

**UnB - UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**  
**FGA - FACULDADE UNB GAMA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA**  
**BIOMÉDICA**

**Sistema Inteligente de Avaliação Biomecânica de Atletas de**  
**Futebol Americano para Prevenção de Lesões**

**Gilmar Severino Lucena de Souza**

**ORIENTADORA: Dra. Lourdes Mattos Brasil**  
**COORIENTADORA: Dra. Vera Regina Da Silva Marães**

**QUALIFICAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA**

**BRASÍLIA/DF: 07/ 2018**

**UnB - UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**  
**FGA - FACULDADE UNB GAMA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA**  
**BIOMÉDICA**

**Sistema Inteligente de Avaliação Biomecânica de Atletas de**  
**Futebol Americano para Prevenção de Lesões**

**Gilmar Severino Lucena de Souza**

**QUALIFICAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA**

**APROVADO POR:**

---

**Prof. Dra. Lourdes Mattos Brasil**  
**(Orientadora)**

---

**Dra. Vera Regina Da Silva Marães**  
**(Co-Orientadora)**

---

**Prof. Dr(a).**  
**(Examidador Externo)**

**BRASÍLIA/DF, 10, 07, 2018**

## RESUMO

### **Sistema Inteligente de Avaliação Biomecânica de Atletas de Futebol Americano para Prevenção de Lesões**

**Autor:** Gilmar Severino Lucena de Souza

**Orientadora:** Profa. Dra. Lourdes Mattos Brasil

**Co-orientadora:** Dra. Vera Regina Da Silva Marães

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica – Qualificação de Mestrado  
BRASÍLIA/DF2018**

A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...  
A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...  
A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...  
A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...

**Palavras-chaves:** Sistema Inteligente, Biomecânica, Futebol Americano, Prevenção de Lesões.

## ABSTRACT

### Intelligent Football Athlete Biomechanics Assessment System for Injury Prevention

**Author:** Gilmar Severino Lucena de Souza

**Supervisor:** Profa. Dra. Lourdes Mattos Brasil

**Co-supervisor:** Dra. Vera Regina Da Silva Marães

**Post-Graduation Program in Biomedical Engineering – Qualify of Master Degree Brasília, Month of Year.**

A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...  
A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...  
A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...  
A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER... A FAZER...

**Key-words:** Intelligent System, Biomechanics, American Football, Injury Prevention.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>11</b>
<b>1.1</b>	<b>CONTEXTUALIZAÇÃO E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA</b>	<b>11</b>
<b>1.2</b>	<b>OBJETIVOS</b>	<b>14</b>
1.2.1	Objetivo Geral	14
1.2.2	Objetivo Específicos	14
<b>1.3</b>	<b>REVISÃO DA LITERATURA</b>	<b>14</b>
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>17</b>
<b>2.1</b>	<b>SISTEMA INERCIAL DE MEDIDAS</b>	<b>17</b>
2.1.1	Acelerômetros	17
2.1.2	Giroscópios	18
2.1.3	Grandezas Angulares	18
2.1.4	Aplicações dos Sensores Inerciais em Humanos	19
<b>2.2</b>	<b>Lógica Fuzzy</b>	<b>20</b>
2.2.1	Sistemas <i>Fuzzy Mandani</i>	21
<b>2.3</b>	<b>Deep Learning</b>	<b>22</b>
2.3.1	Modelos Baseados em Energia	23
2.3.2	Máquinas de Boltzmann	23
2.3.3	Máquinas Restritas de Boltzmann	24
2.3.4	Deep Belief Networks	26
2.3.5	Máquinas Restritas de Boltzmann Convolucionais	28
2.3.6	Stacks de CRBMs	29
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>31</b>
<b>3.1</b>	<b>COLETA E ANÁLISE DE DADOS</b>	<b>31</b>
3.1.1	Aquisição das Regiões de Interesse Utilizando Lógica <i>Fuzzy</i>	31
3.1.2	Modelo de Stacks de CRBMs para Extração de Características	34
<b>3.2</b>	<b>PROPOSTA INICIAL</b>	<b>36</b>
<b>3.3</b>	<b>DELIMITAÇÃO DO ESTUDO</b>	<b>36</b>
<b>3.4</b>	<b>RESULTADOS ESPERADOS</b>	<b>37</b>
<b>3.5</b>	<b>RESULTADOS PARCIAIS</b>	<b>37</b>
3.5.1	Algoritmo <i>Fuzzy</i> Para Extração de ROIs	37
3.5.2	Stacks de CRBMs Para Extração de Características	38
<b>4</b>	<b>VIABILIDADE</b>	<b>39</b>
<b>4.1</b>	<b>COLETA E ANÁLISE DE DADOS</b>	<b>39</b>

4.2	CRONOGRAMA . . . . .	39
4.3	RECURSOS TECNOLÓGICOS . . . . .	39
4.4	RESTRICÇÕES . . . . .	39
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS . . . . .	40

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Pesquisa por palavras-chave na língua Inglesa . . . . .	15
Tabela 2 – Funções de Pertinência de Tons de Cinza . . . . .	32
Tabela 3 – Funções de Pertinência de Tons de Cinza . . . . .	32
Tabela 4 – Funções de Pertinência de Tons de Cinza . . . . .	33
Tabela 5 – Cronograma de Atividades . . . . .	39

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – <i>Métodos de medição da biomecânica</i> . . . . .	12
Figura 2 – <i>Laboratório de análise de marcha e processamento de sinais - FCE</i> . .	13
Figura 3 – Funcionamento de um Sistema <i>Fuzzy</i> . . . . .	21
Figura 4 – Arquitetura de uma Máquina de Boltzmann. . . . .	24
Figura 5 – Máquina Restrita de Boltzmann . . . . .	24
Figura 6 – <i>Contrastive Divergence</i> onde $k = 1$ . . . . .	26
Figura 7 – Uma <i>Deep Belief Network</i> representada como uma composição de várias <i>Restricted Boltzmann Machines</i> . . . . .	27
Figura 8 – Treinamento Ganancioso de uma DBN . . . . .	27
Figura 9 – Arquitetura de uma CRBM . . . . .	28
Figura 10 – Subamostragem utilizando <i>Max-Pooling</i> . . . . .	30
Figura 11 – Funcionamento do algoritmo <i>fuzzy</i> . . . . .	31
Figura 12 – Funções Pertencentes ao Universo Tons de Cinza. . . . .	32
Figura 13 – Funções Pertencentes ao Universo Quantidade de <i>Pixels</i> . . . . .	33
Figura 14 – Arquitetura da RNA utilizada. . . . .	35
Figura 15 – Divisão da imagem em "pacotes". . . . .	36
Figura 16 – Mamografia normal à esquerda e Mamografia processada à direita. . .	37



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACR	<i>American College of Radiology</i>
BIRADS	<i>Breast Imaging Reporting and Data System</i>
BM	<i>Boltzmann Machine</i>
CAD	<i>Computer Aided Diagnosis</i>
CC	Crânio Caudal
CDBN	<i>Convolutional Deep Belief Networks</i>
CJLR	Clínica Janice Lamas Radiologia
CRBM	<i>Convolutional Restricted Boltzmann Machines</i>
CoG	<i>Center of Gravity</i>
DBN	<i>Deep Belief Networks</i>
DICOM	<i>Digital Imaging and Communications in Medicine</i>
MEB	<i>Modelos Baseados em Energia</i>
MLO	Médio Lateral Oblíqua
PGM	<i>Portable Gray Map</i>
RBM	<i>Restricted Boltzmann Machines</i>
RNA	Rede Neural Artificial
UnB	Universidade de Brasília

## LISTA DE SÍMBOLOS

### Símbolos Latinos

$x(t)$	Entrada para o sistema <i>fuzzy</i>
$y(t)$	Saídas do sistema <i>fuzzy</i>
$z$	Regra <i>fuzzy</i>
$Q^z$	Ativação de regra <i>fuzzy</i>
$\mu^{Q^z}$	Pertinência <i>fuzzy</i>
$V$	Unidades visíveis de uma BM
$H$	Unidade <i>hidden</i> de uma BM
$i$	Unidade de uma BM
$j$	Unidade de uma BM
$w_{ij}$	Força de conexão entre unidades $i$ e $j$
$s_i$	Estado da unidade $i$
$s_j$	Estado da unidade $j$
$W$	Pesos de uma RBM
$b$	Unidades bias da camada visível de uma RBM
$c$	Unidade bias da camada <i>hidden</i> de uma RBM
$v_i$	Estados binários de uma unidade visível
$h_j$	Estados binários de uma unidade <i>hidden</i>
$Z$	Função de partição $Z$
$N_v^2$	Tamanho de uma camada visível
$K$	Grupos de camadas <i>hidden</i>
$N_h^2$	Número de unidades da camada <i>hidden</i>
$N_w^2$	Filtro de processamento
$N_p^2$	Número de unidades da camada de agrupamento

$C$	Blocos de particionamento
$B_\alpha$	Blocos de particionamento
$p_\alpha$	Unidade da camada de agrupamento

### **Símbolos Gregos**

$\theta_i$	Bias da unidade $i$
$\varepsilon$	Taxa de aprendizagem
$\sigma$	Função logística sigmoidal

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Lesões podem afetar o desempenho máximo - a perda de um milímetro ou fração de um segundo - e pode ser o fator decisivo em ser escolhido para uma Equipe olímpica ou ganhar uma medalha olímpica (ZERNICKE; WHITING, 2004).

O estudo do corpo humano promove obter uma análise operacional dos atletas, ou seja, demonstrar diferentes parâmetros, tais como o sistema proprioceptivo, a estabilidade articular e a força muscular durante movimentos específicos, a mecânica dos tecidos biológicos utilizados no esporte, bem como o estudo morfofuncional dos atletas (MIZIARA et al., 2014).

O esforço que o atleta faz durante a prática de esportes lhes proporcionam diversos efeitos fisiológicos. A Fisiologia do Exercício é o ramo do conhecimento dedicado ao estudo dos efeitos fisiológicos agudos (respostas) e crônicos (adaptações) do exercício físico sobre os diversos sistemas corporais (ROCHA et al., 2005). Contudo, o método de medição ou determinação destes estados do corpo humano em pleno emprego do seu esforço é muito importante para diagnosticar e prevenir lesões, fortalecimento de musculatura e tendões, ou seja, todo o desempenho do atleta.

Estes métodos utilizados, no entanto, analisam algumas características importantes tais como velocidade, aceleração, posicionamento no espaço e necessitam de certa maneira, mais de que um olho treinado para uma análise real do movimento do corpo humano, dado que a prevenção de lesões e o desempenho dos atletas estão ligados à biomecânica esportiva deles (AMADIO; SERRÃO, 2007).

De acordo com (AMADIO; SERRÃO, 2007) e (AMADIO, 2000) os métodos utilizados na biomecânica do esporte e aplicados para a análise da técnica de movimento, podem ser classificados nas seguintes categorias: a) teórico-dedutivos ou determinísticos, baseados somente em leis físicas e relações matemáticas (relações causais); b) empírico-indutivos ou indeterminísticos, baseados em relações experimentais e estatísticas (relações formais); e c) métodos combinados, que tentam conjugar as duas categorias anteriores. E, por fim, os procedimentos metodológicos podem ser classificados em: procedimentos mecânicos, eletrônicos e ópticos-eletrônicos (processamento de imagens).

