



GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Modelagem de Conhecimento Iridológico para a Classificação de Doenças Usando Deep Learning

José Eduardo Dorta Esteves
Adinovam Henrique de Macedo Pimenta (Orientador)

RESUMO

As crescentes inovações na área de inteligência artificial têm permitido o desenvolvimento de técnicas cada vez mais eficientes, resultando numa acurácia mais tangível e num intervalo menor de tempo. Um dos nomes que se popularizou foi o Deep Learning, uma extensão das redes neurais artificiais que reconhece padrões em várias camadas de processamento. Este trabalho apresenta uma rede neural usando deep learning e aplicada à iridologia (área da medicina alternativa que através da análise de texturas, formas e cores da íris humana é possível identificar patologias no organismo). O objetivo do trabalho é criar um programa que permita fazer diagnósticos precisos e rápidos, auxiliando o especialista.

Palavras-chave: Iridologia, Machine Learning, Deep Learning, Reconhecimento de padrão, Inteligência Artificial.

ABSTRACT

Growing innovations in the field of artificial intelligence have allowed the development of increasingly efficient techniques, resulting in more tangible accuracy and a shorter time frame. One of the names that became popular was Deep Learning, an extension of artificial neural networks that recognizes patterns in various layers of processing. This work presents a neural network using deep learning and applied to iridology (alternative medicine area that through the analysis of textures, shapes and colors of the human iris it is possible to identify pathologies in the body). The objective of the work is to create a program that allows to make accurate and fast diagnoses, assisting the specialist.

Keywords: Iridology, Machine Learning, Deep Learning, Pattern Recognition, Artificial Intelligence

Introdução

O aprendizado de máquina introduziu uma nova era na computação, permitindo construir sistemas que aprendem a detectar e a entender ambientes, formas de objetos e situações. A partir disso, com as técnicas certas e os datasets com informações suficientes para treinar estes algoritmos, é possível fazer com que o algoritmo interprete os dados com mais agilidade e precisão que uma pessoa faria manualmente.

Aprofundando no campo da inteligência artificial, o conceito que se popularizou foi o Deep Learning, uma rede neural desenvolvida para seguir a sináptico de aprendizado humano, onde n neurônios fragmentam e transmitem informações. Através desse treino, os neurônios vão reconhecendo os padrões dos dados. Essa técnica é importante para o projeto, pois classifica imagens usando funções e subfunções (COSTA, 2017).

A medicina é uma área que vem se aprimorando cada vez mais por meio da tecnologia e seus avanços com inteligência artificial, sendo que um dos campos pouco explorados é a iridologia, uma medicina alternativa que acredita que no olho humano, especificamente na íris, há anomalias de traços, anéis e cores que dependendo da região onde está localizada, indica uma doença e ainda identifica se é um estágio evolutivo, crônico, agudo ou degenerativo (BATELLO, 2016).

Essa análise geralmente é feita manualmente por especialistas e pesquisadores, cujo resultado tem percentual de grande acerto. Em uma pesquisa recente, usando a íris de pacientes com esquizofrenia, foi possível identificar as mesmas anomalias nas mesmas regiões (Duarte, 2018).

Para que o programa seja mais eficiente do que diagnósticos manuais, existem alguns métodos como o processamento de imagem para reconhecer o olho, que detecta as bordas, e assim extrai o que é pupila, íris e esclera. Reconhecimento de padrões, quando a íris estiver delimitada, usando a mediana, identifica-se as anomalias de cores e formas. Mas a técnica principal para auxiliar no diagnóstico, é o Deep Learning para treinar os dados (íris, anomalias e o gráfico com a região das doenças).

Um algoritmo que aprende automaticamente quando treinado consegue determinar com mais exatidão e agilidade (mesmo tendo mais processos como, por exemplo, entender o que é a íris e o que deve ser procurado na mesma).

1. Objetivos Gerais

O objetivo deste trabalho é criar um programa que torne mais fácil e ágil reconhecer problemas do corpo humano a partir da foto de uma íris. O foco principal deste trabalho está na acurácia.

