

Análise de características locais e globais de assinaturas dinâmicas

J.B. Okado ^{a,*}, P.D. Sily ^b, E. S. Câmara e Silva ^b

^a Instituto de Criminalística, Superintendência de Polícia Técnica Científica (SP), Brasil

^b Polícia Federal, Brasil

*Endereço de e-mail para correspondência: jessica.okado@gmail.com. Tel.: +55-17-997140389.

Recebido em 13/02/2024; Revisado em 14/08/2024; Aceito em 16/08/2024

Resumo

O presente estudo realizou uma análise exploratória de assinaturas dinâmicas e propôs uma abordagem em dois passos objetivando avaliar o potencial dos dados biométricos na classificação em simulações e disfarces, comparadas com padrões naturais. Inicialmente foram analisados os dados globais (dados médios) e em seguida foram avaliados os dados locais (dados ponto a ponto de posições x e y, velocidade, aceleração, jerk e gradiente de pressão). Trinta participantes contribuíram voluntariamente com um conjunto de 1800 amostras naturais de sua assinatura usual (incluindo assinaturas legíveis, mistas e estilizadas), 60 disfarces e 870 simulações. Foram utilizadas ferramentas de análise de dados, como Análise de Componentes Principais (PCA), boxplots, teste de distância e teste de hipótese Kolmogorov-Smirnov (KS) para analisar 62 características globais (dados médios). A análise da PCA foi capaz de agrupar corretamente 97,8% das assinaturas simuladas. O estudo das características locais utilizou análise visual, Dynamic Time Warping (DTW) e teste de hipótese KS. O desempenho na classificação utilizando características locais foi avaliado para determinar quais delas são mais relevantes para o exame. A abordagem proposta produziu resultados promissores na classificação de simulações. Os disfarces não puderam ser satisfatoriamente diferenciados das simulações utilizando o método proposto, conforme observa-se na grafoscopia tradicional. Os disfarces formais (auto simulação) apresentaram taxa de erro menor em comparação com os disfarces realizados de forma livre. As características locais que demonstraram maior robustez na classificação das amostras foram pressão e velocidade, justificando, futuramente, uma investigação mais aprofundada para possível correlação entre elas.

Palavras-Chave: Grafoscopia; assinatura biodinâmica; DTW; simulação; disfarce.

Abstract

The present study conducted an exploratory analysis of dynamic signatures and proposed a two-step approach to evaluate the potential of biometric data in classification for simulations and disguises, compared to natural patterns. Initially, global data (average data) were analyzed, followed by an evaluation of local data (point-by-point data of x and y positions, velocity, acceleration, jerk, and pressure gradient). Thirty participants voluntarily contributed a set of 1800 natural samples of their usual signatures (including legible, mixed, and stylized signatures), sixty disguises, and 870 simulations. To analyze sixty-two global characteristics (average data) we used data analysis tools such as Principal Component Analysis (PCA), boxplots, distance tests, and the Kolmogorov-Smirnov (KS) hypothesis test. The PCA analysis correctly grouped 97.8% of the simulated signatures. The study of local characteristics utilized visual analysis, Dynamic Time Warping (DTW), and the KS hypothesis test. The performance in classification using local characteristics was evaluated to determine which are most relevant for the examination. The proposed approach yielded promising results in the classification of simulations. Disguises could not be satisfactorily differentiated from simulations using the proposed method, as observed in the traditional handwriting examination. Formal disguises (self-simulation) presented a lower error rate compared to freely performed disguises. The local characteristics that demonstrated the greatest robustness in sample classification were pressure and velocity, justifying future in-depth investigation for correlation between them.

Keywords: Forensic handwriting examination, dynamic signature, DTW, disguised signatures, simulated signature.

1. INTRODUÇÃO

A migração dos documentos, do meio físico para o meio digital, impactou na análise forense de documentos e manuscritos. O uso de assinaturas eletrônicas cresceu em grande escala, levando a um aumento nos exames forenses, particularmente de assinaturas manuscritas capturadas digitalmente, que podem ser divididas na literatura como assinaturas estáticas ou dinâmicas [1,2].

Nas assinaturas estáticas também denominadas de assinaturas offline, apenas a imagem da assinatura é capturada. Nas assinaturas dinâmicas, também chamadas de assinaturas biométricas ou online, são capturadas características como posição, velocidade, pressão, a cada ponto capturado em função do tempo [3-4]. Estes dados ponto a ponto são definidos como dados dinâmicos ou dados biométricos, ainda que algumas características não possuam necessariamente informação sobre a cinética do movimento, por exemplo, pressão. Os dados médios de assinaturas dinâmicas são definidos como dados globais e os dados ponto a ponto são denominados dados locais [3,5].

Nos exames grafoscópicos tradicionais em manuscritos e de assinaturas offline, somente as características estáticas são avaliadas pelo perito, enquanto as características cinéticas e de pressão só podem ser inferidas qualitativamente. Nas assinaturas biométricas, é possível a análise quantitativa de todos os dados ponto a ponto e médios, e em quantidade, permitindo uso de análise estatística dos dados biométricos [1-8].

A análise de assinaturas manuscritas é de interesse de outras áreas, além das ciências forenses, tais como neurociência, medicina e redes neurais. Apesar das inúmeras publicações sobre o tema, a maioria dos estudos não são da área da criminalística e exploram as diferenças sobre causas modificadoras da escrita e entre assinaturas naturais e não naturais, com profundidade limitada em relação aos disfarces. Ainda, não há uma padronização sobre como o tratamento e o exame dos dados devem ser realizados [4, 6-7, 9-10].

Na análise dos dados alguns estudos utilizam mais de uma simulação e utilizam a média entre elas. Contudo, há limitações no estudo das médias entre amostras de simulação, já que não são gestos automatizados. Também é observada na literatura falta de transparência quanto ao uso de testes estatísticos, em relação as condições de aplicabilidade dos testes, se são satisfeitas para utilizá-los [7].

