

Desenvolvimento de Sistema Sensor para Reconhecimento Biométrico Baseado em Pressão Plantar

Natália Soares Girão, Marcia Muller, Lúcia Valéria Ramos de Arruda
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Curitiba, Brasil
ngirao@alunos.utfpr.edu.br, mmuller@utfpr.edu.br, lvrarruda@utfpr.edu.br

Abstract—Este trabalho descreve o processo de desenvolvimento, testes e resultados de um sistema de reconhecimento biométrico baseado em padrões de distribuição de pressão plantar. O sistema é composto por duas placas sensoras instrumentadas com redes de Bragg em fibra ótica e a coleta de dados é feita em regime estático. As respostas obtidas pelo sistema sensor para a simulação de pisada com modelos de pés foram representadas graficamente, em forma de mapas de pressão normalizados. O desenvolvimento de um modelo de aprendizado de máquina baseado em aprendizagem profunda gerou uma rede neural convolucional capaz de diferenciar os mapas de pressão. O modelo neural apresentou taxas de acerto superiores a 89% para as duas placas (pé esquerdo e direito), treinadas separadamente, com 10 épocas e tempos de treinamento inferiores a 4 minutos.

Palavras-chave—Rede de Bragg, deep learning, rede neural convolucional, biometria, pressão plantar

I. INTRODUÇÃO

Sistemas de reconhecimento individual altamente eficazes se justificam no acelerado crescimento populacional [1]. Enquanto métodos tradicionais de identificação como senhas, chaves físicas ou cartões são facilmente transferíveis ou passíveis de fraude, métodos de reconhecimento biométricos se apresentam como alternativas automáticas e mais seguras. Seja para a autenticação ou para a identificação do usuário, sistemas de reconhecimento biométrico utilizam características univocamente atribuídas aos indivíduos. Estas características podem ser de natureza fisiológica, como reconhecimento facial [2], impressão digital [1] e varredura da íris [3]; ou comportamental, como a análise da grafia [4] ou da voz [5]. Em todos esses casos, o problema se concentra fundamentalmente no reconhecimento de padrões a partir de dados coletados. É indispensável, portanto, que as informações sejam adequadamente coletadas e que haja eficiência e rapidez no processamento destes dados.

As informações obtidas na pegada de uma pessoa também podem ser elencadas como características biométricas, de maneira tanto fisiológica quanto comportamental. A depender do método de coleta dos dados, é possível extrair as impressões digitais [6], o desenho do formato do pé, bem como a distribuição de pressão no momento da pisada e as características dos ciclos de marcha [7], [8]. Comumente empregados para o sensoriamento da distribuição de pressão plantar, os sensores resistivos podem ser encontrados em

plataformas comerciais [9] ou embutidos em um sapato [10]-[12]. Porém, a alta densidade de sensores pode resultar em interferência eletromagnética e em sinais ruidosos, configurando uma desvantagem desse tipo de sensor. Apresenta-se então como alternativa o uso de fibras óticas como elementos sensores. Especificamente, a rede de Bragg em fibra ótica (FBG) se destaca entre os transdutores existentes por aliar as vantagens inerentes ao meio de propagação (baixas perdas durante a propagação da luz, baixo peso, imunidade eletromagnética e possibilidade de multiplexação) à sensibilidade a variações de temperatura e pressão. Na literatura, FBGs já foram utilizadas em análises de pressões plantares para diversos fins, como a classificação de pés entre cavos, chatos ou neutros [13], [14], estabilidade e análise postural [15], [16], ou mesmo em monitoramento dinâmico para investigação de distribuição de pressão durante a marcha [17], [18].

Quanto aos métodos de classificação empregados, os problemas residem ora na simplicidade do algoritmo, retornando taxas de acerto consideradas baixas para aplicações práticas [9], ora nas limitações experimentais [12] ou na necessidade de muitas etapas de pré-processamento para normalização e aperfeiçoamento das imagens geradas [6].

