

## Uma Ferramenta Computacional Forense para Verificação de Autenticidade de Assinaturas Manuscritas Através de Processamento Digital de Imagens e Redes Neurais Artificiais

Deivison Pinheiro Franco<sup>1</sup>, Felipe Barboza<sup>2</sup>, Mariana Pompeo Freitas<sup>3</sup>,  
Nágila Magalhães Cardoso Cardoso<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Universidade da Amazônia (Unama) - Belém, PA - Brazil

<sup>2</sup> Centro Universitário do Estado do Pará (CESUPA) - Belém, PA - Brazil

<sup>3</sup> Universidade Federal do Pampa (Unipampa) - Bagé, RS - Brazil

<sup>4</sup> Instituto de Ensino Superiores da Amazônia (IESAM) - Belém, PA - Brazil  
{deivison.pfranco, maripompeof, nagilamagalhaes}@gmail.com,  
felipebarboza@yahoo.com

**Abstract.** *This paper aims to propose a computational forensics tool able to verify the authenticity of handwritten signatures in an automated way, to help and optimize this process and act as a tool for decision support. The methodology of this proposal was based on the use of techniques of digital image processing and neural networks through the backpropagation learning algorithm with two different approaches. The results showed an average percentage error of 20% in the first and of 5.83% in the second, and the performance of a trained professional to verify the authenticity of signatures has an average error of 6.67%. Thus, we could observe the efficiency of the proposed tool, as well as the difference and evolution of approaches through the relevance of the results.*

**Keywords:** *Authenticity Verification, Handwritten Signatures, Graphoscopy, Neural Networks, Digital Image Processing.*

**Resumo.** Este artigo tem como objetivo propor uma ferramenta computacional forense capaz de verificar a autenticidade de assinaturas manuscritas de forma automatizada a fim de auxiliar e otimizar esse processo e funcionar como um instrumento de apoio à decisão. A proposta baseou-se na utilização de técnicas de processamento digital de imagens e de redes neurais através do algoritmo de aprendizagem de backpropagation com 2 abordagens diferentes. Os resultados demonstraram um percentual médio de erro de 20% na primeira e de 5,83% na segunda, sendo que o desempenho de um profissional treinado para verificar autenticidade de assinaturas apresenta, em média, 6,67% de erro. Dessa forma, pôde-se observar a eficiência da ferramenta proposta, bem como a diferença e evolução das abordagens através dos resultados.

**Palavras-Chave:** Verificação de Autenticidade, Assinaturas Manuscritas, Grafoscopia, Redes Neurais, Processamento Digital de Imagens.

## 1. INTRODUÇÃO

De acordo com [6], as assinaturas manuscritas ainda figuram como uma das formas utilizadas para a validação de autenticidade de documentos devido a sua intensa característica individualizadora aliada ao seu baixo custo e praticidade. Assim, a fraude de assinaturas é um crime muito praticado no Brasil e gera prejuízos milionários a pessoas e instituições fraudadas. Em 2009 a empresa KPMG<sup>1</sup> fez uma pesquisa com o intuito de investigar e avaliar o cenário de fraudes organizacionais de uma forma geral no país e mostrou que, na época, 68% das empresas entrevistadas sofreram fraudes, o de maior incidência detectado (29%) foi a falsificação de cheques e documentos, do qual faz parte a falsificação de assinaturas [5].

Para [3] a grafoscopia é a disciplina que certifica um profissional para realizar a verificação de autenticidade de assinaturas através de conceitos e técnicas que servem de base para se executar conferências de forma segura e com resultados eficazes. Dessa forma, a atuação do grafoscopista abrange as áreas de perícia criminal e processos judiciais, além de bancos, seguradoras, cartórios e demais instituições financeiras. A fim de automatizar o processo de análise de autenticidade de assinaturas manuscritas e auxiliar o profissional em grafoscopia com um instrumento de apoio à tomada de decisão, o presente trabalho propõe a criação de uma ferramenta forense computacional usando o algoritmo de aprendizagem de *backpropagation*. A estrutura adotada nesse artigo é composta de 5 seções organizadas da seguinte forma: na seção 2 serão apresentados os trabalhos correlatos, na seção 3 é apresentado a metodologia, na seção 4 têm-se a análise e discussão dos resultados e por fim, na seção 5 há a conclusão e propostas de trabalhos futuros.

