

Perspectivas e desafios em Super-Resolução de imagens: da modelagem à aplicação

Guilherme Holsbach Costa

Resumo—No presente trabalho é proposta uma análise crítica do estado-da-arte a respeito de reconstrução de imagens com Super-Resolução, considerando condições reais de aplicação. O objetivo principal deste artigo não é apresentar uma revisão exhaustiva dos trabalhos existentes, mas discutir resultados e abordagens questionáveis, bem como apontar possíveis soluções e encaminhamentos. Um estudo de caso é apresentado para ilustrar considerações hipóteses inconsistentes feitas nos últimos anos.

Palavras-Chave—Super-resolução, imagem.

Abstract—In this work a state-of-art review is proposed concerning image Super-Resolution Reconstruction in real application conditions. The main goal of this paper is not to present an exhaustive study of the literature, but to discuss unreliable results and approaches as well as point to possible solutions. A case study is proposed to illustrate inconsistent assumptions made in the last years.

Keywords—Super-resolution, image.

I. INTRODUÇÃO

A Reconstrução com Super-Resolução (SRR - *Super-Resolution Reconstruction*) de Imagens tem atraído grande interesse entre a comunidade científica nos últimos anos. Basicamente, a SRR consiste em combinar múltiplas aquisições de baixa resolução (LR - *Low Resolution*) de uma mesma cena ou objeto para formar uma imagem com resolução efetivamente mais alta (HR - *High Resolution*), através da extração de informação não redundante contida nas observações LR. De outra forma, alguns trabalhos se propõem a super-resolver regiões de uma imagem a partir de informações contidas em outras regiões dessa mesma imagem ou a partir de um grupo de imagens ou características de treinamento (conhecidas *a priori*) [1], [2]. Duas importantes características da SRR são o alto custo computacional (principalmente quando considerada em conjunto com a estimação de movimento, necessária na maioria das abordagens) e a sensibilidade a erros de modelagem do processo de aquisição. As modelagens mais problemáticas são, certamente, a do movimento relativo entre as imagens e das distorções incluídas pelo sistema óptico. No primeiro caso, visto que o movimento dos objetos nas diferentes *frames* precisa ser estimado, e dada a natureza desse problema de estimação levar a infinitas soluções possíveis, a ocorrência de erros registro (estimação de movimento) é inevitável. O efeito desse erro sobre cada algoritmo pode variar significativamente, dependendo da abordagem. Em relação ao sistema óptico, em muitas situações práticas como, por

exemplo, a conversão de vídeos padrão SDTV para *Full HD*, o conjunto de lentes e a câmera dos sistemas de aquisição são na maioria das vezes desconhecidos e inacessíveis, o que implica, por consequência, em uma modelagem imprecisa. Ainda que a imprecisão na modelagem seja um problema determinante à qualidade do resultado de reconstrução, poucos trabalhos consideram essa influência na avaliação de suas propostas.

Revisões completas sobre a literatura, basicamente classificando e caracterizando as diferentes abordagens, podem ser encontradas em [3], [4], [5], [6], [7]. Neste trabalho é proposta uma análise crítica dos caminhos encontrados no estado-da-arte, apontando e contextualizando as últimas tendências em SRR em relação às características supracitadas. O objetivo principal não é apresentar uma revisão exhaustiva dos trabalhos existentes, mas apontar, em linhas gerais, abordagens e resultados questionáveis, frente a possíveis soluções e encaminhamentos. Na próxima seção são discutidos alguns trabalhos e encaminhamentos. Na Seção III, é apresentado um estudo de caso. Por fim, na seção IV o trabalho é concluído.

II. ANÁLISE DO ESTADO-DA-ARTE

Nas últimas décadas, um grande número de algoritmos de SRR tem sido proposto, através de diferentes abordagens e destinados a distintas aplicações. Como mencionado, a influência dos erros de modelagem, inerentes ao problema de SRR é considerada e avaliada em apenas alguns dos algoritmos propostos, como, por exemplo, em [8], [9]. Da mesma forma, um número substancial de trabalhos não avalia o desempenho dos algoritmos frente a condições reais de aplicação. Nesses casos, geralmente as sequências utilizadas são sintetizadas de forma que seja possível assumir movimento ou(e) sistema de degradação conhecido(s) como, , por exemplo, em [10], [11].

