Journal of Health Informatics

J Health Inform. 2026;18:e1805
DOI: https://doi.org/10.59681/2175-4411.v18.iEspecial.2026.1805

ARTIGO COMPLETO
CBIS 2026

Utilização do tipo fundamental e de minúcias para identificação em impressões digitais infantis

Use of fingerprint pattern type and minutiae for identification in infant fingerprints

Pedro Henrique de Viveiros Trentin[1], Fábio Favarim[1], Viviane Dal Molin[1], Marcelo Rosa[1], Marco Antonio de Castro Barbosa[1], Luiz Fernando Puttow Southier[1], Jefferson Tales Oliva[1] ✉

ORCID: 0009-0005-7643-0159 · 0000-0001-7490-8167 · 0000-0002-7602-723X · 0000-0003-2119-8565 · 0000-0001-9674-2348 · 0000-0003-2420-4094 · 0000-0003-1574-1293

[1] Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Pato Branco (PR), Brasil.

FICHA DO ARTIGO

TIPO
Artigo completo · CBIS 2026

IDENTIFICADOR
e1805

DOI
10.59681/2175-4411.v18.iEspecial.2026.1805

RECEBIDO
17/05/2026

APROVADO
20/07/2026

PROCESSO DE AVALIAÇÃO
Double Blind Review

EDITOR RESPONSÁVEL
Juliano de Souza Gaspar

ACESSO
Aberto, CC BY 4.0

AUTOR CORRESPONDENTE
Jefferson Tales Oliva
jeffersonoliva@utfpr.edu.br

LICENÇA

Este é um artigo publicado em acesso aberto sob a licença Creative Commons CC BY 4.0, que permite uso, distribuição e reprodução em qualquer meio, desde que o trabalho original seja corretamente citado.

CC BY 4.0

RESUMO

Objetivo: Investigar se a evidência global do tipo fundamental, obtida pelo Pattern-level Classification Automation System (PCASYS), melhora a verificação (1:1) de impressões digitais infantis quando combinada ao score de minúcias do Bozorth3. **Método:** Minúcias foram extraídas com MindTCT e comparadas entre as sessões, utilizando Bozorth3 para obter o baseline. Os tipos fundamentais foram obtidos pelo PCASYS e incorporados por métodos de fusão determinísticos em nível de score (por exemplo, bônus por concordância e bônus+penalidade por discordância). O desempenho foi avaliado por TAR@FAR e pAUC@0,3, com incerteza estimada por bootstrap. **Resultados:** Os melhores métodos de fusão aumentaram a pAUC@0,3 em relação ao baseline e apresentaram deltas positivos com suporte estatístico para essa métrica no bootstrap. **Conclusão:** A informação de tipo fundamental contribui como evidência complementar e, quando integrada de forma moderada, pode melhorar o desempenho global de verificação em impressões digitais infantis.

Descritores: Dermatoglifia; Identificação Biométrica; Criança.

ABSTRACT

Objective: To investigate whether global fingerprint pattern-type evidence, obtained using the Pattern-level Classification Automation System (PCASYS), improves infant fingerprint verification (1:1) when combined with the Bozorth3 minutiae score. **Method:** Minutiae were extracted with MindTCT and compared across sessions using Bozorth3 to establish the baseline. Pattern types were extracted using PCASYS and incorporated through deterministic score-level fusion methods, such as agreement-based bonuses and bonus-plus-penalty schemes for disagreement. Performance was evaluated using TAR@FAR and pAUC@0.3, with uncertainty estimated by bootstrap. **Results:** The best fusion methods increased pAUC@0.3 relative to the baseline and showed positive deltas with statistical support for this metric in the bootstrap analysis. **Conclusion:** Pattern-type information contributes as complementary evidence and, when integrated in a moderate manner, may improve the overall verification performance for infant fingerprints.

Keywords: Dermatoglyphics; Biometric Identification; Child.

CBIS 2026 XXI CONGRESSO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA EM SAÚDE

Artigo apresentado no XXI Congresso Brasileiro de Informática em Saúde (CBIS 2026), realizado de 23 a 25 de setembro de 2026, em Brasília (DF), e publicado na seção CBIS 2026 do Journal of Health Informatics.

COMO CITAR ESTE ARTIGO: Trentin PHV, Favarim F, Dal Molin V, Rosa M, Barbosa MAC, Southier LFP, et al. Utilização do tipo fundamental e de minúcias para identificação em impressões digitais infantis. J Health Inform 2026;18:e1805. doi: https://doi.org/10.59681/2175-4411.v18.iEspecial.2026.1805

1 INTRODUÇÃO

A identificação correta do paciente está diretamente relacionada à segurança assistencial e à associação adequada entre o indivíduo e suas intervenções, dados e registros ao longo do cuidado em saúde [1]. Em recém-nascidos hospitalizados, a identificação deve ser realizada desde a admissão e mantida durante toda a internação, com atenção às especificidades dessa população [2]. A revisão de Rissi *et al.* [2] também destaca que falhas nesse processo ainda ocorrem e podem estar associadas, entre outros fatores, às semelhanças físicas entre recém-nascidos e à impossibilidade de participação verbal no processo de identificação. Nesse contexto, a biometria é uma das técnicas empregadas para promover a identificação de pacientes [3].

