

# ثبت تصویر مبتنی بر شباهت ساختاری تصاویر با کاربرد در وضوح برتر

محمود امین طوسی، محمود فتحی و ناصر مزینی  
دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده مهندسی کامپیوتر  
{mAmintoosi,mahFathy,Mozayani}@iust.ac.ir

چکیده - روش لوکاس-کاناد از جمله معروفترین روشهای ثبت تصویر مبتنی بر ناحیه است که گونه‌های مختلفی از آن تاکنون ارائه شده است. هدف اصلی در روشهای مختلف ثبت تصویر پیدا کردن پارامترهای مدل تبدیل، برای نگاشت دقیق یک تصویر بر روی مختصات تصویر دیگر است. در الگوریتم لوکاس-کاناد این امر از طریق کمینه‌سازی یک تابع مشخص‌کننده میزان تفاوت یک تصویر و تبدیل شده‌ی دیگری حاصل می‌شود. معمولاً تابع مذکور مربع تفاضلات بین دو تصویر در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله از معیار شباهت ساختاری دو تصویر به عنوان ضریبی برای این تابع استفاده شده است. نحوه‌ی لحاظ کردن این معیار شباهت در فرمولبندی الگوریتم لوکاس-کاناد به صورت ریاضی بیان شده است. کمینه‌سازی مورد نظر با استفاده از شیوه‌ی بهینه‌سازی لوبنبرگ-مارکورت انجام شده است. نتایج پیاده‌سازی‌های انجام شده برتری شیوه‌ی پیشنهادی را در مقایسه با الگوریتم اصلی لوکاس-کاناد (با روشهای کمینه‌سازی گوس-نیوتن و لوبنبرگ-مارکورت) از نقطه نظر سرعت همگرایی نشان می‌دهد. همچنین کارایی شیوه‌ی پیشنهادی در مسئله‌ی وضوح برتر در مقایسه با چند روش دیگر نشان داده شده است. کلیدواژه‌ها- آمیختن، ثبت تصویر، لوبنبرگ-مارکورت، موجک، وضوح برتر.

## ۱- مقدمه

مبتنی بر ویژگی<sup>۵</sup> و مبتنی بر ناحیه<sup>۶</sup> تقسیم‌بندی نمود [۱۰]. متدهای مبتنی بر ناحیه، در صورت مقداردهی اولیه‌ی مناسب می‌توانند به نتایجی با دقت بالا منتهی شوند. از جمله معروفترین روشهای مبتنی بر ناحیه می‌توان به شیوه‌ی لوکاس-کاناد<sup>۷</sup> [۶] اشاره نمود که بنیان مقاله‌ی ایرانی و پلگ<sup>۸</sup> [۵]، یکی از مهمترین مقالات در زمینه‌ی وضوح برتر می‌باشد. اخیراً نویسندگان در [۱] شیوه‌ای مشتق از استفاده از تصاویر آموزشی با وضوح بالا را برای افزایش وضوح تصویر ورودی ارائه نموده‌اند؛ لیکن مقاله‌ی مذکور مواردی را مورد لحاظ قرار نداده است که در این مقاله به موارد زیر پرداخته خواهد شد:

یکی از مهمترین مسائل در حوزه‌ی پردازش تصویر و بینایی ماشین ثبت تصویر می‌باشد. هدف از ثبت تصویر پیدا کردن تبدیل مناسب بین دو یا چند تصویر از یک صحنه است. در حالت کلی، باید تناظری یکتا بین یک نقطه از یک تصویر و نقطه‌ای دیگر از تصویر دوم به نحوی پیدا نمود که هر دو نشان‌دهنده‌ی یک نقطه از صحنه باشند. مسئله‌ی ثبت تصویر قرابت نزدیکی با مسائل تخمین حرکت<sup>۱</sup>، تصحیح حرکت<sup>۲</sup> و تطابق تصویر<sup>۳</sup> دارد.

«ثبت تصویر» نقشی کلیدی در مسئله‌ی وضوح برتر<sup>۴</sup> دارد. هدف در تکنیکهای وضوح برتر، عبارت است از ترکیب یک دنباله از تصاویر با وضوح پایین، نویزی و مات برای تولید یک تصویر یا یک دنباله از تصاویر با وضوح بالاتر. یک مرحله‌ی اصلی در این تکنیکها، تنظیم تصاویر ورودی بر روی یک شبکه‌ی مشترک و ترکیب مناسب آنهاست. معمولاً تنظیم تصاویر نسبت به یک تصویر مرجع صورت می‌پذیرد. وابستگی کیفیت تصویر نهایی به دقت مرحله‌ی ثبت تصویر امری واضح در مسئله‌ی وضوح برتر است [۷]، فلذا هر پیشرفتی در این مرحله می‌تواند تاثیر بسزایی در نتیجه‌ی وضوح برتر داشته باشد.

