

# Base de Assinaturas AMODA

## Assinaturas na grafia latina com diferentes tamanhos de aquisição

Renatha Accioly Negreiros

Centro de Informática  
Universidade Federal de Pernambuco  
Recife, Brasil  
raaa@cin.ufpe.br

Cleber Zanchettin

Centro de Informática  
Universidade Federal de Pernambuco  
Recife, Brasil  
cz@cin.ufpe.br

**Abstract**—Este artigo apresenta a base de assinaturas AMODA, composta de assinaturas manuscritas com diferentes tamanhos de aquisição. A produção do conjunto de imagens foi motivada pela ausência de bases de dados contendo assinaturas na grafia latina e em diferentes tamanhos de aquisição. O artigo descreve detalhes sobre o protocolo de aquisição das imagens e apresenta resultados preliminares de verificação nesta base considerando diferentes conjuntos de características e classificadores *One Class Classifier*.

**Keywords**—base; assinaturas; latinas; imagem

### I. INTRODUÇÃO

A área de verificação de assinaturas *off-line* obteve muita atenção nos últimos anos [1][2], contudo, foram encontrados poucos trabalhos evidenciando as dificuldades ou contribuições da verificação de assinaturas com assinaturas com diferentes tamanhos de aquisição. Motivado pela existência de variações geradas no ato de assinar, devido ao espaço disponível para a assinatura, a verificação do desempenho de extratores de características e classificadores aplicados neste contexto de verificação são significativos para a área.

Existem várias bases de dados contendo assinaturas manuscritas na grafia latina [3][4]. Entretanto, não foram encontradas até o momento bases disponíveis na literatura com exemplares com variabilidade de tamanho. O fato de não serem encontradas bases atendendo a esta característica singular torna a criação de uma base com este objetivo de grande contribuição. Este tipo de variação é importante pois normalmente o assinante varia a forma da assinatura de acordo com o espaço disponível para assinar e isso obriga que em aplicações reais os classificadores precisem ser robustos a estas características.

### II. A ASSINATURA

#### A. Biometria

A partir da necessidade de identificar pessoas e suas características individuais em um grupo, cresceu o campo da biometria e a demanda pela identificação dos indivíduos [5]. Há duas divisões entre as abordagens biométricas: a fisiológica e a comportamental. A biometria fisiológica realiza a identificação do indivíduo através das características fisiológicas, como por exemplo a impressão digital, a palma da

mão, a íris, a face, entre outros. Por conseguinte, a biometria comportamental estuda as características individuais sujeitas a variações causadas por fatores como condições físicas, emocionais, psicológicas e/ou idade. Exemplos de biometria comportamental são o padrão de voz, o texto manuscrito, padrão de digitação e a assinatura manuscrita.

A identificação única é uma necessidade atendida por todas as diferentes biometrias, porém com diferentes níveis de precisão e confiabilidade. Apesar disso, elas são independentes da origem dos indivíduos, hábitos, condições físicas, entre outros. Através dos diferentes elementos biométricos é evidenciada a unicidade pessoal.

Dentre as diversas biometrias, a assinatura é a mais encontrada em documentos para validar seu conteúdo. A grande utilização da assinatura manuscrita é consequência de suas características: não intrusiva, grande aceitação na sociedade e no sistema jurídico [6]. A assinatura manuscrita é utilizada na autenticação de documentos, cheques, cartões de crédito, transações comerciais e bancárias.

A importância atribuída à autenticação de documentos através de assinaturas e o avanço tecnológico possibilitaram o desenvolvimento de fraudes documentais e das assinaturas. A verificação de assinaturas é o processo dedicado a avaliar a autenticidade da assinatura manuscrita [7]. As assinaturas fraudadas ou forjadas são divididas em três grupos: aleatória, simples e habilidosa [8]. Neste estudo foram analisadas assinaturas forjadas aleatórias e habilidosas. Diversos trabalhos da literatura analisam os três tipos de assinaturas forjadas [1][7][9][10]. Na Fig. 1 são apresentados exemplos de variação intrapessoal e interpessoal considerando assinaturas verdadeiras e assinaturas forjadas.

