paciente teria que absorver o mesmo. Os trechos a seguir complementam esse aspecto:

> [...] pouco (uso) depois que ele foi oficialmente implementado, porque devido ao custo, o hospital decidiu que ele teria que cobrar dos pacientes que quisessem usar o Watson, então isso acaba sendo uma dificuldade de acesso. Então é uma ferramenta subutilizada por causa do custo associado. Tu tá pagando um preço adicional e também um trabalho adicional por menor que seja, são adicionais. [...] eu acho que pra nós foi muito pouco usado [...] mas a gente estava ciente que talvez não conseguisse se utilizar tanto o produto no momento que tu tem que passar esse custo adiante (ONC3).
>
> [...] eu acho que é muito custo, porque ainda no Brasil a gente tem pouco acesso à tecnologia de ponta e especialmente inteligência artificial e sistemas cognitivos. Eu acho que a população ainda também não enxerga isso talvez como muito prioritário e talvez muito menos os convênios e planos de saúde, que talvez teriam que desembolsar mais grana pra isso e eventualmente ter pagamentos duplos, porque teria que tá pagando o médico que nunca vai deixar de ser o principal ator e mais uma coisa extra que o paciente gostaria de ter (ONC5).

Outro aspecto destacado pelos profissionais foi o medo de ser substituído por uma ferramenta que tome decisões autônomas, retirando do médico a decisão, gerando resistência na adoção de tecnologias, principalmente quando envolve gerações no mercado de trabalho. Entretanto, essa ideia de substituição por uma ferramenta cognitiva é errônea, pois a aplicação é limitada, auxiliar os seres humanos na tomada de decisões (KUMAR, 2017). No entanto, isso vem da falta de conhecimento, "sempre o primeiro olhar é de desconfiança. Porque na verdade a gente tem muita dificuldade, níveis variados de aceitar essas incorporações de tecnologia" (ONC2), como pode-se ver nos trechos a seguir, isso é algo comum, devido ao conflito de gerações, que apresentam diferentes níveis de aceitação:

> [...] as pessoas claro que tem medo, perfeitamente natural. Mas é um medo que vem de ignorância, um medo de insegurança. [...] houve alguma dificuldade com o grupo de médicos. Porque a mesma estratégia que foi utilizada para atrair a IBM, fez com que os médicos não acreditassem tanto na ferramenta. Não por medo da ferramenta, mas: "por que eu vou fazer isso se já está dando quase 100% de semelhança? (ONC1).
> [...] gerações mais antigas, as pessoas mais velhas têm um pouco mais de resistência. Então a incorporação de tecnologia na saúde tem essa resistência das pessoas mais velhas. Acho que o segundo gargalo foi a aceitação interna, do grupo, de alguns oncologistas, em utilizar, de achar que isso não é necessário (ONC4).
> [...] eu acho que tem coisas que a gente tem que parar e reavaliar, essa conduta que a gente tem muito engessada. Hoje é gritante o que a gente tem de problemas e de condutas inadequadas. Eu não sei se hoje os nossos profissionais estariam preparados a essa inovação, por esse pensamento um pouco mais engessado (NUT).

Na relação com os pacientes, um aspecto que foi destacado nas entrevistas, é que o hospital esperava mais busca pela ferramenta, porque consideraram que foi amplamente divulgado, mas que a população ainda não vê uma substituição de uma consulta por uma recomendação de um computador. Que pessoas mais antigas, que não tenham muita facilidade em usar um computador, pode ser um problema entender isso (ONC5). Já a SEC discordou, achou que o *Watson for Oncology* foi pouco divulgado: "não foi tão divulgado assim, porque tem muitas pessoas que não sabem da existência do Watson, eu acho que falta mídia" (SEC). Na coleta de dados, percebeu-se pouco material nesse sentido, somente o folder apresentado na Figura 28, que estava divulgado também no site do hospital. Entretanto, nas pessoas que procuraram o hospital, foi revelada uma esperança: "um brilho nos olhos dos pacientes, de uma esperança a mais, eu sinto isso deles, uma esperança a mais, de ter uma luz no fim do túnel" (SEC).

O ONC2 foi mais profundo nessa relação de paciente-médico-Watson, destacando o problema de um marketing que vende anuncia a ferramenta como "a solução de todos os problemas", "a cura do câncer", como pode ser observado no trecho a seguir e na Figura 28,

que deixam evidente essa abordagem:

> Ele pode ajudar, separar as coisas científicas, dar mais agilidade ao processo de decisão, mas a nossa relação é uma relação entre dois seres humanos, um deles extremamente fragilizado, na oncologia sempre relacionando essa fragilidade, com o medo da morte ou com a morte. A gente tem aqui a maior parte dos pacientes chegam até nós já com doenças incuráveis, então, por mais que a gente diga que a oncologia não é só lidar com isso, isso é uma parte muito importante, uma máquina não vai saber fazer, dar o cuidado que um ser humano dá. [...] eu acho que muito é fantasia que se cria, de que essa ferramenta é uma ferramenta perfeita e capaz de solucionar todos os problemas e indicar tratamentos. Os pacientes muitas vezes têm problemas extremamente graves, que ameaçam a vida deles e eles procuram coisas que são milagrosas. Então assim, havia muito no início uma ideia de algo, um computador maravilhoso, que decide, que define o que é melhor, que seria solução de todos os problemas. [...] muitas vezes a gente quebrava essa ideia de fantasia e dizia: 'olha, a ferramenta não tá habilitada pra um caso como o teu, a gente ainda não tem esse tipo de câncer' (ONC2).

Figura 28 – Material de divulgação do *Watson for Oncology* no HCMD

Fonte: HCMD (2018).

Por fim, os oncologistas ainda traçaram um panorama na área da saúde, sobre a implantação de ferramentas como o *Watson for Oncology* podem compreender o acesso a serviços, rentabilidade, alta qualidade, contenção de custos, segurança, conveniência, foco no paciente e satisfação (PORTER, 2010). Situações divergentes e que o *Watson for Oncology*

poderia auxiliar, são as diferenças entre a saúde pública e privada:

> [...] na oncologia é que a gente tá anos-luz na parte de saúde privada, longe da saúde pública, saúde pública tá muito atrasada. [...] acho que se há uma ferramenta que possa ajudar, mas primeiro a gente tem que ir para o básico. O grande problema de uso aqui no Brasil é o acesso pelo preço. [...] o grande problema que a gente tem aqui, são vários, tem hospitais que tem o seu próprio sistema de informática, então isso vai certamente ser um entrave (ONC2).
> [...] a gente já sabe que existe um hiato grande entre o que o SUS é capaz de custear ou pagar e o que existe de evidência, que tem outras coisas que são melhores. [...] ele pode escancarar que as recomendações da MBE, que é basicamente isso que ele faz, tão muito diferentes entre o que o SUS oferece e o que seria o ideal (ONC3).
> [...] a gente sabe que tem lugares do Brasil e da cidade aqui (Porto Alegre) que os pacientes não recebem o melhor tratamento. E realmente, o Watson impede que isso aconteça de certa forma. Porque se a pessoa coloca o caso no Watson e ele der uma recomendação e for discordante do que ela pensa, ela vai ter uma tendência a oferecer o melhor tratamento [...] existe um abismo de tratamento do paciente no SUS e no paciente do convênio (ONC4).

Já a equipe multidisciplinar relatou que não é contemplada no *Watson for Oncology*, conforme já apresentado, observou-se um descontentamento quanto a esse aspecto, pois acreditam que suas funções deveriam estar presentes e ser consideradas pela ferramenta, uma vez que as informações oriundas dessa equipe são consideradas no tratamento. Nas entrevistas dessas profissionais, isso ficou claro:

> Eu só fiquei meia assim, porque quando apresentaram o projeto eu achei que nós do trabalho multidisciplinar, nós iriamos estar utilizando. Então eu achei bem interessante esse trabalho, mas ia ser voltado mais aos médicos e não abrange a equipe multidisciplinar (NUT).
> [...] acredito que ninguém vai usar somente as informações do Watson, tem todo um contexto, a história clínica do paciente que está aqui na frente do médico, tem que ser levado em consideração para juntar com as informações que já tem. [...] a maneira com que eles são recebidos, com o que a gente transmite confiança para eles, influencia no tratamento (TENF).

Até aqui discorreu-se sobre aspectos da considerados críticos para a implantação do *Watson for Oncology*. Além de ter analisado e discutido aspectos de demanda e motivação; aspectos relacionados a integração da ferramenta, considerada essencial para os entrevistados; requisitos necessários e dados que a ferramenta processa. Junte-se isso ao entendimento do que é uma ferramenta cognitiva e como ela se encaixa no processo dos profissionais, que relataram sobre seu uso. A seguir, na seção 4.4, discorre-se sobre as percepções relacionadas ao *Watson for Oncology*.

4.4 PERCEPÇÕES RELACIONADAS A FERRAMENTA

Nesta seção são apresentadas as análises relacionadas as percepções dos entrevistados em relação ao *Watson for Oncology*. Alguns profissionais tiveram mais facilidade em suas colocações pelo maior contato com a ferramenta. Foram considerados aspectos relacionados a aceitação dos profissionais (4.4.1), com relatos sobre facilitadores e dificultadores; sobre a usabilidade da ferramenta (4.4.2); sobre o desempenho que a ferramenta apresenta (4.4.3); sobre a segurança que os profissionais percebem ou sentem (4.4.4); sobre a percepção de inteligência incorporada na ferramenta (4.4.5) sobre o aprendizado do Watson (4.4.6) .

4.4.1 Aceitação

Em relação a aceitação de uma ferramenta cognitiva, os profissionais aceitam o uso na prática clínica, desde que no sentido de auxiliar os profissionais e a decisão final permanecer com o médico (TRIVEDI *et al.*, 2009; KORTTEISTO *et al.*, 2014). Também foi revelado um medo por parte dos profissionais de ser substituído por uma máquina, mas isso acontece antes de conhecer a ferramenta, ponto que deve ser dado atenção para facilitar a aceitação, de profissionais e pacientes. Esse medo também não se justifica, uma vez que o objetivo de ferramentas como o *Watson for Oncology* é atuar no apoio aos especialistas e trabalhar coletivamente com os profissionais, auxiliando os processos (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Os oncologistas, em seus relatos, falaram que aceitam o uso e incorporação do *Watson for Oncology* no processo de decisão, sempre no sentido de auxiliar. O ONC1 destaca que sempre que a tecnologia vier no sentido de auxiliar, não haverá resistência. Acredita, também, que as pessoas têm medo, se sentem inseguras no início por não conhecerem a tecnologia, o que considera normal, mas não acredita que possa ser substituído num futuro próximo por uma máquina. No mesmo sentido, o ONC2 esclarece que as pessoas sempre reagem desconfiando porque há níveis variados de aceitar incorporações de tecnologia e veem ameaçada sua profissão por uma tecnologia. Depois desse primeiro estágio, quando percebem que a tecnologia vem para ajudar e não substituir, sempre ocorre a aceitação. Por isso não acredita que uma ferramenta como o *Watson for Oncology* irá tomar seu lugar no processo de decisão de um tratamento.

De maneira complementar, o ONC3 revela não tenho medo de ser substituído por uma máquina, pois a demanda é por aumentar mais a interação humano-humano. O ONC4 atribui a

ferramenta uma função de “auditoria”, no sentido que não seja esquecida nenhuma informação na tomada de decisão, um benefício para o médico e o paciente, mas que se usada sistematicamente, integrada ao PEP, teria uma aceitação mais “tranquila”. O ONC5 acrescenta que uma ferramenta dessas sempre pode contribuir/agregar, pelo nível e quantidade de informações que é capaz de reunir, mas que a decisão final passe pelo médico.

Já para a equipe multidisciplinar opinou sobre como seria sua aceitação, caso a ferramenta apresentasse um módulo que incluiria as informações oriundas do seu processo. Nesse sentido, todas declaram que aceitariam a incorporação de uma ferramenta como o *Watson for Oncology*. A ENF relatou que inicialmente teria a desconfiança, mas sabendo que contribuiria para tomar decisões mais completas e atualizadas, em conjunto com os profissionais, não teria problema. Mesmo sentimento da FAR, que destacou que para agregar e agilizar o tratamento, qualquer tecnologia sempre será bem-vinda.

Na mesma linha, a NUT e a PSI declararam que sempre são abertas a tecnologias que beneficiam o paciente e os profissionais, no sentido de complementar o processo de decisão. A SEC acredita que uma ferramenta como o *Watson for Oncology* não limita os conhecimentos dos profissionais. A TENF entende que a tecnologia está cada vez mais presente e que tudo que estiver ao alcance para auxiliar os profissionais no cuidado com os pacientes, deve ser incorporado pelos profissionais.

Sobre a principal preocupação das equipes, de que ferramentas como o *Watson for Oncology* sejam implantas para auxiliar e não substituir os profissionais, sempre houve uma preocupação que máquinas baseadas em IA irão substituir completamente trabalhadores humanos. No entanto, as máquinas podem reduzir a força de trabalho geral, mas a mão de obra especializada humana será sempre necessária (FRANKISH; RAMSEY, 2012). A seguir, na seção 4.4.2, é discorrido sobre a usabilidade do *Watson for Oncology*.

4.4.2 Usabilidade

Sobre a percepção da usabilidade do *Watson for Oncology*, por ser uma ferramenta simples, os oncologistas consideram um acesso padrão por meio de *Login* e Senha, em uma interface *web*. Além disso, destacam que receberam um treinamento de como usar a ferramenta, como fazer login, como incluir os dados, como manusear a interface durante o processo de decisão de um tratamento, consideram que são necessários conhecimentos básicos de informática. Porém, destacam que o tempo que a ferramenta acrescenta no processo de decisão,

por menor que seja, devido a não integração com o PEP, não cumpre o objetivo de dar velocidade ao processo de decisão do tratamento.

A simplicidade de uso da ferramenta fica evidente na entrevista do ONC3: "[...] no momento que tu entrou, *logou*, 'bom eu vou inserir um paciente novo', tu escolhe a doença e ele vai pedir as informações, é tudo meio autointuitivo". O ONC1 e ONC2 complementam, relatam que a ferramenta apresenta uma usabilidade muito fácil, basicamente os dados clínicos do paciente são inseridos, a ferramenta processo, relaciona com as melhores evidências e indica as opções de tratamento: "[...] uma ferramenta que vai pegar, vai retirar dados de cada paciente e vai mandar coisas mais personalizadas nesse aspecto, e vai ser mais fácil, mas isso não vai deixar os médicos cegos com relação a isso" (ONC2). "Na prática, o médico incluirá no sistema essas informações clínicas do paciente, o histórico e resultados de exames. Com esses dados, a solução irá auxiliá-lo a reunir informações específicas para o tratamento do paciente" (ONC1), conforme conceito de sistema cognitivo (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

De outra maneira, o ONC4 em sua entrevista compara o processo do *Watson for Oncology* com um formulário, que precisa ser preenchido e depois retorna uma recomendação, como pode-se acompanhar no trecho a seguir:

> [...] o sistema vai te pedindo os parâmetros, tu vai colocando os parâmetros e ele te dá uma recomendação, é muito similar a um questionário mesmo, um formulário simples. Mas claro, a gente sabe que o sistema ele é autoalimentado, enfim ele vai mudando alguns parâmetros de acordo com que vai sendo colocado, mas a gente não vê muito isso acontecendo, tá na arquitetura do sistema. Pra quem olha a plataforma mesmo parece um grande formulário, onde tu coloca os dados e sai uma recomendação, um resultado. [...] na maneira que veio aqui para o Brasil, é uma coisa extra, que tu alimenta (ONC4).

O *Watson for Oncology* informa a relevância de cada tratamento identificado e fornece links de apoio para cada alternativa, indicando aos oncologistas quais são as opções de tratamento, medicamentos e possíveis efeitos colaterais, o que oferece um atendimento mais personalizado e produtivo, aumentando o tempo de interação entre o médico e o paciente, uma das características práticas mais importantes de um sistema cognitivo (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; RAGHAVAN *et al.*, 2016). No fim do processo, o médico é responsável por tomar a melhor decisão fundamentada em todas essas informações geradas pelo *Watson for Oncology*, podendo também dar o seu *feedback* em relação ao conteúdo disponibilizado pela plataforma para auxiliar no seu desenvolvimento (aprendizado) (ONC1). Além disso, o ONC2 destaca os benefícios da ferramenta, como não deixar avançar no processo sem que as informações necessárias sejam preenchidas:

> [...] ele (Watson) não deixa avançar para uma tomada de decisão sem as informações relevantes e acessórias para o tratamento sejam inseridas no sistema. [...] é mais uma ferramenta, assim como a gente tem outras inúmeras ferramentas pra ajudar no processo de cuidar do paciente. Então, imagino que no futuro a gente vá ter isso de uma forma até espontânea, vai ser uma ferramenta que a gente vai usar como a gente usa hoje, integrada, incorporado ao natural no nosso cotidiano (ONC2).

Contrários a essas observações, o ONC2 relatou que "[...] o fato de ter que parar, ir informação por informação, tudo bem que é rápido, mas é um rápido que toma tempo. Se essas informações pudessem ser retiradas automaticamente do prontuário, seria muito melhor" (ONC2). Esse fator vai de desencontro com o verdadeiro objetivo SI, automatizar os processos de decisão e dar velocidade a eles (STAIR; REYNOLDS, 2011; LAUDON; LAUDON, 2015). No mesmo sentido, o ONC3 destaca que, da forma que ele foi implantado, sem integração com o PEP, ele gera retrabalho para os profissionais:

> [...] que ele (Watson) não acrescenta muito tempo na consulta, mas ele acrescenta um pouquinho de tempo, então ele não aumenta a tua produtividade, mas não é um sistema que tá sobrecarregado (HCMD), isso é absorvido tranquilamente, claro que se fosse um (sistema) mais sobrecarregado, poderia, assim se tu tá, em teoria eles acham que isso aumenta a produtividade, mas eu acho que assim, por mais que eu ache que são 5 minutos, são 5 minutos a mais. [...] só que ele não serve como um prontuário, ele não sendo um prontuário, tu continua tendo que ter o prontuário. [...] eu ainda acho aquilo, no dia a dia se ele tivesse inserido nas tuas coisas ele seria mais útil por que ele veria meio que agregado (ONC3).

Portanto, mesmo considerando a ferramenta simples, no uso, ela gera um retrabalho por não ser integrada ao PEP. Dessa maneira, ela adiciona tempo ao processo de decisão, o que não é bem aceito pelos profissionais. Na seção a seguir, 4.4.3, os oncologistas relatam suas percepções sobre o desempenho do *Watson for Oncology*.

4.4.3 Desempenho

Sobre o desempenho do *Watson for Oncology*, foram destacados elementos como aumento da produtividade (LAUDON; LAUDON, 2015), atualização profissional (SIM *et al.*, 2001), a entrega ao paciente de todas as informações, alterando a experiência do paciente ONC1. Além disso, o ONC1, ONC2 e ONC5 destacaram a velocidade da ferramenta, mas que o poder de decisão e a capacidade cognitiva dos oncologistas/humanos ainda são superiores, por isso, a decisão final continuará sendo do médico. Nos trechos a seguir, o ONC1 e ONC5 discorrem sobre esses aspectos do desemprenho:

> [...] 99,9% de concordância em um teste, essa ferramenta irá dar aos profissionais segurança e qualificação aos profissionais. Então, para os médicos que eu conheço, com os quais eu trabalho e para o nível de conhecimento que a gente tem, isso um ano antes, o Watson atualizado um ano depois, certo? 99,9% (de concordância). Do ponto de vista quantitativo, nós não podemos competir. Então do ponto de vista prático, eles (IBM), as máquinas têm condições de ter uma informação muito mais extensa e rápida do que a gente teria condições de fazer. Mas, qualitativamente a gente tem, o processo que a gente utiliza, nosso processo mental é muito superior. Não se compara. Por isso que eu não tenho medo da tecnologia. A limitação da tecnologia ainda é, acho que o algoritmo. Que eu não sei como é que eles fazem esse algoritmo da Inteligência Artificial, mas esse algoritmo ainda tá usando coisas mais primárias, como deveria ser, do que nós, espontaneamente. O conhecimento eu sei que o computador consegue. Claro que um computador sabe muito mais do que nós e é mais rápido, sem dúvida. Agora na área de medicina não sabe mais do que nós, pelo menos no que é necessário para tomar decisões em determinadas situações médicas. Eu consigo procurar as perguntas relativas a um caso específico ao longo de duas horas no meu computador em casa, para eventualmente me atualizar em relação àquela questão. O Watson poderá fazer isso em 0,3 segundos. Conseguir resolver questões mais rápidas e te liberar tempo pra outras, na medicina isso não é pouca coisa, é muito importante. Agora, tu pega um cara que trabalha conosco no HCMD, um cara diferenciado, a gente força... o Watson não me ganha em câncer de mama. Poderá me dar algum detalhezinho aqui, um detalhezinho lá, mas a conduta não vai mudar e eu não espero que em curto prazo isso vai acontecer. Então esse é um conceito extremamente importante. Eu juntar as informações pode me levar 10 horas, mas eu vou ter todas as informações pertinentes, com muita pouca chance de erro, a máquina vai fazer isso mais rapidamente, maravilha. Mas tomar uma decisão é uma coisa que a gente ainda faz muito melhor do que a máquina. A experiência até agora tem sido uma experiência óbvia, eu não me surpreendo com a recomendação que o aparelho, que a plataforma dá. Existem problemas muito sérios de abrangência ainda, não tem tudo que a gente gostaria que tivesse, nem todas as doenças estão contempladas, nem todas as situações em determinadas doenças estavam contempladas (ONC1).
>
> Sempre vai ser válido o que a máquina pode trazer para consideração. Mas eu ainda acho que a gente tá longe de ter um sistema que eu possa confiar plenamente e o que ele disser tomar como uma decisão absoluta. Eu vejo como uma ótima ferramenta, desde que passe por um filtro e por uma concepção final sempre do médico. Ele tá vendo o caso, tá vendo muito mais dados ao mesmo tempo do que uma máquina, a máquina tá avaliando o que eu coloquei nela. [...] dos (casos) que eu vi utilizando, eu acho que ajudou, mas raramente mudou uma conduta. [...] ele serviu mais como um papel de auditor, talvez, e corroborou que a gente esteja efetivamente indicando os tratamentos que são baseados em evidência. Todas as vezes que eu usei ele, me parece que ele chegou muito perto do que eu consideraria o adequado, teve algumas poucas vezes que a gente falou que a gente não faria isso no Brasil, mas por questões regionais (ONC5).

O desempenho foi considerado satisfatório, mas ainda o desenvolvimento da ferramenta é algo que está andamento (ONC3). Na sua entrevista, o ONC3 concorda com o ONC1, "[...] o nível de necessidade dele é baixo, vamos dizer eu acho que assim, em teoria quanto menos treinado for a tua força de trabalho, mais necessário ele vai ser, quanto melhor treinada, menos necessário". Para ele o *Watson for Oncology* não trouxe um benefício adicional, que tenha sido perceptível, mas que "[...] vem um resultado que é útil, é bom, não necessariamente melhor do que o médico que tá ali [...]", baseado na experiência do teste na amostra inicial, que pode ter servido para dizer que o uso seria limitado, mas não haveria esse

risco de ter muita discrepância (ONC3).

Na mesma linha, o ONC4 lembra de "[...] dois casos que o sistema deu uma recomendação de tratamento um pouquinho diferente do que talvez a gente tivesse recomendado e a gente pode dizer que os pacientes provavelmente se beneficiaram, eles tiveram uma recomendação melhor do que eles teriam. Não foi uma grande mudança" (ONC4). Essas colocações estão diretamente relacionadas com no aumento da eficiência dos cuidados e dos resultados terapêuticos para o paciente que esses sistemas propõem (SIM *et al.*, 2001; LICHTENSTEIN *et al.*, 2011).

A inserção manual das informações no módulo brasileiro, foi destacada como um aspecto negativo para o desempenho da ferramenta pelo ONC2. Outro aspecto negativo é o nível de evidência científica que ele alcança, não é diferente/melhor do que o médico tem acesso, o que coloca o profissional e a ferramenta no mesmo nível (ONC4). Esses aspectos e a indicação das fontes das evidências indicadas, para casos de dúvidas, são destacados no trecho do ONC2:

> O Watson hoje ele tá no mesmo nível, ele não consegue avançar, a única diferença é a velocidade. A menos que a gente produza a informação científica para esses casos, o Watson também vai ter dificuldades com relação a isso, porque ele é baseado em evidência. Em cenários em que a gente tem menos recursos do que a gente tem aqui ou menos a subespecialidade do que a gente tem aqui, eu acho que talvez ele vá ter uma importância maior. O processo decisão com o Watson fica mais rápido. Então assim, essas limitações que eu te falei, são as grandes dificuldades que a gente tem porque nessas limitações se encontram, naquilo que a gente não pode incluir no Watson, se encontram a maioria dos casos que a gente precisaria de uma ajuda. São os casos de pacientes que já fizeram várias linhas de tratamento, ou de doenças mais raras, só que aí a gente esbarra um problema que é o mesmo problema aqui, a gente encontra na vida real: a literatura. Ele tem avançado porque a gente tem cada vez mais novas doenças e cada vez mais novas linhas. A gente vai continuar tendo que, porque muitas vezes, ir pra bibliografia para entender o que/porque ele recomendou: 'estou recomendando X por causa de: isso, isso, isso', ele não explica muito claramente. Ele recomenda e, e apresenta o estudo que foi usado, o estudo ou os estudos pra embasar aquele tratamento (evidência). Mas o porquê que ele escolheu esse não e não o outro, muitas vezes não fica muito claro (ONC2).

Quando o profissional insere o caso no *Watson for Oncology* e ele gerar uma recomendação e for discordante do que ela pensa, ela vai ter uma tendência a oferecer o melhor tratamento. Além disso, o *Watson for Oncology*, ele coloca a recomendação de tratamento, mas ele justifica, ele dá uma evidência. Se o sistema eventualmente tivesse uma falha e desce uma recomendação estranha de tratamento, o oncologista: "opa, isso aqui não faz parte" (ONC4), corroborando com Raghavan *et al.* (2016), que esses sistemas extraem e buscam informações para fornecer respostas baseadas em evidências e explicá-las.

Quando ocorrem inconsistências no *Watson for Oncology*, nos casos relatados pelos entrevistados, ou é por falta de informações, ou erros de recomendação de tratamento, mas ambos dão segurança aos profissionais, conforme relatos. O caso mais simples é a falta de informação para a tomada de decisão (ONC1; ONC4). Nesse caso, o *Watson for Oncology* "simplesmente ou te pede mais informações ou não te dá uma resposta. Tá dentro da questão de segurança. Se tu não coloca determinadas informações, ele te pede" (ONC1). O outro caso são erros de recomendação de tratamento, "[...] quando a gente identifica isso a gente faz um reporte, que é avaliado pela IBM, enfim, pela curadoria, mas nem todo o reporte é avaliado porque eles contabilizam o número de reportes relacionado com o assunto [...]" (ONC2).

Já o ONC5 alerta para as inconsistências em uma ferramenta que está buscando espaço, uma ferramenta nova, que não aconteceram na presença de um paciente, foram na fase de testes, [...] "como seria a reação do paciente se isso acontecesse na frente dele?" (ONC5). Observando a operação do *Watson for Oncology*, ele não tem nenhuma proteção contra informações inseridas erradas, as quais qualquer sistema é sujeito, por serem informações fornecidas por humanos, o que poderia ser evitado, em parte, se houvesse integração com o PEP (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – ONC2). Na seção a seguir (4.4.4), são apresentadas as percepções relacionadas a segurança.

4.4.4 Segurança

O *Watson for Oncology* prioriza, em seu raciocínio, estudos e tratamentos já 'curados', testados por outros usuários (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Além de apresentar as opções de tratamento, conforme indica Raghavan *et al.* (2016), oferece a possibilidade de o oncologista explorá-las (IBM). Essa curadoria é realizada pelo MSK. É um processo colaborativo com centenas de médicos oncologistas, que favorece a assertividade, acelera o processo de pesquisa e permite ao profissional dedicar maior parte de seu tempo à interação e discussões do caso com seu paciente (SUP). Quanto a segurança dos dados, "[...] os dados dentro da plataforma ficam seguros, tu acessa com uma senha pessoal, então não teria como vazar essas coisas" (ONC5).

A premissa para uma saída de qualidade num sistema, são entradas de qualidade. As informações "curadas" do *Watson for Oncology* e os aspectos de segurança da tomada de decisão, são destacas nas falas a seguir:

> O Watson solicita todas as informações clínicas de um paciente para a tomada de decisão. Se as informações necessárias não forem preenchidas, o sistema não avança. A questão do Watson está relacionada a confiabilidade da fonte das informações. O Watson prioriza informações "curadas", certificadas por outras instituições reconhecidas internacionalmente em tratamento de câncer. O que eu acredito que pode acontecer e deve acontecer, é que o Watson vai dar mais qualificação ao relacionamento, no sentido de que vai dar mais segurança para o médico e para o paciente, de que 'todas as alternativas foram consideradas de alguma maneira' (ONC1).
> Seria um guia, então ele traria pra mim um nível de segurança adicional, não deixa o médico esquecer nada. Com o aqui (no hospital) tem um senão, vamos dizer, que na verdade todas as informações dele são "curadas" pelo MSK, que é um centro de câncer americano, então isso nos dá uma certa segurança, tu diz: 'bom, alguém humano checou o Watson' (ONC3).

