

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

GABRIEL DE MORAIS BORGES

**ESTUDO E APLICAÇÃO DE
DIFERENTES MÉTODOS PARA
REDUÇÃO DE FALSOS ALARMES NO
MONITORAMENTO DE FREQUÊNCIA
CARDÍACA**

Porto Alegre
2015

GABRIEL DE MORAIS BORGES

**ESTUDO E APLICAÇÃO DE
DIFERENTES MÉTODOS PARA
REDUÇÃO DE FALSOS ALARMES NO
MONITORAMENTO DE FREQUÊNCIA
CARDÍACA**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Controle e Automação

ORIENTADOR: Prof. Dr. Valner Brusamarello

Porto Alegre
2015

GABRIEL DE MORAIS BORGES

**ESTUDO E APLICAÇÃO DE
DIFERENTES MÉTODOS PARA
REDUÇÃO DE FALSOS ALARMES NO
MONITORAMENTO DE FREQUÊNCIA
CARDÍACA**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____
Prof. Dr. Valner Brusamarello, UFRGS
Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alexandre Balbinot, UFRGS
Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Prof. Dr. Altamiro Amadeu Susin, UFRGS
Doutor pelo Instituto Politécnico Nacional – Grenoble, França

Prof. Dr. Jefferson Fagundes Loss, UFRGS
Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Coordenador do PPGEE: _____
Prof. Dr. Luís Fernando Alves Pereira

Porto Alegre, novembro de 2015.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha esposa Nathalia e aos meus pais, Denoir e Madalena, por todo o incentivo e apoio.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao professor Valner pela excelente orientação. Aos amigos, familiares e à minha esposa que sempre estiveram ao meu lado e ao programa de pós-graduação em engenharia elétrica, PPGEE, pela oportunidade de realizar este trabalho.

RESUMO

O monitoramento automático de pacientes é um recurso essencial em hospitais para o bom gerenciamento de cuidados médicos. Enquanto que alarmes devido a condições fisiológicas anormais são importantes para o rápido tratamento, estes também podem ser uma fonte de ruídos desnecessários devido a falsos alarmes causados por interferência eletromagnética ou movimentação de sensores. Uma fonte significativa de falsos alarmes é relacionada com a frequência cardíaca, o qual é disparado quando o ritmo cardíaco do paciente está muito rápido ou muito lento. Neste trabalho, a fusão de diferentes sensores fisiológicos é explorada para fazer uma estimativa robusta de frequência cardíaca. Um conjunto de algoritmos utilizando índice de variabilidade cardíaca, inferência bayesiana, redes neurais, lógica fuzzy e votador majoritário são propostos para fundir a informação do eletrocardiograma, pressão sanguínea e fotopletismograma. Três informações básicas são extraídas de cada sensor: variabilidade cardíaca, a diferença de frequência cardíaca entre os sensores e a análise espectral. Estas informações são usadas como entradas para os algoritmos. Quarenta gravações selecionadas do banco de dados MIMIC são usadas para validar o sistema. Finalmente, a frequência cardíaca calculada é comparada com as anotações do banco de dados. Resultados mostram que a fusão utilizando redes neurais apresenta a melhor redução de falsos alarmes de 89.33%, enquanto que a técnica bayesiana apresenta uma redução de 83.76%. A lógica fuzzy mostrou uma redução de 77.96%, o votador majoritário 61.25% e o índice de variabilidade cardíaca de 65.43%. Portanto, os algoritmos propostos mostraram bom desempenho e podem ser muito úteis em monitores de sinais vitais modernos.

Palavras-chave: Sensores, fusão, frequência cardíaca, redes neurais, inferência bayesiana, lógica fuzzy, votador majoritário.

ABSTRACT

Automatic patient monitoring is an essential resource in hospitals for good health care management. While alarms due to abnormal physiological conditions are important to deliver fast treatment, it can be also a source of unnecessary noise due to false alarms caused by electromagnetic interference or motion artifacts. One significant source of false alarms are those related to heart rate, which is triggered when the heart rhythm of the patient is too fast or too slow. In this work, the fusion of different physiological sensors is explored in order to create a robust heart rate estimation. A set of algorithms using heart rate variability index, bayesian inference, neural networks, fuzzy logic and majority voting is proposed to fuse information from electrocardiogram, arterial blood pressure and photoplethysmogram. Three basic informations are extracted from each source, namely, heart rate variability, the heart rate difference between sensors and the spectral analysis. These informations are used as inputs to the algorithms. Forty selected recordings from MIMIC database was used to validate the system. Finally, the calculated heart rate is compared with the database annotation. Results show that neural networks fusion presents the best false alarms reduction of 89.33%, while the bayesian technique presents an error reduction of 83.76%. Fuzzy logic showed an error reduction of 77.96%, majority voting 61.25% and the heart rate variability index 65.43%. Therefore, the proposed algorithms showed good performance and can be very useful for modern bedside monitors.

Keywords: sensor, fusion, heart rate, neural networks, bayesian inference, fuzzy logic, majority voter.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1:	Funcionamento do coração	18
Figura 2:	Forma de onda de um eletrocardiograma	22
Figura 3:	Técnica de monitoramento invasivo de pressão sanguínea	22
Figura 4:	Forma de onda da pressão arterial	23
Figura 5:	Técnica de oximetria de pulso	24
Figura 6:	Exemplo de formas de ondas para ECG, ABP e PPG retiradas do banco de dados MIMIC	29
Figura 7:	Fluxograma do detector de batimentos cardíacos	31
Figura 8:	Intervalo entre batimentos cardíacos	32
Figura 9:	ECG com ruído do tipo (a) ruído muscular e (b) ruído de movimentação de eletrodos	34
Figura 10:	Sistema redundante com votador majoritário	35
Figura 11:	Diagrama para a lógica fuzzy	37
Figura 12:	Esquema de fusão bayesiana	40
Figura 13:	FFT dos sinais	43
Figura 14:	Diagrama da rede neural utilizada	45
Figura 15:	Sensor PPG corrompido por ruído	47
Figura 16:	Ruído ocasionando falso alarme de taquicardia extrema	48
Figura 17:	ECG apresentando ruído de frequências altas	49
Figura 18:	Paciente apresentando contrações ventriculares prematuras. ABP e ECG perdem detecção de batimentos	50
Figura 19:	Ruído de movimentação afetando os três sensores	51
Figura 20:	Esquema de avaliação dos resultados	52
Figura 21:	Taxa de erros de cada sensor individual	52
Figura 22:	Esquema para avaliação do erro entre os batimentos detectados e a referência do banco de dados	53
Figura 23:	Esquema para avaliação da redução de alarmes	54
Figura 24:	Taxa de supressão de alarmes verdadeiros e falsos para cada algoritmo	56
Figura 25:	Comparativo entre a frequência cardíaca e o índice de variabilidade cardíaca. (a) Frequência cardíaca extraída de um ECG ao longo do tempo (b) Índice de variabilidade cardíaca	57
Figura 26:	Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando índice de variabilidade cardíaca. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão	58

Figura 27:	Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de índice de variabilidade cardíaca	58
Figura 28:	Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando votador majoritário. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão . . .	60
Figura 29:	Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de votador majoritário	60
Figura 30:	Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando lógica fuzzy. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão	62
Figura 31:	Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de lógica fuzzy . .	62
Figura 32:	Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando inferência bayesiana. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão . . .	64
Figura 33:	Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de Bayes	64
Figura 34:	Comparação dos índices espectrais utilizados. Em (a) vemos a frequência cardíaca extraída de um ECG ao longo do tempo. Em (b) o índice espectral de baixa frequência ao longo do tempo e em (c) o índice espectral de alta frequência	65
Figura 35:	Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando redes neurais. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão	66
Figura 36:	Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de redes neurais .	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1:	Regras de produção	38
Tabela 2:	Probabilidade de que a frequência cardíaca calculada de cada sensor não esteja corrompida por ruído para os três níveis de variabilidade quando o ECG é analisado	41
Tabela 3:	Probabilidade de que a frequência cardíaca calculada de cada sensor não esteja corrompida por ruído para os três níveis de variabilidade quando o ABP é analisado	42
Tabela 4:	Probabilidade de que a frequência cardíaca calculada de cada sensor não esteja corrompida por ruído para os três níveis de variabilidade quando o PPG é analisado	42
Tabela 5:	Redução de erro para cada técnica utilizando um ECG ruidoso como referência	50
Tabela 6:	Taquicardia e bradicardia extremas no banco de dados utilizado . . .	55
Tabela 7:	Número de alarmes verdadeiros e falsos após aplicação dos algoritmos	55

LISTA DE ABREVIATURAS

ABP	Arterial Blood Pressure
BPM	Beats Per Minute
ECG	Electrocardiogram
FC	Frequência Cardíaca
FFT	Fast Fourier Transform
HRV	Heart Rate Variability
LED	Light Emitting Diode
MIMIC	Multi-Parameter Intelligent Monitoring for Intensive Care
PPG	Photoplethysmogram
PS	Pressão Sanguínea
TMR	Triple Modular Redundancy
UTI	Unidade de Tratamento Intensivo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	15
1.2	Estruturação do trabalho	16
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E ESTADO DA ARTE	18
2.1	Sinais vitais	18
2.1.1	Funcionamento básico do coração	18
2.1.2	Frequência cardíaca	19
2.1.3	Pressão sanguínea	20
2.2	Técnicas de monitoramento de sinais vitais	20
2.2.1	Eletrocardiograma	20
2.2.2	Monitoramento invasivo de pressão sanguínea	21
2.2.3	Fotopletismografia	23
2.3	Monitores e falsos alarmes	24
3	METODOLOGIA	28
3.1	Banco de dados	28
3.2	Deteção de batimentos cardíacos	29
3.3	Cálculo de variabilidade cardíaca	30
3.4	Algoritmos propostos	32
3.4.1	Índice de variabilidade cardíaca	33
3.4.2	Votador majoritário	34
3.4.3	Lógica fuzzy	35
3.4.4	Inferência Bayesiana	38
3.4.5	Redes Neurais	41
3.5	Critério de utilização dos dados	44
4	RESULTADOS	46
4.0.1	Erro quadrático médio	49
4.0.2	Redução de alarmes	51
4.1	Índice de variabilidade cardíaca	54
4.2	Votador majoritário	59
4.3	Lógica fuzzy	61
4.4	Inferência bayesiana	61
4.5	Redes neurais	63

5	CONCLUSÕES	68
5.1	Implementação em hardware	70
5.2	Sugestões para trabalhos futuros	71
	REFERÊNCIAS	73

1 INTRODUÇÃO

Equipamentos eletrônicos para monitoramento de sinais vitais são muito importantes na medicina pois possibilitam o acompanhamento contínuo do estado do paciente e auxiliam a equipe médica para o rápido tratamento em caso de necessidade. Os monitores eletrônicos precisam analisar os sinais vitais do paciente e disparar alarmes acústicos ao detectarem problemas no organismo. A resposta do monitor deve ser precisa e idealmente deve cobrir todos os estados em que o paciente necessita de tratamento imediato. Alarmes são classificados de acordo com a urgência, sendo que um alarme de alta prioridade indica uma situação crítica que requer resposta imediata enquanto que um alarme de prioridade média indica uma situação perigosa que requer urgência, mas não resposta imediata. Prioridade baixa requer atenção, mas não imediatamente (ALEMZADEH, H. *et al.*, 2012). As configurações padrão de alarmes são ajustadas pelo fabricante para maximizar a sensibilidade ao custo de alta taxa de falsos positivos. Há um número muito grande de alarmes sendo disparados por dia, podendo chegar a 700 alarmes por paciente ao dia (CVACH, M., 2012). Esta situação chama atenção não apenas pela quantidade de alarmes mas também pela quantidade de falsos alarmes, sendo que vários trabalhos reportam uma taxa de 80% a 90% de falsos alarmes (ABOUKHALIL, A. *et al.*, 2008) muitas vezes ocasionadas por movimentação do paciente, ruído de rede, comprometimento no contatos dos eletro-

dos ou interferência eletromagnética, este último tendo como causa recorrente o bisturi eletrônico durante cirurgias (PHUNCHONGHARN, P.; HOSSAIN, E.; CAMORLINGA, S., 2011). Esta condição resulta em um ambiente ruidoso e impacta negativamente na recuperação do paciente. A alta taxa de falsos alarmes produz ruído sonoro e causa distúrbios do sono e estresse nos pacientes, interferindo no processo de recuperação. Essa situação também leva a equipe médica a desligar ou ignorar alarmes e como consequência alarmes verdadeiros podem ser suprimidos ou desconsiderados (BLUM, J. M. *et al.*, 2009). Há vários tipos de alarmes que são disparados no hospital sendo que as categorias mais frequentes de alarmes são relacionadas a ventilação mecânica (42.2%), pressão sanguínea (32.3%), eletrocardiograma (9.8%) e frequência cardíaca (8.1%) (LIPTON, J. A. *et al.*, 2009).

Claramente, a alta taxa de falsos alarmes é um problema que precisa ser evitado no ambiente hospitalar. O desenvolvimento de um sistema confiável de alarmes pode melhorar o tratamento e oferecer maior qualidade na recuperação dos pacientes (SWEENEY, K.T. *et al.*, 2012). Para aumentar a precisão da resposta dos monitores há diferentes métodos que podem ser empregados. É possível trabalhar na etapa de desenvolvimento de hardware visando a melhora na tolerância a ruídos. Outra abordagem é a melhora da qualidade do sinal em software com o desenvolvimento de filtros digitais para suprimir ruídos. O sistema de alarme também pode ser melhorado através do desenvolvimento de algoritmos mais sofisticados para decidir se o estado do paciente é perigoso ou não. O problema encontrado na maioria dos monitores comerciais é que um alarme é disparado se algum parâmetro ultrapassa um certo limiar. Esta abordagem simples para o aviso da condição do paciente desconsidera o estado do paciente como um todo. Por esta razão, é

muito importante levar em conta a entrada dos diferentes sensores antes que um alarme seja disparado.

A fusão de diferentes sinais fornece mais informações sobre a saúde do paciente e além disso pode ser mais eficiente para suprimir falsos alarmes (BITAN, Y.; CONNOR, M. F., 2012). Vários algoritmos foram desenvolvidos para detectar disfunções do organismo de maneira mais confiável ao invés de apenas disparar o alarme quando um parâmetro cruzar um limiar predefinido. Esta abordagem aproxima-se da habilidade humana de decisão, onde médicos e enfermeiros analisam o estado do paciente olhando para múltiplas características e relacionando umas com as outras ao invés de observar apenas um parâmetro.

1.1 Objetivos

O objetivo deste trabalho é a criação de cinco algoritmos diferentes de fusão de sensores para melhorar a detecção de frequência cardíaca no ambiente hospitalar. Cada algoritmo será avaliado separadamente através do uso de um banco de dados e a taxa de redução de erros será calculada em relação aos sinais sem fusão aplicada. A principal contribuição deste trabalho está na apresentação de diferentes técnicas com diferentes taxas de redução de erros e diferentes demandas computacionais para que possam ser utilizados em monitores de sinais vitais comerciais. As técnicas utilizadas para fusão de sensores são: índice de variabilidade cardíaca, votador majoritário, inferência bayesiana, redes neurais e lógica fuzzy, os quais irão decidir a fonte mais apropriada de frequência cardíaca a ser escolhida dentre os três sensores.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

1. elaborar um conjunto de técnicas para fundir informações do eletrocardiograma,

pressão arterial invasiva e fotopleletismograma com o objetivo de aumentar a precisão de acertos no cálculo de frequência cardíaca.

2. obter o resultado das técnicas propostas em resposta a um banco de dados de pacientes reais.
3. obter a taxa de redução de alarmes falsos e alarmes verdadeiros antes e depois da aplicação dos algoritmos de fusão.
4. avaliar o desempenho de cada algoritmo de acordo com os resultados obtidos.

Os métodos contam com a extração de informações do eletrocardiograma (ECG), pressão arterial (ABP) e fotopleletismograma (PPG) para realizar uma decisão mais robusta sobre a frequência cardíaca. O uso destes três sensores é plausível visto que a maioria dos monitores possuem capacidade multiparamétrica, ou seja, possuem todos estes sensores disponíveis para monitoramento. Além disso, os três sinais carregam informação de frequência cardíaca. Os algoritmos propostos utilizam desta redundância para explorar técnicas e fazer a medição de frequência cardíaca mais confiável. Estes três parâmetros fisiológicos são adquiridos utilizando-se diferentes sensores em diferentes partes do corpo, então espera-se que cada sensor apresente diferentes níveis de resiliência na presença de ruído.

1.2 Estruturação do trabalho

Este trabalho é organizado da seguinte maneira: no Capítulo 2 é apresentada a revisão bibliográfica e estado da arte, onde será introduzido conceitos básicos sobre o sistema circulatório humano, monitorização automática, alarmes e técnicas recentes de fusão de sensores para a melhoria do diagnóstico do paciente. No Capítulo 3 são apresentadas

as técnicas de fusão de sensores propostas neste trabalho, assim como o banco de dados utilizado para avaliação. No Capítulo 4 é mostrado o resultado de cada algoritmo proposto e o Capítulo 5 é a conclusão sobre os resultados alcançados.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E ESTADO DA ARTE

2.1 Sinais vitais

2.1.1 Funcionamento básico do coração

O coração é um músculo especializado que se contrai ciclicamente para bombear o sangue para o corpo e pulmões. A ação de contração é causada por um fluxo de eletricidade através do coração que se repete ciclicamente (BURNS, N., 2013).

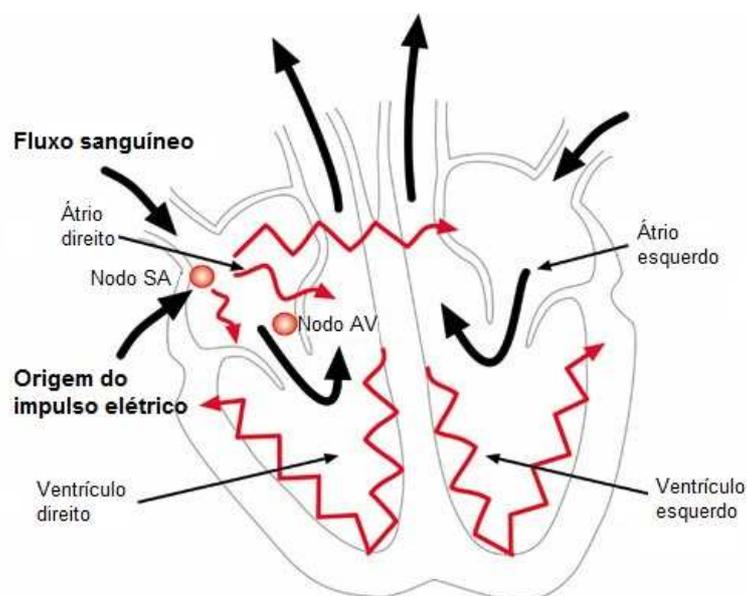


Figura 1: Funcionamento do coração

O coração é formado por quatro câmaras: duas no topo (os átrios) e duas na parte inferior (ventrículos). O gatilho para que o coração se contraia tem início no marcapasso

natural do coração, chamado de nodo sinoatrial (SA), que está localizado na câmara superior (Figura 1). O nodo SA envia impulsos elétricos fazendo com que o átrio se contraia e bombeie o sangue para dentro da câmara inferior (o ventrículo). O impulso elétrico, em seguida, passa para os ventrículos através do chamado nodo atrioventricular (AV). Este impulso elétrico se espalha para os ventrículos fazendo com que o músculo se contraia e bombeie o sangue para os pulmões e para o restante do corpo (OPIE, L. H., 2004).