Em se tratando do processamento digital de sinais unidimensionais, são bem estabelecidos os trabalhos de análise de desempenho. É possível dizer, inclusive, que resultados em torno do comportamento de algoritmos encontram atualmente um baixo apelo quando submetidos a veículos científicos de primeira linha, quando comparado ao apelo que o mesmo tema apresentava há alguns anos atrás, os quais têm priorizado a publicação de novas abordagens e algoritmos. Por outro lado, o processamento digital de sinais de imagens ainda carece, de forma geral, de um amadurecimento na formalização de seus métodos, principalmente no que tange a SRR.

Alguns trabalhos já exploram a análise teórica dos fundamentos da técnica de SRR [12], [13], [14], [15], [16], [17], bem como alguns avaliam os modelos de movimento [18], [19] e do sistema de aquisição [20], [21], [22] e suas relações com a SRR. Entretanto, poucos os trabalhos exploram uma análise

Guilherme Holsbach Costa, Centro de Ciências Exatas e tecnologias, Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul-RS, Brasil, E-mails: holsbach@ieee.org. Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq (310222/2010-9, 474338/2010-0), FAPERGS (10/0488-7) e Transportes Bertolini LTDA.

detalhada do desempenho de um algoritmo em específico [23], [24], [25]. Ainda assim, em sua maioria [23], [24], os erros de modelagem não são considerados, ou o são apenas superficialmente.

Poucos algoritmos (específicos) são encontrados na literatura com uma metodologia de projeto bem definida, como, por exemplo, [26], [27], [28]. O pouco conhecimento *a priori* sobre sinais de imagens e, portanto, a complexidade estatística na modelagem desses sinais, bem como o alto grau de não-linearidade dos algoritmos, muitas vezes torna matematicamente inviável a análise teórica de desempenho das soluções propostas. Na maioria dos casos, os algoritmos propostos necessitam de uma busca exaustiva pelos parâmetros “ótimos” de projeto e, também por isso, quando propostos são comparados com o estado-da-arte com base no desempenho frente a uma aplicação específica ou com base em um conjunto consideravelmente restrito de imagens e condições de teste. Por vezes, as variáveis de projeto levam a diversas possibilidades de configuração e, portanto, sem uma análise teórica de desempenho a justa comparação com outros algoritmos não é viável. Tal panorama dificulta sobremaneira a tarefa dos projetistas. Além disso, a falta de ferramentas específicas de projeto e avaliação para cada um dos principais algoritmos tem feito com que, algumas vezes, a pesquisa em SRR evolua em meio a algumas inconsistências. Como exemplo disso, nos últimos anos, em função da modelagem dos sinais de imagens, as soluções em SRR têm sido formuladas através da minimização da norma L_1 do erro de reconstrução, no lugar da norma L_2 . Em linhas gerais, essas soluções têm levado a um resultado mais agradável à percepção humana. Entretanto, em situações reais de aplicação, pouco tem sido explorado sobre seus desempenhos. Em [29], é possível observar que os autores encontram resultados perceptualmente bastante superiores através da minimização de L_2 [30] aos obtidos através da minimização de L_1 [31]. De forma similar, em [32] o algoritmo proposto é comparado sob condições reais de aplicação com o algoritmo de [31] (que considera a minimização da norma L_1), representado pelo resultado ilustrado na Figura 1(a). Considerando-se a mesma sequência de imagens utilizada em [32], é possível chegar via Mínimos Quadrados (minimização da norma L_2 sem regularização) no resultado ilustrado na Figura 1(b). Como é possível notar, o resultado em (b) é certamente superior ao resultado em (a), ao contrário do que vem sendo tradicionalmente assumido, nos últimos anos. Note-se que, com isto, não se está afirmando que o uso da norma L_1 deva ser preterida em relação a L_2 . Afirma-se apenas que é difícil realizar uma comparação desconhecendo-se como cada variável externa ou de projeto influencia o comportamento dos algoritmos. Por consequência, a comparação realizada em [32] parece comprometida, corroborando com o que foi posto sobre a necessidade de uma ferramenta teórica de avaliação (modelos para o comportamento) para os algoritmos. Mais uma vez, em [33] a metodologia utilizada em [32] se repete. O resultado obtido via [31] é apresentado na Figura 2(a) (utilizado como parâmetro de avaliação para o método proposto) e o resultado obtido via Mínimos Quadrados (LS — *Least Squares*) é apresentado na Figura 2(b). Neste caso verifica-se uma diferença bastante

