

Reconhecimento de Faces: Aplicação de Algoritmos de Redes Neurais

BOA SORTE, Lucas Ximenes. **Reconhecimento de Faces: Aplicação de Algoritmos de Redes Neurais**. Campinas - Sp, nov. 2011.

Resumo – Neste artigo buscou-se tratar sobre as tecnologias de detecção de faces utilizando métodos computacionais, de modo a enfatizar as dificuldades encontradas para o desenvolvimento deste tipo de ferramenta e mostrar algumas das possíveis metodologias aplicáveis, para a solução de tais problemas.

Palavras-chave – Reconhecimento de Faces, Redes Neurais.

I. INTRODUÇÃO

A área de reconhecimento facial tem uma enorme gama de aplicações em nosso dia a dia, dentre estas estão: implementação de segurança, modelagem de rostos e técnicas para gerenciamento de dados multimídia, entretenimentos computacionais e melhorias em ferramentas de comunicação digital.

Embora as pesquisas na área de reconhecimento facial automático não sejam algo relativamente novo, suas primeiras evoluções datam do ano de 1960, ainda existem diversos problemas a serem solucionados para que se possa empregar estas tecnologias de maneira inteiramente satisfatória (LI, 2005).

Atualmente as pesquisas nas áreas de inteligência artificial, processamento de imagem e visão computacional, tem inúmeros incentivos para ampliar e prover a melhorias das tecnologias que propiciam o reconhecimento facial.

Estas incitações surgem por conta do interesse na comercialização de ferramentas, advindas da aplicação do reconhecimento de faces, entre estas é possível citar como exemplo os bancos de dados biométricos, *Home security* e cartões inteligentes (KASHEM, 2011).

O processo de reconhecimento de face, descrito de um ponto de vista humano é simples e rotineiro. Superficialmente, se pode dizer que olhamos

para outra pessoa, detectamos sua face e realizamos o processo de reconhecimento da mesma; se ainda não a conhecemos, podemos analisar suas características, e armazenar as informações que recolhemos, para um posterior reconhecimento.

Ao captarmos as informações do meio externo, através de nossos olhos, iniciamos um grande número de processos mentais. Estes processos se resumem a uma propagação de estímulos mútuos, que acontecem em nosso cérebro, a partir de nossas redes neurais biológicas.

II. DETECÇÃO DE FACES

A detecção de face consiste na utilização de métodos computacionais que verificam a existência de uma face, em uma determinada imagem digital, de vídeo ou fotografia. (KASHEM, 2011).

Embora a tarefa de detectar faces seja um trabalho simples para os seres humanos, o desenvolvimento de sistemas computacionais que realizem este tipo de ocupação é complexo, isto se deve as dificuldades impostas pelos recursos que são utilizados, para realização da detecção das faces.

Segundo Gouveia e Paiva (2009), existem vários problemas que podem ser encontrados no processo computacional para detecção de face, dentre eles é possível citar:

- Variação no posicionamento da face existente na imagem;
- Presença e/ou ausência de características específicas estruturais, como a como: barba, que pode modificar características relacionadas à forma, tamanho e cor da face;
- Expressões faciais;
- Obstrução da face por determinado objeto do ambiente;
- Condições da imagem referente à: iluminação (espectro e intensidade) e características específicas da câmera.

Existem algumas abordagens que aperfeiçoam o processo de detecção de face, melhorando os resultados obtidos. Uma destas é o algoritmo de

detecção baseado em cores, que consiste em verificar a cor da pele, realizando a detecção da cor em cada pixel e o classificando de acordo com os parâmetros de cor pré estabelecidos (TYAGI, 2011).

No modelo de extração de cores, o algoritmo deve ser suficientemente competente, para detectar a face, independentemente da cor da pele e das variações nas condições de iluminação (KASHEM, 2011).

