

Correção do Efeito Show-Through baseada em técnicas de Separação Cega de Fontes

Renato Martin De La Rosa Castillo e Ricardo Suyama

Resumo— Uma distorção comum na digitalização de documentos é conhecida como *Efeito Show-Through*, na qual a imagem digitalizada de um dos lados do documento sofre a interferência da imagem presente no outro lado da folha. O problema de remoção dessa interferência pode ser visto como uma instância do problema geral de Separação Cega de Fontes (*BSS - Blind Source Separation*), para o qual diferentes técnicas foram propostas, baseadas nas características das fontes e do processo de mistura. No presente trabalho foram escolhidas 5 dessas técnicas para comparação, com a finalidade de identificar pontos fortes e fracos das técnicas que possam auxiliar no desenvolvimento de novas técnicas para correção do efeito *Show-Through*.

Palavras-Chave— Separação Cega de Imagens, Separação Cega de Fontes, Efeito Show-Through, Análise por Componentes Independentes, Mistura não-linear.

Abstract— A common distortion in the digitalization of documents is known as the Show-Through Effect, in which the image in the back of the document interferes in the digitized image of front side. Removing this kind of interference can be seen as an instance of the general Blind Source Separation Problem (BSS), for which several different techniques have been proposed in the literature, considering specific characteristics of the sources and the mixing process. In the present work, we chose 5 of those techniques and compare them with the aim of identifying pros and cons of each method that might be useful in the development of new techniques for the *Show-Through* effect mitigation.

Keywords— Blind Image Separation, Blind Source Separation, Show-Through Effect, Independent Component Analysis, Nonlinear Mixtures.

I. INTRODUÇÃO

Uma distorção indesejada na digitalização de documentos ocorre quando se tenta digitalizar um documento que apresente informação em ambos os lados da folha (frente e verso). Essa distorção, denominada na literatura de efeito *Show-Through* [7], é ilustrada na figura 1. Como, em geral, a folha de papel não é perfeitamente opaca, a imagem do verso da folha também é captada pelo digitalizador, gerando assim uma distorção (que depende da qualidade do papel e do digitalizador) na imagem digital, de maneira que a imagem digitalizada representa uma mistura das imagens originais. O objetivo das técnicas para correção desse tipo de distorção é, portanto, recuperar as imagens

originais a partir de versões misturadas das mesmas (que correspondem às imagens digitalizadas), o que pode ser visto como uma instância do problema geral de Separação Cega de Fontes (BSS - Blind Source Separation).

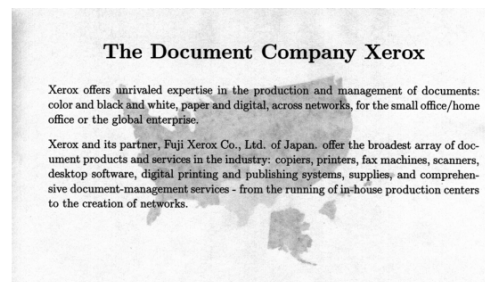


Fig. 1. Imagens digitalizadas contendo o texto na frente e o mapa dos Estados Unidos no verso, ilustrando a distorção ocasionada pelo efeito *Show-Through*. Fonte : [7]

No presente trabalho, abordaremos especificamente a solução do problema de *show-through* baseada em técnicas de separação de fontes [7], [2], [1], [4], [5]. O objetivo do trabalho é avaliar as técnicas propostas, identificando pontos positivos e negativos das técnicas estudadas, o que poderá servir como referência para o desenvolvimento de novas técnicas para a correção da distorção.

A. Organização

O presente artigo foi dividido da seguinte forma: Inicialmente, avaliamos o modelo que melhor se encaixa no problema de *Show-Through*, e posteriormente na seção III detalhamos brevemente as técnicas avaliadas. Na seção IV mostramos a comparação das técnicas estudadas, e finalmente na seção V indicamos as conclusões finais.