sutil entre os métodos. Ressalta-se ainda que as simulações apresentadas com o método LS não passaram pela procura exaustiva das variáveis ótimas de projeto, sendo baseadas apenas na experiência do autor.

Como ponto positivo, é possível notar que as comparações realizadas nesses trabalhos, além de considerarem casos reais de aplicação, utilizam imagens bastantes propícias à identificação da super-resolução (no caso, imagens contendo textos) apesar de se basearem em avaliações subjetivas (perceptuais). É comum encontrar trabalhos na literatura [34] em que a avaliação é baseada em imagens que não propiciam a identificar se de fato a imagem foi super-resolvida ou apenas teve suas características realçadas. Em outros casos, resultados envolvendo imagens com texto sugerem que a super-resolução não foi alcançada como concluído pelos autores [35].

Visto isso, os trabalhos de SRR na área de processamento de sinais podem ser divididos em duas linhas de fundamental interesse: (i) pesquisa de base e (ii) pesquisa aplicada. Soluções aplicadas a problemas, processos e sistemas específicos e inéditos [36], [37], [38] são sempre de interesse prático. De outra forma, trabalhos que contenham uma análise teórica sobre o desempenho dos algoritmos [26], [39], [40] são de igual valor ao avanço do estado-da-arte. No que diz respeito à avaliação teórica de desempenho, a metodologia de análise é óbvia, por assim dizer, no sentido de que deve-se iniciar pelos algoritmos mais simples, inserindo gradativamente as não-idealidades, e ficando como desafio uma justa comparação (formal) entre os principais algoritmos existentes, sob condições reais de aplicação. Na seção seguinte é ilustrada uma comparação em potencial, com análise teórica a ser considerada, seguindo a taxonomia de análise.

III. ESTUDO DE CASO

Uma vez citado o algoritmo proposto em [31], destaca-se que uma desvantagem dessa solução é a formulação altamente não-linear de suas equações, característica da maioria dos algoritmos baseados em norma L_1 , o que praticamente inviabiliza a análise de seu comportamento. De outro lado, a viabilidade de análise de algoritmos como o LMS-SRR [23] tem permitido que seu desempenho seja maximizado frente a *outliers*, tornando-o uma ferramenta poderosa mesmo sendo baseada em norma L_2 . Similar a este, diversos algoritmos apresentados na literatura recaem na formulação LS (com ou sem regularização) [1]. Nesta seção é avaliada uma implementação rápida dessa abordagem. O algoritmo proposto apresenta uma estrutura muito similar a do LMS-SRR, indicando viabilidade de análise, o que pode levá-lo a níveis desejáveis de robustez e a garantias de desempenho. Simulações demonstram que o algoritmo proposto pode apresentar resultados consideravelmente superiores aos do LMS-SRR, com um pequeno acréscimo no custo computacional. De posse de um modelo teórico, um projeto ótimo pode possibilitar resultados ainda melhores. Note-se que o objetivo desta seção não é formalizar a proposta de um novo algoritmo, ou forma de implementação, não cabendo neste momento apresentar simulações exaustivas (mas apenas ilustrativas) ou mesmo uma comparação entre os algoritmos citados.