O algoritmo realiza a segmentação tomando por base a informação relativa a cor. Após este processo resta uma camada de pixels que não é considerada pele. No entanto estes pixels, mesmo que de maneira esparsa, ainda são visíveis prejudicando a detecção da face.

Na sequencia é realizado um processamento, nestas imperfeições, denominado processamento de imagem utilizando morfologia matemática. Este processo apresenta uma solução para eliminar os pixels que foram selecionados indevidamente como pele.

O processamento morfológico ocorre da seguinte forma: é realizado a abertura (erosão seguida de dilatação) para remover os pixels imperfeitos, que foram classificados como pele; posteriormente é realizada uma reagrupação (através do fechamento – dilatação seguida de erosão) dos pixels considerados como pele (TYAGI, 2011).

Existem diversos métodos utilizados para a detecção de faces, o algoritmo de detecção de cores, citado a cima, está incorporado ao método baseado em características invariantes. Este método se baseia em técnicas que verificam padrões invariantes da face e são inspirados na capacidade humana de identificar objetos independentes do ângulo de visão, ou seja, invariante à rotação, escala e translação. Este tipo de abordagem apresenta dificuldade em lidar com condições de iluminação adversa e ruídos (YANG, 2002).

Outro método utilizado é o método baseado em conhecimento. Tal método realiza a classificação através de padrões (conhecimentos) pré-estabelecidos, realizando, desta forma, a detecção da face dos indivíduos. Por exemplo, sabemos que a os seres humanos, em sua condição considerada normal, possuem determinadas características imutáveis, como: nariz, um par de olhos e boca, distribuídos de maneira específica sobre a face. Através destas especificidades são estabelecidas regras para o reconhecimento de uma face humana. No entanto este método está inerente às regras que lhe são impostas através de seu algoritmo. Se as regras não são bem especificadas o resultado do reconhecimento da face será prejudicado, podendo não condizer com a realidade; se as regras impostas forem muito específicas qualquer deformidade existente na face implica no não reconhecimento da face (YANG, 2002).

Existe também o método de reconhecimento de face baseado na aparência, estes métodos são opostos aos mencionados anteriormente, pois não estão relacionados a regras determinadas *a priori* e nem à características que podem estar submetidas a padrões externos, que podem deteriorar os recursos que serão utilizados para a detecção da face.

O *eigenfaces* proposto por Turk e Pentland em 1991, é baseado na Transformada de Karhunen-Loève (KLT), ou PCA (Principal Component Analysis), este trabalho tomou por base o trabalho de Sirovich e Kirby que demonstrava grande eficiência na representação de figuras.

Segundo Turk (1991), as imagens de faces não se encontram distribuídas de forma aleatória em um espaço de alta dimensionalidade, por isso elas podem ser descritas em um espaço de dimensionalidade menor. Devido a esta teoria realiza-se a transformada de KLT encontrando-se os vetores que descrevem as imagens dentro deste espaço. Estes vetores são denominados *eigenfaces* pela forma semelhante que eles representam as imagens.

Ainda existem outros métodos para se realizar o reconhecimento de faces, como o método baseado em redes neurais, que será tratada no próximo tópico.

III. REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS (RNA)

As Redes Neuras Artificiais são modelos matemáticos de Redes Neurais Cerebrais. As Redes Neurais Cerebrais são constituídas de milhares de neurônios interligados, direta ou indiretamente, estes neurônios, transmitem pulsos eletro-químico entre si, difundem estes pulsos através de excitação mutua e interpretam estes sinais, para que nós possamos agir.

A partir dos estudos realizados sobre a maneira em que os seres humanos pensam e agem, foi constatado que a teoria que o cérebro poderia ser comparado a um computador estava equivocada.

É possível afirmar que nem o melhor dos computadores da atualidade pode realizar determinados processos que são realizados pelo cérebro (ex. controle motor, reconhecimento de padrões e percepção), com tanta precisão e agilidade. Constatou-se também, que o cérebro, diferente do computador digital, trabalha de uma forma não linear e paralela, conseguindo assim organizar seus conhecimentos nos neurônios de forma a realizar seus processos de maneira única (HAYKIN, 1999).