Para o aspecto segurança, os ONC2 e ONC3 concordam com o ONC1, no sentido de a ferramenta não deixar avançar para uma tomada de decisão sem as informações relevantes e acessórias para o tratamento inseridas no sistema (ONC2) e solicitar mais informações (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Porque nesse sentido, "[...] o médico pode não ter pensado ou não se lembrar, então esse nível de segurança sempre é bom, é como se tivesse uma segunda pessoa. [...] uma máquina não se esquece, o fator humano pode num dia se esquecer que aquilo era importante, então tem essa margem [...]" (ONC3). "Eu acho que a questão é dar segurança pro médico, de que tá usando, tá recomendando algo que é respaldado do ponto de vista científico" (ONC2).

Outro aspecto que dá segurança ao *Watson for Oncology*, justamente por apresentar só opções de tratamento com evidências científicas (HURWITZ; SLAWSON, 2010), ele não "cria" tratamentos, porque "[...] se ele recomendar coisas frágeis, do ponto de vista científico, ele vai perder credibilidade imediatamente, então isso é um ponto forte dele" (ONC2). O ONC1 conferiu a IBM, desenvolvedora do *Watson for Oncology*, credibilidade, por nenhum oncologista ser "[...] especialista, que os algoritmos de segurança que eles estabelecem, de não identificar o paciente e etc. e tal, são algoritmos testados etc. e tal, pela qualificação da companhia, não vejo muita dúvida em relação a isso" (ONC1). Entretanto, o conceito de uma ferramenta cognitiva é ela poder identificar novas áreas do problema e então propor/construir novas soluções em torno deles (KUMAR, 2017).

Para o ONC4 e ONC5, a ferramenta exerce um papel de "auditor" no processo de decisão do tratamento, o que valida o trabalho do oncologista e passa tranquilidade para o paciente. Ao apresentar as possibilidades de tratamento com as respectivas fontes de evidências, a decisão passa para o oncologista, que pode investigar cada evidência (ONC4). Nos trechos a seguir fica perceptível essa avaliação quanto a segurança por parte dos oncologistas:

> [...] pro médico, porque de certa forma tu fica até mais tranquilo, que tu não vai deixar passar nada, como também é boa para o paciente, que vai ter em uma 'auditoria', digamos assim, do sistema que vai impedir que ele receba uma recomendação de tratamento, enfim, que não é ideal pro caso dele. Acho que isso (o Watson) dá uma segurança para o paciente: 'bom, eu fui no meu oncologista e tive essa recomendação, mas ele colocou meu caso no Watson e o Watson deu mais uma opinião'. Isso de certa forma valida o que o oncologista disse. ONC4.
> Ele serviu mais como um papel de auditor talvez e corroborou que a gente esteja efetivamente indicando os tratamentos que são baseados em evidência, que a gente, enfim, está atualizado e que a gente ainda tá conseguindo se manter ainda, indicando corretamente as coisas. E a segurança das recomendações, das que eu pude testar, todas me pareceram, como disse antes, me pareceram muito próximas do que a gente gostaria de indicar ou faria ONC5.

O resultado de todos esses aspectos de segurança citados pelos oncologistas é evidenciado pela fala, e observou-se um entusiasmo do ONC1, Diretor do HCMD, de que o paciente vai desenvolver mais segurança em relação a recomendação de tratamento e em relação ao médico (SAFDAR *et al.*, 2017). "O paciente vai passar a acreditar mais no médico, além de ficar mais seguro com a recomendação recebida. Então é tudo de bom. Então eu sei que eu to te dizendo é o melhor tratamento". Além disso, o profissional vai dar segurança ao paciente de uma ferramenta que "[...] em 0,3 segundos consulta informações e tá atualizado no dia de ontem, etc. e tal. Isso é segurança para o paciente. Então tu vende isto aqui como um pacote que transmite, ao final do dia, segurança. Que obviamente é uma coisa importante" (ONC1). A seguir, na seção 4.4.5, são apresentadas as percepções relacionadas a inteligência da ferramenta.

4.4.5 Inteligência

A primeira percepção de inteligência do *Watson for Oncology* é no processo de decisão de um tratamento, que ele solicita todas as informações clínicas de um paciente, se as informações necessárias não forem preenchidas, o sistema não avança (OBSERVAÇÃO NÃO PARTICIPANTE – ONC1, ONC2, ONC5). Isso geralmente ocorre quando o domínio é complexo e especialistas humanos podem não estar cientes de novos dados ou novas circunstâncias que irão mudar o resultado, assim, os sistemas cognitivos identificam os dados em falta e solicitam mais informações (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015).

Além dessa percepção, a ferramenta também apresenta um resultado, toma uma decisão, que é compatível com a do especialista, o que representa uma característica inteligente. Para essa tomada de decisão, o *Watson for Oncology* cruza informações clínicas e evidências científicas, a partir da programação inicial. Os entrevistados relataram também que a ferramenta

reproduz, no seu algoritmo, o processo do especialista, o que a faz pensar como um especialista.

Na entrevista do ONC3, ele destaca sua percepção em relação a inteligência do *Watson for Oncology* "[...] pensa sim (como os especialistas), porque vem um resultado que é útil, é bom, não necessariamente melhor do que o médico, mas em quantidade de informações e tudo. Tu percebe que na medida que tu vai colocando os parâmetros, ele vai pedindo novas informações, então é um sistema inteligente" (ONC3). Esse sempre foi o objetivo da IA, fazer os computadores realizarem tarefas cognitivas que os humanos fazem melhor (RICH; KNIGHT, 1994; LUGER, 2004; ABAD; IERKIC; ORTIZ-RIVERA, 2016).

Para o ONC1, uma ferramenta inteligente seria a capacidade que a computação de alguma forma tem de cruzar informações de uma maneira a responder a determinadas perguntas de uma forma mais inteligente ou adequada. Ele complementa em sua fala, como percebe a inteligência do *Watson for Oncology*, que "o processo de colocar informações 'ali' dentro e permitir que o computador faça determinadas operações, de interagir com as diferentes informações e dentro de determinados algoritmos, que são colocados dentro do computador, chegar a algum tipo de resposta para uma situação específica" (ONC1). Segundo Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015), essa é uma das características mais importantes de um sistema cognitivo.

Quando indagados sobre o *Watson for Oncology* pensar ou reproduzir o trabalho dos especialistas, os oncologistas destacaram que a ferramenta atua como um algoritmo que reproduz o processo de um especialista com inteligência, mas sem subjetividade. Esse entendimento ficou claro no relato do ONC5: "IA eu acho que talvez seja uma tecnologia que consiga nos ajudar a tomar decisões, talvez mais rápidas e de forma menos subjetiva, porque eu acho que a gente, como médico e ser humano, sempre adiciona subjetividade na avaliação" (ONC5), como defendeu Abad, Ierkic e Ortiz-Rivera (2016), pensar abstratamente. No mesmo sentido, mas com uma certa confusão do entendimento, os trechos a seguir também relatam a percepção em relação a inteligência do *Watson for Oncology*:

> [...] não pensa como um especialista. É simplesmente uma ferramenta que tem um algoritmo de processamento de informações que é definitivamente diferente e inferior, do ponto de vista qualitativo, do que o processo de pensamento de qualquer médico. Não é um especialista. E quando eu penso em inteligência humana, o que a gente normalmente faz, é..., recebe uma série de estímulos e informações e processa essas informações, faz com que as coisas interajam e, eventualmente, devolve alguma resposta. IA para mim é que isso aconteça num computador. Eu não percebo a inteligência dela nesse sentido. Eu não consigo perceber o raciocínio dela por uma dificuldade minha provavelmente, o raciocínio da interação (ONC1)
> Eu entendo como uma ferramenta tecnológica, que usa o que há de mais avançado na parte de informática e que tem a capacidade de aprender com aquilo que ele vivencia.

> Se fosse só usar um algoritmo de informática, seria só informática. Pra mim IA combina aquilo que a gente tem de melhor na informática com a capacidade de aprender, de se corrigir, de evoluir. O Watson não reproduz o trabalho de um especialista, nem pensa como um especialista. Na verdade, ele não tem como reproduzir o trabalho do especialista porque uma plataforma que tem milhões de informações científicas sobre várias coisas diferentes não é especialista. Especialista é alguém que do ponto de vista médico atende pacientes com um determinado grupo de doenças, que se dedica a esse grupo de doenças, que vê os pacientes, que faz diagnósticos, que orienta tratamentos, que acompanha esses pacientes, que acompanha os efeitos colaterais relacionados com o tratamento, que acompanha o paciente durante os períodos de complicações, internação, que acompanha o paciente durante o período final de vida. Então, assim, não tem como uma máquina fazer isso, nunca vai ter, no meu ponto de vista (ONC2).
> Não dá pra sentir onde entra a IA ou um algoritmo mais complexo, quando o paciente tinha essa doença, essa morbidade ou tinha esse exame que interfere na escolha: 'ah, por exemplo, esse tratamento não pode em quem tem insuficiência cardíaca, ou não pode em quem tem insuficiência renal", eu não sei se é IA ou se é um algoritmo mais complexo, que uma capacidade computacional resolve também, então eu acho que a gente vê pouco ainda IA [...] (ONC3)

Talvez, o que impede os profissionais de perceberam ou relacionarem inteligência à ferramenta, é o que Alan Turing já defendia, uma máquina fazer automaticamente ações que os seres humanos fazem, com mais precisão e velocidade, mas também conseguir interagir com o usuário em línguas naturais, como no TT (KUMAR, 2017). Ainda, em relação a percepção do *Watson for Oncology* pensar como um especialista ou reproduzir o trabalho de um especialista, é necessária uma relação com a definição de IA, que apresenta características as quais associa-se com a inteligência no comportamento humano, como compreensão da linguagem, aprendizado, raciocínio, resolução de problemas (BARR; FEIGENBAUM, 1981).

Nesse sentido, a concordância foi que a ferramenta desenvolve o raciocínio de um especialista, a lógica do processo de decisão dos oncologistas, porém ela não atua em situações que a inteligência humana ganha destaque. Computação cognitiva tenta simular/emular o comportamento humano, imitando a forma como a mente humana funciona (VAKARELOV, 2011; FRANKISH; RAMSEY, 2014; FLASIńSKI, 2016). Nos trechos dos ONC4 e ONC5 essa percepção relacionada ao *Watson for Oncology* foi destacada:

> Eu acho que ele pensa como um especialista, mais do que reproduz. Ele não reproduz porque é como eu te falei, a gente tem outras coisas além da questão de decisão, de tratamento, de recomendação de tratamento. Então não dá pra dizer que ele faça isso também, mas a lógica que ele segue, que é esse segmento de fluxograma, de tentar estratificar os pacientes em diferentes grupos, é a maneira como a gente pensa no dia a dia. Mas ele não é capaz de reproduzir por ter essas peculiaridades da prática médica, de uma maneira geral, ele não tem como reproduzir, porque ele não tem essas características humanas, que são da profissão. [...] pra quem olha a plataforma parece um grande formulário, onde tu insere os dados e sai uma recomendação, um resultado (ONC4).
> Ele cria uma 'standartização' (padronização) do que que eu tenho que avaliar para tomar uma decisão, de ir por um caminho ou por outro. Mas também que ela (IA) pudesse aprender com o dia a dia, o que eu sei que é uma coisa muito mais difícil,

> demanda muito mais tecnologia pra isso. [...] ele faz em última análise o pensamento que a gente faz quando a gente tá coletando informações de um tumor de um paciente, a gente também vai coletando informações, juntando para montar uma estratégia terapêutica e para montar na nossa cabeça o prognóstico daquela doença. Então, em última análise, sim, ele pensa como um especialista [...] (ONC5).

Dessas percepções reveladas pelos entrevistados no que tange a inteligência da ferramenta, destaca-se as decisões que o *Watson for Oncology* apresenta, compatíveis com a dos especialistas, e a reprodução do processo dos especialistas. Assim, na seção a seguir, 4.4.6, são apresentadas as percepções relacionadas ao aprendizado da ferramenta, conferindo-lhe o conceito de sistema cognitivo.

4.4.6 Aprendizado

A percepção de aprendizado do *Watson for Oncology* foi relacionada a forma colaborativa que ele é alimentado, por todos os hospitais que utilizam a ferramenta. Após cada novo caso inserido, ele relaciona com os anteriores e aprende na repetição de casos. Ainda, o volume de casos foi citado como uma objeção a percepção de aprendizado, uma vez que essas ferramentas têm seu potencial em *big data*. Isso seria facilitado, conforme lembrado, se o *Watson for Oncology*, na versão implantada no HCMD, estivesse integrado ao PEP e pudesse receber todos os casos. A percepção maior de aprendizado fica entendida pelo *feedback* fornecido pelos oncologistas e pela curadoria do MSK.

Destacado pela maioria dos oncologistas que utilizaram a ferramenta, em sua entrevista, o ONC1 declarou que não percebeu o aprendizado da ferramenta, provavelmente pelo pouco uso: “[...] a minha experiência, nos poucos casos, também não esperaria em poucos casos que isso acontecesse (percebesse o aprendizado)”. Para o ONC1, o aprendizado está ligado a repetição de casos. Essa repetição dá experiência para a ferramenta aprender (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; LI *et al.*, 2015).

Para o ONC3, o *Watson for Oncology* é um sistema capaz de aprender por conta própria, que observa e aprende sem a necessidade de uma reprogramação. Depois que o sistema está operacional, um sistema de aprendizado supervisionado pode usar sua própria experiência para melhorar o seu desempenho (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Além da experiência, o aprendizado supervisionado apresenta um caso especial, o aprendizado por reforço, em que recebe *feedback* sobre o seu desempenho (FRANKISH; RAMSEY, 2012; CHIPMAN, 2017).

O ONC2 e ONC3 relatam em suas entrevistas como ocorre o processo de aprendizado

para eles, com destaque para a curadoria do MSK, apresentada de maneira positiva e negativa:

> Uma das formas que o Watson usa para aprender é nas perguntas que ele faz para indicar o tratamento que a gente escolheu (*feedback*). E a outra forma que ele prende, é uma forma meio indireta, que é com a curadoria do MSK. Só que eu entendo essa curadoria com uma forma de dar suporte para dar mais poder a ferramenta. Porque se ela fosse só informática, se ela não tivesse alguém por trás, talvez ela não tivesse credibilidade (ONC2).
> O Watson aqui também tem um senão, vamos dizer, que na verdade todas as informações dele agora são "curadas" pelo MSK. [...] ao mesmo tempo tu pode interpretar: 'bom ele não tá tão independente assim, ele ainda tá precisando de supervisão, então se ele é um verdadeiro sistema de IA ele já deveria estar apto para fazer sozinho', acho que pode até ser um motivo comercial, que ele vende um produto que foi recomendado. O segundo fato que você pode interpretar em cima disso, ele é bom, ele é o centro de câncer número 1, 2 ou 3 dos Estados Unidos, mas é 'top'. Por outro lado, tu tá adotando as preferências de um lugar, que não são necessariamente as preferências de outro lugar com o mesmo nível de evidencia, vamos dizer, "sabor local" para a indicação (ONC3).

De acordo com o ONC4 e ONC5, o aprendizado no caso do *Watson for Oncology* seria mais perceptível se o volume de casos trabalhados fosse maior. O que não aconteceu por dois motivos para eles: não estar integrado ao PEP e os poucos casos em que foi utilizado: "[...] como eu te falei, isso precisaria ter um número grande de casos inseridos no sistema. Eu acho que o sistema tem essa capacidade, mas a gente não vê muito isso acontecer" (ONC4). ONC5 complementou sobre o aprender com a experiência, característica dos sistemas cognitivos:

> Mas também que ela (ferramenta) pudesse aprender com o dia a dia, o que eu sei que é uma coisa muito mais difícil, demanda muito mais tecnologia pra isso. [...] tu poder aprender com as experiências, com os casos inseridos no sistema. [...] teoricamente sim (aprende), mas eu acho que por não ter usado tanto assim a gente não viu isso acontecendo, e o fato que o nosso módulo brasileiro não ser o mais completo ONC5.

Realmente, pode ser difícil visualizar aprendizado e apresentar um bom desempenho para esses sistemas com poucos casos, como indicado pelos entrevistados. Uma vez que esses sistemas aprendem e tomam decisões a partir de *big data* (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016). Unindo as percepções de aprendizado com inteligência em relação ao *Watson for Oncology*, percebe-se novamente como um limitador de desempenho a falta de integração com o PEP. Já em relação a aceitação, a responsabilidade recai sobre a segurança que a ferramenta oferece aos profissionais e pacientes, desde que auxilie o processo dos profissionais e não interfira na decisão final. Por ser de simples manuseio, não oferece resistência quanto ao uso.

Aas percepções relacionadas ao *Watson for Oncology* pelos profissionais que utilizam a ferramenta no seu processo, são destacadas após apresentados os aspectos relacionados a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD (seção 4.3). Em conjunto, foram apresentados

os aspectos considerados gerais nesta pesquisa, como o entendimento do que é uma ferramenta cognitiva e como ela se encaixa no processo dos profissionais, que relataram sobre seu uso. Para fechar as análises propostas, na seção 4.5 são apresentadas as contribuições do *Watson for Oncology* no contexto dos pacientes, dos profissionais, do hospital e do sistema de saúde.

4.5 CONTRIBUIÇÕES DA FERRAMENTA

Nesta seção foram apresentadas as contribuições de uma ferramenta cognitiva, como o *Watson for Oncology*, em alguns contextos. Foram considerados aspectos do caso do HCMD e os profissionais também relataram questões com abrangência para outros profissionais, hospitais e o sistema de saúde como um todo, tendo em vista o ator principal, o paciente. Para compreender as contribuições de um sistema como o *Watson for Oncology*, foram levados em consideração o contexto do paciente (4.5.1), dos profissionais (4.5.2), do hospital (4.5.3) e do sistema de saúde (4.5.4).

4.5.1 Pacientes

Em relação as contribuições para os pacientes, os principais destaques da entrevistas foram: entrega ao paciente de todas as informações, alterando a experiência do paciente (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015); alternativas individualizadas e orientadas ao perfil de cada paciente diagnosticado com câncer e maior dedicação dos profissionais de tempo a interação e discussões do caso com seu paciente (GRANDAGE *et al.*, 2002); oferecer para os pacientes toda a gama possível de alternativas de tratamento, uma das características mais importantes de um sistema cognitivo (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Além disso, a parceria do HMD, HCMD e IBM, como um olhar para o futuro, para potencializar a capacidade de atender pacientes com câncer (SUP).

O *Watson for Oncology* pode auxiliar com esclarecimentos por meio do relatório que ele gera, alterando a experiência do paciente. Pois quando ele indica um tratamento, ele documenta graficamente e o paciente pode levar para casa. Coisas que são difíceis de falar com o paciente, especialmente numa primeira consulta, sobre morte, por exemplo. O *Watson for Oncology* pode contribuir nesse aspecto, por ser muito mais objetivo e “frio” do que um médico (ONC5).

Os oncologistas destacaram que a segurança para o paciente, no sentido de receber o

melhor tratamento, com as melhores evidências para o seu caso, é a principal contribuição nessa relação. Outra contribuição citada pelo ONC2 e ONC5 é a segunda opinião que o paciente receberia, contribuindo para segurança da recomendação. O emprego desses sistemas para apoio à decisão pode melhorar a qualidade do atendimento e ajudar a evitar erros no trabalho clínico, melhorando assim a segurança do paciente (KORTTEISTO *et al.*, 2014; SAFDAR *et al.*, 2017). Nos trechos destacados a seguir, ficam evidenciadas as contribuições em relação a segurança:

> O Watson vai ajudar a condensar esse conhecimento para ser usado de forma prática, para um melhor atendimento do paciente, isso é o que importa. [...] o que eu acredito que pode acontecer e deve acontecer, é que o Watson vai dar mais qualificação ao relacionamento, no sentido de que vai dar mais segurança para o médico e o paciente, de que todas as alternativas foram consideradas de alguma maneira (ONC1).
> Uma ferramenta, como a gente tem outras inúmeras, pra ajudar no processo de cuidar do paciente. [...] eu percebi dois grupos (pacientes) bem diferentes: um que não quer nem ouvir muito a explicação sobre isso, para quem isso não importa (a recomendação do Watson) e outro que tem muito interesse, que a gente recebeu contatos e pacientes de outros estados. Nos ajuda dando segurança de que todos os conhecimentos disponíveis no mundo estão sendo usados para aquele caso, aquele determinado paciente (ONC2).
> [...] para o paciente, vai ter uma 'auditoria', digamos assim, do sistema, que vai impedir que ele receba uma recomendação de tratamento, enfim, que não é ideal pro caso dele. [...] os pacientes provavelmente se beneficiam com uma recomendação melhor do que eles teriam. [...] dá uma segurança para o paciente: 'bom, eu fui no meu oncologista e tive essa recomendação, mas ele colocou meu caso no Watson e ele deu mais uma opinião' (ONC4).

Para a equipe multidisciplinar, que não usou a ferramenta, as contribuições ficaram no entendimento em relação ao *Watson for Oncology*, na palestra de apresentação para os profissionais do HCMD. Observou-se um receio na TENF, o que ficou evidente na fala dela, sobre um atendimento auxiliado pelo *Watson for Oncology*, como seria a confiança? O trecho a seguir relata esse receio: "[...] penso no paciente, como é que o paciente se sentiria com isso, será que ele teria a mesma confiança de ser uma pessoa que tá atendendo ou não, não sei, não sei nem te responder direito assim como que eu vejo isso" (TENF).

Já para a SEC, responsável pelo atendimento dos pacientes e encaminhamento para a oncologia, relatou uma contribuição no sentido de aumentar a esperança dos pacientes: "[...] viu um brilho nos olhos dos pacientes, de uma esperança a mais, eu sinto isso deles, uma esperança a mais, de ter uma luz no fim do túnel" (SEC). A NUT e a PSI imaginam benefícios aos pacientes, como segurança para garantir a indicação de um tratamento, do melhor tratamento disponível, "[...] traria um grande benefício em todos os níveis de assistência e quem mais ganharia com isso seria o paciente, quem tá na ponta" (PSI). A NUT relatou algumas contribuições para os pacientes:

> Eu acho que veio muito a beneficiar nesse sentido de ter as coisas pro paciente. Acho que tudo que traz benefício, tudo que pode diminuir, até essas questões de sintomas que eles têm, colaterais, eu acho que é muito válido. Só vem realmente ajudar e contribuir ao paciente e ao médico também. [...] pelo o que entendi, eu achei bem interessante no sentido de que ele consegue realmente garantir a tua decisão, pelo que eu entendi, quando tu vai tomar uma conduta em relação a um paciente, então ele consegue te dizer como o mundo hoje está orientando aquele paciente com aquele tipo "x" de patologia (NUT).

Essa preocupação com o paciente se justifica, pois, a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD passa por ele. Os benefícios que ele terá com essa ferramenta precisam ser direcionados ao processo todo de decisão de um tratamento, mas como o foco do próprio hospital é um atendimento humanizado, essas contribuições precisam chegar ao objetivo, o paciente. A seguir, na seção 4.5.2, são apresentadas as contribuições para os profissionais.

4.5.2 Profissionais

De contribuições para os profissionais que utilizam a ferramenta, o *Watson for Oncology* favorece a assertividade, mantendo os profissionais atualizados; aumento da produtividade; segurança em relação ao tratamento que o profissional indica. Para a equipe multidisciplinar, ele também manteria esses profissionais atualizados, auxiliando para que seus processos sejam mais seguros e suas decisões mais assertivas. Sobre a assertividade, a ferramenta acelera o processo de pesquisa e permite ao profissional dedicar maior parte de seu tempo à interação e discussão do caso com seu paciente, objetivo da IA e ML, facilitar o trabalho pesado do homem e automatizar as coisas para ter retorno mais rápido e menos defeitos (KUMAR, 2017). Além de manter o profissional sempre atualizado, pois no momento que sai um estudo novo nas bases cadastradas no *Watson for Oncology*, ele já se torna disponível para o oncologista, pode aumentar a produtividade (REUMANN; BÖTTCHER, 2016).

Além dessas contribuições, ele pode aumentar a produtividade, conforme fala do SUP: "[...] um médico levaria em torno de 300hrs para ler as informações pertinentes a um caso, o Watson faz em questão de segundos e sugere o tratamento, de forma integrada ao trabalho da equipe médica". Esses sempre foram princípios para a implantação de sistemas, auxiliar a tomada de decisão nas organizações (LAUDON; LAUDON, 2015).

A segurança, citada como uma contribuição para os pacientes, foi lembrada também para os profissionais (SAFDAR *et al.*, 2017), conforme relato do ONC1: "[...] essa ferramenta irá dar aos profissionais segurança e qualificação. Eu acho que a tecnologia está aí, mas pra

servir e qualificar nossa capacidade de atender alguém". Esse profissional lembrou também do tempo que pode ser otimizado, conforme trecho a seguir:

> [...] vai me dar muito mais qualificação para poder conversar com paciente em relação a outros assuntos que talvez a gente não tenha tempo de fazer isso. Então tempo é certamente uma coisa que a tecnologia nos ajuda. Eu juntar as informações pode me levar 10 horas, mas eu vou ter todas as informações pertinentes, com muita pouca chance, a máquina vai fazer isso mais rapidamente, maravilha. Poderá me dar algum detalhezinho aqui, um detalhezinho lá, mas a conduta não vai... e eu não espero que em curto prazo isso vai acontecer. Então esse é um conceito extremamente importante (ONC1).

O ONC2 também destacou a segurança para o processo de decisão. "Ele recomenda e apresenta o estudo que foi usado, o estudo ou os estudos pra embasar aquele tratamento". O ONC2 também lembrou, em sua entrevista, que para profissionais que não se mantém atualizados, o *Watson for Oncology* vai ajudar, pois além de apresentar as evidências para o tratamento, ele permite explorar todas as alternativas. Assim, ele passa "[...] segurança pro médico, de que a recomendação é respaldada cientificamente. Ela pode ajudar, separar as coisas científicas, dar mais agilidade ao processo de decisão, ajudar a evitar os erros e uniformizar as indicações de tratamento" (ONC2).

Para o ONC3, ONC4 e ONC5, o *Watson for Oncology* atua como um guia, garantindo segurança e atualização nas evidências dos tratamentos: "[...] acrescenta em segurança porque tu não esquece de pensar em nada ou de inserir uma informação, vamos dizer, organiza ao inserir todas as informações, tu tá organizando também o teu pensamento" (ONC3). Além disso, "[...] corroborou que a gente esteja efetivamente indicando os tratamentos que são baseados em evidência, que a gente, enfim, está atualizado e que a gente ainda tá conseguindo se manter ainda, indicando corretamente as coisas" (ONC5), conceito de utilidade da MBE (SIM *et al.*, 2001; LICHTENSTEIN *et al.*, 2011).

Para as profissionais da equipe multidisciplinar, a ENF, a TENF e a FAR, não houve contribuição, porque trabalham a partir da decisão do tratamento do paciente, resultado do *Watson for Oncology*. A equipe não tem um módulo do *Watson for Oncology* para ela, se tivesse, seria um adicional de informações, que manteria elas atualizadas. No trecho a seguir, percebe-se essas contribuições:

> [...] se a gente pudesse, também, utilizar dessas informações, para o nosso aprendizado, para que a gente pudesse tá passando também pro paciente. Seria ótimo se tivesse coisas relacionadas a enfermagem mesmo, tem a parte médica do tratamento, especifico da enfermagem que a gente poderia estar utilizando, seria ótimo, porque todo e qualquer tipo de informação é muito bem-vindo, a gente também tem que estar sempre tentando se atualizar (TENF).

Para a SEC, que faz o primeiro contato dos pacientes com informações do *Watson for Oncology*, ela se sentiria mais segura nas informações que repassa: "[...] só em saber que está aqui (o Watson), tu não tá limitada em ter só o conhecimento geral. Me auxiliando, maravilhoso. Eu iria me sentir mais segura ainda em passar as informações para os pacientes (se pudesse usar o Watson)". No mesmo sentido, a PSI diz que sempre são bem-vindas ferramentas que dão segurança pro profissional tomar decisões mais assertivas, eficazes e seguras. Para a NUT, o *Watson for Oncology* iria desenvolver um trabalho bem interessante, mas ia ser voltado mais aos médicos e não abrange a equipe multidisciplinar, o que não gerou nenhuma contribuição. Na seção 4.5.3 são apresentadas as contribuições de uma ferramenta como o *Watson for Oncology* para o Hospital.

4.5.3 Hospital

Em referência as contribuições do *Watson for Oncology* para o HCMD, são utilizados seus acertos no teste realizado no hospital, antes da implantação, comparando as recomendações da ferramenta e dos oncologistas. Outra contribuição citada é o marketing gerado pela instituição se tornar primeira da América do Sul a utilizar a plataforma de IA do *Watson for Oncology*, desenvolvida pela IBM. Para o hospital, juntamente com a implantação da ferramenta e os demais itens do projeto de ampliação, a intenção foi transformar o HCMD em referência no tratamento oncológico, conectado aos progressos mundiais no combate à doença (SUP).

Observou-se que a implantação da ferramenta gerou um "status" ao HCMD. Segundo o ONC1, "[...] todas as outras instituições passaram a nos respeitar, de uma maneira mais importante do que antes. Fomos dar palestras em vários lugares. Existe um mercado aberto para esse tipo de coisa. Isso é uma coisa que a gente aproveitou até certo ponto." Ele ainda complementou, que para o hospital serve como uma segunda opinião, que ganha em segurança, mas ganha em marketing ao mesmo tempo (ONC1; SAFDAR *et al.*, 2017). O ONC3 seguiu a linha do ONC1 e complementou:

> Não deixou de pôr o hospital em evidência por contratar. Então, no pior das hipóteses ele foi um marketing. [...] a gente avaliou que assim como do ponto de vista de exposição do hospital e de mídia para o hospital, ele talvez se pagasse, nesse sentido porque a mídia que dá, se você fosse comprar aquele espaço, talvez nesse sentido ele tenha se pago (ONC3).