II. AVALIAÇÃO DOS MODELOS

Uma primeira avaliação do problema de correção do fenômeno de *Show-through* foi realizada considerando-se dois possíveis modelos para o fenômeno. Para isso, realizamos um teste controlado a fim de comparar o erro de aproximação obtido por meio do modelo linear, o mais simples e mais frequentemente utilizado, e um modelo não linear, especificamente o modelo linear quadrático [6]. O teste consiste na digitalização de um documento gerado artificialmente, que contém na parte da frente, faixas com um degradê de tons de cinza, com os valores dos pixels variando entre 0 (preto) e 255 (branco), e no verso, faixas com cores sólidas (valores 0, 50, 100, 150, 200 e 255), conforme ilustrado na figura 2.

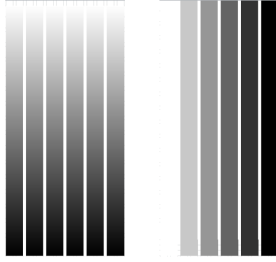


Fig. 2. Frente e Verso do papel impresso.

Digitalizando o documento impresso, obtivemos um conjunto de valores que correspondem à mistura das cores presentes na frente e no verso da folha. Na figura 3 mostramos um gráfico indicando o valor do pixel digitalizado em função do valor gerado artificialmente (valor impresso) para 5 diferentes tons de cinza no verso (tons de cinza com valores iguais a 200, 150, 100, 50 e 0). Nota-se que há uma característica não-linear na mistura, o que torna-se ainda mais evidente ao consideramos os erros de aproximação obtidos com o modelo linear e linear-quadrático.

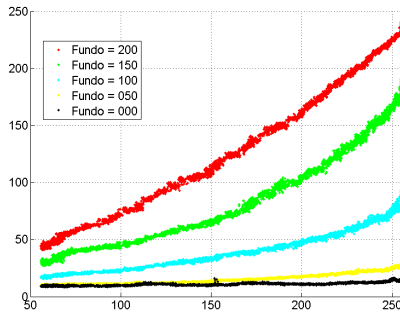


Fig. 3. Valores dos pixels digitalizados para diferentes tons de cinza do pixel no verso da folha.

No modelo linear, o do valor de pixel digitalizado corresponde à mistura (x), dos pixels da frente (s_1) e do verso (s_2) da folha conforme a seguinte equação:

$$x(m, n) = a_1 s_1(m, n) + a_2 s_2(m, n) \quad (1)$$

No caso do modelo de mistura linear quadrática, acrescenta-se um termo que depende do produto dos valores dos pixels na frente e no verso da folha, resultando na seguinte equação para o pixel observado:

$$x(m, n) = a_1 s_1(m, n) + a_2 s_2(m, n) + b_1 s_1(m, n) s_2(m, n) \quad (2)$$

Organizando os valores dos pixels digitalizados em um único vetor \mathbf{x} , podemos reescrever ambos os modelos em notação matricial como:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\phi} \boldsymbol{\theta} \quad (3)$$

onde a matriz $\boldsymbol{\phi}$ contém e os valores reais dos pixels impressos na parte da frente e do verso do documento em uma matriz (no modelo linear) e também os produtos entre

os valores na frente e no verso da folha (no modelo linear-quadrático). Assim, o conjunto de parâmetros ótimos para ambos os modelos podem ser obtidos pela abordagem de mínimos quadrados, cuja solução é dada por:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\phi}^\dagger \mathbf{x} \quad (4)$$

Para o modelo linear, o vetor de parâmetros ótimo e o erro quadrático médio associado são dados, respectivamente, por $\boldsymbol{\theta} = [0.4755, 0.1257]^T$ e $MSE = 24.25$, e para o modelo não-linear temos $\boldsymbol{\theta} = [-0.096, -.0400, 1.1777]^T$, e erro quadrático médio residual de 10.04, indicando assim que o modelo linear-quadrático é mais apropriado para modelar o efeito *show-through*.