## 2. Trabalhos Correlatos

[2] apresentaram um sistema desenvolvido em Visual C que tinha como objetivo o desenvolvimento de um sistema automatizado para verificação de assinaturas manuscritas contando o número de pixels que compõem uma assinatura, considerando a direção que segue, a partir do pixel anterior. O sistema nominado SAVAM foi programado para ler e perceber somente imagens de assinaturas monocromáticas – preto e branco.

## 3. Metodologia para a Construção da Ferramenta

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) constituem um dos ramos da Inteligência Artificial (IA) e visa o processamento de informações de forma similar ao cérebro humano [1]. Já o *backpropagation*, de acordo [7], é um algoritmo supervisionado por correções para treinamento de redes neurais artificiais multicamadas que minimizam o erro através da execução do gradiente decrescente na superfície de erros do espaço de pesos, onde a altura para qualquer ponto desse espaço corresponde à medida do erro. Os pesos começam a ser ajustados nas unidades de saída, onde a medida do erro é conhecida, e, continua com a retro propagação entre as camadas, ajustando os pesos até

---

<sup>1</sup> Uma das principais prestadoras de serviços nas áreas de Audit, Tax e Advisory. Fonte: <http://www.kpmg.com/br/pt/sobre-a-kpmg/paginas/default.aspx> Acesso em: 12/10/2014.

chegar à camada das unidades de entrada. Como nas unidades de saída os valores desejados e obtidos são conhecidos, o ajuste dos pesos sinápticos é relativamente simples. Entretanto, para as unidades das camadas ocultas, o processo não é tão simples assim. Os pesos para um neurônio particular, nas unidades ocultas, devem ser ajustados proporcionalmente ao erro da unidade de processamento a qual está conectado. Dessa forma, e ainda de acordo [7], se consegue distinguir duas fases no processo de aprendizagem do *backpropagation*: a fase propagação (*forward*) e a retro propagação (*backward*). Diante do exposto, e para atender a proposta do emprego do algoritmo de *backpropagation*, a construção da ferramenta seguiu as seguintes etapas: Aquisição das Assinaturas, digitalizadas em um aparelho *scanner* modelo Scanjet 300 (com resolução de Hardware de até 4800x4800 dpi); Pré-Processamento e Processamento Digital das Imagens, cujos resultados são as características extraídas para a análise; Criação, Treinamento e Teste das Redes Neurais Artificiais, de onde surgiram os resultados. Os testes foram realizados em dois notebooks com processador Intel Core i7 de 3.1GHz com 4MB de cache, 8GB de RAM e placa de Vídeo e dois computadores com processador Intel Core i7 de 3.6GHz com 8MB de cache, 16GB de RAM e placa de Vídeo. O estudo foi dividido em duas abordagens (500 e 901), que serão descritas adiante.

### 3.1. Banco de Imagens

Aplicando os conceitos de processamento digital de imagens propostos por [4], o processo foi desenvolvido a partir da coleta de assinaturas de três autores distintos (Eric, Felipe e Rodrigo). Cada autor assinou 20 vezes sua própria assinatura, falsificou 20 vezes a do segundo autor, e falsificou também 20 vezes a do terceiro autor. O que resultou em um total de 60 assinaturas de cada e um total geral de 180 amostras. A digitalização das amostras foi realizada a partir de um aparelho *scanner*. Em seguida, cada imagem foi redimensionada, todas no formato “.png”.

