

Classificação de Arritmias Cardíacas utilizando Transformada *Wavelets* e Aprendizado de Máquina por meio de extração de características

Davi Shinji Mota Kawasaki*, Higor Augusto Bassi Rozan†, João Vitor Bertoncini‡, Vinícius Drago Romano§

*Engenharia da Computação, Cornélio Procópio/PR 86300-00

Email: kawasaki@alunos.utfpr.edu.br

†Engenharia da Computação, Cornélio Procópio/PR

Email: higorb.rozan@hotmail.com

‡Engenharia da Computação, Cornélio Procópio/PR 86300-000

Email: joaobertoncini@alunos.utfpr.edu.br

§Engenharia da Computação, Cornélio Procópio/PR 86300-000

Email: romano@alunos.utfpr.edu.br

Abstract—This work aims to extract and classify ventricular cardiac arrhythmias through *Wavelet Transform* and machine learning algorithms. The article covers a brief theoretical introduction about the medical theme, highlights the extraction window and filter methods, and then train the extracted data through a machine learning software. After that's all covered, it shows the analysis of results with two different types of machine learning algorithms with *WEKA* software.

Keywords - Arrhythmias, Feature Extraction, Wavelet Transform, Neural Network, Machine Learning, *WEKA*, *MATLAB*.

I. INTRODUÇÃO

O ser humano, desde as épocas antigas, tem passado por inúmeras evoluções, assim como também por vários obstáculos pessoais, biológicos e sociais. Os contextos históricos detalham com maestria cada ponto focal característico dentre a história humana milenar, seja pelas conquistas, descobertas, guerras, expansões populacionais e, principalmente, as evoluções e revoluções marcantes.

Nesses contextos sociais, uma "*persona*" sempre esteve presente dentre os momentos históricos humanos, marcando presença principalmente em fatos históricos globais. As enfermidades e doenças produziram significados que iam além das características biológicas - como foi o caso da peste negra -, demonstrando que, além de soluções médicas-científicas, eram necessários investigações socioculturais [1].

Com estimativas da Organização das Nações Unidas (ONU) de que a Terra terá pouco mais de 9 bilhões de habitantes em 2050, a preocupação com enfermidades tem se tornado um tópico cada vez mais alarmante globalmente. De acordo com pesquisas da FAO 1999 e UNICEF 2002, cerca de 18 milhões de seres humanos têm morrido precocemente de doenças curáveis - equivalente a possíveis 50 mil mortes que poderiam ser evitadas diariamente. Além disso, problemas médicos que causam essas doenças aplicam uma grande tensão econômica

principalmente em países subdesenvolvidos, intensificando a pobreza e o nível da população doente [2].

Entre essas várias doenças, as ocasionadas por insuficiências cardíacas e/ou infartos são razões da morte de aproximadamente 17,5 milhões de pessoas por ano no mundo [3]. Segundo a Federação Mundial do Coração (FMC) esses dados demonstram que infartos derivados de problemas cardíacos são uma das principais causas de mortalidade no mundo. A ONG FMC destacou que 80% dessas mortes ocorrem em países com nível de renda médio e baixo [3], caso do Brasil.

O número de infartos e doenças cardíacas vem aumentando devido a alguns fatores gerais, como o sedentarismo, má qualidade da alimentação, estresse, além de outros problemas comuns na cultura de um mundo capitalista globalizado [4].

Para reduzir a quantidade de óbitos consequentes de doenças, profissionais da área da saúde têm investido em ferramentas que possam completar os diagnósticos - sejam de prevenção ou até mesmo emergenciais. Essa antecipação de descoberta de alguma doença - como disfunções cardíacas - podem determinar tratamentos médicos e até mesmo evitar mortes súbitas de pacientes.

Com o crescimento do número de pacientes dentre a volumosa população mundial, cada vez mais métodos automáticos de diagnósticos são necessários para auxiliar os médicos. Um dos caminhos para este diagnóstico, no caso de exames cardiológicos, consiste na utilização do sinal de eletrocardiograma (ECG). A alteração e distúrbios das ondas do ECG podem indicar alterações do ritmo cardíaco, também denominadas como arritmias cardíacas [4], objetivo principal de análise desse artigo. Essas alterações do ritmo cardíaco normalmente são coletadas de forma analógica, ou seja, por análise gráfica visual por profissionais especialistas, o que torna a tarefa extremamente manual e não replicável.

