

UM SISTEMA FUZZY PARA AUXÍLIO AO DIAGNÓSTICO DA DENSIDADE MINERAL ÓSSEA

FREDERICO CORRÊA DA SILVA^{#1}, ANDRÉ LUIZ SILVA DE MORAES^{#2},
GRAÇALIZ PEREIRA DIMURO^{*3}, MARILTON SANCHOTENE DE AGUIAR^{†4}

Resumo — Este artigo propões um modelo computacional para o cálculo e visualização da densidade mineral óssea a partir de imagens convencionais de raios-X. A idéia inicial é obter um intervalo de valores resultante do processamento e segmentação das imagens médicas e, aplicá-los como valores de entrada em um sistema *fuzzy* intervalar, modelado especificamente para atender essa necessidade. Esta proposta faz parte de um projeto maior intitulado Projeto M-IPE (*Medical Information Processing Environment*), cujo objetivo principal é prover o processamento e simulação de aspectos dinâmicos baseado em informações médicas.

Palavras-chave: Densidade Mineral Óssea, Sistema *Fuzzy* Intervalar, Algoritmo Genético, Processamento de Imagens Médicas, Visualização *Fuzzy*.

A FUZZY SYSTEM TO AID THE DIAGNOSIS OF BONE MINERAL DENSITY

Abstract — *This paper proposes a computational model for the calculation and visualization of bone mineral density from images of conventional X-rays. The initial idea is to get a range of values related to the processing and segmentation of medical images and apply them as input values in a interval fuzzy system, shaped specifically to accommodate this need. This proposal is part of a larger project called Project M-IPE (Medical Information Processing Environment), whose main objective is to provide processing and simulation of dynamic aspects based on medical information.*

Key-words: Bone Mineral Density, Interval Fuzzy System, Genetic Algorithm, Medical Images Processing, Fuzzy Visualization.

[#] Departamento de Ciência da Computação, Universidade Católica de Pelotas – UCPEL
R. Félix da Cunha, 412 - Centro. 96010-000, Pelotas – RS, BRASIL

¹² {frederico,amoraes}@ucpel.tche.br – Mestres em Ciência da Computação

^{*} Departamento de Modelagem Computacional, Universidade Federal de Rio Grande – FURG
R. Alfredo Huch, 475 - Centro, 96201-900, Rio Grande – RS, BRASIL

³ gracaliz@gmail.com – Doutora em Ciência da Computação

[†] Departamento de Ciência da Computação, Universidade Federal de Pelotas – UFPEL
R. Gomes Carneiro, 1 – Centro. 96010-610, Pelotas – RS, BRASIL

⁴ marilton@ufpel.edu.br – Doutor em Ciência da Computação

I. INTRODUÇÃO

A osteoporose é uma doença caracterizada por diminuição da massa óssea e deterioração na microarquitetura do tecido ósseo levando à fragilidade mecânica e consequente predisposição a fraturas com trauma mínimo. Com isso, é a doença metabólica mais comum e a principal causa de fraturas por fragilidade esquelética, pelo que é mundialmente considerada um dos principais problemas de saúde pública [4] [13].

Há casos, passíveis de reversão, nos quais o desenvolvimento da doença está relacionado com o estilo de vida, bebida, fumo, alimentação e prática de exercícios físicos. Entretanto, dez milhões de brasileiros sofrem de osteoporose. Três em cada quatro doentes são do sexo feminino. Um em cada três mulheres com mais de cinquenta anos tem a doença. Setenta e cinco por cento dos diagnósticos são feitos somente após a primeira fratura. Dois milhões e quatrocentas mil fraturas decorrem da osteoporose anualmente no Brasil. Duzentas mil pessoas morrem todos os anos no Brasil em decorrência destas fraturas [10] [8] [2].

O crescente reconhecimento da morbidade e da mortalidade atribuídas à osteoporose motivou a Organização Mundial de Saúde (OMS) e a indústria farmacêutica a se empenhar por novas estratégias terapêuticas na prevenção de fraturas. Ao mesmo tempo, procuraram-se novas técnicas radiológicas para avaliar a integridade do esqueleto [10] [8] [2]. Para o diagnóstico dessa doença, tem-se o equipamento chamado densitômetro ósseo. Entretanto, são desejáveis métodos alternativos ao uso desse equipamento, uma vez que ele é muito caro e não está presente na maior rede de atendimento em saúde do país, que é a rede pública de unidades básicas de saúde [12].

Assim sendo, os autores deste trabalho vislumbraram um elo de metodologias, a fim de projetar uma ferramenta gratuita que gerencie o processamento de um grande fluxo de imagens de raio-X convencional, oriundo de hospitais e postos de saúde, com o propósito de executar a segmentação e classificação utilizando algoritmo genético e particionamento *quadtree* e, com isso, retornar um intervalo ótimo de valores, para que junto de técnicas baseadas em lógica *fuzzy* interligada a uma base de conhecimento especialista, seja possível auxiliar o diagnóstico do estado de saúde de um paciente quanto a sua densidade mineral óssea [12].

II. PROJETO M-IPE

O projeto M-IPE (do Inglês, *Medical Information Processing Environment*), no qual esta proposta de trabalho está inserida, foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da UCPEL em 2008, e segue todas as normas brasileiras e internacionais de pesquisas em seres humanos.

O projeto tem como objetivo geral o desenvolvimento de um ambiente computacional para o processamento de imagens médicas baseado em algoritmos evolutivos, técnicas como lógica *fuzzy* e matemática intervalar e, apresentando alto desempenho computacional. Pretende-se, assim, fornecer uma arquitetura computacional para o desenvolvimento de aplicações demandadas pelo HUSFP (Hospital Universitário São Francisco de Paula). Mais detalhadamente, pretende-se alcançar objetivos em três âmbitos de pesquisa, a saber: arquitetura, pesquisa básica e pesquisa aplicada.

- Para o **âmbito de arquitetura** pretende-se consolidar um ambiente integrador dos modelos de segmentação e simulação baseados em algoritmos evolutivos de alto desempenho, do sistema gerenciador de bancos de dados apropriado e da *interface* deste ambiente acessível pela *internet* ou por dispositivo móvel.
- O **âmbito de pesquisa básica** baseia-se no aperfeiçoamento dos modelos propostos nas Teses [1] [7] [12] que sugerem modelos de segmentação de imagens com a incorporação de estruturas de dados mais eficientes; agregação de métodos baseados em lógica *fuzzy* e matemática intervalar para o tratamento de imagens com interferência e ruídos; extensão destes modelos para computação em grade, *cluster*, *etc.*; construção da *interface* entre as informações geradas pelos modelos, seu repositório e visualização remota.
- Já o **âmbito de pesquisa aplicada** busca-se desenvolver aplicações baseadas nestes tipos de algoritmos apresentando alto desempenho computacional que calcule tanto informações qualitativas quanto quantitativas a respeito da densitometria óssea utilizando imagens adquiridas a partir de raio-X convencional, viabilizando a administração e o diagnóstico com baixo custo operacional.