1.1 Objetivos Específicos

- Delimitar a esclera, íris e pupila a partir de uma foto da íris;
- Criar uma rede neural artificial para reconhecer anomalias de formas e cores na íris;
- Criar um banco de imagens de íris para os experimentos;
- Fazer o diagnóstico classificando as imagens em seus respectivos grupos de doenças identificadas no banco de imagens.

2 Reconhecimento de padrões

Assim como a impressão digital, a íris do olho tem características únicas, ou seja, não existe outra pessoa com as mesmas particularidades, sendo distinto até as duas íris de um mesmo indivíduo (GANDINI et al., 2011). Detalhado essas informações, quando as técnicas para reconhecer a íris, cor, textura e anomalias são usadas, é obrigatório fazê-las individualmente no par de olhos.

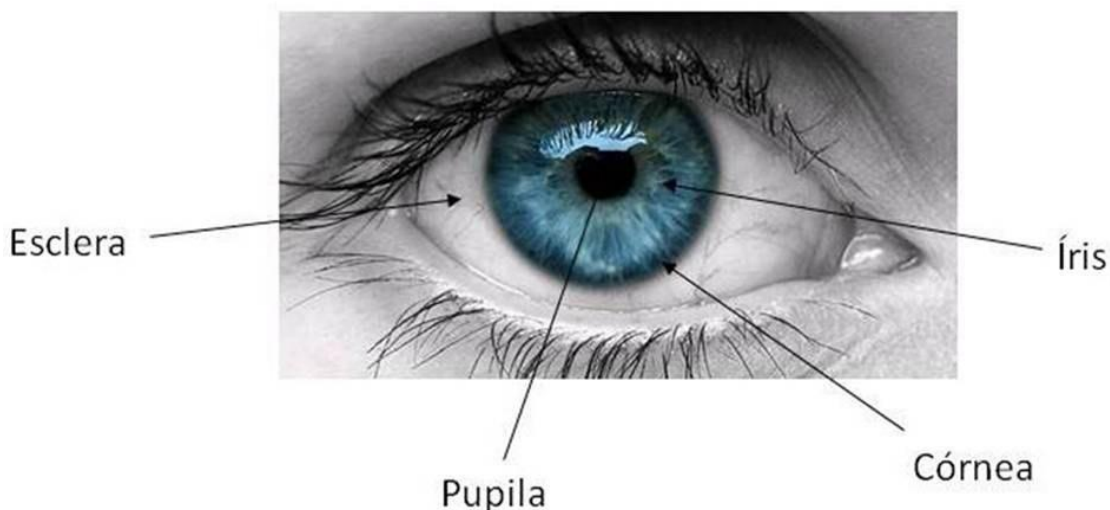
2.1 Reconhecimento e identificação da íris

Primeira tarefa: Identificar a íris, demarcando os limites.

Como a estrutura da íris é uma forma circular, para definir suas bordas, nada melhor do que aproximá-las a um círculo. Para facilitar na localização, limita-se a parte externa onde se encontram íris e esclera; após, a parte interna, íris e pupila.

Figura 1 – Olho humano.

[Escreva aqui]



Um dos maiores problemas para segmentar a íris, é que a mesma pode apresentar situações como: reflexo, pálpebra, cílios e a pupila. Que se analisado erroneamente, terá um fraco desempenho de reconhecimento.

O método abordado foi o Circular Hough Transform (CHT), esse algoritmo consegue determinar parâmetros geométricos na imagem, nesse caso, a forma circular que procuramos. Sua grande vantagem é a robustez ao ruído por sua tolerância no limite da borda.

Este método cria vários pontos de coordenadas ao redor do círculo encontrado, e para cada ponto, um novo círculo é criado, isso é importante pois, todos esses círculos terão uma interseção comum. Sendo agora considerado, o ponto central do círculo no plano normal.

Para detectar de maneira correta o ponto central do círculo, é necessário ter o valor do raio, pois no espaço Hough que tenha o mesmo raio, aponta para o centro real do círculo. Esses pontos são armazenados numa matriz e usados na próxima etapa.

2.2 Análise de cores da íris

Com a íris delimitada, a etapa anterior está concluída.

Segunda tarefa: reconhecer a cor base da íris.