Para a equipe multidisciplinar, a NUT achou interessante porque auxilia também nas pesquisas do hospital, com a possibilidade de apresentar sempre os tratamentos mais atualizados. A SEC apresentou um outro ponto de vista sobre a segunda opinião que o *Watson for Oncology* fornece ou o auxílio aos oncologistas, que a ferramenta possibilita acesso as mesmas evidências mundiais, atualizadas, aos pacientes, a um custo menor do que uma consulta com um especialista nos mais conceituados centros de oncologia do mundo. Na seção a seguir, 4.5.4, são detalhadas as contribuições que uma ferramenta cognitiva pode levar a uma esfera superior, o sistema de saúde.

4.5.4 Sistema de saúde

Numa análise do sistema de saúde, as contribuições de uma ferramenta como o *Watson for Oncology* seriam na base da pirâmide, na atenção básica, auxiliando na prevenção e triagem de pacientes. Também poderia auxiliar na "educação" dos pacientes, por meio da transmissão de conhecimento, para direcionamentos e diagnósticos mais rápidos. Ainda, poderia auxiliar para diminuir o "abismo" citado pelos entrevistados entre a saúde pública e privada no Brasil, em referência a qualificação e recursos, garantindo o mesmo acesso a tratamentos e diminuir erros de condutas. Em consequência, iria garantir que todos os profissionais estivessem atualizados no que tange a evidências.

O SUP justificou a contribuição social que o hospital almejou na implantação do *Watson for Oncology*: "[...] será uma contribuição social que o HCMD dará a população, com profissionais qualificados, aliados a tecnologia de ponta, ampliando a esperança e possibilidades de recuperação dos pacientes". Nessas contribuições, o ONC1, ONC2, ENF e a FAR, convergem em suas entrevistas, que ferramentas como o *Watson for Oncology* tem muito a contribuir, mas precisam chegar na base na pirâmide, na atenção básica, com educação para a população, para prevenir as doenças e com uma triagem correta.

O objetivo do emprego de sistemas em saúde sempre foi melhorar o desempenho e a transparência, como o acesso a serviços, rentabilidade, alta qualidade, contenção de custos, segurança, conveniência, foco no paciente e satisfação (PORTER, 2010). Porém, o efeito real tem sido o contrário, criou-se um contexto de elevação dos custos, conflitos de interesses e desconfianças mútuas entre profissionais, operadoras de saúde suplementar, instituições assistenciais, gestores públicos, agências reguladoras e pacientes (SIM *et al.*, 2001; PORTER, 2010). Posições como triagens adequadas na atenção básica, transferência de conhecimento para os pacientes, diminuição do abismo entre a saúde pública e privada, podem ser

acompanhadas nos trechos que seguem:

> O sistema de saúde é muito amplo. Tu tens que considerar que tem diferentes níveis [...] a IA pode fazer isso, mas vai tratar os outros 95% dos pacientes sem precisar que ninguém participe [...] uma triagem dos que realmente precisam. Tu esvazia as emergências. Além de educar a pessoa, que é outra coisa que a tecnologia ainda não faz. [...] nós temos que aprender como se chega nas pessoas, mas eu não tenho dúvida nenhuma que a tecnologia vai revolucionar a maneira com que a gente cuida da vida das pessoas e com que a maneira que a gente educa as pessoas para saúde (ONC1).
> Então acho que sim, acho que há uma ferramenta que possa ajudar, mas primeiro a gente tem que ir para o básico, a gente tem que ter radioterapia pra todos os pacientes. [...] evitar os erros, uniformizar as indicações de tratamento, se a gente tivesse isso, do ponto de vista de estado, de nação, a gente ia ter certamente uma tranquilidade de dizer: "bom, alguém com uma doença 'assim', tem uma chance altíssima de um melhor tratamento recomendado aqui, no Pará ou no Acre", mas pra isso acontecer a gente tem que ir lá no básico (ONC2).
> [...] principalmente no cuidado básico, lá na base da pirâmide, eu acho que se tivesse alguma máquina, algo que trabalhasse lá, primeiro numa prevenção, auxiliando numa prevenção, ajudando as pessoas numa prevenção, evitaria que muitas doenças se agravassem e a gente já não conseguisse mais tratar, até pela demora que existe. E nas pessoas com menor poder aquisitivo, que tem mais uma dificuldade de compreensão, que é mais difícil, que a gente trabalhasse mais na educação do paciente, porque eu acho que o caminho é pela educação mesmo [...] transmitir o conhecimento, é informação, para ele poder decidir, fazer as escolhas corretas, das melhores escolhas e que proporcionando uma melhor promoção da saúde, porque no momento que ele tem a informação ele consegue decidir entre uma coisa ou outra. E também é um trabalho constante e cansativo essa questão de educação, você tem que ficar sempre educando [...] eu acho que é só através da educação que tu consegue mudar os hábitos, fazer prevenção de algumas doenças e evitar tudo isso, que a pessoa, enfim, desenvolva algumas doenças que podem se preveníveis (ENF).
> Mas, eu acho que se pudesse implementar isso na atenção básica, lá no 'postinho', quando vai o paciente, tivesse uma ferramenta tipo o Watson, pra ajudar o médico a triar mais pacientes, tivesse uma ferramenta que pudesse auxiliar, pudesse direcionar os pacientes, assim como depois, na parte específica também, eu acho que seria de grande valia [...] diagnosticar mais rápido e encaminhar mais rápido para o especialista (FAR)

Os profissionais reconheceram que a atenção básica precisa de ferramentas que possibilitem o "verdadeiro" acesso universal ao SUS. Problemas como falta de especialidade e escassez de recursos poderiam ser revelados e amenizados com ferramentas cognitivas, de acordo com os relatos dos entrevistados. Os trechos a seguir retratam essas análises:

> Quem precisa do Watson neste momento, por isso que não vai mudar a curto prazo nada, são os caras que veem câncer de próstata, câncer de mama, câncer de cólon, câncer de pulmão, câncer de rim e câncer de bexiga, tudo na mesma tarde. O cara é impossível que ele esteja atualizado nessas áreas. Então esse cara precisa que um computador em 0,3s te dê uma conduta. Mesmo assim ele vai precisar de um tempo para colocar as informações no computador, então ainda não está 100% (ONC1).
> Em cenários em que a gente tem... menos recursos do que a gente tem aqui (provado) ou menos a subespecialidade do que a gente tem aqui, eu acho que talvez ele (Watson) vá ter uma importância maior. Eu acho que poderia, não só uma ferramenta como o Watson, mas um sistema de informática muito bom e que pudesse reunir todas as informações do paciente, economizaria recursos. O outro aspecto da Oncologia é que

> a gente tá anos-luz na parte de saúde privada, longe da saúde pública, saúde pública tá muito atrasada. Então, se a gente fosse hoje implantar o Watson em todos os centros de oncologia, a gente ia criar um problema (ONC2).
> [...] desde que não seja um sistema de saúde que esteja muito abarrotado, muito esticado, por que daí tu tem um problema, se tu ganha por segurança, por outro tu também demandas tempo. [...] a gente já sabe que existe um hiato entre o que o SUS é capaz de custear ou pagar, e o que existe de evidência, que tem outras coisas que são melhores. Um sistema público ou um sistema de saúde ele tem que levar em conta não só a eficácia, como o custo X eficácia, ali entra o custo de incorporação da tecnologia. [...] isso é para um sistema perfeito onde não falta dinheiro, em qualquer lugar o sistema tem uma capacidade de orçamento finito, então ele não é desenhado para isso, ele pode escancarar, que as recomendações de MBE, que é basicamente isso que ele faz, estão muito diferentes entre o que o SUS oferece e o que seria o ideal [...] poderia mostrar que as diferenças tão muito grandes entre o que é possível e o que tá sendo feito (ONC3).

Os oncologistas revelaram que a realidade também é diferente dentro da saúde privada. O *Watson for Oncology* poderia levar para a saúde pública terapias e drogas que a saúde privada disponibiliza, elevar os níveis de evidência e especialidade, uma vez que todos teriam acesso aos mesmos tratamentos. Entretanto, os entrevistados alertam que seria necessária vontade política, levar esses problemas para a discussão pública, em busca dessas melhorias. Nos relatos a seguir essas contribuições são destacadas:

> As vezes de discutir brevemente um caso em algum outro lugar, tu percebe que o pessoal as vezes não estudou, enfim, não tem o conhecimento daquela área. Isso falando do meio privado, que é mais a nossa prática. Se tu vai levar pro SUS, ainda tem outras questões, de acesso, não ter disponibilidade das drogas, enfim. [...] o Watson impede que isso aconteça de certa forma. Porque se a pessoa coloca o caso no Watson e ele der uma recomendação e for discordante do que ela pensa, ela vai ter uma tendência a oferecer o melhor tratamento. [...] acho que o seu Watson pode ajudar o Sistema de Saúde Público nesse sentido, de aumentar o acesso a terapias não disponíveis e no Sistema Privado é isso, aumentar o acesso a terapias já disponíveis (ONC4).
> [...] talvez tentar padronizar o máximo possível oferecer o tratamento com melhor nível de evidência para a população, que a gente sabe que é atendida por médicos que são formados de diversas formas diferentes, com níveis de conhecimento e acesso à tecnologias muito diferentes nas cinco regiões brasileiras, então isso poderia melhorar muito, trazer um pouco todo mundo... pelo menos o básico, mas ao mesmo tempo me parece que talvez encareceria, porque várias das recomendações que o Watson traria seriam de remédios que não estão aprovados pelo SUS. Então a gente ficaria com uma recomendação "perfeita", do ponto de vista de evidência clínica e científica, mas que tu não poderia aplicar. Acho que é o processo do Watson talvez viria mais no sentido de trazer essas coisas para discussão no nível populacional e político para ter formas de pressionar a indústria farmacêutica, de baixar os custos. O próprio SUS não é uniforme. Embora ele pregue um acesso universal de todos a tudo, não é o que acontece. Então assim, tem profundas mudanças que precisam acontecer antes da gente pensar, em colocar talvez, eu penso, colocar TI pra ajudar. Porque tu causaria muita angústia eu acho, atualmente, no cenário que tu tem e muita necessidade de mudança que tu não vai conseguir fazer no curto prazo. E tu não tem comprometimento político pra isso (ONC5).

A equipe multidisciplinar destacou que o *Watson for Oncology* poderia contribuir na

saúde pública em agilizar processos e levar o tratamento adequado para mais pessoas, mas ao mesmo tempo sabe que isso terá um custo e questiona quem pagaria por isso? Porque poderia se alcançar o acesso a todos dos mesmos tratamentos, aumentando as chances de cura e diminuindo filas de espera. As profissionais da equipe multidisciplinar destacaram em suas falas essas contribuições:

> [...] eu vou conseguir encaminhar o tratamento mais rápido, ver o tratamento mais adequado, e encaminhar pra cirurgia, pra rádio, pra tratamento. Mas, é um sonho a ser sonhado. Porque imagina os postos, teria que ser feita uma "recultura" com os médicos, os políticos, o SUS, os convênios também. Porque quem vai pagar? Vamos tirar o dinheiro da jogada, se tivesse essa ferramenta no SUS, eu acho que seria de muita valia. Hoje em dia a detecção precoce é o melhor caminho (FAR).
> Agilidade, segurança, assertividade, redução de custos. Todos ganhariam a longo prazo. Pra implementar isso, hoje ainda é uma utopia, eu penso, as instituições privadas talvez muito mais próximas, mas a longo prazo acho que traria muitos ganhos pra todo mundo. Principalmente pra comunidade em geral. [...] incorporando o SUS e rede pública. Ai que entra a questão, a gente sabe que que seria o ideal e qual é a realidade hoje, mas eu acho que traria um grande benefício em todos os níveis de assistência e quem mais ganharia com isso seria o paciente, quem está na ponta. Então, independente de você ir em um tratamento de uma rede pública ou privada, que em todos a nível brasil, independente do estado que você esteja, tenha acesso a essas informações, acho que isso seria um importantíssimo em termos de cuidado (PSI).
> O brasileiro já está acostumado com a tecnologia, eu acho que iam ser mais rápidos os atendimentos, acho que não ia ter tanta burocracia ou não digo exames, até acho que pouparia vários exames, ia aumentar o atendimento, as pessoas iam ser tratadas mais rápidas, não ia ter tanta gente esperando em hospitais por atendimento, ia agilizar, otimizar o tempo (SEC).
> [...] em qualquer área, tanto privada como como na área pública, iria auxiliar muito, só não sei como que seria utilizado na parte pública, já que tem tanta deficiência, tantas outras coisas, às vezes eles não tem nem material, o básico, o suficiente para trabalhar, para atender um paciente, então eu não sei como é que chegaria até o acesso dos profissionais da parte pública, um sistema como esse. Mas eu acho que seria válido sim, muito mais até do que na parte privada, porque na parte privada se tem mais acesso (TENF).

Outra contribuição que a ferramenta poderia proporcionar para um sistema de saúde, de acordo com a NUT e o ONC4, seria corrigir erros de gerações que estão no mercado de trabalho, com pensamento "engessado", privando os pacientes de tratamentos atualizados, com evidências atualizadas, conforme os trechos a seguir:

> [...] pra toda a saúde é um pouco complicado no sentido em que a gente ainda tem pessoas com esse pensamento mais engessado. Então a gente tem bastante dificuldade, até porque tem muitas pessoas que dizem "não, é porque eu estudei assim e é assim e não tem estudo "x" que dizem isso". Mas eu acho que realmente viria beneficiar até por tantos erros que a gente tem em nosso sistema de saúde. Hoje é gritante o que a gente tem de problemas e de condutas inadequadas e de falhas que a gente tem (NUT).
> [...] de uma maneira geral, como a tecnologia é enxergada, acho que gerações mais novas tendem a achar isso mais natural, porque faz mais parte do nosso dia a dia, gerações mais antigas, as pessoas mais velhas têm um pouco mais de resistência. Então a incorporação de tecnologia na saúde tem essa resistência das pessoas mais

> velhas. Acho que gerações mais novas cada vez menos tem resistência, porque já é uma coisa natural do teu dia a dia, tu usa computador, tecnologia para tudo (ONC4).

Dessa maneira, com as contribuições de uma ferramenta cognitiva como o *Watson for Oncology* na base da pirâmide do sistema de saúde, na atenção básica, os profissionais reconhecem o maior valor dela. No sistema de saúde ela contribuiria com todos os atores destacados nesta seção: hospitais, profissionais que atuam nesse sistema e, principalmente, os pacientes, usuários desse sistema, foco das políticas de saúde. As percepções relacionadas a esse tipo de ferramenta não revelam resistências quando são implantadas para auxiliar os profissionais e o desempenho apresentado indica que essas ferramentas realmente poderiam contribuir para um sistema de saúde mais homogêneo e universal. A seguir, na seção 4.6, é apresentado o esquema conceitual desta dissertação, a partir da análise e discussão apresentada nesta seção.

4.6 ESQUEMA CONCEITUAL: IA EM APOIO À DECISÃO CLÍNICA NO HCMD COM UMA FERRAMENTA COGNITIVA

Nesta seção é apresentado o esquema conceitual desta dissertação, construído a partir da base teórica resumida no mapa conceitual, Figura 19 da seção 2.4, complementado com os resultados da pesquisa empírica. Destaca-se no Quadro 10, as abordagens teóricas de Inteligência Artificial, Sistemas Cognitivos e Sistemas de Apoio à Decisão, suas conexões e relações interdisciplinares, além das relações com os resultados da pesquisa no HCMD, estudo de caso desta dissertação.

Quadro 10 – Relação dos principais achados da pesquisa com as abordagens teóricas

(continua)

Categorias	Achados Empíricos	Autores
Watson, como sistema cognitivo	Tecnologia Cognitiva (terminologia de marketing), composta por IA, que processa todos os tipos de dados (PLN) e aprende (ML e DL). Uma ferramenta que qualifica o processo de busca e análise das informações baseadas em evidências, com uma enorme gama de conhecimento para ajudar o paciente, segundo os oncologistas.	Fox (2017); Kumar (2017)
Processo de decisão com o Watson	Processo de decisão fica mais rápido e seguro, por solicitar todas as informações relevantes para a decisão do tratamento pelos oncologistas, segundo os oncologistas.	Stair e Reynolds (2011); Laudon e Laudon (2015); Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015)

(continuação)

Envolvimento dos profissionais com tecnologias		Todos os profissionais, em comum, têm acesso ao PEP do HCMD.	Williams e Boren (2008)
Uso do Watson		Só a equipe de oncologistas teve acesso ao Watson, que foi pouco usado, pelos custos envolvidos, que precisam ser assumidos por um ator do sistema de saúde.	Sim et al. (2001); Porter (2010)
Implantação	Demanda	Oportunidade de mercado, justificada devido ao aumento dos casos de câncer e aumento de dados gerados na medicina, segundo os oncologistas.	Raghavan et al. (2016); Chen, Argentinis e Weber (2016)
	Motivação	Aumento da incidência de casos de câncer; o aumento do volume de informações geradas, impossibilitando a atualização por parte dos profissionais; velocidade da tomada de decisão e o pioneirismo que poderia ser utilizado como marketing, segundo os oncologistas.	Raghavan et al. (2016); Chen, Argentinis e Weber (2016); Safdar et al. (2017)
	Integração	Não ocorre a integração no HCMD com o PEP e nenhuma ferramenta de TI. As informações são inseridas manualmente, segundo os oncologistas.	Fox e Aranko (2017); Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Kumar (2017); Reumann e Böttcher (2016)
	Requisitos	Infraestrutura básica de TI, por ser uma ferramenta armazenada na nuvem. Necessária aceitação dos profissionais, para não ocorrer subutilização do sistema, segundo os oncologistas.	Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Chipman (2017); Chenoweth, Dowling e Louis (2004); Trivedi et al. (2009)
	Dados	Processa dados estruturados e não estruturados. Considera dados de artigos científicos, livros médicos, estruturas químicas de drogas ou qualquer dado relacionado ao corpus, presente e relevante na internet, além dos dados clínicos do caso, segundo os oncologistas.	Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Kumar (2017)
	Aspectos Críticos	Volume de dados gerados; Watson não considera os dados do contexto de um paciente; o nível de evidência que a ferramenta alcança, não é diferente do que os profissionais teriam acesso sem ela, a vantagem é a velocidade; o direcionamento comercial dado pela IBM; o custo, que foi repassado para os pacientes; desconhecimento da utilidade da ferramenta, por vezes leva os profissionais a acreditar que possam ser substituídos por ela; pouca divulgação e não atender a equipe multidisciplinar, que faz parte do processo de tratamento, segundo os oncologistas e a equipe multidisciplinar.	Dulcic, Pavlic e Silic (2012); Turing (1950; Russell e Norvig (2013); Grandage et al. (2002); Hurwitz e Slawson (2010); Sim et al. (2001); Kumar (2017); Porter (2010)
Percepções	Aceitação	Auxiliar os profissionais e a decisão final permanecer com o médico; medo de ser substituído por uma máquina, por desconhecimento; não ter um módulo para a equipe multidisciplinar.	Trivedi et al. (2009; Kortteisto et al. (2014); Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Frankish e Ramsey (2012)
	Usabilidade	Uso simples, necessários conhecimentos básicos de TI; todos os profissionais foram treinados pela IBM. Após inserir informações clínicas de um paciente, manualmente, o Watson processa e relaciona com sua base de conhecimento e apresenta opções de tratamento.	Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Raghavan et al. (2016); Stair e Reynolds (2011); Laudon e Laudon (2015)

(conclusão)

	Desempenho	Aumento da produtividade pela velocidade da ferramenta; atualização profissional; geração de um relatório com todas as informações do tratamento do paciente, alterando a experiência do paciente; indicação de tratamentos com base em evidências.	Sim et al. (2001); Lichtenstein et al. (2011); Raghavan et al. (2016)
	Segurança	O Watson prioriza a indicação de tratamentos "curados" e testados por outros usuários, e oferece a possibilidade de o oncologista explorá-las, conhecendo as evidências. Só indica um tratamento com todas as informações inseridas no sistema.	Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Raghavan et al. (2016); Hurwitz e Slawson (2010); Kumar (2017); Safdar et al. (2017)
	Inteligência	No processo de decisão de um tratamento, se as informações necessárias não forem preenchidas, o sistema não apresenta as alternativas de tratamento. As alternativas são compatíveis com as dos especialistas. Reproduz o processo do especialista, o que a faz pensar como um especialista. Capacidade de cruzar informações para responder determinadas perguntas de uma forma adequada, sem subjetividade. Apresenta características como compreensão da linguagem, aprendizado, raciocínio, resolução de problemas.	Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Rich e Knight (1994); Luger (2004); Abad, Ierkic e Ortiz-Rivera (2016); Kumar (2017); Barr e Feigenbaum (1981); Vakarelov (2011); Frankish e Ramsey (2014); Flasiński (2016)
	Aprendizado	Atua de forma colaborativa com todos os hospitais que utilizam a ferramenta; solicita feedback (aprendizado por reforço) após a escolha de um tratamento e passa pela curadoria do MSK, não necessita de reprogramação como os sistemas tradicionais e aprende com a experiência. Não ficou muito evidente essa percepção pelo pouco uso.	Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Li et al. (2015); Frankish e Ramsey (2012); Chipman (2017); Chen, Argentinis e Weber (2016)
Contribuições	Pacientes	Geração de um relatório detalhado com todas as informações do tratamento; alternativas individualizadas e orientadas ao perfil de cada paciente; maior dedicação dos profissionais na interação e discussão do caso com o paciente; oferecer toda a gama possível de alternativas de tratamento; segurança e confiança na relação com os profissionais e o aumento da esperança.	Grandage et al. (2002); Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Kortteisto et al. (2014); Safdar et al. (2017)
	Profissionais	Para os oncologistas, assertividade, mantendo os profissionais atualizados; aumento da produtividade; segurança em relação ao tratamento que o profissional indica. Para a equipe multidisciplinar, manter esses profissionais atualizados, auxiliando para que seus processos sejam mais seguros e suas decisões mais assertivas.	Kumar (2017); Reumann e Böttcher (2016); Laudon e Laudon (2015); Safdar et al. (2017); Sim et al. (2001); Lichtenstein et al. (2011)
	Hospital	Marketing e segurança em relação aos serviços oferecidos; auxilio nas pesquisas que o hospital desenvolve.	Safdar et al. (2017)
	Sistema de Saúde	Na base da pirâmide, na atenção básica, auxiliando na prevenção e triagem de pacientes. Também poderia auxiliar na “educação” dos pacientes, por meio da transmissão de conhecimento, para direcionamentos e diagnósticos mais rápidos; diminuir o “abismo” entre a saúde pública e privada no Brasil, em referência a qualificação e recursos, garantindo o mesmo acesso a tratamentos e diminuir erros de condutas; garantir que todos os profissionais estivessem atualizados no que tange a evidências.	Porter (2010); Sim et al. (2001)

Fonte: elaborado pelo autor (2019).

A partir dos objetivos específicos desta dissertação, atingidos de acordo com o Quadro 10, foi possível desenvolver um esquema conceitual que ilustre as relações e resultados indicados. O esquema conceitual do uso de Inteligência Artificial em Apoio à Decisão Clínica, por meio da pesquisa empírica no Hospital do Câncer Mãe de Deus, com a implantação da ferramenta cognitiva *Watson for Oncology*, que se propõe nesta seção, é um resultado da conexão de teorias abordadas no mapa conceitual da Figura 19 da seção 2.4, com a perspectiva dos profissionais entrevistados do HCMD.

Os profissionais entrevistados, oncologistas e a equipe multidisciplinar, no HCMD, são responsáveis pela contribuição prática para a conexão das teorias interdisciplinares propostas no mapa conceitual. Essa relação da teoria com a pesquisa empírica foi possível por meio da entrevista semiestruturada, da análise documental e da observação não participante. Ainda, destaca-se as diferenças entre o mapa conceitual (Figura 19) e o esquema conceitual desta dissertação, onde elementos utilizados para a construção do mapa conceitual não aparecem no esquema conceitual proposto. Isso ocorre devido ao fato do primeiro ser construído a partir de um agrupamento/conexão de abordagens, que, após analisadas empiricamente, não aconteciam conforme a teoria indicava.

O esquema conceitual construído representa a IA no contexto de apoio à decisão clínica no HCMD, com a implantação de uma ferramenta cognitiva, o *Watson for Oncology*. O esquema compreende a relação entre as três abordagens teóricas desta dissertação (IA, Sistemas Cognitivos e SAD) com os resultados empíricos. A construção do esquema tem como base os fatores do processo de implantação, as percepções a partir do envolvimento com o *Watson for Oncology* e as contribuições que uma ferramenta cognitiva pode apresentar em contextos individuais (Paciente, Profissionais e Hospitais) e sistêmico (Sistema de Saúde Brasileiro).

Os atores identificados nesse contexto, com atuação individual e sistêmica, são o paciente, centro do cuidado na saúde; o hospital e o profissionais, que concentram esforços para o paciente, nesse processo, a partir de um sistema de saúde. Este esquema conceitual foi construído a partir da perspectiva de dois atores do contexto individual: o hospital, por meio do HCMD, e os profissionais, por meio dos oncologistas e da equipe multidisciplinar, responsáveis pelo processo de tratamento em oncologia do hospital, de acordo com o uso ou não do *Watson for Oncology*.

As três bases destacadas para a construção do esquema conceitual (implantação, percepções e contribuições) se dividem em pilares e atores. Em referência a implantação da ferramenta, tem-se como pilares: demanda; motivação; integração; requisitos; dados e aspectos

críticos relacionados a implantação. Em referência as percepções relacionadas ao uso e envolvimento com o *Watson for Oncology*, tem-se como pilares: aceitação; usabilidade, desempenho, segurança, inteligência e aprendizado. Em referência a última base desse esquema, as contribuições de uma ferramenta cognitiva como o *Watson for Oncology*, tem-se como atores: pacientes; profissionais; hospitais e sistema de saúde, esfera pública e privada.

As bases deste esquema estão divididas por linhas tracejadas, com o destaque no centro para o tema do esquema conceitual: IA em Apoio à Decisão Clínica no Hospital do Câncer Mãe de Deus, com a implantação do *Watson for Oncology*. A divisão das bases se justifica por compreenderem um processo (implantação de uma ferramenta cognitiva em um hospital), logo, mesmo que alguns pilares ou atores apresentem fatores que se repetem, foram divididos por fazerem parte de um processo sequencial.

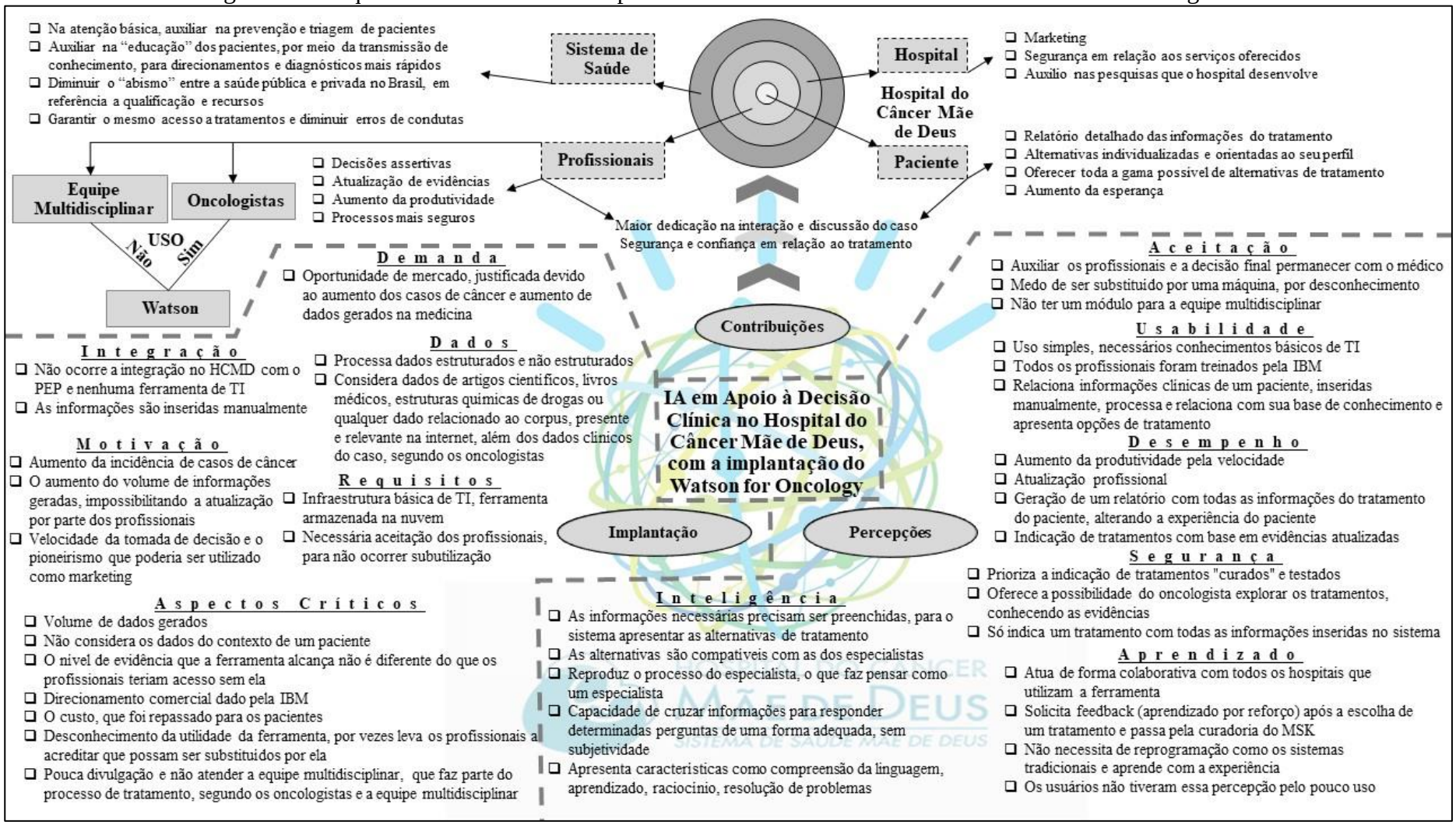
O esquema foi construído a partir da lógica de um processo sequencial, motivo pela divisão das bases do esquema (implantação, percepções e contribuições), pela linha tracejada. Primeira fase deste processo, retratada no esquema, é a implantação da ferramenta cognitiva com seus pilares. Após, neste processo, destacam-se os pilares relacionados as percepções de uso e envolvimento com o *Watson for Oncology*. Por último, destaca-se as contribuições de uma ferramenta como o *Watson for Oncology*, nos contextos individuais e sistêmico, na saúde, no processo de tratamento em oncologia.

