

**UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
ÁREA DO CONHECIMENTO DE CIÊNCIAS EXATAS E ENGENHARIA**

GUILHERMO OFFMAISTER PIVA

**SISTEMA DE AVALIAÇÃO DO RITMO RESPIRATÓRIO BASEADO EM CÉLULAS
DE CARGA**

**BENTO GONÇALVES
2018**

GUILHERMO OFFMAISTER PIVA

**SISTEMA DE AVALIAÇÃO DO RITMO RESPIRATÓRIO BASEADO EM CÉLULAS
DE CARGA**

Trabalho de Conclusão de Curso II apresentado
como requisito parcial para a obtenção do tí-
tulo de Bacharel em Engenharia Eletrônica pela
Universidade de Caxias do Sul.

Orientador:
Prof. Dr. André G. Adami

**BENTO GONÇALVES
2018**

GUILHERMO OFFMAISTER PIVA

**SISTEMA DE AVALIAÇÃO DO RITMO RESPIRATÓRIO BASEADO EM CÉLULAS
DE CARGA**

Trabalho de Conclusão de Curso II apresentado
como requisito parcial para a obtenção do tí-
tulo de Bacharel em Engenharia Eletrônica pela
Universidade de Caxias do Sul.

Orientador:
Prof. Dr. André G. Adami

Aprovado em ____/____/____

Banca Examinadora

Prof. Dr. André G. Adami (orientador)
Universidade de Caxias do Sul

Prof. Me. Ângelo N. Zerbetto
Universidade de Caxias do Sul

Prof. Dr. Marilda M. Spindola
Universidade de Caxias do Sul

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer a minha família e amigos, pelo carinho e pelas palavras de apoio.

Ao professor Dr. André Gustavo Adami, pela confiança a mim depositada e pelas palavras de sabedoria.

Aos demais professores e colegas de graduação, pela troca de conhecimentos e experiências.

"N3o cai pomba assada do c3eu. (E. Anuschek)".

RESUMO

O estado de saúde de um indivíduo pode ser descrito quantitativamente por um conjunto de domínios, composto por indicadores indiretos e diretos. Os principais indicadores diretos são emoção, dor, mobilidade e cognição. Contudo, o sono é um dos principais indicadores para monitorar variações na saúde. Entre os distúrbios do sono, a apneia é uma das mais comuns e pode ser descrita pelo cessar da respiração. Estudos apontam que a prevalência da Síndrome de Apneia-Hipopneia Obstrutiva do Sono (SAHOS) chega a 38% da população adulta em geral, sendo mais recorrente (90%) em homens com idade avançada (60 - 85 anos) e/ou obesos. Pessoas com SAHOS não diagnosticada tem predisposição a morte súbita durante o sono. A polissonografia é o padrão ouro para diagnóstico dos distúrbios do sono, entretanto o procedimento é caro e inconveniente, visto que é necessário que o paciente passe a noite em um laboratório especial, conectado a diversos instrumentos. Fica evidente a necessidade do monitoramento não intrusivo e contínuo da atividade respiratória como ferramenta para identificação e predição de situações de alto risco a vida. Este trabalho propõe a comparação de métodos capazes de avaliar o ritmo respiratório de forma contínua e não intrusiva, através de camas instrumentadas com células de carga. O sistema desenvolvido compara três técnicas através do erro de estimativa da atividade respiratória e a parcela efetivamente utilizada dos sinais de extensometria disponíveis na base de dados de referência. A base de dados utilizada contém 59 amostras coletadas em uma clínica de sono. Com intuito de estimar o ritmo respiratório somente nas parcelas livres de artefatos de movimento, a rotina de pré-processamento detecta a presença de sujeitos na cama com e classifica os segmentos em movimento e não movimento. As técnicas foram comparadas utilizando diferentes tamanhos de janelas de análise, com objetivo de encontrar a configuração que minimize o erro quadrático médio e maximize o tempo útil. A melhor configuração produziu 3,379% de erro quadrático médio e 69,769% de tempo útil.

Palavras-chave: Ritmo Respiratório. Apneia. Hipopneia. SAHOS. Extensometria. Detecção.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Diagrama da respiração.	12
Figura 2 – Capnograma variante no tempo referente a um ciclo respiratório.	13
Figura 3 – Sistema de medição utilizando células de carga acopladas aos pés da cama.	15
Figura 4 – Forças atuantes em um sistema genérico equipado com células de carga.	16
Figura 5 – C_p^y calculado utilizando dados capturados por células de carga, sendo o tempo em minutos representado no eixo x e o deslocamento do centro de pressão em mm representado no eixo y	17
Figura 6 – Diagrama de posicionamento dos sensores.	22
Figura 7 – Circuito de condicionamento de sinais. 1) Sinal da célula de carga. 2) Filtro RF. 3) Estágio de amplificação. 4) Filtro passa-baixas. 5) Conversão analógico digital. 6) Sinal enviado para central de processamento.	23
Figura 8 – Sinais de células de carga disponíveis na base de dados.	23
Figura 9 – Diagrama de blocos do sistema proposto.	24
Figura 10 – Força percebida pelas células de carga (somatório de todas as células de carga), durante a avaliação de uma noite, para um indivíduo. Respectivos centroides resultantes da clusterização.	25
Figura 11 – Sinal de uma célula de carga ($w_i(t)$) e o correspondente variância amostral ponderada ($s_i(t)$) coletada durante um intervalo composto por artefatos de movimento, circulos em vermelho.	27
Figura 12 – Diagrama do classificador.	28
Figura 13 – Segmento de <i>não movimento</i> de curta duração. Em azul, segmentos de <i>não movimento</i> , em vermelho segmentos de movimento	29
Figura 14 – Histograma do ritmo respiratório.	29
Figura 15 – Características cíclicas, picos sinalizados como *, vales como *, bordas de subida como *, bordas de descida como *, janela linha contínua e interpolação da janela como linha semicontínua.	30
Figura 16 – Quadro comparativo entre técnicas.	31
Figura 17 – Fluxograma simplificado da técnica A.	32
Figura 18 – Centro de pressão calculado para um intervalo de 60s, picos desconsiderados em vermelho, picos considerados em azul.	33
Figura 19 – Fluxograma simplificado da técnica B.	34
Figura 20 – Fluxograma simplificado da técnica C.	35
Figura 21 – Distribuição do erro da detecção do ritmo respiratório para diferentes janelas por técnica.	37
Figura 22 – Distribuição do erro da detecção do ritmo respiratório das técnicas por tamanho de janela.	38

LISTA DE SIGLAS

PSG	Polissonografia
SAHOS	Síndrome de Apneia-Hipopneia Obstrutiva do Sono
GMM	Modelo de Misturas Gaussianas
DFT	Transformada discreta de Fourier

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	JUSTIFICATIVA E OBJETIVOS	9
1.1.1	Objetivo Geral	10
1.1.2	Objetivos Específicos	11
1.1.3	Escopo	11
1.1.4	Apresentação do Documento	11
2	MONITORAMENTO DO RITMO RESPIRATÓRIO	12
2.1	RITMO RESPIRATÓRIO	12
2.2	METODOLOGIA PADRÃO DE MEDIÇÃO	12
2.3	MÉTODOS ALTERNATIVOS DE MEDIÇÃO	13
2.4	SISTEMAS BASEADOS NO EFEITO CARDIOBALÍSTICO	14
2.4.1	Pré-Processamento	17
2.5	ESTADO DA ARTE	18
2.5.1	Detecção do ciclo respiratório	18
2.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	21
3	METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO	22
3.1	BASE DE DADOS	22
3.2	ARQUITETURA DO SISTEMA	23
3.3	PRÉ-PROCESSAMENTO	24
3.3.1	Detecção de presença	25
3.3.2	Extração de características	25
3.3.3	Classificação	27
3.3.4	Segmentação	28
3.3.5	Extração do Ritmo Respiratório Real	29
3.4	ESTIMATIVA DO RITMO RESPIRATÓRIO	30
3.4.1	Técnica A	31
3.4.2	Técnica B	31
3.4.3	Técnica C	32
3.5	AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO	33
4	RESULTADOS	36
4.1	METODOLOGIA EXPERIMENTAL	36
4.2	TEMPO ÚTIL	36
4.3	RITMO RESPIRATÓRIO	37
5	CONCLUSÃO	39
	REFERÊNCIAS	40

1 INTRODUÇÃO

O envelhecimento da população traz consigo questões socioeconômicas, sobretudo na área da saúde. Erradicação da pobreza e avanços tecnológicos estão entre os principais agentes do aumento na expectativa e qualidade de vida da população em geral (NATIONS, 2017). Entretanto, abordagens preventivas ainda mostram-se um desafio. Tornam-se cada vez mais acessíveis sistemas capazes de monitorar continuamente parâmetros ligados a saúde e a mudanças de comportamento (WALSH, 2012).

O estado de saúde de um indivíduo pode ser descrito quantitativamente por um conjunto de domínios, composto por indicadores indiretos e diretos (CHATTERJI et al., 2002). Os principais indicadores diretos são emoção, dor, mobilidade e cognição. Contudo, o sono é um dos principais indicadores para monitorar variações na saúde.

Entre os distúrbios do sono, a apneia é uma das mais comuns, e pode ser descrita pelo cessar da respiração (BEATTIE, 2013). Quando acoplada a obstrução das vias aéreas superiores, é categorizada como obstrutiva, e como central quando o cessar da respiração coincide com a ausência do esforço de respirar. Em casos onde a respiração é apenas atenuada, porém, associada a um decréscimo na oxigenação do sangue, é classificada como hipopneia.

Estudos apontam que a prevalência da Síndrome de Apneia-Hipopneia Obstrutiva do Sono (SAHOS) chega a 38% da população adulta em geral, sendo mais recorrente (90%) em homens com idade avançada (60 - 85 anos) e/ou obesos (SENARATNA et al., 2017). A qualidade do sono é severamente afetada pela respiração obstrutiva, resultando em diversos efeitos fisiológicos e mentais como alterações de humor e cognição, fadiga, sonolência diurna. Também está relacionada a interferências metabólicas conhecidas pelo aumento nos riscos de desenvolvimento de obesidade, diabetes tipo 2 e infarto (VEHKAOJA, 2015) e (BEATTIE et al., 2009).

Para monitoramento e diagnóstico dos distúrbios do sono, a polissonografia (*Polysomnography* - PSG) é o padrão ouro, contudo, é um procedimento caro, desconfortável para o paciente e pode levar muito tempo (WALSH, 2012). O procedimento é inconveniente devido ao tempo necessário para sua execução e também interfere nos padrões de sono dos pacientes (o paciente deve passar a noite no laboratório de polissonografia) (BEATTIE et al., 2009) e (AGNEW; WEBB; WILLIAMS, 1966). Para se ter uma ideia, durante uma noite de sono o paciente é conectado a diversos sensores: eletrodos são conectados em ambas as pernas, peito, olhos, bochechas e escalpo, cintos pletismógrafos induzidos por respiração são acoplados ao peito e abdômen e um oxímetro é conectado a um dos dedos da mão. Além disso, cânulas de pressão nasal são utilizadas e termistores são inseridos dentro da cavidade nasal (BEATTIE, 2013).

1.1 JUSTIFICATIVA E OBJETIVOS

Um adulto normal tem uma taxa de respiração de 12 a 15 respirações por minuto, em repouso (BROADDUS et al., 2015). A respiração espontânea é completamente dependente das

descargas rítmicas entre o centro respiratório e a medula oblonga (WARD; WARD; LEACH, 2010). A ventilação é afetada pela frequência e intensidade destas descargas, aumentos na concentração de CO_2 ou diminuição da concentração de O_2 provocam aumentos na atividade do centro respiratório (FOLKE et al., 2003).

A falha respiratória pode rapidamente trazer riscos a vida, podendo acontecer subitamente ou gradualmente (FOLKE et al., 2003). Existem evidências de mortalidade devido a falhas cardíacas durante o sono, precedidos de eventos de apneia obstrutiva (ROSENBERG et al., 1992). Segundo ROSENBERG et al. pessoas com SAHOS não diagnosticada tem pré disposição a morte súbita durante o sono.

Fica evidente a necessidade do monitoramento contínuo da atividade respiratória como ferramenta para identificação e predição de situações de alto risco a vida. Clinicamente a taxa de respiração espontânea dos pacientes é usualmente acessada intermitentemente pela contagem manual ou continuamente através de métodos invasivos ou obstrutivos (JORGE et al., 2017).

O desempenho de observadores humanos chega perto a de monitores ideais, no que diz respeito a responsividade frente as diversas variáveis relacionáveis a atividade respiratória, entre elas, seletividade, adaptabilidade, e não obstrutiva (FOLKE et al., 2003). Em contrapartida, observadores humanos são subjetivos e nem sempre acurados em suas observações (SEMMES et al., 1985).

Com a finalidade de reduzir o desconforto do paciente, procedimentos não intrusivo foram propostos, utilizando radar (LI et al., 2009), imagem (WIERINGA; MASTIK; STEEN, 2005) e (TARASSENKO et al., 2014), microfones de proximidade (DAFNA et al., 2015), colchões instrumentados com transdutores piezoelétricos (BEN-ARI et al., 2010) e ainda travesseiros equipados com resistores sensores de força (HARADA et al., 2000). Contudo, todos estes métodos afetam a rotina do paciente de alguma forma, e/ou violam a privacidade (no caso das câmeras) dos pacientes. Alguns destes métodos também requerem alto investimento além de necessitarem de rotinas preparatórias antes de serem efetivamente utilizados (WALSH, 2012).

A respiração causa pequenos deslocamentos de massa, órgãos viscerais são deslocados pela contração ou expansão do diafragma que podem ser acessados através da extensometria (BEATTIE et al., 2015). Células de carga tem sido utilizadas para verificar diversos aspectos do sono, como detecção da posição (BEATTIE; HAGEN; HAYES, 2011), diferenciar entre estar dormindo e estar acordado (AUSTIN et al., 2012), detecção de apneia (BEATTIE et al., 2009) e estimação do ritmo respiratório (BRINK, 2006).

1.1.1 Objetivo Geral

Amparado nas justificativas aqui apresentadas, o objetivo deste trabalho é fazer uma análise comparativa entre diferentes algoritmos de extração de ritmo respiratório a partir de sinais de célula de carga instalados sob os pés da cama, utilizando uma base de dados como referência.

1.1.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral, os seguintes objetivos específicos podem ser destacados:

- Analisar as contribuições dos métodos propostos para detecção do ritmo respiratório para sinais cardiobalísticos
- Avaliar as técnicas de processamento de sinal mais utilizadas para extrair a informação do ritmos respiratório
- Comparar métodos de estimação do ritmo respiratório utilizando o erro quadrático médio e o tempo útil
- Indicar a configuração que maximiza o tempo útil e minimiza o erro quadrático médio.

