

**ERICK DARÍO LEÓN BUENO DE CAMARGO**

**Desenvolvimento de um Sistema de Alarme  
Inteligente para Equipamentos de Monitorização  
Multiparamétrica de Pacientes**

Dissertação apresentada à Escola  
Politécnica da Universidade de São  
Paulo para obtenção do Título de  
Mestre em Engenharia.

São Paulo

2006

**ERICK DARÍO LEÓN BUENO DE CAMARGO**

**Desenvolvimento de um Sistema de Alarme  
Inteligente para Equipamentos de Monitorização  
Multiparamétrica de Pacientes**

Dissertação apresentada à Escola  
Politécnica da Universidade de São Paulo  
para obtenção do Título de Mestre em  
Engenharia.

Área de concentração:  
Engenharia Mecânica.

Orientador:  
Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury.

São Paulo

2006

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 20 de Outubro de 2006

Assinatura do autor

Assinatura do orientador

## FICHA CATALOGRÁFICA

**León Bueno de Camargo, Erick Darío**  
**Desenvolvimento de um sistema de alarme inteligente para**  
**equipamentos de monitorização multiparamétrica de pacientes /**  
**E.D.Leon Bueno de Camargo. -- ed.rev. -- São Paulo, 2006.**  
**120 p.**

**Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade**  
**de São Paulo. Departamento de Engenharia Mecatrônica e de**  
**Sistemas Mecânicos.**

**1.Fuzzy 2.Sistemas especialistas 3.Engenharia biomédica**  
**4.Sinais biomédicos 5.Filtros de Kalman I.Universidade de São**  
**Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia**  
**Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos II.t.**

*Dedico este trabalho à minha esposa  
Fernanda, o grande amor da minha vida..*

*“A sorte favorece a mente bem  
preparada” – Louis Pasteur*

*“Não existe verdadeira inteligência sem  
bondade” – Ludwig van Beethoven*

*“A ciência sem a religião é coxa, a  
religião sem a ciência é cega” – Albert  
Einstein*

## **AGRADECIMENTOS**

Ao meu orientador, Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury, pela sua orientação neste trabalho, pelo seu suporte e conselhos nestes últimos anos e pela sua confiança em meu potencial.

À FDTE, Fundação para o Desenvolvimento Tecnológico da Engenharia, pela bolsa concedida durante o início do meu mestrado.

Aos colegas da Intermed, pelo companheirismo nos últimos anos, e ao meu amigo Zezito, pelas dicas durante a escrita desta dissertação.

Aos meus pais, Victor e Cilene, por sempre me mostrarem o caminho correto a ser percorrido, pela ajuda e apoio dado, e pela ajuda dada pelo meu pai nos complexos assuntos relacionados à medicina.

À minha esposa, Fernanda, pelo seu companheirismo e principalmente pela sua paciência durante a realização deste trabalho.

## **RESUMO**

O objetivo deste trabalho é desenvolver a arquitetura de um Sistema de Alarme Inteligente visando à aplicação deste em um Equipamento de Monitorização Multiparamétrica de Pacientes que deverá estar em conformidade com normas internacionais de segurança de equipamentos eletromédicos, tema este que surgiu durante o projeto de um Equipamento de Monitorização Multiparamétrica de Pacientes desenvolvido na Intermed Equipamento Médico Hospitalar Ltda. Esta arquitetura propõe o uso de um método robusto para fusão de sensores através de Filtro de Kalman, como apresentado por Ebrahim, Feldman e Bar-Kana (1997), onde a partir de diferentes sensores fornecendo valores de frequência cardíaca obtemos um valor ótimo da frequência cardíaca livre de artefatos e mais preciso do que o disponível por qualquer sensor individualmente. Os sinais fisiológicos do paciente, juntamente com o valor ótimo da frequência cardíaca, são então transformados em variáveis semânticas e analisados através de lógica fuzzy a fim de se identificar condições de alarme presentes no paciente. O sistema desenvolvido é detalhado para um cenário clínico, correspondendo a uma Unidade de Tratamento Intensivo Cardíaca, onde os principais parâmetros de configuração do sistema foram obtidos através de entrevistas com profissionais da área de saúde. O desenvolvimento do sistema foi focado no atendimento às Normas Internacionais aplicáveis mais atuais, que passaram a permitir Sistemas de Alarme Inteligente em 2003. O sistema foi simulado para o cenário clínico detalhado, onde foram analisados três pacientes em diferentes casos. Durante a simulação foi mostrada a influência de um valor mínimo do grau de coincidência para validação das condições de alarme, onde obtivemos valores adequados utilizando para isso um valor de 50%. Ao final mostramos também a importância de se levar em consideração a prioridade das condições de alarme no sistema proposto, o que além de ser um requisito de norma, influencia diretamente no comportamento do sistema, e conseqüentemente na resposta esperada pelo operador em função da mensagem a ele apresentada.

## **ABSTRACT**

The objective of this work is the development of an Intelligent Alarm System architecture aiming at its application on a Multiparameter Patient Monitoring Equipment, which must be in compliance to international electrical medical equipment safety standards. This theme was raised during the project of a Multiparameter Patient Monitoring Equipment developed at Intermed Equipamento Médico Hospitalar Ltda. This architecture proposes a robust method for sensor fusion using a Kalman Filter as presented by Ebrahim, Feldman and Bar-Kana (1997), in which sensor measurements of heart rate are used to derive a predicted value for this parameter free of artifacts and more precise than any of the individual measurements. The patient vital signs are then, together with the predicted value of the heart rate, transformed into semantic variables and analyzed through fuzzy logic in order to identify alarm conditions. The proposed system is detailed for a clinic scenario, corresponding to a Cardiac Intensive Care Unit, where the main configuration parameters were obtained through interviews with health care professionals. The system development was focused on the compliance to International Standards at present day, which allow the use of Intelligent Alarm Systems since 2003. The system was simulated for the detailed clinic scenario with three patients in different cases. The simulations show the influence of a minimal grade of coincidence value for the validation of the alarm conditions, where we obtained good results using a value of 50%. At the end of this work, it is shown the importance of considering the alarm priority, which not only is a standard requirement, but also interferes directly on the system behavior, and consequently, on the operator's expected response to the message.



## SUMÁRIO

RESUMO	
ABSTRACT	
SUMÁRIO	
LISTA DE FIGURAS	
LISTA DE TABELAS	
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	
1	INTRODUÇÃO ..... 1
1.1	Sistemas de Alarme Inteligentes ..... 1
1.2	Objetivo deste Trabalho..... 2
1.3	Motivação ..... 2
1.4	Organização da Dissertação ..... 5
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA ..... 6
2.1	Inteligência Artificial na Monitorização..... 6
2.1.1	Redes Neurais Artificiais ..... 6
2.1.2	Algoritmos Genéticos ..... 7
2.1.3	Lógica Fuzzy ..... 7
2.2	Equipamentos de Monitorização Multiparamétrica de Paciente..... 8
2.2.1	Eletrocardiograma ..... 9
2.2.2	Oximetria de Pulso ..... 12
2.2.3	Pressão Sangüínea não Invasiva..... 13
2.2.4	Capnometria ..... 14
2.2.5	Temperatura Corpórea ..... 14
2.2.6	Débito Cardíaco..... 15
2.2.7	Pressão Sangüínea Invasiva ..... 16
2.3	Requisitos Regulamentares ..... 17
2.4	Avaliação de um sistema de alarme ..... 20
2.5	Trabalhos Relacionados..... 21
3	DETALHAMENTO DO PROBLEMA ..... 26
4	DETALHAMENTO DO SISTEMA ..... 30
4.1	Escolha do pré-ajuste de alarme ..... 31
4.2	Aquisição dos sinais fisiológicos ..... 32
4.3	Determinação da freqüência cardíaca..... 33
4.4	Condições de alarme adicionais ..... 45
4.5	Transformação dos valores numéricos em semânticos..... 46
4.6	Determinação das condições de alarme..... 47
4.7	Determinação da prioridade das CA..... 49
4.8	Geração da mensagem unificada de alarme..... 50
5	SIMULAÇÃO DO SAI ..... 52
5.1	Aquisição dos sinais fisiológicos ..... 52
5.2	Funções de pertinência ..... 53
5.3	Condições de alarme..... 55
6	RESULTADOS..... 59
7	CONCLUSÕES ..... 71
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Derivações periféricas (reproduzido de THE ELECTROCARDIOGRAM, 2006)	10
Figura 2 - Curva do ECG e seus respectivos pontos e intervalos.....	10
Figura 3 - Derivações precordiais (reproduzido de CHEST LEADS, 2006).....	11
Figura 4 - Absorção de luz por oxihemoglobina e dióxido de hemoglobina (extraído e adaptado de OPERATION..., 2006).....	12
Figura 5 - Princípio da pletismografia (extraído e adaptado de OPERATION..., 2006).....	12
Figura 6 - Relação entre eventos adversos positivos e negativos (extraído e adaptado de TOBIN, 1997).....	21
Figura 7 - Avaliação clínica da fusão de sensores (extraído e adaptado de FELDMAN, EBRAHIM e BAR-KANA, 1997).....	25
Figura 8 - Estrutura do Sistema de Alarme Inteligente.....	30
Figura 9 - Fluxograma do método robusto de fusão de sensores (extraído e adaptado de EBRAHIM; FELDMAN; BAR-KANA, 1997).....	36
Figura 10 - Funções de pertinência (extraído e adaptado de OBERLI, 1997).....	47
Figura 11 - Função de Pertinência da Pressão Arterial Média.....	54
Figura 12 - Função de Pertinência da Pressão Arterial Diastólica.....	54
Figura 13 - Função de Pertinência da Frequência Cardíaca.....	54
Figura 14 - Função de Pertinência da Saturação de O <sub>2</sub> .....	55
Figura 15 - Saída do sistema de alarme - sem valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme – Paciente A.....	60
Figura 16 - Saída do sistema de alarme - sem valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme – Paciente B.....	61
Figura 17 - Saída do sistema de alarme - sem valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme – Paciente C.....	61
Figura 18 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 25% – Paciente A.....	62
Figura 19 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 25% – Paciente B.....	63
Figura 20 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 25% – Paciente C.....	63
Figura 21 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 50% – Paciente A.....	64
Figura 22 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 50% – Paciente B.....	65
Figura 23 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 50% – Paciente C.....	65
Figura 24 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 75% – Paciente A.....	66
Figura 25 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 75% – Paciente B.....	67
Figura 26 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 75% – Paciente C.....	67
Figura 27 - Saída do sistema de alarme - condições de alarme de maior grau de coincidência, independente da prioridade – Paciente A.....	68
Figura 28 - Saída do sistema de alarme - condições de alarme de maior grau de coincidência, independente da prioridade – Paciente B.....	69
Figura 29 - Saída do sistema de alarme - condições de alarme de maior grau de coincidência, independente da prioridade – Paciente C.....	70

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 - Nomenclatura das variáveis fisiológicas .....	33
Tabela 2 - Faixas normais para PM, PD, FC e SAT (extraído e adaptado de OBERLI, 1996)	54
Tabela 3 - Possíveis estados e diagnósticos mais prováveis (extraído e adaptado de OBERLI, 1996).....	56
Tabela 4 - Níveis de urgência das condições de alarme .....	57

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

CA	– Condição de Alarme
ECG	– Eletrocardiograma
EMMP	– Equipamento de Monitorização Multiparamétrica de Paciente
EN	– European Norm
FC	– Frequência Cardíaca
IEC	– International Electrotechnical Commission
PD	– Pressão Diastólica
PM	– Pressão Média
RNA	– Redes Neurais Artificiais
SAI	– Sistema de Alarme Inteligente
SAT	– Saturação parcial de Oxigênio
SpO <sub>2</sub>	– Oxímetro de Pulso
UTI	– Unidade de Tratamento Intensivo

# 1 INTRODUÇÃO

## *1.1 Sistemas de Alarme Inteligentes*

O objeto de estudo desta dissertação é um sistema de alarme que toma decisões lógicas baseado em múltiplas variáveis fisiológicas do paciente, registradas por um equipamento de monitorização multiparamétrica de paciente (EMMP), sem a intervenção do operador. Esse sistema pode mudar a prioridade de alarmes, ou determinar a presença ou falta de uma condição de alarme (CA) no paciente. Sistemas deste tipo são chamados de Sistemas de Alarme Inteligentes (SAI).

Muitas vezes um único problema no paciente ou no equipamento de monitorização do paciente pode levar a múltiplas CA, o que faz com que o equipamento gere vários sinais de alarmes aos quais o operador do equipamento deve responder. Nesse sentido torna-se importante o desenvolvimento de um sistema de alarme coordenado, minimizando esses sinais de modo a facilitar a identificação do problema pelo operador.

Um SAI deve separar as CA em subconjuntos, evitando múltiplos sinais de alarme para um único problema no paciente. Pode-se analisar uma ou várias variáveis fisiológicas monitoradas, padrões de variáveis monitoradas, dados de tendências, comparações de limites de alarmes de diferentes variáveis monitoradas, redundância de dados monitorados e/ou fusão de dados.

O uso de um SAI pode ainda reduzir sinais de alarmes gerados durante condições transientes no paciente, diminuindo assim o transtorno gerado por esses sinais e evitando a geração de sinais para CA falsas, tanto positivas, quando uma CA é gerada para um problema que não existe no paciente, como também negativas, quando não é gerada uma CA para um problema que existe no paciente (IEC 60601-1-8, 2003). Este segundo caso chega a ser mais importante que o primeiro, já que deixar de gerar alarmes para um CA que existe no paciente

implica em não avisar o profissional da área da saúde sobre uma mudança nos sinais fisiológicos em um paciente que pode estar necessitando de cuidados urgentes.

## ***1.2 Objetivo deste Trabalho***

O objetivo deste trabalho é desenvolver a arquitetura de um SAI visando à aplicação deste sistema em um EMMP que deverá estar em conformidade com normas internacionais de segurança de equipamentos eletromédicos, e aplicar esta arquitetura em um cenário clínico.

Este SAI deverá analisar, agrupar e classificar as CA do paciente em tempo real, sem a intervenção do operador, compreendendo a interdependência entre os sinais fisiológicos monitorados e gerando uma mensagem de alarme unificada para melhor interpretação do operador.

A segurança relativa a um sistema deste tipo pode ser mantida equivalente a de um sistema de alarme padrão ao se classificar corretamente a prioridade dos subconjuntos de alarmes, gerando sinais para subconjuntos de CA ativas (IEC 60601-1-8, 2003).

## ***1.3 Motivação***

A palavra “monitorar” vem do latim *monere*, que significa “avisar”. Muito mais do que apenas mostrar valores da condição fisiológica atual do doente, uma das principais funções de um EMMP é a geração de alarmes, sonoros e visuais, para direcionar a atenção do profissional da área de saúde às mudanças relevantes na condição fisiológica do paciente.

Com o avanço da tecnologia, nas últimas décadas, surgiram equipamentos capazes de coletar enormes quantidades de dados provenientes de sinais fisiológicos de um único paciente, e conseqüentemente, possibilitar a geração de inúmeros alarmes, relacionados aos diferentes parâmetros fisiológicos monitorados. Entretanto, essa enorme quantidade de dados acabou por gerar dois grandes problemas.

O primeiro deles se refere à utilização desses dados. Na maioria das vezes, essas complexas informações não são aproveitadas, uma vez que a mente humana não é capaz de sintetizar e analisar todos esses dados em tempo real, e os equipamentos em campo ainda se limitam a exibir os parâmetros monitorados e gerar alarmes individualizados para cada um deles. Temos assim que “não é mais suficiente simplesmente mostrar os dados em grandes tabelas ou em um gráfico complexo, colorido e seqüenciado. A próxima geração de computadores para tratamento intensivo deve ajudar o médico a assimilar essa grande quantidade de dados e a tomar decisões mais rápidas e efetivas.” (TOBIN, 1997).

Foram publicados na última década diversos estudos baseados em diferentes metodologias de inteligência artificial, como redes neurais artificiais, lógica fuzzy, algoritmos genéticos, entre outros, para o desenvolvimento de sistemas especialistas, capazes de simular o julgamento e o comportamento humano, com a finalidade de analisar a enorme quantidade de dados fornecidos por equipamentos de monitorização de paciente.

Por outro lado, “uma variedade de impedimentos tem retardado a aceitação geral de sistemas especialistas médicos. Eles incluem a pequena margem para erros aceitáveis na área médica, a rápida disponibilidade de especialistas humanos na maioria dos casos, e a complexidade dos requisitos regulamentares.” (HANSON III; MARSHALL, 2001).

O segundo grande problema é a quantidade de alarmes falsos gerados relacionados aos sinais fisiológicos monitorados.

Inúmeros artigos na literatura descrevem elevados índices de alarmes falsos e sem importância clínica significativa em unidades de monitorização de pacientes (BARKER; SHAH, 1997; BLOCK; NUUTINEN; BALLAST, 1999; CHAMBRIN, 2001; DAIN, 2003; DONCHIN; SEAGULL, 2002; MALVIYA et al, 2000; MEREDITH; EDWORTHY, 1995; TSIEN; FACKLER, 1997).

Tsien e Fackler (1997) apresentam um estudo onde, de um total de 2942 alarmes gerados em uma UTI analisada durante 298 horas, 86% eram alarmes positivos falsos, e outros 6% eram alarmes positivos verdadeiros clinicamente sem importância. Apenas 8% dos alarmes possuíam algum significado clínico relevante.

Esse elevado índice de alarmes desnecessários faz com que profissionais da área médica muitas vezes decidam por silenciar ou mesmo desativar os sinais de alarme, colocando em sério risco a segurança do paciente.

Beatty e Beatty (2004) realizaram um estudo sobre a violação intencional de anestesistas às regras de segurança, uma delas sendo o silenciamento de alarmes. O resultado mostra que quanto mais o anestesista acredita que as violações às regras de segurança são importantes, menor é a probabilidade de ele violar tais regras. Entretanto, eles encontraram uma exceção: o caso do silenciamento de alarmes. Ou seja, mesmo os anestesistas sabendo que o silenciamento de alarmes é uma violação grave às regras de segurança, é elevado o índice de anestesistas que o fazem intencionalmente. Isso sugere que existe uma falta de confiança generalizada nos alarmes sonoros, questionando sua utilidade.

Os elevados números de alarmes desnecessários mostrados, por exemplo, no estudo de Tsien e Fackler (1997), se devem basicamente à coleta errônea de dados dos pacientes, devido a algum erro técnico (artefatos de movimento na monitorização de oximetria de pulso, uso de equipamentos de eletrocirurgia na monitorização de ECG, sensores mal posicionados, interferências eletromagnéticas etc.), ou ainda a condições transientes do paciente, sem importância clínica significativa, ou seja, parâmetros monitorados que ultrapassam momentaneamente os limites de alarme ou condições isoladas sem importância.

A fim de reduzir o índice de alarmes falsos, os pesquisadores têm focado seus estudos em duas frentes. A primeira é no desenvolvimento de sensores de melhor qualidade, reduzindo ruídos de medição, e que detectem falhas sistêmicas, como cabos desconectados. A



segunda é no desenvolvimento de algoritmos de alarmes inteligentes para monitorização de pacientes (ZHANG, 2003).

Segundo Tobin (1997), outro fator de grande preocupação com relação aos conceitos padrões de alarme se deve ao fato de que estes operam numa base ligado-desligado, não incluindo informações referentes ao tempo no qual uma CA esteve ativa. Isto é, uma CA que ocorreu por apenas alguns segundos gera os mesmos sinais de alarme que uma CA que esteve presente continuamente. Faz-se então necessário um sistema de alarme que mude a prioridade de uma CA conforme o tempo em que ela esteve ativa, levando em consideração a variação biológica que ocorre nesse tempo.

#### ***1.4 Organização da Dissertação***

No restante desta dissertação, começamos por revisar a bibliografia existente nesta área no Capítulo 2. No Capítulo 3 apresentamos o cenário do trabalho proposto, detalhando as características desejadas em um SAI. Em seguida apresentamos a solução proposta, detalhando os subsistemas que compõem o Sistema de Alarme em estudo, no Capítulo 4. No Capítulo 5, por sua vez, mostramos a aplicação da arquitetura proposta em um dado cenário clínico, simulando o SAI em questão e apresentando os resultados obtidos no Capítulo 6. Por fim, no Capítulo 7 são apresentadas as conclusões deste trabalho e algumas sugestões para trabalhos futuros são colocadas.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 *Inteligência Artificial na Monitorização*

Devido à crescente quantidade de informação disponível na área médica, associada à crescente complexidade dos problemas médicos apresentados aos profissionais da área de saúde, é cada vez maior o número de estudos que aplicam métodos de inteligência artificial na análise dessas informações. Geralmente estes são apresentados na forma de programas destinados a ajudar o clínico na formulação de diagnósticos, na tomada de decisões e na previsão de prognósticos (RAMESH et al, 2004).