III. TÉCNICAS AVALIADAS

Na literatura, é possível encontrar técnicas de separação cega de fontes considerando ambos os modelos, sendo o modelo linear a escolha mais comumente adotada. A fim de comparar técnicas para mitigação do efeito *show-through*, selecionamos 5 métodos propostos na literatura, que consideram os modelos de misturas apresentados.

A. Técnica de Sharma

A técnica de Sharma foi um dos primeiros trabalhos a abordar o problema de *Show-Through*, considerando aspectos do processo de digitalização, conforme ilustrado na figura 4. O documento a ser digitalizado deve ser posicionado sobre um anteparo de vidro, e será pressionado por uma tampa dotada, em geral, de uma superfície branca e refletiva. Dessa forma, o sinal captado pelo sensor dependerá das refletâncias da imagem na frente e no verso da folha (i.e., da cor da camada de tinta depositada na frente e no verso da folha.).

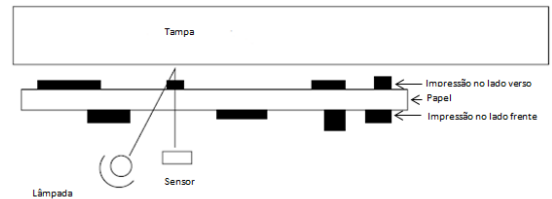


Fig. 4. Digitalização de um documento impresso em modo duplex. Fonte: Adaptado de [7].

Considerando algumas aproximações, o autor modela a imagem capturada conforme a seguinte equação:

$$D_f^s(m, n) \approx D_f(m, n) + \frac{T_p^2 R_{bk}}{S_p + T_p^2 R_{bk}} A_b(m, n) \quad (5)$$

onde $D_f^s(m, n)$ representa a *densidade óptica*¹ da imagem digitalizada, $D_f(m, n)$ denota a densidade óptica da imagem sem distorção (imagem real), S_p denota a fração de luz que é espalhada pelo papel, T_p representa a transmitância do papel em branco, R_{bk} a refletância do anteparo da tampa do digitalizador (*backing*), e $A_b(m, n) =$

¹A densidade óptica é definida como o negativo do logaritmo natural da refletância $R_f^s(m, n)$.

$(1 - T_b^2(m, n))$ denota a *absorbância* da camada de tinta no verso da folha ($T_b(m, n)$ representa a transmitância da camada de tinta no verso da folha).

O modelo simplificado obtido revela que a refletância da imagem digitalizada pode ser aproximada por meio de uma mistura linear entre a imagem na frente e no verso. Porém, o modelo considera que a interação ocorre somente entre pixels na mesma localidade (m, n) . Isso, no entanto, não ocorre na prática, uma vez que o espalhamento da luz pelo papel ocasiona um efeito de “borramento” (*blurring*) da imagem interferente. Dessa forma, o autor propõe uma modificação do modelo para incorporar tal efeito, substituindo a multiplicação por um escalar $\frac{Tp^2R_{bk}}{(Sp+Tp^2R_{bk})}$ em (5), que representaria a *função de espalhamento pontual* (*point-spread function* - PSF) dada por $h(m, n)$, i.e.

$$D_f^s(m, n) = D_f(m, n) + h(m, n) * A_b(m, n) \quad (6)$$

onde o símbolo $*$ representaria o operador de convolução.