Entre as diferentes áreas da biometria, as impressões digitais permanecem amplamente estudadas e utilizadas em sistemas automáticos de reconhecimento [4,5]. Em termos biométricos, a impressão digital pode ser compreendida como o padrão formado pelas cristas de fricção presentes na superfície do dedo, que pode dar origem a características passíveis de extração e comparação [4]. Entre essas características, as minúcias são as mais tradicionalmente empregadas em sistemas de reconhecimento de impressões digitais [4]. De modo geral, as minúcias correspondem a descontinuidades locais no fluxo das cristas, como terminações e bifurcações, e seu uso representa um dos paradigmas mais consolidados na comparação automática de impressões digitais [5].

No ecossistema do NIST *Biometric Image Software* (NBIS), o MindTCT é descrito como um sistema de detecção de minúcias, enquanto o Bozorth3 é descrito como um sistema de comparação de impressões digitais baseado nas minúcias detectadas [6], refletindo um paradigma amplamente consolidado na biometria de impressões digitais [4]. Em conjunto, essas ferramentas refletem a abordagem clássica de reconhecimento baseada em minúcias, amplamente difundida na literatura de biometria [5]. Entretanto, quando o foco recai sobre recém-nascidos e crianças pequenas, a literatura aponta dificuldades adicionais relevantes. Kalisky *et al.* [3] afirmam que tecnologias biométricas validadas em adultos têm se mostrado ineficazes nessa população. Entre os principais fatores que diferenciam as impressões digitais de bebês daquelas de adultos, destacam-se a baixa distância entre cristas, a elevada maleabilidade da pele, a ocorrência de distorções não lineares em capturas com contato e a necessidade de reduzir o borramento por movimento durante a aquisição, em razão de características comportamentais dessa faixa etária [7].

Além das minúcias, as impressões digitais também apresentam características globais relacionadas à organização do padrão de cristas, usualmente representadas pelo tipo fundamental. No ecossistema de ferramentas do NBIS, o *Pattern-level Classification Automation System* (PCASYS) é descrito como um sistema de classificação de padrão, capaz de atribuir à impressão digital uma classe predominante entre categorias como arco, presilha e verticilo [8]. Dessa forma, o relatório técnico do PCASYS indica que sua saída pode incluir uma medida associada à decisão de classificação, e não apenas um rótulo discreto [8]. Assim, enquanto as minúcias descrevem características locais da estrutura de cristas, o tipo fundamental representa uma evidência global da organização do padrão da impressão digital [4].

A informação de tipo fundamental já foi explorada como apoio ao reconhecimento de impressões digitais, principalmente em associação com as minúcias. Tan, Bhanu e Lin [9] compararam uma abordagem de identificação baseada em classificação seguida de verificação, mostrando que a classe da impressão pode ser empregada para organizar o processo de busca antes do *matching* propriamente dito. Na mesma direção, Afsar, Arif e Hussain [10] descreveram um sistema baseado em minúcias que utiliza a classificação da impressão digital para indexação durante o *matching*, destacando essa etapa como um mecanismo de apoio ao desempenho do sistema. Além disso, Prabhakar [11] analisou explicitamente o efeito do tipo fundamental sobre o *score* de *matching*. Em paralelo, uma linha mais ampla da literatura investigou a combinação entre características globais e locais, como nos métodos que integram minúcias com fluxo de cristas ou campo de orientação, reforçando a ideia de que informações globais podem complementar a evidência das minúcias dentro do reconhecimento de impressões digitais [12]. Sendo assim, esses antecedentes mostram que o tipo fundamental já foi explorado como informação auxiliar ao reconhecimento de impressões digitais, especialmente em tarefas de classificação, indexação e apoio ao processo de *matching*, além de evidenciar que características globais podem complementar abordagens baseadas em minúcias.

Embora o ecossistema NBIS disponibilize ferramentas para extração de minúcias, comparação e classificação, sua aplicação ao contexto de impressões digitais infantis ainda demanda investigação específica, uma vez que essa população apresenta desafios particulares de aquisição e

reconhecimento já descritos na literatura [3,7]. Embora a comparação baseada em minúcias represente um paradigma amplamente adotado em sistemas de reconhecimento de impressões digitais, permanece em aberto, no contexto infantil, o potencial de características adicionais da impressão digital como fonte complementar de evidência biométrica.