Embora haja uma variedade de programas automatizados projetados para classificação de assinaturas (estáticas e dinâmicas) e reconhecimento de escritas, eles não são adequados para a análise forense de manuscritos, pois se baseiam em banco de dados de treinamento que incluem amostras naturais e simuladas, não contendo disfarces. A maioria dos softwares não fornece uma

visualização completa de dados que poderiam ser cruciais em um cenário de análise forense, com possibilidade de observação dos gráficos ponto a ponto de comportamento de diferentes características da assinatura, médias, valores estatísticos e estatística descritiva [1-2, 9, 11-12].

Este estudo concentrou-se na análise de assinaturas dinâmicas de diferentes estilos (legível, misto e estilizado), para diferenciar amostras naturais de padrões colhidos de simulações e disfarces. Os objetivos deste estudo foram: (1) Avaliar o potencial da abordagem de dados proposta para distinguir amostras simuladas e disfarces (forma livre e auto simulação) de um conjunto de padrões naturais, (2) Explorar o potencial forense do uso de dados biométricos de características globais e locais, (3) avaliar o uso de testes estatísticos para avaliar a significância dos achados e (4) determinar se determinadas características globais (dados médios) e locais (dados ponto a ponto) específicas têm mais relevância para o exame pericial de assinaturas.

A abordagem proposta partiu do desenho experimental em dois passos, e não é relacionada à terminologia de abordagem em duas etapas comumente utilizada no cenário forense, em que a primeira etapa é a comparação e a segunda a avaliação dos achados [13-14]. Os dois passos propostos no desenho partem de uma visão macro dos dados médios para análise de visão micro dos dados locais (dados ponto a ponto).

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Materiais

As assinaturas foram capturadas utilizando um computador portátil (Avell) conectado a mesa digitalizadora Wacom, modelo STU540, com tecnologia de captura REM, frequência de 200Hz e caneta sensível à pressão. O software Wacom Signature Scope versão 1.48.1.93 x64 foi utilizado para captura de dados globais e locais. A análise dos dados brutos, cálculos e geração de gráficos foram executados utilizando um algoritmo Python implementado pelo autor.

2.2. Participantes

As amostras de assinatura foram fornecidas por 30 participantes (28 destros e 2 canhotos, 53,3% do sexo feminino) sem experiência em grafoscopia. Todos os participantes aceitaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, possuíam escrita automatizada, com escolaridade mínima de nível superior completo e idade variando de 28 a 65 anos. No momento da coleta de dados, todos possuíam habilidades motoras e não apresentavam condições ou estavam sob o efeito de substâncias que pudessem modificar a escrita. Dentre eles, dez apresentavam estilo de assinatura legível, dez mistas e dez

estilizadas. Para atenuar o viés cognitivo, a classificação dos estilos foi baseada nas respostas de 10 peritos em grafoscopia.

2.3. Amostras

A cada voluntário foi solicitado produzir 60 amostras de sua assinatura natural e 31 amostras não naturais: duas amostras de disfarces, sendo uma na forma livre, chamada de disfarce livre e outra formalmente semelhante à sua assinatura, denominada disfarce formal (auto simulação); e 29 simulações, uma de cada assinatura dos demais participantes. No total, foram obtidas 2730 amostras (1800 assinaturas naturais, 60 disfarces e 870 simulações). A mesa digitalizadora foi colocada sobre uma mesa horizontal e o voluntário assumiu uma posição sentada, com ângulo confortável entre a mesa e o pulso. A coleta das amostras naturais foi realizada em três séries de 20 repetições cada, com intervalo de descanso de pelo menos 10 minutos entre as séries. Posteriormente os disfarces foram produzidos, sendo permitido aos participantes treinarem por pelo menos 2 minutos ou conforme desejado, resultando em apenas uma amostra de cada tipo. Para o disfarce de forma livre, os voluntários criaram a assinatura que quisessem. Para o disfarce formal, foram instruídos a criar uma assinatura que poderiam negar a autenticidade posteriormente, mas com a condição de que ela se assemelhasse muito à sua assinatura natural e pudesse ser aceita em uma instituição. Para as simulações, uma amostra de tamanho idêntico à tela do tablet digital foi mostrada em um laptop aos voluntários, que puderam praticar o modelo até que obtivessem uma simulação que julgassem satisfatória.

2.4. Características globais

As características globais representam médias numéricas para cada assinatura dinâmica [5]. O software Wacom Signature Scope exporta automaticamente 62 características globais em um arquivo CSV, por exemplo, tempo total, duração da caneta, força média da caneta, velocidade RMS, entre outras [15].

2.5. Características locais

Características locais são valores numéricos medidos a cada ponto de aquisição da assinatura [5]. As características locais analisadas incluíram pressão relativa (força pontual em relação à medida máxima da tabela), movimentos no ar, coordenadas dos eixos horizontal e vertical, velocidade, aceleração e *jerk*.

2.6. Análise de dados

Como primeiro passo, uma análise exploratória usando características globais foi conduzida para comparar grupos de assinaturas padrões de simuladas e disfarçadas (forma livre e forma similar ao padrão) usando a Análise de Componentes Principais (PCA) bidimensional, seguida de análise estatística descritiva por meio de boxplots da média de cada característica [5,16]. Foi realizada a PCA com 62 características globais das amostras de todos os voluntários para observar se o método conseguia agrupar amostras naturais, simuladas, disfarces formais e disfarces livres. Para confirmar se a análise exploratória foi representativa do comportamento real dos dados, foi realizada avaliação por característica por meio de boxplots.