Como não temos acesso diretamente a $A_b(m, n)$ e $A_f(m, n)$ (denotando, respectivamente, a absorbância da camada de tinta no verso e na frente da folha)- o que nos permitiria subtrair da imagem digitalizada a interferência causada pela imagem no verso da folha, o autor propõe estimar a densidade óptica da imagem sem distorção substituindo $A_b(m, n)$ e $A_f(m, n)$ pelas absorbâncias das imagens digitalizadas, de maneira que

$$D_f(m, n) = D_f^s(m, n) - h(m, n) * A_b^s(m, n) \quad (7)$$

onde $A_b^s(m, n) \equiv 1 - \frac{R_b^s(m, n)}{R_p^w}$ e $A_f^s(m, n) \equiv 1 - \frac{R_f^s(m, n)}{R_p^w}$. A estimação da PSF $h(m, n)$ é feita de maneira adaptativa, buscando encontrar o filtro $h(m, n)$ que minimiza $D_f(m, n)^2$, com um algoritmo do tipo LMS (*Least-Mean Squares*), i.e, o filtro a ser utilizado no processamento do próximo pixel (k, l) será dado por

$$h(k, l) = h(k, l) + \mu D_f(m, n) A_b^s(k - m, l - n) \quad (8)$$

onde (m, n) denota a posição do pixel previamente processado e μ representaria o passo de adaptação. De maneira análoga, pode-se derivar o algoritmo para se recuperar a imagem no verso da folha.

B. Técnica de Hosseini/Deville

A técnica de Hosseini e Deville aborda o problema de Separação Cega de Fontes, considerando que o modelo de mistura é dado por um modelo linear quadrático. Ao invés de buscar uma solução analítica para o sistema de equações (considerando que os parâmetros da mistura foram corretamente identificados), os autores propõem o uso de uma estrutura recorrente.

Supondo que tenhamos uma estimativa inicial para s_1 e s_2 , pode-se derivar um método iterativo para obter estimativas mais refinadas das fontes, baseada no algoritmo de ponto fixo [3] para solução de sistemas de equações. Denotando $y_1^{(k)}$ e $y_2^{(k)}$ as estimativas das fontes na iteração k , as novas estimativas podem ser dadas por

$$\begin{aligned} y_1^{(k+1)} &= x_1 + l_1 y_2^{(k)} + q_1 y_1^{(k)} y_2^{(k)} \\ y_2^{(k+1)} &= x_2 + l_2 y_1^{(k)} + q_2 y_1^{(k)} y_2^{(k)} \end{aligned} \quad (9)$$

que pode ser representado como uma rede recorrente (com saídas y_1 e y_2), conforme apresentado na figura 5. Para cada par de observações x_1 e x_2 , é necessário iterar o algoritmo um certo número de vezes, até que a convergência seja atingida.

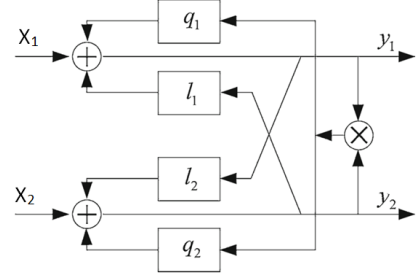


Fig. 5. Estrutura Recorrente de Separação. Fonte: Adaptado de [6].

A estimação dos parâmetros de mistura é realizada através do método de máxima verossimilhança do vetor de parâmetros de mistura sobre x_1 e x_2 , supondo que as fontes a serem estimadas são mutuamente independentes. Considerando que o conjunto de parâmetros está organizado na forma de um vetor $\mathbf{p} = [l_1, l_2, q_1, q_2]^T$, podemos determinar o conjunto de parâmetros de máxima verossimilhança por meio do seguinte algoritmo adaptativo:

$$\mathbf{p}(n+1) = \mathbf{p}(n) + \mu \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{C} \quad (10)$$

onde

$$\nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{C} = -E \left[\frac{A}{J}, \frac{B}{J}, \frac{C}{J}, \frac{D}{J} \right]^T \quad (11)$$

para

$$J = 1 - \hat{l}_1 \hat{l}_2 - (\hat{q}_2 + \hat{l}_2 \hat{q}_1) y_1 - (\hat{q}_1 + \hat{l}_1 \hat{q}_2) y_2 \quad (12)$$