Neste contexto, propõe-se um sistema de reconhecimento biométrico baseado na distribuição de pressão plantar que utiliza poucos elementos sensores encapsulados em silicone para simplificar a aquisição de dados. Conforme observado em [14], em decorrência do material escolhido para o encapsulamento dos sensores as respostas quando da aplicação de cargas são acopladas e não-lineares. Sendo assim, torna-se necessário o emprego de técnicas não-lineares e capazes de lidar com o aumento de complexidade do problema à medida em que o número de classes aumenta. Aliando-se o padrão de pressão plantar coletado estaticamente em uma pisada às técnicas de processamento eficazes baseadas em aprendizagem profunda (DL), obtém-se um método que além da baixa exigência de pré-processamento computacional, retorna taxas de reconhecimento superiores a 89%.

II. METODOLOGIA

A. Fabricação das placas sensoras

As redes de Bragg utilizadas neste trabalho foram gravadas em dois segmentos de fibra padrão de telecomunicações (G-

652, DRAKTEL) de comprimento em torno de 80 cm. Em cada um deles estão contidas 7 FBGs em série distantes aproximadamente 5 cm uma da outra, com comprimentos de onda de Bragg espectralmente separados de no mínimo 3 nm, entre 1526,96 e 1553,86 nm. As redes foram gravadas a partir da incidência do feixe de um laser UV diretamente sobre máscaras de fase com diferentes periodicidades, para geração de padrões de interferência no núcleo da fibra. Sob temperatura controlada de $(22,0 \pm 0,5)^\circ\text{C}$, as 14 FBGs apresentaram refletividades inferiores a 5%.

As placas sensoras foram fabricadas utilizando-se dois moldes de acrílico, com base quadrada de dimensões $(28,0 \times 28,0 \times 5,0)$ cm, inicialmente preenchidas com silicone de cura acética (Selabond) até uma altura de aproximadamente 0,5 cm.

Conforme ilustrado na Fig. 1, os segmentos de fibra com as FBGs foram posicionados nas placas de maneira a permitir o sensoriamento das diferentes regiões dos pés esquerdo e direito, contemplando antepé, mediopé e retropé para pés com 27,0 cm de comprimento máximo. Em seguida, uma segunda camada de silicone com altura resultante de cerca de 1,0 cm foi depositada encapsulando as redes de Bragg. Após o tempo de cura do silicone (72 horas), as placas estavam aptas para os testes.

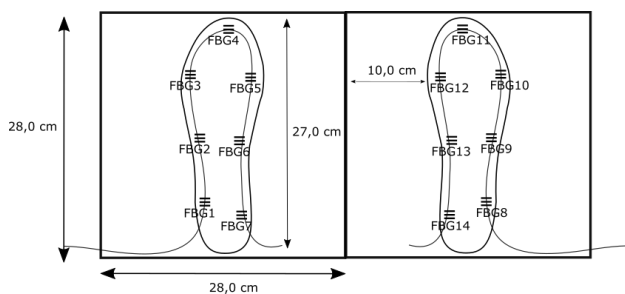


Fig. 1. Ilustração dos posicionamentos aproximados das FBGs encapsuladas nas placas sensoras.

Na fase de testes com os modelos de pés, as placas foram interrogadas simultaneamente. A placa relativa ao pé esquerdo foi conectada à fonte de luz de banda larga Superlum PILOT-2 (centrada em 1558,2 nm e largura total a meia altura de 73,8 nm) e a um interrogador ótico (IMON-512E, IBSSEN PHOTONICS) por meio de um circulador. O mesmo esquema experimental foi mantido para a placa relativa ao lado direito, conectada a outro LED Superlum PILOT-4 (centrado em 1544,3 nm e largura total a meia altura de 57,9 nm) e ao interrogador IMON-256, também da IBSSEN PHOTONICS.