Este esquema relaciona-se com o mapa conceitual da Figura 19 da seção 2.4, a partir da interpretação pode ser utilizado como um suporte para refletir sobre a implantação de sistemas cognitivos em ambientes organizacionais, apresentando características específicas para a saúde, mas também para outras áreas, para apoio a decisão. Reuniu-se as três abordagens teóricas desta dissertação para a organização do esquema conceitual como um suporte, no sentido de compreender aspectos para quem quer implantar um sistema cognitivo ou outra ferramenta de IA. Para facilitar o processo são apresentadas percepções dos profissionais e contribuições que a ferramenta pode alcançar, caso o processo seja realizado de maneira adequada. Assim, será possível aproximar-se do objetivo dessas ferramentas, maximizar o poder dos humanos no processo de decisão, sem que esse processo seja prejudicado com interpretações errôneas dessas ferramentas, que estão sendo implantadas para substituir humanos (SIM *et al.*, 2001; PORTER, 2010).

Além da implantação, esse esquema reforça a necessidade de entendimento da atuação de ferramentas cognitivas, por meio das percepções apresentadas no esquema conceitual, que podem facilitar a compreensão e agilizar a integração no processo de decisão, evitando a subutilização desses sistemas (CHENOWETH; DOWLING; LOUIS, 2004). Por último,

destaca-se as contribuições dessas ferramentas, adicionar velocidade ao processo de decisão e manter a decisão com os humanos (LICHTENSTEIN *et al.*, 2011; DULCIC; PAVLIC; SILIC, 2012). A seguir, a Figura 29, ilustra o esquema conceitual desta dissertação, resultado da interação e relação das abordagens teóricas e dos resultados empíricos desta pesquisa.

Figura 29 – Esquema conceitual: IA em apoio à decisão clínica no HCMD com uma ferramenta cognitiva



Fonte: elaborado pelo autor (2019).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir da análise e discussão dos resultados, nesta seção são apresentadas as considerações finais desta dissertação, além das contribuições gerenciais identificadas durante o desenvolvimento deste estudo, as limitações e sugestões para pesquisas futuras. A partir do objetivo geral que foi analisar como um Sistema Cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico, identificou-se os profissionais envolvidos no processo e descreveu-se as atividades desenvolvidas por eles, para compreender esse processo. Também, voltou-se até o processo de implantação do *Watson for Oncology* no HCMD, para identificar necessidades e fatores que podem levar a implantação de sistemas cognitivos, para o processo de apoio à decisão na saúde. Ainda, buscou-se identificar quais fontes e tipos de dados que o processo requer, bem como percepções e contribuições relacionadas ao sistema.

Por meio de uma pesquisa qualitativa, aplicou-se entrevistas semiestruturadas em profundidade aos oncologistas e a equipe multidisciplinar do HCMD, composta por secretária, psicóloga, nutricionista, farmacêutica, enfermeira e técnica de enfermagem. Também utilizou-se a observação não participante para coletar informações durante as entrevistas no hospital e documentos de sites oficiais e vídeos de canais oficiais do HCMD e da IBM, desenvolvedora da ferramenta. Partiu-se do primeiro objetivo específico que foi identificar os profissionais envolvidos no processo de apoio à decisão na oncologia e descrever as atividades desenvolvidas.

Essa identificação dos profissionais e a descrição de suas atividades permitiu que o desenho do processo de decisão de um tratamento em oncologia e o papel de cada profissional. O primeiro contato do paciente quando chega para atendimento é com a equipe multidisciplinar, que também assiste o paciente durante toda sua estadia no HCMD. O encaminhamento para os oncologistas é realizado após o diagnóstico. Assim, os oncologistas seguem todo processo até a decisão de um tratamento. O *Watson for Oncology* passou a integrar a equipe de oncologistas, como uma segunda opinião, uma ferramenta que garante segurança na indicação de tratamento.

Nessa parte da pesquisa também identificou-se os profissionais que tinham acesso ao *Watson for Oncology* e os que não tinham, o que direcionou o restante da pesquisa. Imaginou-se que, por ser uma ferramenta cognitiva, considerasse todas as informações relacionadas a um caso, o que não se confirmou, uma vez que somente os oncologistas tinham acesso a ferramenta. Isso demonstra uma falha da ferramenta, não ter integração com o PEP do hospital, que registra

todas as informações clínicas de um paciente e que tanto os oncologistas, como a equipe multidisciplinar tem acesso. Mesmo explicado pelos entrevistados que o *Watson for Oncology* não se integra ao PEP devido ao fato de não reconhecer o idioma brasileiro, demonstra que a ferramenta não apresenta outra característica fundamental desses sistemas, o PLN.

Não considerar dados de contexto dos pacientes, um aspecto crítico, que nesse processo são identificados e trabalhados pela equipe multidisciplinar, nem apresentar um módulo para essa equipe; não ter integração com o PEP, solicitando os dados clínicos manualmente e não compreender nosso idioma, retiram do *Watson for Oncology* características fundamentais de um sistema cognitivo. Portanto, eu não consideraria uma ferramenta cognitiva, conforme apresentado pela empresa desenvolvedora. Apesar de, nos matérias encontrados em mídias oficiais e os entrevistados reconhecerem que a ferramenta apresenta PLN, na versão em inglês, a versão implantada no HCMD não apresenta esse recurso.

O segundo objetivo específico foi identificar necessidades e fatores que podem levar a implantação de sistemas cognitivos, para o processo de apoio à decisão na saúde. Na codificação dos dados, auxiliada pelo NVivo 12, essa categoria abrangeu demanda, requisitos, integração, motivação, aspectos críticos e dados. Essa última categoria, dados, é referente também ao terceiro objetivo específico, que era descrever quais fontes e tipos de dados eram utilizadas no processo de apoio à decisão antes e após a implantação do sistema cognitivo no HCMD. Esse agrupamento foi realizado na categoria implantação, porque a definição de quais dados o *Watson for Oncology* terá acesso é relevante, uma vez que faltou levar em consideração, não havendo integração com a principal fonte de dados do hospital, o PEP.

Em relação a demanda, os profissionais envolvidos no processo de implantação relataram que não havia a necessidade de uma ferramenta para um corpo clínico especializado, como acontece no HCMD e em outros centros desse porte no Brasil. Poderia haver demanda em hospitais e centros clínicos onde a especialização clínica não é tão presente, principalmente em serviços públicos. Assim, a implantação foi considerada uma oportunidade de mercado, de pioneirismo, no contexto da cidade de Porto Alegre, que registra desde 2010 um aumento de óbitos por câncer, com vias de tornar-se nos próximos anos a principal causa na cidade. Esses dados também serviram de motivação.

A justificativa do corpo clínico, de não necessitar da ferramenta, ganhou força após o teste inicial com casos reais do hospital, onde a similaridade dos tratamentos indicados atingiu 99%. Essa especialização dos profissionais em centros de tratamento especializados como o HCMD, tende a gerar resistência para implantação de ferramentas como o *Watson for Oncology*, que ameacem, mesmo que por desconhecimento, num primeiro momento, a

autonomia da tomada de decisão dos profissionais. Então, essa aceitação do corpo clínico é necessária, tornando-se um requisito a ser vencido no processo de implantação, para que a ferramenta não se torne subutilizada. Em relação a infraestrutura, é uma ferramenta armazenada na nuvem, o que demanda apenas computadores e comunicação via web de qualidade. Aqui também pode-se lembrar a não integração com o PEP e nenhuma outra ferramenta/sistema do hospital, caso uma unidade de saúde opte pela implantação da ferramenta, sugere-se que deve integrar toda a organização e todos os colaboradores.

Como dados, o *Watson for Oncology* processa dados estruturados e não estruturados. Conforme já esclarecido, a versão implantada no HCMD não compreende nosso idioma (português), fazendo-se necessária a inserção manual dos dados estruturados, ou seja, dados clínicos do paciente. A ferramenta se alimenta de dados em inglês, disponíveis na internet, como artigos, livros, estruturas químicas de drogas e outras informações que possam servir de evidência, relacionadas ao corpus da aplicação (câncer), se atualizando quando uma nova evidência for encontrada.

Essa busca por informações atualizadas é um aspecto de aprendizado percebido na ferramenta, que faz-se necessário na era do *big data*, com grandes volumes de dados gerados em todas as áreas, outro aspecto crítico, impossibilitando um profissional de se manter atualizado (locais menos especializados) ou contribuindo para que o profissional tenha como evidência os dados mais recentes em relação a cada caso (locais mais especializados). Outra motivação é a velocidade que o processo de tomada de decisão incorpora. Com informações atualizadas e detalhadas das evidências que a ferramenta apresenta para a tomada de decisão, o profissional ganha em tempo livre para se dedicar a outras funções, como o cuidado com o paciente. O estudo de um caso que poderia levar horas para reunir todas as evidências manualmente, é feito em segundos.

Ainda sobre os aspectos considerados críticos relacionados a ferramenta, ela não apresenta auxílio em níveis de tratamento que os profissionais têm mais dificuldade, o que remete a um ponto negativo. Exatamente por não haver evidências suficientemente relevantes, a ferramenta não indica tratamentos a partir de evidências fracas, o que pode ser interpretado como um ponto positivo. Outro aspecto negativo foi a falta de entendimento da IBM para quais unidades de saúde a ferramenta seria necessária. Conclui-se que são os locais onde a especialização é menos presente, como a saúde pública, por exemplo. No entanto, esse direcionamento comercial deve ter sido definido em razão dos custos envolvidos, que não são absorvidos pelo sistema de saúde e precisaram ser repassados aos pacientes.

Os desencontros de informações percebidos durante o contato com a equipe do HCMD, relacionados a ferramenta, como a real utilidade dela, gerou uma preocupação inicial nos profissionais em relação ao futuro da sua profissão. Alguns profissionais tiveram a primeira impressão que a ferramenta seria implantada para, num segundo momento, substitui-los, o que pode ser prejudicial no aspecto da aceitação. Esse cuidado precisa ser tomado no direcionamento publicitário que é dado a uma tecnologia relativamente nova, que precisa de um processo de amadurecimento e difusão. Além de ser desconhecida por grande parte dos profissionais, inclusive do setor para o qual ela foi desenvolvida, como relataram alguns entrevistados, numa área tão sensível como a saúde.

Em relação a compreensão e o entendimento dos profissionais envolvidos com o *Watson for Oncology* sobre IA e sistemas cognitivos e as percepções relacionadas ao sistema, destaca-se como definição, uma terminologia de marketing. Foi considerada uma ferramenta capaz de qualificar o processo de busca e análise das informações para um tratamento, que beneficia o paciente, por meio da prática da MBE, capaz de aprender e com inteligência para interpretar um resultado. Em relação as percepções de inteligência e aprendizado, o que pode ser observado e relatado pelos profissionais, que é difícil estabelecer qualquer entendimento, devido ao pouco uso da ferramenta.

Entretanto, destaca-se percepções no seu processo que remetem a inteligência e aprendizado, como não avançar para uma tomada de decisão sem todas as informações necessárias preenchidas, solicitar feedback após a escolha de um tratamento e a percepção de que o tratamento indicado é compatível com o que o profissional indicaria. Além de reproduzir em seu processo o raciocínio de um especialista, consegue relacionar o caso com as evidências mais atualizadas, retirando a subjetividade do profissional, o que pode ser avaliado como uma segunda opinião, sem um fator que sempre é considerado importante numa decisão de tratamento. Características perceptíveis no *Watson for Oncology* são compreensão de linguagem, mesmo que apenas inglês, aprendizado e raciocínio, para a resolução de problemas, apesar do pouco uso.

Ainda, para complementar o quarto objetivo específico, tem-se as percepções em relação a aceitação, usabilidade, desempenho e segurança. A aceitação é unânime, não só para o caso do *Watson for Oncology*, mas os profissionais aceitam qualquer ferramenta que seja implantada no sentido de auxiliar e qualificar o processo de decisão. Porém, percebeu-se que uma ferramenta cognitiva, caso seja implantada em uma unidade de saúde, precisa estar ao alcance e integrar todos os profissionais para uma aceitação completa. O que melhorou a aceitação foi a usabilidade apresentada pela ferramenta, por requerer apenas conhecimentos

básicos de informática e um treinamento da IBM para a equipe do HCMD. Ainda, lembrado pelos entrevistados, a IA já está presente em plataformas que usamos diariamente.

Sobre as percepções de desempenho e segurança, entende-se que o aumento da produtividade pela velocidade que a ferramenta proporciona ao processo, permite também que os profissionais se mantenham atualizados e indiquem tratamentos nessa linha. O *Watson for Oncology* também promete alterar a experiência dos pacientes, por meio de relatórios do tratamento escolhido, com todas as informações, que o oncologista pode explorar e se manter atualizado. Isso gera segurança na relação do paciente com o profissional, por meio da escolha de tratamentos com base em evidências atualizadas e que passaram por curadoria de um hospital que treina a ferramenta para a IBM, o MSK.

Para analisar as contribuições do *Watson for Oncology* para os pacientes, os profissionais, o hospital e para o sistema de saúde, quinto objetivo específico, destaca-se aspectos faltantes nessa análise. Iniciou-se pelos pacientes, que além dos benefícios já abordados na relação com o oncologista e o tratamento, terá a seu dispor, a um custo extra, alternativas individualizadas de tratamento, para o seu perfil, aumentando a esperança no tratamento. Para os profissionais, também, além dos benefícios já citados, destaca-se um processo mais seguro, o que garantirá decisões mais assertivas para a realização da prática clínica.

O hospital, no caso do HCMD, ou qualquer outro que vier a implantar uma ferramenta cognitiva como o *Watson for Oncology*, além da garantia de prestar serviços respaldados em segurança (SAFDAR *et al.*, 2017), pode auxiliar em pesquisas, desenvolvendo e validando novas evidências para outros casos clínicos, o que pode-se relacionar com a capacidade de aprender desses sistemas (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016; CHIPMAN, 2017). Num sistema de saúde como o brasileiro, num país continental, com diferenças nas diferentes regiões, em práticas e recursos, um sistema cognitivo poderia garantir uma equiparação dos profissionais, quanto ao nível de evidência científica, corroborando com Kumar (2017). Porém, esse pode também ser um aspecto perigoso, porque ele pode escancarar os "abismos" existentes entre o ideal e o possível, presente principalmente entre o sistema público e privado. Talvez, poderia promover realmente um acesso universal aos serviços de saúde em todos os níveis de assistência, a primeira diretriz do SUS.

Percebeu-se a resistência na área da saúde quanto a perda do poder, da autonomia, da autoridade e do prestígio do médico na tomada de decisão, deixando de lado a capacidade das ferramentas e da transformação tecnológica em vigor, muito, talvez, pela preocupação da

relação médico-paciente, o que converge com as afirmações sobre aceitação dessas tecnologias de Kortteisto *et al.* (2014). O que pode ser legítimo, pois o viés deveria ser de que essas novas tecnologias vão melhorar, incrementar, aprimorar a medicina. Entretanto, o marketing talvez esteja no caminho inverso. Percebeu-se que se a tecnologia é eficiente, seus benefícios estão presentes em estudos científicos, principalmente com evidências robustas, os profissionais da saúde adotam com a mesma aceitação que outros setores.

Em um contexto mais amplo, até para atender ao ODS citado na justificativa, de assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar para todos, em todas as idades, na meta de reduzir em um terço a mortalidade prematura por DNT via prevenção e tratamento, o foco da saúde no Brasil deve ser primeiro na atenção básica. Uma ferramenta como o *Watson for Oncology* traria mais benefícios se pudesse atuar na racionalização de custos desnecessários, evitando erros básicos, as percepções e contribuições poderiam ser mais perceptíveis, corroborando com as divergências citadas por Porter (2010), na implantação de sistemas para auxiliar a tomada de decisão na saúde. Um problema nesse caminho seria a integração, pela variedade de sistemas que estão operando em todo o país, entre sistema público e privado. O ideal seria uma integração de todos os dados da saúde, o primeiro passo desse processo e onde a IA poderia ser mais útil nesse momento.

Com o esquema conceitual construído após a análise dos resultados, Figura 29, percebeu-se que ele poderá servir como um suporte para a implantação de sistemas cognitivos em organizações da saúde, ao mesmo tempo que se apresenta percepções de usuários e contribuições para os atores do sistema de saúde. Essas se tornam contribuições teóricas relevantes, uma vez que os estudos na área e o que é normal, são voltadas ao desenvolvimento de aplicações que tenham essas tecnologias embarcadas.

Assim, com o estudo de caso apresentado nesta dissertação e os resultados que emergiram da análise dos dados coletados, tem-se não apenas o estudo de um sistema cognitivo, mas requisitos que podem auxiliar na compreensão do processo de implantação de um sistema cognitivo para auxiliar na tomada de decisão. Também foram apresentadas percepções e contribuições que esses sistemas podem trazer para uma área tão relevante como a saúde e, possivelmente, outras organizações, que vierem a adotar sistemas baseados em IA para apoio a decisão.

Na implantação foram destacados pilares-chave como demanda, motivação, requisitos, tipos e fontes de dados que esses sistemas utilizam e aspectos considerados críticos nesse processo. No entanto, o que se destaca aqui e fica como principal contribuição nesse aspecto, é a integração que precisa acontecer para que esses sistemas operem com sua capacidade e

alcancem os objetivos definidos no seu desenvolvimento, parecido com o que já destacaram Fox e Aranko (2017); Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Kumar (2017) e Reumann e Böttcher (2016), em seus conceitos apresentados. Principalmente como destacado nesta dissertação, a integração com os sistemas do hospital, como o PEP. Caso contrário, o caminho para a subutilização é certo, como alertado por Dowling e Louis (2004) e Trivedi *et al.* (2009).

No mesmo sentido, as percepções relacionadas ao processo de implantação e uso dessa ferramenta, contribuem teoricamente para lançar luz sobre pilares que precisam ser compreendidos nesse processo. Destaca-se a usabilidade, o desempenho, a segurança que uma ferramenta cognitiva apresenta e transmite, além da inteligência e aprendizado, características presentes nesses sistemas. Essas características precisam ficar evidentes para os profissionais envolvidos, promovendo uma melhor aceitação, para não causar receios que como consequência da implantação, eles sejam substituídos por máquinas, mas sim, auxiliar os profissionais que permanecerão com a decisão final. Autores como Trivedi *et al.* (2009; Frankish e Ramsey (2012); Kortteisto *et al.* (2014) e Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015), citaram implicitamente essas características, que foram evidenciadas aqui.

Além disso, destaca-se como contribuições teóricas as contribuições para os atores identificados no sistema de saúde que se insere o caso apresentado nesta dissertação. Essas, corroboram com o que apresentaram Sim *et al.* (2001); Porter (2010); Hurwitz, Kaufman e Bowles (2015); Kortteisto *et al.* (2014); Safdar *et al.* (2017), como alternativas individualizadas e orientadas ao perfil de cada paciente; maior dedicação dos profissionais na interação com o paciente; segurança e confiança na relação com os profissionais; assertividade, mantendo os profissionais atualizados; aumento da produtividade. A seguir, na seção 5.1, são destacadas as contribuições gerencias que emergiram desta dissertação.

5.1 CONTRIBUIÇÕES GERENCIAIS

Os resultados apresentados a partir das bases estabelecidas no esquema conceitual demonstram que o uso de sistemas de IA na saúde são realidade nas organizações desse setor tão sensível a nível mundial, indiferente de sistemas públicos ou privados. As três bases apresentadas que abrangem os resultados (implantação, percepções e contribuições), contribuem com fatores positivos e negativos para o desenvolvimento das organizações. Esses fatores permeiam as primeiras discussões estabelecidas pelos especialistas da IA, em desenvolver máquinas com inteligência de nível humana. As três abordagens teóricas desta

dissertação que, juntamente com os resultados, permitiram a construção do esquema conceitual, podem servir como um suporte no sentido de compreender aspectos para quem quer implantar um sistema cognitivo ou outra ferramenta de IA.

A evolução dos estudos na área de IA proporcionou que na última década fossem desenvolvidas máquinas que auxiliassem no campo da tomada de decisão, antes exclusivo dos humanos. Isso foi possível porque as tecnologias de IA incorporaram habilidades linguísticas humanas (ouvi, falar, ler e escrever) com velocidade superior e embarcadas em sistemas capazes de tomar decisões com o mesmo nível de assertividade que os humanos. Nesta última década foram incorporadas, também, capacidades cognitivas em ferramentas de IA, que resultaram em sistemas que entendem, assimilam, se relacionam ou conectam no ambiente em que estão inseridos, ou seja, aprendem (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015; KUMAR, 2017).

Assim, além de automatizar, essa nova era fez com que as máquinas, por meio de grandes volumes de dados produzidos e disponíveis, na era do *big data*, tenham capacidade de analisar, tomar decisões e aprender, lembrando novamente, com assertividade e velocidade. Com todas essas credenciais, é preciso, portanto, ter cuidado com as expectativas que organizações e pessoas criam a partir dessas tecnologias. Por meio desse alerta, destaca-se que organizações precisam cuidado em projetos que envolvem IA, principalmente que a demanda esteja de acordo com a solução proposta. Caso contrário, o sistema pode sofrer com a subutilização, problema histórico de ferramentas desenvolvidas para auxiliar a tomada de decisão nas organizações (CHENOWETH; DOWLING; LOUIS, 2004).

Esse problema remete ao direcionamento comercial que é dado a essas soluções: o produto que estou entregando/vendendo é realmente o que estou anunciando? Não é o que pareceu ter ocorrido com o *Watson for Oncology*, no HCMD. Anunciado como uma plataforma cognitiva, observa-se que nem suas entradas são automatizadas, o sistema é alimentado manualmente pelos profissionais que utilizam a ferramenta, não de maneira autônoma, para a indicação de um tratamento. Lembrando que essa foi a versão que se teve acesso no HCMD. Isso remete ao questionamento se realmente é IA ou um sistema inteligente, ou esperto, como relatado por alguns entrevistados, pré-programado, que faz escolhas lógicas entre opções de tratamento?

A ferramenta cognitiva, denominação criada pela IBM para o *Watson for Oncology*, apresenta técnicas de IA em sua arquitetura, mas pouco observáveis no seu funcionamento/desempenho, ou talvez não plenamente. Os poucos casos em que a ferramenta foi utilizada pode ter influenciado nessa percepção. Essa percepção remete ao pioneirismo da

IBM em uma área em desenvolvimento, em fase embrionária, de sistemas que aprendem. As expectativas que se cria no que tange ao desenvolvimento de soluções baseadas em IA, positivas ou negativas, não levam em conta, muitas vezes, o estágio atual de delas, exigindo cautela. Conforme revelado, esses sistemas começaram a ser desenvolvidos a partir de 2010 (RAGHAVAN *et al.*, 2016).

Essas ferramentas ainda perdem em capacidade cognitiva para os humanos e não avançaram muito na resolução de problemas complexos, embora seja perceptível sua evolução. Nas organizações, de acordo com a pesquisa empírica apresentada nesta dissertação, entende-se que a contribuição fundamental da IA será trabalhar em conjunto com os humanos, como um complemento de pensamento avançado, corroborando com (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). Nesse estágio de transição, entre a automação e a IA, fica confuso para as organizações o que elas necessitam. A capacidade de sistemas que aprendem é reconhecida e bem-vista nas organizações, como destacado por todos os entrevistados, para complementar/aumentar a inteligência humana, processando grandes volumes de dados, auxiliar na tomada de decisões mais assertivas e em menos tempo e conceder mais produtividade aos processos.

O aprendizado já era estudado antes da definição do campo de estudo da IA, que de maneira simples objetivava, a partir de uma programação inicial, simular o funcionamento do cérebro humano para processar dados e identificar padrões. Para isso, os dados precisam de cuidado especial, da coleta ao tratamento, para que possam gerar resultados confiáveis e úteis. Nesse sentido, as organizações que adotarem esses sistemas, precisam adotar o aprendizado supervisionado (CHIPMAN, 2017), para viabilizar o uso dessas tecnologias e garantir segurança e privacidade dos dados das pessoas, em processos de tomada de decisão que envolvem *big data*.

O desafio para a implantação de tecnologias cognitivas nas organizações, conforme também relatado pelos entrevistados, é em relação a atuação em cenários onde há pouca ou nenhuma evidência que possa indicar uma decisão para um tratamento. Esse é um problema, porque essas ferramentas são desenvolvidas para tomar decisões com base em grandes volumes de dados, mas quando esses são limitados? O humano precisa tomar decisões em todos os cenários, desde os mais simples, até os mais complexos. Essa discussão acaba ficando de lado, pois o foco da computação cognitiva é atuar em conjunto com *big data* (CHEN; ARGENTINIS; WEBER, 2016), não em casos que há pouca ou nenhuma evidência.

O fator humano sempre está presente nesses ambientes complexos de tomada de

decisão (HURWITZ; KAUFMAN; BOWLES, 2015). O que leva a outro ponto de reflexão para as empresas que desenvolvem ou vão implantar esses sistemas: se o objetivo é desenvolver ferramentas que atuem de maneira autônoma, as pessoas estão prontas ou preparadas para serem atendidas por elas? Até que ponto? É nesse espaço que aspectos como confiança e segurança precisam ser considerados, para que essa integração de sistemas físicos e digitais ocorram sem prejuízo para a nossa espécie. Schaefer et al. (2016) destacou a importância que precisa-se desenvolver em sistemas autônomos uma preocupação global que afeta a eficácia de sistemas, especialmente no que se refere à segurança, desempenho e taxa de uso.

Entre achar que um robô possa tomar nosso lugar (ficção científica) e lidar com *big data*, possibilidade de automatizar processos e melhor a eficiência (resultado, a segunda premissa parece a mais aceita para a atual fase de desenvolvimento da IA, uma vez que todas são criação dos humanos. O que converge nesse contexto são os paradigmas éticos adotados por quem desenvolve essas soluções. Fato é que tarefas mecânicas e repetitivas já foram automatizadas por exigirem menos capacidade intelectual. Entretanto, em atividades como tomada de decisão, principalmente em ambientes complexos onde o contexto precisa ser considerado, como uma decisão de tratamento em oncologia, essa realidade parece mais distante para as pessoas e organizações. Outro aspecto que destaco é voltado ao entendimento de que IA não vai ser a solução de todos os problemas. Esse dilema faz parte do contexto, pois quem desenvolve essas soluções precisa transmitir a real aplicação delas, para assim, não ficarem dúvidas sobre o que está sendo prometido, está dentro da realidade ou é ficção científica?

Por fim, o principal medo das pessoas, os empregos, se serão substituídas por máquinas ou não, são motivo de debate desde o início do século XX. De lá pra cá foi uma constante, empregos desaparecem pelo uso de máquinas e automação de processos, mas outros são criados, mais especializados. Estamos no meio da Quarta Revolução Industrial, que está mudando a maneira como como pessoas e tecnologias interagem. Isso nos leva a pensar em quais habilidade e competências serão necessárias para sobreviver a essa revolução. Especificamente não estão estabelecidas, mas estão no contexto de aumentar a inteligência humana, com ética e segurança.

5.2 LIMITAÇÕES DA PESQUISA E SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Esta dissertação buscou analisar empiricamente a implantação de um sistema cognitivo em uma organização da saúde, no sentido de auxiliar os profissionais na tomada de

decisão. Por se tratar de um estudo qualitativo, características de pesquisas sociais, como a subjetividade do pesquisador, encontram-se presentes, principalmente na interpretação e análise dos dados. Referente às entrevistas semiestruturadas, os entrevistados foram escolhidos de forma intencional, por aderência ao caso, foi importante para analisar a implantação do *Watson for Oncology* no HCMD, mas sua abrangência se limitou aos respondentes citados.

Em relação as limitações, pode-se ainda destacar a construção do referencial teórico sobre IA, sistemas cognitivos e SAD, no que tange ao viés da bibliometria realizada. Mesmo excluindo-se trabalhos técnicos, com viés de desenvolvimento ou aplicação de soluções nessas áreas, dentro das Ciências Sociais, a maioria dos documentos emergentes dessa técnica utilizada para a construção do referencial, era de estudos que apresentassem contexto de Ciências Exatas. Essa limitação percebida, buscou-se livros da área para conhecer as principais abordagens, principalmente sistemas cognitivos, emergente de sistemas de IA.

No delineamento da dissertação, pretendeu-se buscar mais casos, realizando um estudo de casos múltiplos, porém, pela dificuldade de conseguir a aceitação de outras organizações da saúde para participar, o caminho escolhido, dentro do cronograma possível, foi um estudo de caso. Ainda, realizou-se contato com a IBM, empresa desenvolvedora do *Watson for Oncology*, para uma abordagem ampla da pesquisa (desenvolvimento e aplicação), porém, após contatos e esclarecimentos, a proposta não foi aprovada pelo conselho da empresa. Esses fatores deixaram lacunas neste estudo, que serão destacadas nas sugestões de pesquisa futuras. No Brasil a versão do *Watson for Oncology* implantada não representa por completo a versão americana (original) da ferramenta, de acordo com os próprios entrevistados, usuários, principalmente por não compreender nosso idioma, consequentemente não se integrar com nenhum sistema do hospital. Quando da coleta dos dados, havia apenas um caso no Brasil. Além disso, as entrevistas foram realizadas no ambiente de trabalho dos profissionais, no HCMD, com encaixes na agenda, o que pode gerar um viés, uma pressa, no momento de responder rapidamente ao roteiro.

