

UNIVERSIDADE SAGRADO CORAÇÃO

FABRÍCIO DE OLIVEIRA CARAPELLI

**RECONHECIMENTO DE PLACAS DE VEÍCULOS
UTILIZANDO PROCESSAMENTO DE IMAGENS E
REDES NEURASIS**

**BAURU
2013**

FABRÍCIO DE OLIVEIRA CARAPELLI

**RECONHECIMENTO DE PLACAS DE VEÍCULOS
UTILIZANDO PROCESSAMENTO DE IMAGENS E
REDES NEURAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Centro de Ciências Exatas e
Sociais Aplicadas como parte dos requisitos
para obtenção do título de bacharel em
Ciência da Computação, sob orientação da
Prof^a. Me. Larissa Pavarini da Luz.

**BAURU
2013**

FABRÍCIO DE OLIVEIRA CARAPELLI

**RECONHECIMENTO DE PLACAS DE VEÍCULOS UTILIZANDO
PROCESSAMENTO DE IMAGENS E REDES NEURAIIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Centro de Ciências Exatas e Sociais Aplicadas como parte dos requisitos para obtenção do título de bacharel em Ciência da Computação, sob orientação da Prof^a. Me. Larissa Pavarini da Luz.

Banca examinadora:

Prof^a. Me. Larissa Pavarini da Luz
Universidade Sagrado Coração

Prof^o. Me. Patrick Pedreira Silva
Universidade Sagrado Coração

Prof^o. Me. Marcio Henrique Cardim
Universidade Sagrado Coração

Bauru, 08 de junho de 2013.

RESUMO

Este projeto apresenta um estudo, que envolve as áreas de processamento de imagens digitais e redes neurais, e tem a finalidade de implementar um sistema para reconhecimento de placas de veículos automotores. Como já mencionado acima este trabalho envolve duas áreas distintas, mas uma complementa a outra, em relação ao processamento digital de imagens são apresentados diversos temas, de como indústria de jornais se beneficiou das técnicas existente na década de 20 para transmitir via cabo submarino imagens de um Continente para o outro, as definições de imagem digital e processamento digital de imagens, suas áreas de aplicações, as etapas que é composto um sistema de processamento digital de imagens bem como seus componentes. Na área de redes neurais são abordados temas como, definição, introdução sobre os neurônios do cérebro humano, histórico e evolução das pesquisas nesta área, suas arquiteturas, seu processo de aprendizado, que é dividido em dois paradigmas principais: aprendizado supervisionado e aprendizado não-supervisionado. E por fim uma descrição sobre redes neurais de múltiplas camadas, mais precisamente sobre a rede Perceptron de Múltiplas Camadas (MLPs – *Multilayer Percptron*) e o funcionamento do algoritmo de retro propagação.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 01	Imagem transmitida via cabo submarino	08
Figura 02	Imagem imp. utilizando téc. de reprodução fotográfica	09
Figura 03	Primeira foto da lua tirada por uma espaçonave norte-americana	10
Figura 04	Imagens utilizada na área medica	12
Figura 05	Imagens utilizada na medicina, indústria e astronomia	13
Figura 06	Imagens utilizada na indústria e na área de segurança	13
Figura 07	Etapas de um sistema de processamento digital de imagens	14
Figura 08	Componentes de um sistema de processamento de imagens	17
Figura 09	Esquema constituintes da célula neural	23
Figura 10	Representação do neurônio matemático	24
Figura 11	Diagrama esquemático de uma rede Hopfield	26
Figura 12(a)	Arquitetura da rede neural	27
Figura 12(b)	Arquitetura da rede neural	28
Figura 13	Esquema de aprendizado supervisionado	30
Figura 14	Esquema de aprendizado não supervisionado	30
Figura 15	Fase de propagação	32
Figura 16	Fase de retro propagação	32
Figura 17	Grafo arquitetural de uma rede perceptron de múltiplas camadas	33
Figura 18	Protótipo – Tela de processamento e segmentação de imagens	34

SUMÁRIO

Capítulo 1 – Introdução	06
Objetivos	07
Capítulo 2 – Referencial Teórico	08
2.1 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	08
2.1.1 ORIGENS	08
2.1.2 DEFINIÇÃO DE IMAGEM DIGITAL	10
2.1.3 DEFINIÇÃO DE PROCESSAMENTO DE IMAGEM DIGITAL	10
2.1.4 ÁREAS DE APLICAÇÕES	11
2.1.5 ETAPAS DE UM SISTEMA DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS	14
2.1.6 COMPONENTES DE UM SISTEMA DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS. 16	
2.2 REDES NEURAIS	21
2.2.1 DFINIÇÃO	21
2.2.2 INTRODUÇÃO	22
2.2.3 HISTÓRIA	24
2.2.4 ARQUITETURA DE REDES NEURAIS	27
2.2.5 PROCESSO DE APRENDIZAGEM	29
2.2.6 REDE NEURAL PERCEPTRON DE MÚLTIPLAS CAMADAS	31
Capítulo 3 – Metodologia	36
Referências	37

Capítulo 1 - Introdução

A indústria utiliza técnicas de processamento de imagens digitais desde a década de 1920, quando usaram uma das primeiras aplicações de processamento de imagem digital, que consistia no envio de imagens entre Londres e Nova York, através de cabos submarino, reduzindo o tempo de envio das imagens de mais de uma semana para menos de três horas (GONZALES Et. al. 2010, p.2).

Desta época até os dias de hoje as tecnologias evoluíram muito, tanto no que diz respeito aos equipamentos, quanto nas técnicas empregadas para capturar e processar as imagens, além disso os custos de produção dos equipamentos computacionais tiveram uma grande redução.

Sendo assim, hoje possuímos equipamentos de baixo custo e tecnologia para que possamos desenvolver aplicações nas diversas áreas do conhecimento.

Este trabalho visa desenvolver uma aplicação para reconhecimento de placas de veículos automotores utilizando técnicas de processamento de imagens e redes neurais.

Com o grande aumento da frota de veículos automotores nos últimos anos, um sistema informatizado para reconhecimento de placas de veículos, traria maior agilidade no controle e monitoração do tráfego e ainda poderia ser utilizado em outras áreas, como no controle de velocidade e aplicação de multas, estacionamentos de veículos com grande rotatividade, praças de pedágios, no interior de viaturas policiais, trazendo maior agilidade na obtenção de informações sobre veículos e também na localização de veículos roubados. A estrutura do trabalho será dividida da seguinte maneira:

- **Capítulo 1** contém a introdução do trabalho com os objetivos e a justificativa para a elaboração proposta.
- **Capítulo 2**, elaboração do referencial teórico referente a processamento de imagens e redes neurais voltados para a aplicação no reconhecimento de placas de veículos.
- **Capítulo 3**, é definida a metodologia para o desenvolvimento do objetivo proposto.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Implementar um software para processamento e o reconhecimento de imagens de placas de veículos automotores, utilizando técnicas de processamento de imagens e redes neurais artificiais.

1.1.2 Objetivo Específico

- Realizar o processamento das imagens capturadas utilizando técnicas de processamento de imagens, como binarização, segmentação e outras técnicas necessárias de modo que seja possível sua normalização.
- Alimentar as entradas da rede neural que será treinada para reconhecer os padrões a fim de obter os dados necessários para reconhecer os caracteres das placas dos veículos.
- Realizar os testes necessários para que a rede reconheça as placas dos veículos.
- Verificar a eficiência do sistema no que tange ao percentual de acerto.

Capítulo 2 – Referencial Teórico

2.1 – Processamento digital de imagens

2.1.1 – Origens

No início da década de 1920 na indústria de jornais, ocorreu o uso de uma das primeiras aplicações de imagens digitais, que foi o envio de imagens entre Londres e Nova York através de cabo submarino (cabo Bartlane), reduzindo de mais de uma semana para menos de três horas o tempo necessário para transportar uma fotografia pelo oceano Atlântico (GONZALES Et al. 2010, p. 2).

Nesta época era usado equipamento de impressão especializado que codificava a imagem para transmissão por cabo submarino, a qual era então reconstruída no terminal receptor, e a reprodução da figura era feita por uma impressora tipográfica equipada com fontes tipográficas para a simulação de padrões de tons intermediários (GONZALES Et al. 2010, p. 2). A Figura 1 foi transmitida utilizando o método acima descrito e reproduzida em uma impressora telegráfica contendo caracteres para a simulação de padrões de tons intermediários.

1 - Foi



Figura

transmitida via cabo submarino e reconstruída no terminal receptor

Fonte: <http://www.giepi.ufc.br/curso.php> acessado em 16 de abril 2013

Esta técnica de impressão utilizada na Figura 1 foi substituída no final de 1921 por

uma técnica baseada em reprodução fotográfica com base em fitas perfuradas no terminal receptor telegráfico (GONZALES Et al. 2010, p. 2). Com essa técnica foi possível obter uma melhora na qualidade tonal e na resolução da imagem. A Figura 2 mostra uma imagem impressa utilizando técnica baseada em reprodução fotográfica.



