



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAPÁ
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS

**UMA ABORDAGEM BASEADA EM REDES NEURAIS PARA
RECONHECIMENTO FACIAL APLICADO AO TRIBUNAL
REGIONAL ELEITORAL DO AMAPÁ**

PHILIFE HUAN RAMOS LIMA

Orientador: Me.Thiago Pinheiro do Nascimento

MACAPÁ
JANEIRO DE 2021

PHILIPPE HUAN RAMOS LIMA

**UMA ABORDAGEM BASEADA EM REDES NEURAIS PARA
RECONHECIMENTO FACIAL APLICADO AO TRIBUNAL
REGIONAL ELEITORAL DO AMAPÁ**

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Universidade Federal do Amapá como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Me.Thiago Pinheiro do Nascimento

MACAPÁ
JANEIRO DE 2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Biblioteca Central da Universidade Federal do Amapá
Elaborada por Cristina Fernandes– CRB-2/1569

Lima, Philipe Huan Ramos.

Uma abordagem baseada em aprendizado de máquina para reconhecimento facial aplicada no Tribunal Regional Eleitoral do Amapá. / Philipe Huan Ramos Lima; orientador, Thiago Pinheiro do Nascimento. – Macapá, 2021.

28 f.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação) – Fundação Universidade Federal do Amapá, Coordenação do Curso de Bacharelado em Ciência da Computação.

1. Biometria. 2. Visão Computacional. 3. Inteligência Artificial.
I. Nascimento, Thiago Pinheiro do, orientador. II. Fundação Universidade Federal do Amapá. III. Título.

005.3 L732a
CDD. 22 ed.



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAPÁ
COORDENAÇÃO DO CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

ATA DE DEFESA DE DE TCC

Realizou-se no dia 15 de janeiro de 2021, às 15:00, via videoconferência pelo Google Meet, a defesa do Anteprojeto de TCC intitulado “UMA ABORDAGEM BASEADA EM APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA RECONHECIMENTO FACIAL APLICADA NO TRIBUNAL REGIONAL ELEITORAL DO AMAPÁ”, do discente PHILIPPE HUAN RAMOS LIMA. A Banca Examinadora foi composta pelo Prof. Me. THIAGO PINHEIRO DO NASCIMENTO, presidente da banca e orientador; Prof. Me. MARCO ANTÔNIO LEAL DA SILVA e Prof. Me CLÁUDIO ROGÉRIO GOMES DA SILVA, examinadores. Concluída a defesa, foram realizadas as arguições e comentários. Em seguida, procedeu-se o julgamento pelos membros da Banca Examinadora, tendo o trabalho sido APROVADO com NOTA 9.

E, para constar, eu Prof. THIAGO PINHEIRO DO NASCIMENTO, orientador e presidente da Banca Examinadora, lavrei a presente ata que, após lida e achada conforme, foi assinada por mim e demais membros da Banca Examinadora.

Macapá, 12 de março de 2021

THIAGO PINHEIRO DO NASCIMENTO

MARCO ANTÔNIO LEAL DA SILVA

CLÁUDIO ROGÉRIO GOMES DA SILVA

À minha família.

Agradecimentos

Inicialmente, agradeço à Deus, pela vida e saúde e paz diária. Agradeço também à minha família, todo meu caminho até aqui foi pavimentado com os conselhos, ajudas, puxões de orelha e sacrifícios por parte dos meus familiares, devo tudo especialmente à minha mãe e minha avó que me ajudaram a suportar os meus dias mais escuros. Agradeço também aos meus bons amigos da Secretaria de Tecnologia da Informação do Tribunal Regional Eleitoral que me proporcionaram toda a infraestrutura que precisei para elaborar este trabalho de conclusão de curso, agradeço especialmente ao meu amigo Leonardo Luz, Coordenador de Soluções Corporativas do TRE-AP que me norteou a escolher o tema tratado neste trabalho e que sempre me aconselhou acerca da escrita acadêmica.

“Tudo que temos de decidir, é o que fazer com o tempo que nos é dado.” – Mithrandir

Resumo

O reconhecimento facial é uma tarefa primitiva do ser humano, que possibilita discernir comportamentos e afetividades. Quando realizada a partir de um conjunto de memórias consideravelmente distantes, essa tarefa é considerada complexa para o ser humano, e é por isso que os sistemas eletrônicos de reconhecimento facial são propostos. O presente trabalho visa desenvolver uma abordagem baseada em redes neurais artificiais capaz de realizar o reconhecimento facial. Esta abordagem será aplicada para fins de controle de autorização e autenticação às instalações do Tribunal Regional Eleitoral do Amapá.

Palavras-chave: Reconhecimento Facial. Redes Neurais. Visão Computacional.

Abstract

Facial recognition it's a primitive task of the human being, which allows the detection of behaviors and affectivity. This task is considered complex for the human being when it is carried out from a large set of distant memories. It is in this context that electronic facial recognition systems are proposed. This work aims to develop an approach based on neural networks for facial recognition, that will be applied for authorization control and authentication at the facilities of the Amapá Regional Electoral Court.

Keywords: Facial Recognition. Neural Networks. Computer Vision.

Lista de Figuras

Figura 1 – Características retangulares computadas em uma face.	8
Figura 2 – Especificação de um neurônio artificial.	10
Figura 3 – <i>Multilayer perceptron</i>	12
Figura 4 – Atuação do algoritmo <i>backpropagation</i>	13
Figura 5 – Metodologia.	14
Figura 6 – Captura de dados.	15
Figura 7 – Captura de dados.	15
Figura 8 – Captura de dados.	16
Figura 9 – Normalizações aplicadas.	17
Figura 10 – Exemplo de amostra mal reconhecida devido ao posicionamento errático da face.	24

Sumário

1 – Introdução	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Problemática	3
1.2.1 Cenário	3
1.3 Objetivos	4
1.3.1 Objetivo Geral	4
1.3.2 Objetivos Específicos	4
1.4 Justificativa	5
1.5 Organização	5
2 – Referencial Teórico	6
2.1 Biometria	6
2.2 Reconhecimento Facial	7
2.2.1 Detecção de uma face	7
2.2.2 Normalização	7
2.2.3 Técnicas de Extração de Características	8
2.2.4 Reconhecimento facial baseado em Redes Neurais	9
2.3 Redes Neurais Artificiais	9
2.3.1 <i>Perpeptron</i>	11
2.3.2 <i>Multilayer Perceptron</i>	12
2.3.3 <i>Backpropagation</i>	13
3 – Trabalho Proposto	14
3.1 Introdução	14
3.2 Captura de dados	15
3.2.1 Escolha de Câmera	15
3.2.2 Escolha do Ambiente	16
3.2.3 Coleta das Amostras	16
3.3 Normalização	16
3.3.1 Conversão da Escala de Cores	16
3.3.2 Normalização de Tamanho	17
3.4 Extração de Características	17
3.5 Treinamento	18
3.6 Avaliação	18
4 – Resultados e Discussão	20

4.1	Resultados do Comportamento Funcional	20
4.2	Resultados do Comportamento Dinâmico	22
5	– Conclusões	25
	Referências	26

1 Introdução

Desde tempos passados, conforme a civilização humana cresceu, percebeu-se a necessidade de se identificar alguém por de características que fossem únicas. Muitas vezes, o rosto de autoridades era impresso em selos ou, como por exemplo, nas moedas do antigo império romano que continham os rostos dos imperadores. Esses exemplos corroboram com o fato de que as associações de características biológicas às identidades individuais estão presentes desde a antiguidade, através da denominação de biometria.

O reconhecimento eletrônico facial é uma solução atrativa para a identificação e a autenticação, que propõe associar características do rosto à identidade pessoal. Essa atividade geralmente envolve a visão computacional e é considerada desafiadora graças a grande variedade de expressões faciais, poses e iluminação, que formam um contexto consideravelmente caótico para o computador [1, 2, 3].

Portanto, o presente trabalho propõe uma abordagem para reconhecimento facial baseado em redes neurais artificiais, que apresentam taxas de acertos promissoras para o reconhecimento facial para ambientes controlados.

Este capítulo apresenta aspectos introdutórios relativos ao desenvolvimento da presente pesquisa, tais como sua contextualização, problemática, objetivos, justificativa e hipótese. Finalmente, é a organização do presente trabalho é discutida e apresentada.

1.1 Contextualização

O reconhecimento facial é uma tarefa importante, que é parte da capacidade do sistema de percepção biológico, já os sistemas eletrônicos de reconhecimento facial realizam percepção e conclusão a partir do reconhecimento matemático de padrões. Os referidos sistemas, que também são denominados sistemas biométricos, vêm sofrendo melhorias, de forma a aumentar os níveis de segurança e controles de acesso utilizados diariamente na autenticação e autorização a locais [4, 5].