Todavia, as avaliações biomecânicas devem ir além do olhar clínico ao analisarem os parâmetros associados a lesões de atletas e estruturarem seus argumentos em sistemas que possam ser capazes de traduzir estes parâmetros (MIZIARA et al., 2014). Os métodos utilizados pela biomecânica para abordar as diversas formas de movimento são: eletromi-

ografia, antropometria, dinamometria, cinemetria (AMADIO; SERRÃO, 2007), conforme demonstrado pela Figura 1:

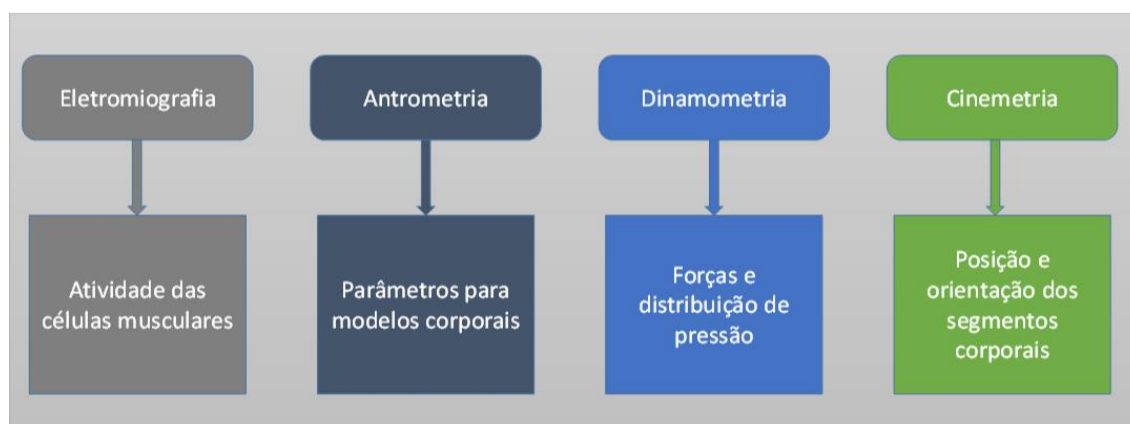


Figura 1 – *Métodos de medição da biomecânica*

Eletromiografia (EMG) é a medição de atividade elétrica dos músculos e foi desenvolvida na primeira metade do século XX (BARBOSA, 2011). A EMG tem sido utilizada como instrumento cinesiológico para estudo da função muscular, sendo empregada no estudo da atividade muscular e no estabelecimento do papel de diversos músculos em atividades específicas (BORIN et al., 2006). De acordo com (MENZEL et al., 2002) a técnica de EMG é indicada para: (a) avaliação da coordenação e da técnica de movimento, (b) estabelecimento de padrões comparativos entre situação de treino e de competição, (c) monitoramento dos atletas, e (d) determinação dos padrões de recrutamento para grupos musculares selecionados e resposta em situação de fadiga induzida pelo treinamento.

A antropometria estabelece as propriedades físicas do corpo humano estudado, tais como: propriedades geométricas; que envolvem medidas de comprimento, área e volume dos segmentos e propriedades inerciais, envolvendo medidas de massa, centro de gravidade e momento de inércia dos segmentos (AMADIO, 2000). Pois, uma avaliação antropométrica é essencial para a prevenção de lesões no esporte, dado que os atletas de alto nível, por exemplo, estão expostos a esportes de muito contato físico ou mesmo “de colisão” (GANTUS; ASSUMPÇÃO, 2016).

Na dinamometria o conceito de força, sob o aspecto físico, somente pode ser interpretado a partir do efeito de sua ação (AMADIO; SERRÃO, 2007), isto é, o que é analisado é a força de reação proporcionada pelo atleta quando este entra em uma atividade proposta, ligada em equipamentos específicos para a medição de valores relacionados a torque, força e equilíbrio. As plataformas de força são comumente utilizadas para a diagnose da Assimetria Bilateral (AB). AB é definida como uma diferença lateral nos parâmetros cinéticos ou cinemáticos entre os membros inferiores ou superiores (MEDEIROS, 2013).

A cinemetria consistiu-se na aquisição de imagens e nas consequentes reconstruções com auxílio de pontos marcados ou marcadores reflexivos, conforme modelo an-

tropométrico, que estima a localização dos eixos articulares do sujeitos onde fixam-se estas marcas anatômicas (AMADIO, 2000). O conjunto de câmeras que mais se destaca na literatura é o *Motion Capture* (MOCAP) (OLIVEIRA, 2017), como ilustrado na Figura 2. MOCAP é a captura e gravação dos movimentos de humanos, animais e objetos inanimados em formato de dados tridimensionais (PRIM; GONÇALVES; VIEIRA, 2015).



Figura 2 – *Laboratório de análise de marcha e processamento de sinais - FCE*

Em conjunto com o MOCAP os sensores inerciais, ou como são encontrados no mercado consumidor por Unidades de Medição Inercial (*Inertial Measurement Units - IMUs*), medem aceleração, taxa angular e o vetor campo magnético em seu próprio sistema de coordenadas local tridimensional (SEEL; RAISCH; SCHAUER, 2014). O IMU vem sendo bastante empregado para a aquisição de dados cinemáticos, pelo sua portátil utilização e por ser de baixo custo em comparação com outros equipamentos de medidas tais como o já referido MOCAP.

Neste trabalho, busca-se uma alternativa econômica, portátil e eficiente de um sistema inteligente, para captura de variáveis cinemáticas do movimento biomecânico de atletas de futebol americano, utilizando-se o IMU como ferramenta principal a ser inserida num Sistema Inteligente. Assim, um estudo de caso, onde envolverá captura de movimentos deste atletas, será desenvolvido para qualificar este sistema.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo geral projetar um sistema inteligente portátil para captura de variáveis cinemáticas para análise do comportamento biomecânico de atletas de futebol americano.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Estudar o comportamento biomecânico de uma cadeia cinemática de membro inferior;
- Estudar o controle e modelagem baseados na lógica *fuzzy*;
- Projetar o IMU para aquisição de sinais cinemáticos de movimento para membros inferiores;
- Validar o IMU com o *Motion Caption* – MOCAP;
- Analisar os resultados dos sinais capturados pelo IMU com *PYTHON*;
- Implantar o Sistema Inteligente em um time de futebol americano.

## 1.3 REVISÃO DA LITERATURA

Neste trabalho a base bibliográfica pesquisada e utilizada considerou a busca por meio de livros, teses, monografias e artigos nas seguintes fontes especializadas: Portal de Periódicos da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), *PubMed*, *Association for Computer Machinery* (ACM), *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE).

Os termos utilizados para a pesquisa foram: *Inertial Measurement Unit*, *Inertial sensors*, *walking* ou *gait*, *analysis* ou *evaluation* na língua inglesa e Sistema Inteligente, Captura de Movimento, Variáveis cinemáticas, biomecânica de Membros Inferiores, Futebol Americano, Prevenção de Lesões, Lógica *Fuzzy* na língua portuguesa para realização da pesquisa nas bases de dados eletrônicas, conforme descrito na Tabela 1.

Tabela 1 – Pesquisa por palavras-chave na língua Inglesa

BASE DE DADOS	PALAVRAS-CHAVES	REVISTAS	NÚMERO DE PUBLICAÇÕES
BIREME MEDLINE	<i>Inertial Measurement Unit or inertial sensors and walking or gait and analysis or evaluation</i>	Gait & Postura – 18 Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc – 13 Sensors – 13 J Biomech – 10 Med Biol Eng Comput – 6 PLoS One – 4 IEEE J niomed Health Inform – 2 IEEE Trans Biomed Eng - 2 IEEE Inf Conf Rehabil Robot – 1	134
IEEE	<i>Inertial Measurement Unit or inertial sensors and walking or gait and analysis or evaluation</i>	Conferences – 5 Journals & Magazines - 2	7
SCIENCE DIRECT	<i>Inertial Measurement Unit or inertial sensors and walking or gait and analysis or evaluation</i>	Gait & Postura – 61 Jornal of Biomechanics – 31 Medical Engineering & Physics – 12 Robotics and Autonomous Systems – 11 Applied Ergonomics – 9	368

No trabalho de (SILVA; SOUZA; ALSINA, 2014) é proposto uma construção de um IMU que utiliza apenas os sinais de três acelerômetros triaxiais para identificar o deslocamento do corpo, com o objetivo de identificar o deslocamento realizado por um corpo rígido em sistemas de navegação inercial tradicionais, utilizaram-se acelerômetros para reconhecer a aceleração linear e giroscópios para reconhecer a velocidade angular registrada durante o deslocamento.

No estudo proposto por (LEITE et al., 2014) é demonstrado a utilização de um IMU como alternativa não visual para extrair parâmetros cinemáticos da marcha humana,



trajetória, velocidade e comparar com a solução de vídeo – MOCAP. Os resultados mostraram efetiva correlação entre as duas abordagens, indicando avanços reais da tecnologia *microelectromechanical systems* (MEMS) de sensores inerciais de baixo custo aplicados à biomecânica.

Na contribuição de (SEEL; RAISCH; SCHAUER, 2014) apresenta um conjunto de novos métodos para identificação de eixo e posição da articulação e medição do ângulo da articulação de flexão / extensão do joelho, com a utilização de apenas giroscópios e acelerômetros fornecendo resultados de testes de marcha de um amputado transfemoral em comparação a métodos baseados em unidade de medição inercial (IMU) para um sistema óptico de captura de movimento em 3D.

Na tese de (MOYANO, 2014) demonstra o desenvolvimento e avaliação de um sistema portátil para capturar variáveis cinéticas e cinemáticas, por meio de IMU, para a detecção de padrões de marcha patológicas, analisando o comportamento biomecânico de uma cadeia cinemática de membro inferior.

Na dissertação de mestrado de (ROVERI, 2016) é criado um sistema de apoio à decisão para classificação de corrida de atletas utilizando sistemas linguísticos *fuzzy*. O uso desses sistemas é indicado para tratar de fenômenos com características de incerteza de identificação. O estudo desenvolveu um sistema de apoio à decisão para a classificação da experiência do corredor de longa distância não federado por meio de um modelo *fuzzy*, bem como desenvolveu uma prova que avaliou a capacidade do corredor em controlar o ritmo durante a corrida, como forma de qualificar a experiência nessa modalidade.

No artigo apresentado por (MANNINI et al., 2016) demonstra e valida uma abordagem de modelagem probabilística geral para a classificação de diferentes marchas patológicas, em dois tipos de populações (doença de *Huntington* e indivíduos pós-AVC) e controles idosos saudáveis usando dados de IMU colocadas na perna e na cintura. Extraindo informações de sinal no domínio do tempo e da frequência, com o objetivo de avaliar, a longo prazo, apontamentos para a avaliação da marcha no cotidiano para detectar precocemente alterações da marcha.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA... EM DESENVOLVIMENTO!

