

## گزارش فنی پروژه

امیرحسین رمضانی بناب<sup>۱</sup><sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد رشته هوش مصنوعی دانشگاه صنعتی شریف

\*ایمیل: ramazani.amirhossein@gmail.com

## چکیده

## واژگان کلیدی

پردازش تصویر  
بهبود تصاویر  
بهبود تصاویر کم نور

## تاریخچه مقاله

تاریخ اتمام نگارش گزارش فنی ۱۳۹۹/۱۱/۲۲

در این مطالعه [۱] برای اینکه تطبیق پذیری<sup>a</sup> روش های بهبود تصاویر<sup>b</sup> کم نور افزایش داده شود، یک روش تصحیح تصویر رنگی بر اساس یک تابع تبدیل غیر خطی مطابق مدل روشنایی-بازتاب<sup>c</sup> پیشنهاد شده است.

ابتدا تصویر رنگی RGB به HSV تبدیل شده است. سپس عنصر V استفاده شده است تا روشنایی صحنه توسط تابع چند مقیاسی گوسین<sup>d</sup> استخراج شود. آنگاه تابع تصحیح بر پایه قانون Weber-Fechner ساخته شده است و دو تصویر از تغییر تطبیقی پارامترهای بهبود تصویر بر پایه ی تابع توزیع روشنایی به دست آمده است. سپس استراتژی تلفیق تصویر<sup>e</sup> استفاده شده است تا دو تصویر بهبود یافته باهم ترکیب شوند و تصویری با جزئیات بیشتر بسازند.

در مقایسه با روش های کلاسیک، الگوریتم پیشنهاد شده می تواند روشنایی و کنتراست تصویر را همزمان با کاهش روشنایی غیریکنواخت<sup>f</sup> افزایش دهد. تصویر حاصل کاملاً شفاف، روشن و طبیعی به نظر می رسد.

<sup>a</sup>Adaptability <sup>b</sup>Image Enhancement <sup>c</sup>Illumination-Reflection <sup>d</sup>Gaussian Multi Scale Function  
<sup>e</sup>Image Fusion <sup>f</sup>Uneven Illumination

## ۱ تعریف مساله

## ۲ مفاهیم مقدماتی

طبق تئوری تشکیل تصویر، تصویر، تشکیل یافته از تشعشعات نوری است که از سطح اشیاء ساطع شده و به سیستم تصویربرداری رسیده است. تصویر دیجیتال  $F$  را میتوان تابعی دو بعدی در نظر گرفت که مقدار آن در هر نقطه نشان دهنده ی شدت روشنایی تصویر در آن نقطه است.

$$F(x, y) = I(x, y)R(x, y) \quad (۱)$$

این تئوری بیان می کند که شدت روشنایی برابر حاصل ضرب میزان روشنایی محیط در میزان بازتابش نور توسط اشیاء صحنه است. تابع  $I$  تنها به شرایط محیط وابسته است و خطوط طیف آن در دامنه فرکانس در فرکانس های پایین متمرکزند. به این معنا که نشان دهنده شکل کلی تصویر و شرایط محیطی است. اما خطوط تابع  $R$  در دامنه فرکانس، در فرکانس های بالا متمرکز دارند. به این معنا که این مولفه نشان دهنده ی جزئیات تصویر است.

حال اگر روشی داشته باشیم که از روی  $I$ ،  $F$  را تخمین بزنند، می توانیم بدون دستکاری  $R$  فقط روشنایی تصویر را تغییر دهیم و شکل کلی تصویر را حفظ کنیم.

سیستم های پردازش تصویر به شکل گسترده در حوزه های زیادی مثل تولیدات صنعتی، نظارت ویدیویی، حمل و نقل هوشمند و پایش از راه دور استفاده می شوند. پس این سیستم ها نقش مهمی را در بسیاری از حوزه ها ایفا می کنند. مشکل اصلی این است که تصاویری که از طریق سیستم های تصویر برداری به دست می آیند ممکن است به دلیل برخی شرایط غیر قابل کنترل کیفیت مناسبی نداشته باشند. به خصوص شرایط محیطی و آب و هوا. مثلاً در آب و هوای ابری یا در شب ممکن است سیستم های تصویربرداری عملکرد مناسبی نداشته باشند.