Figura 2 – Imagem impressa utilizando técnica baseada em reprodução fotográfica.
Fonte (GONZALES, 2010, p. 3).

Somente no início da década de 1960 que surgiram os primeiros computadores poderosos o suficiente para realizar tarefas de processamento de imagens significativas (GONZALES Et al. 2010, p. 4).

E ainda segundo Gonzales com o advento do processamento digital de imagens dependeu da disponibilidade dessas máquinas e do início do programa espacial ocorrido durante este período, foi necessário estes dois avanços tecnológicos para chamar a atenção para o potencial do processamento de imagens digitais. Devido a esses avanços tecnológicos já era possível notar nas imagens uma grande melhora na qualidade, a Figura 3 foi a primeira foto tirada da lua por uma espaçonave norte-americana neste período.



Figura 3 - Primeira foto da lua tirada por uma espaçonave norte-americana.
Fonte: <http://abyss.uoregon.edu/~js/space/lectures/lec11.html> acessado em 18/04/2013.

2.1.2 – Definição de imagem digital

De acordo com Gonzales et al. (2010, p. 1) uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional, $f(x, y)$, em que x e y são coordenadas espaciais (plano), e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x, y) é chamada de intensidade ou nível de cinza da imagem nesse ponto.

Assim podemos dizer que uma imagem é digital quando x , y e os valores de intensidade de f são quantidades finitas e discretas.

Segundo Gonzales et al. (2010, p. 1) uma imagem digital é composta de um número finito de elementos, cada um com localização e valores específicos.

2.1.3 – Definição de processamento de Imagem digital

Imagens podem ser usadas para gerar informações sobre quase tudo que puder ser imageado. Este processo pode ser realizado por um ser humano ou uma máquina que possua um software capaz de medir e ou interpretar os objetos contidos nas imagens. Quando este processo é realizado por uma máquina ou computador, é conhecido como visão computacional, processamento de imagens ou ainda análise de imagens.

A análise de imagens já foi feita sem a ajuda de computadores e, quando a tecnologia chegou ao ponto de possibilitar o processamento de imagens digitais, ele foi

usado primeiro como ferramenta para auxiliar na análise, que ainda era feita por analisadores humanos.

Segundo Pedrini et al. (2008, p. 1) processamento de imagem digital consiste em um conjunto de técnicas para capturar, representar e transformar imagens com o auxílio de um computador.

E ainda Pedrine et al. (2008, p. 1) diz que o emprego dessas técnicas permite extrair e identificar informações das imagens e melhorar a qualidade visual de certos aspectos estruturais, facilitando a percepção humana e a interpretação automática por meio de máquinas.

2.1.4 – Áreas de aplicação

Nos dias de hoje são muitas as áreas que utilizam técnicas de processamento ou análise de imagens, existe tecnologia para processar, analisar, classificar e coletar uma grande quantidade de informação a partir de imagens, sendo assim, podemos utilizar técnicas de processamento de imagens considerando diferentes origens, tamanhos e assuntos. Existem sistemas de segurança capaz de reconhecer faces ou impressões digitais, alguns exames de sangue já podem ser feitos por meio de imagens da lâmina captadas por uma câmera acoplada ao microscópio. Também é possível classificar tipos de minerais contidos em amostras de rochas, ou ainda identificar áreas de desmatamento na Amazônia usando imagens geradas por satélites.

Pedrine et al. (2008, p. 2) diz que, o crescente avanço da tecnologia digital, associado ao desenvolvimento de novos algoritmos, tem permitido um número de aplicações cada vez maior, e o autor exemplifica o uso de aplicações utilizando técnicas de processamento de imagens que incluem resolver problemas na área da medicina, biologia, automação industrial, sensoriamento remoto, astronomia, microscopia, artes, área militar, arqueologia, segurança e vigilância.

Segundo Gonzales et al. (2010, p. 5), hoje em dia, não existe praticamente mais nenhuma área de empreendimento técnico que não seja impactada de uma forma ou de outra pelo processamento digital de imagens.

Na área medica as imagens formadas por raios gamas podem ser utilizadas para localizar doenças ósseas, como infecções ou tumores (GONZALES Et al. 2010 p. 6), a Figura 4, mostra algumas imagens utilizada pela área médica, a saber: **(a)** Escaneamento ósseo, **(b)** Tomografia por emissão de pósitrons (PET), **(c)** Cygnus Loop¹ e a imagem **(d)** Radiação gama (ponto luminoso) de uma válvula de um reator.

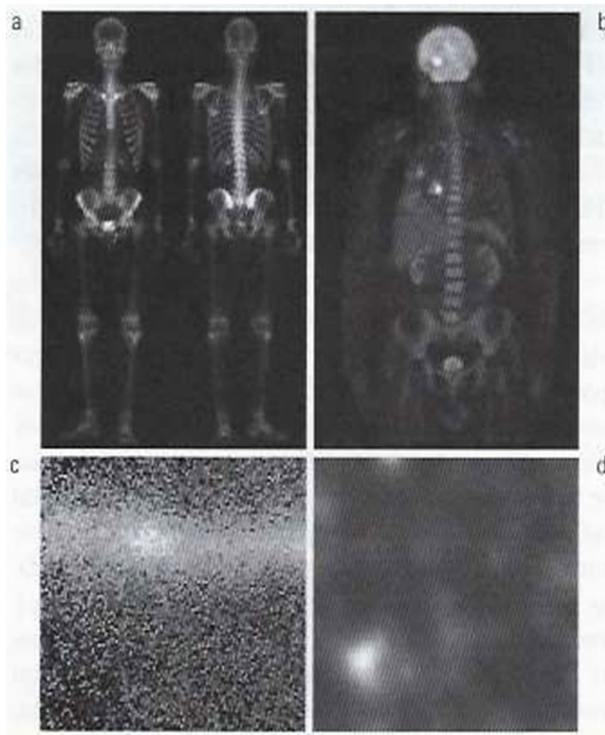


Figura 4 – Imagens utilizada na área médica
Fonte: (GONZALES Et al. 2010, p. 6).

Imagens formada por raio X, são utilizadas no diagnóstico médico e também na indústria e em outras áreas como a astronomia (GONZALES, 2010, p. 6). A Figura 6 também é formada por várias imagens: **(a)** Radiografia de tórax, **(b)** Angiograma da aorta, **(c)** Tomografia computadorizada da cabeça, **(d)** Placa de circuito impresso e a imagem **(e)** Cygnus Loop¹.

¹ **Cygnus Loop** – É uma Nebulosa que se localiza a aproximadamente 1.500 anos-luz de distância e é a parte remanescente de uma supernova que surgiu depois da explosão de uma estrela massiva ocorrida entre 5.000 e 8.000 anos atrás. <<http://cosmonovas.blogspot.com.br/2012/03/nebulosa-cygnus-loop.html>> Acessado em 5 de Jun. de 2013.

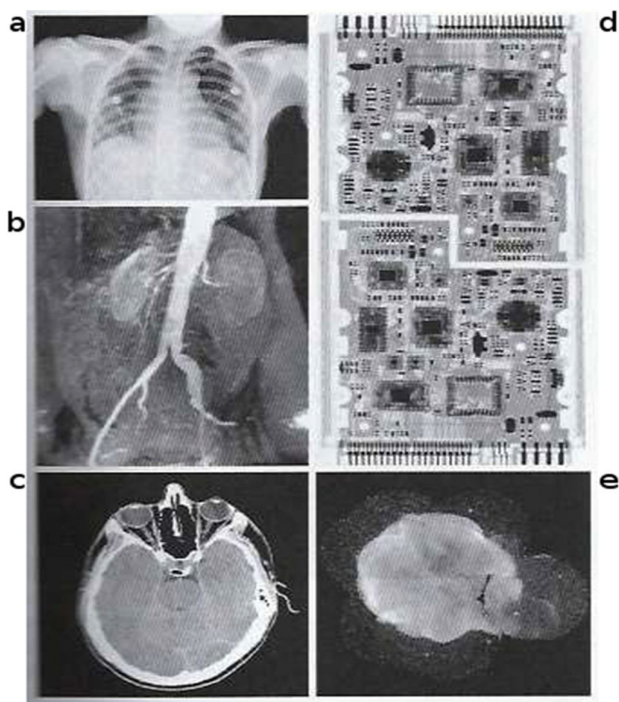


Figura 5 – Imagens utilizada na medicina, indústria e astronomia.
Fonte: (GONZALES Et al. 2010, p. 7).

