

UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
Centro de Computação e Tecnologia da Informação
Curso de Bacharelado em Ciência da Computação

Gilmar Schwarz

**SISTEMA NÃO-INTRUSIVO PARA IDENTIFICAÇÃO DO
MOVIMENTO PERIÓDICO DAS PERNAS**

Caxias do Sul

2010

Gilmar Schwarz

**SISTEMA NÃO-INTRUSIVO PARA IDENTIFICAÇÃO DO
MOVIMENTO PERIÓDICO DAS PERNAS**

Trabalho de Conclusão de Curso
para Obtenção do Grau de
Bacharel em Ciência da
Computação da Universidade de
Caxias do Sul.

André Gustavo Adami
Orientador

Adriana Miorelli Adami
Co-Orientador

Caxias do Sul

2010

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a toda minha família e especialmente aos meus pais por todo o apoio e sustentação, que foram muito importantes para que eu chegasse até aqui.

Agradeço ao meu orientador André Gustavo Adami e minha co-orientadora Adriana Miorelli Adami pelo apoio, incentivo e dedicação, que foram fundamentais para a realização deste trabalho.

Agradeço aos meus colegas de faculdade pela convivência e por todos os momentos passados durante todo esse período, que sempre estiveram presentes ao meu lado, nos bons e maus momentos, me incentivando e apoiando.

Agradeço também a todos os professores do curso de Bacharelado em Ciência da Computação da UCS pelo esforço, dedicação e conhecimento compartilhado ao longo da graduação e a todos que, de uma forma ou de outra, sempre me ajudaram e contribuíram para a minha formação.

RESUMO

O presente trabalho concentra-se no desenvolvimento de um sistema não-intrusivo para a identificação de um distúrbio de sono denominado movimento periódico das pernas, através de células de carga instaladas sob a cama. O processo para a identificação do movimento periódico das pernas pode ser dividido em três fases. Na primeira fase, o sistema detecta se a pessoa está deitada na cama. Na segunda fase, utilizando os períodos onde a pessoa está na cama, o sistema detecta os intervalos de tempo quando um movimento ocorreu. Na última fase, o sistema utiliza um padrão que é característico do distúrbio para identificar a presença ou não do mesmo. Para a primeira fase, o sistema é avaliado em três bases de dados produzindo um erro médio inferior a 1%. Na segunda fase, são utilizadas duas bases de dados para avaliar o desempenho, onde o erro médio gerado foi inferior a 2%. Na última fase, o sistema é avaliado em uma base de dados produzindo um erro médio inferior a 0,5%.

Palavras-chaves: Movimento Periódico das Pernas, Processamento de Sinais Digitais, Células de Carga, Monitoramento Não-Intrusivo.

ABSTRACT

This work focuses on developing a non-intrusive system for identification of periodic limb movements during sleep that employs load cell sensors installed under the bed. The process to identify periodic limb movements can be divided into three phases. In the first phase, the system detects whether the person is in bed. In the second phase, using the periods where the subject is in bed, it detects the time periods when a movement occurred. In the last phase, the system uses a pattern that is characteristic of periodic limb movements to identify the presence or not of this motor disturbance. In the first phase, the system is evaluated on three databases, producing an average error of less than 1%. In the second phase, we use two databases to evaluate the performance, producing an average error of less than 2%. In the last phase, the system is evaluated on one database, producing an average error of less than 0,5%.

Keywords: Periodic Limb Movements, Digital Signal Processing, Load Cells, Non-Intrusive Monitoring.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	OBJETIVOS.....	11
1.2	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	11
2	MOVIMENTO CORPORAL DURANTE O SONO.....	12
2.1	CICLO DO SONO.....	12
2.2	DISTRIBUIÇÃO DOS MOVIMENTOS CORPORAIS	12
2.3	DISTÚRBIOS MOTORES COMUNS	14
3	CONFIGURAÇÃO EXPERIMENTAL	16
3.1	SISTEMA DE AVALIAÇÃO DE MOBILIDADE NA CAMA.....	16
3.2	BASES DE DADOS	17
3.3	CÉLULAS DE CARGA	19
3.4	ROTULAMENTO DOS DADOS	21
3.4.2	<i>Rotulamento dos Estados: na cama e fora da cama</i>	24
3.4.3	<i>Rotulamento dos Tipos de Movimentos</i>	25
4	DETECÇÃO DOS ESTADOS: NA CAMA E FORA DA CAMA	28
4.1	METODOLOGIA	28
4.2	MÉTODO DE AGRUPAMENTO K-MEANS.....	28
4.3	ANÁLISE DO DESEMPENHO	30
4.4	RESULTADOS.....	32
5	DETECÇÃO DE MOVIMENTOS	33
5.1	METODOLOGIA	33
5.2	EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS	34
5.3	MODELAGEM ESTATÍSTICA DOS ESTADOS	36
5.3.1	<i>Estimação do Modelo de Misturas Gaussianas</i>	37
5.4	DETECÇÃO DOS INTERVALOS DE MOVIMENTO	38
5.5	MOVIMENTO NAS BASES DE DADOS	39
5.5.1	<i>Experimento em Laboratório</i>	39
5.5.2	<i>Clínica do Sono</i>	41
5.6	OTIMIZAÇÃO DE PARÂMETROS	42
5.6.1	<i>Janela de Análise L</i>	43
5.6.2	<i>Tamanho das Janelas de Suavização e Normalização</i>	46
5.6.3	<i>Número de Componentes por Mistura Gaussiana</i>	47
5.7	RESULTADOS.....	48
5.7.1	<i>Experimento em Laboratório</i>	48
5.7.2	<i>Clínica do Sono</i>	49
6	IDENTIFICAÇÃO DO MPP.....	51
6.1	METODOLOGIA	51
6.2	RESULTADOS.....	51
7	CONCLUSÃO.....	53
8	REFERÊNCIAS	54

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama do sistema.	17
Figura 2. Strain gauge tipo folha.	19
Figura 3. Ponte de Wheatstone alimentada com tensão.	20
Figura 4. Células de carga instaladas sob a cama.	21
Figura 5. Software para rotulamento.	22
Figura 6. Menu e barra de ferramentas.	23
Figura 7. Remoção do rótulo.	23
Figura 8. Propriedades dos gráficos.	24
Figura 9. Rotulamento da presença de uma pessoa na cama.	25
Figura 10. Exemplo do sinal das 4 células de carga (soma) com o rotulamento dos movimentos da classe 1 (rotulados com o número 1) e 2 (rotulados com o número 2).	27
Figura 11. Etapas para a detecção de presença na cama.	28
Figura 12. Exemplo de agrupamento utilizando K-means.	30
Figura 13. Exemplos de <i>miss detection</i> e <i>false alarm</i>	31
Figura 14. Desempenho do algoritmo de detecção nas três bases de dados. Nenhum erro do tipo <i>false alarm</i> foi encontrado.	32
Figura 15. Fases da detecção de movimentos.	34
Figura 16. Representação da disposição das células de carga sob a cama no plano cartesiano. x_{\max} e y_{\max} representam o comprimento e a largura da cama, respectivamente.	36
Figura 17. Etapas da detecção dos intervalos com movimento.	39
Figura 18. Histograma com as durações dos movimentos no experimento em laboratório.	41
Figura 19. Histograma das durações dos movimentos na clínica do sono.	42
Figura 20. Taxas de erro do sistema, para os comprimentos de janela $L = 0,5, 1, 1,5, 2, 2,5$ e 3 segundos no experimento em laboratório.	43
Figura 21. Taxas de erro do sistema, para os comprimentos de janela $L = 0,5, 1, 1,5, 2, 2,5$ e 3 segundos na clínica do sono.	44
Figura 22. Os gráficos superiores representam a soma das células de carga de um movimento, junto com o rótulo verdadeiro que representa o início/fim de um movimento. Os demais gráficos mostram as características extraídas das células de carga e os rótulos estimados para cada valor de L	45
Figura 23. Taxas de erro do sistema para cada conjunto de componentes Gaussianas no experimento em laboratório.	47
Figura 24. Taxas de erro do sistema para cada número de componentes Gaussianas na clínica do sono.	48
Figura 25. Desempenho do algoritmo de detecção no experimento em laboratório para cada sujeito.	49
Figura 26. Desempenho do algoritmo de detecção da clínica do sono para cada paciente.	50
Figura 27. Desempenho referente à identificação de episódios de MPP.	52
Figura 28. Índice de MPP por paciente.	52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Informações de cada participante do experimento em laboratório.	17
Tabela 2. Informações de cada participante da casa asilar.	18
Tabela 3. Informações de cada participante da clínica do sono.....	19
Tabela 4. Informações gerais sobre cada base de dados.....	19
Tabela 5. Padrão utilizado para rotulamento.	21
Tabela 6. Número de ensaios por sujeito.....	40
Tabela 7. Número de movimentos por sujeito para treinamento e teste no experimento em laboratório.....	40
Tabela 8. Número de movimentos por sujeito para treinamento e teste da clínica do sono.....	41
Tabela 9. Taxas de erro do sistema de detecção para as etapas de normalização e suavização na clínica do sono.	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Sigla	Significado em Português	Significado em Inglês
MPP	Movimento Periódico das Pernas	Periodic Limb Movements
REM	Movimento Rápido dos Olhos	Rapid Eye Movement
NREM	Movimento Não Rápido dos Olhos	Non-Rapid Eye Movement
PD	Doença de Parkinson	Parkinson's disease
SPI	Síndrome das Pernas Inquietas	Restless Legs Syndrome
RLS	Síndrome das Pernas Inquietas	Restless Legs Syndrome
PLMS	Movimento Periódico das Pernas	Periodic Limb Movements
EMG	Eletromiografia	Electromyography
PSG	Exame de Polissonografia	Polysomnography Exam
PDSS		Parkinson's Disease Sleep Scale
GMM	Modelo de Misturas Gaussianas	Gaussian Mixture Model
LRT	Teste da Razão de Verossimilhança	Likelihood Ratio Test
EM		Expectation-Maximization

1 INTRODUÇÃO

Há diversos distúrbios que tornam o sono inquieto. Entre eles, pode-se citar o distúrbio do movimento periódico das pernas (MPP) (REIMÃO, 2000), o qual é caracterizado por movimentos periódicos dos membros inferiores envolvendo o joelho e o tornozelo. Este distúrbio causa uma desorganização da estrutura do sono, prejudicando o tempo total do sono profundo. Isso se reflete no dia seguinte, causando excessiva sonolência diurna. Muitos pacientes não estão cientes destes movimentos uma vez que os mesmos são involuntários e acontecem durante o sono. A prevalência de MPP é maior em pacientes idosos. Além disso, 11% dos pacientes acometidos por MPP apresentam problemas de insônia, 17% apresentam hipersonolência e 11% são indivíduos com problemas tais como cansaço, estresse, entre outros (CHOKROVERTY et al., 2003).

De acordo com a Classificação Internacional de Distúrbios de Sono, um episódio de MPP é definido por uma sequência de quatro ou mais movimentos que duram, em média, cerca de 0,5 a 5 segundos, com uma frequência de um movimento a cada 5 a 90 segundos. A avaliação de MPP é normalmente realizada através de um exame de polissonografia (PSG), o qual é realizado em laboratório de sono (BJORVATN et al., 2008). A polissonografia fornece informações a respeito da arquitetura do sono, respiração, ritmo cardíaco e movimentos corporais através de eletrodos, oximetria e eletromiografia (EMG) (REIMÃO, 2000). O sono do paciente é monitorado por uma noite em um laboratório com pessoas treinadas para fazer o estagiamento do sono. Para que haja diagnóstico de MPP é necessário que o exame de PSG apresente 15 ou mais episódios por hora de sono. O exame de PSG é de alto custo, e é um método intrusivo, isto é, que altera a rotina da pessoa, pois esta deve adaptar-se a um laboratório de sono e dormir no laboratório para fazer o exame. Então, o diagnóstico e tratamento de problemas relacionados a mudanças no movimento corpóreo durante o sono podem ser enormemente beneficiados pelo uso de um método não-intrusivo e contínuo de avaliar movimento por várias noites consecutivas.

Neste trabalho será apresentado um sistema não-intrusivo, baseado em células de carga, capaz de detectar os períodos em que a pessoa está ou não presente na cama, detectar os movimentos realizados durante a noite, e que permite identificar episódios de MPP. Este sistema realiza um monitoramento do movimento corpóreo através da variação na distribuição da massa corporal medida pelas células de carga (ADAMI et al., 2008).

1.1 Objetivos

O presente trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de um sistema não-intrusivo que utiliza células de carga e permite a identificação de episódios de MPP. O desenvolvimento de tal sistema demanda a execução das seguintes etapas:

- Etapa 1: Rotulamento dos dados das células de carga coletados de sujeitos.
- Etapa 2: Desenvolvimento de algoritmo e testes para detecção da presença de uma pessoa na cama.
- Etapa 3: Desenvolvimento de algoritmo e testes para detecção automática de movimento.
- Etapa 4: Desenvolvimento de algoritmo e testes para identificação do movimento periódico das pernas.

1.2 Organização do Trabalho

Este trabalho é dividido em cinco capítulos. No capítulo 2 é feita uma breve descrição da estrutura do sono e dos diversos distúrbios de movimento durante o sono. O capítulo 3 descreve a configuração experimental do sistema e o software para rotulamento dos dados. O capítulo 4 apresenta o algoritmo e os resultados da detecção da presença de uma pessoa na cama. O capítulo 5 descreve a etapa da detecção de movimentos e os resultados obtidos. Finalmente, o capítulo 6 apresenta a metodologia adotada e os resultados para a identificação dos episódios do MPP.

2 MOVIMENTO CORPORAL DURANTE O SONO

O sono é caracterizado por episódios de imobilidade interrompidos por episódios com diferentes níveis de atividade. Como a organização da atividade motora durante o sono está relacionada à macroestrutura do sono (padrões cíclicos envolvendo dois estados do sono), neste capítulo será descrito o ciclo de sono normal e os principais distúrbios do sono.

2.1 Ciclo do Sono

O sono é dividido em dois estados distintos: *Rapid Eye Movement* (REM) e *Non-Rapid Eye Movement* (NREM). No sono normal em pessoas adultas há uma progressão ordenada da vigília para o início do sono, e então a passagem para os estados NREM e REM.

O estado NREM é dividido em quatro estágios. O sono progride do estágio I, durante o qual a pessoa pode ser facilmente despertada, pois é nesse estágio em que ela está adormecendo, ao estágio IV, onde é alcançado o sono profundo, a pressão arterial é mais baixa e as taxas de respiração e do coração são mais lentas (CHOKROVERTY et al., 2003). O estado NREM tem um papel anabólico (parte do metabolismo em que predominam as sínteses e a formação das substâncias típicas do organismo a partir de substâncias mais simples, derivadas dos alimentos), sendo essencialmente um período de conservação e recuperação de energia física para o corpo humano.

O estado REM é caracterizado pela diminuição ou ausência da atividade motora e é nesta fase onde ocorrem os sonhos. Os olhos se movem rapidamente, e os músculos podem se contrair involuntariamente. O estado REM é marcado por mudanças na frequência cardíaca, pressão arterial, respiração e transpiração (CHOKROVERTY et al., 2003).

2.2 Distribuição dos Movimentos Corporais

No estado NREM, a atividade motora é reduzida em comparação com o estado de vigília. A frequência de movimentos diminui de acordo com a profundidade do sono e uma diminuição progressiva do número de movimentos ocorre a partir da fase I até a fase IV (CHOKROVERTY et al., 2003). No sono REM, o tônus muscular é reduzido, mas pequenos grupos de movimentos conhecidos como mioclonia do sono podem ocorrer. A mioclonia do sono caracteriza-se por abalos musculares dos membros e do tronco que são tipicamente

vistas no estado REM, mas também pode ocorrer durante o estado NREM. São movimentos de pequeno porte que não causam uma impressão relevante (CHOKROVERTY et al., 2003).

De acordo com Kleitman (1967), pessoas que geralmente dormem bem, ou seja, que adormecem em menos de 15 minutos e que dormem pelo menos sete horas, têm de 3 a 5 minutos de mobilidade corporal durante a noite, para um total de 20 a 60 movimentos por noite. Nesses estudos realizados com pessoas que têm boas noites de sono, elas levaram cerca de 5 a 10 segundos para mudar de uma posição para outra. No entanto, de acordo com Alihanka (1982), existe uma divergência acentuada entre o número total de movimentos corporais e outras medidas encontradas nestes estudos do sono devido ao fato de que diferentes técnicas, o que inclui a observação humana e vídeos, foram usadas para medir movimentos em diferentes taxas de amostragem.