B. Testes com modelos de pés

A fim de simular uma pisada, utilizaram-se 3 pares de modelos de pés fabricados com borracha líquida de silicone (Dow Corning BX3-8001) com comprimentos variando entre 25,0 e 27,0 cm e massas entre 430,0 g e 582,0 g. Para simular situações diversas nas quais um dado pé pode vir a exercer diferentes pressões sobre a placa, foram adicionadas cargas extras entre 8,8 kgf e 18,0 kgf sobre os pés. Para cada

situação simulada, na qual um dado pé sujeito a uma dada carga era posicionado sobre a região delimitada pelas FBGs, a aquisição de dados era realizada por 90 segundos. O processo foi repetido 5 vezes retirando e reposicionando o pé sobre a placa e, ao fim dessas 5 repetições, calculou-se o desvio médio de cada FBG.

Essa rodada de testes foi reproduzida em outras 5 ocasiões. Ao fim das 5 rodadas de testes, calculou-se um novo desvio médio de cada FBG ($\Delta\lambda_{B_{medio}}$), cujo desvio padrão foi obtido a partir da média da raiz quadrada da soma dos quadrados dos desvios de cada conjunto de repetições. A representação de cada pé foi obtida por este conjunto de respostas médias das FBGs.

C. Geração de imagens de pressão

Objetivando-se uma visualização mais intuitiva do sistema desenvolvido e das respostas obtidas, os dados foram pré-processados e utilizados para gerar a representação gráfica do sistema, que consiste em uma modelagem matricial da placa. Cada elemento da matriz representa 0,5 cm das dimensões originais do protótipo. A matriz resultante, de dimensões (56×56) foi preenchida com valores normalizados entre 0 (resposta mínima) e 1 (resposta máxima) para os deslocamentos de comprimento de onda. O módulo do desvio de comprimento de onda médio foi convertido para uma escala de cores em termos de intensidade.

Cada FBG foi representada por uma submatriz de dimensões (3×3) , onde o elemento central assumiu o valor de $\Delta\lambda_{B_{medio}}$ e os demais elementos foram preenchidos a partir deste valor decrescidos de 5,0% e 10,0%.

As imagens RGB foram salvas na extensão PNG, com dimensões $(56 \times 56 \times 3)$.

D. Modelagem da rede neural convolucional

De posse das imagens da representação gráfica do sistema, modelou-se uma rede neural convolucional (CNN) para processar e classificar corretamente os pés de acordo com as distribuições de pressão plantar. A CNN proposta foi inspirada na LeNet-5 [20], mantendo a mesma estrutura quanto à quantidade de camadas, sendo duas camadas convolucionais, duas camadas de *pooling* e duas plenamente conectadas, sendo a última com 3 neurônios, correspondentes ao número de classes que se deseja obter na saída e considerando individualmente o modelo de pé como uma classe. As dimensões das imagens de entrada são $(56 \times 56 \times 3)$, e os parâmetros *zero padding* e *stride* foram regulados com 0 e 1, respectivamente.

Para aplicar a técnica de *data augmentation*, utilizou-se a média e o desvio-padrão obtidos ao fim das 5 rodadas de teste para gerar 1200 dados aleatórios seguindo distribuição normal por classe, cada classe representando um pé. Como existem 3 classes para cada placa, expandiu-se a base de dados para 3600 imagens. Após o processo de validação cruzada com o método *k-fold* com $k = 5$, no qual o dataset completo foi subdividido em 5 partes e em cada subdivisão, dados diferentes foram utilizados para treinamento, teste e validação. Da quantidade total de imagens, 50% foram utilizadas para treinamento, 25% para teste e 25% para validação.

III. RESULTADOS

A. Mapas de pressão

A resposta do sistema quando submetido a uma simulação de pisada é exposta qualitativamente através dos mapas de pressão. O conjunto de respostas normalizadas das 7 FBGs de cada placa geram padrões de pressão que são característicos de cada pé. Analisando apenas os pés esquerdos, ilustrados nas Fig. 2, 3 e 4, as distribuições de pressão normalizadas se concentram na região do antepé tanto para o pé 1 quanto para o pé 2, porém se diferenciam ao analisar as regiões medial e lateral. Já no pé 3, o retropé apresenta a maior pressão normalizada, com o pico localizado na região lateral. Para os 3 pés direitos, também é possível notar padrões de pressão plantar normalizados característicos de cada classe. A CNN modelada se mostra então como uma solução válida para o problema abordado.