Por ser um estudo de caso único, conforme Yin (2015), não permite generalizações estatísticas. Pela fase de desenvolvimento de sistemas cognitivos, apresentada durante esta dissertação, encontrou-se somente o caso do HCMD, destacado como o primeiro caso na América do Sul. Espera-se que, assim que identificadas novas empresas que implantaram esses sistemas para auxiliar na tomada de decisão na saúde, esse estudo seja repetido, com uma amostra estatística significativa para permitir generalizações. Mantendo esta limitação, contribuiu-se com generalizações analíticas, que segundo Yin (2015), podem emergir dos

resultados do estudo de caso, baseada tanto em corroboração ou rejeição a conceitos teóricos, como ocorreu nesta dissertação, ora confirmando características do sistema cognitivo estudado, ora identificando a falta de outras, apresentados como proposições de pesquisas futuras.

Ao longo do desenvolvimento desta dissertação *insights* sugiram, retratados nesta seção como recomendações, oportunidades para estudos futuros, relacionados ao desenvolvimento de soluções cognitivas como o *Watson for Oncology* e organizações, em especial as da saúde, que visam a adoção dessas tecnologias. Estes insights estão relacionados a este trabalho como novos assuntos que emergiram da pesquisa exploratória. Seguem algumas oportunidades identificadas, com base nos resultados desta dissertação:

a) avaliar a aceitação e adoção de tecnologias de IA na saúde no Brasil, por meio da aplicação de modelos de aceitação de tecnologias, para testar os fatores ou identificar novos que possam emergir;
b) um estudo em relação a integração de tecnologias no sistema de saúde brasileiro. Como facilitar esse processo em direção a disponibilidade dos dados dos pacientes para todo sistema, sem diferenciação entre o público e privado, convergindo e tornando possíveis as diretrizes da lei nº 8.080/90, que regulamenta o Sistema Único de Saúde (SUS), o sistema de saúde pública do Brasil;
c) replicar este estudo, quantitativamente, para testar as diferenças citadas pelos entrevistados. Comparar e diferentes regiões, sistemas de saúde (pública e privada), profissionais, quanto a implantação de tecnologias cognitivas na saúde, para auxílio na tomada de decisão;
d) analisar o comportamento dessas tecnologias no sistema de saúde brasileiro, a aceitação na atenção básica, com os impactos para os atores desse processo, como a aceitação dos pacientes para a automação de serviços em saúde e em relação aos profissionais, o impacto nesse mercado de trabalho. Ainda, nesse sistema, um estudo profundo sobre os profissionais que devem manipular e ter acesso a essas ferramentas, em decorrência da insatisfação dos profissionais da esquipe multidisciplinar por não ter acesso ao *Watson for Oncology*;
e) uma pesquisa para identificar se é na atenção básica ou em clínicas/hospitais menos especializadas que essas ferramentas podem entregar mais valor para a tomada de decisão;
f) testar a aplicação do esquema conceitual desenvolvido nesta dissertação, como um suporte para a implantação de sistemas cognitivos na saúde, para verificar e analisar

se as bases, pilares e atores devem ser incluídos ou subtraídos desse esquema conceitual;

g) estudos com empresas que desenvolvem soluções de IA, em relação a ética no desenvolvimento e uso dessas tecnologias, principalmente na saúde, uma área tão sensível, e sobre as responsabilidades das decisões dessas ferramentas;

h) ainda, recomenda-se pesquisa sobre a IA e ferramentas cognitivas, em que nível elas se encontram, fraca ou forte, em relação as primeiras denominações conceituais. Também definir cientificamente a denominação de ferramentas como o *Watson for Oncology*.

REFERÊNCIAS

ABAD, R. J.; IERKIC, M. H.; ORTIZ-RIVERA, E. I. Basic understanding of cognitive radar. *In*: 2016 IEEE ANDESCON, 2016, Arequipa, Peru. **Anais […]**, Arequipa, Peru: IEEE Explore, 2017. p. 1-4. DOI: http://dx.doi.org/10.1109/andescon.2016.7836270. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/7836270. Acesso em: 15 nov. 2017.

ASHBY, W. R. What is an intelligent machine? *In*: Western Joint IRE-AIEE-ACM Computer Conference, 1961, Los Angeles. **Automata theory and neural models.** New York: ACM Digital Library, 1961. p. 275-280. DOI: http://dx.doi.org/10.1145/1460690.1460721. Disponível em: https://dl.acm.org/citation.cfm?doid=1460690.1460721. Acesso em: 15 nov. 2017.

BARDIN, L. **Análise de Conteúdo**. São Paulo: Edições 70, 2011.

BARR, A.; FEIGENBAUM, E. A. **The Handbook of Artificial Intelligence**. Los Altos, California: William Kaufmann, 1981.

BARTHELMES, V. M. *et al.* Exploration of the Bayesian Network framework for modelling window control behavior. **Building and Environment**, United Kingdom, v. 126, n. 2017, p. 318-330, dez. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.10.011. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132317304663. Acesso em: 15 nov. 2017.

BARTNECK, C. *et al.* Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots. **International Journal of Social Robotics**, [*S. l.*], v. 1, n. 1, p. 71-81, 20 nov. 2008. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s12369-008-0001-3. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007/s12369-008-0001-3. Acesso em: 15 nov. 2017.

BAUER, M. W.; GASKELL, G. (org.). **Pesquisa qualitativa com texto, imagem e som:** um manual prático. 9. ed. Petrópolis, RJ: Vozes, 2011.

Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações. Disponível em: http://bdtd.ibict.br/vufind/. Acesso em: 10 de jul. de 2017.

BINI, S. A. Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning, and Cognitive Computing: What Do These Terms Mean and How Will They Impact Health Care? **The Journal of Arthroplasty**, [*S. l.*], v. 33, n. 8, p. 2358-2361, ago. 2018. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.arth.2018.02.067. Disponível em: https://www.arthroplastyjournal.org/article/S0883-5403(18)30215-8/abstract. Acesso em: 24 fev. 2018.

BEAL, A. **Gestão estratégica da informação:** como transformar a informação e a tecnologia da informação em fatores de crescimento e de alto desempenho nas organizações. São Paulo: Atlas, 2004.

BECHTEL, W; ABRAHAMSEN, A. Phenomena and mechanisms: Putting the symbolic, connectionist, and dynamical systems debate in broader perspective. STAINTON, R. J. (ed.).

Contemporary Debates in Cognitive Science. Oxford: Wiley-Blackwell, 2006. Cap. 10, p. 1-24.

BENCKE, F. F. **A Experiência Gaúcha de Parques Científicos e Tecnológicos:** A Quarta Hélice. 2016. Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade de Caxias do Sul. Caxias do Sul, 2016. Disponível em: https://repositorio.ucs.br/handle/11338/1236. Acesso em: 24 fev. 2018.

BRADFORD, S. C. Sources of Information on scientific subjects. **Engineering: An Illustrated Weekly Journal**, London, v. 137, n. 3550, p. 176-180, 1934.

BRASIL. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Análise de Situação de Saúde. **Plano de ações estratégicas para o enfrentamento das doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) no Brasil 2011-2022.** Brasília: Ministério da Saúde, 2011. Disponível em: http://www.saude.pr.gov.br/arquivos/File/PlanoNacionaldeenfrentamentoDCNt.pdf. Acesso em: 24 fev. 2018.

BRIGARD, F. de. Cognitive systems and the changing brain. **Philosophical Explorations**, United Kingdom, v. 20, n. 2, p. 224-241, 4 maio 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1080/13869795.2017.1312503. Disponível em: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13869795.2017.1312503. Acesso em: 15 nov. 2017.

BROOKS, R. A. Intelligence without representation. **Artificial Intelligence**, [*S. l.*], v. 47, n. 1-3, p. 139-159, jan. 1991. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/0004-3702(91)90053-m. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/000437029190053M?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

BURSTEIN, F.; HOLSAPPLE, C. W. (ed.). **Handbook on Decision Support Systems 1:** Basic Themes. Heidelberg: Springer, 2008.

CARDOSO, S. E. **A inteligência artificial no judiciário:** Uso de tecnologias no processo de julgamento. 2001. 165 f. Dissertação (Mestrado em Direito) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/79410. Acesso em: 15 nov. 2017.

ČERKA, P.; GRIGIENė, J.; SIRBIKYTė, G. Liability for damages caused by artificial intelligence. **Computer Law & Security Review**, [*S. l.*], v. 31, n. 3, p. 376-389, 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.clsr.2015.03.008. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026736491500062X?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

CHANDRASEKAR, R. Elementary? Question answering, IBM's Watson, and the Jeopardy! Challenge. **Resonance**, India, v. 19, n. 3, p. 222-241, mar. 2014. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s12045-014-0029-7. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs12045-014-0029-7. Acesso em: 15 nov. 2017.

CHAUDHRY, B. Computerized Clinical Decision Support: Will it Transform Healthcare?

Journal of General Internal Medicine, [*S. l.*], v. 23, n. 1, p. 85-87, 19 dez. 2007. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s11606-007-0432-9. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11606-007-0432-9. Acesso em: 13 out. 2018.

CHEN, Y.; ARGENTINIS, E.; WEBER, G. IBM Watson: How Cognitive Computing Can Be Applied to Big Data Challenges in Life Sciences Research. **Clinical Therapeutics**, [*S. l.*], v. 38, n. 4, p. 688-701, abr. 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.clinthera.2015.12.001. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0149291815013168?via%3Dihub#!. Acesso em: 15 nov. 2017.

CHENCI, G. P.; RIGNEL, D. G. S.; LUCAS, C. A. Uma introdução à lógica Fuzzy. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação e de Gestão Tecnológica**, Franca - SP, v. 1, n. 1, p. 17-28, 2011. Disponível em: http://periodicos.unifacef.com.br/index.php/resiget/article/view/153. Acesso em: 15 nov. 2017.

CHENOWETH, T.; DOWLING, K. L.; LOUIS, R. D. St. Convincing DSS users that complex models are worth the effort. **Decision Support Systems**, [*S. l.*], v. 37, n. 1, p. 71-82, abr. 2004. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/s0167-9236(03)00005-8. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923603000058?via%3Dihub. Acesso em: 13 out. 2018.

CHIPMAN, S. E. F. (ed.). **The Oxford Handbook of Cognitive Science.** Oxford, New York: Oxford University Press, 2017.

CLERICUZI, A. Z.; ALMEIDA, A. T. de; COSTA, A. P. C. S. Aspectos relevantes dos SAD nas organizações: um estudo exploratório. **Production**, São Paulo, v. 16, n. 1, p. 8-23, abr. 2006. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/s0103-65132006000100002. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-65132006000100002&lng=pt&tlng=pt. Acesso em: 13 out. 2018.

DAVENPORT, T. H.; PRUSAK, L. **Conhecimento empresarial.** Rio de Janeiro: Campus, 1999.

DENZIN, N. K.; LINCOLN, Y. S. (ed.). **Collecting and Interpreting Qualitative Materials.** 4. ed. United States: SAGE Publications, 2012.

DESANCTIS, G.; GALLUPE, R. B. A Foundation for the Study of Group Decision Support Systems. **Management Science**, [*S. l.*], v. 33, n. 5, p. 589-609, maio 1987. DOI: http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.33.5.589. Disponível em: https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.33.5.589. Acesso em: 15 nov. 2018.

DESANCTIS, G.; POOLE, M. S. Capturing the Complexity in Advanced Technology Use: Adaptive Structuration Theory. **Organization Science**, [*S. l.*], v. 5, n. 2, p. 121-147, maio 1994. DOI: http://dx.doi.org/10.1287/orsc.5.2.121. Disponível em: https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/orsc.5.2.121. Acesso em: 15 nov. 2018.

DINTER, B. Success factors for information logistics strategy - An empirical investigation. **Decision Support Systems**, [*S. l.*], v. 54, n. 3, p. 1207-1218, fev. 2013. DOI:

http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2012.09.001. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923612002369?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2018.

DOYLE-LINDRUD, S. Watson Will See You Now: A Supercomputer to Help Clinicians Make Informed Treatment Decisions. **Clinical Journal of Oncology Nursing**, [*S. l.*], v. 19, n. 1, p. 31-32, 30 jan. 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.1188/15.cjon.31-32. Disponível em: https://cjon.ons.org/cjon/19/1/watson-will-see-you-now-supercomputer-help-clinicians-make-informed-treatment-decisions. Acesso em: 15 nov. 2017.

DREYFUS, H. L. **What Computers Can't Do:** The Limits of Artificial Intelligence. New York: Harper & Row, 1972.

DULCIC, Z.; PAVLIC, D.; SILIC, I. Evaluating the Intended Use of Decision Support System (DSS) by Applying Technology Acceptance Model (TAM) in Business Organizations in Croatia. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, Split, Croatia, v. 58, p. 1565-1575, out. 2012. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.1143. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042812046058?via%3Dihub. Acesso em: 13 out. 2018.

EOM, H. B.; LEE, S. M. A Survey of Decision Support System Applications (1971–April 1988). **Interfaces**, Baltimore, Maryland, v. 20, n. 3, p. 65-79, jun. 1990. DOI: http://dx.doi.org/10.1287/inte.20.3.65. Disponível em: https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/inte.20.3.65. Acesso em: 13 out. 2018.

FEIGENBAUM, E. A.; BUCHANAN, B. G. DENDRAL and Meta-DENDRAL: roots of knowledge systems and expert system applications. **Artificial Intelligence**, [*S. l.*], v. 59, n. 1-2, p. 233-240, fev. 1993. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/0004-3702(93)90191-d. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/000437029390191D?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

FIALA, D.; TUTOKY, G. Computer Science Papers in Web of Science: A Bibliometric Analysis. **Publications**, Basel, Switzerland, v. 5, n. 4, p. 5-23, 29 set. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.3390/publications5040023. Disponível em: https://www.mdpi.com/2304-6775/5/4/23. Acesso em: 15 nov. 2017.

FISCHER, R. B. New approaches for the use of the classical tools of scenario planning. **Future Studies Research Journal: Trends and Strategies**, São Paulo - SP, v. 8, n. 1, p. 141-174, 2016. DOI: https://doi.org/10.24023/FutureJournal/2175-5825/2016.v8i1.248. Disponível em: https://www.revistafuture.org/FSRJ/article/view/248. Acesso em: 15 nov. 2017.

FLASIńSKI, M. **Introduction to Artificial Intelligence**. Switzerland: Springer International Publishing, 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-40022-8.

FLICK, U. **Introdução à pesquisa qualitativa**. 3. ed. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FONTANELLA, B. J. B.; RICAS, J.; TURATO, E. R. Amostragem por saturação em pesquisas qualitativas em saúde: contribuições teóricas. **Cadernos de Saúde Pública**, [*S.l.*], v. 24, n. 1, p. 17-27, jan. 2008. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/S0102-311X2008000100003.

Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0102-311X2008000100003&script=sci_abstract&tlng=pt. Acesso em: 24 fev. 2018.

FOX, J. Cognitive systems at the point of care: The CREDO program. **Journal of Biomedical Informatics**, [*S. l.*], v. 68, p. 83-95, abr. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jbi.2017.02.008. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046417300333?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

FOX, S.; ARANKO, O. Healthcare framing: Critical realist framing for causal interdependencies and uncertainties within healthcare. **Technology in Society**, [*S. l.*], v. 50, p. 66-72, ago. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.techsoc.2017.05.001. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160791X16300720?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

FRANKISH, K.; RAMSEY, W. M. (ed.). **The Cambridge Handbook of Artificial Intelligence.** Cambridge: Cambridge University Press, 2014.

FRANKISH, K.; RAMSEY, W. M. (ed.). **The Cambridge Handbook of Cognitive Science.** Cambridge: Cambridge University Press, 2012.

GARFIELD, E. Artificial Intelligence: Using Computers to Think About Thinking – 1. Representing Knowledge. **Institute for Scientific Information**, Philadelphia, v. 6, n. 49, p. 404-412, 1983.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa.** 6. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

GODOI, C. K.; BANDEIRA-DE-MELLO, R.; SILVA, A. B. da. **Pesquisa qualitativa em estudos organizacionais**: Paradigmas, Estratégias e Métodos. 2. ed. São Paulo, SP: Saraiva, 2010.

GODOY, A. S. Pesquisa qualitativa: tipos fundamentais. **Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, v. 35, n. 3, p. 20-29, jun. 1995. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/s0034-75901995000300004. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-75901995000300004. Acesso em: 24 fev. 2018.

GORRY, G. A.; MORTON, M. S. S. A Framework for Management Information Systems. **MIT Sloan Management Review**, Cambridge, Massachusetts, v. 13, n. 1, p. 55-70, 1971. Disponível em: https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/47936/frameworkformana00gorr.pdf. Acesso em: 13 out. 2018.

GRANDAGE, K. K. *et al.* When less is more: a practical approach to searching for evidence-based answers. **Journal of The Medical Library Association**, Chicago, v. 90, n. 3, p. 298-304, 2002. Disponível em: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC116402/. Acesso em: 13 out. 2018.

HAMET, P.; TREMBLAY, J. Artificial intelligence in medicine. **Metabolism**, [*S. l.*], v. 69, p. 36-40, abr. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.metabol.2017.01.011. Disponível em:

https://www.metabolismjournal.com/article/S0026-0495(17)30015-X/fulltext. Acesso em: 24 fev. 2018.

HEBB, D. O. **The organization of behavior:** A neuropsychological theory. New York: John Wiley & Sons, 1949.

HECKERMAN, D. E. Bayesian Networks for Data Mining. **Data Mining and Knowledge Discovery**, [*S. l.*], v. 1, n. 1, p. 79-119, 1997. DOI: http://dx.doi.org/10.1023/a:1009730122752. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1023%2FA%3A1009730122752. Acesso em: 15 nov. 2017.

HECKERMAN, D. E.; SHORTLIFFE, E. H. From certainty factors to belief networks. **Artificial Intelligence in Medicine**, [*S. l.*], v. 4, n. 1, p. 35-52, fev. 1992. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/0933-3657(92)90036-o. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/093336579290036O?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

HERWEH, C. *et al.* Performance of e-ASPECTS software in comparison to that of stroke physicians on assessing CT scans of acute ischemic stroke patients. **International Journal of Stroke**, [*S. l.*], v. 11, n. 4, p. 438-445, 15 fev. 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1177/1747493016632244. Disponível em: https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1747493016632244. Acesso em: 15 nov. 2017.

HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. **Proceedings of the national academy of sciences**, [*S. l.*], v. 79, n. 8, p. 2554-2558, 1982. DOI: https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554. Disponível em: https://www.pnas.org/content/79/8/2554. Acesso em: 15 nov. 2017.

Hospital do Câncer Mãe de Deus. Disponível em: http://www.hospitaldocancermd.com.br/content/index.php?link=sobre-nos. Acesso em: 28 fev. 2018.

Hospital Mãe de Deus. Disponível em: https://www.maededeus.com.br/sobre-nos/. Acesso em: 28 fev. 2018.

HURWITZ, J.; KAUFMAN, M.; BOWLES, A. **Cognitive Computing and Big Data Analytics**. Indiana: John Wiley & Sons, 2015.

HURWITZ, S. R.; SLAWSON, D. C. Should We Be Teaching Information Management Instead of Evidence-based Medicine? **Clinical Orthopaedics and Related Research**, New York, v. 468, n. 10, p. 2633-2639, 22 maio 2010. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s11999-010-1381-x. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11999-010-1381-x. Acesso em: 13 out. 2018.

HWANG, K.; CHEN, M. **Big-Data Analytics for Cloud, IoT and Cognitive Computing.** New Jersey: John Wiley & Sons, 2017.

IBÁÑEZ, A.; COSMELLI, D. Moving Beyond Computational Cognitivism: Understanding Intentionality, Intersubjectivity and Ecology of Mind. **Integrative Psychological and**

Behavioral Science, [*S. l.*], v. 42, n. 2, p. 129-136, 15 jan. 2008. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s12124-007-9045-4. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs12124-007-9045-4. Acesso em: 15 nov. 2017.

INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER JOSÉ ALENCAR GOMES DA SILVA. **Estimativa 2018: incidência de câncer no Brasil**. Coordenação de Prevenção e Vigilância. Rio de Janeiro: INCA, 2017. Disponível em: http://www1.inca.gov.br/inca/Arquivos/estimativa-2018.pdf. Acesso em: 24 fev. 2018.

JACKSON, P. **Introduction to expert systems.** Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing, 1998.

JESS, G. M. **Inteligência artificial e tecnologias da inteligência:** Um repensar segundo os processos de elaboração matemática. 2004. 139 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mestrado em Educação, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2004. Disponível em: https://acervodigital.ufpr.br/handle/1884/32969. Acesso em: 24 fev. 2018.

KASIE, F. M.; BRIGHT, G.; WALKER, A. Decision support systems in manufacturing: a survey and future trends. **Journal of Modelling in Management**, United Kingdom, v. 12, n. 3, p. 432-454, 3 jul. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1108/jm2-02-2016-0015. Disponível em: https://www.emeraldinsight.com/doi/full/10.1108/JM2-02-2016-0015. Acesso em: 13 out. 2018.

KEEN, P. G. W. Adaptive design for decision support systems. **ACM SIGMIS Database**, New York, v. 12, n. 1-2, p. 15-25, set. 1980. DOI: http://dx.doi.org/10.1145/1017654.1017659. Disponível em: https://dl.acm.org/citation.cfm?doid=1017654.1017659. Acesso em: 13 out. 2018.

KEEN, P. G. W.; MORTON, M. S. S. **Decision Support Systems:** An Organizational Perspective. **Reading**, Massachusetts: Addison-Wesley, 1978.

KERSTING, K.; MEYER, U. From Big Data to Big Artificial Intelligence? **Ki - Künstliche Intelligenz**, [*S. l.*], v. 32, n. 1, p. 3-8, 31 jan. 2018. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s13218-017-0523-7. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs13218-017-0523-7. Acesso em: 24 fev. 2018.

KORTTEISTO, T. *et al.* Patient-specific computer-based decision support in primary healthcare - a randomized trial. **Implementation Science**, London, v. 9, n. 15, p. 1-12, 20 jan. 2014. DOI: http://dx.doi.org/10.1186/1748-5908-9-15. Disponível em: https://implementationscience.biomedcentral.com/articles/10.1186/1748-5908-9-15. Acesso em: 13 out. 2018.

KRITTANAWONG, C. *et al*. Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. **Journal of the American College of Cardiology**, [*S. l.*], v. 69, n. 21, p. 2657-2664, maio 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jacc.2017.03.571. Disponível em: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28545640. Acesso em: 24 fev. 2018.

KUMAR, R. **Machine Learning and Cognition in Enterprises**: Business Intelligence Transformed. Pune, India: Apress, 2017.

LAIRD, J. E.; NEWELL, A.; ROSENBLOOM, P. S. SOAR: An architecture for general intelligence. **Artificial Intelligence**, [*S. l.*], v. 33, n. 1, p. 1-64, set. 1987. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/0004-3702(87)90050-6. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0004370287900506?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

LAUDON, K. C.; LAUDON, J. P. **Sistemas de informação gerenciais**. 11.ed. São Paulo: Pearson, 2015.

LEE, Y-J; PARK, J-Y. Identification of future signal based on the quantitative and qualitative text mining: a case study on ethical issues in artificial intelligence. **Quality & Quantity**, [*S. l.*], v. 52, n. 2, p. 653-667, 12 out. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s11135-017-0582-8. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11135-017-0582-8. Acesso em: 15 nov. 2017.

LI, Z. *et al.* Experimental Realization of a Quantum Support Vector Machine. **Physical Review Letters**, [*S. l.*], v. 114, n. 14, p. 1-7, 8 abr. 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.1103/physrevlett.114.140504. Disponível em: https://journals.aps.org/prl/abstract/10.1103/PhysRevLett.114.140504. Acesso em: 15 nov. 2017.

LICHTENSTEIN, F. *et al.* Sistemas de apoio à decisão baseados em diretrizes interpretadas por computador: um breve histórico e outros tópicos. **Journal of Health Informatics**, São Paulo, v. 3, n. 4, p. 164-169, 2011. Disponível em: http://www.jhi-sbis.saude.ws/ojs-jhi/index.php/jhi-sbis/article/view/157. Acesso em: 13 out. 2018.

LIU, S. *et al.* Integration of decision support systems to improve decision support performance. **Knowledge and Information Systems**, [*S. l.*], v. 22, n. 3, p. 261-286, 6 fev. 2009. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s10115-009-0192-4. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10115-009-0192-4. Acesso em: 13 out. 2018.

LOBO, L. C. Inteligência Artificial e Medicina. **Revista Brasileira de Educação Médica**, Rio de Janeiro, v. 41, n. 2, p. 185-193, jun. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/1981-52712015v41n2esp. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-55022017000200185&lng=pt&tlng=pt. Acesso em: 24 fev. 2018.

LOPES, M. H. B. de M. *et al.* The use of expert systems on the differential diagnosis of urinary incontinence. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, São Paulo - SP, v. 43, n. 3, p. 704-710, set. 2009. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/s0080-62342009000300029. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0080-62342009000300029&lng=en&tlng=en. Acesso em: 15 nov. 2017.

LOTKA, A. J. The frequency distribution of scientific productivity. **Journal of the Washington Academy of Sciences**, v. 16, n. 2, p. 317-323, 1926.

LUGER, G. F. **Inteligência Artificial:** Estruturas e Estratégias para a Solução de Problemas Complexos. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2004.

MALHOTRA, N. K. **Pesquisa de marketing:** uma orientação aplicada. 6. ed. Porto Alegre:

Bookman, 2012. Tradução: Leme Belon Ribeiro, Monica Stefani.

MANZINI, R. A top-down approach and a decision support system for the design and management of logistic networks. **Transportation Research Part e: Logistics and Transportation Review,** Bologna, v. 48, n. 6, p. 1185-1204, nov. 2012. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2012.06.004. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1366554512000579?via%3Dihub. Acesso em: 13 out. 2018.

MARTINS, G. de A. **Estudo de caso:** uma estratégia de pesquisa. 2. ed. São Paulo, SP: Atlas, 2008.

MATIAS-PEREIRA, J. **Manual de metodologia da pesquisa científica.** 4. ed. São Paulo: Atlas, 2016.

MCCARTHY, J. Programs with Common Sense. **In Proceedings of the Teddington Conference on the Mechanization of Thought Processes**, p. 75-91. London: Her Majesty's Stationery Office, 1959. Disponível em: http://jmc.stanford.edu/articles/mcc59.html. Acesso em: 15 nov. 2017.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The Bulletin of Mathematical Biophysics,** Chicago, v. 5, n. 4, p.115-133, dez. 1943. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/bf02478259. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2FBF02478259. Acesso em: 15 nov. 2017.

MCNIE, E. C. Reconciling the supply of scientific information with user demands: an analysis of the problem and review of the literature. **Environmental Science & Policy**, [*S. l.*], v. 10, n. 1, p. 17-38, fev. 2007. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.envsci.2006.10.004. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1462901106001201. Acesso em: 15 nov. 2018.

MELIN, P.; CASTILLO, O. A review on type-2 fuzzy logic applications in clustering, classification and pattern recognition. **Applied Soft Computing**, [*S. l.*], v. 21, p. 568-577, ago. 2014. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2014.04.017. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494614001823?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

MENDES, R. D. Inteligência Artificial: Sistemas Especialistas no Gerenciamento da Informação. **Ciência da Informação**, Brasília, v. 26, n. 1, p. 39-45, jan. 1997. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/s0100-19651997000100006. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-19651997000100006&lng=pt&tlng=pt. Acesso em: 15 nov. 2017.

MILLER, D. D.; BROWN, E. W. Artificial Intelligence in Medical Practice: The Question to the Answer? **The American Journal of Medicine**, [*S. l.*], v. 131, n. 2, p. 129-133, fev. 2018. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.amjmed.2017.10.035. Disponível em: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/29126825. Acesso em: 24 fev. 2018.

MINSKY, M.; PAPERT, S. A. **Perceptrons:** an introduction to computational geometry. Cambridge, MA: MIT Press, 2017.

MISSELHORN, C. Artificial Morality. Concepts, Issues and Challenges. **Society**, [*S. l.*], v. 55, n. 2, p. 161-169, 15 fev. 2018. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s12115-018-0229-y. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs12115-018-0229-y. Acesso em: 15 nov. 2017.

MODHA, D. S. *et al.* Cognitive computing. **Communications of the ACM**, New York, v. 54, n. 8, p. 62-71, 1 ago. 2011. DOI: http://dx.doi.org/10.1145/1978542.1978559. Disponível em: https://dl.acm.org/citation.cfm?doid=1978542.1978559. Acesso em: 15 nov. 2017.

NAGEL, S. *et al.* E-ASPECTS software is non-inferior to neuroradiologists in applying the ASPECT score to computed tomography scans of acute ischemic stroke patients. **International Journal of Stroke**, United States, v. 12, n. 6, p. 615-622, dez. 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1177/1747493016681020. Disponível em: https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1747493016681020. Acesso em: 15 nov. 2017.

Networked Digital Library of Theses and Dissertations. Disponível em: http://search.ndltd.org/index.php. Acesso em: 10 de jul. de 2017.

NEAPOLITAN, R. E. **Probabilistic reasoning in expert systems:** theory and algorithms. New York: John Wiley & Sons, 1990.