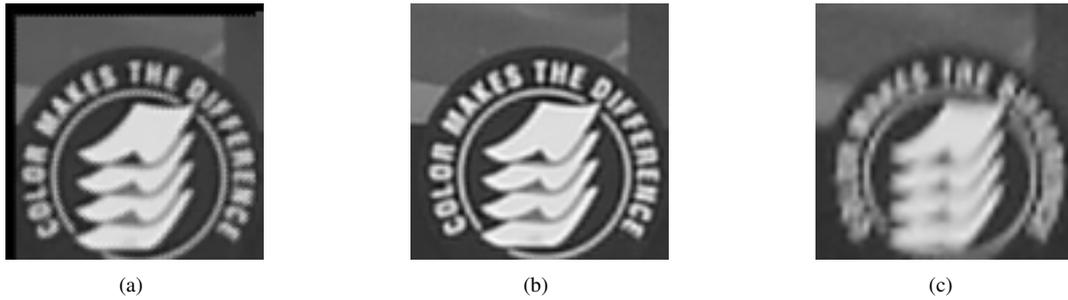


Fig. 1. Primeiro quadro da sequência *Disk* (ampliação de $2x$). (a) Reconstrução via [31] apresentada em [32]. (b) Reconstrução via Mínimos Quadrados. (c) Interpolação Bicúbica.

Deste ponto em diante, vetores serão representados por letras minúsculas em negrito, e matrizes por maiúsculas em negrito. A variável t é assumida inteira e indexa amostras em tempo-discreto de imagens e operadores. A imagem de baixa resolução (observada) é chamada de imagem LR (*low resolution*) enquanto a imagem reconstruída (desejada) é chamada de imagem HR (*high resolution*)

A. Modelagem dos sinais

Dada a representação matricial de uma imagem digital HR (desejada) \mathbf{X} , com dimensões $M \times M$, e a representação matricial da k -ésima observação dessa mesma imagem, com baixa resolução (LR), \mathbf{Y}_k , com dimensões $N \times N$ ($M > N$), o processo de obtenção (aquisição) da imagem observada é tradicionalmente modelado como:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{D}\mathbf{F}_k\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}_k, \quad (1)$$

em que \mathbf{y}_k ($N^2 \times 1$) e \mathbf{x} ($M^2 \times 1$) são respectivamente as representações lexicográficas das k observações (imagens observadas) e da imagem original (desejada), \mathbf{Y}_k e \mathbf{X} . \mathbf{D} é uma matriz de dimensões $N^2 \times M^2$ que modela as degradações dadas a (sub)amostragem e dadas as distorções ópticas inerentes ao processo de aquisição. \mathbf{F}_k ($M^2 \times M^2$) é chamada matriz de registro, e descreve o deslocamento relativo entre as diferentes observações \mathbf{y}_k e a imagem HR \mathbf{x} . O vetor $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ ($N^2 \times 1$) modela o ruído (eletrônico) de observação e as inovações presentes na cena. Essas inovações podem ser devidas a movimentos de objetos ou do sistema de aquisição. O modelo de aquisição em (1) assume que a imagem representada por \mathbf{x} é limitada em banda e adquirida de acordo com o teorema da amostragem de Nyquist.

B. Formulação do problema

Assim como a SRR via Mínimos Quadrados, diversas outras soluções recaem na minimização, que pode ou não incluir restrições, da seguinte figura de mérito [5]:

$$L(\hat{\mathbf{x}}) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D}\mathbf{F}_k\hat{\mathbf{x}}\|_2^2, \quad (2)$$

em que $\hat{\mathbf{x}}$ é a imagem HR estimada e K é o número total de observações LR. A solução $\hat{\mathbf{x}}$ que minimiza a função em (2)

pode ser obtida de forma iterativa pelo método do Gradiente, de acordo com a seguinte equação recursiva:

$$\hat{\mathbf{x}}^{l+1} = \hat{\mathbf{x}}^l + \frac{\mu}{2} \nabla L(\hat{\mathbf{x}}^l), \quad (3)$$

em que μ é o passo de convergência e

$$\nabla L(\hat{\mathbf{x}}^l) = \frac{2}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{F}_k^T \mathbf{D}^T [\mathbf{D}\mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}^l - \mathbf{y}_k]. \quad (4)$$