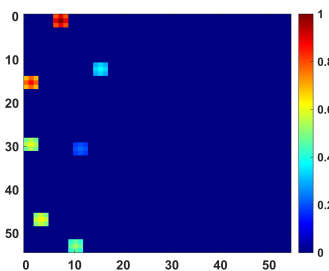


Fig. 2. Mapa de pressão para a simulação de pisada com o pé esquerdo 1.

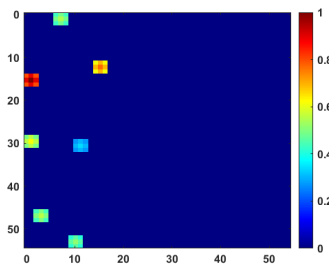


Fig. 3. Mapa de pressão para a simulação de pisada com o pé esquerdo 2.

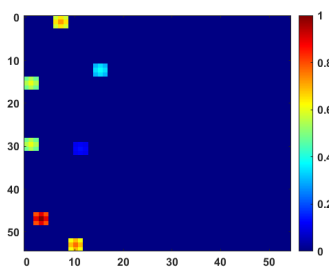


Fig. 4. Mapa de pressão para a simulação de pisada com o pé esquerdo 3.

B. Métricas de desempenho do método de reconhecimento de padrão

Nas redes neurais convolucionais modeladas, com 10 épocas e 4 interações por época, tanto os dados dos pés esquerdos quanto os dos pés direitos demandaram aproximadamente 4 minutos de treinamento. De acordo com as matrizes de confusão das duas redes neurais treinadas (Fig. 5 e 6), a taxa global de acerto para o pé esquerdo foi de 89,67%. Já para o pé direito, o acerto foi de 91,00%. A Tabela I compara os métodos de obtenção de dados, os algoritmos empregados e as respectivas taxas de reconhecimento obtidas neste trabalho com outros estudos que também objetivaram o reconhecimento biométrico a partir de pressões plantares:

TABELA I
COMPARAÇÃO DAS TAXAS DE RECONHECIMENTO DO MÉTODO PROPOSTO COM OUTROS MÉTODOS DA LITERATURA

Obtenção dos dados	Algoritmo de reconhecimento	Taxa de acerto (%)
Plataforma instrumentada com FBGs deste trabalho	CNN	91
Imagens obtidas a partir de uma câmera digital [6]	PCA + SVM	93
Sensores comutadores [8]	Rede neural <i>feedforward</i>	92
BIG-MAT (sensores resistivos) [9]	Cálculo estatístico	85
FOOT ANALYZER (sensores resistivos) [12]	HMM + rede neural <i>feedforward</i>	80b

Para além do tempo de treinamento e das taxas de acerto, outras métricas se mostram pertinentes para analisar o desempenho do método de reconhecimento proposto: as taxas de falso positivo (FPR) e de falso negativo (FNR). Enquanto a primeira avalia a fração de impostores admitidos pelo sistema, a segunda calcula a parcela de usuários com autenticação incorretamente negada. Tanto a FPR quanto a FNR podem ser obtidas a partir dos valores de cada classe para verdadeiros positivos (TP), verdadeiros negativos (TN), falsos positivos (FP), falsos negativos (FN). A FPR é definida como a proporção entre os dados erroneamente aceitos (FP) dentre todos os não aceitos (FP + TN). A FNR, por sua vez, é a razão entre os dados erroneamente barrados (FN) e todos os aceitos (FN + TP). Os valores estão apresentados nas Tabelas II e III.