Nesse sentido, este trabalho investiga se a combinação do valor de semelhança do comparador baseado em minúcias Bozorth3 e da evidência de tipo fundamental obtida com o PCASYS pode resultar em um melhor desempenho na verificação biométrica em impressões digitais infantis. Para isso, são avaliadas diferentes estratégias de combinação, com ênfase na validade experimental, na dependência entre comparações e na análise da incerteza associada aos resultados.

2 MÉTODOS

O presente estudo foi organizado em uma *pipeline* que compreendeu a definição do protocolo de comparações a partir de um conjunto de impressões digitais infantis, a extração de minúcias com o MindTCT, a geração de *scores* de similaridade com o Bozorth3, a obtenção do tipo fundamental por meio de classificação de padrão, a construção de métodos de fusão em nível de *score* e a avaliação por métricas de verificação, complementada por análise de incerteza via *bootstrap*. O uso conjunto de MindTCT, Bozorth3 e PCASYS está alinhado ao ecossistema NBIS do National Institute of Standards and Technology (NIST) [6,8].

2.1 Base de Dados

O conjunto de dados utilizado neste estudo deriva do *Children Multimodal Biometric Database* (CMBD) [13], uma base multimodal composta por amostras biométricas de crianças, adquiridas em duas sessões e disponibilizadas para fins de pesquisa. O CMBD contempla múltiplas modalidades; entretanto, neste trabalho foi utilizada exclusivamente a modalidade de impressões digitais.

Para garantir privacidade, a base fornecida aplica procedimentos de anonimização na organização das amostras; assim, as análises conduzidas neste estudo utilizam apenas os identificadores técnicos presentes nos nomes dos arquivos, sem qualquer informação pessoal.

No presente trabalho, foi selecionado um subconjunto composto por 1.224 imagens de impressões digitais infantis, provenientes de 122 crianças, contendo apenas as amostras que estavam presentes nas duas sessões de aquisição. Para a construção do protocolo de verificação, cada imagem da sessão 1 foi comparada com as imagens da sessão 2. Os identificadores de indivíduo e de dedo foram extraídos dos nomes dos arquivos. Uma comparação foi rotulada como genuína quando as duas amostras apresentavam simultaneamente o mesmo identificador de indivíduo e o mesmo identificador de dedo. Todas as demais comparações foram rotuladas como impostoras, incluindo comparações entre dedos diferentes do mesmo indivíduo e comparações entre indivíduos diferentes.

2.2 Extração de minúcias e pré-processamento

Antes da extração de minúcias, as imagens foram padronizadas para garantir compatibilidade com a cadeia NBIS utilizada. Em particular, as amostras foram mantidas em escala de cinza e no formato esperado pelas ferramentas do NBIS, evitando operações de melhoria agressiva que pudessem introduzir artefatos e alterar a distribuição de textura das cristas. Para a classificação do tipo fundamental pelo PCASYS, as imagens foram convertidas para o formato WSQ, exigido pela ferramenta. Em seguida, a extração de minúcias foi realizada com o MindTCT, componente do NBIS adotado neste estudo por ser uma ferramenta amplamente utilizada e documentada no ecossistema do NIST, o que favorece a reprodutibilidade e a comparabilidade com trabalhos baseados na mesma referência [6]. O MindTCT implementa um *pipeline* de detecção de minúcias que analisa a estrutura local de cristas e vales e identifica pontos característicos, principalmente terminações e bifurcações de cristas, registrando, para cada minúcia, sua posição e os atributos associados [4].

Para cada imagem, o MindTCT foi executado individualmente e produziu, entre seus arquivos de saída, o arquivo .xyt, utilizado como entrada do *matcher* Bozorth3 nesta pesquisa. O .xyt armazena, em formato textual, uma lista de minúcias, em que cada registro tipicamente inclui as coordenadas (x,y) da minúcia, a orientação θ (direção local associada à crista na vizinhança do ponto) e um valor relacionado à qualidade estimada durante a extração. Dessa forma, a saída do MindTCT constitui a representação local (por minúcias) empregada na etapa de comparação descrita a seguir.

2.3 Comparação por minúcias e geração de scores

A etapa de comparação entre impressões digitais foi realizada com o Bozorth3, componente do NBIS que implementa um procedimento de *matching* baseado em minúcias, operando sobre os conjuntos extraídos na etapa anterior (arquivos .xyt). Em termos operacionais, para cada par de impressões (digitais

da sessão 1 e da sessão 2), o Bozorth3 recebe como entrada dois arquivos .xyt correspondentes e retorna um *score* de similaridade, no qual valores maiores indicam maior evidência de correspondência entre as configurações geométricas das minúcias detectadas.