Arquitetura M-IPE

A arquitetura da aplicação contempla o modelo cliente-servidor (ver Figura 1). O módulo cliente separa as aplicações que acessam as funcionalidades do sistema em nível de usuários, já o módulo servidor armazena os modelos computacionais de processamento e provê a gerência das tarefas de alto desempenho.

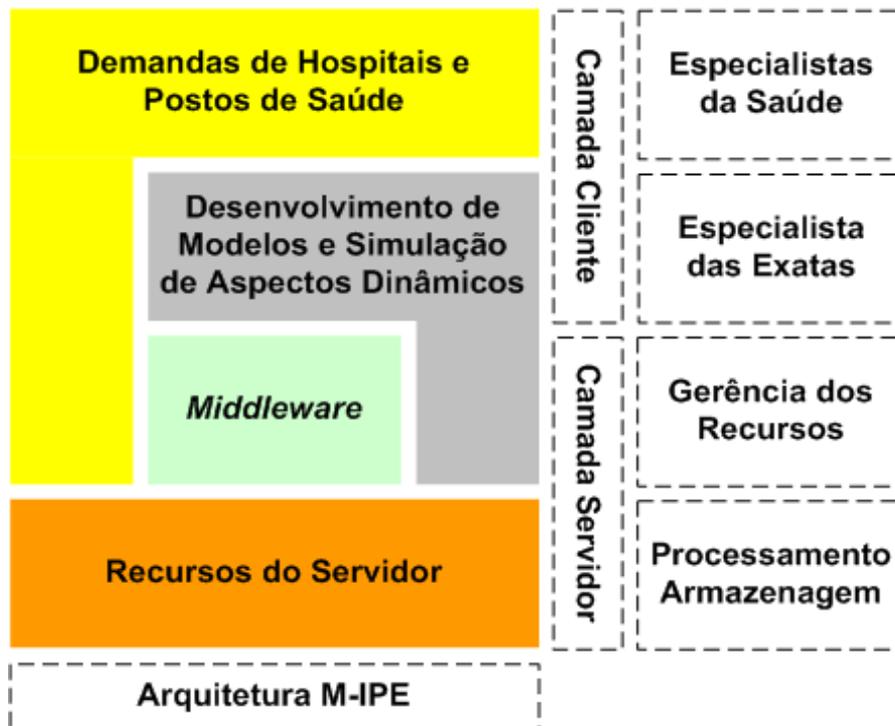


Figura 1: Arquitetura do projeto M-IPE.

Na camada cliente a arquitetura prevê dois tipos de usuários. Um é responsável pelo desenvolvimento de modelos matemáticos e técnicas computacionais, além de implementar algoritmos de segmentação e classificação de imagens médicas, que são representados pelos profissionais das exatas; o outro é representado pelos profissionais da saúde que utilizarão os modelos desenvolvidos para auxiliar a eficiência dos diagnósticos em hospitais e postos de saúde.

Na camada servidor a arquitetura prevê dois módulos. Um é responsável pelos recursos disponíveis do sistema; o outro é representado pelo *middleware*, que é uma camada intermediária da aplicação que tem a responsabilidade de gerenciar todos os aspectos de uma demanda submetida ao processamento de alto desempenho.

III. SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

No modelo de segmentação de imagens buscou-se desenvolver um algoritmo de segmentação que evidenciasse a região de interesse da imagem submetida ao processamento. O algoritmo proposto segue o algoritmo genético canônico [3] e utiliza *quadrees* para particionar um espaço bidimensional recursivamente, subdividindo-o em quadrantes ou regiões. As regiões podem ter forma quadrada, retangular ou arbitrária e, um dos motivos pela escolha da segmentação *quadtree* é o balanceamento de carga a ser processado [11] [12].

Basicamente a segmentação da imagem se dá via recursividade entre os quadrantes e o algoritmo genético (ver Figura 2) . Cada novo quadrante se torna também um novo espaço de busca a ser percorrido pelo algoritmo, e ainda poderão ser executados em paralelo caso existam nodos à disposição. Esta funcionalidade é gerenciada por um módulo da aplicação residente no *middleware* [11].

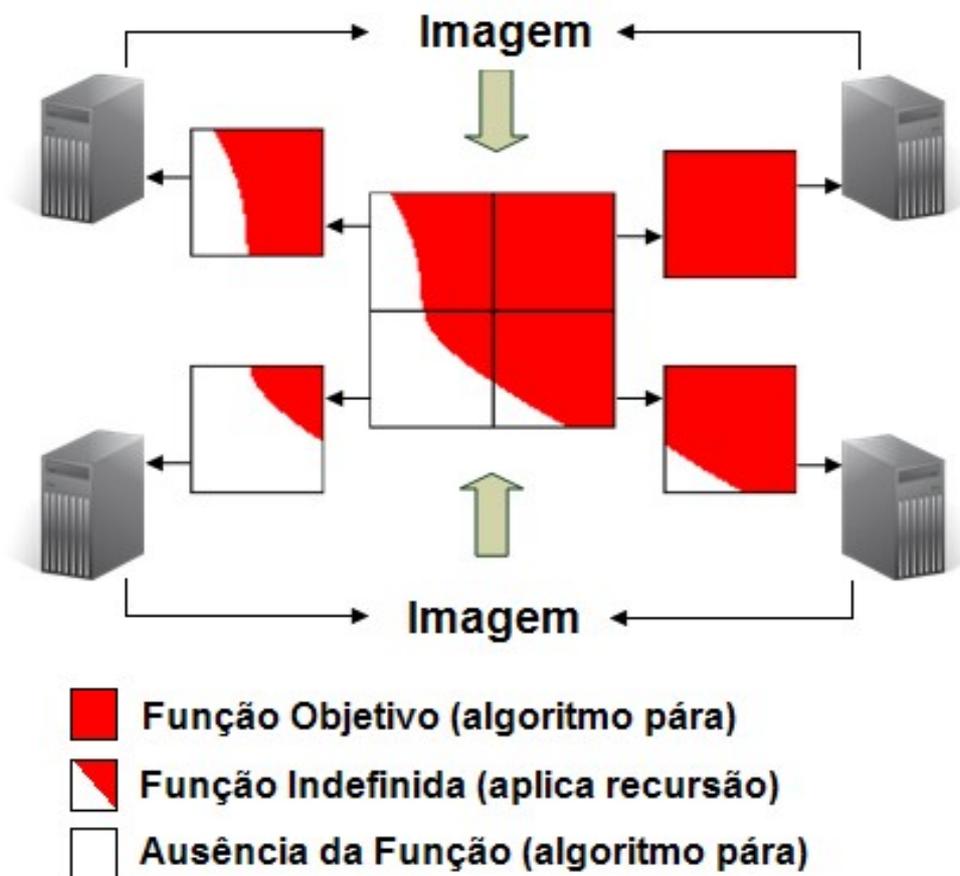


Figura 2: Funcionamento do algoritmo genético *quadtree* recursivo.