با تخریب شدن تصویر، سیستم بینایی ماشینی که از این سیستم تصویربرداری استفاده میکند دچار مشکل میشود و نمیتواند عملکرد دلخواه را ارائه دهد. پس تخریب تصویر به دلیل شرایط محیطی می تواند سیستم بینایی ماشین را از برآورده کردن اهدافش بازدارد. پس به دست آوردن تصاویر شفاف از روی سیستم تصویربرداری در دسترس بسیار مهم است.

تکنیک های بهبود تصاویر نه تنها وظیفه دارند تصاویری تولید کنند که از دید بصری کیفیت تصویر بهبود یابد بلکه قابلیت اتکاپذیری<sup>۱</sup> و قابلیت اعتماد<sup>۲</sup> سیستم بینایی ماشین نیز به تکنیک های بهبود تصویر وابسته است.

به عنوان یک مساله ی کلاسیک در حوزه پردازش تصاویر دیجیتال تکنیک های متعدد بهبود تصاویر کم نور ارائه شده است و این حوزه همچنان جزو مهمترین حوزه های تحقیقاتی پردازش تصویر است.

این مقاله به شکل ویژه تلاش می کند مساله ی کم نور بودن یا غیریکنواخت بودن نور یک تصویر را برطرف کرده و تصاویری قابل استفاده تولید نماید.

## ۳ راه حل پیشنهادی

## ۱.۳ تغییر فضای تصویر

الگوریتم های بهبود تصویر در فضای RGB روی صفحات قرمز، سبز و آبی به شکل جداگانه ای اعمال میشوند و در نهایت از کنار هم قرار دادن این صفحات، تصویر بهبود یافته به دست می آید. با توجه به اینکه لزوماً صفحات R و G و B داده های مشترکی ندارند معمولاً پس از بهبود تصاویر در فضای RGB به تصاویری میرسیم که تخریب شده اند و دارای ناپیوستگی هستند که نتیجه مورد انتظار ما را به همراه ندارد. اما فضای HSV از این بابت که مولفه های پرده ی رنگ<sup>۳</sup>

## ۴.۳ تلفیق تصویر

حال دو تصویر بهبود یافته داریم. میخواهیم به طریقی این دو تصویر را با هم ادغام کنیم که نتیجه مناسبی بگیریم. هر چند روش هایی مانند روش تبدیل امواج<sup>۴</sup> و تجزیه هرم لاپلاسین<sup>۵</sup> وجود دارند که در عدم حضور نویز نتایج خوبی دارند ولی این روش ها دارای بار محاسباتی بالایی هستند. به همین دلیل اینجا از الگوریتم تلفیق تصویر استفاده می کنیم. این روش نتیجه ی نهایی را با محاسبه ی جمع وزن دار ۲ تصویر بهبود یافته به دست می آورد. تصویر حاصل به شکل زیر محاسبه می شود.

$$F = \sum_{i=1}^2 w_i s_i \quad (۷)$$

برای محاسبه ی  $w_1$  و  $w_2$  از روش PCA استفاده میکنیم.

## ۱.۴.۳ اعمال PCA

ابتدا  $s_1$  و  $s_2$  را بسط میدهم و به بردارهای  $1 * MN$  تبدیل میکنم که  $M$  طول تصویر و  $N$  عرض آن است. دو بردار به دست آمده را  $X_1$  و  $X_2$  می نامیم. حال قرار میدهم:

$$X = [X_1 \quad X_2] \quad (۸)$$

حال ماتریس کواریانس  $X$  را به دست می آوریم.

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{22}^2 \end{bmatrix} \quad (۹)$$

که

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{MN} \sum_{l=1}^{MN} (X_{i,l} - \bar{X}_i)(X_{j,l} - \bar{X}_j) \quad (۱۰)$$

حال مقادیر ویژه طبق رابطه ی  $|\lambda I - C| = 0$  به دست می آید و همچنین بردارهای ویژه نیز به دست می آیند که بردار ویژه  $i$ ام ( $i = 1, 2$ ) برابر است با:

$$\xi_i = \begin{bmatrix} \xi_{i1} \\ \xi_{i2} \end{bmatrix} \quad (۱۰)$$

سپس اندریس مقدار ویژه بزرگتر را بر میداریم

$$p = \arg \max(\lambda_p) \quad (۱۱)$$

ضرایب به شکل زیر به دست می آیند.

$$w_1 = \frac{\xi_{p1}}{\xi_{p1} + \xi_{p2}} \quad (۱۲)$$

$$w_2 = \frac{\xi_{p2}}{\xi_{p1} + \xi_{p2}} \quad (۱۳)$$

## ۲.۴.۳ تلفیق تصاویر

حال که ضرایب به دست آمد رابطه ی ۷ را استفاده میکنیم و تصویر نهایی را به دست می آوریم.