2.1.2 Frequência cardíaca

A frequência cardíaca (FC) é definida como o número de batimentos do coração por minuto (bpm), sendo que os valores usuais se encontram na faixa de 40 a 200 bpm (KAMATH, M. V.; WATANABE, M.; UPTON, A., 2012). A FC é normalmente dividida em dois modos de operação, isto é, duas faixas de valores de FC que são consideradas normais dependendo do estado em que o corpo humano se encontra. A primeira faixa é conhecida como "pulsção em repouso". Esta é a FC quando o corpo não está sob esforço físico por certo tempo. Neste estado a frequência cardíaca é normalmente na faixa de 60 a 100 bpm. O outro estado de operação é quando o corpo está sob esforço físico. Neste caso, a faixa considerada normal é de 60 bpm até a FC máxima possível (HR_{max}), onde (HR_{max}) depende da idade, sexo e condicionamento físico da pessoa. Devido a muitas variáveis, é difícil concluir sobre o que é considerado valor normal para (HR_{max}), mas está usualmente na faixa de 180 ± 20 bpm. Quando a FC está muito abaixo do valor normal, é dito que a pessoa está com bradicardia. Normalmente uma FC abaixo de 30 bpm é considerada bradicardia. Por outro lado, quando a FC está muito acima do valor usual, é dito que a pessoa está com taquicardia, sendo que normalmente valores acima de 120 bpm é considerado taquicardia (RHOADES, R. A.; DAVID R. B., 2012).

2.1.3 Pressão sanguínea

A pressão sanguínea (PS) é a medida da pressão exercida pela circulação do sangue nas paredes das artérias sanguíneas. Este parâmetro fisiológico, juntamente com a frequência cardíaca, é um dos principais sinais vitais do sistema circulatório (LA BELLA, L., 2010). A PS é dada em duas medidas: a pressão máxima e pressão mínima. A pressão máxima, chamada de pressão sistólica, é a máxima pressão exercida quando o coração está batendo. A outra pressão, chamada de diastólica, é a pressão mínima exercida nas paredes das veias sanguíneas. A medida de PS é dada em milímetros de mercúrio (mmHg) no formato sístole/diástole. O batimento do coração é o responsável principal pela PS. A elasticidade das veias sanguíneas também possui certa importância no processo. A diferença na pressão sanguínea é a responsável pela movimentação do sangue no sistema circulatório. Assim como na FC, é difícil definir um valor normal para PS, mas geralmente a pressão sanguínea é considerada baixa em valores abaixo de 90/60, normal entre 90/60 e 130/80 e alta acima de 140/90. O estado de baixa pressão sanguínea é definido como hipotensão e o estado de alta pressão é definido como hipertensão (RHOADES, R. A.; DAVID R. B., 2012).

2.2 Técnicas de monitoramento de sinais vitais

2.2.1 Eletrocardiograma

O eletrocardiograma é uma medida da atividade elétrica do coração extraída na superfície da pele. Esta medida tornou-se rotina na maioria das avaliações médicas e tem sido usada para diagnóstico por mais de 70 anos. Um ECG utiliza sensores para detectar a condução de íons através do músculo cardíaco, conhecido como miocárdio. Médicos utilizam o ECG para detectar e diagnosticar condições tais como arritmias (ritmo car-

díaco anormal) e isquemia cardíaca (obstrução do fluxo sanguíneo) (GOLDBERGER, A. L., 2012). As ondas e intervalos no gráfico de ECG são divididas em diferentes partes e nomeadas por uma única letra. O gráfico é dividido em onda P, complexo QRS e onda T, como mostra a Figura 2. Os intervalos representam diferentes atividades realizadas pelo coração. Primeiramente, na onda P, a atividade elétrica se espalha pelo nodo sinoatrial (SA) em direção ao nodo atrioventricular (AV) e se espalha do átrio esquerdo até o átrio direito, fazendo a contração atrial e empurrando o sangue nos ventrículos esquerdo e direito. Entre as ondas P e o complexo QRS há o intervalo PR o qual é medido desde o início da onda P até o início do complexo QRS. Neste período, o impulso elétrico vai do nodo sinusal até o nodo atrioventricular e entra nos ventrículos. O complexo QRS representa uma contração rápida dos ventrículos esquerdo e direito em consequência do fenômeno de despolarização. Devido a massa dos ventrículos ser maior que o átrio, o complexo QRS tem uma amplitude maior que a onda P. Depois do complexo QRS e antes da onda T ocorre o segmento ST. Neste período os ventrículos são despolarizados. Por fim observa-se a onda T, a qual representa a repolarização dos ventrículos. A onda R representa o pico do batimento, e é utilizada como referência em algoritmos de detecção de batimentos cardíacos, ou seja, a detecção de um batimento implica na detecção da onda R (DE LUNA, A. B., 2012).

2.2.2 Monitoramento invasivo de pressão sanguínea

O monitoramento invasivo de pressão sanguínea é uma técnica normalmente utilizada em unidades de tratamento intensivo e em procedimentos cirúrgicos. O sistema de monitoramento consiste em um cateter inserido numa artéria que transmite, através de um sistema de tubagem não distensível, um sinal fisiológico até um transdutor de pressão. O transdutor por sua vez converte o sinal fisiológico em um sinal elétrico que é mostrado

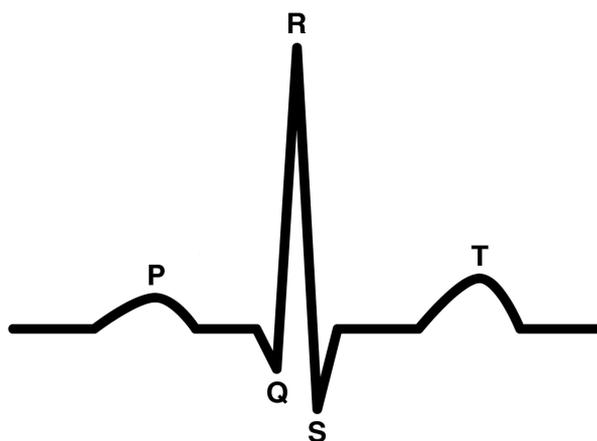


Figura 2: Forma de onda de um eletrocardiograma

pelo monitor sob a forma de um traçado de pressão e valores digitais (CARTY, S. J., 2006), como ilustra a Figura 3. Na Figura 4 é possível visualizar a forma de onda usual resultante do monitoramento invasivo de pressão arterial. A razão mais comum para a utilização de monitoramento intra-arterial é a gravação contínua da pressão sanguínea do paciente, além de ser mais preciso do que o monitoramento não invasivo (RHOADES, R. A.; DAVID R. B., 2012).

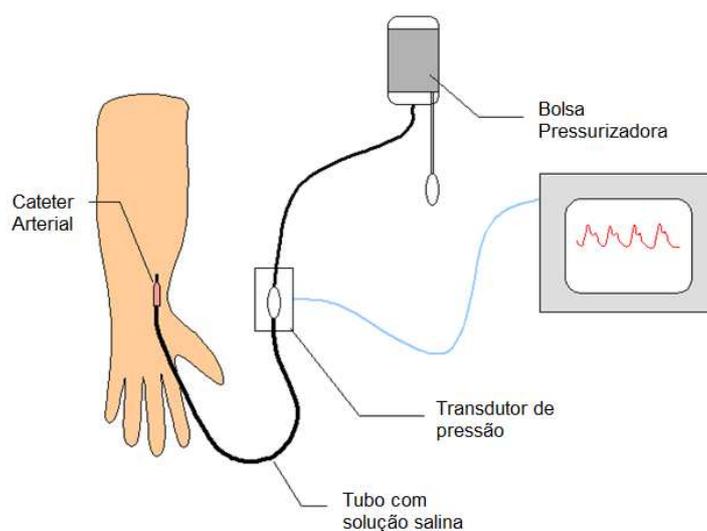


Figura 3: Técnica de monitoramento invasivo de pressão sanguínea

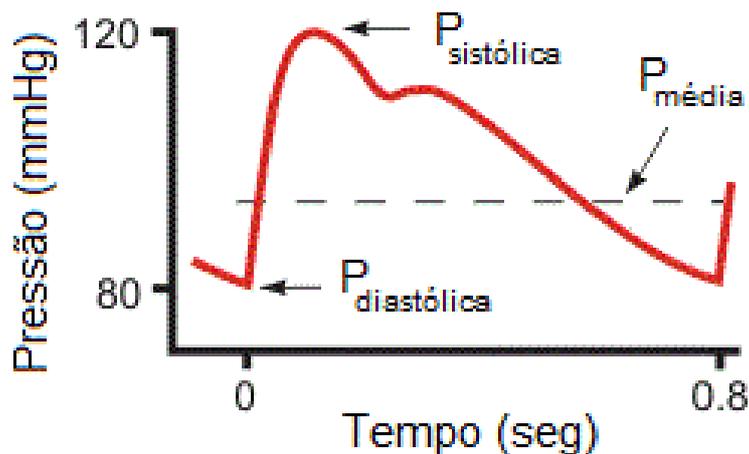


Figura 4: Forma de onda da pressão arterial

2.2.3 Fotopletismografia

A fotopletismografia (PPG) é um método que utiliza a luz para determinar a mudança de volume de um determinado órgão (CARTY, S. J., 2006). Existem dois modos de fotopletismografia: modo transmissão e modo reflexão. O modo transmissão mede como a luz é obstruída e absorvida pelo tecido. O modo reflexivo observa como a luz é refletida na superfície da pele.

O sangue humano consiste em 45% de células vermelhas e 54.3% de plasma. A porcentagem restante são outros tipos de células sanguíneas e proteínas. O plasma é transparente, então o substrato da reflexão e absorção utilizado para medir sinais de PPG é causado pela circulação das células vermelhas. Células vermelhas são ricas em moléculas de hemoglobina, sendo que a hemoglobina é uma proteína que carrega moléculas que são utilizadas para transportar oxigênio através do corpo. Esta molécula é a responsável pela coloração vermelha do sangue.

Formas de onda de PPG são utilizadas para o cálculo de saturação de oxigênio arterial e determinação da frequência cardíaca em oxímetros de pulso. Na oximetria de pulso, o modo de PPG é geralmente de transmissão, onde é utilizado um LED ou uma fonte de

luz similar em um lado da extremidade e um detector do outro lado que faz a detecção da quantidade transmitida de luz. A oximetria de pulso é uma técnica muito utilizada em hospitais para avaliação da oxigenação do paciente, ou seja, a saturação do oxigênio da hemoglobina arterial (SpO_2). O sensor do oxímetro de pulso é formado por uma fonte de luz, constituída de dois diodos emissores de luz (LEDs) de comprimentos de onda diferentes (geralmente vermelho e infravermelho), e de um fotodetector, colocado no lado oposto do sensor. Este último recebe a luz proveniente dos LEDs e detecta a luz transmitida, sendo assim possível mensurar a luz que foi absorvida pelas moléculas de hemoglobina (ROALD, N. G., 2013). Esta técnica pode ser observada na Figura 5.

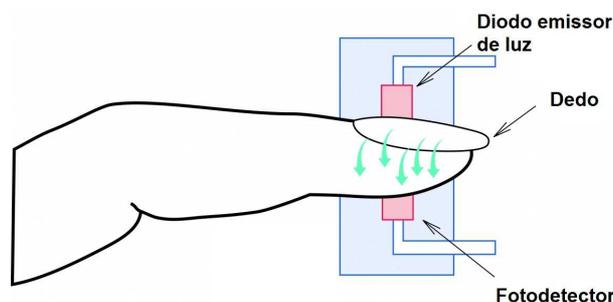


Figura 5: Técnica de oximetria de pulso

2.3 Monitores e falsos alarmes

O propósito dos alarmes em monitores de sinais vitais é a comunicação da informação necessária para que se tenha uma resposta imediata da equipe médica. Entretanto, a grande maioria dos alarmes tem se mostrado falsos. Em (ATZEMA, C. *et al.*, 2006) foram examinados 72 pacientes que se apresentaram no departamento de emergência com dores no peito com suspeita de isquemia. Durante o total de 371 horas de monitoramento, dos 1762 alarmes, 99.4% eram falsos, sendo que a taxa de alarmes foi de 1 alarme a cada 26 a 37 minutos. Em (GRAHAM, K.C.; CVACH, M., 2010) concluiu-se que há disparos de

942 alarmes por dia ou 1 alarme crítico a cada 92 segundos, enquanto que outros pesquisadores concluíram que há disparo de 6 a 16.74 alarmes por hora. O que mais chama a atenção, no entanto, é a baixa taxa de alarmes clinicamente relevantes, na faixa de 0.6% a 8%. Em (LAWLESS, S.T., 1994) foi demonstrado que há apenas 1 alarme significativo a cada 7.8 horas para cada paciente, sendo que a maioria dos falsos alarmes ocorrem durante o dia.

O excesso de falsos alarmes ocorre frequentemente e contribui para a perda de sensibilidade da equipe médica em relação aos alarmes, comprometendo a resposta imediata (CLIFFORD, G. D. *et al.*, 2009). Muitos falsos positivos são induzidos e podem ser atribuídos a manipulação do paciente. Artefatos de movimentação contribuem para o excesso de falsos alarmes (CLIFFORD, G. D., 2006). Uma pesquisa médica foi conduzida em (KORNIEWICZ, D.; CLARKE, T.; DAVID, Y., 2008) com equipe médica, engenheiros e gerentes em 2006 com relação aos efeitos dos alarmes. A maioria dos pesquisados concordaram que alarmes que são ativados frequentemente perturbam a assistência ao paciente e reduz a confiabilidade do aparelho de monitoramento, fazendo com que a equipe desative os alarmes. Resultados similares foram obtidos quando a pesquisa foi repetida em 2011 (FOUNDATION, H. T., 2011).

Diferentes métodos têm sido propostos e investigados para melhorar a utilização de sistemas de alarmes em dispositivos médicos. A maioria das técnicas é baseada em estatística e inteligência artificial (CVACH, M., 2012). Entretanto, a tecnologia mais promissora para evitar falsos alarmes tem sido a fusão de diferentes dados fisiológicos adquiridos de diferentes sensores (IMHOFF, M. *et al.*, 2009). Com mais informações, é possível criar algoritmos que considerem diversos parâmetros antes do alarme ser disparado.

Em (BAUMGARTNER, B.; RODEL, K.; KNOLL, A., 2012) é aplicada uma série

de algoritmos para a fusão de informações do ECG e da ABP com o objetivo de reduzir falsos alarmes relacionados a arritmias cardíacas. Estes algoritmos incluem o pré-processamento dos dados, a seleção de características do sinal e uma série de classificadores baseados em inferência bayesiana, redes neurais e outros métodos envolvendo árvores de decisão.

No artigo (LEITE, C. R. *et al.*, 2011) foi elaborado um sistema utilizando lógica fuzzy onde informações sobre valores usuais dos sinais vitais são levadas em consideração na hora de reportar alguma disfunção do organismo. A técnica apresentada consiste na aquisição de dados através de uma rede de sensores colocado no leito do paciente que adquire informação de frequência cardíaca, respiração, temperatura do corpo e saturação de oxigênio. Depois há um pré-processamento, onde a preparação (filtragem) e seleção de dados é feita. Após isso, é feito o processamento de dados e classificação através da lógica fuzzy que implementa um pré-diagnóstico para ajudar a equipe médica. Depois há uma etapa de pós-processamento e preparação para enviar alertas de possíveis anormalidades. A informação é então enviada para dispositivos móveis para dar suporte para a equipe médica na decisão e implementação de ações relevantes.

Os autores em (LI, Q.; MARK, R. G.; CLIFFORD, G. D., 2009) descreveram um índice de qualidade de sinal para pressão sanguínea baseado em análise morfológica do sinal e degradação devido a ruído. Após a extração dos dados utilizando o índice de qualidade, foi avaliado um algoritmo para estimar a pressão sanguínea e frequência cardíaca baseado em filtro de Kalman. Para isso, foram criados seis modelos de diferentes categorias de artefatos identificados no banco de dados utilizado. Estes modelos de artefatos foram então injetados nas formas de ondas limpas de ABP. As informações de pressão sanguínea (sistólica, média e diastólica) foram então adquiridas das formas de ondas de

ABP para ambos os dados limpos e corrompidos. O erro absoluto médio para as pressões sistólicas, médias e diastólicas foi então calculado para diferentes níveis de severidade dos artefatos.

Em (ABOUKHALIL, A. *et al.*, 2008) foi investigada a frequência de cinco categorias de falsos alarmes de arritmias ("vermelho" ou "life-threatening") produzidos por um monitor comercial em uma UTI. Os alarmes estudados foram: assistolia, bradicardia extrema, taquicardia ventricular e fibrilação ventricular. Arritmias não críticas ("amarelas") não foram consideradas neste estudo. Um algoritmo para suprimir falsos alarmes de nível crítico foi criado utilizando informação morfológica e temporal derivada do sinal de ABP, ou seja, o algoritmo leva em consideração certas evidências na ABP para aceitar ou suprimir os alarmes baseados em ECG.

Neste trabalho, diferentemente das técnicas apresentadas, três sensores são utilizados para melhorar a detecção de frequência cardíaca em monitores de sinais vitais. O uso de três sensores amplia as possibilidades para a criação de algoritmos de supressão de falsos alarmes. As cinco técnicas propostas baseiam-se em métodos conhecidos de processamento de sinais digitais e foram analisadas considerando-se a implementação em tempo real em microprocessadores comumente utilizados para processar sinais fisiológicos.

3 METODOLOGIA

3.1 Banco de dados

O banco de dados utilizado neste trabalho chama-se Multi-Parameter Intelligent Monitoring for Intensive Care Database (MIMIC Database) e pode ser encontrado com livre acesso em (MOODY, G. B.; MARK, R. G., 1996). Este banco de dados de domínio público trata-se de um conjunto de gravações feitas na unidade de tratamento intensivo (UTI) do Beth Israel Hospital com diferentes medidas fisiológicas gravadas de 90 pacientes com 20 a 40 horas de registro de dados contínuos e analisadas por um monitor de sinais vitais comercial, e foi desenvolvido justamente para facilitar a criação e avaliação de sistemas de suporte a decisão em UTIs. Além disso, o banco de dados fornece informações a respeito da frequência cardíaca dos pacientes, e isto será utilizado como referência nos testes deste trabalho. As formas de ondas foram armazenadas a 125Hz com 8 bits de resolução. Há diversos pacientes neste banco de dados com gravações simultâneas de ECG, ABP e PPG, como mostrado na Figura 6. Estas formas de ondas foram selecionadas e utilizadas para o desenvolvimento dos algoritmos propostos. Foi utilizado o software MATLAB (MathWorks) para ler, carregar e utilizar os sinais do banco de dados.

