فراتفکیک‌پذیری مبتنی بر نمونه تک‌تصویر متن با روش نزول گرادیان ناهمزمان ترتیبی

علی عابدی و احسان‌اله کبیر

چکیده: در این مقاله، یک روش جدید برای افزایش تفکیک‌پذیری تک‌تصویری تصاویر متن ارائه می‌شود. این روش مبتنی بر نمونه است یعنی برای فراتفکیک‌پذیری از یک مجموعه نمونه آموزشی که شامل وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا و پایین است استفاده می‌شود. بر اساس قاعده بیزی، یک تابع به عنوان درست‌نمایی و سه تابع به عنوان دانش اولیه در نظر گرفته می‌شوند. تابع مربوط به درست‌نمایی میزان شباهت با تصویر اولیه را توصیف می‌کند. سه تابع مربوط به دانش اولیه خصوصیات دومُدی بودن تصویر متن، یکنواخت‌بودن نواحی پس‌زمینه و متن و نزدیک‌بودن به مجموعه نمونه آموزشی را توصیف می‌کنند. با کمینه‌کردن این توابع انرژی طی فرایند تکرارشونده نزول گرادیان ناهم‌زمان ترتیبی، تصویر با تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید. به جای کمینه‌کردن هم‌زمان ترکیب خطی توابع، آنها به ترتیب و با توجه به این که در تکرارهای متوالی الگوریتم چه تغییراتی در تصویر متن رخ می‌دهد کمینه می‌گردند. به این ترتیب دیگر نیازی به تعیین ضرایب ترکیب خطی توابع که برای تصاویر مختلف متغیر هستند نخواهد بود. نتایج آزمایش‌ها روی بیست تصویر متن با قلم‌ها، تفکیک‌پذیری‌ها، تارشدگی‌ها و نویزهای مختلف عملکرد بهتر و با حجم محاسباتی کمتر روش ارائه‌شده نسبت به روش‌های مشابه قبلی را نشان می‌دهد.

کلیدواژه: **بهسازی تصویر متن، افزایش تفکیک‌پذیری، فراتفکیک‌پذیری بیزی، فراتفکیک‌پذیری مبتنی بر نمونه، الگوریتم نزول گرادیان.**

۱- مقدمه

در یک تصویر متن با تفکیک‌پذیری[1] پایین به دلیل تارشدگی[2]، تعداد زیادی از پیکسل‌ها خاکستری هستند یعنی مشخص نیست به کدام یک از بخش‌های نوشتار یا پس‌زمینه[3] تعلق دارند. بنابراین بعد از دودویی‌کردن تصویری به دست خواهد آمد که بیشتر نویسه‌های آن به هم چسبیده‌اند یا از بین رفته‌اند. این تصاویر نه تنها به صورت دیداری و برای چاپ یا نمایش روی نمایشگر مناسب نیستند بلکه مشکلات جدی برای سیستم‌های بازشناسی نوری نویسه (OCR)[4] به وجود می‌آورند. طبق بررسی‌های انجام‌شده برای این که یک سیستم بازشناسی نوری نویسه عمل بازشناسی را به درستی انجام دهد تفکیک‌پذیری تصویر ورودی به آن باید ۲۰۰ dpi تا ۳۰۰ dpi باشد [۱].

این مقاله در تاریخ ۸ اردیبهشت ماه ۱۳۹۳ دریافت و در تاریخ ۹ بهمن ماه ۱۳۹۴ بازنگری شد.

علی عابدی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، (email: ali.abedi@modares.ac.ir).

احسان‌اله کبیر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، (email: kabir@modares.ac.ir).

1. Resolution
2. Blur
3. Background
4. Optical Character Recognition

فراتفکیک‌پذیری[5] به عنوان یکی از روش‌های بازسازی تصویر، به دست آوردن یک تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از یک یا بیشتر تصویر با تفکیک‌پذیری پایین مشاهده‌شده است. روش‌های متعددی برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر کلی[6] ارائه شده‌اند. در [۲] بررسی خوبی در مورد انواع روش‌های فراتفکیک‌پذیری ارائه شده است اما تصاویر متن دارای خصوصیات ویژه‌ای هستند که آنها را از تصاویر دیگر متمایز می‌سازد. تصاویر متن، شبه‌دودویی[7] هستند و الگوها در این تصاویر نظم مشخصی دارند. یک الگوریتم موفق برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن باید از ویژگی‌های تصاویر متن به عنوان دانش اولیه[8] استفاده کند [۱] و [۳].

بر اساس تعداد تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی روش‌های فراتفکیک‌پذیری را می‌توان به دو دسته تقسیم نمود. روش‌های چندتصویری[9] که در آنها از دنباله‌ای از تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین مربوط به یک صحنه یک تصویر با تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید [۲] تا [۴] و روش‌های تک‌تصویری[10] که در آنها هدف این است که جزئیات از دست رفته یک تصویر موجود تخمین زده شود و تفکیک‌پذیری آن افزایش یابد [۱] و [۵] تا [۱۵].

تعدادی از روش‌های فراتفکیک‌پذیری مبتنی بر آموزش[11] (مبتنی بر نمونه[12]) هستند [۵] تا [۱۲] و تعدادی از آنها نیازی به آموزش ندارند [۱] و [۱۳] تا [۱۵]. در دسته اول، در مرحله آموزش یک مجموعه نمونه حاوی وصله[13]های تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین متناظر با آنها تشکیل می‌شود. در مرحله بازسازی، ابتدا وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین مجموعه نمونه آموزشی که به وصله‌های تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی نزدیک‌ترین هستند استخراج می‌گردند. سپس از وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با آنها برای بازسازی تصویر استفاده می‌شود.

