

# **Análise e reconhecimento de padrões usando processamento de imagens e inteligência artificial**

ÁLISSE BERNERT KRUG<sup>1</sup>  
ADRIANE PARRAGA<sup>2</sup>  
FABIANA LORENZI<sup>3</sup>  
MARIANO NICOLAO<sup>3</sup>  
ANALUCIA SCHIAFFINO MORALES<sup>4</sup>

## **RESUMO**

O presente trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema para reconhecimento de padrões, onde os processos de identificação e de classificação serão obtidos através de técnicas de processamento de imagens e do uso de redes neurais artificiais. Esses padrões serão obtidos através da iridodiagnose com base na classificação dos sinais na íris. Este método permite identificar anomalias através de sinais presentes na íris dos indivíduos.

**Palavras-chaves:** Íris, iridologia, reconhecimento de padrão, processamento de imagens, redes neurais artificiais.

---

<sup>1</sup> Acadêmico do Curso de Ciência da Computação – Bolsista PROICT/ULBRA

<sup>2</sup> Professora/co-orientadora do Curso de Ciência da Computação/ULBRA

<sup>3</sup> Professor(a) do Curso de Ciência da Computação/ULBRA

<sup>4</sup> Professora-Orientadora do Curso de Ciência da Computação/ULBRA (dirinformatica@ulbra.br)

## ABSTRACT

*This work presents the proposal of the development to the pattern recognition system to identification and classification are through the image process and artificial neural networks techniques. These standards are given by to the iris diagnose with base in classification of the signal in iris.*

**Key words:** *Iris, iris diagnose, pattern recognition, image processing, artificial neural networks.*

## INTRODUÇÃO

Com a globalização novos métodos de medicina alternativa estão sendo conhecidos, e a iridologia é um método, que através de suas referências existe há pelo menos dois mil anos tanto na China quanto no Tibet, mas que há pouco tempo é conhecido no Brasil (HATADA, 2004). Em 1947, teve sua primeira publicação sobre o assunto, pela obra “A Máquina Humana e o Naturalismo” por Voislav Todorovic, e após esta, muitos outros trabalhos foram publicados para difundir em âmbito nacional.

A iridologia é a ciência que busca conhecer as causas dos desequilíbrios do corpo ou potenciais desequilíbrios através da análise da íris. Estes desequilíbrios podem ser indicativos de possíveis doenças. A iridologia usa os sinais refletidos na íris do ser humano como meio de análise, sendo possível observar as mudanças das estruturas das fibras e da pigmentação (SALLES e SILVA, 2008). Isso é possível por ser formada pelo mesmo tecido do cérebro, e o cérebro estar ligado ao tálamo que é responsável por enviar e receber informações do hipotálamo que por fim coordena todo o sistema nervoso autônomo, simpático e parassimpático (KHALSA, 2006).

Existem diversos tipos de sinais que podem estar refletidos na íris, porém este trabalho limita-se a encontrar as psoras, ou manchas psóricas, que são classificadas em quatro níveis: agudo, subagudo,

crônico, e degenerativo. Inicialmente, as psoras aparecem como mudanças de coloração do epitélio anterior, mas com o agravamento será visível uma ruptura e atingirá outras camadas mais profundas da íris, seguindo a ordem: epitélio anterior, estroma (cor dos olhos), camada limitante muscular, epitélio posterior (KRIEGE, 1997; KHALSA, 2006). Logo, à medida que as psoras forem regredindo, será possível observar a regeneração dos tecidos celulares e o fortalecimento das estruturas orgânicas envolvidas.

O presente trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema para identificar e classificar os sinais presentes na íris através de técnicas de processamento de imagens e redes neurais artificiais (RNAs). Em um primeiro momento, foram empregadas algumas técnicas de processamento de imagens para delimitar a área de interesse e extrair as características presentes na imagem. As técnicas de processamento de imagens testadas no presente trabalho foram: detecção de borda, filtros direcionais, filtros passa-baixa, limiarização por histograma, operações de morfologia matemática como fechamento e abertura (CORREA e THOMAZ, 2007). Após a extração das características, o sistema alimentará a entrada de uma RNAs que serão treinadas para realizar a classificação dos padrões nos possíveis desequilíbrios do corpo humano. As RNAs que serão utilizadas possuem características dinâmicas e que possam auxiliar no reconhecimento de padrões.