$$\begin{aligned} A &= \psi(y_1)(1 - \hat{q}_2 y_1) y_2 + \psi(y_2)(\hat{l}_2 + \hat{q}_2 y_2) y_2 - (\hat{l}_2 + \hat{q}_2 y_2) \\ B &= \psi(y_1)(\hat{l}_1 + \hat{q}_1 y_1) y_1 + \psi(y_2)(1 - \hat{q}_1 y_2) y_1 - (\hat{l}_1 + \hat{q}_1 y_1) \\ C &= \psi(y_1)(1 - \hat{q}_2 y_1) y_1 y_2 + \psi(y_2)(\hat{l}_2 + \hat{q}_2 y_2) y_1 y_2 - (\hat{l}_2 y_1 + y_2) \\ D &= \psi(y_1)(\hat{l}_1 + \hat{q}_1 y_1) y_1 y_2 + \psi(y_2)(1 - \hat{q}_1 y_2) y_1 y_2 - (y_1 + \hat{l}_1 y_2) \end{aligned} \quad (13)$$

sendo que $\psi_i(y_i)$ denota a função escore (*Score function*), conforme definida em [2].

C. Técnica de Bayat

A técnica de Bayat pode ser vista como uma evolução da técnica de Hoseini/Deville, na qual se considera a aplicação de um filtro na imagem interferente, de maneira que seja possível incorporar o efeito de borramento da imagem (assim como foi considerado no algoritmo de Sharma) durante o processo da digitalização das imagens. O modelo de mistura considerado por Bayat é descrito pelas seguintes equações:

$$\begin{aligned} x_1 &\approx s_1 - l_1 s_2 * \mathbf{H}_1 - q_1 s_1 \times (s_2 * \mathbf{H}_1) \\ x_2 &\approx s_2 - l_2 s_1 * \mathbf{H}_2 - q_2 s_1 \times (s_2 * \mathbf{H}_2) \end{aligned} \quad (14)$$

onde \mathbf{H}_1 e \mathbf{H}_2 representam os filtros que modelam as funções de espalhamento de ponto (*Point Spread Function*). Dessa forma, o autor propõe o uso de uma estrutura de separação modificada apresentada na figura 6.

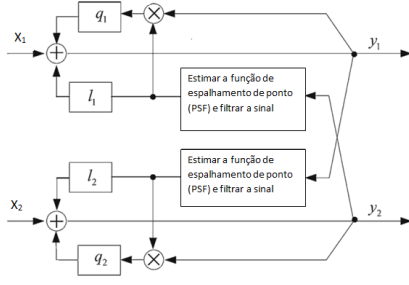


Fig. 6. Estrutura Recorrente de Separação linear adaptativa para apagar o efeito de borramento da imagem. Fonte: Adaptada de [1]

Os filtros \mathbf{H}_1 e \mathbf{H}_2 são ajustados de maneira adaptativa, seguindo uma abordagem baseada no gradiente estocástico, minimizando as seguintes funções custo :

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_1 &= \|x_1 + l_1 \mathbf{H}_1(n) * y_2(n)\|^2 = \|e_1(n)\|^2 \\ \mathbf{F}_2 &= \|x_2 + l_2 \mathbf{H}_2(n) * y_1(n)\|^2 = \|e_2(n)\|^2 \end{aligned} \quad (15)$$

D. Técnica de Bayat baseada em NMF

Outra técnica também desenvolvida por Bayat, baseia-se em outra estratégia comum no contexto de separação cega de fontes, denominada de fatoração não-negativa de matrizes, ou NMF (*Non-Negative Matrix Factorization*). A ideia central do método consiste em fatorar matriz de pixels digitalizados (\mathbf{X}) como sendo o produto da matriz dos parâmetros de mistura (\mathbf{A}) e dos pixels originais (\mathbf{S}), considerando só os valores positivos dos dois últimos. Em outras palavras, e acrescentando um termo de regularização, buscam-se matrizes que minimizem a seguinte função custo:

$$\min_{\mathbf{S}, \mathbf{A}} J_2(\mathbf{S}, \mathbf{A}) = \|\mathbf{X} - \mathbf{AS}\|_F^2 + [w_1 \ w_2] (\mathbf{S}\mathbf{v}) \quad (16)$$