Assim, os quadrantes produzidos constituem a carga a ser distribuída entre os processadores e ocorrem de forma recursiva até que sejam atingidos os critérios de parada, uns exemplos desses critérios poderiam ser: a função objetivo do algoritmo genético atingiu um percentual satisfatório, ou a imagem ficou pequena de mais para ser particionada, entre outros.

IV. PROCESSAMENTO DE ALTO DESEMPENHO

O modelo de alto desempenho apresentado nesse trabalho está relacionado ao processamento propriamente dito, ou seja, à aplicação que gerencia as imagens para que sejam aplicados os algoritmos de segmentação em diversos processadores simultaneamente. Para isso foi desenvolvido o modelo iPar (*internet Parallelization*).

O iPar é um *framework* de caráter livre, desenvolvido em Java com o objetivo de controlar a distribuição de tarefas em aplicações paralelas de alto desempenho. E teve como foco plataformas tipo *cluster* que utilizem sistema de arquivos compartilhado NFS (*Network File System*) [11]. A Figura 3 ilustra a arquitetura do ambiente iPar.

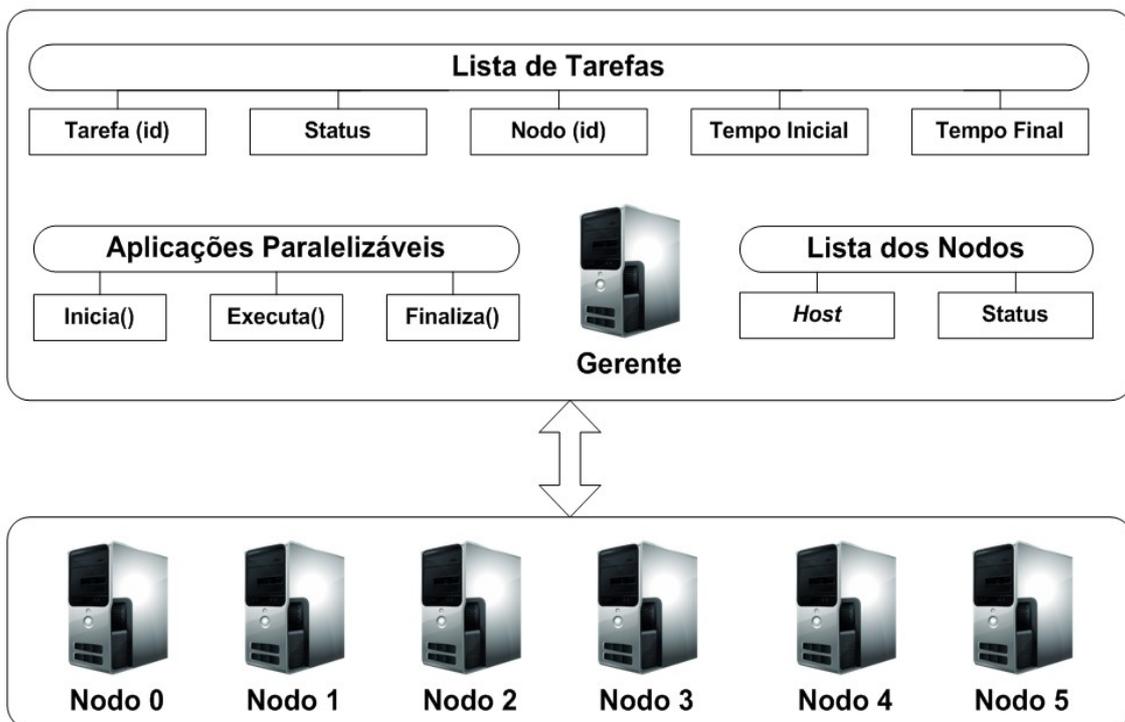


Figura 3: Arquitetura do *framework* iPar.

O modelo inicial do iPar utiliza o modelo de paralelismo *bag-of-tasks* [14] para aplicações paralelas cujo resultado final pode ser obtido particionando o problema em tarefas independentes.

O iPar gerencia a chamada de tarefas em nodos do *cluster* segundo uma lista de tarefas iniciais criada pela aplicação a ser paralelizada. Quando o iPar é iniciado, este executa um *shell script* (arquivo com diversas linhas de comandos) que deve invocar, através de uma chamada, a função principal para a referida aplicação. Isso se faz necessário porque existem diferentes aplicações paralelizáveis, com propósitos distintos, disponíveis no ambiente iPar.

Contudo, a estrutura de gerenciamento do iPar controla três estruturas que são fundamentais para o processamento de alto desempenho, a saber: (i) listas das aplicações paralelizáveis; (ii) lista dos nodos e (iii) lista de tarefas.

O iPar administra uma **lista de nodos** que constituem os processadores disponíveis a serem utilizados pela aplicação. A lista de nodos é representada pela estrutura de um vetor, em que cada posição do vetor representa um nodo.

O primeiro índice do vetor representa o nodo onde a estrutura de gerenciamento (gerente) está alocada, e o restante dos processadores são alocados nos índices seguintes. Os elementos de cada índice são: (i) endereço (*host*) do nodo na rede e (ii) o *status* do nodo, podendo variar entre: aguardando e processando.

A **lista de tarefas** também é um vetor onde cada elemento corresponde a outro vetor. No vetor principal “pai” cada índice corresponde a uma tarefa a ser executada, que resulta no vetor interno “filho”. O identificador da tarefa é o próprio índice do vetor principal “pai” e este vetor é preenchido em tempo de execução pela aplicação paralelizável.

Com isso, o vetor interno “filho” possui cinco elementos, a saber: (i) identificador da tarefa (nome), que será passado pelo método “executa()” da aplicação paralelizável, quando a tarefa for distribuída; (ii) o status da tarefa, que pode ser: aguardando, processando ou finalizada; (iii) identificador do nodo que está processando a tarefa, correspondente ao índice do vetor “pai” da lista de nodos; (iv) tempo de início da tarefa e (v) tempo gasto na realização da tarefa.