Atividades como transações financeiras; aplicações de segurança e controle de fluxos de entrada e saída em determinados ambientes, como prédios de empresas, locais de segurança elevada, sedes de governos e aeroportos fazem uso de métodos para a identificação ou autenticação de indivíduos [6, 5].

Com a crescente integração da tecnologia entre dispositivos, muitas atividades triviais passaram a utilizar identificação biométrica, como o simples movimento de ligar um aparelho celular. Além disso, muitos *smartphones* modernos respondem apenas aos comandos do indivíduo que possui sua biometria registrada no aparelho; casas utilizam

autenticação biométrica para realizar tarefas como abrir portas; bancos estão trocando a forma de acessar seus terminais para identificação por digital e facial, com o uso dos sistemas *mobile* conhecidos como *internet banking* [7].

Embora grande parte das tarefas citadas utilize os sistemas biométricos, muitos criminosos vêm buscando formas eficazes de enganar esses sistemas [8]. Por isso, os sistemas de reconhecimento facial surgem com o propósito de minimizar as ocorrências de fraudes de identidade, ao mesmo tempo em que aumentam as taxas de identificação.

O presente trabalho objetiva desenvolver uma abordagem de reconhecimento facial, baseada em redes neurais artificiais, aplicada e avaliada no contexto do controle de fluxo de entrada e saída de indivíduos pertencentes ao quadro de servidores do Tribunal Regional Eleitoral do Amapá.

O TRE-AP possui a sua sede administrativa na cidade de Macapá. Além dela, compõem a Justiça Eleitoral do Amapá as zonas eleitorais e os postos de atendimento distribuídas ao longo de todo o Estado. Segundo o regimento interno do tribunal, entre as suas competências estão as seguintes:

- Designar Juízes para as Zonas Eleitorais;
- Cumprir e fazer cumprir as decisões e instruções do Tribunal Superior Eleitoral;
- Expedir instruções às autoridades que lhe estão subordinadas, em matéria de sua alçada, para o exato cumprimento das normas eleitorais;
- Dividir a circunscrição em Zonas Eleitorais, submetendo esta divisão, assim como a criação de novas Zonas, à aprovação do Tribunal Superior Eleitoral;
- Fixar a data das eleições de Governador e Vice-Governador, Deputados Estaduais, Prefeitos, Vice-Prefeitos, Vereadores e Juízes de Paz, quando não determinada por disposição constitucional ou legal, bem como o dia de renovação de eleições ou eleições suplementares;
- Indicar ao Tribunal Superior Eleitoral as Zonas Eleitorais ou Seções em que a contagem de votos deva ser feita pela Mesa Receptora;
- Apurar, com os resultados parciais enviados pelas Juntas Eleitorais, os resultados finais das eleições de membros do Congresso Nacional, de Governador, Vice-Governador e membros de Assembleia Legislativa, e expedir os respectivos diplomas, remetendo, dentro do prazo de dez dias, após a diplomação, ao Tribunal Superior Eleitoral, cópia das atas de seus trabalhos.

1.2 Problemática

O Tribunal Regional Eleitoral do Amapá é um órgão que possui 150 (cento e cinquenta) pessoas servindo em seu quadro de funcionários, distribuídas entre magistrados, efetivos e terceirizados. Todos os dias, essas pessoas precisam apontar seus horários de entrada e de saída, e isso acontece por meio de um método de impressão digital.

1.2.1 Cenário

A rotina de entrada de um servidor segue o seguinte padrão, o indivíduo entra pelo saguão principal até chegar em hall que permite ter acesso aos elevadores para os andares superiores, nesse local se encontra um computador que executa o sistema de impressão digital para o apontamento eletrônico. Esse sistema possui mecanismos que limitam o acesso aos horários permitidos, sendo a entrada a partir das 11h para funcionários efetivos e terceirizados e 14h para estagiários, e por conseguinte, a saída às 19h e 18h para servidores e estagiários respectivamente.

Para realizar o apontamento eletrônico a pessoa deve colocar o dedo que foi cadastrado no sistema no leitor de impressão digital, uma vez reconhecido o indivíduo, o sistema imediatamente insere no banco o horário de entrada ou saída da pessoa reconhecida.

Durante um ano e meio foram realizadas diversas observações comportamentais desse sistema de apontamento digital e, após análises, chegou-se a conclusão de que o método atual já não consegue suportar a população desse órgão, bem como de que já não é mais capaz de funcionar de forma eficiente.

O problema central desse trabalho encontra-se no fato de que durante o período observacional foi possível constatar que em um dia útil de serviço, o sistema biométrico digital utilizado reconhece de forma errada entre três a cinco pessoas. Esse mau reconhecimento resulta em problemas que nem sempre são resolvidos. Quando um servidor realiza o apontamento e o sistema não executa o reconhecimento correto, o mesmo insere o registro em nome de outro servidor e aquele que realizou o apontamento fica sem o registro de entrada ou saída. Após realizar esse registro, alguns servidores não costumam observar se foi em seu nome que foi registrado o apontamento e essa situação pode gerar falsas faltas no ponto desse servidor.

Mesmo que a biometria facial seja a melhor alternativa para o contexto descrito e para os problemas apresentados, ela não é considerada uma tarefa simples, uma vez que existem dificuldades no processo de implementação [3]. Essas dificuldades ocorrem devido os ajustes de iluminação, pose, expressão, variação, desordenação e oclusão [4].

A iluminação afeta os resultados do reconhecimento facial, pois as variações de iluminação podem sobrepor as características que identificam um indivíduo, resultando partes da imagem mais iluminadas e brilhantes ou pouco iluminadas e escuras. Assim o sistema de reconhecimento facial encontraria dificuldades em extrair as características faciais de forma correta considerando que determinadas características relevantes de iluminação pudessem ou não estar presentes [9].

A variação se apresenta devido a aquisição de imagens sob múltiplos ângulos e localizações, resultando em imagens rotacionadas e mal posicionadas, e distorções na imagem real. Assim, no processo de extração de características as imagens poderão estar na rotação, escala e translação errada, ocasionando identificação errática e análises consideravelmente precipitadas [4, 9].

1.3 Objetivos

Os objetivos do presente trabalho encontram-se estruturados em objetivos geral e objetivos específicos, os quais são detalhados nas subseções por conseguintes.

1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo computacional baseado no aprendizado de máquina a partir de redes neurais artificiais para o reconhecimento facial, que será aplicado para o controle de entradas e saídas às dependências do Tribunal Regional Eleitoral do Amapá.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral do presente trabalho, é necessário o cumprimento dos objetivos específicos apresentados nos tópicos seguintes.

- Definição do ambiente ideal, ou controlado, para o funcionamento da abordagem;
- Elaboração de um método eficiente para a coleta das imagens a serem analisadas;
- Especificação de um método de pré-processamento e normalização das imagens;
- Implementação e modelagem do método de extração de característica de imagens;
- Implementação da rede neural artificial capaz de realizar o reconhecimento facial;
- Estabelecimento dos parâmetros capazes de descrever a avaliação da abordagem;
- Comparação da abordagem aqui desenvolvida com outros trabalhos relacionados.

1.4 Justificativa

Os benefícios da adoção da presente abordagem de reconhecimento facial são:

- Uma perspectiva de taxa de acerto elevada, pois o reconhecimento facial é uma representação matemática do mapeamento de características únicas da face [10, 6].
- Fácil utilização, pois requer apenas o uso de uma câmera de qualidade, cabendo o resto do processo aos algoritmos que conseguem trabalhar com desempenho satisfatório mesmo em computadores com configuração razoável [7, 11];

No cenário do Tribunal Eleitoral do Amapá, é importante ressaltar a viabilidade dessa abordagem proposta, devido alguns fatores:

- Até que o sistema de reconhecimento facial seja implantado para realizar a aferição da entrada e saída de seus funcionários, o método vigente demanda a aquisição de equipamento próprio para colher a impressão digital. Esses equipamentos são custosos dada a especificidade de sua utilização. Portanto, a abordagem proposta demanda menos custos, pois requer apenas a aquisição de câmeras.
- Após uma análise do método biométrico utilizado atualmente, verificou-se que a arquitetura desse sistema está estruturado em uma plataforma de tecnologias consideradas legadas. Nesse caso, a equipe técnica tem dificuldades para realizar manutenção desse método. Em contrapartida, o sistema proposto está de acordo com a arquitetura e diretrizes descritas pela equipe técnica, ocasionando a simples manutenção, bem como a implementação de atualizações seguras.

Este trabalho se justifica pois, ainda há uma crescente demanda por meios mais seguros e precisos de se identificar um indivíduo, por esse motivo, o reconhecimento facial se mostra uma excelente ferramenta para suprir tal necessidade, visto que é uma técnica que ainda vem resistindo às tentativas de fraude de identidade.

