UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE DEE - DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA CURSO BACHAREL EM ENGENHARIA ELÉTRICA

PEDRO IVO ARAGÃO GUIMARÃES

RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO PALMAR SEM TOQUE

RELATÓRIO DE ESTÁGIO INTEGRADO

CAMPINA GRANDE 2021

PEDRO IVO ARAGÃO GUIMARÃES

RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO PALMAR SEM TOQUE

Relatório de Estágio integrado apresentado ao Curso bacharel em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharelado.

Orientador: Dr. Rafael Bezerra Correia Lima

Universidade Federal de Campina Grande

Este trabalho tem uma dedicatória especial ao meu grande amigo Rodolpho Luiz Barros de Medeiros que descansou nos braços de Deus durante a realização deste trabalho, mas sei que de onde estiver, estará feliz pela minha conquista. E aos meus pais Sérgio Guimarães e Margareth Ribeiro Aragão e a minha irmã Milena Aragão que sempre me apoiaram e não mediram esforços para eu chegar até aqui. Amo todos vocês!

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à Deus, sem ele nada seria possível. Agradecimento especial à todos os professores do DEE pelo compartilhamento do conhecimento científico, moral e ético. A Universidade Federal de Campina Grande responsável pela infraestrutura e qualidade de todos os profissionais que contribuíram para a minha longa jornada. Ao SENAI por abrir as portas técnicas que despertou o interesse pela área do conhecimento. Aos meus colegadas de curso, que coletivamente compartilharam conhecimentos e tornou cada etapa mais fácil. Minha namorada Me. Rayanne Izabel Maciel que me apoiou em todos os momentos, nas alegrias e nas tristeza durante esta caminhada e devo grande parte dessa conquista a ela. Meus colegas de trabalho da Vsoft: Rogério Lucas Marinho da Silva, Rafael Marques, Kleber Guimarães, Sandoval Neto, Dra. Anna Medeiros, Dr. João Janduy pelo compartilhamento diário de conceitos relevantes para o tema, que tornou tudo mais fácil, em especial ao Me. Guilherme Monteiro Gadelha pelas sugestões e correções deste trabalho, por fim, não menos importante, o professor Dr. Rafael Bezerra que me despertou o interesse pela pesquisa e esteve sempre solícito a contribuir de forma grandiosa com a realização deste trabalho

Não creio que haja uma emoção mais intensa para um inventor do que ver suas criações funcionando. Essas emoções fazem você esquecer de comer, de dormir, de tudo. (TESLA, Nikola).

RESUMO

A biometria consiste em um mecanismo de autenticação de indivíduos de acordo com suas características biológicas, configurando uma maneira confiável de identificação. Dentre as várias modalidades de reconhecimento biométrico, a impressão palmar sem toque constitui uma tecnologia segura, higiênica e confortável para o usuário. Despertando, na atualidade, bastante interesse em pesquisas pela comunidade científica no tema. O estágio foi realizado em um setor de pesquisa da Vsoft, que busca a melhoria das tecnologias na área de reconhecimento biométrico palmar sem toque, a partir da construção de um modelo utilizando aprendizagem profunda (deep learning). A metodologia consiste em fazer um pré-processamento e extrair regiões de interesses (ROI'S) da palma da mão e determinar por meio de uma métrica se pertencem a mesma pessoa ou não. Por fim, os resultados de um experimento em uma base de dados serão explanados.

Palavras-chave: Biometria, Impressão Palmar sem toque, Aprendizado Profundo

ABSTRACT

Biometrics consists of a recognized mechanism according to their biological characteristics, configuring a reliable way of identification. Among the various types of biometric recognition, touchless palmprint is a safe, hygienic, and user-friendly technology. Arousing, currently, a lot of interest in research by the scientific community on the subject. The internship was held in a research department at Vsoft, which seeks to improve technologies in the area of palm biometric recognition without touch, from the construction of a model using deep learning. The methodology consists of doing pre-processing and extracting regions of interest (ROI'S) from the palm and determining through a metric whether it belongs to the same person or not. **Keywords**: *Palmprint Recognition, Triplet Loss, Deep Learning, Touchless*.

LISTA DE FIGURAS

Figura	1 -	Sede João Pessoa.	3
Figura	2 –	Formulário Google para a Coleta do VSOFT2	6
Figura	3 –	Exemplo de Coleta do VSOFT2	7
Figura	4 –	Resultado do forms.	7
Figura	5 –	Exemplos de fotos coletadas pelo VSOFT2	8
Figura	6 –	ROI	9
Figura	7 –	Landsmarks do mediapipe	9
Figura	8 –	Testando o mediapipe	10
Figura	9 –	Exemplo de ROI	10
Figura	10 –	Log das ROI	11
Figura	11 -	Resultado final do ID 001 do VSOFT2	11
Figura	12 –	Triplets	12
Figura	13 –	Funcionamento da triplet loss	13
Figura	14 –	Rede siamesa.	13
Figura	15 –	Log das triplets.	14
Figura	16 –	Exemplo de Triplets	14
Figura	17 –	Score Falsos Positivos (FP) ordenados	15
Figura	18 –	Histograma Falsos positivos	15
Figura	19 –	Falsos Positivos ordenados pelo score	16
Figura	20 –	Score Falsos Negativos (FN)	17
Figura	21 –	Histograma Falsos negativos.	17
Figura	22 –	Falsos Negativos ordenados pelo score.	18
Figura	23 –	Histogramas dos acertos e erros	19