O trabalho apresenta os materiais e métodos empregados na pesquisa para o reconhecimento de padrões, tanto para a área de processamento de imagens digitais quanto para a de inteligência artificial. São ainda descritos os resultados preliminares obtidos até o momento. Finalizando com a devida conclusão e as referências bibliográficas.

## MATERIAL E MÉTODOS

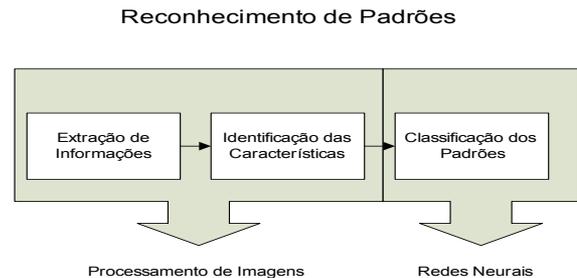
### Reconhecimento de Padrões

O ser humano possui a capacidade única de reconhecer padrões, quando enxerga algo faz a coleta de informações para identificar, isolar, associar e reconhecer formas sons ou conceitos (CERA, 2005). A importância do reconhecimento de padrões está ligada a busca por métodos informatizados e automatizados para tarefas humanas repetitivas, exaustivas e muito sujeitas a falhas (SPÍNOLA, 2004).

Neste trabalho, o reconhecimento de padrões é empregado na separação de padrões de entrada em grupos ou classes. Para desenvolver o sistema é necessário extrair as características dos objetos, selecionar as características discriminatórias e depois realizar a classificação em padrões distintos. As aplicações mais comuns de reconhecimento de padrões estão nas áreas de reconhecimento de fala, da escrita, de faces e classificação de documentos. Existem diversos trabalhos na área de reconhecimento de padrões para medicina, como exames de raios-X, tomografia, ultra-sonografia, entre outros descritos na literatura (FELIPE e TRAINA, 2002).

Existem, basicamente, duas importantes etapas no desenvolvimento de sistemas de reconhecimento de padrões, que podem ser observadas

através da Figura 1. A primeira etapa é a extração das características, ou seleção, que tem como principal objetivo selecionar um grupo pequeno de padrões que representa os dados de entrada essenciais para a solução do problema. No caso, em questão, esta etapa estará sendo realizada através do uso de técnicas de processamento digitais da imagem.



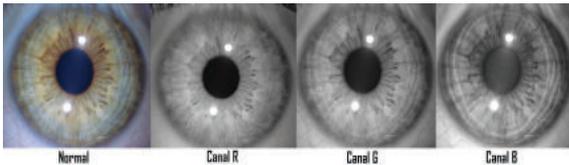
**Figura 1 - Etapas do Reconhecimento de padrões**

A segunda é a classificação dos padrões, onde as características selecionadas serão atribuídas às classes individualmente. As quatro abordagens mais conhecidas para reconhecimento de padrão são casamento de modelo, classificação estatística, casamento sintático ou estrutural e RNAs. Estes modelos não são necessariamente independentes e às vezes o mesmo método de reconhecimento de padrão existe com diferentes interpretações (MARIN, 2003). Neste trabalho, a etapa para a classificação será realizada através do uso de RNAs. No entanto, ainda não foi definida a topologia que será empregada em definitivo, pois é necessário realizar a extração das informações para posteriormente aplicar a modelagem da rede neural que será empregada. Através de alguns estudos e pesquisas preliminares já pode ser percebido que o modelo de rede a ser utilizado será de Mapas Auto-Organizáveis (aqui cabe uma bibliografia para identificar mapas auto-organizáveis).

## Processamento de Imagens Digitais

O processamento de imagens será usado para reduzir a área de interesse, neste caso de busca das psoras. Devido à complexidade das imagens de olho, extrair e isolar regiões de interesse não é uma tarefa trivial. A estratégia escolhida para iniciar o processamento é a localização da pupila, que auxiliará na localização da borda externa da íris, para então isolar a região de interesse na imagem original. Posteriormente, serão utilizados filtros digitais e morfologia matemática para a detecção de bordas.