#### B. Variações de tamanho

Outra problemática na verificação de assinaturas são as variações de tamanho das assinaturas do mesmo indivíduo. Assinaturas semelhantes de um mesmo assinante são possíveis de serem obtidas, definindo o padrão da forma de assinar do autor. Contudo, assinaturas idênticas não são possíveis de serem obtidas, pois diversos são os fatores que influenciam o processo: condições físicas, emocionais, psicológicas, espaço disponível, tempo, superfície, tipo de papel, consequências da idade e também do instrumento através do qual está sendo escrita a assinatura.

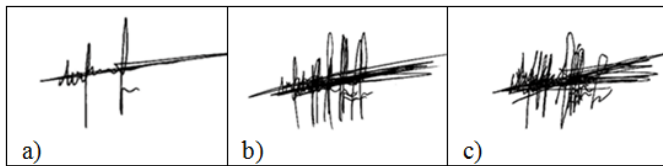


Fig. 1. Variação intrapessoal e interpessoal: a) original; b) assinaturas autênticas sobrepostas; c) falsificação sobrepostas à assinatura autêntica.

As variações de tamanho consequentemente contribuem para dificultar a verificação de assinaturas, pois um padrão mais genérico precisa ser definido, incluindo as assinaturas verdadeiras com tamanhos variantes.

Na literatura foram encontrados trabalhos de verificação de assinaturas analisando os diferentes tamanhos de aquisição apenas no campo *on-line* [11].

### III. SISTEMA DE VERIFICAÇÃO DE ASSINATURAS

O objetivo da verificação de assinaturas é validar o autor de uma assinatura através de exemplares de suas assinaturas verdadeiras [1]. Para identificar o indivíduo é comparada uma imagem de assinatura de entrada com uma base composta de outras imagens de assinaturas verdadeiras, das quais os autores são conhecidos [7].

A autenticidade da assinatura é determinada por Sistemas de Verificação através de técnicas aplicadas para a discriminação entre uma assinatura verdadeira (genuína) e uma falsificada (forjada). O processo aplicado aos Sistemas de Verificação é dividido em dois grupos: *on-line* e *off-line* [7]. A verificação dinâmica ou verificação *on-line* é realizada durante o processo de escrita da assinatura [12]. O modo estático também conhecido como verificação *off-line* é o processo de verificar uma assinatura após a produção e captura [12]. Neste estudo serão analisadas assinaturas manuscritas produzidas no modo *off-line*.

A verificação *off-line* é mais prática e barata, pois os dispositivos envolvidos são acessíveis e de baixo custo. Entretanto, este tipo de verificação gera um conjunto de informações disponíveis para a extração de características mais restrito em comparação à verificação *on-line*. Assim, devido às características resultantes do modo *off-line* serem obtidas a partir da imagem digitalizada, há uma grande dependência entre as características a serem extraídas e a qualidade da imagem.

Mesmo apresentando desvantagens: menor número de informações sobre a assinatura e dependências; o custo, a facilidade de aplicação e as técnicas para contornar os problemas relativos à qualidade das imagens tornam o método de verificação *off-line* o mais aplicado nas pesquisas de verificação de assinaturas [1].

### IV. BASE AMODA

#### A. Motivação

Neste trabalho foi criada uma base de imagens de assinaturas intitulada AMODA (Assinaturas Manuscritas *Off-line* com Dimensões Aleatórias). Este conjunto foi gerado com

o objetivo de permitir experimentos contendo assinaturas autênticas com diferentes tamanhos de aquisição, além de assinaturas forjadas aleatórias e habilidosas. Para a construção da base participaram do processo pessoas alfabetizadas e usando grafia latina. Esta base permite simular casos reais nos quais o assinante possui diferentes espaços para produzir a assinatura. Também pode ser possível simular a comparação entre assinaturas autênticas em diferentes documentos, nos quais as assinaturas possuem diferentes tamanhos, como por exemplo na carteira de identidade (RG), carteira de motorista (CNH) e um contrato financeiro. Em alguns destes documentos, como no RG, a assinatura é escrita em uma área menor que a encontrada na maioria dos documentos. Exemplos de documentos com áreas de assinatura pequena são a carteira de identidade e a carteira de motorista, como demonstrado na Fig. 2.