Sob essa análise contextual, esse trabalho propõe formular um algoritmo que seja capaz de detectar, analisar e classificar

automaticamente essas arritmias cardíacas. Conforme a análise literária [4], algoritmos que realizam esse trabalho dificilmente alcançam taxas de 100% de acerto. Para ultrapassar essa barreira, um método será desenvolvido para analisar o sinal de ECG, extrair características relevantes do mesmo e, por fim, classificar cada um dos sinais por dois tipos de Aprendizado de Máquina: Redes Neurais e Árvores de Decisão. Os sinais serão obtidos diretamente da base de dados *MIT-BIH - Arrhythmia Database*, e o foco de classificação dessa base serão sinais de ECG normais ou possuidor de um dos três tipos de arritmias ventriculares: Taquicardia Ventricular (VT), Bigeminismo Ventricular (B) e Trigemismo Ventricular (T).

Por meio da normalização e filtro dos sinais, pretende-se avaliar os resultados através da taxa de confiabilidade do aprendizado de máquina com o *software* WEKA, além de comparar com resultados de outros trabalhos.

O trabalho, portanto, é dividido em: Introdução, Fundamentação Teórica, Metodologia, Extração de Características, Treinamento com Aprendizado de Máquina, Resultados e Discussões, Conclusão.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A. Coração

O coração consiste em um órgão localizado atrás da caixa torácica, na parte central do peito entre o pulmão direito e esquerdo [5]. Sua função consiste no batimento ou contração para bombeamento do sangue para todo o corpo por meio de um sistema de vasos sanguíneos [6].

Para realizar o processo de bombeamento de sangue, o coração depende da sua seção direita e esquerda, onde cada uma delas possui duas cavidades: átrio e ventrículo, sendo a primeira superior e a segunda inferior. O fluxo do sangue é realizado por meio de válvulas entre o átrio e o ventrículo, sempre seguindo a direção do primeiro para o segundo.

Por meio dessas válvulas é possível realizar o processamento do oxigênio e do gás carbônico, onde a seção esquerda do coração é responsável pelo envio de sangue com oxigênio para o corpo, enquanto a direita cuida do recebimento do sangue com gás carbônico de diferentes partes do corpo [5]. A cada contração de cada câmara do miocárdio - fluxo de sangue entre o átrio e o ventrículo - acontece o evento chamado de sístole, enquanto no relaxamento ocorre a diástole - processo o qual é repassado para o pulmão para realização da troca de gases [5].

Uma das estruturas internas primordial para determinar o ritmo do coração chama-se nóculo sinoatrial (SA), ou também chamado de marca-passo. Localizada entre o átrio direito e a veia cava superior, ele atua controlando a frequência dos batimentos cardíacos, com cerca de 72 contrações por minuto. Por ter uma frequência alta, seus impulsos se espalham para os átrios e ventrículos, excitando todas as áreas e determinando o ritmo de batimento de quase todo o coração [7].

O coração, por meio do seu batimento, realiza vários eventos cardíacos chamados de ciclos cardíacos, começando pela geração de um potencial de ação propagado pelos átrios até chegar nos ventrículos. Esse ciclo cardíaco vai conter

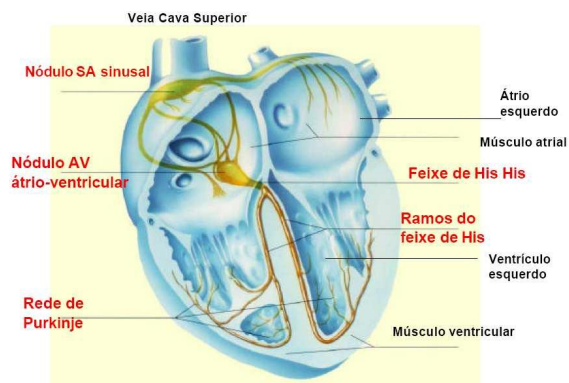


Fig. 1. Representação interna do coração e suas cavidades.

o relaxamento pela diástole (coração enche de sangue) e a sístole (contração das câmaras de bombeamento). Conforme representado pelos traçados da Figura 2, pode-se visualizar os períodos de pressão (mm Hg), volume (ml), eletrocardiograma, fonocardiograma, sendo o penúltimo a representação gráfica utilizada nesse trabalho para classificação de arritmias.