Para avaliar quais as características médias mais relevantes, foi verificada a representatividade de variância dos dados por meio da análise dos scores, os quais foram utilizados para determinar as características mais influentes em cada agrupamento por participante. Este processo permitiu identificar quais características contribuíram de forma mais relevante para os agrupamentos, proporcionando uma compreensão maior da capacidade representativa do conjunto de dados. Foram então realizadas duas tentativas de otimização da PCA, uma excluindo as características globais menos relevantes entre os participantes e outra com apenas as características mais relevantes [17]. A primeira tentativa de melhorar o desempenho filtrou as 21 principais características contribuintes de todos os participantes, e na outra tentativa excluíram-se as 10 características que menos contribuíam.

A PCA com melhor desempenho foi a que considerou todas as 62 características globais e foi utilizada como filtro, de modo que apenas as assinaturas simuladas erroneamente agrupadas como naturais nesta primeira etapa foram selecionadas para posterior análise, que utilizou características locais. Esse conjunto de assinaturas foi considerado como o que representou as melhores simulações.

A diferença entre amostras não naturais e naturais para cada característica isoladamente foi avaliada por meio de teste de hipótese Kolmogorov Smirnov (KS). Anteriormente, a normalidade da distribuição dos dados de cada característica global foi determinada individualmente por meio de histogramas de frequência, gráficos de curvas de distribuição e teste KS. Neste estudo, as características globais e locais de cada participante não seguiram distribuição normal para cada grupo amostral. Consequentemente, não satisfazem as condições para uso de ANOVA, como algumas vezes utilizada na literatura [7]. Dessa forma, foi utilizado o teste de hipótese não-paramétrico KS. Para o teste estatístico, considerou-se a hipótese nula (H0): "A amostra estudada (simulada ou disfarçada) pertence ao grupo dos padrões naturais" e a hipótese alternativa (H1): "A amostra estudada não pertence ao grupo padrão". Utilizou-se nível de significância de p-valor menor ou igual a 0,05.

Um teste de distância multivariada foi realizado para todas as 62 características globais, associando todas as características globais. Este teste comparou a distância entre amostras não naturais e naturais com amostras naturais usando os boxplots e o teste de Kolmogorov-Smirnov, utilizando as mesmas hipóteses mencionadas. A acurácia foi definida pela capacidade do método de classificar corretamente as amostras simuladas como não pertencentes à distribuição padrão (verdadeiro negativo) e disfarçadas como pertencentes ao grupo padrão (verdadeiro positivo).

Em um segundo momento foi realizada uma análise de características locais para testar se era possível diferenciar assinaturas simuladas e disfarçadas (não naturais), que foram agrupadas pela PCA de maneira incorreta como assinaturas naturais. As características locais foram avaliadas de duas maneiras distintas. Primeiramente, foi realizada a visualização dos gráficos das assinaturas naturais e não naturais. Para tanto, um gráfico sobreposto de uma amostra questionada (disfarçada ou simulada) foi plotado contra as curvas das assinaturas padrão (naturais), para cada variável estudada (gradiente de pressão relativo - porcentagem relativa em relação à medida máxima do equipamento, posições das coordenadas X e Y, velocidade, aceleração e *jerk*) em relação à posição relativa. Para reduzir a dependência do operador e facilitar a visualização de múltiplas curvas simultaneamente foram utilizados dados normalizados e padronizados. A normalização foi realizada dividindo-se o valor em um ponto pelo valor máximo daquela característica na amostra, seguida da padronização por meio da subtração da média. Este procedimento não distorce a imagem da assinatura; em vez disso, sobrepõe assinaturas estáticas.

A posição relativa na assinatura em um ponto n é dada pelas equações 1 e 2., onde dS_n é a distância entre um ponto n e o anterior e dS'_n é a posição no traçado da assinatura em relação ao ponto inicial. Foi utilizado para aumentar a comparabilidade de regiões semelhantes entre amostras não naturais e naturais, de forma análoga à análise de traços, por reduzir a chance de comparar a região final de uma assinatura genuína com a região inicial de uma simulação, uma vez que em algumas simulações o tempo pode ser muito maior que os padrões, ainda que o resultado visual da forma seja similar.

$$dS_n' dS_n' = \sum_{i=0}^n (dS_n) \sum_{i=0}^n (dS_n) \quad (1)$$

$$dS_n = \sqrt{(x_n - x_{(n-1)})^2 + (y_n - y_{(n-1)})^2}$$

$$dS_n = \sqrt{(x_n - x_{(n-1)})^2 + (y_n - y_{(n-1)})^2} \quad (2)$$

Posteriormente, a medida de dissimilaridade entre assinatura natural e não natural foi avaliada usando a função Dynamic Time Warping (DTW) com distância euclidiana, utilizando os dados crus. O DTW não utiliza interpolação, ou seja, não há a criação de pontos [5,18]. Os valores da matriz da DTW foram avaliados comparando-se os grupos de assinaturas naturais e não naturais por meio do teste KS. A taxa de acurácia para as características locais foi definida da mesma forma descrita para as características globais.

3. RESULTADOS

3.1. Características globais

A Análise de Componentes Principais (PCA), ao utilizar todas as 62 características médias, obteve o melhor agrupamento de assinaturas naturais, disfarçadas e simuladas, quando comparada às otimizações testadas. Para as 1800 amostras naturais, apenas quatro amostras (0,2%) não foram agrupadas com as naturais do respectivo participante (três amostras do participante 12 e uma amostra do participante 26), para as 870 amostras simuladas, o agrupamento incorreto ocorreu em apenas 19 amostras (2,2%), necessitando de análises adicionais para diferenciá-las do grupo padrão de assinaturas naturais. A amostra com mais simulações agrupadas erroneamente foi de uma assinatura estilizada. A PCA com 62 características apresentou escores entre 0,7 e 1,7 (estes escores são uma medida da representatividade dos dados podendo ser de 0 a 2, sendo mais representativa quanto mais próximo de 2). Para os disfarces, 46,7% das amostras de disfarces formais e 43,3% das amostras de disfarces livres foram agrupadas próximas das amostras naturais. Assim, no caso dos disfarces, a PCA com todas as características globais apresentou uma taxa de erro de 55%, classificando erroneamente os disfarces como não originários do mesmo participante.