C. Implementação Proposta

Quando a reconstrução com super-resolução trata de seqüências temporais de imagens, a modelagem dos sinais é definida de maneira ligeiramente diferente de (1), geralmente através de um modelo de aquisição e de um modelo de dinâmica da cena. O modelo de aquisição é definido como:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{D}\mathbf{x}(t) + \mathbf{e}(t), \quad (5)$$

em que agora as imagens $\mathbf{y}(t)$ e $\mathbf{x}(t)$ são função do tempo (discreto), bem como $\mathbf{e}(t)$, que neste caso modela apenas o ruído de aquisição (eletrônico). Isto indica que a cena original $\mathbf{x}(t)$, que geralmente representa uma seqüência de vídeo, possui uma dinâmica temporal. Essa dinâmica é então modelada por:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{G}(t)\mathbf{x}(t-1) + \mathbf{s}(t), \quad (6)$$

em que $\mathbf{G}(t)$ é a matriz de registro que modela o movimento relativo de $\mathbf{x}(t)$ em relação a $\mathbf{x}(t-1)$. O vetor $\mathbf{s}(t)$ modela as inovações em $\mathbf{x}(t)$.

Considerando a relação entre (1) e (5), é possível mostrar que a equação de atualização da imagem super-resolvida, como uma função do tempo-discreto, pode ser escrita como

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}^{l+1}(t) = & \left\{ \mathbf{I} - \mu \left[\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{F}_k^T(t) \mathbf{D}^T \mathbf{D} \mathbf{F}_k(t) \right] \right\} \hat{\mathbf{x}}^l(t) \\ & + \mu \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{F}_k^T(t) \mathbf{D}^T \mathbf{y}(t-k), \end{aligned} \quad (7)$$

em que

$$\mathbf{F}_k(t)|_{k \geq 1} = \left[\prod_{m=0}^{k-1} \mathbf{F}^T(t-m) \right]^T, \quad (8)$$

$\mathbf{F}(t)$ é a matriz de registro que modela o movimento relativo de $\mathbf{x}(t-1)$ em relação a $\mathbf{x}(t)$ e $\mathbf{F}_0(t) = \mathbf{I}$.



(a)



(b)



(c)

Fig. 2. Primeiro quadro da sequência *Disk* (ampliação de 4x). (a) Reconstrução via [31] apresentada em [33]. (b) Reconstrução via Mínimos Quadrados. (c) Interpolação Bicúbica.

Esta relação mostra claramente que, aproximando-se o gradiente por sua estimativa instantânea ($K = 1$) e considerando que $\mathbf{F}_0(t) = \mathbf{I}$, (7) torna-se idêntica a equação de atualização do gradiente estocástico derivada em [25].

D. Considerações

Geralmente, os algoritmos de super-resolução são inicializados (estimativa inicial da imagem HR) com uma imagem LR interpolada para a alta resolução. A partir daí, diversas observações são requeridas para que a imagem desejada seja super-resolvida, elevando K e, portanto, o custo computacional. Utilizando-se a última reconstrução (instante $t - 1$) como inicialização do algoritmo (no instante t), como feito em [23], é possível reduzir substancialmente o valor de K . No limite, quando $K = 1$ chega-se ao algoritmo LMS.

Esta implementação indica um comportamento similar ao LMS no que diz respeito à robustez aos erros de registro. A estrutura do algoritmo proposto indica que, da mesma forma que no LMS, ao contrário do que vem sendo assumido na literatura, níveis moderados de erros de registro podem contribuir para o bom desempenho do algoritmo, atuando como uma parcela de regularização. A formalização desses resultados, como já foi discutido, uma análise teórica pode reabrir uma discussão sobre a qualidade de reconstruções obtidas por norma L_1 , L_2 ou por outros métodos de SRR.

E. Resultados

As simulações apresentadas a seguir são considerados passos de adaptação $\mu = 4$, $K = 2$, e apenas uma iteração de cada algoritmo (LS e LMS) para cada instante de tempo. \mathbf{D} foi assumida como sendo um filtro de média 2×2 aplicado sobre uma sub-amostragem impulsiva. O fator de ampliação foi assumido igual a 2 e os algoritmos foram inicializados a partir de interpolações Bicúbicas do primeiro quadro. A estimação de movimento foi realizada a partir do algoritmo *Single-Step DFT* [41]. Na Figura 3 é mostrado um quadro da sequência *Disk* super-resolvido via: (a) LMS-SRR; (b) algoritmo proposto (LS). Como pode ser percebido, o algoritmo proposto apresenta uma solução mais suave (regularizada) do que o LMS.