Existem também teorias contraditórias sobre a distribuição dos movimentos corporais durante o sono. De acordo com Johnson (2000), a distribuição dos movimentos durante a noite é uma característica pessoal. Mesmo quando expostos a ruídos ambientais durante o sono, a taxa de movimentos do corpo geralmente permanece inalterada. Na presença de ruído, os movimentos são temporalmente redistribuídos para a proximidade do ruído, sem aumento do seu número total. No entanto, de acordo com o trabalho de Kleitman (1967), em geral, há uma maior mobilidade durante a segunda metade da noite, em comparação a primeira metade, com a taxa variando de 2:1 a 3:2. Assim, há um aumento gradual dos movimentos corporais durante a noite em muitos casos.

Segundo Gori et al (2004), os movimentos do corpo mudam de acordo com a idade. A diminuição do número de movimentos corporais é observada desde a infância até a idade adulta, também acompanhada em idades posteriores. No entanto, estudos feitos usando actimetria (aparelho do tamanho de um relógio, colocado no pulso do paciente, que registra a organização temporal dos ciclos de atividade e inatividade durante o sono), relataram resultados contraditórios, indicando nenhuma alteração ou até mesmo aumento do nível de atividade motora durante o sono com o envelhecimento (SOMEREN, 1997). Um estudo realizado por Gori et al (2004) com idosos saudáveis mostrou que, quando os movimentos corporais ocorrem em indivíduos de mais idade, eles tendem a ser repetidos nos próximos 60 segundos, sendo por uma mudança de fase do sono ou por um despertar espontâneo. Logo, isto sugere que os movimentos do corpo podem atuar como co-fator em um processo de mudança da fase do sono. Em virtude destes resultados, um método não-intrusivo poderia ser usado para se poder entender melhor a dinâmica dos movimentos do corpo em diferentes populações, a fim de contribuir para uma melhor compreensão dos diferentes comportamentos

durante o sono.

Uma visão geral de alguns dos distúrbios motores mais comuns que podem ocorrer durante o sono é apresentado na Seção 2.3. Irá se discutir, também, como o diagnóstico e tratamento destas doenças poderiam ser realizados com o emprego de um sistema não-intrusivo para a avaliação do movimento corpóreo.

2.3 Distúrbios Motores Comuns

De acordo com Phillips (2004), os distúrbios motores mais comuns que ocorrem são a doença de Parkinson ou *Parkinson's disease* (PD), a Síndrome das Pernas Inquietas (SPI) ou *Restless Legs Syndrome* (RLS) e o distúrbio do Movimento Periódico das Pernas (MPP) ou *Periodic Limb Movements Disorder* (PLMS) durante o sono. O PD é tradicionalmente conhecido como um distúrbio do movimento que atinge geralmente pessoas idosas. Entretanto, não é considerado como um distúrbio do sono primário, mas tem um grande impacto na qualidade do sono (PHILLIPS, 2004) (CHOKROVERTY et al. 2003). Os movimentos corporais durante o sono são geralmente reflexos dos sintomas dos movimentos realizados durante o dia, os quais persistem quando a pessoa vai dormir. Estes sintomas pioram a qualidade do sono e podem causar desconforto e dor (PHILLIPS, 2004). Os métodos convencionais utilizados para a avaliação clínica em pessoas que sofrem do PD são baseados em PSG e por uma escala chamada *Parkinson's Disease Sleep Scale* (PDSS) (CHAUDHURI et al., 2004). A PDSS é um questionário composto por 15 itens comuns associados a distúrbios do sono que foram escolhidos por meio de experiências feitas com pessoas que sofriam pelo PD. As vantagens desta escala incluem a sua fácil utilização, podendo ser administrada pelo próprio paciente ou pelo seu cuidador, e a sua capacidade de prover medidas quantitativas de sintomas contribui para a avaliação deste distúrbio.

A SPI ocorre quando a pessoa está acordada e também no início do sono, e também pode ocorrer em meio de despertares no meio da noite (CHOKROVERTY et al. 2003). A SPI é diagnosticada pela presença de movimentos das pernas voluntários devido a um desconforto que força a pessoa a se deslocar para obter alívio. Ela também pode ser manifestada por meio da agitação da pessoa na cama ou pelo esticamento das pernas, e isso pode perturbar profundamente o sono. A SPI pode começar em qualquer idade e a severidade da doença pode aumentar com a idade de tal forma que os pacientes mais idosos apresentam sintomas mais frequentes e por longos períodos de tempo. A qualidade de vida do paciente com SPI diminui caso este não procure um tratamento específico. A SPI é diagnosticada por meio de perguntas

realizadas por um médico ou especialista na área, onde essas perguntas são baseadas no histórico do sono do paciente. Pelo fato de o diagnóstico ser baseado principalmente em um relato subjetivo, um sistema não-intrusivo poderia ser usado nesses casos, pois o sistema avaliaria os movimentos realizados pela pessoa durante o sono.

Aproximadamente 35% das pessoas idosas já obtiveram algum sintoma referente ao MPP. O MPP e a SPI também são encontrados, geralmente, em pessoas que sofrem da PD. Ao contrário da SPI, que é diagnosticada por meio do histórico do sono do paciente, o MPP é diagnosticado através de um laboratório do sono, por meio da eletromiografia (EMG). A EMG é aplicada com eletrodos na face anterior da tíbia, avaliando tônus e movimento (CHOKROVERTY et al. 2003). Embora a actimetria tenha sido utilizada para diagnóstico de MPP (KING, 2005), esta técnica exige o comprometimento do paciente, porque ele deve usar o “relógio” no tornozelo todas as noites. Além disso, o paciente deve manter um diário, com informações sobre que horas foi dormir e das horas em que levantou, para determinar o tempo total em que esteve na cama. Logo, um sistema não-intrusivo poderia ser usado nesses casos para fazer a classificação dos movimentos na cama, incluindo os movimentos das pernas. As informações coletas pelo sistema poderiam ser importantes para o tratamento do MPP.

3 CONFIGURAÇÃO EXPERIMENTAL

O objetivo deste capítulo é apresentar um sistema de avaliação da mobilidade durante o sono que emprega células de carga. A Seção 3.1 descreve o sistema desenvolvido. A Seção 3.2 apresenta os dados utilizados neste trabalho. A Seção 3.3 descreve o funcionamento das células de carga instaladas sob a cama. A Seção 3.4 detalha o software utilizado para fazer o rotulamento para definir o tempo real inicial e final de um evento e a forma como os dados foram rotulados.

3.1 Sistema de Avaliação de Mobilidade na Cama

O sistema é composto por três etapas, como mostra a Figura 1: detecção da presença de uma pessoa na cama, detecção dos movimentos e detecção dos episódios de MPP. O problema da detecção da presença de uma pessoa na cama consiste em determinar os intervalos de tempo em que ela está sobre a cama. Esses intervalos são importantes porque podem ajudar a caracterizar os padrões de descanso de um indivíduo à noite ou detectar saídas da cama em hospitais ou casas asilares. Já o problema da detecção dos movimentos consiste em estimar os intervalos de tempo quando um movimento na cama ocorre. Esta etapa do sistema é importante pois os movimentos corporais durante o sono podem indicar distúrbios de sono e outros problemas de saúde. O problema da detecção dos intervalos de MPP consiste em estimar os intervalos de tempo em que os episódios de MPP ocorrem, para saber se a pessoa possui o distúrbio ou não.

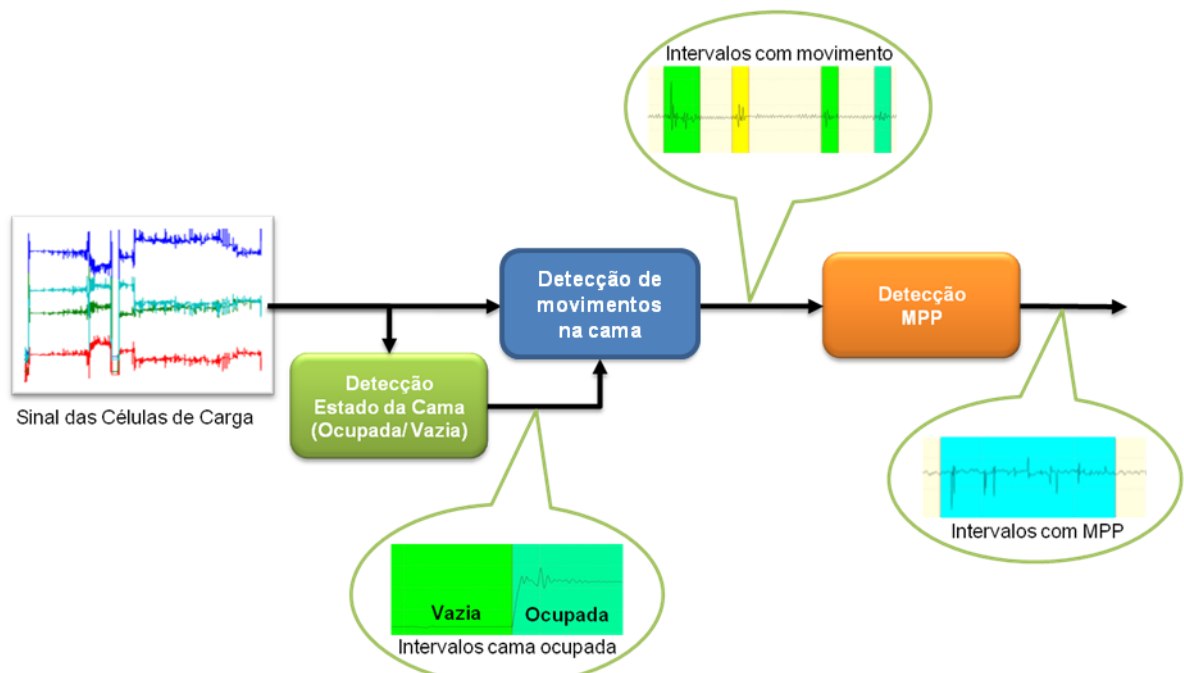


Figura 1. Diagrama do sistema.

3.2 Bases de Dados

Os dados utilizados para avaliar os diversos algoritmos foram obtidos por meio de um experimento em laboratório, em uma casa asilar e também em uma clínica de sono. A coleta dos dados não faz parte deste trabalho, isto é, os dados foram coletados previamente.

No experimento em laboratório, quinze adultos (7 homens e 8 mulheres) com idade entre 22 e 45 anos participaram do estudo. Os pesos dos sujeitos variam de 38,6 kg a 124,7 kg. A Tabela 1 apresenta mais informações sobre cada participante do estudo. Os dados foram coletados utilizando 4 células de carga (uma em cada pé da cama), com uma taxa de amostragem de 200 Hz. Os pacientes estavam acordados durante o experimento e realizaram movimentos de acordo com dois protocolos diferentes, movimentos livres e movimentos fixos, para se obter diversidade e também uniformidade dos movimentos. A principal diferença entre estes dois protocolos é que este último exigia que o sujeito realizasse um pré-determinado conjunto de movimentos na cama (ADAMI, 2006).

Tabela 1. Informações de cada participante do experimento em laboratório.

Sujeito	Sexo	Idade	Altura (metros)	Peso (Kg)
1	M	31	1,86	124,7
2	F	33	1,55	52,2
3	F	27	1,52	38,6
4	F	27	1,52	50

Sujeito	Sexo	Idade	Altura (metros)	Peso (Kg)
5	M	24	1,83	80,7
6	M	39	1,56	79,4
7	F	45	1,80	68
8	F	30	1,65	56,7
9	M	33	1,56	72,6
10	F	22	1,68	68
11	F	25	1,65	79,4
12	F	30	1,71	56,7
13	M	35	1,83	63,5
14	M	30	1,55	63,5
15	M	25	1,55	68

Três moradores (2 homens e 1 mulher) de uma casa asilar, localizada na cidade de Milwaukie, Oregon, Estados Unidos, participaram do estudo. Os indivíduos tinham idade entre 88 e 92 anos. Os pesos variam de 85,4 kg a 99,8 kg. A Tabela 2 mostra mais informações sobre cada indivíduo participante do estudo. A configuração das células de carga foi a mesma usada no experimento em laboratório. Os dados foram coletados durante três semanas, e a cada noite um diário do sono era preenchido pelo cuidador de cada indivíduo (ADAMI, 2006).

Tabela 2. Informações de cada participante da casa asilar.

Sujeito	Sexo	Idade	Altura (metros)	Peso (Kg)
1	M	92	1,70	85,4
2	M	92	1,77	91,6
3	F	88	1,59	99,8

Dezessete pacientes (10 homens e 7 mulheres) de uma clínica de sono da Oregon Health and Science University (OHSU), com idades entre 29 e 74 anos, participaram do estudo. Os pesos variam de 61,2 kg a 164,2 kg. A Tabela 3 apresenta mais informações sobre cada participante do estudo. Os dados foram coletados durante uma única noite de sono para cada paciente, onde cada um foi avaliado pelo exame de polissonografia. Foram coletados dados de 6 células de carga colocadas sob os suportes da cama, com uma taxa de amostragem de 2 kHz. Entretanto, os métodos desenvolvidos neste trabalho utilizaram uma versão dos dados com uma taxa de 50 Hz, visto que o movimento do corpo não ultrapassa 20 Hz. Técnicos treinados fizeram diversas anotações sobre a noite em que os pacientes estiveram na clínica, relatando quando a pessoa entrava/saía da cama durante a noite, os movimentos realizados por ela, entre outras. A Tabela 4 mostra os dados gerais de cada base de dados.

Tabela 3. Informações de cada participante da clínica do sono.

Sujeito	Sexo	Idade	Altura (metros)	Peso (Kg)
1	M	44	1,75	98,4
2	M	63	1,70	164,2
3	F	30	1,70	69,4
4	M	47	1,70	99,3
5	F	69	1,63	87,1
6	M	51	1,88	134,7
7	F	46	1,65	92,1
8	M	53	1,68	67,1
9	M	55	1,88	141,1
10	M	49	1,85	151,5
11	M	61	1,85	128,4
12	F	36	1,64	151,1
13	F	29	1,63	71,2
14	F	55	1,63	61,2
15	F	45	1,70	94,4
16	M	49	1,75	86,2
17	M	74	1,88	138,8

Tabela 4. Informações gerais sobre cada base de dados.

	Participantes	Peso Médio \pm Desvio Padrão (Kg)	Células de Carga	Taxa de Amostragem
Experimento em Laboratório	15	68,1 \pm 19,6	4	200 Hz
Casa Asilar	3	92,3 \pm 7,22	4	200 Hz
Clínica do Sono	17	108 \pm 33,8	6	2 kHz

3.3 Células de Carga

O princípio de funcionamento das células de carga baseia-se na variação da resistência ôhmica de um sensor denominado extensômetro ou strain gauge (Figura 2) quando submetido a uma deformação.

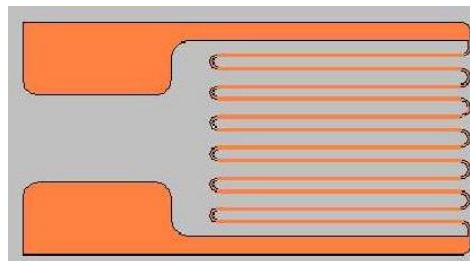


Figura 2. Strain gauge tipo folha.

O princípio de operação dos extensômetros de resistência elétrica está baseado na relação entre a deformação mecânica e a resistência elétrica dos condutores. Qualquer condutor tem sua resistência alterada devido a tensões mecânicas, ou seja, às forças de tração ou compressão. Utiliza-se comumente em células de carga quatro extensômetros ligados entre

si segundo uma ponte de Wheatstone, ilustrada na Figura 3. O desbalanceamento da mesma, em virtude da deformação dos extensômetros, é proporcional à força que a provoca. É através da medição deste desbalanceamento que se obtém o valor da força aplicada. Os extensômetros são colados a uma peça metálica (alumínio, aço ou liga cobre-berílio) denominada corpo da célula de carga. A força atua, portanto, sobre o corpo da célula de carga e a sua deformação é transmitida aos extensômetros, que por sua vez medirão sua intensidade (ADAMI, 2006).

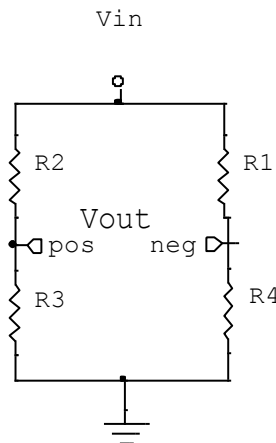


Figura 3. Ponte de Wheatstone alimentada com tensão.