A Figura 1 ilustra um exemplo de agrupamento de PCA para uma assinatura de modelo com estilo misto. As amostras naturais foram agrupadas próximas entre si e nenhuma amostra simulada ou disfarçada foi agrupada perto do aglomerado natural. No entanto, para essa técnica e esse participante, não foi possível diferenciar disfarces de simulações.

O teste para melhorar o desempenho da PCA com as 21 características mais relevantes exibiu variação de *score* de 0,6 a 1,6 e agrupou erroneamente 25 amostras simuladas (2,9%) próximas às amostras naturais. Para os disfarces, agrupou 43,3% dos disfarces formais e 36,3% dos disfarces livres próximos às amostras naturais. O segundo teste, que excluiu as 12 características com menores contribuições para cada participante, agrupou 30 amostras simuladas (3,4%) erroneamente próximas às amostras naturais, o que

significa uma variação de score entre 0,4 e 0,7, com 43,3% de disfarces formais e 30,0% de disfarces livres agrupados perto de assinaturas naturais. Os resultados comparativos

entre PCA com 62, 21 e 50 características estão resumidos na Tabela 1.

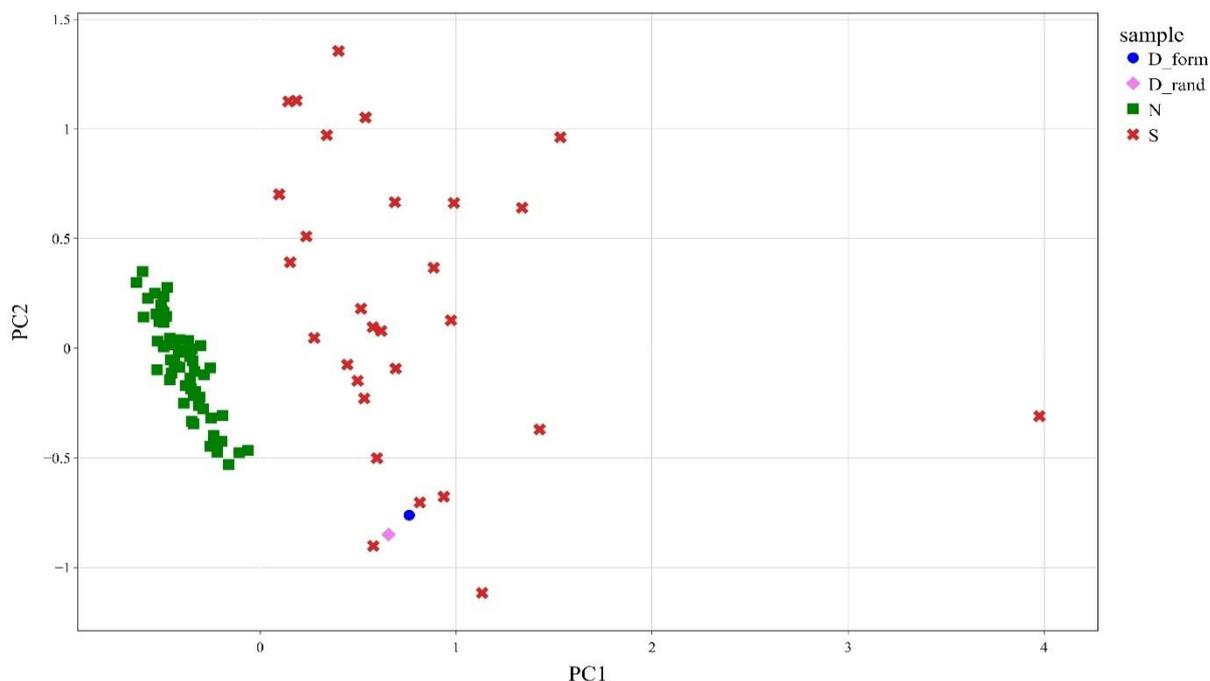


Figura 1. Exemplo de um agrupamento de PCA usando 62 características globais. todas as amostras naturais próximas, as simuladas distantes das naturais e os disfarces considerados fora das naturais, sem distinção das simuladas. D_form = disfarce formal (círculo), D_rand = disfarce livre (losango), N = assinaturas naturais dos padrões (quadrado), S = simulação (X).

Tabela 1. Comparação dos escores da PCA com 62, 50 e 21 características globais, respectivamente, taxa de erro de classificação das amostras simuladas (S) como natural (N) e a taxa de erros de classificação dos disfarces formal (D_form) e de forma livre (D_random) como simulada. A PCA com 62 características apresentou os melhores resultados. Classificação considerada errada para disfarce quando não foi agrupado com padrões da mesma pessoa.

	PCA 62	PCA 50	PCA 21
Menor score	0,7	0,6	0,4
Maior score	1,7	1,6	0,7
Taxa de erro (S classificado N)	2,2%	2,9%	3,4%
Taxa de erro (D_form)	53,3 %	56,7%	56,7%
Taxa de erro (D_random)	56,7%	36,7%	30,0%

O agrupamento de PCA com 62 características globais foi avaliado a fim de entender a dependência dos erros em relação ao estilo das assinaturas e das 19 simulações agrupadas incorretamente, 11 eram assinaturas estilizadas, seis mistas e duas legíveis.