Apresentamos a seguir as técnicas de Inteligência Artificial mais utilizadas na área médica.

#### 2.1.1 *Redes Neurais Artificiais*

Os métodos de Inteligência Artificial aplicados na área médica são os mais diversos. Segundo Ramesh et al (2004), a técnica mais popular entre os pesquisadores é a de Redes Neurais Artificiais (RNA). Isso se deve ao fato de que essa técnica permite analisar dados não-lineares, lidar com informações imprecisas e desenvolver modelos generalizados, permitindo a aplicação destes na análise de dados independentes.

A capacidade das RNA em reconhecer padrões tem sido utilizada na análise de várias formas de onda incluindo a interpretação de eletrocardiogramas e eletroencefalogramas e na análise de padrões da hemodinâmica em pacientes na UTI (HANSON III; MARSHALL, 2001).

Segundo Hanson III e Marshall (2001), “a maior fraqueza das soluções de RNA é o fato de que os métodos pelos quais uma relação é descoberta permanecem escondidos (ou opacos) e por isso não são facilmente compreendidos ou explicados”.

### **2.1.2 Algoritmos Genéticos**

Sendo a forma mais utilizada de computação evolucionária para aplicação médica, os algoritmos genéticos foram desenvolvidos com base nos princípios da Lei de Darwin. São criadas aleatoriamente algumas soluções para um dado problema. Para cada uma destas soluções são geradas soluções próximas, e elas são testadas. Então, são retirados do processo os piores resultados, e o processo se repete até que se tenha atingido aproximadamente um resultado desejado.

É importante notar que, “como não são testados todos os resultados possíveis, os algoritmos genéticos são eficientes mas não garantem que a solução sobrevivente seja a melhor escolha possível.” (HANSON III; MARSHALL, 2001).

Os algoritmos genéticos têm sido utilizados na área médica principalmente em conjunto com outras técnicas de inteligência artificial, por exemplo na determinação de uma configuração mais precisa para uma dada RNA.

### **2.1.3 Lógica Fuzzy**

“A Lógica Fuzzy é a ciência da razão, pensamento e inferência que reconhece e usa o fenômeno do mundo real – que tudo é uma questão de grau.” (RAMESH et al, 2004).

A Lógica Fuzzy foi popularizada em 1965 por Lofti Zadeh, um engenheiro da Universidade da Califórnia que, em 1969, declarou que ‘a área mais provável de aplicação desta teoria está em diagnósticos médicos e, numa extensão menor, na descrição de sistemas biológicos’.

Segundo Hanson III e Marshall (2001), uma das características que mais chamam a atenção para a Lógica Fuzzy em aplicações médicas é o fato de ela ser capaz de lidar com ambigüidade.

## ***2.2 Equipamentos de Monitorização Multiparamétrica de Paciente***

São equipamentos destinados à monitoração contínua e simultânea de múltiplos parâmetros fisiológicos de um paciente, seja em uma sala de recuperação, uma sala de UTI, em uma clínica ou até mesmo durante uma cirurgia, gerando valores numéricos e gráficos dos parâmetros sensorizados.

Além disso, eles são responsáveis por gerenciar e disparar diversos tipos de alarmes, de diferentes prioridades.

Existem dois tipos de alarmes gerados por um EMMP: alarmes persistentes e alarmes não-persistentes. Os alarmes persistentes são aqueles cujos sinais gerados pelo EMMP permanecem ativos até que sejam reconhecidos pelo operador, por exemplo através do acionamento de uma tecla. Já os alarmes não-persistentes são aqueles cujos sinais gerados permanecem ativos apenas enquanto a condição de alarme correspondente está ativa no paciente.

Existem vários parâmetros fisiológicos que podem ser monitorados por um EMMP. Os mais comuns são:

- Eletrocardiograma (ECG) de 3 derivações;
- Oximetria de pulso (SpO<sub>2</sub>); e
- Pressão sanguínea não invasiva (NIBP).

Além desses, em algumas aplicações, como por exemplo monitoração em UTI, pode ser necessário o monitoramento de outros parâmetros, como:

- Capnometria (CO<sub>2</sub>);
- Temperatura corpórea (TEMP);
- Eletrocardiograma (ECG) de 12 derivações;

- Frequência respiratória através da impedância torácica, fornecida pelos eletrodos do ECG;
- Débito Cardíaco (CO); e
- Pressão sangüínea invasiva (IBP).

Durante cirurgias também é comum encontrar monitores de gases anestésicos, que geralmente são equipamentos conectados ao EMMP, fornecendo a ele medidas de concentração volumétrica de agentes anestésicos presentes no circuito ventilatório do paciente.

Outros parâmetros não tão comumente encontrados e que podem ser monitorados por um EMMP são:

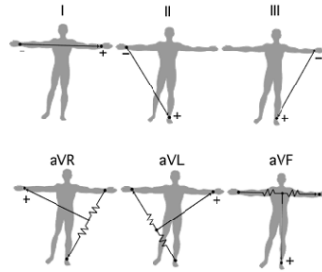
- Eletroencefalograma;
- BIS (bispectral index); e
- Pressão intracraniana.

A seguir apresentamos uma descrição dos principais módulos de monitorização de pacientes.

### ***2.2.1 Eletrocardiograma***

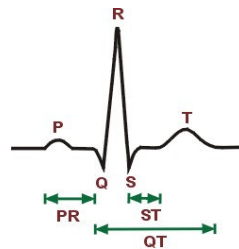
Através de eletrodos colocados em posições específicas do corpo do paciente, estes módulos monitoram a atividade elétrica do coração, ou seja, as curvas do ECG nas derivações monitoradas, assim como a frequência cardíaca, e, através da impedância torácica, a frequência respiratória do paciente.

As derivações são obtidas através da diferença de potencial entre dois eletrodos ligados à superfície do corpo do paciente, ou à soma vetorial de outras derivações. Por exemplo, a derivação DI é obtida através da diferença de potencial entre o braço esquerdo e o braço direito, e a derivação DII é obtida através da diferença de potencial entre a perna esquerda e o braço direito.



**Figura 1 - Derivações periféricas (reproduzido de THE ELECTROCARDIOGRAM, 2006)**

À medida que os átrios e ventrículos se despolarizam e se repolarizam, é possível captar sua atividade elétrica no eletrocardiograma. Cada onda é identificada por uma letra. As ondas Q, R e S mostram a despolarização dos ventrículos, o que corresponde à contração muscular dos mesmos. Já a onda T indica a repolarização dos ventrículos. Além das ondas, os intervalos entre elas também são analisados. O intervalo entre as ondas S e T, por exemplo, é chamado de segmento ST, sendo que uma alteração neste segmento pode indicar um comprometimento na oxigenação miocárdica.



**Figura 2 - Curva do ECG e seus respectivos pontos e intervalos**

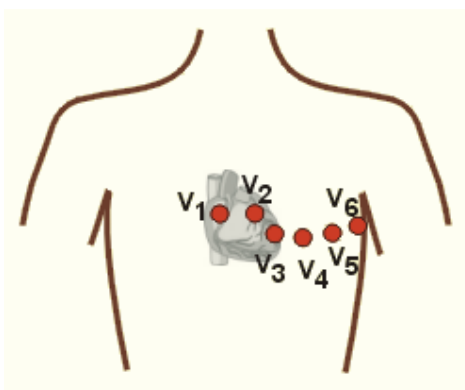
Com o avanço da tecnologia, os módulos mais atuais de ECG são capazes de realizar detecção de arritmias e monitorização contínua do segmento ST. A detecção de arritmias é de extrema importância, uma vez que algumas arritmias, como fibrilação ventricular, levam à incapacidade do coração em bombear sangue, fazendo com que a vida do paciente dependa de uma rápida intervenção médica. A análise contínua do segmento ST é importante pois pode detectar com antecedência outros problemas graves, como uma isquemia silenciosa. “Essas capacidades são necessárias em uma UTI, uma vez que os pacientes são mais velhos, com

patologias multi-sistêmicas complexas, e tanto as arritmias metabolicamente induzidas como doença coronária isquêmica concomitante são mais comuns.” (TOBIN, 1997).

Existem alguns grupos de derivações disponibilizadas por diferentes esquemas de posicionamento dos eletrodos no corpo do paciente, cada qual permitindo “ver” o coração de uma perspectiva diferente. Os principais são os periféricos e os precordiais.

Nos periféricos os eletrodos são posicionados no braço direito, no braço esquerdo e na perna direita, formando um triângulo, disponibilizando as derivações I, II e III. Composto essas três derivações, através de uma simples soma de vetores, obtêm-se outras três derivações, chamadas de aVR, aVL e aVF. Assim, pode-se monitorar a atividade elétrica do coração em um plano vertical, passando pelo coração, através de seis “vistas”.

Nos precordiais, seis eletrodos são posicionados ao longo do peito do paciente, e um em suas costas, disponibilizando seis derivações: V1, V2, V3, V4, V5 e V6. Essas derivações permitem observar as atividades elétricas do coração em um plano horizontal. Comumente, em um paciente com uma patologia cardíaca, são utilizados módulos de monitorização de 12 derivações, compreendendo os dois grupos de derivações citados acima, o que permite avaliar de maneira completa a atividade elétrica do coração.



**Figura 3 - Derivações precordiais (reproduzido de CHEST LEADS, 2006)**

## 2.2.2 Oximetria de Pulso

Estes módulos destinam-se à medição da oximetria de pulso (SpO<sub>2</sub>) do paciente, ou seja, sua concentração de oxihemoglobina no sangue, e de sua frequência de pulso.

Eles se baseiam em dois princípios: espectrofotometria e pletismografia. O princípio da espectrofotometria diz que a oxihemoglobina e a dioxihemoglobina diferem na absorção da luz vermelha e infravermelha. Já o da pletismografia diz que o volume de sangue arterial (e conseqüentemente a absorção de luz por esse sangue) se altera durante a pulsação. Assim, emitindo feixes de luz nas frequências de onda vermelha e infravermelha, e comparando a absorção desses feixes de luz pelo tecido, é possível saber a concentração de oxihemoglobina no sangue e detectar corretamente a pulsação sanguínea.

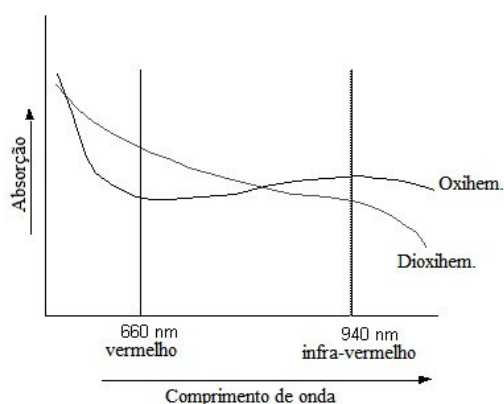


Figura 4 - Absorção de luz por oxihemoglobina e dioxihemoglobina (extraído e adaptado de OPERATION..., 2006)

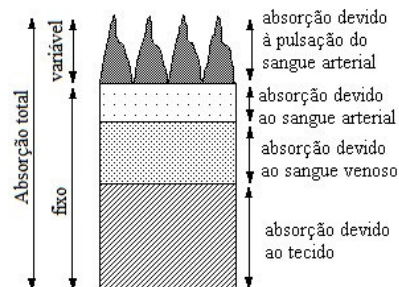


Figura 5 - Princípio da pletismografia (extraído e adaptado de OPERATION..., 2006)



Módulos de oximetria de pulso são muito importantes em diversos cenários hospitalares, uma vez que é difícil perceber visualmente quando um paciente apresenta hipoxemia (TOBIN, 1997).

Em contrapartida, inúmeros artigos descrevem esses módulos como os responsáveis pela maior parte dos sinais de alarmes falsos existentes no ambiente hospitalar, em virtude da alta susceptibilidade a artefatos de movimentação e mau posicionamento dos sensores.

### ***2.2.3 Pressão Sangüínea não Invasiva***

Estes módulos destinam-se à medição das pressões arteriais sistólica, diastólica e média de maneira não invasiva. Esses módulos também são capazes de medir a frequência de pulso do paciente.

Eles são muito utilizados devido ao fato de serem mais seguros que técnicas invasivas para medição da pressão sangüínea. Sua principal desvantagem é o fato desta técnica ser intermitente, geralmente sendo realizada uma medição a cada poucos minutos.

A maioria desses módulos realiza medições através do método oscilométrico, detectando as pulsações indiretamente através de um manguito. Neste procedimento, o manguito é inflado a uma pressão acima da sistólica, e então lentamente desinflado. Conforme a pressão interna do manguito vai diminuindo, as pulsações das artérias são transmitidas ao manguito e são detectadas como pequenas oscilações na pressão do mesmo. Essas oscilações aumentam de amplitude repentinamente quando a pressão interna do manguito se iguala à pressão sistólica e atingem uma amplitude máxima na pressão sanguínea média. A pressão diastólica pode então ser calculada a partir dessas pressões por diferentes algoritmos.

### **2.2.4 Capnometria**

Estes módulos destinam-se à medição da concentração de dióxido de carbono no circuito ventilatório do paciente, também sendo capazes de medir a frequência respiratória do paciente.

Os dois métodos mais comuns para medição da capnometria são o *sidestream* e o *mainstream*. No método *sidestream* uma amostra do gás que passa pelo circuito ventilatório é redirecionada para o módulo, onde se encontra o sensor para análise do gás. Já no método *mainstream* o sensor se localiza no próprio circuito ventilatório do paciente, e apenas um sinal elétrico é enviado ao módulo.

De acordo com Tobin (1997), são muitas as aplicações clínicas de um capnômetro. Dentre elas podemos citar: predição não invasiva da pressão de CO<sub>2</sub> arterial (Pa<sub>CO2</sub>), detecção de entubação esofágica, capnometria durante parada cardíaca, desmame da ventilação mecânica, para determinar níveis de PEEP (pressão positiva final da expiração), em pacientes com feridas na cabeça, para detectar mau funcionamento do ventilador mecânico e para detectar hipertermias malignas.

### **2.2.5 Temperatura Corpórea**

A temperatura corpórea é geralmente mantida a 37°C, através de três sistemas de termo-regulação: sensoriamento aferente, controle central e respostas eferentes (TOBIN, 1997).

As entradas no sistema regulador central são obtidas pelo sensoriamento aferente, que é composto por cinco partes de igual contribuição no sistema: hipotálamo, outras partes do cérebro, a medula espinhal, tecidos profundos torácicos e abdominais, e a superfície da pele.

No controle central, o hipotálamo integra as entradas, e caso o resultado ultrapasse um limite, que nos humanos é de aproximadamente 0,2°C, é iniciada uma resposta apropriada para manter a temperatura corpórea.

Dentre as respostas eferentes, a mais importante é a regulação por comportamento voluntário, relacionada com o conforto termal, fazendo com que a pessoa se agasalhe ou modifique a temperatura ambiente. As outras defesas termo-reguladoras são autônomas, como o suor e a vasoconstricção arteriovenosa.

A hipertermia é resultado de três mecanismos distintos: falha da regulação central, resposta periférica inadequada, e febre. A febre é um aumento regulado na temperatura corpórea, e é de longe a perturbação termal mais comum em pacientes em UTIs (TOBIN, 1997).

Mais perigosa que uma hipotermia de mesmo nível, a hipertermia pode causar taquicardia severa, a qual tende a resistir tratamento, e, em consequência do suor excessivo, também pode causar desidratação.

A hipotermia é definida quando a temperatura interna do corpo cai abaixo de 36°C. Estudos recentes mostram que uma hipotermia tão baixa quanto 1 ou 2°C pode trazer benefícios significativos em alguns casos e produzir danos substanciais em outros (TOBIN, 1997).

### **2.2.6 Débito Cardíaco**

Estes módulos destinam-se à medição do fluxo de sangue (débito cardíaco) que passa pelo coração. A técnica mais comum utiliza-se do método da termodiluição, com o uso de um cateter de Swan-Ganz.

Neste método, uma solução salina de volume conhecido (geralmente entre 3 e 10 cm<sup>3</sup>) e temperatura conhecida (geralmente menor que 25°C) é injetada através do cateter, saindo por um orifício a alguns centímetros da ponta do mesmo. Um termistor na ponta do cateter monitora a mudança na temperatura do sangue, e é gerada uma curva temperatura versus tempo. A mudança na temperatura conforme o sangue quente é misturado à solução fria é inversamente proporcional ao fluxo de sangue que passa pelo coração.

O conhecimento do débito cardíaco é um dos requisitos básicos na determinação do funcionamento orgânico e para tomada de decisão em casos de hipotensão, muito comuns em uma UTI (TOBIN, 1997).

### **2.2.7 Pressão Sangüínea Invasiva**

Estes módulos destinam-se à monitoração da pressão sanguínea em tempo real (forma de onda e pressões sistólica, diastólica e média) de modo invasivo, através de um cateter intra-arterial, além da frequência de pulso do paciente.

De acordo com Tobin (1997), a técnica de medição da pressão sanguínea de forma invasiva é geralmente considerada o *gold standard* pelo qual as outras técnicas são julgadas. Entretanto, apesar de uma medição direta de forma invasiva ser obviamente mais precisa que outras técnicas, podem acontecer erros devidos a aspectos técnicos ou clínicos, além desta técnica aumentar substancialmente o risco de morte devido ao seu aspecto invasivo.

A pressão sanguínea invasiva (IBP – *Invasive Blood Pressure*) é geralmente indicada quando se deseja monitorar a pressão arterial em tempo real, devido a uma preocupação quanto à possibilidade de mudanças significativas na pressão sanguínea do paciente.

É importante notar que a pressão arterial varia significativamente, mesmo em indivíduos saudáveis, independentemente do método utilizado para medi-la, durante o ciclo respiratório, em até 10 mmHg. Analisando minuto a minuto podemos chegar a um desvio padrão de 4 mmHg para a pressão sistólica e até 3 mmHg para a pressão diastólica. A pressão arterial também varia do dia para a noite e em função de diversos outros fatores, como por exemplo do estado de atenção do indivíduo, de dor, ansiedade, e de condições ambientais e psicológicas, como temperatura e humor (TOBIN, 1997).

### **2.3 *Requisitos Reglamentares***

Todos os Sistemas Eletromédicos e Equipamentos Eletromédicos estão sujeitos a um conjunto de Normas Internacionais, que prescrevem requisitos de segurança e desempenho essencial para esses sistemas. Assim, os EMMPs devem atender a diversos requisitos de segurança estipulados por essas normas. As principais normas são as da família IEC 60601.

A família IEC 60601 é dividida em uma Norma Geral, em Normas Colaterais e Normas Particulares.

Durante o projeto de um equipamento, deve-se analisar todas as normas aplicáveis a este produto, sendo que um requisito em uma Norma Particular tem prioridade sobre o requisito correspondente em uma Norma Colateral, que por sua vez tem prioridade sobre o requisito na Norma Geral.

A Norma Geral, IEC 60601-1, prescreve requisitos aplicáveis a todos os equipamentos médicos. Aqui entram prescrições para classificação do equipamento, identificação, marcação e documentação, proteção contra riscos de choque elétrico, mecânico, condições ambientais e outros riscos de segurança.

As Normas Colaterais, numeradas IEC 60601-1-X, prescrevem requisitos relacionados a uma classe específica de equipamentos, como por exemplo a IEC 60601-1-3, relacionada a equipamentos de Raio-X, ou então a um subgrupo de requisitos aplicáveis a equipamentos médicos em geral, como a IEC 60601-1-2, relacionada a Compatibilidade Eletromagnética.

Dentre as Normas Colaterais, temos a norma que prescreve requisitos para sistemas de alarme, a IEC 60601-1-8, cuja primeira edição foi publicada em agosto de 2003.

Além dessas normas, existem ainda as Normas Particulares, numeradas IEC 60601-2-X, que prescrevem requisitos particulares a um dado equipamento, como a IEC 60601-2-49, relacionada a prescrições gerais para a segurança de equipamentos de monitorização multiparamétrica de pacientes.

No caso de um EMMP com módulos de monitorização mais comuns, as seguintes normas da família IEC 60601 são aplicáveis:

- IEC 60601-1: Norma Geral;
- IEC 60601-1-1: Norma Colateral relacionada a sistemas eletromédicos;
- IEC 60601-1-2: Norma Colateral relacionada a compatibilidade eletromagnética;
- IEC 60601-1-4: Norma Colateral relacionada a equipamentos com dispositivos programáveis;
- IEC 60601-1-6: Norma Colateral relacionada a usabilidade do equipamento;
- IEC 60601-1-8: Norma Colateral relacionada a sistemas de alarme;
- IEC 60601-2-27: Norma Particular relacionada a monitorização de ECG;
- IEC 60601-2-30: Norma Particular relacionada a monitorização de NIBP;
- IEC 60601-2-34: Norma Particular relacionada a monitorização de IBP;
- IEC 60601-2-49: Norma Particular relacionada a monitores multiparamétricos de paciente.