### 3.2. Abordagens

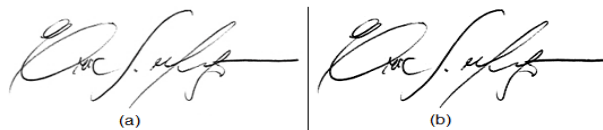
Foram utilizadas as abordagens 500 e 901, ambas com características de processamento de imagens e configurações de rede diferentes, sendo que a segunda surgiu como uma evolução da primeira. As abordagens utilizadas na elaboração da ferramenta possuem *scripts* e funções para automatização do processo e, além disso, baseiam-se na ideia de se utilizar, a partir da matriz de *pixels*, características de dimensão única para a camada de entrada nos algoritmos de reconhecimento de assinaturas através de projeção vertical (soma dos *pixels* de cada coluna da matriz) e de projeção horizontal (soma dos *pixels* de cada linha). Em ambas as abordagens utilizou-se a ferramenta *Matlab* na versão R2008a para executar os procedimentos de pré-processamento, segmentação e extração de características das imagens; e de criação, treinamento e testes das RNAs. A abordagem inicial foi chamada de Abordagem 500, por instituir quinhentas entradas e a subsequente chamada de Abordagem 901, ao delimitar novecentas e uma entradas. Tais abordagens são melhores descritas a seguir com seus respectivos processos inerentes à construção da ferramenta.

**Tabela 1** descrevendo os passos das abordagens no pré-processamento de Imagens.

Abordagem 500	Abordagem 901
1. Capturar a amostra reconhecida como matriz tridimensional, representando a escala RGB de cores.	1. Capturar a amostra reconhecida como matriz tridimensional, representando a escala RGB de cores.
2. Transformação em escala de cinza, cujo formato matricial se torna bidimensional facilitando a manipulação por envolver menos variáveis para cálculos no processamento e no treinamento.	2. Transformação em escala de cinza, cujo formato matricial se torna bidimensional facilitando a manipulação por envolver menos variáveis para cálculos no processamento e no treinamento.
3. Ajuste de contraste com alteração automática da intensidade.	3. Ajuste de contraste com alteração manual da intensidade.
4. Ajuste na equalização do histograma, o que aumenta a intensidade do brilho e do contraste.	4. Não houve equalização do histograma, visto que essa acentuava os ruídos na imagem.
5. Redução da imagem para 400 pixels de largura por 100 pixels de altura.	5. Transformação em branco de todos os pixels na região das bordas da imagem, isso ocorreu pela detecção de alguns pontos de ruídos.
6. Binarização para remoção do fundo e das tonalidades mais claras, assim a região da assinatura se torna preta e as outras se tornam brancas	6. Remoção manual de pixels indesejado.
-	7. Criação de cópia da imagem e redução do tamanho para 40 pixels de largura e 10 pixels de altura. Posteriormente ocorreu a binarização da imagem de modo que cada pixel passou a ser uma entrada da rede.
-	8. Com a imagem original realizou-se o cálculo da razão entre largura e altura, e o resultado foi usado como uma entrada na rede.
-	9. Redimensionamento do tamanho para 400 pixels de largura por 100 pixels de altura, retirando-se a somatória de cada uma das linhas e das colunas.

### 3.2.1. Abordagem 500

Diante do exposto na Tabela 1, a Figura 1 a seguir, mostra imagens de uma mesma assinatura em relação à equalização de histograma.



**Figura 1. Equalização de histograma: (a) Assinatura capturada sem equalização; (b) Assinatura capturada com equalização.**

**Extração das características:** Esta etapa consiste na geração de um vetor concatenado de 500 posições para cada assinatura, onde as 400 primeiras são referentes a soma das colunas (projeção vertical) e as outras 100 correspondem à soma das linhas (projeção horizontal) da imagem, como é mostrado na Figura 2. Esse vetor representa as características extraídas da imagem da assinatura e, funciona como exemplo de entrada no conjunto de treinamento ou de teste da RNA da Abordagem 500.