A fim de minimizar a função custo, o autor usa o algoritmo do gradiente projetado, levando às seguintes equações para adaptação dos parâmetros estimados:

$$\mathbf{A}^{(k+1)} = \mathbf{A}^{(k)} - \mu \nabla_{\mathbf{A}} J_2(\mathbf{S}^{(k)}, \mathbf{A}^{(k)}) \quad (17)$$

$$\mathbf{S}^{(k+1)} = \mathbf{S}^{(k)} - \mu \nabla_{\mathbf{S}} J_2(\mathbf{S}^{(k)}, \mathbf{A}^{(k)}) \quad (18)$$

onde os gradientes são definidos como:

$$\nabla_{\mathbf{S}} J_2(\mathbf{S}, \mathbf{A}) = \mathbf{A}^T (\mathbf{AS} - \mathbf{X}) + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \mathbf{v}^T \quad (19)$$

$$\nabla_{\mathbf{A}} J_2(\mathbf{S}, \mathbf{A}) = (\mathbf{AS} - \mathbf{X}) \mathbf{S}^T \quad (20)$$

É importante ressaltar que em cada iteração, para garantir a não-negatividade, é necessário impor $\mathbf{A}^{(k+1)} = \max(0, \mathbf{A}^{(k+1)})$ e $\mathbf{S}^{(k+1)} = \max(0, \mathbf{S}^{(k+1)})$

E. Técnica de Liu/Wang baseada em NMF

A última técnica abordada no presente trabalho, estende, de certa forma, a proposta da técnica anterior tentando incorporar o aspecto não-linear presente na mistura dos pixels. Para isso, a função custo a ser minimizada é ligeiramente alterada para:

$$J_1(\mathbf{A}, \mathbf{S}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{X} + w\dot{\mathbf{S}} - \mathbf{AS}\|_F^2 \quad (21)$$

Em as equações de atualização das matrizes (\mathbf{A}) e (\mathbf{S}) mudam ligeiramente, e o algoritmo iterativo para estimação das matrizes \mathbf{A} e \mathbf{S} é dado por :

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^{(k+1)} &= \max(0, \mathbf{A}^{(k)} - \mu \nabla_{\mathbf{A}} J_1(\mathbf{A}^{(k)}, \mathbf{S}^{(k)})) \\ \mathbf{S}^{(k+1)} &= \max(0, \mathbf{S}^{(k)} - \mu \nabla_{\mathbf{S}} J_1(\mathbf{A}^{(k)}, \mathbf{S}^{(k)})) \end{aligned} \quad (22)$$

onde os gradientes são definidos como:

$$\nabla_{\mathbf{A}} J_1(\mathbf{A}, \mathbf{S}) = (\mathbf{AS} - (\mathbf{X} + \omega\dot{\mathbf{S}})) \mathbf{S}^T \quad (23)$$

$$\nabla_{\mathbf{S}} J_1(\mathbf{A}, \mathbf{S}) = \omega \bar{\mathbf{S}} \odot \mathbf{CB} - \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (24)$$

onde o operador \odot representa o produto elemento entre as matrizes, e

$$\bar{\mathbf{S}} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_2 \\ \mathbf{s}_1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \mathbf{X} + \omega\dot{\mathbf{S}} - \mathbf{AS}, \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