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 –	Descrição geral dos bancos palmprint recognition.	5
Quadro 2 -	Descrição detalhada dos bancos palmprint recognition.	5
Quadro 3 -	Restrições palmprint recognition	6
Quadro 4 -	Exemplo de codificação do VSOFT2	٤

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACC Acurácia (ACCuracy).

EER Taxa de erro igual (*Equal Error Rate*).

FAR Taxa de falsa aceitação (False Acceptance Rate).

FN Falso negativo (False Negative).

FP Falso positivo (False Positive).

FRR Taxa de falsa rejeição (False Rejection Rate).

IOT Internet das coisas (Internet Of Things).

ROI Região de interesse (Region of Interest).

TCC Trabalho de conclusão de curso.

TH Limiar (*Threshold*).

TN Falso (*True Negative*).

TP Verdadeiro (*True Positive*).

UFCG Universidade Federal de Campina Grande.

UFPB Universidade Federal da Paraíba.

SUMÁRIO

1-INT	RODUÇÃO	1
	1.0.1 OBJETIVO GERAL	1
	1.0.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	2
1.1	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	2
2 – V so	ft	3
3 – ATI	VIDADES	4
3.1	Coleta de bancos de dados	2
	3.1.1 Coleta do VSOFT2	6
3.2	Pré-processamento	8
	3.2.1 Segmentação da região de interesse (ROI)	8
	3.2.1.1 Segmentação automática	8
	3.2.1.2 Segmentação manual	11
3.3	Construção do Modelo.	12
	3.3.1 <i>Triplet loss.</i>	12
3.4	Caderno de análises.	14
3.5	Falsos positivos	15
3.6	Falsos negativos	16
3.7	True Positive e True Negative	18
4 – COI	NCLUSÃO	20
Poforôn	ncins	21

1 INTRODUÇÃO

A intensa circulação de informações no meio digital proporcionada pelo avanço tecnológico é uma característica marcante da atualidade. Tal fato pode resultar em uma maior vulnerabilidade de ataques de duplicação de dados e apropriação indébita, devido ao uso de cartões de identificação, chaves e senhas pelos usuários (SHAO; ZHONG; DU, 2019). Com isso, a identificação pessoal biométrica torna-se um meio seguro pelo fato de não haver a necessidade de gerenciar senhas, cartões ou tokens de autenticação (ZHANG et al., 2003; LIU; KUMAR, 2020).

Na biometria existem diversas modalidades de identificação de acordo com as informações capazes de caracterizar um indivíduo, como impressão digital, reconhecimento facial, reconhecimento de voz, reconhecimento de íris, veias da palma da mão, linhas palmares, entre outros. Entre as modalidades biométricas, a impressão palmar apresenta várias vantagens como a disponibilidade de grande área para extração de informações, a simplicidade de coleta dos dados e alta aceitação do usuário (CHEN; CHIANG; CHIU, 2007; SUN et al., 2005).

Desse modo, a identificação pessoal por meio da impressão palmar tem se destacado nos últimos anos e tem sido utilizada em aplicativos de segurança pública e eletrônica (LIU; KUMAR, 2020). Consiste na identificação do indivíduo ao selecionar as características da palma da mão através da análise de linhas principais, textura, sulcos e rugas (CHEN; CHIANG; CHIU, 2007). Eventos recentes como a pandemia do novo coronavírus, colocam em evidência a necessidade do desenvolvimento de formas de identificação biométrica sem necessidade de toque em um determinado dispositivo eletrônico no intuito de garantir maior higiene e consequente diminuição da transmissão de vetores causadores de doenças.

Nesse contexto, a biometria *touchless*, considerada uma área relativamente nova de pesquisa, oferece uma solução mais atrativa quanto à higiene, comodidade e segurança para o usuário. Além disso, permite a obtenção da aquisição da imagem livre de deformações dos recursos em comparação àquelas adquiridas utilizando a imagem baseada em contato (LIU; KUMAR, 2020) e apresenta baixo custo de captura, pois é possível a utilização de dispositivos pré-existentes, como câmeras de smartphones e webcams.

Nesse cenário, a Vsfot destaca-se como uma das empresas pioneiras no Brasil no desenvolvimento de tecnologias de biometria *touchless*, como o BioPass ID Capture Mobile, que permite a implementação de aplicativos com suporte a captura de impressões digitais através de câmeras de dispositivos móveis (VSOFT, 2018).