A cama utilizada no experimento em laboratório e na casa asilar foi instrumentada com quatro células de carga, onde cada célula foi colocada sob cada pé da cama, como mostra a Figura 4. No caso da clínica do sono, a cama foi instrumentada com seis células de carga devido à existência de 6 pontos de apoio. As células de carga, antes de serem usadas, passam por um processo de calibração, que consiste na medição da relação entre a força aplicada numa célula de carga e o valor da carga de saída da célula. Embora os dados possam ser reportados através da observação das saídas digitalizadas, a calibração é adequada porque cada célula de carga tem um ganho diferente, ou seja, os valores de resistência podem variar entre as células de carga rapidamente. A variação é devida aos seguintes fatores:

1. A diferença de temperatura de cada célula de carga (o metal flexiona de forma diferente em diferentes temperaturas).
2. A forma como os extensômetros foram colados na superfície das células durante a fabricação: embora seja realizado cuidadosamente, o serviço é feito manualmente e os extensômetros são muito pequenos, podendo causar a pequena diferença na colocação dos extensômetros entre uma célula e outra.

Depois de calibradas, as células de carga são responsáveis por medir o peso da cama e

o peso da pessoa quando ela está sobre a cama. Quando a pessoa não está presente na cama, somente o peso da cama é medido (ADAMI, 2006). Os dados utilizados neste trabalho foram convertidos para força, cuja unidade é Newtons.

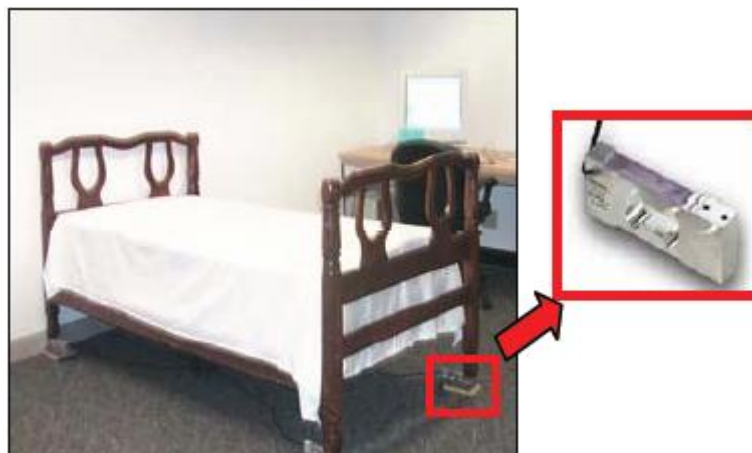


Figura 4. Células de carga instaladas sob a cama.

3.4 Rotulamento dos Dados

O rotulamento dos dados consiste em definir o tempo real inicial e final de um evento, cujo padrão utilizado pode ser visto na Tabela 5. O formato dos campos da data inicial e final está representado por ano, mês e dia. A hora inicial e final é composta por hora, minuto, segundo e milissegundo em que o evento ocorreu, e o campo evento se destina a descrever o fato que ocorreu na faixa de tempo demarcada.

Tabela 5. Padrão utilizado para rotulamento.

Data Inicial	Hora Inicial	Data Final	Hora Final	Evento
20090112	222400028	20090112	222622028	Fora da cama
20090112	222622028	20090113	054510028	Na cama
20090113	054510028	20090113	054514028	Fora da cama

Um software para a visualização e rotulamento dos dados gerados pelas células de carga foi desenvolvido. A Figura 5 mostra uma tela do mesmo.

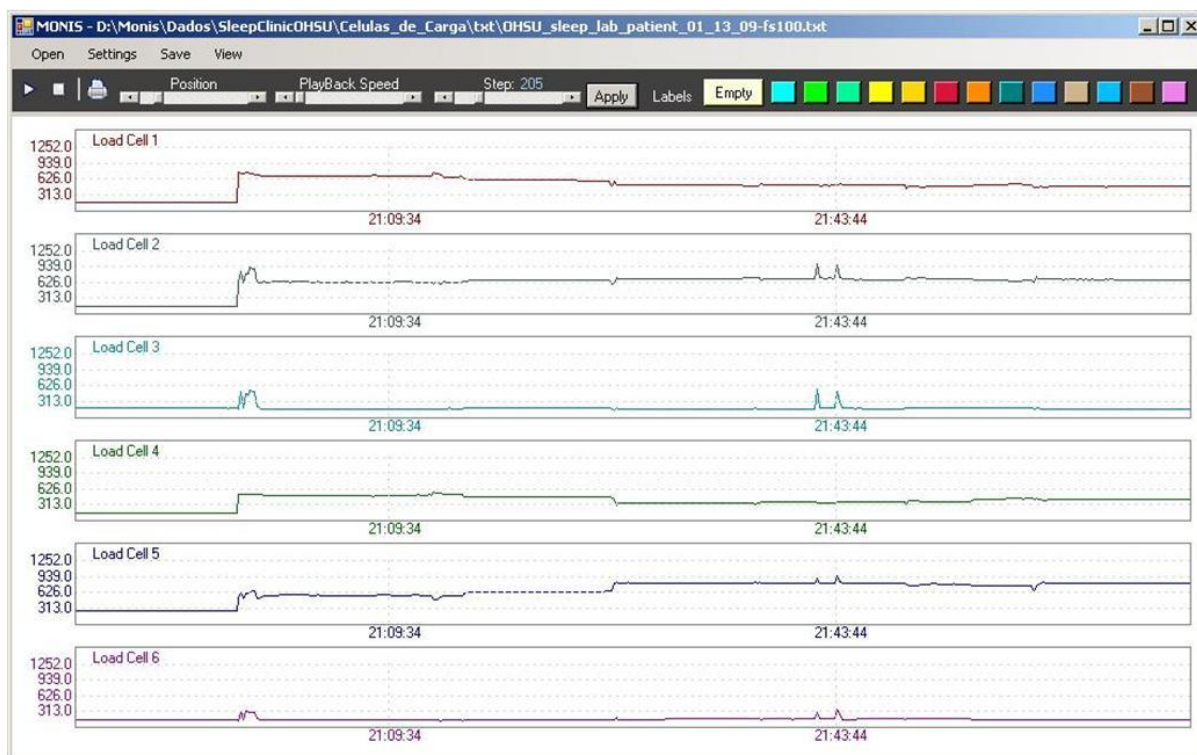


Figura 5. Software para rotulamento.

3.4.1.1 Menu e Barra de Ferramentas

O software possui diferentes ações e funcionalidades que estão localizadas no menu e na barra de ferramentas. Ilustradas na Figura 6, as funcionalidades são:

1. *Play*: tem a função de causar o efeito de movimento na visualização das amostras de acordo com a velocidade do *Playback Speed*;
2. *Stop*: caso o *Play* foi acionado, ao dar o *Stop*, o efeito do movimento é parado;
3. *Impressora*: é aberta uma nova janela com opções de impressão, como as impressoras instaladas na máquina, o tipo de papel a ser impresso o material, etc. É somente impressa a parte em que o usuário está visualizando no programa as amostragens;
4. *Position*: ao mover a barra, as amostras são visualizadas de acordo com a sua posição;
5. *Playback Speed*: destina-se à escolha da velocidade em que as amostras são visualizadas na tela ao ser pressionado o *Play*;
6. *Step*: define quantas amostras se deseja “saltar” para serem mostradas na tela, por exemplo, como visto na Figura 8, onde o *Step* está com o número 450, caso começamos com a amostra de número 0, a próxima amostra a ser visualizada será de valor 450, logo a outra será de número 900, e assim por diante. Isto permite visualizar um maior ou menor número de informações dos dados;
7. *Apply*: aplica o número de “saltos” e atualiza a tela;

8. *Labels*: o usuário pode selecionar a cor do rótulo;
9. *Open*: para visualizar os dados a serem rotulados, deve-se abrir o arquivo que contém as informações referentes às células de carga, primeiramente, em *Open/File*. Podem ser carregados dados de até seis células de carga. Caso o arquivo já tiver informações rotuladas e o usuário desejar abri-las, isso poderá ser feito em *Open/Label*;
10. *Settings*: em *Settings/Set Label*, é aberta uma nova janela, onde se pode alterar ou adicionar novas identificações para a cor dos rótulos. Já em *Settings/Filter*, temos algumas opções para fazer ajustes na visualização das amostras. Por exemplo, temos a opção *AntiAliased* para melhorar o desenho do gráfico.
11. *Save*: em *Save/Label*, podemos salvar os rótulos que alteramos ou adicionamos. Estes arquivos são salvos com a extensão *.lab*
12. *View*: ao ser selecionada a opção *View/Channels*, são visualizadas na tela as amostras representadas pelas células de carga separadamente. Caso a opção *View/Summed Channels* for selecionada, é vista somente a soma das amostras das células de carga.

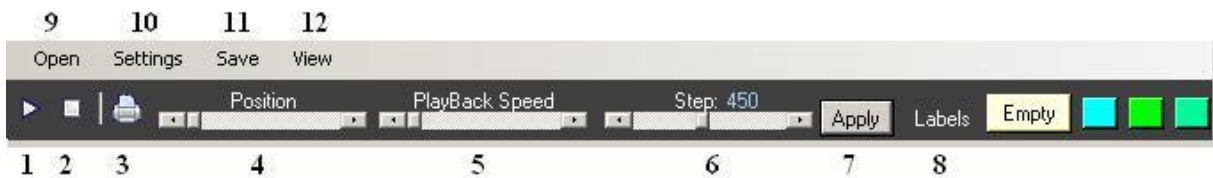


Figura 6. Menu e barra de ferramentas.

3.4.1.2 Adicionar ou Remover Rótulos e Demais Opções

Ao pressionar o botão direito do mouse sobre a parte onde estão sendo visualizados os dados referentes às células de carga, temos um menu com até duas opções. Caso o mouse não esteja posicionado em cima da “marca” vermelha que delimita o rótulo, temos as opções *Options* e *Add Label*. Caso contrário, temos as opções *Options* e *Remove Label*, como mostra a Figura 7. Quando se deseja adicionar algum rótulo, basta clicar na opção *Add Label*, e determinar o intervalo de tempo para adicioná-lo no software. A cor que ele obterá, será do selecionado na barra de ferramentas, em *Labels*. Quando se deseja remover um rótulo, o *Remove Label* executa esta ação.

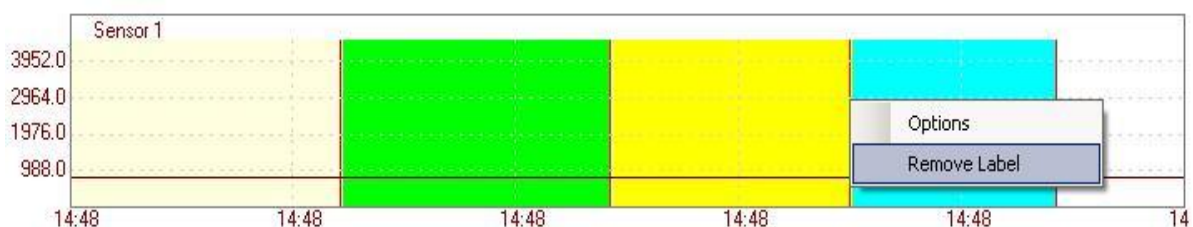


Figura 7. Remoção do rótulo.

Em *Options*, a janela *Graph Properties* é aberta como mostra a Figura 8. A função desta janela é configurar que sensores devem ser visualizados (através da caixa de seleção, como mostra o item 1 na Figura 8) e as cores utilizadas para visualizá-los. O painel *General Options* permite alterar a cor de diferentes tipos de áreas, como a cor de fundo e dos eixos. O painel *Selected Graph Options* permite definir a cor que deve ser utilizada para visualizar o sinal de um determinado sensor.

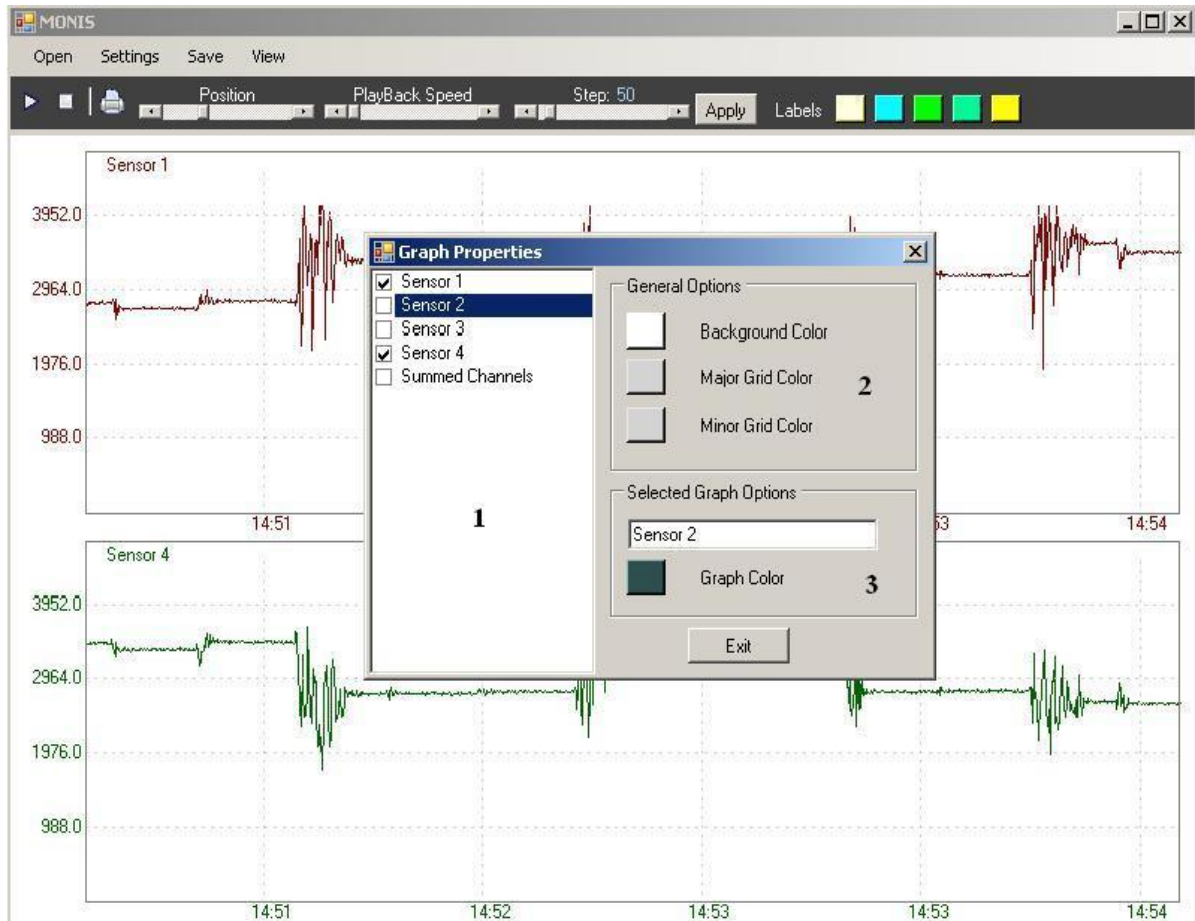


Figura 8. Propriedades dos gráficos.

3.4.2 Rotulamento dos Estados: na cama e fora da cama

O objetivo do rotulamento dos estados, na cama e fora da cama, é identificar o intervalo de tempo onde o sujeito está ou não presente na cama. Uma vez que o peso total sobre a cama diminui quando alguém se levanta da cama, esta informação pode ser usada para a criação dos dois estados. A Figura 9 exibe uma parte da noite de sono de uma pessoa. O número 1 em destaque identifica um intervalo de tempo em que a pessoa está fora da cama, e o número 2, identifica um evento em que o indivíduo está presente na cama. Esta pessoa se

levanta durante a noite, como evidenciado pela queda no peso total do sinal das células de carga em curtos intervalos de tempo durante a noite. A variação no sinal das células de carga, quando a pessoa está deitada na cama, é devido aos movimentos feitos por ela.