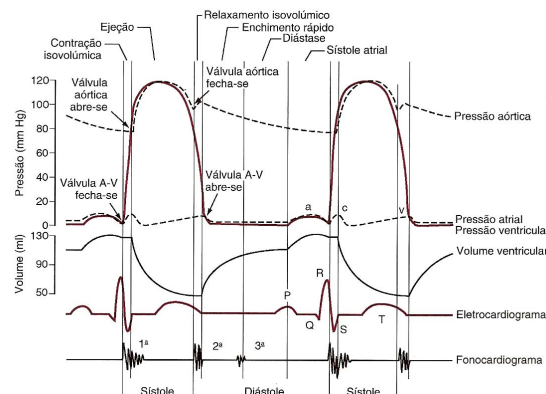


Fig. 2. Eventos do ciclo cardíaco representados por diferentes traçados no ventrículo esquerdo.

B. Eletrocardiograma (ECG)

Conforme visualizado no tópico anterior, o nóculo sinoatrial (SA) determina o ritmo do coração por seus impulsos com uma frequência alta. A partir dessa excitação, ocorre paralelamente a propagação de correntes do campo elétrico no músculo cardíaco e nos tecidos das regiões vizinhas, inclusive atingindo a superfície do corpo. Como esse fluxo ocorre entre diversos locais do corpo, pode-se captar diferenças de potenciais por meio de eletrodos na pele, em pontos opostos do coração. Essas medidas podem ser coletadas por meio de 12 derivações clássicas, normalmente se baseando pelo triângulo de Einthoven, representado pela Figura 3.

Por meio de um amplificador, esses potenciais são adquiridos por um período de tempo, em localizações conforme estabelecidas pelas derivações. Esse processo trata-se da eletrocardiografia, também conhecida como o exame de eletrocardiograma (ECG), apresentando a excitação cardíaca de forma

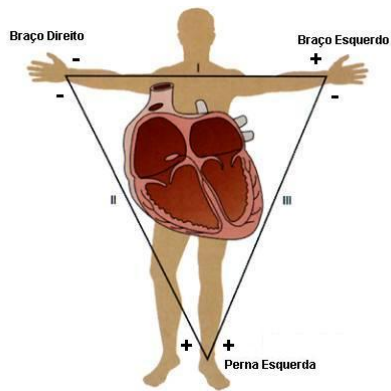


Fig. 3. Representação do triângulo de Einthoven, com eletrodos sobre os pulsos (RA e LA) e no tornozelo esquerdo (LL).

gráfica para análise patológica por um cardiologista. Esse exame de baixo custo permite a análise de uma cardiopatia/arritmia no momento de ocorrência da mesma, analisando normalmente os segmentos, intervalos e ondas do sinal de ECG.

Um registro de ECG, representado na Figura 4, é representado por meio da voltagem plotada no eixo y pelo tempo no eixo x, onde seu sinal traduz o registro das despolarizações e repolarizações por meio de cinco etapas, representadas pelos formatos de onda P, Q, R, S e T [8].

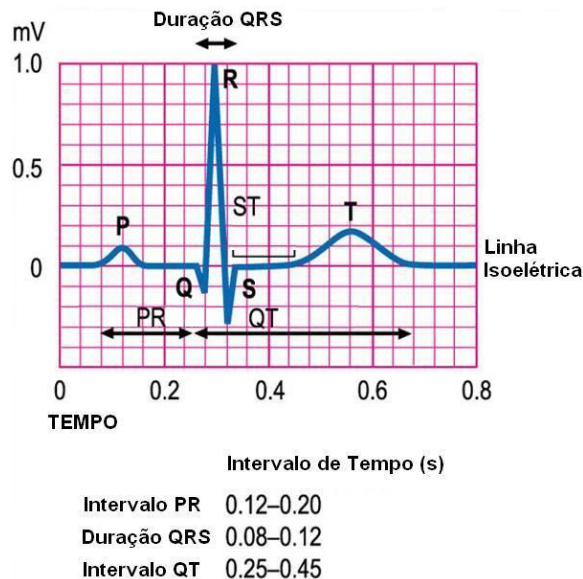


Fig. 4. Registro de eletrocardiograma com diferentes tipos de intervalos.

Além dos formatos de onda, o ECG apresenta alguns subperíodos que são importantes para uma análise mais detalhada das cardiopatias, como o intervalo entre a onda P e R que representa o tempo de condução do estímulo através do nóduo atrioventricular; e o complexo QRS, que representa a despolarização ventricular. A partir desses subperíodos pode-se analisar as morfologias do exame, denominadas pela sequência de excitação e recuperação, respectivamente car-

acterizados pela despolarização e repolarização por meio da diferença de potencial resultante, conforme representado pela Figura 5.