1.0.1 OBJETIVO GERAL.

Desenvolver uma tecnologia sem toque para o reconhecimento biométrico palmar, utilizando dispositivos móveis como forma de captura e fornecer produtos biométricos alternativos como soluções para empresas e Governo.

1.0.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

- Avançar no desenvolvimento de tecnologia na área de reconhecimento biométrico palmar;
- Construir um modelo de reconhecimento palmar com aprendizagem profunda;
- Escrever publicações em revistas científicas.

1.1 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.

- 1. Introdução.
- 2. Local do estágio.
- 3. Descrição das atividades.
- 4. Resultados parciais.
- 5. Conclusão.

2 Vsoft

A Vsoft é uma IDtech brasileira, fundada em 2000, especializada na Identificação de Pessoas e Certificação de Processos. Com sede em São Paulo-SP, a empresa apresenta várias unidades operacionais distribuídas pelo Brasil, incluindo Salvador, Goiânia, Natal, Maceió, Fortaleza, Recife e Aracaju. Na Paraíba (Figura 1), conta parcerias nas Universidade Federal da Paraíba (UFPB) e Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), para realizar atividades de pesquisas e desenvolvimentos de tecnologias de biometria, inteligência artificial e IoT (Internet das Coisas) que valorizam os princípios da inovação (VSOFT, 2018).

O setor de pesquisa está dividido em: pesquisa de software e de hardware, possibilitando a inovação nessas duas frentes de maneira simultânea. Desse modo, a pesquisa de software desenvolve inteligências artificiais eficientes e eficazes, enquanto o setor de hardware trabalha no desenvolvimento de dispositivos embarcados, possibilitando, inclusive, uma integração entre soluções. Entre as tecnologias desenvolvidas, destaca-se o SDK (Software Development Kit) e o BioPass ID Capture Mobile, com foco na biometria touchless e reconhecimento facial. A empresa une a inteligência artificial em associação com a biometria por meio de algoritmos avançados, para oferecer soluções prontas, além de tecnologias de base que podem ser implementadas para atender as diferentes demandas do mercado.(CAVALCANTI, 2020).

Além do SDK e BioPass ID existem outras tecnologias proprietárias da Vsoft, entre elas, destacam-se: impressões digitais (AFIS), reconhecimento de íris, ABIS, avaliação de qualidade de imagens biométricas, captura biométrica, análise de vivacidade (*liveness*), telemetria de veículos, reconhecimento de sinalização de trânsito, detecção e reconhecimento de pessoas em sala de aula, análise de comportamento de pessoas em veículos, detecção e reconhecimento de características de veículos, entre outros. Ademais, a empresa mantém uma iniciativa de *Venture Builder* com investimentos em *startup* em áreas como educação, meios de pagamento, empreendedorismo e inteligência artificial (VSOFT, 2018).



Figura 1 – Sede João Pessoa.

3 ATIVIDADES

As atividades descritas abaixo foram realizadas em conjunto com toda a equipe de pesquisa da Vsoft durante a vigência deste estágio, seguindo o fluxo de um estudo de aprendizado de máquinas, desde a coleta até a avaliação e análise dos resultados¹.

- 1. Coleta de bancos de dados:
- 2. Pré-processamento das imagens;
- 3. Construção do modelo;
- 4. Treinamento:
- 5. Avaliação dos resultados em bases de validação e teste.

3.1 Coleta de bancos de dados

O reconhecimento biométrico pela região palmar é uma linha de pesquisa recente o que dificulta a aquisição de *datasets* de qualidade. Após o levantamento da literatura concluímos que os estudos desenvolvidos por Kumar e Shekhar (2011), Zhang et al. (2017), Shao e Zhong (2021) serviriam para o embasamento teórico deste trabalho. Assim, entramos em contato diretamente com os autores e fizemos a solicitação formal para a aquisição de algumas bases de dados, outras foram buscadas em sites oficiais, baidu e coletadas. Essa foi uma atividade contínua durante todo o estágio e, atualmente, a Vsoft disponibiliza de uma grande variedade de *datasets* palmar.

Os Quadro 1 e Quadro 2 foram construídos para sintetizar as informações e consultas rápidas. Em um primeiro momento consideramos os bancos da mão esquerda e da mão direita como dois bancos diferentes, pois ainda não dispomos na V-SOFT de um estudo sobre similaridade entre as duas palmas para o reconhecimento biométrico. Já o ID significa a quantidade de indivíduos e as restrições A1, A2, B1, B2, B3, C1 e C2 diz respeito sobre os protocolos de capturas que os usuários devem seguir (Quadro 3).

¹Códigos fontes e alguns dados sensíveis são de direitos da empresa e não pôde ser publicado

Quadro 1 – Descrição geral dos bancos palmprint recognition.