1.5 Organização

Além desse capítulo introdutório, o presente trabalho é composto por outros quatro capítulos. No segundo capítulo é apresentado e discutido o referencial teórico relativo ao trabalho proposto. No terceiro capítulo, os aspectos de implementação da abordagem desenvolvida são minuciosamente detalhados. Por conseguinte, o quarto capítulo apresenta e discute os resultados obtidos a partir do reconhecimento biométrico realizado pela abordagem desenvolvida. Finalmente, o quinto e último capítulo detalha as conclusões finais, os trabalhos futuros e as melhorias a serem feitas sobre este estudo.

2 Referencial Teórico

O presente capítulo apresenta o referencial teórico necessário para a realização e a implementação do presente trabalho. Dentre esses conceitos, estão a biometria e as suas características, o reconhecimento facial e suas fases, e, finalmente, a apresentação dos modelos de redes neurais que farão parte da abordagem proposta.

2.1 Biometria

A biometria se propõe a identificar, medir e analisar as características de um ser biológico, com o objetivo de atribuir uma identidade para esse indivíduo [12].

Percorrendo a evolução da biometria, é possível observar um amadurecimento na compreensão da sua proposta, haja visto que a condição do homem moderno conduziu a sociedade a estabelecer interações mais complexas, levando pesquisas aprofundadas em torno das abordagens existentes. Essas pesquisas geraram como resultado a criação de um ciclo virtuoso onde novas tecnologias foram surgindo a fim de realçar e melhorar o método biométrico. A partir de muitas iterações desse ciclo, a biometria tomou forma e muitos parâmetros foram estudados, a fim de que fosse possível compreender quais as melhores características para identificação biométrica. Estudiosos [5] pressupõem que qualquer característica humana pode ser usada como biometria, desde que sejam satisfeitos os seguintes critérios:

- Todo ser humano deve ter atributos, os quais recebem o nome de **universalidade**;
- Em qualquer grupo de pessoas, esse atributo deve ser suficientemente diferente entre os seus indivíduos. A esse indicador se designa o condição de **distintividade**;
- Em um período de tempo, a distintividade deve ser invariável. Essa propriedade diz respeito ao indicador de **permanência** ou **persistência**.
- Características podem ser medidas quantitativamente, ou seja, **colectabilidade**.

As características biométricas podem ser fisiológicas ou comportamentais, tendo cada uma delas conceitos e definições distintas [12]. As características fisiológicas, como o próprio nome sugere, agregam aspectos físicos, como impressão digital, face, formado da orelha, íris, palma da mão, e retina [4]. Já as características comportamentais visam analisar e identificar todo aspecto não fisiológico, mas que devido às suas peculiaridades são únicas em um indivíduo [12]. Os exemplos mais típicos desse comportamento são o padrão da voz, aos traços da assinatura, o modo de andar e até a postura do indivíduo.

2.2 Reconhecimento Facial

O reconhecimento facial pode ser classificado como um método biométrico de análise de características fisiológicas, mais especificamente da face humana. Essa é uma das técnicas mais pesquisadas, sendo aplicada massivamente no dia-a-dia em situações críticas, como controle, segurança, transações eletrônicas [13], procedimentos *mobile* de autenticação [11], dentre outros.

Essa técnica pode ser executada para autenticação ou identificação [6]. No modo de autenticação, um indivíduo apresenta uma amostra biométrica, nesse caso uma foto do seu rosto, junto de uma identidade. Um algoritmo para reconhecimento executa o devido processo e atesta se aquela identidade e amostra correspondem à uma constante na base de dados. Já no modo para identificação, o indivíduo apresenta a sua amostra biométrica sem prévia identificação, cabendo ao algoritmo produzir o reconhecimento.

O reconhecimento facial consiste em coletar uma foto de face, tratar essa imagem e compará-la com um conjunto de imagens, afim de encontrar correspondências entre as imagens comparadas. Assim, é possível perceber a existência de quatro atividades a serem implementadas, as quais estão a detecção da face, a normalização, a extração de características e o reconhecimento de padrões.

2.2.1 Detecção de uma face

Detectar uma face é a tarefa introdutória, cuja execução se dá em analisar toda a imagem, a fim de detectar padrões que correspondem ao rosto. Existem muitas técnicas para a realização dessa tarefa; sendo a Haar Cascade [14] considerada a mais tradicional.

Nessa técnica, uma tarefa de dispor uma pequena matriz em cima da imagem e deslizá-la da esquerda para a direita e de cima para baixo sobre toda a extensão da mesma imagem é realizada, até que o rosto seja encontrado. Para cada uma das paradas ao longo do caminho da matriz deslizante, são computadas quatro características retangulares os quais são também chamadas de Haars. A Figura 1 demonstra tal técnica.

Para obter os parâmetros para cada uma das quatro características retangulares é necessário que se faça a subtração da soma de *pixels* à região branca da soma de *pixels* da região escura. Desse modo, a partir das regiões retangulares computadas, é possível detectar uma face com a ajuda do algoritmo AdaBoost [15].

2.2.2 Normalização

Após a detecção da face e a separação da face do resto da imagem, o resultado desse processo precisa ser normalizado. A normalização padroniza a imagem resultante

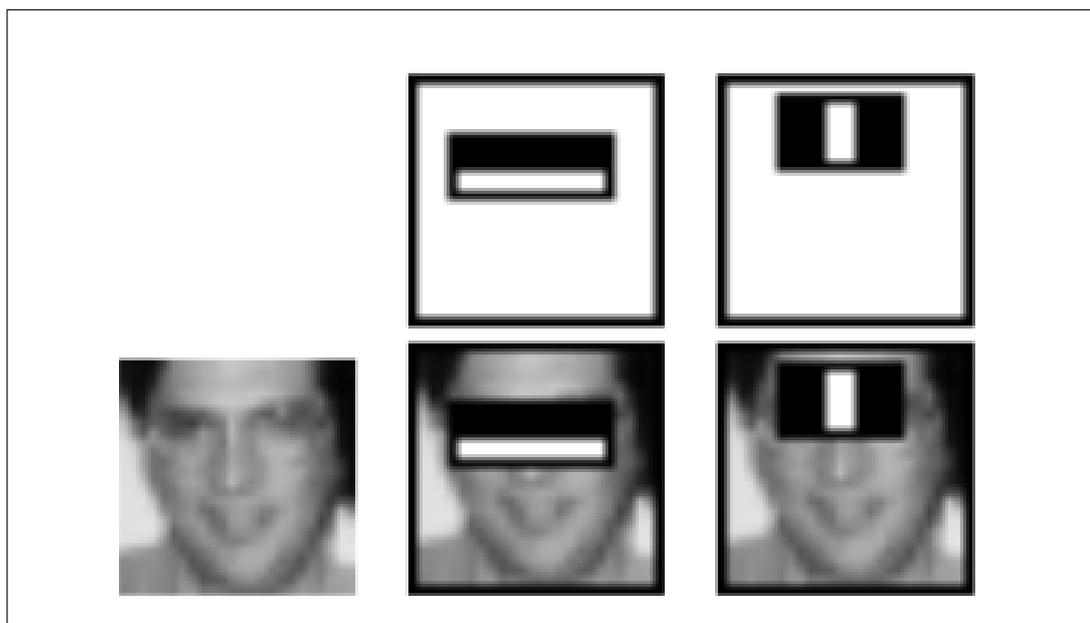


Figura 1 – Características retangulares computadas em uma face.

Fonte: P.Viola and M.Jones [14]

em termos de tamanho, pose, rotação, iluminação e coloração, para que a face que será reconhecida esteja no mesmo padrão que as imagens da base de dados [6].

2.2.3 Técnicas de Extração de Características

A partir do momento em que a imagem foi normalizada, é o momento de extrair os recursos, ou características. Nesse contexto, muitos métodos de extração de recursos ou características estão disponíveis, todos com o objetivo de potencializar a precisão da acurácia quanto a confiabilidade, complexidade, eficiência e velocidade [16]. Métodos de extração de características são classificados segundo as categorias descritas a seguir.

- **Abordagem holística:** descreve métodos estatísticos que utilizam dados de *pixels* que representam pequenas características de uma face. Nesse caso, toda a região da face é considerada dado de entrada.
- **Abordagem baseada em modelo:** utiliza modelos previamente definidos de forma que seja possível localizar componentes faciais, através da comparação da imagem com esses modelos previamente definidos.
- **Métodos baseados em características:** analisa o relacionamento geométrico entre as características locais da face, como os olhos, boca, nariz e contorno da cabeça.
- **Histograma de gradientes orientados:** é um descritor de características utilizado em processamento de imagens. Esse algoritmo [17] foi introduzido para detecção

humana com um classificador SVM, no qual a aparência e a forma de um objeto podem ser descritos pela distribuição de intensidade de gradientes ou pela direção dos contornos [18]. Nessa técnica, uma imagem é dividida em pequenas células de $n \times n$ pixels. Para cada célula, é calculado o vetor gradiente de cada região espacial acumulando um histograma de orientação do gradiente para o pixel de dentro da célula.