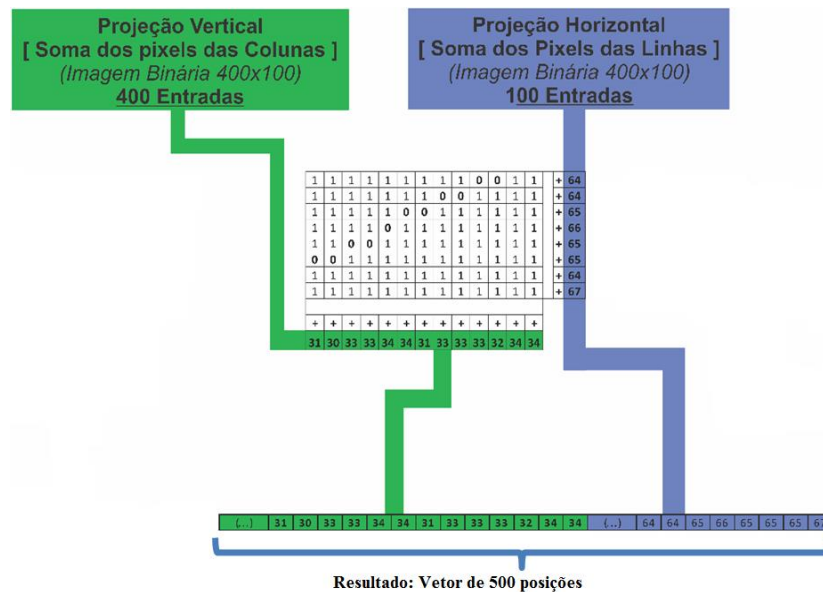


Figura 2. Extração das características de assinaturas na Abordagem 500

**Rede Neural Artificial:** Foi destacada na Abordagem 500 apenas uma RNA, a Eric45, por ter sido a que apresentou melhores resultados. O nome atribuído a essa e todas as outras redes apresentadas nesse trabalho é composto pelo primeiro nome do autor analisado seguido do número de exemplos apresentados a essa RNA em seu conjunto de treinamento. A arquitetura da rede Eric45 foi composta de: 1 rede direta, multicamadas e totalmente conectada; 500 entradas, correspondente ao vetor de 500 posições; 2 camadas intermediárias com 200 neurônios em cada; 2 neurônios na camada de saída, dos quais um é ativado em caso de autenticidade, e o segundo em caso de falsidade. Uma melhor visualização da arquitetura dessa rede pode ser vista na Figura 3.

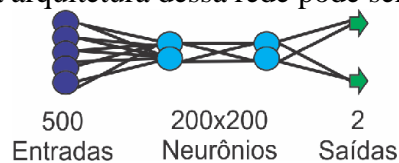


Figura 3. Forma da arquitetura da rede “Eric45” na Abordagem 500

Diante do exposto, pode-se observar e atribuir as seguintes características dessa RNA: Possui até 1000 épocas para realizar o aprendizado; O erro médio quadrático a ser alcançado é  $10^{-3}$ ; Utiliza o algoritmo de *backpropagation* por possuir grande capacidade de generalização e possibilitar o aprendizado supervisionado; O treinamento é feito através desse aprendizado, uma vez que se conhecem as classes que a rede deve distinguir; A taxa de aprendizagem é adaptativa; Utiliza-se o *momentum*; Utiliza-se a função de ativação logística, onde os valores de resposta previstos estão no intervalo aberto entre 0 e 1.

**Conjunto de treinamento:** Para a Abordagem 500, o conjunto de treinamento foi criado com 45 assinaturas, no intuito de reconhecer a assinatura do autor Eric. De cada um dos três autores foram utilizadas 15 assinaturas, sendo as 15 primeiras autênticas, ativando o 1º neurônio da camada de saída; e as outras 30 falsificações por imitação servil (grafadas por Felipe e Rodrigo), ativando o 2º neurônio da camada de saída.