Dataset	ID	Imagens	Amostras(ID)
Banco1	230	1300	5-6
Banco2	230	1300	5-6
Banco3	300	3000	10
Banco4	300	3000	10
Banco5	312	2700	8 - 11
Banco6	312	2700	8-11
Banco7	168	1344	8
VSOFT	100	500	5
VSOFT2	53	318	6
VSOFT2	53	318	6
Banco11	200	8000	40
Banco12	200	8000	40

Quadro 2 – Descrição detalhada dos bancos palmprint recognition.

Dataset	Resolução	Cor	Formato	Dispositivos	Restrições
Banco1	800×600	RGB	*.bmp	C. digital	A2
Banco2	800×600	RGB	*.bmp	C. digital	A2
Banco3	800×600	RGB	*.tiff	C. digital	A2
Banco4	800×600	RGB	*.tiff	C. digital	A2
Banco5	640×480	GRAY	*.jpeg	C. digital	A2
Banco6	640×480	GRAY	*.jpeg	C. digital	A2
Banco7	1600×1200	RGB	*.jpg	C. digital	A2
VSOFT	5184×3456	RGB	*.cr2	C. digital	A2
VSOFT2	Var.	RGB	Var	Smartphone	C1
Banco10	Var.	RGB	Var	Smartphone	C1
Banco11	4160×3120	RGB	*.jpg	Smartphone	C1
Banco12	4160×3120	RGB	*.jpg	Smartphone	C1

Quadro 3 - Restrições palmprint recognition.

Categoria	Descrição
A1	Com restrição : Com toque no dispositivo, ambiente e pose controlados.
A2	Com restrição : Sem toque no dispositivo, ambiente e pose controlados.
B1	Com restrição : Permite vários ambiente, pose e dispositivos controlados
B2	Com restrição : Permite vários dispositivos, ambiente e pose controlados
B3	Com restrição : Permite várias pose, ambiente e dispositivos controlados
C1	Ambiente e pose livres : reconhecimento por <i>smartphones</i>
C2	Ambiente e pose livres : reconhecimento forense

3.1.1 Coleta do VSOFT2

Grande parcela dos bancos de dados disponíveis são de países orientais, isso gera um preocupante conflito na inteligência artificial que é lidar com a questão racial, o preconceito está sendo incorporado nos algoritmos e resultando em severas e justas críticas. Diante desta preocupação, a Vsoft optou pela criação de *datasets* brasileiro para avaliação dos algoritmos. A captura de imagens palmares foi feita em 53 funcionáros da empresa por meio *smartphones* e com auxílio de de um formulário do Google (Figura 2). Foram solicitadas 12 fotografias, sendo 6 de cada mão e duas em cada ambiente (Sol, Luz Artificial e flash).

Figura 2 – Formulário Google para a Coleta do VSOFT2.



A utilização do formulário tornou possível a realização da captura das imagens diretamente pelo celular, garantindo que fossem enviadas 12 fotografias pertencentes a cada funcionário, com a obrigatoriedade das respostas. Além disso, os *uploads* já ficaram armazenados na nuvem no google drive e organizados por pastas. (Figura 4). A captura das imagens é demonstrada passo a passo com exemplos (Figura 3).



Figura 3 – Exemplo de Coleta do VSOFT2.

Fonte: Guimarães 2021

Figura 4 – Resultado do forms.



Fonte: Guimarães 2021

Ademais, para atender a Lei geral de proteção dos dados (LGPD), foi desenvolvido um script para codificação dos nomes, de acordo com as pastas, formando-se o pseudônimo.

- ID: Indivíduo
- Mão: Esquerda ou Direita '00' ou '01'
- Ambiente: Luz solar, Flash ou Ambiente Fechado '00', '01' ou '02'
- Amostra: Primeira ou Segunda amostra '01' ou '02'

Figura 5 – Exemplos de fotos coletadas pelo VSOFT2



Quadro 4 - Exemplo de codificação do VSOFT2

Arquivo	ID	Mão	Ambiente	Amostra
010_00_02_01.jpg	010	00	02	01
007_01_00_02.jpg	007	01	00	02

3.2 Pré-processamento

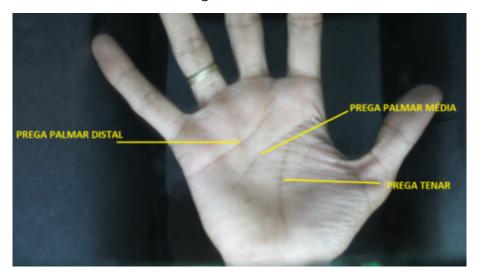
3.2.1 Segmentação da região de interesse (ROI)

As principais linhas da região palmar para a biometria são as linhas da prega palmar distal, prega palmar média e prega tenar (Figura 6). Foram criados dois scripts (automático e manual) para realizar a extração das ROI's. Os pontos de interesse para a formação do boundbox são os vales dos dedos mínimo (ponto B), indicador (ponto A), ponto O é o ponto médio $\frac{\overline{AB}}{2}$.