در این مقاله، یک روش فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویری و مبتنی بر نمونه برای تصاویر متن ارائه می‌شود. با توجه به قاعده بیزی[14] تعدادی تابع به عنوان دانش اولیه و درست‌نمایی[15] در نظر گرفته می‌شوند. این توابع خصوصیات دومُدی‌بودن[16] تصویر متن، یکنواخت‌بودن[17] نواحی متن

5. Super Resolution
6. Generic Images
7. Pseudo-Binary
8. Prior Knowledge
9. Multiple-Image
10. Single-Image
11. Learning-Based
12. Example-Based
13. Patch
14. Bayesian Rule
15. Likelihood
16. Bimodality
17. Smoothness

و پس‌زمینه، نزدیک‌بودن به مجموعه نمونه آموزشی و میزان شباهت با تصویر با تفکیک‌پذیری پایین اولیه را توصیف می‌کنند. با کمینه‌کردن آنها طی یک فرایند تکرارشونده، تصویر با تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید. در اینجا بر خلاف روش‌های قبلی [۱] تا [۶] ترکیب خطی توابع به طور هم‌زمان کمینه نمی‌شوند بلکه توابع به ترتیب و با توجه به این که در تکرارهای متوالی الگوریتم نزول گرادیان چه تغییرات تدریجی‌ای در تصویر متن رخ می‌دهد کمینه می‌گردند. از این رو الگوریتم بهینه‌سازی مورد استفاده برای کمینه‌کردن توابع را الگوریتم نزول گرادیان ناهم‌زمان ترتیبی[1] نامیده‌ایم. به این ترتیب دیگر نیازی به تعیین ضرایب ترکیب خطی توابع که برای تصاویر مختلف متغیر هستند نخواهد بود. در الگوریتم ارائه‌شده با توجه به این که استفاده از مجموعه نمونه آموزشی به چه میزان در فراتفکیک‌پذیری مفید واقع می‌شود روند الگوریتم به طور خودکار تعیین می‌گردد و تصمیم گرفته می‌شود که در چند تکرار از مجموعه نمونه آموزشی استفاده شود. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش ارائه‌شده نسبت به روش‌های قبلی مشابه در تعداد تکرارهای کمتری نتیجه بهتری به دست می‌دهد.

ادامه این مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی شده است. در بخش ۲ مروری بر تعدادی از کارهای مرتبط انجام‌شده در زمینه فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن خواهیم داشت و رابطه روش ارائه‌شده با آنها را توضیح خواهیم داد. در بخش ۳ مسأله را به طور دقیق بیان می‌کنیم. در بخش ۴ الگوریتم پیشنهادی برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن را ارائه خواهیم نمود. در بخش ۵ نتایج آزمایش‌ها گزارش می‌گردند و نهایتاً نتیجه‌گیری و پیشنهادها در بخش ۶ ارائه خواهد شد.

۲- کارهای مرتبط و رابطه روش ارائه‌شده با آنها

در این بخش تعدادی از کارهای انجام‌شده در زمینه فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن را معرفی می‌کنیم و تفاوت‌های روش ارائه‌شده با روش‌های مشابه قبلی را بیان خواهیم نمود.

یکی از اولین کارهای انجام‌شده در زمینه فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن کار ارائه‌شده در [۱۳] است. این تحقیق در زیرمجموعه روش‌های تک‌تصویری و بدون نیاز به آموزش قرار می‌گیرد. در این روش برای توصیف خصوصیات تصاویر متن سه تابع دومُدی بودن، یکنواخت‌بودن و میانگین‌گیری[2] تعریف شده است. برای هر یک از وصله‌های تصویر، ترکیب خطی این سه تابع در یک فرایند تکرارشونده کمینه می‌گردد تا وصله با تفکیک‌پذیری بالای مطلوب به دست آید. سپس وصله‌های ایجادشده کنار هم قرار داده می‌شوند تا تصویر با تفکیک‌پذیری بالای نهایی به دست آید. در [۱۵] یک تابع با نام میدان تانژانت[3] به توابع ارائه‌شده در [۱۳] افزوده شده است. با کمینه‌کردن این توابع در چارچوب یک میدان تصادفی مارکوف[4] تصویر متن با تفکیک‌پذیری بالای مطلوب تولید می‌گردد.

در [۸] و [۹] برای فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویری و مبتنی بر نمونه از بیان تُنُک[5] استفاده شده است. این روش شامل دو فاز آموزش و بازسازی است. در فاز آموزش وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا و پایین متناظر تهیه می‌شوند و با استفاده از الگوریتم K-SVD به صورت دو فرهنگ لغت[6] ذخیره می‌گردند. در فاز بازسازی ابتدا با استفاده از فرهنگ لغت وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین، بیان تُنُک هر یک از وصله‌های تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی به دست می‌آید. سپس بیان‌های تُنُک به دست آمده در فرهنگ لغت وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا ضرب می‌شوند تا وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا به دست آیند. سپس این وصله‌ها با هم ترکیب می‌گردند تا تصویر با تفکیک‌پذیری بالا به دست آید.