1.1.3 Escopo

Este trabalho propõe a comparação das estimativas de ritmo respiratório produzidas pelas técnicas estudadas, e utiliza uma base de dados para acessar as leituras de extensometria e os valores reais do ritmo respiratório. Não está no escopo deste trabalho a instrumentação do sistema proposto.

1.1.4 Apresentação do Documento

Este trabalho está dividido em outros 4 capítulos, da seguinte forma:

1. capítulo 2 aborda a fundamentação teórica com objetivo de apresentar a definição de ritmo respiratório, efeito cardio balístico, técnicas utilizadas para acessar a atividade respiratória bem como métodos capazes de extrair o ritmo respiratório apartir de células de carga.
2. capítulo 3 trata da metodologia de desenvolvimento empregada no sistema, apresenta a basa de dados utilizada e descreve a arquitetura e técnicas utilizadas para estimar a atividade respiratória.
3. capítulo 4 apresenta a metodologia experimental e resultados obtidos.
4. capítulo 5 contem as discussões e conclusões chegadas com a execução do sistema proposto.

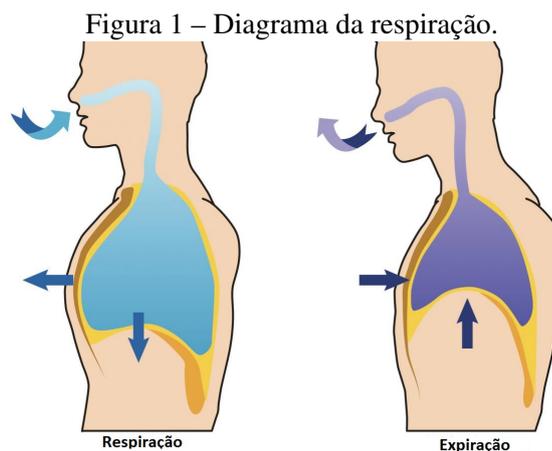
2 MONITORAMENTO DO RITMO RESPIRATÓRIO

Este capítulo apresentará as definições de ritmo respiratório, a metodologia padrão e abordagens alternativas empregadas na medição da atividade respiratória. Também será apresentado o estado da arte, destacando-se trabalhos que utilizam técnicas para estimar o ritmo respiratório utilizando sinais de pressão.

2.1 RITMO RESPIRATÓRIO

A respiração é descrita como a difusão de moléculas através de membranas permeáveis, acontecendo no interior das células através da membrana celular, ou externamente, nos pulmões (GERETTO, 1992). O ciclo respiratório é dividido em 4 fases (BRUAENE et al., 2015), inspiração, pausa inspiratória, expiração e pausa expiratória. A Figura 1 mostra o aumento da pressão no interior dos pulmões e do volume torácico durante a inspiração, e o decréscimo dos mesmos durante a expiração.

O número de incursões respiratórias por minuto é chamado de frequência ou ritmo respiratório (PÁDUA; MARTINEZ, 2001). Estudos indicam que humanos adultos, em repouso, respiram de 12 a 15 vezes por minuto (BROADDUS et al., 2015). Outros trabalhos apontam para 8 a 24 RPM (respirações por minuto) (BEATTIE, 2013) e 10 a 20 RPM (ZHU et al., 2006). É seguro dizer que a atividade respiratória está contida em eventos com frequência menor que 1Hz. Eventos com frequência maior que 1Hz estão ligados a movimentos de retração devido a atividade muscular cardíaca (BRINK, 2006).



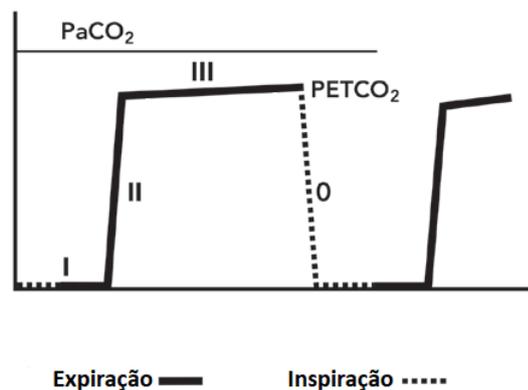
Fonte: Adaptado de (VILLINES, 2017)

2.2 METODOLOGIA PADRÃO DE MEDIÇÃO

A capnometria é uma medida não invasiva da pressão parcial do CO_2 ($PaCO_2$) presente no respirar. O capnograma utiliza radiação infravermelha e mostra variações na concen-

tração de CO_2 ao longo do ciclo respiratório (KRAUSS; HESS, 2007). A modalidade variante no tempo é clinicamente a mais praticada atualmente para acessar a forma de onda da $PeCO_2$ (Pressão média do dióxido de carbono expirado), que provê informações importantes sobre a ventilação e perfusão pulmonar (ABID et al., 2017). A Figura 2 mostra os segmentos de um capnograma variante no tempo: inspiração (linha pontilhada) fase 0 e expiração (linha contínua) fases I (pausa inspiratória), II (expiração) e III (pausa expiratória).

Figura 2 – Capnograma variante no tempo referente a um ciclo respiratório.



Fonte: (KODALI M.D., 2013)

2.3 MÉTODOS ALTERNATIVOS DE MEDIÇÃO

Alguns dos métodos alternativos para acessar os parâmetros respiratórios de forma contínua e não intrusiva incluem:

- Fotopletismografia: pletismografia refere-se a pulsos de ondas cardio-vasculares propagadas no corpo humano, fotopletismografia utiliza a refletância da luz no espectro infravermelho (VERKRUYSSSE; SVAASAND; NELSON, 2008). O princípio de funcionamento está na constatação de que o sangue absorve mais luz do que os tecidos periféricos, assim, variações no volume do sangue afetam a refletância percebida (SEVERINGHAUS; HONDA, 1987). Estudos utilizando técnicas de imagem para acessar a refletância foram propostos por (WIERINGA; MASTIK; STEEN, 2005), (TARASSENKO et al., 2014) e (HUMPHREYS; WARD; MARKHAM, 2007). Alternativamente, (CHA et al., 2008) utilizou travesseiros instrumentados com sensores ópticos, para acessar variações no volume do sangue na região do pescoço.
- Som: o ato de respirar provoca variações de pressão ao longo do sistema respiratório, e estas variações propagam-se gerando sons devido a resistência das vias aéreas a passagem do fluido (DAFNA et al., 2015). Diversos trabalhos propuseram métodos para estimar os parâmetros respiratórios através de sensores acústicos, posicionados na orelha (MAR-

TIN; VOIX, 2017), no pescoço (CORBISHLEY; RODRIGUEZ-VILLEGAS, 2008), na traqueia (YADOLLAHI; MOUSSAVI, 2006) e no tórax (CHEN et al., 2015).

- Sinais de Pressão: os efeitos do ato de respirar podem ser percebidos através de transdutores de pressão acoplados a estruturas em contato direto com a pessoa. Existem relatos de trabalhos em que os sensores foram acoplados a estruturas como: travesseiro (HARADA et al., 2000) (CHEN et al., 2005) (ZHU et al., 2006), colchão (CHEE et al., 2005) (KURIHARA et al., 2008), tecido piezoelétrico em contato com o colchão (BEN-ARI et al., 2010) (NIIZEKI et al., 2005) (ALIHANKA; VAAHTORANTA; SAARIKIVI, 1981), nos pés da cama (BRINK, 2006) (BEATTIE et al., 2009) (BEATTIE et al., 2015). Os métodos por sinais de pressão utilizando células de carga serão melhores descritos na próxima seção.

2.4 SISTEMAS BASEADOS NO EFEITO CARDBALÍSTICO

O efeito cardiobalístico ocorre com as contrações do ventrículo esquerdo do coração, e descrevem os efeitos da atividade cardiovascular no corpo humano. O movimento do sangue na aorta e as sucessivas acelerações do sistema cardiovascular fazem com que o corpo retraia-se (BEATTIE et al., 2015). A magnitude do movimento de retração é proporcional a quantidade de sangue ejetado do coração por batimento. Entretanto, a respiração também provoca deslocamentos de massa, alterando o centro de gravidade periodicamente (BRINK, 2006).

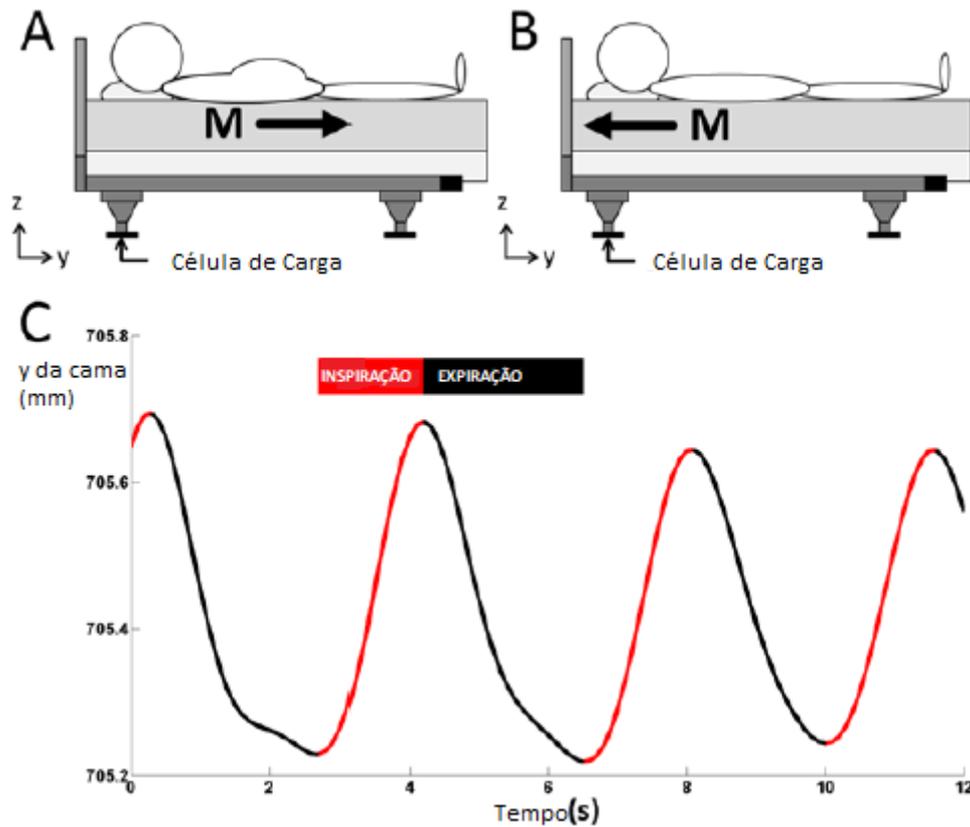
Diversos trabalhos propuseram técnicas para monitorar a respiração de forma não intrusiva utilizando células de carga posicionadas nos pés das cama (BEATTIE et al., 2009) (BEATTIE, 2013) (PAALASMAA, 2014). A Figura 3 mostra a concepção de tal sistema de medição, sendo possível visualizar o deslocamento de massa em direção aos pés na inspiração (Figura 3A) e o deslocamento de massa em direção a cabeça na expiração (Figura 3B). A variação das forças experimentadas pelos sensores é mostrada na Figura 3C, sendo a fase da inspiração em vermelho e a expiração em preto.

O diagrama mostrado na Figura 4 posiciona as forças presentes em um sistema de medição acoplado a uma cama, sendo mg a força peso do indivíduo sob observação e F_i , para $i = 1...4$ a força normal exercida pelas células de carga posicionadas aos pés da cama. Assumindo que o sistema está mecanicamente em equilíbrio, e que a força mg está localizada no centro de massa CM , pode-se dizer que a soma dos momentos em um ponto qualquer (M_p) é 0 (HIBBELER, 2016v), isto é

$$\sum M_p = 0 = r_1 \times F_1 + r_2 \times F_2 + r_3 \times F_3 + r_4 \times F_4 + r_{CM} \times mg \quad (2.1)$$

onde r_i , para $i = 1...4$ e r_{CM} representam os momentos angulares associados, respectivamente as forças normais das células de carga (F_i) e, a força peso do indivíduo (mg) localizada no

Figura 3 – Sistema de medição utilizando células de carga acopladas aos pés da cama.



Fonte: Adaptado de (BEATTIE, 2013).

centro de massa CM .

O produto vetorial da Equação 2.1 pode ser resolvido utilizando determinantes (TAYLOR, 2005), onde os vetores força (F) e momento (r) são decompostos em componentes referentes aos planos x , y e z , representados pelos vetores unitários i , j e k , respectivamente.

Assim:

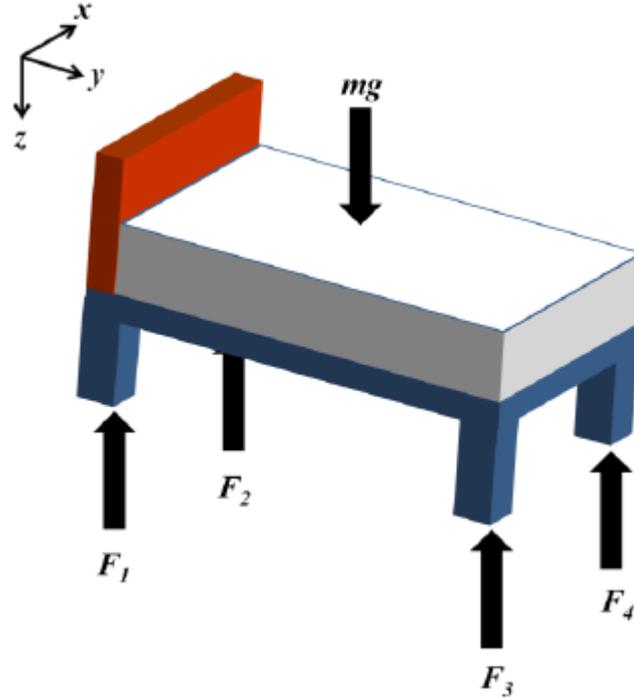
$$\begin{aligned}
 0 = & \det \begin{vmatrix} i & j & k \\ r_1^x & r_1^y & r_1^z \\ F_1^x & F_1^y & F_1^z \end{vmatrix} + \det \begin{vmatrix} i & j & k \\ r_2^x & r_2^y & r_2^z \\ F_2^x & F_2^y & F_2^z \end{vmatrix} + \det \begin{vmatrix} i & j & k \\ r_3^x & r_3^y & r_3^z \\ F_3^x & F_3^y & F_3^z \end{vmatrix} \\
 & + \det \begin{vmatrix} i & j & k \\ r_4^x & r_4^y & r_4^z \\ F_4^x & F_4^y & F_4^z \end{vmatrix} + \det \begin{vmatrix} i & j & k \\ r_{CM}^x & r_{CM}^y & r_{CM}^z \\ mg^x & mg^y & mg^z \end{vmatrix}
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

onde:

- r_i^x, r_i^y, r_i^z e F_i^x, F_i^y, F_i^z para $i = 1...4$ representam os vetores momento (r) e força (F) das células de carga na posição i , decompostos nos planos x , y e z ;
- $r_{CM}^x, r_{CM}^y, r_{CM}^z$ e mg^x, mg^y, mg^z representam os vetores momento (r) e força peso (mg) do indivíduo sob observação localizado no centro de massa (CM).