3.2.1.1 Segmentação automática.

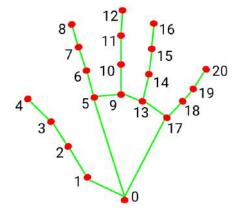
Um script foi desenvolvido para a segmentação automática das ROI's com o auxílio de um framework do google (mediapipe) desenvolvido por Lugaresi et al. (2019). Os landmarks da mão foram detectados (Figura 7) e os pontos médios de 5-9 e 13-15 formam dois vértices do quadrado. A ROI é segmentada, redimensionada e rotacionada para ficar alinhada ao plano xy. Este processo é realizado em todas as imagens dos datasets e um log também é criado com os pontos dos vértices de cada imagem (Figura 10). O resultado da segmentação é mostrado na Figura 9.

Figura 6 - ROI.



Fonte: Marques (2021)

Figura 7 – Landsmarks do mediapipe.



- 0. WRIST
- 1. THUMB_CMC
- 2. THUMB_MCP
- 3. THUMB_IP
- 4. THUMB_TIP
- INDEX_FINGER_MCP
- 6. INDEX_FINGER_PIP
- 7. INDEX_FINGER_DIP
- 8. INDEX_FINGER_TIP
 9. MIDDLE_FINGER_MCP
- 10. MIDDLE_FINGER_PIP

- 11. MIDDLE_FINGER_DIP
- 12. MIDDLE_FINGER_TIP
- 13. RING_FINGER_MCP
- 14. RING_FINGER_PIP
- 15. RING_FINGER_DIP
- 16. RING_FINGER_TIP
- 17. PINKY_MCP
- 18. PINKY_PIP
- 19. PINKY_DIP
- 20. PINKY_TIP

Fonte: Lugaresi et al. (2019)



Figura 8 – Testando o mediapipe.



Figura 9 – Exemplo de ROI.

x0 y1 хЗ у3 хА x_B y_B x C y C x D y D hand side y0 y_A 1 VSOFT COLETA1 R.. 964 2781 1600 Right 1 1 VSOFT COLETA1 R.. Right 1 1 3 VSOFT COLETA1 R... 942 2759 Right 1 1 VSOFT_COLETA1_R... Right 1 1 1106 2971 1706 VSOFT COLETA1 R... 1131 2644 1772 Right 1 1 VSOFT COLETA1 R.. Right 1 1 VSOFT_COLETA1_R... 573 2446 692 3108 1353 Right 1 1 VSOFT_COLETA1_R.. 662 3288 1347 Right 1 1 VSOFT_COLETA1_R... Right 1 1 10 VSOFT COLETA1 R... 725 3554 Right 1 1 11 VSOFT_COLETA1_R... Right 1 1

Figura 10 - Log das ROI.

3.2.1.2 Segmentação manual.

O mediapipe é um projeto em versão alpha, nesse modelo, as imagens das mãos que apresentam enquadramento incompleto na fotografia, não são detectadas para segmentação automática, essas imagens são sinalizadas no log para uma segmentação manual posterior.

Para a segmentação manual das imagens que não são detectadas, foi desenvolvido um script. A imagem é carregada para o usuário, sendo possível rotaciona-la e marcar os pontos dos vales dos dedos mínimo, indicador e polegar, em seguida o quadrado da ROI é exibido. Após a checagem manual é possível confirmar ou refazer a segmentação a partir da exibição de um *preview*. O resultado também gera um log csv com as informações dos pontos e o id do usuário que realizou a segmentação manual.

Figura 11 – Resultado final do ID 001 do VSOFT2

3.3 Construção do Modelo.

3.3.1 Triplet loss.

Triplet loss é uma função de perda popular para aprendizado de métricas profunda que obteve grande sucesso em muitas tarefas de visão computacional, como identificação de pessoas e reconhecimento de face. Esse modelo atrai muita atenção devido à sua eficiência para lidar com uma enorme quantidade de rótulos (YU et al., 2018). Visto que, um classificador com muitas classes é impraticável aprender um softmax N-way.

Nesse sentido, o seu funcionamento consiste em criar um *embedding* de três imagens (Figura 12), uma âncora (A), uma positiva (P) que é uma imagem da mesma classe da âncora e uma negativa sendo de uma classe diferente. Segundo Schroff, Kalenichenko e Philbin (2015), a *triplet loss* minimiza a distância entre um chor e um positivo, ambos com a mesma identidade, e maximiza a distância entre a âncora e um negativo de um identidade diferente Figura 13.

Figura 12 - Triplets.

Fonte: Marques (2021)

Essas triples alimentam uma rede siamesa (Figura 14), que é um tipo especial de rede neural artificial contendo duas ou mais sub redes com pesos iguais e são usadas para extrair vetores de características. Esses vetores, neste caso, são utilizados para o cálculo da perda ou da similaridade das imagens pela *triplet loss* (MARQUES, 2021).