Para os módulos de temperatura, oximetria, capnometria e débito cardíaco ainda não existem normas correspondentes da família IEC 60601. Nestes casos, aplicam-se a Norma Geral e as Normas Colaterais apenas.

Em virtude da globalização existe um movimento mundial para padronização das normas aplicáveis a equipamentos médicos, chamado de “Nova Abordagem”, cujo objetivo é fazer com que todos os países adotem as normas da família IEC 60601. Enquanto a “Nova Abordagem” não é implementada, existem alguns países que possuem suas próprias normas.

Assim é na União Européia, que adota as normas EN. Caso o equipamento seja destinado para uso na Europa, deve-se também atender a essas normas. Na sua maior parte, as normas EN são traduções das normas IEC, como acontece com as normas da família IEC

60601, que deram origem às normas EN 60601, antigamente chamadas apenas de EN 601. Entretanto, existem normas européias para as quais não existe uma norma internacional. Esse é o caso da EN 864, relacionada a capnômetros, e da EN 865, relacionada a oxímetros de pulso.

Devido à inexistência de uma norma internacional para esses dois módulos e à importância das normas européias, iremos também considerar essas duas normas no desenvolvimento deste SAI. Para os módulos de temperatura e débito cardíaco não existe uma norma européia aplicável.

A Norma Colateral IEC 60601-1-8 é a primeira da família de normas IEC 60601 a tratar de Sistemas de Alarme Inteligentes em equipamentos eletromédicos. Até então, as normas prescreviam requisitos aplicáveis a sinais de alarmes individualizados para cada parâmetro fisiológico monitorado.

Segundo sua própria definição, um SAI é “um sistema de alarme que toma decisões lógicas baseado na informação monitorada sem a intervenção do operador” (IEC 60601-1-8, 2003). Como exemplo de SAI, a norma cita um sistema de alarme que muda a prioridade de uma CA baseado na taxa de mudança da variável monitorada, e um sistema de alarme que suprime uma CA quando uma CA relacionada de maior prioridade gerou recentemente um sinal de alarme.

Caso o equipamento possua um SAI, a IEC 60601-1-8 exige que as instruções para utilização forneçam informações referentes a como o SAI:

- determina uma CA, com base no tempo, pesos, variáveis múltiplas, ou outros processamentos avançados, como RNA ou lógica fuzzy;
- gera sinais de alarme para duas ou mais CA de mesma prioridade, o que inclui, mas não é limitado a, uma priorização interna das CA;

- muda uma prioridade previamente designada ou a priorização relativa de uma CA em particular;
- muda atrasos de geração de sinais de alarme ou atrasos de CA; e
- muda as características dos sinais de alarme gerados, como por exemplo volume, tempo ou urgência.

Adicionalmente, o uso de um SAI está relacionado com a não obrigatoriedade em atender a algum requisito da norma. Por exemplo, é exigido que o sistema de alarme indique visualmente todas as CA que estão ocorrendo em um dado momento, a não ser que se utilize um SAI. Nesse caso, o SAI pode evitar que uma CA de prioridade mais baixa gere um sinal de alarme quando uma CA classificada internamente como de maior prioridade gere ou tenha gerado recentemente um sinal de alarme. Outro caso semelhante é no uso de limites de alarme auto-ajustáveis, onde o sistema de alarme deve mostrar continuamente esses limites, a menos que tais limites tenham sido determinados por um SAI.

Outro aspecto importante a ser citado é que esta norma padroniza os sinais sonoros disponibilizados por sistemas de alarme de equipamentos eletromédicos.

Ela também padroniza os estados de inativação do sistema de alarme, chamando-os de “áudio desligado”, “áudio pausado”, “alarme desligado” e “alarme pausado”. Anteriormente, as normas particulares chamavam estados similares por “inativação”, “silenciamento” e “suspensão”, nomes que tendem a confundir o operador devido a sua diferente aplicação por diferentes fabricantes (IEC 60601-1-8, 2003).

## ***2.4 Avaliação de um sistema de alarme***

Os sistemas de alarme são avaliados basicamente através de três características: sensibilidade, especificidade e valor preditivo positivo, definidas por:

$$\text{Sensibilidade} = \frac{\text{Alarmes Positivos Verdadeiros}}{\text{Alarmes Positivos Verdadeiros} + \text{Alarmes Negativos Falsos}} \quad (2.1)$$



$$\text{Especificidade} = \frac{\text{Alarmes Negativos Verdadeiros}}{\text{Alarmes Negativos Verdadeiros} + \text{Alarmes Positivos Falsos}} \quad (2.2)$$

$$\text{Valor Preditivo Positivo} = \frac{\text{Alarmes Positivos Verdadeiros}}{\text{Alarmes Positivos Verdadeiros} + \text{Alarmes Positivos Falsos}} \quad (2.3)$$

De acordo com Tobin (1997), a maioria dos clínicos acredita que um sistema de alarme apresenta um bom desempenho quando apresenta uma sensibilidade de 100%, isto é, é capaz de detectar eventos adversos em 100% dos casos, e uma especificidade de 95%, isto é, detecta corretamente que não existem eventos em 95% dos casos em que estes não existem. Porém, supondo um caso em que a prevalência de eventos adversos é de 5%, a sensibilidade é de 100% e a especificidade de aproximadamente 95%, o valor preditivo positivo deste sistema é de apenas 50%, ou seja, 50% dos alarmes gerados serão positivos falsos, como mostra a Figura 6.

		evento	
		+	-
alarme	+	5	5
	-	0	90
		5	95

Figura 6 - Relação entre eventos adversos positivos e negativos (extraído e adaptado de TOBIN, 1997)

## 2.5 *Trabalhos Relacionados*

Oberli (1996) desenvolveu um sistema especialista para processamento inteligente dos dados disponibilizados por um monitor cardiovascular. Seu trabalho teve como objetivos conectar um computador pessoal a uma rede hospitalar, coletar dados fisiológicos dos pacientes através deste computador, desenvolver um software para geração de relatórios médicos sobre o comportamento dos parâmetros fisiológicos mais importantes dos pacientes durante cirurgias, e por fim desenvolver um sistema de hierarquização de alarmes gerados a

partir dos sinais de eletrocardiograma (ECG), pressão arterial (PA) e oxímetro de pulso (SpO<sub>2</sub>), a fim de diminuir o índice de alarmes falsos.

Segundo Oberli (1996), apesar de existirem trabalhos semelhantes com soluções bastante distintas, existe um consenso sobre os principais requisitos que um sistema de monitorização cardiovascular inteligente deve satisfazer:

- *Tempo real*: o sistema deve ser executado em tempo real, o que deve estar assegurado sempre para o pior caso de cálculo;
- *Explicação dos alarmes*: os alarmes gerados devem não só chamar a atenção do operador, como também devem conter uma explicação rápida das condições que o geraram;
- *Priorização de alarmes*: os alarmes devem ser priorizados hierarquicamente de modo que seja possível lidar com situações de alarmes múltiplos;
- *Síntese das conclusões*: o sistema deve ser capaz de sintetizar e explicar os dados de forma que o operador entenda rapidamente as conclusões do monitor;
- *Interação limitada com o operador*: deve-se limitar a interação com o operador, havendo um alto nível de automatização sem deixar o sistema pouco flexível.

Oberli, em seu trabalho, também atentou para o fato de que existia um consenso sobre a necessidade de uma norma que padronizasse os sinais sonoros de alarmes.

Seu sistema especialista é capaz de selecionar e validar alarmes através da integração de sete sinais fisiológicos monitorados de pacientes de cirurgia cardíaca, utilizando lógica fuzzy. Os parâmetros monitorados foram: frequência cardíaca a partir da monitorização do ECG, da pressão arterial (invasiva) e do oxímetro de pulso, três pressões arteriais, média, sistólica e diastólica, e saturação sanguínea de oxigênio. Dentre as três fontes de frequência cardíaca é obtida a frequência mais confiável, por ordem de preferência, sendo que o valor

obtido pelo ECG tem sempre a maior prioridade. Caso este valor não esteja disponível, é utilizado o valor proveniente do módulo de SpO<sub>2</sub>, e se este não está disponível, o proveniente do módulo de pressão invasiva. Então, juntamente com os outros quatro valores, os resultados passam por um estado de inferência, e uma mensagem de alarme unificada é mostrada.

O trabalho foi posteriormente validado por Oberli et al (1999). Os resultados obtidos (comparados com um monitor padrão da década de 90) foram: alarmes falsos, menos de 1% (75%); sensibilidade, 92% (79%); valor preditivo positivo, 97% (31%).

Zhang (2003) desenvolveu um sistema para análise em tempo real de dados fisiológicos durante a monitorização de pacientes em Unidades de Tratamento Intensivo (UTIs).

Em seu trabalho Zhang levanta a necessidade de um sistema de anotações à beira do leito durante a coleta dos dados do paciente, possibilitando a reconstrução do contexto clínico sob o qual esses dados são adquiridos.

Assim, ele desenvolveu um sistema que coleta simultaneamente dados fisiológicos do paciente e anotações clínicas a beira de leito, analisando os dados com o uso de redes neurais artificiais e aprendizado por árvores de classificação (*classification tree learning*).

Seu sistema é capaz de desenvolver algoritmos de alarme em tempo real, através de métodos de aprendizado automático (machine learning), adaptando o sistema a cada paciente em particular. Isso só é possível através do sistema de anotações à beira do leito, sendo que o sistema é capaz de funcionar de forma autônoma após cerca de duas horas de aprendizado.

Os resultados obtidos foram: alarmes positivos verdadeiros clinicamente relevantes, 89%; alarmes positivos verdadeiros clinicamente sem importância, 6%; alarmes falsos, 5%.

Ebrahim, Feldman e Bar-Kana (1997) desenvolveram um método robusto para fusão de sensores para estimação de frequência cardíaca. Este método analisa em conjunto a frequência cardíaca proveniente do eletrocardiograma, do oxímetro de pulso e da pressão

arterial invasiva, com o objetivo de obter um valor ótimo de frequência cardíaca livre de artefatos, ou seja, livre de perturbações provindas de interferências externas, como por exemplo movimentação ou manipulação do paciente, um valor de confiança associado com cada estimativa o qual indica a probabilidade desta estimativa ser correta, e uma estimativa da frequência cardíaca mais precisa do que a disponível a partir de qualquer sensor individual.

A estimação é feita com base em médias ponderadas, sendo que o processo é capaz de identificar e eliminar sensores com artefatos, evitando que uma medida errada influa no resultado final, aumentando a robustez do método.

Os sensores a serem excluídos são identificados com base no consenso entre os sensores, e em um valor preditivo da frequência cardíaca, o que ajuda a identificar medidas de sensores com artefatos e a encontrar a melhor estimativa mesmo quando apenas um sensor está fornecendo bons valores (EBRAHIM; FELDMAN; BAR-KANA, 1997).

Este sistema foi posteriormente validado por Feldman, Ebrahim e Bar-Kana (1997). Foram investigados 85 períodos de monitoração, sendo 12 de salas de cirurgia, 60 de uma UTI adulta e 13 de uma UTI pediátrica. A Figura 7 mostra o desempenho do sistema, através do número total de minutos por hora de dados não disponíveis e dados com erro de artefato, somados, para a estimativa fundida (*RSF – Robust Sensor Fusion*) e para os sensores individualmente (*ART – pressão arterial, SPO – oximetria de pulso e ECG – eletrocardiograma*). Os períodos de monitoração foram ordenados do pior ao melhor caso. O resultado mostra que o sistema é capaz fornecer uma estimativa tão boa quanto ou melhor do que qualquer sensor individualmente.

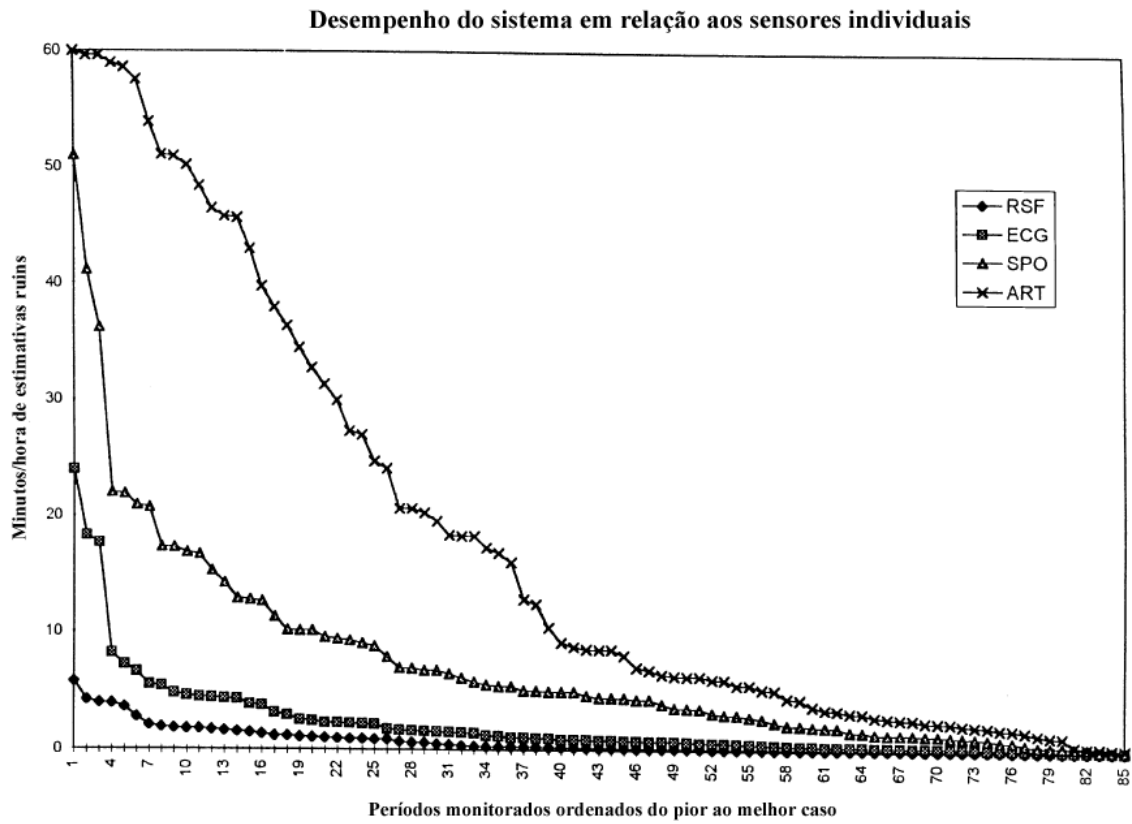


Figura 7 – Avaliação clínica da fusão de sensores (extraído e adaptado de FELDMAN, EBRAHIM e BAR-KANA, 1997)

### 3 DETALHAMENTO DO PROBLEMA

O trabalho proposto visa o desenvolvimento da arquitetura de um SAI para sua aplicação futura embarcado em um EMMP que deverá estar em conformidade com normas internacionais de segurança de equipamentos eletromédicos.

O Sistema de Alarme Inteligente deve ser flexível, permitindo sua aplicação em diferentes tipos de monitores multiparamétricos. Assim, o sistema deve trabalhar com dados incompletos e com a inexistência de dados de algum sinal fisiológico, ou seja, deve continuar a operar mesmo quando estão disponíveis apenas dados de alguns sinais fisiológicos. Esses dois requisitos são necessários principalmente caso se deseje implementar o sistema em um equipamento modular, onde cada sinal fisiológico é adquirido através de um módulo, sendo que esses módulos podem ser conectados e desconectados durante a monitorização.

Além disso, o SAI deve prever o uso do EMMP em diferentes ambientes de monitorização, prevendo a monitorização de pacientes em UTIs, salas de cirurgia, salas de recuperação, e clínicas particulares.

O hardware de aquisição de sinais fisiológicos disponível atualmente no mercado internacional é capaz de detectar condições de alarmes técnicos, como cabos de paciente soltos, além de fornecer dados fisiológicos previamente tratados e filtrados. Os EMMP disponíveis no mercado atualmente possuem módulos que disponibilizam os seguintes sinais fisiológicos:

- Eletrocardiograma:
  - curvas de eletrocardiograma em tempo real, para as diferentes derivações monitoradas;
  - valor numérico da frequência cardíaca;
  - curva da onda de respiração, medida por impedância torácica;
  - valor numérico da frequência respiratória;

- Oximetria de pulso:
  - curva de pletismograma;
  - valor da saturação sangüínea de oxigênio;
  - valor da freqüência de pulso;
- Pressão sangüínea não invasiva:
  - valor da pressão arterial sistólica;
  - valor da pressão arterial média;
  - valor da pressão arterial diastólica;
  - valor da freqüência de pulso;
- Capnometria:
  - curva de capnograma;
  - valor de etCO<sub>2</sub> (valor de CO<sub>2</sub> ao final da expiração);
  - valor de insCO<sub>2</sub> (valor de CO<sub>2</sub> inspirado)
  - valor da freqüência respiratória;
- Temperatura corpórea:
  - valor da temperatura corpórea;
- Débito Cardíaco:
  - valor do débito cardíaco;
- Pressão sangüínea invasiva:
  - curva da pressão arterial em tempo real;
  - valor da pressão arterial sistólica;
  - valor da pressão arterial média;
  - valor da pressão arterial diastólica;
  - valor da freqüência de pulso.

Adicionalmente, esses equipamentos podem trabalhar com mais de um canal de temperatura monitorado, assim como mais de um canal de pressão sanguínea invasiva.

É importante lembrar que, na prática, todos os módulos não são ligados ao mesmo tempo. Dependendo da patologia ou do ambiente no qual o paciente está sendo monitorado, diferentes subconjuntos de módulos estão ligados em um dado instante.

O SAI também deve atender aos seguintes requisitos:

- o SAI deve trabalhar em tempo real;
- o operador deve ser capaz de adicionar novas regras pré-definidas para condições de alarme existentes no paciente, caso deseje;
- a interação com o usuário deve ser limitada à escolha dos pré-ajustes de alarme e à inclusão ou remoção das regras adicionais para a definição de existência de condições de alarme, além dos demais requisitos das normas;
- o SAI deve disponibilizar uma mensagem de alarme unificada, sucinta e clara de modo a facilitar a compreensão por parte do operador quanto ao estado fisiológico atual do paciente.

Durante a análise dos sinais monitorados, o SAI deve:

- agrupar diferentes CA em subconjuntos, evitando que um único problema no paciente gere múltiplos sinais de alarme;
- possuir uma hierarquização interna de prioridades das CA;
- basear a prioridade de uma CA em múltiplas variáveis, podendo-se levar em consideração:
  - o nível de urgência requerido a uma resposta do operador;
  - a frequência em que esta CA se apresenta;
  - o tempo em que ela esteve ativa;
  - análise em conjunto com outras variáveis monitoradas;

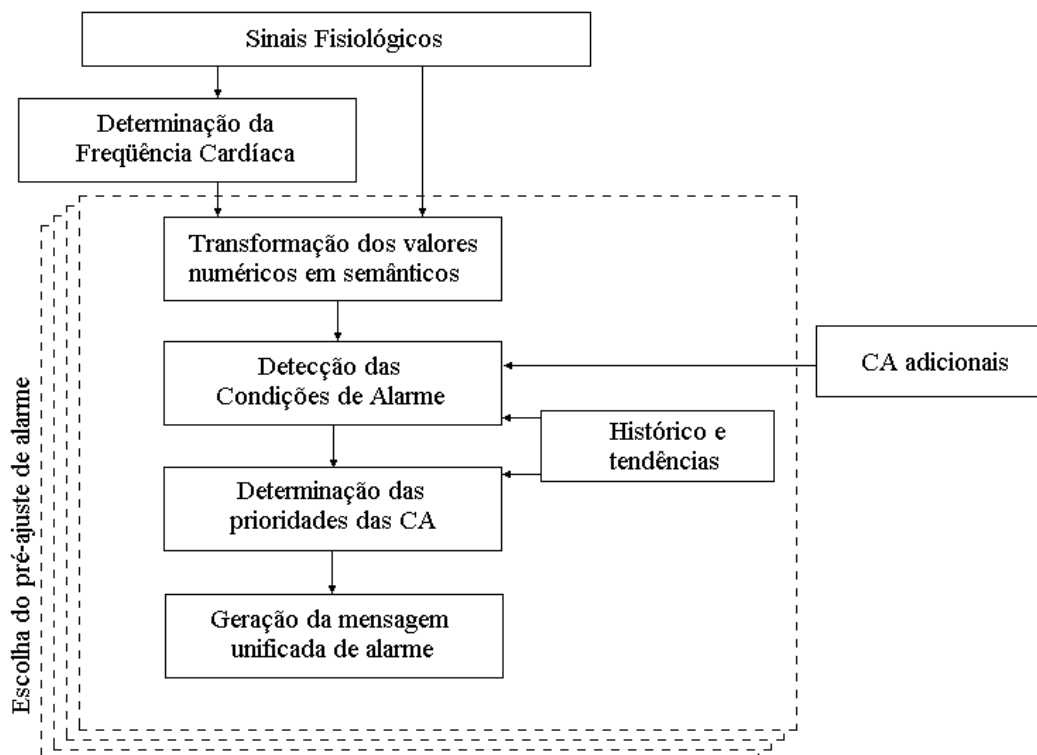


- dados de tendências;
- quando aplicável, a comparação de limites de alarmes de diferentes variáveis monitoradas.