Uma **aplicação paralelizável** deve ser implementada seguindo uma metodologia pré-definida, a fim de permitir que o iPar (gerente) efetue a execução das aplicações com alto desempenho, eximindo da própria aplicação qualquer relação com esse quesito.

Com isso, uma aplicação paralelizável deve conter três métodos fundamentais para o gerenciamento da aplicação: (i) o método “inicia()”, que realiza rotinas iniciais do programa e cria as tarefas iniciais devidamente identificadas para posteriormente serem processadas; (ii) o método “finaliza()”, que conclui o programa juntando todos os resultados das computações e (iii) o método “executa (parâmetros)”, que é o único a receber parâmetros e tem autonomia para chamar outros métodos que não os principais, a fim de manipular os parâmetros recebidos tornando-se, por isso, o método que contém ou invoca o código paralelizado.

Vale ressaltar que a aplicação paralelizável interage com o gerente via RMI (*Remote Method Invocation*) e deve receber no método principal da classe dois parâmetros indispensáveis: o primeiro é a identificação da conexão RMI com o gerente, e o segundo é um dos métodos principais referidos anteriormente (“inicia()”, “finaliza()” ou, “executa(parâmetros)”).

A distribuição das tarefas é gerenciada através de um módulo que monitora a atividade dos nodos e o estado das tarefas da lista. Portanto, assim que um nodo livre for detectado, uma tarefa da lista (*status* de aguardando) é enviada para processamento. Durante a execução, qualquer tarefa pode gerar sub-tarefas (*quadtree*), podendo ser redistribuídas como novas tarefas da lista (em tempo de execução), retornando para lista com *status* de aguardando.

Quando a execução de todas as tarefas tiverem sido finalizadas, o iPar finaliza a aplicação paralela agrupando todos os resultados parciais, e notifica o módulo responsável pelo gerenciamento dos resultados.

V. EXTRAÇÃO DE INTENSIDADE DA IMAGEM

Após as estratégias de segmentação e processamento, obtém-se como resultado uma imagem segmentada contemplando a região de interesse. Assim, passa-se à fase de extração de informações, onde umas das estratégias adotadas para extrair a informação de densidade é utilizar o histograma de luminância sobre a imagem segmentada.

Para isso, um banco de imagens com padrões de normalidade e anormalidade associado a uma série de amostras pré-estabelecidas para os graus de densidade será criada. A segmentação da imagem deve garantir que as funções do histograma de luminância mantenham-se dentro de um padrão aceitável.

Em experimentos hipotéticos, com o intuito de validar o modelo, diferentes imagens de raio-X de um mesmo objeto de estudo (ossos da tíbia e fíbula) e com diferentes graus de intensidade foram submetidas à segmentação. O resultados dos histogramas de cada amostra sugeriu um modelo de luminância análogo.

Portanto, observou-se que, à medida que o objeto analisado possuía maior intensidade, a função de luminância apenas deslocava-se em direção às regiões mais claras do histograma (mais à direita), sem apresentar uma grande diferença na forma do histograma, pois a segmentação atingiu resultados satisfatórios e, também com isso, três regiões de luminância foram estabelecidas (cfe. Figura 4).

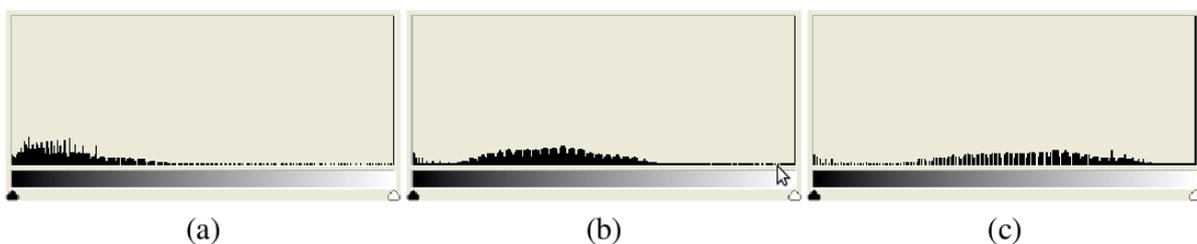


Figura 4: Histograma: (a) densidade baixa; (b) densidade média; (c) densidade alta.

Assim, umas das alternativas para extrair as informações correspondentes à densidade da imagem é considerar o deslocamentos da função de luminância, conforme o padrão apresentado. É claro que, não foram definidos os valores desse deslocamento, todavia, já é possível estabelecer regiões e padrões hipotéticos, a fim de dar seguimento de maneira prática.nas pesquisas. Para isso, atualmente, são utilizados valores intervalares para minimizar possíveis erros de segmentação e/ou extração da intensidade.

VI. SISTEMA FUZZY PARA CLASSIFICAÇÃO DA DENSIDADE

A etapa de classificação, posterior à etapa de extração de informações, tem como objetivo estabelecer um laudo de auxílio ao diagnóstico relacionado ao estado do paciente em relação à densidade mineral óssea. Como existe a possibilidade das informações serem vagas (ex.: imagem com ruído, erro de segmentação, entre outros.), optou-se pela utilização de lógica *fuzzy* com matemática intervalar , a fim de minimizar problemas de imprecisão.

A modelagem *fuzzy* para o cálculo da densidade dispõe de uma modelagem bi-dimensional do tipo Mamdani, utilizando-se de regras de inferência MIN-MAX associadas às regras condicionais para obtenção dos valores de saída, utilizando o cálculo do centróide para defuzzificação e classificação resultante [6] [12].

As regras de inferência MIN-MAX têm o propósito de originar uma relação entre os termos das variáveis de entrada associadas aos termos da variável de saída, relacionado à tabela de regras, como uma multiplicação de matrizes, substituindo-se o produto pelo mínimo e a soma pelo máximo. Esse método foi proposto por Mamdani e Assilian [5] e é amplamente utilizado em regras de inferência.

O sistema para o cálculo da densidade efetua a fuzzificação de dois valores, um correspondente à idade do paciente e o outro referente à intensidade/densidade extraída do processamento de imagem [11]. Ambas variáveis foram modeladas utilizando funções trapezoidais, e a variável linguística **idade** utilizou três termos linguísticos: jovem, adulto e idoso; variando conforme a escala de 20 a 100 (ver Figura 5 (a)). Já a variável **densidade** utilizou três termos linguísticos: baixa, média e alta que variam entre uma escala de 0.25 à 1.75 (ver Figura 5 (b)).