IV. DISCUSSÕES FINAIS

Neste trabalho foram discutidas abordagens e considerações feitas na literatura acerca da Reconstrução com Super-Resolução de imagens digitais. Apesar do grande número de algoritmos existentes, poucos consideram e/ou são formalizados considerando condições reais de aplicação e acompanham uma metodologia de projeto objetiva. Vistas as questões ainda não avaliadas na literatura, como a robustez dos algoritmos na presença de erros de modelagem, e frente à demanda computacional desse tipo de técnica, existem indícios de que algoritmos de formulação matemática mais simples possam alcançar um desempenho significativamente superior aos demais.

REFERÊNCIAS

- [1] X. Gao, K. Zhang, D. Tao, and X. Li, "Joint learning for single image super-resolution via coupled constraint," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. PP, 2011.



(a)



(b)

Fig. 3. (a) Reconstrução via LMS (b) Reconstrução LS.

- [2] X. Ma, J. Zhang, and C. Qi, "Hallucinating faces: Global linear modal based super-resolution and position based residue compensation," in *ICIAP'09*, 2009, pp. 835–843.
- [3] J. Tian and K.-K. Ma, "A survey on super-resolution imaging," *Signal, Image and Video Process.*, vol. 5, pp. 1–14, 2011.
- [4] V. Patanavijit, "Super-resolution reconstruction and its future research direction," *AU Journal of Technology*, vol. 3, no. 12, pp. 149–163, Jan 2009.
- [5] S.C. Park, M.K. Park, and M.G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," *IEEE Signal Process. Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 21–36, May 2003.
- [6] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Advances and challenges in super-resolution," *Intl. Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 14, pp. 47–57, 2004.
- [7] S. Borman and R.L. Stevenson, "Super-resolution from image sequences - a review," in *Midwest Symposium on Systems and Circuits*, Washington, DC, USA, 1998, MWSCAS '98, pp. 374–, IEEE Computer Society.
- [8] E.S. Lee and M.G. Kang, "Regularized adaptive high-resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12, no. 7, pp. 826–837, 2003.
- [9] Z. Wang and F. Qi, "Super-resolution video restoration with model uncertainties," in *ICIP (2)*, 2002, pp. 853–856.
- [10] J. Yang, J. Wright, T.S. Huang, and Y. Ma, "Image super-resolution via sparse representation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, pp. 2861–2873, November 2010.
- [11] W. Dong, L. Zhang, G. Shi, and X. Wu, "Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization," *CoRR*, vol. abs/1012.1184, 2010.
- [12] Y. Lu, "Evaluation of resolution improvement for super-resolution image," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS '05.*, 2005, pp. 3724–3727.
- [13] S. Baker and T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 9, pp. 1167–1183, Sept 2002.
- [14] Z. Wang and F. Qi, "Analysis of multiframe super-resolution reconstruction for image anti-aliasing and deblurring," *Image Vision Comput.*, vol. 23, pp. 393–404, April 2005.
- [15] D. Robinson and P. Milanfar, "Statistical performance analysis of super-resolution," vol. 15, no. 6, pp. 1413–1428, June 2006.
- [16] J. Yang and D. Schonfeld, "New results on performance analysis of super-resolution image reconstruction," in *IEEE ICIP*, Piscataway, NJ, USA, 2009, pp. 1501–1504, IEEE Press.
- [17] F. Champagnat, G.L. Besnerais, and C. Kulcsár, "Statistical performance modeling for superresolution: a discrete data-continuous reconstruction framework," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 26, no. 7, pp. 1730–1746, Jul 2009.
- [18] Z. Lin and H.-Y. Shum, "Fundamental limits of reconstruction-based super-resolution algorithms under local translation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 26, pp. 83–97, January 2004.
- [19] W. Zhao and H.S. Sawhney, "Is super-resolution with optical flow feasible?," in *European Conference on Computer Vision*, London, UK, UK, 2002, ECCV '02, pp. 599–613, Springer-Verlag.