و اشباع<sup>۱</sup> و شدت روشنایی<sup>۲</sup> را از هم جدا می کند انتخاب بسیار خوبی است. زیرا ما فقط با مولفه شدت روشنایی سر و کار داریم و نمیخواهیم پرده رنگ و اشباع را تغییر دهیم. در نتیجه اولین گام تبدیل تصویر از فضای RGB به HSV است که سه صفحه ی  $I_r$  و  $I_s$  و  $I_v$  را به ما خواهد داد.

## ۲.۳ تخمین مولفه ی روشنایی تصویر

تابع چند مقیاسی گوسین می تواند به شکل کارایی بازه ی پویا<sup>۳</sup> تصویر را فشرده کند و با دقت بالایی مولفه ی  $I$  معادله ی را استخراج نماید. تابع گوسین به شکل مقابل تعریف میشود که در آن پارامتر انحراف معیار است.

$$G(x, y) = \lambda e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \quad (۲)$$

پارامتر  $\lambda$ ، پارامتری است که کنترل می کند که مساحت زیر نمودار  $G$  برابر ۱ شود. انجام عمل کانولوشن بین  $I_v$  و  $G$  مولفه ی روشنایی را به ما می دهد

$$I_{v\_g}(x, y) = I_v(x, y) * G(x, y) \quad (۳)$$

حال برای بالانس کردن میزان روشنایی استخراج شده  $N$  تابع گوسین با پارامترهای مختلف می سازیم و بین آن ها میانگین وزن دار میگیریم که مولفه ی روشنایی به شکل دقیق تری به دست آید.

$$I_{v\_g}(x, y) = \sum_{i=1}^N \theta_i [I_v(x, y) * G_i(x, y)] \quad (۴)$$

در الگوریتم پیشنهادی  $N = 3$  و  $\sigma_1 = 15$  و  $\sigma_2 = 80$  و  $\sigma_3 = 250$  و  $\theta_i = \frac{1}{3}$  هستند.

## ۳.۳ بهبود تطبیقی روشنایی

پس از اینکه مولفه ی روشنایی تصویر استخراج شد، تابع بهبود روشنایی می تواند براساس توزیع احتمالاتی مولفه ی روشنایی ساخته شود. مقادیر روشنایی بخش های پرنور کم شده و مقادیر روشنایی بخش های پرنور کم خواهد شد. برای رسیدن به چنین نتیجه ای، این مقاله یک روش تصحیح تطبیقی شدت روشنایی بر اساس قانون Weber-Fechner پیشنهاد می دهد که به شکل تطبیقی پارامترهای تابع تصحیح را بر اساس مولفه ی شدت روشنایی تصویر تغییر می دهد تا کیفیت تصویر را افزایش دهد.

بر این اساس برای مدل سازی روشنایی که چشم انسان درک میکند از تبدیل زیر استفاده میکنیم

$$I'_v = \frac{I_v(255 + k)}{(\max(I_v, I_{v\_g})) + k} \quad (۵)$$

که مقدار  $k$  به شکل خودکار از روی  $I_s$  به دست می آید و  $\alpha$  پارامتر ورودی است:

$$k = \alpha * \bar{I}_s \quad (۶)$$

در الگوریتم پیشنهادی یکبار  $\alpha = 0.1$  و یکبار  $\alpha = 1$  در نظر گرفته شده است و دو تصویر بهبود یافته به دست آمده است. آن دو تصویر را  $s_1$  و  $s_2$  می نامیم.

<sup>۴</sup>Range Dynamic    <sup>۵</sup>Wavelet Transform    <sup>۵</sup>Laplacian Pyramid Decomposition

## ۴ معیارهای ارزیابی

### ۱.۴ ارزیابی ذهنی<sup>۱</sup>

برای ارزیابی ذهنی تصاویر، صرفاً به تجربه دیداری خواننده مقاله اتکا شده و کار آماری در این حوزه صورت نگرفته است. به عنوان مثال یک آزمایش به شکل زیر انجام شده است. شکل زیر نمایش دهنده یک تصویر تحت این الگوریتم است.



شکل ۱: تصویر اصلی



شکل ۲: تصویر بهبودیافته

### ۲.۴ ارزیابی عینی<sup>۲</sup>

برای ارزیابی عینی تصاویر از دو معیار متفاوت استفاده شد.