روشهای مواجهه با مسئله‌ی ثبت تصویر را می‌توان به دو دسته‌ی کلی

۱. در [۱] برای ثبت تصویر فقط از یک شیوه‌ی مبتنی بر ویژگی استفاده شده است، در حالیکه این شیوه همیشه نتایج دقیقی تولید نمی‌کند؛ در این مقاله شیوه‌ی ثبت تصویر لوکاس-کاناد با استفاده از معیار شباهت ساختاری دو تصویر *SSIM*<sup>۹</sup> [۹] بهبود داده شده و در شیوه‌ی ارائه شده در [۱] بکار گرفته شده است؛

۲. در [۱] مرحله‌ی همزنگ نمودن<sup>۱۰</sup> تصاویر مورد ترکیب، بدون درز<sup>۱۱</sup> نبوده است؛ در این مقاله با استفاده از روش همزنگ‌سازی

<sup>۵</sup> Feature-based methods

<sup>۶</sup> Area-based methods

<sup>۷</sup> Lucas-Kanade

<sup>۸</sup> Irani, Peleg

<sup>۹</sup> Structural SIMilarity (SSIM)

<sup>۱۰</sup> Blending

<sup>۱۱</sup> Seam-less

<sup>۱</sup> Motion Estimation

<sup>۲</sup> Motion Compensation

<sup>۳</sup> Image Matching

<sup>۴</sup> Super-Resolution

چند بانده<sup>۱۲</sup> [۳] این نقیصه برطرف شده است.

در بخش ۲ شیوهی پیشنهادی، در بخش ۳ نتایج پیاده‌سازی‌ها و در انتها جمع‌بندی آورده شده است.

## ۲- شیوهی پیشنهادی

در شیوهی پیشنهادی برای وضوح برتر توسط نگارندگان در [۱]، هر یک از تصاویر با وضوح بالا، به عنوان تصویر آموزشی، متناظر با قسمتی از تصویر با وضوح پایین هستند. تصاویر آموزشی می‌توانند تفاوت‌هایی با تصویر اصلی از نقطه نظر شدت روشنایی یا زاویه‌ی اخذ داشته باشند. این تفاوت‌ها می‌تواند ناشی از برداشت عکسها در زمانهای متفاوت و یا با دوربینهای متفاوت و از زوایای مختلف باشد. در این شیوه ابتدا تصویر با وضوح پایین به اندازه‌ی مطلوب بزرگ شده و سپس تبدیل مناسبی برای نگاشت هر یک از تصاویر آموزشی بر روی تصویر مورد نظر با استفاده از نقاط کلیدی SIFT<sup>۱۳</sup> و الگوریتم RANSAC<sup>۱۴</sup> در قالب ماتریس هوموگرافی<sup>۱۵</sup> پیدا می‌شود. در انتها تصویر با وضوح بالای نگاشت شده، با تصویر با وضوح پایین ورودی آمیخته<sup>۱۶</sup> می‌شود. چارچوب کلی کار در این مقاله در شکل ۱ آمده است. دو مرحله‌ی «دقیق‌تر نمودن مدل با استفاده از ثبت تصویر مبتنی بر ناحیه» و «همرنگ نمودن تصاویر در نواحی مرزی» در این مقاله اضافه شده‌اند. از آنجا که ذکر روش کار برای یک یا چند تصویر آموزشی تفاوتی ندارد، در اینجا فرض بر آن است که فقط از یک تصویر آموزشی استفاده می‌شود.