### 2.1 SISTEMA INERCIAL DE MEDIDAS

Sistemas inerciais de medidas determinam a posição, a velocidade e a atitude de um corpo móvel a partir das medidas da aceleração linear e da velocidade angular (SILVA; SOUZA; ALSINA, 2014). Tais medidas são obtidas na junção de dois importantes componentes: acelerômetro e giroscópio, que montados obtêm-se o IMU. Assim, o IMU é formado por três acelerômetros e três giroscópios, sendo que os primeiros fornecem as medidas dos componentes da aceleração linear, enquanto que os últimos fornecem os componentes da velocidade angular (DURÃO, 2009).

Para descrever grandezas angulares os estudos devem ir além das utilizadas em movimentos lineares utilizadas nos deslocamento/espço tridimensionais ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ), de velocidade ( $v$ ) e de aceleração ( $a$ ). Na análise de movimentos circulares, deve-se incluir novas grandezas, chamadas grandezas angulares, medidas sempre em radianos (FEYNMAN; SANDS, 2013). São elas :

#### 2.1.1 Acelerômetros

O acelerômetro é responsável em fornecer a dimensão da força específica que atua no corpo, que é a resultante das ações da aceleração inercial e da aceleração da gravidade (ROMANZINI; PETROSKI; REICHERT, 2011). Logo, a partir da medida da força específica e do modelo do campo gravitacional da Terra, determina-se a aceleração linear, informação que é integrada para determinação da velocidade e posição do corpo (DURÃO, 2009).

Os IMUs baseados em sistemas MEMS, ou sistemas microeletromecânicos, constituem os dispositivos fabricados com técnicas de fabricação microeletrônicas, que permitem a criação de estruturas mecânicas de tamanho microscópico feitas, tipicamente, de silício. Quando acoplados com circuitos microeletrônicos, podem-se construir acelerômetros-MEMS. Mais comumente, estes são de dois tipos os de capacitância variável e os piezoresistivos. Os acelerômetros-MEMS de capacitância variável são dispositivos de grande sensibilidade, mas pequeno intervalo de medida. Eles costumam ser usados em aplicações de monitoramento estrutural e para medições de sistemas estáticos (aqueles com aceleração constante). Já os acelerômetros-MEMS piezoresistivos são dispositivos de maior intervalo de medida, porém com relativa baixa sensibilidade. Seu uso é comum em aplicações de choque e explosões (WALDEN, 2018).

### 2.1.2 Giroscópios

Os giroscópios são instrumentos que fornecem as velocidades angulares do corpo ao qual estão fixados e, por conseguinte, a orientação do veículo em relação à sua trajetória. De acordo com (DURÃO, 2009) a velocidade angular pode ser integrada em relação ao tempo para determinar a posição angular do objeto. Através destes dados e das equações de movimento fornecidas pelas leis de Newton, é possível estimar a trajetória de um corpo em tempo real, saber sua posição e atitude, e assim, fazer correções de possíveis erros.

A tecnologia MEMS também está presente na construção dos Giroscópios, aos quais, segundo (FARIA, 2018) são baseados no princípio de conservação do momento angular, assim, quando o dispositivo é rotacionado, a massa suspensa do giroscópio se desloca em uma certa direção o que acarreta a variação da capacitância entre os eletrodos fixos do sistema e os eletrodos da massa suspensa.

### 2.1.3 Grandezas Angulares

Os sensores MEMS, acelerometro e giroscópio, como já comentado anteriormente, determinam a velocidade angular e aceleração de um corpo presentes com estes componentes. E para descrever tais grandezas angulares os estudos devem ir além das utilizadas em movimentos lineares nos deslocamento/espaco tridimensionais (x, y, z), de velocidade (v) e de aceleração (a). Na análise de movimentos circulares, deve-se incluir novas grandezas, chamadas grandezas angulares, medidas sempre em radianos (FEYNMAN; SANDS, 2013). São elas :

- **Espaco Angular** -  $\phi$ : Corresponde ao espaço do arco formado, quando um móvel encontra-se a uma abertura de ângulo  $\phi$  qualquer em relação ao ponto denominado origem.
- **Deslocamento angular** -  $\Delta\phi$ : Assim como para o deslocamento linear, tem-se o deslocamento angular quando calculado a diferença entre a posição angular final e a posição angular inicial:

$$\Delta\phi = \phi - \phi_0 \quad (1)$$

- **Velocidade Angular** -  $\Omega$ : É definida como a razão entre o deslocamento angular pelo intervalo de tempo do movimento:

$$\Omega_m = \frac{\Delta\phi}{t} \quad (2)$$

Sua unidade no Sistema Internacional é: rad/s Também é possível definir a velocidade angular instantânea como o limite da velocidade angular média quando o intervalo de tempo tender a zero:

$$\Omega = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \Omega_m \quad (3)$$

- **Aceleração Angular -  $\alpha$ :** Seguindo a mesma analogia utilizada para a velocidade angular, a aceleração angular média pode ser definida como:

$$\alpha_m = \frac{\Delta\Omega}{\Delta t} \quad (4)$$

#### 2.1.4 Aplicações dos Sensores Inerciais em Humanos

Os avanços dos sensores MEMS foram fortemente impulsionados e alavancados com informações e tecnologias de comunicação, com integração de circuitos de baixa potência, comunicação sem fio módulos e redes de sensores sem fio, permitindo o design de compacto, alto desempenho, baixo consumo de energia e soluções de baixo custo para uma ampla gama de aplicações (MAGNO et al., 2013) (DAVIS, 2010).

Neste contexto, o domínio da saúde e do bem-estar representa um dos setores mais atraentes com um alto potencial para contribuir com o crescimento do mercado e o desenvolvimento do sensor MEMS tecnologia (KUMAR; JYOTHSNA, 2013). Sensores portáteis, descartáveis e para cuidados de saúde, e também para detecção de atividades, para o bem-estar em geral são usadas para monitorar, por exemplo, frequência cardíaca, pressão sanguínea, respiração, bem como para realizar diagnósticos específicos de doenças; eles também incluem sistemas para cuidar de um envelhecimento crescente da população e pacientes cronicamente doentes.

O uso de Sensores para monitorar doenças crônicas, como hipertensão, obesidade, diabetes, distúrbios do sono e falhas no coração, é o elemento-chave para manter a qualidade de vida elevada (muitas vezes prevenindo o evento) e também para reduzir o custo dos cuidados de saúde graças a um monitoramento remoto. Além disso, a intervenção precoce é vital para pacientes com risco de desenvolver doenças crônicas (HUFF, 2014).

Nos últimos anos, os Sistemas Micro-Electro-Mecânicos Biomédicos ou Biológicos (BioMEMS) têm mostrado um enorme potencial para o campo biomédico, tanto de um ponto de pesquisa como industrial de Visão. Os domínios de aplicação mais promissores dizem respeito, diagnóstico avançado, terapia e tecido estratégias de engenharia. Na área de análise e detecção biomoléculas, o BioMEMS atualmente exerce um papel significativo, fornecendo plataformas para detectar microrganismos, cadeias de DNA, moléculas, vírus e células (FOLADORI et al., 2016).

Um número significativo de estudos já foram realizados na avaliação da Doença de Parkinson (PD), considerado um modelo de desordem para deficiência motora (BATTISTA; SCORZA; SCIUTO, 2012). Em geral, sensores de movimento, tais como acelerômetros e giroscópios, são usados em combinação com luz, geralmente flexíveis e eletrônicos confortáveis que não interferem com movimento e atividades humanas normais. Uma fundamental vantagem em comparação com os sistemas tradicionais de avaliação clínica é que esses sensores garantem uma avaliação mais objetiva, quantitativa e

confiável dos sintomas; eles também mostram significativa vantagens comparadas às tecnologias laboratoriais (por exemplo, captura de movimento optoeletrônico - MOCAP), pois permitem longo monitoramento de prazo em cenários da vida real (HOBERT et al., 2014).

Na ciência do esporte os MEMS baseados em sensores surgiram recentemente como um elemento-chave, bem como em vários domínios da vida diária relacionadas com entretenimento e lazer. Neste quadro, várias pesquisas têm fortemente beneficiado de medidas quantitativas ativadas por tecnologias de detecção diferentes, aplicadas a segmentos corporais, ambientes ou ferramentas de trabalho, além de estarem “conquistando” vários tipos de modalidades de esportes. Os dispositivos inteligentes estão cada vez mais emergente para monitorar as atividades em uma ampla gama de esportes, bem como para movimentos e mapeamento dos atores de rastreamento em animação para efeitos especiais em filmes (JOHNSON, 2012).

## 2.2 LÓGICA FUZZY

A compreensão da maioria dos processos físicos é baseada em grande parte no raciocínio humano impreciso. Essa imprecisão (quando comparada às quantidades exatas exigidas pelos computadores) é, não obstante, uma forma de informação que pode ser bastante útil para os seres humanos. A capacidade de incorporar tal raciocínio em problemas até então intratáveis e complexos é o critério pelo qual a eficácia da lógica *fuzzy* ou difusa é julgada (WEBER; KLEIN, 2003). Sem dúvida, essa habilidade não pode resolver problemas que exijam precisão, problemas como disparar raios laser de precisão a mais de dezenas de quilômetros no espaço; componentes de máquinas de moagem a precisões de partes por bilhão; ou focalizando um feixe de elétrons microscópico em um espécime do tamanho de um nanômetro. O impacto da lógica difusa nessas áreas pode estar a anos de distância (VASCONCELOS, 2018). Mas muitos problemas humanos não exigem tal precisão, problemas como estacionar um carro.

A exigência de precisão nos modelos e produtos de engenharia se traduz em altos custos e longos prazos de produção e desenvolvimento. Para outros, que não sistemas simples, a despesa é proporcional à precisão: mais precisão implica maior custo (COSTA, 2017). Para (MARQUES et al., 2017) ao considerar o uso da lógica *fuzzy* para um dado problema, um engenheiro ou cientista deve ponderar a necessidade de explorar a tolerância para a imprecisão. Não só a alta precisão dita altos custos, mas também implica baixa tratabilidade em um problema. Artigos na mídia popular ilustram a necessidade de explorar a imprecisão. Por exemplo, o problema do “caixeiro viajante” (CUNHA, 2000). Nesse problema clássico de otimização, um representante de vendas deseja minimizar a distância total percorrida considerando vários itinerários e horários entre uma série de cidades em uma determinada viagem. Para um pequeno número de cidades, o problema

é um exercício trivial para enumerar todas as possibilidades e escolher o caminho mais curto. Como o número de cidades continua a crescer, o problema rapidamente se aproxima de uma explosão combinatória impossível de resolver através de uma pesquisa exaustiva, mesmo com um computador.

Assim, algoritmos foram desenvolvidos para resolver o problema do representante de vendas em viagem em um sentido ideal; isto é, a resposta exata não é garantida, mas uma resposta ótima é alcançável; esta resposta é medida como uma precisão percentual, com 0% representando a resposta exata e precisões maiores que zero, representando respostas de menor precisão.