Levando em consideração tais conhecimentos sobre a capacidade das redes neurais, despertou-se um enorme interesse, em desenvolver Redes Neurais Artificiais (RNA) que pudessem modelar as redes neurais biológicas.

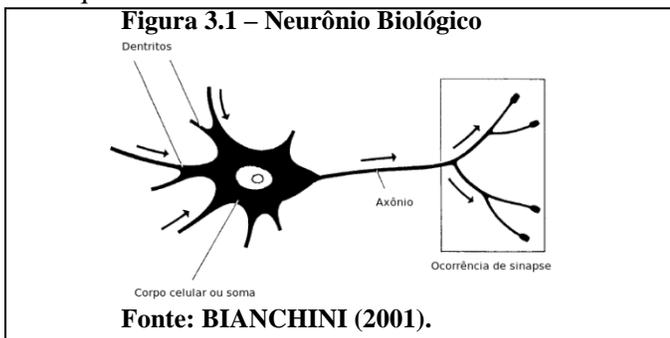
As RNAs, segundo Fausett (1995), são sistemas de processamento de informações que tem como princípio alguma inspiração numa rede neural biológica. As redes neurais artificiais têm sido desenvolvidas como generalizações de modelos matemáticos da cognição humana neural.

Os neurônios biológicos basicamente são compostos por:

- **Dendritos:** Filamentos que recebem as informações de outros neurônios ou sensores. Não tem conexão física com os outros dendritos, e a ligação entre os dendritos é realizada através dos pulsos eletroquímico que são denominados de sinapse.

- **Corpo Celular (SOMA):** Realiza a partir dos sinais recebidos pelos dendritos, uma série de transformações e processos internos, os resultados advindos destes processos são propagados aos outros neurônios da rede.

- **Axônio:** Através das sinapses propaga o resultado dos processos do corpo celular aos neurônios subsequentes.

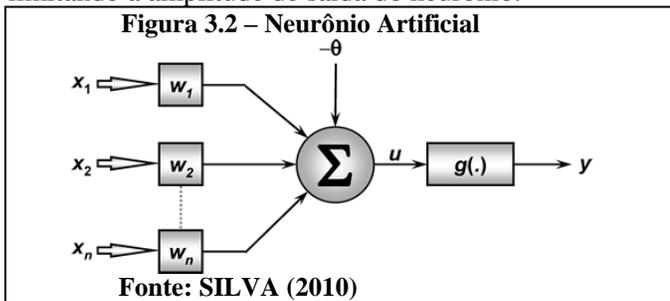


O modelo de neurônio computacional se assimila ao neurônio biológico. Em sua estrutura são encontrados os seguintes elementos:

- **Conjunto de Sinapses:** Assim como no modelo biológico, a sinapse consiste na entrada dos sinais para o neurônio, porém neste caso existem pesos diferentes associados as determinadas entradas nos quais serão realizadas as operações, é importante ressaltar que os pesos serão positivos caso a sinapse seja excitatória e negativos se ela for inibitória (BIANCHINI, 2001);

- **Somador:** Realiza as operações de soma dos resultados advindos dos sinais;

- **Função de ativação:** Coordena limitando a amplitude de saída do neurônio.



De uma maneira geral as RNAs são redes maciças, paralelamente distribuídas e constituídas de unidades de processamento, estas redes armazenam os conhecimentos que são empiricamente adquiridos, e os disponibiliza para usos posteriores, assim se assemelhando ao cérebro humano. A rede é treinada através dos processos que ocorrem em seu ambiente e os conhecimentos são armazenados através dos pesos sinápticos (HAYKIN, 1999).