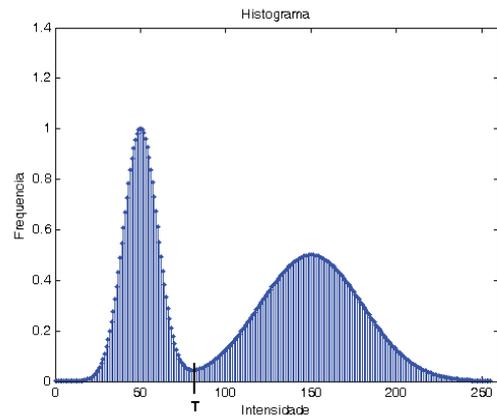
As imagens digitais coloridas possuem três canais chamados de RGB, que vem da sigla do inglês das cores vermelho, verde e azul (Red, Green e Blue). Através da união dos três canais é possível obter todas as cores visíveis pelo olho humano, conforme a variação da intensidade de cada canal, formando assim uma cor. A Figura 2 apresenta uma imagem original de uma íris e cada um dos canais RGB separadamente.



**Figura 2** - Imagem da íris e sua decomposição nos canais RGB

Para encontrar a pupila, a imagem passará por um processo de segmentação que procura isolar a pupila das outras partes do olho. A operação de segmentação que será usada é a limiarização por histograma (*thresholding*) ou binarização. Este método será utilizado como um pré-processamento para auxiliar na localização exata da íris e foi escolhido devido ao contraste presente nas imagens

de olho. O princípio da limiarização mais simples consiste em separar as regiões de uma imagem em duas classes (o fundo e o objeto), ou seja, as outras regiões são classificadas como não relevantes para este trabalho. Para que a limiarização seja efetiva, é necessário que haja contraste suficiente entre o objeto e o fundo, e que se conheçam os níveis de intensidade tanto dos objetos quanto do fundo (SPÍNOLA, 2004). A limiarização consiste em converter imagens em tons de cinza para imagens binárias a partir de um limiar, ou seja, os pixels com valor menor que um limiar  $T$  recebem o valor zero (que corresponde ao preto) e os pixels com valor maior ou igual um limiar  $T$  recebem o valor um (que corresponde ao branco), conforme apresentado na Figura 3.



$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{se } f(x, y) < T \end{cases}$$

Onde:

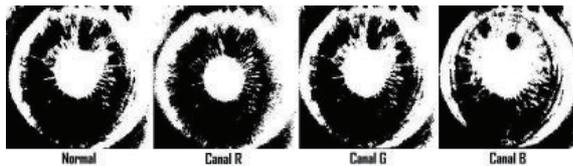
$T$  = valor do limiar

$f(x, y)$  = imagem de entrada

$g(x, y)$  = imagem limiarizada

**Figura 3** - Histograma bimodal e um limiar  $T$  particionando o histograma (a esquerda) e a equação de limiarização (a direita).

É possível ver o efeito da limiarização, em que se aplicou uma limiarização em cada imagem exibida na Figura 2. Como resultado as imagens originais foram binarizadas conforme Figura 4.



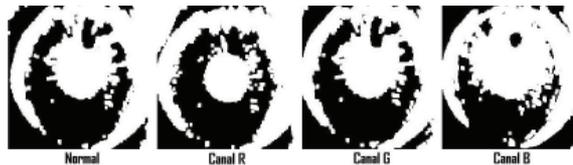
**Figura 4** - Imagem da íris em canais RGB após a binarização.

Após a limiarização, o próximo passo para encontrar a pupila é reduzir os ruídos que a imagem possui, aplicando-se neste contexto técnicas da morfologia matemática digital. A morfologia matemática é a simplificação de uma imagem através da transformação da estrutura geométrica desconhecida num elemento estruturante conhecido (DA SILVA e STATELLA, 2007). A idéia da morfologia é que uma imagem consiste de um conjunto de pixels que são reunidos em grupos tendo uma estrutura bidimensional. Algumas operações matemáticas em conjuntos de pixels podem ser usadas para ressaltar aspectos específicos das formas permitindo que sejam contadas ou reconhecidas.

As técnicas de abertura e fechamento consistem em outras duas técnicas de morfologia matemática, que são a dilatação e a erosão. Tanto a dilatação quanto a erosão representam o que o próprio nome diz, ou seja, a dilatação aumenta os objetos de uma imagem enquanto que a erosão diminui (LEONARDI et al., 2006).