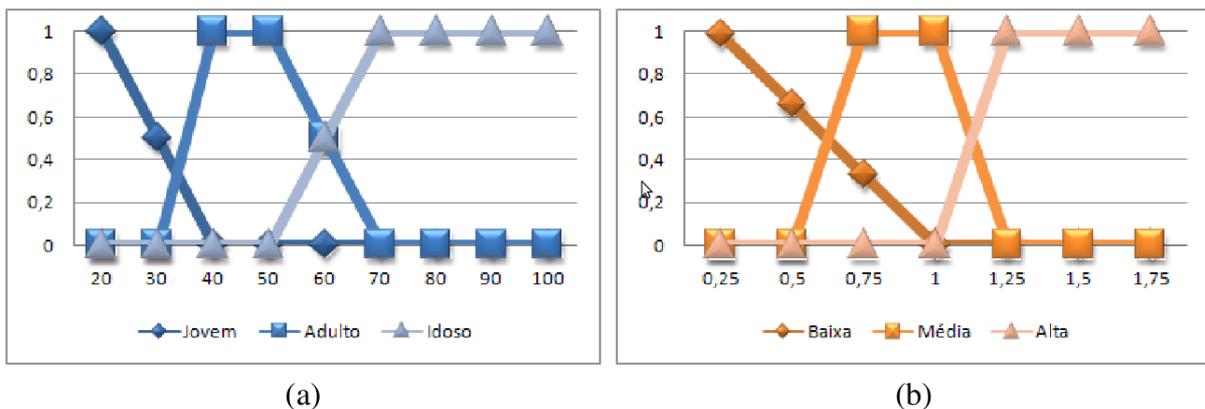
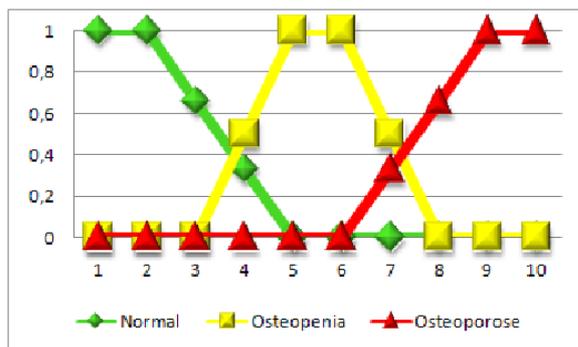
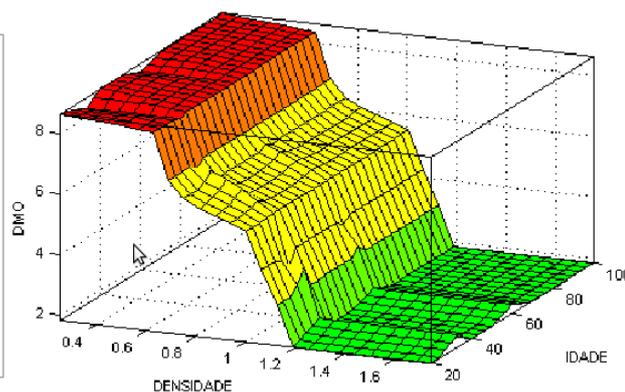


Figura 5: Modelagem *fuzzy*, variáveis (a) idade; (b) densidade.

Os valores de saída do sistema são representados pela variável **doença**, que diz respeito à densidade mineral óssea e, utilizou os seguintes termos: normal, osteopenia e osteoporose, variando entre uma escala de 1 a 10 (ver Figura 6 (a)). Sendo assim, as variáveis bidimensionais de entrada (idade e densidade) e a variável de saída (doença) estão interligadas por uma base de regras, e interagem de acordo com os valores de entrada do sistema. A Figura 6 (b) ilustra a modelagem do sistema, baseada, principalmente, na base de regras que será descrita a seguir.



(a)



(b)

Figura 6: Modelagem *fuzzy*: (a) variáveis de saída; (b) regras do modelo.

A base de regras foi modelada a partir de uma tabela de relação entre os termos das variáveis de entrada associado à doença (cfe. Tabela 1). Com isso, existe uma regra para cada termo linguístico de entrada multiplicados entre si, resultando em nove regras condicionais associadas aos seus respectivos termos de saída. A regras condicionais seguem o mesmo formato do seguinte exemplo: **SE densidade** baixa **E idade** jovem **ENTÃO** osteoporose.

Tabela 1: Tabela de regras entre às variáveis estipuladas e os termos da doença.

Densidade × Idade	Jovem	Adulto	Idoso
Baixa	Osteoporose	Osteoporose	Osteoporose
Média	Osteopenia	Osteopenia	Osteopenia
Alta	Normal	Normal	Normal

Vale ressaltar que outras regras condicionais podem ser inseridas no contexto da base de conhecimento. Caso um especialista julgue necessário adicionar alguma informação posterior à modelagem, regras como modificadores linguísticos, condições, proposições poderão ser inseridas no modelo a fim de tornar o sistema ainda mais robusto.

É comum, por exemplo, que a osteoporose ocorra em pessoas idosas. Com isso, uma regra linguística modelada para identificar esses casos pode inserir um modificador linguístico na variável de saída com o objetivo de emitir um “alerta” suave, pois é usual esse tipo de classificação para pessoas idosas.

Estudo de Caso

Sabe-se que densidade é a relação entre a massa e o volume de um corpo. Os ossos são uma espécie de “banco de cálcio” e sempre que houver a necessidade do elemento cálcio para equilibrar as reações químicas do organismo será retirado do osso [15]. Assim, observa-se em [16] cinco grupos de densidade óssea baseados em características macroscópicas da cortical e do trabeculado ósseo, a saber: (D1) osso cortical denso; (D2) cortical denso e osso trabeculado grosso; (D3) cortical óssea fina e trabeculado fino; (D4) osso trabecular fino e (D5) osso não-mineralizado, imaturo.

Então, utilizaram-se valores hipotéticos para realizar algumas simulação no modelo *fuzzy*, a fim de validar a classificação quanto à densidade mineral óssea. Assim, os dados analisados foram: (i) paciente com 22 anos; (ii) densidade hipotética intervalar de [1.23; 1.25]. Vale ressaltar que os dados intervalares são processados separadamente pelo sistema e, ao fim do processamento os resultados são agrupados.

Com isso, a entrada relativa à idade do paciente (22 anos) cortou apenas o termo linguístico jovem da função idade, obtendo um grau de pertinência igual a 0.9 (ver Figura 7 (a)). E, os valores intervalares de densidade tiveram o seguinte comportamento: o primeiro valor do intervalo (1.23), referente à densidade, cortou a função densidade em dois termos linguísticos, no primeiro, obteve grau de pertinência 0.1 para o termo média e, 0.9 para o termo alta (cfe. Figura 7 (b)); já o segundo valor do intervalo (1.25) cortou apenas o termo alta, obtendo grau de pertinência igual à 1 conforme ilustra Figura 7 (c).