A rotulagem das comparações como genuínas ou impostoras seguiu o protocolo descrito na Seção 2.1. Os *scores* correspondentes formaram as distribuições utilizadas na avaliação biométrica. O *score* bruto do Bozorth3 foi adotado como *baseline* do estudo (chamado de Sraw) e serviu de referência para quantificar os ganhos dos métodos de fusão. Quando necessário para compatibilização de escala em estratégias multiplicativas, o *score* foi adicionalmente transformado por normalização min–max para o intervalo [0,1], mantendo-se como referência de desempenho.

2.4 Classificação do tipo fundamental da impressão digital

Além da evidência local representada pelas minúcias, este trabalho utilizou uma evidência global associada ao tipo fundamental da impressão digital. No contexto do PCASYS, essa classificação de padrão é definida nas classes como arco, presilha e verticilo [8]. O próprio NIST descreve o PCASYS como um sistema de classificação de padrão de impressão digital, e exemplos de saída do software mostram que, além da hipótese de classe, o sistema também produz um valor de confiança associado à predição [8]. Neste estudo, o termo tipo fundamental foi usado para se referir a essa informação de nível global, empregada como evidência complementar ao *score* de comparação por minúcias.

2.5 Métodos de fusão

A informação de tipo fundamental obtida com o PCASYS foi incorporada ao processo de comparação por meio de estratégias de combinação em nível de *score*. Como referência, adotou-se o *score* bruto produzido pelo Bozorth3 (Sraw). Nas estratégias em que se fez necessária a compatibilização de escala, esse *score* foi adicionalmente submetido à normalização min–max para o intervalo [0,1] (Equação a).

$$s = \frac{Sraw - min\,(Sraw)}{max\,(Sraw) - min\,(Sraw)}\ \varepsilon\ [0,1] \qquad \text{(a)}$$

A partir da classificação de tipo fundamental das duas impressões comparadas, foram definidas variáveis indicadoras de concordância e discordância: Isame = 1 quando os tipos coincidiam e Isame = 0 caso contrário; Idiff = 1 quando ambos os tipos estavam disponíveis, mas eram diferentes, e Idiff = 0 nos demais casos. Com base nessas fórmulas, foram avaliadas as seguintes estratégias determinísticas:

(i) Bônus por concordância (Mult Ind). Aplica um reforço multiplicativo quando há concordância de tipo (Equação b):

$$Smult_ind(a) = s \cdot (1 + a \cdot Isame) \qquad \text{(b)}$$

Em que a > 0 controla a intensidade do bônus. Assim, em mult_ind_a025, por exemplo, o parâmetro a = 0,25 indica um bônus de 25% sobre o *score* normalizado quando há concordância de tipo; em mult_ind_a050, a = 0,50 indica um bônus de 50%. Quanto maior o valor de a, maior o reforço atribuído à evidência global quando o tipo fundamental coincide.

(ii) Penalização por discordância (*Penalty*). Modela explicitamente o sinal negativo quando os tipos existem e discordam (Equação c):

$$Spen_ind(p) = s \cdot (1 - p \cdot Idiff) \qquad \text{(c)}$$

Em que $p \in [0,1]$ controla a penalidade.

(iii) Bônus + penalidade (Mult Pen). Combina reforço em concordância e redução em discordância (Equação d):

$$Smult_pen(u,d) = s \cdot (1 + u \cdot Isame) \cdot (1 - d \cdot Idiff) \qquad \text{(d)}$$

Em que u (up) controla o bônus e d (dn) controla a penalidade. Na configuração multpen_up020_dn010, portanto, up = 0,20 indica um acréscimo de 20% ao *score* normalizado quando há concordância de tipo, enquanto dn = 0,10 indica uma redução de 10% quando há discordância. Essa formulação permite explorar simultaneamente o sinal positivo da concordância e o negativo da discordância, preservando a interpretação direta dos parâmetros.

2.6 Avaliação do desempenho biométrico

O desempenho dos métodos foi avaliado no cenário de verificação biométrica (1:1), no qual cada comparação produz um *score* de similaridade entre uma impressão digital de prova e uma impressão digital de referência. A *True Accept Rate* (TAR) foi definida (Equação e) como a proporção de comparações genuínas cujo *score* excede um determinado limiar (τ), enquanto a *False Accept Rate* (FAR) foi definida como a proporção de comparações impostoras cujo *score* excede esse mesmo limiar (Equação f) [8].

$$TAR(\tau) = \frac{1}{|G|}\sum_{s\varepsilon G} 1[s \geq \tau], \qquad \text{(e)}$$

$$FAR(\tau) = \frac{1}{|I|}\sum_{s \in I} 1[s \geq \tau], \quad \text{(f)}$$

Em que G e I denotam, respectivamente, os conjuntos de *scores* genuínos e de impostores. Ao variar o limiar ao longo do domínio dos *scores*, obtém-se o conjunto de pontos (FAR,TAR) que define a curva ROC, adotada neste trabalho como a principal representação do desempenho em verificação.