Para conferir se a PCA representou o comportamento dos dados das amostras, foram gerados boxplots das características globais, comparando o grupo das amostras naturais contra cada amostra não genuína (simulada e disfarçada). A análise do boxplot foi realizada com apenas uma amostra simulada ou disfarçada em comparação com um grupo de amostras naturais (similar ao que ocorre na maioria dos casos forenses). Como resultado, a amostra

simulada é representada graficamente por um ponto, enquanto as amostras naturais são representadas por uma caixa.

A Figura 2 ilustra um exemplo de boxplots para uma assinatura simulada que foi erroneamente agrupada perto das amostras naturais pela PCA. Neste exemplo, a amostra simulada está fora do intervalo de 95% de confiabilidade em torno da média das amostras naturais para duas das quatro características que foram mais relevantes para a PCA. Portanto, mesmo quando se utiliza boxplots, a simples observação dessas características não é suficiente para classificar a amostra como simulada, sendo necessária uma análise adicional.

Analisou-se cada característica global separadamente, considerando-se que uma amostra pertencia ao grupo natural se mais da metade das 62 características estivessem dentro da mesma distribuição. Embora 50% seja um critério subjetivo, esse valor foi utilizado para a análise exploratória, e não implica que todas as características médias tenham a mesma relevância. Com base nesse critério, 100% das 19 amostras simuladas classificadas erroneamente por PCA e 50% dos 60 disfarces foram classificados corretamente. As previsões mostraram-se mais precisas para disfarces que se assemelhavam à forma de assinatura natural (taxa de precisão de 63,3% para disfarces formais e 3,3% para disfarces livres). As características que produziram melhores taxas de acerto foram: tempo total (77,2%), tempo de contato (76%),

tempo no ar (76%), inversões em Y (68,4%) e velocidade média RMS (69,6%).

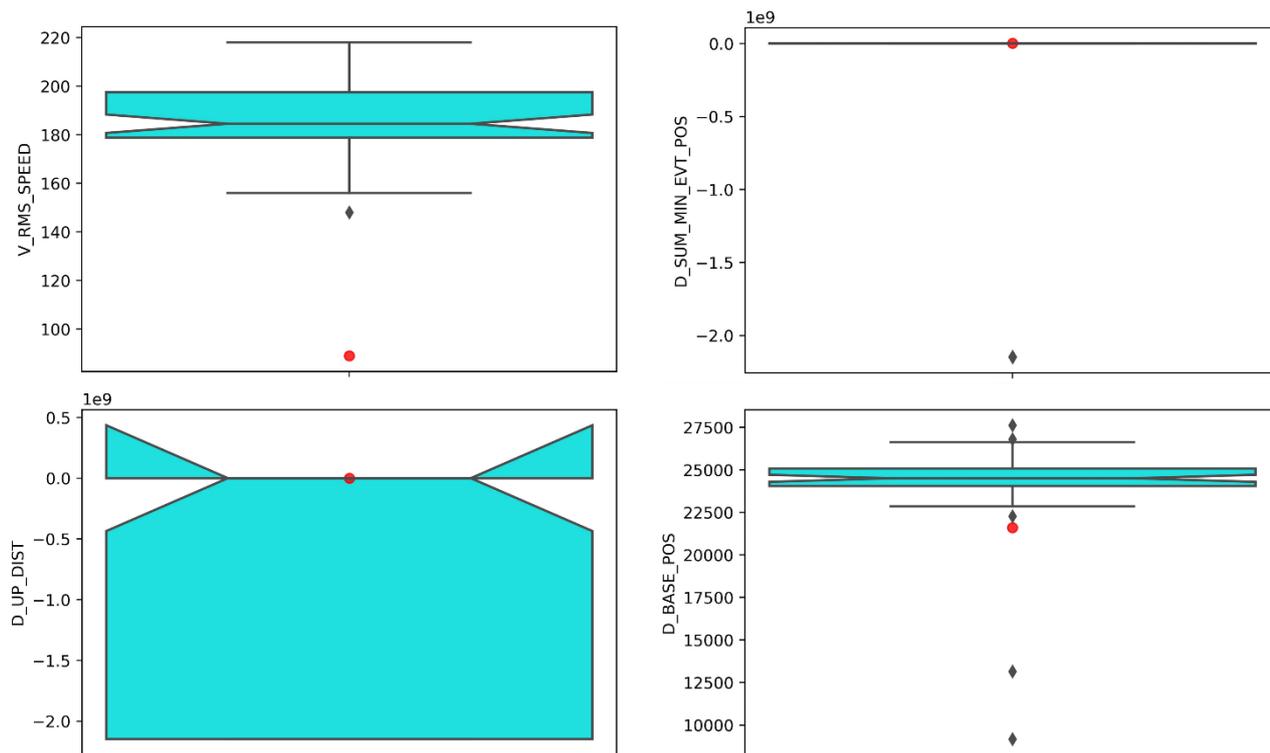


Figura 2. Boxplot para a comparação entre assinaturas naturais (box e losangos pretos – outliers das assinaturas naturais) e a amostra simulada em círculo vermelho para as quatro características mais representativas da PCA relacionadas a um participante: velocidade média RMS (V_RMS_SPEED) em milímetros por segundo (mm/s) , soma das posições do evento (D_SUM_MIN_EVT_POS) em micrômetros (μm), distância percorrida no ar (D_UP_DIST) em micrômetros (μm) em e distância basal (D_BASE_POS) em micrômetros (μm).

A análise multivariada de distância com o teste KS obteve uma taxa de precisão de 94,7% para amostras simuladas e 6,7% para disfarces. A análise multivariada com boxplots classificou corretamente 36,8% das amostras simuladas e 31,7% dos disfarces (40% para disfarces formais e 23,3% para disfarces de forma livre). Os resultados resumidos para as características globais são apresentados na [Tabela 2](#).