Dada a dinâmica do sistema de medição (Figura 4) pode-se assumir que as forças

Figura 4 – Forças atuantes em um sistema genérico equipado com células de carga.



Fonte: (BEATTIE, 2013).

suportando o indivíduo na cama podem ser acessadas através das células de carga somente na direção do plano z , ou seja, os vetores força (F) possuem valores não nulos somente na direção de z . Dessa forma, a Equação 2.2 pode ser expandida:

$$0 = -F_1^z r_1^y i + F_1^z r_1^x j - F_2^z r_2^y i + F_2^z r_2^x j - F_3^z r_3^y i + F_3^z r_3^x j - F_4^z r_4^y i + F_4^z r_4^x j + mg^z r_{CM}^y i - mg^z r_{CM}^x j \quad (2.3)$$

Desmembrando a Equação 2.3 em seus vetores unitários, tem-se:

$$0 = -F_1^z r_1^y i - F_2^z r_2^y i - F_3^z r_3^y i - F_4^z r_4^y i + mg^z r_{CM}^y i \quad (2.4)$$

$$0 = -F_1^z r_1^x j - F_2^z r_2^x j - F_3^z r_3^x j - F_4^z r_4^x j + mg^z r_{CM}^x j \quad (2.5)$$

Assim, isolando r_{CM} :

$$r_{CM}^x = \frac{(F_1^z r_1^x + F_2^z r_2^x + F_3^z r_3^x + F_4^z r_4^x)}{mg^z} \quad (2.6)$$

$$r_{CM}^y = \frac{(F_1^z r_1^y + F_2^z r_2^y + F_3^z r_3^y + F_4^z r_4^y)}{mg^z} \quad (2.7)$$

As Equações 2.6 e 2.7 mostram que é possível determinar as componentes no eixo x e y que compõem o centro de massa através das forças percebidas pelas células de carga posicionadas nos pés da cama. Assumindo que mg^z é equivalente a soma dos valores das células

de carga (CC), o sistema de coordenadas x, y do centro de massa pode ser escrito como:

$$CM = \frac{\sum_{i=1}^N CC_i[x_i, y_i]}{\sum_{i=1}^N CC_i} \quad (2.8)$$

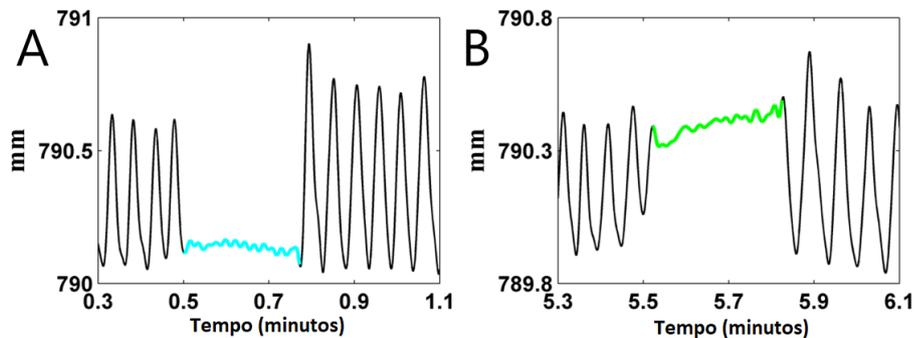
onde N é o número de células de carga, i representa o índice da célula de carga.

Os equacionamentos mostrados até o momento consideram que o sistema é estático, ou seja, sem perturbações no centro de massa. Contudo, devido ao efeito cardiobalístico, durante a respiração ocorrem pequenos deslocamentos de massa, que precisam ser compensados na Equação 2.8. Dessa forma, com a adição da variável temporal, o centro de massa variante no tempo passa a ser chamado de centro de pressão (C_p) (BEATTIE, 2013).

$$C_p(t) = \frac{\sum_{i=1}^N CC_i(t)[x_i, y_i]}{\sum_{i=1}^N CC_i(t)} \quad (2.9)$$

Testes foram realizados com o intuito de demonstrar os equacionamentos propostos. No protocolo de testes proposto por (BEATTIE, 2013), indivíduos foram instruídos a deitar de costas por 10 minutos em uma cama instrumentada com células de carga, segurando a respiração 5 vezes ao final da expiração (Figura 5A) e 5 vezes ao final da inspiração (Figura 5B). É importante destacar que, devido ao modelo do sistema (Figura 3), o sinal mostrado exibe somente as variações observadas no eixo y .

Figura 5 – C_p^y calculado utilizando dados capturados por células de carga, sendo o tempo em minutos representado no eixo x e o deslocamento do centro de pressão em mm representado no eixo y .



Fonte: Adaptado de (BEATTIE, 2013).

2.4.1 Pré-Processamento

Durante a aquisição dos dados os indivíduos sob observação podem eventualmente trocar de posição e/ou executar movimentos não planejados pelo protocolo de testes, fazendo com que artefatos de movimento sejam capturados pelo sistema de aquisição. Por conseguinte, métodos capazes de detectar movimentos não relacionados a respiração são de grande interesse.

Em ADAMI et al. (2008; 2010) foi proposto um sistema de classificação de movimentos que utiliza dados de células de carga posicionadas nos pés da cama. O sistema utiliza modelo de misturas Gaussianas (GMM) para classificar os movimentos em 3 classes: movimentos de grande variância (mudança de postura), movimentos de pequena e média variância (rotações de tronco e cabeça), e movimentos de pernas. Segundo os autores, os resultados eram promissores e tinham grande potencial para utilização em sistemas que necessitem de monitoramento contínuo e não intrusivo.

O trabalho proposto por (JUNG et al., 2014) utiliza algoritmos para diferenciar épocas (intervalos de 30s) em que o indivíduo está adormecido e épocas em que o mesmo está em estado de vigília (semi acordado). Embora o sistema proposto tenha como objetivo primário a avaliação da eficiência do sono, entre seus objetivos secundários está a avaliação dos períodos em que o indivíduo está acordado. O autor indica em seus resultados que o sistema pode ser utilizado confiavelmente e, é utilizável em aplicações onde o comportamento dos indivíduos durante o sono deve ser monitorado continuamente.

O classificador proposto por (ALAZIZ et al., 2016) é embarcado em um sistema wireless que utiliza células de carga como transdutores de força. O sistema estima o peso do indivíduo, tipo e direção do movimento utilizando valores de pico na escala logarítmica, picos na escala normal e períodos em que o sinal passa por zero (zero-crossing). Na etapa de pré-processamento, o algoritmo remove as linhas de tendência do sinal de interesse e delimita o espectro de trabalho através de um filtro passa baixas. O autor indica que o sistema é capaz de detectar e classificar efetivamente movimentos dos indivíduos sob observação.

2.5 ESTADO DA ARTE

A detecção do ritmo respiratório de forma não intrusiva utilizando células de carga tem sido tema de pesquisa de diversos autores. Assim, tendo apresentado anteriormente a dinâmica do sistema, serão comentados a seguir trabalhos relacionados a detecção do ciclo respiratório.

2.5.1 Detecção do ciclo respiratório

O ritmo respiratório é detectável pela duração média do ciclo respiratório durante um intervalo de tempo, ou pelo tamanho individual de cada um dos ciclos (PAALASMAA, 2014). A duração média do ciclo respiratório pode ser detectada pelos picos correspondentes a frequência respiratória através da transformada discreta de Fourier (DFT) (WATANABE et al., 2005) ou pela autocorrelação (NIIZEKI et al., 2005; LEE et al., 2016). A duração individual dos ciclos respiratórios baseia-se na aplicação de filtros que enfatizam a frequência respiratória e na identificação de picos ou passagem do sinal por zero. Alguns trabalhos vão de encontro ao foco do presente trabalho e serão comentados em seguida.

Diversos trabalhos relacionados foram publicados por BEATTIE et al.. Em 2009 apre-

sentou técnicas de classificação de sistemas para identificar eventos respiratórios utilizando células de carga acopladas aos pés da cama, identificando eventos de respiração normal, apneia obstrutiva e apneia central. Ainda, em 2013 apresenta em sua tese um sistema para monitoramento do ritmo respiratório e classificação de eventos apneicos. Primeiramente, os sinais das células de carga são agrupados e o C_p^y é calculado. Na etapa de pré-processamento o sinal decimado (10Hz) tem o valor médio removido, é filtrado por um passa baixas Chebyshev tipo II de ordem 6, monotônico na banda de passagem e com frequência de corte 0,76Hz, atenuando o sinal em 40dB. Na etapa de processamento, os picos e vales encontrados com amplitudes inferiores a 45% do pico/vale anterior e posterior são desconsiderados. Em seguida, o sinal é novamente decimado (5Hz), filtrado por um passa baixas Chebyshev tipo II de ordem 8, monotônico na banda de passagem e com frequência de corte 0,6Hz. O nível DC é extraído através de um filtro passa baixas Chebyshev tipo II ordem 6, monotônico na banda de passagem e com frequência de corte 0,05Hz. Finalmente, os pontos de inflexão são marcados como pico quando a amplitude é superior a tendência e como vale, caso contrário. A taxa de respiração é estimada pela duração média entre os picos e entre os vales. Segundo o autor, os resultados foram acurados, entretanto, indivíduos deitados de lado (esquerdo ou direito) apresentaram mais erros comparados com as demais posições. Ainda, em 2015 propôs um algoritmo para classificação de eventos respiratórios, utilizando rejeição de artefatos harmônicos, apresentando resultados que indicam aumento na acurácia quando comparados com sistemas de detecção sem utilização de rejeição de harmônicos.

Muitas são as condições de saúde que afetam a respiração. Essas alterações são percebidas no sinal capturado pelas células de carga. Tendo em vista sinais com morfologias mais complexas, devido as condições médicas, (PAALASMAA, 2014) propõe uma técnica alternativa para estimar a atividade respiratória. O sistema também utiliza os sinais de sensores de força posicionados nos pés da cama, entretanto, o sinal é filtrado por uma série de filtros passa baixa com frequências de corte distintas. Na etapa de pré-processamento, o sinal é avaliado em janelas, identificando e removendo (15 segundos antes e 15 segundos depois) regiões que apresentam valores pico-a-pico maiores que o dobro da média. Posteriormente o sinal é filtrado por um conjunto de filtros passa baixa, com frequências de corte 0,154Hz, 0,22Hz, 0,33Hz e 0,5Hz, respectivamente. As frequências foram escolhidas considerando que a respiração acontece entre 0,1Hz e 0,5Hz e que as distorções acontecem em frequências 1,5 vezes maiores que a frequência natural. Assim, ao menos uma das bandas de frequência utilizadas pelos filtros apresentará atividade respiratória sem distorções. Para cada um dos sinais filtrados pelos filtros passa baixas, os picos/vales são identificados pelos máximos e mínimos locais. A duração do ciclo respiratório é calculada pelo intervalo entre dois picos sucessivos e a amplitude pela diferença entre um pico e um vale. Finalmente, o autor determina como ritmo respiratório correto o sinal que apresentar menor variabilidade na amplitude, considerando os 5 ciclos respiratórios anteriores ao intervalo. O autor conclui que o sistema detecta os ciclos respiratórios acuradamente, com poucos erros.

O trabalho apresentado por (VEHKAOJA, 2015) não só aborda sistemas de monitoramento cardiorrespiratórios não intrusivos como também investiga formas de acessar os parâmetros respiratórios através da fusão entre os sinais de eletrocardiograma e sistemas baseado no efeito cardiobalístico (utilizando sensores de força nos pés das camas). O sistema é composto por 2 sensores e 8 filtros passa banda, os parâmetros respiratórios são estimados utilizando clusters. Inicialmente os 2 sinais são filtrados por 4 filtros passa banda, Butterworth de ordem 4 com frequência de corte 0.05–0.154Hz, 0.1–0.22Hz, 0.1–0.33Hz, e 0.1–0.5 Hz. Filtros passa banda foram utilizados na premissa de que não ocorressem distorções na amplitude dos sinais devido as atenuações nas bandas de rejeição dos filtros passa baixas normalmente utilizados. Posteriormente, são extraídos dos sinais os pontos de máximo e mínimo, borda de subida e borda de descida, o algoritmo então sugere intervalos de repetição para cada uma das características extraídas, totalizando 32 sugestões de duração do ciclo respiratório. Os vetores sugestão são avaliados segundo a segundo, sendo agrupados em clusters. O ritmo respiratório é estimado utilizando as 6 sugestões mais próximas uma das outras, desconsiderando valores que desviam mais de 1s entre os valores periféricos. Resultados mostram que a detecção do ritmo respiratório utilizando sensores acoplados aos pés da cama obtiveram melhores resultados em comparação com o ECG, e que não houve benefícios na fusão dos sinais.

Em 2006, BRINK utilizou células de carga acopladas aos pés da cama, acessando as deformações mecânicas entre as placas do transdutor decorrentes do deslocamentos de massa provocados pela respiração. Os sinais capturados são divididos em duas categorias AC e DC. A parte DC representa a força aplicada ao sensor em qualquer instante de tempo e a parte AC (que contem a informação referente a respiração) representa a variação da força em torno do valor médio (DC). Um sistema de coordenadas é formado pelos sinais coletados, entretanto, o autor assume que as forças experimentadas pelos sensores acontecem majoritariamente no eixo longitudinal, ou seja, no eixo y . As representações dos sinais de força no plano y são filtradas por um passa altas com frequência de corte 0,3Hz formando o sinal AC. Posteriormente o sinal é filtrado por um passa baixas de fase linear e frequência de corte 0,5Hz. O algoritmo utiliza janelas deslisantes e assume que os picos são representados pelos máximos locais e, a duração do ciclo respiratório é estimada pela contagem de amostras entre dois picos consecutivos. O autor conclui que o sistema é capaz de estimar a atividade respiratória, entretanto, indica que mais testes são necessários para afirmar que a acurácia do sistema é suficiente para aplicações médicas.