IV. COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS

Com respeito à metodologia de comparação usada, foram considerados dois tipos de avaliação: a primeira delas sendo uma avaliação qualitativa que considera a percepção visual obtida após a aplicação de uma determinada técnica; e a segunda sendo uma avaliação quantitativa que considera dois indicadores objetivos: o tempo de processamento exigido por cada técnica (*CPU Time*) e a medida da PSNR (*peak signal-to-noise ratio*) obtida em cada imagem, definida como:

$$PSNR_i = 20 \log_{10} \left(\frac{\max_I}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (26)$$

onde \max_I representa o máximo valor de pixel presente na imagem. Foram considerados 5 cenários distintos de simulação. Nos 4 primeiros cenários utilizamos misturas sintéticas baseadas em 1 - modelo linear; 2 - modelo linear com *blurring*; 3 - modelo linear quadrático; 4 - modelo linear quadrático com *blurring*. No último cenário utilizamos misturas reais (obtidas por meio de imagens digitalizadas com o efeito *Show-Through*).

A. Resultados

A Tabela I resume os resultados objetivos obtidos considerando-se 25 simulações para cada algoritmo, sendo que em cada cenário foram utilizados 4 pares de imagens para realizar a comparação (por limitações de espaço, apresentamos apenas alguns exemplos utilizados nas figuras 7 e 8). São apresentados os valores médios de PSNR e CPU Time para cada cenário (para o último cenário apresentamos apenas o tempo de execução dos algoritmos).

TABELA I

VALORES MÉDIOS DOS INDICADORES PARA CADA TÉCNICA

Cenários	Sharma		Deville		Bayat		Bayat NMF		Liu NMF	
	T(s)	PSNR	T(s)	PSNR	T(s)	PSNR	T(s)	PSNR	T(s)	PSNR
#1	70.1	33.7	11.0	51.1	18.0	29.0	4.3	24.4	24.4	25.7
#2	49.3	32.8	7.1	36.2	17.5	31.9	1.2	23.4	14.9	23.0
#3	46.1	32.6	6.6	51.2	19.9	27.2	5.1	24.1	13.6	26.4
#4	46.5	31.6	6.6	33.0	17.5	30.7	1.9	22.1	15.0	23.4
#5	17.9	-	2.6	-	10.3	-	5.6	-	7.4	-

A primeira técnica avaliada, proposta por Sharma, obteve resultados, em geral, satisfatórios nos cenários com misturas sintéticas (cenários 1 a 4). Mesmo nos cenários com misturas não-lineares, o resultado obtido pelo algoritmo foi bastante razoável - possivelmente pela presença do filtro para compensar o *blurring*. Por outro lado, a técnica apresentou um alto custo computacional, em virtude do laço de repetição para refinar a separação.

Ja as técnicas baseadas em NMF apresentam um custo computacional relativamente baixo, mas obtiveram uma avaliação média, com a qualidade dos resultados oscilando bastante entre as simulações realizadas. Embora em alguns casos os métodos tenham sido capazes de recuperar as imagens com uma qualidade muito boa, os métodos são bastante dependentes da inicialização - fato que decorre da própria função custo considerada e do método de otimização empregado.

Os melhores resultados foram obtidos com as técnicas de Bayat e Hosseini/Deville. A qualidade da separação, em alguns casos, foi quase perfeita – no caso de misturas sintéticas comprova-se isso por meio das medidas de PSNR obtidas. A fim de ilustrar os resultados obtidos, apresentamos nas figuras 7 e 8 resultados obtidos com as técnicas de Bayat e Hosseini/Deville, onde nota-se que os algoritmos foram capazes de reduzir significativamente a distorção.



Fig. 7. Mistura linear com efeito de borramento (à esquerda) e imagem recuperada com a técnicas de Bayat.