### 3.2.2. Abordagem 901

A Abordagem 901 surgiu a partir da necessidade de correção dos erros da Abordagem 500, além da tentativa de melhoria de desempenho. Muitos parâmetros foram alterados conforme pode se observar na Tabela 1. A Figura 4, a seguir, apresenta os procedimentos principais do pré-processamento das imagens.



Figura 4. Procedimentos do pré-processamento das imagens

**Extração das características:** O vetor resultante na Abordagem 901 é composto por 901 posições, sendo: As 400 primeiras posições correspondentes a cada *pixel*, de valor binário (0 ou 1), da imagem redimensionada na proporção 40x10, representando a característica de posicionamento dos *pixels* nessa imagem; As 500 próximas posições do vetor, isto é, da 401ª até a 900ª posição, correspondentes às somas de *pixels* de linhas e colunas da imagem redimensionada na proporção 400x100, de forma igual à da Abordagem 500; E a última posição correspondente ao resultado em pixels da razão entre largura e altura da imagem na proporção 400x100, calculada na etapa de pré-processamento. A Figura 5 ilustra a extração de características de assinaturas na Abordagem 901.

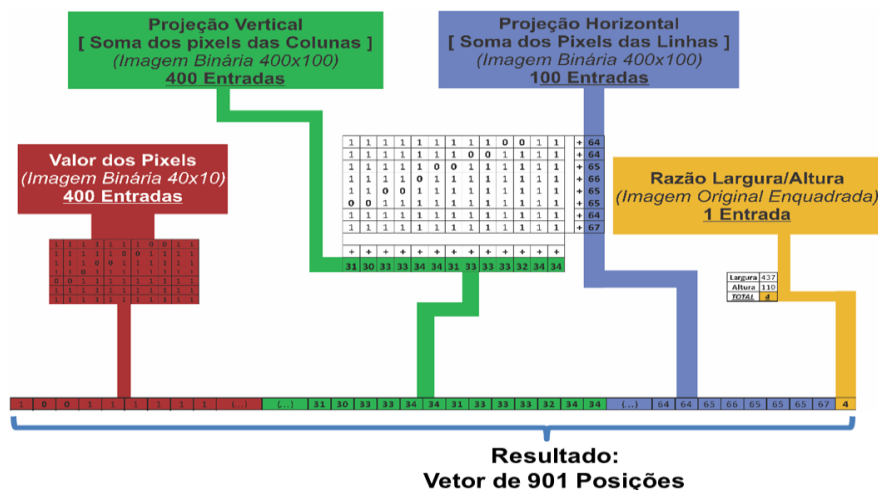


Figura 5. Extração das características de assinaturas na Abordagem 901

**Rede Neural Artificial:** Foram destacadas quatro redes: Eric35, Felipe40, Rodrigo40 e Eric40, as quais possuem as mesmas características de arquitetura e configuração, mas distinções entre si quanto aos seus conjuntos de treinamento. A arquitetura dessas redes foram compostas de: 2 camadas intermediárias com 500 neurônios cada; 1 neurônio na camada de saída, o qual é ativado em caso de autenticidade da amostra apresentada; 901 entradas, correspondente ao vetor de 901 posições, sendo: De 1 a 400, o valor mínimo é

0 e o máximo é 1, visto que cada entrada corresponde a um pixel da matriz binária de pixels da imagem 40x10; De 401 a 800, o valor mínimo é 0 e o máximo é 100, pois correspondem à projeção vertical da assinatura em formato 400x100; De 801 a 900, mínimo de 0 e máximo de 400, considerando a projeção horizontal da matriz 400x100; Na posição 901, o valor mínimo é 0 e o máximo é 10, de acordo com os tamanhos originais das imagens adquiridas. Uma melhor visualização da arquitetura dessas redes na Abordagem 901 podem ser vistas na Figura 6.