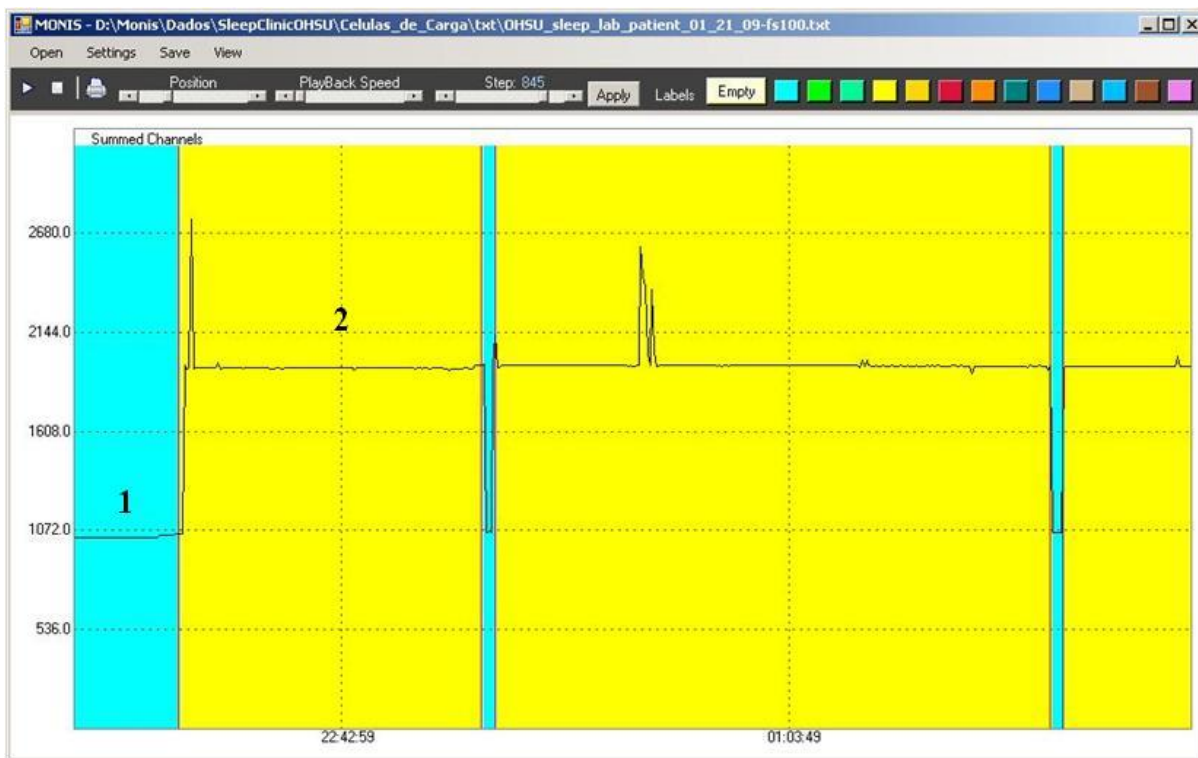


Figura 9. Rotulamento da presença de uma pessoa na cama.

O rotulamento dos estados foi realizado nas três bases de dados. No experimento em laboratório, os dados correspondem a aproximadamente 25,5 horas de coleta, com 145 estados na cama e aproximadamente 4,5 horas de dados do estado fora da cama. Os dados da clínica do sono correspondem a aproximadamente 99 horas de coleta, com 25 estados na cama e aproximadamente 1,5 horas de dados do estado fora da cama. Além disso, dados da casa asilar correspondem com aproximadamente 551,5 horas de coleta, com 458 estados na cama e aproximadamente 202,5 horas de dados do estado fora da cama.

3.4.3 Rotulamento dos Tipos de Movimentos

O objetivo do rotulamento dos tipos de movimentos é identificar cada movimento realizado pelo paciente. Esta informação é importante quando se deseja classificar automaticamente os movimentos. Esta tarefa não faz parte dos objetivos deste trabalho, porém o rotulamento foi realizado para que se possa dar continuidade ao trabalho futuramente.

O rotulamento dos movimentos nos dados obtidos na clínica do sono foi feito a partir

das anotações feitas por um técnico durante o PSG. Nas anotações há o intervalo de tempo e a descrição dos tipos de movimentos realizados pelo paciente durante a noite. Os movimentos considerados pelo técnico são os movimentos de pequeno e de grande porte. Para o rotulamento dos movimentos, eles foram separados em 3 classes diferentes. A classe 1 se designa para os movimentos corporais de grande porte, a classe 2 para movimentos corporais de pequeno porte e a classe 3 são os movimentos corporais de pequeno porte não anotados pelo técnico. As classes 1 e 2 servem para separar os movimentos corporais de grande porte daqueles de pequeno porte. Um movimento de grande porte seria, por exemplo, quando a pessoa muda de uma posição para a outra na cama, ou seja, vira da esquerda para a direita, de costas para cima, movendo o seu tronco e causando uma variância significativa no sinal das células de carga.

Os movimentos das pernas fazem parte da classe 2, assim como movimentos dos membros superiores ou movimentos que não envolvem uma grande rotação do tronco. Num exame de polissonografia, os movimentos das pernas são caracterizados da seguinte forma: PLMs (*Periodic Leg Movements*), LMs (*Leg Movements*), e RRLMs (*Respiratory Related Leg Movement*) ou RRPLMS (*Respiratory Related Periodic Leg Movement*), seguido da identificação da perna que fez o movimento, R (*right leg*), L (*left leg*), ou B (*both legs*). Logo, um exemplo de tipo de movimento poderia ser LM-R, ou seja, a pessoa fez um movimento com a perna direita em um determinado tempo em que esteve na cama.

A classe 3 se designa ao rotulamento dos movimentos que o paciente fez em um determinado tempo do seu sono, mas que o técnico não os registrou, sendo que nesta circunstância é rotulado como ND (*not defined* - não definidos), pois não é conhecido o tipo de movimento realizado. A Figura 10 mostra um exemplo de movimento de classe 1 e exemplos da classe 2.

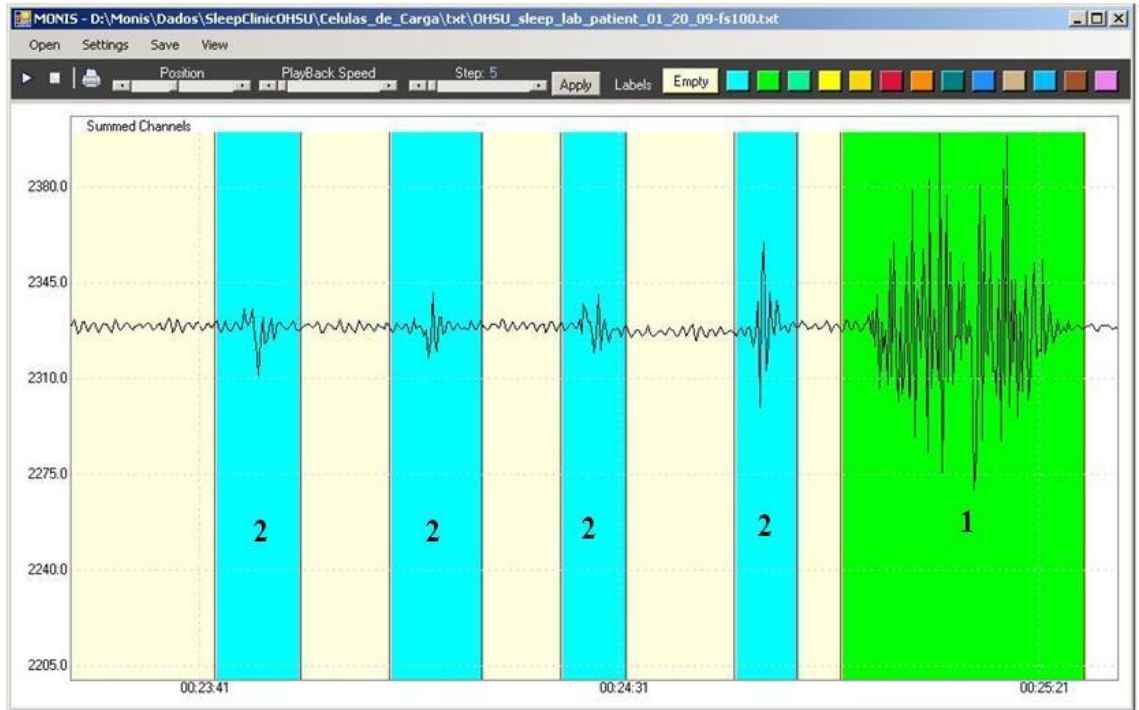


Figura 10. Exemplo do sinal das 4 células de carga (soma) com o rotulamento dos movimentos da classe 1 (rotulados com o número 1) e 2 (rotulados com o número 2).

4 DETECÇÃO DOS ESTADOS: NA CAMA E FORA DA CAMA

Este capítulo descreve um método para determinar os intervalos de tempo quando um paciente está deitado. A Seção 4.1 explica a metodologia empregada nesta etapa do sistema. A Seção 4.2 descreve o algoritmo K-means. A Seção 4.3 apresenta a análise do desempenho através de dois tipos de erro que podem ocorrer num problema de detecção, e a Seção 4.4 apresenta os resultados obtidos.

4.1 Metodologia

A determinação dos intervalos de tempo quando um sujeito está deitado é feita através da detecção de dois estados (na cama e fora da cama). Partiu-se do princípio de que as medições realizadas pelas células de carga são diferentes quando o sujeito está ou não presente na cama. A Figura 11 mostra as etapas para a detecção de presença na cama. A partir dos dados do sinal das células de carga, os dados são particionados em dois estados através de um algoritmo de agrupamento. O método de agrupamento escolhido foi o K-means. Após esta etapa, é feito o rotulamento dos dados de acordo com o agrupamento aos quais eles pertencem, gerando os intervalos de tempo em que o indivíduo está ou não presente na cama.

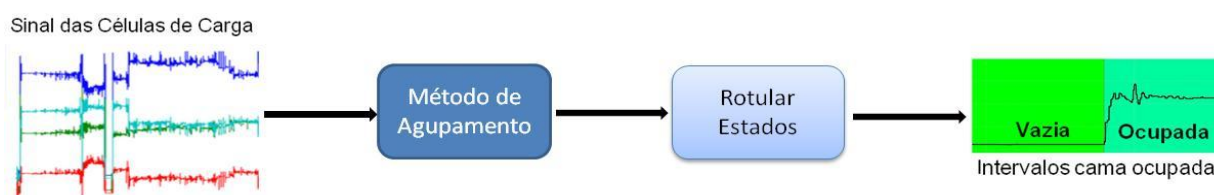


Figura 11. Etapas para a detecção de presença na cama.

4.2 Método de Agrupamento K-means

Este algoritmo é um método de agrupamento não supervisionado (onde a classificação dos dados é feita automaticamente sem a necessidade de uma pré-classificação existente) que visa a separação dos dados em k agrupamentos definidos individualmente por um centróide. O algoritmo inicia com um conjunto de centróides, que podem ser estimados aleatoriamente ou através de alguma heurística. O algoritmo refina a estimação dos centróides iterando sobre dois passos:

1. Estimar a qual agrupamento um determinado dado pertence: este passo é realizado

através do cálculo de uma distância entre os dados e os diversos centróides. O dado será atribuído ao centróide cuja distância é a menor. A distância Euclidiana é utilizada para estimar os centróides, minimizando a variabilidade dentro do centróide e maximizando a variabilidade entre os centróides (DUDA et al., 2001).

2. Estimar os novos centróides: utilizando os dados de cada agrupamento, os novos centróides são estimados. Normalmente, utiliza-se a média dos dados para representar o centróide de um agrupamento.

A Figura 12 mostra um exemplo de agrupamento utilizando o algoritmo K-means. O gráfico (a) na Figura 12 exibe os dados em seu status inicial, onde o “X” representa os centróides e os pontos representam os dados. No gráfico (b), foi feita a primeira iteração do algoritmo e a linha representa a divisão dos dados de acordo com o seu centróide mais próximo, como descrito no passo 1 acima. O gráfico (c) representa o passo 2 descrito, onde foi feita a estimação dos novos centróides. Os gráficos (d - i) mostram as iterações sucessivas descritas nos passos 1 e 2, até o algoritmo convergir.

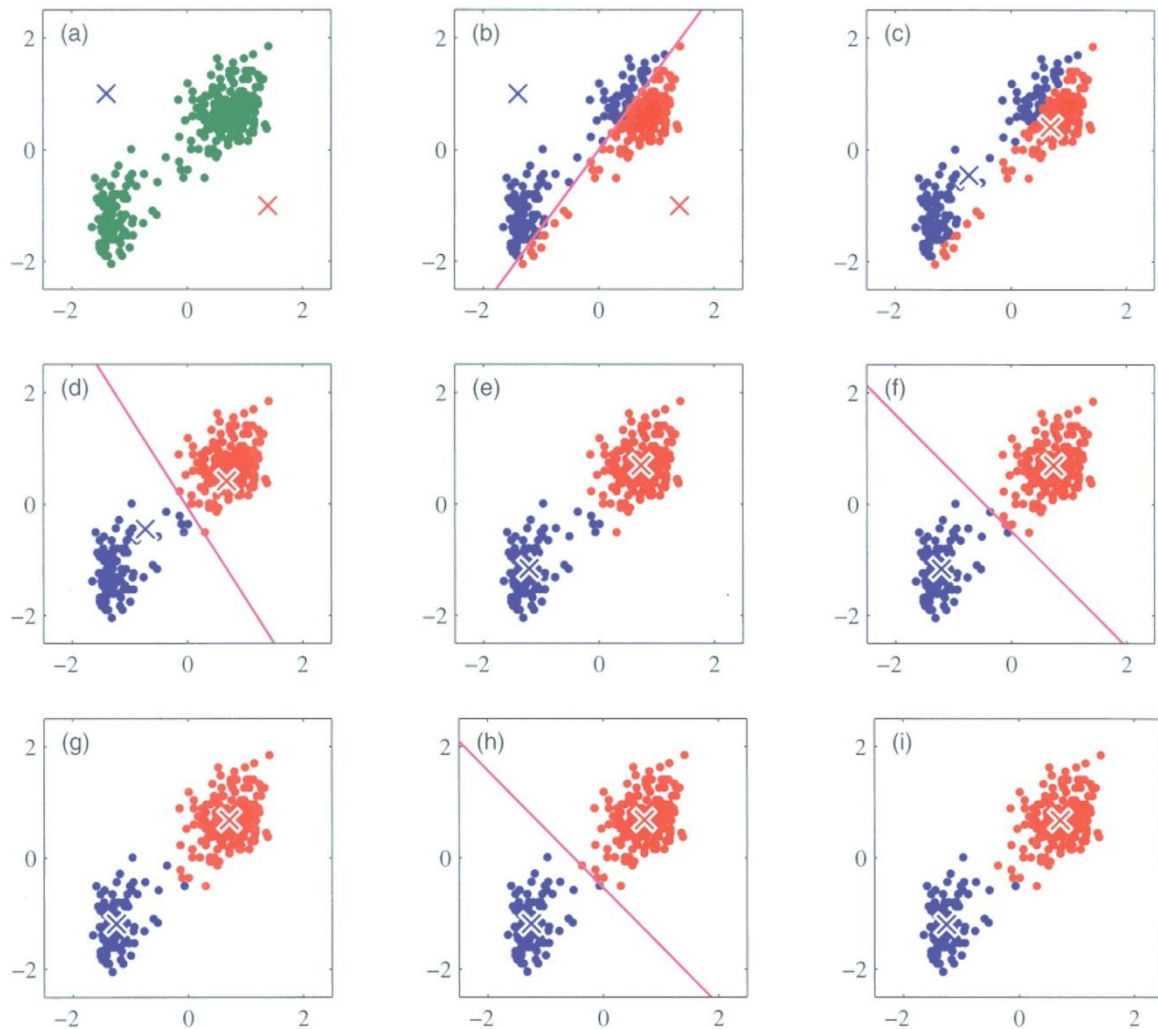


Figura 12. Exemplo de agrupamento utilizando K-means.

Neste trabalho, o algoritmo foi utilizado para dividir os dados resultantes das medições das células de carga quando o sujeito estava fora ou na cama. O algoritmo foi aplicado na soma dos sinais das células de carga (isto é, um sinal unidimensional) para produzir dois agrupamentos. A partir dos dois centróides estimados pelo algoritmo, os dados mais próximos do centróide de menor valor (devido à medição somente do peso da cama) são rotulados como “fora da cama”, e os mais próximos do centróide de maior valor (medição do peso da cama mais o peso da pessoa sobre a cama) são rotulados como “na cama”.

4.3 Análise do Desempenho

O problema da determinação dos dois estados (na cama e fora da cama) pode ser formulado como um teste de duas hipóteses:

- H_0 = o sujeito está na cama e
- H_1 = o sujeito não está na cama.