O sistema apresentado por LEE et al. em 2016, propõe uma forma de identificar o sensor mais adequado para estimar o ritmo respiratório. Os sinais das células de carga, posicionadas nos pés da cama, são submetidos a 3 etapas, pré-processamento, análise de qualidade e processamento. Inicialmente os sinais, avaliados em janelas temporais de 30s, são filtrados por um filtro passa baixas Butterworth de ordem 5 e frequência de corte 0,5Hz. Ainda na etapa de pré-processamento, os sinais são submetidos a decomposição de modo empírico (EMD), que tem como objetivo suprimir tendências residuais. Em seguida, o sistema identifica se os sinais

tem periodicidade nas frequências esperadas (0,2Hz a 0,8Hz) e calcula indicadores de qualidade através da autocorrelação (A_k) e densidade espectral de potência (P_k). O autor determina um limiar de controle (1,25) e classifica os sinais como artefatos quando apresentam indicadores de qualidade ($A_k + P_k$) abaixo do valor esperado. Finalmente, o sistema identifica os picos e estima o ritmo respiratório. Segundo o autor, embora os resultados mostrem que a performance é aceitável, faz-se necessário avaliações em maior quantidade e de maior duração.

2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram apresentados conceitos sobre ritmo respiratório, metodologia mais utilizada para acessar os parâmetros respiratórios bem como algumas técnicas alternativas estudadas na literatura. Entre os métodos alternativos, foi apresentado com maior detalhamento os fundamentos dos sistemas baseados em células de carga e, trabalhos mais relevantes foram comentados no estado da arte. O próximo capítulo tratará da descrição da metodologia de desenvolvimento utilizada.

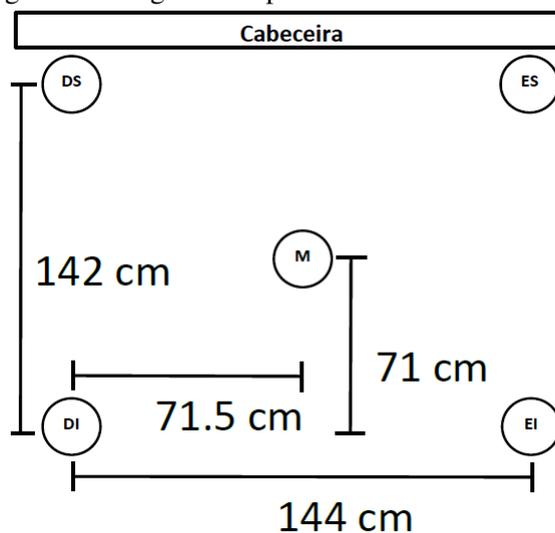
3 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO

Considerando-se o contexto e objetivos apresentados até então, amparado no estado da arte e na fundamentação teórica, define-se aqui a proposta de implementação do trabalho. Este capítulo descreve os passos seguidos para a implementação do sistema proposto, apresentando a base de dados utilizada para validar os resultados obtidos e definindo a métrica de desempenho utilizada para comparar as técnicas de processamento avaliadas.

3.1 BASE DE DADOS

A implementação do sistema faz uso de uma base de dados, que foi utilizada anteriormente por outros autores (BEATTIE, ADAMI et al.). A mesma contém sinais de força capturados por células de carga acopladas aos pés da cama, que foram adquiridas em um laboratório dedicado a análise do sono. Os protocolos de coleta foram executados de forma controlada, utilizando uma cama queen size com 5 pés de apoio, em que as células de carga (DS, DI, ES, EI, M) foram instaladas conforme a Figura 6. Durante a execução dos protocolos, foram coletados simultaneamente dados referentes ao PSG, conectando ao paciente diversos sensores para monitorar a respiração. Os dados do PSG foram coletados através do Datalab, Rembrandt 9.0 (Embla 2008). Todos os sinais coletados (células de carga e PSG) foram posteriormente validados manualmente por técnicos vinculados ao laboratório.

Figura 6 – Diagrama de posicionamento dos sensores.

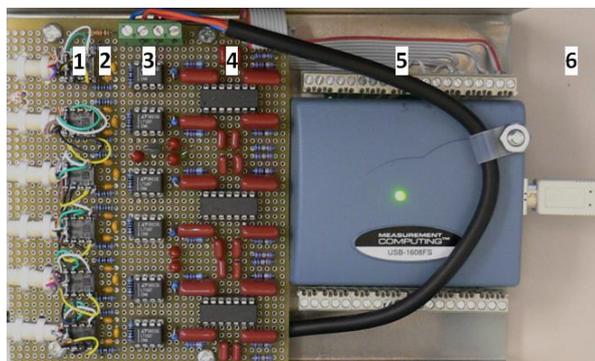


Fonte: o autor.

Foram utilizados para construir a base, células de carga de ponto único modelo AG 100C3SH5eU (SCAIME, Annemasse), e os sinais condicionados conforme a Figura 7. O sinal adquirido pela célula de carga passou por um filtro para atenuar radio-frequência e, foi amplificado (ganho de 265) pelo amplificador de instrumentação modelo LT1167, ajustando a tensão de offset para que a escala represente 0Kg a -4V e 100kg a 3,95V. Em seguida, o sinal foi fil-

trado por um Butterworth de ordem 4 e frequência de corte 150Hz. Por fim, os sinais foram submetidos a conversão analógico-digital através do USB-1608FS (16 bits).

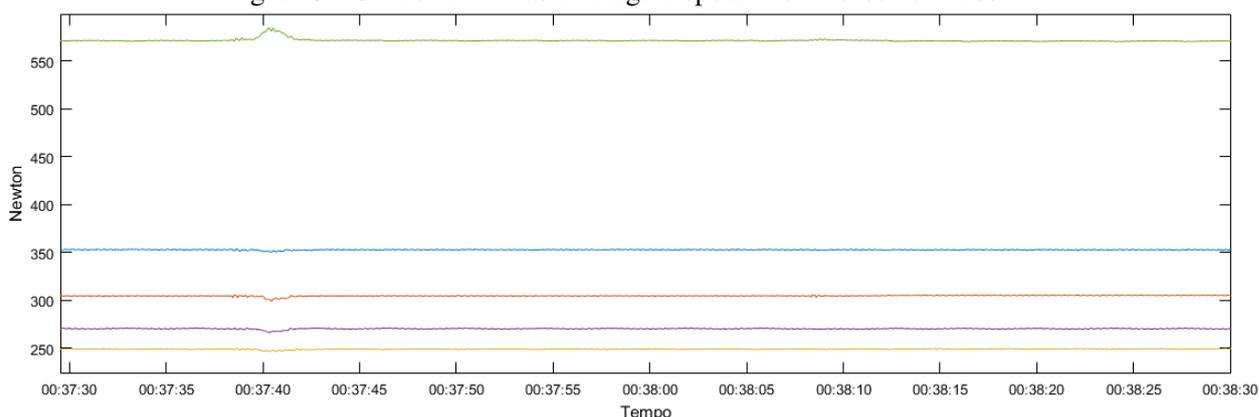
Figura 7 – Circuito de condicionamento de sinais. 1) Sinal da célula de carga. 2) Filtro RF. 3) Estágio de amplificação. 4) Filtro passa-baixas. 5) Conversão analógico digital. 6) Sinal enviado para central de processamento.



Fonte: Adaptado de (BEATTIE, 2013).

A base de dados possui 59 ensaios de pessoas diferentes, com duração média de 8 horas, sendo observados os sinais de sensores de força nos pés das camas, bem como capnometria, EEG, EMG, ECG, cinto pletismográfico, oxímetro e EOG. A Figura 8 exemplifica os sinais de extensometria disponíveis na base de dados, sendo mostrado em verde o sinal da célula de carga central (M), em azul o canto superior direito (DS), em vermelho o canto direito inferior (DI), em roxo o canto esquerdo superior (ES), em amarelo o canto esquerdo inferior (EI).

Figura 8 – Sinais de células de carga disponíveis na base de dados.



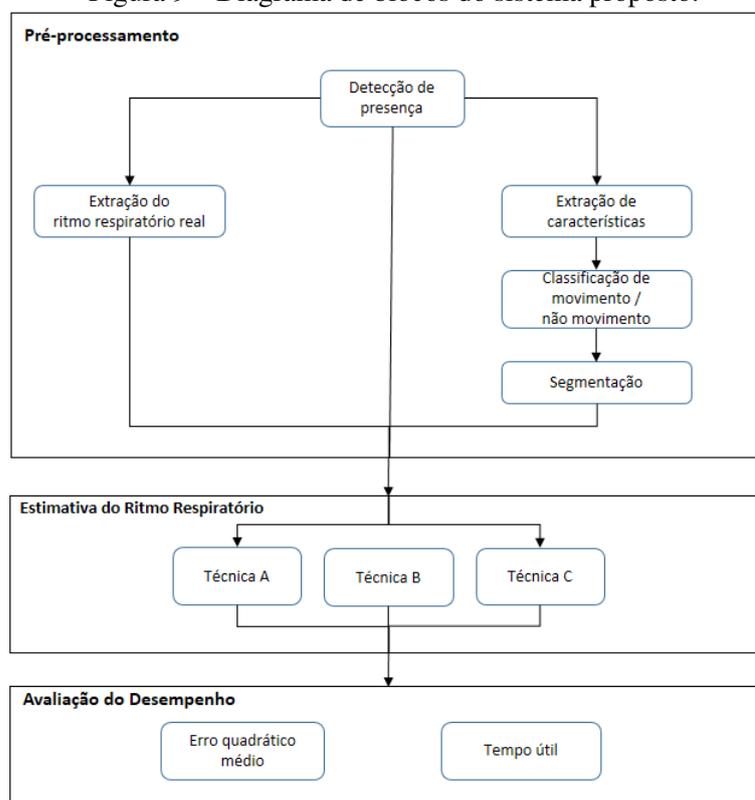
Fonte: o autor.

3.2 ARQUITETURA DO SISTEMA

O sistema utilizado para avaliar as técnicas pode ser decomposto em 3 etapas, conforme ilustrado na Figura 9:

- Pré-processamento: foram implementadas nesta etapa todas as ações relacionadas a preparação, normalização e extração das características da base de dados, utilizadas no aferimento da performance das técnicas propostas;
- Estimativa do Ritmo Respiratório: nesta etapa, sob a ótica das técnicas avaliadas, foram estimados os ritmos respiratórios utilizando os sinais das células de carga durante os n segmentos classificados como "não-movimento";
- Avaliação do Desempenho: são avaliados os desempenhos da etapa de pré-processamento e estimativa do ritmo respiratório, aferidas em relação ao ritmo respiratório real, extraído da base de dados.

Figura 9 – Diagrama de blocos do sistema proposto.



Fonte: o autor.

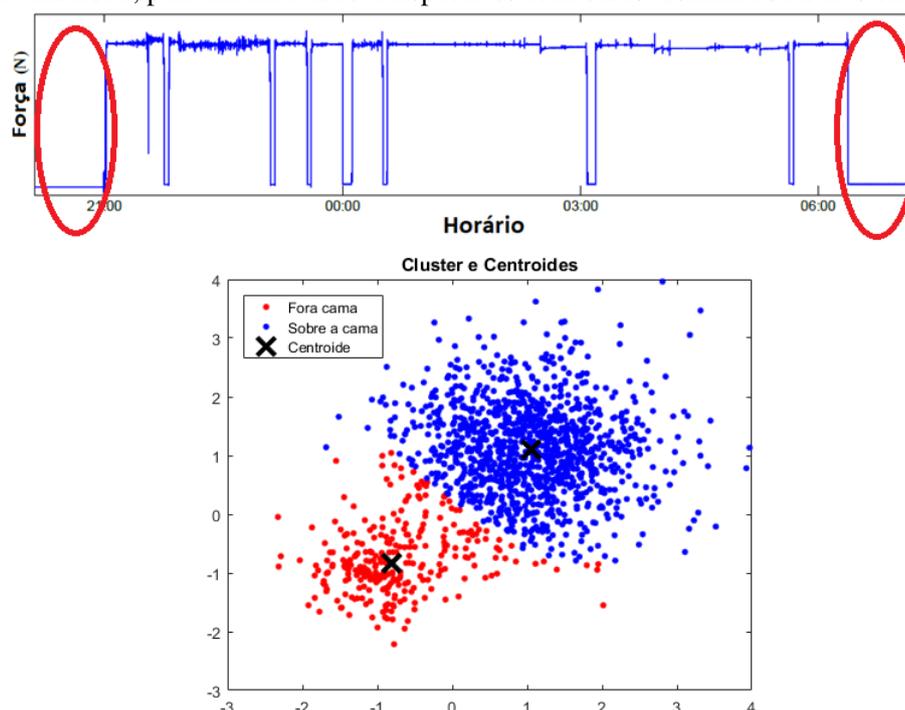
3.3 PRÉ-PROCESSAMENTO

Nesta etapa do desenvolvimento são abordadas as atividades relacionadas ao tratamento das informações contidas na base de dados. As próximas subseções contêm o detalhamento das ações referentes a extração da atividade respiratória real, cálculo das características e classificação dos intervalos com ausência de movimentos não relacionados ao respirar, assim como a segmentação dos mesmos.

3.3.1 Detecção de presença

Primeiramente é necessário identificar se o indivíduo sob observação está sobre a cama ou fora da mesma. A Figura 10 exemplifica o sinal resultante de um protocolo conduzido ao longo de uma noite, nota-se que o sujeito sob investigação não encontrava-se na cama antes das 21h e logo após as 6. Pode-se verificar um decréscimo na amplitude do sinal devido ao movimento de levantar-se da cama. O algoritmo K-means é um método de clusterização não supervisionado com a finalidade de separar n observações em k clusters através da minimização da variabilidade intra-cluster e maximização da variabilidade entre clusters (DUDA; HART; STORK, 2000). Assim, o centroide dos clusters representa o valor médio da força percebida pelas células de carga. O conjunto de dados com menor centroide está relacionado a momentos em que o indivíduo está fora da cama (ADAMI et al., 2010) e, portanto, podem ser desconsiderados no restante da rotina de pré-processamento.

Figura 10 – Força percebida pelas células de carga (somatório de todas as células de carga), durante a avaliação de uma noite, para um indivíduo. Respectiveis centroides resultantes da clusterização.



Fonte: Adaptado de (ADAMI et al., 2010).

3.3.2 Extração de características

Do ponto de vista do sinal de pressão capturado pelas células de carga, pode-se dizer que movimentos do indivíduo sob observação provocam alterações de amplitude. Sabendo que a atividade respiratória ocorre em eventos menores que 1Hz, é seguro dizer que movimentos não relacionáveis ao respirar como por exemplo o movimento de membros inferiores/superiores

exibem componentes de maior frequência. Consequentemente, eventos com maior frequência exibem maior variabilidade de amplitude em curtos espaços de tempo, se comparados a variabilidade média do sinal. Assim, a detecção de movimentos baseia-se na ocorrência de intervalos com variância muito maior que a variância do período analisado (ADAMI et al., 2008).