3.1. Características locais

Os gráficos locais das posições X e Y e dados de pressão relativa foram traçados com cores diferentes para movimentos aéreos e na tela. Para melhorar a visualização, os gráficos de velocidade, aceleração e *jerk* foram plotados exclusivamente para movimentos na tela. No entanto, para aceleração e *jerk*, o ruído foi maior do que para velocidade, tornando a análise visual mais desafiadora para curvas sobrepostas e, para estudos futuros, recomenda-se o uso de gráficos justapostos [11, 19]. A [Figura 3](#) ilustra um

exemplo de gráficos ponto a ponto para as amostras simuladas de um participante.

A análise visual das curvas para todas as características locais distinguiu com sucesso assinaturas simuladas do grupo natural. Visualmente, gradientes de velocidade, de pressão e movimentos no ar (quando presentes na assinatura), foram as características que mais evidenciaram a diferenciação, alcançando índices de acurácia entre 94 e 100%. Para os disfarces, a análise visual das curvas locais não foi suficiente para permitir a classificação correta como pertencente à mesma pessoa para 86,7% dos disfarces. Apenas oito dos disfarces formais e nenhum dos disfarces de forma livre puderam ser visualmente classificados como disfarces. Para algumas amostras disfarçadas, os valores de pressão foram diferentes, mas o gradiente de pressão foi mantido. Para alguns disfarces formais, as curvas de velocidade mantiveram o perfil da assinatura natural, mas com curvas menos suaves e com mais tremores. Para amostras naturais de participantes com maior variabilidade as curvas se apresentaram com maior separação e a visualização por sobreposição ficou dificultada.

Tabela 2. Taxas de acurácia (%) para cada técnica utilizada na análise das características globais.

Técnica	Simulação (%)	Disfarce (%)	Disfarce	
			Disfarce formal	Disfarce de forma livre
Distância multivariada + bloxplot	36,8	31,7	40,0	23,3
Distância multivariada + teste KS	94,7	6,7	10,0	3,3
Características globais individuais + boxplot	100,0	50,0	63,3	36,7

Os dados de custo DTW, para todas as características e todos os participantes, mostrou uma distribuição não normal. Portanto, para analisar a significância estatística da diferença observada entre os grupos (naturais, disfarces e simulações) foi utilizado o teste KS ($p \leq 0,05$). Para as simulações, a avaliação dos dados locais para as variáveis X, Y e pressão classificou corretamente 94,7% das amostras. As variáveis velocidade, aceleração e *jerk* classificaram corretamente todas as amostras.

Para os 30 disfarces formais, as variáveis X e aceleração classificaram corretamente quatro amostras (13,3%); a variável Y classificou corretamente duas amostras (6,7%); a pressão e o *jerk* classificaram corretamente uma amostra (3,3%); e a velocidade não classificou corretamente nenhuma. Para os 30 disfarces de forma livre (livres), as variáveis X, Y, pressão, velocidade e aceleração classificaram corretamente uma amostra (3,3%), e *jerk* não classificou corretamente nenhuma.

4. DISCUSSÃO

4.1. Características globais

Para as características globais, a PCA agrupou com sucesso amostras naturais e simuladas, com apenas 0,3% de taxa de erros para as amostras naturais e 2,2% para as amostras simuladas. Dentre as amostras agrupadas erroneamente, a maioria foi composta por modelos estilizados (52,6%), resultado alinhado com a literatura da grafoscopia tradicional [7]. A PCA é uma técnica que

permite a comparação de uma única amostra simulada contra um conjunto de padrões conhecidos, a exemplo do que ocorre em muitos exames periciais.

Em relação aos disfarces, a taxa de erro da PCA foi em torno de 50%, o que não é aceitável em um cenário forense. Os testes para melhorar o desempenho removendo características globais menos representativas ou selecionando apenas as mais representativas tiveram um desempenho pior do que usando todas as características globais, o que mantém a distinção entre disfarces e simulações inviável. Este resultado vai ao encontro das observações tradicionais em exames grafoscópicos, onde as taxas de erro para diferenciar simulações de disfarces são tipicamente altas [3,7]. Com o uso da PCA, não foi possível afirmar se as taxas de erro para classificar disfarces formais são menores do que para disfarces de forma livre.

A análise de cada característica global individual com testes de PCA não permitiu identificar as características mais relevantes, necessitando de mais estudos.

Analisando cada característica global individualmente por teste KS, observou-se que a predição foi mais acurada para disfarces que se assemelhavam a assinaturas naturais (63,3% para disfarces formais e 3,3% para disfarces de forma livre). No entanto, ao generalizar para todos os disfarces, a taxa de precisão permanece muito baixa, e só é possível inferir que os disfarces formais são mais propensos a serem identificados como disfarces e, em alguns casos, podem ser úteis para auxiliar a convicção do perito.