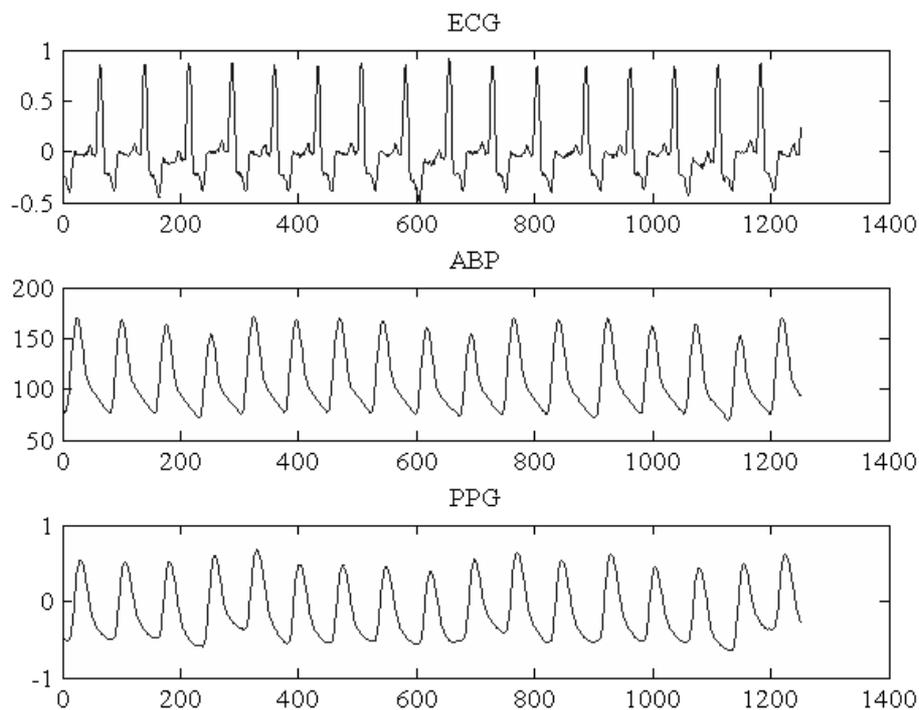


Figura 6: Exemplo de formas de ondas para ECG, ABP e PPG retiradas do banco de dados MIMIC

3.2 Detecção de batimentos cardíacos

A primeira etapa dos algoritmos empregados é a detecção de batimentos cardíacos, que consiste em detectar o pico correspondente a cada batimento. Normalmente nesta detecção há uma etapa de filtragem, onde ruídos são removidos do sinal, uma etapa de detecção de pico e logo após o cálculo de um limiar, para que um pico seja válido somente se ultrapassar este limiar. Neste trabalho, um algoritmo de detecção de batimentos cardíacos foi desenvolvido para cada um dos três sensores utilizando um detector de pico implementado através de uma janela móvel de 0.3 segundos, em que um pico é identificado quando o valor armazenado na metade desta janela é o máximo valor da janela inteira. Embora existam detectores de batimentos cardíacos mais robustos (MINGQI, C.; BORIC-LUBECKE, O.; LUBECKE, V.M., 2008; RAVANSHAD, N. *et al.*, 2014), esta

simples abordagem é utilizada para comparar a performance deste algoritmo básico com os métodos propostos neste trabalho, ou seja, a precisão do detector de batimentos cardíacos não é o ponto chave deste trabalho, mas sim a taxa de acertos após a aplicação dos algoritmos desenvolvidos. Após a detecção de batimento cardíaco, o algoritmo deve calcular o ritmo cardíaco para cada um dos três sensores. Isto é feito através do cálculo da média dos oito mais recentes intervalos entre cada batimento e aplicando (1) para achar o ritmo em batimentos por minuto (bpm). A Figura 7 mostra o fluxograma do detector de batimentos cardíacos.

$$BPM = \frac{60}{(Mean\ Interbeat\ Interval)} \quad (1)$$

3.3 Cálculo de variabilidade cardíaca

A variabilidade cardíaca (HRV) consiste na variação do espaçamento entre os batimentos, como mostra a Figura 8, e é uma medida frequentemente utilizada para diagnosticar doenças cardiovasculares (NISKANEN, J. P. *et al.*, 2004). O cálculo da variabilidade cardíaca pode ser obtido através de diferentes métodos utilizando técnicas no domínio tempo ou domínio frequência. Este cálculo normalmente é feito durante um período longo, sendo que o tempo usual é de 24 horas. Entretanto, a presença de ruído no sinal analisado pode fazer com que haja detecção errada dos batimentos e por consequência haverá uma mudança na variabilidade cardíaca (SWEENEY, K.T.; WARD, T.E.; MCCLONE, S.F., 2012). Neste trabalho, a variabilidade cardíaca é utilizada como uma medida de integridade do sinal. Como as três fontes de sinais carregam a mesma informação de frequência cardíaca, é esperado que elas apresentem o mesmo grau de variabilidade, do contrário isto representa uma evidência de que pelo menos um dos sensores está corrom-

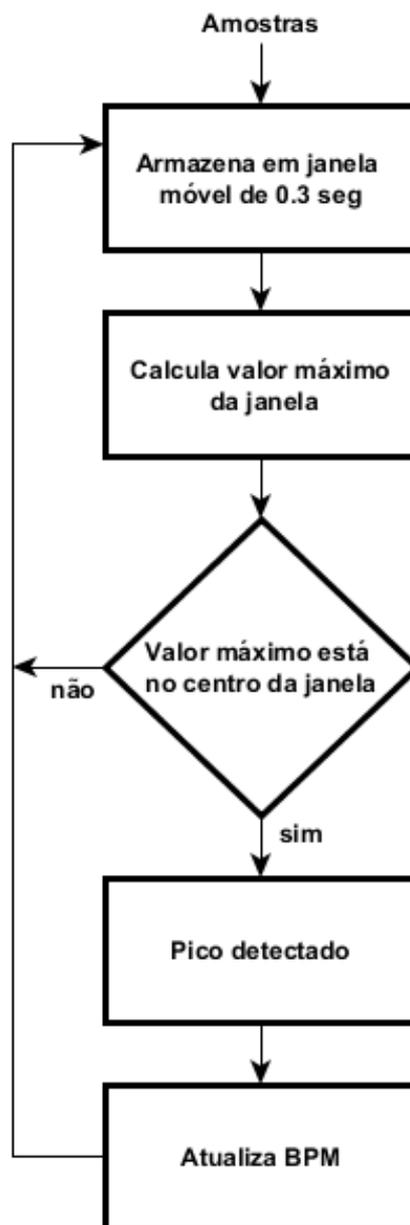


Figura 7: Fluxograma do detector de batimentos cardíacos

vido. A fonte mais confiável considerada neste trabalho é o sensor que apresenta o padrão mais regular de batimentos cardíacos. De fato, um paciente pode apresentar batimentos cardíacos desorganizados naturalmente em algumas situações devido a algum tipo de arritmia, mas neste caso todos os outros sensores deveriam variar da mesma maneira.

O desvio padrão dos oito mais recentes intervalos entre batimentos cardíacos nor-

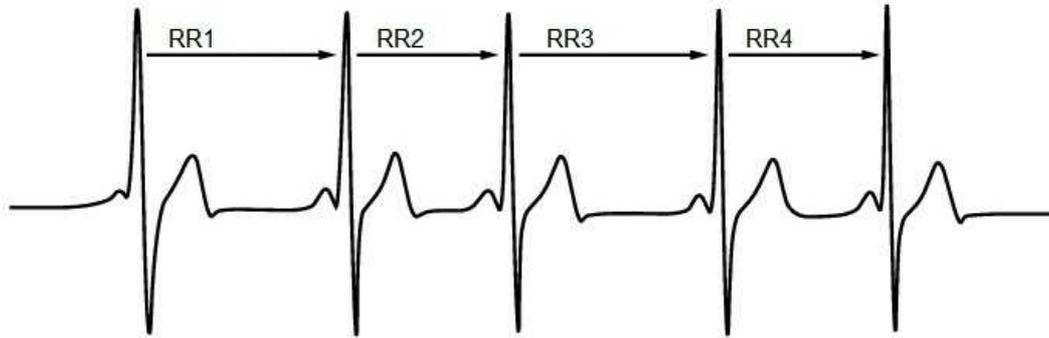


Figura 8: Intervalo entre batimentos cardíacos

malizados com a média destes oito intervalos são usados como medida de variabilidade cardíaca, como mostrado em (2).

$$HRV = \frac{Std(X)}{Mean(X)} \quad (2)$$

Onde $Std(X)$ é o desvio padrão dos 8 mais recentes intervalos entre batimentos, $Mean(X)$ é a média dos 8 intervalos e HRV é a variabilidade cardíaca.

3.4 Algoritmos propostos

O objetivo dos métodos propostos consiste na fusão das informações adquiridas pelo ECG, ABP e PPG utilizando o índice de variabilidade cardíaca, redes neurais, lógica fuzzy, votador majoritário e fusão bayesiana para produzir um cálculo mais confiável da frequência cardíaca. Como esses três sinais carregam informação de frequência cardíaca, neste trabalho foi implementado um conjunto de sistemas redundantes utilizando estas diferentes técnicas. A ideia central do trabalho baseia-se na escolha de uma fonte de sinal confiável dentre os três sinais disponíveis, ou seja, se uma fonte está com ruído então outra fonte mais confiável será escolhida para que seja feito o cálculo de batimentos cardíacos. Para analisar o grau de ruído de cada sinal, o desvio padrão dos intervalos entre

batimentos é medido para fornecer informações a respeito da variabilidade da frequência cardíaca. Um desvio padrão grande é uma evidência de que o sinal está corrompido por ruído, pois indica muita variação entre os espaçamentos dos batimentos cardíacos. Esta informação é extraída de cada fonte na detecção de cada batimento e os métodos propostos são utilizados para calcular o sinal menos ruidoso considerando os diferentes níveis de resiliência de cada sinal.

3.4.1 Índice de variabilidade cardíaca

Neste método, a decisão sobre o sensor a ser utilizado como referência é feita baseada na variabilidade cardíaca calculada. A hipótese considerada nesta técnica é a de que os sensores devem ter a mesma variabilidade cardíaca, pois estes carregam a mesma informação de frequência cardíaca, ou seja, se há um incremento na variabilidade cardíaca do eletrocardiograma, por exemplo, então haverá o mesmo incremento na variabilidade cardíaca calculada da pressão arterial e do fotopletismograma. Portanto, se um dos sensores é corrompido por ruído, esta variabilidade tende a aumentar em função de picos aleatórios sendo confundidos com batimentos cardíacos e então o sensor com menor variabilidade é escolhido como referência. A Figura 9 representa dois tipos comuns de ruídos em eletrocardiogramas: o ruído de alta frequência (devido a contrações musculares ou interferência da rede elétrica, por exemplo) e ruído de baixa frequência (devido a movimentação dos sensores, por exemplo). Na ocorrência de variabilidade cardíaca ocasionada por disfunções fisiológicas, neste caso a variação será a mesma para os três sensores.

Esta técnica, apesar de sua simplicidade, é importante para a comparação com os outros métodos propostos para verificar se a utilização de algoritmos avançados como as redes neurais, por exemplo, são capazes de aumentar a precisão na detecção de frequência cardíaca.

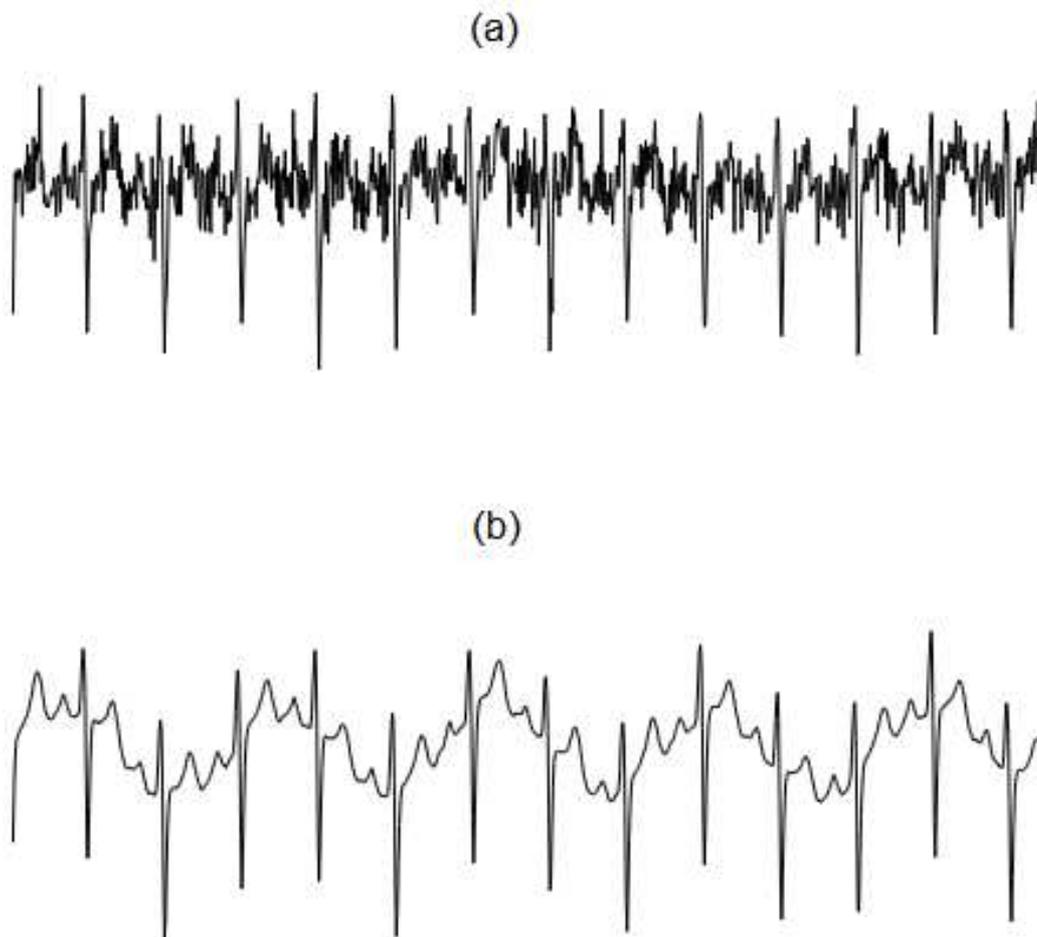


Figura 9: ECG com ruído do tipo (a) ruído muscular e (b) ruído de movimentação de eletrodos

3.4.2 Votador majoritário

O votador majoritário é uma lógica de decisão que escolhe o sinal que segue a maioria das cópias redundantes, ou seja, cópias do sistema a ser protegido são feitas e a saída de cada cópia será uma entrada do votador (KLEIN, L. A., 2004). Esta técnica é tipicamente desenvolvida no formato de sistemas modulares triplos (TMR), o qual utiliza três cópias do mesmo sistema para decidir qual saída utilizar. Neste caso, se duas ou mais cópias possuírem o mesmo valor, esta será a saída do votador. A filosofia desta técnica conta com cópias que apresentam a mesma saída, pois é mais difícil uma falha ocorrer em dois ou mais módulos ao mesmo tempo. No votador majoritário proposto, também há três cópias

do mesmo sistema, e a saída de cada cópia é comparada para analisar a similaridade de cada resposta. A diferença neste trabalho é que a redundância é feita através de diferentes sensores. Entretanto, como o parâmetro extraído é o mesmo para cada sensor (frequência cardíaca), é possível aplicar a abordagem TMR neste trabalho. Esta característica torna este método mais confiável porque uma falha em um sensor não irá afetar o outro sensor da mesma maneira pois eles são diferentes. A saída de cada sensor será então a entrada para o votador majoritário. A Figura 10 mostra o esquema proposto. A saída do votador, que corresponde a saída final, irá seguir a resposta que aparece similarmente em dois ou mais módulos, pois um resultado similar entre os módulos indica alta probabilidade de que este resultado seja correto. A comparação entre os três sensores é feita através da diferença entre cada uma das três frequências cardíacas calculadas. No caso de grandes diferenças entre todos os sensores, o sistema irá escolher a pressão arterial como referência.

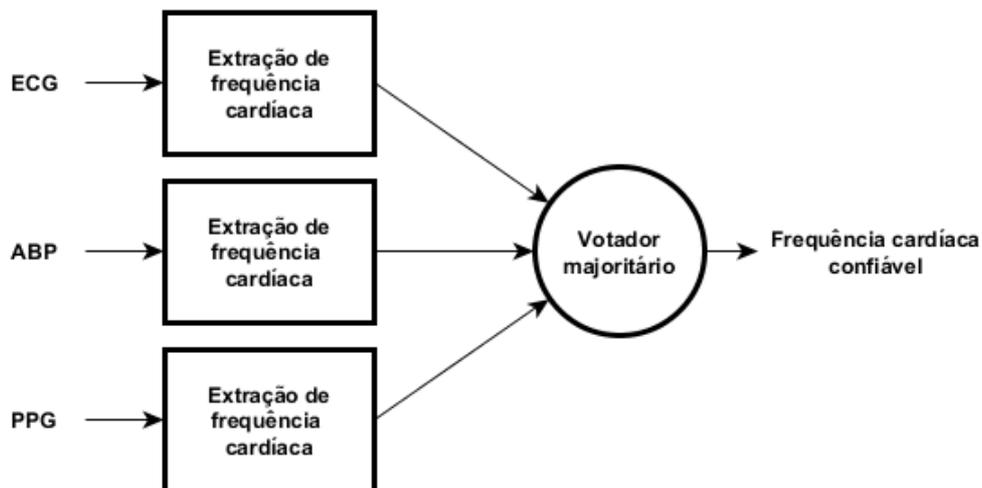


Figura 10: Sistema redundante com votador majoritário

3.4.3 Lógica fuzzy

A lógica fuzzy é uma técnica que reproduz a lógica do pensamento humano, o qual utiliza um conjunto de regras para a classificação e a subsequente conversão destas re-

gras para seu equivalente matemático (KLEIN, L. A., 2004). Por exemplo, uma frequência cardíaca com baixa variabilidade pode ser agrupada em "frequência cardíaca organizada", enquanto que uma frequência cardíaca de alta variabilidade pode ser agrupada como "frequência cardíaca caótica". Utilizando esta metodologia, um conjunto de valores pode ser discretizado para produzir decisões mais racionais. Por exemplo, uma simples escolha entre dois sensores poderia ser: "Se a frequência cardíaca de um sensor A é classificado como organizado e a frequência cardíaca do sensor B é classificado como caótico, então o sensor A é utilizado como referência". Há três elementos básicos em um sistema fuzzy: conjunto fuzzy, funções de pertinência e regras de produção. Conjuntos fuzzy consistem em grupos no qual a variável pertence. Um grupo rotulado como "frequência cardíaca caótica", por exemplo, é um conjunto fuzzy. Cada conjunto tem uma função de pertinência associada que oferece uma representação gráfica de seus limites, então para cada variável há um valor associado que representa a relação entre cada conjunto fuzzy. O valor zero indica que a variável não é um membro do conjunto, enquanto que o valor 1 indica que a variável é totalmente membro deste grupo. A função de pertinência gaussiana foi utilizada neste método por apresentar uma transição suave entre os conjuntos fuzzy. Finalmente, regras de produção representam a interpretação humana no formato "se-então".

Nesta técnica, dois parâmetros são extraídos de cada sensor, a saber, a variabilidade cardíaca e a soma das diferenças das frequências cardíacas entre um sensor e os outros dois restantes.

$$BPM_{a_{diff}} = |BPM_a - BPM_b| + |BPM_a - BPM_c|.$$

Onde BPM_a é a frequência cardíaca do sensor analisado e BPM_b e BPM_c são

as frequências cardíacas dos outros sensores. Para cada parâmetro, três níveis foram estabelecidos: baixa, média e alta.

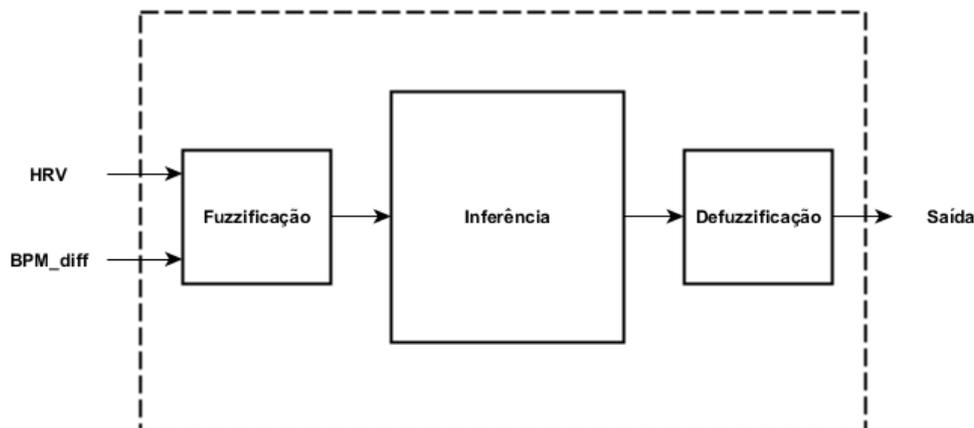


Figura 11: Diagrama para a lógica fuzzy

O diagrama esquemático é mostrado na Figura 11. A etapa de fuzzificação transforma os dados numéricos de entrada (variabilidade cardíaca e diferenças entre as frequências cardíacas) em termos de linguagem natural (baixa, média e alta) baseada na função de pertinência para verificar o quanto esse dado pertence a uma determinada classificação (conjunto fuzzy). A etapa de inferência realiza as regras "se-então" e a etapa de defuzzificação converte as regiões resultantes em valores para a variável de saída do sistema. Neste trabalho o método da centróide foi utilizado para a defuzzificação. A saída deste sistema varia entre 0 e 100 e será o grau de confiabilidade de cada sensor. A tabela 1 mostra as saídas para todas as combinações dos dois parâmetros. Esta tabela é aplicada para cada sensor. Comparando-se com a técnica mencionada anteriormente (votador majoritário e índice de variabilidade cardíaca), esta abordagem usa mais informações para fazer a decisão sobre o correto sensor a ser escolhido, isto é, utiliza a variabilidade cardíaca e a diferença entre as frequências cardíacas de cada sensor, então é esperado que este sistema de lógica fuzzy melhore a decisão.