A extração da característica pode ser dividida em 3 partes (ADAMI, 2006). A primeira estima a variabilidade da energia do sinal da célula de carga, conforme

$$s_i^2(t) = \frac{1}{L-1} \sum_{k=-(\frac{L-1}{2})}^{\frac{L-1}{2}} (w_i(t-k) - \bar{w}_i(t))^2 \quad (3.1)$$

onde i representam os índices das células de carga para $i=1,2,3\dots$, s_i^2 é a variância amostral ponderada, L é o tamanho da janela analisada, $w_i(t)$ é o valor da célula de carga para qualquer intervalo de tempo t e \bar{w}_i representa a média do sinal ao longo da janela e, é calculado por

$$\bar{w}_i(t) = \frac{1}{L} \sum_{k=-(\frac{L-1}{2})}^{\frac{L-1}{2}} w_i(t-k) \quad (3.2)$$

A segunda parte do algoritmo estima os coeficientes para formar uma combinação ponderada da variabilidade da energia de cada uma das células de carga. O objetivo desta ponderação é dar peso maior para as variações da célula de carga que estiver mais próxima do centro de massa da pessoa. Dado que a posição das células de carga (suportes de apoio da cama) é conhecida a priori e a posição do centro de massa do corpo é estimada pela proporção da força peso medida pelos transdutores, os coeficientes $c_i(t)$ são calculados por

$$c_i(t) = \frac{1}{d_i(t) + 1} \quad (3.3)$$

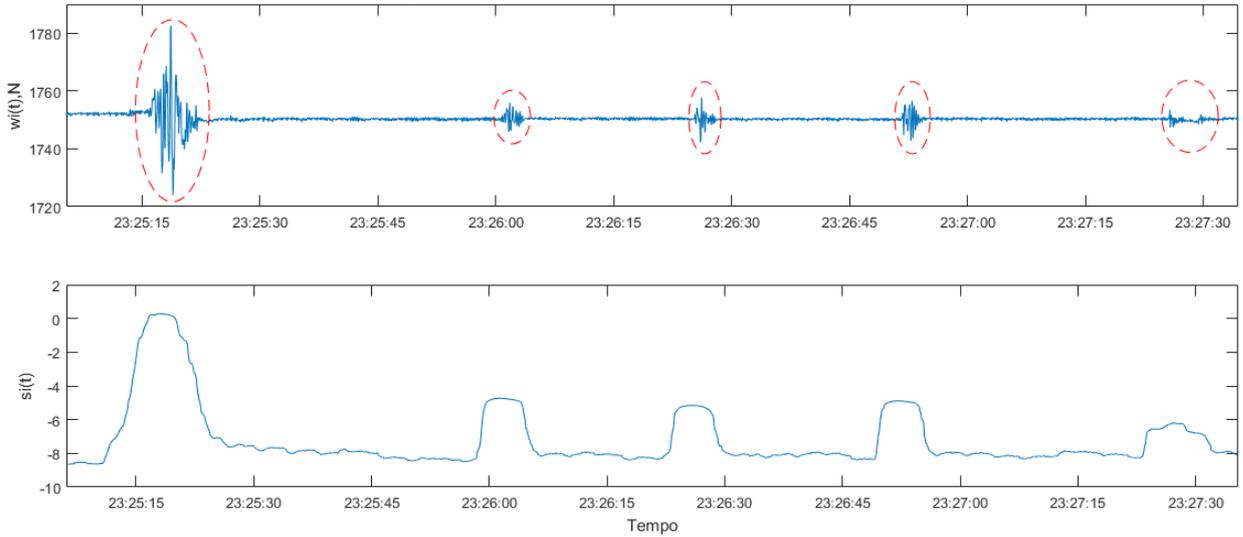
onde $d_i(t)$ é a distância no instante t entre a célula de carga i e o centro de massa da cama.

Na terceira parte, a característica $f(t)$ é estimada, representando a soma ponderada das variabilidades do sinal de energia das células de carga, denotada por

$$f(t) = \sum_{i=1}^4 c_i(t) s_i^2(t) \quad (3.4)$$

Assim, o espaço de características é representado utilizando um vetor de características unidimensional dado por $f(t)$. A Figura 11 mostra a característica resultante para um intervalo que contem artefatos de movimento.

Figura 11 – Sinal de uma célula de carga ($w_i(t)$) e o correspondente variância amostral ponderada ($s_i(t)$) coletada durante um intervalo composto por artefatos de movimento, circulado em vermelho.



Fonte: o autor.

3.3.3 Classificação

Considerando que o indivíduo está sobre a cama, através da estimativa da característica dar-se-á a diferenciação dos movimentos apresentados em duas classes, de forma que classe 1 representa os movimentos não relacionados ao respirar, e classe 2 representa os movimentos relacionados a respiração. A classificação dos sinais entre as classes mencionadas se dá através do modelo de misturas Gaussianas (do inglês *Gaussian Mixture Model* - GMM), conforme proposto por (ADAMI et al., 2008). O GMM é um método estocástico multimodal e representa uma função de densidade probabilidade paramétrica por uma soma ponderada de M densidades de componentes Gaussianos

$$p(x|\Theta) = \sum_{i=1}^M \varpi_i p(x|\mu_i, \Sigma_i), 0 \leq \varpi_i \leq 1 \quad (3.5)$$

onde ϖ_i é o peso da mistura Gaussiana de índice i para $i = 1, 2, 3, \dots, M$, μ_i e Σ_i são a média e covariância da i -ésima componente, respectivamente. A probabilidade condicional é calculada por

$$p(x|\mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x-\mu_i)} \quad (3.6)$$

com $\sum_{i=1}^M \varpi_i = 1$ e $\Theta = \{\varpi_1, \dots, \varpi_M, \mu_1, \dots, \mu_M, \Sigma_1, \dots, \Sigma_M\}$.

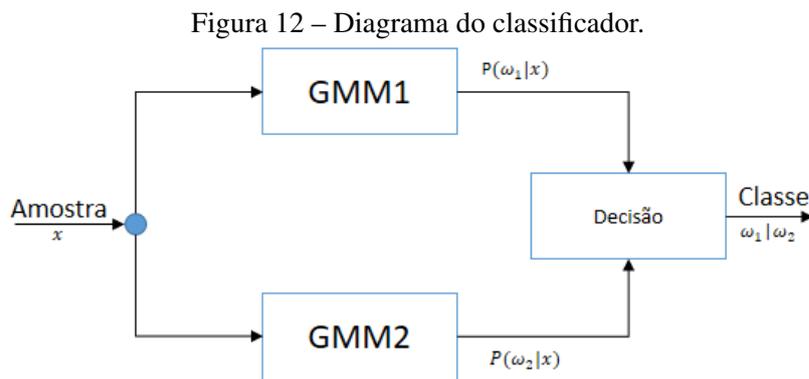
A base de dados possui informações sobre eventos ocorridos durante as execuções do protocolo de coleta. Estão entre estes eventos os movimentos atípicos, executados pelos sujeitos sob observação, isto é, movimentos de membros superiores/inferiores, rotações de tronco ou troca de posição. Os intervalos que exibem estes eventos de movimento são rotulados como

movimento e os demais intervalos são rotulados como *não movimento*.

Os modelos de misturas Gaussianas foram estimados através do algoritmo Expectation-Maximization (DEMPSTER; LAIRD; RUBIN, 1977), utilizando as características estimadas nos intervalos rotulados como *movimento* e *não movimento*, denominadas GMM_1 e GMM_2 , respectivamente.

Com os modelos de misturas Gaussianas estimados GMM_1 e GMM_2 , o algoritmo determina o pertencimento de uma amostra x a uma *classe* pela probabilidade da mesma ter sido gerada por uma das misturas $P(\omega_1|x)$ ou $P(\omega_2|x)$, conforme o diagrama mostrado na Figura 12. Assim, através da regra de Bayes (DUDA; HART; STORK, 2000), a decisão entre as classes 1 (ω_1) e 2 (ω_2) é

$$P(\omega_1|x) \begin{matrix} \omega_1 \\ > \\ < \\ \omega_2 \end{matrix} P(\omega_2|x) \quad (3.7)$$



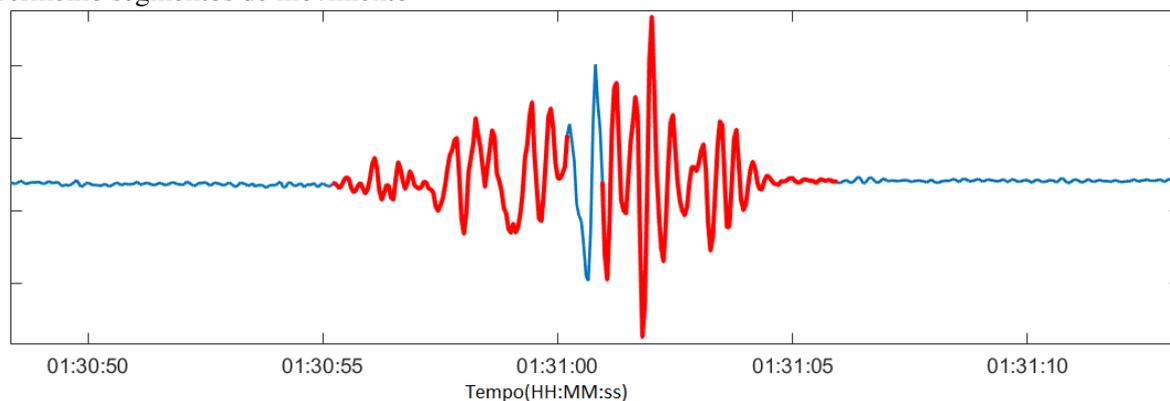
Fonte: o autor.

3.3.4 Segmentação

A etapa de segmentação tem como principal objetivo remover dos segmentos de *não movimento* os intervalos onde o paciente está se movimentando. Como mencionado anteriormente, o indivíduo sob investigação pode executar movimentos não relacionados a respiração e estes são perceptíveis pelas células de carga acopladas aos pés da cama. Estima-se que movimentos voluntários durante o sono tem duração de até 20 segundos (ADAMI et al., 2005; ANCOLI-ISRAEL et al., 2003), a rotina de classificação pode eventualmente indicar períodos de *não movimento* durante a ocorrência de eventos não vinculados a respiração, como mostra a Figura 13.

Com a finalidade de inutilizar os segmentos de atividade respiratória de curta duração, detectados durante eventos de movimentos não relacionados a respiração, foram considerados

Figura 13 – Segmento de *não movimento* de curta duração. Em azul, segmentos de *não movimento*, em vermelho segmentos de movimento



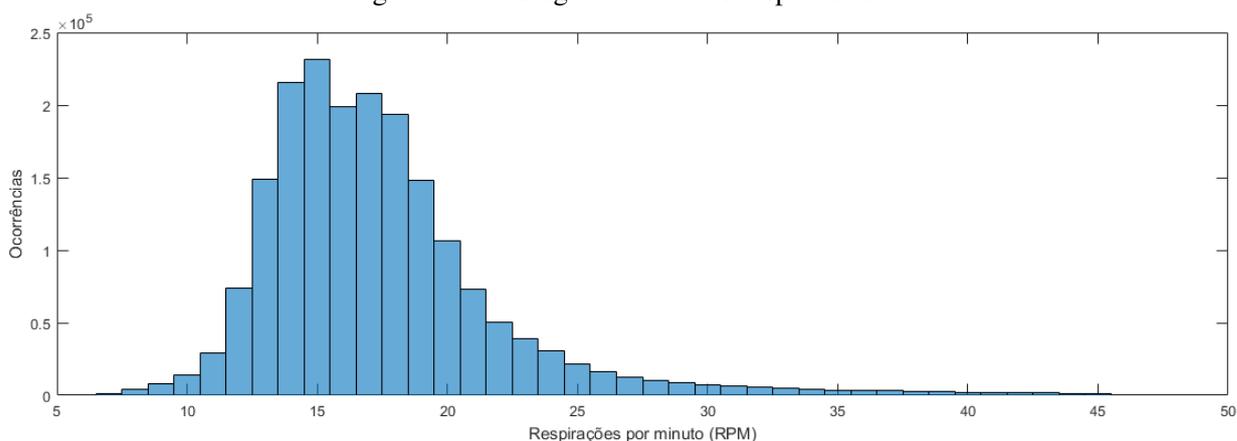
Fonte: o autor.

somente os intervalos classificados como classe 2 (*não movimento*) com duração maior ou igual a 3 segundos.

3.3.5 Extração do Ritmo Respiratório Real

A base de dados possui diversas informações sobre a atividade respiratória dos pacientes, como a oxigenação, saturação e ritmo respiratório. A distribuição dos ritmos respiratórios determinados pelo laboratório responsável pela base de dados é mostrado na Figura 14. Percebe-se que a maior parte da atividade respiratória está na faixa tipicamente aceita como normal (BROADDUS et al., 2015; BEATTIE, 2013; ZHU et al., 2006).

Figura 14 – Histograma do ritmo respiratório.



Fonte: o autor.

Ressalta-se que o ritmo respiratório efetivamente utilizado no aferimento das técnicas estudadas compreende somente os intervalos em que o sujeito foi detectado sobre a cama, conforme descrito na Seção 3.3.1.

3.4 ESTIMATIVA DO RITMO RESPIRATÓRIO

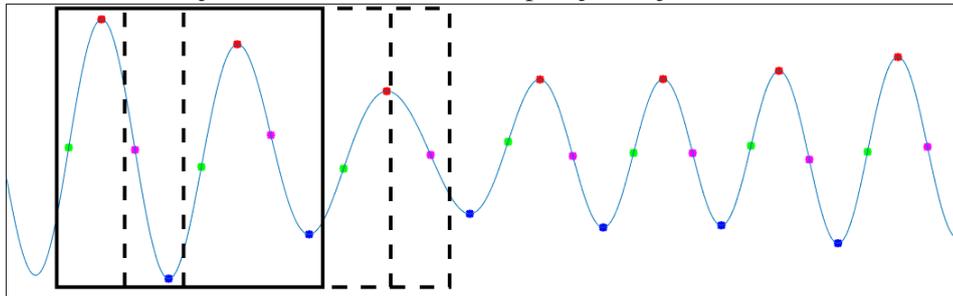
O número de incursões respiratórias por minuto é chamado de frequência ou ritmo respiratório (PÁDUA; MARTINEZ, 2001), e pode ser estimado pelo tamanho individual de cada um dos ciclos, (PAALASMAA, 2014). Uma vez que os sinais de pressão foram extraídos da base de dados, e os intervalos em que não ocorrem movimentos não relacionados ao respirar foram classificados e segmentados, passa a ser possível estimar a atividade respiratória. Esta seção detalha a implementação das técnicas propostas por (BEATTIE, 2013), (PAALASMAA, 2014) e (VEHKAJOJA, 2015), denominadas Técnica A, Técnica B e Técnica C, respectivamente.