Embora os sistemas fuzzy sejam mostrados como aproximadores universais das funções algébricas, não é esse atributo que realmente os torna valiosos para nós na compreensão de problemas novos ou em evolução. Em vez disso, o principal benefício da teoria dos sistemas difusos é aproximar o comportamento do sistema no qual funções analíticas ou relações numéricas não existem (SILVA, 2018). Assim, sistemas fuzzy têm alto potencial para entender os sistemas que são desprovidos de formulações analíticas: sistemas complexos. Sistemas complexos, segundo (ATANASSOV, 2017), podem ser novos sistemas que não foram testados; podem ser sistemas envolvidos com a condição humana, como sistemas biológicos ou médicos; ou eles podem ser sociais, sistemas econômicos, ou políticos, nos quais as vastas matrizes de entradas e saídas não poderiam todas ser capturadas analiticamente ou controladas em qualquer sentido convencional. Além disso, a relação entre as causas e os efeitos desses sistemas geralmente não é compreendida, mas muitas vezes pode ser observada (ARAYA-MUÑOZ et al., 2017).

### 2.2.1 Sistemas *Fuzzy Mandani*

Um sistema *fuzzy* é definido como um sistema que utiliza lógica *fuzzy* para mapear entradas  $x(t)$  produzindo assim um valor de saída  $y(t)$ . A Figura 3 exemplifica o funcionamento deste tipo de sistema.

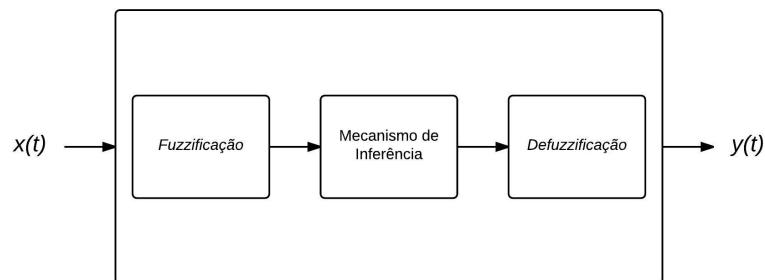


Figura 3 – Funcionamento de um Sistema *Fuzzy*.

Na etapa de fuzzificação as quantidades(ou medidas) do processo são transformadas em conjuntos *fuzzy* para serem utilizadas no mecanismo de inferência.

O Mecanismo de Inferência de um sistema *fuzzy* tem como finalidade definir quando uma regra, da base de regras, será ativada e definir o peso com que cada regra de recomendação será ativada, para assim chegar a um resultado final. Basicamente, o Mecanismo de Inferência de um sistema *fuzzy* é o seu componente principal, sendo responsável pelo “raciocínio” na qual o sistema irá operar.

Na etapa de defuzzificação, todas as recomendações do Mecanismo de Inferência serão transformadas em saídas com valores reais, ou seja, valores utilizáveis no “mundo real”. Existem várias maneiras de realizar uma defuzzificação. O método utilizado neste trabalho é a defuzzificação por Centro de Gravidade (*Center of Gravity*) (CoG) (LILLY, 2010). Supondo que o conjunto *fuzzy* consequente da ativação da regra  $z$  seja  $Q^z$ , caracterizado pela pertinência  $\mu^{Q^z}$ , então a defuzzificação por CoG é dada pela Equação 5.

$$y^{crisp} = \frac{\sum_{z=1}^R q_z \int \mu^{Q^z}}{\sum_{z=1}^R \int \mu^{Q^z}} \quad (5)$$

Onde  $\int \mu^{Q^i}$  é a área sob  $\mu^{Q^i}$ .

## 2.3 DEEP LEARNING

Permitir à computadores a modelagem do mundo e assim exibir sinais de inteligência foi o foco de mais de meio século de pesquisas. Para atingir este objetivo é necessário que tais computadores façam a inferência de grandes quantidades de dados. Porém, a maioria dos dados disponíveis não apresenta nenhum tipo de tratamento ou rótulo, ou seja, estão “crus”, dificultando muito o processamento e a eficiência de modelos convencionais. A partir dessa premissa, o mecanismo necessário para um computador conseguir expressar comportamentos complexos a partir dados requer uma grande quantidade altamente variável de funções matemáticas complexas (BENGIO, 2009). Para realizar este tipo de processamento, pesquisadores criaram uma nova gama de algoritmos que se aproveitam de “estruturas profundas”, na tentativa de abstrair mais informações a partir de dados crus. A essa nova categoria de algoritmos foi dado o nome de *deep learning*.

*Deep Learning* pode ser definida como uma categoria de algoritmos baseados em aprendizagem de máquina com a função de explorar muitas camadas de processamento não linear de informação, de forma supervisionada ou não supervisionada, com o intuito de extrair características, reconhecer padrões e classificar grandes quantidades de dados (DENG; YU, 2013). Essa estrutura de processamento utilizada em algoritmos de *deep learning* permite um aprendizado hierárquico a partir de dados “crus” que são dados como entradas para o sistema.

### 2.3.1 Modelos Baseados em Energia

O propósito fundamental de modelagem estatística e aprendizado de máquina é criar dependências entre variáveis. Uma vez capturada essa dependência, um modelo pode ser usado para responder questões sobre os valores de variáveis desconhecidas a partir de valores de variáveis conhecidas (LECUN et al., 2006).

Modelos Baseados em Energia (MBE) capturam dependências através da associação de energias escalares a cada configuração de variáveis. O termo energias escalares é utilizado para definir uma “medida de compatibilidade” das variáveis. Inferência em MBE’s consiste em dar um valor para a variável observada e procurar valores para as outras variáveis que minimizem a energia do modelo. O aprendizado destes modelos consiste em criar uma função para minimizar valor da energia quando as variáveis possuem valores corretos e aumentar a energia quando as variáveis possuem valores incorretos (LECUN et al., 2006).

### 2.3.2 Máquinas de Boltzmann

Uma máquina de Boltzmann (*Boltzmann Machine* - BM) é uma rede de unidades estocásticas bidirecionalmente conectadas, que podem ser interpretadas como RNAs. Uma BM pode ser utilizada para o aprendizado de aspectos de uma distribuição probabilística qualquer, utilizando apenas amostras desta distribuição (FISCHER; IGEL, 2012).

Uma máquina de Boltzmann é composta por elementos de processamento chamados unidades que são conectados bidirecionalmente um ao outro. Uma unidade sempre está em dois estados possíveis, ligada ou desligada, e adota esses estados baseada em funções probabilísticas dos estados das unidades com as quais se conecta e também baseada nos pesos dados a cada uma dessas conexões (ACKLEY; HINTON; SEJNOWSKI, 1985). Quando analisada como uma rede neural artificial, as unidades de um BM são chamadas de unidades visíveis ( $V$ ) e unidades hidden ( $H$ ). Os pesos de uma conexão simbolizam uma fraca limitação à duas hipóteses. Na Figura 4, a arquitetura de uma BM é exibida.

Essa configuração permite a atribuição de um valor de energia para cada estado da rede, com o treinamento certo, as unidades individuais assumem estados que minimizem esse valor de energia da rede (ACKLEY; HINTON; SEJNOWSKI, 1985), as configurações de energia obedecem a Equação 6:

$$E = - \sum_{i < j} w_{ij} s_i s_j + \sum_i \theta_i s_i \quad (6)$$

Onde  $w_{ij}$  é a força de conexão entre as unidades  $i$  e  $j$ ,  $s_i$  é o estado da unidade  $i$ ,  $s_j$  é o estado da unidade  $j$  e  $\theta_i$  é o bias da unidade  $i$ .



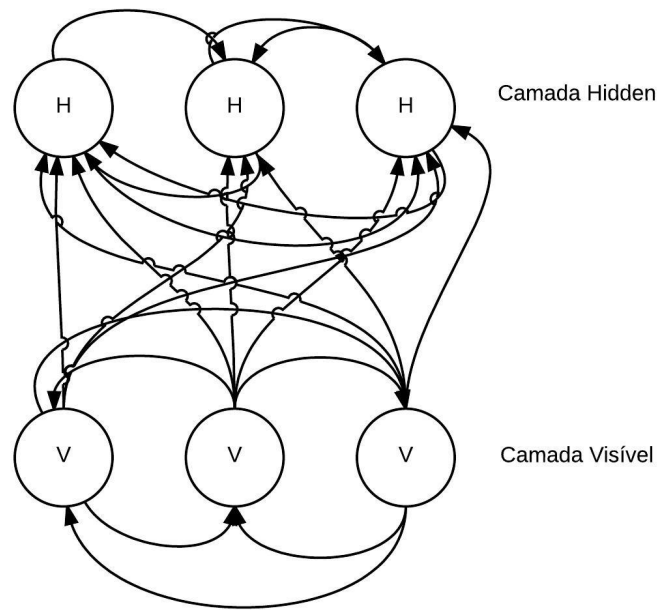


Figura 4 – Arquitetura de uma Máquina de Boltzmann.

### 2.3.3 Máquinas Restritas de Boltzmann

Uma Máquina Restrita de Boltzmann (*Restricted Boltzmann Machine* - RBM) é um campo aleatório de Markov associado a um grafo não direcionado (FISCHER; IGEL, 2012), como mostrado na Figura 5. Uma RBM é constituída de  $m$  unidades visíveis, correspondentes a componentes de uma observação (ex: uma unidade visível para cada pixel da imagem), e  $n$  unidades *hidden*, com a finalidade de capturar dependências entre as unidades visíveis. As conexões entre unidades *hidden* e visíveis é feita através de pesos, denominados  $W$ . A RBM também conta as unidades  $b$  e  $c$ , sendo ambas unidades bias conectadas às suas respectivas camadas.

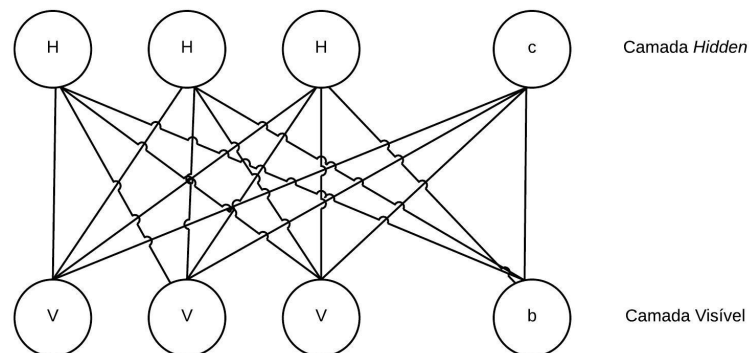


Figura 5 – Máquina Restrita de Boltzmann

Uma configuração conjunta entre unidades visíveis e unidades *hidden* possui uma

energia (HOPFIELD, 1982) dada por:

$$E(v, h) = - \sum_{i \in \text{visible}} b_i v_i - \sum_{j \in \text{hidden}} c_j h_j - \sum_{i,j} v_i h_j w_{ij} \quad (7)$$

Onde  $v_i$  e  $h_j$  são os estados binários (ligado ou desligado) da unidade visível  $i$  e da unidade *hidden*  $j$ ,  $b_i$  e  $c_j$  são as suas unidades bias e  $w_{ij}$  é o peso conectando  $i$  e  $j$ . O modelo atribui uma probabilidade a todas os possíveis pares de visíveis e *hiddens* através da função de energia:

$$p(v, h) = \frac{1}{Z} e^{-E(v, h)} \quad (8)$$

onde a “função de partição”,  $Z$ , é caracterizada como a somatória de todos os possíveis pares de vetores visíveis e *hiddens*, como mostra a Equação 9:

$$Z = \sum_{v, h} e^{-E(v, h)} \quad (9)$$

A probabilidade atribuída à unidade visível pela rede é dada pela Equação 10:

$$p(v) = \frac{1}{Z} \sum_h e^{-E(v, h)} \quad (10)$$

A probabilidade atribuída pela rede para um valor do conjunto de treinamento pode ser aumentada ajustando os pesos e as unidades bias para diminuir a energia daquele valor e aumentar a energia para outros valores (??). Os ajustes dos pesos são feitos de acordo com a Equação 11:

$$\Delta w_{ij} = \varepsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{dados}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{modelo}}) \quad (11)$$

onde  $\varepsilon$  é a taxa de aprendizagem e os parênteses angulados são usados para denotar expectativas sobre as distribuições.