A Figura 6 são imagens utilizadas na indústria e na área da segurança pública que representam respectivamente: **(a)** Impressão digital do polegar, **(b)** Nota de dinheiro, **(c)** e **(d)** Leitura automática de identificação de veículos.



Figura 6 – Imagens utilizadas na indústria e na área de segurança pública
Fonte: (GONZALES Et al. 2010, p. 11)

2.1.5 – Etapas de um sistema de processamento de Imagens

Para que um sistema de processamento digital de imagem obtenha as informações de uma maneira adequada, o mesmo deve seguir algumas etapas.

Segundo Pedrine et al. (2008, p. 3) um sistema de processamento digital de imagens é constituído por um conjunto de etapas, capazes de produzir um resultado a partir do domínio do problema. A Figura 7 ilustra essas etapas.

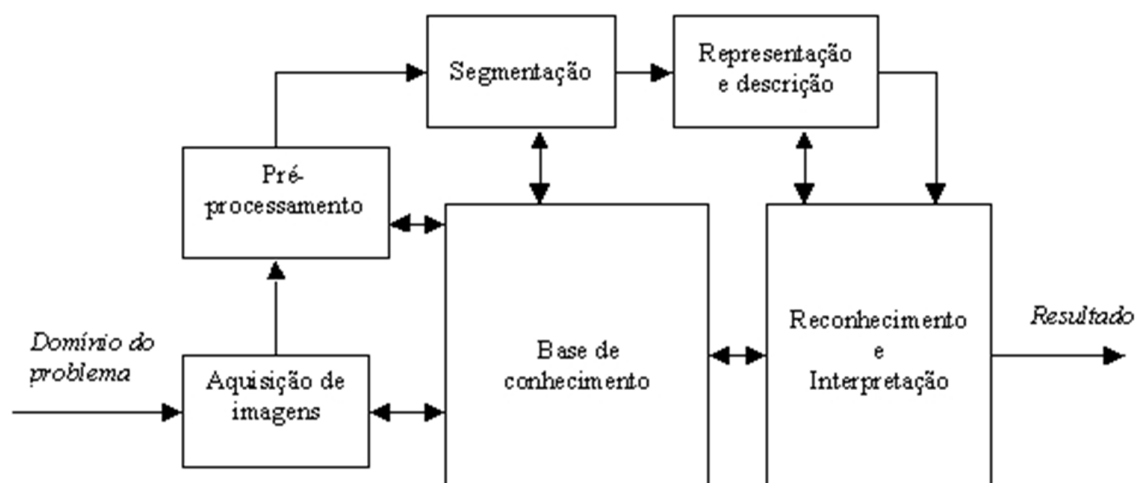


Figura 7 – Etapas de um sistema de processamento digital de imagens.

Fonte: <http://paginas.ucpel.tche.br/~vbastos/pi.htm#1> acessado em 22 abril 2013.

De acordo com Pedrine et al. (2008, p. 3) a etapa de aquisição captura a imagem por meio de um dispositivo ou sensor, e assim transforma a imagem em uma representação adequada para o processamento digital subsequente. Os principais dispositivos para aquisição de imagens são câmeras de vídeo, satélites, *scanners* e câmeras fotográficas.

No processo decorrente da aquisição ou captura da imagem podem ocorrer imperfeições ou degradação da mesma e isto ocorre por características dos equipamentos utilizados ou por condições de iluminação e para corrigir essas anomalias na imagem a mesma é submetida a etapa seguinte, o pré-processamento que:

[...] consiste na maior parte de transformações lineares e não-lineares aplicadas à imagem visando várias metas como o melhoramento de contraste, remoção de ruído, regiões de interesse, descorrelação e codificação das informações para transmissão da imagem, reamostragem dos pixels em uma nova escala, treinamento e extração de características de imagem para segmentação, etc. Muitas aplicações requerem apenas operações de pré-processamento.

A etapa de segmentação particiona a imagem em regiões disjuntas com algum significado para a aplicação. Segundo Pedrine et al. (2008, p. 4) a etapa de segmentação realiza a extração e identificação de áreas de interesse contidas na imagem, essa etapa é geralmente baseada na detecção de descontinuidades (bordas) ou de similaridades (regiões) na imagem.

As imagens resultantes da segmentação podem ser a fronteira do objeto com seu exterior ou os pontos de seu interior. Isto define duas formas de representação para o objeto. A representação consiste, portanto, das várias formas de armazenar a fronteira e o interior de objetos segmentados. Esta nova representação da imagem contém informações sobre a forma e a topologia dos objetos. A descrição quantitativa destas informações através da extração de características estruturais complementa o sentido de representação.

Ainda sobre a representação Pedrine et al. (2008, p. 4) diz que:

Estruturas adequadas de representação devem ser utilizadas para armazenar e manipular os objetos de interesse extraídos da imagem. O processo de descrição visa à extração de características ou propriedades que possam ser utilizadas na descrição entre classes de objetos. Essas características são, em geral, descritas por atributos numéricos que formam um vetor de características.

Na última etapa que é o reconhecimento e a interpretação das características dos componentes da imagem Pedrine et al. (2008, p. 4) diz que o reconhecimento ou classificação é o processo que atribui um identificador ou rótulo aos objetos da imagem, baseado nas características providas pelos seus descritores.

Pedrine et al. (2008, p.4) ainda diz que o processo de interpretação consiste em atribuir um significado ao conjunto de objetos reconhecidos.

Segundo Gonzales et al. (2010, p. 17), o conhecimento sobre o domínio do problema está codificado em um sistema de base de processamento de imagens de uma base de conhecimento (banco de dados).

Pedrine et al. (2008, p. 4) diz que, a base de conhecimento é dependente da aplicação, cujo tamanho e complexidade pode variar significativamente.

Gonzales et al. (2010, p. 17), também diz que:

[...] esse conhecimento pode ser tão simples quanto o detalhamento de regiões de uma imagem na qual se sabe que a informação de interesse pode ser localizada, limitando, dessa forma, a busca que precise ser conduzida na procura daquela informação. A base do conhecimento também pode ser bastante complexa, como

por exemplo, uma lista inter-relacionada de todos os principais defeitos possíveis em um problema de inspeção de materiais ou um banco de imagens contendo imagens de satélite de alta resolução de uma região em conexão com aplicações de detecção de mudanças.

2.1.6 – Componentes de um sistema de processamento de imagens

Segundo Gonzales et al. (2010, p. 18) em meados da década de 1980, diversos modelos de sistemas de processamento de imagens vendido ao redor do mundo consistiam em dispositivos periféricos bastante substanciais , e que era utilizados em computadores, *host*, igualmente substanciais. Já no final da década de 1980, o mercado se transferiu para um hardware de processamento de imagens na forma de uma placa única, que foi desenvolvido para ser compatível com os padrões de barramento da indústria e também para poder ser utilizados em estações de trabalho e em computadores pessoais.

Gonzales et al. (2010, p. 18), ainda diz que, com a migração para uma placa única de processamento de imagens e a utilização de estações de trabalho e computadores pessoais, foi possível reduzir os custos de produção, essa transição também serviu como um catalizador para novas empresas especializadas no desenvolvimento de software específico para o processamento de imagens.

Pedrine et al. (2008, p. 5) diz que, os dispositivos desempenham um papel importante em um sistema de processamento de imagens.

Com o crescente avanço tecnológico e a demanda de determinadas áreas de aplicação, os dispositivos tiveram uma evolução significativa nas últimas décadas. Os parâmetros de funcionalidade e desempenho dos dispositivos são dependentes, em grande parte, das áreas que os utilizam (PEDRINE Et al. 2008, p. 5).

A Figura 8, mostra os componentes de um sistema de processamento de imagens.