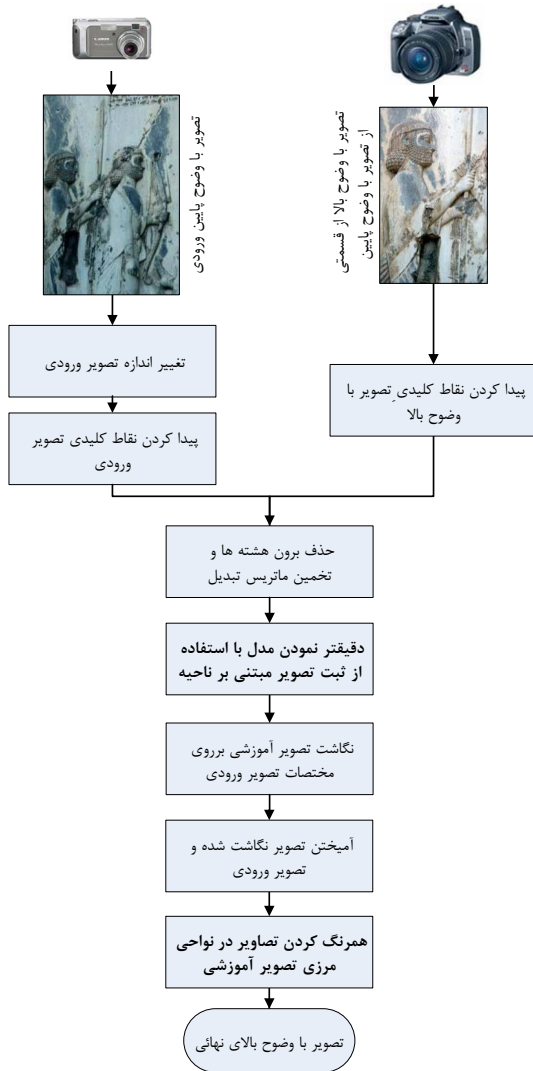
مهمترین قسمت در کار حاضر استفاده از معیار مقایسه‌ی ساختاری دو تصویر ( $SSIM$ ) برای بهبود شیوهی ثبت تصویر لوکاس-کاناد [۶] می‌باشد. در مراجع از فرمولبندی‌های متفاوتی برای بیان این شیوه استفاده شده است. در این مقاله از فرمولبندی ذکر شده در [۲] استفاده خواهیم نمود و لذا مروری بر این فرمولبندی ضروری می‌باشد که در ادامه ذکر خواهد شد. پس از آن نگاهی بر معیار مقایسه‌ی  $SSIM$  داشته و سپس روش پیشنهادی بر اساس آنها بیان خواهد شد.

### ۲-۱- الگوریتم لوکاس-کاناد

هدف در شیوهی ثبت تصویر لوکاس-کاناد [۶] کمینه‌سازی مجموع مربع تفاضلات زیر بین تصویر آموزشی  $T(x)$  و نگاشت تصویر ورودی  $I(x)$  است:

$$SSD = \sum_x [I(W(x; p)) - T(x)]^2 \quad (1)$$

که در آن  $W(x; p)$  بیانگر مدل تبدیل (در اینجا پروجکتیو)،  $p = (p_1, \dots, p_8)^T$  پارامترهای مدل تبدیل،  $I(W(x; p))$  نگاشت تصویر



شکل ۱: چارچوب کلی شیوهی پیشنهادی.

ورودی  $I$  بر روی مختصات تصویر آموزشی  $T$  و  $x = (x, y)^T$  مختصات یک پیکسل می‌باشد. کمینه‌سازی (۱) نسبت به  $p$  انجام می‌شود. در شیوهی لوکاس-کاناد فرض بر آن است که در ابتدا تخمینی از مدل در دست بوده و در یک فرآیند تکراری این تخمین بهبود داده می‌شود؛ در هر دور ابتدا عبارت زیر بر اساس  $\Delta p$  کمینه شده:

$$\sum_x [I(W(x; p + \Delta p)) - T(x)]^2 \quad (2)$$

و سپس پارامترها بروزرسانی می‌شوند:

$$p \leftarrow p + \Delta p \quad (3)$$

دو مرحله‌ی فوق تا مادامیکه الگوریتم همگرا نشده است تکرار خواهند شد. در فرآیند کمینه‌سازی،  $\Delta p$  به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\Delta p = H^{-1} \sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [T(x) - I(W(x; p))] \quad (4)$$

<sup>۱۲</sup> Multi-band Blending

<sup>۱۳</sup> Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

<sup>۱۴</sup> RANdom SAMple Consensus (RANSAC)