Saída	1	2	3	
	93 31,0%	4 1,3%	0 0,0%	95,9% 4,1%
	6 2,0%	92 30,7%	16 5,3%	80,7% 19,3%
3	1 0,3%	4 1,3%	84 28,0%	94,4% 5,6%
	93,0% 7,0%	92,0% 8,0%	84,0% 16,0%	89,7% 10,3%
	1	2	3	Alvo

Fig. 5. Matriz de confusão dos dados de validação do pé esquerdo.

Saída	1	95 31,7%	5 1,7%	0 0,0%	95,0% 5,0%
	2	4 1,3%	91 30,3%	13 4,3%	84,3% 15,7%
	3	1 0,3%	4 1,3%	87 29,0%	94,6% 5,4%
		95,0% 5,0%	91,0% 9,0%	87,0% 13,0%	91,0% 9,0%
		1	2	3	
		Alvo			

Fig. 6. Matriz de confusão dos dados de validação do pé direito.

Tanto a maior FPR quanto a maior FNR apresentadas - ambas para o lado esquerdo - são justificadas em parte pelo número de amostras da classe 3 erroneamente identificadas como classe 2 pelo sistema. O método empregado tende, portanto, a confundir estas duas classes e considera a classe 1 como a mais distinta entre as 3 para o algoritmo.

Para o lado direito, essa análise também é válida, porém como o número de classificações incorretas para a classe 3 em relação à classe 2 é inferior, os valores percentuais diminuem.

TABELA II
MÉTRICAS DE DESEMPENHO DOS DADOS DE VALIDAÇÃO DO PÉ
ESQUERDO

	TP_{esq}	TN_{esq}	FP_{esq}	FN_{esq}	FPR_{esq}	FNR_{esq}
1	93	196	4	7	2,0%	7,0%
2	92	178	22	8	11,0%	8,0%
3	84	195	5	16	2,5%	16,0%

TABELA III
MÉTRICAS DE DESEMPENHO DOS DADOS DE VALIDAÇÃO DO PÉ DIREITO

	TP_{dir}	TN_{dir}	FP_{dir}	FN_{dir}	FPR_{dir}	FNR_{dir}
1	95	195	5	5	2,5%	5,0%
2	91	183	17	9	8,5%	9,0%
3	87	195	5	13	2,5%	13,0%

IV. CONCLUSÃO

O sistema proposto, desde a instrumentação das placas sensoras com FBGs até o método empregado para o reconhecimento de padrões, se mostrou adequado para a finalidade proposta: o reconhecimento biométrico a partir da diferenciação de pressão plantar. O sistema de aquisição de dados é capaz de gerar respostas distintas para 3 diferentes pés, demonstrando robustez inclusive para variações de carga, uma vez que as respostas das FBGs são primeiramente normalizadas para então representarem graficamente o sistema. A confiabilidade dos processos de instrumentação e caracterização para aplicações de diferentes perfis possibilitou a geração de um alto número de amostras a partir do comportamento médio de resposta das FBGs, o que viabilizou o treinamento eficiente de uma rede neural de arquitetura simples e poucas camadas, com taxas

globais de acerto superiores a 89% e taxas mínimas de FPR e FNR de 2 e 5%, respectivamente.

As pesquisas continuam em andamento e objetivam aprimorar o algoritmo de reconhecimento de padrões aplicado, melhorando as métricas de desempenho e adicionando outras classes além das 6 utilizadas neste trabalho.