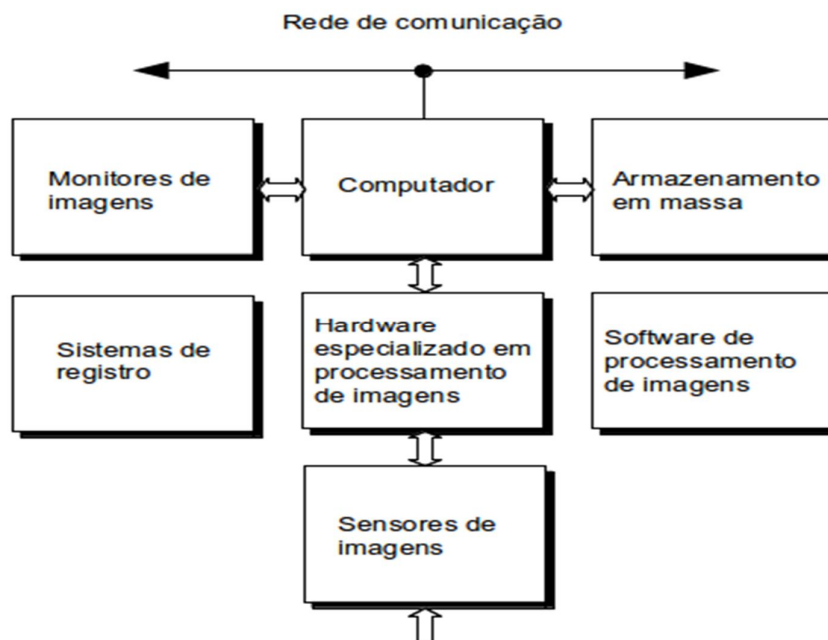


Figura 8 – Componentes de um sistema de processamento de imagens de uso geral.
Fonte: (GONZALES AT AL, 2010, p. 18)

Sensores de imagens

Dois elementos são necessários para aquisição de imagens digitais, o primeiro é um dispositivo físico sensível à energia irradiada pelo objeto cuja imagens desejamos capturar (GONZALES Et al. 2010, p. 18). O segundo, chamado de digitalizador, é um dispositivo utilizado para converter a saída do dispositivo físico de sensoriamento em formato digital.

Pedrine et al. (2008, p. 5), ressalta que dentre os diversos tipos de dispositivos existentes, os mais comuns são câmeras de vídeo, tomógrafos médicos, digitalizadores (*scanners*) e satélites.

Hardware especializado em processamento de imagens

Normalmente consiste em um digitalizador, além de um hardware capaz de desempenhar outras operações primárias, como uma unidade lógica e aritmética (*ALU*, *arithmetic logic unit*) (GONZALES Et al. 2010, p. 18).

Ainda segundo Gonzales et al. (2010, p. 19) um exemplo de como uma ALU pode ser utilizada está no cálculo da média de uma imagem, à medida que esta é digitalizada,

com o propósito de redução de ruídos.

Computador

O computador em um sistema de processamento de imagens é uma máquina de uso geral, que pode variar de um computador pessoal a um supercomputador (GONZALES Et al. 2010, p. 19).

Para uso geral um computador bem equipado é o suficiente, mas quando queremos atingir um alto nível de desempenho, precisamos de um supercomputador.

Segundo Pedrine et al. (2008, p. 7):

A unidade de processamento pode variar conforme o nível de desempenho, requerido pela aplicação. Determinadas tarefas podem demandar alto nível de processamento, por exemplo, o reconhecimento de objetos em tempo real. Entretanto, muitos sistemas de processamento de imagens podem ser atualmente executados em microcomputadores convencionais.

Software para processamento de imagens

Segundo Pedrine et al. (2008, p. 7), os programas para processamento de imagens consistem em rotinas ou módulos específicos para realizar uma determinada tarefa. Bibliotecas podem ser integradas em códigos desenvolvidos por usuários ou em pacotes sofisticados de processamento de imagens.

Armazenamento em massa

Gonzales et al. (2010, p. 19) diz que a capacidade de armazenamento em massa é indispensável em aplicações de processamento de imagens.

De acordo com Pedrine et al. (2008, p. 5):

Imagens requerem alta capacidade de armazenamento, por exemplo, uma imagem colorida de 1024 x 1024 *pixel*, cada *pixel* representado por 24 *bits*, requer 3 *Mbytes* para seu armazenamento sem compressão. Um vídeo com duração de 1 minuto, formado por imagens de 512 x 512, exibidas a uma taxa de 30 imagens

por segundo, cada pixel representando 24 bits, requer aproximadamente 1.4 *Gbytes* para seu armazenamento.

Segundo Gonzales et al. (2010, p. 19), o armazenamento digital para aplicações de processamento de imagens se divide em três categorias principais:

- (1) Armazenamento de curto prazo para utilização durante o processamento.
- (2) Armazenamento on-line para acesso relativamente rápido.
- (3) Armazenamento em arquivo para acesso com pouca frequência.

Monitores de imagem

Segundo Pedrine et al. (2008, p. 6) o monitor de vídeo é o principal dispositivo de saída utilizado em sistema de processamento de imagens.

Para Gonzales et al. (2010, p. 19) os monitores de imagem utilizados hoje em dia são, em sua maioria, monitores de TV em cores (preferencialmente de tela plana) , e são controlados pelas placas de vídeo (gráficas ou de imagens), que são parte integral de um sistema computacional.

Sistemas de registro

Segundo Gonzales et al. (2010, p. 19):

O sistema de registro para as imagens incluem impressoras a laser, filmes fotográficos, impressora térmica, impressoras a jato de tinta e mídias digitais, como os discos óticos e de CD-ROM. O filme proporciona a mais alta resolução possível, mas o papel é o meio preferido para o material escrito.

Para Pedrine et al. (2008, p. 6) a reprodução fotográfica possui alta qualidade. Outra possibilidade é o uso de papel sensível à temperatura, muito difundido em equipamentos de fax.

Rede de comunicação

De acordo com Pedrine et al. (2008, p. 6) a transmissão de imagens digitais entre sistemas de computadores locais ou remotos pode ser realizada por meio de protocolos

de comunicação existente nas redes de computadores, o autor ainda diz que, a transmissão de imagens a longas distâncias ainda é um desafio em virtude da grande quantidade de dados contidos em uma imagem, especialmente quando os canais de comunicação possuem baixa velocidade de banda.

Para Gonzales et al. (2010, p. 19):

A rede de comunicação é quase um componente padrão de qualquer sistema computacional em uso hoje em dia. Em razão do grande volume de dados inerentes às aplicações de processamento de imagens, a principal preocupação na transmissão de imagens é a largura de banda. Em redes dedicadas, isso normalmente não constitui um problema, mas as comunicações com sites remotos pela Internet nem sempre são eficientes. Felizmente, essa situação está melhorando rapidamente como resultado do advento da fibra ótica e de outras tecnologias de banda larga.

2.2 – Redes Neurais

2.2.1 Definição

Para Haykin (2001, p. 28):

Uma rede neural é um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. Ela se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem.
2. Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Segundo Braga et al. (2007, p. 3) o final da década de 1980 marcou o ressurgimento da área de Redes Neurais Artificiais (RNAs), que também eram conhecidas como conexionismo ou sistemas de processamento paralelo e distribuído, que na forma de computação não-algorítmica é caracterizada por sistemas que em algum nível relembram a estrutura do cérebro humano, por tanto não sendo baseada em regras, a computação neural se constitui como uma alternativa à computação convencional.

Braga et al. (2007, p. 3) define as RNAs como:

Sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (neurônios artificiais) que calculam determinadas funções matemáticas, (normalmente não-lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Na maioria dos modelos essas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento adquirido pelo modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede.

2.2.2 Introdução

O cérebro humano é considerado um computador altamente complexo, não-linear e paralelo, que tem a capacidade de organizar seus neurônios de forma a realizar certos processamentos muito mais rapidamente que o mais rápido computador digital hoje existente (HAYKIN, 2001, p. 27).

Segundo Ludwig et al. (2007, p. 9) o cérebro humano é considerado o mais fascinante processador e possui cerca de 10 bilhões de neurônios. Um neurônio é capaz de realizar até 10.000 sinapses com outros neurônios, portanto se considerarmos cada ligação como um bit de informação binária, tem-se $10^{10} \times 10^4 = 10^{14}$, ou 100 trilhões de bits que corresponde a 11,37 Tb de capacidade máxima de memória.

De acordo com Kovács et al. (2006, p. 13) os neurônios são delimitados por uma fina membrana celular que possui determinadas propriedades que são essenciais para o funcionamento elétrico da célula nervosa. Partindo do corpo celular ou soma, o centro dos processos metabólicos da célula nervosa, projetam-se extensões filamentosas que são os dendritos e os axônios. Na maioria das vezes os dendritos cobrem um volume muitas vezes maior do que o próprio corpo celular, assim formando uma árvore dendrital. O neurônio geralmente tem um único axônio, embora possa apresentar algumas ramificações, e em alguns casos estender-se por distâncias comparáveis às dimensões do organismo podendo chegar a vários metros.

Ludwig et al. (2007, p. 10) diz que os principais componentes dos neurônios são:

- Os dendritos, que tem por função, receber os estímulos transmitidos pelos outros neurônios.
- O corpo de neurônio, também chamado de soma, que é responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios.

- Axônio, que é constituído de uma fibra tubular que pode alcançar até alguns metros, e é responsável por transmitir os estímulos para outras células.

A Figura 9 mostra os componentes dos neurônios.