2.2.4 Reconhecimento facial baseado em Redes Neurais

O reconhecimento facial é a fase executada após a extração de características que são consideradas primordiais para o identificar uma pessoa. Essa fase é possível através da execução de algoritmos de aprendizado de máquina, os quais são capazes de realizar o reconhecimento de padrões. No presente trabalho, esses algoritmos especializaram-se as redes neurais artificiais, uma vez que estas apresentaram os melhores resultados nas simulações realizadas. Na próxima seção, os conceitos das redes neurais artificiais são devidamente apresentados, bem como suas características e os modelos de algoritmos.

2.3 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificial têm sido amplamente utilizadas em muitos propósitos relacionados ao reconhecimento de padrões, como para classificação. O modelo de rede neural mais clássico é conhecido como *Multilayer Perceptron* (MLP) e sua arquitetura é composta em uma camada de entrada, camadas escondidas e camada de saída [19, 20].

As redes neurais artificiais podem ser conceituadas como modelos matemáticos e computacionais baseados no sistema nervoso biológico e, por isso, suporta a capacidade de aprendizado, que é possível graças aos conjuntos de unidades de processamento de dados conhecidos como neurônio artificiais, os quais se situam interligados entre si [21].

O neurônio artificial é o componente mais básico de uma rede neural artificial e foi inspirado no neurônio biológico, que coleta os estímulos do ambiente ou de outros neurônios com a ajuda de suas finas extensões, os dendritos. O neurônio artificial abstrai essas características e funcionalidades. Portanto, uma coleção de estímulos externos é mapeada para o neurônio artificial em forma de valores de entrada. As funcionalidades do corpo celular biológico são emuladas no artificial pelo uso de pesos, onde esses pesos e seus conjuntos desempenham papéis distintos e, quando processados, emitem saídas que são respostas para problemas complexos relacionados a classificação, agrupamento e regressão de dados, por exemplo. Um melhor entendimento da definição matemática e computacional sobre esses neurônios artificiais pode ser obtida conforme a Figura 2.

Dentre as principais características das redes neurais artificiais, existem àquelas que merecem destaque, como: adaptabilidade por experiência, capacidade de aprender

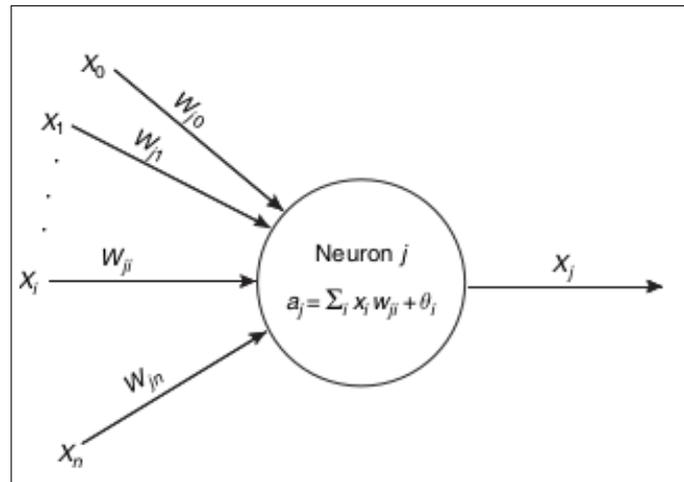


Figura 2 – Especificação de um neurônio artificial.

Fonte: S. Lek and Y. Park [22]

e inferir, generalização, organização de dados, tolerância as falhas e o armazenamento distribuído [21]. Cada uma dessas características é descrita, como segue:

- **Adaptação por experiência:** os ajustes de parâmetros internos das redes neurais são a partir de exemplos que estão relacionados aos comportamentos do processo;
- **Capacidade de aprendizado:** graças a fase de treinamento de dados, a rede neural consegue extrair padrões do relacionamento existente entre as variáveis capazes de introduzir a análise, descrição e definição de algum domínio de aplicação real;
- **Habilidade de generalização:** após a realização da fase de treinamento de redes neurais, essas redes neurais são capazes de generalizar o conhecimento adquirido;
- **Organização de dados:** a realização de organização interna das redes neurais está relacionada a possibilidade de agrupar padrões que apresentam particularidades;
- **Tolerância a falhas:** as rede neurais artificiais são tolerantes as falhas quando há algum rompimento ou ruído sobre a estrutura interna dessa mesma rede neural.
- **Armazenamento distribuído:** o conhecimento relacionado aos comportamentos de processos dentro de uma arquitetura neural é realizada de forma distribuída entre as diversas sinapses que se encontram entre os diversos neurônios artificiais.

A maleabilidade e capacidade de adaptação das redes neurais artificiais resulta a aplicação das redes neurais em diversos sistemas inteligentes que se dedicam a atuar em diversas atividades, como para avaliação e processamento de imagens, classificação de padrões, reconhecimento facial, previsão de ações e diagnósticos [21].

2.3.1 Perceptron

Perceptron é a mais simples rede neural artificial, uma vez que não possui camada escondida, sendo criada há mais de meio século. Esse modelo de rede neural artificial é treinado para aprender padrões linearmente separáveis, portanto não pode ser treinado para reconhecer padrões de domínios de aplicações contendo múltiplas classes [23]. Esse reconhecimento de padrões de múltiplas classes é realizado de forma eficaz através, por exemplo, de uma rede neural *feed-forward* com duas ou mais camadas escondidas [24].

Uma rede neural do tipo *perceptron* é composta por sete componentes, os quais são descritos por sinal de entrada, pesos, agregador linear, *bias*, potencial de ativação e função de ativação; os sinais de saída são os últimos componentes dessas redes neurais conhecidas como *perceptron*. Cada um desses componentes é minuciosamente descrito:

- **Sinal de entrada:** são considerados a camada de entrada de dados de uma rede neural artificial, onde valores são entregues aos neurônios para serem processados posteriormente. Esses sinais podem ser representados por uma matriz do tipo:

$$X = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_n] \quad (1)$$

- **Pesos:** são valores de dados a serem multiplicados por entradas respectivas aos pesos, com a finalidade de se quantificar a relevância da entrada para a saída. Os pesos podem, como os sinais de entrada, ser descritos por uma do matriz do tipo:

$$W = [w_1, w_2, w_3, w_4, w_n] \quad (2)$$

- **Agregador linear:** é definido como sendo o somatório, ou agregador, do produto entre os sinais de entrada e os seus respectivos valores de pesos. Esse agregador linear produz um potencial de ativação e é estabelecido por uma operação do tipo:

$$\sum_{i=1}^n w_i * x_i \quad (3)$$

- **Bias Θ :** é um valor capaz de determinar um grau significativo para que o resultado da operação realizada no agregador linear possa produzir o potencial de ativação.
- **Potencial de ativação:** é também conhecido como limiar de ativação, e é o designa o resultado obtido a partir da diferença entre o agregador linear e o *bias*. Se essa operação resultar em um valor positivo, um potencial excitatório é produzido. Se o resultado produzir um valor negativo, um potencial inibitório é produzido. O potencial de ativação é reproduzido por uma operação matemática do tipo abaixo:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i * x_i - \Theta \quad (4)$$

- **Função de ativação:** é um método matemático ($g(u)$) onde o seu objetivo é limitar a saída em uma variação de valores que inferem se o resultado é positivo ou não.
- **Sinal de saída:** são valores gerados pelos neurônios, através de modelos do tipo:

$$y = g\left(\sum_{i=1}^n w_i * x_i - \Theta\right) [13] \quad (5)$$

2.3.2 Multilayer Perceptron

É frequentemente dito que o *perceptron* é empregado em classificações de valores linearmente separáveis. Porém, em algum momento, poderão haver cenários em que será necessário trabalhar com classificação de valores não linearmente separáveis, e é nesse cenário que surge o *multilayer perceptron*.

Multilayer perceptron é formada por uma camada intermediária. Devido a esse fato, pode-se perceber que essa estrutura detém em sua menor configuração duas camadas de neurônios, os quais são a camada escondida e a de saída [21]. Essa topologia pode ser representada em conformidade com a Figura 3.