<sup>۱۵</sup> Homography matrix

<sup>۱۶</sup> Fused

## ۲-۳- لحاظ کردن SSIM در الگوریتم لوکاس-کاناد

$MSSIM(X, Y)$  به نحوی تعریف شده است که هر چه دو تصویر به هم شبیه‌تر باشند این معیار به ۱ نزدیک‌تر خواهد بود. اما ما در اینجا به معیاری نیاز داریم که میزان تفاوت دو تصویر را نشان دهد. به این منظور از  $-SSIM$  استفاده نموده و آنرا  $SDIS$ <sup>۲۰</sup> می‌نامیم:

$$SDIS(x, y) = -SSIM(x, y) \quad (۸)$$

بر اساس این تعریف، تفاوت بیشتر دو تصویر مقدار بزرگتری از  $SDIS$  را نتیجه خواهد داد.  $SSIM$  بین پیکسل‌های متناظر دو تصویر تعریف می‌شود؛ تصویری که از مقایسه‌ی شباهت تک تک پیکسل‌های دو تصویر با این معیار حاصل می‌شود در [۹]،  $SSIM$  map image نامیده شده است، به صورت متناظر در اینجا تصویری را که از مقایسه‌ی تفاوت دو تصویر بر اساس (۸) ایجاد می‌شود  $SDIS$  map image می‌نامیم. از آنجا که در ادامه از این معیار به عنوان میزان خطا در ثبت تصویر استفاده خواهیم کرد آنرا با  $E_{SDIS}$  نشان می‌دهیم. با در نظر گرفتن این معیار به عنوان ضریبی از میانگین مربعات خطا، رابطه‌ی (۱) به صورت زیر در خواهد آمد:

$$\sum_x E_{SDIS} \cdot [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})) - T(\mathbf{x})]^2 \quad (۹)$$

که در آن منظور از نقطه، ضرب عناصر نظیر در دو ماتریس است. برای کمینه‌سازی (۹)، با یک شیوه‌ی تکراری مشابه (۲) بایستی تابع زیر را کمینه نماییم:

$$\sum_x E_{SDIS} \cdot [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p} + \Delta \mathbf{p})) - T(\mathbf{x})]^2 \quad (۱۰)$$

که در آن  $E_{SDIS}$  در  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p} + \Delta \mathbf{p})$  ارزیابی می‌شود. با انجام بسط تیلور مرتبه‌ی اول روی  $I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p} + \Delta \mathbf{p}))$  داریم:

$$SSD = \sum_x E_{SDIS} \cdot [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})) + \nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} \Delta \mathbf{p} - T(\mathbf{x})]^2 \quad (۱۱)$$

که در آن:  $\nabla I = (\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y})$  گرادیان تصویر  $I$ ، ارزیابی شده در  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$  و  $\frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$  ژاکوبین مدل تبدیل می‌باشد.

پیدا کردن مقدار بهینه‌ی  $\Delta \mathbf{p}$ ، با مشتق‌گیری از (۱۱)، برابر صفر قرار دادن نتیجه و حل آن انجام‌پذیر است:

$$\frac{\partial SSD}{\partial \Delta \mathbf{p}} = 2 \sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})) + \nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} \Delta \mathbf{p} - T(\mathbf{x})] \quad (۱۲)$$

**الگوریتم ۱** الگوریتم ثبت تصویر لوکاس-کاناد مبتنی بر بهینه‌سازی گوس-نیوتون (LK-GN).

**Input:** The reference image  $I$  and template image  $T$ .

**Output:** Registration parameters  $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_n)^T$  as the warp model  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ .

- 1: **repeat**
- 2: Warp  $I$  with  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$  to compute  $I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$ .
- 3: Compute the error image  $T(x) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$
- 4: Warp the gradient  $\nabla I$  with  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ .
- 5: Evaluate the Jacobian  $\frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$  at  $(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ .
- 6: Compute the steepest descent images  $\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$ .
- 7: Compute the Hessian matrix using Equation (۵).
- 8: Compute  $[\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T$  and  $[T(x) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))]$
- 9: Compute  $\Delta \mathbf{p}$  using Equation (۴)
- 10: Update the parameters  $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{p} + \Delta \mathbf{p}$
- 11: **until**  $\|\Delta \mathbf{p}\| \leq \epsilon$  or Reaching to Maximum Iteration allowed

که در آن  $H$ ، ماتریس هسین تقریبی<sup>۱۷</sup>، به صورت زیر بدست می‌آید:

$$H = \sum_x [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}] \quad (۵)$$

این مراحل در الگوریتم ۱ نشان داده شده است [۲]. گونه‌های مختلفی از این الگوریتم پیشنهاد شده‌اند. سلزکی<sup>۱۸</sup> در [۸] از روش بهینه‌سازی لونبرگ-مارکورت برای قسمت بهینه‌سازی آن استفاده نموده است که اساس کار ما در بخش‌های آتی می‌باشد.