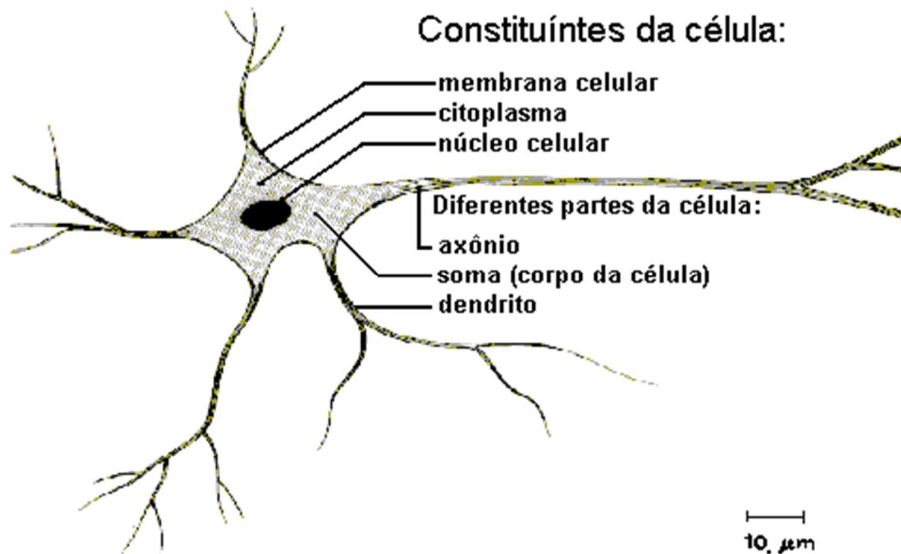


Figura 9 – Esquema dos constituintes da célula neural

Fonte: <http://www.din.uem.br/ia/neurais/#neural>, acessado em 11 maio 2013.

O funcionamento dos neurônios é descrito por Ludwig et al. (2006, p. 10) e consiste em receber os sinais elétricos gerados por sensores (como retina ocular, papilas gustativas etc), que trafegam pelos axônios. Sinais superiores a aproximadamente 50 mV (limiar de disparo), seguem pelo axônio e os sinais menores são bloqueados e não são considerados. Estes sinais que não são uma corrente eletrônica, mas uma corrente de íons de sódio e potássio que caminham pelo axônio a uma velocidade média de 25 m/s. Um “nervo” tem milhares de axônios, cada axônio possui uma capa isolante de proteína como se fosse um fio elétrico, e também pode ter vários centímetros de comprimento que são sempre duplicados em paralelos para aumentar a confiabilidade do sistema nervoso. Para o sinal entrar em outro neurônio, o mesmo deve passar por uma sinapse, que consiste no processo de ligação entre o axônio e o dendrito, este processo não é elétrico, mas químico, e é realizado através da substância serotonina. O sinal só é liberado para outro neurônio se for superior a certo limite (limite de corte – *threshold*), caso não seja, o mesmo é bloqueado.

Ainda segundo Ludwig et al. (2006, p. 11):

Um neurônio recebe sinais através de inúmeros dendritos, os quais são

ponderados e enviados para o axônio, podendo ou não seguir adiante (*threshold*). Na passagem por um neurônio, um sinal pode ser amplificado ou atenuado, dependendo do dendrito de origem, pois a cada condutor está associado um peso (*weight*) pelo qual o sinal é multiplicado. A memória são os pesos.

Os valores dos pesos são estabelecidos por meio do treinamento recebido pelo cérebro durante sua vida útil (é a memorização).

Similarmente ao neurônio natural, o neurônio matemático, recebe um ou mais sinais de entrada e devolve um único sinal de saída, que pode ser distribuído como sinal de saída da rede ou como sinal de entrada para um ou vários outros neurônios da camada posterior. Os sinais de entrada chegam simultaneamente aos neurônios, devido a este processo as redes neurais artificiais são classificadas como instrumentos de processamento paralelo (LUDWIG et al. 2006, p. 11). A Figura 10 mostra este processo.

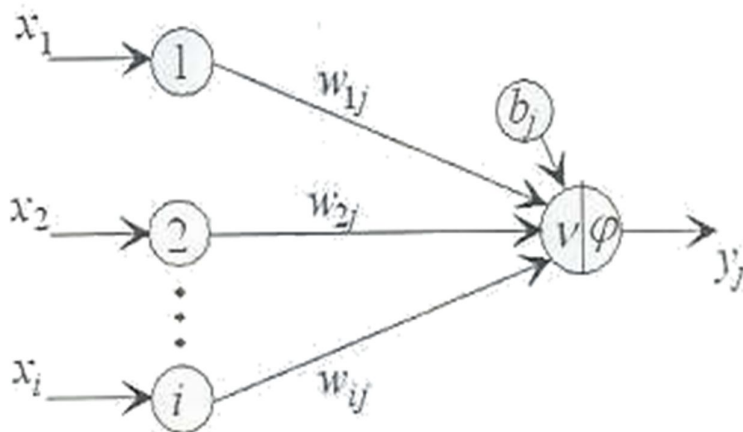


Figura 10 – Representação do neurônio matemático
Fonte: (LUDWIG et al. 2006, p. 11).

2.2.3 – História

A origem da teoria de Redes Neurais remonta aos modelos matemáticos e aos modelos de engenharia, de neurônios biológicos. No século 19 o neurologista espanhol Ramón y Cajal, identificou e descreveu com notável detalhe a célula nervosa ou neurônio (KOVÁCS Et al. 2006, p. 13).

De acordo com Kovács et al. (2006, p. 15) o funcionamento das células começou a ser melhor compreendido com a invenção do tubo de raios catódicos, no final do século 19 por Crookes, e com a sua aplicação à observação da atividade elétrica nervosa. E assim com muitos trabalhos de vários pesquisadores nas décadas seguintes, passou a

entender o neurônio biológico como sendo basicamente o dispositivo computacional emental do sistema nervoso que possuía muitas entradas e uma saída.

O neurofisiologista McCulloch e o matemático Walter Pitts da Universidade de Illinois na década de 1940 desenvolveram o primeiro modelo artificial de um neurônio biológico, que dentro do espírito cibernético da época, publicaram um artigo intitulado "*A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*". O trabalho consistia em uma analogia entre células nervosas vivas e um processo eletrônico binário (CALDEIRAS, 2007, p. 67).

Para Braga (2007, p. 3) o trabalho de McCulloch e Pitts concentrou-se muito mais em descrever um modelo artificial de um neurônio e apresentar suas capacidades computacionais do que em apresentar técnicas de aprendizado.

Em 1949 Donald Hebb escreveu um livro "*The Organization of Behavior*" (A Organização do Comportamento) que trazia a ideia de que o condicionamento psicológico clássico está presente em qualquer animal, pelo fato de que esta é uma propriedade dos neurônios, assim suas teorias serviram de inspiração para muitos outros pesquisadores (LUDWIG et al. 2007, p. 6).

No período entre 1940 e 1950 o assunto foi muito estudado e publicado, porém estes serviram mais como base para um futuro desenvolvimento do que para o próprio desenvolvimento.

Marvin Minsky em 1951 construiu o primeiro neuro computador, denominado de Snark, este mecanismo nunca executou qualquer função de processamento interessante, mas serviu de inspiração para projetos posteriores (LUDWIG et al. 2007, p. 6).

Frank Rosenblatt criou em 1957, uma rede neural que recebeu no nome de Perceptron, cuja origem da rede era uma simulação computacional para a retina, e seu objetivo era o reconhecimento de padrões do sistema nervoso visual (LUDWIG et al. 2007, p. 6).

Logo após o desenvolvimento da rede Perceptron, Bernard Widrow, com a ajuda de alguns estudantes, desenvolveram um novo tipo de elemento de processamento de redes neurais, chamado de Adaline, equipado com uma poderosa lei de aprendizado .

O trabalho intitulado Perceptrons, realizado pelos pesquisadores Marvin Minsk e Seymour Papert, provaram que redes neurais de uma única camada como a proposta por Rosenbaltt, não são capazes de resolver, por exemplo, problemas simples como a operação lógica XOR - OU exclusivo (LUDWIG Et al. 2007, p. 6).

Já nos anos seguintes ocorreu um período de pesquisas silenciosas, que compreendeu de 1967 a 1982, devido ao grande número de publicações de artigos e

livros que faziam uma previsão pouco confiável para a época, sobre máquinas tão poderosas quando o cérebro humano que surgiriam em um curto espaço de tempo, assim tirando quase toda a credibilidade de estudos dessa área e causando grandes problemas aos técnicos de outras áreas.

O interesse por tais algoritmos só voltou quando em 1982 Jhon Hopfield apresentou um trabalho, no qual ele descreve um modelo de rede neural baseado no sistema nervoso de uma lesma (LUDWIG et al. 2007, p. 6) .