در [۵] و [۶] یک روش افزایش تفکیک‌پذیری تصاویر متن به صورت تک‌تصویری و مبتنی بر نمونه ارائه شده است. در این روش از طریق نزدیک‌ترین همسایگی[7] به وصله‌های تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین و بالای متناظر با آنها از یک مجموعه نمونه آموزشی اختصاص داده می‌شود. یک تابع جریمه[8] تعریف می‌گردد و با کمینه‌کردن آن به صورت تکرارشونده و طی یک فرایند بهینه‌سازی، تصویر با تفکیک‌پذیری بالای مطلوب تولید می‌گردد. این تابع جریمه، ترکیب خطی دو جمله است. یک جمله درست‌نمایی است که میزان شباهت تصویر ایجادشده در هر تکرار با تصویر با تفکیک‌پذیری پایین اولیه را کنترل می‌کند. جمله دیگر مربوط به دانش اولیه‌ای است که از مجموعه نمونه آموزشی به دست می‌آید و میزان شباهت وصله‌های تصویر ایجادشده در هر تکرار با وصله‌های موجود در مجموعه نمونه آموزشی را کنترل می‌کند. در جمله مربوط به دانش اولیه، یک وزن دودویی هم منظور شده است. طی یک فرایند تکرارشونده هرس‌کردن، به تدریج وزن وصله‌هایی که با همسایه‌های خود تطابق ندارند صفر می‌شود و تنها وصله‌هایی باقی می‌مانند که در بازسازی تصویر بیشترین تأثیر را دارند.

یکی از مشکلاتی که در روش‌هایی مانند [۱] تا [۶] و [۱۳] تا [۱۵] وجود دارد تعیین ضرایب ترکیب خطی توابع کمینه‌شونده است. در ادامه خواهیم دید ما در روش ارائه‌شده به جای کمینه‌کردن ترکیب خطی توابع، آنها را به تنهایی و به ترتیب کمینه می‌کنیم و تأثیرات ناشی از کمینه‌شدن توابع را به ترتیب به تصویر اعمال می‌کنیم.

از میان روش‌های معرفی‌شده، روش ما بیشترین شباهت را به روش ارائه‌شده در [۵] دارد. سه تفاوت اصلی روش ما با مقاله مذکور که منجر به بهبود نتایج شده است عبارتند از:

- به جای کمینه‌کردن ترکیب خطی توابع، آنها به طور جداگانه به ترتیب و با یک سناریوی مشخص کمینه می‌گردند. به این ترتیب توابع به طور مؤثرتر و سریع‌تری روی تصویر عمل می‌کنند. همچنین نیازی به تعیین ضرایب ترکیب خطی توابع که برای تصاویر مختلف متغیر هستند نخواهد بود.
- در الگوریتم ارائه‌شده با توجه به این که استفاده از مجموعه نمونه آموزشی به چه میزان در فراتفکیک‌پذیری مفید واقع می‌شود روند الگوریتم به طور خودکار تعیین می‌گردد و تصمیم گرفته می‌شود که در چند تکرار از تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها، بخش ۳-۱-۴ استفاده شود.
- علاوه بر دو تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها و درست‌نمایی در [۵]، دو تابع دومُدی بودن و یکنواخت‌بودن هم برای در نظر گرفتن خصوصیات تصاویر متن به کار گرفته می‌شوند.

1. Asynchronous Sequential Gradient Descent Algorithm
2. Average
3. Tangent Field
4. Markov Random Filed
5. Sparse Representation
6. Dictionary
7. Nearest Neighbor
8. Penalty Function

۳- بیان مسأله

در این بخش مسأله فراتفکیک‌پذیری را به طور ریاضی بیان می‌کنیم و همچنین مقدمات مورد نیاز برای توضیح روش پیشنهادی را ارائه خواهیم نمود.

در فراتفکیک‌پذیری، سعی بر این است که تصویر با تفکیک‌پذیری بالای X از روی تصویر با تفکیک‌پذیری پایین Y به دست آید. مدل خراب‌شدن تصویر[1] معمولاً به صورت زیر بیان می‌گردد [۶]

$$Y = DHX + \nu \qquad (۱)$$

در این رابطه D نمونه‌برداری رو به پایین، H تارشدگی و ν نویز گاوسی با میانگین صفر و واریانس σ^2 است. فرض بر این است که این عملگرهای خراب‌کننده برای ما مشخص هستند.

از دید آماری فراتفکیک‌پذیری به عنوان یک روش بازسازی تصویر[2] یک مسأله معکوس است که هدف آن تخمین X از روی مشاهده Y با بیشینه‌کردن احتمال $p(X|Y)$ است. با استفاده از قاعده بیز، تخمین‌زننده احتمال پسین بیشینه (MAP)[3] به صورت زیر تعریف می‌گردد [۶]

$$\hat{X} = \arg\max_X p(X|Y) = \arg\max_X p(Y|X)p(X) \qquad (۲)$$

$p(Y|X)$ و $p(X)$ به ترتیب نشان‌دهنده درستنمایی و دانش اولیه هستند. در فراتفکیک‌پذیری، بیشینه‌کردن $p(Y|X)$ به این معنی است که تصویر فراتفکیک‌پذیری شده X باید شبیه تصویر اولیه Y باشد. بیشینه‌کردن $p(X)$ به این معنی است دانش اولیه‌ای که نسبت به تصویر مطلوب X داریم باید در آن برآورده شده باشد. با توجه به فرض گاوسی‌بودن نویز و با در نظر گرفتن توزیع گیبس[4] برای $p(Y)$ و بعد از اندکی محاسبات ریاضی، رابطه تخمین‌زننده MAP را می‌توان به صورت زیر بیان کرد [۶]

$$\hat{X} = \arg\min_X \{\lambda_1 f_1(X,Y) + \lambda_2 f_2(X) + \ldots + \lambda_n f_n(X)\} \qquad (۳)$$

f_iها توابع انرژی هستند که با کمینه‌شدن آنها تصویر با تفکیک‌پذیری بالای مطلوب X به دست می‌آید. f_1 تابعی از هر دو تصویر X و Y، بیان‌کننده درستنمایی است و متناظر با $p(Y|X)$ در قاعده بیز است (بخش ۳-۱-۱).