## ۲-۲- ارزیابی خطا با محک SSIM

در [۹] محک  $MSSIM$ <sup>۱۹</sup> برای اندازه‌گیری کیفیت یک تصویر، به صورت زیر تعریف شده است:

$$MSSIM(X, Y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SSIM(x_j, y_j) \quad (۶)$$

که در آن  $X$  تصویر مرجع،  $Y$  تصویر تخریب شده؛  $x_j$  و  $y_j$  اجزاء  $j$ امین پنجره در تصاویر  $M$ ، تعداد پنجره‌ها می‌باشد.  $SSIM(x, y)$  مطابق زیر تعریف می‌شود:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (۷)$$

که در آن  $C_1, C_2$  ثوابتی برای پایداری و  $\mu_x, \sigma_x, \sigma_{xy}$  تخمین آمارگان محلی تصویر هستند که در [۹] تعریف شده‌اند.

<sup>۱۷</sup> Approximate Hessian Matrix

<sup>۱۸</sup> Szeliski

<sup>۱۹</sup> Mean Structural SIMilarity

<sup>۲۰</sup> Structural DISsimilarity

**الگوریتم ۲** الگوریتم ثبت تصویر پیشنهادی، مبتنی بر بهینه‌سازی لوبنبرگ-مارکورت و معیار شباهت ساختاری  $SSIM$  (LKSSIM-LM)

**Input:** The reference image  $I$  and template image  $T$ .

**Output:** Registration parameters  $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_n)^T$  as the warp model  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ .

- 1: Initialize  $\delta = 0.01$ .
- 2: Compute the gradient  $\nabla I$  of  $I(\mathbf{x})$ .
- 3: Warp  $I$  with  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$  to compute  $I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$ .
- 4: Compute the error  $e = \sum_x [T(x) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))]^2$
- 5: **repeat**
- 6: Compute the  $SDIS$  map error image of  $T(x)$  and  $I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$ , based on (۷), (۸).
- 7: Warp the gradient  $\nabla I$  with  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ .
- 8: Evaluate the Jacobian  $\frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$  at  $(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ .
- 9: Compute the steepest descent images  $\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$ .
- 10: Compute  $H_{LM}$  matrix using Equation (۱۷).
- 11: Compute  $\Delta \mathbf{p}$  using Equation (۱۸).
- 12: Update the parameters  $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{p} + \Delta \mathbf{p}$
- 13: Re-compute  $I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$ .
- 14: Compute the new error  $e^*$ :  
 $e^* = \sum_x [T(x) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))]^2$
- 15: **If**  $e < e^*$  then  $\delta \leftarrow \delta \times 10$ , undo Steps 12–14;  
**else**  $\delta \leftarrow \delta / 10$ ,  $e \leftarrow e^*$ .
- 16: **until**  $\|\Delta \mathbf{p}\| \leq \epsilon$  or Reaching to Maximum Iteration allowed

## ۳- نتایج پیاده‌سازی

شیوهی پیشنهادی با شیوهی اصلی لوکاس-کاناد [۶] در الگوریتم ۱ (LK-GN) و شیوهی لوکاس-کاناد با روش بهینه‌سازی لوبنبرگ-مارکورت [۸] (LK-LM)، از نظر میانگین تعداد تکرار تا همگرایی و میانگین خطا ( $RMS^2$ ) و در مقادیر مختلف نویز مقایسه شده است. تصاویر مورد استفاده در شکل‌های ۲(الف) و ۲(ب) نشان داده شده‌اند. این تصاویر از یکی از سی‌دی‌های مربوط به نقش برجسته‌ی داریوش در بیستون اخذ شده‌اند. همانگونه که در شکل ۲ مشاهده می‌شود دو تصویر از نظر وضوح، شدت روشنایی و رنگ‌بندی با یکدیگر متفاوت هستند. تفاوت زاویه‌ی اخذ دو تصویر نیز در هنگام نگاشت پروجکتیو تصویر ۲(ب) بر روی تصویر ۲(الف) - که در اینجا نشان داده نشده است - مشخص می‌باشد. هدف اصلی بالابردن وضوح قسمت متناظر با تصویر ۲(ب) در تصویر ۲(الف) با شیوهی نشان داده شده در شکل ۱ است. در مقایسات انجام شده، تمام مراحل شکل ۱ به استثنای مرحله‌ی «دقیق‌تر نمودن مدل با استفاده از ثبت تصویر مبتنی بر ناحیه» یکسان بوده است. نقطه‌ی آغازین بهینه‌سازی در هر سه الگوریتم، تخمین ماتریس تبدیل بدست آمده در مرحله‌ی قبل با استفاده از الگوریتم RANSAC می‌باشد.