O modelo recorrente de Jhon Hopfield, constituiu um grande avanço na fronteira do conhecimento em RNAs, este modelo é um modelo matricial não-linear recorrente, sendo assim suas saídas estão ligadas às entradas por um atraso de tempo. Esta recorrência dá ao modelo características temporais que implicam que a resposta da rede dependa sempre do seu estado no intervalo de tempo anterior (BRAGA et al. 2007, p. 57).

Braga et al. (2007, p.57) descreve o avanço do trabalho de John Hopfield:

O grande avanço proporcionado pelo trabalho de Hopfield foi, na verdade, o fato de ter mostrado que um valor de energia pode ser associado a cada estado da rede e que essa energia descreve de maneira monotônica à medida que a trajetória é descrita no espaço de estados em direção a um ponto fixo.

A Figura 11 mostra o diagrama esquemático da rede de Hopfield.

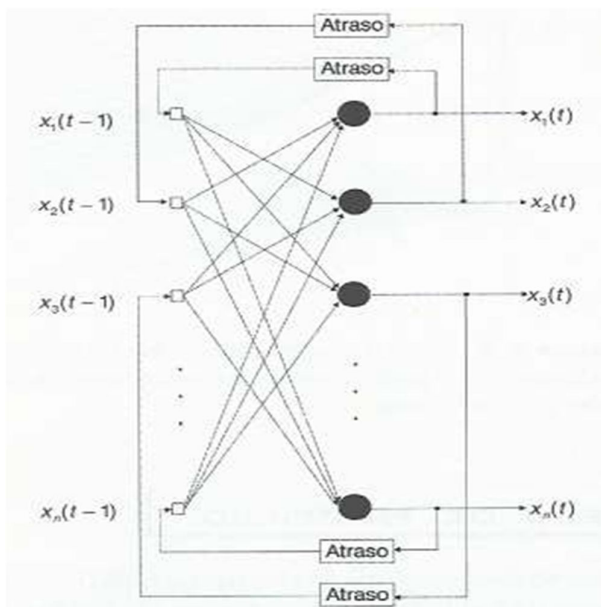


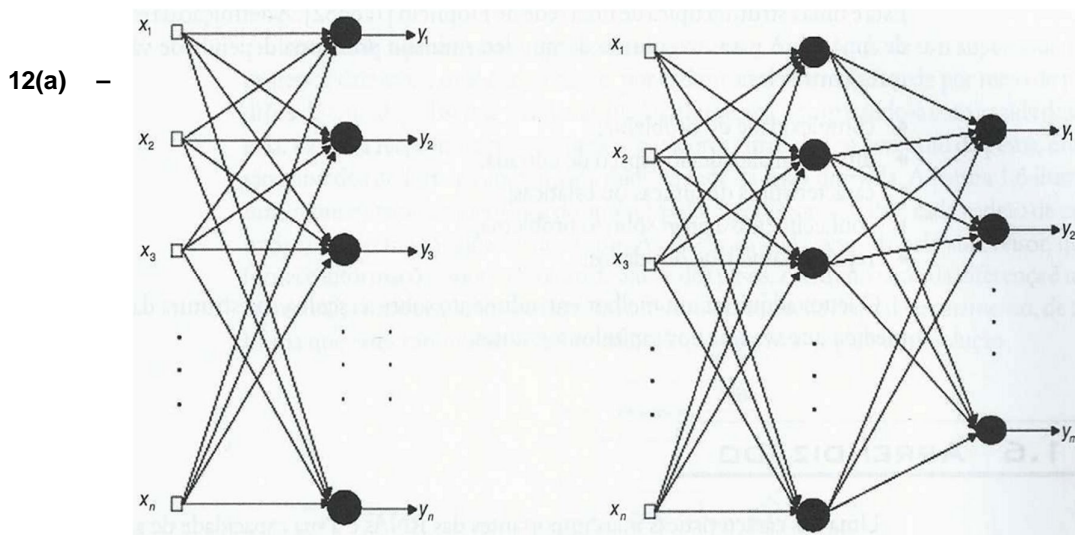
Figura 11 – Diagrama esquemático de uma rede de Hopfield.
Fonte: (BRAGA et al. 2007, p. 58).

2.2.4 – Arquiteturas de Rede Neurais

As redes neurais estão organizadas em forma de camadas, assim na forma mais simples temos uma camada de entrada que é projetada diretamente sobre a camada de saída (nós onde é realizada a computação da rede), mas nunca ao contrário, assim esta rede é do tipo alimentada adiante ou de forma acíclica (HAYKIN, 2001, p.46).

Ligações entre as camadas das RNAs podem gerar n números de estruturas, e as formas como estão dispostas se relacionam diretamente com o algoritmo de aprendizagem utilizado para treinar a rede. Se uma rede possui todas as saídas de uma camada conectadas com todos os neurônios da camada seguinte é denominada de amplamente conectada ou *fully connected*, já quando o sinal de saída de um neurônio servir como entrada para um ou mais neurônios na mesma camada ou em alguma camada anterior, a rede possui características denominada de realimentação ou *feedback*. Sendo assim a arquitetura das RNAs podem ser definidas livremente de acordo com as necessidades projetista, portanto não existe nenhuma obrigatoriedade para definir a quantidade neurônios existentes nas camadas ocultas (LUDWIG et al. 2007, p.15).

A Figura 12(a) e a Figura 12(b) abaixo mostra algumas configurações possíveis para as RNAs.



Figura

Arquitetura de rede neural

Fonte: (BRAGA et al. 2007, p. 11).

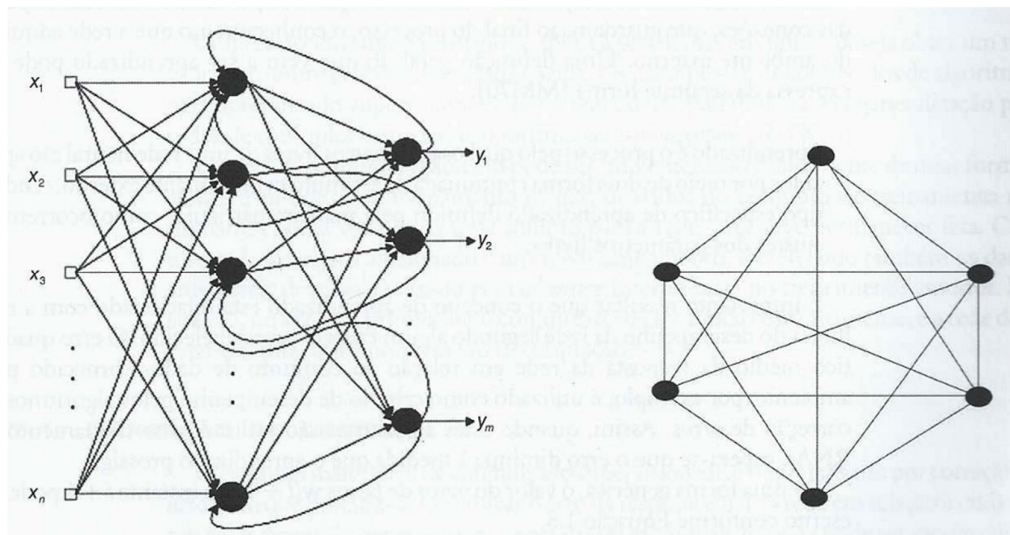


Figura 12(b) – Arquitetura de rede neural
Fonte: (BRAGA et al. 2007, p. 11).

Na Figura 12(a) é apresentada uma estrutura de rede neural de camada única alimentada para frente (*feedforward*), esta estrutura é capaz de resolver problemas multivariáveis de várias funções acopladas, mas possui algumas limitações de complexidade, por possuir uma única camada (BRAGA et al. 2007, p. 11).

A Figura 12(b), também apresenta uma estrutura alimentada para frente (*feedforward*), porém possui uma camada adicional que confere à RNA uma maior capacidade computacional e universalidade na aproximação de funções contínuas (BRAGA et al. 2007, p. 11).

A Figura 12(b) mostra conexões recorrentes entre neurônios de saída e de camadas anteriores, na Figura 12(b) a esquerda, sua saída depende tanto das suas entradas como do seu valor atual, este tipo de estrutura de RNA é utilizado na resolução de problemas que envolvem processamento temporal. Já na Figura 12(b) a direita, a rede possui um único nível de neurônios, em que a saída de cada um deles está conectada às entradas de todos os outros, esse tipo de estrutura não possui entradas externas, sua operação ocorre em função da dinâmica de mudança de estados dos neurônios que operam de forma auto-associativa, esse tipo de estrutura é típica de uma rede HopField (BRAGA et al. 2007, p. 12).