$f_i, i = 2,\ldots,n$ توابعی از X هستند که دانش اولیه نسبت به تصویر X را بیان می‌کنند و معادل $p(X)$ در قاعده بیز هستند. از دیدگاه دیگر $f_i, i = 2,\ldots,n$ به عنوان ترم‌های تنظیم[5] در بازسازی بیزی تصویر در نظر گرفته می‌شوند.

λ_iها ضرایب ترکیب خطی توابع انرژی هستند و میزان تأثیر هر یک از f_iها روی تصویر X را تعیین می‌کنند. به $\lambda_i, i = 2,\ldots,n$ پارامترهای تنظیم[6] گفته می‌شود [۱]، [۵] و [۶].

روابط (۱) تا (۳) برای الگوریتم‌های بازسازیِ تصویرِ دیگر مانند حذف تارشدگی تصویر[7]، حذف نویز تصویر[8] و ترمیم تصویر[9] قابل به کارگیری هستند. در الگوریتم‌های مختلف، مدل خراب‌شدن تصویر (ماتریس‌های D و H) و همچنین توابع انرژی مورد استفاده متفاوت خواهند بود [۶] و [۱۶]. در مسأله ما فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن، توابع انرژی باید با توجه به خصوصیات تصاویر متن و همچنین توابع خراب‌کننده مفروض D و H تعیین گردند. در ادامه به معرفی این توابع خواهیم پرداخت.

۳-۱ توابع انرژی برای تصاویر متن

همان طور که در بخش قبل گفته شد در الگوریتم فراتفکیک‌پذیری ارائه‌شده با کمینه‌شدن تعدادی تابع انرژی تصویر خروجی به دست می‌آید. طبق قاعده بیز یکی از این توابع درستنمایی است که میزان وفاداری به تصویر با تفکیک‌پذیری پایین اولیه را می‌سنجد. توابع انرژی مورد استفاده برای تصاویر متن باید نشان‌دهنده خصوصیات تصاویر متن باشند. این توابع باید به گونه‌ای عمل کنند که کمینه‌شدن آنها باعث شود خصوصیات تصویر به خصوصیات تصویر متن ایده‌آل نزدیک شود. روش فراتفکیک‌پذیری ارائه‌شده در این مقاله یک روش مبتنی بر نمونه است و بنابراین یکی از توابع باید به گونه‌ای عمل کند که کمینه‌شدن آن منجر به نزدیک‌شدن به مجموعه نمونه آموزشی گردد.

۳-۱-۱ تابع درستنمایی

تصویر فراتفکیک‌پذیری شده باید اصالت خود را حفظ کند به گونه‌ای که اگر آن را تار و نمونه‌برداری رو پایین کنیم دوباره همان تصویر اولیه به دست آید. این در مورد تصاویر متن به این معنی است که بعد از فراتفکیک‌پذیری نباید یک نویسه به نویسه دیگری تبدیل شود. همچنین نباید نویسه‌ها و یا مؤلفه‌های به هم پیوسته کوچک مانند نقاط از بین بروند. تابع درستنمایی یا همان جمله متناظر با $p(Y|X)$ در قاعده بیز به صورت زیر تعریف می‌گردد

$$f_{ll}(X) = \|Y - DHX\|_2^2 \qquad (۴)$$

هرچه تصویر فراتفکیک‌پذیری شده X بعد از تارشدن و نمونه‌برداری رو به پایین به تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی Y شبیه‌تر باشد مقدار این تابع کمتر خواهد بود. این تابع روی تمام تصویر به روز شونده X عمل می‌کند.

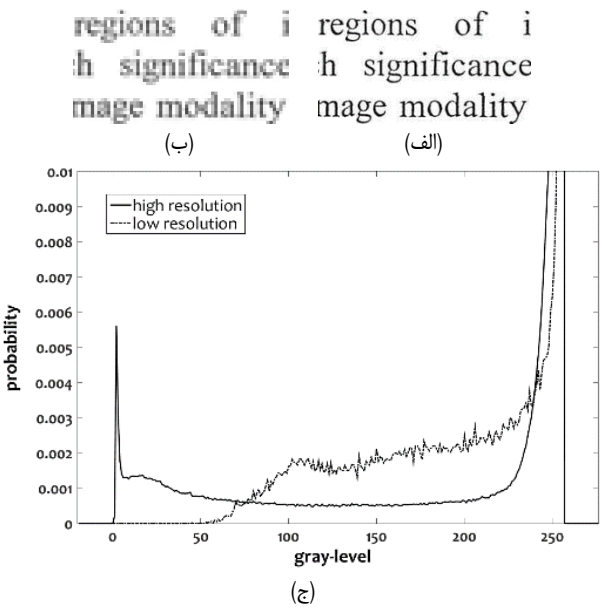
۳-۱-۲ تابع دومُدی‌بودن

هیستوگرام مقادیر سطح خاکستری[10] یک تصویر متن با تفکیک‌پذیری بالا دارای دو قله است. قله بزرگ‌تر μ_{white} که نشان‌دهنده پیکسل‌های پس‌زمینه یا سفید است و قله دوم μ_{black} که مربوط به پیکسل‌های پیش‌زمینه[11] یا نوشتار سیاه است. علاوه بر این تعداد کمی سطح خاکستری بین این دو قله وجود دارد که نشان‌دهنده پیکسل‌های خاکستری در نواحی گذار از پیش‌زمینه به پس‌زمینه است (شکل ۱). میزان این سطوح خاکستری میانی به میزان تارشدگی در تصویر متن بستگی دارد. تابع مربوط به دومُدی‌بودن به گونه‌ای در نظر گرفته می‌شود که کمینه‌شدن آن باعث شود سطوح خاکستری به سمت مقادیر قله‌ها میل پیدا کنند [۱۳]

$$f_{bm}(X) = \sum_x \sum_{r,c} (x_{r,c} - \mu_{white})^2 (x_{r,c} - \mu_{black})^2 \qquad (۵)$$