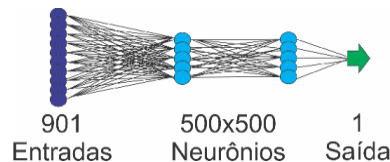


Figura 6. Forma da arquitetura das redes “Eric45”, “Felipe40”, “Rodrigo40” e “Eric40” na Abordagem 901.

Diante do exposto, pode-se observar e atribuir as seguintes características das RNAs: Compreenderam 15.000 épocas para o treinamento; Utilizaram o algoritmo de *backpropagation* com taxa de aprendizado adaptativa e *momentum*; As saídas dentro do intervalo entre 0 e 1, utilizaram função de ativação logística; Erro médio mínimo quadrático atingido de  $10^{-3}$ .

**Conjunto de treinamento:** Para a Abordagem 901, os conjuntos de treinamento utilizados são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Conjuntos de treinamentos na Abordagem 901

Rede	Autor analisado	Amostras originais	Amostras falsas	Amostras com os nomes dos outros autores	Total de exemplos
Eric35	Eric	5	10	20	35
Felipe40	Felipe	10	10	20	40
Rodrigo40	Rodrigo	10	10	20	40
Eric40	Eric	10	10	20	40

Pode-se observar que na Abordagem 901 o conjunto de treinamento de cada rede é formado pelas amostras originais mais as falsas e mais as amostras dos outros autores.

## 4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste item serão apresentados os resultados dos testes aplicados nas redes que compõem a ferramenta proposta.

### 4.1. Abordagem 500

Os resultados da rede Eric45 foram adquiridos a partir da criação de um conjunto de teste com 25 assinaturas sendo: 5 assinaturas autênticas de cada um dos autores Eric, Felipe e Rodrigo; 5 falsificações por imitação servil grafadas pelos autores Felipe e Rodrigo. O aprendizado dessa rede resultou em 80% de taxa de acerto nos testes. Os 20% de erros correspondem em sua totalidade a aceitação de assinaturas falsas.

### 4.2. Abordagem 901

A Tabela 3, a seguir, sintetiza os resultados dos testes efetuados em todas as redes treinadas nesta abordagem (Eric35, Felipe40, Rodrigo40 e Eric40), apresentando seus

acertos e erros, bem como os valores referentes à aceitação de amostras não autênticas e rejeição de assinaturas originais.

**Tabela 3. Resultados dos testes aplicados às redes da Abordagem 901**

Amostras no conjunto de testes	Rede	Acertos	% de acertos	Erros	% de erros	Rejeições de assinaturas originais	Aceitação de assinaturas falsas
60	Eric35	55	91,67	5	8,33	5	0
60	Felipe40	52	86,67	8	13,33	2	6
60	Rodrigo40	59	98,33	1	1,67	1	0
60	Eric40	60	100	0	0	0	0

### 4.3. Teste com um Profissional de Grafoscopia

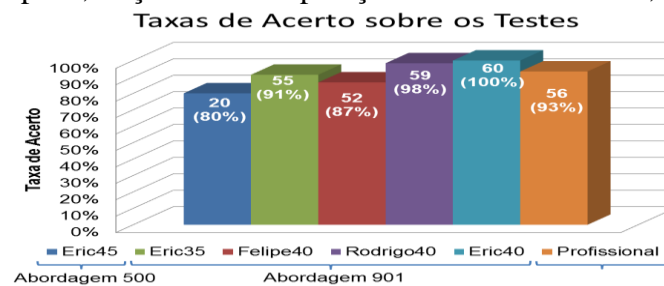
Foram realizados testes com um profissional da área de grafoscopia efetivo do Banco do Brasil, de modo a comparar seu desempenho com o da rede Eric35, devido esta ser a única rede implementada no momento da disponibilidade do profissional. Os resultados dos testes realizados estão detalhados na Tabela 4.