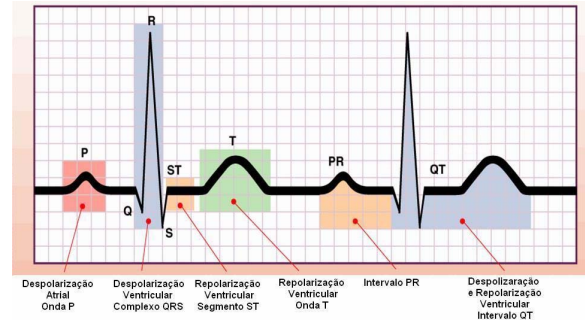


Fig. 5. Sequência de despolarização e repolarização com a representação das ondas e subperíodos.

Estas morfologias permitem a verificação de anormalidades no sistema de condução cardíaca, como as arritmias que vão ser extraídas por meio das redes neurais nesse trabalho.

C. Arritmias

Conforme apresentado, os exames de ECG permitem identificar anormalidades no sistema cardíológico, podendo representar diferentes cardiopatias. Essas cardiopatias podem ser sintomaticamente representadas por arritmias cardíacas, que ocorrem por alterações na formação/condução do impulso elétrico através do miocárdio [9]. O ECG é um dos principais exames para estudo e análise das arritmias justamente porque as mesmas podem modificar a origem/difusão fisiológica do estímulo elétrico, alterando o ritmo cardíaco normal [10].

Dentre os mais diversos tipos de classificação de arritmias, elas podem ser divididas em duas categorias (assintomáticas e sintomáticas) e em dois grupos de frequência: bradicardia - frequência cardíaca menor que 60 batimentos por segundo, e taquicardia - frequência cardíaca maior que 100 batimentos por segundo [7].



Fig. 6. Exemplo de ECG com Taquicardia Ventricular.

D. Extração do Sinal com Janelamento

Aqui vai a parte teórica de janelamento.

E. Processamento do Sinal com Transformadas Wavelets

A *Wavelet* trata-se de uma função que descreve e decompõe outras funções no domínio da frequência, garantindo a análise além do domínio do tempo. A sua decomposição acontece por meio da Transformada *Wavelet*, que trata de uma técnica por dimensão de janela variável, avaliando o sinal no espaço tempo

x frequência e os componentes espectrais em um intervalo de tempo [11].

Por trabalhar com janelas, a Transformada *Wavelet* permite que ocorra o translado no tempo se baseando em *Wavelets*-mãe, a qual se fornece como protótipo para todas janelas criadas no procedimento de análise do sinal [11].

Por permitir a decomposição do sinal em várias funções no domínio do tempo e frequência, essa transformada possui uma grande abrangência para análise e compreensão de sinais, podendo inclusive ser dividida em contínua e discreta.

Na Transformada *Wavelet* Contínua (TWC) a variável translação representa o deslocamento da janela de amostragem ao longo do tempo, sendo matematicamente definida em $F(a,b)$:

$$F(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\Psi_{a,b}dt$$

Cada sinal pode determinar um tipo de *Wavelet*-mãe que pode ser utilizado por uma TWC, como os representados na Figura 7.

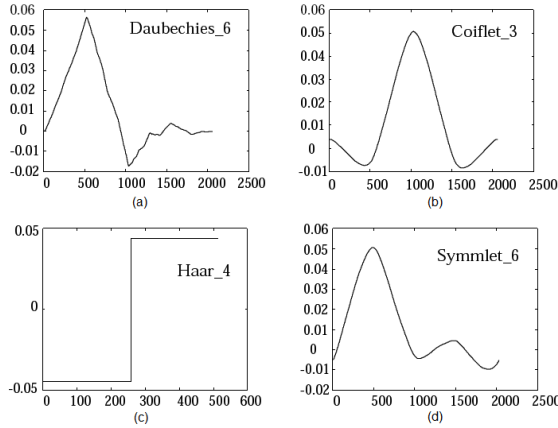


Fig. 7. Famílias de TWC: (a) Daubechies; (b) Coiflet; (c) Haar; (d) Symmlet.

A Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) permite não perder suas qualidades e propriedades, portando-se de maneira numericamente estável e com uma menor redundância de informação [12]. A sua realização acontece por meio de filtros digitais sucessivas sobre o sinal original, onde um par de filtros digitais definidos como filtros em quadratura é descrito pelas funções $h(n)$ e $g(n)$, sendo estas, respectivamente, as funções resposta ao impulso de um filtro passa-baixa e passa-alta, cada um com metade da banda do sinal original [13]. Ela é matematicamente definida em $F_{m,n}(a,b)$:

$$F_{m,n}(a,b) = a_0^{-j/2} \int f(t)\Psi(a_0^{-j}t - nb_0)$$

F. Classificação de Sinais

Como o objetivo do trabalho consiste na análise e classificação de arritmias por meio de Aprendizado de Máquina, faz-se necessário realizar a extração das características dos sinais para poder classificar com um certo grau

de confiabilidade por meio de algum algoritmo de inteligência artificial.

O primeiro passo necessário para a classificação de sinais se encontra na normalização do sinal de ECG afim de obter e tratar pedaços de amostras obtidas do sinal. Para realizar esse processo utilizam-se diversos tipos de funções matemáticas, selecionando as amostras filtradas - por janelamento e DWT com extração dos coeficientes, por exemplo - ou através de extração de características diretas do sinal, como o intervalo RR e frequência cardíaca.

G. Aprendizado de Máquina

O aprendizado de máquina se caracteriza por ser um subcampo dentro de toda a inteligência artificial, e tem o objetivo de desenvolver algoritmos e técnicas que permitam os computadores adquirirem conhecimento sem serem explicitamente programados. Dado um conjunto de amostras cujo tenha classificação conhecida, a máquina conseguem interpretar os dados e classificá-los, aprendendo com seus erros. [14]As técnicas do aprendizado de máquina podem ser aplicadas em diversas áreas do conhecimento, como em problemas relacionados a computação, biologia, química e matemática. [14]

Os algoritmos de aprendizados de máquinas podem ser divididos em dois principais tipos: os supervisionados e não supervisionados. O aprendizado de máquina supervisionado trata de amostras no qual foram fornecidas uma referência do objetivo, disponibilizando para o computador informações a respeito do ambiente em que as amostras pertencem. [15] Neste tipo de aprendizado, em cada amostra é fornecida variáveis de entrada e a saída esperada, também chamada de *true label*. Ao final do treinamento, é esperado que a máquina seja capaz de fornecer saídas corretas para entradas que nunca foram apresentadas. O aprendizado de máquina não supervisionado não contém o *true label*, tendo amostras compostas apenas pelas variáveis de entrada. Com isso, os algoritmos não supervisionados tentam encontrar padrões nas amostras fornecidas, separando-as em grupos. [15]

Abaixo vai a parte de redes neurais.

O cérebro em alguns aspectos possui características similares a um processador. Por exemplo, quando lemos um texto as células fotorreceptoras dos nossos olhos captam um conjunto de símbolos e os transformam em sinais elétricos, que por sua vez, serão processados pelo cérebro para classificá-los em palavras. As redes neurais artificiais (RNAs) consistem em uma metodologia para resolver problemas de inteligência artificial que se espelham em conceitos das rede neurais naturais (RNN). O comportamento de aprendizagem da RNA é igual ao da RNN, ou seja, aprendendo, errando e fazendo descobertas. As unidades de processamento são chamadas neurônios, que são compostos basicamente por dendritos, axônio e corpo celular [16]. A relação entre um neurônio natural e um *Perceptron* ou neurônio booleano foi representada pela Tabela I.

Para classificar o sinal normalizado será utilizado o **algoritmo ?????**. **Explicação dos algoritmos aqui.**

TABELA I
 RELAÇÃO ENTRE UM NEURÔNIO NATURAL E UM *Perceptron*

<i>Perceptron</i>	Neurônio Natural	Função
Entradas	Dendritos	Recebem o sinal
Saída	Axônio	Saída do sinal
Peso	Sinapse	Retém o Conhecimento

III. METODOLOGIA

Aqui vai a metodologia na Tabela II.

TABELA II
 CRONOGRAMA DE TÓPICOS TRABALHADOS DO PROJETO

Semana 01/05	Estudo do contexto do artigo
Semana 08/05	Estudo de ECG e extração dos dados
Semana 15/05	Estudo de transformada <i>Wavelet</i>
Semana 22/05	Estudo da aplicação de Redes Neurais e Algoritmos
Semana 29/05	Extração e Classificação dos Sinais com <i>Wavelet</i>
Semana 05/06	Execução dos Aprendizados Supervisionados
Semana 12/06	Análise dos Aprendizados e Geração do Relatório
Semana 19/06	Finalização do Relatório e Apresentação Final

IV. EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Aqui vai a parte de PDS com Matlab.

V. TREINAMENTO COM APRENDIZADO DE MÁQUINA

Aqui vai a parte do Weka.