که در آن $x_{r,c}$ سطح خاکستری پیکسل واقع در ردیف r و ستون c در وصله مورد بررسی x است. μ_{white} و μ_{black} برای وصله دربرگیرنده $x_{r,c}$

1. Image Degradation Model
2. Image Reconstruction
3. Maximum A Posterior (MAP) Estimator
4. Gibbs Distribution
5. Regularization Terms
6. Regularization Parameters
7. Image Deblurring
8. Image Denoising
9. Image Inpainting
10. Gray-Level Values
11. Foreground



(ب) (الف)

(ج)

شکل ۱: بخشی از یک تصویر متن با تفکیک‌پذیری (الف) بالا، (ب) پایین متناظر با آن و (ج) هیستوگرام مقادیر سطح خاکستری آنها. هیستوگرام تصویر با تفکیک‌پذیری بالا دومُدی است در حالی که تعداد پیکسل‌های خاکستری (با مقادیر سطح خاکستری میانیِ بین دو قله) در تصویر با تفکیک‌پذیری پایین زیاد است. در این شکل تنها بخش پایینی هیستوگرام نشان داده شده و بخش مربوط به پیکسل‌های پس‌زمینه سفید (با سطح خاکستری ۲۵۵) که در تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین زیاد است نشان داده نشده است.

از روی هیستوگرام آن وصله به دست می‌آیند. مجموع داخلی[1] روی پیکسل‌های درون وصله x است. پس از جمع مقادیر به دست آمده برای تمام وصله‌ها در مجموع خارجی، مقدار تابع به دست می‌آید.

۳-۱-۳ تابع هموار‌بودن

تصاویر متن دارای نواحی پیش‌زمینه و پس‌زمینه به صورت محلی هموار هستند. به استثنای لبه‌ها، پیکسل‌های پس‌زمینه همسایه و پیکسل‌های نوشتار همسایه، سطوح خاکستری مشابه دارند. در کارهای قبلی [۱]، [۳] و [۱۳] تا [۱۶] از توابع مختلفی برای بیان خاصیت هموار‌بودن تصاویر متن استفاده شده و در اینجا از تابع زیر برای بیان خاصیت هموار‌بودن استفاده می‌شود [۱۳]

$$f_{sm}(X)=\sum_{x}\sum_{r,c}\begin{matrix}\{(x_{r,c}-x_{r,c-1})^2+(x_{r,c}-x_{r-1,c})^2+\\ (x_{r,c}-x_{r,c+1})^2+(x_{r,c}-x_{r+1,c})^2]\}\end{matrix} \qquad (۶)$$

در این رابطه، سطح خاکستری هر پیکسل در وصله مورد بررسی با همسایگی ۴- اتصال[2] آن مقایسه می‌گردد. کم‌بودن مقدار این تابع نشان‌دهنده هموار‌بودن نواحی پس‌زمینه و پیش‌زمینه وصله‌های مورد بررسی است. مجموع اول روی پیکسل‌های وصله x است. مقدار تابع از جمع مقادیر به دست آمده برای تمام وصله‌ها به دست می‌آید.

۳-۱-۴ تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها

مجموعه نمونه آموزشی از وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا و وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین متناظر با آنها تشکیل شده است. ابتدا تعدادی تصویر متن را با تفکیک‌پذیری بالا اِسکن می‌کنیم و سپس آنها را با یک فیلتر گاوسی پایین‌گذر با ابعاد $n_f \times n_f$ و انحراف معیار σ_f تار می‌کنیم. سپس تصاویر تارشده را با ضریب q، نمونه‌برداری رو به پایین کرده و به این ترتیب تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین متناظر به دست می‌آید. از تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین به ترتیب وصله‌های $n\times n$ و $m\times m$ با هم‌پوشانی را استخراج می‌کنیم (شکل ۲). در بخش نتایج آزمایش‌ها در مورد چگونگی انتخاب بهترین مقدار برای ابعاد و میزان هم‌پوشانی وصله‌ها بحث خواهیم کرد. از آنجایی که با تصاویر متن سر و کار داریم، تعداد قابل توجهی از این وصله‌ها، وصله‌های استخراج‌شده از پس‌زمینه هستند. بیشتر پیکسل‌های آنها پیکسل‌های سفید (با سطح خاکستری ۲۵۵) است. به کارگیری این وصله‌ها در بازسازی تصویر سودمند نخواهد بود و بنابراین وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین (و بالای متناظر با آنها) که تعداد پیکسل‌های سیاه آنها کمتر از یک آستانه است را از مجموعه نمونه آموزشی حذف می‌کنیم. این آستانه را با توجه به مجموعه نمونه آموزشی مورد استفاده و به صورت تجربی برابر $m^2/10$ در نظر می‌گیریم. $m\times m$ اندازه وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین است و به این ترتیب تنها وصله‌هایی در مجموعه نمونه آموزشی قرار می‌گیرند که بخش هایی از نویسه‌ها را در بر گرفته باشند و به عبارت دیگر تنها پس زمینه نباشند که این مجموعه وصله‌های آموزشی را به صورت $\{hrp^e, lrp^e\}_{e=1}^{E}$ بیان می‌کنیم.