Neste trabalho a análise dos sinais monitorados será baseada em lógica fuzzy, em virtude do seu fácil entendimento por parte dos profissionais da área de saúde. Isto também facilitará a compreensão dos resultados obtidos e promoverá uma melhor aceitação e validação deste sistema junto a estes profissionais.

## 4 DETALHAMENTO DO SISTEMA

O SAI será desenvolvido com base no sistema proposto por Oberli (1996), com algumas modificações, como mostrado pela figura a seguir.



**Figura 8 - Estrutura do Sistema de Alarme Inteligente**

Com o objetivo de suprimir a necessidade de anotações a beira do leito, optou-se neste estudo por trabalhar com pré-ajustes de alarmes. Um pré-ajuste de alarme é um conjunto pré-definido de parâmetros de configuração, que podem incluir a seleção de algoritmos e valores iniciais para uso com algoritmos, os quais afetam ou modificam o desempenho do Sistema de Alarme (IEC 60601-1-8, 2003).

Assim, ao invés de exigir que exista uma pessoa responsável por inserir anotações sobre o estado do paciente ou sobre um procedimento cirúrgico em andamento durante a monitorização, como propõe Zhang (2003), o sistema em questão disponibiliza diferentes pré-ajustes de alarme, cobrindo os cenários clínicos e cirúrgicos mais comuns, dentro dos quais se conheçam quais as respostas esperadas do paciente. Espera-se, assim, limitar a interação com

o usuário, tornando o sistema mais prático sem torná-lo menos flexível, contribuindo para sua aceitação no campo de trabalho.

Em uma primeira etapa, o sistema analisará os valores disponíveis de frequência cardíaca e de frequência de pulso, determinando um valor ótimo para frequência cardíaca. Em seguida, os valores numéricos fisiológicos monitorados e a frequência cardíaca ótima serão classificados em uma de três categorias, baixo, normal e alto, dependendo do pré-ajuste de alarme escolhido.

Na próxima etapa, esses valores semânticos são avaliados, em função do pré-ajuste de alarme escolhido, onde serão determinadas as condições de alarme existentes, incluindo aqui as condições de alarme adicionadas pelo operador.

Em seguida, serão determinadas as prioridades de cada condição de alarme existente, gerando então, na última etapa, uma mensagem unificada de alarme, identificando a condição ativa de alarme e sua prioridade.

#### ***4.1 Escolha do pré-ajuste de alarme***

Ao inicializar, o SAI irá pedir ao operador que identifique em qual pré-ajuste de alarme ele deseja que o EMMP opere. Possíveis escolhas podem incluir traumas, monitorização pós-cirúrgica, de cirurgias com anestesia geral, de pequenas cirurgias ou de pacientes típicos de UTIs.

Cada pré-ajuste de alarme corresponderá a um diferente cenário clínico no qual o EMMP é destinado para uso. Considera-se que em cada um destes cenários as variáveis monitoradas serão tratadas de maneira diferente. Por exemplo, podem existir diferentes condições de alarme para um mesmo conjunto de dados disponíveis, e uma mesma condição de alarme pode ter prioridades diferentes em diferentes cenários. Adicionalmente, o operador pode mudar o pré-ajuste de alarme em uso durante a monitorização de um paciente.

Uma vez que diferentes pré-ajustes de alarme retratam diferentes cenários clínicos, estes trabalham com diferentes sinais fisiológicos. Assim, em cada pré-ajuste de alarme supõe-se um diferente conjunto de sinais fisiológicos monitorados.

Dado o conjunto de sinais fisiológicos monitorados é feita a transformação dos valores numéricos em semânticos. Dependendo do cenário retratado pelo pré-ajuste de alarme, o significado semântico desses sinais pode variar, fazendo com que certo valor de um sinal fisiológico que é considerado alto em um pré-ajuste possa ser considerado normal em outro, por exemplo. Após a transformação dos valores numéricos em semânticos, obtêm-se diferentes possíveis estados nos quais o paciente pode se encontrar, como será detalhado mais adiante. Cada estado possui uma interpretação que depende do pré-ajuste de alarme selecionado, podendo ou não representar uma condição de alarme.

Assim, cada pré-ajuste de alarme é composto por um conjunto de sinais fisiológicos relevantes monitorados, fornecendo um conjunto de estados nos quais o paciente pode se encontrar, por funções de pertinência que transformam os valores numéricos em semânticos, por interpretações para cada estado do paciente, e, por fim, por diferentes maneiras de se tratar a prioridade de cada condição de alarme detectada.

## ***4.2 Aquisição dos sinais fisiológicos***

Neste trabalho, estamos considerando apenas os valores numéricos disponibilizados pelos módulos de monitorização. Como o SAI em desenvolvimento é destinado a ser embarcado em um EMMP, podemos supor que todos os valores numéricos disponibilizados pelos módulos estarão diretamente acessíveis ao sistema. Assim, para os módulos de monitorização mais comuns, temos disponíveis as variáveis apresentadas na Tabela 1.

Apesar do módulo de pressão sanguínea não invasiva também fornecer valores de frequência de pulso, este o faz em tempos discretos, com intervalos de vários minutos entre

eles, o que leva a valores que não sejam clinicamente relevantes. Por esse motivo, estamos desconsiderando o valor de frequência cardíaca disponibilizado por este módulo.

Nome	Variável	Módulo
FCE	Frequência cardíaca proveniente do ECG	ECG
FRE	Frequência respiratória por impedância torácica	ECG
FCI	Frequência de pulso proveniente do IPB	IBP
PSI	Valor da pressão arterial sistólica	IBP
PDI	Valor da pressão arterial diastólica	IBP
PMI	Valor da pressão arterial média	IBP
FCS	Frequência da saturação proveniente do SpO <sub>2</sub>	SpO <sub>2</sub>
SAT	Valor da saturação sanguínea de oxigênio	SpO <sub>2</sub>
PSN	Valor da pressão arterial sistólica	NIBP
PDN	Valor da pressão arterial diastólica	NIBP
PMI	Valor da pressão média	NIBP
etCO <sub>2</sub>	Valor de CO <sub>2</sub> ao final da expiração	CO <sub>2</sub>
insCO <sub>2</sub>	Valor de CO <sub>2</sub> inspirado	CO <sub>2</sub>
FRC	Frequência respiratória do capnômetro	CO <sub>2</sub>
TEMP	Valor da temperatura corpórea	TEMP
CO	Valor do débito cardíaco	CO

**Tabela 1 - Nomenclatura das variáveis fisiológicas**

A análise das curvas disponibilizadas pelos módulos está fora do escopo deste trabalho.

### ***4.3 Determinação da frequência cardíaca***

Antes de analisar os sinais fisiológicos disponíveis em busca de condições de alarme válidas, o SAI deve obter um valor confiável de frequência cardíaca. Nos EMMP atuais, apesar de ser comum a presença de mais de uma fonte deste sinal, como por exemplo a partir dos módulos de ECG, de IBP e de SpO<sub>2</sub>, estes sinais não são analisados em conjunto.

Como estes módulos monitoram a mesma variável por diferentes meios, artefatos presentes no paciente não afetam da mesma maneira cada sensor. Assim é possível estimar, com base nestes três sensores, um valor ótimo da frequência cardíaca, mais preciso do que o disponível por qualquer sensor individualmente. Adicionalmente, o uso de valores preditivos com base em valores estimados no passado permite ao sistema definir a melhor estimativa mesmo quando apenas um único sensor disponibiliza dados corretos (EBRAHIM; FELDMAN; BAR-KANA, 1997).

Na arquitetura proposta o método para fusão de sensores utilizado segue a forma do sistema apresentado por Ebrahim, Feldman e Bar-Kana (1997), de onde o que segue foi extraído e adaptado.

O processo de fusão se inicia com um conjunto de medidas de frequência cardíaca de  $N$  sensores  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , em um instante  $k$ . Cada leitura é modelada pela fórmula

$$x_i(k) = \theta(k) + e_i(k) \quad (4.1)$$

onde:

$\theta$  é o valor real da frequência cardíaca no instante  $k$ ;

$e_i$  é o erro associado ao sensor  $i$ .

A predição  $\hat{\theta}^-$ , baseada em estimativas passadas, também é modelada com base no valor real da frequência cardíaca e do seu erro  $\Delta$ :

$$\hat{\theta}^-(k) = \theta(k) + \Delta(k) \quad (4.2)$$

A estimativa  $\hat{\theta}^+(k)$  deve possuir um erro dentro de um limite de aceitabilidade  $e$ :

$$|\hat{\theta}^+(k) - \theta(k)| \leq e \quad (4.3)$$

Além disso, também é obtido um valor de confiança  $C$ , que varia entre 0,0 e 1,0, representando a probabilidade de a estimativa fundida correspondente ser aceitável.

As condições de erro são classificadas em nominais ou de artefato:

$$|x_i - \theta| = e_i \begin{cases} \bar{e}_i & \text{se } e_i > e \Leftrightarrow \text{artefato} \\ \tilde{e}_i & \text{se } e_i \leq e \Leftrightarrow \text{nominal} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$|\hat{\theta}^- - \theta| = \Delta \begin{cases} \bar{\Delta} & \Leftrightarrow \text{artefato} \\ \tilde{\Delta} & \Leftrightarrow \text{nominal} \end{cases} \quad (4.5)$$

Um erro de artefato corresponde a uma perturbação provinda de alguma interferência externa, por exemplo movimentação ou manipulação do paciente.

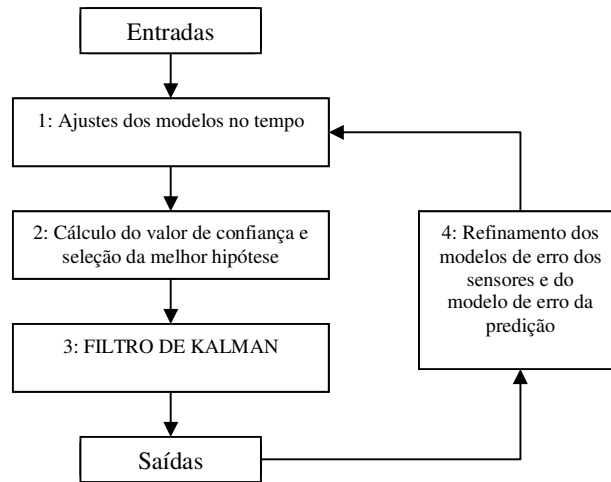
As características do erro da predição são definidas baseadas em estimativas da taxa de mudança da frequência cardíaca e admitindo que as últimas estimativas usadas para obter a

predição são nominais. Se a taxa de mudança da frequência cardíaca subir rapidamente ou se as últimas estimativas possuírem erros de artefato, então o erro da predição poderá ser inaceitável, sendo então de artefato.

Este sistema não exige que as leituras dos sensores sejam feitas simultaneamente. O instante de todas as leituras é registrado, e quando o sistema decidir qual é o peso de cada leitura a idade da leitura é levada em consideração.

Para cada leitura de sensor  $x_i(k)$  é definido um vetor  $t_i(k)$ , em segundos, como a diferença entre o instante em que a leitura mais recente do conjunto  $k$  foi realizada e o instante  $x_i(k)$ . De modo similar,  $t_\Delta(k)$  é a diferença no tempo entre quando a predição e a leitura mais recente foram feitas.

Assim, o método é composto de quatro etapas, como mostra a Figura 9. Na primeira etapa, são feitos ajustes nos modelos para levarem em consideração as diferenças nas referências de tempo das estimativas mais recentes. Na etapa 2, as medidas e a predição são identificadas como boas ou ruins e é levantado o valor de confiança da decisão. Na etapa 3, usando as boas estimativas identificadas na etapa 2, um Filtro de Kalman obtém uma estimativa ótima fundida. Na etapa 4, a estimativa fundida é usada para refinar os modelos de erro dos sensores e o modelo de erro da predição usando dados avaliados como sendo adequadamente confiáveis.



**Figura 9 - Fluxograma do método robusto de fusão de sensores (extraído e adaptado de EBRAHIM; FELDMAN; BAR-KANA, 1997)**

Supondo que temos três sensores disponibilizando o valor da frequência cardíaca, 16 combinações, ou hipóteses, distintas ( $2^{N+1}$ , onde N é o número de sensores) de erros de sensores e da predição podem ser definidas:

$$\begin{aligned}
 \tilde{e}_1 \tilde{e}_2 \tilde{e}_3 \tilde{\Delta} & : \text{hipótese 0} \\
 \tilde{e}_1 \tilde{e}_2 \tilde{e}_3 \bar{\Delta} & : \text{hipótese 1} \\
 \tilde{e}_1 \tilde{e}_2 \bar{e}_3 \tilde{\Delta} & : \text{hipótese 2} \\
 \tilde{e}_1 \tilde{e}_2 \bar{e}_3 \bar{\Delta} & : \text{hipótese 3} \\
 & \vdots \\
 \bar{e}_1 \bar{e}_2 \bar{e}_3 \bar{\Delta} & : \text{hipótese 15}
 \end{aligned}$$

As hipóteses são consideradas baseadas em consenso. O consenso pode ser representado pela diferença entre as estimativas, definido por:

$$x_{ij}(k) = x_i(k) - x_j(k) = e_i(k) - e_j(k), \forall i, j : i \neq j \quad (4.6)$$

$$x_{i\Delta}(k) = x_i(k) - \hat{\theta} = e_i(k) - \Delta(k), \forall i \quad (4.7)$$

Para o caso de três sensores e a predição, as medidas de consenso resultantes serão:

$$\{x_{12}, x_{13}, x_{23}, x_{1\Delta}, x_{2\Delta}, x_{3\Delta}\}$$

É admitido que os erros podem ser caracterizados por modelos Gaussianos de média nula cujas variâncias são  $\sigma_i^2$  ( $i=1,2,3$ ) para o erro dos sensores e  $\sigma_\Delta^2$  para o erro da predição.

Assim, as medidas de consenso também serão Gaussianas, com variância:



$$\begin{aligned}\sigma_{ij}^2 &= E\{(x_i(k) - x_j(k))^2\} = E\{(e_i(k) - e_j(k))^2\} \\ &= \sigma_i^2 + \sigma_j^2, \forall i, j : i \neq j\end{aligned}\quad (4.8)$$

$$\begin{aligned}\sigma_{i\Delta}^2 &= E\{(x_i(k) - \hat{\theta}^-(k))^2\} = E\{(e_i(k) - \Delta(k))^2\} \\ &= \sigma_i^2 + \sigma_\Delta^2, \forall i\end{aligned}\quad (4.9)$$

Assim como os erros, as variâncias também são classificadas como sendo nominais ou de artefato:

$$\sigma_i^2 \begin{cases} \tilde{\sigma}_i^2 & \text{variância de erro nominal} \\ \bar{\sigma}_i^2 & \text{variância de erro de artefato} \end{cases}$$

$$\sigma_\Delta^2 \begin{cases} \tilde{\sigma}_\Delta^2 & \text{variância de erro nominal} \\ \bar{\sigma}_\Delta^2 & \text{variância de erro de artefato} \end{cases}$$

Para um modelo Gaussiano, o valor da probabilidade  $f\{x_{ij}(k), \sigma_{ij(hip)}^2\}$ , para qualquer medida de consenso  $x_{ij}(k)$  é:

$$f\{x_{ij}(k), \sigma_{ij(hip)}^2\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij(hip)}^2}} \exp\left(-\frac{(x_{ij}(k))^2}{2\sigma_{ij(hip)}^2}\right) \quad (4.10)$$

Considerando-se variáveis aleatórias independentes, a probabilidade de uma dada hipótese é dada pelo produto das probabilidades para todas as medidas de consenso. Por exemplo, para a hipótese 3:

$$\begin{aligned} & \prod_{\forall i, j: i \neq j} f\{x_{ij}(k), \sigma_{ij(hip)}^2\} \prod_{\forall i} f\{x_{i\Delta}(k), \sigma_{i\Delta(hip)}^2\} \Big|_{hip=3, i, j=1,2,3} = \\ & f\{x_{12}, \sigma_{12(3)}^2\} f\{x_{13}, \sigma_{13(3)}^2\} f\{x_{23}, \sigma_{23(3)}^2\} f\{x_{1\Delta}, \sigma_{1\Delta(3)}^2\} f\{x_{2\Delta}, \sigma_{2\Delta(3)}^2\} f\{x_{3\Delta}, \sigma_{3\Delta(3)}^2\} \end{aligned} \quad (4.11)$$

Admitimos também que as características de erro nominal são fixas para os sensores, e mudam gradualmente para a predição. Existem, ainda, limites máximos para os erros nominais:  $e$  para os erros dos sensores, e um limite  $\Delta_{max}$  que depende da taxa máxima de mudança da frequência cardíaca para o erro da predição. Considerando o pior caso, temos como variâncias nominais esses limites superiores. As estimativas são então ajustadas ou

refinadas de acordo com os dados de entrada, e são feitas modificações levando-se em consideração a amostragem. Assim, quando duas estimativas são consideradas nominais, temos as variâncias das medidas de consenso  $(\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_j^2)$  e  $(\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_\Delta^2)$ .

Como não podemos obter uma estimativa da variância do erro de artefato, precisamos ajustá-la considerando o que queremos obter. Queremos evitar ao máximo utilizar um valor de frequência cardíaca com artefato para obter a estimativa fundida. Assim, assumimos o pior se houver alguma indicação de que uma estimativa possa ter um erro de artefato. Isto é feito ajustando a variância da medida de consenso  $\sigma_{ij}^2 = (x_{ij}(k))^2$ , a qual vai maximizar a probabilidade para um erro de artefato,  $x_{ij}(k)$ :

$$\begin{aligned} \sup_{\sigma_{ij}^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} \exp\left(-\frac{(x_{ij}(k))^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) = \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^{*2}}} \exp\left(-\frac{(x_{ij}(k))^2}{2\sigma_{ij}^{*2}}\right) \Bigg|_{\sigma_{ij}^{*2}=(x_{ij}(k))^2} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Como o erro de artefato excede o erro nominal, a variância do erro de artefato também deve exceder a variância do erro nominal, e esta relação deve ser mantida quando forem ajustadas as variâncias das medidas de consenso. Temos então as seguintes variâncias das medidas de consenso com pelo menos uma das medidas com erro de artefato:

$$\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_j^2 = \max(\tilde{\sigma}_i^2 + \sigma_{jmax}^2, (x_{ij}(k))^2) \quad (4.13)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_\Delta^2 = \max(\tilde{\sigma}_i^2 + \sigma_{\Delta max}^2, (x_{ij}(k))^2) \quad (4.14)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_j^2 = \max(\sigma_{imax}^2 + \tilde{\sigma}_j^2, (x_{ij}(k))^2) \quad (4.15)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_\Delta^2 = \max(\sigma_{imax}^2 + \tilde{\sigma}_\Delta^2, (x_{i\Delta}(k))^2) \quad (4.16)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_j^2 = \max(\sigma_{imax}^2 + \sigma_{jmax}^2, (x_{i\Delta}(k))^2) \quad (4.17)$$

$$\tilde{\sigma}_i^2 + \tilde{\sigma}_\Delta^2 = \max(\sigma_{imax}^2 + \sigma_{\Delta max}^2, (x_{i\Delta}(k))^2) \quad (4.18)$$

onde  $\sigma_{imax}^2$  e  $\sigma_{\Delta max}^2$  são as máximas variâncias do erro nominal.

Com as variâncias das medidas de consenso especificadas é possível selecionar a hipótese com maior probabilidade de ocorrer ( $hip^*$ ):

$$\begin{aligned} \max_{hip} \prod_{\forall i, j: i \neq j} f\{x_{ij}(k), \sigma_{ij(hip)}^2\} \prod_{\forall i} f\{x_{i\Delta}(k), \sigma_{i\Delta(hip)}^2\} = \\ \prod_{\forall i, j: i \neq j} f\{x_{ij}(k), \sigma_{ij(hip^*)}^2\} \prod_{\forall i} f\{x_{i\Delta}(k), \sigma_{i\Delta(hip^*)}^2\} \end{aligned} \quad (4.19)$$

A seleção da melhor hipótese é mais confiável quando duas ou mais estimativas são nominais, já que existe uma “concordância” relativa entre elas que ajuda a identificá-las. Para os casos em que apenas uma das estimativas é nominal (hipóteses 7, 11, 13 e 14), e para o caso em que todas as estimativas são de artefato (hipótese 15), essas hipóteses terão geralmente exatamente as mesmas probabilidades. Conseqüentemente, essas hipóteses se tornarão indistinguíveis. Neste caso é selecionada a predição (hipótese 14) como a única boa estimativa, uma vez que este é o último valor confiável.