$$\frac{\partial SSD}{\partial \Delta \mathbf{p}} = 0 \Rightarrow$$

$$\sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T \nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} \Delta \mathbf{p} + \quad (۱۳)$$

$$\sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})) - T(\mathbf{x})] = 0$$

از حل معادله‌ی فوق خواهیم داشت:

$$\Delta \mathbf{p} = \quad (۱۴)$$

$$H^{-1} \sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [T(\mathbf{x}) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))]$$

که در آن  $H$ ، ماتریس هسین تقریبی به صورت زیر تعریف شده است:

$$H = \sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}] \quad (۱۵)$$

در فرم فوق ماتریس  $H$  در واقع تقریب مرتبه‌ی اول ماتریس هسین است. از آنجا که محاسبه‌ی ماتریس کامل هسین زمانبر است، معمولاً تقریب‌های مختلفی از آن در روش‌های مختلف بهینه‌سازی استفاده می‌شود. در فرم لوبنبرگ-مارکورت مورد نظر در این مقاله از تقریب قطری زیر استفاده خواهیم کرد:

$$H_{Diag} = \quad (۱۶)$$

$$\sum_x \begin{pmatrix} (\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}_1})^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & (\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}_2})^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & (\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}_8})^2 \end{pmatrix}$$

با استفاده از (۱۵) و (۱۶)، ماتریس هسین تقریبی برای بهینه‌سازی با روش لوبنبرگ-مارکورت را به صورت زیر خواهیم داشت:

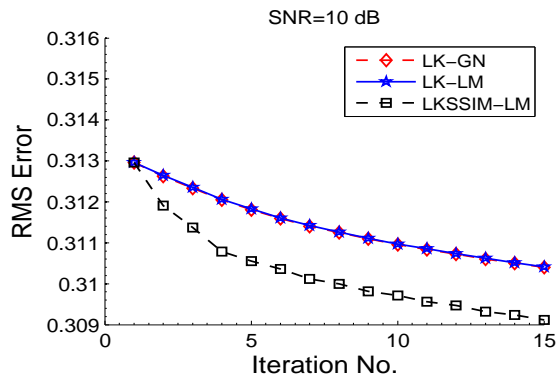
$$H_{LM} = \sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}] + \delta H_{Diag} \quad (۱۷)$$

به این ترتیب ماتریس  $H$  در رابطه‌ی (۱۴) را با  $H_{LM}$  در رابطه‌ی (۱۷) جایگزین نموده و رابطه‌ی زیر را برای بروزرسانی پارامترهای مدل خواهیم داشت:

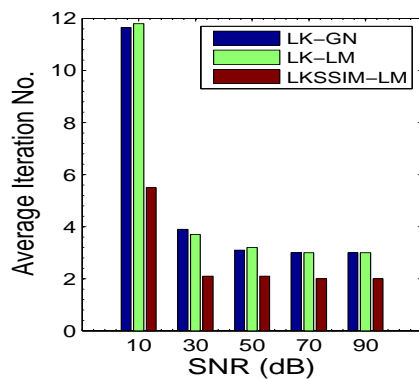
$$\Delta \mathbf{p} = \quad (۱۸)$$

$$H_{LM}^{-1} \sum_x E_{SDIS} \cdot [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}]^T [T(\mathbf{x}) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))]$$

الگوریتم پیشنهادی شیوهی ثبت تصویر مبتنی بر بهینه‌سازی لوبنبرگ-مارکورت و معیار  $SSIM$  و روابط فوق در الگوریتم ۲ آمده است.



شکل ۳: میانگین RMS برای SNR برابر با ۱۰ dB



شکل ۴: میانگین تعداد تکرار مورد نیاز تا همگرایی.