NEWELL, A.; SIMON, H. A. GPS, A PROGRAM THAT SIMULATES HUMAN THOUGHT. *In*: COLLINS, A.; SMITH, E. E. (ed.). **Readings in Cognitive Science:** A Perspective from Psychology and Artificial Intelligence. California: Morgan Kaufmann, 1988. p. 453-460.

NILSSON, N. J. **Artificial Intelligence.** Menlo Park, Ca: Sri International, 1973. 26 p. Technical Note 89. Disponível em: http://www.ai.sri.com/pubs/files/1493.pdf. Acesso em: 24 fev. 2018.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE. **Líderes mundiais se juntam a nova campanha para combater doenças crônicas não transmissíveis**. 2018. Disponível em: http://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5598:lideres-mundiais-se-juntam-a-nova-campanha-para-combater-doencas-cronicas-nao-transmissiveis&Itemid=839. Acesso em: 24 fev. 2018.

O'BRIEN, J. A. **Sistemas de informação e as decisões gerenciais na era da internet.** 3.ed. São Paulo: Saraiva, 2010.

PEARL, J. **Probabilistic reasoning in intelligent systems:** networks of plausible inference. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, 1988.

PFAFF, J. *et al.* E-ASPECTS Correlates with and Is Predictive of Outcome after Mechanical Thrombectomy. **American Journal of Neuroradiology**, [*S. l.*], v. 38, n. 8, p. 1594-1599, 8 jun. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.3174/ajnr.a5236. Disponível em: http://www.ajnr.org/content/38/8/1594. Acesso em: 15 nov. 2017.

PINHEIRO, A. L. S. *et al.* Health Management: The Use of Information Systems and Knowledge Sharing for the Decision Making Process. **Texto & Contexto - Enfermagem**,

Florianópolis, v. 25, n. 3, p. 1-9, 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/0104-07072016003440015. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-07072016000300305&lng=en&tlng=en. Acesso em: 13 out. 2018.

PIRES, R. de L. **Implantação de ferramenta de análise preditiva:** um estudo de caso. 2017. 89 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Administração de Empresas, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2007. Disponível em: http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/18351. Acesso em: 24 fev. 2018.

PORTER, M. E. What Is Value in Health Care? **New England Journal of Medicine**, Massachusetts, v. 363, n. 26, p. 2477-2481, 23 dez. 2010. DOI: http://dx.doi.org/10.1056/nejmp1011024. Disponível em: https://www.nejm.org/doi/full/10.1056/NEJMp1011024. Acesso em: 13 out. 2018.

POWER, D. J. **Decision Support Systems:** Concepts and Resources for Managers. Westport, Connecticut: Greenwood Publishing Group, 2002.

PRESSMAN, R. S.; MAXIM, B. R. **Engenharia de software:** uma abordagem profissional. 8. ed. Porto Alegre: AMGH, 2016.

RAGHAVAN, V. V. *et al.* **Cognitive Computing:** Theory and Applications. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2016.

REEKE, G. N.; EDELMAN; G. M. Real Brains and Artificial Intelligence. **Daedalus**, [*S. l.*], v. 117, n. 1, p. 143–173, 1988. www.jstor.org/stable/20025142. Disponível em: https://www.jstor.org/stable/20025142?seq=1#page_scan_tab_contents. Acesso em: 15 nov. 2017.

REUMANN, M.; BÖTTCHER, B. Cognitive Computing - Essenzieller Teil der Medizin 2020. **Tumordiagnostik & Therapie**, [*S.l.*], v. 37, n. 06, p. 322-326, 29 ago. 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1055/s-0042-111303. Disponível em: https://www.thieme-connect.com/products/ejournals/pdf/10.1055/s-0042-111303.pdf. Acesso em: 24 fev. 2018.

RICH, E.; KNIGHT, K. **Inteligência Artificial**. 2. ed. Rio de Janeiro: McGraw-Hill, 1994.

ROESCH, S. M. A. **Projetos de estágio e de pesquisa em administração:** guia para estágios, trabalhos de conclusão, dissertações e estudos de caso. 3. ed. 8. reimpr. São Paulo: Atlas, 2013.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, United Kingdom, v. 323, n. 6088, p. 533-536, out. 1986. DOI: http://dx.doi.org/10.1038/323533a0. Disponível em: https://www.nature.com/articles/323533a0. Acesso em: 15 nov. 2017.

RUMELHART, D. E.; MCCLELLAND, J. L. **Parallel distributed processing:** explorations in the microstructure of cognition. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. Tradução Regina Célia Simille.

SACKETT, D. L. *et al.* Evidence based medicine: what it is and what it isn't. **BMJ**, London, v. 312, n. 7023, p. 71-72, 13 jan. 1996. DOI: http://dx.doi.org/10.1136/bmj.312.7023.71. Disponível em: https://www.bmj.com/content/312/7023/71. Acesso em: 13 out. 2018.

SAFDAR, S. *et al.* Machine learning based decision support systems (DSS) for heart disease diagnosis: a review. **Artificial Intelligence Review**, [*S. l.*], v. 50, n. 4, p. 597-623, 25 mar. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/s10462-017-9552-8. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-017-9552-8. Acesso em: 15 nov. 2018.

SANTOS, J. A. dos; PARRA FILHO, D. **Metodologia científica**. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

SAYGIN, A. P.; CICEKLI, I.; AKMAN, V. Turing Test: 50 Years Later. **Minds and Machines**, [*S. l.*], v. 10, n. 4, p. 463-518, 2000. DOI: http://dx.doi.org/10.1023/a:1011288000451. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1023%2FA%3A1011288000451. Acesso em: 15 nov. 2017.

SCHAEFER, K. E. *et al.* A Meta-Analysis of Factors Influencing the Development of Trust in Automation. **Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society**, [*S. l.*], v. 58, n. 3, p. 377-400, 22 mar. 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1177/0018720816634228. Disponível em: https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0018720816634228. Acesso em: 15 nov. 2018.

SCHWAB, K. **A Quarta Revolução Industrial**. São Paulo: Edipro, 2016. 160 p. Tradução: Daniel Moreira Miranda.

Scopus. Disponível em: https://www-scopus.ez314.periodicos.capes.gov.br/search/form.uri?display=basic. Acesso em: 10 de jul. de 2017.

SEARLE, J. R. Minds, brains, and programs. **Behavioral and Brain Sciences**, [*S. l.*], v. 3, n. 03, p. 417-424, set. 1980. DOI: http://dx.doi.org/10.1017/s0140525x00005756. Disponível em: https://www.cambridge.org/core/journals/behavioral-and-brain-sciences/article/minds-brains-and-programs/DC644B47A4299C637C89772FACC2706A#. Acesso em: 15 nov. 2017.

SHIM, J. P. *et al.* Past, present, and future of decision support technology. **Decision Support Systems**, [*S. l.*], v. 33, n. 2, p. 111-126, jun. 2002. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/s0167-9236(01)00139-7. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923601001397?via%3Dihub. Acesso em: 13 out. 2018.

SHORTLIFFE, E. H.; BUCHANAN, B. G. A model of inexact reasoning in medicine. **Mathematical Biosciences,** [*S. l.*], v. 23, n. 3-4, p. 351-379, abr. 1975. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/0025-5564(75)90047-4. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0025556475900474?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

SILVER, D. *et al.* Mastering the game of Go without human knowledge. **Nature**, United Kingdom, v. 550, n. 7676, p. 354-359, 18 out. 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1038/nature24270. Disponível em: https://www.nature.com/articles/nature24270. Acesso em: 15 nov. 2017.

SILVERMAN, D. **Doing Qualitative Research:** A Practical Handbook. 3. ed. London: Sage, 2010.

SIM, I. *et al.* Clinical Decision Support Systems for the Practice of Evidence-based Medicine. **Journal of the American Medical Informatics Association**, Oxford, v. 8, n. 6, p. 527-534, 2001. Disponível em: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC130063/. Acesso em: 13 out. 2018.

SIMON, H. A. **The new science of management decision.** New York: Harper & Brothers, 1960.

SOMMERVILLE, I. **Engenharia de software.** 9. ed. São Paulo: Pearson, 2011.

SOUSA, L. R. **Analytics:** fatores críticos de sucesso em implementações organizacionais. 2017. 167 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017. Disponível em: http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3136/tde-22062017-112809/en.php. Acesso em: 24 fev. 2018.

STAIR, R. M.; REYNOLDS, G. W. **Princípios de Sistemas de Informação.** 9. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

SUDDENDORF, T.; CORBALLIS, M. C. The evolution of foresight: What is mental time travel, and is it unique to humans? **Behavioral and Brain Sciences**, [*S. l.*], v. 30, n. 03, p. 299-351, jun. 2007. DOI: http://dx.doi.org/10.1017/s0140525x07001975. Disponível em: https://www.cambridge.org/core/journals/behavioral-and-brain-sciences/article/evolution-of-foresight-what-is-mental-time-travel-and-is-it-unique-to-humans/85E9D236BCAE38AF71442FA31E4F2E3B. Acesso em: 15 nov. 2017.

TAKEUCHI, H.; NONAKA, I. **Gestão do conhecimento.** Porto Alegre: Bookman, 2008.

TAYI, G. K.; BALLOU, D. P. Examining data quality. Communications of the ACM, Nova York, v. 41, n. 2, p. 54-57, 1 fev. 1998. DOI: http://dx.doi.org/10.1145/269012.269021. Disponível em: https://dl.acm.org/citation.cfm?doid=269012.269021. Acesso em: 13 out. 2018.

TRAHAND, J.; HOPPEN, N. Sistemas especialistas e apoio à decisão em Administração. **RAUSP - Revista de Administração**, v. 23, n. 2, p. 11-20, 1988. Disponível em: http://www.spell.org.br/documentos/ver/18882/sistemas-especialistas-e-apoio-a-decisao-em-administracao. Acesso em: 13 out. 2018.

TRIVEDI, M. H. *et al.* Barriers to implementation of a computerized decision support system for depression: an observational report on lessons learned in. **BMC Medical Informatics and Decision Making**, London, v. 9, n. 6, p. 1-9, 21 jan. 2009. DOI: http://dx.doi.org/10.1186/1472-6947-9-6. Disponível em:

https://bmcmedinformdecismak.biomedcentral.com/articles/10.1186/1472-6947-9-6. Acesso em: 13 out. 2018.

TURBAN, E.; ARONSON, J. E.; LIANG, T.-P. **Decision Support Systems and Intelligent Systems.** 7. ed. New Jersey: Pearson Prentice-hall, 2004.

TURING, A. M. Computing Machinery and Intelligence. **Mind**, [*S. l.*], v. 59, n. 236, p. 433-460, 1950. DOI: http://dx.doi.org/10.1093/mind/lix.236.433. Disponível em: https://academic.oup.com/mind/article/LIX/236/433/986238. Acesso em: 15 nov. 2017.

UNITED NATIONS. **Transforming our world:** the 2030 Agenda for Sustainable Development. 2015. Disponível em: https://sustainabledevelopment.un.org/post2015/transformingourworld. Acesso em: 24 fev. 2018.

VAKARELOV, O. The cognitive agent: Overcoming informational limits. **Adaptive Behavior**, [*S. l.*], v. 19, n. 2, p. 83-100, abr. 2011. DOI: http://dx.doi.org/10.1177/1059712311404090. Disponível em: https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1059712311404090. Acesso em: 15 nov. 2017.

VERGARA, S. C. **Métodos de pesquisa em administração**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2015.

VESSEY, I.; GALLETTA, D. Cognitive Fit: An Empirical Study of Information Acquisition. **Information Systems Research**, [*S. l.*], v. 2, n. 1, p. 63-84, mar. 1991. DOI: https://doi.org/10.1287/isre.2.1.63. Disponível em: https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/isre.2.1.63. Acesso em: 15 nov. 2018.

WACHSMUTH, I. The Concept of Intelligence in AI. *In*: CRUSE, H.; DEAN, J.; RITTER, H. (ed.). Prerational Intelligence: Adaptive Behavior and Intelligent Systems Without Symbols and Logic. Germany: Springer-science+business Media, 2000. p. 43-55. (Studies in Cognitive Systems).

WATSON, H. J. Preparing for the Cognitive Generation of Decision Support. **MIS Quarterly Executive**, [*S. l.*], v. 16, n. 3, p. 153-169, set. 2017. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Hugh_Watson3/publication/319929429_Preparing_for_the_cognitive_generation_of_decision_support/links/5a5b616b0f7e9b5fb38ca11c/Preparing-for-the-cognitive-generation-of-decision-support.pdf. Acesso em: 15 nov. 2017.

Web of Science. Disponível em: http://apps-webofknowledge.ez314.periodicos.capes.gov.br/WOS_GeneralSearch_input.do?product=WOS&search_mode=GeneralSearch&SID=7D1jgFMed9tPi8yuEBS&preferencesSaved=. Acesso em: 10 de jul. de 2017.

WILLIAMS, F.; BOREN, S. A. The role of the electronic medical record (EMR) in care delivery development in developing countries: a systematic review. **Informatics in Primary Care**, London, v. 16, n. 2, p. 139-145, 2008. Disponível em: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18713530. Acesso em: 13 out. 2018.

WINOGRAD, T. What does it mean to understand language? **Cognitive Science**, [*S. l.*], v. 4, n. 3, p. 209-241, set. 1980. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/s0364-0213(80)80003-6.

Disponível em: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1207/s15516709cog0403_1. Acesso em: 15 nov. 2017.

WORLDOMETERS. **World Population by Year**. Disponível em: http://www.worldometers.info/world-population/world-population-by-year/. Acesso em: 24 fev. 2018.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Cancer**. 2018. Disponível em: http://www.who.int/cancer/en/. Acesso em: 24 fev. 2018.

YADAV, N.; YADAV, A.; KUMAR, M. **An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations.** India: Springer Netherlands, 2015.

YIN, R. K. **Estudo de caso:** Planejamento e Métodos. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015. Tradução: Cristhian Matheus Herrera.

YIN, R. K. **Pesquisa qualitativa do início ao fim.** Porto Alegre: Penso, 2016. Tradução: Daniel Bueno.

YU, A. S. O. **Tomada de decisão nas organizações:** uma visão multidisciplinar. São Paulo: Saraiva, 2011.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, China, v. 8, n. 3, p. 338-353, jun. 1965. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/s0019-9958(65)90241-x. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001999586590241X?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

ZADEH, L. A. Toward Human Level Machine Intelligence - Is It Achievable? The Need for a Paradigm Shift. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, [*S. l.*], v. 3, n. 3, p.11-22, ago. 2008. DOI: http://dx.doi.org/10.1109/mci.2008.926583. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/4567185. Acesso em: 15 nov. 2017.

ZAGER, P.; SMADI, O. A knowledge-based expert systems application in library acquisitions: Monographs. **Library Acquisitions: Practice & Theory**, [*S. l.*], v. 16, n. 2, p. 145-154, jan. 1992. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/0364-6408(92)90081-3. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0364640892900813?via%3Dihub. Acesso em: 15 nov. 2017.

ZIPF, G. K. Human Behavior and the Principle of Least Effort. [*S. l.*]: **Addison-Wesley**, 1949.

APÊNDICE A – RESULTADOS DAS BUSCAS NAS BASES DE DADOS

Nesta sessão, nos Quadros 11 até 16 encontram-se os artigos resultados das buscas realizadas nas bases de dados Scopus e Web of Science, contemplando os 10 mais recentes e os 10 mais citados.

Quadro 11 – Termo “artificial intelligence” na base Scopus

Artigo	Autor (es)	Ano
Mais citados		
Intelligence without representation	Brooks, R. A.	1991
Minds, brains, and programs	Searle, J. R.	1980
The transferable belief model	Smets, P.; Kennes, R.	1994
SOAR: An architecture for general intelligence	Laird, J. E.; Newell, A.; Rosenbloom, P. S.	1987
Diagnosing multiple faults	De Kleer, J.; Williams, B. C.	1987
Intention is choice with commitment	Cohen, P. R.; Levesque, H. J.	1990
The structure of ill structured problems	Simon, H. A.	1973
Locally Weighted Learning	Atkeson, C. G.; Moore, A. W.; Schaal, S.	1997
An assump tion-based TMS	de Kleer, J.	1986
Nonmonotonic reasoning, preferential models and cumulative logics	Kraus, S.; Lehmann, D.; Magidor, M.	1990
Mais recentes		
An architectural framework for developing a recommendation system to enhance vendors’ capability in C2C social commerce	Sukrat, S.; Papasratorn, B.	2018
Profiling Web users using big data	Gu, X.; Yang, H.; Tang, J.; Zhang, J.; Zhang, F.; Liu, D.; Hall, W.; Fu, X.	2018
Combining machine-learning topic models and spatiotemporal analysis of social media data for disaster footprint and damage assessment	Resch, B.; Usländer, F.; Havas, C.	2018
A training-resistant anomaly detection system	Muller, S.; Lancrenon, J.; Harpes, C.; Le Traon, Y.; Gombault, S.; Bonnin, J.-M.	2018
Do systems pass university entrance exams?	Rodrigo, A.; Peñas, A.; Miyao, Y.; Kando, N.	2018
Machine learning and semantic analysis of in-gam e chat for cyberbullying	Murnion, S.; Buchanan, W. J.; Smales, A.; Russell, G.	2018
Neural network-based multiple-slab response models for top-down cracking mode in airfield pavement design	Kaya, O.; Rezaei-Tarahomi, A.; Ceylan, H.; Gopalakrishnan, K.; Kim, S.; Brill, D. R.	2018
Optimizing the evaluation of building envelope design for thermal performance using a BIM-based overall thermal transfer value calculation	Natephra, W.; Yabuki, N.; Fukuda, T.	2018
Assessing emergency regulation technology in the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project, China	Lei, X.; Zheng, H.; Shang, Y.; Wang, H.	2018
Integration processes in modern sport science under transition	Lubysheva, L. I.; Mochenov, V. P.	2018

Fonte: Scopus (2017).

Quadro 12 – Termo “artificial intelligence” na base Web of Science

Artigo	Autor (es)	Ano
Mais citados		
Artificial Intelligence - Using Computers to Think About Thinking .1. Representing Knowledge	Garfield, E.	1983
Artificial Intelligence - Using Computers to Think About Thinking .2. Some Practical Applications of AI	Garfield, E.	1983
Defining Agency: Individuality, Normativity, Asymmetry, and Spatio-Temporality in Action	Barandiaran, X. E.; Di Paolo, E.; Rohde, M.	2009
Patient Information Systems that Tailor to the Individual	Bental, D. S.; Cawsey, A.; Jones, R.	1999
An Analysis of Urban Collisions Using an Artificial Intelligence Model	Mussone, L.; Ferrari, A.; Oneta, M.	1999
Making a Mind Versus Modeling the Brain - Artificial-Intelligence Back at a Branchpoint	Dreyfus, H. L.; Dreyfus, S. E.	1988
A Formal Study of Distributed Meeting Scheduling	Sen, S.; Durfee, E. H.	1998
Real Brains and Artificial-Intelligence	Reeke, G. N.; Edelman, G. M.	1988
Social Situatedness Of Natural and Artificial Intelligence: Vygotsky And Beyond	Lindblom, J.; Ziemke, T.	2003
Higher Coordination with Less Control - A Result of Information Maximization in the Sensorimotor Loop	Zahedi, K.; Ay, N.; Der, R.	2010
Mais recentes		
Artificial Morality. Concepts, Issues and Challenges	Misselhorn, C.	2018
Identification of Future Signal Based on The Quantitative and Qualitative Text Mining: A Case Study on Ethical Issues in Artificial Intelligence	Lee, Y.; Park, J.	2018
Creative Thinking: The Main Directions of Research	Borovinskaya, D. N.	2017
The Digitalization and Technologization of Social Life as a Sociopolitical Problem: The Preservation of The Identity and Role of The State in The Development of Global Networks	Chernyshov, A. G.	2017
Factors Influencing the Digital Business Strategy	Singh, G.; Gaur, L.; Agarwal, M.	2017
Counter-Cyclical Public Venture Capital: Debt-Funding as An Anti-Austerity Innovation Strategy	Etzkowitz, A.; Etzkowitz, H.	2017
Co-Evolution Between Streaming and Live Music Leads A Way to The Sustainable Growth of Music Industry - Lessons from The Us Experiences	Naveed, K.; Watanabe, C.; Neittaanmaki, P.	2017
Healthcare Framing: Critical Realist Framing for Causal Interdependencies and Uncertainties Within Healthcare	Fox, S.; Aranko, O.	2017
Problem Solving in The Integration project of The Artificial Intelligence Subject in The Metropolitan University	Garcia Valdivia, Z. Z.; Del Carmen Chavez, M.; Gonzalez Castellanos, M.	2017
Performance of Basic Kinematic Thresholds in The Identification of Crash and Near-Crash Events Within Naturalistic Driving Data	Perez, M. A.; Sudweeks, J. D.; Sears, E.; Antin, J.; Lee, S.; Hankey, J. M.; Dingus, T. A.	2017

Fonte: Web of Science (2017).

Quadro 13 – Termo “cognitive computing or cognitive systems” na base Scopus

Artigo	Autor (es)	Ano
Mais citados		
Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model	Bhattacherjee, A.	2001
Does active learning work? A review of the research	Prince, M.	2004
Applying the Technology Acceptance Model and flow theory to online Consumer Behavior	Koufaris, M.	2002
Trust in automation: Designing for appropriate reliance	Lee, J. D.; See, K. A.	2004
Nonmonotonic reasoning, preferential models and cumulative logics	Kraus, S.; Lehmann, D.; Magidor, M.	1990
The evolution of foresight: What is mental time travel, and is it unique to humans?	Suddendorf, T.; Corballis, M. C.	2007
Large number discrimination in 6-month-old infants	Xu, F.; Spelke, E. S.	2000
Errors and violations on the roads: A real distinction?	Reason, J.; Manstead, A.; Stephen, S.; Baxter, J.; Campbell, K.	1990
Knowledge sharing behavior in virtual com munities: The relationship between trust, self-efficacy, and outcome expectations	Hsu, M.-H.; Ju, T. L.; Yen, C.-H.; Chang, C.-M.	2007
Applications, reliability and validity of the index of learning styles	Felder, R. M.; Spurlin, J.	2005
Mais recentes		
Task-irrelevant data impair processing of graph reading tasks: An eye tracking study	Strobel, B.; Lindner, M. A.; Saß, S.; Köller, O.	2018
The effects of metacognition on online learning interest and continuance to learn with MOOCs	Tsai, Y.-H.; Lin, C.-H.; Hong, J.-C.; Tai, K.-H.	2018
A representation of partial spatial knowledge: a cognitive map approach for evacuation simulations	Andresen, E.; Chraibi, M.; Seyfried, A.	2018
The privileged sensing framework: A principled approach to improved human-autonomy integration	Marathe, A. R.; Metcalfe, J. S.; Lance, B. J.; Lukos, J. R.; Jangraw, D.; Lai, K.-T.; Touryan, J.; Stump, E.; Sadler, B. M.; Nothwang, W.; McDowell, K.	2018
From symbols to icons: the return of resemblance in the cognitive neuroscience revolution	Williams, D.; Colling, L.	2018
Adding statistical regularity results in a global slowdown in visual search	Vaskevich, A.; Luria, R.	2018
Classifying urban residential areas based on their exposure to crime: A constructivist approach	Marques, S. C. R.; Ferreira, F. A. F.; Meidutė-Kavaliauskienė, I.; Banaitis, A.	2018
Sympathetic arousal, but not disturbed executive functioning, mediates the impairment of cognitive flexibility under stress	Marko, M.; Riečanský, I.	2018
An empirical study examining the perceptions and behaviours of security-conscious users of mobile Authentication	Wolf, F.; Kuber, R.; Aviv, A. J.	2018
Smart Cable-Driven Camera Robotic Assistant	Rivas-Blanco, I.; López-Casado, C.; Pérez-Del-Pulgar, C. J.; García-Vacas, F.; Fraile, J. C.; Muñoz, V. F.	2018

Fonte: Scopus (2017).

Quadro 14 – Termo “cognitive computing or cognitive systems” na base Web of Science

Artigo	Autor (es)	Ano
Classical Conditioning in Different Temporal Constraints: An STDP Learning Rule for Robots Controlled by Spiking Neural Networks	Cyr, A.; Boukadoum, M.	2012
The Energetic Structure of Observation - A Philosophical Disquisition	Farre, G. L.	1997
Cognitive System Approach to Methodology - Outline	Transgar, H.	1972
Identifying Monolingual Respondents for Cognitive Interviewing	Park, H.; Son, J.	2014
The Cognitive Agent: Overcoming Informational Limits	Vakarelov, O.	2011
The Semiotic Actor: From Signs to Socially Constructed Meaning	Helmhout, M.; Jorna, R. J.; Gazendam, H. W.	2009

Fonte: Web of Science (2017).

Quadro 15 – Termo “decision support system” OR “decision support systems” na base Scopus

Artigo	Autor (es)	Ano
Mais citados		
Computer-mediated communication: Impersonal, interpersonal, and hyper personal interaction	Walther, J. B.	1996
Alignment between Business and IS Strategies: A Study of Prospectors, Analyzers, and Defenders	Sabherwal, R.; Chan, Y.E.	2001
Integrating multi-criteria evaluation with geographical information systems	Carver, S. J.	1991
Testing Media Richness Theory in the New Media: The Effects of Cues, Feedback, and Task Equivocality	Dennis, A. R.; Kinney, S. T.	1998
Reconciling the supply of scientific information with user demands: an analysis of the problem and review of the literature	McNie, E. C.	2007
Ship Routing and Scheduling: Status and Perspectives	Christiansen, M.; Fagerholt, K.; Ronen, D.	2004
A multiobjective approach to vendor selection	Weber, C. A.; Current, J. R.	1993
Cognitive fit: An empirical study of information acquisition	Vessey, I.; Galletta, D.	1991
Creating usable science: Opportunities and constraints for climate knowledge use and their implications for science policy	Dilling, L.; Lemos, M. C.	2011
Reservoir-system simulation and optimization models	Wurbs, R. A.	1993
Mais recentes		
A novel ArcGIS toolbox for estimating crop water demands by integrating the dual crop coefficient approach with multi-satellite imagery	Ramírez-Cuesta, J. M.; Mirás-Avalos, J. M.; Rubio-Asensio, J. S.; Intrigliolo, D. S.	2018
An integral approach to sustainable decision-making within maritime spatial planning-A DSC for the planning of anchorages on the Island of Šolta, Croatia	Jajac, N.; Kilič, J.; Rogulj, K.	2018
A smart irrigation tool to determine the effects of ENSO on water requirements for tomato production in Mozambique	Gelcer, E.; Fraisse, C. W.; Zotarelli, L.; Perondi, D.; Malia, H. A.; Ecole, C. C.; Migliaccio, K. W.	2018
An integrated multicriteria analysis tool for evaluating water resource management strategies	Alamanos, A.; Mylopoulos, N.; Loukas, A.; Gaitanaros, D.	2018
Designing an integrated urban growth prediction	Saeidi, S.; Mirkarimi, S. H.;	2018

model: a scenario-based approach for preserving scenic landscapes	Mohammadzadeh, M.; Salmanmahiny, A.; Arrowsmith, C.	
Machine learning based decision support systems (DSS) for heart disease diagnosis: a review	Safdar, S.; Zafar, S.; Zafar, N.; Khan, N. F.	2018
The effect of cooperation among shipping lines on transport costs and pollutant emissions	Irannezhad, E.; Prato, C. G.; Hickman, M.	2018
RuleRS: a rule-based architecture for decision support systems	Islam, M. B.; Governatori, G.	2018
Colored Petri net simulation model to allocate motor graders for earthmoving operations	Rodrigues, M. O.; Prata, B. A.; Barroso, G. C.; Nobre Júnior, E. F.; de Oliveira, F. H. L.	2018
The Role of Trust and Automation in an Intelligence Analyst Decisional Guidance Paradigm	Neigel, A. R.; Caylor, J. P.; Kase, S. E.; Vanni, M. T.; Hoye, J.	2018

Fonte: Scopus (2018).

Quadro 16 – Termo “decision support system” OR “decision support systems” na base Web of Science

Artigo	Autor (es)	Ano
Mais citados		
Design science in Information Systems research	Hevner, A. R.; March, S. T.; Park, J.; Ram, S.	2004
Capturing the complexity in advanced technology use - adaptive structuration theory	Desanctis, G.; Poole, M. S.	1994
Green supply-chain management: A state-of-the-art literature review	Srivastava, S. K.	2007
Vendor selection criteria and methods	Weber, C. A; Current, J. R.; Benton, W. C.	1991
A foundation for the study of group decision support systems	Desanctis, G.; Gallupe, R. B.	1987
Consumer decision making in online shopping environments: The effects of interactive decision aids	Haubl, G.; Trifts, V.	2000
OR/MS research in disaster operations management	Altay, N.; Green, W. G.	2006
Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods and models	Ernst, A. T.; Jiang, H.; Krishnamoorthy, M.; Sier, D.	2004
Cognitive fit - a theory-based analysis of the graphs versus tables literature	Vessey, I.	1991
Quality function deployment: A literature review	Chan, L. K.; Wu, M. L.	2002
Mais recentes		
Integrating an Option-Oriented Attitude Analysis into Investigating the Degree of Stabilities in Conflict Resolution	Xu, P.; Xu, H. Y.; Ke, G. Y.	2018
When should we use simple decision models? A synthesis of various research strands	Katsikopoulos, K. V.; Durbach, I. N.; Stewart, T. J.	2018
Benchmarking the interactions among performance indicators in dairy supply chain An ISM approach	Mor, R. S.; Bhardwaj, A.; Singh, S.	2018
Benchmarking the risk assessment in green supply chain using fuzzy approach to FMEA Insights from an Indian case study	Mangla, S. K.; Luthra, S.; Jakhar, S.	2018
On the Choquet multiple criteria preference aggregation model: Theoretical and practical insights from a real-world application	Bottero, M.; Ferretti, V.; Figueira, J. R.; Greco, S.; Roy, B.	2018
Information support system for regional human resource development	Mamatov, A. V.; Konstantinov, I. S.; Mashkova, A. L.; Savina, O. A.	2018
Production and Distribution Planning in Danone Waters China Division	Zhang, S. M.; Song, H. Q.	2018
Practice Summary: Using Excel to Build Dedicated Routes from Ad Hoc Routes	Jacobs, M. A.; Lyons, G.; Rademacher, B.	2018
Enhancing energy efficiency in the residential	Hopf, K.; Sodenkamp, M.; Staake, T.	2018

sector with smart meter data analytics		
Scheduling Content on Social Media: Theory, Evidence, and Application	Kanuri, V. K.; Chen, Y. X.; Sridhar, S.	2018

Fonte: Web of Science (2018).