Segundo BEATTIE, a taxa de respiração em RPM (respirações por minuto) pode ser inferida pela duração média de cada incursão respiratória (segundos por respiração). A incursão pode ser identificada através de características cíclicas (Figura 15), picos (máximo local), vales (mínimo local), borda de subida ou borda de descida. Assim a taxa respiratória é calculada por

$$RPM = \frac{60}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{d_i}{F_s}} \quad (3.8)$$

onde d_i é a distância entre duas características cíclicas consecutivas, para $i = 1, 2, 3 \dots N$, e F_s a frequência de amostragem.

Figura 15 – Características cíclicas, picos sinalizados como *, vales como *, bordas de subida como *, bordas de descida como *, janela linha contínua e interpolação da janela como linha semicontínua.

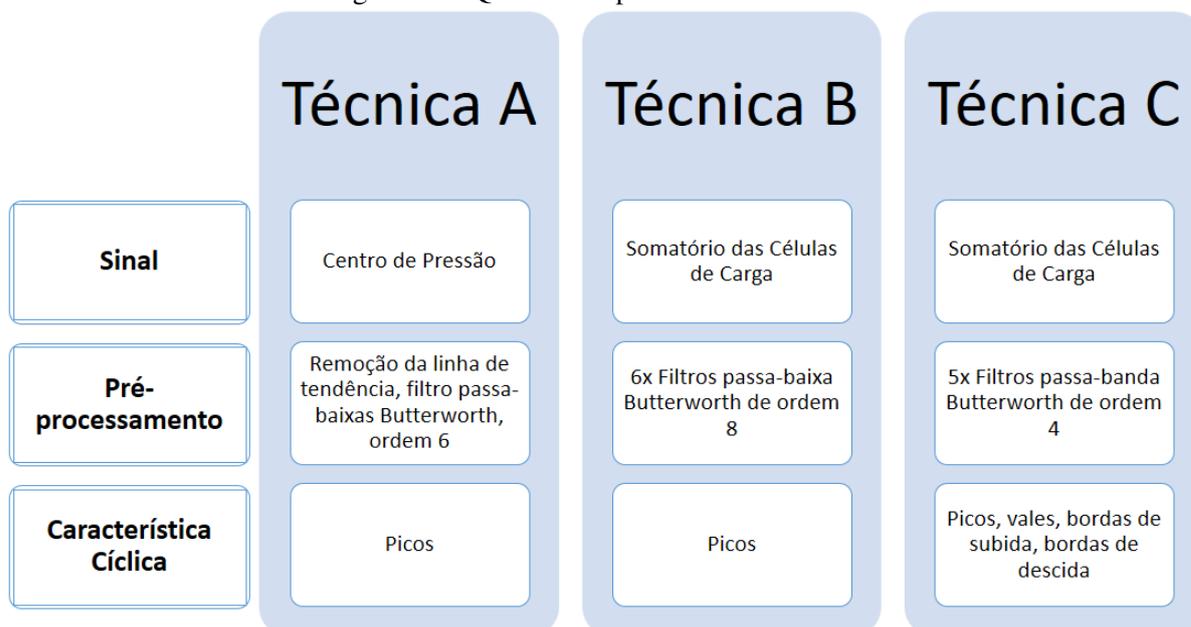


Fonte: o autor.

O sinal classificado e segmentado, é analisado em janelas, que são deslocadas ao longo do segmento. A interpolação das janelas aumenta o nível de detalhamento do sinal compreendido pelo segmento, contribuindo para a minimização dos erros na estimativa de atividade respiratória (BRINK, 2006). A Figura 15 demonstra a interpolação (linha semicontínua) de uma janela (linha contínua) ao longo do segmento analisado.

As técnicas analisadas tem duas fases bem definidas, pré-processamento e processamento, a Figura 16 resume as semelhanças entre as técnicas através do sinal utilizado, abordagem na fase de pré-processamento e característica cíclica utilizada para determinar a taxa respiratória, calculada pela equação 3.8.

Figura 16 – Quadro comparativo entre técnicas.



Fonte: o autor.

3.4.1 Técnica A

O método proposto por (BEATTIE, 2013) foi implementado em 4 fases, calcula-se o centro de pressão, remove-se a linha de tendência e aplica-se o filtro passa-baixas, para cada janela interpolada ao longo dos segmentos, estima-se a atividade respiratória, como mostra o Figura 17.

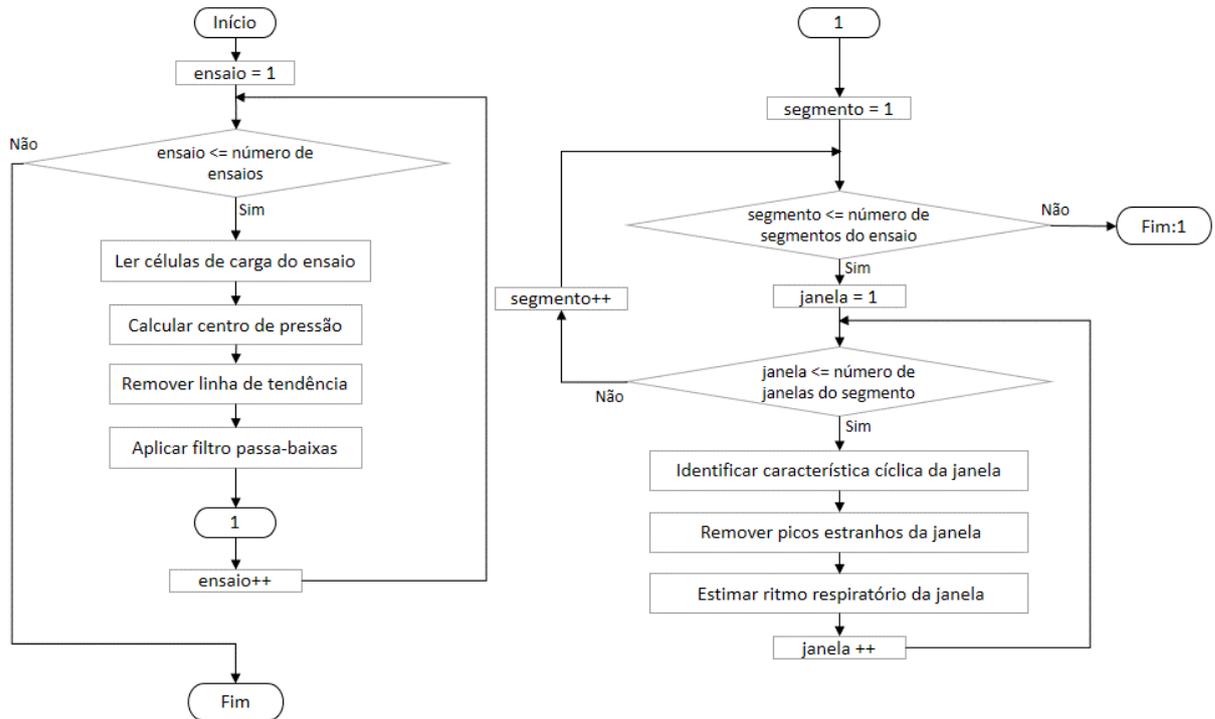
Primeiramente, o centro de pressão é calculado através da equação 2.9, na etapa de pré-processamento, a linha de tendência é removida pela subtração do valor médio, e o filtro passa-baixas Butterworth, de ordem 6 e frequência de corte $0,76Hz$ é aplicado.

Na sequência são identificados os pontos de máximo local, para cada janela de análise interpolada segundo a segundo ao longo dos segmentos classificados como *não movimento*. Os valores considerados estranhos são removidos, isto é, os picos encontrados com amplitudes inferiores a 45% do pico anterior e posterior são desconsiderados, não sendo utilizados para estimar o ritmo respiratório, como mostrado na Figura 18. A frequência respiratória então, é estimada pela duração dos ciclos determinados pela ocorrência de 2 ou mais picos consecutivos, conforme Equação 3.8.

3.4.2 Técnica B

Proposta por (PAALASMAA, 2014), considera a aplicação de um banco de filtros passa-baixas, justificados pela complexa morfologia dos sinais de respiração. Para cada sinal filtrado, sugere-se a estimativa do ritmo respiratório, escolhendo posteriormente a sugestão do

Figura 17 – Fluxograma simplificado da técnica A.



Fonte: o autor.

signal que apresentar a menor variabilidade, conforme mostra a Figura 19.

Inicialmente soma-se os sinais das células de carga, e aplica-se um banco de filtros. O banco de filtros é formado por 6 passa-baixas Butterworth, de ordem 8 e frequências de corte $f_1 = 0,1\text{Hz}$, $f_2 = 0,15\text{Hz}$, $f_3 = 0,225\text{Hz}$, $f_4 = 0,337\text{Hz}$, $f_5 = 0,506\text{Hz}$ e $f_6 = 0,76\text{Hz}$. As sugestões de ritmo respiratório são estimadas utilizando a equação 3.8 e os intervalos entre os máximos locais consecutivos, compreendidos entre as janelas de análise dos segmentos classificados como *não movimento*.

Por fim, a estimativa do ritmo respiratório de cada janela é escolhida pela sugestão vinculada ao sinal filtrado que apresentar a menor variabilidade (V), calculada por

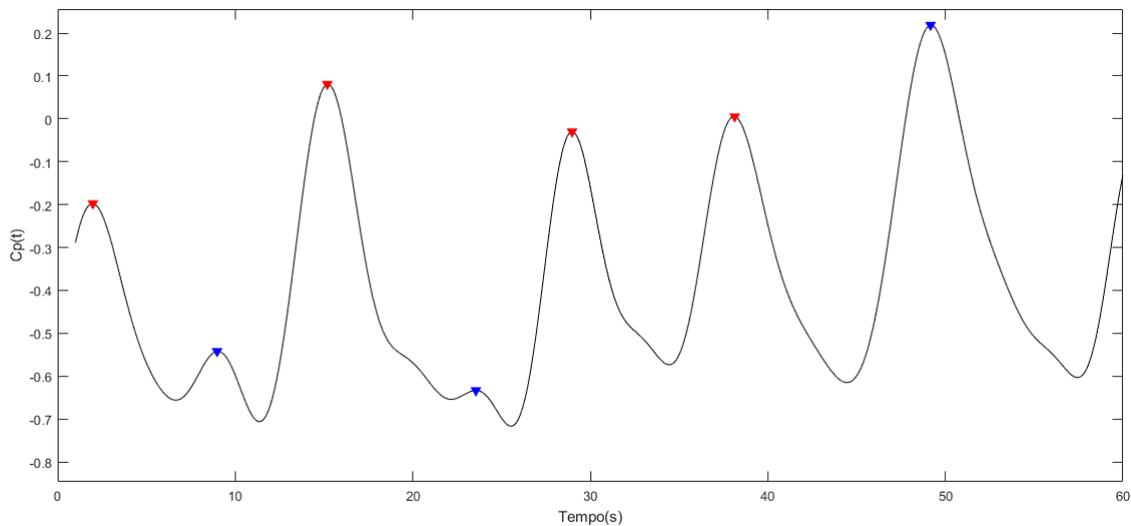
$$V = \max(\log(a_i) - \log(a_{i-1})) \quad (3.9)$$

onde a_i é a i ésima amplitude (diferença entre máximo local e mínimo local consecutivos) anterior do sinal filtrado, para $i = 1, 2, 3, 4, 5$.

3.4.3 Técnica C

Semelhante a técnica B, o método de (VEHKAJOJA, 2015) também aplica um banco de filtros, e escolhe entre as n sugestões de duração do ciclo respiratório, conforme Figura 20. A soma dos sinais das células de carga é submetida a 5 filtros passa-bandas Butterworth, de

Figura 18 – Centro de pressão calculado para um intervalo de 60s, picos desconsiderados em vermelho, picos considerados em azul.



Fonte: o autor.

ordem 4 e frequência de corte $f_1 = 0,1 - 0,15\text{Hz}$, $f_2 = 0,1 - 0,225\text{Hz}$, $f_3 = 0,1 - 0,337\text{Hz}$, $f_4 = 0,1 - 0,506\text{Hz}$ e $f_5 = 0,1 - 0,76\text{Hz}$. As frequências de corte foram espaçadas segundo critérios adotados por VEHKAJOJA, sob a premissa de que a amplitude dos sinais não é afetada pelas atenuações das bandas de rejeição de filtros passa-baixas.

Para os intervalos classificados como *não movimento*, desloca-se a janela de análise segundo a segundo e identifica-se os máximos locais, mínimos locais, bordas de subida e bordas de descida. Para cada uma das características cíclicas, estima-se sugestões de ritmo respiratório, através da equação 3.8. As sugestões são agrupadas em clusters e o ritmo respiratório é estimado pela mediana do cluster mais denso, formado por pelo menos 20% do total de sugestões.

3.5 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO

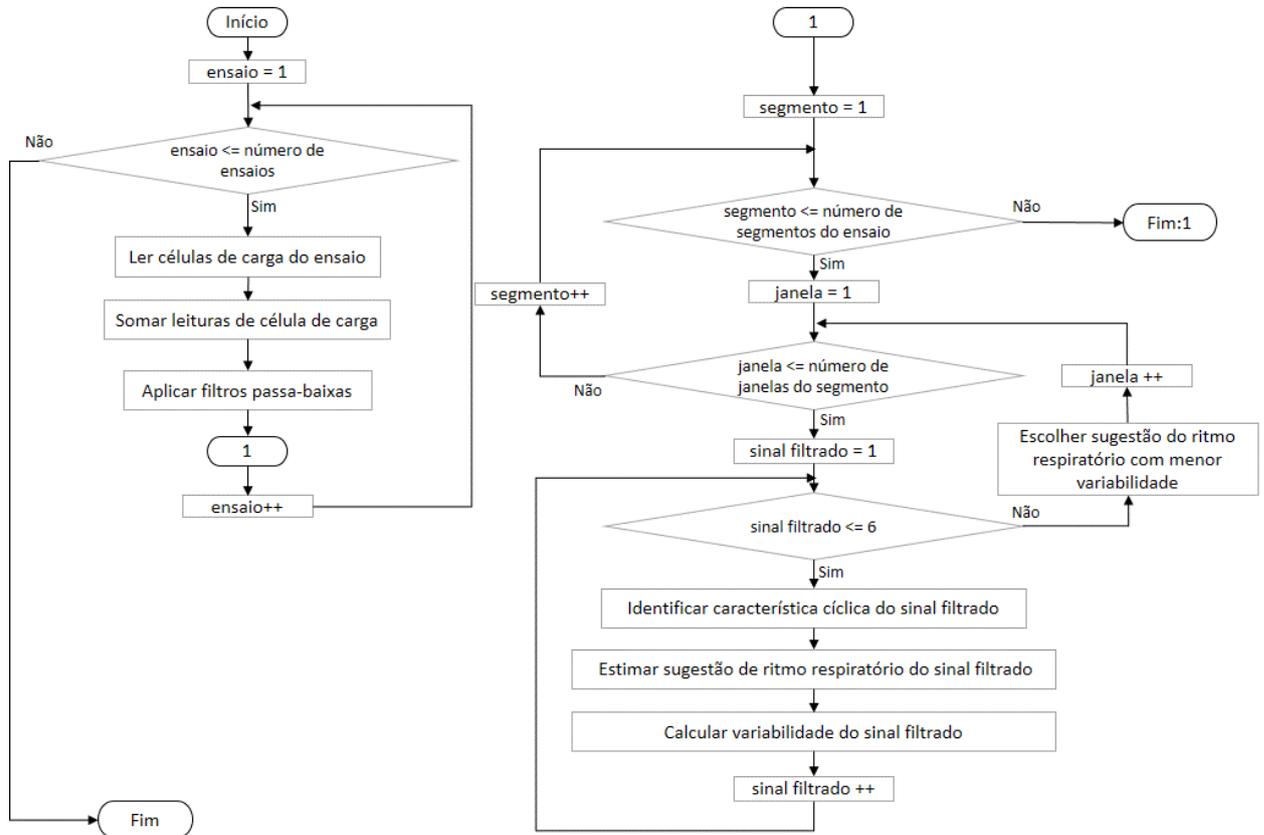
Nesta seção apresenta-se as métricas de desempenho utilizadas para avaliar o pré-processamento e a estimativa do ritmo respiratório do sistema proposto. As métricas utilizadas tem como objetivo verificar a quantidade de erro das estimativas em relação ao ritmo respiratório real e medir a quantidade do sinal de extensometria que é utilizada pelas técnicas, visto que algumas amostras não são utilizadas devido a presença de movimento e/ou tamanho da janela de análise utilizada.