۱. انتروپی<sup>۳</sup>: در تئوری اطلاعات انتروپی نشان دهنده میزان اطلاعات در یک نوع داده است. در اینجا ما آن را به عنوان معیاری برای وجود جزئیات در تصویر در نظر می‌گیریم.

$$H = - \sum_{i=1}^L P(a_i) \log_2 P(a_i) \quad (14)$$

۲. میانگین گرادیان<sup>۴</sup>: گرادیان تخمین دیگری از میزان داده موجود در تصویر و میزان جزئیات به ما می‌دهد.

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f}{\partial y})^2}{2}} \quad (15)$$

### ۳.۴ تحلیل زمانی الگوریتم

برای تحلیل پیچیدگی زمانی الگوریتم و مقایسه آن با سایر الگوریتم‌ها، زمان اجرای الگوریتم‌ها روی یک سیستم خاص به عنوان معیار در نظر گرفته شده است.

## ۵ آزمایش

علاوه بر آزمایش‌های موجود در [۱]، الگوریتم، روی ۹۸۹ تصویر از مجموعه‌ی تصاویر [۲] انجام شد که در ادامه گزارش آن آمده است.

### ۱.۵ ارزیابی ذهنی

نتایج اعمال این الگوریتم و الگوریتم‌های برتر مرتبط با این حوزه در شکل‌های ۱۱ تا ۱۴ مقاله [۱] گزارش شده است. از لحاظ چشمی خروجی این الگوریتم نتایج بسیار خوبی تولید کرده است. اما وقتی روی تصاویر [۲] بررسی صورت گرفت، روی برخی تصاویر که دارای نور یکنواخت‌تر و کنتراست بیشتری بودند الگوریتم به خوبی عمل کرد. ولی روی بقیه تصاویر عملکرد کاملاً مناسبی نداشت و تصویر خروجی گاها دارای نویز و ناپیوستگی بود.

### ۲.۵ ارزیابی عینی

روی یک مجموعه تصاویر یکسان معیارهای گفته شده برای همه ی الگوریتم‌های مدنظر سنجیده شده و به شکل میانگین از نظر هر دو معیار الگوریتم ارائه شده دارای مقدار بالاتری می‌باشد. این مورد نشان دهنده ی پدیدار کردن جزئیات ریز تصاویر توسط این الگوریتم است. همچنین روی مجموعه‌ای از تصاویر [۲] که دارای میانگین انتروپی ۵/۶ و میانگین گرادیان ۳۵/۰ بودند، برای تصاویر بهبودیافته این اعداد به ترتیب به ۶/۵۶ و ۷۳/۰ ارتقا یافت که نشان دهنده‌ی آشکار شدن جزئیات تصاویر است.

### ۳.۵ ارزیابی پیچیدگی زمانی

روی یک مجموعه تصاویر با سایزهای متفاوت الگوریتم‌های مدنظر اعمال شده اند و زمان هریک سنجیده شده است. این الگوریتم نسبت به بقیه ی الگوریتم‌های سنجیده شده دارای زمان مصرفی بسیار پایین تری می‌باشد.

### ۴.۵ تصاویر بسیار کم نور

در نهایت الگوریتم ارائه شده روی مجموعه ای از تصاویر بسیار کم نور سنجیده شد که نتایج بسیار خوبی تولید نمود.

## ۶ نتیجه گیری

الگوریتم ارائه شده روی تصاویری که روشنایی بسیار پایینی داشتند و یا میزان روشنایی در بخش‌های مختلف تصویر تفاوت زیادی با هم داشت عملکرد بسیار خوبی از خود نشان داده است. همچنین سرعت بالای آن نسبت به سایر الگوریتم‌ها مشهود است. هر چند هنوز این سرعت پردازش برای استفاده در سیستم‌های بلادرنگ<sup>۵</sup> مناسب نیست و این الگوریتم روی چنین سیستم‌هایی قابل استفاده نیست.

## مراجع

- [1] Wang, Wencheng, Chen, Zhenxue, Yuan, Xiaohui, and Wu, Xiaojin. Adaptive image enhancement method for correcting low-illumination images. *Information Sciences*, 496:25 – 41, 2019.
- [2] Loh, Yuen Peng and Chan, Chee Seng. Getting to know low-light images with the exclusively dark dataset. *Computer Vision and Image Understanding*, 178:30–42, 2019.

<sup>۱</sup> Subjective <sup>۲</sup> Objective <sup>۳</sup> Entropy <sup>۴</sup> Gradient Average <sup>۵</sup> Real Time