Dado um valor de entrada,  $v$ , o estado binário de cada unidade *hidden*  $j$  é dada como 1 de acordo com a probabilidade apresentada na Equação 12:

$$p(h_j = 1|v) = \sigma(b_j + \sum_i v_i w_{ij}) \quad (12)$$

onde  $\sigma x$  é função logística sigmoidal.

Como não existem conexões entre as unidades visíveis, os estados dessas unidades serão definidos de acordo com a Equação 13:

$$p(v_i = 1|h) = \sigma(c_i + \sum_j h_j w_{ij}) \quad (13)$$

### Aprendizado *Contrastive Divergence*

Obter estimativas do gradiente da probabilidade logarítmica através de cadeias de Markov Monte Carlo (*Markov Chain Monte Carlo* - MCMC) requer muitas etapas de amostragem, aumentando assim exponencialmente o poder computacional necessário para realizá-lo. Porém foi provado que estimativas obtidas com apenas algumas etapas de uma MCMC seriam suficientes para o treinamento do modelo, a esse novo tipo de treinamento foi dado o nome de (*contrastive divergence* - CD) (HINTON, 2002).

Este algoritmo consiste em aproximar o segundo termo do gradiente da probabilidade logarítmica ( $\langle v_i j_j \rangle_{\text{modelo}}$ ) utilizando uma cadeia de *Gibbs* por apenas  $k$  etapas (usualmente  $k = 1$ ), evitando assim o uso de uma cadeia de Markov até que uma distribuição estacionária seja atingida. A cadeia de *Gibbs* (GEMAN; GEMAN, 1984) é iniciada atribuindo uma amostra do conjunto de treinamento às unidades visíveis,  $v^0$ , cada passo dessa cadeia consiste em amostrar as unidades *hidden*,  $h^0$ , a partir da probabilidade  $p(h|v^0)$  e em seguida amostrar as unidades visíveis,  $v^{0+1}$  a partir da probabilidade  $p(v^{(0+1)}|h^0)$ . Um exemplo deste método de treinamento é exibido na Figura 6:

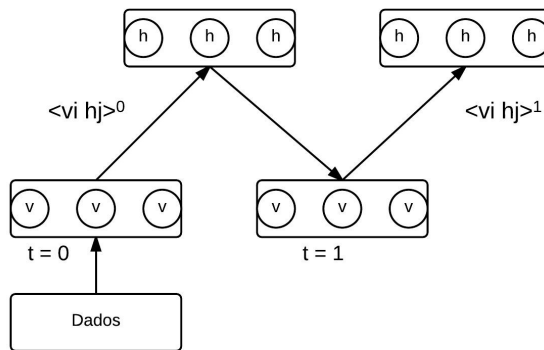


Figura 6 – *Contrastive Divergence* onde  $k = 1$

### 2.3.4 Deep Belief Networks

Uma *Deep Belief Network* (DBN) é um modelo gráfico generativo, composta por múltiplas camadas de variáveis ocultas (unidades *hidden*) (HINTON; OSINDERO; TEH, 2006). Uma DBN também pode ser vista como uma composição de RBM's, onde cada camada *hidden* de uma RBM corresponde a camada visível da RBM em sequência. A Figura 7 exibe uma DBN como uma composição de subredes:

#### Treinamento de uma *Deep Belief Network*

O treinamento de RNAs densamente conectadas com muitas camadas *hidden* é difícil pois a inferência das distribuições condicionais das atividades *hidden*, dado um vetor de dados, se torna problemática (HINTON; OSINDERO; TEH, 2006). Para resolver este problema (HINTON; OSINDERO; TEH, 2006) propôs a combinação de modelos mais simples, treinados sequencialmente, para encontrar a resolução de modelos complexos.

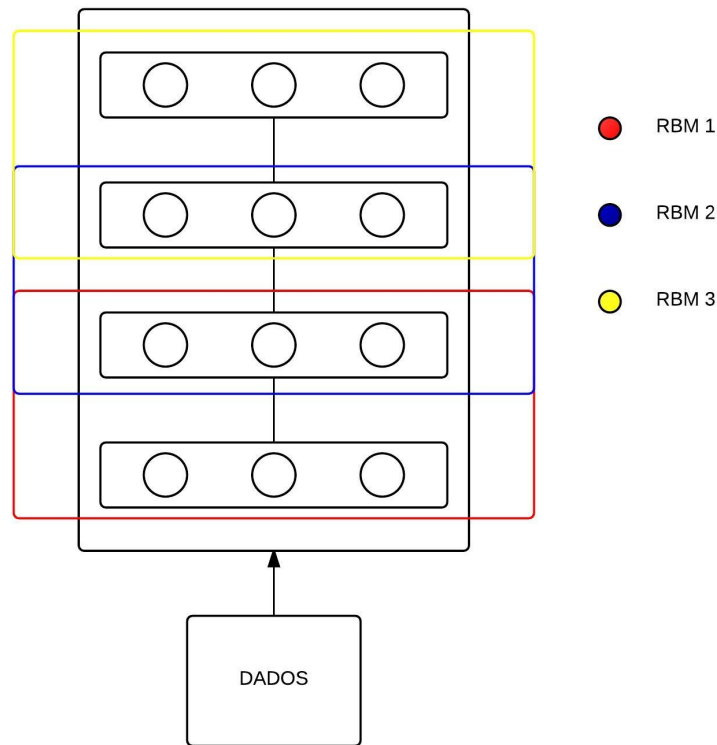


Figura 7 – Uma *Deep Belief Network* representada como uma composição de várias *Restricted Boltzmann Machines*

Então, o modelo de treinamento ganancioso foi proposto (HINTON; OSINDERO; TEH, 2006).

Neste modelo, uma DBN é vista como uma composição de RBM's, permitindo assim que cada par de camadas sejam treinadas como RBM's isoladas, utilizando como dados de entrada a saída da subrede anterior. O treinamento dessas RBM's é feita utilizando a técnica de aprendizado *contrastive divergence*, permitindo assim uma aproximação da distribuição dos dados de entrada. Um exemplo deste modelo de treinamento é exibido na Figura 8:

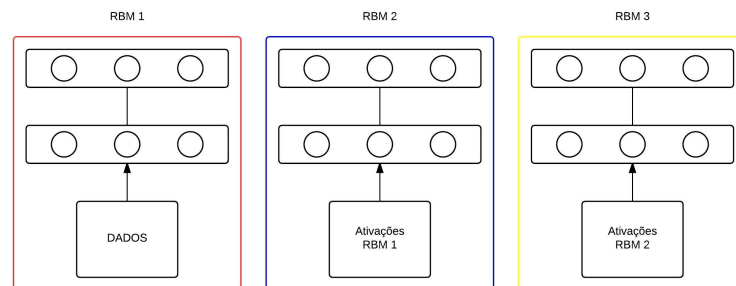


Figura 8 – Treinamento Ganancioso de uma DBN

### 2.3.5 Máquinas Restritas de Boltzmann Convolucionais

Em uma RBM comum todas as unidades visíveis estão conectadas com todas as unidades *hiddens* por diferentes pesos (parâmetros). Por isso, usar uma RBM para extrair características de uma imagem em tamanho real pode se tornar problemático, devido ao poder computacional necessário para lidar com tantas variáveis diferentes. Para lidar com esse problema, e permitir que RBM's sejam utilizadas para extrair características de imagens com maior facilidade, (LEE et al., 2009) apresenta uma Máquina Restrita de Boltzmann Convolutacional (*Convolutional Boltzmann Machine* - CRBM). A CRBM é um modelo generativo escalável para imagens de tamanho real.

Uma CRBM é bastante similar a uma RBM, mas os pesos entre as unidades visíveis e *hiddens* são compartilhados em todas as partes da imagem (LEE et al., 2009). A Figura 9 exemplifica a arquitetura de uma CRBM. Esse tipo de modelo é composta de uma camada visível de tamanho  $N_v \times N_v$ , a camada hidden consiste em  $K$  grupos, onde cada grupo é um vetor  $N_h \times N_h$ . Cada grupo  $K$  é associado a um filtro  $N_w \times N_w$  que é compartilhado por todas as unidades *hidden* do grupo. Acima da camada *hidden*, existe uma camada de agrupamento composta por um vetor  $N_p \times N_p$  de unidades de agrupamento.

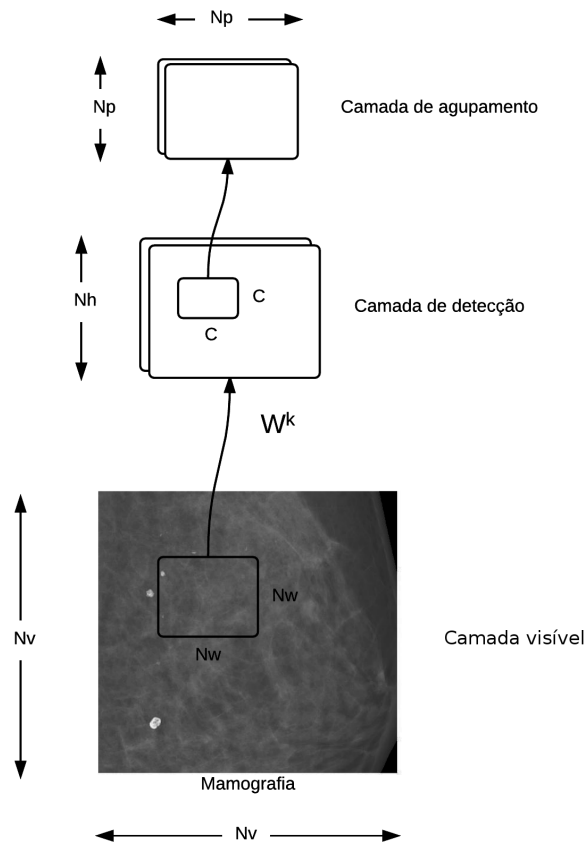


Figura 9 – Arquitetura de uma CRBM

Usando os mesmos operadores definidos nas equações de uma RBM, a função de energia que caracteriza uma CRBM é exibida na Equação 14:

$$E(v, h) = - \sum_{k=1}^K h^k \bullet (\tilde{W} * v) - \sum_{k=1}^K b_k \sum_{i,j} h_{i,j}^k - c \sum_{i,j} v_{i,j} \quad (14)$$

Assim como RBM's, a amostragem de *Gibbs* de uma CRBM é exibida nas Equações 15 e 16:

$$p(h_{i,j}^k = 1|v) = \sigma((\tilde{W} * v)_{ij} + b_k) \quad (15)$$

$$p(v_{ij} = 1|h) = \sigma((\sum_k \tilde{W} * h_k)_{ij} + c) \quad (16)$$

onde  $\sigma$  é a função sigmóide.