Além da análise completa da curva ROC, foram reportados valores de TAR em pontos de FAR previamente especificados. Nesses casos, para cada FAR-alvo, o limiar correspondente foi determinado a partir da distribuição dos *scores* impostores, e a TAR foi então calculada com base nesse mesmo limiar. Adicionalmente, utilizou-se a área parcial padronizada sob a curva ROC (pAUC) em uma faixa de FAR previamente definida, com o objetivo de concentrar a análise na região operacional de interesse [14].

2.7 Estimação da variabilidade das métricas de desempenho

A incerteza associada às estimativas de desempenho dos métodos avaliados, bem como às diferenças entre essas estimativas, foi analisada por meio de *bootstrap* não paramétrico, uma técnica clássica de reamostragem para a estimação da variabilidade estatística [15]. Como muitas comparações compartilham a mesma digital e, portanto, não são independentes, a reamostragem foi realizada no nível de *probe*, e não no nível de pares individuais, preservando a estrutura de dependência entre os *scores* de um mesmo grupo. Esse procedimento é consistente com a literatura sobre análise ROC em dados correlacionados ou agrupados, na qual o *cluster bootstrap* é utilizado para construir intervalos de confiança mais adequados quando há dependência intragrupo [16]. Em cada repetição *b*, digitais foram sorteadas com reposição, todas as comparações associadas a essas digitais foram recompostas e os deltas das métricas foram recalculados para a obtenção das métricas do método e do respectivo delta (Equação g).

$$\Delta M^{(b)} = M^{(b)}_{método} - M^{(b)}_{baseline}, \quad \text{(g)}$$
$$\text{para} \quad M \in \{TAR@FAR = f,\ pAUC@0{,}3\}$$

A partir da distribuição $\{\Delta M^{(b)}\}_{b=1}^{B}$, foram reportados:

(i) delta_medio: média de ΔM (estimativa do efeito médio).

(ii) IC 95%: intervalo de confiança de 95%, obtido pelos percentis de 2,5% e 97,5% da distribuição *bootstrap*.

(iii) p_bootstrap: p-valor baseado na proporção de deltas com sinal oposto ao observado (se o IC95% inclui 0, não há evidência forte de diferença sistemática; se o IC95% é positivo, a melhora é estatisticamente sustentada no nível usual).

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Desempenho da identificação por minúcia e dos métodos de fusão na verificação

Os resultados foram obtidos no cenário de verificação (1:1) de impressões digitais infantis, conforme o protocolo descrito em Métodos. A síntese quantitativa é apresentada na Tabela 1, que reporta a pAUC na faixa de FAR ≤ 0,30 e a TAR nos pontos operacionais de FAR 0,01; 0,05; 0,10; 0,20.

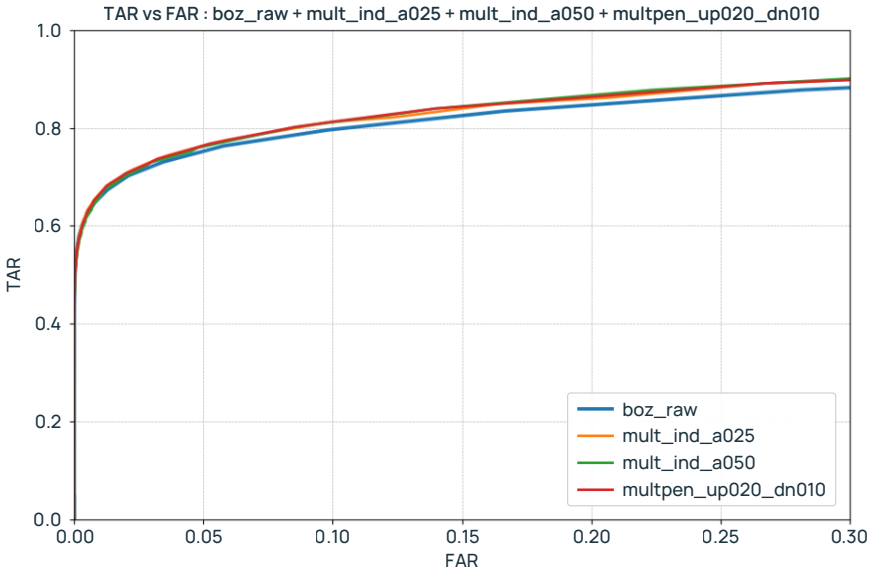
Os resultados apresentados na Tabela 1 indicam que a inclusão do tipo fundamental como evidência auxiliar pode melhorar o desempenho do *baseline*, mas o ganho se manifesta de forma distinta conforme o mecanismo de fusão. O *baseline* Bozorth3 apresenta pAUC = 0,83 e TAR@FAR(0,01)=0,67, configurando um ponto de partida robusto. A estratégia Mult Ind (a = 0,25) desloca o desempenho para o regime mais restritivo, elevando TAR@FAR(0,01) para 0,68, mantendo desempenho superior ao *baseline* também em FAR mais alto (TAR@FAR(0,20)), o que indica que o reforço por concordância do tipo fundamental pode contribuir positivamente para o reconhecimento em diferentes regiões operacionais. Ao aumentar o bônus para a = 0,50, o método Mult Ind passa a favorecer uma região operacional intermediária,