O tempo útil representa a parcela do sinal de extensometria que foi efetivamente utilizado pelas técnicas para estimar a atividade respiratória, e é calculado por

$$T_u = 1 - \frac{F + M + S + K}{N} \quad (3.10)$$

onde F é o número de amostras em que os indivíduos foram detectados fora da cama, M é o

Figura 19 – Fluxograma simplificado da técnica B.



Fonte: o autor.

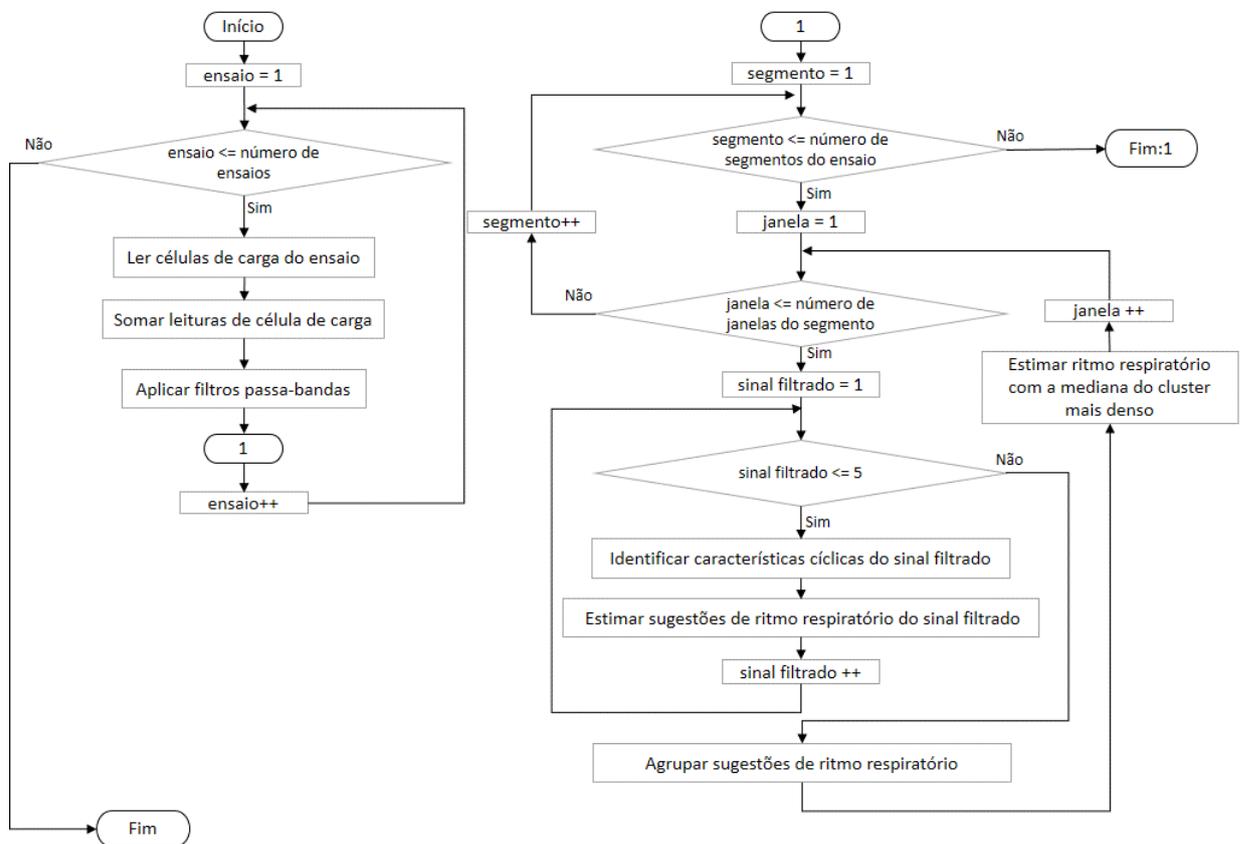
número de amostras classificadas como classe 1, S é o número de amostras classificadas como classe 2 e ignoradas na fase de segmentação (contidas em segmentos com duração inferior a 3s), K é o número de amostras classificadas como classe 2 e ignoradas devido ao tamanho da janela de análise utilizada e N é o número total de amostras.

Para aferir o desempenho da estimativa do ritmo respiratório, optou-se pela utilização do erro quadrático médio, calculado por

$$EQM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - x_i)^2}{N}} \quad (3.11)$$

onde N é o número de observações, X_i é o ritmo respiratório real, extraído da base de dados e x_i é o ritmo respiratório predito pelas técnicas implementadas.

Figura 20 – Fluxograma simplificado da técnica C.



Fonte: o autor.

4 RESULTADOS

Este capítulo apresenta a metodologia experimental e os resultados obtidos pela implementação da mesma.

4.1 METODOLOGIA EXPERIMENTAL

Como metodologia experimental, optou-se pela avaliação de desempenho descrita no Capítulo 3, frente diferentes tamanhos de janela de análise aplicadas as técnicas objetos de estudo deste trabalho. Buscou-se estabelecer uma comparação entre as técnicas e encontrar um tamanho de janela de análise que maximize o tempo útil e minimize o erro quadrático médio das estimativas. Para tal, foram consideradas janelas de análise com tamanhos de 15s, 30s, 60s, 120s e 240s.

Primeiramente será apresentado o tempo útil, com o objetivo de demonstrar a parcela do sinal de extensometria disponível na base dedados que foi efetivamente utilizado na detecção da atividade respiratória, e em seguida apresenta-se a comparação do desempenho das técnicas.

4.2 TEMPO ÚTIL

A base de dados contém cerca de 470 horas de observações da atividade respiratória, dos quais foram utilizados na detecção somente os intervalos com ausência de movimento não relacionados ao respirar. A etapa de pré-processamento deu-se conforme descrito na Seção 3.3, os sinais das células de carga foram lidos, ocorreu a detecção de presença, o ritmo respiratório real foi extraído, a variância ponderada amostral foi calculada ($L = 101$) seguida da segmentação dos intervalos classificados como classe 2.

Através do tempo útil resultante, mostrado na Tabela 1, nota-se que o sistema utiliza aproximadamente $\frac{2}{3}$ do sinal para estimar a atividade respiratória. É possível notar diferenças significativas (diferença maior que 0,1% ou aproximadamente 30min) somente em janelas de análise de 120s ou mais.

Tabela 1 – Tempo útil resultante

Janela de Análise	Tempo Útil	
	%	Abs
15s	69,773	327,98h
30s	69,770	327,97h
60s	69,769	327,96h
120s	68,653	322,72h
240s	66,141	310,91h
Valor Médio	68,821	323,51h

Fonte: o autor.

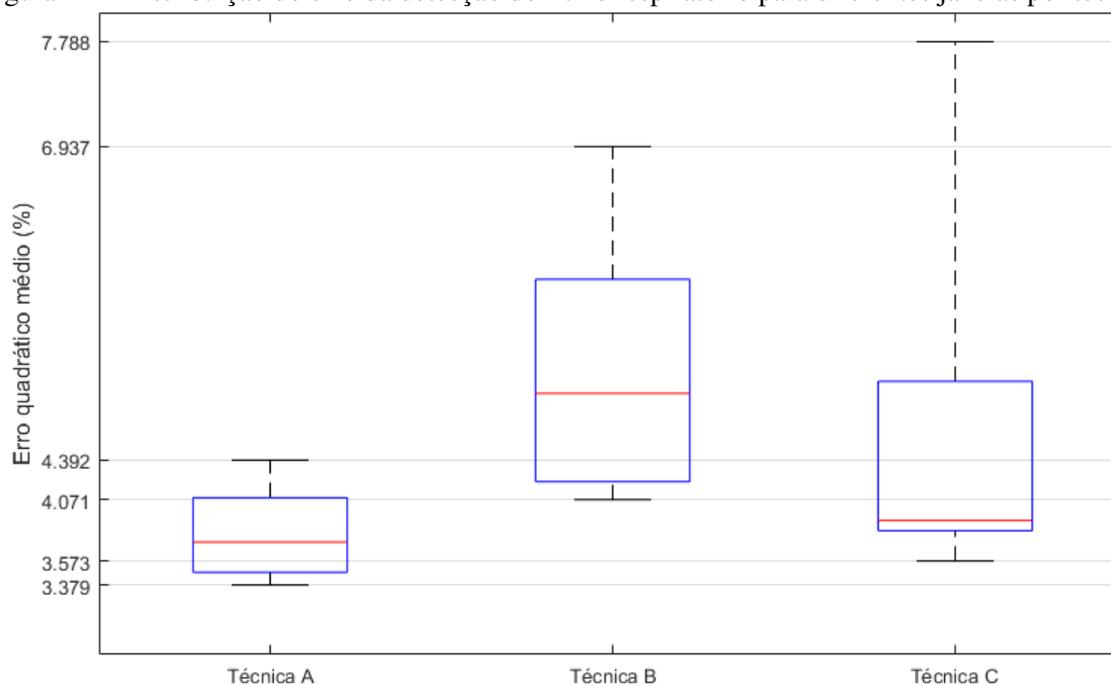
Esperavam-se os piores resultados para as janelas de maior tamanho, visto que o tamanho da janela pode inutilizar segmentos com menor duração, contribuindo para a redução do tempo útil.

Acredita-se que as informações da base de dados referentes a ocorrência e duração dos eventos de movimento são falhas, possivelmente não indicando todos os eventos ocorridos e/ou indicando inaccuradamente a duração dos mesmos. Considerando que o tempo útil é diretamente afetado pela classificação e segmentação dos intervalos observados, talvez a correta documentação dos eventos resultasse no aumento do tempo útil.

4.3 RITMO RESPIRATÓRIO

A técnica A produziu os melhores resultados para as diferentes configurações de janelas. A Figura 21 mostra a distribuição do desempenho por janela para cada uma das técnicas. Percebe-se que a técnica A produziu erros abaixo de 4,5% também apresentou a menor variância entre os resultados. Embora a técnica B não tenha a pior variabilidade, apresentou na média os maiores erros na estimativa da atividade respiratória. Já a técnica C apresenta resultados próximos aos da técnica A, entretanto, exibe a maior variabilidade entre os métodos estudados.

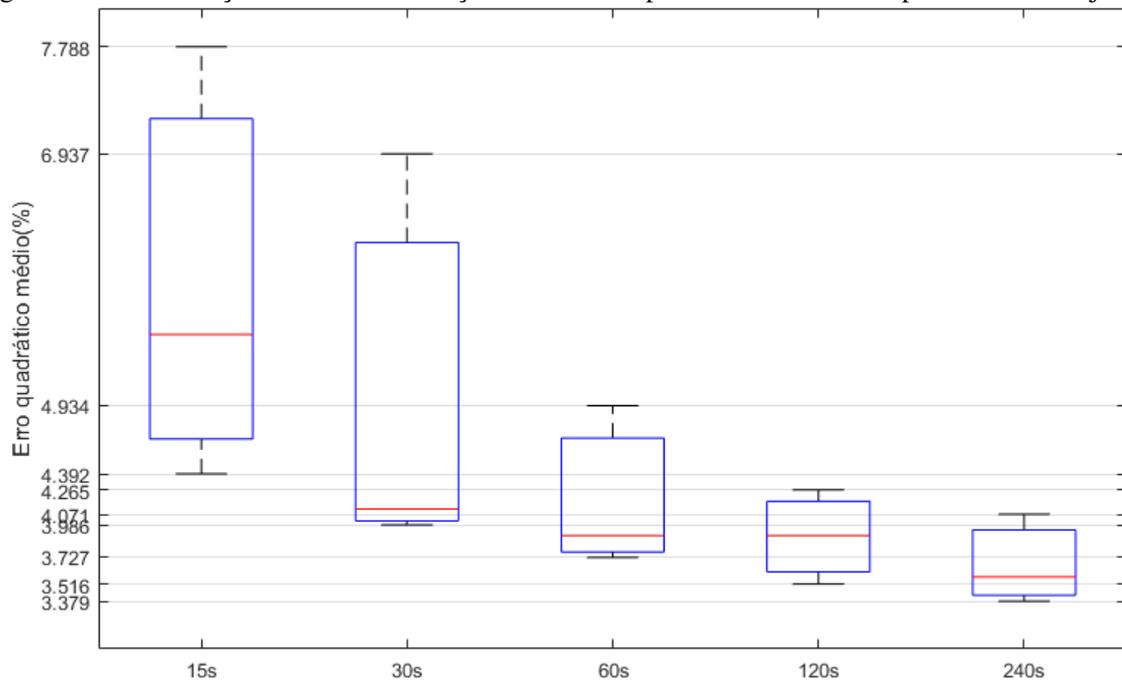
Figura 21 – Distribuição do erro da detecção do ritmo respiratório para diferentes janelas por técnica.



Fonte: o autor.