Para realizar o treinamento deste modelo em imagens reais é necessária a criação de campos receptivos que sirvam como dados para uma unidade da camada *hidden*. Esse campo receptivo trata-se de uma sub imagem extraída da imagem real. Uma vez que os campos são criados, eles são relacionados com uma unidade *hidden*, através da operação de convolução, por um filtro de tamanho  $Nw \times Nw$ . Quando todas as unidades *hidden* tiverem sido processadas, elas são então particionadas em blocos de  $C \times C$ , onde  $C$  é um número inteiro, como 2 ou 3, onde cada um desses blocos  $B_\alpha$  é conectado com uma unidade de agrupamento  $p_\alpha^k$ , na camada de agrupamento. A unidade  $p_\alpha$  está conectada em um único potencial com o bloco  $B_\alpha$ , isso reforça a regra de que no máximo uma unidade na camada de detecção estará “ligada”, e a unidade de agrupamento estará “ligada” se somente se uma unidade de detecção estiver “ligada” (LEE et al., 2009).

Para realizar a amostragem da camada de detecção  $H$  e da camada de agrupamento  $P$ , dado a camada visível  $V$  as seguintes probabilidades condicionais devem ser seguidas:

$$p(h_{i,j}^k = 1|v) = \frac{\exp(I(h_{i,j}^k))}{1 + \sum_{(i',j') \in B_\alpha} \exp(I(h_{i',j'}^k))} \quad (17)$$

$$p(p_\alpha^k = 0|v) = \frac{1}{1 + \sum_{(i',j') \in B_\alpha} \exp(I(h_{i',j'}^k))} \quad (18)$$

é realizada então uma amostragem utilizando uma distribuição multinomial em cada bloco  $\alpha$ .

### 2.3.6 Stacks de CRBMs

Para fazer um aprendizado local e hierárquico de características (Norouzi M, 2009) desenvolveu um modelo onde diversas CRBMs são “empilhadas” e treinadas de modo ganancioso

semelhantemente à *Deep Belief Networks* (ver Seção 2.3.4). Porém, o modelo de CRBMs utilizado por (Norouzi M, 2009) possui uma diferença do modelo apresentado por (LEE et al., 2009), no modelo de Norouzi a sub amostragem de uma CRBM é feita de forma determinística, utilizando *Max-Pooling* em regiões não sobrepostas da camada *hidden*. A Figura 10 exemplifica uma sub amostragem utilizando *Max-Pooling*.

7	10	5	5
1	2	8	9
8	7	2	5
1	0	4	3

10	9
8	5

Figura 10 – Subamostragem utilizando *Max-Pooling*

Como dito anteriormente, Stacks de CRBMs são treinadas de forma gananciosa semelhante à *Deep Belief Networks*. Na primeira etapa de treinamento a primeira CRBM é treinada no conjunto de imagens de treinamento, as ativações das camadas *hidden* são calculadas e uma subamostragem em regiões não sobrepostas utilizando *max-pooling* é feita na camada de amostragem. Então características são aprendidas a partir desse conjunto, em seguida a camada de agrupamento é usada como entrada para a próxima CRBM (Norouzi M, 2009).

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 COLETA E ANÁLISE DE DADOS

Os dados utilizados neste trabalho foram extraídos de imagens mamográficas no formato *Digital Imaging and Communications in Medicine* (DICOM). As imagens e os laudos mamográficos foram cedidas pela Clínica Janice Lamas Radiologia (CLJR). A amostra na primeira etapa da pesquisa foi constituída por 157 imagens em projeções Crânio Caudal (CC), Médio Lateral Oblíqua (MLO) e *Spot* com ampliação das áreas de interesse. A seleção das mamografias foi baseada nos critérios adotados pelas classificações BIRADS das calcificações presentes na imagem. Para este trabalho, a amostra foi constituída de mamografias cujas calcificações foram classificadas em categoria 4 ou consideradas suspeitas pela classificação BIRADS.

Antes de a imagem ser processada pelo sistema ela é convertida do formato DICOM para o *Portable Gray Map* (PGM). Uma imagem em PGM representa uma imagem em tons de cinza. Esse formato foi escolhido pois a conversão de DICOM para PGM é feita sem perdas de qualidade e devido a sua facilidade de manipulação em programas. A conversão da imagem também é importante para preservar a identidade das pacientes, pois dados pessoais vem inclusos no formato DICOM. A mudança de formato elimina todos esses dados.

##### 3.1.1 Aquisição das Regiões de Interesse Utilizando Lógica *Fuzzy*

Após a conversão para PGM, a imagem em escalas de cinza é processada pelo sistema *Fuzzy* onde Regiões de Interesse (Regions of Interests) (ROIs) são demarcadas e posteriormente extraídas.

Para a demarcação realizada nesta etapa foi desenvolvido um algoritmo utilizando lógica *fuzzy*. O funcionamento do algoritmo pode ser visualizado na Figura 11:

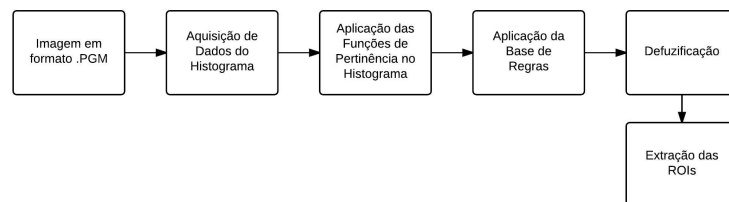


Figura 11 – Funcionamento do algoritmo *fuzzy*.



Na primeira etapa do algoritmo é realizada a aquisição do histograma da mamografia, através dele é possível verificar a quantidade total de *pixels* presentes em cada tonalidade cinza, variando as tonalidades de 0 a 255. As funções de pertinência utilizadas foram desenvolvidas a partir de dois universos de discursos, um universo baseado nos Tons de Cinza da imagem e outro baseado na Quantidade de *Pixels* presentes na imagem. Na Tabela 1 é demonstrado as funções de pertinência do universo tons de cinza:

Tabela 2 – Funções de Pertinência de Tons de Cinza

Tipo de Função	Nomenclatura	Range
Função R	Escuro	0 - 128
Triangular	Cinza	103 - 179
Função L	Claro	154 - 255

As funções do universo Tons de Cinza foram escolhidas de forma empírica, através de experimentos. Na Figura 12 é mostrado as funções plotadas:

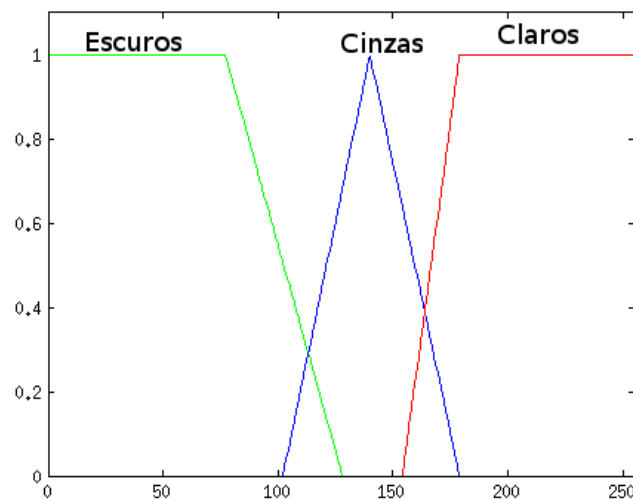


Figura 12 – Funções Pertencentes ao Universo Tons de Cinza.

Na Tabela 2 as funções de pertinência do universo Quantidade de *Pixels* são exibidas, as funções também foram escolhidas de forma empírica, através de experimentos realizados.

Tabela 3 – Funções de Pertinência de Tons de Cinza

Tipo de Função	Nomenclatura	Range
Função R	Poucos	0 - 650
Trapezoidal	Médios	600 - 1050
Função L	Muitos	1000 - Número total de <i>pixels</i> na imagem

Na Figura 13 as funções são exibidas:

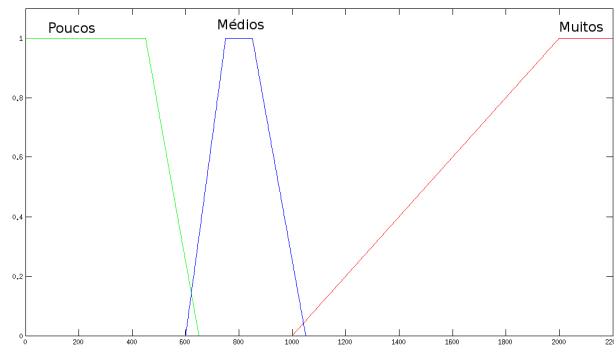


Figura 13 – Funções Pertencentes ao Universo Quantidade de *Pixels*.

As funções são então aplicadas as tonalidades e quantidades de *pixels* presentes na imagem, obtendo-se assim um valor de pertinência para cada valor real presente na imagem de entrada.

Para a criação da base de regras foi levado em consideração que áreas suspeitas de calcificações apresentam tonalidades acima da média, quando comparados com os tecidos que a cercam (CHENG; LUI; FREIMANIS, 1998). Na aplicação da base de regras, as funções de pertinência dos universos “Tons de Cinza” e “Quantidade de *pixels*” são relacionadas. Essa relação é feita através do produto cartesiano dos dois universos de discurso. Esse produto é definido de acordo com a Equação 19:

$$\mu(z) = \mu_x^i * \mu_x^j \quad (19)$$

Onde  $\mu_x^i$  representa o conjunto dos tons de cinza e  $\mu_x^j$  representa o conjunto quantidade de *pixels*. O relacionamento dos dois conjuntos gerou nove tipos de regras diferentes com três saídas possíveis para cada uma delas. As saídas foram nomeadas como *Positivo*, *Suspeito* e *Negativo*. Onde saídas do tipo positivo representam regiões com calcificações, saídas do tipo suspeito representam regiões com incerteza em relação à calcificações e negativo representa regiões com certeza de não aparecimento de calcificações. Para cada saída possível foram atribuídos valores escolhidos de forma empírica. A Tabela 3 exhibe esses valores.