- [20] M. Tanaka and M. Okutomi, "Theoretical analysis on reconstruction-based super-resolution for an arbitrary psf," in *IEEE CVPR*, Washington, DC, USA, 2005, pp. 947–954, IEEE Computer Society.
- [21] M. Gevrekci and B.K. Gunturk, "Image acquisition modeling for super-resolution reconstruction," 2005, pp. II: 1058–1061.
- [22] Z.Z. Wang and F.H. Qi, "On ambiguities in super-resolution modeling," .
- [23] M. Elad and A. Feuer, "Superresolution restoration of an image sequence: Adaptive filtering approach," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 8, no. 3, pp. 387–395, Mar. 1999.
- [24] J. Abad, M. Vega, R. Molina, and A.K. Katsaggelos, "Parameter estimation in super-resolution image reconstruction problems," in *ICASSP*, Hong Kong, China, January 2003, vol. III, pp. 709–712.
- [25] G.H. Costa and J.C.M. Bermudez, "Statistical analysis of the LMS algorithm applied to super-resolution image reconstruction," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 55, no. 5, pp. 2084–2095, May 2007.
- [26] M.V.W. Zibetti, F.S.V. Bazán, and J. Mayer, "Estimation of the regularization parameters in regularized simultaneous super-resolution," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, no. 1, pp. 69–78, Jan 2011.
- [27] G.H. Costa and J.C.M. Bermudez, "Informed choice of the LMS parameters in super-resolution video reconstruction applications," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 56, no. 2, pp. 555–564, Feb. 2008.
- [28] W. Chen, X. Fang, and Y. Cheng, "Super resolution with simultaneous determination of registration parameters and regularization parameter," in *Intl. Conf. Computer Science and Automation Engineering (CSAE)*, 2011, pp. 569 – 573.
- [29] K.H. Yap, Y. He, Y. Tian, and L.P. Chau, "A nonlinear l_1 -norm approach for joint image registration and super-resolution," vol. 16, no. 11, pp. 981–984, November 2009.
- [30] Y. He, K.-H. Yap, L. Chen, and L.-P. Chau, "A nonlinear least square technique for simultaneous image registration and super-resolution," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 11, pp. 2830–2841, 2007.
- [31] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and robust multiframe super resolution," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 10, pp. 1327–1344, Oct. 2004.
- [32] D. Babacan, R. Molina, and A. Katsaggelos, "Total variation super resolution using a variational approach," in *IEEE ICIP*, 2008, vol. I, pp. 641–644.
- [33] S. D. Babacan, R. Molina, and A.K. Katsaggelos, "Variational bayesian super resolution," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 4, pp. 984 – 999, 2011.
- [34] X. Gao, K. Zhang, D. Tao, and X. Li, "Joint learning for single image super-resolution via coupled constraint," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. PP, 2011.
- [35] Z. Xiong, X. Sun, and F. Wu, "Robust web image/video super-resolution," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, pp. 2017–2028, August 2010.
- [36] K.F. Oliveira, F. Brandi, E.M. Hung, R.L. Queiroz, and D. Mukherjee, "Bipredictive video super-resolution using key-frames," in *Symposium on Electronic Imaging, Visual Information Process. and Communication*, San Jose, CA, USA, January 2010.
- [37] F.W. Wheeler and A.J. Hoogs, "Moving vehicle registration and super-resolution," in *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, Washington, DC, USA, 2007, pp. 101–107, IEEE Computer Society.
- [38] J. Cui, Y. Wang, J. Huang, T. Tan, and Z. Sun, "An iris image synthesis method based on pca and super-resolution," in *ICPR*, Washington, DC, USA, 2004, pp. 471–474, IEEE Computer Society.
- [39] S. Pelletier and J. Cooperstock, "Preconditioning for edge-preserving image super-resolution," *IEEE Trans. Image Process.*, 2011.
- [40] H. Takeda, P. Milanfar, M. Protter, and M. Elad, "Super-resolution without explicit subpixel motion estimation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 18, no. 9, pp. 1958–1975, Sept 2009.
- [41] M. Guizar-Sicairos, S.T. Thurman, and J.R. Fienup, "Efficient subpixel image registration algorithms," *Optics Letters*, vol. 33, no. 2, pp. 156–158, 2008.