Uma vez que a hipótese é selecionada precisamos saber qual a confiança associada a esta escolha. Se a probabilidade da hipótese escolhida não é muito maior que outras hipóteses, a confiança é diminuída. Se, por outro lado, a probabilidade da hipótese escolhida for muito maior que a probabilidade de outras hipóteses, a confiança é aumentada. Esta distinção é obtida pelo valor da probabilidade da hipótese escolhida ser a correta. Pela Regra de Bayes:

$$\begin{aligned} C(\hat{\theta}^+(k)) &= P\{hip^* / |x_{ij}(k)_{\forall i, j: i \neq j}, |x_{i\Delta}(k)\} \\ &= \frac{f\{x_{ij}(k)_{\forall i, j: i \neq j}, |x_{i\Delta}(k)_{\forall i} / hip^*\} P\{hip^*\}}{\sum_{hip} f\{x_{ij}(k)_{\forall i, j: i \neq j}, |x_{i\Delta}(k)_{\forall i} / hip\} P\{hip\}} \\ &= \frac{\prod_{\forall i, j: i \neq j} f\{x_{ij}(k)_{\forall i, j: i \neq j}, \sigma_{ij(hip^*)}^2\} \prod_{\forall i} f\{x_{i\Delta}(k)_{\forall i}, \sigma_{i\Delta(hip^*)}^2\} P\{hip^*\}}{\sum_{hip} \left\{ \prod_{\forall i, j: i \neq j} f\{x_{ij}(k)_{\forall i, j: i \neq j}, \sigma_{ij(hip)}^2\} \prod_{\forall i} f\{x_{i\Delta}(k)_{\forall i}, \sigma_{i\Delta(hip)}^2\} P\{hip\} \right\}} \end{aligned} \quad (4.20)$$

Uma vez que é admitido que todas as hipóteses têm a mesma probabilidade de ocorrer, as probabilidades  $P\{hip\}$  são iguais, se cancelando na equação acima.

Com a hipótese selecionada, as estimativas que se supõe serem boas são então utilizadas para computar uma estimativa ótima do valor da frequência cardíaca através de um Filtro de Kalman, cujas dimensões dependem da hipótese que foi selecionada.

Para as hipóteses onde uma ou mais leituras e a predição são supostamente boas estimativas, o algoritmo do filtro pode ser descrito como uma técnica de médias ponderadas. Primeiramente as leituras são arranjadas em uma matriz coluna  $X(k)$ , ordenadas pelo número do sensor de maneira ascendente. Definimos também uma matriz  $V(k)$  como sendo uma coluna de 1's, da mesma dimensão da matriz  $X(k)$ . A matriz de pesos  $A(k)$  é então definida pela fórmula:

$$A(k) = \tilde{\sigma}_\Delta^2(k) [\tilde{\sigma}_\Delta^2(k) + R(k)]^{-1} V(k) \quad (4.21) \quad (\text{I})$$

onde  $R(k)$  é uma matriz quadrada cujas diagonais guardam as variâncias dos erros de sensor nominais na mesma ordem da matriz  $X(k)$ , e todos os elementos restantes são ajustados em zero.

Usando os pesos  $A(k)$ , a predição e as leituras dos sensores, a estimativa fundida é encontrada:

$$\hat{\theta}^+(k) = \hat{\theta}^-(k) * (1 - A(k)^T V(k)) + A(k)^T X(k) \quad (4.22) \quad (\text{II})$$

Supondo  $L$  sensores fundidos (para 3 sensores,  $L$  pode ser 1, 2 ou 3), a variância da estimativa fundida  $P^+(k)$  é:

$$P^+(k) = (1 - A(k)^T V(k))^2 * \tilde{\sigma}_\Delta^2(k) + a_{(1)}^2 \tilde{\sigma}_{(1)}^2 + \dots + a_{(L)}^2 \tilde{\sigma}_{(L)}^2 \quad (4.23) \quad (\text{III})$$

onde  $a_{(l)}$  são os elementos da matriz  $A(k)$ .

O 4º passo do Filtro de Kalman envolve os ajustes no modelo do erro da predição, e é descrito mais adiante, quando os modelos de adaptação e ajustes são discutidos.

Finalmente, a nova predição, que é simplesmente a estimativa fundida atual, é dada pelo algoritmo do Filtro de Kalman por:

$$\hat{\theta}^-(k+1) = \hat{\theta}^+(k) \quad (4.24) \quad (\text{V})$$

Para algumas hipóteses é possível aplicar o Filtro de Kalman como descrito acima. Se a predição é considerada a única boa estimativa (hipótese 14), não existe matriz  $X(k)$ . Logo a estimativa fundida é baseada inteiramente na predição:

$$\hat{\theta}^+(k) = \hat{\theta}(k) \quad (4.25)$$

A variância do erro da estimativa é então ajustada de acordo com a variância do erro da predição:

$$P^+(k) = \sigma_{\Delta}^2(k) \quad (4.26)$$

Para as hipóteses onde a predição é considerada de artefato (hipóteses 1, 3 e 5) não é possível utilizar o Filtro de Kalman comum uma vez que este assume a disponibilidade de um valor preditivo nominal. Neste caso, os pesos normalizados  $A(k)$  são encontrados resolvendo-se o seguinte problema de otimização:

$$\min_A A(k)^T R(k) A(k), \quad A(k)^T V(k) = 1 \quad (4.27)$$

Este é essencialmente o mesmo problema que o algoritmo do Filtro de Kalman resolve para obter uma resposta ótima. Assumindo-se que temos  $L$  sensores considerados bons, os pesos dos sensores  $A(k)$  são encontrados resolvendo a seguinte relação:

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(1)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} & \cdots & \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(1)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} & 0 \\ \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(2)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} & 1 & \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(2)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & 1 & \vdots & 0 \\ \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(L-1)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} & \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(L-1)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} & \cdots & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} A(k) = \begin{bmatrix} \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(1)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} \\ \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(2)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} \\ \vdots \\ \frac{\tilde{\sigma}_{(L)}^2}{\tilde{\sigma}_{(L-1)}^2 + \tilde{\sigma}_{(L)}^2} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

Neste caso, a estimativa fundida depende apenas das leituras nominais dos sensores:

$$\hat{\theta}^+(k) = A(k)^T X(k) \quad (4.29)$$

A variância do erro da estimativa é dada por:

$$P^+(k) = a_{(1)}^2 \tilde{\sigma}_{(1)}^2 + \dots + a_{(L)}^2 \tilde{\sigma}_{(L)}^2 \quad (4.30)$$

A partir da estimativa fundida, os modelos de erro, os quais são especificados pelas variâncias dos erros nominais reais ( $\hat{\sigma}_i^2$  e  $\hat{\sigma}_\Delta^2$ ), são refinados. Estas variâncias diferem das variâncias dos erros nominais ( $\tilde{\sigma}_i^2$  e  $\tilde{\sigma}_\Delta^2$ ), uma vez que estas não foram ajustadas levando-se em consideração as condições de amostragem.

É utilizado o valor máximo da variância como ajuste inicial para a variância dos erros de sensores nominais:

$$\hat{\sigma}_i^2 = \sup E(e^2) = e^2, \forall i \quad (4.31)$$

De modo a garantir que os dados utilizados para refinar os modelos são precisos, deve haver consenso entre as leituras e a frequência cardíaca deve estar variando lentamente. O nível de consenso  $N$  e a estimativa da frequência cardíaca  $\hat{X}$  que serão utilizados para estimar o erro nominal dos sensores são definidos por:

$$\hat{X} = \frac{Z}{N} \quad (4.32)$$

onde:

$$Z = \sum_i x_i(k) : |x_i(k) - \hat{\theta}^+(k)| \leq e \quad (4.33)$$

$N$  é o número de sensores onde  $|x_i(k) - \hat{\theta}^+(k)| \leq e$

Considera-se que a mudança na frequência cardíaca é adequada quando for menor que 1 bpm/s:

$$\frac{|\hat{\theta}_i^+(k) - \hat{\theta}^+(k)|}{t_\Delta(k)} \leq 1,0 \text{ bmp/s} \quad (4.34)$$

Se a frequência cardíaca estiver variando lentamente e houver consenso entre as leituras dos sensores ( $N > 1$ ), as variâncias dos erros nominais dos sensores consistentes são atualizadas:

$$\hat{\sigma}_i^2(n_i + 1) = \hat{\sigma}_i^2(n_i) + \frac{\left( (x_i(k) - \hat{X}(k))^2 - \hat{\sigma}_i^2(n_i) \right)}{n_i + 1} \quad \forall i : |x_i(k) - \hat{\theta}^+| \leq e \quad (4.35)$$

onde  $n_i$  é o número de atualizações que já ocorreram. Quando o valor de  $n_i$  for elevado ( $n_i > 1000$ ), as novas atualizações terão um efeito desprezível e poderão ser suspensas.

Segundo Ebrahim, Feldman e Bar-Kana (1997), o motivo de se utilizar  $\hat{X}$ , ao invés da estimativa  $\hat{\theta}^+$ , para computar o erro que é utilizado na atualização da estimativa da variância do erro, é evitar a possibilidade de ocorrência de tendências. Como  $\hat{\theta}^+$  é estimada com base nessas estimativas de variâncias nominais, ela tenderá às estimativas cujas variâncias são ajustadas mais freqüentemente, já que as estimativas de suas variâncias serão menores. Se a estimativa fundida é então utilizada para estimar o erro do sensor, o erro para as variâncias ajustadas mais freqüentemente será menor, enquanto que os erros para os sensores ajustados menos freqüentemente serão geralmente maiores que o seu valor real. Conseqüentemente, as variâncias para a primeira categoria de sensores irão tender a valores que serão menores que os valores reais, enquanto que a variância para os outros sensores tenderá a valores maiores. Para evitar este efeito é utilizado  $\hat{X}$  para encontrar a estimativa do erro, já que não ocorrerão tendências desta maneira, independentemente de qual estimativa de variância é adaptada mais freqüentemente.

A estimativa fundida também é utilizada para ajustar a taxa de mudança do modelo da frequência cardíaca de acordo com os dados mais recentes. Este modelo é expresso pela variância da mudança na frequência cardíaca. O valor inicial da variância é o quadrado da mudança máxima possível na frequência cardíaca ( $\Delta_{max} = 5$  bpm/s):

$$\hat{\sigma}_\Delta^2(0) = (\Delta_{max})^2 \quad (4.36)$$

A estimativa  $\hat{\sigma}_\Delta^2$  é refinada se houver consenso entre os ajustes presentes e passados nas leituras ( $(N(k)>1)$  e  $(N(k-1)>1)$ ). Após  $n_\Delta$  atualizações, a próxima atualização é definida por:

$$\hat{\sigma}_\Delta^2(n_\Delta + 1) = \hat{\sigma}_\Delta^2(n_\Delta) + \frac{\left( \frac{(\hat{X}(k) - \hat{X}(k-1))^2}{t_\Delta^2(k)} - \hat{\sigma}_\Delta^2(n_\Delta) \right)}{M} \quad (4.37)$$

Definimos aqui uma variável  $M$  (onde  $M \geq 1,0$ ), que controla a taxa de mudança na qual a adaptação ocorre. Se  $M = 1,0$ , a nova estimativa  $\hat{\sigma}_\Delta^2$  substitui totalmente a estimativa antiga. Isto leva a uma rápida adaptação, mas a precisão da estimativa da variância é menor. Se  $M$  for maior, então a adaptação é uma média em algumas medições, e a precisão é melhorada, mas a taxa de adaptação é reduzida. Esse valor deve ser selecionado procurando-se obter o melhor compromisso entre erro e adaptabilidade (em seu trabalho, Ebrahim, Feldman e Bar-Kana (1997) utilizaram  $M = 10,0$ ).

Uma vez que os dados dos sensores não são obtidos simultaneamente, é necessário levar isso em consideração ao ajustar os modelos dos erros nominais e de artefato.

As variâncias dos erros nominais dos sensores são ajustadas em termos da variância do erro nominal real  $\hat{\sigma}_i^2$ , e a variância como resultado da mudança esperada na frequência cardíaca  $\hat{\sigma}_\Delta^2 t_i^2(k+1)$ :

$$\tilde{\sigma}_i^2 = \hat{\sigma}_i^2 + \hat{\sigma}_\Delta^2 t_i^2(k+1) \quad (4.38)$$

A variância de erro nominal máxima é baseada na variância nominal máxima:

$$\tilde{\sigma}_{i_{max}}^2 = e^2 + \hat{\sigma}_\Delta^2 t_i^2(k+1) \quad (4.39)$$

A variância do erro nominal da predição é baseada na última variância estimada fundida  $P^+(k)$  e na mudança da frequência cardíaca, e é dada pelo algoritmo do Filtro de Kalman por:

$$\tilde{\sigma}_\Delta^2(k+1) = P^+(k) + \hat{\sigma}_\Delta^2 t_\Delta^2(k+1) \quad (4.40) \quad (IV)$$



A mudança máxima possível na frequência cardíaca é dada por:

$$\tilde{\sigma}_{\Delta_{max}}^2 = P^+(k) + (\Delta_{max})^2 t_{\Delta}^2(k+1) \quad (4.41)$$

Se a predição for selecionada como a única boa estimativa em casos sucessivos, a variância do erro nominal da predição é ajustada para levar em consideração o instante em que a estimativa fundida foi computada com as leituras reais. Como não existe evidência a partir dos dados sobre a taxa de mudança da frequência cardíaca nesta situação, assumimos uma taxa máxima ( $\Delta_{max} = 5$  bpm/s). Este caso, em especial, requer uma modificação nas fórmulas de ajuste das variâncias nominais:

$$\tilde{\sigma}_i^2 = \hat{\sigma}_i^2 + (\Delta_{max})^2 t_i^2(k+1), \quad (4.42)$$

$$\tilde{\sigma}_{\Delta}^2(k+1) = (\Delta_{max})^2 T_{\Delta}^2(k+1) \quad e \quad (4.43)$$

$$\tilde{\sigma}_{i_{max}}^2 = e^2 + \hat{\sigma}_{\Delta}^2 T_{\Delta}^2(k+1), \quad (4.44)$$

$$\tilde{\sigma}_{\Delta_{max}}^2 = (\Delta_{max})^2 T_{\Delta}^2(k+1) \quad (4.45)$$

onde  $T_{\Delta}(k+1)$  é a modificação necessária para utilizar a predição como a estimativa fundida, expressa por:

$$T_{\Delta}(k+1) = T_{\Delta}(k) + t_{\Delta}(k+1) \quad (4.46)$$

Se a última estimativa fundida foi computada com leituras reais (no instante  $k-1$ ), então:

$$T_{\Delta}(k) = t_{\Delta}(k) \quad (4.47)$$

#### **4.4 Condições de alarme adicionais**

A fim de aumentar a flexibilidade do sistema, o mesmo deverá permitir ao operador adicionar condições de alarme para algum parâmetro monitorado em particular. Assim, é possível ao operador monitorar uma variável em especial durante algum procedimento, recebendo um sinal de alarme quando esta variável ultrapassar um limite por ele estipulado. Isto permite ao sistema se adequar a cenários específicos e não previstos anteriormente.

Além disso, o fato de prever condições de alarme adicionais e isoladas permite ao SAI estar em conformidade com normas cujos requisitos prescrevem a necessidade de sinais de alarme para uma condição de alarme específica.

É possível adicionar condições de alarme apenas para variáveis isoladas. Ao adicionar uma condição de alarme, o operador especifica uma variável fisiológica e limites inferior e superior. Caso a variável de interesse ultrapasse um dos limites, é mostrada na tela uma mensagem do tipo “ $xxx > yy$ ” ou “ $xxx < zz$ ”, onde  $xxx$  é a variável de interesse,  $yy$  e  $zz$  são os valores dos limites superior e inferior especificados pelo operador.

Também é pedida ao operador a prioridade desejada para aquela condição de alarme, podendo ser um de três valores: alta, média e baixa. Isto é necessário uma vez que uma condição de alarme com prioridade mais baixa não deve ser mostrada enquanto uma de prioridade mais alta estiver presente.

#### ***4.5 Transformação dos valores numéricos em semânticos***

Uma vez que os sinais fisiológicos são disponibilizados pelo EMMP, o SAI transforma os valores numéricos em semânticos, isto é, classifica cada variável em conjuntos difusos “baixo”, “normal” e “alto”, dependendo do cenário clínico em questão, através de funções de pertinência, fornecendo graus de pertinência desta variável para cada um destes conjuntos.

Usaremos neste trabalho as funções de pertinência propostas por Oberli (1996). Assim, as três funções de pertinência são completamente definidas por dois valores: uma referência e uma tolerância, conforme mostra a Figura 10. Estes valores são próprios de cada sinal fisiológico monitorado, e podem mudar durante a monitorização, adaptando-se às condições do paciente.

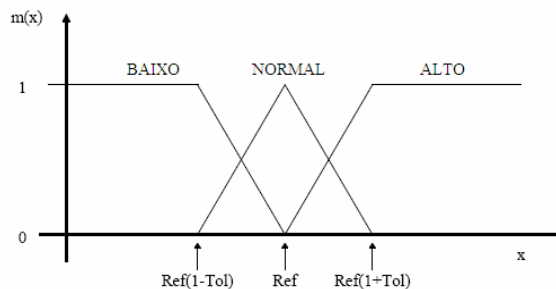


Figura 10 - Funções de pertinência (extraído e adaptado de OBERLI, 1997)

É importante notar que algumas variáveis fisiológicas são classificadas em apenas dois dos três conjuntos, como é o caso da oximetria de pulso, que é classificada como “baixa” ou “normal”, não sendo aplicável a classificação “alta”.

#### 4.6 Determinação das condições de alarme

Dados os sinais fisiológicos relevantes e suas possíveis classificações, é possível mapear todos os estados nos quais o paciente pode se encontrar. O número de estados é dado por  $2^n + 3^m$ , onde  $n$  é o número de sinais fisiológicos com duas possíveis classificações semânticas, e  $m$  é o número de sinais fisiológicos com três possíveis classificações semânticas.

Assim, supondo quatro sinais fisiológicos relevantes ( $s_1, s_2, s_3, s_4$ ), cada qual com três possíveis classificações semânticas (baixo, normal e alto), teríamos 81 possíveis estados:

$$\begin{aligned}
 s_{1baixo} s_{2baixo} s_{3baixo} s_{4baixo} & : \text{estado } 1 \\
 s_{1baixo} s_{2baixo} s_{3baixo} s_{4normal} & : \text{estado } 2 \\
 s_{1baixo} s_{2baixo} s_{3baixo} s_{4alto} & : \text{estado } 3 \\
 s_{1baixo} s_{2baixo} s_{3normal} s_{4baixo} & : \text{estado } 4 \\
 & \vdots \\
 s_{1alto} s_{2alto} s_{3alto} s_{4alto} & : \text{estado } 81
 \end{aligned}$$

Vale aqui ressaltar a importância de se utilizar apenas os sinais fisiológicos mais relevantes para cada cenário clínico, uma vez que a cada sinal fisiológico que é adicionado pode-se triplicar o número de estados que devem ser mapeados. O número mais adequado de variáveis deve ser estudado caso a caso, dependendo do cenário clínico em questão.

Uma vez que os estados estão definidos, é feita uma análise, estado a estado, verificando a coerência entre os sinais, eliminando assim os estados sem sentido e pouco prováveis do ponto de vista clínico. Também são levantados nesta análise quais estados merecem atenção por parte do operador, resultando em condições de alarme. É determinada aqui a mensagem que deve ser apresentada ao operador para cada possível condição de alarme, assim como um índice de gravidade associado a cada uma dessas condições de alarme. Além disso, o SAI deve possuir uma hierarquização das condições de alarme de mesma prioridade, de modo a selecionar qual a condição de alarme que deve ser apresentada ao operador no caso de duas ou mais condições de alarme de mesma prioridade estarem presentes.

A determinação das CA, de seus correspondentes índices de gravidade e da hierarquização das CA é uma tarefa que requer a interação com profissionais da área de saúde especializados no cenário clínico em questão, uma vez que a segurança do sistema de alarme depende dessa correta classificação.

Durante seu funcionamento, o SAI deve verificar para cada estado qual seu grau de coincidência. Para tanto se utiliza o grau de pertinência de cada variável em cada conjunto difuso para calcular um índice que representa o quão coincidente é o estado atual do paciente com cada um dos estados que a combinação das variáveis e conjuntos difusos permite.