Tabela 4 – Funções de Pertinência de Tons de Cinza

Saídas Possíveis	Valores
Positivo	1
Suspeito	0,5
Negativo	0

Para a realização da *deffuzificação* dos valores obtidos pela aplicação da base de regras é utilizada a técnica de Centro de Gravidade (*Center of Gravity*) (CoG) (LILLY,

2010). A saída da *deffuzificação* por CoG é dada pela Equação 20.

$$y^{crisp} = \frac{\sum_{i=1}^R q_i \mu_i}{\sum_{i=1}^R \mu_i} \quad (20)$$

Onde  $q_i$  é o peso de saída pré definido,  $\mu_i$  é a regra ativada pelos valores de interesse e  $y^{crisp}$  é o valor de saída do sistema.

Se o valor de  $y^{crisp}$  de saída do algoritmo for igual a 1, então os *pixels* presentes nas tonalidades de cinza que ativaram este valor terão seu valor alterado para 255, demarcando assim pontos de interesse na imagem. A partir da demarcação, uma zona de interesse é cortada da imagem, essa área de interesse é então normalizada seguindo a Equação 21, após a normalização a ROI é armazenada em formato PGM.

$$novaIntensidade = \frac{intensidade - 0}{255 - 0} \quad (21)$$

O algoritmo foi implementado na linguagem Python 2.7 com complementos das bibliotecas NumPy, Scipy (Van Der Walt; COLBERT; VAROQUAUX, 2011) e Scikit-Image (WALT et al., 2014).

### 3.1.2 Modelo de Stacks de CRBMs para Extração de Características

Para extração de características das ROIs previamente segmentadas este trabalho propõe o modelo de Stacks de CRBMs. Este modelo foi escolhido devido a sua capacidade de extrair características hierárquicas robustas, reduzindo a dimensionalidade e otimizando as características necessárias para posterior classificação das ROIs segmentadas.

A arquitetura da RNA utilizada neste trabalho é constituída de duas Máquinas Restritas de Boltzmann Convolucionais empilhadas, a RNA pode ser resumida de acordo com a Figura 14 :

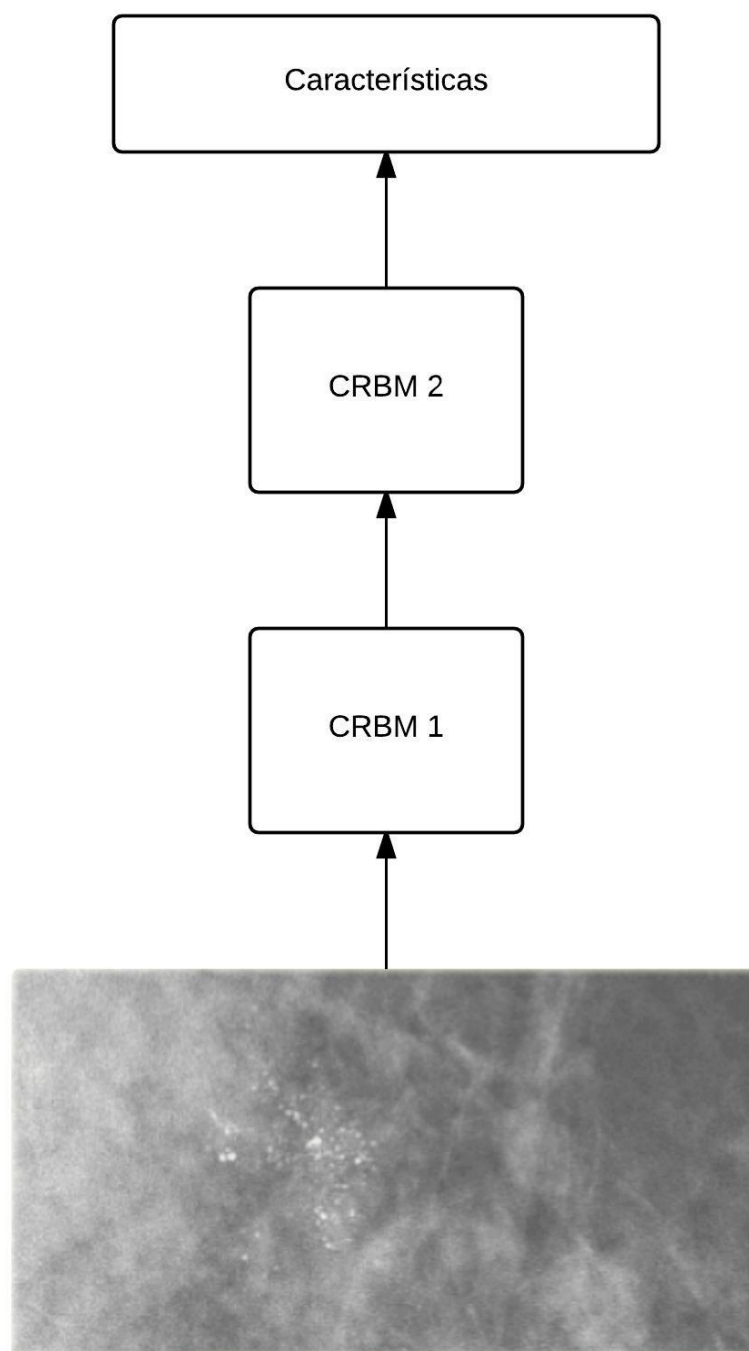


Figura 14 – Arquitetura da RNA utilizada.

Para servir de entrada na RNA a ROI é dividida em "pacotes" sobrepostos de tamanhos previamente definidos pelo usuário. Um exemplo de como a imagem é dividida pode ser vista na Figura 15.

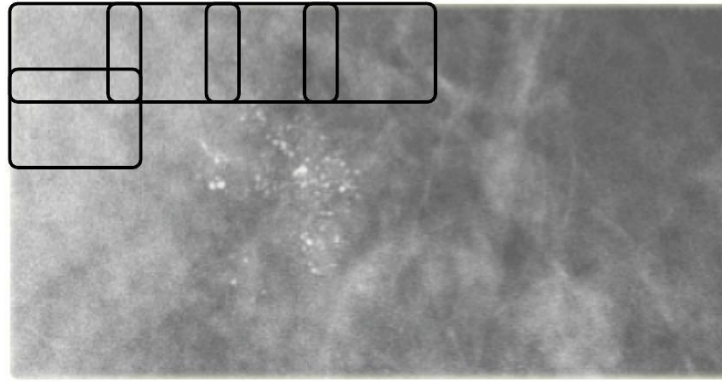


Figura 15 – Divisão da imagem em "pacotes".

Esses pacotes então são usados como entrada para as unidades de todos os  $K$  grupos da camada *hidden*. A quantidade de unidades na segunda camada irá depender de quantos pacotes foram gerados na divisão da imagem inicial de entrada, já que cada unidade processa um pacote diferente. Após o processamento das unidades *hidden* é então realizado o agrupamento das principais características presentes na camada *hidden*, isso ocorre na camada de agrupamento. Este processo é repetido até a minimização do CD, ou seja, até que o aprendizado da CRBM 1 seja concluído.

Quando a camada de agrupamento da CRBM 1 for inteiramente processada, todos os  $K$  grupos da camada de agrupamento serão utilizados como entradas para a CRBM 2. O mesmo processo de aprendizado descrito anteriormente será utilizado até que a minimização do CD da CRBM 2 seja concluído. Como descrito no Capítulo 2, este modo de treinamento, onde cada uma das CRBMs é treinada de modo isolado, é chamado de treinamento ganancioso.

## 3.2 PROPOSTA INICIAL

## 3.3 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO

O sistema CAD aqui proposto visa o auxílio de especialistas em radiologia na identificação e classificação de calcificações mamárias detectadas via mamografia. O sistema está sendo desenvolvido para ser dinâmico, aceitando diversos tipos de mamografia, com diferentes tamanhos sem a necessidade de interação humana para pré processamento. Para realizar esta tarefa é proposto que o sistema trabalhe de maneira semi supervisionada, diminuindo assim a necessidade de um conjunto de dados com itens rotulados e aumentando a sua generalização.

### 3.4 RESULTADOS ESPERADOS

É esperado que ao final do projeto os seguintes itens sejam satisfeitos pelo sistema:

- Identificação de áreas de interesse em mamografias;
- Extração de características das áreas de interesse identificadas;
- Classificação, em categorias BIRADS, das áreas de interesse identificadas;
- Exibição dos resultados obtidos pelo sistema para o especialista.

### 3.5 RESULTADOS PARCIAIS

#### 3.5.1 Algoritmo *Fuzzy* Para Extração de ROIs

O pacote de software responsável pela extração de ROIs já é capaz de identificar áreas de interesse em mamografias, como mostrado na Figura 16, porém a função que realiza o corte da imagem ainda deve ser implementada.

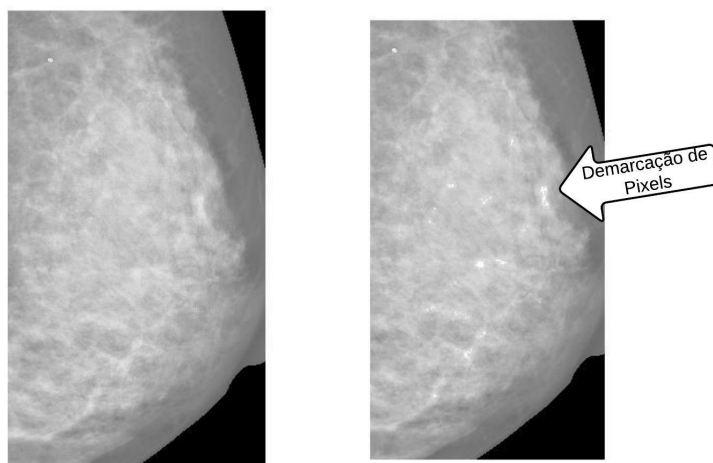


Figura 16 – Mamografia normal à esquerda e Mamografia processada à direita.

### 3.5.2 Stacks de CRBMs Para Extração de Características

A implementação do algoritmo de Stacks de CRBMs e seu algoritmo de treinamento foram concluídos utilizando a linguagem Python versão 2.7. A implementação é capaz de aceitar imagens de entrada em diversas resoluções. O usuário também pode configurar o tamanho dos pacotes em que a imagem de entrada será dividida como desejar, configurar quantos grupos  $K$  grupos de camadas *hiddens* e de agrupamento e configurar a RNA para trabalhar com diversas CRBMs empilhadas.

## 4 VIABILIDADE

### 4.1 COLETA E ANÁLISE DE DADOS

A primeira etapa de coleta de imagens foi concluída com êxito, porém ainda é necessário mais dados para validar a metodologia proposta para garantir que o sistema apresente resultados confiáveis.

### 4.2 CROMOGRAMA

As atividades previstas e executadas constam na Tabela 5.