Há dois tipos de erro que podem ocorrer num problema de detecção. O erro tipo I ocorre quando a hipótese nula (H_0) é rejeitada quando ela é verdadeira. Os erros deste tipo são chamados de *miss detection*, significando que o sujeito é detectado como fora da cama quando ele ou ela está na cama. O erro tipo II ocorre quando a hipótese nula não é rejeitada quando ela é falsa. Os erros deste tipo são chamados de *false alarms*, significando que o sujeito é detectado como na cama quando ele ou ela está fora da cama. A Figura 13 mostra um exemplo de quando ocorre um *miss detection* ou *false alarm*. Os erros do tipo *miss detection* na detecção do estado do sujeito em relação à cama podem ainda ser divididos em dois casos. No primeiro caso, os erros acontecem durante as transições entre os estados fora e na cama (como pode ser visto ao lado esquerdo da Figura 13, no *miss detection*). No outro caso, um período completo no estado na cama é não detectado pelo sistema. A diferença entre esses dois casos é que o último pode ser mais prejudicial para sistemas que dependem de eventos na cama. Ou seja, as informações durante esse período são completamente perdidas por causa da não detecção. Os mesmos casos podem ser aplicados para o *false alarm*.

Neste trabalho, as taxas de *miss detection* (MDR) e *false alarm* (FAR) são usadas para medir o desempenho do detector de estados. As taxas são estimadas através das seguintes fórmulas:

$$MDR = 1 - \frac{\text{tempo total corretamente detectado na cama}}{\text{tempo total na cama}}$$

$$FAR = \frac{\text{tempo total erroneamente detectado na cama}}{\text{tempo total fora da cama}}$$

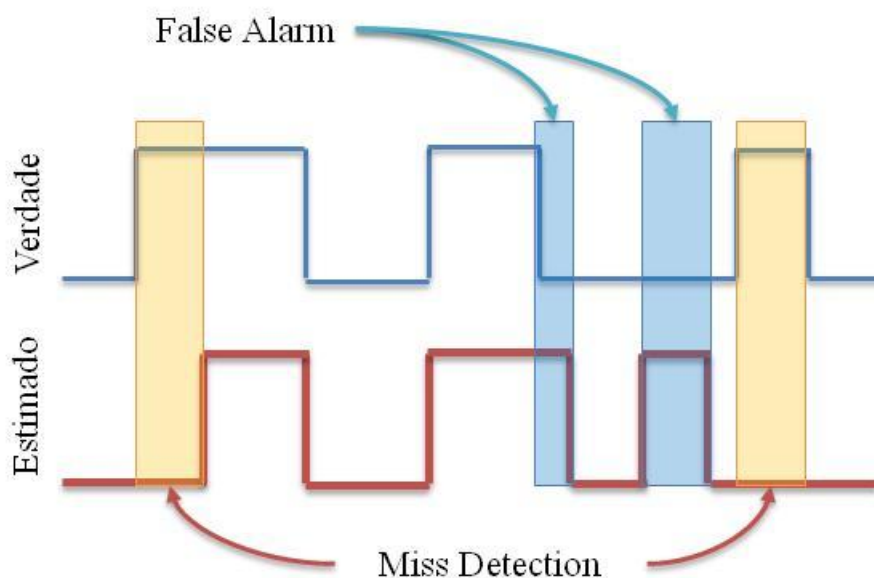


Figura 13. Exemplos de *miss detection* e *false alarm*.

4.4 Resultados

O desempenho da abordagem, avaliado nas três bases de dados, é mostrado na Figura 14. A taxa do *miss detection* variou de 0,02% (na base de dados da clínica do sono) a 1,64% (na base de dados da casa asilar) e não houve, neste caso, incidência de *false alarm*.

Os resultados mostram que a abordagem proposta atinge uma boa precisão para a detecção dos dois estados. Um dado interessante é que nenhum estado foi completamente ignorado ou falsamente detectado. Os erros apresentados referem-se a erros na determinação do início e do fim desses eventos. Isto é bastante importante para sistemas em hospitais ou casas asilares que dependem dessa informação para controlar, por exemplo, saídas da cama dos seus pacientes. Os erros do tipo *miss detection* ocorreram na transição entre os 2 estados, isto é, quando o indivíduo ocupa ou desocupa a cama. Esse tipo de erro foi muito comum na casa asilar, devido ao grande número de entradas e saídas da cama dos indivíduos.

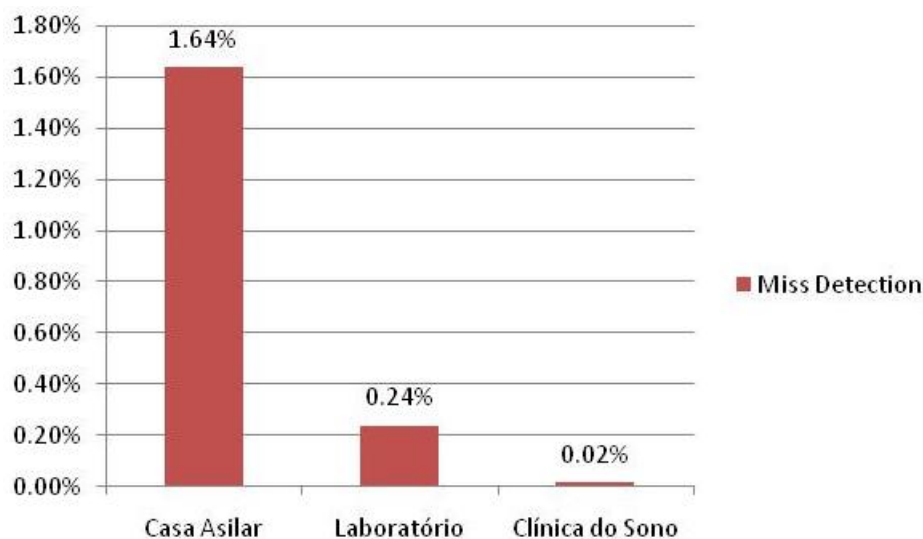


Figura 14. Desempenho do algoritmo de detecção nas três bases de dados. Nenhum erro do tipo *false alarm* foi encontrado.

5 DETECÇÃO DE MOVIMENTOS

O problema da detecção automática de movimento consiste em determinar os intervalos de tempo onde um movimento ocorreu. A tarefa consiste em segmentar os dados das células de carga em intervalos de tempo correspondentes a períodos com e sem movimento. Pode ser tratado como um problema de detecção, onde se deseja determinar se alguém está se movendo ou não num determinado instante t . A Seção 5.1 explica a metodologia empregada para a solução do problema. A Seção 5.2 descreve a forma de como foram extraídas as características das células de carga. A Seção 5.3 apresenta o modelo de Misturas Gaussianas utilizado para estimar os modelos estatísticos de movimento e não-movimento. A Seção 5.4 detalha a parte da decisão, onde são estimados os intervalos com movimento. A Seção 5.5 apresenta uma descrição mais detalhada das bases de dados em termos dos movimentos. A Seção 5.6 detalha a otimização dos parâmetros utilizados, e a Seção 5.7 apresenta os resultados obtidos.

5.1 Metodologia

O sistema de detecção de movimentos é executado em duas fases: treinamento e teste (conforme a Figura 15). Na fase de treinamento, o objetivo é estimar dois modelos estatísticos que representam os dados quando ocorre movimento e quando não ocorre. Cada modelo estatístico é representado por uma mistura de Gaussianas estimada por um conjunto de características previamente definidos. Já na fase de teste, através dos modelos estatísticos gerados na fase de treinamento, cada amostra é representada de acordo com o seu modelo, ou seja, se ela é caracterizada como movimento ou não-movimento. Os dados utilizados nesta etapa do sistema são da clínica do sono e do experimento em laboratório.

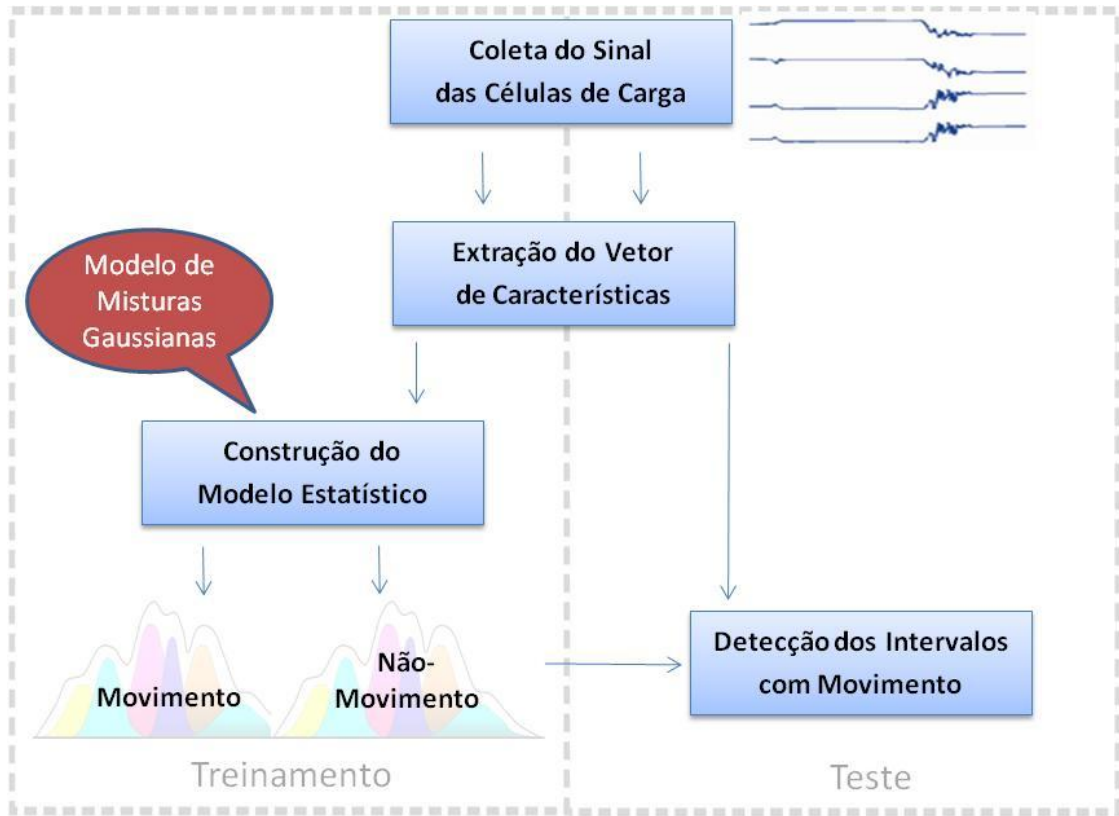


Figura 15. Fases da detecção de movimentos.

5.2 Extração de Características

Dado um vetor de características, o qual consiste de um conjunto de medidas extraídas do sinal das células de carga no instante t , o objetivo é determinar se um movimento ocorreu ou não no instante t . Na escolha do vetor de características para o problema de detecção de movimentos, a ideia central é medir a energia no sinal de cada célula de carga em curtos segmentos, e a partir daí gerar um vetor de características unidimensional que é calculado por uma combinação linear das energias, cujos coeficientes (pesos) são inversamente proporcionais à distância entre cada célula de carga e o centro de massa do corpo.

A energia no sinal de cada célula de carga i reflete as variações ocorridas durante um movimento de acordo com a fórmula 1

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

onde L é um número ímpar de amostras que representa o comprimento da janela de análise, e

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

representa a média calculada sobre a janela de análise.

O vetor de características com uma dimensão calculado em cada instante t é dado por

$$f(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) S_i^2(t),$$

onde n é o número de células de carga e cada coeficiente $c_i(t)$ é calculado utilizando a fórmula

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

onde $d_i(t)$ é a distância, no instante t , entre a célula de carga i e o centro de massa do corpo. O objetivo é atribuir um grau de relevância para cada célula de acordo com sua distância em relação ao centro de massa do corpo naquele instante. Os coeficientes são inversamente proporcionais à distância, e satisfazem às seguintes condições:

$$\lim_{d_i(t) \rightarrow 0} c_i(t) = 1$$

$$\lim_{d_i(t) \rightarrow \infty} c_i(t) = 0$$

O cálculo das coordenadas do centro de massa $x_{CM}(t)$ e $y_{CM}(t)$ no instante t , em centímetros, baseado na disposição das células de carga num plano cartesiano de acordo com a Figura 16 (a), é dado por

$$x_{CM}(t) = x_{max} \frac{\hat{w}_2(t) + \hat{w}_3(t)}{\sum_{i=1}^4 \hat{w}_i(t)} \quad (2)$$

$$y_{CM}(t) = y_{max} \frac{\hat{w}_3(t) + \hat{w}_4(t)}{\sum_{i=1}^4 \hat{w}_i(t)}, \quad (3)$$

onde x_{max} e y_{max} representam o comprimento e a largura da cama, respectivamente, e $\hat{w}_2(t)$, $\hat{w}_3(t)$, e $\hat{w}_4(t)$ correspondem ao peso normalizado medido nas células de carga 2, 3 e 4 no instante t , conforme

$$\hat{w}_i(t) = w_i(t) - w_i(t_0),$$

e a constante $w_i(t_0)$ corresponde ao peso medido na célula de carga i antes do sujeito deitar-se na cama. No caso da Figura 16 (b), onde a cama é instrumentada com seis células de carga, as Equações 2 e 3 são re-escritas da seguinte maneira

$$x_{CM}(t) = x_{max} \frac{\hat{w}_2(t) + \hat{w}_3(t) + \hat{w}_4(t)}{\sum_{i=1}^6 \hat{w}_i(t)}$$

$$y_{CM}(t) = y_{max} \frac{\widehat{w}_4(t) + \widehat{w}_5(t) + (\widehat{w}_3(t) + \widehat{w}_6(t))/2}{\sum_{i=1}^6 \widehat{w}_i(t)}.$$

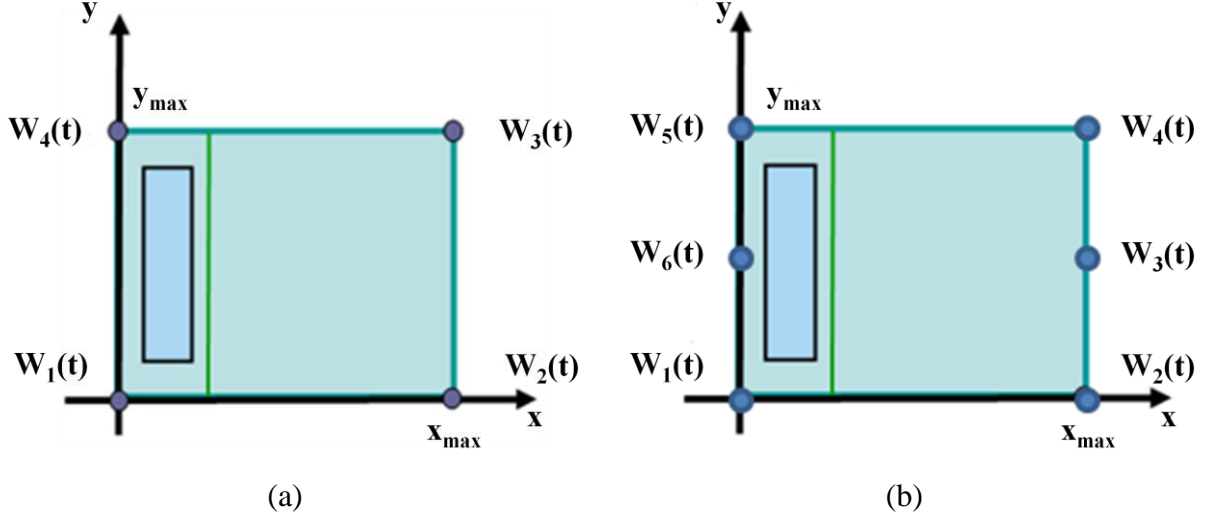


Figura 16. Representação da disposição das células de carga sob a cama no plano cartesiano. x_{max} e y_{max} representam o comprimento e a largura da cama, respectivamente.