شده‌اند. مقایسه‌ی تصاویر شکل ۵ کیفیت برتر شیوه‌ی پیشنهادی را به خوبی نشان می‌دهد. به عنوان روش آمیختن در روش پیشنهادی در این مقاله و روش ارائه شده در [۱] از تبدیل موجک دوبیشزو با ۳ سطح استفاده شده است. روش مبتنی بر مثال ارائه شده در [۴] نیز به منظور مقایسه پیاده‌سازی شده و برای حفظ سازگاری بلوکهای مجاور از شیوه‌ی پویس سطر به سطر ذکر شده در همان مرجع استفاده شده است. روشهای افزایش اندازه‌ی تصویر Replication و Bicubic در واقع جزو روشهای افزایش وضوح به حساب نمی‌آیند و نتایج آنها صرفاً برای مقایسه آمده است. ناپدید شدن درز در نواحی مرزی و دقیق‌تر بودن نگاشت در شیوه‌ی پیشنهادی مشخص است.

همانگونه که مشاهده می‌شود ورودی و خروجی‌های ما تصاویر رنگی هستند. برخی از عملیات الزاماً روی فرم سطح خاکستری آنها انجام شده و نتیجه‌ی عملیات روی تمام باندهای RGB تصویر اعمال شده یا در فضای رنگ HSV عملیات تکمیل شده‌اند. به لحاظ محدودیت تعداد صفحات از ذکر همه نتایج خودداری شده است.<sup>۲۳</sup>

<sup>۲۳</sup> تصاویر مورد استفاده در این مقاله، نتایج نهایی و برخی از نتایج میانی از آدرس زیر قابل برداشت است:



پایین ورودی و وضوح بالا (الف) تصویر با وضوح (ب) تصویر آموزشی با (ج) نتیجه نهایی در SNR=90dB

شکل ۲: نتیجه نهایی افزایش وضوح تصویر ورودی (ا) با استفاده از تصویر (ب) و با روش پیشنهادی در شکل ۱ که دقیق‌تر نمودن ثبت تصویر در آن با الگوریتم ۲ و هم‌رنگ نمودن بدون درز با شیوه‌ی ارائه شده در [۳] انجام شده است.

ماهیت تصادفی الگوریتم RANSAC موجب می‌شود که در هر اجرا تخمینی متفاوت با اجرای دیگر داشته باشیم. لذا هر آزمایش را می‌توان جدا از دیگری دانست.

### ۳-۱- نتایج مقایسه‌ای ثبت تصویر

هر سه شیوه‌ی فوق‌الذکر برای تصاویر شکل ۲ و در نرخ سیگنال به نویز<sup>۲۲</sup> برابر با ۱۰، ۳۰، ۵۰، ۷۰ و ۹۰ dB از تصویر با وضوح پایین اجرا شده‌اند. هر الگوریتم در هر SNR ۲۰ مرتبه اجرا شده است.

شکل ۳ میانگین مربعات خطا را در هر دور از الگوریتم‌های ۲۱ برای سه روش فوق‌الذکر در یک اجرای نمونه نشان می‌دهد. روش پیشنهادی با LKSSIM-LM مشخص شده است. حداکثر تعداد تکرار ۱۵ در نظر گرفته شده بوده است. همانگونه که دیده می‌شود روش پیشنهادی از همگرایی سریعتری نسبت به هر دو شیوه‌ی دیگر برخوردار است.

شکل ۴ میانگین تعداد تکرارها تا همگرایی شدن را برای هر سه روش فوق و در مقادیر مختلف نویز نشان می‌دهد. در هیچ یک از آزمایشات روی این تصاویر، روش LK واگرا نشده بود. منظور ما از تعداد تکرار مورد نیاز تا همگرایی، تعداد تکرار مورد نیاز الگوریتم تا زمانی است که میزان کاهش RMS به ۸۵ درصد کاهش RMS الگوریتم LK در آخرین دورش برسد.

### ۳-۲- کاربرد در وضوح برتر

کیفیت بصری تصویر نهایی تولید شده، لازمه‌ی اعتبارسنجی هر الگوریتم وضوح برتر است. شکل ۲ (ج) نتیجه‌ی نهایی افزایش وضوح تصویر ۲ (الف) با استفاده از تصویر آموزشی ۲ (ب) را نشان می‌دهد. ضریب بزرگ‌نمایی، ۲ در نظر گرفته شده است. برای مقایسه چند شیوه‌ی دیگر پیاده‌سازی

<sup>۲۲</sup> Signal to Noise Ratio (SNR)

## سپاس‌گزاری

مؤلفین وظیفه‌ی خود می‌دانند که از آقای دکتر Peter Kovesi بابت توابع سودمند MATLAB<sup>۲۴</sup> و آقایان وفا خلیقی، مصطفی واحدی و دکتر مهدی امیدعلی بابت زحمات و راهنمایی‌های ارزنده‌ی آنها در زمینه‌ی زی‌پرشین<sup>۲۵</sup> (که این مقاله با آن آماده شده است) تشکر به عمل آورند.