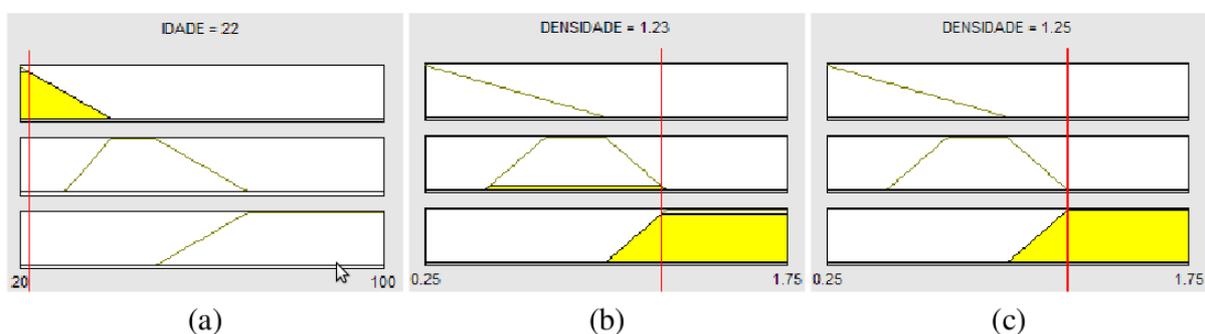


Figura 7: Fuzzificação e pertinência: (a) idade; (b) primeiro intervalo da densidade; (c) segundo intervalo da densidade.

Após a etapa de fuzzificação e a atribuição dos graus de pertinência, os valores resultantes são submetidos à base de regras, onde será aplicada a regra MIN-MAX, que origina uma multiplicação de matriz substituindo-se o produto pelo mínimo e a soma pelo máximo. A Tabela 2 ilustra o resultado da regra MIN aplicado na primeira entrada do intervalo de densidade e na idade, obtendo como produto as pertinências da variável de saída.

Tabela 2: Pertinência de saída pela regra MIN para os valores de idade e entrada 1.

Densidade × Idade	μ_{Jovem} (0.9)	μ_{Adulto} (0.0)	μ_{Idoso} (0.0)
μ_{Baixa} (0.0)	$\mu_{Osteoporose}$ (0.0)	$\mu_{Osteoporose}$ (0.0)	$\mu_{Osteoporose}$ (0.0)
$\mu_{Média}$ (0.1)	$\mu_{Osteopenia}$ (0.1)	$\mu_{Osteopenia}$ (0.0)	$\mu_{Osteopenia}$ (0.0)
μ_{Alta} (0.9)	μ_{Normal} (0.9)	μ_{Normal} (0.0)	μ_{Normal} (0.0)

Já a Tabela 3 demonstra a aplicação da regra MIN para o segundo valor do intervalo de densidade e a idade, obtendo como produto as pertinências da variável de saída.

Tabela 3: Pertinência de saída pela regra MIN para os valores de idade e entrada 2.

Densidade × Idade	μ_{Jovem} (0.9)	μ_{Adulto} (0.0)	μ_{Idoso} (0.0)
μ_{Baixa} (0.0)	$\mu_{Osteoporose}$ (0.0)	$\mu_{Osteoporose}$ (0.0)	$\mu_{Osteoporose}$ (0.0)
$\mu_{Média}$ (0.0)	$\mu_{Osteopenia}$ (0.0)	$\mu_{Osteopenia}$ (0.0)	$\mu_{Osteopenia}$ (0.0)
μ_{Alta} (1.0)	μ_{Normal} (0.9)	μ_{Normal} (0.0)	μ_{Normal} (0.0)

Assim sendo, a Tabela 4 ilustra a regra MAX, que resulta nos valores máximos obtidos na multiplicação das matrizes realizados na regra MIN, definindo assim os valores da função de saída do sistema.

Tabela 4: Funções de saída resultante da regra MAX obtidas a partir da regra MIN.

Doença	Idade + Entrada 1	Idade + Entrada 2
Osteoporose	0.0	0.0
Osteopenia	0.1	0.0
Normal	0.9	0.9

Após definidas as funções de saída, oriundas da regra MIN-MAX, representadas pelas Figura 8, onde (a) é a função resultante para a idade e o

primeiro intervalo de densidade contendo seu centróide e (b) é a função resultante para a idade e o segundo intervalo de densidade contendo seu centróide.

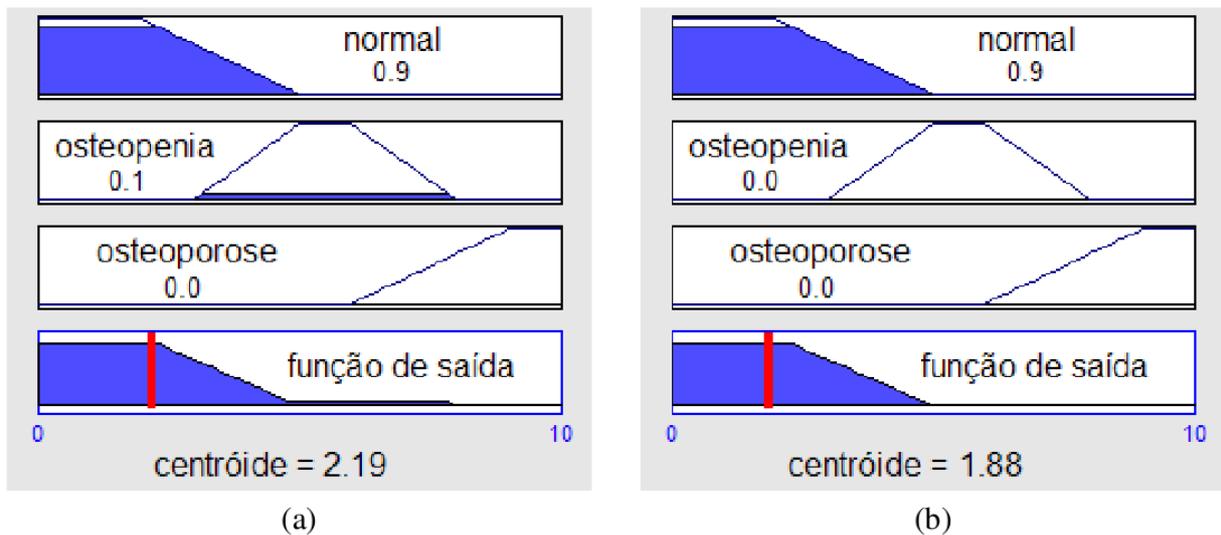


Figura 8: Defuzzificação por centróide: (a) idade + entrada 1; (b) idade + entrada 2.