A característica mais marcante da íris, é sua poligenia, ou seja, a cor do olho é dada através da intensidade, quantidade e os tipos de pigmentos.

[Escreva aqui]

O método abordado foi o da Mediana, que computa a média da luminância dos pixels.

Método útil para identificar a cor básica é a média do cálculo do valor de luminância de pixels. A média para um conjunto de dados, representam a soma de todas as observações divididas pelo número de observações, mas a cor resultante será errônea. Por isso, usar a mediana. Os valores extremos, também chamados de outliers (valor que apresenta um grande afastamento das demais, atípico) são negligenciados, e por isso, a mediana é menos sensível a esses valores do que a média, e torna mais adequado para conjuntos de dados distorcidos, os pixels de regiões escuras e claras serão consideradas outliers e neste caso, seu valor não influencia o valor final do resultado.

2.3 Classificação e Diagnóstico

A solução para o reconhecimento da íris e diagnóstico, vai ser dividida em 2 etapas: Reconhecimento e identificação da íris e Análise de padrões.

Demarcar os limites, exterior entre a íris e a esclera e o interior, envolvendo a pupila. E como a íris tem forma circular, a maneira mais simples de detectar o limite, é aproximando a um círculo.

O primeiro método usado para detectar os limites da íris é baseado no método de Wavelet de Gabor (combinação de operadores diferenciais), pois minimiza o produto de seus desvios padrão no domínio do tempo e da frequência, ou seja, a incerteza na informação transportada é minimizada. Sua desvantagem é não ser ortogonal (não se posiciona em um ângulo reto) e tornando difícil sua decomposição eficiente na base.

Outro método útil e utilizado pelo artigo é a Circular Hough Transform (CHT): um algoritmo de visão computacional padrão que pode ser usado para determinar os parâmetros geométricos para um círculo simples, presente em uma imagem. A principal vantagem da técnica é a tolerância para lacunas no limite de recursos, descrições e sua robustez ao ruído.

O círculo é caracterizado por dois parâmetros: raio e o par de coordenadas centrais. Esses parâmetros tornam a representação no espaço Hough, muito fácil de conseguir. Fórmula que expressa o círculo:

$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2$, onde a,b são as coordenadas do centro, r é o raio e x. y as direções

[Escreva aqui]

Ou usando expressão paramétrica:

$$x = a + r \cos(\Theta)$$

$$y = b + r \sin(\Theta)$$

Com as coordenadas polares, onde r é o raio e Θ é o ângulo. Usando Hough os pontos tem um círculo correspondente e todos esses círculos têm um ponto de intersecção comum.

Para identificar corretamente o centro do círculo, é muito importante saber o valor do raio. Os pontos de intersecção para todos os círculos com o mesmo raio, será armazenado em uma matriz de acumulação e esta matriz era revelar o centro do círculo no espaço normal.

Só depois que os limites da íris são identificados corretamente e sua superfície é extraída, a análise da superfície da íris pode ser feito, que é: identificar a cor básica da íris, localizar as particularidades da superfície e localizar essas regiões no gráfico segmentado da iridologia.

Para executar este tipo de análise, técnicas especiais de processamento de imagem devem ser usado.

A íris é um traço poligênico e é determinada principalmente pela quantidade e o tipo de pigmentos presentes na íris do olho. As variações de cores são atribuídas ao conteúdo de melanina dentro do estoma da íris, variando de tons escuros de marrom aos mais claros tons de azul. Lá são três cores (marrom, amarelo e cinza).

O processo de identificação da cor básica da íris é: todas as regiões coloridas dominante devem ser identificadas e sua cor extraída.

Método útil para identificar a cor básica é a média do cálculo do valor de luminância de pixels. A média para um conjunto de dados, representam a soma de todas as observações divididas pelo número de observações, mas a cor resultante será errônea. Por isso, usar a mediana. Os valores extremos, também chamados de outliers (valor que apresenta um grande afastamento das demais, atípico) são negligenciados, e por isso, a mediana é menos sensível a esses valores do que a média, e torna mais adequado para conjuntos de dados distorcidos, os pixels de regiões escuras e claras serão consideradas outliers e neste caso, seu valor não influencia o valor final do resultado.