De uma maneira geral as RNAs são redes maciças, paralelamente distribuídas e constituídas de unidades de processamento, estas redes armazenam os conhecimentos que são empiricamente adquiridos, e os disponibiliza para usos posteriores, assim se assemelhando ao cérebro humano. A rede é treinada através dos processos que ocorrem em seu ambiente e os conhecimentos são armazenados através dos pesos sinápticos (HAYKIN, 1999).

As RNAs se dividem em diversos modelos. Alguns Exemplos, descritos a seguir são: Perceptron, MLP e Rede Neural Recorrente.

- **Perceptron:** Foi o primeiro modelo implementado de RNA. Generalizando, o perceptron é composto por duas camadas, sendo a camada de entrada responsável por executar a função de repassar à camada seguinte as variáveis de interesse, sem executar nenhuma operação e a camada de saída possui um neurônio, que corresponde à saída desejada. O Perceptron atua através do aprendizado de uma função de tomada de decisão para classificar dois conjuntos linearmente separáveis (MEHROTRA, 2000).

- **Perceptron Multicamadas (Multilayer Perceptron - MLP):** Ainda de maneira superficial uma MLP pode ser vista como uma extensão natural do Perceptron, na qual se coloca outras camadas, que não tem ligação com as camadas de entrada e saída. A principal diferença do MLP é que os neurônios que são inseridos na RNA têm como função de ativação uma função do tipo não linear, ou seja, é aplicável a problemas independentes das classes serem linearmente separáveis. Uma de suas principais aplicações esta relacionado ao reconhecimento de padrões (BIANCHINI, 2001).

- **Rede Neural Recorrente:** A Rede Neural Recorrente se diferencia das redes MLP por ter pelo menos um loop de realimentação, ou seja, esta rede possui um sistema de *feedback*. Pode haver uma única camada neurônio, onde apenas um neurônio reabastece as entradas dos demais neurônios (ARBIB, 2002).

As RNAs têm uma ampla gama de áreas para suas aplicações, são algumas delas: aplicações militares (ex. processamento de sinais, identificação de alvos, etc.), processamento de imagem (ex. reconhecimento de padrões, análise imagens, etc.), reconhecimento de voz,

manufatura (prognóstico de consumo de energia), controle de processos (identificação e controle de processos), robótica, dentre outras.

Devido as RNAs demonstrarem um bom nível de eficiência no reconhecimento de padrões foi proposto o seu uso para colaborar na solução deste problema para o reconhecimento de face.

IV. REDES NEURAIAS APLICADAS À DETECÇÃO DE FACES

Gouveia e Paiva (2009) apresentam um algoritmo de detecção de faces utilizando MLP, onde os atributos são extraídos a partir da segmentação em imagens coloridas. A rede MLP apresenta excelentes resultados na classificação de elementos como face ou não face. É interessante notar que, neste caso, as RNAs são utilizadas como suporte à segmentação de imagem, uma das etapas mais complexas no processo de visão computacional, o que faz com que o processo de classificação receba atributos mais precisos.

Dentre as diversas metodologias aplicadas a detecção de face, como, métodos baseados em características invariantes, métodos baseados em conhecimento e outros existentes, incluindo os citados nos tópicos acima, baseiam-se em amostras de padrões de determinadas classes.

Nas abordagens tratadas acima, o treinamento das RNAs é simples, pois utiliza dos padrões passados em cada classe, para calcular os parâmetros das funções de decisão das mesmas. Estes elementos têm sua essência fundamentada em padrões computacionais não lineares, que se dão pelos neurônios da rede (GONZALES, 2010).

Segundo Bianchini (2001), Gouveia e Paiva (2009) e Santana (2008), o resultado obtido da utilização de RNAs multicamadas, para a implementação e melhoria dos problemas encontrados para o desenvolvimento das tecnologias voltadas para detecção de face, produz excelentes resultados.

O avanço obtido pela utilização das RNAs multicamadas, nas tecnologias de detecção de faces, se dá em favor da possibilidade de treinar as diversas camadas de neurônios para aprender uma característica específica e detectá-la em uma face, assim solucionando um dos principais dificuldades no desenvolvimento deste tipo de tecnologia que esta ligada a segmentação da face.