VI. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Aqui vai a discussão de resultados.

VII. CONCLUSÃO

Precisa melhorar a conclusão.

Como apresentado anteriormente, o objetivo desse trabalho é realizar não apenas a conexão entre dois módulos de rádio frequência, mas principalmente realizar a análise dos pacotes e dados enviados, verificando possíveis erros e perdas. Nesse quesito, o projeto deve apresentar, em sua entrega e apresentação, a transmissão de pacotes de dados em tempo real e a geração de gráficos e dados estatísticos que possam ilustrar a situação real dessa transferência sob diferentes aspectos do meio.

Caso seja possível, o projeto também pode visar o tratamento desses dados diretamente nos atuadores, visualizando possíveis situações que possam corrigir e inibir erros e atenuações que influenciam e impedem o tráfego dos dados da melhor maneira possível.

REFERÊNCIAS

- [1] G. F. Barata, "A primeira década da aids no brasil: O fantástico apresenta a doença ao público," Dissertação, Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo, 2006.
- [2] T. W. Pogge, "Human rights and global health: A research program," *META*, vol. 36, no. 1/2, pp. 26–1068, January 2005. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Thomas_Pogge/publication/227624773_Human_Rights_and_Global_Health_A_Research_Programme/links/02e7e523377151c275000000/Human-Rights-and-Global-Health-A-Research-Programme.pdf
- [3] W. H. Federation, "World heart federation 2002 annual report," Report, 2002. [Online]. Available: http://www.world-heart-federation.org/fileadmin/user_upload/documents/About-annual-report-2002.pdf
- [4] A. B. Neto, "Detecção automática de arritmia cardíaca utilizando wavelet e redes neurais treinadas com otimização por nuvem de partículas," Master Thesis, Pós-Graduação em Informática da Pontifícia Universidade Católica do Paraná - Curitiba, 2009. [Online]. Available: https://www.ppgia.pucpr.br/pt/arquivos/mestrado/dissertacoes/2009/2009_alfredo_beckert.pdf
- [5] L. National Heart and B. Institute, "Anatomy of heart," Novembro 2011. [Online]. Available: <https://www.nhlbi.nih.gov/health/health-topics/topics/hhw/anatomy>
- [6] H. Gray, *Anatomia*, ser. 35. Ed. Guanabara Koogan, 1979, vol. 2.
- [7] A. C. G. J. E. Hall, "Textbook of medical physiology," Textbook, 2006.
- [8] M. de Mello Aires, *Fisiologia*. Guanabara Koogan S.A., 1991.
- [9] S. B. de Cardiologia, "Diretriz de fibrilação atrial," in *Arq Bras Cardiologia*, ser. Suplemento VI, 2003, vol. 81.
- [10] M. A. B. Gonçalves, *Noções Básicas de Eletrocardiograma e Arritmias*. Senac, 1995.
- [11] A. Graps, *An Introduction to Wavelets*. IEEE Computational Science and Engineering, 1995, vol. 2, no. 2.
- [12] C. Y. V. W. da Silva, "Extração de características de imagens médicas utilizando wavelets para mineração de imagens e auxílio ao diagnóstico," Master's thesis, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - USP, 2006. [Online]. Available: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/55/55134/tde-07052008-102458/pt-br.php>
- [13] C. R. Castelano, "Estudo comparativo da transformada wavelet no reconhecimento de padrões da íris humana," Master's thesis, Escola de Engenharia de São Carlos - USP, 2006. [Online]. Available: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18133/tde-30112006-134736/pt-br.php>
- [14] L. Morellato, "Aprendizado de máquina aplicado à web," Online Article, July 2008. [Online]. Available: <https://imasters.com.br/artigo/9413/tecnologia/aprendizado-de-maquina-aplicado-a-web/?trace=1519021197&source=single>
- [15] B. Marr, "Supervised v unsupervised machine learning - what's the difference?" Online Article, March 2017. [Online]. Available: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2017/03/16/supervised-v-unsupervised-machine-learning-whats-the-difference/#59115eb5485d>
- [16] Z. L. Kovács, *Redes Neurais Artificiais*, 2nd ed., C. Cognition, Ed. Livraria da Física, 1996.