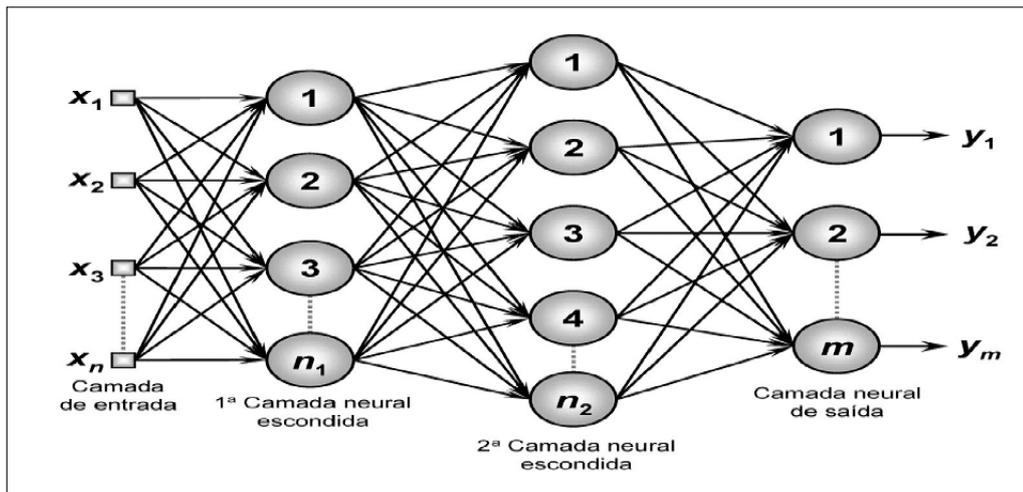


Figura 3 – *Multilayer perceptron*.

Fonte: I. da Silva, D. Spatti and R. Flauzino [21]

Se percebe que cada uma das entradas $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ é direcionada para a camada de saída. É possível perceber também que cada saída de um dos neurônios da primeira camada será a entrada dos neurônios da segunda camada e, por conseguinte a saída dos neurônios da segunda camada são entradas da camada de saída.

Dessa maneira, a disseminação dos sinais de entrada, é sempre executada da camada de entrada para a camada de saída. Em contraste com um *perceptron* simples para além das camadas intermediárias, nota-se que a camada de saída pode possuir de 1 a n neurônios, cada um segundo suas respectivas saídas [21].

2.3.3 Backpropagation

O *multilayer perceptron* usa o *backpropagation*, que ajusta repetidamente os valores de peso e limite para minimizar a diferença entre a saída desejada e a saída obtida, e essas atividades são realizadas em duas fases, como apresentado na Figura 4.

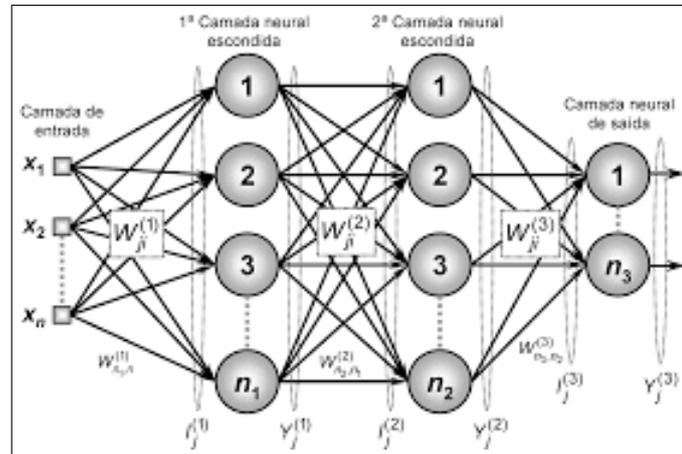


Figura 4 – Atuação do algoritmo *backpropagation*.

Fonte: I. da Silva, D. Spatti and R. Flauzino [21]

A primeira fase é chamada **propagação adiante** ou *forward*, e consiste em inserir uma coleção de amostras nos sinais de entrada, para que sejam disseminados para as camadas seguintes até que cheguem na camada de saída, conforme a figura 4. Após os resultados serem obtidos na camada de saída, eles são comparados com os resultados aguardados, possibilitando perceber o aprendizado supervisionado.

Em seguida, na fase **propagação reversa** ou *backward* [21], os ajustes de pesos e limites dos neurônios são ajustados a medida que esta etapa avança. Vale ressaltar que o algoritmo *backpropagation* desempenha as seguintes tarefas [22].

- Randomiza os pesos para valores randômicos menores;
- Seleciona uma instância t , um par de padrões de entrada e saída, do treinamento;
- Aplica o vetor de entrada de rede à rede;
- Calcula o vetor de saída da rede z ;
- Calcula os erros para cada uma das saídas k ;
- Calcula as atualizações necessárias para os pesos, de forma minimizar o erro;

Todo esse processo constitui uma iteração, assim, os passos são repetidos diversas vezes, enquanto o algoritmo entender que é necessário, com o objetivo de otimizar e refinar a saída esperada.

3 Trabalho Proposto

Como dito nos capítulos anteriores, o presente trabalho propõe uma abordagem centrada nas redes neurais artificiais capaz de gerenciar a complexidade de realizar, de forma automática o reconhecimento facial a ser aplicado no Tribunal Regional Eleitoral do estado do Amapá. Aqui, a metodologia dessa referida abordagem será apresentada.

3.1 Introdução

A metodologia de uma abordagem descreve processos e artefatos produzidos por um conceito que se deseja descrever. A metodologia da abordagem aqui proposta é descrita por um processo composto por cinco atividades, e cada uma dessas atividades é responsável por produzir artefatos, que são entradas para atividades seguintes. Essa metodologia é então introdutoriamente apresentada e especificada conforme a Figura 5.

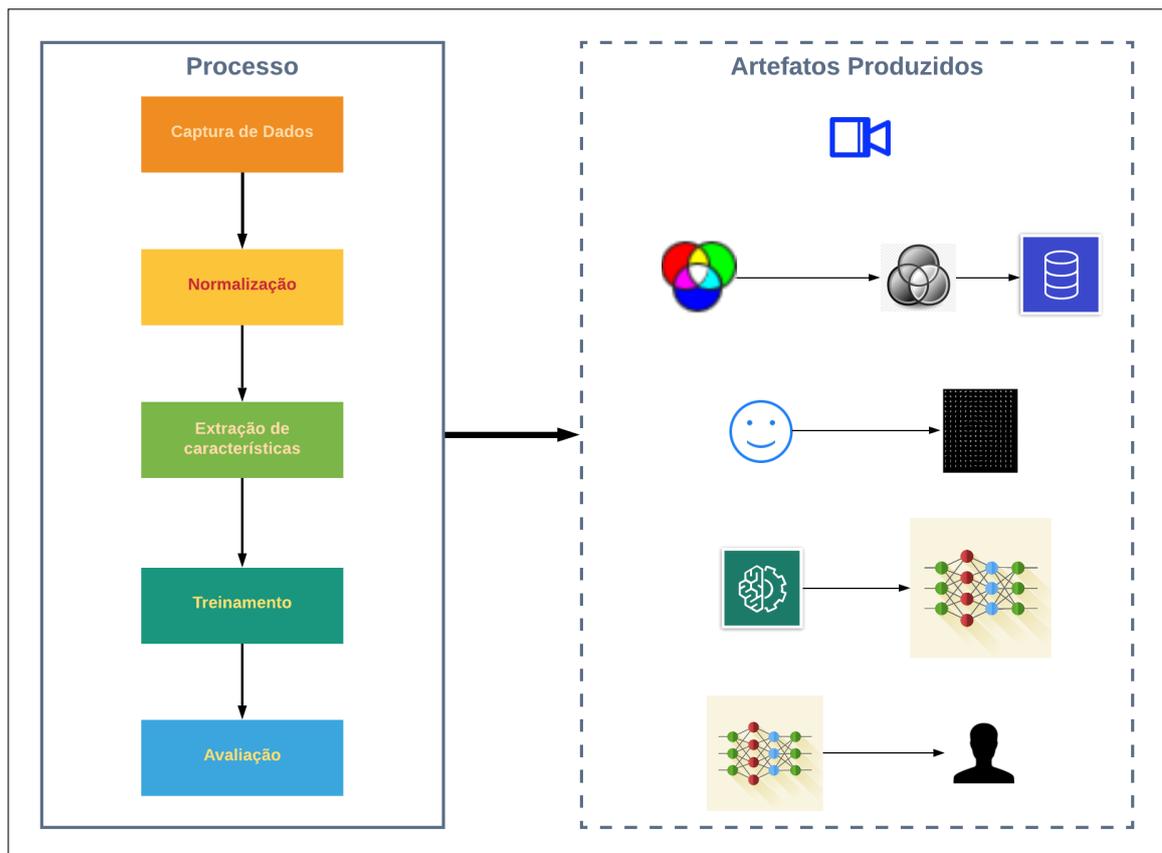


Figura 5 – Metodologia.

Analisando a metodologia proposta, é possível observar a figura de um processo composto por cinco atividades, como a captura de dados, a normalização, a extração de características, o treinamento e avaliação. Essas atividades serão descritas, como segue.