É possível implementar uma camada, por exemplo, para o reconhecimento dos olhos, outra camada para o reconhecimento específico do nariz, outra para o reconhecimento da boca e inclusive uma camada exclusiva para a medida de proporções áureas da face humana.

As características advindas das proporções áureas são aspectos biométricos presentes somente nos seres vivos, portanto presente nos seres humanos. Estas características estão ligadas diretamente a harmonia ou ausência da mesma em nossas faces independentemente de suas expressões (ALVES, 2008).

O treinamento das RNAs multicamadas para a classificação de formatos, independente da interferência de ruídos nas amostras, se dá através de formação de vetores de padrões que são gerados a partir das assinaturas dos formatos uniformemente espaçadas (GONZALES, 2010).

Para isto, a rede é treinada com a inicialização dos pesos e com vetores de características correspondentes as das amostras e enquanto o treinamento da rede é realizado os nós de saída podem ser monitorados e a partir deste monitoramento, pode-se julgar que supostamente as camadas da rede tenham aprendido a realizar as tarefas a elas cabidas com relação aos formatos pré-estabelecidos.

Devido a possibilidade da RNAs multicamadas apresentar resultados satisfatórios para o reconhecimento facial, algumas delas que antes eram especificamente focadas em outros tipos de reconhecimentos, acabaram apresentando boas respostas para o problema de reconhecimento facial. É o caso, por exemplo, da Rede Neural Neocognitron, a qual foi inicialmente proposta para o reconhecimento de escrita (OCR – Objetc Character Recognition) e que posteriormente foi utilizada para o reconhecimento facial. Esta rede utiliza o conceito de várias camadas neurais e foi baseado o modelo de Hubel e Wiesel, sendo possível notar uma fase de treinamento não supervisionado e uma fase de reconhecimento (FUKUSHIMA, 1995).

A utilização das RNAs para detecção de faces funciona basicamente com a aplicação de filtros sobre a janela de padrões definidas, no entanto, os dados retirados destas aplicações podem não ser tão confiáveis, devido aos conjuntos de detecções sobrepostos e as falsas detecções que podem ocorrer.

Para isto foram desenvolvidas técnicas direcionadas à solução destes problemas. A primeira fase é responsável por realizar um pré-processamento na imagem de entrada, verificando se realmente existe uma face, logo após são realizadas correções de iluminação e a equalização do histograma e ainda nesta fase é realizado o janelamento da imagem da face.

Após esta primeira parte, a janela de padrões é passada como entrada para a rede e propagada para suas camadas e subcamadas, que realizarão a detecção de características como, olhos, boca, nariz, pele, cabelo e outras.

Para que a rede seja treinada e atue como um filtro, pode-se, por exemplo, estipular padrões a partir de

templates variados, e após detectadas características comuns elas sejam rotuladas.

Então a detecção de uma característica pré-estabelecida, é dada como saída e armazenada, em seguida realiza-se um cálculo central de cada detecção incomum, para que os pontos passem por um processo de *spreading out* (expansão de saída) e só então, a partir destes dados, é estipulado um limiar, que delimita um número mínimo de pontos detectados, para que se considere uma determinada imagem como uma face.

Ainda existem outros métodos para que se possa realizar a detecção de uma face, como, por exemplo, a utilização de múltiplas redes, arbitrando suas saídas para uma decisão final.

V. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir do conteúdo visto para a construção deste artigo, pode-se verificar que a detecção de faces é uma área em constante crescimento na atualidade, devido à popularização de ferramentas que utilizam desta tecnologia.

No entanto, são necessários alguns avanços para que se possa ter ferramentas que realmente implementem de forma satisfatória e natural a detecção de faces humanas.

A utilização de métodos e técnicas, como as RNAs, para colaborar na solução das dificuldades encontradas na realização da detecção e do reconhecimento de faces, traz grandes avanços para esta área.