5.3 Modelagem Estatística dos Estados

Os estados de movimento e não-movimento do sujeito na cama são modelados utilizando modelos de misturas Gaussianas (*Gaussian Mixture Models* — GMM). Uma GMM descreve a distribuição de probabilidade de um determinado conjunto de dados como uma combinação linear de várias densidades Gaussianas (DUDA et al., 2001). Neste modelo, cada vetor de características unidimensional possui uma variável aleatória x que é caracterizada de forma independente a partir de uma mistura de densidades dada pela equação:

$$p(x|\theta) = \sum_{i=1}^M \varpi_i p(x|\mu_i, \sigma_i),$$

$$0 \leq \varpi_i \leq 1 \text{ e } \sum_{i=1}^M \varpi_i = 1,$$

onde ϖ_i representa o peso da mistura na i -ésima componente Gaussiana (para todo $i = 1, 2, \dots, M$) dado pela importância relativa de cada componente na função densidade, $p(x|\mu_i, \sigma_i)$ representa a i -ésima componente Gaussiana com média μ_i e desvio padrão σ_i dada por

$$p(x|\mu_i, \sigma_i) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}},$$

e $\theta = \{\varpi_1, \dots, \varpi_M, \mu_1, \dots, \mu_M, \sigma_1, \dots, \sigma_M\}$ representa os parâmetros do modelo.

Os parâmetros da mistura são calculados utilizando a abordagem da máxima verossimilhança. O algoritmo *Expectation-Maximization* (EM) é utilizado para encontrar as estimativas dos parâmetros de máxima verossimilhança. A média de cada componente é inicializada com um centróide derivado do algoritmo de agrupamento K-means.

5.3.1 Estimação do Modelo de Misturas Gaussianas

O *Expectation-Maximization* é um algoritmo iterativo que é utilizado para encontrar as estimativas dos parâmetros de máxima verossimilhança. Na mistura de Gaussianas, a probabilidade de atribuir uma amostra x_n para a i -ésima componente Gaussiana é desconhecida (DUDA et al., 2001).

Supõe-se que as amostras em $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ são independentes e identicamente distribuídas. Em um modelo gerador dos dados no processo de treinamento, cada amostra $x_n \in X$ é gerada por apenas uma das componentes Gaussianas. O objetivo é maximizar a verossimilhança $p(X|\theta)$ do dado X que vem de uma distribuição desconhecida, dado o modelo parametrizado por:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} p(X|\theta) = \arg \max_{\theta} \prod_{p=1}^n p(x_p|\theta),$$

onde a máxima verossimilhança estimada θ^* é o valor de θ maximizado por $p(X|\theta)$.

Dada uma estimativa inicial aos parâmetros de densidade da mistura, o algoritmo EM itera sobre os dois seguintes passos:

1. **Expectation-Step:** estimar a probabilidade de que x_n pertence ao i -ésimo componente da mistura

$$p(x_n, i|\theta^{(p)}, X) = \frac{\varpi_i^{(p)} p(x_n|\mu_i^{(p)}, \sigma_i^{(p)})}{\sum_{j=1}^M \varpi_j^{(p)} p(x_n|\mu_j^{(p)}, \sigma_j^{(p)})},$$

onde $\theta^{(p)} = \{ \varpi^{(p)}, \mu^{(p)}, \Sigma^{(p)} \}$ representam os parâmetros da densidade da mistura depois da p -ésima iteração.

2. **Maximization-Step:** re-estimar os pesos da mistura, médias e variâncias das densidades Gaussianas utilizando o conjunto de dados gerados pelo Expectation-Step para maximizar a verossimilhança dos dados, de acordo com as equações:

$$\varpi_i^{(p+1)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p(x_n, i|\theta^{(p)}, X)$$

$$\mu_i^{(p+1)} = \frac{\sum_{n=1}^N p(x_n, i | \theta^{(p)}, X) x_n}{\sum_{n=1}^N p(x_n, i | \theta^{(p)}, X)}$$

$$\sigma_i^{(p+1)} = \frac{\sum_{n=1}^N p(x_n, i | \theta^{(p)}, X) (x_n - \mu_i^{(p+1)})^2}{\sum_{n=1}^N p(x_n, i | \theta^{(p)}, X)}$$

Neste trabalho, os parâmetros de cada componente da mistura i são inicializados da seguinte maneira:

$$\omega_i^{(0)} = \frac{1}{M}$$

$$\mu_i^{(0)} = \mu_i^{K\text{-means}},$$

$$\sigma_i^{(0)} = 1$$

onde a estimativa inicial da média para cada componente i da mistura é calculada com base nas amostras de treinamento de cada agrupamento gerado pelo algoritmo K-means, descrito na Seção 4.2, para dois agrupamentos.

5.4 Detecção dos Intervalos de Movimento

O objetivo desta etapa é estimar os intervalos com movimento a partir das características extraídas das células de carga. Como a cada instante t deve-se decidir se houve um movimento ou não, este problema pode ser formulado como um teste de duas hipóteses:

- H_0 : o movimento não ocorreu num instante t e
- H_1 : o movimento ocorreu num instante t .

Assim, o processo de decisão pode ser resolvido utilizando o teste da razão de verossimilhança (*likelihood ratio test* — LRT) (HIPPENSTIEL, 2001) e duas hipóteses, e que é dada por:

$$\frac{P(x|H_1)}{P(x|H_0)} > \frac{P(H_1)}{P(H_0)}$$

onde $P(x|H_1)$ e $P(x|H_0)$ são as probabilidades sobre as duas hipóteses. Assumindo que a probabilidade de ocorrer um movimento $P(H_1)$ é igual a probabilidade de não ocorrer $P(H_0)$, o limiar de decisão é igual a 1.

Com o objetivo de reduzir variações bruscas e reduzir o número de movimentos falsamente detectados, dois métodos foram utilizados no processo de decisão, como mostra a Figura 17. Primeiro, a verossimilhança estimada em cada instante t para os dois modelos é suavizada utilizando uma média móvel. Isto é, cada ponto do instante t é substituído pela

média de todos os pontos em uma janela centrada no ponto t . A suavização tem como objetivo filtrar as pequenas variações das probabilidades devido à generalização do modelo, evitando assim mudanças bruscas entre os dois estados.

Após a decisão estimada pela LRT, uma mediana móvel é aplicada na sequência de decisões. O objetivo desta etapa é remover períodos de movimento ou não movimento menores que a metade da janela utilizada. Por exemplo, se uma janela de comprimento de dois segundos fosse aplicada a uma sequência de decisões, todos os períodos de movimento menores do que 1 segundo seriam eliminados se a vizinhança fosse somente de decisões para a classe não-movimento. Da mesma maneira, se dois períodos de movimentos fossem separados por menos do que 1 segundo, os mesmos seriam unidos após o processamento. Finalmente, a sequência de decisões é utilizada para gerar os intervalos de tempo para cada movimento.



Figura 17. Etapas da detecção dos intervalos com movimento.

5.5 Movimento nas Bases de Dados

Esta Seção apresenta uma descrição mais detalhada das bases de dados em termos dos movimentos incluídos nas fases de treinamento e teste.

5.5.1 Experimento em Laboratório

A detecção de movimentos foi realizada individualmente para os 15 sujeitos desta base de dados. Cada sujeito possui os dados dos movimentos divididos em ensaios, ou seja, no

número de vezes que cada sujeito repetiu o experimento. A Tabela 6 mostra o número de ensaios realizados por cada sujeito. Para cada indivíduo, os três primeiros ensaios foram utilizados para o treinamento e o restante para teste, independente do número de ensaios realizados. A Tabela 7 mostra o número de movimentos realizados por cada sujeito, tanto para o treinamento quanto para o teste. Os dados do treinamento possuem 785 movimentos e os dados do teste têm 2046 movimentos, totalizando 2833 movimentos. Foram somente considerados os movimentos com durações acima de 0,5 segundo. A taxa de amostragem utilizada foi de 200 Hz.

Tabela 6. Número de ensaios por sujeito.

Sujeito	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Ensaio	11	11	11	11	6	6	6	11	6	11	11	11	11	11	11

Tabela 7. Número de movimentos por sujeito para treinamento e teste no experimento em laboratório.

Sujeito	Dados do Treinamento	Dados do Teste
1	51	165
2	60	172
3	52	161
4	51	160
5	57	65
6	51	62
7	52	62
8	51	162
9	50	60
10	50	160
11	50	166
12	50	160
13	50	162
14	50	160
15	60	169
Totais	785	2046

Além disso, os indivíduos 1, 2, 3, 4 e 8 têm dados coletados com dois tamanhos diferentes de cama. Como não foi encontrada uma diferença significativa no desempenho da detecção dos movimentos nestes sujeitos, os resultados apresentados são calculados com base na combinação destes conjuntos de dados.

A Figura 18 mostra um histograma das durações dos movimentos, em segundos, de todos os sujeitos. O menor movimento tem duração de 590 milissegundos e o maior tem 17 segundos. A mediana das durações dos movimentos é de 4,4 segundos e o desvio-padrão é de 2,5 segundos.

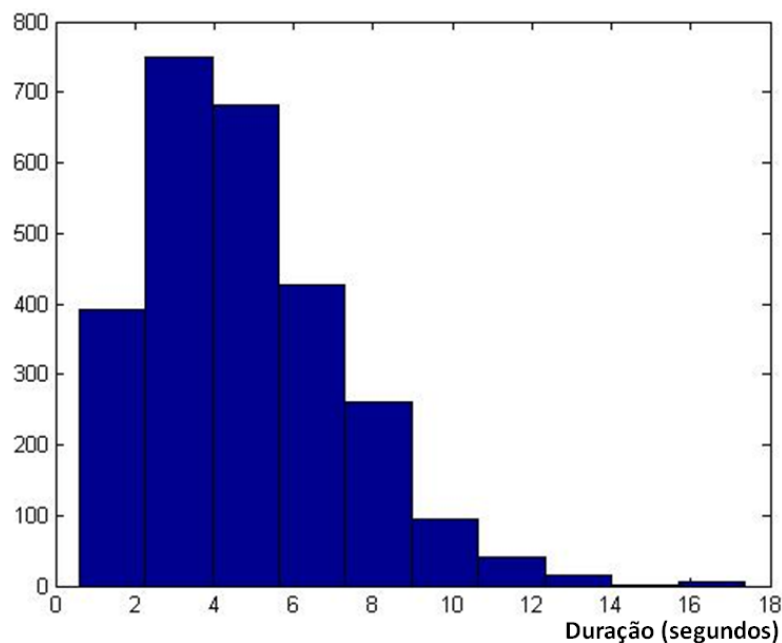


Figura 18. Histograma com as durações dos movimentos no experimento em laboratório.

5.5.2 Clínica do Sono

A detecção de movimentos foi realizada individualmente para os 17 sujeitos. Para cada indivíduo, os primeiros 50% dos dados da noite do paciente foram utilizados para o treinamento e os restantes 50% para o teste. A Tabela 8 mostra o número de movimentos por sujeito, tanto para o treinamento quanto para o teste. Os dados do treinamento possuem 19366 movimentos e os dados do teste têm 9869 movimentos, totalizando 29235 movimentos. Foram somente considerados os movimentos com durações entre 0,5 segundo e 3 minutos. Todos os indivíduos utilizaram o mesmo tamanho de cama e a taxa de amostragem utilizada foi de 50 Hz.

Tabela 8. Número de movimentos por sujeito para treinamento e teste da clínica do sono.

Sujeito	Dados do Treinamento	Dados do Teste
1	2374	257
2	1743	642
3	648	303
4	1308	764
5	2017	900
6	1970	1343
7	319	293
8	1533	281
9	1115	288
10	893	413
11	1041	221
12	841	1090

Sujeito	Dados do Treinamento	Dados do Teste
13	582	304
14	424	551
15	612	515
16	202	257
17	1744	1447
Totais	19366	9869

A Figura 19 mostra um histograma das durações dos movimentos executados, em segundos, de todos os pacientes. De acordo com a figura, a maioria dos movimentos tem duração de 0,5 a 1,7 segundos. O menor movimento tem duração de 500 milissegundos e o maior tem 168 segundos. A mediana das durações dos movimentos é de 1,2 segundos e o desvio-padrão é de 7,8 segundos.

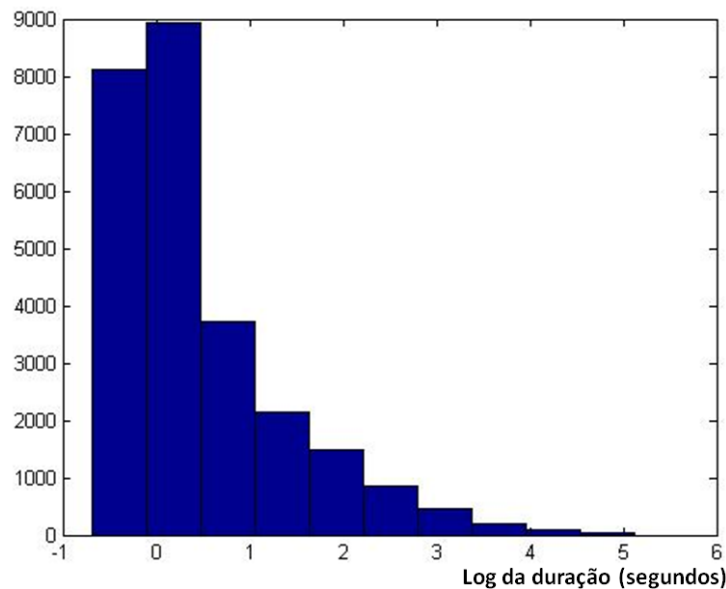


Figura 19. Histograma das durações dos movimentos na clínica do sono.

5.6 Otimização de Parâmetros

Esta Seção descreve como foram escolhidos os parâmetros utilizados na detecção de movimentos (tamanho da janela de análise L , tamanho das janelas de suavização e normalização, e o número de componentes Gaussianas do modelo). Foram utilizados os dados do treinamento para fazer a estimação de tais parâmetros em ambas bases de dados, com base nas taxas de *miss detection* e *false alarm*. O teste de significância para proporções foi utilizado para verificar a significância das diferenças entre os valores de desempenho gerados com base na soma das taxas de erro. Este teste de significância investiga se a diferença entre uma proporção alegada p_0 e uma proporção observada p , com base em n amostras da população p_0 , e para $n \geq 30$ (KANJI, 1999), é significativa.

5.6.1 Janela de Análise L

A estimativa da média calculada sobre a janela de análise para cada célula de carga dada pela Equação 1 envolve a escolha do parâmetro L , que corresponde ao comprimento da janela de análise. O objetivo é determinar um valor para L que forneça a melhor estimativa possível, independente da pessoa ou do tipo da cama.

No experimento em laboratório, os valores testados para L variam de 100 a 600 amostras, correspondendo de 0,5 a 3 segundos. Como mostra a Figura 20, a melhor taxa de erro encontrada para a detecção foi com $L = 1$, com um desempenho médio de 1,78%. A diferença entre os resultados das diferentes configurações de janelas é significativa ao nível de 1%.

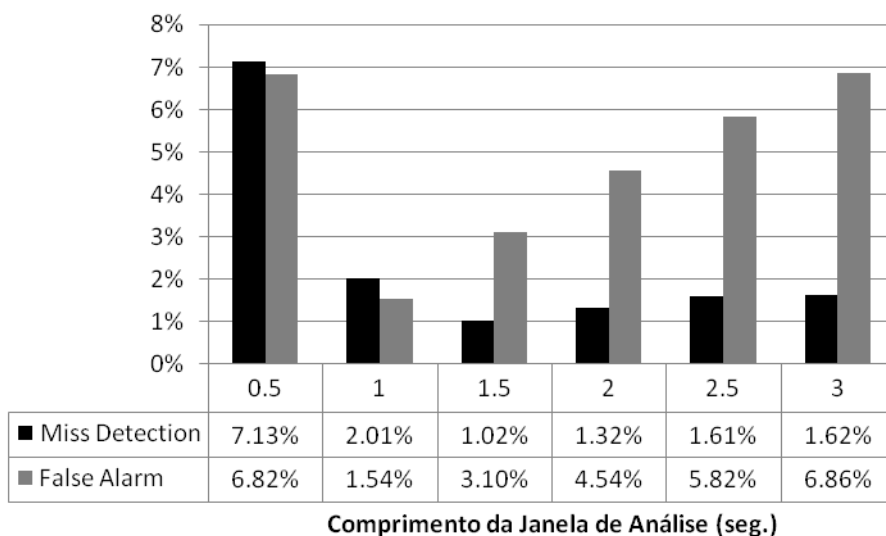


Figura 20. Taxas de erro do sistema, para os comprimentos de janela $L = 0,5, 1, 1,5, 2, 2,5$ e 3 segundos no experimento em laboratório.

Com os dados da clínica do sono, os valores testados para L variam de 25 a 150 amostras, correspondendo de 0,5 a 3 segundos. Como ilustra a Figura 21, o melhor resultado obtido foi também com $L = 1$ (obteve um desempenho médio de 3,80%). A diferença entre os resultados das diferentes configurações de janelas é significativa ao nível de 1%.