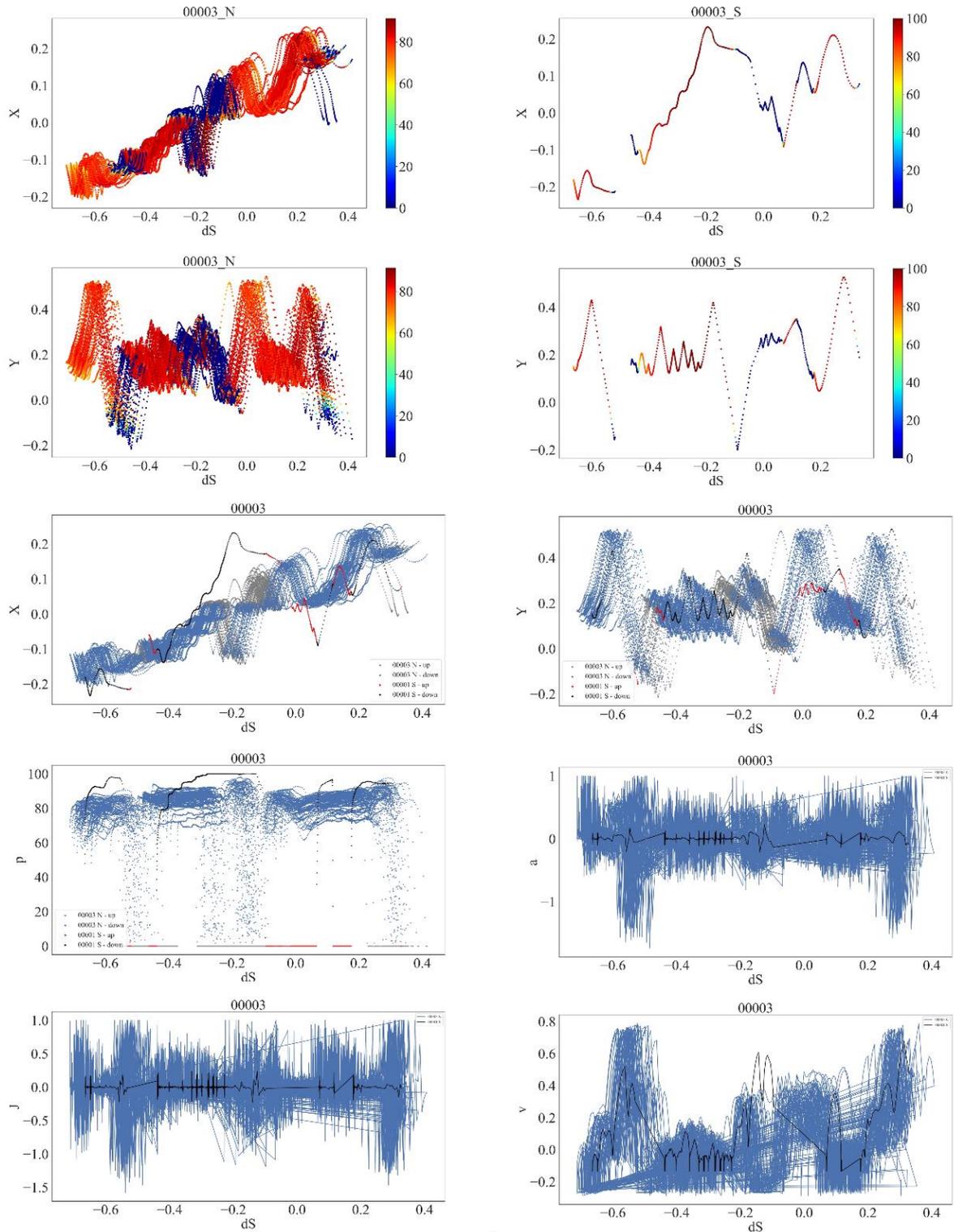


Figura 3. Gráficos de características locais para uma amostra simulada, comparada com as amostras do padrão. Os gráficos com gradiente de cor é de azul para vermelho vão de 0 a 100% de pressão, em relação à unidade de medida da mesa. Em preto e vermelho amostra simulada (00003_S) e em azul e cinza, assinaturas do padrão (00003_N). Da esquerda para a direita, de cima para baixo, em termos da posição normalizada: gradiente de pressão em X para amostras do padrão; gradiente de pressão em X para simulação; gradiente de pressão em Y para padrões; gradiente de pressão da simulação em Y; simulado vs. natural para X, Y; pressão; aceleração, *jerk* e velocidade.

Tabela 3. Taxas de acurácia por tipo de amostra para cada característica local usando análise de DTW seguida pelo teste KS. (X= coordenada x, Y= coordenada y, p= gradiente de pressão, v= velocidade, a= aceleração, J= *jerk*).

Grupo	X		Y		p		v		a		J	
	n	%	n	%	n	%	n	%	n	%	n	%
Simulação	18	94,7	17	89,5	18	94,7	19	100,0	19	100,0	19	100,0
Disfarce formal	4	13,3	1	3,3	1	3,3	0	0,0	4	13,3	1	3,3
Disfarce livre	1	3,3	1	3,3	1	3,3	1	3,3	1	3,3	0	0,0
Disfarce	5	8,3	2	3,3	2	3,3	1	1,7	5	8,3	1	1,7

As características globais mais relevantes para cada tipo de amostra foram as relacionadas ao tempo necessário para executar a assinatura, o que é consistente com a teoria da isocronia aplicada às amostras naturais e achados anteriores [5,7,20].

A análise de distância multivariada das características globais também mostrou altas taxas de erro para distinguir simulações de disfarces. A análise multivariada realizada com teste de hipóteses obteve maior acurácia do que a realizada com boxplots.

Dentre todas as técnicas utilizadas, a análise década característica individualmente apresentou resultados mais precisos do que a associação multivariada. No entanto, ambos os métodos tiveram bom desempenho para as amostras simuladas e exibiram altas taxas de erro para disfarces.

4.2. Características locais

A análise visual das curvas locais foi capaz de classificar corretamente todas as amostras simuladas que foram erroneamente classificadas pela PCA, mas não os disfarces. As características de gradiente de pressão e velocidade foram as que forneceram mais evidências para diferenciar as simulações. Para os disfarces, essa abordagem não foi capaz de classificar 86,7%, indicando a necessidade de novos estudos. Um achado interessante para algumas amostras produzidas como disfarces formais foi a observação de que as curvas de velocidade e pressão mantiveram um perfil semelhante ao das assinaturas naturais, apesar de apresentarem maior amplitude de pressão e curvas de velocidade menos suaves, com tremores.

A utilização do teste estatístico KS para as variáveis locais obteve alta taxa de acurácia para amostras simuladas. Embora o melhor desempenho tenha ocorrido com disfarces formais, a taxa de erro para disfarces, independentemente do tipo, usando esse critério ainda é muito alta.