As RNAs multicamadas podem ser a solução para os problemas de reconhecimentos de padrão, tópico importantíssimo para que se possa ter sucesso com este tipo de aplicação. Outro problema que pode ser solucionado através da utilização das RNAs é o auxílio na segmentação das imagens. Porém ainda restariam algumas dificuldades relacionadas a fase de aquisição das imagens para o reconhecimento facial.

VI. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, Waleson Joel Barberá. **Identificação de Pessoas através de Algoritmo Genético aplicado em medidas das Proporções Áureas da Face Humana**. 2008. 227 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Usp, São Carlos, 2008.

ARBIB, Michael A.. **The Handbook of Brain Theory and Neural Networks**. 2. ed. Massachusetts - Usa: Mit Press, 2002. 1290 p.

BIANCHINI, Ângelo Rodrigo. Arquitetura de **Redes Neurais para o Reconhecimento Facial Baseado no Neocognitron**. 2001. 142 f. Dissertação (Mestrado) - Ufscar, São Carlos, 2001. Cap. 2.

FAUSETT, Laurence. **Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Applications**, Florida Institute of Tecnology, Prentice FHall International, 1994.

FUKUSHIMA, Kuniyuki (Comp.). "Neocognitron: A Model for Visual Pattern Recognition", **The Handbook of Brain Theory and Neural Networks**. Massachusetts: Cambridge, pp.613-616, 1995.

GONZALES, Rafael C.; WOODS, Richard E.. **Processamento Digital de Imagens**. 3. ed. São Paulo: Pearson, 2010. 624 p.

GOUVEIA, Wellington da Rocha; PAIVA, Maria Stela Veludo de. **Deteção de Faces Humanas em Imagens Coloridas Utilizando Redes Neurais Artificiais**. In: V WORKSHOP DE VISÃO COMPUTACIONAL, 5., 2009, São Paulo.

HAYKIN, Simon. **Redes Neurais: Princípio e Prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 1999. 896 p.

KASHEM, Mohammad Abul et al. **Face Recognition System Based on Principal Component Analysis (PCA) with Back Propagation Neural Networks (BPNN)**. Canadian Journal On Image Processing And Computer Vision, Canadá, n. , p.36-45, 04 abr. 2011. 2.

LI, Stan Z.; JAIN, Anil K. (Ed.). **Handbook of Face Recognition**, Michigan - Usa: Springer, 2005.

MEHROTRA, Kishan; MOHAN, Chilukuri K.; RANKA, Sanjay. **Elements of Artificial Neural Networks**. Massachusetts - Usa: Mit Press, 2000. 344 p.

SANTANA, Crsítiane Oliveira D. **Análise de Estrutura de Rede Neocognitron para Aplicação no Reconhecimento Facial**. 2008. 82 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciência da Computação, Departamento de Computação, Ufscar, São Carlos, 2008.

SILVA, Ivan Nunes da; SPATTI, Danilo Hernane; FLAUZINO, Rogério Andrade. **Redes Neurais Artificiais: Para engenharia e ciências aplicadas**. São Paulo: Artliber, 2010. 397 p.

TURK, M.A.; PENTLAND, A.P. **Face Recognition Using Eigenfaces**. Proceedings of IternationalConference on Pattern Recognition. , n. , p.586-591, 06 jun. 1992.

TYAGI, Rahul Kumar; SINGH, Neha; CHAUDHARY, Piyush. **Analysis of Facial Ggesture Recognition Using Eigen Faces**. International Journal Of Computer Science And Communication, Neemrana, India., n. , p.465-468, 2 jul. 2011.

YANG, Ming-hsuan; KRIEGMAN, David J.; AHUJA, Narendra. **Detecting Faces in Images: A survey**. Pattern Analysis And Machine Intelligence, IEEE Transactions On, n. , p.34-58, 07 ago. 2002.