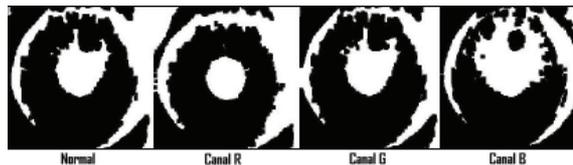
A abertura consiste em aplicar uma erosão seguida de uma dilatação, utilizando o mesmo elemento estruturante, e tem como objetivo separar objetos próximos ou criar espaços entre objetos e eliminar ruídos (LEONARDI et al., 2006). Nas imagens da

Figura 4 foi executado o processo de abertura e o resultado é demonstrado na Figura 5.



**Figura 5** - Imagem da íris binarizada e seus canais RGB após o processo de abertura.

Já o fechamento consiste em aplicar o inverso da abertura, ou seja, uma dilatação seguida de uma erosão, com o mesmo elemento estruturante, e tem como objetivo eliminar espaço entre objetos, eliminar falhas dentro dos objetos, e suavizar as bordas (LEONARDI et al., 2006). Na figura 6 é representado o processo de fechamento que foi aplicado na Figura 4.



**Figura 6** - Imagem da íris em canais RGB após o processo de fechamento.

A maior parte da imagem é composta por componentes de baixa frequência. As componentes de alta frequência em uma imagem são os detalhes como bordas, linhas, curvas, manchas e outras transições abruptas dos níveis de cinza (SPÍNOLA, 2004). Baseando-se nisso, os filtros passa-baixa têm um efeito visual de suavização e redução de níveis de cinza, pois ocorre uma perda de detalhes que são os componentes de alta frequência. Assim, o resultado de uma imagem filtrada por um filtro passa-baixa terá um nível de ruído inferior ao apresentado pela imagem original. Como exemplo de filtros passa-baixa tem-se os filtros de

Média, Gaussiano, Mediana, Ordem e de Moda, e Média dos  $k$  vizinhos selecionados. Já os filtros de passa-alta, também chamados de realce de borda, são o inverso dos filtros de passa-baixa, ou seja, os componentes de alta frequência não são alterados e os de baixa frequência são removidos, realçando assim as diferenças bruscas entre os alvos. Como exemplo de modelo de filtros passa-alta tem-se os filtros Gradiente ou derivada de imagens, Sobel, Roberts, Prewitt, Laplaciano, LoG ou Laplaciano do Gaussiano, e Canny.

A borda pode ser definida como uma mudança repentina de intensidade de pixel. Assim, a detecção de borda é o processo de localização e realce dos pixels de borda, que permite a separação dos objetos em uma imagem. Porém, a detecção pode ser prejudicada por ruídos presente na imagem que sejam identificados como borda. Para fazer a detecção da borda é aconselhável que antes seja utilizado algum filtro para redução dos ruídos. No parágrafo anterior foi apresentado exemplos de filtros de passa-baixa que serão usados para a redução de ruídos e após os filtros de passa-alta para a detecção da borda.

## Redes Neurais Artificiais

As RNAs são técnicas de inteligência artificial inspiradas na estrutura do cérebro humano, e que adquirem conhecimento através do treinamento, chamado de aprendizado. Normalmente, uma RNA é composta por várias unidades de processamento (neurônios), que são conectadas por canais de comunicação e associadas a um peso. Essas unidades de processamento trabalham apenas com as informações recebidas por suas conexões (BENZECRY et al., 2005). As RNAs são aplicadas no desenvolvimento de soluções de sistemas

complexos, tais como datilógrafo fonético (BRAGA, DE CARVALHO e LUDERMIR, 2007), reconhecimento de imagens, de voz, de caracteres (SOUSA, 2002), de faces (CASTELANO, 2006), além de outras aplicações.

As RNAs têm inspiração nos neurônios biológicos, que são formados por um corpo celular chamado Soma, possuem ramificações conhecidas como Dendritos que transmitem os sinais das extremidades até o corpo celular (terminais de entrada), e os Axônios que transmitem sinais do corpo celular até as extremidades (terminais de saída). A comunicação entre os neurônios é dada através das sinapses que é a região de contato entre os neurônios, assim transmitindo impulsos nervosos entre eles quando atingido um limiar de ação (BARRETO, 2002).

No neurônio artificial, que é baseado no neurônio biológico, troca-se os Dendritos por Entradas, cuja ligação com o corpo celular artificial é dada por elementos chamados de Peso que simulam as sinapses. Os sinais captados pelas entradas são processados pela função Soma, e o limiar de ação do neurônio foi substituído pela transferência. A figura 7 representa a estrutura de um neurônio artificial, que pode ser encontrado em algumas das topologias de RNAs (BARRETO, 2002).