Tabela 5 – Cronograma de Atividades

Atividades	Jul	Ag	Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev
Coleta de Imagens	x	x	x					
Implementação da função Corte de ROIs	x							
Implementar Classificador		x	x					
Escrever Artigo para Revista			x	x				
Escrever dissertação				x	x	x		
Revisar dissertação						x	x	
Entregar dissertação							x	
Defesa Final								x

### 4.3 RECURSOS TECNOLÓGICOS

O sistema foi desenvolvido inteiramente nos sistemas operacionais Ubuntu 14.04 e Mac OS X, utilizando linguagem Python na versão 2.7. Foram também utilizadas as bibliotecas NumPy versão 1.8.2, Scikit - Image versão 0.11 e SciPy versão 0.13.3.

O Laboratório de Informática em Saúde (LIS) da Universidade de Brasília (UnB) ofereceu computadores Mac-Pro para o treinamento e processamento do sistema.

### 4.4 RESTRIÇÕES

É necessário cuidado especial com dados pessoais de pacientes presentes em imagens no formato DICOM.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACKLEY, D. H.; HINTON, G. E.; SEJNOWSKI, T. J. A learning algorithm for Boltzmann machines. *Cognitive Science*, v. 9, n. 1, p. 147–169, 1985. ISSN 0364-0213. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0364021385800124>. 23
- AMADIO, A. C. Metodologia biomecânica para o estudo das forças internas ao aparelho locomotor: importância e aplicações no movimento humano. *A biodinâmica do movimento humano e suas relações interdisciplinares*. São Paulo: Estação Liberdade, p. 45–70, 2000. 11, 12, 13
- AMADIO, A. C.; SERRÃO, J. C. Contextualização da biomecânica para a investigação do movimento: fundamentos, métodos e aplicações para análise da técnica esportiva. *Revista Brasileira de Educação Física e Esporte*, v. 21, n. esp, p. 61–85, 2007. 11, 12
- ARAYA-MUÑOZ, D. et al. A spatial fuzzy logic approach to urban multi-hazard impact assessment in concepción, chile. *Science of the Total Environment*, Elsevier, v. 576, p. 508–519, 2017. 21
- ATANASSOV, K. T. Type-1 fuzzy sets and intuitionistic fuzzy sets. *Algorithms*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 10, n. 3, p. 106, 2017. 21
- BARBOSA, C. P. d. F. M. *Modelação biomecânica do corpo humano: aplicação na análise da marcha*. Tese (Doutorado), 2011. 12
- BATTISTA, L.; SCORZA, A.; SCIUTO, S. A. Experimental characterization of a novel fiber-optic accelerometer for the quantitative assessment of rest tremor in parkinsonian patients. *Biomedical Engineering*, v. 9, n. 1, 2012. 19
- BENGIO, Y. *Learning Deep Architectures for AI*. [s.n.], 2009. v. 2. 1–127 p. ISSN 1935-8237. ISBN 2200000006. Disponível em: <http://www.nowpublishers.com/product.aspx?product=MAL{&}doi=2200000>. 22
- BORIN, S. H. et al. Análise da atividade eletromiográfica dos músculos extensores da perna de jogadoras de voleibol feminino. *Rev Bras Fisiol Exerc*, v. 5, n. 1, p. 4–8, 2006. 12
- CHENG, H. D.; LUI, Y. M.; FREIMANIS, R. I. A novel approach to microcalcification detection using fuzzy logic technique. *IEEE transactions on medical imaging*, v. 17, n. 3, p. 442–450, 1998. ISSN 0278-0062. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9735907>. 33
- COSTA, E. D. *Desenvolvimento de aplicação computacional para detecção e contagem de ovos do aedes aegypti utilizando processamento digital de imagens e lógica fuzzy*. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2017. 20
- CUNHA, C. B. da. Aspectos práticos da aplicação de modelos de roteirização de veículos a problemas reais. *Transportes*, v. 8, n. 2, 2000. 20
- DAVIS, S. Development of a mems-based thermal stabilization technology. In: *2010 IEEE Sensors*. [S.l.: s.n.], 2010. 19

- DENG, L.; YU, D. Deep Learning: Methods and Applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*, v. 7, n. 3-4, p. 197—387, 2013. ISSN 09598138. 22
- DURÃO, C. R. C. Utilização de unidades de medidas inerciais baseadas em sistemas microeletromecânicos em navegadores integrados. *PhD diss., Universidade Federal do Rio de Janeiro*, 2009. 17, 18
- FEYNMAN, R. B. L. R. P.; SANDS, M. Chapter 9 - The Origin of the Refractive Index'. In: *The Feynman Lectures on Physics, Volume 1. California Institute of Technology*. [S.l.: s.n.], 2013. 397 p. 17, 18
- FISCHER, A.; IGEL, C. An Introduction to Restricted Boltzmann Machines. In: *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 14–36. 23, 24
- FOLADORI, G. et al. Mems/nems. *Little by Little: Expansions of Nanoscience and Emerging Technologies*, p. 107, 2016. 19
- GANTUS, M. C.; ASSUMPÇÃO, J. D. Epidemiologia das lesões do sistema locomotor em atletas de basquetebol. *Acta Fisiátrica*, v. 9, n. 2, p. 77–84, 2016. 12
- GEMAN, S.; GEMAN, D. Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6, n. 6, 1984. 26
- HINTON, G. E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence. *Neural computation*, v. 14, n. 8, p. 1771–1800, 2002. ISSN 0899-7667. 26
- HINTON, G. E.; OSINDERO, S.; TEH, Y.-W. Communicated by Yann Le Cun A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets 500 units 500 units. v. 1554, p. 1527–1554, 2006. 26, 27
- HOBERT, M. et al. Technical and clinical view on ambulatory assessment in parkinson's disease. *Acta Neurologica Scandinavica*, Wiley Online Library, v. 130, n. 3, p. 139–147, 2014. 20
- HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, v. 79, n. 8, p. 2554–2558, 1982. ISSN 0027-8424. 25
- HUFF, M. A. *Method of fabricating MEMS, NEMS, photonic, micro-and nano-fabricated devices and systems*. [S.l.]: Google Patents, 2014. US Patent 8,895,338. 19
- JOHNSON, R. Mems conquering sports. *EE Times*, CMP Media LLC, n. 1615, p. 28–30, 2012. 20
- KUMAR, S. P.; JYOTHSNA, D. Biomedical applications of mems & nems pressure transducers/sensors. *International Journal of Innovative Research and Development*, v. 2, n. 5, 2013. 19
- LECUN, Y. et al. A Tutorial on Energy-Based Learning. In: *Predicting Structured Data*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1–59. 23

- LEE, H. et al. Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations. *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning ICML 09*, v. 2008, p. 1–8, 2009. ISSN 02643294. Disponível em: <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1553374.1553453>. 28, 29, 30
- LEITE, W. V. et al. Avaliação cinemática comparativa da marcha humana por meio de unidade inercial e sistema de vídeo. In: *XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*. [S.l.: s.n.], 2014. 15
- LILLY, J. H. *Fuzzy Control and Identification*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2010. ISBN 9780470874240. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1002/9780470874240>. 22, 34
- MAGNO, M. et al. Wearable low power dry surface wireless sensor node for healthcare monitoring application. In: IEEE. *2013 IEEE 9th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*. [S.l.], 2013. p. 189–195. 19
- MANNINI, A. et al. A machine learning framework for gait classification using inertial sensors: Application to elderly, post-stroke and huntington’s disease patients. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 16, n. 1, p. 134, 2016. 16
- MARQUES, M. F. et al. Simulação de cenários no mercado de ações com aplicação de lógica fuzzy como ferramenta de suporte à decisão de investimento. Universidade Estadual do Oeste do Paraná, 2017. 20
- MEDEIROS, F. B. Identificação de assimetrias bilaterais dos membros inferiores por meio de salto vertical em plataforma de força. UFMG, 2013. 12
- MENZEL, H.-J. et al. Métodos de medição em biomecânica do esporte: descrição de protocolos para aplicação nos centros de excelência esportiva (rede cenesp-met). *Revista Brasileira de Biomecânica*, v. 3, n. 1, p. 57–67, 2002. 12
- MIZIARA, I. M. et al. Proposta de um sistema para avaliação biomecânica de atletas de taekwondo. Universidade Federal de Uberlândia, 2014. 11
- MOYANO, C. R. *Adquisición de variables articulares de extremidad inferior, por medio de un sistema de tarjetas inerciales*. Tese (Doutorado) — Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito, 2014. 16
- Norouzi M. Convolutional restricted Boltzmann machines for feature learning. *School of Computing Science-Simon Fraser University*, 2009. 29, 30
- OLIVEIRA, G. A. Análise comparativa de estudos sobre marcha humana em pacientes amputados de membro inferior: Revisão da literatura. 2017. 13
- PRIM, G. d. S.; GONÇALVES, B. S.; VIEIRA, M. L. H. A representação do corpo e do movimento: uma análise da interatividade do motion capture. *Design & Tecnologia*, v. 5, n. 09, p. 23–28, 2015. 13
- ROCHA, M. et al. Fisiologia do exercício. *Atlas do esporte no Brasil. Rio de Janeiro: Shape*, p. 657–659, 2005. 11

ROMANZINI, M.; PETROSKI, E. L.; REICHERT, F. F. Limiares de acelerômetros para a estimativa da intensidade da atividade física em crianças e adolescentes: uma revisão sistemática. *Revista Brasileira de Cineantropometria e Desempenho Humano*, Directory of Open Access Journals, v. 14, n. 1, p. 101–113, 2011. 17

ROVERI, M. I. *Experiência na prática deliberada de corrida: classificação por meio de um sistema fuzzy de apoio à decisão*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2016. 16

SEEL, T.; RAISCH, J.; SCHAUER, T. Imu-based joint angle measurement for gait analysis. *Sensors (Basel, Switzerland)*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), v. 14, n. 4, p. 6891, 2014. 13, 16

SILVA, A. B.; SOUZA, S. X.; ALSINA, P. J. Um modelo de unidade de medida inercial utilizando 3 acelerômetros. 2014. 15, 17

SILVA, C. W. D. *Intelligent control: fuzzy logic applications*. [S.l.]: CRC press, 2018. 21

Van Der Walt, S.; COLBERT, S. C.; VAROQUAUX, G. The NumPy array: A structure for efficient numerical computation. *Computing in Science and Engineering*, v. 13, n. 2, p. 22–30, 2011. ISSN 15219615. 34

VASCONCELOS, A. C. T. Sistema inteligente de apoio à decisão: um estudo sobre algoritmo genético e lógica fuzzy. Niterói, 2018. 20

WALDEN. *PCB® manufactures sensors used by design engineers and predictive*. [S.l.], 2018. Disponível em: <http://www.pcb.com/Resources/Technical-Information/mems-accelerometers>). 17

WALT, S. van der et al. Scikit-image: image processing in Python. *PeerJ*, v. 2, p. e453, 2014. ISSN 2167-8359. Disponível em: <http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=4081273&tool=pmcentrez&rendertype=ab>). 34

WEBER, L.; KLEIN, P. A. T. *Aplicação da lógica fuzzy em software e hardware*. [S.l.]: Editora da ULBRA, 2003. 20

ZERNICKE, R.; WHITING, W. *Mecanismos de lesão musculoesquelética*. In. Zatsiorsky V (Ed.). *Biomecânica no esporte*. [S.l.: s.n.], 2004. 397 p. 11