AGRADECIMENTOS

À CAPES, CNPq, Fundação Araucária e Finep. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- [1] W. Yang, S. Wang, J. Kang, M. Johnstone, A. Bedari, "A linear convolution-based cancelable fingerprint biometric authentication system," Comp. and Sec. Amsterdam, vol. 114, p. 102583, 2022.
- [2] L. Tiong, S. Kim, Y. Ro, "Multimodal facial biometrics recognition: Dual-stream convolutional neural networks with multi-feature fusion layers," Im. and Vis. Comp., vol. 102, p. 103977, 2020.
- [3] N. Latman, E. Herb, "Biometric iris recognition system evaluation," The FASEB J., vol. 24, pp. 455.10-455.10, 2010.
- [4] N. Bouadjenek, H. Nemmour, Y. Chibani, "Robust soft-biometrics prediction from off-line handwriting analysis," App. Sof. Comp., vol. 46, pp. 980-990, September 2016.
- [5] C. Dalila, E. Saddek, N. Amine, "Feature level fusion of face and voice biometrics systems using artificial neural network for personal recognition," Slovenian Society Informatika, Informatica (Ljubljana), vol. 44, pp. 85-96, 2020.
- [6] V.D. Ambeth Kumar, V.D. Ashok Kumar, S. Malathi, P. Jagadeesh, "Intruder identification using footprint recognition with PCA and SVM classifiers," Adv. Mat. Res., Trans Tech Pub., vol. 984-985, pp. 1345-1349, July 2014.
- [7] V. Dhir, A. Singh, R. Kumar, G. Singh, "Biometric recognition: a modern era for security. International Journal of Engineering Science and Technology," vol. 2, pp. 3364-3380, August 2010.
- [8] J. Yun, S. Lee, W. Woo, J. Ryu, "The user identification system using walking pattern over the ubiFloor," Proceedings of International Conference on Control and Automation Systems, pp. 1046-1050, 2003.
- [9] K. Nakajima, Y. Mizukami, K. Tanaka, T. Tamura, "Footprint-based personal recognition," IEEE Trans. On Biom. Eng., vol. 47, pp. 1534-1537, 2000.
- [10] J-W. Jung, Z. Bien, S-W. Lee, T. Sato "Dynamic-footprint based person identification using mat-type pressure sensor," Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: IEEE, 2003. (IEEE).
- [11] J-W. Jung, T. Sato, Z. Bien, "Unconstrained person recognition method using dynamic footprint," Proceedings of International Conference on Fuzzy Information Processing, vol. 2, pp. 531-536, 2004.
- [12] J-W. Jung, T. Sato, Z. Bien, "Dynamic footprint-based person recognition method using a hidden markov model and a neural network," Int. Jou. of Int. Sis., Wil, vol. 19, n. 11, pp. 1127-1141, 2004.
- [13] T. Liang, J. Lin, L. Guo, "Plantar Pressure Detection with Fiber Bragg Gratings Sensing System," Sensors, vol. 16, p. 1766, October 2016.
- [14] S. G. Natália. Palmilha Sensora para a Identificação do Formato do Pé. 80 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2019.
- [15] A. Prasad, S. Omkar, H. Vikranth, V. Anil, K. Chethana, S. Asokan, "Design and development of Fiber Bragg Grating sensing plate for plantar strain measurement and postural stability analysis," Measurement, vol. 47, pp. 789-793, January 2014.
- [16] R. Suresh, S. Bhalla, J. Hao, C. Singh, "Development of a high resolution plantar pressure monitoring pad based on fiber Bragg grating (FBG) sensors," Tec. And Health Care, vol. 13, pp. 785-794, October 2015.
- [17] R. Suresh, S. Bhalla, C. Singh, N. Kaur, J. Jao, S. Anand, "Combined application of FBG and PZT sensors for plantar pressure monitoring at low and high speed walking," Tec. And Health Care, vol. 23, pp. 47-61, November 2014.

- [18] M. Domingues, N. Alberto, C. Leitao, C. Tavares, C. Lima, E. Radwan, V. Sucasas, J. Rodriguez, P. Andre, P. Antunes, "Insole Optical Fiber Sensor Architecture for Remote Gait Analysis—An e-Health Solution," *IEEE Int. Of Things J.*, vol. 6, pp. 207-214, September 2019.
- [19] V. Kumar, D. Ramakrishnan, "Legacy of Footprints- A Review," *Int. J. of Comp. App.*, vol. 25, pp. 9-16, December 2011.
- [20] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings Of The IEEE*, vol. 86, pp. 2278-2324, 1998.