Fig. 2. Assinatura em carteira de habilitação (aquisição via *tablet*) e de identidade (produção no próprio documento). A assinatura na habilitação é produzida em modo manuscrito e armazenada digitalmente, podendo ser redimensionada. Por sua vez, a assinatura na identidade é produzida no próprio documento, em uma área restrita que influencia o tamanho da assinatura final. Nestes dois casos as assinaturas são apresentadas em uma versão menor do que o modo de escrita do assinante, na maioria dos exemplares

#### B. Características dos assinantes

Para a criação da base, contribuiu um grupo de quinze assinantes voluntários. Informações a respeito do grupo de voluntários são apresentadas na Tabela I. Estes indivíduos trabalham oito horas por dia utilizando computadores, *tablets* ou celulares, apresentando baixa interação com instrumentos de escrita, como lápis, caneta e papel.

TABELA I – INFORMACOES SOBRE O GRUPO DE VOLUNTÁRIOS.

	Voluntários	Idade Média	Destros	Canhotos
Masculino	62%	29	70%	30%
Feminino	38%	27	66,67%	33,3%

A área disponibilizada para as assinaturas foi a mesma para os três tipos de assinaturas verdadeiras (menor, padrão e maior) e para os dois tipos de assinaturas forjadas sendo de 6,3 cm por 7 cm (Fig. 3). O tamanho da área foi similar objetivando capturar as assinaturas mais próximas em relação às variações solicitadas sem influências oriundas da mudança da área da região da assinatura.

No processo de digitalização foi utilizado um *scanner* de mesa configurado para gerar imagens em 300 dpi. Para extrair as assinaturas do formulário e segmentar as imagens de cada box foi utilizado o processo manual. Uma a uma as assinaturas foram separadas das bordas do box, respeitando as dimensões de 290 por 260 pixels. Nos casos em que as assinaturas ultrapassavam as delimitações do box dedicado a assinatura, o traço que ultrapassava o limite pré-definido foi ignorado.

Nome: \_\_\_\_\_  
 Destro: \_\_\_\_\_  
 Idade: \_\_\_\_\_

Tipo da assinatura:  Padrão  Menor  Maior

Fig. 3. Formulário de coleta das assinaturas verdadeiras de diferentes tamanhos e forjadas habilidosas e aleatórias.

A respeito das assinaturas, as mulheres apresentam, em sua maioria, assinaturas utilizando letras cursivas e bem definidas (imagens observadas nas letras a, b, c e d da Fig. 4). Os homens, por sua vez, que trabalham nas mesmas condições, possuem assinaturas variantes (imagens apresentadas nas letras e, f, g e h da Fig. 3). Alguns assinantes masculinos são desleixados com relação à definição da letra e outros utilizam representações ilegíveis ou simplificações do seu nome. Independente do sexo, os assinantes vivenciaram os níveis de construção da escrita e dominam o sistema alfabético encontrado nas assinaturas [13].



Fig. 4. Imagens de assinaturas produzidas por assinantes do sexo feminino (a - d) e do sexo masculino (e - h). Traços de letras mais elaboradas e bem definidas permitem a nitidez das sílabas e a separação de palavras.

Das assinaturas produzidas pelos quinze assinantes, foram selecionadas, para a produção de assinaturas de diferentes tamanhos, dez indivíduos através dos seguintes critérios: tipo de letra (cursiva ou tipográfica), legibilidade e similaridade entre as assinaturas pertencentes ao mesmo indivíduo. Destes dez assinantes foram solicitadas doze assinaturas escritas em um tamanho menor e outras doze dispostas em um tamanho maior em relação a assinatura padrão do indivíduo. Primeiramente, o voluntário produziu um conjunto de doze assinaturas com tamanho usual (como o assinante produz em regiões similares a disponibilizada). Em seguida, as duas variações (menor e maior) são geradas considerando as doze

assinaturas classificadas como padrão (tamanho usual). Exemplos de imagem com os tamanhos solicitados aos voluntários podem ser vistas na Fig. 5.