**Tabela 4. Resultados dos testes aplicados ao grafoscopista**

Amostras analisadas	Acertos	% de acertos	Erros	% de erros	Rejeições de assinaturas originais	Aceitação de assinaturas falsas
60	56	93,33	4	6,67	3	1

### 4.4. Comparação dos Resultados

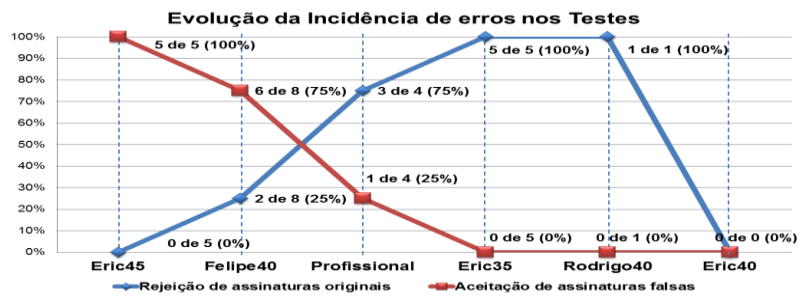
De posse dos resultados dos testes de todas as redes das Abordagens 500 e 901, bem como do grafoscopista, traçou-se a comparação das taxas de acerto, conforme figura 7.



**Figura 7. Gráfico das taxas de acerto das redes e do grafoscopista**

Foi observada a evolução dos tipos de erros incididos nos testes das redes e do grafoscopista, como mostra o gráfico da Figura 8, que apresenta a porcentagem de aceitação de respostas falsas e de rejeição de respostas verdadeiras.





**Figura 8. Percentual de tipos de erro apresentados pelas redes estudadas e pelo grafoscopista consultado.**

Diante dos resultados expostos, verificou-se que na Abordagem 500, apesar da considerável taxa de acerto, 100% dos erros da rede foram casos de aceitação de falsificações, o que constitui falha grave na verificação de autenticidade de assinaturas. Esses fatores levaram à conclusão de que as técnicas utilizadas naquele momento exigiam alterações em relação ao formato, quantidade e variedade dos exemplos, bem como modificações nas quantidades de neurônios nas camadas da rede, a fim de que houvesse melhores soluções. Logo, os esforços foram direcionados à reformulação do método, justificando a existência da Abordagem 901, nesta, os tempos de treinamento cresceram, bem como o número de épocas necessárias e as saídas passaram a serem menos difusas, uma vez que a análise foi realizada com base apenas no único neurônio da camada de saída.

Ao se traçar um paralelo entre as redes Eric45 e Eric35, cujo treinamento foi para reconhecimento da assinatura do autor Eric, nota-se considerável melhoria, uma vez que a RNA inicial possuía taxa de erro de 20%, dentre os quais, 100% eram caracterizados por aceitação de assinaturas falsas. Já a rede Eric35 apresentou 8,67% de erro, onde este conjunto era apenas composto por rejeição de assinaturas originais. Comparando-se a rede Eric35 com o grafoscopista, percebe-se que os resultados da RNA estão aquém deste em quantidade de acertos.

A rede Felipe40 apresentou a maior quantidade de erros da Abordagem 901. Os testes na rede Rodrigo40 retornaram apenas 1,67% de erro nessa mesma Abordagem, apresentando rejeição de assinaturas originais, o que possibilitou a conclusão de que ainda há dificuldade de reconhecimento do padrão de assinaturas. A rede Eric40 apresentou 100% de acerto sobre o conjunto de testes. No entanto, devido à constatação das distinções entre as assinaturas autênticas, não há garantia de que a rede irá se comportar da mesma forma em outros testes. O fato de a rede Felipe40 apresentar menor taxa de acerto entre as três redes de mesma arquitetura e configuração de conjunto de treinamento (Felipe40, Eric40 e Rodrigo40), pode ser atribuído à cultura gráfica mediana das assinaturas-padrões de Felipe. As redes Rodrigo40 e Eric40, cujas assinaturas padrões são de alta cultura gráfica, obtiveram maiores taxas de acerto, entre essas, podemos dizer que a rede Eric40 apresentou melhor taxa comparado as outras por possuir mais zonas de facilidade. Dessa forma, pressupôs-se que a taxa de acerto dos testes sobre as redes é diretamente proporcional ao nível da cultura gráfica das assinaturas-padrões do autor analisado.