Tabela 1: Regras de produção

Regra	HRV	BPM_{diff}	Saída (confiabilidade)
1	baixa	baixa	alta
2	baixa	média	média
3	baixa	alta	baixa
4	média	baixa	alta
5	média	média	média
6	média	alta	baixa
7	alta	baixa	baixa
8	alta	média	baixa
9	alta	alta	baixa

3.4.4 Inferência Bayesiana

O método de bayes também é utilizado para fusão de sensores em várias aplicações médicas. Na inferência bayesiana, o interesse está na probabilidade de que uma hipótese H esteja correta dada a existência de uma evidência E , como pode ser expresso em (3).

$$P(H_i | E) = \frac{P(E | H_i)P(H_i)}{P(E)} \quad (3)$$

Onde $P(H_i | E)$ é a probabilidade a posteriori de que a hipótese H_i seja verdadeira dada a evidência E , $P(E | H_i)$ é a probabilidade de observar a evidência E dada que a hipótese H_i é verdadeira (função de verossimilhança), $P(H_i)$ é a probabilidade a priori de que a hipótese H_i é verdadeira e $P(E)$ é o fator de normalização (KLEIN, L. A.,

2004). No modelo proposto neste trabalho, há três hipóteses: H_1 é a hipótese de que a frequência cardíaca do eletrocardiograma é correta, H_2 é a hipótese de que a frequência cardíaca da pressão arterial é correta e H_3 é a hipótese de que a frequência cardíaca do pletismograma é a correta. A evidência é o nível de variabilidade cardíaca de cada um dos três sensores. A variabilidade cardíaca calculada é discretizada para formar três níveis, com cada nível englobando uma faixa de variabilidades. O primeiro nível é na faixa de 0 até 0.1, indicando uma frequência cardíaca regular. O segundo nível é na faixa de 0.1 a 0.2 e o terceiro nível engloba todos os desvios padrão acima de 0.2, indicando uma frequência cardíaca caótica. A Figura 12 mostra a ideia básica desta técnica. A principal vantagem deste método é a possibilidade de fornecer pesos a cada sensor, levando em conta a resposta de cada sinal na presença de ruído. Neste trabalho, é assumido que os dados do PPG são mais facilmente corrompidos por ruído, pois o sensor é geralmente anexado ao dedo e portanto mais suscetível à movimentação do paciente. Os dados de ABP são considerados mais robustos contra ruído no modelo adotado neste trabalho. Os dados de ECG são considerados mais robustos que o PPG e mais suscetíveis a ruídos que o ABP. Outra informação embutida nesta técnica é a correlação dos sensores. Se um sensor está com ruído, é provável que os outros também apresentem algum nível de ruído associado, então se um sensor é nível 3, por exemplo, sua variabilidade cardíaca é muito desorganizada e a probabilidade deste sensor estar correto é muito baixa. Neste ponto, não se sabe o nível dos outros sensores, mas como o sensor analisado no momento apresenta baixa confiabilidade, então a confiabilidade dos outros sensores também irá decair de acordo com o modelo adotado. Estas probabilidades foram encontradas pela análise do banco de dados e pelo teste da resposta dos sensores para cada nível de HRV. A tabela 2 mostra a probabilidade de cada sensor não estar corrompido quando apenas o

ECG é analisado. Pode ser notado que a confiabilidade do ECG é severamente afetada quando o nível 2 ou 3 é atingido, enquanto que a confiabilidade de ABP e PPG apresenta um pequeno decaimento. Este pequeno decaimento é devido à correlação entre os sinais, portanto, um ruído afetando o ECG pode também afetar os outros sensores mesmo que em menor grau. O resultado é fundido com as probabilidades na Tabela 3 e na Tabela 4 do ABP e PPG, respectivamente.

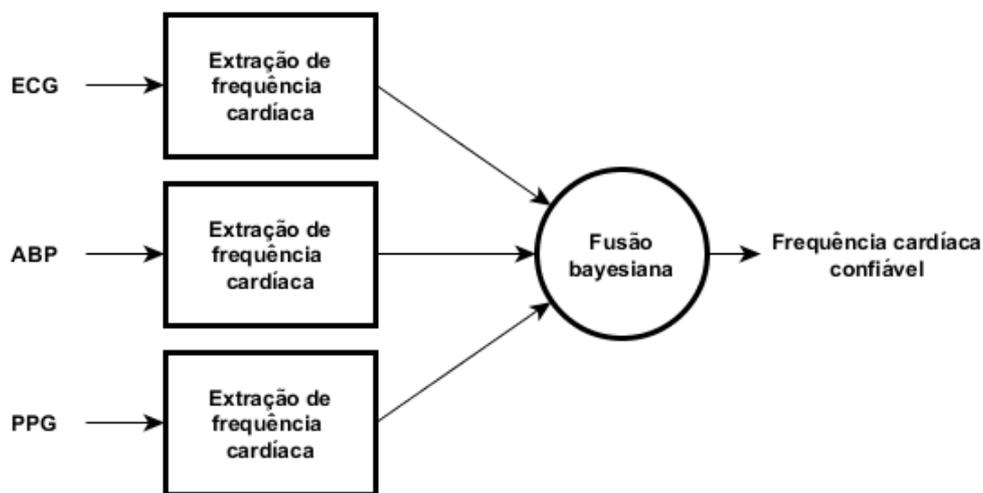


Figura 12: Esquema de fusão bayesiana

Outra vantagem da fusão bayesiana é a capacidade de atualizar a estimativa a priori para melhorar a probabilidade a posteriori para o resultado convergir para a solução ótima baseado no modelo adotado. Neste trabalho, as probabilidades a priori para cada hipótese são inicialmente as mesmas e então são atualizadas na medida em que chegam mais amostras. Por exemplo, considerando que os três sensores tenham inicialmente a mesma probabilidade a priori (0.33 cada), se for medido a variabilidade cardíaca de nível 1 no ECG, nível 3 no ABP e nível 2 no PPG, então nós temos os seguintes cálculos posteriores:

$$P(H_i | E) = (0.92, 0.91, 0.90) \otimes (0.74, 0.06, 0.70) \otimes (0.80, 0.82, 0.23) \otimes (0.33, 0.33, 0.33).$$

Tabela 2: Probabilidade de que a frequência cardíaca calculada de cada sensor não esteja corrompida por ruído para os três níveis de variabilidade quando o ECG é analisado

Sensor	Nível 1	Nível 2	Nível 3
ECG	0.92	0.25	0.05
ABP	0.91	0.83	0.60
PPG	0.90	0.80	0.65

A solução é normalizada para que a soma das probabilidades seja igual a 1, o que resulta em (0.7417, 0.0610, 0.1973). Considerando agora que depois deste cálculos é feita outra medida com os mesmos níveis anteriores, os cálculos serão os mesmo, exceto que a estimativa a priori será a solução do resultado anterior, ou seja:

$$P(H_i | E) = (0.92, 0.91, 0.90) \otimes (0.74, 0.06, 0.70) \otimes (0.80, 0.82, 0.23) \otimes (0.7417, 0.0610, 0.1973).$$

O sensor escolhido como fonte de frequência cardíaca será a hipótese com maior probabilidade.

3.4.5 Redes Neurais

A rede neural artificial é uma técnica de processamento de sinais inspirada no sistema nervoso biológico. Em um sistema onde é possível extrair um grande conjunto de parâmetros, a técnica de rede neural é bastante recomendada, pois este método conta com uma etapa de treinamento onde os pesos dos neurônios serão ajustados para encontrar padrões específicos no sistema analisado (KLEIN, L. A., 2004). A limitação neste caso é a capa-

Tabela 3: Probabilidade de que a frequência cardíaca calculada de cada sensor não esteja corrompida por ruído para os três níveis de variabilidade quando o ABP é analisado

Sensor	Nível 1	Nível 2	Nível 3
ECG	0.91	0.83	0.74
ABP	0.95	0.30	0.06
PPG	0.90	0.80	0.70

Tabela 4: Probabilidade de que a frequência cardíaca calculada de cada sensor não esteja corrompida por ruído para os três níveis de variabilidade quando o PPG é analisado

Sensor	Nível 1	Nível 2	Nível 3
ECG	0.90	0.80	0.68
ABP	0.90	0.82	0.73
PPG	0.91	0.23	0.03

cidade computacional disponível para os cálculos. Para otimizar o diagnóstico proposto neste trabalho, além da variabilidade cardíaca, dois outros parâmetros serão extraídos de cada sensor utilizando a transformada rápida de fourier (FFT). A característica espectral de cada sinal é útil para avaliar o nível de ruído presente no sinal, sendo possível verificar se um sensor está corrompido por ruído de alta e baixa frequências. A Figura 13 mostra a característica espectral para os três sinais envolvidos.

A variabilidade cardíaca e a característica espectral são utilizadas neste método como entrada para uma rede neural do tipo multilayer perceptron, que é a rede neural do tipo feedforward mais utilizada devido a sua rápida operação, facilidade de implementação sem

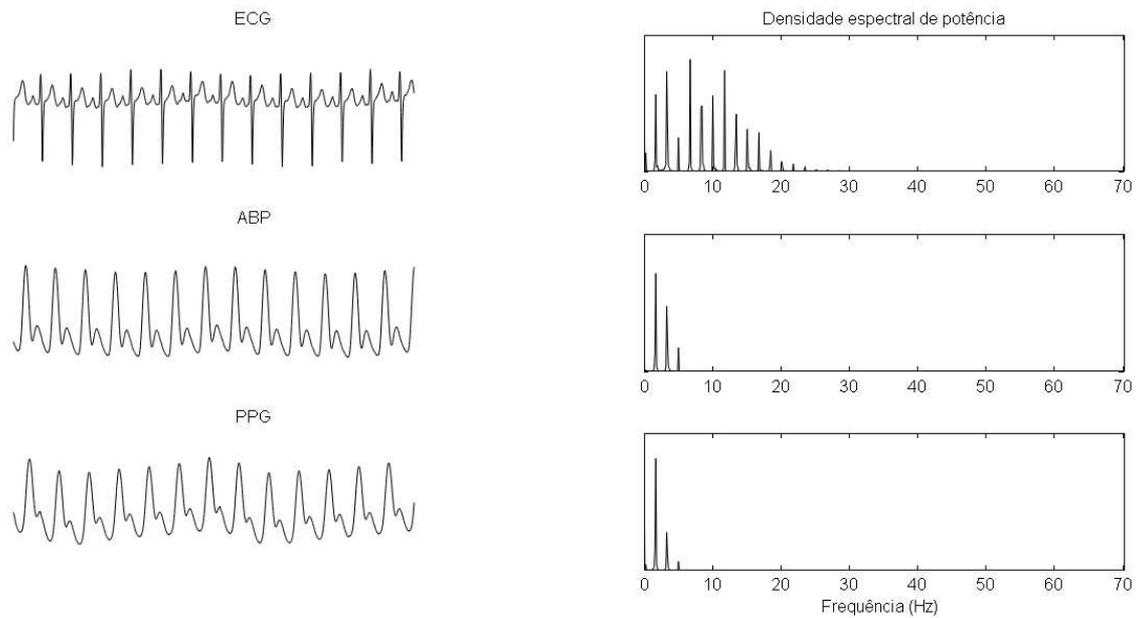


Figura 13: FFT dos sinais

precisar de um conjunto muito grande de dados de treinamento. Isso torna sua aplicação mais adequada em sistemas de monitores de sinais vitais, pois estes normalmente possuem capacidade de processamento inferior a computadores pessoais. A FFT foi aplicada em cada sinal e a magnitude de duas regiões do espectro foi avaliada. Então, para cada sinal, há dois índices espectrais que são calculados dividindo-se a soma das amplitudes em uma faixa de frequências sobre a soma de amplitudes em todas as frequências. O primeiro índice é uma medida de componentes de baixa frequência, o que fornece informações sobre interferência causada pela movimentação do paciente, por exemplo, levando a flutuações da linha base. Esse índice está entre 0Hz e 1Hz. O segundo índice é a frequência acima de 30Hz, o que fornece informação sobre ruídos de alta frequência, então tem-se:

$$SPEC_{low} = \frac{f_{low}}{f_{total}} \quad (4)$$

$$SPEC_{high} = \frac{f_{high}}{f_{total}} \quad (5)$$

Onde f_{low} corresponde a soma de amplitudes abaixo de 1Hz, f_{high} é a soma de amplitudes acima de 30Hz, e f_{total} corresponde a soma de todas as amplitudes da FFT. Estas duas medidas juntamente com a variabilidade cardíaca de cada sensor é a entrada para a rede neural. A estrutura da rede neural proposta é mostrada na Figura 14, em que foram utilizados dez neurônios em uma configuração de três camadas (camada de entrada, camada oculta e camada de saída). A saída da rede neural corresponde a um dos três sensores, o qual indica o correto sensor a ser escolhido para obter a medida mais confiável de frequência cardíaca, considerando o modelo adotado. O processo de treinamento foi feito utilizando as anotações do banco de dados e comparando com a frequência cardíaca extraída de cada sensor, sendo que o conjunto de dados para treinamento foi de 20% dos sinais utilizados neste trabalho. Então o sensor escolhido pelo sistema será aquele que apresenta a maior similaridade com a frequência cardíaca da referência.

Todos os métodos apresentados possuem a proposta de solucionar o problema de falsos alarmes na detecção de batimentos cardíacos de forma prática em monitores de sinais vitais comerciais, sendo que a principal motivação para a diversidade de algoritmos está em ser uma referência na construção da solução baseada na capacidade computacional disponível no monitor.

3.5 Critério de utilização dos dados

Neste trabalho foram utilizados 40 sinais extraídos do banco de dados MIMIC. Por simplificação considera-se $n=40$ uma grande amostra. A natureza do sinal faz com que o mesmo seja tratado como uma variável aleatória e assim adotam-se os valores médios em certos períodos de medição como as estimativas a serem atribuídas a essas variáveis. Considera-se então que com $N=40$ tem-se uma diferença insignificante da distribuição

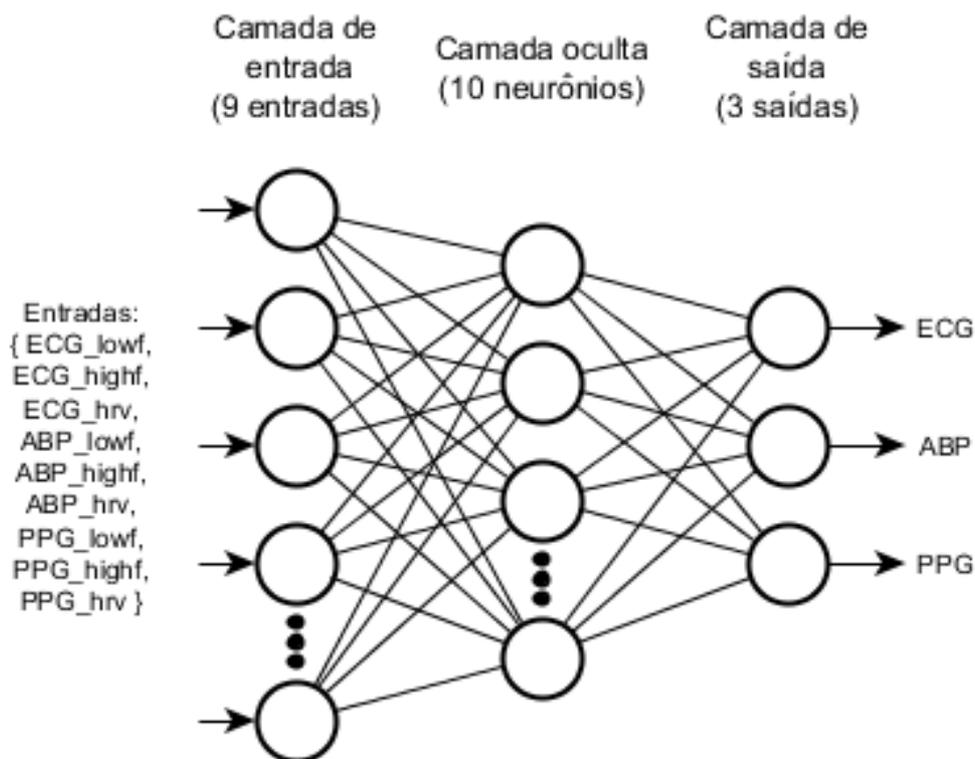


Figura 14: Diagrama da rede neural utilizada

Gaussiana ($N=\infty$).

Os sinais foram selecionados seguindo dois critérios: O primeiro critério foi em relação aos sensores disponíveis em cada gravação. Como nem todas as gravações possuem os sinais dos três sensores disponíveis, foi necessário selecionar as gravações para que os três diferentes sinais de ECG, ABP e PPG pudessem ser utilizados. O segundo critério utilizado foi a seleção de trechos em cada gravação que apresentasse algum ruído aparente, ou seja, foram selecionados 40 trechos onde cada trecho possui a duração de uma hora. Este critério foi necessário para que fossem induzidos falsos alarmes no detector de batimentos cardíacos implementado em MATLAB para que a performance da detecção fosse avaliada antes e depois dos algoritmos desenvolvidos.

4 RESULTADOS

Com o objetivo de avaliar o desempenho dos algoritmos propostos, estes são testados com o banco de dados MIMIC. Os ruídos encontrados no banco de dados são de diversos tipos e podem ocorrer em apenas um dos sensores ou em dois sensores ou ainda nos três sensores ao mesmo tempo. Na Figura 15 é mostrado um exemplo de ruído que afeta somente o sinal de fotopletismograma. Este tipo de ruído pode ser causado por movimentação do sensor, lembrando que normalmente o sensor de PPG está localizado no dedo do paciente e portanto está propenso a muitos movimentos durante todo o tempo em que o sensor está anexado ao paciente. Nesta mesma Figura é possível observar a performance do detector de batimentos cardíacos implementado. Os asteriscos em vermelho correspondem aos pontos onde o algoritmo interpreta como sendo um batimento cardíaco. Como há bastante ruído no PPG, o detector erra diversas vezes inclusive com muitas detecções seguidas em um curto espaço de tempo, o que pode ocasionar falsos alarmes de taquicardia extrema. Por outro lado, o restante dos sensores está sem ruído, portanto é possível fazer o cálculo correto de frequência cardíaca utilizando os métodos de fusão. Na Figura 16 vemos novamente o sinal de PPG ruidoso, sendo possível observar a detecção de vários batimentos que ocasionam falsos alarmes de taquicardia extrema. Na Figura 17 nota-se que o ECG está afetado por ruído de frequência alta, enquanto que

os outros sinais estão limpos. Este ruído pode ter como origem o ruído da rede ou tremor muscular considerando a sua frequência e o fato de ocorrer apenas no ECG, onde os sensores estão mais propensos a este tipo de ruído. Nesse caso temos algumas perdas na detecção de batimentos por causa dos diversos picos ocasionados pelo ruído. A Figura 18 mostra os sinais de ABP e ECG ocasionando uma detecção errada de batimentos devido a uma sequência de contrações ventriculares prematuras enquanto que a Figura 19 mostra os três sinais ruidosos ao mesmo tempo. Como é possível observar, há diversos tipos de ruídos nos sinais selecionados e estes ruídos podem ocasionar detecções falsas ou perdas de detecção gerando alarmes de taquicardia extrema ou bradicardia extrema.