### C. Produção das assinaturas forjadas

Motivado pelo diferencial da base construída (assinaturas de diferentes tamanhos) e pela necessidade de comparação com outros trabalhos da literatura foram produzidas também assinaturas forjadas. Das quinze classes com assinaturas padrões, foram selecionadas dez classes para serem produzidas as assinaturas forjadas aleatórias e habilidosas. Para cada classe participaram três indivíduos produzindo um terço de cada assinatura forjada. Alguns dos indivíduos contribuíram com assinaturas forjadas em mais de uma classe. Ao todo, cada classe contém doze assinaturas forjadas e doze aleatórias. Exemplos de assinaturas forjadas produzidas para a base podem ser vistas na Fig. 6.

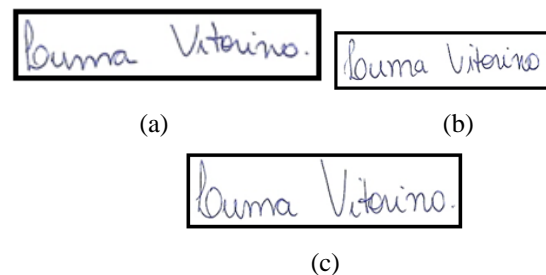


Fig. 5. Imagens de assinaturas produzidas em diferentes tamanhos. Assinatura pequena (a), assinatura de tamanho normal ou padrão (b) e assinatura grande (c). Estes exemplares foram projetados para analisar o comportamento da técnica na verificação de assinaturas em diferentes tamanhos.

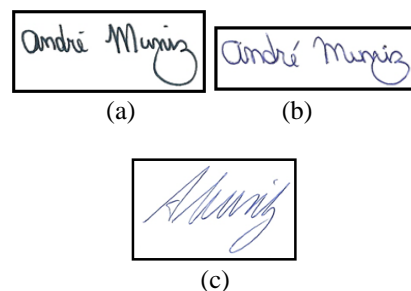


Fig. 6. Assinaturas da base AMODA para a verificação de assinaturas forjadas.

Em sua totalidade, a base AMODA conta com 684 assinaturas, sendo 180 assinaturas verdadeiras, 120 verdadeiras menores, 120 verdadeiras de tamanho maior, 132 forjadas habilidosas e 132 forjadas aleatórias. A base AMODA encontra-se disponível através do seguinte link: <https://goo.gl/vF6Z0I>.

## V. METODOLOGIA

### A. Ferramentas Utilizadas

O ambiente de desenvolvimento Matlab<sup>1</sup> foi utilizado devido à grande necessidade de processamento e a existência

<sup>1</sup><http://www.mathworks.com/>

das bibliotecas dedicadas a classificação *One Class Classifier* [14]. Os toolboxes utilizados para a técnica de classificação definido foram o Prtools [15] e o dd\_tools [16].

### B. Classificadores

A técnica *One Class Classifier* (OCC) [14] ou Classificadores de Uma Classe determina de modo similar à classificação binária uma linha divisória entre os exemplares pertencentes à classe conhecida e os demais exemplares (que não pertencem a classe). O desafio desta técnica é definir esta fronteira limite possuindo apenas as características de uma das classes (classe verdadeira). Uma das aplicações da Técnica *One Class* são os problemas em que há poucos ou não há exemplares negativos da classe avaliada. A possibilidade de assinaturas ausentes no treinamento com as técnicas *One Class* é uma vantagem na verificação de assinaturas manuscritas *off-line*. Assim, o classificador de uma classe aceita ou rejeita as amostras com base na similaridade da assinatura em análise com o conjunto de exemplares positivos conhecidos. Para tal, o grau de generalização atingido por um conjunto de exemplos de assinaturas e a definição do erro para um cenário em análise são pontos a serem avaliados nos métodos de classificação *One Class*.

Dentre os classificadores *One Class* da literatura foram selecionados o modelo gaussiano, janela de parzen, *k*NN e Descrição de Dados de Vetor de Suporte (SVDD) [17]. O modelo gaussiano, janela de Parzen e *k*NN são classificadores definidos sob o conceito da estimação de densidade.

### C. Métricas de avaliação

Na verificação de assinaturas, uma das técnicas mais aplicadas para oferecer suporte à análise de resultados é a matriz de confusão. A matriz de confusão estabelece a relação entre o resultado esperado para um problema avaliado e o resultado obtido ao final do experimento (Tabela II).