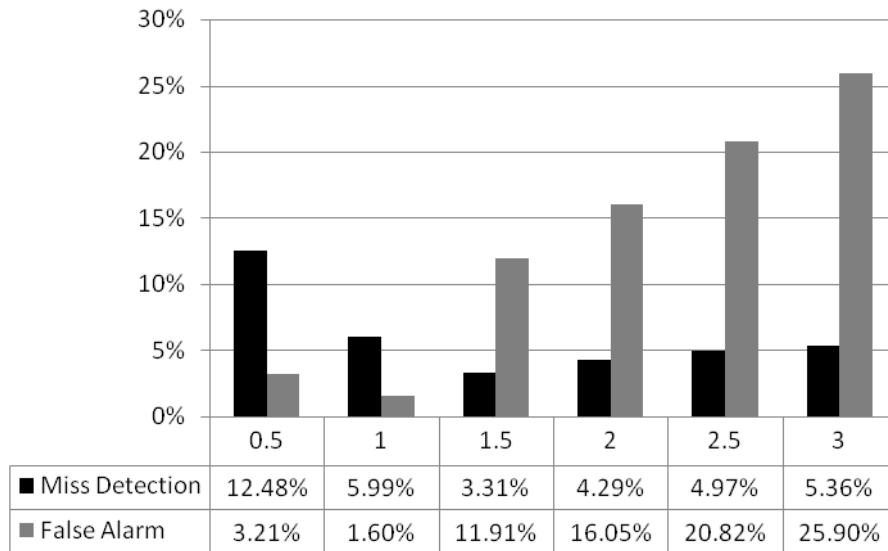


Figura 21. Taxas de erro do sistema, para os comprimentos de janela $L = 0,5, 1, 1,5, 2, 2,5$ e 3 segundos na clínica do sono.

O comprimento da janela de análise de L afeta a estimativa do início e de fim de um movimento. O erro no cálculo do início de um movimento é definido como $\varepsilon_0 = t_0 - \hat{t}_0$, onde t_0 é o tempo de início de um verdadeiro movimento e \hat{t}_0 é o tempo estimado do início. O erro no cálculo do final de um movimento é definido como $\varepsilon_1 = t_1 - \hat{t}_1$, onde t_1 é o tempo do final de um verdadeiro movimento e \hat{t}_1 é o tempo estimado do final. Os erros são causados por uma característica típica e dinâmica de muitos movimentos, ou seja, o início do movimento tem uma maior variação do sinal das células de carga e o final tem menor variação devido aos ajustes do corpo para alcançar uma posição de descanso. Tal comportamento é ilustrado nos gráficos superiores da Figura 22, que representam os valores da soma das células de carga de um determinado movimento.

A maior intensidade do movimento ocorre no período demarcado pelo rótulo verdadeiro, e os dados restantes da soma das células de carga mostram apenas uma pequena variação, conforme os gráficos superiores da Figura 22. A pequena variação do sinal das células de carga é muito semelhante à variação causada por ruído (visto fora dos limites do movimento), o que aumenta muitas vezes a indecisão, se determinado dado é movimento ou não-movimento. Conforme o gráfico com $L=2$, percebe-se que a decisão de estimar se determinado dado é ou não-movimento, torna-se muitas vezes difícil, devido à pequena diferença gerada entre as características e as células de carga e também pelo rotulamento manual.

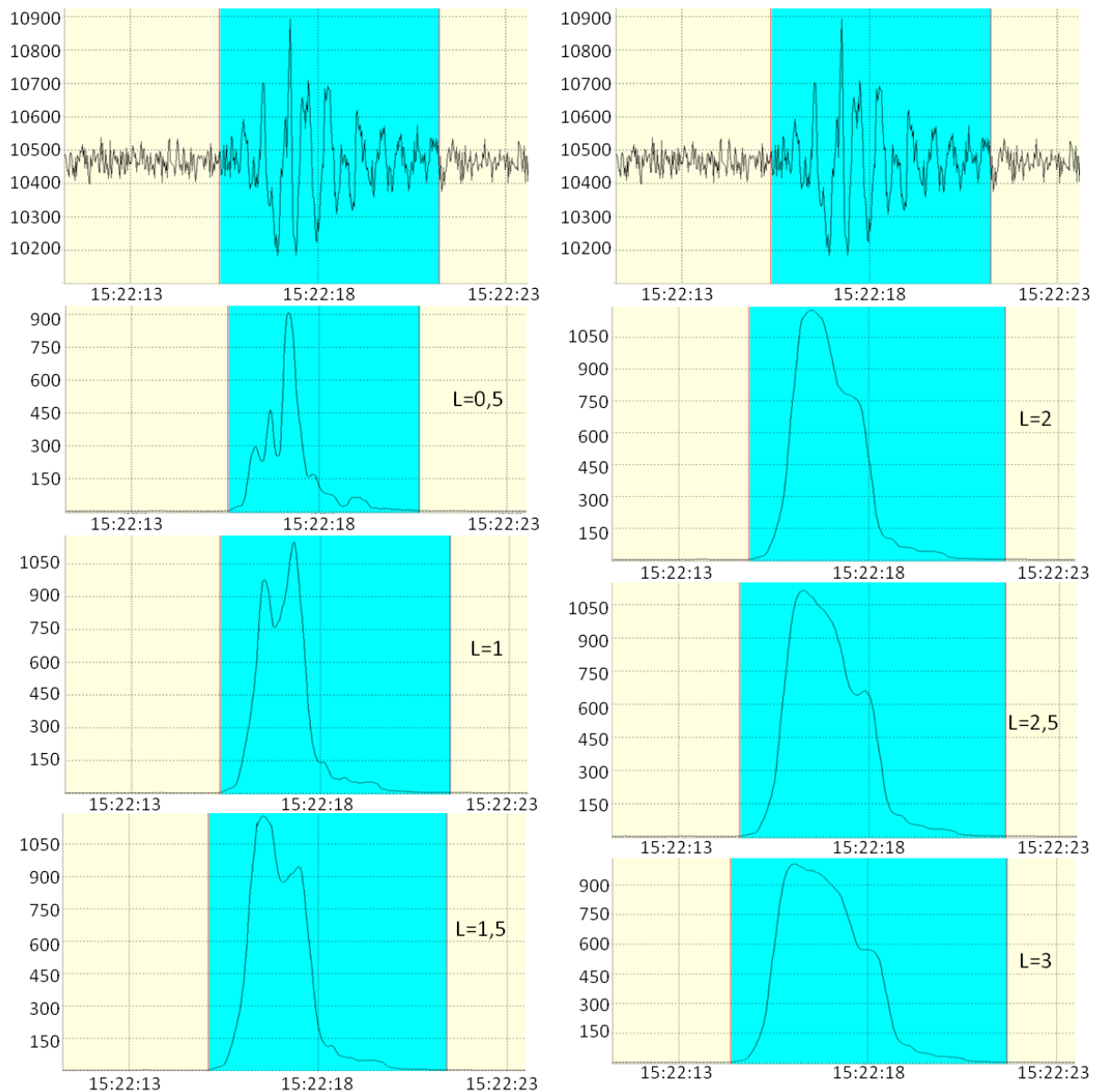


Figura 22. Os gráficos superiores representam a soma das células de carga de um movimento, junto com o rótulo verdadeiro que representa o início/fim de um movimento. Os demais gráficos mostram as características extraídas das células de carga e os rótulos estimados para cada valor de L .

Com o aumento da janela de análise, as regiões com maior variação, ou seja, onde há movimento, são incorporadas na estimação das características, provocando um aumento na amplitude das características. Tal comportamento pode ser visto na Figura 22, com $L=1,5$, 2 , $2,5$ e 3 , onde a estimação do início do movimento foi antecipada e a estimação do fim foi postergada.

Ao contrário de outros problemas de detecção (por exemplo, a detecção da contração muscular em estudos de controle motor (STAUDE et al., 2001)), a determinação exata dos intervalos de tempo para cada movimento não é o objetivo aqui. No entanto, precisamos levar

em conta as taxas de erro geradas, para fins de utilização desses intervalos de tempo estimados, como por exemplo, para trabalhos futuros como a classificação de movimentos.

5.6.2 Tamanho das Janelas de Suavização e Normalização

Para a estimação do tamanho das janelas de suavização e normalização, foram utilizados diversos parâmetros de entrada para estimar quais os melhores valores a serem aplicados durante o experimento. No experimento em laboratório, não foi preciso utilizar tais parâmetros, pois a média dos erros calculada entre o *miss detection* e o *false alarm*, não ultrapassaram a margem de 0,06% entre os valores dos parâmetros testados. Por exemplo, a média do erro gerada sem aplicar as etapas de suavização e normalização foi de 1,78%, e para a etapa da suavização utilizando média móvel igual a 51 e para a etapa da normalização utilizando mediana igual a 41, foi de 1,75%. Um dos motivos para não haver tanta variação entre as taxas de erro está no fato de que no experimento em laboratório havia um maior controle sobre os movimentos realizados pelas pessoas sobre a cama, ou seja, o sujeito era cooperativo e só realizava os movimentos de acordo com o protocolo proposto. Outro motivo é que os pacientes estavam acordados durante o experimento.

Na clínica do sono, o melhor resultado obtido para a etapa da normalização foi com o valor da mediana igual a 11, com um desempenho médio de 1,57%, conforme a Tabela 9. As diferenças entre os erros da detecção são significantes ao nível de 1%. Assim, para a etapa da suavização, o número da média móvel é igual a 0 e para a etapa da normalização, a mediana é igual a 11.

Tabela 9. Taxas de erro do sistema de detecção para as etapas de normalização e suavização na clínica do sono.

		Tamanho da Janela da Suavização (amostras)							
		0		3		5		7	
		Miss	FA	Miss	FA	Miss	FA	Miss	FA
Tamanho da Janela de Normalização (amostras)	0	5.99%	1.60%	3.68%	1.47%	2.71%	1.41%	2.41%	1.43%
	3	3.36%	1.45%	3.02%	1.49%	2.49%	1.43%	2.33%	1.48%
	5	2.18%	1.46%	2.50%	1.49%	2.30%	1.45%	2.24%	1.46%
	7	1.59%	1.54%	2.05%	1.53%	2.13%	1.46%	2.16%	1.51%
	9	1.62%	1.59%	1.88%	1.45%	1.99%	1.46%	2.04%	1.42%
	11	1.57%	1.60%	1.80%	1.57%	1.87%	1.52%	1.97%	1.50%
	13	1.57%	1.72%	1.77%	1.67%	1.86%	1.62%	2.01%	1.57%

5.6.3 Número de Componentes por Mistura Gaussiana

A fim de definir o número de componentes Gaussianas para modelar cada estado, foi realizado um experimento com os dados de treinamento de cada base variando o número de componentes. A Figura 23 e a Figura 24 mostram o desempenho do sistema de detecção para diferentes números de componentes nas duas bases de dados.

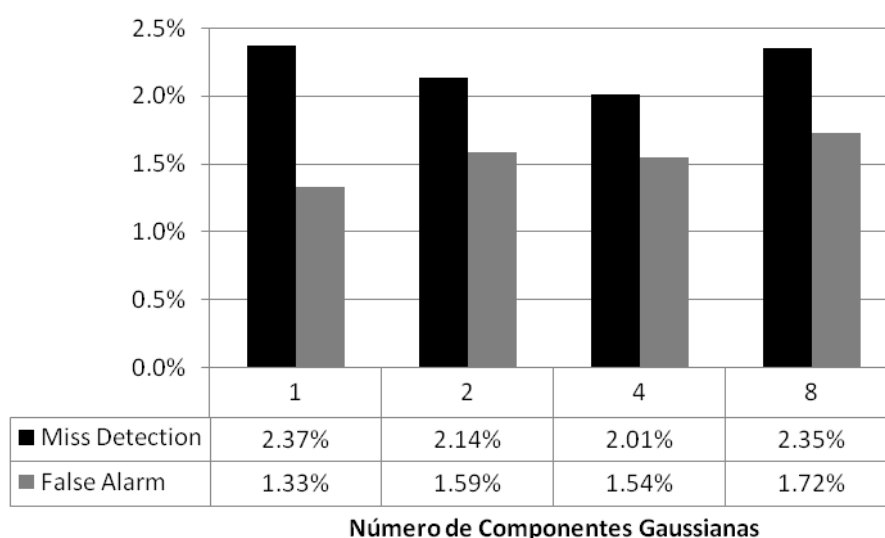


Figura 23. Taxas de erro do sistema para cada conjunto de componentes Gaussianas no experimento em laboratório.

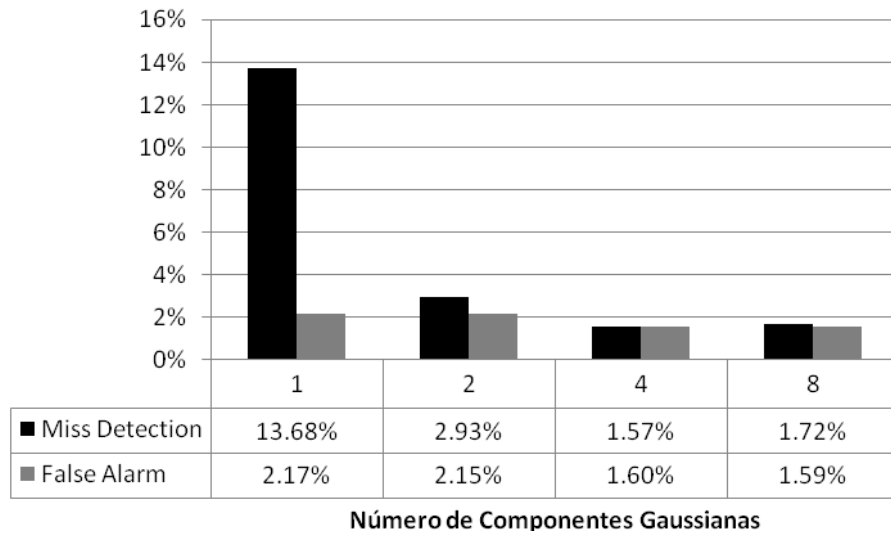


Figura 24. Taxas de erro do sistema para cada número de componentes Gaussianas na clínica do sono.

No experimento em laboratório, o melhor resultado obtido foi com o número de componentes Gaussianas igual a 4 (obteve um desempenho médio de 1,78%). A diferença entre os resultados das diferentes configurações de componentes é significativa ao nível de 1%. Na clínica do sono, o número de componentes que melhor apresentou resultados também foi igual a 4 (obteve um desempenho médio de 1,59%). As diferenças entre os erros da detecção são significativas ao nível de 1%, exceto entre 4 e 8, o qual é significativo ao nível de 5%. Assim, o número de componentes Gaussianas a ser utilizado nos demais experimentos é 4.

5.7 Resultados

Nesta Seção é apresentado o desempenho da detecção de movimentos com base nos dados de teste. Somente foram considerados os movimentos que tinham durações acima de 0,5 segundo e abaixo de 3 minutos.

Os resultados foram obtidos com a seguinte configuração de parâmetros:

- Comprimento da janela de análise igual 1;
- Número de componentes Gaussianas igual a 4;

5.7.1 Experimento em Laboratório

As taxas de erro para cada sujeito são mostradas na Figura 25. A taxa de *miss detection*

global foi de 2,25% e o *false alarm* 1,43%. Dos 2046 movimentos, 40 movimentos foram completamente ignorados e 212 falsamente detectados. A razão para o erro do tipo *miss detection* ter ocorrido está na determinação do intervalo de tempo quando o indivíduo executa o movimento. Nesse caso, toda essa execução do movimento não foi detectada, ocasionando o erro. Quanto ao erro do tipo *false alarm*, o motivo por ele ter ocorrido, está também ligado na determinação do intervalo de tempo quando o paciente executa o movimento, só que, nesse caso, foi detectado um intervalo de tempo maior do movimento, ocasionando o erro.