3.2 Captura de dados

A captura de dados foi a atividade introdutória do processo de reconhecimento facial, pois foi nessa atividade que as amostras foram utilizadas para treinar o modelo de reconhecimento de padrões. Como a figura 6 apresenta, essa atividade de captura de dados é composta e formada por três subetapas: a escolha da câmera para a coleta de amostrar, a preparação do ambiente de captura e a coleta das amostras. Cada uma dessas subetapas da captura de dados é brevemente descrita nas subseções por conseguintes.

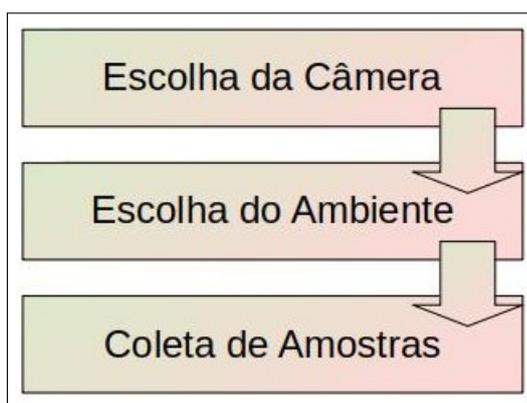


Figura 6 – Captura de dados.

3.2.1 Escolha de Câmera

A captura de dados se iniciou com a escolha da câmera. No trabalho proposto o critério utilizado para essa escolha se baseou na configuração do equipamento. Nesse contexto, foi estabelecido que a câmera deve possuir alta definição total com resolução igual ou superior a 1080 *pixels* para vídeo e 15 *megapixels* para imagens. Esse critério foi importante, pois possibilitou capturar imagens em alta resolução, reduzindo os ruídos das imagens; o equipamento utilizado no presente pesquisa é apresentado na figura 7.



Figura 7 – Captura de dados.

3.2.2 Escolha do Ambiente

Como dito, escolher um ambiente adequado para a captura de dados foi essencial para as etapas subsequentes dessa metodologia, dado que um ambiente com excelentes condições de iluminação possibilita um rosto iluminado e, portanto, mais características de uma face são reveladas. O ambiente empregado no trabalho proposto foi uma sala com iluminação e pintura das paredes em branco, que colaboram para um incremento na iluminação. É importante ressaltar que esse é o padrão de todas as salas na instituição.

3.2.3 Coleta das Amostras

Nessa subetapa um conjunto de dez amostras foram coletadas e etiquetadas a fim de que fossem devidamente identificadas. Cada etiqueta seguiu padrão contendo o nome do indivíduo, um número de identificação e um número da amostra. Esse número da amostra foi gerado sequencialmente de forma automática a medida em que a coleta era executada pelo algoritmo. Em cada amostra coletada, uma pose foi capturada. Essa pose obedeceu uma sequência: olhando para frente, para os lados direito e esquerdo, e finalmente para cima e para baixo. Algumas de amostras são apresentadas na figura 8.



Figura 8 – Captura de dados.

3.3 Normalização

Essa etapa consistiu em padronizar todas as amostras coletadas para que tenham igual formato na escala de cores, mesmo tamanho e, se necessário, mesma rotação. Para tanto, foram aplicadas a conversão de escala de cores e a normalização de tamanho, que são apresentadas na figura 9 e minuciosamente descritas nas subseções seguintes.

3.3.1 Conversão da Escala de Cores

Aqui se inicia a etapa de conversão da escala de cores. Inicialmente, as amostras de imagens estão coloridas. Entretanto, para que as etapas seguintes desse processo fossem bem executadas, foi necessária a conversão dessas amostras para escala de cinza; essa conversão foi realizada automaticamente pelo algoritmo de captura de dados.

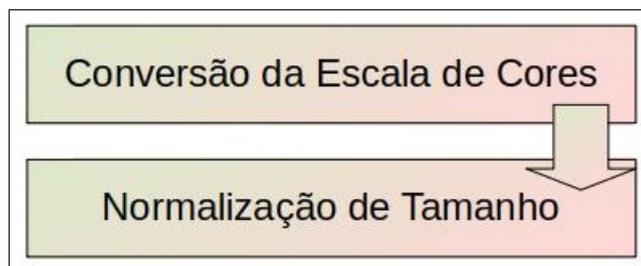


Figura 9 – Normalizações aplicadas.

3.3.2 Normalização de Tamanho

Após a conversão de cores, a normalização de tamanho foi a responsável pela conversão da amostra de imagens para um tamanho de $220px \times 220px$. Posteriormente a essa conversão a amostra de imagens foi armazenada.

O armazenamento das amostras poderia ser feito de muitas maneiras, como em banco de dados relacional, repositório de imagens, *storage* de arquivos e etc. Entretanto o modo de armazenamento escolhido foi o repositório de imagens, devido ser simples estruturalmente. Outro fator que contribuiu para essa escolha foi o fato de que quando as atividades que requerem a leitura das amostras é realizada, o algoritmo responsável por essa atividade apenas necessita iterar sobre o caminho de localização do diretório.

3.4 Extração de Características

A extração de características foi a terceira etapa da metodologia proposta e é a mais importante tarefa de todo o processo de reconhecimento facial. Essa tarefa, como o próprio nome sugere, extrai tanto quanto possível todas características faciais que são responsáveis por distinguir um indivíduo de outro. No presente trabalho, o algoritmo utilizado para extrair características é conhecido como *Histogram of Oriented Gradient*, pois foi o que melhor obteve resultado mediante ao ambiente avaliado.

Neste trabalho, o HOG é implementado usando duas bibliotecas, quais sejam, o **OpenCV** [25] e o **ScikitImage** [26], a tarefa principal fica com o ScikitImage, porém a biblioteca OpenCV desempenha um papel fundamental manipulando a imagem até que esteja nos parâmetros adequados para ser submetido ao extrator.

A etapa de extração das características começa com um processo iterativo pelo diretório de amostras que visa separar em dois *arrays* distintos chamados *labels* para as etiquetas das amostras e *data* para o conteúdo das mesmas. Após isso, então é iniciada a preparação das amostras. A preparação das amostras funciona como uma normalização local afim de que as amostra já normalizadas se normalizem novamente. Porém, dessa vez, ocorre uma preparação das amostras para serem submetidas ao extrator, nesse caso os valores inseridos no array *data* mencionado na subetapa anterior. Nessa preparação

de amostras, os contornos das faces são encontrados, mantendo o máximo de contornos da área da imagem; além disso, um novo redimensionamento é realizado.

Após a preparação das amostras, o histograma de gradientes orientados é então extraído, sendo que os parâmetros mais importantes para o extrator são definidos pela orientação, o número pixels por célula e de células por bloco. Esses valores para esses parâmetros foram respectivamente 9, (10,10) e (2,2), valendo ressaltar que esses valores são resultados de uma sequência de testes onde os mesmos foram ajustados até que se chegasse em um resultado apropriado.

3.5 Treinamento

O treinamento do modelo proporcionou tornar com que o reconhecedor facial aprendesse pelas técnicas de aprendizado de máquina, todas as características e nomes de amostras, para que se pudesse realizar o reconhecimento facial. A rede neural artificial *Multilayer Perceptron* foi utilizada como técnica de classificação, implementada com o uso da biblioteca *Scikit-Learn* [27], modelada com 100 (cem) camadas escondidas, levando em consideração o número de acerto nos testes. A função de ativação utilizada foi a função logística, que aumentou o acerto desse modelo.

Durante a condução dos testes foi utilizado a proporção 70:30 (setenta amostras para treino e trinta para testes), cuja configuração dessa proporção permitiu um treinamento mais eficaz tendo em conta que outras proporções como 50:50, 60:40 e outros não entregaram melhores resultados de treinamento e teste.

3.6 Avaliação

A avaliação culminou a última fase da metodologia de reconhecimento facial, e foi nessa atividade em foi medida a eficácia do modelo de aprendizado utilizado para o reconhecimento facial.

Para realizar a avaliação do modelo de reconhecimento facial, a metodologia que aqui foi proposta foi submetida a testes reais. Esses testes objetivaram medir o quão a referida metodologia conseguiu reconhecer faces de pessoas previamente cadastradas em uma base de dados. Dessa forma, essa avaliação foi capaz de medir valores, como: número de reconhecimentos faciais assertivos e negativos. Vale ressaltar que o número de reconhecimentos faciais assertivos corresponde ao número de vezes em que o modelo conseguiu realizar o reconhecimento facial; já o reconhecimento facial negativo contou o número de vezes em que o modelo proposto não foi capaz de reconhecer o rosto de pessoas previamente cadastradas em uma base de dados.