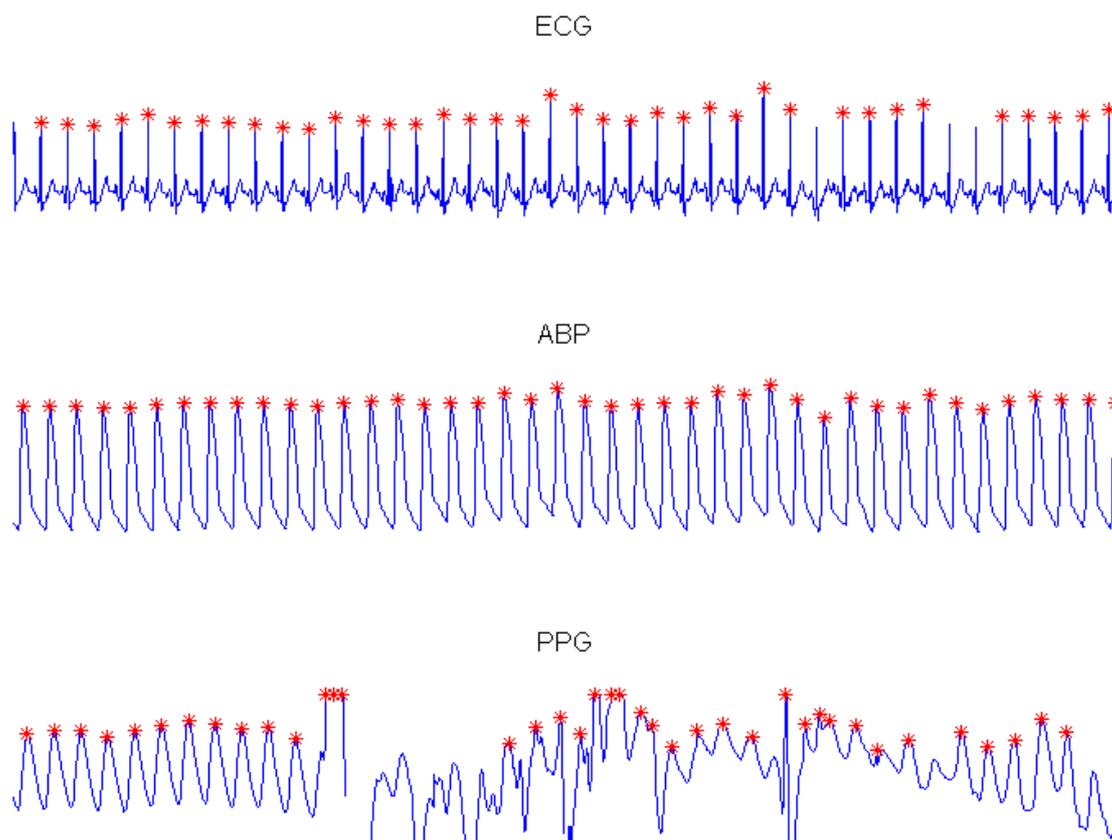


Figura 15: Sensor PPG corrompido por ruído

O método de validação dos resultados consiste em comparar a frequência cardíaca obtida com os algoritmos implementados e a frequência cardíaca contida nas anotações do

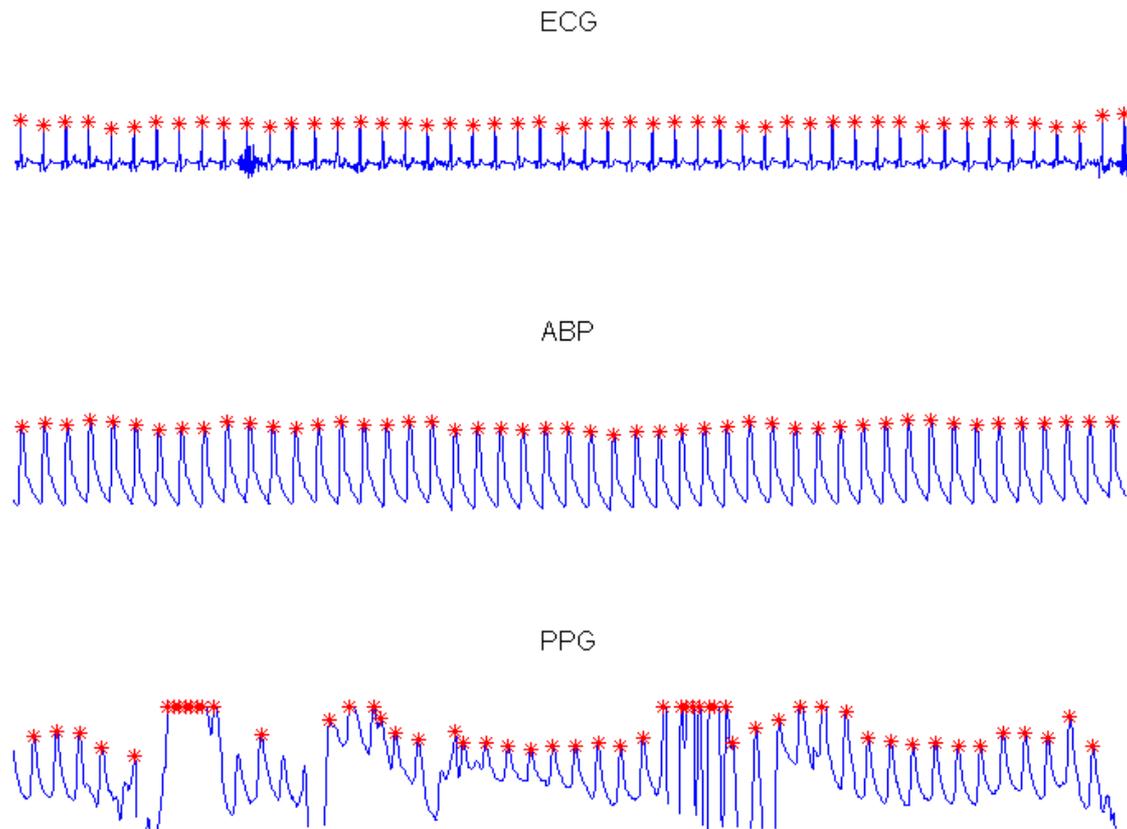


Figura 16: Ruído ocasionando falso alarme de taquicardia extrema

banco de dados, como mostra a Figura 20. A avaliação das técnicas propostas foi efetuada de duas maneiras: primeiramente fazendo-se a comparação direta entre a frequência cardíaca obtida e a frequência cardíaca de referência e calculando-se o erro quadrático médio. A segunda maneira foi calculando-se o número de falsos alarmes antes e depois da aplicação dos algoritmos. O número de alarmes verdadeiros suprimidos também foi calculado com o objetivo de verificar se a aplicação dos algoritmos influencia a detecção de alarmes verdadeiros. Um algoritmo ideal deve suprimir o maior número de alarmes falsos sem ignorar alarmes verdadeiros.

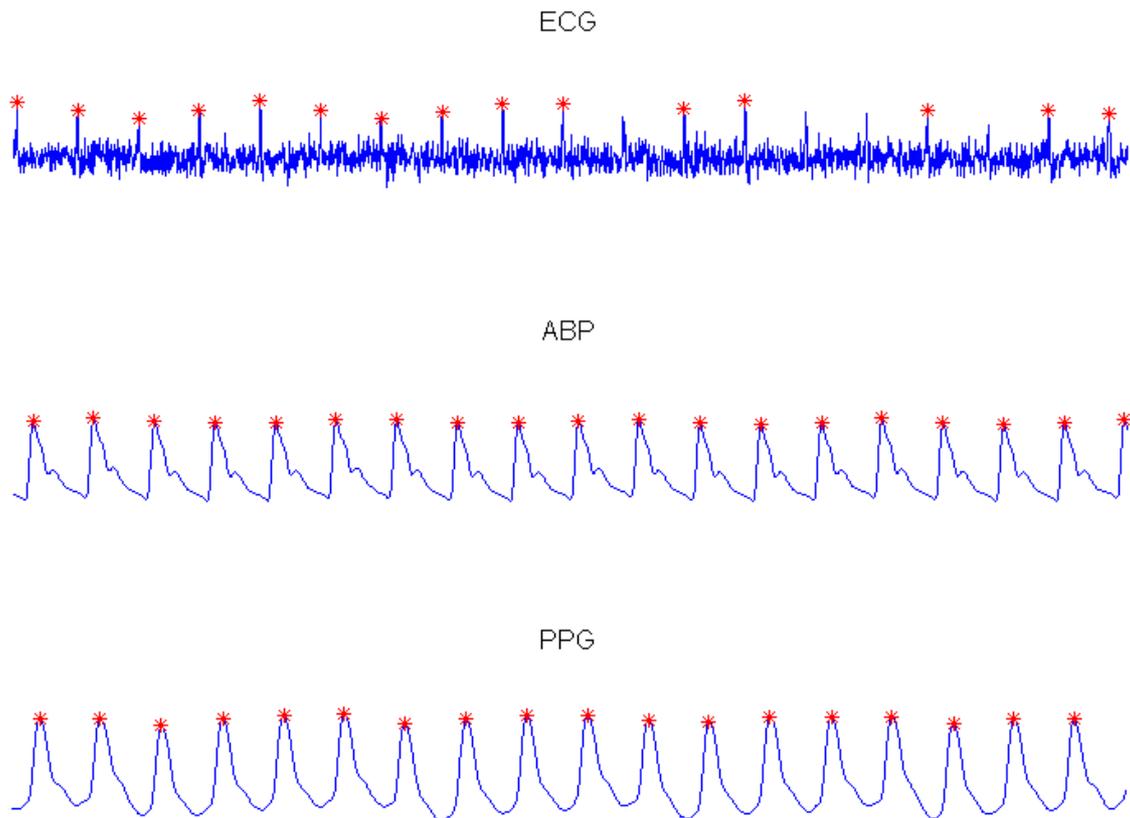


Figura 17: ECG apresentando ruído de frequências altas

4.0.1 Erro quadrático médio

O erro quadrático médio é calculado entre a frequência cardíaca obtida e a frequência cardíaca contida nas anotações do banco de dados. Para calcular a redução de erro, é necessário também verificar a performance do detector de batimentos cardíacos antes da aplicação das técnicas propostas. Neste caso é preciso escolher um dos sensores como referência para obter a performance sem fusão. Em outras palavras, antes da fusão dos sensores tem-se três frequências cardíacas correspondentes a cada sensor, mas depois da fusão tem-se apenas uma frequência cardíaca, e neste trabalho foi escolhido o ECG como sendo o sensor de referência pois este apresentou a melhor performance individual, como mostra a Figura 21. Assim a comparação fica mais justa, uma vez que a mesma será feita com o melhor caso obtido. A Figura 22 ilustra como o teste foi realizado. Os resultados

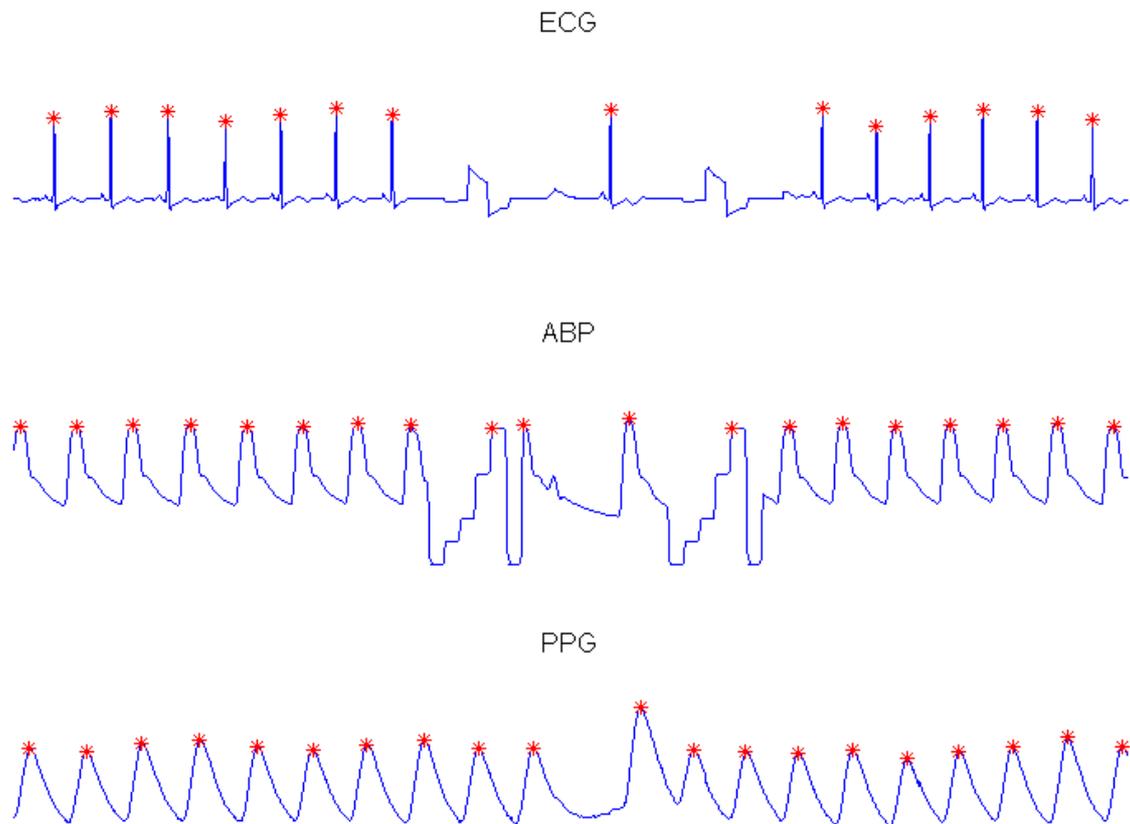


Figura 18: Paciente apresentando contrações ventriculares prematuras. ABP e ECG perdem detecção de batimentos

Tabela 5: Redução de erro para cada técnica utilizando um ECG ruidoso como referência

Técnica	Redução de erro (%)
Índice de variabilidade cardíaca	60
Votador majoritário	55
Lógica fuzzy	69
Inferência bayesiana	75
Redes neurais	86

deste teste são mostrado na tabela 5.

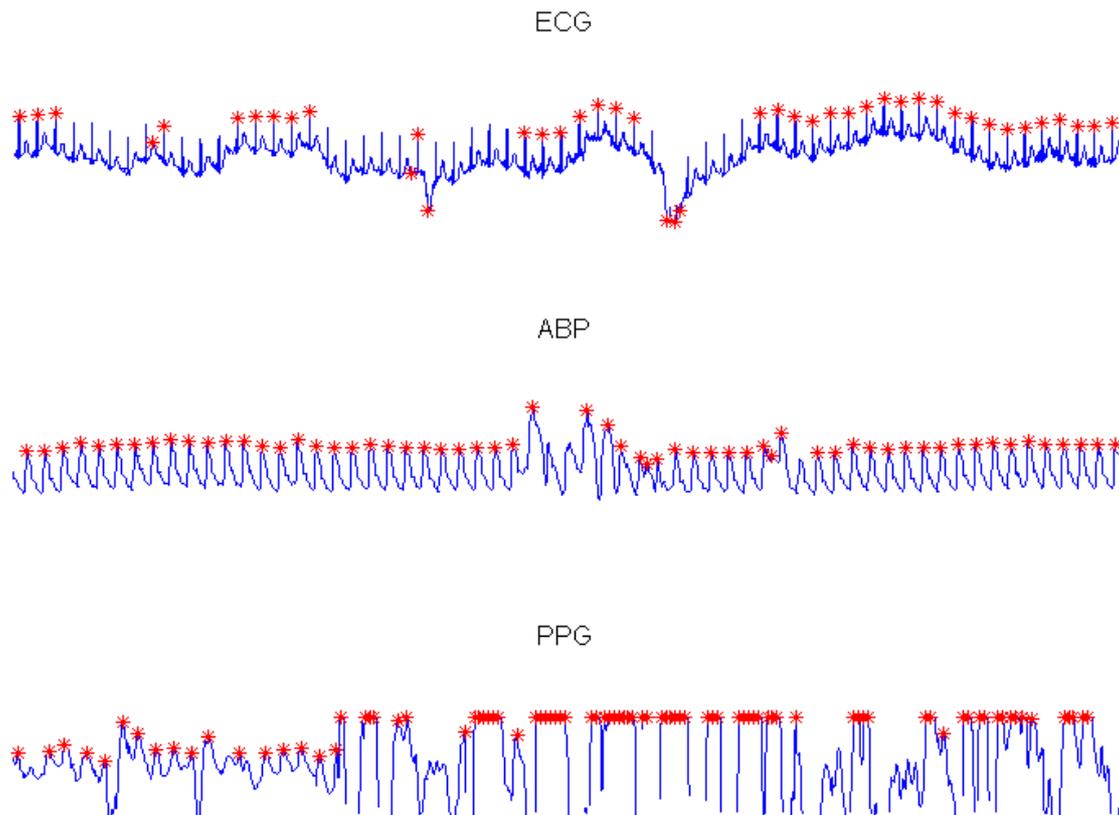


Figura 19: Ruído de movimentação afetando os três sensores

4.0.2 Redução de alarmes

Nesta avaliação é verificada a taxa de redução de alarmes após a aplicação dos algoritmos de fusão conforme mostra a Figura 23. O teste foi feito considerando-se dois tipos de arritmias cardíacas: a bradicardia extrema e a taquicardia extrema. A bradicardia extrema indica que o coração do paciente está batendo muito lentamente, enquanto que a taquicardia extrema indica que o coração do paciente está batendo muito rápido. Para esta análise, foram utilizadas as anotações do banco de dados para saber se o alarme é legítimo ou não. Ou seja, o banco de dados possui a informação correta de frequência cardíaca, mas ao utilizar este banco de dados no detector implementado alguns erros serão encontrados devido a simplicidade do detector e do nível de ruído dos sinais utilizados.