Negative Anchor Positive Negative

Figura 13 – Funcionamento da triplet loss.

Fonte: Schroff, Kalenichenko e Philbin (2015)

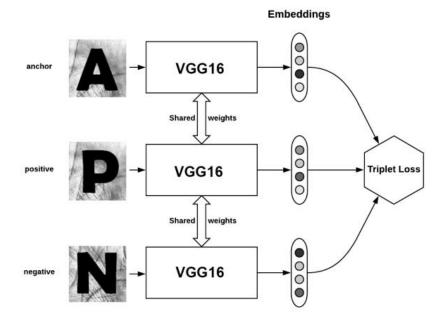


Figura 14 – Rede siamesa.

Fonte: Marques (2021)

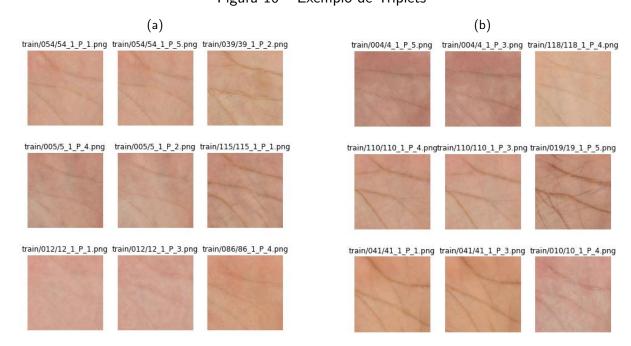
3.4 Caderno de análises.

A Figura 15 mostra o log da formação das *triplets*. Foram utilizadas um total de 1480 imagens para o treino e as figuras 16a e 16b exemplifica-as. Em um primeiro momento, as *triplets* são formadas aleatoriamente, a partir de uma âncora, sendo positiva da mesma classe e uma negativa de uma classe diferente. Segundo Schroff, Kalenichenko e Philbin (2015), as escolhas delas são essenciais para obter uma rápida convergência durante o treino e escolhas difíceis podem levar a um mínimo local. Contudo, tivemos bons resultados na base de teste do VSOFT, visto que foram 184 acertos, sendo 92 informando ser a mesma pessoa (*true positive*) e 92 acertos de pessoas diferentes (*true negative*), e apenas 17 erros, sendo 9 falsos positivos e 8 falsos negativos.

id anchor dir anchor file_anchor id_positive dir_positive file_positive id_negative dir_negative file_negative 001 VSOFT/train 1 1 P 1.png 001 VSOFT/train 1_1_P_1.png 001 VSOFT/train 1_1_P_3.png 115 VSOFT/train 115_1_P_4.png 090 VSOFT/train 90_1_P_1.png 001 VSOFT/train 1 1 P 1.png 001 VSOFT/train 1_1_P_4.png 3 001 VSOFT/train 1_1_P_1.png 001 VSOFT/train 1_1_P_5.png 034 VSOFT/train 34_1_P_2.png 001 VSOFT/train 1 1 P 1.png 019 VSOFT/train 19 1 P 2.png 1475 119 VSOFT/train 119_1_P_4.png 119 VSOFT/train 119_1_P_5.png 082 VSOFT/train 82_1_P_5.png 119 VSOFT/train 119_1_P_5.png 119 VSOFT/train 119_1_P_4.png 089 VSOFT/train 89_1_P_5.png 1476 119 VSOFT/train 119_1_P_5.png 119 VSOFT/train 119_1_P_5.png 119 VSOFT/train 119_1_P_3.png 109 VSOFT/train 109_1_P_5.png 119 VSOFT/train 119_1_P_2.png 1478 039 VSOFT/train 39_1_P_2.png 1479 119 VSOFT/train 119_1_P_5.png 119 VSOFT/train 119_1_P_1.png 004 VSOFT/train 4 1 P 2.png 1480 rows × 9 columns

Figura 15 - Log das triplets.

Figura 16 – Exemplo de Triplets



3.5 Falsos positivos

2

6

037 VSOFT/test

094 VSOFT/test

A resposta da rede é baseada em um limiar X (informação confidencial), abaixo deste valor as imagens são classificadas como pertentes a mesma pessoa. O histograma da Figura 18 mostra um valor contrário ao desejado, 5 pessoas com score próximos ao limiar foram classificadas como sendo a mesma pessoa. Porém, analisando a Figura 19 percebe-se que dois IDS (037 e 048), entre os 100 avaliados, são responsáveis por quase 50% dos FN, provavelmente devido ao foco ruim das imagens desses IDS.

file_img_a id_img_b dir_img_b dir_img_a file_img_b 7 094 VSOFT/test 94_1_P_4.png 104 VSOFT/test 104_1_P_4.png 4 043 VSOFT/test 43_1_P_4.png 030 VSOFT/test 30_1_P_4.png 037 VSOFT/test 37_1_P_2.png 1 048 VSOFT/test 48_1_P_2.png 48_1_P_1.png 5 048 VSOFT/test VSOFT/test 37_1_P_4.png 037 37_1_P_1.png 48_1_P_1.png 0 037 VSOFT/test 048 VSOFT/test 8 104 VSOFT/test 104_1_P_2.png 048 VSOFT/test 48_1_P_5.png 3 043 VSOFT/test 43_1_P_3.png 030 VSOFT/test 30_1_P_2.png

Figura 17 - Score Falsos Positivos (FP) ordenados.