Na matriz de confusão é gerado, para cada amostra analisada, um dos quatro resultados de análise. O resultado *true positive* (TP), indica a quantidade de amostras classificadas como positivas e que de fato são positivas. O *true negative* (TN) indica o número de exemplos classificados como negativos e que são negativos. Os demais são os erros tipo I (*false negative* - FN) e o II (*false positive* - FP). O erro tipo I indica o número de saídas obtidas com resultado negativo e que se esperava uma saída positiva, consequentemente, o erro tipo II apresenta saída obtida positiva e saída esperada negativa [18]. De modo geral, os sistemas que aplicam a matriz de confusão buscam: evitar ao máximo o erro do tipo II, porém tolerando o erro do tipo I.

Pela significação destes erros para os sistemas de verificação, as taxas apresentadas pela matriz de confusão foram selecionadas para os experimentos binários. Nos cenários envolvendo apenas assinaturas verdadeiras apenas a taxa *false negative* foi analisada.

### D. Características analisadas

A geração de um bom vetor de características possibilita melhores resultados na etapa de classificação [8]. Boas características devem ser selecionadas para os classificadores

identificarem, com sucesso, exemplares das classes. Uma extração com baixa representatividade é realizada com características pouco discriminantes e resulta em dados não significativos na distinção entre as classes [1]. Na análise direcionada para o contexto de assinaturas com diferentes tamanhos de aquisição, a definição do conjunto de características apresenta grande influência para a verificação de assinaturas.

TABELA II. Matriz de confusão utilizada na verificação de assinaturas.

Saída esperada	Saída obtida	
	Condição Positiva	Condição Negativa
Teste Positivo	TP	FN
Teste Negativo	FP	TN

Para este estudo, as características investigadas estão divididas nos grupos: características globais e características locais. As características foram extraídas através de cálculos e projeções realizados sobre os *pixels* da imagem digitalizada. As características globais foram obtidas considerando toda a assinatura e as características locais são extraídas de partes específicas da assinatura.

As assinaturas globais selecionadas foram: altura [19], largura [19], área [20], ângulo de inclinação (*Baseline Slant Angle*) [21], centro de massa [20][22], centro geométrico [23]. E as características locais foram: laços [7], densidade dos pixels [7], características periféricas e diferenciais periféricas (CPDP) [24] e *Shadow Code* [24]. Todas as características analisadas são utilizadas para verificação de assinaturas em trabalhos anteriores [1][7][24]. Estas características foram agrupadas em quatro conjuntos: conjunto 1 (C1) é formada pelas características (altura, largura, área, ângulo, centro de massa e centro geométrico), conjunto 2 (C2) formada por laços e densidade de pixels, conjunto 3 (C3) composta das características CPDP e o conjunto 4 (C4) pelo *Shadow Code*.

Na técnica CPDP, faixas no sentido direito-esquerda e esquerdo-direita são definidas para a determinação da característica periférica em cada linha, de modo semelhante são determinadas faixas do topo-base e base-topo, pelas quais são calculadas as características diferenciais periféricas. Após a experimentação de diversas quantidade de faixas, três faixas foram selecionadas para cada sentido [24]. Esta técnica foi selecionada devido aos bons resultados em trabalhos de verificação.

Por sua vez, a técnica *shadow code* divide a imagem da assinatura em janelas, com a quantidade de janelas dependendo do tamanho de janela estipulado para a problemática analisada. Diferentes tamanhos de janelas foram avaliados, com a definição do tamanho de janela 32 x 32 apresentando a mais alta taxa de verificação correta, consequentemente a menor taxa de erro na verificação de assinaturas forjadas.

### E. Experimentos

Os experimentos foram divididos em quatro conjuntos de cenários. No primeiro conjunto estão dois cenários de testes

analisando as assinaturas verdadeiras do tipo padrão e em cada cenário um tipo de assinatura forjada, como ocorre no reconhecimento de assinaturas tradicional.

Nove cenários OCC são verificados no segundo conjunto e abrangem apenas a inclusão de assinaturas verdadeiras com diferentes tamanhos de aquisição. A restrição de haver, nestes cenários, apenas assinaturas verdadeiras de tamanhos diversos foi definida para a análise do padrão representativo gerado pelos diversos classificadores OCC. Cada um dos cenários possui diferentes organizações com relação a cada tipo de assinatura verdadeira.