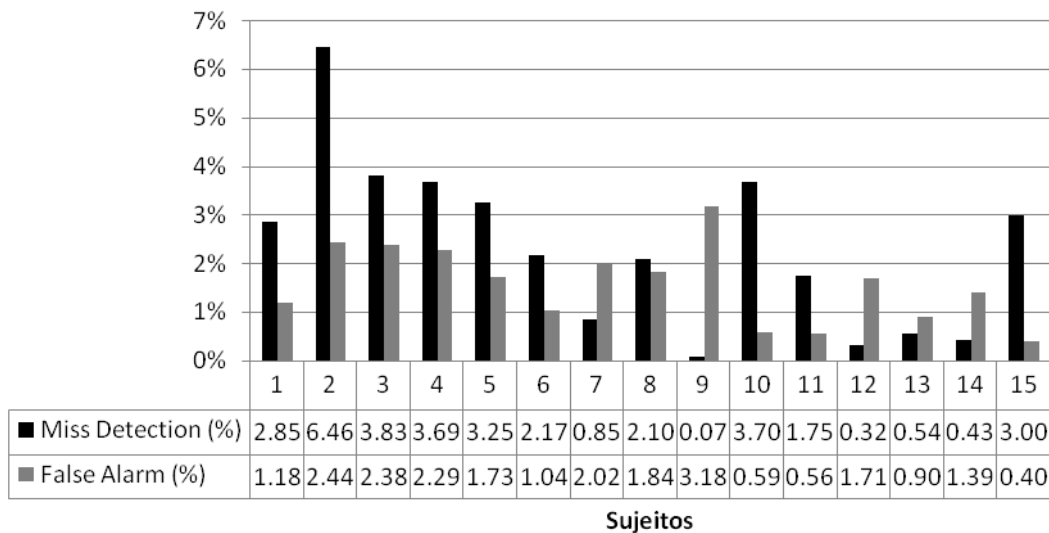


Figura 25. Desempenho do algoritmo de detecção no experimento em laboratório para cada sujeito.

5.7.2 Clínica do Sono

Na clínica do sono, além dos parâmetros citados acima para a obtenção dos resultados, foi utilizada também a etapa da normalização, cuja mediana é igual a 11. As taxas de erro para cada paciente são ilustradas na Figura 26. A taxa de *miss detection* geral foi de 2,93% e o *false alarm* 0,57%. Dos 9869 movimentos, 584 movimentos foram completamente ignorados e 696 falsamente detectados. Os motivos para os erros terem ocorrido, são os mesmos descritos no experimento em laboratório, conforme Seção 5.7.1.

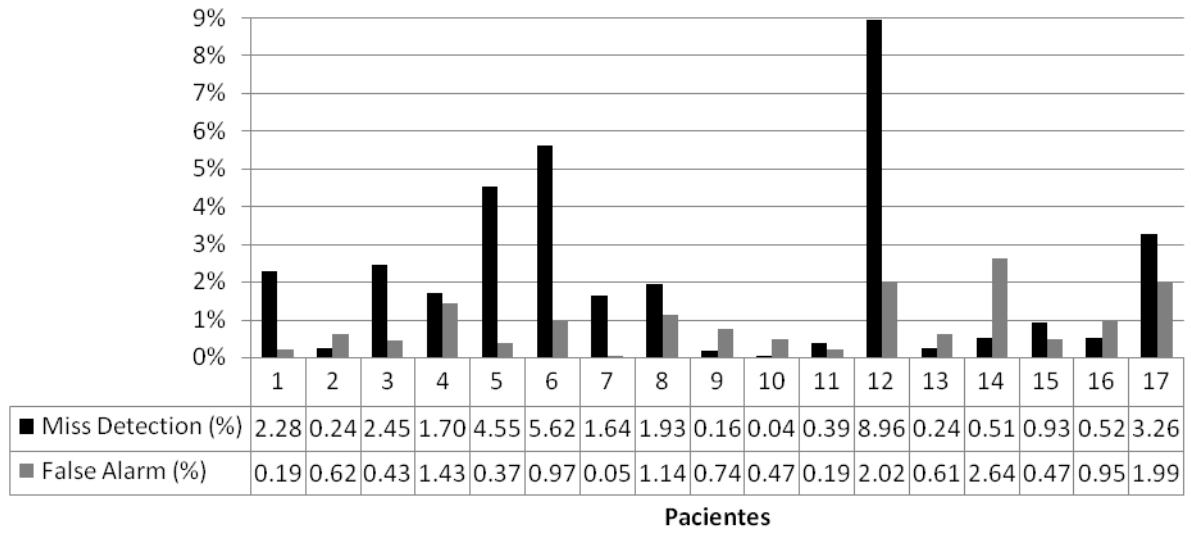


Figura 26. Desempenho do algoritmo de detecção da clínica do sono para cada paciente.

6 IDENTIFICAÇÃO DO MPP

Este capítulo descreve um método para determinar os episódios e o índice de MPP de um. A Seção 6.1 apresenta a metodologia empregada, e a Seção 6.2 descreve os resultados obtidos.

6.1 Metodologia

Um episódio de MPP é definido por uma sequência de quatro ou mais movimentos que duram, em média, entre 0,5 a 5 segundos, com uma frequência de um movimento a cada 5 a 90 segundos. São somente consideradas as sequências de movimentos do tipo MPP as quais são identificadas pelo técnico durante o exame de polissonografia. Essa definição foi usada no trabalho para identificar os intervalos de tempo em que esses episódios ocorrem para cada paciente e avaliado de acordo com o exame de polissonografia para se medir o desempenho, pois no exame também constam os episódios de MPP calculados pelos técnicos.

O índice de MPP é o número de movimentos do tipo MPP executados dividido pelo total de horas de sono. Caso o índice fique entre 5 a 24 movimentos/hora, o grau de severidade do distúrbio é classificado como leve, entre 25 e 50, ele é classificado como moderado e acima de 50 é considerado como grave o distúrbio (BERRY, 2002).

6.2 Resultados

Os dados utilizados nesta etapa foram da base de dados da clínica do sono, pois somente nesta base temos o exame de polissonografia para identificar os MPPs. A Figura 27 ilustra o desempenho referente à identificação de episódios de MPP. Nenhum episódio foi completamente ignorado ou falsamente detectado e, os erros se referem à determinação exata (início e fim) dos intervalos de tempo em que os episódios ocorreram.

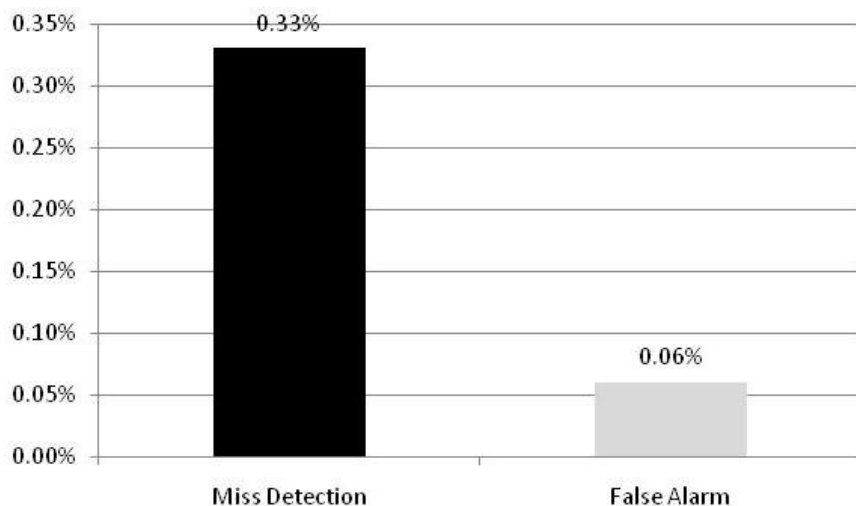


Figura 27. Desempenho referente à identificação de episódios de MPP.

A Figura 28 mostra o índice de MPP por sujeito. Conforme o grau de severidade do distúrbio, podemos concluir que os sujeitos 3, 8, 13, 14, 16 e 17 possuem o distúrbio de classificação leve. Já os pacientes 5, 6 e 15 têm o distúrbio em grau moderado e os restantes não apresentam o distúrbio. Não foram disponibilizados pela clínica do sono os valores do índice de MPP para fazer a comparação com estes resultados obtidos pelo sistema.

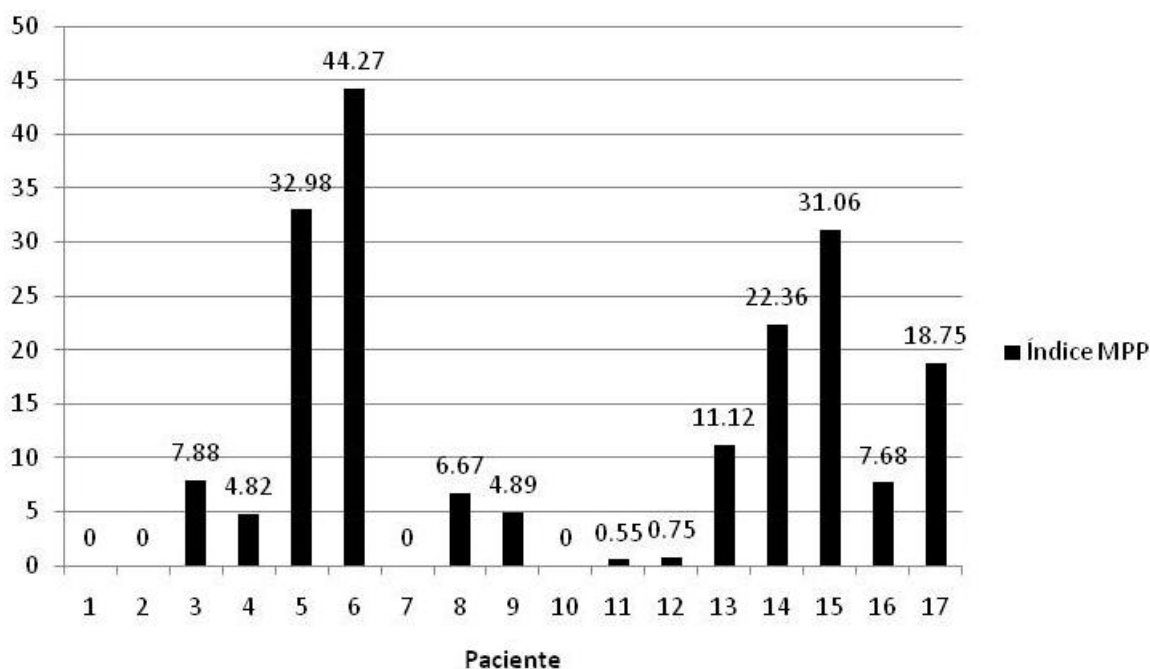


Figura 28. Índice de MPP por paciente.

7 CONCLUSÃO

As etapas para o desenvolvimento de um sistema não-intrusivo para a identificação dos MPPs, que emprega células de carga sob a cama, foram descritas neste trabalho. Foi apresentada uma descrição da estrutura do sono e os distúrbios de movimento mais frequentes. Foi descrito como os dados envolvendo a entrada e saída de uma pessoa na cama e os movimentos realizados por ela, foram rotulados.

A primeira etapa foi executada para fazer a detecção dos dois estados, na cama e fora da cama. Os dados das células de carga foram agrupados em dois grupos utilizando o método não-supervisionado de agrupamento K-means. Os resultados mostram que a abordagem forneceu um erro médio abaixo de 1% e, portanto, esta abordagem é bastante confiável e pode ser usada por sistemas de monitoramento que utilizam esse tipo informação.

A segunda etapa consistiu na detecção dos movimentos sobre a cama, onde foram estimados dois modelos de misturas Gaussianas para modelar os dados que representam movimento e não-movimento. Esses modelos foram utilizados para estimar os intervalos de tempo onde houve movimento sobre o vetor de características gerado a partir das células de carga. O detector apresentou um erro médio abaixo de 2%. Os rótulos estimados para esta etapa podem ser utilizados para que se possa dar continuidade ao trabalho futuramente, como por exemplo, para classificar automaticamente os movimentos.

Na etapa da identificação dos episódios de MPP, o sistema apresentou um erro abaixo de 0,5% e, portanto, a abordagem pode ser utilizada para fazer a identificação de tais episódios. Também foi calculado o índice de MPP nesta fase, para saber o grau de severidade da doença sobre cada paciente.

Este trabalho de conclusão foi utilizado como uma das bases para a confecção de um artigo internacional (ADAMI et al., 2010), onde a metodologia e os resultados gerados na primeira etapa do sistema, fizeram parte deste artigo. A primeira etapa do sistema também foi apresentada no XI Salão de Iniciação Científica da PUCRS e no XVIII Encontro de Jovens Pesquisadores da UCS.

8 REFERÊNCIAS

- ADAMI A. M., **Assessment and Classification of Movements in Bed Using Unobtrusive Sensors**, Ph.D., Electrical Engineering, Oregon Health & Science University, Beaverton, 2006.
- ADAMI A. M., ADAMI A. G., HAYES T. L., PAVEL M., SINGER C. M., **A System for Unobtrusive Monitoring of Mobility in Bed**. In: 11th IEEE International Conference on Computational Science and Engineering, São Paulo, SP, pp. 13-18, 2008.
- ADAMI A. M., ADAMI A. G., BEATTIE Z. T., HAYES T. L., SCHWARZ G., **A Subject State Detection Approach to Determine Rest-Activity Patterns Using Load Cells**. In: 32nd Annual International IEEE EMBS Conference, Buenos Aires, Argentina, 2010.
- ALIHANKA J., **Sleep Movements and Associated Autonomic Nervous Activities in Young Male Adults**, Acta Physiologica Scandinavica, Supplementum 511, (1982), 1-85.
- BERRY R. B., **Sleep Medicine Pearls**, 2nd ed., Philadelphia, PA: Hanley & Belfus, 2002.
- BJORVATN B., HAVIK O. E., NORDHUS I. H., OMVIK S., PALLESEN S., SIVERTSEN B., STRAUME S., **Clinical Significance of Periodic Limb Movement Disorder (PLMD) in Insomnia Patients**. In: The Open Sleep Journal, vol. 1, pp. 52-57, 2008.
- CHOKROVERTY S., HENING W. A., WALTERS A. S., **Sleep and Movement Disorders**, First ed. Philadelphia, PA: Elsevier Science, 2003.
- CHAUDHURI K. R., MARTINEZ-MARTIN P., **Clinical Assessment of Nocturnal Disability in Parkinson's Disease: The Parkinson's Disease Sleep Scale**, Neurology, 63, Suppl 3, (2004), S17-S20.
- DUDA, R. O., HART, P. E., STORK, D. G., **Pattern Classification**, Second ed. New York, NY: John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- DUNNEWOLD R. J. W., HOFF J. I., PELT H. C. J. V., FREDRIKZE P. Q., WAGEMANS E. A. H., HILTEN B. J. J. V., **Ambulatory Quantitative Assessment of Body Position, Bradykinesia, and Hypokinesia in Parkinson's Disease**, Journal of Clinical Neurophysiology, 15, 3, (1998), 235-242.
- GERSHO A., GRAY R. M., **Vector Quantization and Signal Compression**, First ed. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, 1991.
- GORI S., FICCA G., GIGANTI F., NASSO I. D., MURRI L., SALZARULO P., **Body Movements during Night Sleep in Healthy Elderly Subjects and Their Relationships with Sleep Stages**, Brain Research Bulletin, 63, (2004), 393-397.
- HIPPENSTIEL R. D., **Detection Theory - Applications and Digital Signal Processing**, First ed. Boca Raton, FL: CRC Press LLC, 2001.

JOHNSON R. A., **Miller and Freund's Probability and Statistics for Engineers**, Sixth ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, Inc., 2000.

KANJI G. K., **100 Statistical Tests**, Second ed. Thousand Oaks, California: SAGE Publications Ltd., 1999.

KIL D. H., SHIN F. B., **Pattern Recognition and Prediction with Applications to Signal Characterization**, First ed. Woodbury, NY: American Institute of Physics, 1996.

KING M. A., JAFFRE M. O., MORRISH E., SHNEERSON J. M., SMITH I. E., **The Validation of a New Actigraphy System for the Measurement of Period Leg Movements in Sleep**, *Sleep Medicine*, 6, 6, (2005), 507-513.

KLEITMAN N., **Sleep and Wakefulness**, Third ed. Chicago, 1967.

PHILLIPS B., **Movement Disorders: A Sleep Specialist's Perspective**, *Neurology*, 62, (2004), S9-S16.

REIMÃO R., **Temas de Medicina do Sono**. São Paulo: Lemos Editorial & Gráficos Ltda., 2000.

SOMEREN E. J. W., **Actigraphic Monitoring of Movement and Rest-Activity Rhythms in Aging, Alzheimer's Disease, and Parkinson's Disease**, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 5, 4, (1997), 394-398.

STAUDE G., FLACHENECKER C., DAUMER M. e WOLF W., **Onset Detection in Surface Electromyographic Signals: A Systematic Comparison of Methods**, *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2, (2001), 67-81.

WALTERS A. S., **Toward a Better Definition of the Restless Legs Syndrome**, *Movement Disorders*, 10, 5, (1995), 634-642.