2.2.5 – Processo de Aprendizagem

Haykin (2001, p. 75) diz que:

A propriedade que é de importância primordial para uma rede neural é a habilidade de aprender a partir de seu ambiente e de melhorar o seu desempenho através da aprendizagem. A melhoria do desempenho ocorre com o tempo de acordo com alguma medida preestabelecida. Uma rede neural aprende acerca do seu ambiente através de um processo interativo de ajustes aplicados a seus pesos sináptico e níveis de bias. Idealmente, a rede se torna mais instruída sobre o seu ambiente após cada iteração do processo de aprendizagem.

Uma das características mais importantes das RNAs é a sua capacidade de aprender por meio de exemplos, o conhecimento não é adquirido através de regras explícitas, mas através do ajuste das intensidades das conexões entre os neurônios, o processo de aprendizado de uma rede neural consiste no ajuste interativo de seus pesos (BRAGA et al. 2007, p. 12).

Haykin (2001, p. 75) define a aprendizagem no contexto de redes neurais como:

Aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre.

Existem vários algoritmos diferentes para treinamento de RNAs, mas podemos agrupá-los em dois paradigmas principais: aprendizado supervisionado e aprendizado não-supervisionado (BRAGA et al. 2007, p. 13).

O Aprendizado supervisionado, implica na existência de um supervisor que é responsável por apresentar os conjuntos entrada para rede, a mesma retorna um conjunto de valores de saída que é comparado com o conjunto de valores desejado para saída, logo após esta comparação, os pesos sinápticos e níveis de bias são ajustados de forma a minimizar a diferença entre a saída apresentada pela rede e a saída desejada. Este processo é reiterado por diversas vezes em todos os pares de entrada e saída que constituem o conjunto de treinamento da RNA, até que os resultados ou taxas de acerto seja considerado satisfatório (LUDWIG et al. 2007, p.16), a Figura 13 um esquema de aprendizado supervisionado.

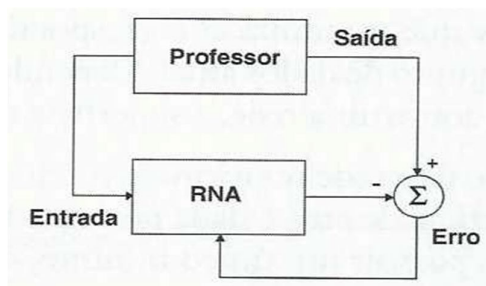


Figura 13 – Esquema de Aprendizado Supervisionado.
Fonte: (BRAGA et al. 2007, p. 13).

No aprendizado não supervisionado, a rede não possui um professor externo que acompanhe o processo de aprendizado. Sendo assim, somente os padrões de entrada são disponibilizados para a rede, ao contrário do que acontece no aprendizado supervisionado, onde o conjunto de treinamento possui pares de entrada e saída (BRAGA et al. 2007, p. 16).

Para Ludwig et al. (2007, p.16) o treinamento da rede é realizado apenas com os valores de entrada e sua estrutura é organizada de modo a fazer a classificação destes valores em grupos. Esta rede possui a característica de classificar os dados pelo reconhecimento de padrões, conseguindo assim detectar as características em comum entre os conjuntos de dados. A auto-organização da rede é realizada por meio de processos de competição entre os neurônios. A Figura 14 mostra um esquema de aprendizado não supervisionado.

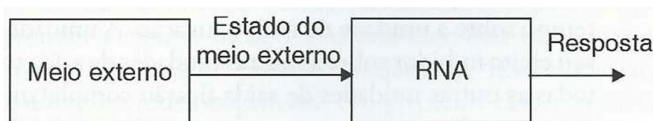


Figura 14 – Esquema de Aprendizado não Supervisionado.
Fonte: (BRAGA et al. 2007, p. 13).

2.2.6 – Rede Neural Perceptron de Múltiplas Camadas

As redes neurais de uma única camada têm limitação de resolver somente problemas com características lineares, para solucionar problemas de maior complexidade é necessário a utilização de estruturas com características não-lineares (BRAGA et al. 2007, p. 67).

Braga et al. (2007, p. 67) diz que:

As não-linearidades são incorporadas a modelos neurais através das funções de ativação (não-lineares) de cada neurônio da rede e da composição da sua estrutura em camadas sucessíveis. Assim, a resposta da camada mais externa da rede corresponde à composição das respostas dos neurônios das camadas anteriores. À rede neural de múltiplas camadas compostas por neurônios com função de ativação sigmoidais nas camadas intermediárias dá-se o nome de Perceptron de Múltiplas Camadas (*MLPs – Multilayer Perceptron*). [...]

As redes de múltiplas camadas alimentadas adiante formam uma importante classe de redes neurais:

Tipicamente, a rede consiste de um conjunto de unidades sensoriais (nós de fonte) que constituem a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas de nós computacionais e uma camada de saída de nós computacionais. O sinal de entrada se propaga para frente através da rede, camada por camada. Estas redes neurais são normalmente chamadas de perceptrons de múltiplas camadas (*MLP, Multilayer Perceptron*), as quais representam uma generalização do perceptron de camada única (HAYKIN, 2001, p. 182).

Haykin (2001, p. 182) diz que as redes perceptrons de múltiplas camadas têm sido utilizadas com sucesso para resolver diversos problemas difíceis, através do seu treinamento de forma supervisionada e utilizando o algoritmo de retro propagação de erro (*error back-propagation*). O algoritmo funciona basicamente da seguinte maneira:

Na fase de propagação, os padrões são apresentados para a rede como entrada, e os valores vão se propagando para as camadas seguintes, até a camada de saída, onde se tem os valores de resposta da rede, que é comparado com o valor desejado e assim é computado o erro global.

Na fase de Retro propagação os pesos sinápticos são ajustados de acordo com o a regra de correção de erros desde a camada de saída até a camada de entrada.

A Figura 15 mostra a fase de propagação e a Figura 16 mostra a fase de retro propagação.

15

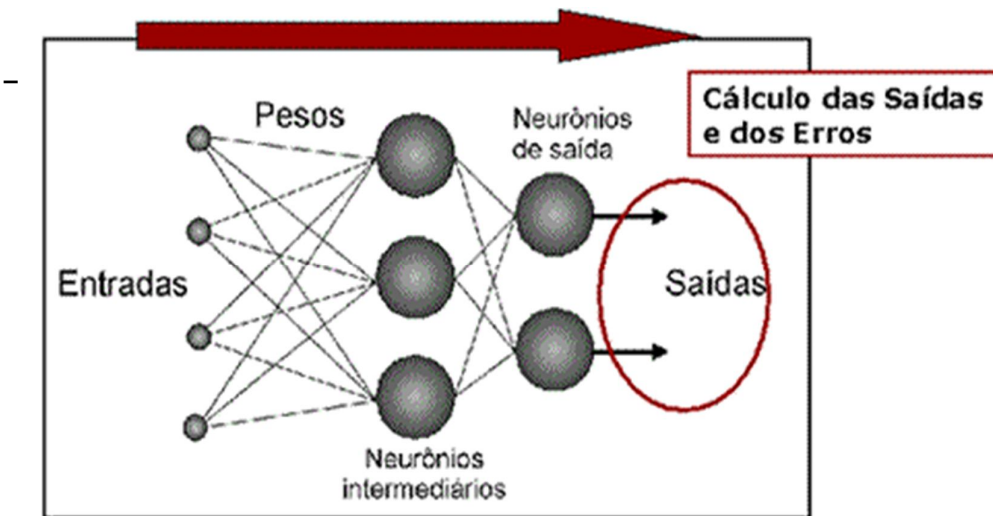


Figura
Fase de

propagação

Fonte: <http://www.Incc.br/~labinfo/tutorialRN/frm4_backpropagation.htm>
Acessado em 04 de Junho 2013 as 01:54:04

16

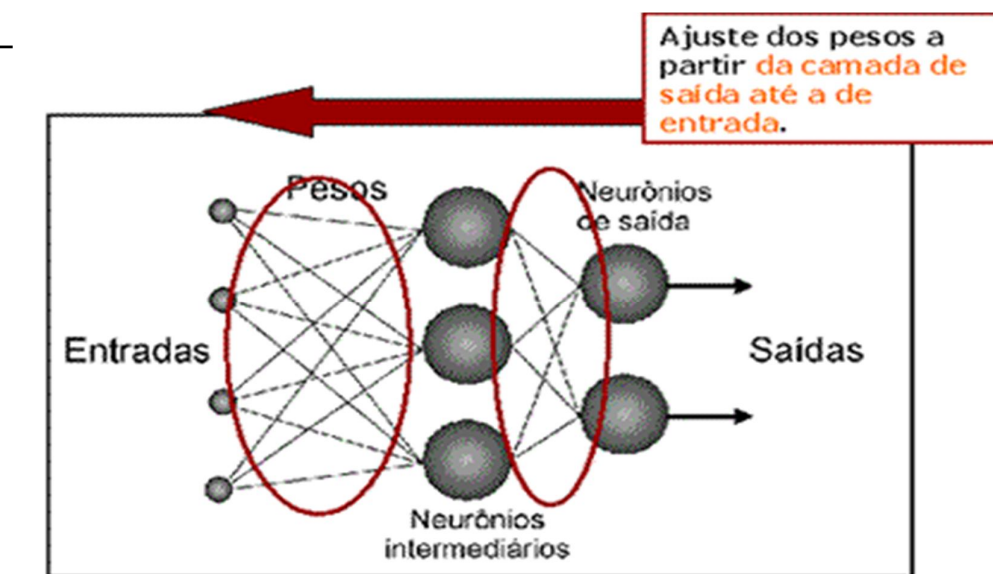


Figura
Fase de

propagação

Fonte: <http://www.Incc.br/~labinfo/tutorialRN/frm4_backpropagation.htm>
Acessado em 04 de Junho 2013 as 01:54:04

A Figura 17 mostra o grafo arquitetural de uma rede perceptron de múltiplas camadas, com duas camadas ocultas e uma camada de saída, totalmente conectada (um neurônio em qualquer camada da rede está conectada com todos os nós/neurônios da camada anterior).