APÊNDICE B – PROTOCOLO DE OBSERVAÇÃO

UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO - PPGA
MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO

PROTOCOLO DE OBSERVAÇÃO NÃO-PARTICIPANTE

Nome do observador: _____

Objetivo da observação: _____

Tipo de observação: _____

Assunto observado: _____

Local: _____

Dia/mês/ano: _____

Hora/duração: _____

Nome e profissão do entrevistado: _____

Registro da observação livre/comentário crítico e reflexivo:

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

_____

APÊNDICE C – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS

UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA
MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO

ROTEIRO SEMIESTRUTURADO DAS ENTREVISTAS

Sou aluno do Curso de Mestrado em Administração da Universidade de Caxias do Sul e estou realizando uma pesquisa que tem como objetivo analisar como um Sistema Cognitivo pode auxiliar especialistas no processo de apoio à decisão clínica na escolha de um tratamento oncológico. Tem a finalidade única de estudo acadêmico/científico. Suas respostas serão importantes para o avanço da minha pesquisa e também para o entendimento de Sistemas Cognitivos na área da saúde. Agradeço e estou à sua disposição para esclarecer suas dúvidas.

Aluno: Vandoir Welchen
Orientador: Prof. Dr. Fabiano Latentis

PARTE I – ASPECTOS GERIAS SOBRE A FERRAMENTA

1) Para começar, fale um pouco sobre você: idade, formação, profissão e o tempo que a exerce.
2) Quanto tempo de atuação no HCMD? Quais suas funções no processo de diagnóstico e tratamento do câncer?
3) Sabendo da implantação do IBM *Watson for Oncology*, como era a sua percepção sobre máquinas interferirem nas decisões do seu processo? Mudou após a implantação? Comente.
4) Como foi a sua aceitação em relação a implantação do *Watson for Oncology*?
5) Na relação com os pacientes, mudou alguma coisa (positivamente ou negativamente)? Destaque suas percepções, se possível comentando o antes e o depois.
6) E como você enxerga máquinas auxiliando o processo de decisão numa área vital como a saúde? Teme um dia ser substituído por uma máquina?
7) Sobre o Sistema de Saúde Brasileiro, como, na sua opinião, ferramentas como o *Watson for Oncology* podem contribuir? Comente.
8) Sobre tecnologia, possuí alguma formação na área (treinamento, curso, especialização, etc.)?
9) Qual o seu contato com tecnologia no HCMD (domínio de alguma ferramenta)? Especificamente sobre o IBM *Watson for Oncology*, você tem algum contato com essa ferramenta? **(Após o término da PARTE I, se tem contato com a ferramenta, aplicar a PARTE II. Se, além de usar a ferramenta, participou da implantação, aplicar também a PARTE III).**

PARTE II – QUESTÕES ESPECÍFICAS PARA O ESPECIALISTA/USUÁRIO

1) Nas suas palavras, como você define/definiria Inteligência Artificial?
2) Continuando, qual o seu entendimento sobre Sistemas Cognitivos?
3) Na sua área, como era o processo de decisão antes e depois da implantação do *Watson for Oncology*. Como e quais processos foram afetados? Quais mudanças ainda são esperadas?
4) Você tinha contato anterior com algum sistema baseado em IA ou é sua primeira experiência? Comente.
5) Como você percebe a inteligência da ferramenta? E o aprendizado dela? Quais as características você atribuiria a essas funções?
6) Como você avalia a usabilidade e segurança da ferramenta. Comente.
7) Comente sobre os benefícios ou malefícios da ferramenta para o hospital e para o paciente. Existem benefícios obtidos e não esperados? Ou esperados e não alcançados? Explique.

8) Como você considera o *Watson for Oncology:* uma ferramenta que somente reproduz o trabalho dos especialistas ou que pensa como um especialista?
9) Quais resultados alcançados até aqui você gostaria de destacar? E como você avalia o desempenho geral da ferramenta? Comente.

PARTE III – QUESTÕES ESPECÍFICAS PARA A EQUIPE DE IMPLANTAÇÃO

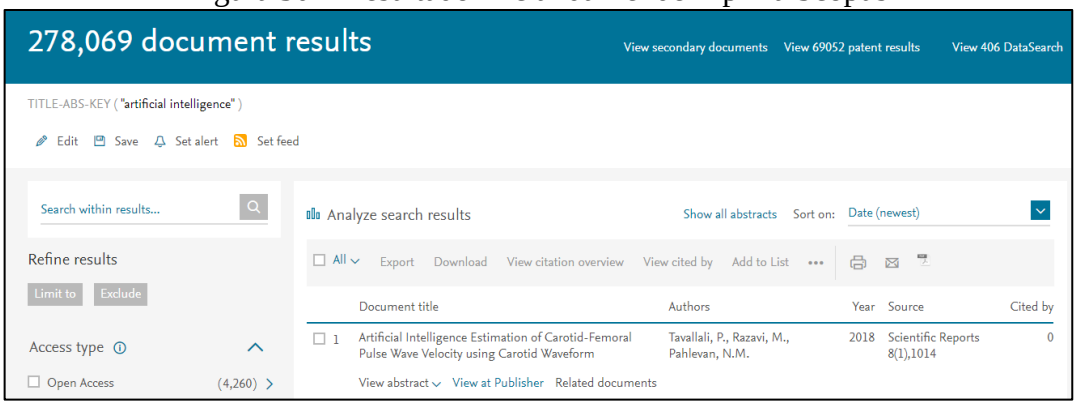
1) Na sua opinião, qual (ais) foi (ram) o (s) motivo (s) do HCMD para a implantação do *Watson for Oncology*?
2) A implantação da ferramenta foi uma demanda interna ou uma oportunidade do mercado? Comente como ocorreu esse processo.
3) Na sua opinião, o que uma unidade de saúde precisa para implantar uma ferramenta com essas funções? Destaque as principais necessidades.
4) Referente ao projeto de implantação, houveram aspectos críticos? Comente.
5) É necessário algum conhecimento dos especialistas quanto a IA? Ou eles só usam a ferramenta e não é necessário nenhum conhecimento prévio para o seu uso?
6) Quais as fontes de dados (internos e externos) da ferramenta? Cite e comente.
7) Quais os principais tipos de dados que o *Watson for Oncology* utiliza (estruturados e não estruturados)?
8) Há dados/informações que essa ferramenta disponibiliza hoje e antes os especialistas não tinham acesso? Comente.
9) As inconsistências são comuns em qualquer sistema computacional. Como elas são tratadas?
10) Como o *Watson for Oncology* se comunica com outras ferramentas/sistemas do Sistema de Saúde Mãe de Deus?
11) E como você avalia o desempenho geral do sistema? Comente sobre eventuais dificuldades/obstáculos.

Obrigado por sua colaboração com a pesquisa!

ANEXO A – RESULTADOS DA PESQUISA BIBLIOMÉTRICA SOBRE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

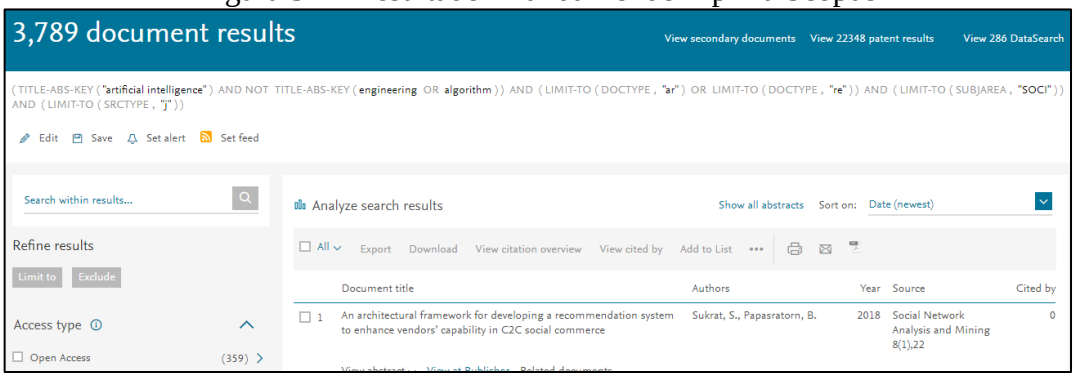
Nesta sessão apresenta-se as imagens das bases de dados em que foram realizadas as buscas bibliométricas sobre o termo “inteligência artificial” e “*artificial intelligence*”.

Figura 30 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Scopus



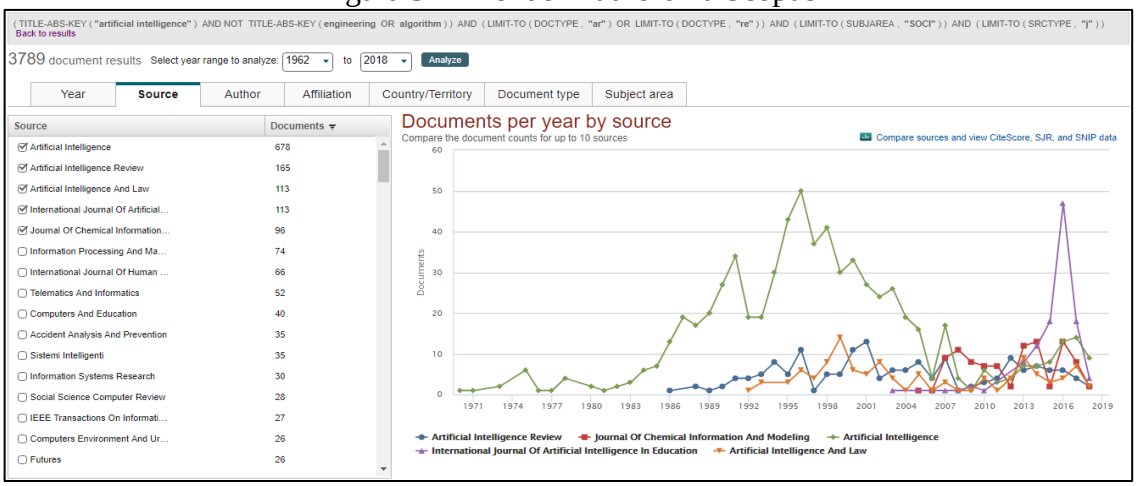
Fonte: Scopus (2017).

Figura 31 – Resultado final da Lei de Zipf na Scopus



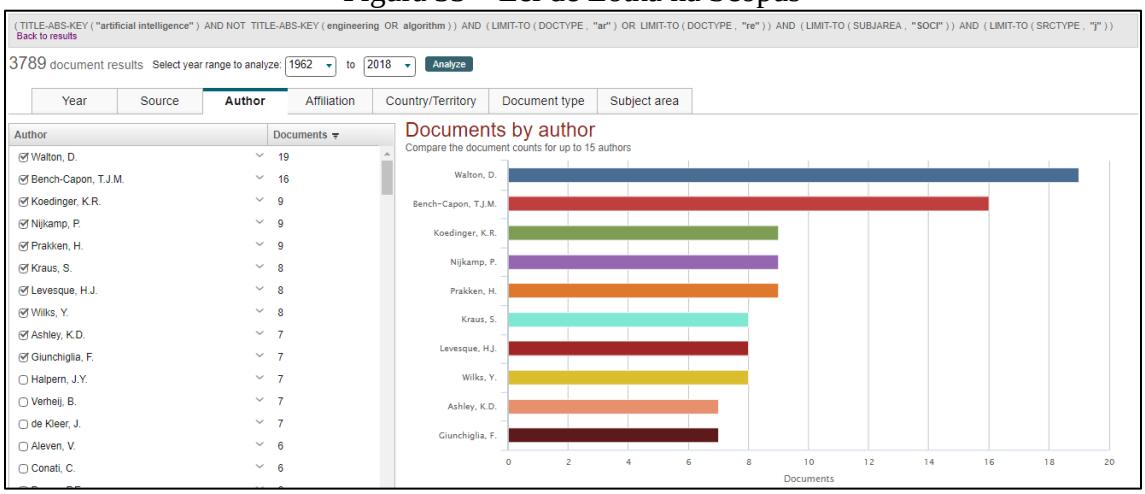
Fonte: Scopus (2017).

Figura 32 – Lei de Bradford na Scopus



Fonte: Scopus (2017).

Figura 33 – Lei de Lotka na Scopus

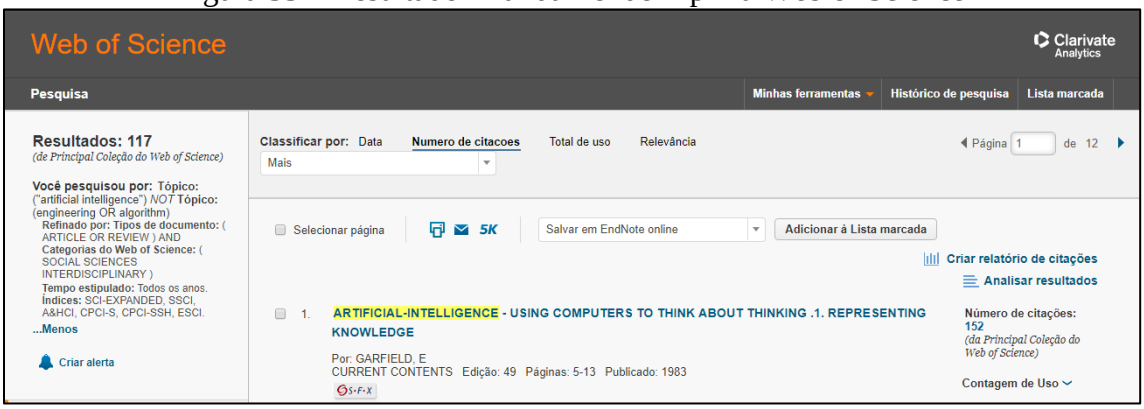


Fonte: Scopus (2017).

Figura 34 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Web of Science

Fonte: Web of Science (2017).

Figura 35 – Resultado final da Lei de Zipf na Web of Science



Fonte: Web of Science (2017).

Figura 36 – Lei de Lotka na Web of Science

Selecionar	Campo: Títulos da fonte	Contagem do registro	% de 120	Gráfico de barras
☐	DAEDALUS	11	9.167 %	
☐	SOCIAL SCIENCE COMPUTER REVIEW	10	8.333 %	
☐	ADAPTIVE BEHAVIOR	9	7.500 %	
☐	JOURNAL OF CONSCIOUSNESS STUDIES	9	7.500 %	
☐	PATIENT EDUCATION AND COUNSELING	9	7.500 %	
☐	GROUP DECISION AND NEGOTIATION	8	6.667 %	
☐	SEMIOTICA	8	6.667 %	
☐	TECHNOLOGY IN SOCIETY	5	4.167 %	
☐	BEHAVIORAL SCIENCE	4	3.333 %	
☐	QUALITY QUANTITY	4	3.333 %	

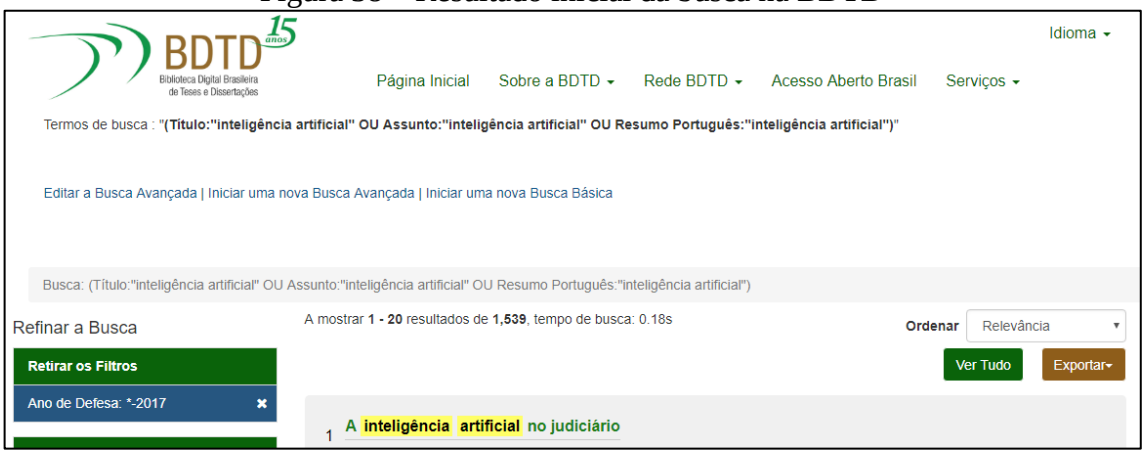
Fonte: Web of Science (2017).

Figura 37 – Lei de Bradford na Web of Science

Selecionar	Campo: Autores	Contagem do registro	% de 120	Gráfico de barras
☐	BAINBRIDGE WS	2	1.667 %	
☐	BRENT E	2	1.667 %	
☐	DREYFUS HL	2	1.667 %	
☐	GARFIELD E	2	1.667 %	
☐	KAERNBACH C	2	1.667 %	
☐	KREPS GL	2	1.667 %	
☐	NEUHAUSER L	2	1.667 %	
☐	RUBINELLI S	2	1.667 %	
☐	ADAMS ST	1	0.833 %	
☐	AGARWAL M	1	0.833 %	

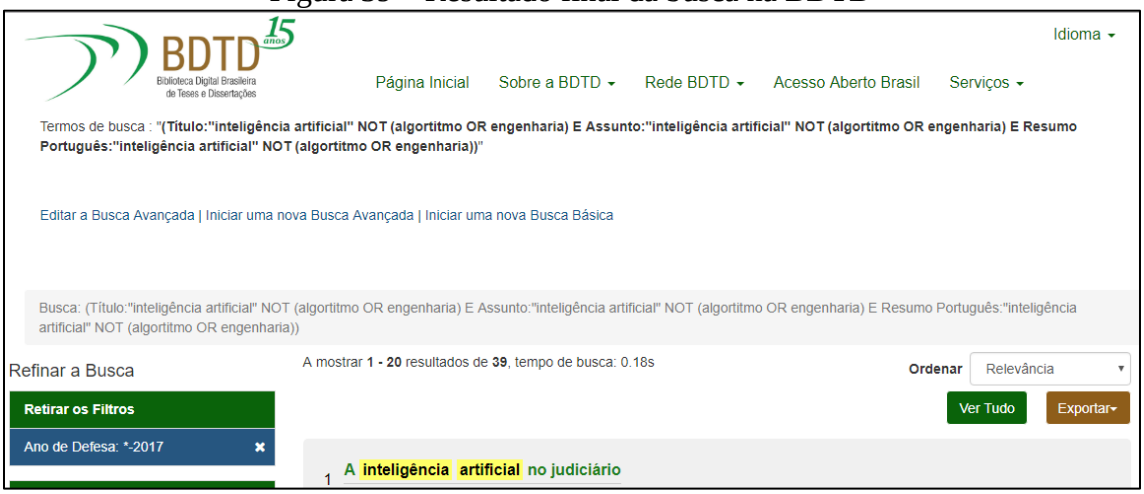
Fonte: Web of Science (2017).

Figura 38 – Resultado inicial da busca na BDTD



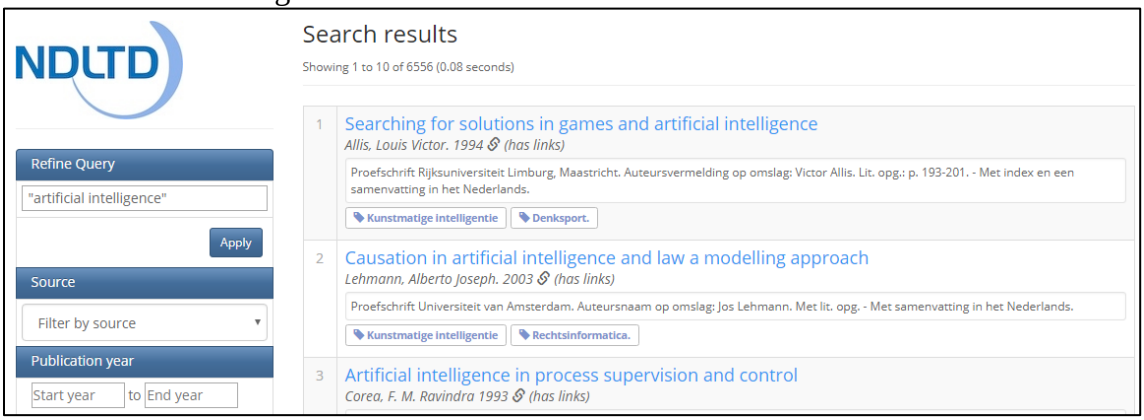
Fonte: BDTD (2017).

Figura 39 – Resultado final da busca na BDTD



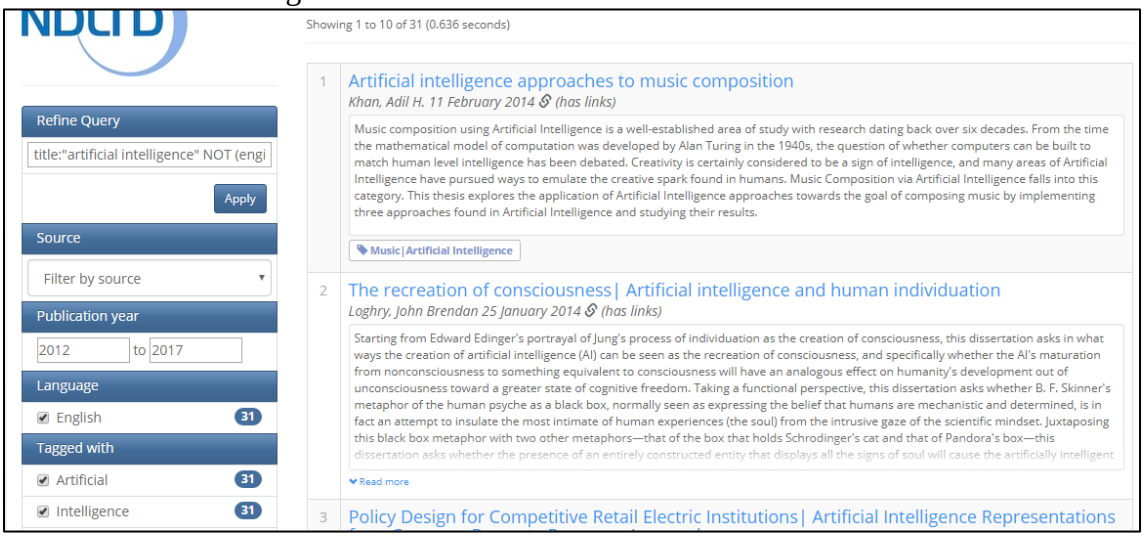
Fonte: BDTD (2017).

Figura 40 – Resultado inicial da busca na NDLTD



Fonte: NDLTD (2017).

Figura 41 – Resultado final da busca na NDLTD

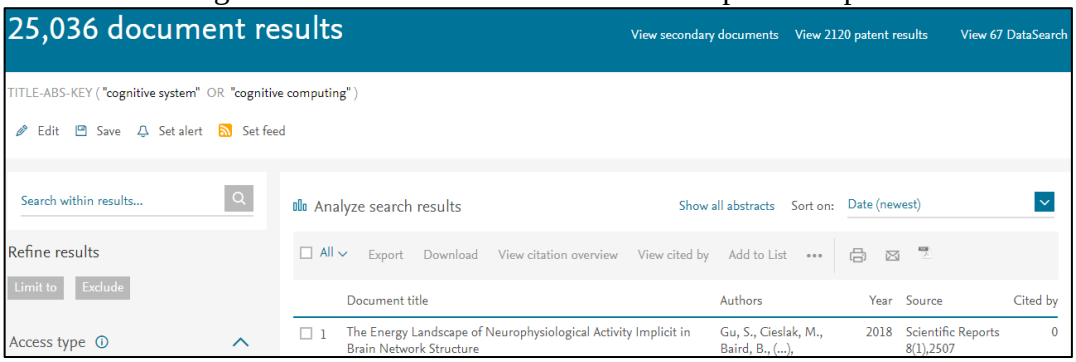


Fonte: NDLTD (2017).

ANEXO B – RESULTADOS DA PESQUISA BIBLIOMÉTRICA SOBRE SISTEMAS COGNITIVOS

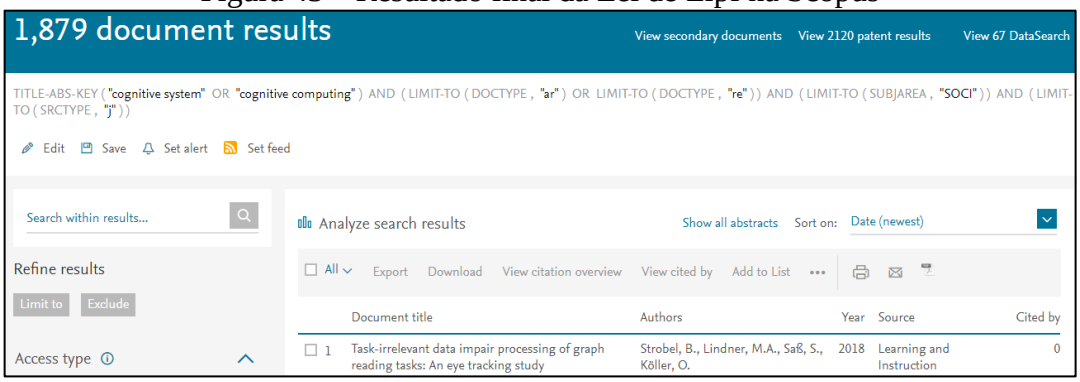
Nesta sessão apresenta-se as imagens das bases de dados em que foram realizadas as buscas bibliométricas sobre o termo “computação cognitiva” OR “sistemas cognitivos” e “*cognitive computing*” OR “*cognitive systems*”.

Figura 42 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Scopus



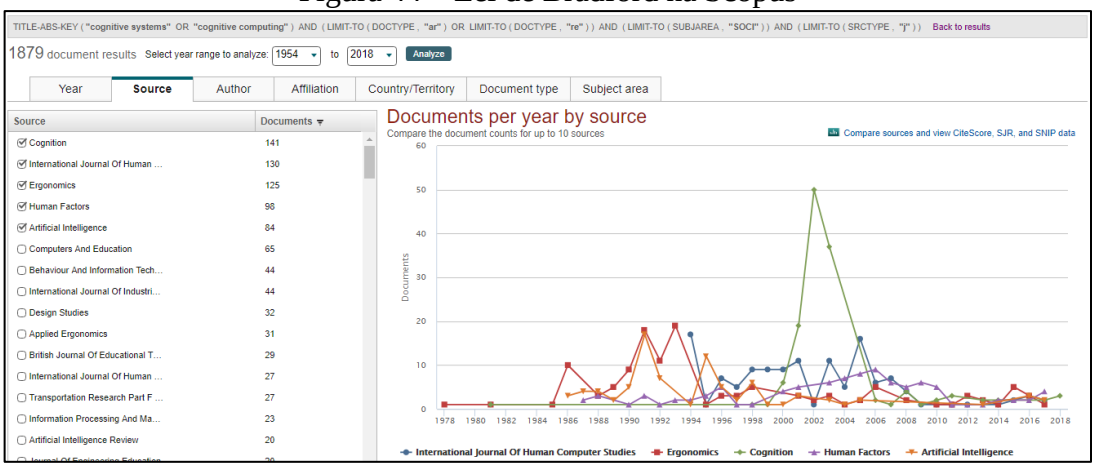
Fonte: Scopus (2017).

Figura 43 – Resultado final da Lei de Zipf na Scopus



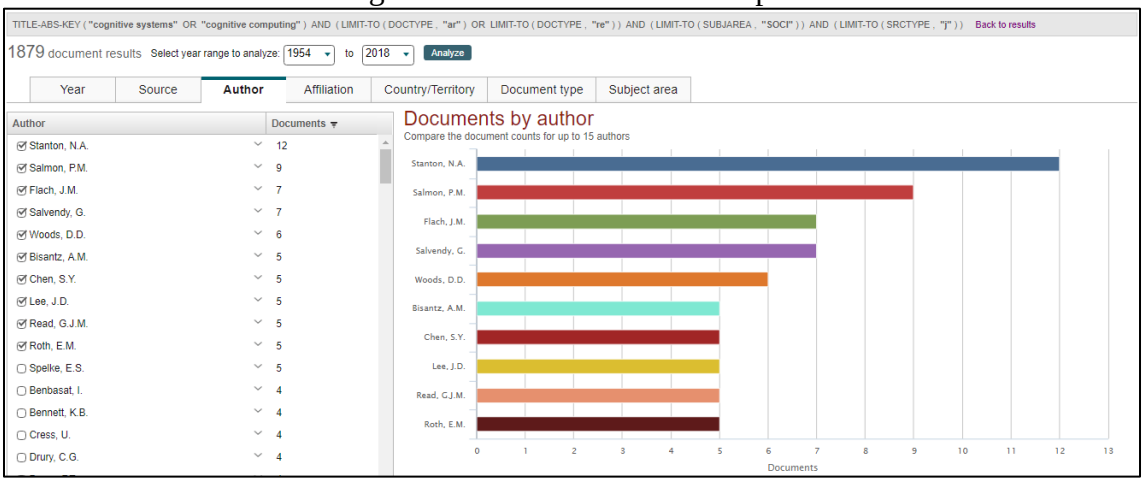
Fonte: Scopus (2017).