Para este estudo foi considerado como bradicardia extrema uma frequência cardíaca

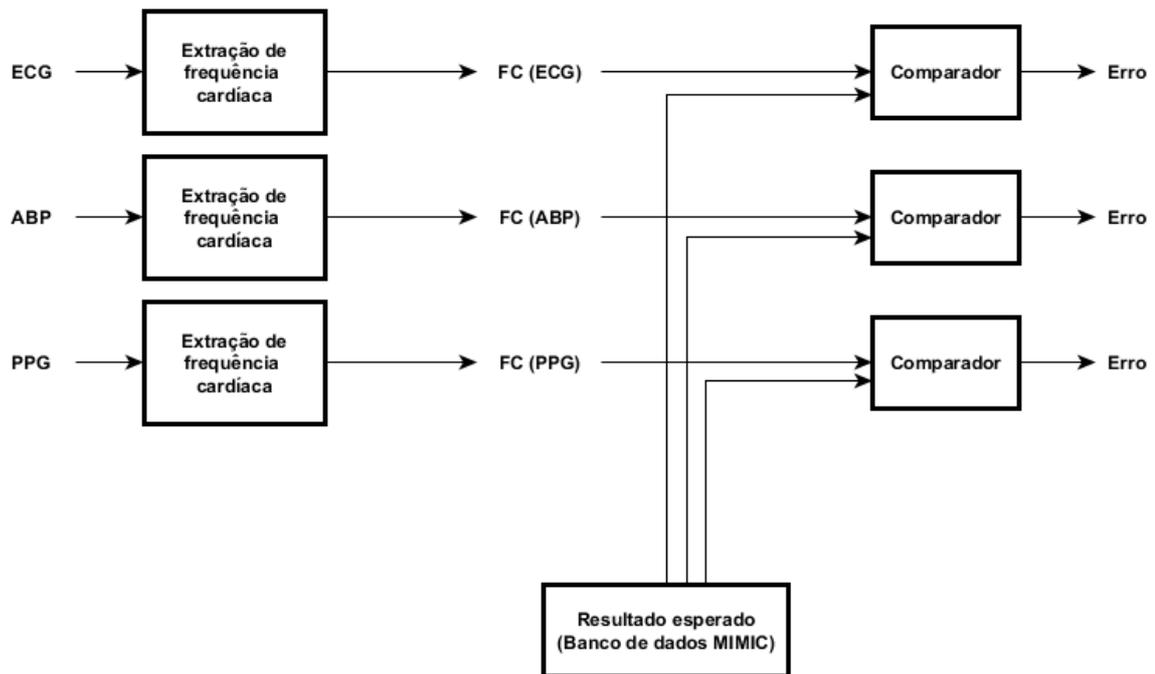


Figura 20: Esquema de avaliação dos resultados

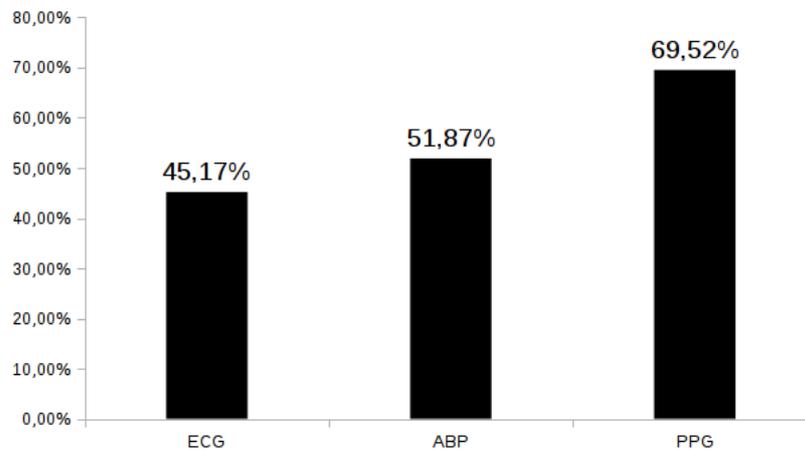


Figura 21: Taxa de erros de cada sensor individual

menor que 30bpm enquanto que a taquicardia extrema foi considerada como sendo maior que 120 bpm. Um alarme verdadeiro será encontrado quando o detector implementado disparar um alarme ao mesmo tempo em que a anotação do banco de dados reporte que aquele alarme realmente existiu. Por outro lado, se o detector disparar um alarme e a anotação do banco de dados reportar um ritmo cardíaco normal, então um falso alarme

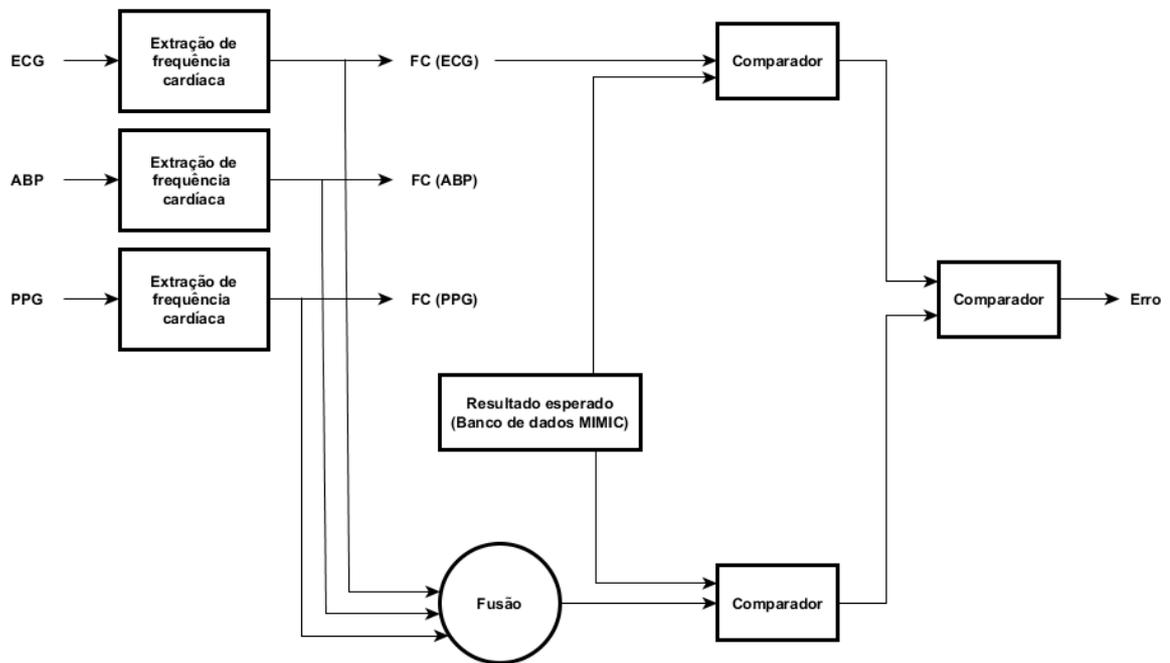


Figura 22: Esquema para avaliação do erro entre os batimentos detectados e a referência do banco de dados

foi disparado.

No primeiro momento foi necessário verificar o número de alarmes antes da aplicação dos algoritmos. Como antes da fusão tem-se três valores de frequência cardíaca, foi assumido que o alarme é disparado quando qualquer um dos três sensores detectar uma condição de alarme. A tabela 6 mostra a quantidade de alarmes para os dois tipos de arritmias estudadas: taquicardia extrema e bradicardia extrema. A tabela 7 mostra a quantidade de alarmes para cada método após a aplicação da fusão enquanto que a Figura 24 mostra a taxa de redução de alarmes. A seguir serão discutidos os resultados de cada uma das técnicas baseado nos dois testes realizados (erro médio quadrático e redução de alarmes).

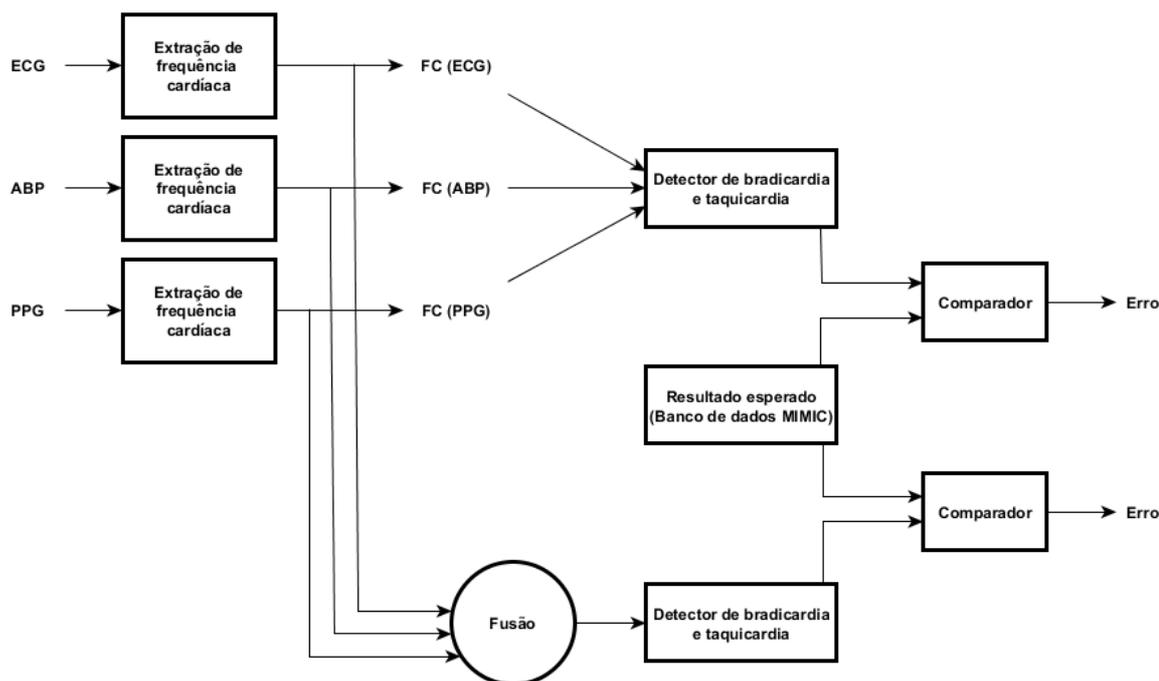


Figura 23: Esquema para avaliação da redução de alarmes

4.1 Índice de variabilidade cardíaca

O índice de variabilidade cardíaca possui uma abordagem simples que consiste em escolher como sinal de referência aquele que apresenta a menor variabilidade cardíaca, sendo este um parâmetro que foi utilizado como indicador de nível de ruído. Ao invés de utilizar a variabilidade cardíaca como indicador de nível de ruído, poderia ter sido utilizado algum parâmetro espectral, por exemplo, mas nesse caso o algoritmo teria uma demanda computacional maior. Os monitores de sinais vitais comerciais, tais como o Intellivue MP20 da Philips Healthcare (PHILIPS, 2015) e o CareScap B850 da GE Healthcare (GE, 2015), já utilizam algoritmos que calculam os batimentos cardíacos nos três sinais fisiológicos abordados neste trabalho, sendo que alguns também calculam variabilidade cardíaca (visto que esta medida é importante para o diagnóstico de algumas doenças), portanto esta técnica é bastante simples de ser implementada em monitores comerciais. A importância desta técnica também está na comparação com os outros métodos

Tabela 6: Taquicardia e bradicardia extremas no banco de dados utilizado

Tipos de alarmes	Alarmes verdadeiros	Alarmes falsos	Total de alarmes
Bradicardia extrema	2452	279	2731
Taquicardia extrema	908	152	1060
Total	3360	431	3791

Tabela 7: Número de alarmes verdadeiros e falsos após aplicação dos algoritmos

Tipos de alarmes	Alarmes verdadeiros	Alarmes falsos	Total de alarmes
Índice de variabilidade cardíaca	3312	149	3461
Votador majoritário	3339	167	3506
Lógica fuzzy	3343	95	3438
Inferência bayesiana	3342	70	3412
Redes neurais	3350	46	3396

estudados, pois é necessário justificar o uso de algoritmos tal como inferência bayesiana no tratamento das informações de variabilidade cardíaca, portanto esta técnica também serve como parâmetro para analisar a performance dos outros métodos empregados. Na Figura 25 é mostrado um exemplo de como o índice de variabilidade cardíaca realmente pode ser utilizado como um indicador de ruído. A Figura mostra a frequência cardíaca ao longo do tempo de um ECG que apresenta diversos trechos com ruído. É possível verificar que o índice se altera quando a frequência cardíaca do ECG está corrompida por ruído. A Figura 26 mostra a frequência cardíaca ao longo do tempo dos três sensores e também da saída da fusão. Nota-se que o sensor de ABP é o que apresenta menor taxa

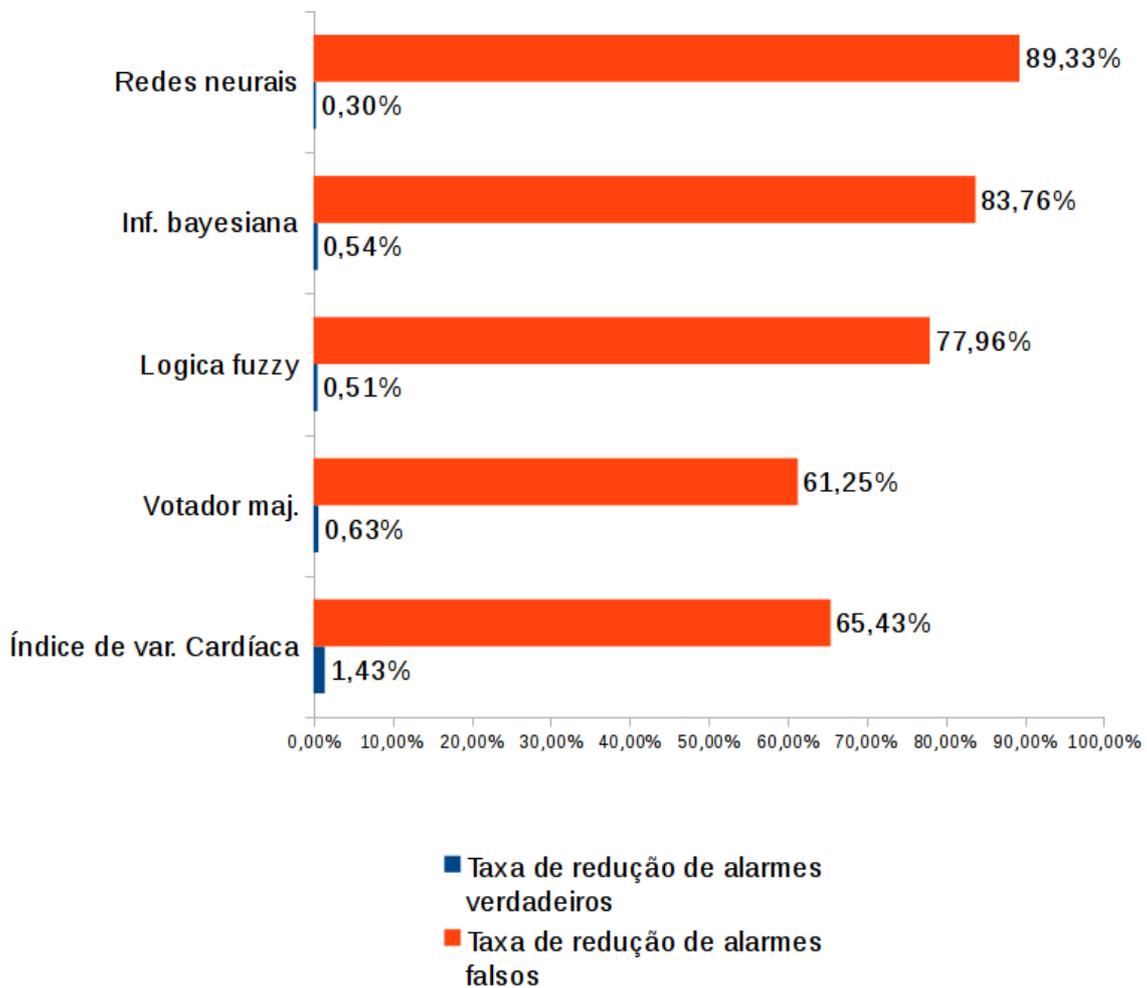


Figura 24: Taxa de supressão de alarmes verdadeiros e falsos para cada algoritmo

de ruídos. Neste caso, o índice de variabilidade cardíaca não consegue superar o bom desempenho do ABP, mas em comparação com os outros sensores a técnica reduz bastante o ruído na frequência cardíaca. Na Figura 27 é mostrada a taxa de tempo em que cada sensor é escolhido como referência no método de índice de variabilidade cardíaca. Estas taxas foram calculadas contando-se o número de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca, ou seja, a cada batimento cardíaco encontrado há uma atualização da frequência cardíaca. Esta frequência cardíaca pode ser originada de um dos três sensores dependendo da escolha que o algoritmo fizer, e cada escolha é

contabilizada e calculada sobre o total de escolhas para obter a taxa de cada sensor. Neste caso, o ECG é o sensor escolhido como referência durante a maior parte do tempo.

Uma boa performance foi obtida utilizando o índice de variabilidade cardíaca: a taxa de supressão de falsos alarmes foi de 65.43% com baixa taxa de supressão de alarmes verdadeiros (1.43%). Mesmo com um desempenho baixo na supressão de alarmes verdadeiros comparado com os outros métodos, o uso do índice de variabilidade cardíaca se justifica visto sua facilidade de implementação e baixa demanda computacional.

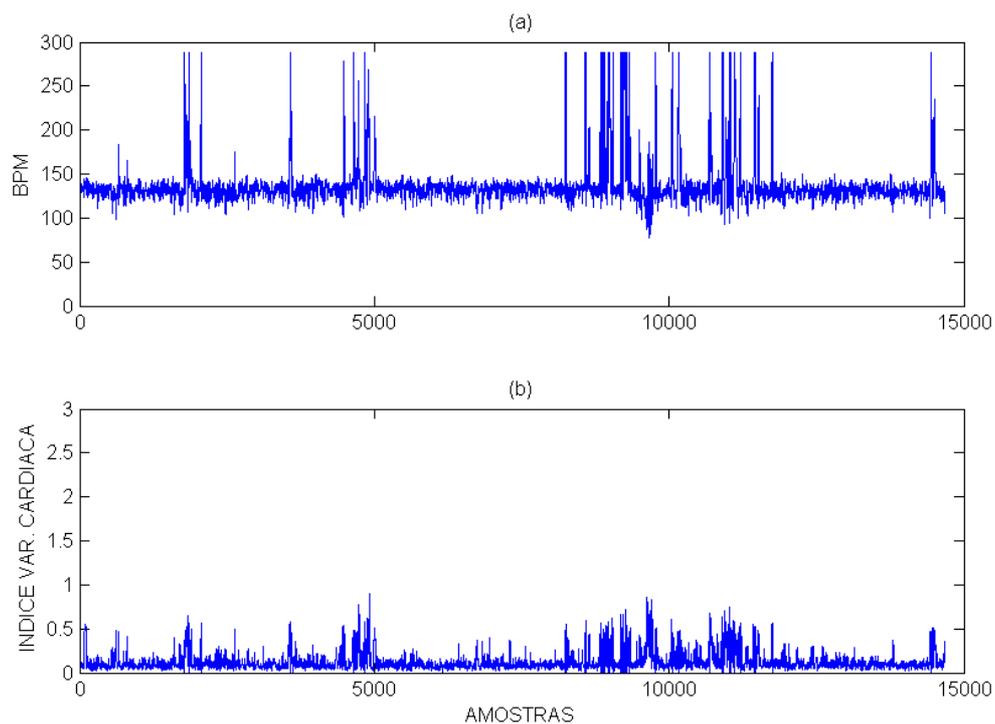


Figura 25: Comparativo entre a frequência cardíaca e o índice de variabilidade cardíaca.