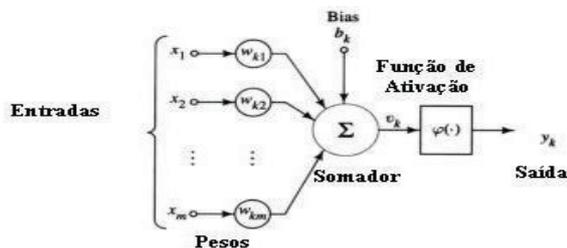
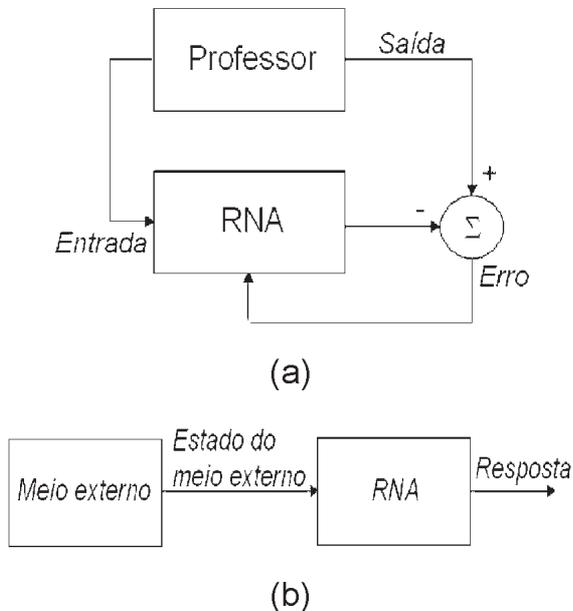


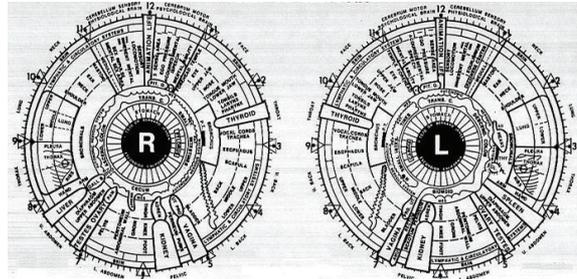
Figura 7 - Neurônio artificial Fonte: Barreto, 2002).

Como já mencionado, o aprendizado das RNAs é realizado através de treinamento. O aprendizado pode ser supervisionado ou não supervisionado. O primeiro é quando existe um mentor, pessoa ou professor, capaz de fornecer à RNA uma resposta desejada (Figura 8a). Enquanto o aprendizado não supervisionado, é quando não há presença de um supervisor no processo de aprendizagem, neste caso é fornecido condições para realizar uma medida independente da tarefa da qualidade da representação cuja rede deve aprender (Figura 8b).



**Figura 8 -** (a) Modelo de treinamento supervisionado da RNA (b) Modelo de treinamento não supervisionado da RNA

A Figura 9 apresenta a localização dos sinais dentro da Íris, destaca-se que este trabalho limita-se a um único tipo de sinal que é a psora. A classificação será feita conforme a localização da psora que se refere ao órgão descrito. Observa-se que existe diferença no olho direito e no olho esquerdo.



**Figura 9 -** Mapa dos órgãos conforme olho analisado, onde R refere-se ao olho direito e L ao olho esquerdo. Fonte: Khalsa, 2006.

O estudo inicial aponta que o treinamento da rede para a classificação dos padrões deverá ser supervisionado, no entanto poderão ser investigados se os outros tipos de treinamentos também poderão ser adequados. Existem diversos atributos que podem ser utilizados a partir do resultado do processamento de imagens, podendo usar os níveis de cinza ou as cores para classificar, ou usando a transformada Wavelet que descreve ocorrências nas imagens como ranhuras ou bordas, ou outra opção ainda poderia ser a forma, ou parâmetros como média e desvio do tamanho da região de interesse.

Após ser analisado os vários tipos de entradas possíveis para a RNA, serão escolhidas duas topologias de RNAs, que são Mapas Auto-Organizáveis (*Self-Organizing Maps - SOM*) e Quantificação Vetorial Adaptativa (*Learning Vector Quantization, LVQ*). A rede LVQ é uma extensão do SOM, porém com aprendizagem supervisionada, ou seja, o SOM é de aprendizagem não supervisionada (HAYKIN, 2001).