برای به کارگیری مجموعه نمونه آموزشی در فراتفکیک‌پذیری، هر یک از وصله‌های استخراج‌شده از تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی با وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین موجود در مجموعه نمونه آموزشی مقایسه می‌گردد و K وصله با تفکیک‌پذیری پایین نزدیک‌ترین به آن تشخیص داده می‌شود. سپس K وصله با تفکیک‌پذیری بالای متناظر به الگوریتم فراتفکیک‌پذیری ارائه می‌گردد. شکل ۳ یک وصله با تفکیک‌پذیری پایین ورودی و وصله‌های استخراج‌شده متناظر با آن را از مجموعه نمونه آموزشی نشان می‌دهد. برای این که جستجوی نزدیک‌ترین وصله‌ها با سرعت بالایی انجام گیرد، وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین مجموعه نمونه آموزشی را به صورت درخت k بُعدی[3] k بُعدی[3] [۱۷] ذخیره می‌کنیم (شکل ۲). تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها را به صورت زیر تعریف می‌کنیم

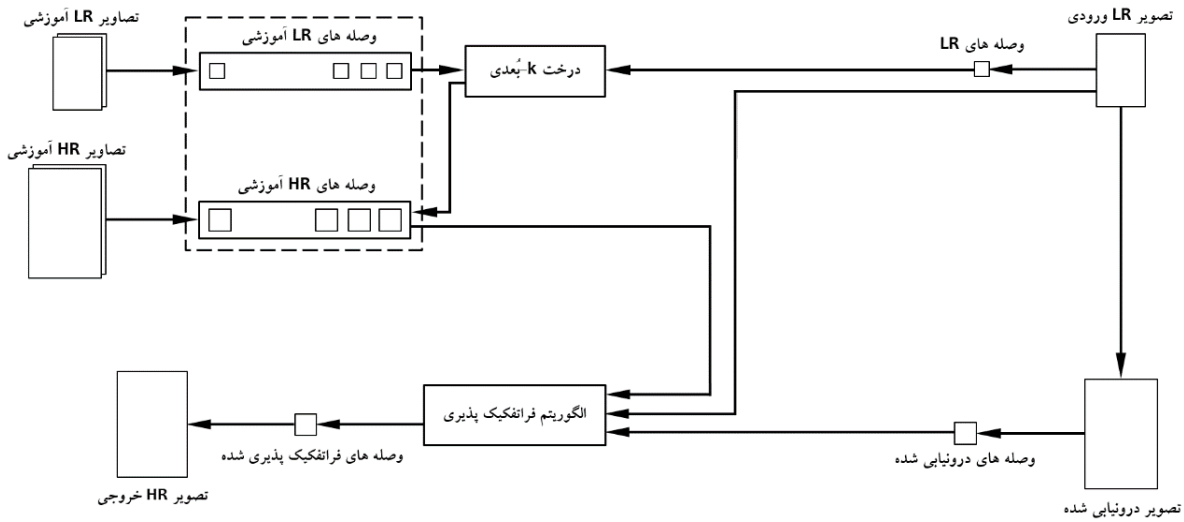
$$f_{ex}(X)=\sum_{x}\sum_{e=1}^{K}\sum_{r,c}(x_{r,c}-hrp^e_{r,c})^2 \qquad (۷)$$

مجموع داخلی روی پیکسل‌های وصله x است. توان دوم اختلاف بین پیکسل‌های وصله x و eامین وصله استخراج‌شده از مجموعه نمونه آموزشی محاسبه می‌گردد. مجموع دوم روی وصله‌های استخراج‌شده از مجموعه نمونه آموزشی برای وصله x است. پس از جمع مقادیر به دست آمده برای تمام وصله‌ها مقدار تابع به دست می‌آید.

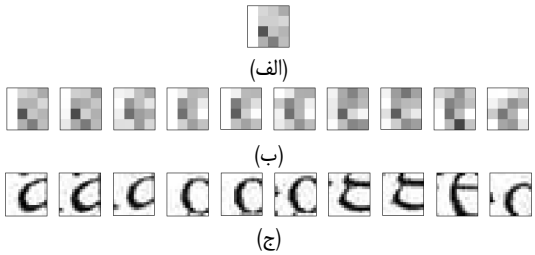
۳-۲ الگوریتم نزول گرادیان

از ۴ تابع معرفی‌شده در بخش قبل، اولی درست‌نمایی و سه تابع بعدی دانش اولیه نسبت به تصویر با تفکیک‌پذیری بالای مطلوب است. همان طور که در بخش قبل بیان کردیم برای به دست آوردن تخمین MAP از تصویر با تفکیک‌پذیری بالا باید این توابع کمینه شوند. در روش‌های قبلی [۱]، [۳]، [۵]، [۶]، [۱۱]، [۱۳]، [۱۴] و [۱۶] برای به دست آوردن تخمین MAP، ترکیب خطی توابع $f=\lambda_1 f_1+\lambda_2 f_2+\ldots+\lambda_n f_n$ طی یک الگوریتم تکرارشونده کمینه می‌گردد. مثلاً در تکرارهای متوالی الگوریتم نزول گرادیان، مقادیر X در رابطه به روز رسانی زیر به روز می‌شوند

1. Inner Summation
2. 4-Connectivity Neighborhood
3. k-Dimensional Tree (k-D Tree)



شکل ۲: بلوک دیاگرام روش ارائه‌شده. وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین استخراج‌شده از تصویر ورودی (سمت راست) به درخت k بُعدی ارائه می‌شوند. برای هر یک از این وصله‌ها K وصله با تفکیک‌پذیری پایین نزدیک‌ترین به آن از مجموعه نمونه آموزشی یافته می‌شود. سپس K وصله با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با وصله‌های یافته‌شده برای محاسبه تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها به الگوریتم فراتفکیک‌پذیری ارائه می‌گردند. همچنین تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی برای محاسبه تابع درست‌نمایی به الگوریتم فراتفکیک‌پذیری ارائه می‌گردد. وصله‌های استخراج‌شده از تصویر درون‌یابی‌شده به عنوان نقطه شروع الگوریتم به الگوریتم تکرارشونده فراتفکیک‌پذیری ارائه می‌گردند.