Figura 44 – Lei de Bradford na Scopus



Fonte: Scopus (2017).

Figura 45 – Lei de Lotka na Scopus



Fonte: Scopus (2017).

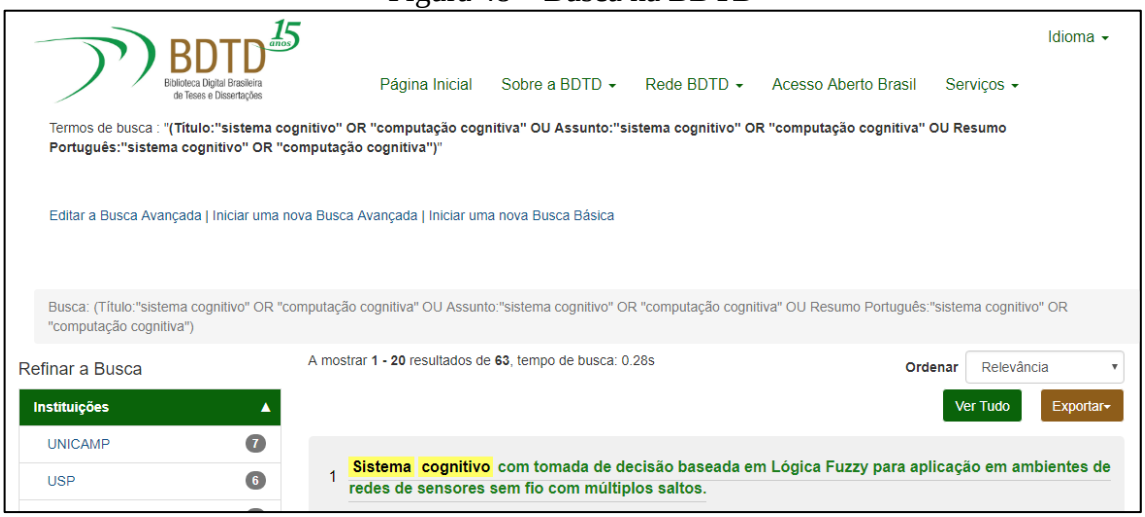
Figura 46 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Web of Science

Fonte: Web of Science (2017).

Figura 47 – Resultado final da Lei de Zipf na Web of Science

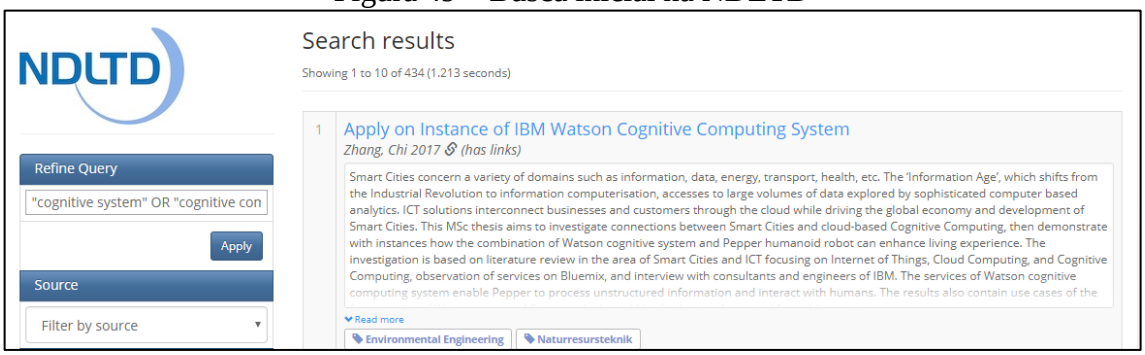
Fonte: Web of Science (2017).

Figura 48 – Busca na BDTD



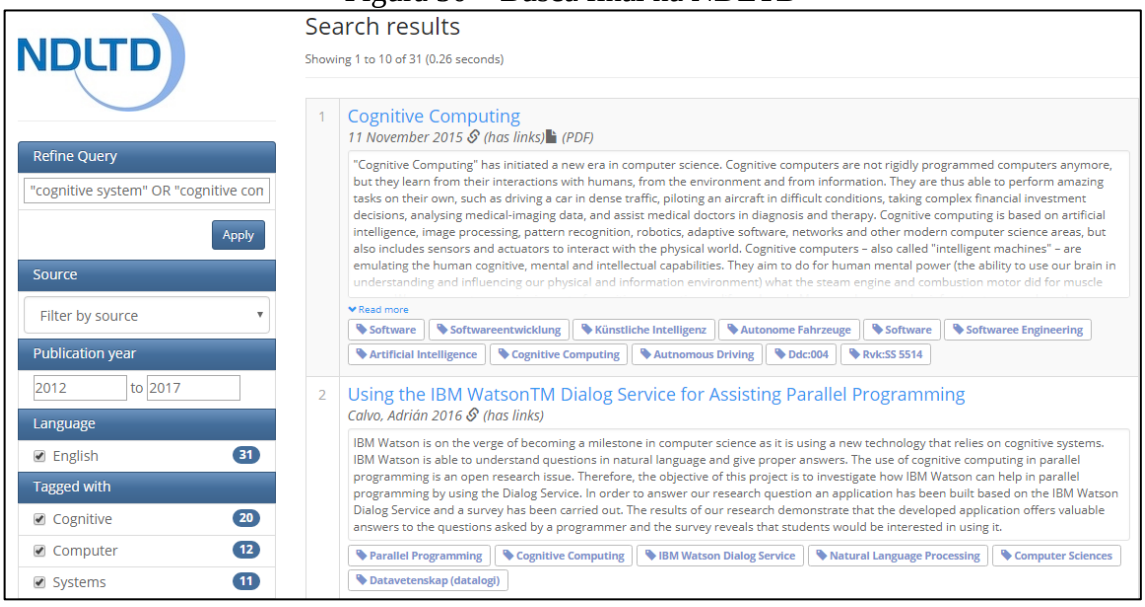
Fonte: BDTD (2017).

Figura 49 – Busca inicial na NDLTD



Fonte: NDLTD (2017).

Figura 50 – Busca final na NDLTD

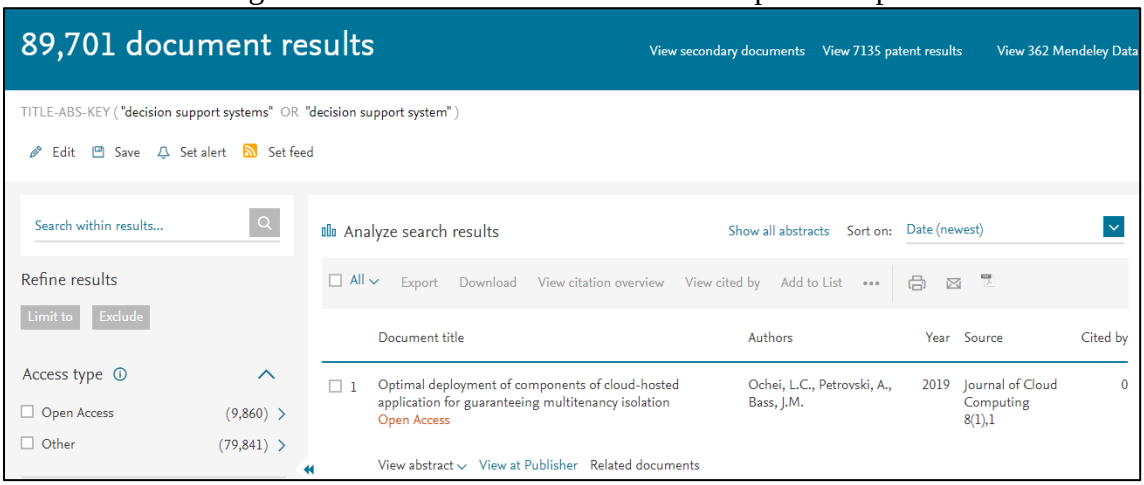


Fonte: NDLTD (2017).

ANEXO C – RESULTADOS DA PESQUISA BIBLIOMÉTRICA SOBRE SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO

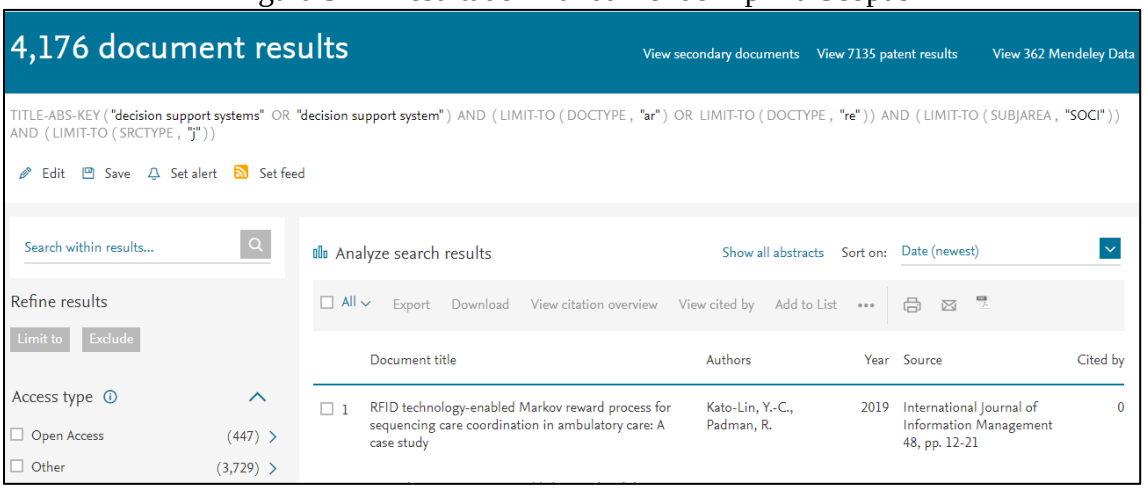
Nesta sessão apresenta-se as imagens das bases de dados em que foram realizadas as buscas bibliométricas sobre o termo “sistema de apoio a decisão” OR “sistemas de apoio a decisão” e “*decision support system*” OR “*decision support systems*”.

Figura 51 – Resultado inicial da Lei de Zipf na Scopus



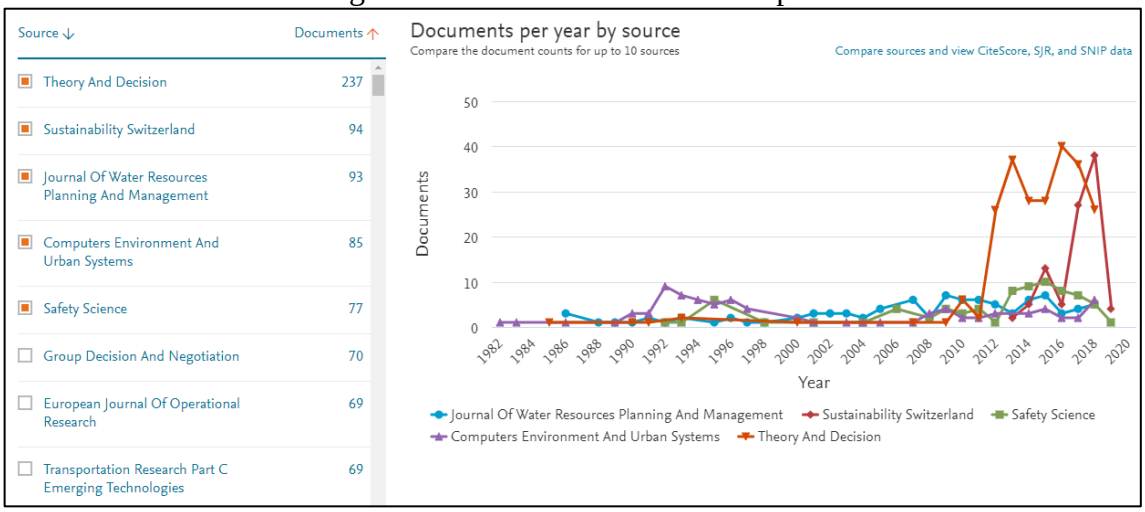
Fonte: Scopus (2018).

Figura 52 – Resultado final da Lei de Zipf na Scopus



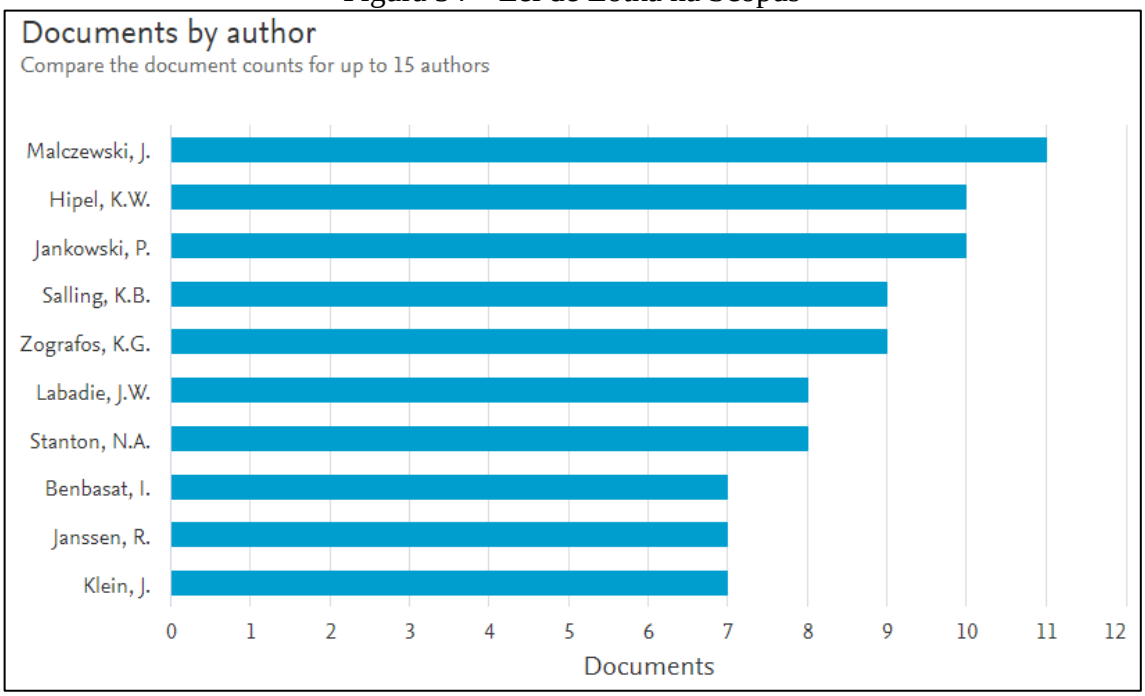
Fonte: Scopus (2018).

Figura 53 – Lei de Bradford na Scopus



Fonte: Scopus (2018).

Figura 54 – Lei de Lotka na Scopus

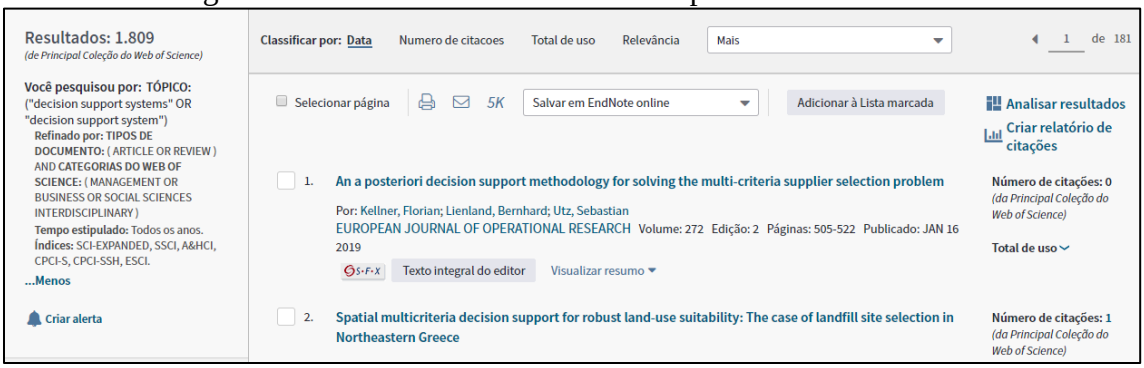


Fonte: Scopus (2018).

Figura 55 – Resultado inicial Lei de Zipf na Web of Science

Fonte: Web of Science (2018).

Figura 56 – Resultado final da Lei de Zipf na Web of Science

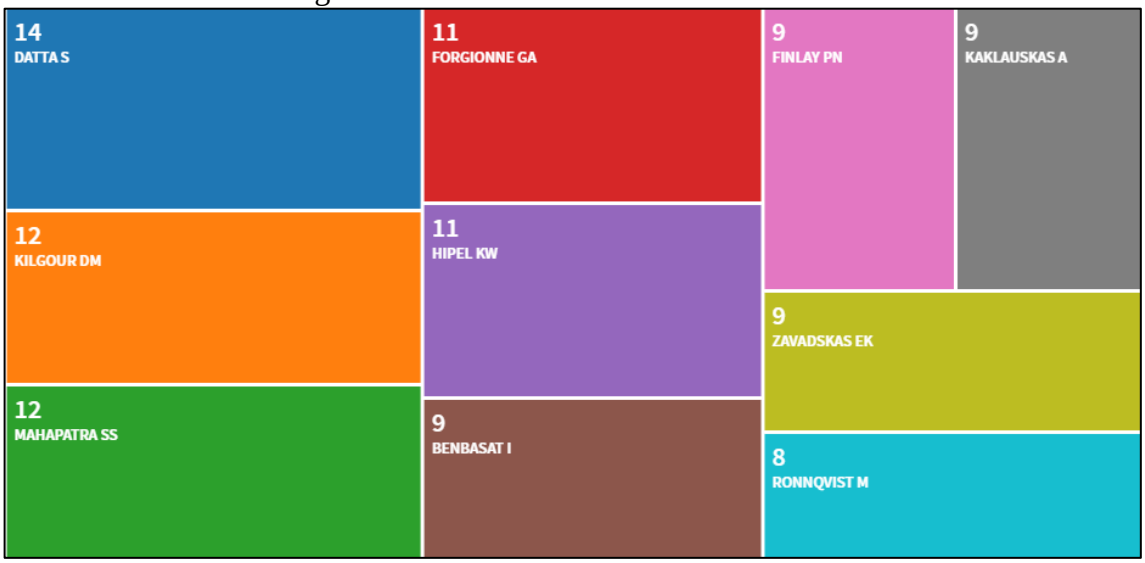


Fonte: Web of Science (2018).

Figura 57 – Lei de Bradford na Web of Science

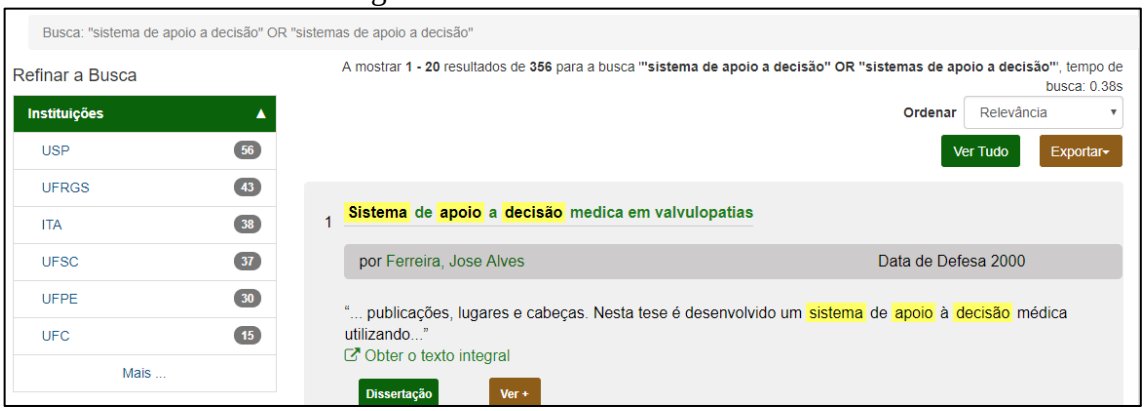
Fonte: Web of Science (2018).

Figura 58 – Lei de Lotka na Web of Science



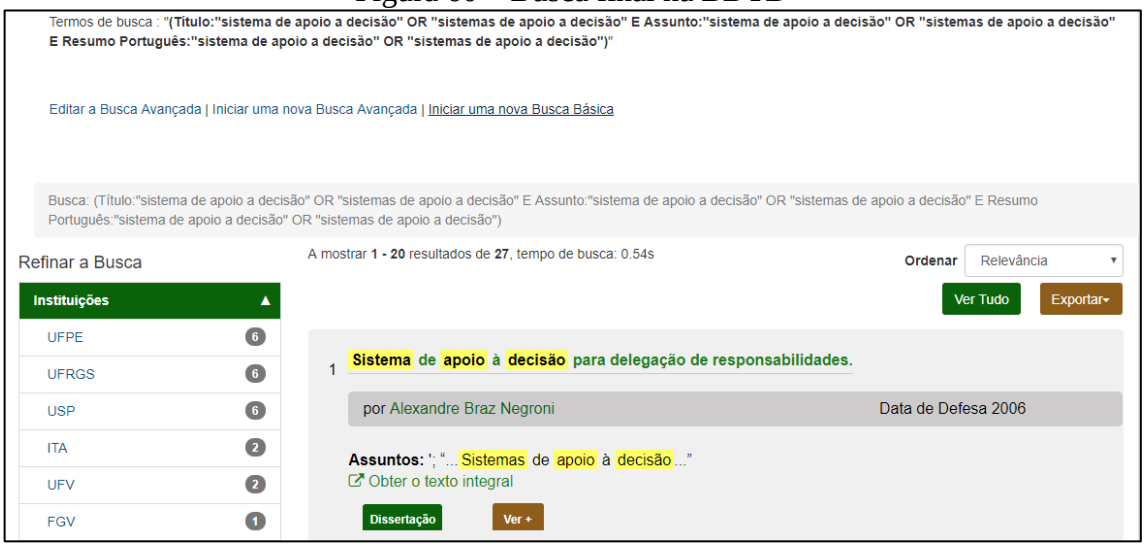
Fonte: Web of Science (2018).

Figura 59 – Busca inicial na BDTD



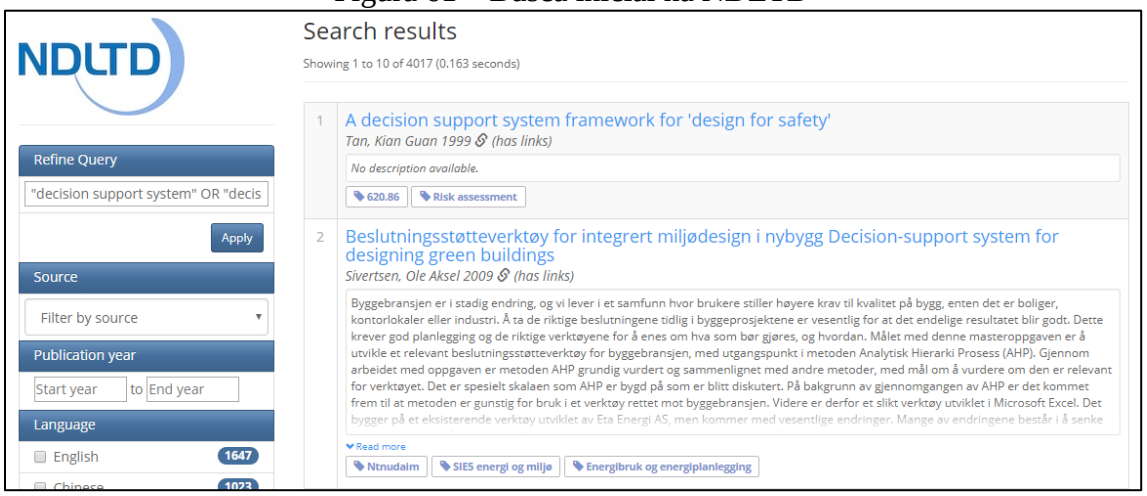
Fonte: BDTD (2018).

Figura 60 – Busca final na BDTD



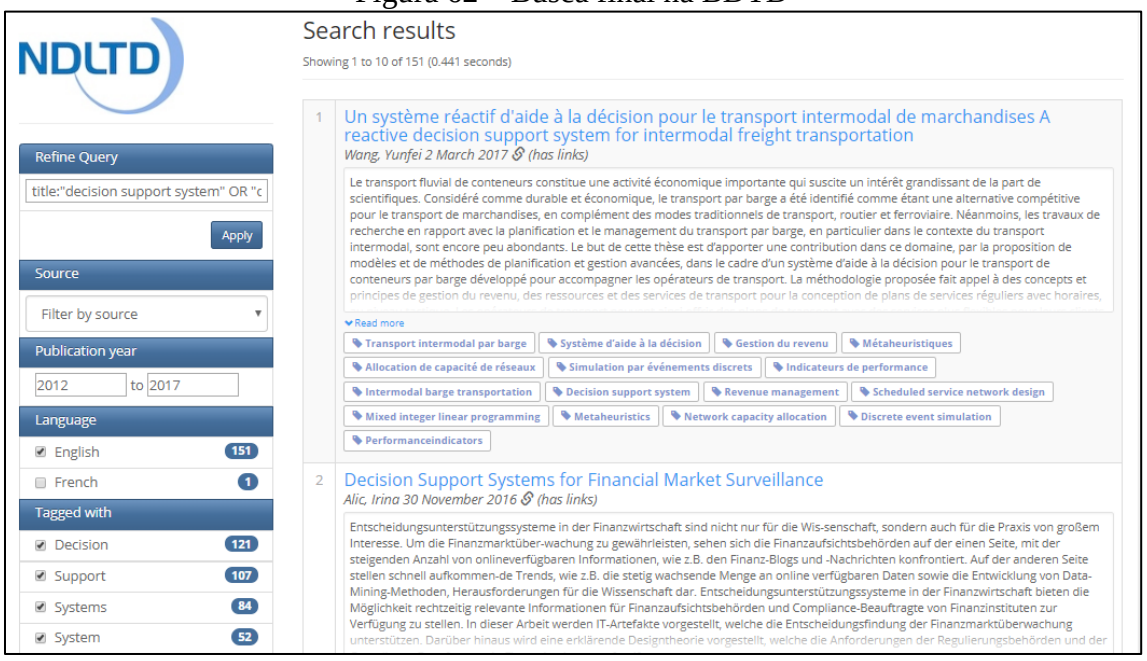
Fonte: BDTD (2018).

Figura 61 – Busca inicial na NDLTD



Fonte: NDLTD (2018).

Figura 62 – Busca final na BDTD



Fonte: NDLTD (2018).

ANEXO D – CARTA DE AUTORIZAÇÃO DE PARTICIPAÇÃO NO ESTUDO DO HOSPITAL DO CÂNCER MÃE DE DEUS

Data, 08 de novembro de 2017.

CARTA DE AUTORIZAÇÃO

Prezada Pró-Reitora:

Informamos que o aluno **Vandoir Welchen**, do Programa de Pós-Graduação em Administração, curso de Mestrado em Administração da Universidade de Caxias do Sul - PPGA/UCS está autorizado a realizar as atividades pertinentes à pesquisa de Dissertação de Mestrado, **INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: PERSPECTIVAS E RESULTADOS EM UMA UNIDADE HOSPITALAR DE ONCOLOGIA NO RIO GRANDE DO SUL**, no âmbito da nossa Unidade Hospitalar.

Atenciosamente,

(nome do responsável)
(função)
Hospital do Câncer Mãe de Deus

À Senhora
Profª. Drª. Nilda Stecanela,
Pró-Reitora de Pesquisa e Pós-Graduação da Universidade de Caxias do Sul
Caxias do Sul - RS

ANEXO E – ATESTADO DE ORIENTAÇÃO

UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL

PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
ÁREA DO CONHECIMENTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA

A T E S T A D O

Atestamos para os devidos fins, que o mestrando Vandoir Welchen, foi orientando do Prof. Dr. Pelayo Munhoz Olea, na Dissertação intitulada "SISTEMA COGNITIVO BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADO EM APOIO À DECISÃO CLÍNICA: O CASO IBM WATSON FOR ONCOLOGY NO HOSPITAL DO CÂNCER MÃE DE DEUS", no período de 23 de março de 2017 à 04 de março de 2019.

Caxias do Sul, 13 de março de 2019.

Prof. Dr. Fabiano Larentis
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Administração

Universidade de Caxias do Sul
Programa de Pós-Graduação em Administração
Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130
Bloco F - Sala 401 - Secretaria
Caxias do Sul - RS - CEP 95070-560

Prof. Dr. Juliano Rodrigues Gimenez
Pró-Reitor de Pesquisa e Pós-Graduação

Prof. Dr. Juliano Rodrigues Gimenez
Pró-Reitor de Pesquisa e Pós-Graduação
Universidade de Caxias do Sul

CAMPUS-SEDE
Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130 – Bairro Petrópolis – CEP 95070-560 – Caxias do Sul – RS – Brasil
Ou: Caixa Postal 1352 – CEP 95020-972 – Caxias do Sul – RS – Brasil
Telefone / Telefax (54) 3218.2100 – www.ucs.br
Entidade Mantenedora: Fundação Universidade de Caxias do Sul – CNPJ 88 648 761/0001-03 – CGCTE 029/0089539

Mod. 130033