A topologia SOM possui uma diferença das demais topologias, pois sua estrutura divide-se em entrada e processamento, onde se forma o mapa. A matriz formada pelos neurônios, que ficam conectados apenas em seus vizinhos imediatos, fica na camada de processamento. Outra característica

é a forma da aprendizagem, onde somente um neurônio de saída dá uma resposta ativa ao sinal de entrada, ou seja, a aprendizagem é competitiva. O nível de ativação indica a similaridade entre o vetor de dados de entrada e o vetor de pesos do neurônio (GONÇALVES, JÚNIOR e NETTO, 1996). A modificação dos pesos sinápticos é dada quando há um neurônio vencedor, assim seu peso é ajustado, porém não somente o vencedor tem o peso ajustado, mas os seus vizinhos também sofrem ajustes. Após a aprendizagem, cada neurônio ou grupo de neurônios vizinhos será um padrão dos padrões dados como entrada a rede (GONÇALVES, JÚNIOR e NETTO, 1996).

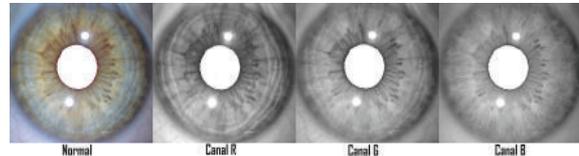
Já a topologia LVQ tem por objetivo principal dividir o espaço amostral de entrada em diversas classes separadas, sendo que cada um dos vetores de entrada deve pertencer somente a uma dessas classes associadas ao problema considerado. Isso é feito através de um processo competitivo, onde a modificação dos pesos sinápticos é dada conforme a proximidade da posição em relação ao vetor de entrada, onde o valor vencedor é recompensado com uma posição mais próxima do vetor de entrada, e o perdedor é punido com uma posição mais afastada do vetor de entrada (BRASIL, DE AZEVEDO e DE OLIVEIRA, 2000). Após o treinamento da rede, ela pode ser utilizada para classificar outros padrões de entrada entre as várias classes do sistema.

Todos os métodos LVQ são os mesmos, o que os difere é o processo de classificação. Sendo a diferença entre o LVQ-1 e LVQ-2 é de o LVQ-2 atualizar duas células simultaneamente em cada iteração do processo de treino, e no LVQ-1 somente uma célula é atualizada. Já o LVQ-3 é a união dos seus dois antecessores, da combinação da melhor fronteira de LVQ-2 com a estabilidade de LVQ-1 (POLLI, 2005).

## RESULTADOS

Até o presente momento, foram investigadas e testadas as técnicas de processamento de imagens, necessárias para aquisição das características para o reconhecimento de padrões. Os testes foram realizados com o auxílio da ferramenta Matlab (bibliografia), visto que esta possibilita uma implementação rápida e simples facilitando a etapa de testes.

É possível ver a evolução do trabalho na Figura 11, que apresenta as mesmas imagens da Figura 2, porém com a pupila já localizada e extraída.



**Figura 11** - Imagem da íris em canais RGB após a extração da pupila.

Neste momento, estão sendo investigadas as formas de armazenamento das informações e como serão selecionadas as bordas para a identificação das psoras. Assim que estas etapas forem concluídas, será realizada a modelagem da RNA, o devido treinamento e os testes sobre o funcionamento do protótipo.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho aqui proposto tem por objetivo aplicar métodos de processamento de imagens e redes neurais para fazer o reconhecimento e classificação de padrões. A escolha de redes neurais para a classificação dos sinais se deve ao fato das imagens coloridas usadas na irisdíagnose serem complexas e a apresentarem certo grau de aleatoriedade.

O sistema deverá reconhecer os sinais apresentados na íris classificando-os, de forma a obter como resultado uma lista dos desequilíbrios apresentados pela pessoa.