A Figura 22 mostra o desempenho das técnicas por tamanho de janela. Percebe-se que o erro de estimativa é inversamente proporcional ao tamanho da janela. Também nota-se pouca diferença (< 0,5%) no erro quadrático entre as janelas 120s e 240s e grande diferença (> 2%) entre 30s e 60s.

Figura 22 – Distribuição do erro da detecção do ritmo respiratório das técnicas por tamanho de janela.



Fonte: o autor.

Analisando isoladamente as técnicas, esperava-se que o desempenho da técnica A fosse o maior entre os métodos estudados, visto que é o único método que não precisa escolher o ritmo respiratório entre n sugestões. Considerando que todas as técnicas apresentadas estimam a atividade respiratória pela distância entre variáveis cíclicas consecutivas, os resultados indicam que a variação do centro de pressão é mais sensível aos fenômenos cardiobalísticos do que o somatório das células de carga.

Especula-se que a maior fonte de erros das técnicas B e C está na decisão sobre qual das estimativas sugeridas é a mais apropriada. Os limiares de decisão são muito dependentes do conjunto de dados utilizado na investigação, e os valores sugeridos pelos autores das mesmas não são necessariamente otimizados para a base de dados utilizada neste sistema.

Quanto a investigação proposta pela metodologia experimental, os resultados indicam que a combinação da técnica A e janela de 60s é a que menos compromete o erro quadrático médio e tempo útil. As demais configurações ou apresentam erros de estimativa maiores ou tempo útil menor.

5 CONCLUSÃO

A qualidade do sono tem efeitos físicos e metabólicos, tais como alterações cognitivas, fadiga, sonolência diurna, além de estar relacionada ao desenvolvimento de obesidade, diabetes e infarto. Entre os distúrbios que afetam a qualidade do sono está a apneia, que consiste na obstrução total ou parcial das vias aéreas durante o sono. A polissonografia é o padrão para diagnosticar estes tipos de distúrbio, entretanto, a técnica é desconfortável para o paciente. Ainda que o paciente venha a se acostumar com o protocolo de testes, o mesmo não costuma ter um laboratório devidamente equipado a disposição para realizar o procedimento sazonalmente. Assim, a avaliação do ritmo respiratório é de grande importância para a medicina, sobretudo os métodos não intrusivos que possibilitem a observação contínua.

Com o objetivo de fornecer um método não intrusivo do ritmo respiratório, este trabalho apresentou a comparação entre as técnicas tipicamente utilizadas em sistemas de detecção do ritmo respiratório utilizando células de carga. Primeiramente, o sistema eliminou os momentos em que os sujeitos sob observação estavam fora da cama ou quando tronco ou membros produziram algum movimento não relacionado ao respirar. Em seguida, pode-se aplicar métodos para estimar a periodicidade do sinal na frequência do ritmo respiratório.

A avaliação das técnicas deu-se através de uma base de dados com 59 pacientes, coletados em uma clínica do sono contendo dados de PSG e células de carga (sincronizados), bem como a descrição de eventos de movimento e artefatos estranhos ao respirar. Estes dados foram utilizados para construir e avaliar as técnicas de detecção. Além de avaliar a capacidade de extrair tal informação das células de carga, este trabalho buscou estabelecer a comparação entre os métodos empregados para obter tais informações.

Este trabalho além de proporcionar a comparação entre os métodos de detecção do ritmo respiratório, também estabeleceu a relação entre o tamanho da janela de análise, erro de estimativa e parcela do sinal de extensometria efetivamente utilizado. Os resultados mostraram que o equilíbrio entre tempo útil e erro quadrático médio aconteceu com a utilização da técnica A, proposta por BEATTIE, com a janela de análise de 60s, produzindo 3,379% de erro quadrático e 69,769% de tempo útil. As demais configurações apresentaram resultados piores, seja pela incapacidade de estabelecer a frequência respiratória correta em meio a n sugestões, seja pela redução do tempo útil devido ao tamanho da janela. Contudo, fica evidente que o desempenho geral do sistema depende muito da qualidade da documentação da base de dados.

REFERÊNCIAS

- ABID, A. et al. Model-based estimation of respiratory parameters from capnography, with application to diagnosing obstructive lung disease. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. PP, n. 99, p. 1–1, 2017.
- ADAMI, A. M. **Assessment and classification of movements in bed using unobtrusive sensors**. 2006. Tese Doutorado — Oregon Health & Science University, 2006.
- ADAMI, A. M. et al. Detection and classification of movements in bed using load cells. **2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference**, [S.l.], p. 589–592, Jan 2005.
- ADAMI, A. M. et al. A system for unobtrusive monitoring of mobility in bed. **11th IEEE International Conference on Computational Science and Engineering - Workshops**, [S.l.], p. 13–18, July 2008.
- ADAMI, A. M. et al. A subject state detection approach to determine rest-activity patterns using load cells. **2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology**, [S.l.], p. 204–207, Aug 2010.
- AGNEW, H. W.; WEBB, W. B.; WILLIAMS, R. L. The first night effect: an eeg study of sleep. **Psychophysiology**, [S.l.], v. 2, n. 3, p. 263–266, 1966.
- ALAZIZ, M. et al. Motion scale: a body motion monitoring system using bed-mounted wireless load cells. **2016 IEEE First International Conference on Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies (CHASE)**, [S.l.], p. 183–192, June 2016.
- ALIHANKA, J.; VAAHTORANTA, K.; SAARIKIVI, I. A new method for long-term monitoring of the ballistocardiogram, heart rate, and respiration. **American Journal of Physiology - Regulatory, Integrative and Comparative Physiology**, [S.l.], v. 240, n. 5, p. R384–R392, 1981.
- ANCOLI-ISRAEL, S. et al. The role of actigraphy in the study of sleep and circadian rhythms. **Sleep**, [S.l.], v. 26, n. 3, p. 342–392, 2003.
- AUSTIN, D. et al. Unobtrusive classification of sleep and wakefulness using load cells under the bed. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2012., 2012. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2012. p. 5254–5257.
- BEATTIE, Z. T. **Unobtrusive detection of breathing using load cells and the application to sleep apnea detection**. 2013. Tese Doutorado — Oregon Health & Science University, 2013.
- BEATTIE, Z. T. et al. Classification of breathing events using load cells under the bed. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2009. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2009. p. 3921–3924.

BEATTIE, Z. T. et al. A time-frequency respiration tracking system using non-contact bed sensors with harmonic artifact rejection. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY (EMBC), 2015., 2015. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p. 8111–8114.

BEATTIE, Z. T.; HAGEN, C. C.; HAYES, T. L. Classification of lying position using load cells under the bed. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2011., 2011. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2011. p. 474–477.

BEN-ARI, J. et al. Contactless respiratory and heart rate monitoring: validation of an innovative tool. **Journal of medical engineering and technology**, [S.l.], v. 34, p. 393–8, Oct 2010.

BRINK, M. Contact-free measurement of heart rate, respiration rate, and body movements during sleep. **Behavior Research Methods**, [S.l.], v. 38, n. 3, p. 511–521, Aug 2006.

BROADDUS, V. C. et al. **Murray & nadel's textbook of respiratory medicine e-book (murray and nadel's textbook of respiratory medicine)**. [S.l.]: Saunders, 2015.

BRUAENE, A. V. D. et al. Effect of respiration on cardiac filling at rest and during exercise in fontan patients: a clinical and computational modeling study. **IJC Heart and Vasculature**, [S.l.], v. 9, p. 100 – 108, 2015.

CHA, J.-Y. et al. Unconstrained respiration and heart rate monitoring system based on a ppg pillow during sleep. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, 2008., 2008. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008. p. 3224–3226.

CHATTERJI, S. et al. The conceptual basis for measuring and reporting on health. **Global Programme on Evidence for Health Policy Discussion Paper**, [S.l.], v. 45, 2002.

CHEE, Y. et al. Air mattress sensor system with balancing tube for unconstrained measurement of respiration and heart beat movements. **Physiological Measurement**, [S.l.], v. 26, n. 4, p. 413, 2005.

CHEN, G. et al. Algorithm for heart rate extraction in a novel wearable acoustic sensor. **Healthcare Technology Letters**, [S.l.], v. 2, n. 1, p. 28–33, 2015.

CHEN, W. et al. Unconstrained detection of respiration rhythm and pulse rate with one under-pillow sensor during sleep. **Medical and biological engineering and computing**, [S.l.], v. 43, p. 306–12, 04 2005.

CORBISHLEY, P.; RODRIGUEZ-VILLEGAS, E. Breathing detection: towards a miniaturized, wearable, battery-operated monitoring system. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 55, n. 1, p. 196–204, Jan 2008.

DAFNA, E. et al. Breathing rate estimation during sleep using audio signal analysis. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY (EMBC), 2015., 2015. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p. 5981–5984.

DEMPSTER, A. P.; LAIRD, N. M.; RUBIN, D. B. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. **JOURNAL OF THE ROYAL STATISTICAL SOCIETY, SERIES B**, [S.l.], v. 39, n. 1, p. 1–38, 1977.

DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. **Pattern classification (pt.1)**. [S.l.]: Wiley-Interscience, 2000.

FOLKE, M. et al. Critical review of non-invasive respiratory monitoring in medical care. **Medical and Biological Engineering and Computing**, [S.l.], v. 41, n. 4, p. 377–383, Jul 2003.

GERETTO, P. Monitorização da respiração: oximetria e capnografia. **Revista Brasileira de Anestesiologia**, [S.l.], v. 42, n. 1, p. 51–58, 1992.

HARADA, T. et al. Sensor pillow system: monitoring respiration and body movement in sleep. In: IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS (IROS 2000) (CAT. NO.00CH37113), 2000., 2000. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2000. v. 1, p. 351–356 vol.1.

HIBBELER, R. C. **Engineering mechanics: statics**. [S.l.: s.n.], 2016v.

HUMPHREYS, K.; WARD, T.; MARKHAM, C. Noncontact simultaneous dual wavelength photoplethysmography: a further step toward noncontact pulse oximetry. **Review of Scientific Instruments**, [S.l.], v. 78, n. 4, p. 044304, 2007.

JORGE, J. et al. Non-contact monitoring of respiration in the neonatal intensive care unit. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTOMATIC FACE GESTURE RECOGNITION (FG 2017), 2017., 2017. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2017. p. 286–293.

JUNG, D. W. et al. Nocturnal awakening and sleep efficiency estimation using unobtrusively measured ballistocardiogram. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 61, n. 1, p. 131–138, Jan 2014.

KODALI M.D., B. Capnography outside the operating rooms. **Anesthesiology**, [S.l.], v. 118, n. 1, p. 192–201, 2013.

KRAUSS, B.; HESS, D. R. Capnography for procedural sedation and analgesia in the emergency department. **Annals of Emergency Medicine**, [S.l.], v. 50, n. 2, p. 172 – 181, 2007.

KURIHARA, Y. et al. Potentialities of the pneumatic biosensing bed as a network terminal for ubiquitous health monitoring and medical care. **IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering**, [S.l.], v. 3, n. 6, p. 632–641, nov 2008.

LEE, W. et al. Physiological signal monitoring bed for infants based on load-cell sensors. **Sensors**, [S.l.], v. 16, n. 3, p. 409, mar 2016.

LI, C. et al. Radar remote monitoring of vital signs. **IEEE Microwave Magazine**, [S.l.], v. 10, n. 1, p. 47–56, February 2009.

MARTIN, A.; VOIX, J. In-ear audio wearable: measurement of heart and breathing rates for health and safety monitoring. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. PP, n. 99, p. 1–1, 2017.

NATIONS, U. **World population prospects: the 2017 revision**. [S.l.]: Department of Economic and Social Affairs, 2017.

NIIZEKI, K. et al. Unconstrained cardiorespiratory and body movement monitoring system for home care. **Medical and Biological Engineering and Computing**, [S.l.], v. 43, n. 6, p. 716–724, Nov 2005.

PAALASMAA, J. **Monitoring sleep with force sensor measurement**. 2014. Tese Doutorado — Helsingin yliopisto, 2014.

PÁDUA, A. I.; MARTINEZ, J. A. B. Modos de assistência ventilatória. **Revista Medicina (Ribeirao Preto. Online)**, [S.l.], v. 34, n. 2, p. 133–142, 2001.

ROSENBERG, J. et al. Circadian variation in unexpected postoperative death. **British Journal of Surgery**, [S.l.], v. 79, n. 12, p. 1300–1302, 1992.

SEMMES, B. J. et al. Subjective and objective measurement of tidal volume in critically III patients. **Chest**, [S.l.], v. 87, n. 5, p. 577–579, may 1985.

SENARATNA, C. V. et al. Prevalence of obstructive sleep apnea in the general population: a systematic review. **Sleep Medicine Reviews**, [S.l.], v. 34, p. 70 – 81, 2017.

SEVERINGHAUS, J. W.; HONDA, Y. History of blood gas analysis. vii. pulse oximetry. **Journal of Clinical Monitoring**, [S.l.], v. 3, n. 2, p. 135–138, Apr 1987.

TARASSENKO, L. et al. Non-contact video-based vital sign monitoring using ambient light and auto-regressive models. **Physiological Measurement**, [S.l.], v. 35, n. 5, p. 807, 2014.

TAYLOR, J. R. **Classical mechanics**. [S.l.]: University Science Books, 2005.

VEHKAOJA, A. **Unobtrusive monitoring of heart rate and respiration rate during sleep**. 2015. Tese Doutorado — Tampere University of Technology, 2015.

VERKRUYSSSE, W.; SVAASAND, L. O.; NELSON, J. S. Remote plethysmographic imaging using ambient light. **Opt. Express**, [S.l.], v. 16, n. 26, p. 21434–21445, Dec 2008.

VILLINES, Z. **What is paradoxical breathing?** Disponível em <https://www.medicalnewstoday.com/articles/319924.php>. Acesso em: 11 dez. 2017.

WALSH, L. **Non-contact sleep monitoring**. 2012. Tese Doutorado — National University of Ireland Maynooth, 2012.

WARD, J. P.; WARD, J.; LEACH, R. M. **The respiratory system at a glance**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2010. v. 19.

WATANABE, K. et al. Noninvasive measurement of heartbeat, respiration, snoring and body movements of a subject in bed via a pneumatic method. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 52, n. 12, p. 2100–2107, Dec 2005.

WIERINGA, F.; MASTIK, F.; STEEN, A. van der. Contactless multiple wavelength photoplethysmographic imaging: a first step toward “spo2 camera” technology. **Annals of biomedical engineering**, [S.l.], v. 33, p. 1034–41, 09 2005.

YADOLLAHI, A.; MOUSSAVI, Z. M. K. A robust method for estimating respiratory flow using tracheal sounds entropy. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 53, n. 4, p. 662–668, April 2006.

ZHU, X. et al. Real-time monitoring of respiration rhythm and pulse rate during sleep. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 53, n. 12, p. 2553–2563, Dec 2006.