Assim, o resultado intervalar do modelo proposto para o referido exemplo é densidade entre 1.88 e 2.19, indicando que o paciente está saudável. Nesse caso, o especialista obtém uma informação clara sobre o estado de densidade mineral óssea do paciente, e quaisquer possibilidade de imprecisão ou informações vagas no decorrer do processo fica contabilizado no intervalo resultante.

VII. VISUALIZAÇÃO FUZZY

Este modelo de visualização foi desenvolvido para propor uma representação das informações de análise da densitometria óssea de pacientes, providos por um dos modelos computacionais também contidos no projeto M-IPE e, tem como objetivo atender a uma demanda de visualizar os resultados do processamento e classificação das informações referidas anteriormente.

O modelo de visualização proposto apresenta uma representação de esfera multicor em uma natureza de domínio, utilizando as cores como forma de representação visual para as funções *fuzzy*. O comportamento da visualização *radial fuzzy* para o cálculo da densidade está diretamente relacionado às variáveis de saída do sistema *fuzzy*, assim, cada termo linguístico de saída estará associado à uma cor do método proposto [7].

Então, após o sistema *fuzzy* efetuar a defuzzificação e disponibilizar os termos de saída com seus respectivos graus de pertinência, conforme ilustrado na Figura 9, onde as barras transversais à coordenada x representam as referidas saídas do sistema e, nesse caso hipotético, apresentam um intervalo enorme apenas para análise do método, é aplicado sobre ela a técnica *radial fuzzy* [7], conforme ilustra Figura 10, onde (a) representa um resultado normal com uma leve tendência ao estágio intermediário da doença e (b) representa um estágio avançado de osteopenia, com fortes tendências à osteoporose.

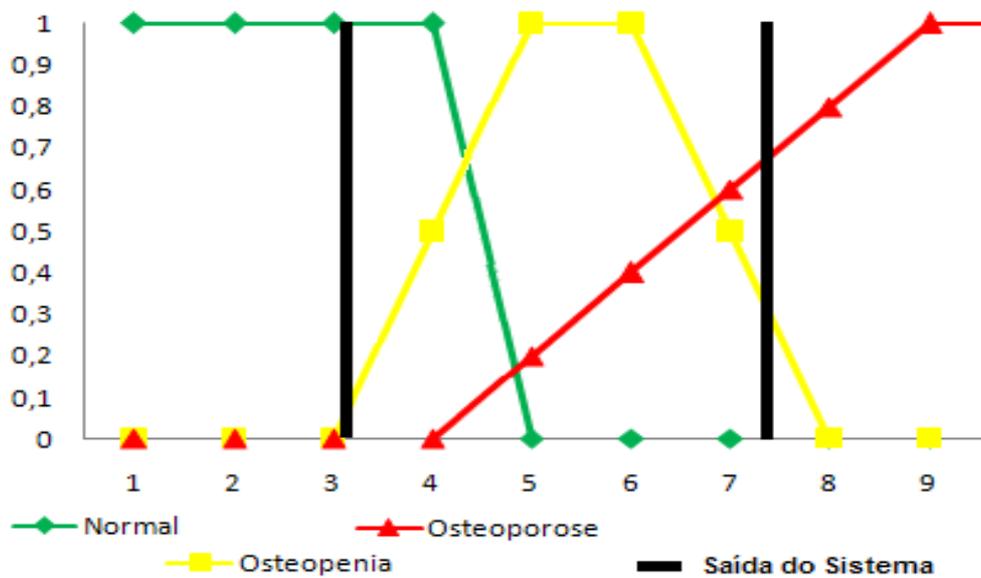


Figura 9: Saída intervalar hipotética do sistema *fuzzy*.

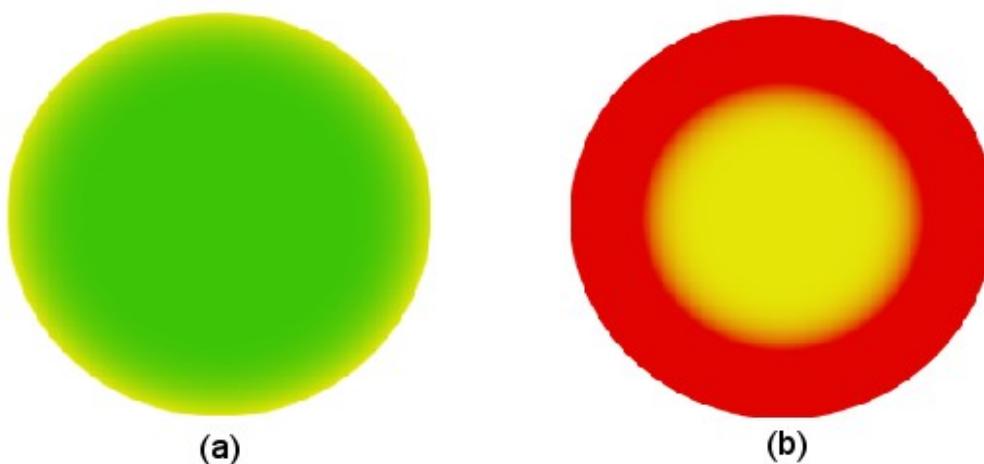


Figura 10: Visualização *radial fuzzy*: (a) normal; (b) início de osteoporose.

Visualização Fuzzy Dinâmica

Para parametrizar o *radial fuzzy* foi desenvolvido uma *interface* dinâmica para cadastro de modelos onde é necessário que o especialista cadastre os perfis e as características do funcionamento. Com isso a visualização *radial fuzzy* poderá atender diversos modelos com as mais diversas características conforme ilustrado na (Figura 11). O usuário pode aumentar o número de camadas e atribuir cores diferentes, caso necessite representar mais variáveis linguísticas e, associá-la a uma variável de saída do sistema *fuzzy*.