É importante ressaltar as limitações deste estudo. Devido à grande quantidade de dados, apenas 19 das 870 simulações foram estudadas quanto às características locais e a sobreposição de curvas locais de velocidade, aceleração e *jerk* dificultou a visualização. Sugere-se a realização de estudos futuros para a visualização destas características por análise de gráficos lado a lado, bem como ampliação de partes do gráfico para maior facilidade

de examinar e ao longo de toda a assinatura [11, 19]. As taxas de erro para amostras simuladas foram calculadas apenas para as 19 amostras simuladas (2,2%) que não puderam ser diferenciadas das assinaturas naturais pela PCA, considerados os casos mais difíceis de classificar. Em estudos adicionais testando todas as 870 simulações, será possível estimar se as taxas de acurácia aumentarão. Para estudos futuros, é fundamental avaliar as características locais de todas as 870 simuladas.

5. CONCLUSÕES

A abordagem combinada da análise de características globais e locais pode fornecer um apoio para peritos em exames grafoscópicos. Apesar das maiores taxas de erro das características globais em relação às características locais, o uso das primeiras pode auxiliar na formação da convicção do perito, utilizando os agrupamentos gerados pela PCA, juntamente com testes estatísticos para características individuais e associações multivariadas, bem como a análise global enriquece o exame principalmente de amostras muito curtas, em que menos pontos estão disponíveis. A análise das características locais usando DTW seguido pelo teste KS produziu baixas taxas de erro para amostras simuladas e os gráficos e imagens individuais de assinatura foram importantes na análise. Os parâmetros de pressão e velocidade mostraram-se os mais robustos para o exame. Esses achados corroboram as observações tradicionais nos exames grafoscópicos, indicando que as taxas de erro para diferenciar amostras simuladas de disfarces são muito altas. Para estudos futuros, espera-se avaliar as características locais de todas as amostras simuladas e naturais, para propor uma metodologia de forma mais abrangente.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Wacom por ceder o software e a Academia Nacional de Polícia no âmbito da especialização de documentoscopia, na qual o trabalho foi realizado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] M. Angel.; J. S. Kelly. *Forensic Document Examination in the 21st Century*. CRC Press, United States

- of America. 157-303 (2021).
- [2] H. H. Harralson. *Developments in Handwriting and Signature Identification in the Digital Age*. Routledge, United Kingdom. (2013).
- [3] H. Harralson; L. Miller. *Huber and Headrick's Handwriting Identification*. CRC press, United States of America. (2017).
- [4] J. Linden; R. Marquis; S. Bozza; F. Taroni. Dynamic signatures: A review of dynamic feature variation and forensic methodology, *Forensic Sci Int.*, 291, 216–229 (2018)
- [5] J. Linden; R. Marquis; W. Mazzella. Forensic Analysis of Digital Dynamic Signatures: New Methods for Data Treatment and Feature Evaluation. *J Forensic Sci.*, 62, 382–391 (2017).
- [6] J. Heckerth; E. Kupferschmid; T. Dziedzic; N. Kalantzis; B. G. Čakovská; C. Fernandes; P. Schmidt. Features of digitally captured signatures vs. pen and paper signatures: Similar or completely different?. *Forensic Sci. Int.*, 318, 110587 (2021).
- [7] M. Caligiuri, L. Mohammed. *The neuroscience of handwriting*. EPUB format, CRC Press, ISBN 9781466559189 (2012)..
- [8] J.B. Okado, M.C. Diana, Análise de assinaturas estáticas produzidas em tela, *Rev. Bras. Crimin.* 12 (2), 41-46 (2023). Retirado em 14/06/23, de <https://doi.org/10.15260/rbc.v12i2.695>.
- [9] European Network of Forensic Science Institutes (ENFSI). *Best Practice Manual for the Forensic Handwriting Examination- Appendix 6* (2022). Retirado em 11/04/2023, de <https://enfsi.eu/wp-content/uploads/2023/02/BPM-Handwriting-Ed.-4.pdf>.
- [10] W. J. Flynn. Conducting a forensic examination of electronically captured signatures. *D-ABFDE*, 15(1) (2012).
- [11] R. Doroz, P. Porwik, T. Para, K. Wrobel. Dynamic signature recognition based on velocity changes of some features. *Int. J. Biom.*, 1(1), 47-62 (2008).
- [12] S. N. Srihari, S. H. Cha, H. Arora., S. Lee. Individuality of handwriting. *J Forensic Sci.*, 47(4), 856-872 (2002).
- [13] I. W. Evett, C. E. H. Berger, J. S. Buckleton, C. Champod, G. Jackson. Finding the way forward for forensic science in the US—A commentary on the PCAST report. *Forensic Sci. Int.*, 278, 16-23 (2017).
- [14] Aitken, C., & Taroni, F. *Statistics and the evaluation of evidence for forensic scientists*. John Wiley & Sons, United States of America. (2004).
- [15] Suporte Wacom. Manual do usuário - Definições de Medidas SignatureScope. (2022).
- [16] K. Ahmed; I.M. El-Henawy, M. Z. Rashad; O. Nomir. On-line signature verification based on PCA feature reduction and statistical analysis. *International Conference on Computer Engineering & Systems*. 3–8 (2010).
- [17] L.C. Lee; A.A. Jemain. On overview of PCA application strategy in processing high dimensionality forensic data. *Microchem. J.*, 169, 106608 (2021).
- [18] T. Lelore; H. Mouchère; E.M. Moussa. Point to segment distance DTW for online handwriting signals matching, *ICPRAM 2023*. 1–7 (2023).
- [19] K. A. Nicolaides. Using acceleration/deceleration plots in the forensic analysis of electronically captured signatures. *D-ABFDE*, 15(2). (2012).
- [20] M.P. Caligiuri; L.A. Mohammed; B. Found; D. Rogers. Nonadherence to the isochrony principle in forged signatures, *Forensic Sci Int.* 223, 228–232 (2012).