## مراجع

- [1] M. Amintoosi, M. Fathy, and N. Mozayani, "Reconstruction+synthesis: A hybrid method for multi-frame super-resolution," in *(MVIP08) 2008 Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*, University of Tabriz, Iran, Nov. 4-7 2008.
- [2] S. Baker, R. Gross, and I. Matthews, "Lucas-kanade 20 years on: A unifying framework," *International Journal of Computer Vision*, vol. 56, pp. 221–255, 2004.
- [3] P. J. Burt and E. H. Adelson, "A multiresolution spline with application to image mosaics," *ACM Trans. Graph.*, vol. 2, no. 4, pp. 217–236, 1983.
- [4] W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor, "Example-based super-resolution," *IEEE Comput. Graph. Appl.*, vol. 22, no. 2, pp. 56–65, 2002.
- [5] M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration," *CVGIP: Graph. Models Image Process.*, vol. 53, no. 3, pp. 231–239, 1991.
- [6] B. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," in *IJCAI81*, 1981, pp. 674–679.
- [7] R. Schultz and R. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 996–1011, June 1996.
- [8] R. Szeliski, "Video mosaics for virtual environments," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 16, no. 2, pp. 22–30, March 1996.
- [9] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, April 2004.
- [10] B. Zitová and J. Flusser, "Image registration methods: a survey," *Image and Vision Computing*, vol. 21, pp. 977–1000, 2003.

<sup>۲۴</sup> School of Computer Science & Software Engineering, The University of Western Australia: <http://www.csse.uwa.edu.au/>

<sup>۲۵</sup> زی‌پرشین با لوگوی X<sub>Persian</sub> بسته‌ی حروف‌چینی رایگان فارسی مبتنی بر L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 2<sub>ε</sub> و تحت سیستم‌عامل‌های ویندوز، لینوکس و مک می‌باشد: <http://wiki.parsilatex.org/>



(ب) روش بزرگنمایی Bicubic



(الف) روش بزرگنمایی Replication



(د) روش ارائه شده در [۱]



(ج) روش ارائه شده در [۴]



(و) روش پیشنهادی در این مقاله



(ه) روش پیشنهادی در این مقاله بدون مرحله‌ی آمیختن با تبدیل موجک

شکل ۵: بزرگ شده‌ی قسمتی از نتیجه‌ی اجرای شیوه‌های مختلف برای افزایش وضوح شکل ۲(الف). دقیق‌تر بودن مدل در شیوه‌ی پیشنهادی نسبت به شیوه‌ی ذکر شده در [۱] که فاقد ثبت تصویر مبتنی بر ناحیه است از مقایسه‌ی قسمت بالای نیزه در شکل‌های (و) و (د) مشخص است.

## ۴- جمع‌بندی

نویسندگان در [۱] شیوه‌ای جدید برای افزایش وضوح یک تصویر با استفاده از یک تصویر آموزشی ارائه نموده بودند که در مقاله‌ی حاضر به رفع مشکلاتی از آن پرداخته شد. استفاده از یک روش ثبت تصویر مبتنی بر ناحیه به منظور دقیق‌تر شدن مدل نگاشت تصاویر و حذف مرزهای تصاویر با یک روش هم‌رنگ‌سازی بدون درز مرحله‌ی هستند که در کار قبلی انجام نشده بودند. نوآوری اصلی این مقاله لحاظ کردن معیار شباهت ساختاری دو تصویر در فرمول‌بندی شیوه‌ی معروف ثبت تصویر لوکاس-کاناد و استفاده از آن در وضوح برتر می‌باشد. نتایج پیاده‌سازی‌های انجام شده برتری شیوه‌ی ثبت تصویر پیشنهادی را در مقایسه با دو روش دیگر و همچنین کارایی آنرا در مسئله‌ی وضوح برتر در مقایسه با برخی از دیگر روشها نشان داده است.