No terceiro conjunto, cenários OCC envolvendo assinaturas verdadeiras-padrão e forjadas, definidas como a classe negativa, são analisados. Neste conjunto, o classificador possui apenas conhecimento sobre a classe verdadeira, assim o objetivo é identificar o grau de aceitação das assinaturas positivas e rejeição das negativas. A característica deste conjunto é a combinação de assinaturas verdadeiras e forjadas.

Por último, o conjunto 4 apresenta cenários de classificação binária, envolvendo assinaturas verdadeiras com diferentes tamanhos de aquisição em todos os cenários e forjadas dos tipos habilidosa, no primeiro cenário, e aleatória no segundo cenário.

Na verificação de assinaturas quanto mais exemplos *target* forem aceitos (reconhecidos corretamente no processo) e mais assinaturas *outlier* forem rejeitadas, melhor é o desempenho do sistema de verificação. O objetivo destes experimentos é identificar a dupla do conjunto de características-classificador com a menor taxa de erro na verificação de assinaturas forjadas com assinaturas verdadeiras com diferentes tamanhos de aquisição. A menor taxa resulta na maior separabilidade entre as duas classes de assinaturas.

## VI. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Através dos experimentos quatro análises foram realizadas. O melhor conjunto de características para assinaturas verdadeiras-padrão e forjadas com classificador binário SVM (grupo 1), a dupla algoritmo de extração-classificador com a melhor taxa na verificação apenas das assinaturas verdadeiras (grupo 2), a dupla algoritmo de extração-classificador com o melhor desempenho na inclusão variada de assinaturas verdadeiras de tamanhos diferentes (grupo 3); por fim, o algoritmo de extração-classificador com o melhor resultado ao serem incluídas assinaturas verdadeiras com diferentes tamanhos de aquisição e forjadas em um mesmo experimento (grupo 4).

Ao analisar o *trade-off* envolvendo a aceitação de assinaturas forjadas e a rejeição de verdadeiras observa-se que altos valores de FP são indesejáveis para qualquer sistema de verificação, e valores altos para FN são toleráveis.

Para o grupo I de resultados com a base AMODA, sem a inclusão de assinaturas de diferentes tamanhos, a característica *Shadow Code* apresentou o melhor resultado global (cenários com forjadas habilidosas e aleatórias). Este resultado deve-se à técnica *Shadow Code* por gerar um conjunto de características

mais representativo, pois ele é constituído de diversas informações sobre as disposições da assinatura (Tabela III).

O grupo II analisa as assinaturas de tamanhos diferentes aplicadas em cenários OCC. Por este motivo, apenas a taxa FN é gerada, devido à ausência da classe negativa. O classificador Parzen apresentou o melhor desempenho na maioria dos conjuntos de características, com destaque novamente para a característica *Shadow Code* (Tabela IV). Este bom resultado deve-se ao valor determinado para a janela de Parzen e novamente ao vetor de características.

No grupo III são avaliados os experimentos com variações na inclusão de assinatura verdadeiras de diferentes tamanhos nas fases de treinamento e teste, além de assinaturas forjadas. O classificador *k*NN e, novamente, o Parzen apresentaram os melhores resultados (Tabela V). Os dois classificadores, em diferentes conjuntos de características, apresentam sua potencialidade para lidar com assinaturas com diferentes tamanhos de aquisição. O *k*NN com as características globais, e o Parzen, com as locais (*Shadow Code*).

No grupo IV, a avaliação da verificação de assinaturas verdadeiras com diferentes tamanhos de aquisição aplicados em um único momento e as forjadas é realizada. O classificador Parzen apresenta novamente os melhores resultados nos conjuntos de características locais e *Shadow Code*, respectivamente (Tabela VI). O bom resultado do Parzen com o *Shadow Code* era esperado devido aos bons resultados obtidos anteriormente envolvendo a base AMODA e a variação de tamanho das assinaturas verdadeiras na verificação OCC.

TABELA III. Resultados do classificador binário SVM para a verificação de assinaturas-padrão com assinaturas forjadas. *Shadow Code* apresenta o segundo menor FP, contudo a taxa FN, por ser mais baixa no C4, torna a média do resultado com a característica *shadow code* mais vantajosa.