Para calcular o grau de coincidência será feita a média aritmética dos graus de pertinência de um determinado estado, como propõe Oberli (1996). Assim, para  $r$  sinais fisiológicos relevantes, com graus de pertinência  $m_1, m_2, \dots, m_r$ , o grau de coincidência é dado por:

$$GC = \frac{m_1 + m_2 + \dots + m_r}{r} \quad (4.48)$$

Os valores do grau de coincidência variam entre 0,0 e 1,0. Valores próximos de 1,0 significam que o estado atual do paciente possui graus de pertinência próximos de 1,0 para os conjuntos difusos que compõem o estado que está sendo analisado.

Após a análise de todos os estados é possível estabelecer um ranking de estados. Uma vez que a cada estado é associado um índice de gravidade próprio, podemos decidir dentre os estados melhor classificados qual a condição de alarme que deve ser apresentada ao operador, garantindo-se assim que condições de alarme de alta prioridade tenham preferência sobre condições de alarme de prioridades mais baixas.

Para o caso em que um ou mais sinais fisiológicos estão ausentes, basta definir um valor idêntico a todos os graus de pertinência daquele sinal. Assim garantimos que o sinal em questão não influirá no cálculo do grau de coincidência, fazendo com que o estado de maior grau dependa apenas das demais variáveis. Isto permite ao sistema seu funcionamento contínuo caso algum módulo do EMMP seja desconectado ou apresente algum alarme técnico impossibilitando a leitura de algum sinal fisiológico.

Outra vantagem desta arquitetura é a possibilidade de utilização dos graus de coincidência para avaliar antecipadamente os estados para os quais tendem as condições do paciente. Assim seria possível alertar o operador antecipadamente sobre situações críticas potenciais.

#### ***4.7 Determinação da prioridade das CA***

A prioridade das condições de alarme deve ser escolhida com base no nível de urgência requerido a uma resposta do operador a uma dada condição do paciente, e deve ser determinada com o auxílio de profissionais da área de saúde.

Adicionalmente, o SAI pode mudar a prioridade das condições de alarme com base nas seguintes informações:

- a frequência em que esta CA se apresenta;

- o tempo em que ela esteve ativa;
- análise em conjunto com outras variáveis monitoradas;
- dados de tendências;
- quando aplicável, a comparação de limites de alarmes de diferentes variáveis monitoradas.

A determinação da prioridade de cada condição de alarme e a maneira como o SAI muda tais prioridades fazem parte do detalhamento das condições de alarme e são atividades que devem ser realizadas em conjunto com profissionais da área de saúde especialistas no cenário clínico em questão.

#### ***4.8 Geração da mensagem unificada de alarme***

Uma vez que uma condição de alarme e sua prioridade são identificadas, o SAI deve gerar uma mensagem unificada, clara e sucinta, de modo a facilitar a compreensão da mesma por parte do operador.

A mensagem disponibilizada pelo SAI deve identificar a condição de alarme, assim como sua prioridade, e pode incluir uma explicação rápida de como o sistema chegou a esta conclusão. Caso mais de uma condição de alarme seja identificada o sistema pode limitar-se a mostrar apenas a de maior prioridade.

As mensagens apresentadas ao operador devem ser definidas no momento em que se determinam quais são as condições de alarme no cenário clínico em questão. A identificação da prioridade pelo operador é feita através da inserção de caracteres ao início e ao final da mensagem, como por exemplo pontos de exclamação, conforme sugere a norma IEC 60601-1-9 (2003). Assim, teríamos uma mensagem do tipo “! Mensagem !” para um alarme de baixa prioridade, “!! Mensagem !!” para um alarme de média prioridade e “!!! Mensagem !!!” para um alarme de alta prioridade.

Adicionalmente a identificação da prioridade da mensagem pode ser feita também pela cor da fonte utilizada, devendo ser cor ciano para alarmes de baixa prioridade, amarela para alarmes de média prioridade e vermelho para alarmes de alta prioridade. Fontes intermitentes (que piscam) devem ser evitadas uma vez que podem dificultar a leitura da mensagem (IEC 60601-1-8, 2003).

## 5 SIMULAÇÃO DO SAI

A fim de se avaliar a arquitetura proposta neste trabalho para Sistemas de Alarme Inteligentes, iremos simular um SAI para um cenário clínico.

O pré-ajuste escolhido para simulação corresponde a uma UTI cardíaca. A escolha foi feita com base na disponibilidade de diversos parâmetros de configuração do Sistema de Alarme, encontrados para este cenário no trabalho do Oberli (1996).

### 5.1 *Aquisição dos sinais fisiológicos*

Para simular a aquisição dos sinais fisiológicos, foram utilizados bancos de dados disponibilizados na Internet no site da Physionet (<http://www.physionet.org/>), em particular o MIMIC (*Multi-parameter Intelligent Monitoring for Intensive Care*), um banco de dados criado com o intuito de ajudar no desenvolvimento de sistemas de suporte à decisão automatizados voltados à monitorização multiparamétrica de pacientes (MOODY; MARK, 1996).

O MIMIC fornece uma grande quantidade de dados bem caracterizados e reproduzíveis para testes, incluindo cerca de 100 registros de pacientes, cada qual contendo entre 24 e 48 horas de dados gravados continuamente de pacientes de unidades de tratamento intensivo médicas, cirúrgicas e cardíacas do Hospital Beth Israel, de Boston, alguns registros podendo chegar a 80 horas de dados.

Cada registro pode conter até três sinais de ECG amostrados a 500 Hz, e de quatro a cinco curvas amostradas a 125 Hz, além das medidas periódicas do monitor, alarmes e mensagens de status. As medidas de variáveis de mudança mais lenta são registradas a intervalos de 1,024 segundos, incluindo aqui frequência cardíaca e respiratória, saturação de oxigênio, e pressões arteriais sistólica, diastólica e média. Outras medidas frequentes incluem temperatura sangüínea, EtCO<sub>2</sub> e débito cardíaco.



Os pacientes selecionados para registro foram aqueles prováveis de serem hemodinamicamente instáveis durante o período planejado para registro, fazendo com que o MIMIC possua um banco de dados representativo numa grande faixa de patofisiologias que resultam em mudanças repentinas na pressão sangüínea, mas não representam toda a população de uma UTI (MOODY; MARK, 1996).

Uma vez que o número de sinais fisiológicos analisados influencia diretamente no número de estados possíveis que devem ser detalhados ao sistema ( $2^n+3^m$ , onde  $n$  é o número de sinais fisiológicos com duas possíveis classificações semânticas, e  $m$  é o número de sinais fisiológicos com três possíveis classificações semânticas), foi analisado nas simulações um número reduzido de sinais fisiológicos.

Os sinais fisiológicos analisados foram:

- frequência cardíaca derivada do eletrocardiograma;
- pressão sangüínea média;
- pressão sangüínea diastólica;
- oximetria de pulso ( $SpO_2$ ).

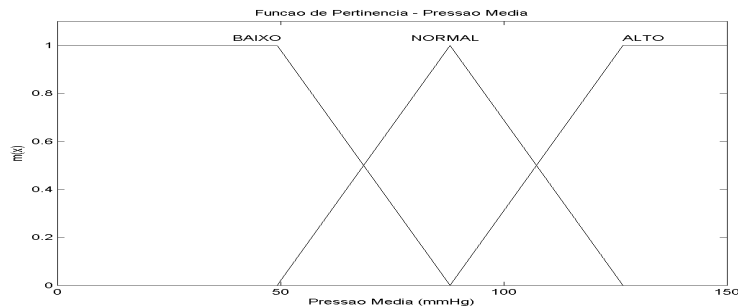
## ***5.2 Funções de pertinência***

As funções de pertinência utilizadas nesta simulação foram as mesmas apresentadas por Oberli (1996). Estas foram obtidas a partir de entrevistas com profissionais da área de saúde especialistas em anestesia e recuperação de cirurgia cardiovascular. Nestas entrevistas foram obtidas as faixas para as quais as variáveis fisiológicas são consideradas normais, e a partir dessas faixas são obtidos os valores de referência e tolerância das funções de pertinência. As médias aritméticas das respostas e os valores de referência e tolerância resultantes encontram-se na Tabela 2.

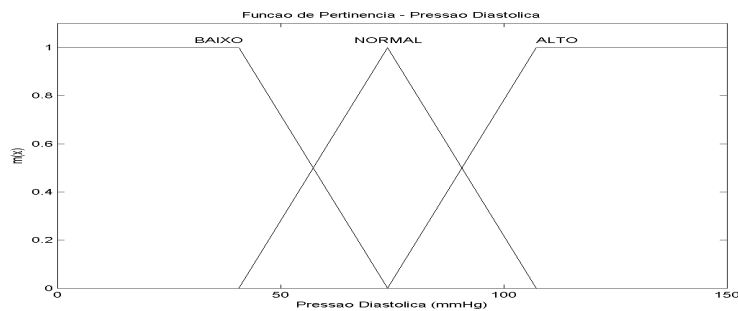
Variável	Normal desde	Normal até	Referência	Tolerância
Pressão média	68	107	88	0.44
Pressão diastólica	57	91	74	0.45
Freq. cardíaca	57	97	77	0.51
Saturação de O <sub>2</sub>	92	-	100	0.16

**Tabela 2 - Faixas normais para PM, PD, FC e SAT (extraído e adaptado de OBERLI, 1996)**

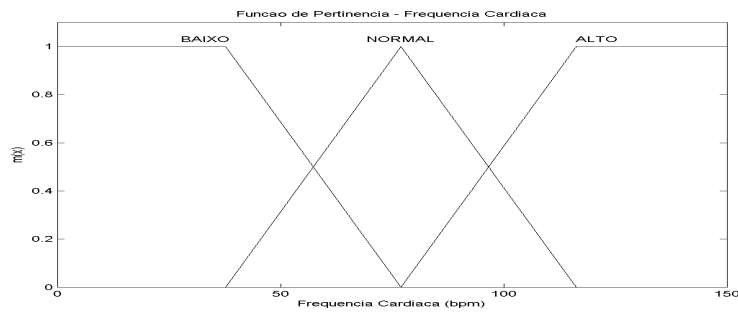
Obtemos então as funções de pertinência das variáveis de interesse mostradas nas figuras a seguir.



**Figura 11 - Função de Pertinência da Pressão Arterial Média**



**Figura 12 - Função de Pertinência da Pressão Arterial Diastólica**



**Figura 13 - Função de Pertinência da Frequência Cardíaca**

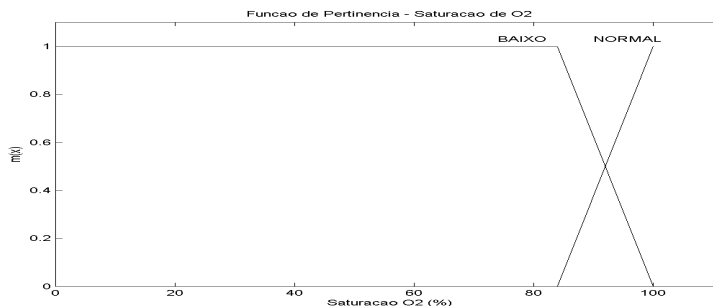


Figura 14 - Função de Pertinência da Saturação de O2

### 5.3 Condições de alarme

As condições de alarme são obtidas a partir dos possíveis estados nos quais o paciente poderia se encontrar, excluindo-se aqueles estados sem significado clínico ou os estados sem sentido. Assim, para os sinais fisiológicos em questão, obtemos os estados apresentados na Tabela 3.

Caso	FC	PM	PD	SpO2	Mensagem
1	Alto	Alto	Alto	Normal	Dor
2	Alto	Alto	Normal	Normal	Dor
3	Alto	Alto	Normal	Baixo	Insuficiência respiratória
4	Alto	Alto	Baixo	Normal	Dor
5	Alto	Normal	Alto	Baixo	Insuficiência respiratória
6	Alto	Normal	Normal	Normal	Taquicardia
7	Alto	Normal	Baixo	Baixo	Falha respiratória e/ou sepsia
8	Alto	Baixo	Alto	Normal	Hipovolemia
9	Alto	Baixo	Alto	Baixo	Sepsia
10	Alto	Baixo	Normal	Normal	Hipovolemia
11	Alto	Baixo	Normal	Baixo	Choque
12	Alto	Baixo	Baixo	Normal	Hipovolemia
13	Alto	Baixo	Baixo	Baixo	Choque
14	Normal	Alto	Alto	Normal	Hipertensão arterial
15	Normal	Alto	Alto	Baixo	Insuficiência respiratória
16	Normal	Alto	Normal	Normal	Pressão média alta
17	Normal	Alto	Normal	Baixo	Insuficiência respiratória
18	Normal	Normal	Alto	Normal	Pressão diastólica alta
19	Normal	Normal	Alto	Baixo	Insuficiência respiratória
20	Normal	Normal	Normal	Baixo	Insuficiência respiratória
21	Normal	Normal	Baixo	Normal	Pressão diastólica baixa
22	Normal	Normal	Baixo	Baixo	Insuficiência respiratória
23	Normal	Baixo	Normal	Normal	Pressão média baixa
24	Normal	Baixo	Baixo	Normal	Hipotensão
25	Baixo	Alto	Alto	Normal	Hipertensão arterial
26	Baixo	Alto	Alto	Baixo	Insuficiência respiratória
27	Baixo	Alto	Normal	Normal	Hipertensão com beta-bloqueio
28	Baixo	Alto	Normal	Baixo	Quadro respiratório crônico
29	Baixo	Normal	Normal	Normal	Bradycardia
30	Baixo	Normal	Normal	Baixo	Quadro respiratório crônico
31	Baixo	Normal	Baixo	Baixo	Insuficiência respiratória
32	Baixo	Baixo	Normal	Baixo	Choque terminal, sepsia, premortem
33	Baixo	Baixo	Baixo	Normal	Reação vagal
34	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Choque terminal, sepsia, premortem

**Tabela 3 - Possíveis estados e diagnósticos mais prováveis (extraído e adaptado de OBERLI, 1996)**

Para simular o sistema proposto foi solicitado a três médicos que indicassem, numa escala de 0 a 100%, o nível de urgência requerido a cada uma das condições de alarme identificadas no cenário clínico em questão. Os médicos entrevistados foram: o Dr. Augusto Pedro Colombo, ginecologista do Hospital São Paulo, o Dr. Edson Sales Marcondes, clínico geral do Hospital São Luiz, e o Dr. Víctor Jesus León Urraca, cirurgião proctologista da Secretaria da Prefeitura Municipal de Osasco na Policlínica “Leonil Crê Bortolosso”.

Um resumo das respostas encontra-se na Tabela 4.

Condição de alarme	Médico 1	Médico 2	Médico 3	Média
Dor	57%	17%	15%	29,67%
Quadro respiratório crônico	20%	27%	50%	32,33%
Hipertensão arterial	50%	23%	30%	34,33%
Pressão diastólica alta	45%	40%	20%	35,00%
Reação vagal	58%	33%	30%	40,33%
Pressão média alta	40%	47%	50%	45,67%
Hipertensão com beta-bloqueio	54%	27%	60%	47,00%
Bradycardia	65%	27%	50%	47,33%
Pressão média baixa	60%	33%	50%	47,67%
Taquicardia	25%	67%	70%	54,00%
Pressão diastólica baixa	62%	40%	70%	57,33%
Hipotensão	70%	17%	90%	59,00%
Falha respiratória e/ou sepsia	87%	50%	70%	69,00%
Hipovolemia	80%	43%	85%	69,33%
Insuficiência respiratória	90%	43%	85%	72,67%
Sepsia	85%	60%	90%	78,33%
Choque	95%	90%	100%	95,00%
Choque terminal, sepsia, premortem	100%	100%	100%	100,00%

**Tabela 4 - Níveis de urgência das condições de alarme**

Para simulação do sistema estamos definindo a prioridade da condição de alarme por:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{nível de urgência} < 50\% \Rightarrow \text{prioridade baixa} \\ 50\% \leq \text{nível de urgência} < 75\% \Rightarrow \text{prioridade média} \\ \text{nível de urgência} \geq 75\% \Rightarrow \text{prioridade alta} \end{array} \right.$$

Uma condição de alarme só é considerada válida após estar presente por pelo menos 5 segundos durante os últimos 10 segundos, reduzindo assim o índice de alarmes falsos resultantes de condições transientes no paciente.

O tempo de 5 segundos foi escolhido com base na norma IEC 60601-1-8 (2003), onde é dito que tempos de atraso na identificação de uma condição de alarme menores que 5 segundos são considerados clinicamente insignificantes e não precisam ser declarados. Isto também evita que um problema em um sensor invalide uma condição de alarme válida, ao fazer com que tal condição deixe de existir por poucos segundos.

Assim, durante a monitorização do paciente o sistema verifica, segundo a segundo, quais as condições de alarme presentes e seus respectivos níveis de urgência, mostrando a

mensagem de alarme correspondente à condição de alarme com maior nível de urgência e que esteve presente por pelo menos 5 segundos nos últimos 10 segundos.

## 6 RESULTADOS

O SAI foi simulado com o auxílio do software MatLab, compreendendo apenas um pré-ajuste de alarme, e a avaliação de um número reduzido de sinais fisiológicos.

Para simulação do sistema foram utilizados os sinais correspondentes às variáveis de mudança mais lenta, com uma amostra a cada 1,024 segundos.

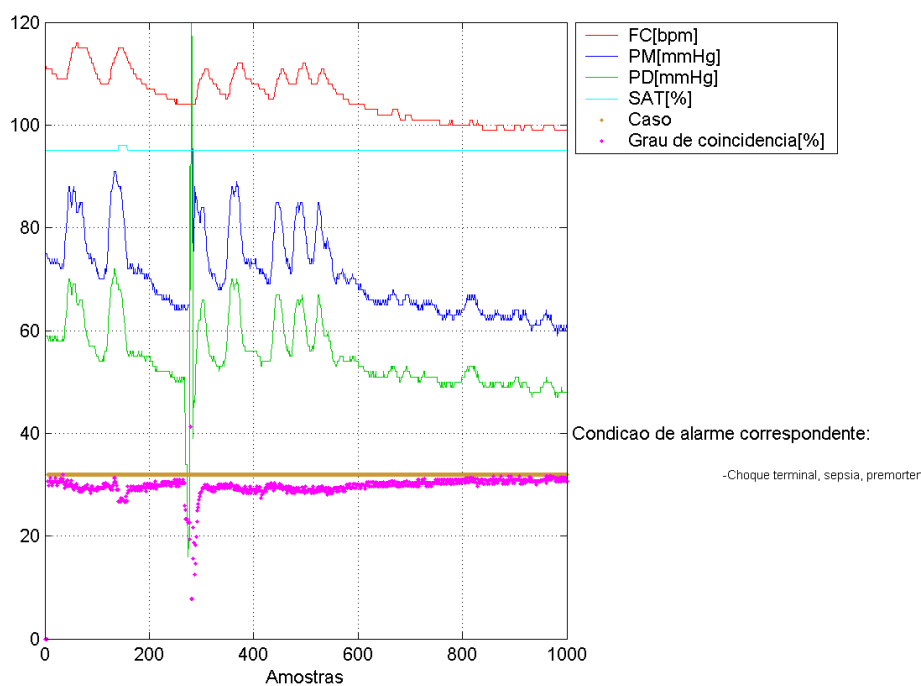
Como os parâmetros fisiológicos monitorados podem estar longe de valores extremos, ao transformarmos os mesmos em valores semânticos obtemos para cada parâmetro mais de um estado presente, com diferentes graus de pertinência. Por exemplo, uma frequência cardíaca de 100 batimentos por minuto pode ser considerada alta, com um grau de pertinência de 0,59, mas também pode ser considerada normal, com um grau de pertinência de 0,41. Isto leva a obtenção de diferentes condições de alarme nos quais o paciente pode se encontrar, cada qual com um diferente grau de coincidência.

Uma vez que a norma IEC 60601-1-8 (2003) requer que a condição de alarme apresentada ao operador seja sempre a de maior prioridade em um dado instante, é importante definir um valor mínimo do grau de coincidência para validação dessas condições de alarme. Caso contrário, poderíamos mostrar uma condição de alarme que, apesar de possuir uma prioridade elevada, pode apresentar um grau de coincidência baixo, não representando corretamente o estado real do paciente. O problema pode ser observado a seguir, onde são mostradas as saídas do sistema de alarme para diferentes valores mínimos do grau de coincidência para validação de condições de alarme, a partir dos mesmos dados de entrada.