Outro método útil para reconhecimento de íris dever ser a segmentação de região, pois as duas íris são distorcidas e a identificação básica da cor, é feita independentemente para cada um deles, e por resultado provará que a estão na mesma faixa de cor, mas os valores RGB são apenas próximos.

As variações de cores e formas podem aparecer ainda na idade embrionária, são classificadas como anéis, dobras radiais e abóbadas.

[Escreva aqui]

Para identificar as regiões escuras e claras da textura, primeiro um valor padrão deve ser definido. Este valor padrão é a cor básica. Assim fica mais fácil expressar qual região é mais escura ou mais clara e um valor limite é escolhido, a fim de estabelecer dois intervalos de cores.

Os pixels de regiões já detectadas têm suas coordenadas x,y armazenadas. E então recuperar a cor exata para garantir que a região de interesse está corretamente localizada.

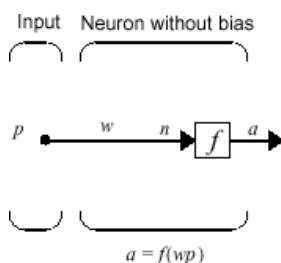
As regiões localizadas que são menores que 5 a 10 pixels, não são considerados regiões de interesse útil no processo do diagnóstico.

3 Redes Neurais Artificiais

Uma Rede Neural Artificial (RNA) é um conjunto de unidades computacionais básicas que, juntas, procuram reproduzir o funcionamento dos neurônios biológicos a fim de processar informações de forma semelhante ao cérebro humano. Essas unidades computacionais básicas são chamadas de neurônios, que são conectados uns aos outros através de uma estrutura topológica e que são processados de forma paralela. As redes neurais são capazes de adquirir, armazenar e utilizar conhecimentos, sendo que estes conhecimentos são obtidos através de iterações de algoritmos matemáticos.

As redes neurais são compostas por unidades básicas, denominadas neurônios, que são interligadas através de canais de comunicação. Estes canais de comunicação possuem pesos associados a eles, que indicam, através de seu valor, a influência do neurônio a que ele se conecta em relação ao sinal de saída da rede. Podemos ver na Figura 2 um exemplo de um neurônio artificial sem bias e na Figura 3 um neurônio artificial com bias.

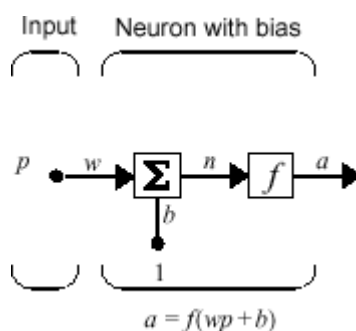
Figura 2 – Neurônio artificial sem bias



Fonte: Demuth, 1992

[Escreva aqui]

Figura 3 – Neurônio artificial com bias

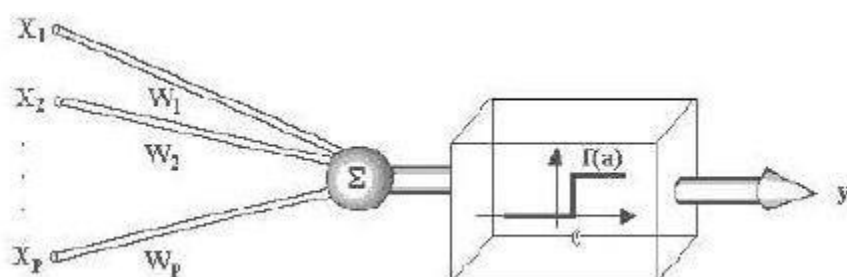


Fonte: Demuth, 1992

Os pesos positivos correspondem a fatores de reforço do sinal de entrada e os pesos negativos correspondem a fatores de inibição (FERNANDES, 2003).

O funcionamento de cada neurônio se dá através de operações realizadas sobre os valores dos pesos dos canais de comunicação ligados à entrada e o valor da entrada. Podemos ver um exemplo na Figura 4.