	SVM	
	FN	FP
C1	49,94	41,90
C2	48,99	49,11
C3	79,17	12,54
C4	60,11	22,21

TABELA IV. Resultados dos classificadores OCC versus as características selecionadas para análise. Parzen e *Shadow Code* apresentam os melhores resultados.

	Gauss	Parzen	<i>k</i> NN	SVDD
	FN	FN	FN	FN
C1	20,83	13,66	20,85	10,30
C2	5,18	4,44	7,30	3,97
C3	5,7	7,20	16,56	8,31
C4	4,32	<b>3,01</b>	4,29	6,21

TABELA V. Resultados dos classificadores OCC em cenários de variações do tamanho na inclusão das assinaturas verdadeiras e de forjadas.

	Gauss		Parzen		<i>k</i> NN		SVDD	
	FN	FP	FN	FP	FN	FP	FN	FP
C1	67,35	2,26	70,77	0,22	<b>23,52</b>	<b>12,20</b>	89,64	0,85
C2	66,09	5,26	<b>40,51</b>	<b>3,94</b>	29,76	65,32	92,01	0,88
C3	94,44	29,08	37,35	62,10	78,72	47,91	98,95	9,15
C4	16,5	87,63	<b>40,16</b>	<b>7,65</b>	33,25	42,84	96,59	0,96

TABELA VI. Resultados do experimento do grupo IV com todas as imagens da base AMODA (verdadeiras com variação de tamanho de aquisição e forjadas aleatórias e habilidosas).

	Gauss		Parzen		kNN		SVDD	
	FN	FP	FN	FP	FN	FP	FN	FP
C1	68,68	0	83,8	1,5	<b>29,23</b>	<b>3,87</b>	96,95	1,14
C2	66,45	3,5	<b>64,78</b>	<b>0,94</b>	36,87	41,96	98,82	0,66
C3	97,39	0,06	65,9	0,98	26,29	25,66	96,44	1,67
C4	85,66	4,08	<b>38,36</b>	<b>0,57</b>	33,76	23,76	96,26	0

No trabalho de verificação de assinaturas de Souza [24], a característica *Shadow Code* obteve as menores taxas de erro na verificação de assinaturas manuscritas. Obtendo o melhor resultado para a verificação de assinaturas habilidosas igual a 40,82% de erro, e para as forjadas aleatórias iguais a 8,13%. Neste trabalho, a característica *Shadow Code* em cenários de verificação de assinaturas com variação de tamanho de aquisição, apresentou como melhor resultado 38,36% das assinaturas positivas sendo classificadas como negativas e apenas 0,57% das negativas classificadas como positivas. Como resultados obtidos é possível observar o bom desempenho da característica *Shadow Code* também nas situações em que há variação do tamanho da assinatura.

## VII. CONCLUSÃO

Este trabalho apresenta a base de assinaturas manuscritas com diferentes tamanhos de aquisição e na grafia latina intitulada AMODA. Esta base foi desenvolvida devido à ausência de bases com assinaturas verdadeiras apresentando variações de tamanhos. A base é formada por 684 assinaturas (verdadeiras e forjadas). A verificação preliminar foi realizada utilizando um grupo de características globais e locais. As características foram selecionadas por serem referenciadas em diversos trabalhos da área de verificação de assinaturas.

Com as características e classificadores selecionados o melhor resultado foi obtido com a dupla Parzen-*Shadow Code* na inclusão de assinaturas de diferentes tamanhos de aquisição. Contudo, o aumento da generalização em algumas classes propiciado pelas características dos exemplares de tamanhos menores, normais e maiores, não teve a habilidade de representar todas as variabilidades do tamanho da assinatura e rejeitar as assinaturas forjadas. Por este motivo, outras características devem ser avaliadas objetivando a geração do padrão que represente todas as assinaturas verdadeiras de tamanhos variados de uma mesma classe. Algumas possibilidades de avaliação são os elementos estruturais, pontos críticos e razão de ocupação.

Trabalhos futuros devem aumentar a base com a inclusão de mais exemplares de assinaturas em todas as classes.