## 5. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

No desenvolvimento da ferramenta houve pouca variedade de assinaturas-padrões de autores distintos, além de considerável influência sobre a qualidade das amostras, uma vez que os computadores utilizados para testes, o aparelho utilizado para a digitalização e a estratégia de redação das assinaturas adaptou o ambiente para facilitar as coletas e análises. O projeto não levou em consideração fatores externos como: cor, materiais (lápis ou caneta), forma do papel e alterações psicológicas de humor ou disposição dos autores. Além disso, a combinação de características extraídas ainda pode estar aquém do necessário para possibilitar grande generalização sem perder a confiabilidade de reconhecimento de cada padrão de assinatura. Dessa maneira, as conclusões inferidas sobre os resultados obtidos podem não apresentar o mesmo comportamento em todos os ambientes e padrões de assinaturas existentes, mesmo que as respostas apresentadas sejam consideradas perfeitamente aplicáveis.

Para trabalhos futuros, propõe-se: coleta de exemplos de outros autores, tanto para o conjunto de treinamento quanto para o de testes; adição de novas características extraídas das imagens às redes; validação cruzada das amostras do banco de imagens para extração dos melhores conjuntos de treinamento e de testes a fim de otimizar os resultados; considerar fatores externos como cor, materiais (lápis ou caneta), forma do papel e alterações psicológicas de humor ou disposição dos autores; e a implementação de uma aplicação comercial para a ferramenta. Por fim, a ferramenta pode ser considerada perfeitamente válida e viável, visto que alcançou resultados relevantes na verificação de autenticidade de assinaturas.

## REFERÊNCIAS

- [1] Carvalho, A. **Redes Neurais Artificiais – Teoria e Aplicações**. 2ª edição. São Paulo: LTC, 2007.
- [2] Friedlaender, Gilda Maria Souza; Lapolli, Édis Mafra ; Kaestner, Celso Antonio Alves. **Verificação de assinaturas manuscritas off-line: uma abordagem utilizando modelos estatísticos**. Anais Encontro Nacional de Engenharia de Produção – Enegep, 1999. Disponível em: [http://www.abepro.org.br/biblioteca/ENEGEP1999\\_A0031.PDF](http://www.abepro.org.br/biblioteca/ENEGEP1999_A0031.PDF) Acessado em dezembro de 2014
- [3] Gomide, F. **Manual de Grafoscopia**. 2ª edição. São Paulo: Livraria e Editora Universitária de Direito, 2008.
- [4] Gonzalez, R; Woods, R. **Processamento Digital de Imagens**. 3ª edição. São Paulo: Pearson, 2010.
- [5] KPMG. **Relatório de Pesquisa Sobre Fraudes no Brasil**. Disponível em: [www.kpmg.com.br/publicacoes/forensic/Fraudes\\_2009\\_port.pdf](http://www.kpmg.com.br/publicacoes/forensic/Fraudes_2009_port.pdf) Acessado em Maio de 2009.
- [6] Queiroz, F; Sousa, A. **Exames Periciais a Documentos Manuscritos**. Disponível em: [www.queirozportela.com/psicologiaaescrita/pericias.pdf](http://www.queirozportela.com/psicologiaaescrita/pericias.pdf). Acessado em Novembro de 2012.
- [7] Rumelhart, D. and Chauvin, Y. **Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications**. 1ª edição. São Paulo: Wiley, 2000.