Figura 4 - Esquema de um neurônio artificial



Fonte: [Fernandes, 2003]

Esta figura ilustra um neurônio artificial e as ligações que este tem com as entradas, onde X_i é a entrada i com $i=\{1, 2, 3, \dots, p\}$ e W_i é o peso associado entre a entrada X_i e o neurônio. O nível de atividade do neurônio é dado por:

$$\sum_{i=1}^p X_i * W_i$$

Denotamos por Y a saída gerada pela rede. Supondo que Y assume valor booleanos (0 ou 1), teremos que:

$$Y = 1, \text{ se } \sum_{i=1}^p X_i * W_i \geq T$$

[Escreva aqui]

Ou

$$Y = 0, \text{ se } \sum_{i=1}^p X_i * W_i < T$$

sendo T um limitador (Threshold).

A arquitetura das redes neurais é organizada através de camadas. Existem três grupos de camadas:

Camada de entrada: é a camada em que os padrões de entrada são apresentados à rede;

Camada intermediária ou escondida: é a camada em que é feita a maior parte do processamento dos dados na rede, podendo haver mais de uma camada intermediária na rede;

Camada de saída: é a camada em que os resultados são apresentados.

Uma rede neural deve possuir duas camadas no mínimo: a camada de entrada e a camada de saída. Com apenas duas camadas a rede torna-se muito limitada, havendo a necessidade de uma camada intermediária. As camadas intermediárias conectam os neurônios de suas camadas com todos os outros neurônios das camadas vizinhas, porém, não existe ligação entre os neurônios da mesma camada.

O aprendizado da rede ocorre através de repetidos ajustes aos pesos da rede, atingindo uma solução generalizada para uma classe de problema. A cada padrão apresentado para a rede, os pesos são mudados de acordo com a saída que a rede fornece. Algumas redes se diferem entre si pela maneira como os pesos são calculados.

Aprendizado supervisionado, quando é utilizado um agente externo que indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada. Neste tipo de aprendizagem, são conhecidas as respostas corretas correspondentes a um certo conjunto de entrada de dados;

Aprendizado não supervisionado, quando não existe um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada. Nestas redes a aprendizagem é feita sem se conhecer, antecipadamente, as respostas consideradas corretas. São empregadas essencialmente em sistemas de memórias associativas e de reconhecimento de padrões;

Aprendizagem por reforço, quando um crítico externo avalia a resposta fornecida pela rede.

4 Método proposto

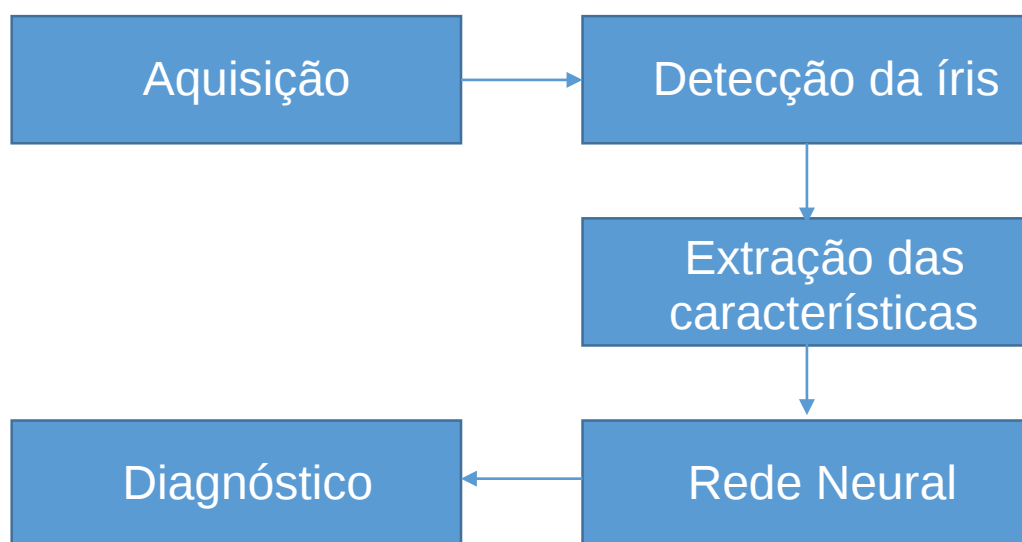
O método proposto é constituído das seguintes etapas:

[Escreva aqui]

- **Aquisição:** aquisição da imagem da íris;
- **Detecção da íris:** detecção das bordas da íris por meio do método de Hough;
- **Extração das características:** nesta etapa o modelo borracha de Daugman é aplicado transformando a íris em uma matriz de dados característicos de cada setor da íris;
- **Rede neural:** nesta etapa os dados de característica da íris são colocados na camada de entrada da rede neural;
- **Diagnóstico:** o diagnóstico é a saída dada pela camada de saída da rede.