## REFERENCES

[1] S. Impedovo and G. Pirlo, "Automatic Signature Verification: The State of the Art", IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society Applications and Reviews, vol. 38, n. 5, pp. 609-635, 2008.

[2] V. A. Bharadi and H. B. Kekpe, "Off-line Signature Recognition Systems", International Journal of Computer Applications, vol. 1, n. 27, pp. 48-56, 2010.

[3] D. Y. Yeung et al, "SVC2004: First International Signature Verification Competition", Lecture Notes in Computer Science, Biometric Authentication, pp. 3072-4004, 2004.

[4] V. L. Blankers et al, "The ICDAR 2009 Signature Verification Competition", International Conference on Document Analysis and Recognition, 2009.

[5] A. K., Jain, A. A. Ross, K. Nandakumar, "Introduction to Biometrics", Springer, 2011.

[6] E. J. Justino, F. Bortolozzi, R. Sabourin, "Off-line Signature Verification Using HMM for Random, Simple and Skilled Forgeries", 6<sup>th</sup> International Conference on Document Analysis and Recognition, pp. 1031-1034, 2001.

[7] S. Impedovo, G. Pirlo, "Verification of Handwritten Signatures: an Overview", 14<sup>th</sup> International Conference on Image Analysis and Processing, pp. 191-196, 2007.

[8] E. J. R. Justino, F. Bortolozzi, R. Sabourin, "Off-line Signature Verification Using HMM for Random, Simple and Skilled Forgeries", 6<sup>th</sup> International Conference on Document Analysis and Recognition, pp. 1031-1034, 2001.

[9] J. Coetzer, B. M. Herbst, J. Du Preez, "Off-line Signature Verification: A Comparison between Human and Machine Performance", 10<sup>th</sup> International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, 2006.

[10] K. N. Pushpalatha et al, "Off-line Signature Verification with Random and Skilled Forgery Detection Using Polar Domain Features and Multi Stage Classification-Regression Model", International Journal of Advanced Science & Technology, vol. 5, pp. 27-40, 2013.

[11] R. S. A. Araujo et al, "An Approach to Improve Accuracy Rate of On-line Signature Verification Systems of Different Sizes", International Conference on Document Analysis and Recognition, pp. 332-336, 2007.

[12] M. H. M. Yusof, V. K. Madasu, "Signature Verification and Forgery Detection System", Student Conference and Research and Development, pp. 9-14, 2003.

[13] E. Ferreira, Y. Teberosky, "Psicogênese da Língua Escrita", Porto Alegre, ArtMed, 2008.

[14] D. M. J. Tax, "One Class Classification: Concept-learning in the absence of counter-examples", Doctoral Dissertation, University of Delft, 2001.

[15] R. P. W. Duin, "PRTools4 - A Matlab Toolbox for Pattern Recognition", 2007.

[16] D. M. J. Tax, "Data Description toolbox", dd\_tools 2.0.0, 2013.

[17] D. M. J. Tax, R. P. W. Duin, "Support Vector Data Description", Machine Learning, pp.45-66, 2004.

[18] M. Shermer, "The Skeptic Encyclopedia of Pseudoscience", vol. 2, pp. 455, 2011.

[19] P. Patil, A. Patil, "Offline Signature Recognition Using Global Features", International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, vol. 3, pp. 408-411, 2013.

[20] A. Pansare, S. Bhatia, "Handwritten Signature Verification using Neural Network", International Journal of Applied Information Systems, vol. 1, pp. 44-49, n. 2, 2012.

[21] L. B. Mahanta, A. Deka, "Skew and Slant Angles of Handwritten Signature", International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, vol. 1, pp. 2030-2034, 2013.

[22] R. Jana, R. Saha, D. Datta, "Offline Signature Verification using Euclidian Distance", International Journal of Computer Science and Information Technology, vol. 5, pp. 707-710, 2014.

[23] S. Afsardoost et al, "Offline Signature Verification Using Geometric Center Features", International Conference on Signal Processing, pp. 1491-1494, 2008.

[24] M. R. P. Souza, "Verificação de Assinaturas Off-line: Uma abordagem baseada na combinação de distâncias e em classificadores de uma classe", Dissertação, Centro de Informática, Universidade Federal de Pernambuco, 2009.