Tabela 1. Desempenho do baseline Bozorth3 e dos métodos de fusão na verificação

Método	pAUC	TAR@FAR=0,01	TAR@FAR=0,05	TAR@FAR=0,10	TAR@FAR=0,20
Bozorth (raw)	0,83	0,67	0,76	0,80	0,85
Mult Ind (a=0,25)	0,83	0,68	0,77	0,83	0,86
Mult Ind (a=0,50)	0,84	0,67	0,79	0,83	0,88
Mult Pen (up=0,20; dn=0,10)	0,84	0,68	0,77	0,84	0,89

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Figura 1. Curvas TAR × FAR para boz_raw, mult_ind_a025, mult_ind_a050 e multpen_up020_dn010.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

evidenciada pelo aumento em TAR@FAR(0,05) = 0,79 e pela elevação do desempenho agregado (pAUC = 0,84), ainda que sem ganhos adicionais em TAR@FAR(0,01) em relação ao *baseline*. Entre os métodos apresentados, o Mult Pen (up=0,20; dn=0,10) exibe o comportamento mais consistente ao longo da faixa FAR ≤ 0,30: além de pAUC = 0,84, mantém TAR@FAR(0,01) = 0,68 e atinge TAR@FAR(0,20) = 0,89, o que sugere que a penalização moderada em casos de discordância contribui para reduzir aceitações indevidas sem comprometer o comportamento global do *score* na região analisada.

A Figura 1 complementa os resultados da Tabela 1 ao evidenciar o impacto desses ajustes na forma da curva ROC e não apenas em pontos isolados. Observa-se que diferentes parametrizações de bônus (Mult Ind) tendem a concentrar ganhos em trechos distintos do eixo de FAR, enquanto a combinação de bônus e penalidade (Mult Pen) tende a oferecer um ganho mais uniforme no intervalo considerado, compatível com sua melhor pAUC e com seu desempenho superior em FAR menos restritivo.

3.2 Significância estatística e incerteza utilizando o bootstrap

A significância das melhorias foi investigada por meio de *bootstrap*, preservando a dependência intragrupo entre os pares associados à mesma digital. Os deltas foram reportados para TAR@FAR e para pAUC@0,3 e estão apresentados na Tabela 2.

Os resultados indicaram deltas positivos e estatisticamente sustentados para pAUC@0,3 para os métodos avaliados em comparação ao *baseline*, com magnitude de ganho crescente conforme a estratégia

Tabela 2. Resultado do bootstrap

Método	Métrica	delta_medio	IC 95%	p_bootstrap
mult_ind_a025	ΔTAR@FAR=0,01	0,0085	0,0034 – 0,0138	0,0067
mult_ind_a025	ΔTAR@FAR=0,05	0,0052	-0,0016 – 0,0136	0,1400
mult_ind_a025	ΔTAR@FAR=0,10	-0,0069	-0,0253 – 0,0194	0,4933
mult_ind_a025	ΔpAUC@0,30	0,0046	0,0013 – 0,0076	0,0067
mult_ind_a050	ΔTAR@FAR=0,01	-0,0054	-0,0132 – 0,0176	0,1733
mult_ind_a050	ΔTAR@FAR=0,05	0,0255	-0,0051 – 0,0365	0,2067
mult_ind_a050	ΔTAR@FAR=0,10	0,0045	-0,0051 – 0,0365	0,6600
mult_ind_a050	ΔpAUC@0,30	0,0086	0,0035 – 0,0138	0,0000
multpen_up020_dn010	ΔTAR@FAR=0,01	0,0029	-0,0023 – 0,0083	0,3280
multpen_up020_dn010	ΔTAR@FAR=0,05	0,0053	-0,0013 – 0,0149	0,1380
multpen_up020_dn010	ΔTAR@FAR=0,10	0,0051	-0,0252 – 0,0204	0,3360
multpen_up020_dn010	ΔpAUC@0,30	0,0091	0,0045 – 0,0139	0,0000

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

de fusão: mult_ind_a025 apresentou ganho positivo; mult_ind_a050 apresentou ganho global superior; e multpen_up020_dn010 apresentou o ganho mais expressivo dentre os métodos analisados, com evidência consistente (intervalo de confiança positivo e p-valor baixo).