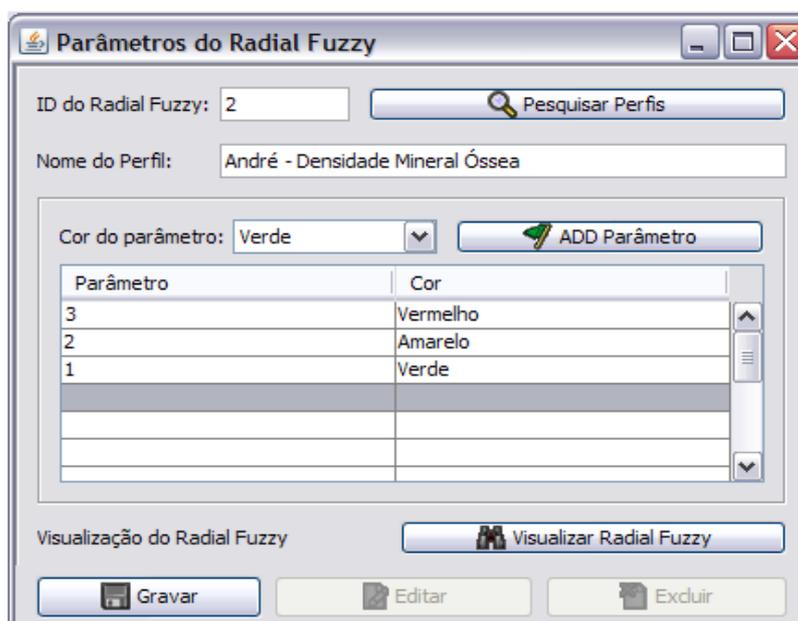


Figura 11: *Interface* para parametrizar o *radial fuzzy*.

VIII. CONCLUSÕES

Não foram necessárias informações relativas aos pacientes nesta fase de estudo, pois esta proposta compreendeu apenas o desenvolvimento dos modelos e ferramentas computacionais, caracterizando como desenvolvimento de pesquisa em computação. Todas as informações associadas aos pacientes que por ventura forem recebidas serão mantidas sob sigilo.

Na medicina, vários desenvolvimentos tecnológicos estão convergindo de forma a aumentar a influência da área de imagens nas pesquisas biomédicas e na medicina clínica. Cada vez mais é comum o desenvolvimento de sistemas

computadorizados para detecção de anormalidades em imagens radiológicas e dedicados ao diagnóstico auxiliado por computador.

Neste sentido foram abordados métodos de diagnóstico por computador e formas de aquisição de imagens médicas, enfatizando que a análise automatizada é um auxílio, e não um substituto, para o profissional, não necessitando ser perfeita e sim possuir um desempenho próximo ao do especialista. Nesse contexto, as pesquisas que estão sendo desenvolvidas indicam ser bastante promissoras quanto ao uso de sistemas de diagnóstico auxiliado por computador como uma segunda opinião no processo de diagnóstico por imagem.

Dada a interdisciplinaridade desta proposta, as contribuições oportunizarão benefícios relacionados tanto no âmbito computacional (de modelos e ferramentas) quanto no âmbito de aplicações. A contribuição teórica consistiu em utilizar uma série de conceitos conhecidos, tais como: algoritmo genético, *quadtree*, matemática intervalar, lógica *fuzzy* e processamento paralelo e distribuído para a obtenção de resultados significativos quanto ao cálculo da densidade mineral óssea através de imagens de raio-X convencional.

Pode-se afirmar que os modelos propostos atingiram resultados significativos, uma vez que o projeto M-IPE, no qual este trabalho está inserido, foi aprovado em um edital do Banco Nacional de Desenvolvimento (BNDES) que disponibilizará recursos para elaboração de um centro de processamento de imagens, com o objetivo de colocar em prática as ferramentas e modelos propostos, visando ao benefício da população carente que não dispõe de recursos para realizar tais diagnósticos. O projeto também foi elogiado pelo ministério da saúde, pois apresenta a premissa de *software* livre e objetiva-se à disponibilizar as ferramentas resultantes para hospitais e postos de saúde sem custo algum.

REFERÊNCIAS

- [1] AGUIAR, M. S. **Um Modelo Categorizador Intervalar n-Dimensional com l-Camadas Baseado em Tesselações**. 2004. Tese de doutorado — PPGCC — UFRGS.
- [2] FUCHS, S.; FUCHS, F. Métodos de investigação farmacológico-clínica. **Farmacologia Clínica: Fundamentos da terapêutica racional**, Rio de Janeiro/RJ - Brasil: Guanabara Koogan, 2004.

- [3] GOLDBERG, D. E. **Genetics algorithms in search, optimization, and machine learning**. 1989.
- [4] KANIS, J. et al. The diagnosis of osteoporosis. **Journal of Bone and Mineral Research**, n. 9, p. 1137–1141, 1994.
- [5] MAMDANI, E.; ASSILLAN, S. *An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller*. **International Journal of Man-Machine Studies**, Vol. 7:p.1–13, 1975.
- [6] MITRA, S.; PAL, S. K. *Fuzzy Sets in Pattern Recognition and Machine Intelligence*. In: **Fuzzy Sets and Systems**, Amsterdam, v.156, p.381–386, 2005.
- [7] MORAES, A. **Visualização de Informações Fuzzy**. Tese de Mestrado, UCPEL, Pelotas-RS, Brasil, 2009.
- [8] RAY, N. et al. *Medical expenditures for the treatment of osteoporotic fractures in the united states in 1995*. **J Bone Miner Res.**, Report from the National Osteoporosis Foundation, n. 12, p. 24–35, 1997.
- [9] ROSS, T. J. *Fuzzy Logic, with Engineering Applications*. West Sussex: John Wiley & Sons, 2004.
- [10] SACKETT, D. L. **Rules of evidence and clinical recommendations on the use of anti thrombotic agents**. *Chest*, Park Ridge, v. 95, n. 2, p. 2–4, Feb 1989.
- [11] SILVA, F.; AGUIAR, M.; SOUZA, R.; YAMIN, A. Quadrees and genetic algorithms applied with high performance in information segmentation and classification from medical images. In: **Jornada Chilena de Computación**, Punta Arenas – Chile, 2008.
- [12] SILVA, F. **Processamento de Imagens Baseado em Algoritmos Genéticos Fuzzy Intervalares**. 2009. Tese de Mestrado — PPGINF — UCPEL.
- [13] WANNMACHER, L. Manejo racional da osteoporose: onde está o real benefício? **Uso Racional de Medicamentos**, v. 1, n. 7, p. 1-6, 2004.
- [14] WILKINSON, B.; ALLEN, C. M. **Parallel Programming: Techniques and Applications Using Networked Workstations and Parallel Computers**. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice Hall, 1998. ISBN 0136717101.
- [15] LINKOW, L. I.; CHERCHÈVE, R. **Theories and techniques of oral implantology**. 1. ed. Saint Louis, MO, USA: Mosby, 1970. ISBN 0801630185.
- [16] MISCH, C. E. **Dental Implant Prosthetics**. 1. ed. St. Louis, MO, USA: Mosby, 2005. ISBN 978-0-323-01955-2.