(a) Frequência cardíaca extraída de um ECG ao longo do tempo (b) Índice de variabilidade cardíaca

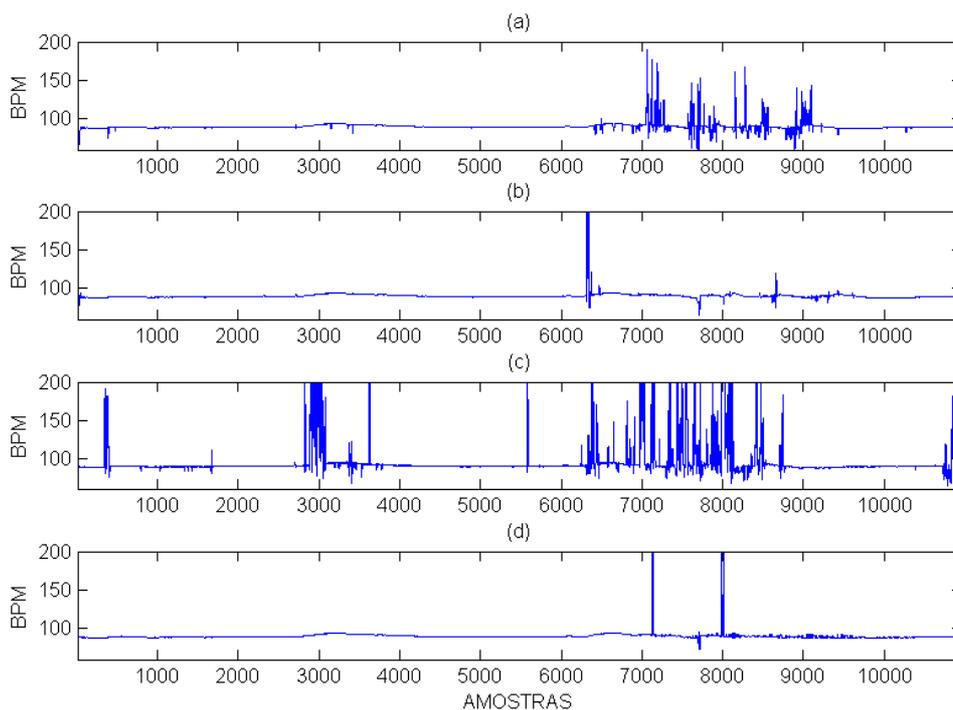


Figura 26: Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando índice de variabilidade cardíaca. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão

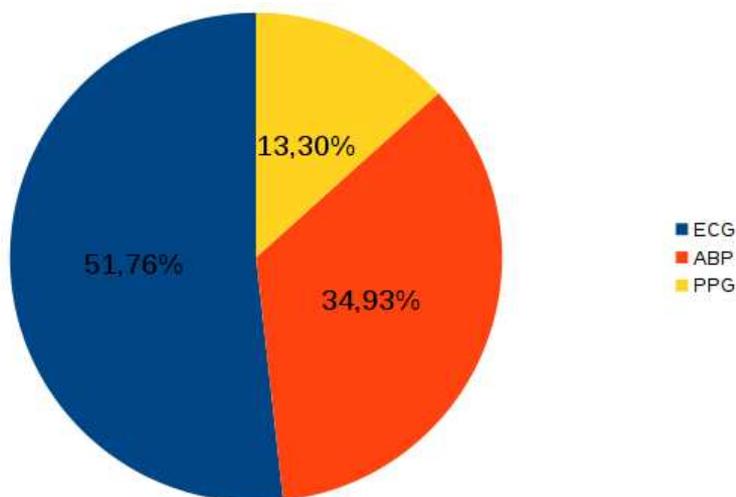


Figura 27: Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de índice de variabilidade cardíaca

4.2 Votador majoritário

Nesta técnica, o princípio utilizado difere do índice de variabilidade cardíaca no sentido de não utilizar um parâmetro que quantifique o nível de ruído de um sinal. Ao invés disso, o algoritmo utiliza o princípio da redundância para tomar uma decisão com relação ao sinal mais apropriado para se registrar os batimentos cardíacos. Neste caso, apenas a comparação entre os batimentos adquiridos de cada sensor é necessária para a criação do algoritmo, o que faz este método ser computacionalmente simples. A desvantagem do votador majoritário implementado está no requerimento de pelo menos dois dos sensores estarem livres de ruído para que seja feita uma escolha adequada de frequência cardíaca, isto é, o algoritmo é efetivo quando apenas um dos sensores está corrompido. A vantagem desta técnica está na precisão do acerto quando há apenas um sensor corrompido. Neste caso, os dois sensores livres de ruído estarão com a frequência cardíaca iguais e então o votador irá fazer a escolha correta. Na Figura 28 é possível visualizar as frequências cardíacas de todos os sensores e também da saída da fusão. Como pode ser observado, a fusão consegue filtrar o ruído enquanto há pelo menos dois dos sensores livres de ruído. Isso explica o motivo pelo qual há mais ruídos na fusão do que no sensor de ABP. A Figura 29 mostra o tempo em que cada sensor foi escolhido como referência nesta técnica. Nota-se que desta vez o sensor de ABP foi o menos escolhido dentre os sensores, diferentemente do método de índice de variabilidade cardíaca onde o sensor menos escolhido foi o de PPG. Entretanto, o ECG novamente foi o que apresentou a maior quantidade de escolhas, ou seja, o algoritmo concluiu que o ECG foi o sensor mais confiável durante a maior parte do tempo.

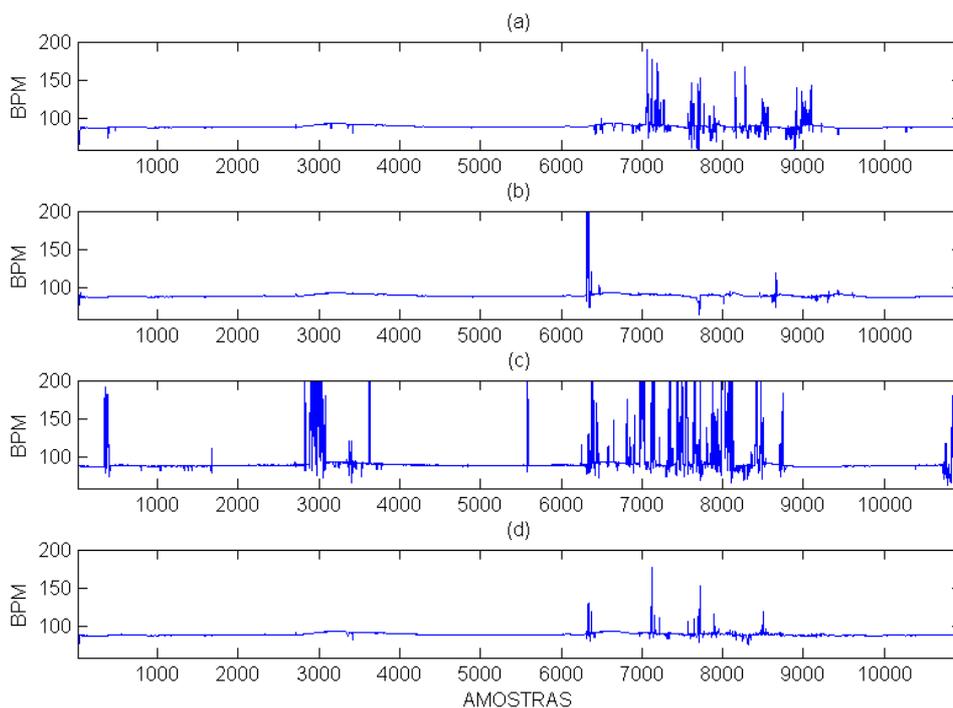


Figura 28: Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando votador majoritário. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão

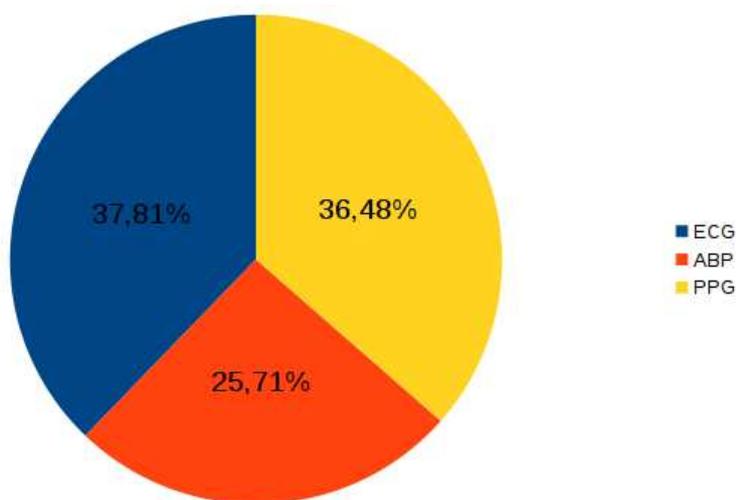


Figura 29: Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de votador majoritário

4.3 Lógica fuzzy

No método de lógica fuzzy são utilizados os parâmetros do índice de variabilidade cardíaca e do votador majoritário, ou seja, o sistema possui como entrada a variabilidade cardíaca e a comparação da frequência cardíaca entre os sensores. Com essa abordagem espera-se que os pontos fracos de cada parâmetro sejam compensados com o outro parâmetro, ou seja, no caso da variabilidade cardíaca o ponto fraco está na possibilidade de um ruído não gerar uma variação na frequência cardíaca suficiente para detectar este ruído, e este caso é mais comum em ruídos que induzem falsos alarmes de bradicardia extrema, como foi visto nos resultados do índice de variabilidade cardíaca. No caso do votador majoritário, o ponto fraco está na dificuldade em escolher um sensor livre de ruído se dois ou mais sensores estão corrompidos. A utilização destes dois parâmetros em um sistema de lógica fuzzy tende a aumentar a precisão na escolha do sensor mais adequado, ao custo de um aumento na demanda computacional em comparação ao índice de variabilidade cardíaca e ao votador majoritário. Os resultados confirmam esta hipótese pois a performance é superior às duas técnicas já apresentadas. A Figura 30 mostra a FC dos sensores e a saída da fusão. É possível observar que a fusão filtrou os ruídos mais efetivamente do que as técnicas anteriores, sendo que apenas um pico de ruído pode ser observado. Esta técnica escolheu o ECG como referência na maior parte do tempo, como pode ser observado na Figura 31, repetindo a conclusão do votador majoritário e do índice de variabilidade cardíaca.

4.4 Inferência bayesiana

No método de inferência bayesiana, diferentemente da lógica fuzzy, é utilizado apenas um parâmetro de decisão: a variabilidade cardíaca. No método de índice de variabilidade

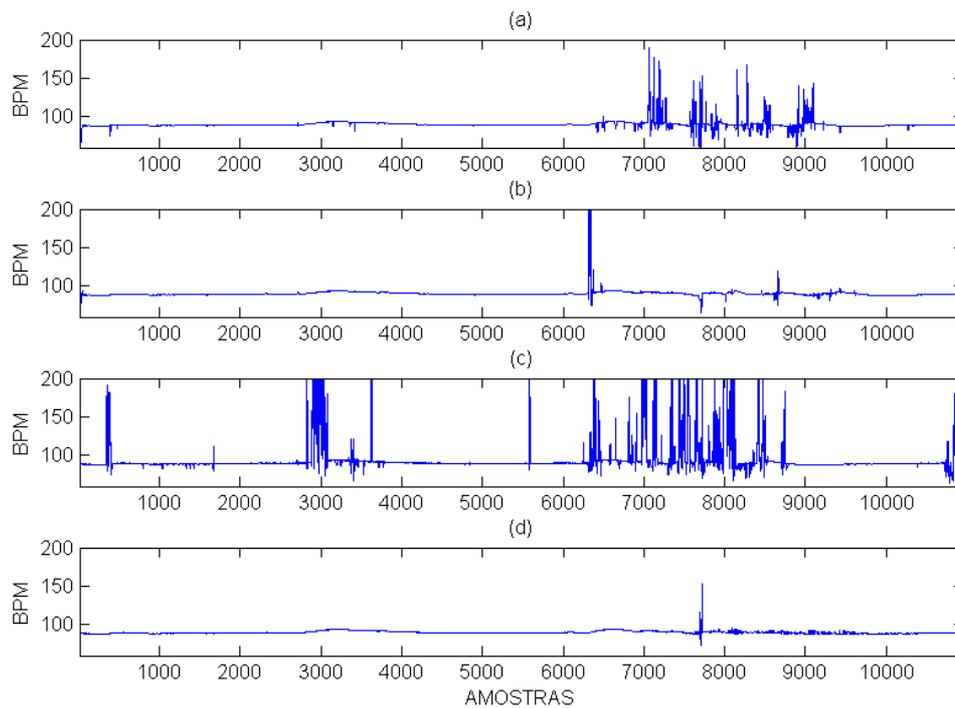


Figura 30: Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando lógica fuzzy. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão

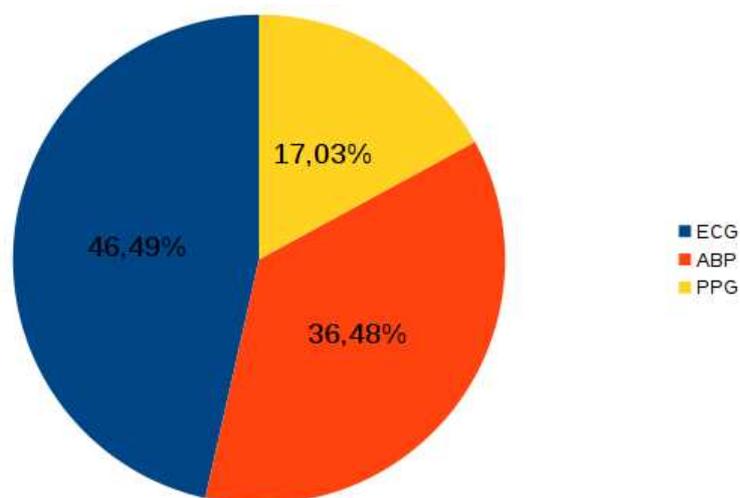


Figura 31: Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de lógica fuzzy

cardíaca é feita uma decisão simples onde o sensor com menor variabilidade cardíaca é escolhido. Com a utilização da inferência bayesiana, a escolha fica mais robusta pois há um conjunto de informações previamente estabelecidas, como a resposta de cada sensor a um ruído. Estas informações fornecem maior inteligência na decisão ainda que não represente uma grande demanda computacional. Como pode ser observado nos resultados, a inferência bayesiana apresentou desempenho superior à lógica fuzzy na supressão de falsos alarmes, mas há uma supressão levemente maior de alarmes verdadeiros. A Figura 32 mostra a FC dos três sensores e a saída da fusão. Este caso apresenta melhor performance do que as técnicas apresentadas anteriormente. Nota-se que não há nenhum pico excessivo na saída da fusão bayesiana. A Figura 33 indica desta vez que o sensor ABP foi o mais escolhido como referência ao longo do tempo, diferentemente das técnicas anteriormente analisadas. Ou seja, este algoritmo concluiu que o sensor ABP foi o mais confiável durante a maior parte do tempo.

4.5 Redes neurais

No método de redes neurais, dois novos parâmetros são apresentados com o objetivo de aumentar a taxa de acertos do sistema. Estes parâmetros são os índices espectrais de baixa e alta frequências. Além disso, a variabilidade cardíaca também é utilizada como entrada do sistema, oferecendo então parâmetros no domínio tempo e no domínio frequência ao método. Assim, há um complemento entre os parâmetros, ou seja, em ruídos que ocasionam falsos alarmes sem que haja aumento na variabilidade cardíaca, o parâmetro espectral pode detectar este ruído. Da mesma forma, se algum ruído está fora da faixa de frequência analisada (ou seja, entre 1Hz e 30Hz), a variabilidade cardíaca pode ser capaz de detectá-lo. Portanto tem-se três medidas de nível de ruído, o que deixa o sistema mais

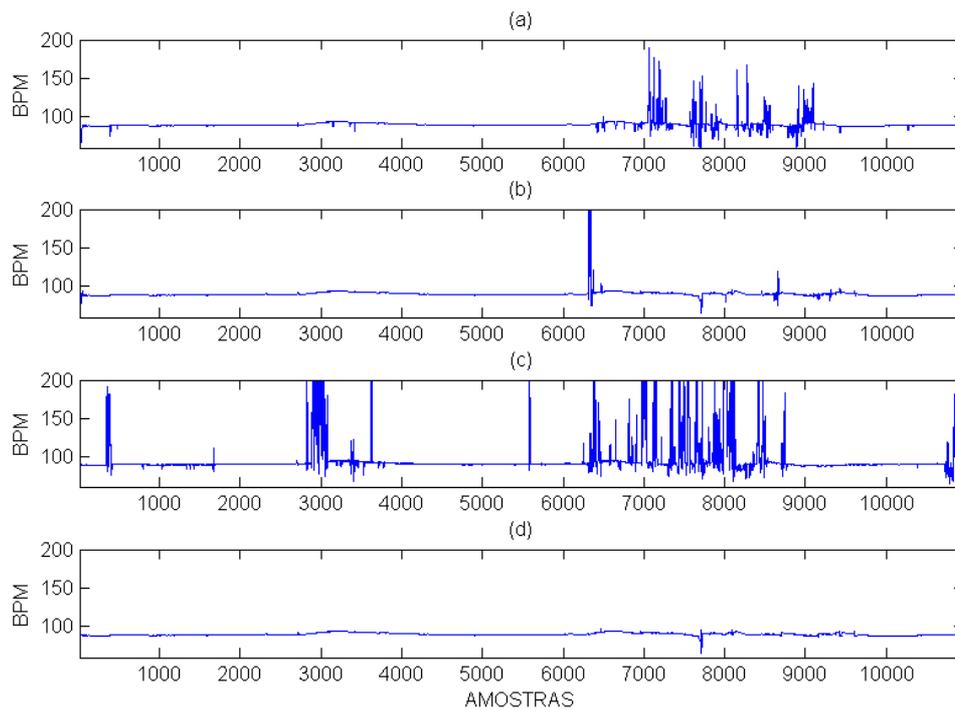


Figura 32: Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando inferência bayesiana. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão

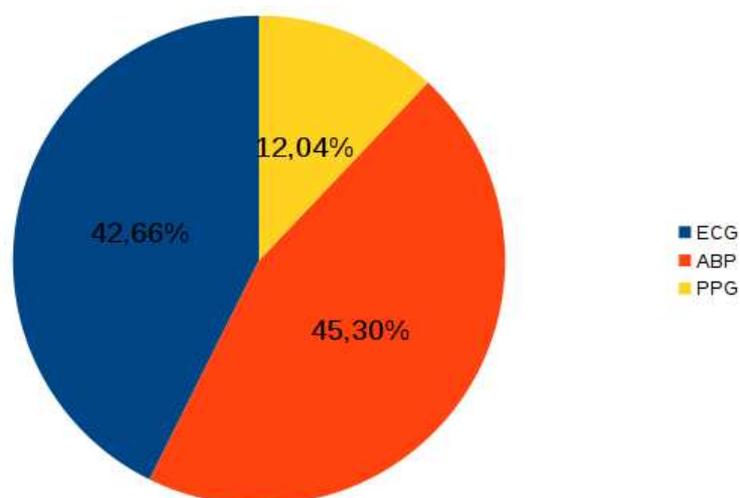


Figura 33: Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de Bayes

robusto mas ao mesmo tempo aumenta a demanda computacional em função da transformada rápida de fourier e das multiplicações necessárias para as redes neurais. A Figura 34 mostra a relação entre o ruído de um ECG e os índices espectrais utilizados neste trabalho. É possível reparar a relação que existe no aumento de cada índice com os ruídos do ECG, indicando que este método realmente pode ser usado como parâmetro de entrada da rede neural implementada. A Figura 35 mostra o comparativo entre as frequências cardíacas dos sensores e da fusão. O resultado é bastante semelhante ao resultado obtido no método de Bayes, indicando que provavelmente este seja o resultado ótimo para este caso considerando o modelo adotado. A Figura 36 mostra que o sensor de ABP foi o mais escolhido dentre os sensores, ou seja, durante a maior parte do tempo o algoritmo de redes neurais concluiu que o sensor ABP é o mais confiável. As escolhas nesta técnica também foram semelhantes às escolhas da inferência Bayesiana. Os resultados mostram que este é o método que apresenta melhor desempenho.