شکل ۳: (الف) یک وصله با تفکیک‌پذیری پایین استخراج‌شده از تصویر ورودی، (ب) ۱۰ وصله با تفکیک‌پذیری پایین نزدیک به آن استخراج‌شده از مجموعه نمونه آموزشی و (ج) ۱۰ وصله با تفکیک‌پذیری بالای متناظر که برای فراتفکیک‌پذیری مورد استفاده قرار می‌گیرند.

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \frac{\partial f(x_k)}{\partial x_k} \qquad (۸)$$

که در آن α_k اندازه گام[1] در تکرار kام است. یکی از مشکلاتی که هر الگوریتم فراتفکیک‌پذیری در عمل با آن مواجه است تعیین پارامترهای ترکیب خطی λ_iها می‌باشد [۱۸] و [۱۹]. این مقادیر تعیین می‌کنند که هر یک از توابع به چه میزان در به روز رسانی و ایجاد تغییرات در مقادیر پیکسل‌ها در تکرارهای متوالی تأثیرگذار باشند. تعیین این پارامترها مشکل است و ممکن است نیاز باشد به ازای تصاویر مختلف و همچنین به ازای وصله‌های موجود در تصاویر مختلف مقادیر این پارامترها را تغییر دهیم، زیرا:

(ا) برای مجموعه Xهای مختلف، f_iها رفتارهای متفاوتی دارند. ممکن است به ازای یک مجموعه از Xها مقدار یک یا چند تا از f_iها بسیار بزرگ شود و تأثیر توابع دیگر در مقدار f ناچیز گردد.

(ب) الگوریتم به سمت کمینه‌کردن توابع بزرگ پیش می‌رود و ممکن است در انتهای الگوریتم، مقدار تعدادی از توابع کوچک کمینه نگردد.

(پ) در رابطه به روز رسانی، توابع با گرادیان بزرگ تأثیر بیشتری خواهند داشت و مقادیر نهایی Xها بیشتر با توجه به آنها تعیین خواهد شد.

(ت) در بعضی نسخه‌های الگوریتم نزول گرادیان، برای تعیین اندازه گام در هر تکرار از تغییرات مقدار f استفاده می‌شود و در صورتی که یکی از توابع از توابع دیگر خیلی بزرگ‌تر باشد اندازه گام تنها با توجه به آن تعیین خواهد شد.

نکته قابل توجه دیگر این است که در بعضی مسایل ممکن است ترتیب کمینه‌کردن توابع مهم باشد. مسأله به این صورت است که لازم است ابتدا یک تابع به تنهایی در چند تکرار متوالی به Xها اعمال گردد و با کمینه‌شدن این تابع مقادیر Xها تعیین گردد. سپس روی این Xها توابع دیگر اعمال شوند تا با کمینه‌شدن آنها هم تأثیرات مورد نظر اعمال شده و هم مقادیر نهایی Xها به دست آید.

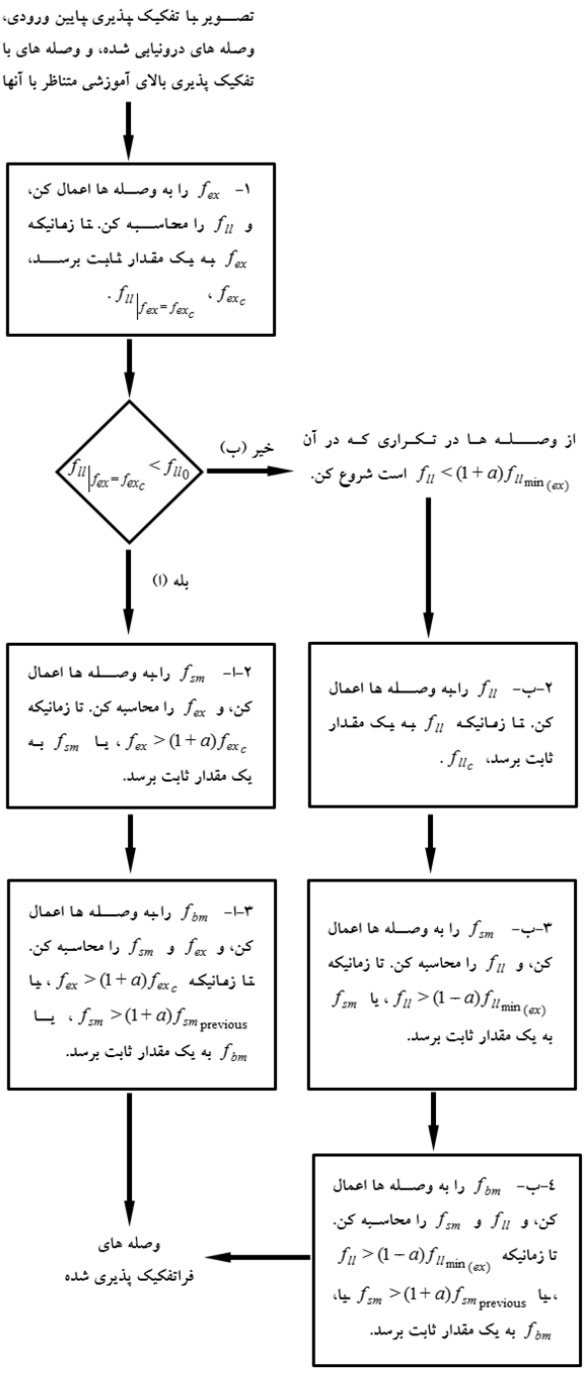
در اینجا با توجه به نوع مسأله، فراتفکیک‌پذیری مبتنی بر نمونه تصاویر متن و برای حل مشکلات ذکرشده در مورد الگوریتم نزول گرادیان، نسخه‌ای از آن با عنوان الگوریتم نزول گرادیان ناهمزمان ترتیبی معرفی می‌گردد.