Foram escolhidos para simulação do sistema três registros de pacientes. O primeiro (Paciente A) é de uma mulher de 73 anos de idade, monitorada durante o pós-operatório de uma cirurgia cardíaca. O segundo (Paciente B) é de um homem de 70 anos de idade, monitorada durante uma falha cardíaca congestiva, levando a edema pulmonar. O terceiro

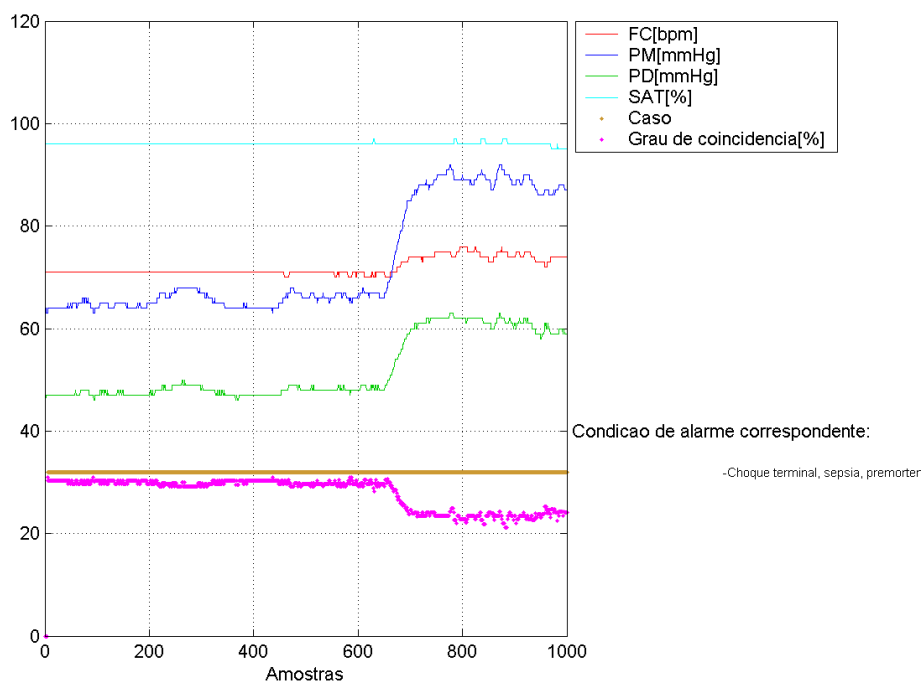
registro (Paciente C) é de um homem de 67 anos de idade, monitorado durante o pós-operatório de um inserto de derivação da artéria coronária.

As figuras 15, 16 e 17 mostram a saída do sistema de alarme correspondente à condição de alarme de maior prioridade presente nos pacientes, independente do grau de coincidência correspondente a esta condição de alarme.

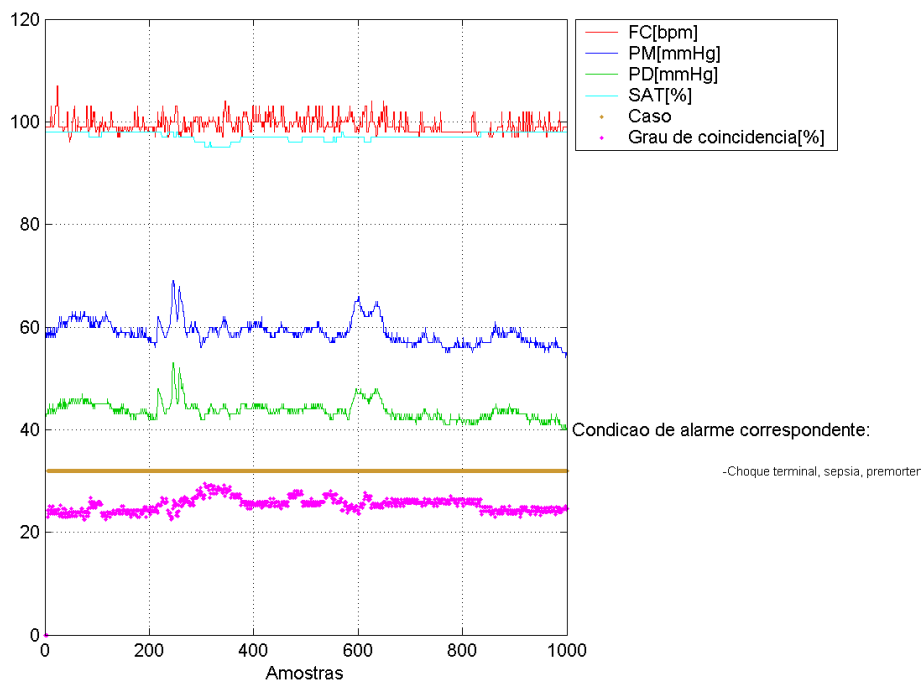


**Figura 15 - Saída do sistema de alarme - sem valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme – Paciente A**





**Figura 16 - Saída do sistema de alarme - sem valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme – Paciente B**

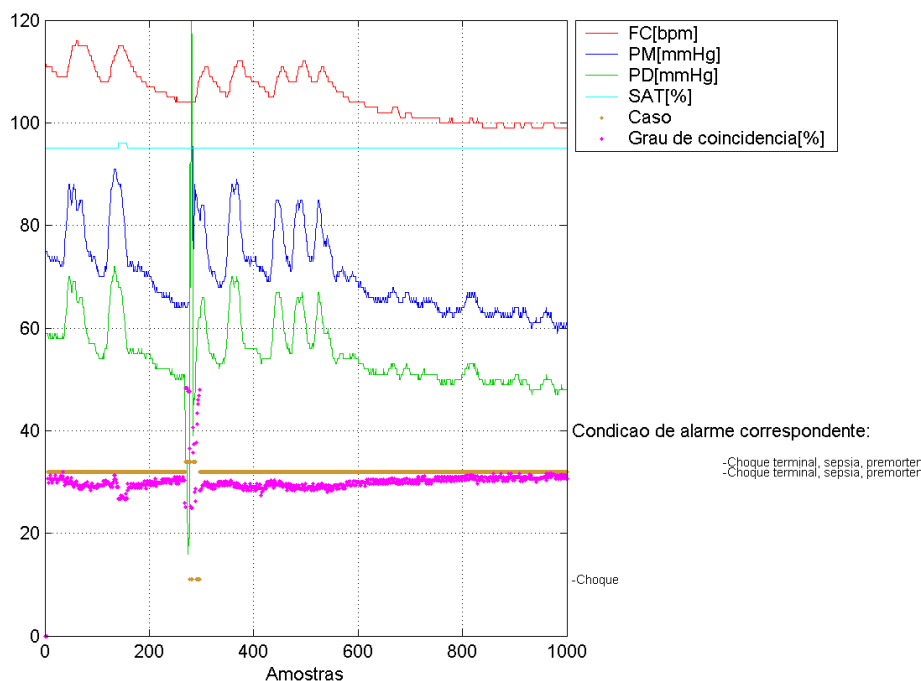


**Figura 17 - Saída do sistema de alarme - sem valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme – Paciente C**

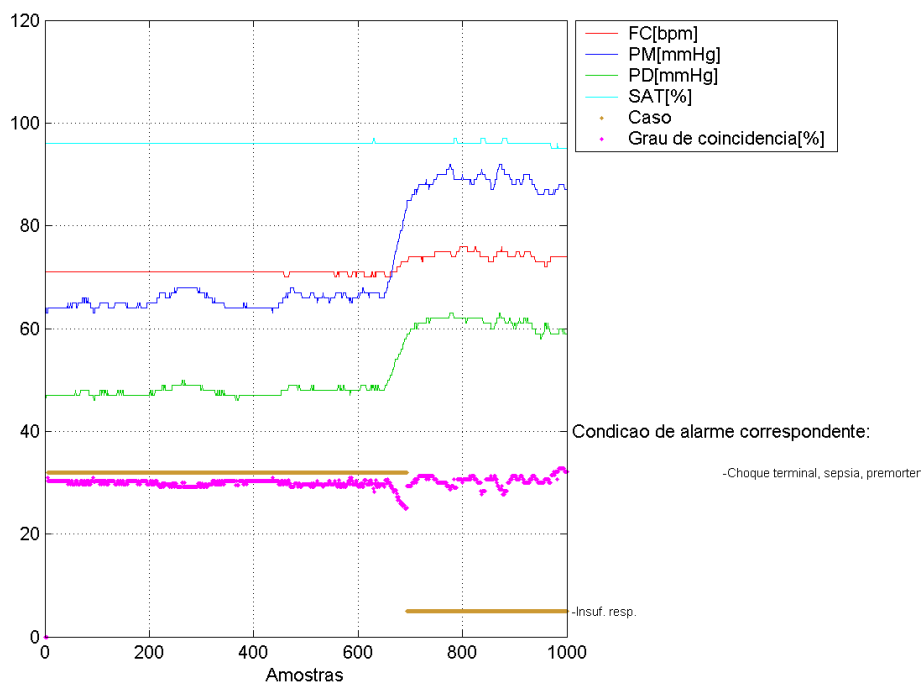
Como podemos observar, durante todo o período analisado, a condição de alarme correspondente a choque terminal está presente nos três pacientes. Sendo essa a condição de alarme com maior nível de urgência (100%), ela é constantemente apresentada ao operador, mesmo tendo um grau de coincidência na média de apenas 30%, aproximadamente, nos três casos.

Este tipo de comportamento pode mascarar condições de alarme importantes presentes no paciente, podendo fazer com que o operador tome decisões baseado em informações pouco precisas.

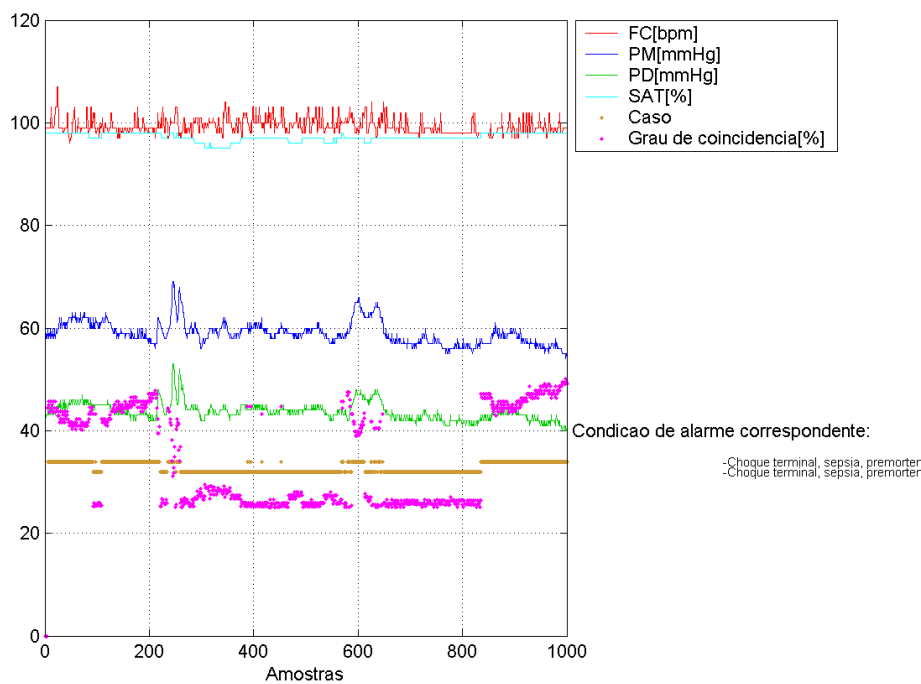
Ao definirmos um valor de 25% como valor mínimo do grau de coincidência para validação das condições de alarme, obtemos os resultados mostrados nas figuras 18, 19 e 20. Aqui, o mesmo problema permanece.



**Figura 18 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 25% – Paciente A**

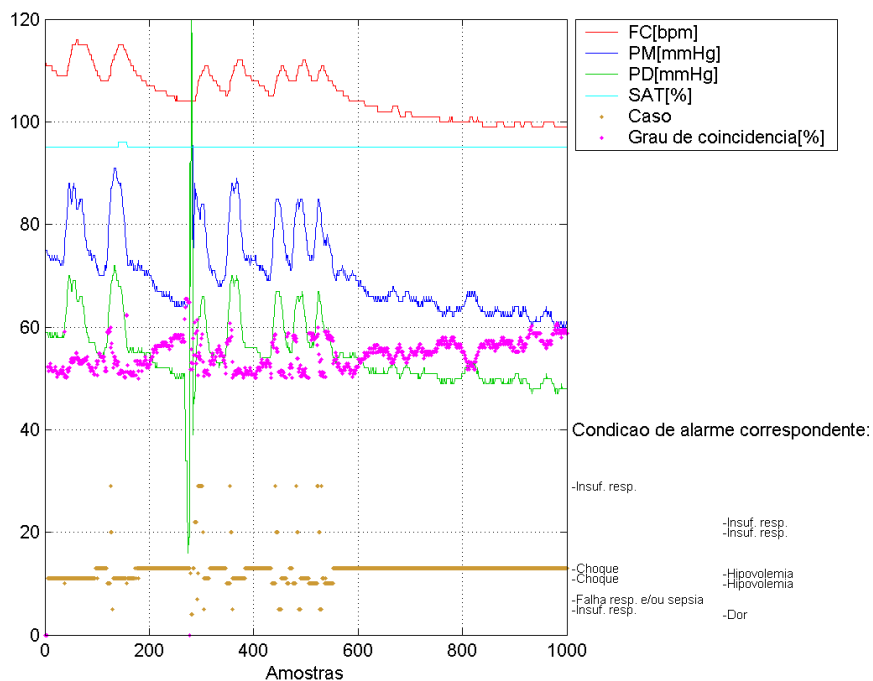


**Figura 19 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 25% – Paciente B**

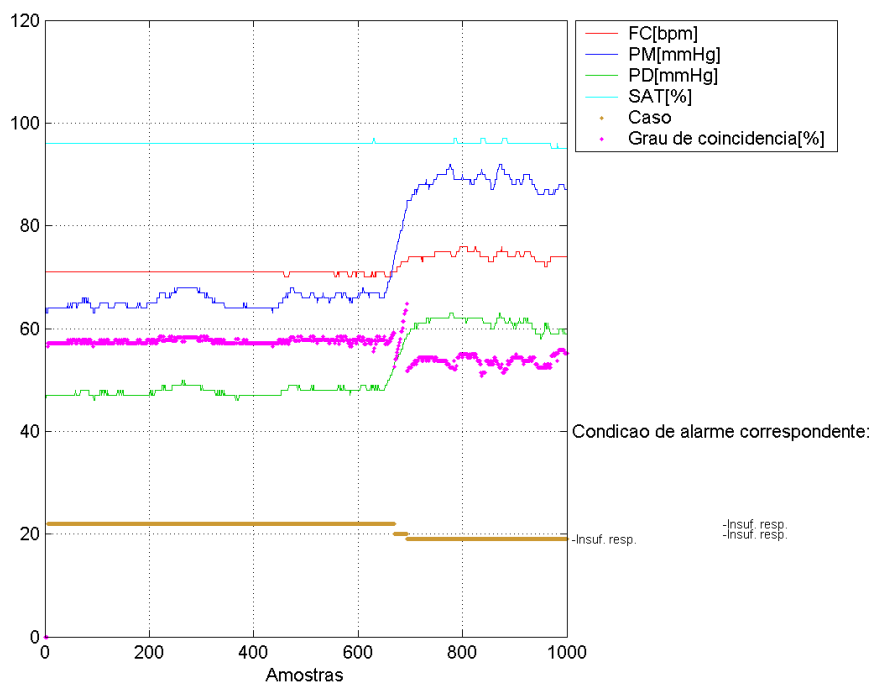


**Figura 20 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 25% – Paciente C**

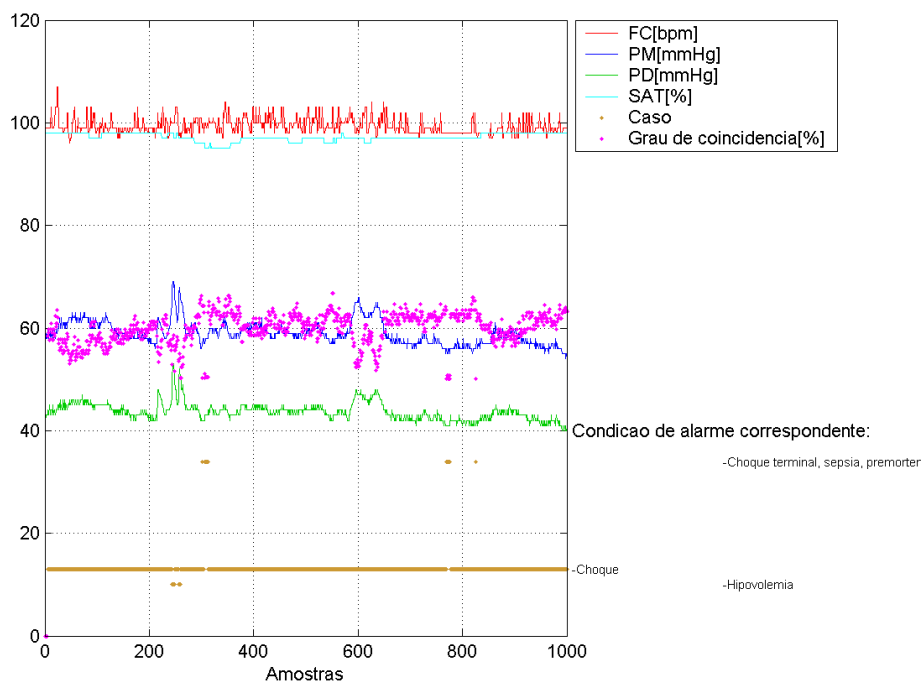
Elevando o valor mínimo do grau de coincidência para validação das condições de alarme para 50%, obtemos os resultados mostrados nas figuras 21, 22 e 23. Temos então condições de alarme mais confiáveis, com um grau de coincidência elevado.