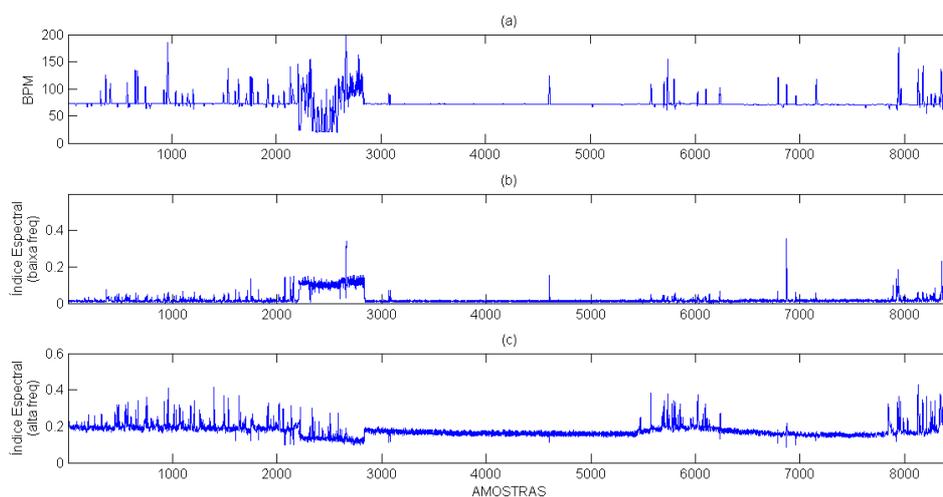


Figura 34: Comparação dos índices espectrais utilizados. Em (a) vemos a frequência cardíaca extraída de um ECG ao longo do tempo. Em (b) o índice espectral de baixa frequência ao longo do tempo e em (c) o índice espectral de alta frequência

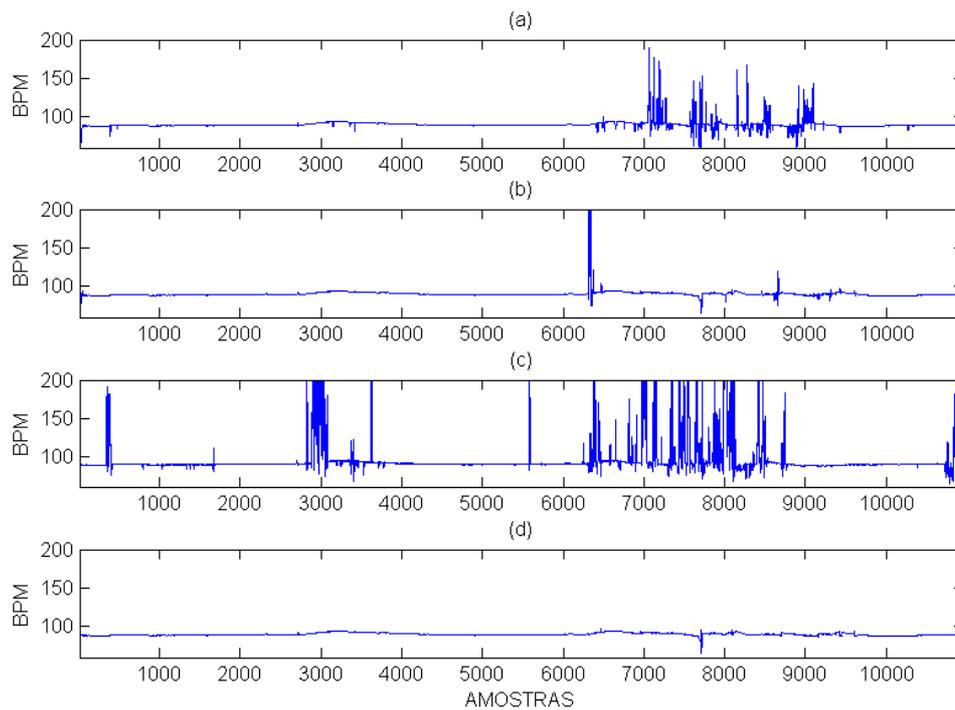


Figura 35: Comparativo entre a frequência cardíaca ao longo do tempo do três sensores e da saída da fusão utilizando redes neurais. (a) Saída do ECG (b) saída da ABP (c) saída do PPG e (d) saída da fusão

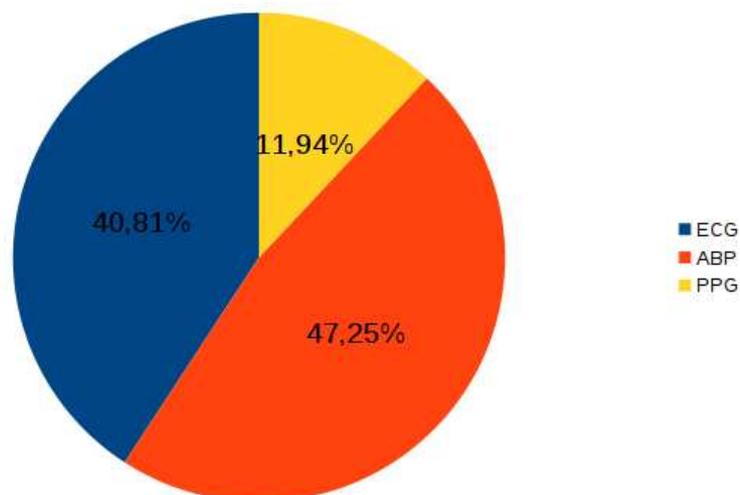


Figura 36: Percentual da quantidade de vezes em que cada sensor é escolhido como referência de frequência cardíaca no método de redes neurais

Os métodos propostos decidem qual será o sensor mais confiável a ser usado como fonte de frequência cardíaca ao invés de criar informações sintéticas. Por exemplo, uma média poderia ser calculada entre as três frequências cardíacas de cada sensor para tentar corrigir os falsos alarmes. Este não foi o princípio utilizado. Ao invés disso, os algoritmos escolhem o sensor que está mais confiável. Pelos resultados observados, a taxa de alarmes verdadeiros suprimidos foi muito baixa, e isto garante que a grande maioria dos alarmes relevantes continuarão disparando com a vantagem de suprimir alarmes irrelevantes. Por outro lado, se todos os sensores forem severamente corrompidos, os algoritmos não serão capazes de tomar uma decisão confiável, mas esta condição pode ser detectada para que o monitor forneça uma resposta somente quando pelo menos um dos sensores estiver livre de ruído.

5 CONCLUSÕES

Este trabalho propõe cinco algoritmos com o objetivo de fundir as informações extraídas do ECG, ABP e PPG para calcular o ritmo cardíaco de forma confiável e então diminuir o problema de falsos alarmes no ambiente hospitalar. As técnicas foram validadas utilizando um banco de dados público composto por sinais multiparamétricos adquiridos em hospital. Os cinco algoritmos foram criados utilizando o índice de variabilidade da frequência cardíaca, votador majoritário, inferência bayesiana, lógica fuzzy e redes neurais. O objetivo destes algoritmos é escolher o sensor mais confiável para extrair informações sobre a frequência cardíaca. A fusão de informações de diferentes sensores é muito útil na detecção e supressão de artefatos, onde a análise é feita de uma maneira semelhante à forma como os seres humanos avaliam os dados. Estes algoritmos podem suprimir uma grande porcentagem de falsos alarmes mantendo os alarmes verdadeiros, de modo que a fusão de sensores gera uma resposta mais precisa do que os alarmes simples associados a qualquer um dos sensores individuais.

Os métodos cumpriram os objetivos estabelecidos para este trabalho no sentido de suprimir um número expressivo de falsos alarmes mantendo os alarmes verdadeiros com uma baixa taxa de rejeição em relação à análise dos sensores sem fusão aplicada. Apesar de ser indesejável a rejeição de um alarme verdadeiro, ainda assim os métodos são váli-

dos considerando-se que isso evitaria um possível desligamento dos alarmes sonoros por parte da equipe médica devido a altas taxas de falsos alarmes. Em outras palavras, o monitor fica mais confiável e os alarmes sonoros podem permanecer ligados sem ocasionar estresse aos pacientes.

Com relação ao desempenho dos algoritmos, o método baseado no votador majoritário tem a implementação mais simples, pois requer apenas uma comparação entre os sensores usando as informações de frequência cardíaca, a qual é calculada em todos os monitores multiparamétricos. Apesar da sua simplicidade, o método apresenta um bom desempenho quando apenas um dos sensores está corrompido. A desvantagem desta técnica é a necessidade de pelo menos dois sensores estarem livres de ruído para que seja feita uma escolha correta. O método de índice de variabilidade cardíaca se destaca por sua simplicidade, produzindo uma saída (escolha do sensor confiável) comparando diretamente os índices de variabilidade dos sensores. Alguns monitores comerciais já utilizam um parâmetro de variabilidade da frequência cardíaca para detectar anomalias no coração tais como fibrilação atrial ou frequência cardíaca irregular. Da mesma forma, a inferência bayesiana também pode tirar proveito desse recurso em alguns monitores pois o único parâmetro de entrada necessário para esta técnica também é a variabilidade cardíaca. No entanto, este método é mais preciso e sua complexidade computacional continua sendo baixa pois requer apenas algumas multiplicações na implementação. Embora a lógica fuzzy tenha dois parâmetros de entrada, o seu desempenho ainda é inferior à inferência Bayesiana. No entanto, tem a vantagem de ser facilmente modificada caso o desenvolvedor queira adicionar mais parâmetros de entrada. Além disso, esta técnica não necessita de muitos recursos computacionais. O método de redes neurais apresenta a maior precisão dentre as técnicas estudadas. Do ponto de vista computacional, o método de redes neurais

é o que apresenta maior demanda. No entanto, alguns monitores comerciais modernos já incluem o cálculo da Transformada Rápida de Fourier com a finalidade de analisar os sinais no domínio frequência. Este é o caso de algoritmos que analisam arritmias cardíacas tais como fibrilação ventricular e taquicardia ventricular. Estas ferramentas matemáticas já disponíveis nos monitores podem ser utilizadas para desenvolver o algoritmo baseado em redes neurais.

Claramente, há diferenças entre os parâmetros de entrada utilizados em cada um dos métodos. A rede neural, por exemplo, possui mais entradas do que a lógica fuzzy e por consequência seu desempenho é melhor. A proposta deste trabalho, no entanto, é a análise de uma variedade de métodos com parâmetros de entradas diferentes. Ou seja, não é possível determinar se uma rede neural é melhor do que a lógica fuzzy ou do que a inferência Bayesiana. O que se pode afirmar é que a rede neural é superior se considerarmos os parâmetros de entrada utilizados neste trabalho.

Cada técnica foi avaliada com o objetivo de mensurar o nível de precisão na supressão de falsos alarmes. Assim, o projeto de novos algoritmos pode ser beneficiado pelos resultados obtidos neste trabalho, onde diferentes informações são extraídas dos sinais e diferentes técnicas (com demandas computacionais distintas) são aplicadas. Com o aumento da capacidade dos processadores de sinais digitais, o futuro da tecnologia na saúde baseia-se em adicionar inteligência em dispositivos médicos para ajudar a equipe médica na tomada de decisões clínicas.

5.1 Implementação em hardware

Em uma implementação de tempo real utilizando um processador digital de sinais (DSP), os algoritmos precisam dividir tempo de processamento com outras funções. Es-

tas funções envolvem a filtragem do sinal contra ruídos de 50Hz e 60Hz, a detecção de características do sinal tais como amplitude e derivada da forma de onda, a comunicação com a interface de usuário, a detecção de arritmias cardíacas, dentre outros algoritmos que variam de acordo com as funcionalidades presentes em cada equipamento. Além disso, o software Matlab é otimizado para operações envolvendo matrizes e vetores, e de fato esta otimização foi utilizada na criação dos algoritmos visto que o objetivo deste trabalho está focado no desempenho de cada método em suprimir falsos alarmes com o mínimo de rejeição de alarmes verdadeiros. No entanto, em um sistema dedicado de tempo real normalmente é utilizado processos baseados em laços, o que faz o desempenho baixar em relação ao código criado em Matlab, portanto estas características devem ser levadas em consideração durante o desenvolvimento de uma aplicação real. A diversidade dos métodos propostos se justifica por este motivo, ou seja, o algoritmo pode ser escolhido de acordo com o hardware disponível. Em processadores com módulos de FFT dedicados, por exemplo, pode ser vantajoso utilizar a técnica baseada em redes neurais, ou também pode ser implementado em FPGA caso esteja disponível. Para processadores com um tempo de processamento limitado devido aos outros algoritmos inerentes aos monitores de sinais vitais, pode ser mais vantajoso utilizar o método baseado em votador majoritário ou variabilidade cardíaca visto que são as técnicas mais simples de serem implementadas ainda que apresentem bom desempenho.

5.2 Sugestões para trabalhos futuros

Os métodos desenvolvidos neste estudo também podem ser usados como referência para o desenvolvimento de algoritmos mais complexos e robustos, adicionando mais parâmetros de entrada ou através da combinação de dois ou mais métodos. Outras técnicas de

extração de característica e reconhecimento de padrões também poderiam ser aplicados além das que foram estudadas neste trabalho. Como exemplo de outros métodos pode-se citar a transformada wavelet para extrair informações no domínio tempo-frequência, algoritmos evolutivos para otimizar a escolha do sensor, métodos probabilísticos como modelos de markov também para melhorar a precisão na escolha ou mesmo outras variantes de redes neurais como as redes neurais profundas (deep neural networks) que está sendo bastante explorada em pesquisas científicas atualmente. Além disso, os trechos de sinais analisados podem ser ampliados para melhorar a análise. Neste trabalho foi estudado basicamente a análise de 8 batimentos cardíacos consecutivos, mas se esta janela for aumentada para analisar, por exemplo, 30 segundos de cada sinal, então tem-se um conjunto maior de informações para tomar uma decisão mais precisa. Neste caso teria-se a necessidade de mais memória para armazenar os sinais e a resposta também poderia ficar defasada em função do tempo de análise. Os 8 batimentos foram escolhidos pois é o número de batimentos mais utilizado para se realizar o cálculo de frequência cardíaca e como o objetivo deste trabalho é a implementação em monitores comerciais, estes cálculos já existentes nos monitores podem ser aproveitados para desenvolver os algoritmos de fusão. O aumento da complexidade está limitado à capacidade do processador disponível. Em monitores comerciais também é comum a utilização de FPGAs para o desenvolvimento de algoritmos de processamento de sinais, sendo mais uma opção para implementar as técnicas propostas. Finalmente, este trabalho pode ser estendido para aumentar a robustez na detecção de outros tipos de arritmias, tais como contracções ventriculares prematuras, fibrilação ventricular e fibrilação atrial.

REFERÊNCIAS

- ABOUKHALIL, A. et al. Reducing false alarm rates for critical arrhythmias using the arterial blood pressure waveform. **Journal of Biomedical Informatics**, Philadelphia, v.41, n.3, p.442-451, June 2008.
- ALEMZADEH, H. et al. Towards resiliency in embedded medical monitoring devices. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON DEPENDABLE SYSTEMS AND NETWORKS, 42., 2012, Boston, MA. **Proceedings...** New York: IEEE, 2012. p.1-6.
- ATZEMA, C. et al. ALARMED: adverse events in low-risk patients with chest pain receiving continuous electrocardiographic monitoring in the emergency department. A pilot study. **The American Journal of Emergency Medicine**, Philadelphia, v.24, n.1, p.62-67, Jan. 2006.
- BAUMGARTNER, B.; RODEL, K.; KNOLL, A. A data mining approach to reduce the false alarm rate of patient monitors. In: ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY (EMBC), 32., 2012, San Diego, CA. **Proceedings...** New York: IEEE, 2012. p.5935-5938.
- BITAN, Y.; CONNOR, M. F. Correlating data from different sensors to increase the positive predictive value of alarms: an empiric assessment. **F1000Research**, London, v.1, n.1, p.1-45, Nov. 2012.
- BLUM, J. M. et al. Specificity improvement for network distributed physiologic alarms based on a simple deterministic reactive intelligent agent in the critical care environment. **Journal of Clinical Monitoring and Computing**, Philadelphia, v. 23, n. 1, p. 21-30, Feb. 2009.
- BURNS, N. **Cardiovascular physiology**. 7th ed. Dublin: Mcgraw-Hill, 2013.
- CARTY, S. J. **The Physics, Clinical Measurement, and Equipment of Anaesthetic Practice**. 1st ed. Oxford: Oxford University Press, 2006.
- CLIFFORD, G. **Advanced Methods and Tools for ECG Analysis**. 1st ed. Norwood: Artech House, 2006.
- CLIFFORD, G. D. et al. Robust parameter extraction for decision support using multimodal intensive care data, **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, London, v.367, n.1887, p.411-429, Jan. 2009.

CVACH, M. Monitor alarm fatigue: an integrative review. **Biomedical Instrumentation and Technology**, Arlington, v.46, n.4, p.268-277, July 2012.

DE LUNA, A. B. **Clinical Electrocardiography: A Textbook**. 4th ed. New York: John Wiley Sons, 2012.

FOUNDATION, H. T. **National Clinical Alarms Survey: Perceptions, Issues, Improvements, and Priorities of Healthcare Professionals**. 1st ed. Plymouth Meeting: Healthcare Technology Foundation, 2011.

GE Healthcare. **CARESCAPE Monitor B850 Care Area Benefits**, version 1. Disponível em: <<http://www.gehealthcare.com>> Acesso em: 14 Sept. 2015.

GOLDBERGER, A. L. **Clinical electrocardiography: a simplified approach**. 8th ed. Philadelphia: Saunders, 2012.

GRAHAM, K.C.; CVACH, M. Monitor alarm fatigue: standardizing use of physiological monitors and decreasing nuisance alarms. **American Journal of Critical Care**, Salt Lake City, v.19, n.1, p.28-34, Jan. 2010.

IMHOFF, M. et al. Smart alarms from medical devices in the OR and ICU. **Best Practice and Research Clinical Anaesthesiology**, Philadelphia, v.23, n.1, p.39-50, Mar. 2009.

KAMATH, M. V.; WATANABE, M.; UPTON, A. **Heart rate variability (HRV) signal analysis: clinical applications**. 1st ed. Boca Raton: CRC Press, 2012.

KLEIN, L. A., **Sensor and data fusion: a tool for information assessment and decision making**. 1st ed. Bellingham: SPIE press, 2004.

KORNIEWICZ, D.; CLARKE, T.; DAVID, Y. A National Online Survey on the Effectiveness of Clinical Alarms. **American Journal of Critical Care**, Salt Lake City, v.17, n.1, p.36-41, Jan. 2008.

LA BELLA, L. **Blood Pressure Basics**. 1st ed. New York: The Rosen Publishing Group, 2010.

LAWLESS, S.T. Crying wolf: false alarms in a pediatric intensive care unit. **Critical Care Medicine**, Baltimore, v.22, n.6, p.981-985, June 1994.

LEITE, C. R. et al. A fuzzy model for processing and monitoring vital signs in ICU patients. **BioMedical Engineering Online**, London, v.10, p.68, Aug. 2011.

LI, Q.; MARK, R. G.; CLIFFORD, G. D. Artificial arterial blood pressure artifact models and an evaluation of a robust blood pressure and heart rate estimator. **BioMedical Engineering OnLine**, London, v.8, n.1, p.13, July 2009.

LIPTON, J. A. et al. Alarms on the Intensive Cardiac Care Unit. In: **COMPUTERS IN CARDIOLOGY**, 36., 2009, Park City, UT. **Proceedings...**, New York, IEEE, 2009. p.13-16.

MINGQI, C.; BORIC-LUBECKE, O.; LUBECKE, V.M. 0.5um CMOS Implementation of Analog Heart-Rate Extraction With a Robust Peak Detector. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, New York, v.57, n.4, p.690-698, Apr. 2008.

MOODY, G. B.; MARK, R. G. A database to support development and evaluation of intelligent intensive care monitoring. In: **COMPUTERS IN CARDIOLOGY**, 23., 1996, Indianapolis, IN. **Proceedings...** New York, IEEE, 1996. p.657-660.

NISKANEN, J. P. et al. Software for advanced HRV analysis. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, Philadelphia, v.76, n.1, p.73-81, May 2004.

OPIE, L. H. **Heart physiology: from cell to circulation**. 4th ed. Philadelphia: Lippincott Williams Wilkins, 2004.

PHILIPS Healthcare. **IntelliVue MP20 and MP30 patient monitors**, version 1. Disponível em: <<http://www.healthcare.philips.com>> Acesso em: 14 Sept. 2015.

PHUNCHONGHARN, P.; HOSSAIN, E.; CAMORLINGA, S. Electromagnetic Interference-Aware Transmission Scheduling and Power Control for Dynamic Wireless Access in Hospital Environments. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, New York, v.15, n.6, p.890-899, Aug. 2011.

RAVANSHAD, N. et al. A Level-Crossing Based QRS-Detection Algorithm for Wearable ECG Sensors. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, New York, v.18, n.1, p.183-192, Jan. 2014.

RHOADES, R. A.; DAVID R. B. **Medical Physiology: Principles for Clinical Medicine**. 4th ed. Philadelphia: Lippincott Williams Wilkins, 2012.

ROALD, N. G. **Estimation of vital signs from ambient-light non-contact photoplethysmography**. 2013. 136f. Thesis (Master of Science in Electronics) - Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, 2013.

SWEENEY, K.T.; WARD, T.E.; MCLOONE, S.F. Artifact Removal in Physiological Signals - Practices and Possibilities. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, New York, v.16, n.3, p.488-500, Feb. 2012.

SWEENEY, K.T. et al. A Methodology for Validating Artifact Removal Techniques for Physiological Signals. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, New York, v.16, n.5, p.918-926, July 2012.

YANG, P. et al. Sensor fusion using a hybrid median filter for artifact removal in intraoperative heart rate monitoring. **Journal of Clinical Monitoring and Computing**, Philadelphia, v.23, n.2, p.75-83, Apr. 2009.