Este sistema tem como objetivo auxiliar o diagnóstico dos desequilíbrios do corpo ou potenciais desequilíbrios através da análise da íris, e não tem como foco suprir o conhecimento de um iridólogo ou naturopata, além disso possuirá algumas restrições no desenvolvimento por não ser necessário o desenvolvimento completo para comprovar a eficácia do método. As limitações do trabalho estão relacionadas ao tipo de sinal analisado, que diz respeito apenas as psoras, pelo lado da íris (direita ou esquerda), e a área de interesse que será reduzida. É importante salientar que o presente trabalho busca o reconhecimento automático destes sinais na íris. Em trabalhos futuros, pretende-se agregar ao sistema características que tangem um sistema de recomendação. Onde, identificado os potenciais desequilíbrios o sistema poderá sugerir possíveis tratamentos para estas patologias.

## REFERÊNCIAS

BARRETO, J.M. **Introdução às redes neurais artificiais**. Laboratório de connexionismo e ciências cognitivas. Florianópolis: Departamento de Informática e Estatística, UFSC, 2002. 57p.

BENZECRY, M.A. et al. **Redes neurais artificiais: conceitos e aplicações**. In: IX ENCONTRO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 9., 2005, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: UFRJ, 2005.

BRAGA, A.P.; CARVALHO, A.P.L.F.; LUDERMIR, T.B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. 2.ed. São Paulo: LTC, 2007.

BRASIL, L.M.; AZEVEDO, F.M.de; OLIVEIRA, R.C.L.de. **Redes neurais com aplicações em controle e em sistemas especialista**. Florianópolis: Visual Books Editora, 2000. 401p.

CASTELANO, C.R. **Estudo comparativo da transformada Wavelet no reconhecimento de padrões da íris humana**. 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2006.

CERA, M.C. **Uso de redes neurais para o reconhecimento de padrões**. 2005. Disponível em: <<http://www.inf.ufrgs.br/procpar/disc/cmp135/trabs/mccera/t1/padroes.pdf>>. Acesso em: outubro.

CORREA, L.; THOMAZ, C.E. **Análise de informação redundante em imagens de íris**. São Paulo: Centro Universitário da FEI, 2007.

FELIPE, J.C.; TRAINA, A.J.M. Utilizando características de textura para identificação de tecidos em imagens médicas. In: Anais do II WORKSHOP DE INFORMÁTICA MÉDICA – WIM’2002, 2., 2002, Gramado. **Anais...** Gramado, 2002.

GONÇALVES, M.L.; ZULLO JÚNIOR, J.; ANDRADE NETTO, M.L.de. Um Sistema neural modular para classificação de imagens utilizando mapas de Kohonen. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., 1996, Salvador. **Anais...** Salvador: INPE, 1996. p. 845-849.

HATADA, A. **Iridologia alemã correlacionada com os medicamentos homeopáticos, Iridologia-Irisdiagnose**. São Paulo: FACIS-IBEHE. 2004. Monografia.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900p.

KHALSA, G.S. **Iridologia Integrada**. São Paulo: Madras, 2006.

KRIEGE, T. **Fundamental basis of irisdiagnosis**. 7.ed. London: L. N. Fowler & Co. Ltd., 1997. 120p.

LEONARDI, F. et al. **Aplicação de técnicas de morfologia matemática e PDI na detecção semi-automática de feições cartográficas em imagens digitais**. São Paulo: FCT/UNESP, 2006.

MARIN, L.O. **Investigações sobre redes neurais artificiais para o reconhecimento de faces humanas na forma 3D**. 2003. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2003.

POLLI, V.A. **Classificador LVQ configurável em FPGA, UnicenP, Engenharia da Computação, Curitiba**. Curitiba: FPGA, UnicenP, Engenharia da Computação, 2005. Monografia.

SALLES, L.F.; SILVA, M.J.P. Iridologia: revisão sistemática. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, v.42, n.3, p.596-600, 2008. Disponível em: <<http://www.scielo.br/scielo.php>>. Acesso em novembro.

SILVA, E. A.; STATELLA, T. **Morfologia matemática: extração de feições a partir de imagens orbitais**. São Paulo: UNESP, 2007. Disponível em: [http://www.cartografia.org.br/xxi\\_cbc/021-SR07.pdf](http://www.cartografia.org.br/xxi_cbc/021-SR07.pdf). Acesso em: setembro.

SOUSA, M.F.M. **Caracterização semântica de sinais acústicos**. 134f. 2002. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores: Telecomunicações) - Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, Porto, Portugal. 2002.

SPÍNOLA, C.M. **Correlação iridológica entre cérebro e intestino**. São Paulo: FACIS-IBEHE. 2004. Monografia.