Fonte: Guimarães 2021

048

VSOFT/test

104 VSOFT/test 104_1_P_2.png

48_1_P_5.png

37_1_P_3.png

94_1_P_2.png

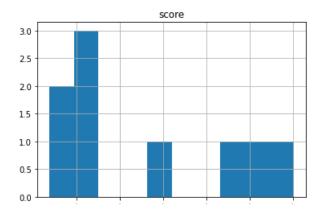


Figura 18 – Histograma Falsos positivos.

(a) FP 1-2 (b) FP 3-4 test/048/48_1_P_2.png test/094/94_1_P_4.png test/037/37_1_P_2.png test/104/104_1_P_4.png test/048/48_1_P_1.png test/030/30_1_P_4.png test/037/37_1_P_4.png test/043/43_1_P_4.png (d) FP 7-8 (c) FP 5-6 test/037/37_1_P_1.png test/048/48_1_P_1.png test/043/43_1_P_3.png test/030/30_1_P_2.png test/104/104_1_P_2.png test/048/48_1_P_5.png test/037/37_1_P_3.png test/048/48_1_P_5.png

Figura 19 – Falsos Positivos ordenados pelo score.

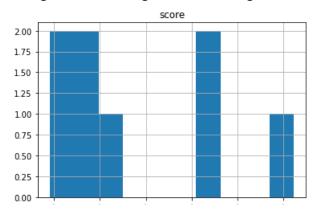
3.6 Falsos negativos

O histograma da Figura 21 mostra um valor coerente, os pares classificados como FN estão próximos do limiar (5 pares). A Figura 22 também detalha uma informação importante, um único ID é responsável por 50% dos FN e representa os quatro pares mais distantes do limiar.

Figura 20 – Score Falsos Negativos (FN).

	id_img_a	dir_img_a	file_img_a	id_img_b	dir_img_b	file_img_b
4	037	VSOFT/test	37_1_P_1.png	037	VSOFT/test	37_1_P_3.png
7	107	VSOFT/test	107_1_P_2.png	107	VSOFT/test	107_1_P_3.png
5	064	VSOFT/test	64_1_P_1.png	064	VSOFT/test	64_1_P_3.png
6	095	VSOFT/test	95_1_P_2.png	095	VSOFT/test	95_1_P_5.png
0	003	VSOFT/test	3_1_P_1.png	003	VSOFT/test	3_1_P_3.png
1	003	VSOFT/test	3_1_P_2.png	003	VSOFT/test	3_1_P_3.png
3	003	VSOFT/test	3_1_P_3.png	003	VSOFT/test	3_1_P_5.png
2	003	VSOFT/test	3_1_P_3.png	003	VSOFT/test	3_1_P_4.png

Figura 21 – Histograma Falsos negativos.



(a) FN 1-2 (b) FN 3-4 test/064/64_1_P_3.png test/037/37_1_P_1.png test/037/37_1_P_3.png test/064/64_1_P_1.png test/107/107_1_P_2.png test/107/107_1_P_3.png test/095/95_1_P_2.png test/095/95_1_P_5.png (c) FN 5-6 (d) FN 7-8 test/003/3_1_P_3.png test/003/3_1_P_5.png test/003/3_1_P_1.png test/003/3_1_P_3.png test/003/3_1_P_2.png test/003/3_1_P_3.png test/003/3_1_P_3.png test/003/3_1_P_4.png

Figura 22 – Falsos Negativos ordenados pelo score.

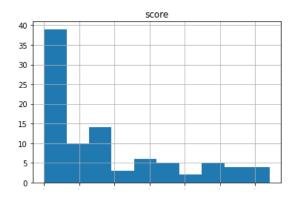
3.7 True Positive e True Negative

O histograma da Figura 23a representa os acertos de mesmo ID, considerado um resultado bom e esperado, visto que a maioria dos acertos estão distantes do limiar e próximo de zero. Por outro lado, a Figura 23b representa o histograma dos acertos que não são as mesmas pessoas, apesar do acerto, a maioria das imagens estão próximas do limiar.

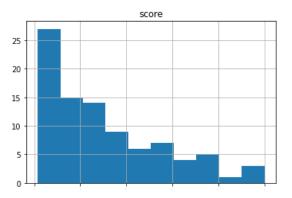
A conclusão de primeiro momento é que a *triplet loss* está aproximando o positivo da ancora mas não está distanciando o suficiente os negativos do limiar.