Para mult_ind_a025 vs boz_raw, observou-se ΔpAUC@0,3≈+0,004689, com intervalo de confiança positivo, indicando melhora estatisticamente sustentada no desempenho global.

Para mult_ind_a050 vs boz_raw, a melhora global foi maior, com ΔpAUC@0,3≈+0,008750, reforçando que o bônus mais intenso tende a favorecer o desempenho agregado na faixa FAR≤0,3.

Para multpen_up020_dn010 vs boz_raw, o ganho global foi o mais expressivo dentre os principais métodos reportados, com ΔpAUC@0,3≈+0,009130 e evidência estatística consistente (intervalo de confiança positivo e p-valor *bootstrap* próximo de zero nas execuções reportadas). Esses resultados corroboram a conclusão de que a combinação de bônus e penalidade, quando moderada, pode fornecer informações complementares sem comprometer a estrutura de *ranking* do resultado por minúcias.

4 CONCLUSÕES

Este trabalho teve como foco investigar se a incorporação de uma evidência global, do tipo fundamental, pode melhorar o desempenho de verificação (1:1) de impressões digitais infantis quando combinada ao *score* de similaridade gerado por um *matcher* baseado em minúcias, em uma *pipeline* alinhada ao ecossistema NBIS/PCASYS. O problema de pesquisa que orientou o estudo pode ser sintetizado como: até que ponto a informação de tipo fundamental consegue contribuir de maneira consistente e estatisticamente para elevar a acurácia de verificação em um cenário desafiador de digitais infantis?

Os resultados obtidos indicam que a informação de tipo fundamental é informativa e pode ser explorada como evidência complementar. Em termos de desempenho, o Bozorth3 apresentou resultados robustos, servindo como referência para avaliação. Sobre esse *baseline*, os métodos de fusão em nível de *score* mostraram que abordagens simples, interpretáveis e de baixa complexidade são capazes de produzir ganhos. Em especial, estratégias multiplicativas que aplicam bônus em casos de concordância de tipo (Mult Ind) e a combinação de bônus com penalidade (Mult Pen) destacaram-se por melhorar o comportamento global da curva na faixa operacional de interesse. O método Mult Pen com parâmetros moderados, representado por configurações como multpen_up020_dn010, apresentou o maior ganho observado, com incremento de desempenho na métrica agregada pAUC@0,3 em relação ao *score* bruto, e com suporte estatístico quando submetido à análise de incerteza por *bootstrap*.

Dessa forma, o trabalho responde de maneira direta ao problema de pesquisa ao concluir que a informação de tipo fundamental contribui para melhorar a verificação de impressões digitais infantis quando integrada ao *score* de minúcias por meio de regras de fusão simples e cuidadosamente parametrizadas; contudo, o ganho depende do equilíbrio entre bônus e penalização, uma vez que a classificação de tipo não é isenta de erro em digitais infantis. Assim, confirma-se a hipótese implícita de que o tipo fundamental contém um sinal discriminativo e pode aumentar o desempenho do *baseline*.

Este estudo, contudo, apresenta limitações relevantes. Em primeiro lugar, o PCASYS foi amplamente desenvolvido e validado em bases adultas; em impressões digitais infantis, a classificação de padrão pode ser menos confiável devido à menor área útil, à presença de ruído, às variações de pressão e à qualidade da captura. Em segundo lugar, a investigação foi restrita a uma *pipeline* baseada nas ferramentas do NBIS (MindTCT, Bozorth3 e PCASYS), de modo que outros extratores de minúcias e outros *matchers* podem interagir de forma distinta com a mesma evidência global.

Como recomendações para trabalhos futuros, sugere-se investigar métodos de pré-processamento que melhorem o padrão de visualização das digitais infantis. A utilização de filtros, como o de Gabor, demonstra-se promissora para o realce estrutural, enquanto o uso de Redes Neurais pode oferecer soluções eficazes para o tratamento de ruídos, aumentando a performance dos algoritmos de reconhecimento.

Contribuição dos autores. Os autores contribuíram igualmente em todas as etapas de construção do artigo: concepção e delineamento do estudo; coleta, análise e interpretação dos dados; redação e revisão crítica do manuscrito; e aprovação da versão final.

Financiamento. Os autores não declararam fonte de financiamento.

Disponibilidade de dados e materiais. Os autores não declararam a disponibilidade dos dados e materiais da pesquisa.

Conflitos de interesse. Os autores não declararam conflitos de interesse.

Declaração de uso de IA. Não foi utilizada inteligência artificial para este manuscrito.