O método proposto é resumido na Figura 5.

Figura 5 – Fluxograma do método proposto

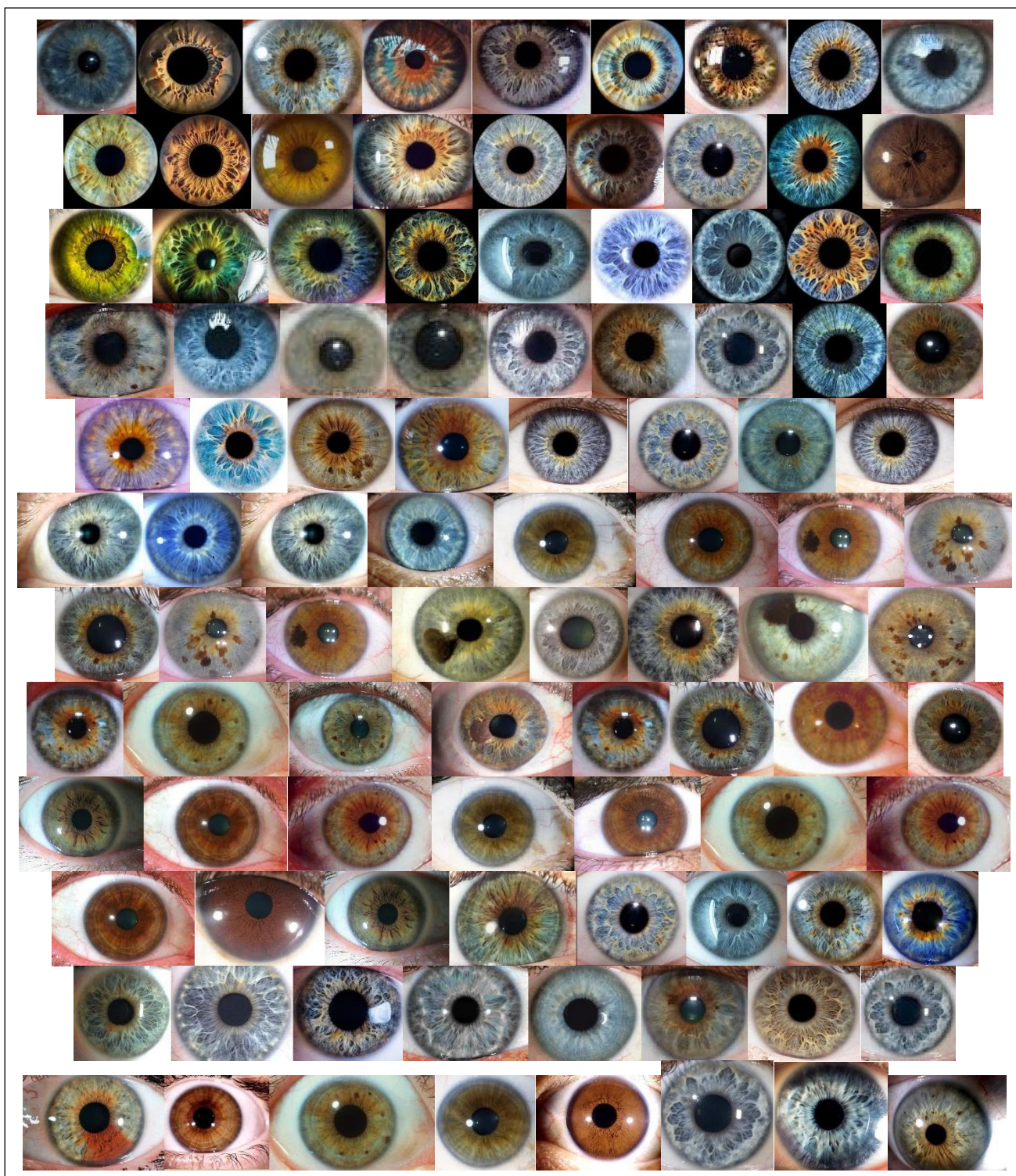


6 Experimentos e Resultados

Para os experimentos, foram usadas 99 imagens de sendo estas divididas em 5 grupos: os que apresentam alterações no estômago (20 imagens), os que apresentam alterações no intestino (16 imagens), os que apresentam alterações na circulação (15 imagens), os que apresentam alterações no metabolismo (23 imagens) e os que não apresentam nenhuma das alterações anteriores (25 imagens). O Quadro 1 exibe as 99 imagens.

[Escreva aqui]

Quadro 1 – Banco de imagens utilizado



Fonte: Batello, 1999.

Durante os experimentos, cada grupo foi dividido em conjunto de treino e conjunto de teste. O conjunto de treino é composto por 80% das imagens de cada grupo e são as imagens usadas para treinar a rede neural. O conjunto de teste é

[Escreva aqui]

composto pelos outros 20% e são usados para verificar a taxa de acerto da rede quando são apresentadas fotos inéditas para a rede.

5. Resultados

Após o treinamento da rede, são realizados testes que visaram verificar quantas imagens foram classificadas corretamente utilizando somente as imagens do conjunto de teste. A Tabela 1 resume os resultados.

Tabela 1 – Resultados

Grupo	Total de imagens para teste	Acertos
Alteração no estômago	3	2
Alteração no intestino	1	1
Alteração na circulação	3	3
Alteração no metabolismo	4	4
Sem alterações	4	4
Total	15	14

Das 15 imagens, 14 foram classificadas corretamente, ou seja, aproximadamente 93%.

Considerações Finais

Este trabalho apresentou um protótipo que utiliza técnicas de processamento de imagens e deep learning para auxiliar o especialista em iridologia em seus diagnósticos, aumentando a precisão destes diagnósticos.