Figura 23 – Histogramas dos acertos e erros.

(a) Histograma True Positive



(b) Histograma True Negative



4 CONCLUSÃO

A Vsoft me proporcionou um ambiente excelente para o desenvolvimento da pesquisa de reconhecimento biométrico palmar sem contato, com equipamentos de ponta e uma equipe de mestres e doutores altamente qualificados, despertando meu interesse pela pequisa, além de contribuir para uma evolução exponencial dos meus conhecimentos sobre inteligência artificial, aprendizado de máquinas e aprendizado profundo.

A biometria pela impressão palmar sem contato desperta um grande interesse da comunidade científica, é uma alternativa segura, com maior área de cobertura comparado à impressão digital e mais difícil de *spoofs* do que a biometria de faces. Também é higiênica, evitando a transmissão de vírus e bactérias além de ser bastante amigável para as pessoas, visto que muitas delas não se sentem confortáveis para mandar fotos do rosto.

Neste relatório foi mostrado um pouco da motivação, metodologia e análise de resultados de um experimento. Os resultados já são bons (informação confidencial), analisando os acertos em comparação com os erros, e foi visto que o tratamento de poucas imagens de alguns IDS já espera-se resultados equiparados com o da literatura, o estado da arte é 97-99% em diferentes *datasets* (ZHONG; DU; ZHONG, 2019),(UNGUREANU; SALAHUDDIN; CORCORAN, 2020),(SHAO; ZHONG, 2021).

Referências

CAVALCANTI, M. **Setor de pesquisa: por que investir na área?** 2020. Disponível em: https://www.vsoft.com.br/post/setor-de-pesquisa. Acesso em: 26 de novembro de 2021. Citado na página 3.

CHEN, W.-S.; CHIANG, Y.-S.; CHIU, Y.-H. Biometric verification by fusing hand geometry and palmprint. In: **Third International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP 2007)**. [S.I.: s.n.], 2007. v. 2, p. 403–406. Citado na página 1.

KUMAR, A.; SHEKHAR, S. Personal identification using multibiometrics rank-level fusion. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, v. 41, n. 5, p. 743–752, 2011. Citado na página 4.

LIU, Y.; KUMAR, A. Contactless palmprint identification using deeply learned residual features. **IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science**, v. 2, n. 2, p. 172–181, 2020. Citado na página 1.

LUGARESI, C. et al. Mediapipe: A framework for perceiving and processing reality. In: **Third Workshop on Computer Vision for AR/VR at IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2019**. [s.n.], 2019. Disponível em: https://mixedreality.cs.cornell.edu/s/NewTitle_May1_MediaPipe_CVPR_CV4ARVR_Workshop_2019.pdf. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 9.

MARQUES, R. N. Reconhecimento biométrico por impressão palmar: Utilizando redes neurais convolucionais. In: **Monografia UFPB**. [S.I.: s.n.], 2021. Citado 3 vezes nas páginas 9, 12 e 13.

SCHROFF, F.; KALENICHENKO, D.; PHILBIN, J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering. In: **2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 815–823. Citado 3 vezes nas páginas 12, 13 e 14.

SHAO, H.; ZHONG, D. Towards cross-dataset palmprint recognition via joint pixel and feature alignment. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 30, p. 3764–3777, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 4 e 20.

SHAO, H.; ZHONG, D.; DU, X. Efficient deep palmprint recognition via distilled hashing coding. In: **2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 714–723. Citado na página 1.

SUN, Z. et al. Ordinal palmprint represention for personal identification [represention read representation]. In: **2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)**. [S.I.: s.n.], 2005. v. 1, p. 279–284 vol. 1. Citado na página 1.

UNGUREANU, A.-S.; SALAHUDDIN, S.; CORCORAN, P. Toward unconstrained palmprint recognition on consumer devices: A literature review. **IEEE Access**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 8, p. 86130–86148, 2020. ISSN 2169-3536. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992219. Citado na página 20.

Referências 22

VSOFT. **Inovação da academia para o mercado**. 2018. Disponível em: https://www.vsoft.com.br/sobre. Acesso em: 24 de novembro de 2021. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 3.

YU, B. et al. Correcting the triplet selection bias for triplet loss. In: **ECCV**. [S.I.: s.n.], 2018. Citado na página 12.

ZHANG, D. et al. Online palmprint identification. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 25, n. 9, p. 1041–1050, 2003. Citado na página 1.

ZHANG, L. et al. Towards contactless palmprint recognition. **Pattern Recogn.**, Elsevier Science Inc., USA, v. 69, n. C, p. 199–212, set. 2017. ISSN 0031-3203. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.04.016>. Citado na página 4.

ZHONG, D.; DU, X.; ZHONG, K. Decade progress of palmprint recognition: A brief survey. **Neurocomputing**, v. 328, p. 16–28, 2019. ISSN 0925-2312. Chinese Conference on Computer Vision 2017. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231218309597. Citado na página 20.