REFERÊNCIAS

1. World Health Organization. Patient safety solutions: solution 2 – patient identification [Internet]. Geneva: WHO; 2007 [citado 2026 out 18]. Disponível em: https://www.who.int/teams/integrated-health-services/patient-safety/research/patient-safety-solutions
2. Rissi GP, Shibukawa BMC, Ferreira AMD, Uema RTB, Merino MFGL, Higarashi IH. Identificação do paciente recém-nascido: revisão de escopo. Rev Eletr Enferm. 2021;23:67546. doi: https://doi.org/10.5216/ree.v23.67546
3. Kalisky T, Saggese S, Zhao Y, Johnson D, Azarova M, Duarte-Vera LE, et al. Biometric recognition of newborns and young children for vaccinations and health care: a non-randomized prospective clinical trial. Sci Rep. 2022;12(1):22520. doi: https://doi.org/10.1038/s41598-022-25986-6
4. Maltoni D, Maio D, Jain AK, Prabhakar S. Handbook of fingerprint recognition. 2. ed. London: Springer; 2009. doi: https://doi.org/10.1007/978-1-84882-254-2
5. Jain AK, Ross A, Prabhakar S. An introduction to biometric recognition. IEEE Trans Circuits Syst Video Technol. 2004;14(1):4-20. doi: https://doi.org/10.1109/TCSVT.2003.818349
6. Watson CI, Garris MD, Tabassi E, Wilson CL, McCabe RM, Janet S, et al. User's guide to NIST biometric image software (NBIS). Gaithersburg (MD): National Institute of Standards and Technology; 2007. doi: https://doi.org/10.6028/NIST.IR.7392
7. Saggese S, Zhao Y, Kalisky T, Avery C, Forster D, Edith Duarte-Vera L, et al. Biometric recognition of newborns and infants by non-contact fingerprinting: lessons learned. Gates Open Res. 2019;3:1477. doi: https://doi.org/10.12688/gatesopenres.12914.2
8. Candela GT, Grother PJ, Watson CI, Wilkinson RA, Wilson CL. PCASYS: a pattern-level classification automation system for fingerprints. Gaithersburg (MD): National Institute of Standards and Technology; 1995. doi: https://doi.org/10.6028/NIST.IR.5647
9. Tan X, Bhanu B, Lin Y. Fingerprint identification: classification vs. indexing. In: Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS 2003); Miami (FL). [s.l.]: IEEE Computer Society; 2003. p. 151-6. doi: https://doi.org/10.1109/AVSS.2003.1217915
10. Afsar FA, Arif M, Hussain M. Fingerprint identification and verification system using minutiae matching. In: Proceedings of the National Conference on Emerging Technologies (NCET); 2004; Islamabad (PK).
11. Prabhakar S. Fingerprint classification and matching using a filterbank [tese]. East Lansing (MI): Michigan State University; 2001. doi: https://doi.org/10.25335/yhym-vp59
12. Gu J, Zhou J, Yang C. Fingerprint recognition by combining global structure and local cues. IEEE Trans Image Process. 2006;15(7):1952-64. doi: https://doi.org/10.1109/TIP.2006.873443
13. Basak P, De S, Agarwal M, Malhotra A, Vatsa M, Singh R. Multimodal biometric recognition for toddlers and pre-school children. In: 2017 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB); 2017 out 1-4; Denver (CO). [s.l.]: IEEE; 2017. p. 627-33. doi: https://doi.org/10.1109/BTAS.2017.8272750
14. McClish DK. Analyzing a portion of the ROC curve. Med Decis Making. 1989;9(3):190-5. doi: https://doi.org/10.1177/0272989X8900900307
15. Efron B. Bootstrap methods: another look at the jackknife. Ann Stat. 1979;7(1):1-26. doi: https://doi.org/10.1214/aos/1176344552
16. Rutter CM. Bootstrap estimation of diagnostic accuracy with patient-clustered data. Acad Radiol. 2000;7(6):413-9. doi: https://doi.org/10.1016/S1076-6332(00)80381-5

NOTAS EDITORIAIS

O Journal of Health Informatics é uma publicação científica mantida pela Sociedade Brasileira de Informática em Saúde, associação científica sem fins lucrativos dedicada ao desenvolvimento da Informática em Saúde e da Saúde Digital no Brasil. O processo editorial é conduzido com independência científica, sem interferência institucional, comercial ou de patrocinadores, e segue as boas práticas internacionais de ética em publicação científica.

Este artigo foi avaliado por pares, em sistema duplo-cego, por especialistas da área. A equipe editorial usou ferramentas de inteligência artificial, com supervisão humana, na triagem inicial, na conferência do texto, das referências e dos números e, quando necessário, no redesenho de figuras, quadros e tabelas, aprovado pelos autores na prova. As ferramentas e as salvaguardas estão na Política de uso de inteligência artificial da revista. As decisões editoriais foram tomadas por pessoas.

SBIS Sociedade Brasileira de Informática em Saúde