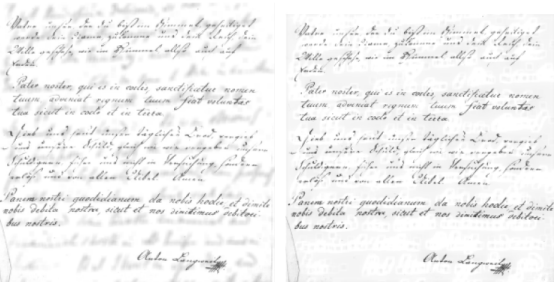


Fig. 8. Mistura não-linear com efeito de borramento (à esquerda) e imagem recuperada com a técnicas de Hosseini e Deville.

Comparando os resultados observados, compilamos nossas impressões subjetivas sobre o desempenho dos diferentes algoritmos na Tabela II, onde avaliamos os resultados obtidos como sendo Ótimo (O = peso 5), Muito bom (MB = peso 4), Bom (B = peso 3), Regular (Re = peso 2), Ruim (Ru = peso 1). As impressões subjetivas dos

resultados obtidos corroboram as observações baseadas nos indicadores objetivos.

TABELA II

TABELA DOS RESULTADOS QUALITATIVOS.

Cenários	Sharma	Deville	Bayat	Bayat NMF	Liu NMF
Cenário 1	MB	O	Re	Ru	Re
Cenário 2	B	Re	MB	Re	Re
Cenário 3	B	MB	Re	Re	B
Cenário 4	B	Re	MB	Re	Re
Cenário 5	Ru	B	MB	Re	Re
Média	2.8	3.2	3.2	1.8	2.2

V. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

No presente trabalho, abordamos o problema do efeito *Show-Through* e buscamos comparar diferentes técnicas para resolvê-lo. As técnicas que obtiveram um resultado acima da média global foram as de Hosseini/Deville [2] e de Bayat [1] - ambos obtiveram notas subjetiva acima de 3 nos cenários avaliados, e a PSNR com valores superiores a 27 dB.

Há, no entanto, possíveis melhorias que podem ser investigadas. Por exemplo, o fato dessas técnicas se basearem em uma estrutura recorrente as torna bastante suscetíveis a instabilidades, dependendo dos valores dos parâmetros estimados. Por esta razão, seria interessante tentar reduzir essa sensibilidade considerando versões estabilizadas da rede recorrente no algoritmo proposto por Bayat. Outra possível linha de investigação está relacionada aos métodos baseados em NMF. Como tais técnicas apresentaram problemas que se referem à sensibilidade às condições iniciais, pode-se investigar métodos de otimização mais robustos, como os métodos evolutivos, que são mais eficientes para contornar mínimos locais na busca da solução ótima.

REFERÊNCIAS

- [1] Farnood, M.B. and Massoud, B.Z and Christian, J., *Linear-quadratic blind source separating structure for removing show-through in scanned documents*, IJDAR, 2011.
- [2] Hosseini, S. and Deville, Y., *Recurrent networks for separating extractable-target nonlinear mixtures. Part II. Blind configurations*, Vol.93, pp. 671-683, Signal Processing, April 2013.
- [3] Hyvärinen, H. and Köster, U., *A fast fixed-point algorithm for independent component analysis*, Vol.9, pp. 1483-1492, Neural Computation, October 1997.
- [4] Merrikh-Bayat, Farnood and Babaie-Zadeh, Massoud and Jutten, Christian, *Using Non-negative Matrix Factorization for Removing Show-through*. Springer-Verlag, 2010.
- [5] Qingju Liu and Wenwu Wang, *Show-through removal for scanned images using non-linear NMF with adaptive smoothing*, Signal and Information Processing (ChinaSIP), 2013 IEEE China Summit International Conference on, pp. 650-654, July 2013.
- [6] Shahram, H. and Yannick, D, *Blind Separation of Linear-Quadratic Mixtures of Real Sources Using a Recurrent Structure*, Springer, 2003.
- [7] Sharma, G., *Show-through cancellation in scans of duplex printed documents*, Image Processing, IEEE Transactions on , Vol.10, no.5, pp. 736-754, May 2001.