Como trabalho futuro pretende-se aumentar o banco de imagens e de regras entrando em contato com especialistas que possam fornecer estes dados. Pretende-se, também, trabalhar com os ajustes nos pesos da rede e teste outras combinações de camadas na tentativa de aumentar a taxa de classificação.

Referências

ACHARÁN, M. Lezaeta. IRIDOLOGIA A íris revela sua saúde. Curitiba: Hemus, 2002.

BASTOS, Carlos Alberto Carneiro Marinho. Segmentação e reconhecimento de íris. 2010.

BATELLO, Celso Fernandes. “Iridologia – o que os olhos podem revelar”. São Paulo: Ground, 1999.

[Escreva aqui]

CINTRA, Marcos Evandro et al. Geração genética de Regras Fuzzy com pré-seleção de Regras Candidatas. 2007.

DEMEA, Adrian LODIN1 Sorina. Medical Diagnosis System based on iris analysis. **Acta Technica Napocensis, Electronics and Telecommunications**, v. 50, n. 4, 2009.

GANDINI, João Agnaldo Donizeti; SALOMÃO, Diana Paola da Silva; JACOB, Cristiane. A segurança dos documentos digitais. Disponível em< [http://www. jus.com. br](http://www.jus.com.br)>. Acesso em: Agosto, v. 11, 2001.

KRUG, Álisson Bohnert et al. Análise e reconhecimento de padrões usando processamento de imagens e inteligência artificial. **Revista de Iniciação Científica da ULBRA**, v. 7, n. 7, 2008.

PASSARELLA, Rossi et al. Development of iridology system database for colon disorders identification using Image processing. **Indian Journal of Bioinformatics and Biotechnology**, v. 2, n. 6, p. 100-103, 2013.

STEVENS, A.; LOWE, James S. “Histologia Humana – Segunda edição”. São Paulo: Manole, 2001.

ISHIBASHI, Rogério. **Extração de conhecimentos com interpretabilidade aumentada utilizando modelagem fuzzy e otimização multi-objetivo**. 2013. Tese de Doutorado. Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, São Paulo, Brazil.