**Figura 21 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 50% – Paciente A**

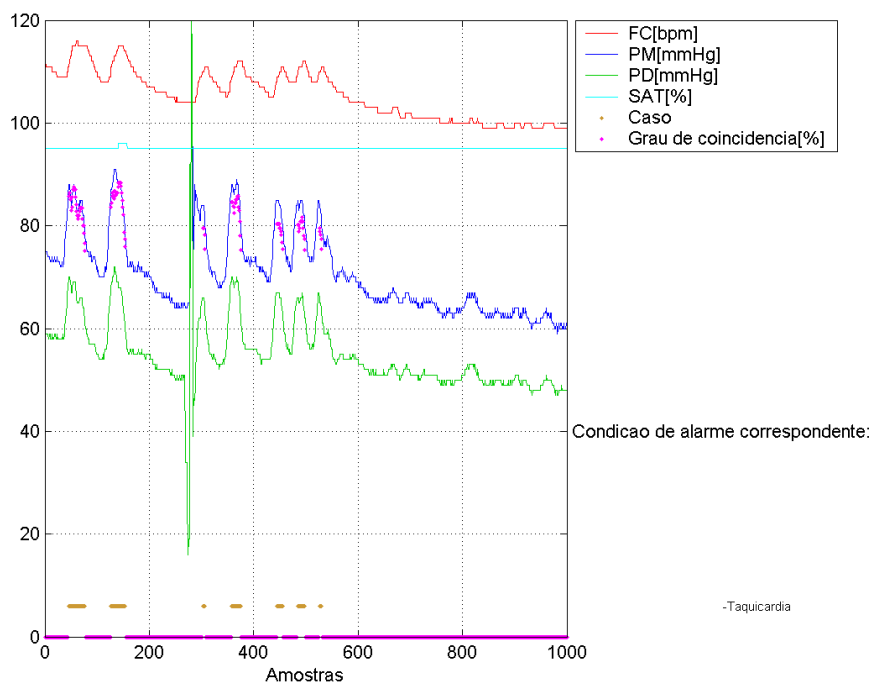


**Figura 22 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 50% – Paciente B**

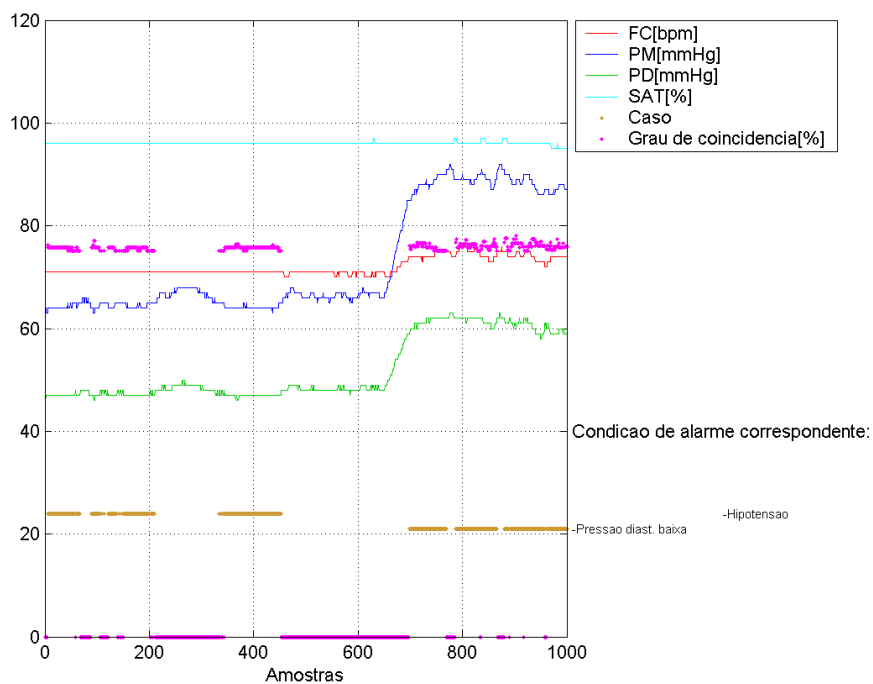


**Figura 23 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 50% – Paciente C**

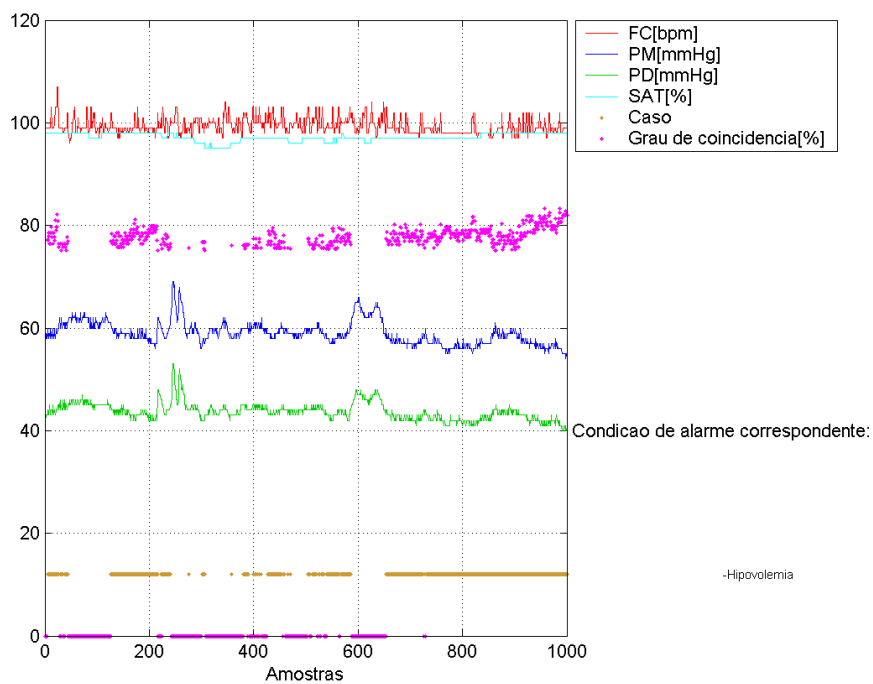
Se definirmos um valor muito elevado como valor mínimo do grau de coincidência para validação das condições de alarme, acabamos por deixar de apresentar condições de alarme presentes nos pacientes, como mostra as figuras 24, 25 e 26, onde foi definido 75% como valor mínimo.



**Figura 24 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 75% – Paciente A**



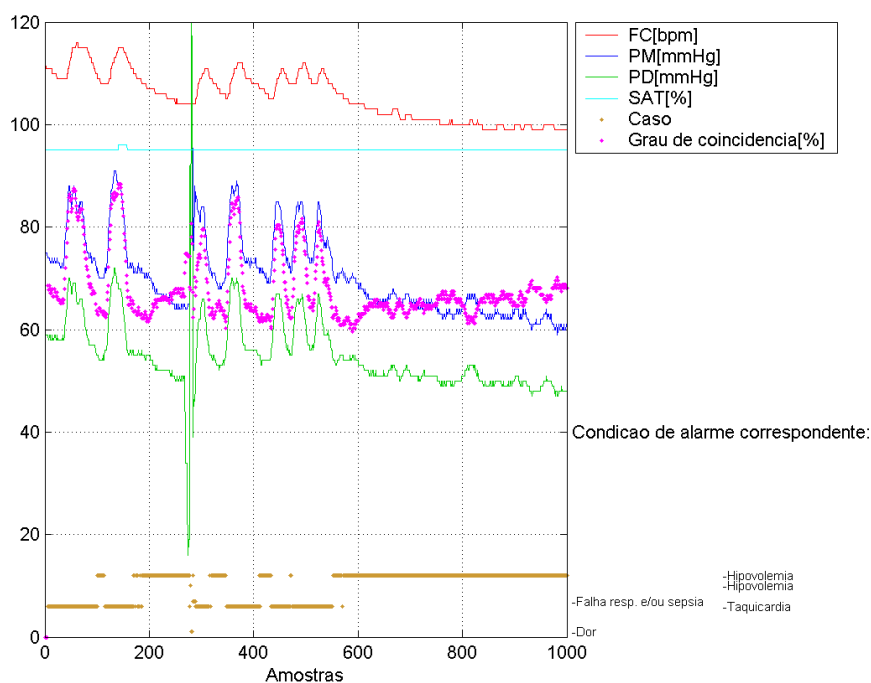
**Figura 25 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 75% – Paciente B**



**Figura 26 - Saída do sistema de alarme - valor mínimo do grau de coincidência para validação da condição de alarme: 75% – Paciente C**

Desconsiderando-se a prioridade das condições de alarme, poderíamos acabar ocultando uma condição de alarme grave, que exigiria uma intervenção rápida do operador, caso uma condição de alarme de menor prioridade estivesse presente ao mesmo tempo.

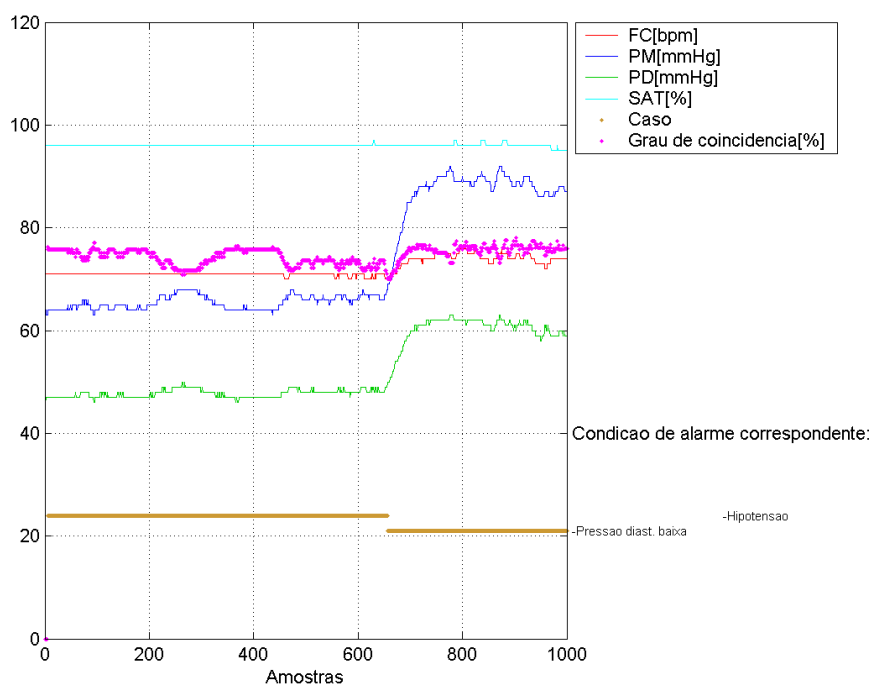
Para ilustrar este caso, ainda com a mesma entrada, desconsideramos o requisito da norma de apresentarmos sempre a condição de alarme de maior prioridade. Obtemos então os resultados apresentados nas figuras 27, 28 e 29.



**Figura 27 - Saída do sistema de alarme - condições de alarme de maior grau de coincidência, independente da prioridade – Paciente A**

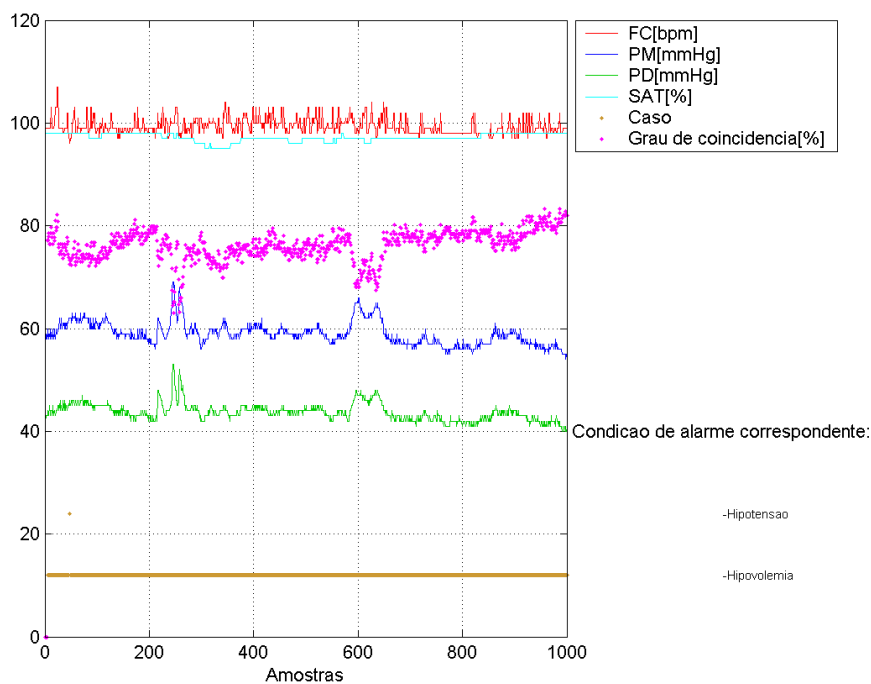
Como se pode observar, ignorando a prioridade das condições de alarme no Paciente A, a condição de alarme predominante é Hipovolemia, com um grau de coincidência próximo a 65% e um nível de urgência de 69,33%, ao passo que, levando-se em consideração a prioridade das condições de alarme, a condição predominante passa a ser Choque, com um grau de coincidência próximo a 55% e com um nível de urgência de 95%, como mostra a Figura 21.





**Figura 28 - Saída do sistema de alarme - condições de alarme de maior grau de coincidência, independente da prioridade – Paciente B**

No Paciente B, ignorando a prioridade das condições de alarme, temos como condição de alarme predominante em um primeiro momento Hipotensão, com um grau de coincidência de aproximadamente 75% e nível de urgência de 59%, e em seguida Pressão diastólica baixa, com um grau de coincidência também de 75% aproximadamente, e com nível de urgência de 57,33%. Considerando-se a prioridade das condições de alarme, o caso predominante neste paciente passa a ser Insuficiência Respiratória, com grau de coincidência de aproximadamente 55% e com nível de urgência de 72,65%, como mostra a Figura 22.



**Figura 29 - Saída do sistema de alarme - condições de alarme de maior grau de coincidência, independente da prioridade – Paciente C**

No paciente C, desconsiderando-se a prioridade das condições de alarme, temos predominantemente a indicação de Hipovolemia, com grau de coincidência de aproximadamente 75% e nível de urgência de 69,33%. Ao levarmos em consideração a prioridade das condições de alarme, passamos a ter como condição predominante Choque, com um grau de coincidência de aproximadamente 60% e com nível de urgência de 95%, como mostra a Figura 23.

## 7 CONCLUSÕES

Existe um consenso generalizado quanto às deficiências apresentadas pelos Sistemas de Alarme atuais presentes nos equipamentos eletromédicos, com elevados índices de alarmes falsos e sem significados clínicos. Tais deficiências podem ser reduzidas com o uso de Sistemas de Alarme Inteligentes que agrupem as condições de alarme no paciente, facilitando o entendimento destas por parte do profissional da área de saúde e minimizando condições de alarme positivas falsas e condições de alarme clinicamente sem relevância, e que não se limitem a ligar e desligar condições de alarme, trabalhando com a prioridade das mesmas em função do nível de urgência requerido a uma resposta deste profissional.

As normas internacionais mais atuais possibilitam o desenvolvimento de Sistemas de Alarme Inteligentes, capazes de trabalhar com a prioridade das condições de alarme, com o agrupamento dessas condições e com o atraso envolvido na determinação de uma condição de alarme, evitando a geração de sinais de alarme para condições transientes no paciente.

A segurança relativa a um sistema deste tipo pode ser mantida equivalente a de um sistema de alarme padrão ao se classificar corretamente a prioridade dos subconjuntos de alarmes, gerando sinais para subconjuntos de CA ativas e hierarquizando corretamente esses subconjuntos em função da gravidade dos mesmos. Tal classificação deve ser feita com a ajuda de profissionais da área de saúde.

Este trabalho apresenta a arquitetura de um Sistema de Alarme Inteligente em conformidade com as Normas Internacionais atuais, capaz de classificar as condições de alarme em subconjuntos, gerando sinais de alarme para as condições de alarme em função de sua prioridade.

O sistema propõe o uso de um método robusto para fusão de sensores através de Filtro de Kalman, onde a partir de diferentes sensores fornecendo valores de frequência cardíaca

obtemos um valor ótimo da frequência cardíaca livre de artefatos e mais preciso do que o disponível por qualquer sensor individualmente.

Também foi apresentada uma simulação do sistema, a fim de se avaliar sua aplicabilidade. Esta simulação levou em consideração apenas um pré-ajuste de alarme, correspondendo a uma Unidade de Tratamento Intensivo Cardíaca, onde foram analisados três pacientes em diferentes casos: uma mulher monitorada durante pós-operatório de uma operação de válvula, um homem com falha cardíaca congestiva levando a um edema pulmonar, e um homem monitorado durante pós-operatório de um inserto de derivação da artéria pulmonar.

Durante a simulação foi mostrada a influência de um valor mínimo do grau de coincidência para validação das condições de alarme. Pudemos observar que ao utilizar um valor de 25% como valor mínimo do grau de coincidência, ou ao não utilizarmos um valor mínimo do grau de coincidência, temos como saída do sistema condições de alarme que, apesar de possuírem um alto nível de urgência, apresentaram um baixo grau de coincidência, mostrando-se pouco reais. Utilizando-se um valor de 75% temos como saída do sistema condições de alarme com um alto grau de coincidência, porém que mascaram outras condições de alarme com graus de coincidência próximos, um pouco abaixo dos 75%, mas de maior prioridade. Temos ainda, neste caso, momentos em que nenhuma condição de alarme presente no paciente apresenta um grau de coincidência maior que 75%, fazendo com que o sistema não gere mensagens de alarme. Neste trabalho obtivemos valores adequados utilizando-se para isso um valor de 50%.

Não foi possível realizar uma análise da sensibilidade, especificidade e valor preditivo positivo do sistema simulado, uma vez que o banco de dados MIMIC não dispõe de dados suficientes para validar as condições de alarme presentes nos pacientes. Isto poderia ser feito, por exemplo, durante uma validação do sistema em campo.

Ao final mostramos também a importância de se levar em consideração a prioridade das condições de alarme no sistema proposto, o que além de ser um requisito de norma, influencia diretamente no comportamento do sistema, e conseqüentemente na resposta esperada pelo operador em função da mensagem a ele apresentada.

A partir deste trabalho surgem inúmeras possibilidades de trabalhos futuros. Em primeiro lugar podemos citar a validação deste sistema em campo, confrontando em tempo real a saída do sistema com o julgamento dos especialistas médicos responsáveis pelo paciente em questão, avaliando este sistema como um todo. Entram aqui entrevistas com um número maior de profissionais de saúde, visto que tanto neste trabalho como no apresentado por Oberli (1996), existe uma divergência entre as respostas apresentadas por estes profissionais, quando questionados sobre as condições de alarme e seus níveis de urgência, que não pode ser desconsiderada.

Uma segunda sugestão é a inclusão de um tratamento da prioridade das condições de alarme que leve em consideração, entre outras coisas, a frequência com que uma CA se apresenta, o tempo em que esta esteve ativa e dados de tendências.

Em terceiro lugar, uma vez que um EMMP é utilizado em cenários clínicos dos mais variados, e talvez um trabalho que envolva um maior número de pessoas, seria a implementação do sistema em outros cenários clínicos, gerando novos pré-ajustes de alarme, obtendo-se assim um sistema mais completo.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BARKER, S. J.; SHAH, N. K. The Effects of Motion on the Performance of Pulse Oximeters in Volunteers (Revised publication). **Anesthesiology**, v. 86(1), p. 101-108, January 1997.
- BEATTY, P. C. W.; BEATTY, S. F. Anaesthetists intentions to violate safety guidelines. **Anaesthesia**, v. 59, p. 528–540, 2004.
- BLOCK, F. E. Jr; NUUTINEN, L.; BALLAST, B. Optimization of alarms: a study on alarm limits, alarm sounds, and false alarms, intended to reduce annoyance. **Journal of Clinical Monitoring and Computing**, v. 15, p. 75-83, 1999.
- CHAMBRIN, M. C. Alarms in the intensive care unit - how can the number of false alarms be reduced. **Critical Care**, v. 5(4), p. 184-188, August 2001.
- CHEST LEADS. Disponível em <<http://www.cvphysiology.com/Arrhythmias/A013c.htm>>. Acesso em: 02 mar. 2006.
- DAIN, S. Current equipment alarm sounds: friend or foe? **Canadian Journal of Anesthesia**, v. 50(3), p. 209–214, 2003.
- DONCHIN, Y.; SEAGULL, F. J. The hostile environment of the intensive care unit. **Current Opinion in Critical Care**, v. 8, p. 316-320, 2002.
- EBRAHIM, M. H.; FELDMAN, J. M.; BAR-KANA, I. A robust sensor fusion method for heart rate estimation. **Journal of Clinical Monitoring**, v. 13, p. 385-393, 1997.
- FELDMAN, J. M.; EBRAHIM, M. H.; BAR-KANA, I. Robust sensor fusion improves heart rate estimation: clinical evaluation. **Journal of Clinical Monitoring**, v. 13, p. 379-384, 1997.
- HANSON III, C. W.; MARSHALL, B. E. Artificial intelligence applications in the intensive care unit. **Crit Care Med**, v. 29(2), p. 427-435, 2001.
- IEC 60601-1-8 **Medical electrical equipment – Part 1-8: General requirements for safety – Collateral standard: General requirements, tests and guidance for alarm systems in medical electrical equipment and medical electrical systems**, First edition, 2003-08.
- MALVIYA, S. et al. False Alarms and Sensitivity of Conventional Pulse Oximetry Versus the Masimo SET<sup>tm</sup> Technology in the Pediatric Postanesthesia Care Unit. **Anesthesia & Analgesia**, v. 90(6), p. 1336-1340, June 2000.
- MEREDITH, C.; EDWORTHY, J. Are there too many alarms in the intensive care unit? An overview of the problems. **Journal of Advanced Nursing**, v. 21(1), p. 15-20, January 1995.
- MOODY, G. B.; MARK, R. G. A Database to Support Development and Evaluation of Intelligent Intensive Care Monitoring. **Computers in Cardiology**, v. 23, p. 657-660, 1996.
- OBERLI, C. R. **Procesamiento inteligente de señales fisiológicas a partir de monitores computarizados**. 1996. 91 f. Tesis para obter al grado de Magister en Ciencias de la Ingeniería – Escuela de Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago de Chile, 1996.

OBERLI, C. et al. An expert system for monitor alarm integration. **Journal of Clinical Monitoring and Computing**, Netherlands, v.15, p. 29-35, 1999.

OPERATION of oximeters using red/infrared densitometry. Disponível em <[http://www.perfusion.com.au/CCP/Instrumentation/Operation of oximeters.htm](http://www.perfusion.com.au/CCP/Instrumentation/Operation_of_oximeters.htm)>. Acesso em: 03 mar. 2006.

RAMESH, A. N. et al. Artificial intelligence in medicine. **Ann R Coll Surg Engl**, v. 86, p. 334-338, 2004.

THE ELECTROCARDIOGRAM – looking at the heart of electricity. Disponível em <<http://nobelprize.org/medicine/educational/ecg/ecg-readmore.html>>. Acesso em: 02 mar. 2006.

TOBIN, M. J. **Principles and Practice of Intensive Care Monitoring**. McGraw-Hill, 1997. 1525 p.

TSIEN, C. L.; FACKLER, J. C. Poor prognosis for existing monitors in the intensive care unit, **Critical Care Medicine**, v. 25(4), p. 614-619, April 1997.

ZHANG, Y. **Real-Time Analysis of Physiological Data and Development of Alarm Algorithms for Patient Monitoring in the Intensive Care Unit**. Master thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2003.