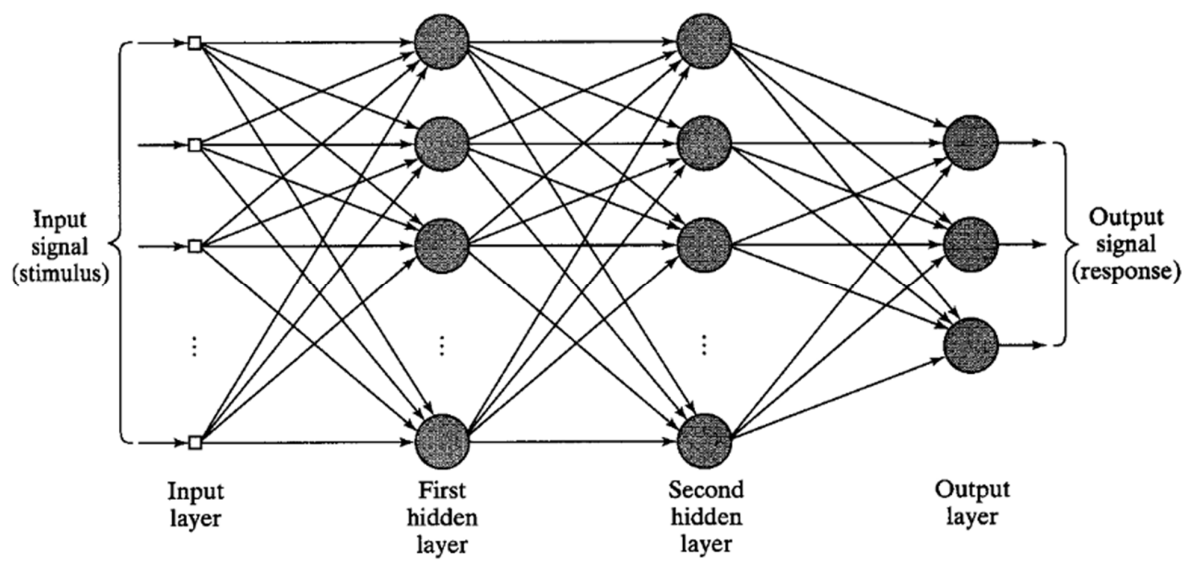


Figura 17 – Grafo arquitetural de uma rede perceptron de múltiplas camadas.
Fonte: (HAYKIN, 2001, p. 186).

Capítulo 3 – Metodologia

A primeira etapa deste projeto teve o objetivo de realizar todo o levantamento teórico sobre os assuntos relativos a este trabalho, que é o desenvolvimento de um sistema para reconhecimento automático de placas de veículos.

Para isso foram consideradas as teorias referentes aos tópicos base dessa investigação: Processamento Digital de Imagens e Redes Neurais.

O sistema a ser desenvolvido contará com uma interface formada por dois módulos principais (Figura 18): o módulo de processamento de imagens e o módulo de reconhecimento de padrão (Rede Neural).



Figura 18 – Protótipo – Tela de processamento e segmentação imagens.

Fonte: Autoria própria.

Seguindo as etapas proposta por Pedrine et al. (2008), o módulo de processamento de imagens será responsável pelos seguintes procedimentos: aquisição/captura de imagem, pré-processamento da imagem, segmentação, representação e descrição.

A etapa de aquisição de imagens consistirá em receber como entrada a imagem completa de um veículo (com a placa visível) em formato JPEG. Ainda na etapa de aquisição deverá ser reconhecida e extraída somente o trecho da imagem referente à placa.

Na etapa de pré-processamento serão corrigidas possíveis imperfeições ou degradação das imagens já que as mesmas, por características dos equipamentos utilizados ou por condições de iluminação, poderão apresentar anomalias.

A etapa de segmentação terá como função realizar a extração e identificação de áreas de interesse contidas na imagem. Por exemplo, no caso deste trabalho precisamos segmentar a imagem para separar as letras da placa, para, posteriormente, poder realizar o reconhecimento dessas imagens segmentada em caracteres alfanuméricos.

Na etapa de representação e descrição estruturas adequadas de representação devem ser utilizadas para armazenar e manipular os objetos de interesse extraídos da imagem, no caso deste trabalho será as imagens, serão descritas por atributos numéricos que formarão um vetor de características.

Concluída a etapa de processamento de imagens será iniciada a etapa de reconhecimento de padrão, tendo como base a rede neural treinada. O módulo de reconhecimento de padrão será responsável por interpretar os dados fornecidos pelo módulo de processamento de imagens. Essa interpretação consiste em atribuir um significado ao conjunto de objetos reconhecidos. Por exemplo, no caso do reconhecimento de placa de veículos, este processo é de fato o reconhecimento dos caracteres da placa, transformando eles em caracteres alfanuméricos para, assim, poder localizar as características do veículo em um banco de dados.

A rede neural a ser utilizada será uma rede do tipo MLP e seu processo de treinamento será realizado considerado um conjunto de imagens (banco de imagens) contendo 100 arquivos² que representam fotos de placas veículos.

² Banco de imagens disponível no site <<http://www.cbpf.br/cat/pdsi/lpr/lpr.html>> acessado em 7 de maio. Projeto de Reconhecimento de Placas de Veículos Brasileiros - *Brazilian License Plate Recognition System*.

Este projeto tem por objetivo a aplicação das técnicas de análise de imagens desenvolvidas nos laboratórios de física experimental do CBPF para a construção de um protótipo de um sistema de visão computacional voltado ao reconhecimento de placa de veículos brasileiros em movimento.

Para este treinamento as imagens serão normalizadas e servirão de dados de entrada para a rede neural de múltiplas camadas. Cabe destacar que o treinamento será realizado usando o software SCILAB.

O desenvolvimento deste software também utilizará as seguintes ferramentas:

- Java – Netbeans
- Biblioteca ImageJ
- MySql Server

Será utilizado o Java em conjunto com o Netbeans para desenvolvimento do software, por ser uma plataforma de desenvolvimento bastante flexível, e também será utilizado a biblioteca ImageJ para realizar o processamento e análises nas imagens digitais. O servidor de banco MySql Sever será utilizado para armazenar as imagens e os resultados obtidos pela saída da rede neural.

Referências

Braga, Antônio de Pádua; André Carlos Ponce de Leon Ferreira de Carvalho, Teresa Bernarda Ludermir. **Redes neurais artificiais : Teoria e aplicações – 2.ed..** Rio de Janeiro: LTC, 2007.

Caldeiras, André Machado; Maria Augusta Soares Machado; Reinaldo Castro Souza; Ricardo Tanscheit. **Inteligência computacional aplicada à administração, economia e engenharia em Matlab.** São Paulo: Thomson Learning, 2007.

Gonzales, Rafael C.; Richard E. Woods. **Processamento digital de imagens.** São Paulo: Pearson Education do Brasil Ltda., 2010.

Haykin, Simon. **Redes neurais: princípios e prática / Simon Haykin.** Trad. Paulo Martins Engel. 2.ed. Porto Alegre, Bookman, 2001.

Kovács, Zsolt László. **Redes Neurais artificiais: fundamentos e aplicações – 4. ed. Ver.** São Paulo: Editora Livraria da Física, 2006.

Ludwing Jr., O. E Costa, Eduard Montgomery M. **Redes Neurais: Fundamentos e Aplicações com Programas em C.** Rio de Janeiro, Editora Ciência Moderna Ltda., 2007.

Pedrine, Hélio.; William Robson Schwartz. **Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações.** São Paulo: Thomson Learning, 2008.