A metodologia proposta se desenvolveu no cenário que está inserido dentro do ambiente controlado definido na primeira atividade do processo. Assim, o cenário em que se passa o processo de reconhecimento facial é definido da seguinte maneira: Levando em conta o cenário descrito na problemática desse trabalho, uma vez que o indivíduo está no hall para fazer o apontamento eletrônico, o mesmo deverá se dirigir ao computador que ali está localizado e então, olhando para a câmera que está posicionada acima do computador na altura dos olhos, o indivíduo irá apertar a tecla "q" do computador, a partir disso, a câmera é acionada e a amostra é coletada para que o processo de reconhecimento facial siga o curso determinado pelos cinco processos descritos, culminado no resultado final que é o reconhecimento do indivíduo e o apontamento da entrada ou saída do mesmo. Finalmente, os resultados da avaliação, e a discussão desses resultados, serão realizadas no próximo capítulo.

4 Resultados e Discussão

Neste capítulo serão discutidos os resultados que foram obtidos na aplicação da metodologia proposta em um ambiente de teste. Os resultados avaliados foram divididos em dois comportamentos: funcional e dinâmico, apresentados, como segue:

4.1 Resultados do Comportamento Funcional

O comportamento funcional foi a primeira versão desenvolvida para a abordagem de reconhecimento facial proposta. O propósito desse comportamento é testar manualmente o desempenho de cada etapa envolvida no reconhecimento facial. Nessa versão todos os testes relacionados a extração de características, treinamento e avaliação foram realizados, sempre com um conjunto de cinco amostras a serem identificadas (classificadas) previamente coletadas e inseridas no diretório de amostras para identificação e, por tanto, seu comportamento será sempre de identificar as mesmas amostras, desse modo, esse comportamento está longe de ser aquele que realmente foi implementado no órgão público pois, seu comportamento é mecânico e requer inserções manuais de amostras. Ainda assim, esse comportamento funcional serviu para por à prova toda a arquitetura desenvolvida, avaliando os parâmetros de cada etapa do processo para que no momento em que os resultados obtidos nessa etapa estivessem satisfatórios, o comportamento dinâmico pudesse ser implementado e avaliado.

Um exemplo da relevância desse comportamento está na comparação feita abaixo entre resultados obtidos quando da utilização das funções de ativação **relu** e **logística**, foi testando manualmente que se percebeu que ambas funções apresentaram uma mudança significativa de uma para outra com relação a precisão de reconhecimento.

Olhando para a tabela 1 abaixo, pode-se perceber que 23 (vinte e três) pessoas participaram dos testes conduzidos nesse trabalho e, ao fazer uso da função de ativação **relu** na rede neural **mlp**, dois indivíduos tiveram uma de suas amostras reconhecidas erroneamente, esse comportamento se mostrou persistente, porém afetando indivíduos e amostras aleatórias. Isso significa que cerca de 8% (oito por cento) das amostras não estão sendo devidamente reconhecidas ou, em outras palavras, o algoritmo de reconhecimento facial desenvolvido nessa etapa possui uma acurácia de 92% (noventa e dois por cento).

Tendo em mente que a performance resultante até o momento estava longe do ideal, mudanças na configuração do algoritmo **mlp** se mostraram necessárias, por tanto a função de ativação foi substituída de **relu** para **logística**. Abaixo, na tabela 2, percebe-se um aumento significativo na performance do algoritmo e, por tanto, ao trocar

aquela função por essa, 100% (cem por cento) das amostras foram reconhecidas.

	Amostra 1	Amostra 2	amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
Indivíduo 1	x	x	x	x	x
Indivíduo 2	0	x	x	x	x
Indivíduo 3	x	x	x	x	x
Indivíduo 4	x	x	x	x	x
Indivíduo 5	x	x	x	x	x
Indivíduo 6	x	x	x	x	x
Indivíduo 7	x	x	x	x	x
Indivíduo 8	x	x	x	x	x
Indivíduo 9	x	x	x	x	0
Indivíduo 10	x	x	x	x	x
Indivíduo 11	x	x	x	x	x
Indivíduo 12	x	x	x	x	x
Indivíduo 13	x	x	x	x	x
Indivíduo 14	x	x	x	x	x
Indivíduo 15	x	x	x	x	x
Indivíduo 16	x	x	x	x	x
Indivíduo 17	x	x	x	x	x
Indivíduo 18	x	x	x	x	x
Indivíduo 19	x	x	x	x	x
Indivíduo 20	x	x	x	x	x
Indivíduo 21	x	x	x	x	x
Indivíduo 22	x	x	x	x	x
Indivíduo 23	x	x	x	x	x

Tabela 1 – Acertos e erros das amostras por indivíduo utilizando a função relu.

	Amostra 1	Amostra 2	amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
Indivíduo 1	x	x	x	x	x
Indivíduo 2	x	x	x	x	x
Indivíduo 3	x	x	x	x	x
Indivíduo 4	x	x	x	x	x
Indivíduo 5	x	x	x	x	x
Indivíduo 6	x	x	x	x	x
Indivíduo 7	x	x	x	x	x
Indivíduo 8	x	x	x	x	x
Indivíduo 9	x	x	x	x	x
Indivíduo 10	x	x	x	x	x
Indivíduo 11	x	x	x	x	x
Indivíduo 12	x	x	x	x	x
Indivíduo 13	x	x	x	x	x
Indivíduo 14	x	x	x	x	x
Indivíduo 15	x	x	x	x	x
Indivíduo 16	x	x	x	x	x
Indivíduo 17	x	x	x	x	x
Indivíduo 18	x	x	x	x	x
Indivíduo 19	x	x	x	x	x
Indivíduo 20	x	x	x	x	x
Indivíduo 21	x	x	x	x	x
Indivíduo 22	x	x	x	x	x
Indivíduo 23	x	x	x	x	x

Tabela 2 – Acertos e erros das amostras por indivíduo utilizando a função logística.

4.2 Resultados do Comportamento Dinâmico

O comportamento dinâmico aqui apresentado nada mais é do que a versão evoluída e polida do algoritmo de reconhecimento facial, contendo cada etapa do processo ocorrendo de forma automatizada, encontrando-se assim em um estado ideal de performance, pronto para ser inserido no ambiente de produção alvo desse trabalho.

O que difere o comportamento dinâmico do funcional é a etapa de avaliação do processo de reconhecimento facial. Conforme mencionado na seção anterior, no comportamento funcional as amostras a serem submetidas ao reconhecimento já haviam sido coletadas e pré-inseridas no diretório de amostras a ser reconhecido, tendo cada etapa ocorrendo manualmente, já no comportamento dinâmico, uma vez que a coleta da amostra tenha ocorrido, essa será normalizada e enviada ao diretório de amostras a ser reconhecido automaticamente, obtendo assim o resultado naquele mesmo momento.

Conforme a observação da tabela 3 abaixo, percebe-se uma performance similar ao do comportamento funcional apresentado na tabela 2, assim, das cinco vezes em que os indivíduos se submeteram ao reconhecimento facial, suas amostras foram devidamente reconhecidas. Faz-se necessário atentar mais uma vez para a questão do

ambiente controlado com relação ao posicionamento da face no momento da captura da imagem, isso porque mesmo com um desempenho tão satisfatório, se a face não estiver posicionada conforme o padrão estabelecido e conforme suas amostras para o treinamento do modelo de aprendizado foram coletadas, o indivíduo provavelmente não será reconhecido, a exemplo da figura 10, por isso, é necessário que a câmera esteja posicionada de tal maneira que, quem quer que se apresente ao reconhecimento facial, se posicione naturalmente de forma adequada.

	Amostra 1	Amostra 2	amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
Indivíduo 1	x	x	x	x	x
Indivíduo 2	x	x	x	x	x
Indivíduo 3	x	x	x	x	x
Indivíduo 4	x	x	x	x	x
Indivíduo 5	x	x	x	x	x
Indivíduo 6	x	x	x	x	x
Indivíduo 7	x	x	x	x	x
Indivíduo 8	x	x	x	x	x
Indivíduo 9	x	x	x	x	x
Indivíduo 10	x	x	x	x	x
Indivíduo 11	x	x	x	x	x
Indivíduo 12	x	x	x	x	x
Indivíduo 13	x	x	x	x	x
Indivíduo 14	x	x	x	x	x
Indivíduo 15	x	x	x	x	x
Indivíduo 16	x	x	x	x	x
Indivíduo 17	x	x	x	x	x
Indivíduo 18	x	x	x	x	x
Indivíduo 19	x	x	x	x	x
Indivíduo 20	x	x	x	x	x
Indivíduo 21	x	x	x	x	x
Indivíduo 22	x	x	x	x	x
Indivíduo 23	x	x	x	x	x

Tabela 3 – Acertos e erros das amostras por indivíduo utilizando o reconhecimento facial com comportamento dinâmico.

Mesmo com resultados 100% (cem por cento) favoráveis, um importante questionamento que se faz é se os resultados obtidos estão enviesados, desse modo, é importante pontuar que mesmo que o conjunto de amostras trabalhado seja pequeno, o motivo de tais resultados se encontram baseados na obra de L.Introna e H.Nissenbaum [6] que em seu trabalho revelam que o reconhecimento facial se provou eficaz em populações pequenas sob um ambiente controlado. Assim, considerando o que os pesquisadores relataram, nota-se que cada aspecto do ambiente controlado tais como iluminação, posicionamento e etc, além da população envolvida, junto com o conjunto de amostras coletado colaboraram para os resultados aqui apresentados.



Figura 10 – Exemplo de amostra mal reconhecida devido ao posicionamento errático da face.

5 Conclusões

O presente trabalho propôs uma abordagem de reconhecimento facial baseada em redes neurais artificiais, aplicada Tribunal Regional Eleitoral do Amapá. Ao longo do desenvolvimento dessa abordagem, diversas atividades foram realizadas, passando desde o levantamento dos objetivos até o desenvolvimento do protótipo final.

Ao executar os testes no ambiente controlado especificado, verificou-se que o reconhecimento facial obteve um comportamento satisfatório, entregando 100% de acertos quando as amostras coletadas foram submetidas ao reconhecimento.

No decorrer da implementação das atividades propostas algumas dificuldades foram encontradas: a principal envolvia recursos humanos. Ainda existe discussões das políticas de proteção a privacidade pessoal em relação aos sistemas que utilizam a face como método de identificação, e por tanto, muitas pessoas ainda não se sentem confortáveis com esse tipo de tecnologia [28]. Analogamente, muitos servidores não se sentiram confortáveis para participar do estudo, mesmo sendo empregado internamente pela instituição e diante de todas as garantidas de segurança garantidas pelo pesquisa.

Como trabalhos futuros é possível implementar aprimoramentos na técnica de extração de características utilizando métodos de extração tridimensionais [29, 30, 31] para diminuir as possibilidades de fraude de identidade e inconsistências no momento da extração das características faciais. Outro aprimoramento possível é a implementação de um método biométrico multimodal, capaz de reconhecer qualquer dissimulação ao utilizarem mais de um traço biométrico: combinação de reconhecimento facial e da íris.

Dada à importância do assunto não só para o estudo da biometria, mas também para o órgão público que o possibilitou, torna-se necessário o desenvolvimento de formas de reconhecimento ou autenticação mais eficazes, seguras e modernas. Podendo economizar não só no lado financeiro, bem como também no lado técnico e prático.

Nesse sentido, a utilização de recursos digitais como o reconhecimento facial permitem um controle de fluxo de pessoas mais acurado aliado a uma menor taxa de erro de identificação.

Referências

- [1] F. Tsalakanidou and S. Malassiotis, "Application and evaluation of a 2d+3d face authentication system," in *2007 3DTV Conference*, pp. 1–4, May 2007.
- [2] S. R. Benedict and J. S. Kumar, "Geometric shaped facial feature extraction for face recognition," in *2016 IEEE International Conference on Advances in Computer Applications (ICACA)*, pp. 275–278, Oct 2016.
- [3] B.-G. Park, K.-M. Lee, and S.-U. Lee, "Face recognition using face-arg matching," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, pp. 1982–1988, Dec 2005.
- [4] J. Malhotra and N. Raina, "Biometric face recognition and issues," in *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, pp. 1239–1241, March 2015.
- [5] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, pp. 4–20, Jan 2004.
- [6] L. Introna and H. Nissenbaum, "Facial recognition technology a survey of policy and implementation issues," workingpaper, The Department of Organisation, Work and Technology, 2010.
- [7] P. Wasnik, K. B. Raja, R. Ramachandra, and C. Busch, "Assessing face image quality for smartphone based face recognition system," in *2017 5th International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)*, pp. 1–6, April 2017.
- [8] J. Galbally, S. Marcel, and J. Fierrez, "Image quality assessment for fake biometric detection: Application to iris, fingerprint, and face recognition," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, pp. 710–724, Feb 2014.
- [9] A. Nabatchian, E. Abdel-Raheem, and M. Ahmadi, "An efficient method for face recognition under illumination variations," in *2010 International Conference on High Performance Computing Simulation*, pp. 432–435, June 2010.
- [10] "Spectacles to spoof facial recognition systems," *Biometric Technology Today*, vol. 2017, no. 1, p. 2, 2017.
- [11] H. Aronowitz, M. Li, O. Toledo-Ronen, S. Harary, A. Geva, S. Ben-David, A. Rendel, R. Hoory, N. Ratha, S. Pankanti, and D. Nahamoo, "Multi-modal biometrics for

- mobile authentication,” in *IEEE International Joint Conference on Biometrics*, pp. 1–8, Sep. 2014.
- [12] M. Diviya and S. Mishra, “A novel approach for detecting facial image spoofing using local ternary pattern,” in *2016 Second International Conference on Science Technology Engineering and Management (ICONSTEM)*, pp. 61–66, March 2016.
- [13] A. Tyagi, P. B. Singh, V. S. Yadav, S. K. Singh, and A. Tiwari, “Security role of biometrics in electronic transactions,” in *2012 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*, pp. 1–3, Dec 2012.
- [14] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” in *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, vol. 1, pp. I–I, Dec 2001.
- [15] Yanfeng Zhang and Peikun He, “A revised adaboost algorithm: Fm-adaboost,” in *2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010)*, vol. 11, pp. V11–277–V11–281, Oct 2010.
- [16] P. R. Police Patil, P. R., and S. S., “A general approach on facial feature extraction and face attributes,” in *2018 3rd International Conference on Computational Systems and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS)*, pp. 151–155, Dec 2018.
- [17] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05)*, vol. 1, pp. 886–893 vol. 1, June 2005.
- [18] E. P. Wibowo, S. A. Harseno, and R. K. Harahap, “Feature extraction using histogram of oriented gradient and hu invariant moment for face recognition,” in *2018 Third International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, pp. 1–5, Oct 2018.
- [19] H. Amakdouf, M. E. Mallahi, A. Zouhri, A. Tahiri, and H. Qjidaa, “Classification and recognition of 3d image of charlier moments using a multilayer perceptron architecture,” *Procedia Computer Science*, vol. 127, pp. 226 – 235, 2018. PROCEEDINGS OF THE FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT COMPUTING IN DATA SCIENCES, ICDS2017.
- [20] H. Boughrara, M. Chtourou, C. Ben Amar, and L. Chen, “Mlp neural network using modified constructive training algorithm: Application to face recognition,” in *International Image Processing, Applications and Systems Conference*, pp. 1–6, Nov 2014.
- [21] I. DA SILVA, D. SPATTI, and R. FLAUZINO, *REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS PARA ENGENHARIA E: CIENCIAS APLICADAS - CURSO PRATICO*. ARTLIBER.

- [22] S. Lek and Y. Park, "Artificial neural networks," in *Encyclopedia of Ecology* (S. E. Jørgensen and B. D. Fath, eds.), pp. 237 – 245, Oxford: Academic Press, 2008.
- [23] J. Singh and R. Banerjee, "A study on single and multi-layer perceptron neural network," in *2019 3rd International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, pp. 35–40, March 2019.
- [24] F. Recknagel, "Ecological informatics: Overview," in *Encyclopedia of Ecology* (S. E. Jørgensen and B. D. Fath, eds.), pp. 1041 – 1058, Oxford: Academic Press, 2008.
- [25] G. Bradski, "The OpenCV Library," *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000.
- [26] S. van der Walt, J. L. Schönberger, J. Nunez-Iglesias, F. Boulogne, J. D. Warner, N. Yager, E. Gouillart, T. Yu, and the scikit-image contributors, "scikit-image: image processing in Python," *PeerJ*, vol. 2, p. e453, 6 2014.
- [27] L. Buitinck, G. Louppe, M. Blondel, F. Pedregosa, A. Mueller, O. Grisel, V. Niculae, P. Prettenhofer, A. Gramfort, J. Grobler, R. Layton, J. VanderPlas, A. Joly, B. Holt, and G. Varoquaux, "API design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project," in *ECML PKDD Workshop: Languages for Data Mining and Machine Learning*, pp. 108–122, 2013.
- [28] J. Wickes, "Facial recognition: designing 21st century rules," *Biometric Technology Today*, vol. 2018, no. 10, pp. 7 – 10, 2018.
- [29] J. Wu, R. Tse, and L. G. Shapiro, "Automated face extraction and normalization of 3d mesh data," in *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 750–753, 2014.
- [30] J. Luo, F. Hu, and R. Wang, "3d face recognition based on deep learning," in *2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pp. 1576–1581, 2019.
- [31] D. Banerjee and K. Yu, "3d face authentication software test automation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 46546–46558, 2020.