٤- الگوریتم فراتفکیک‌پذیری ارائه‌شده

شکل ۲ بلوک دیاگرام روش ارائه‌شده برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن به صورت تک‌تصویری و مبتنی بر نمونه را نشان می‌دهد. همان گونه که مشاهده می‌شود سه مجموعه داده به بلوک الگوریتم فراتفکیک‌پذیری ارائه می‌گردد. این سه مجموعه داده عبارتند از (۱) وصله‌های استخراج‌شده از تصویر درون‌یابی‌شده (xها) به عنوان نقطه شروع الگوریتم تکرارشونده فراتفکیک‌پذیری که این وصله‌ها در تکرارهای الگوریتم به روز می‌گردند و مقادیر توابع با آنها محاسبه می‌گردد. (۲) وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالای استخراج‌شده از مجموعه نمونه آموزشی که در محاسبه $f_{ex}(X)$ استفاده می‌شوند. (۳) تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی که در محاسبه $f_{ll}(X)$ استفاده می‌شود.

اکنون نسخه‌ای از الگوریتم نزول گرادیان یعنی الگوریتم نزول گرادیان ناهمزمان ترتیبی را ارائه می‌دهیم. این الگوریتم برای مسأله ما بیشترین کارایی را خواهد داشت. الگوریتم از این جهت ناهمزمان است که در به روز رسانی در یک تکرار مشخص، ترم‌های گرادیان همه توابع در (۸) به طور همزمان استفاده نمی‌شوند [۲۰]. الگوریتم، ترتیبی است زیرا با توجه نوع مسأله، کمینه‌کردن توابع و اعمال آنها به Xها به ترتیب و با یک

1. Step Size



شکل ۴: سناریوی کمینه‌کردن توابع در الگوریتم نزول گرادیان ناهمزمان ترتیبی برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن.

سناریوی مشخص انجام می‌گیرد (شکل ۴). از آنجایی که در الگوریتم ارائه‌شده در هر تکرار تنها یکی از توابع در به روز رسانی شرکت دارد ترکیب خطی‌ای از توابع در نظر گرفته نمی‌شود و بنابراین دیگر نیازی به تعیین ضرایب ترکیب خطی λ_i ها در (۳) نمی‌باشد.

روش ارائه‌شده اساساً یک روش مبتنی بر نمونه است. فرض بر این است که خصوصیات (اندازه فونت، نوع فونت و تفکیک‌پذیری) تصاویر مورد استفاده در تشکیل مجموعه نمونه‌ها با خصوصیات تصویر ورودی الگوریتم تقریباً مشابه است. همچنین توابع خراب‌کننده استفاده‌شده در مجموعه نمونه آموزشی، مشابه توابع خراب‌کننده مورد استفاده در تصویر آزمایشی است و بنابراین اولین تابع مورد استفاده در الگوریتم را تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها f_{ex} در نظر می‌گیریم و شروع به کمینه‌کردن این تابع با الگوریتم نزول گرادیان می‌کنیم.

(۱) تصویر ورودی، توسط f_{ex} به تنهایی با مجموعه نمونه آموزشی مقایسه می‌گردد و از وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالای استخراج‌شده از مجموعه نمونه آموزشی برای بازسازی تصویر استفاده می‌شود. در این مرحله در تکرارهای متوالی الگوریتم علاوه بر مقدار f_{ex} و گرادیان آن مقدار f_{II} هم محاسبه می‌گردد. همچنین مقدار f_{II} به ازای تصویر درون‌یابی شده اولیه هم محاسبه می‌گردد (f_{II}). وصله‌های تولیدشده بعد از هر تکرار ذخیره می‌گردند. الگوریتم نزول گرادیان تا جایی ادامه می‌یابد که f_{ex} دیگر کاهش نیابد و ثابت شود (اعمال آن تغییری در مقادیر پیکسل‌ها ایجاد نکند) (f_{ex}). اکنون دو حالت زیر را درنظر می‌گیریم:

(ا) اگر مقدار f_{II} در زمانی که f_{ex} ثابت شده $f_{II}|_{f_{ex}=f_{ex_c}}$، نسبت به مقدار اولیه‌اش (f_{II_0}) کاهش یافته باشد $f_{II}|_{f_{ex}=f_{ex_c}} < f_{II_0}$، این به این معنی است که خصوصیات مجموعه نمونه آموزشی، مشابه خصوصیات تصویر اولیه بوده است؛ حالت (ا) الگوریتم.

(ب) اگر f_{II} نسبت به مقدار اولیه‌اش افزایش یافته باشد ($f_{II}|_{f_{ex}=f_{ex_c}} > f_{II_0}$)، نتیجه می‌گیریم که خصوصیات مجموعه نمونه آموزشی با خصوصیات تصویر اولیه متفاوت بوده است؛ حالت (ب) الگوریتم.

(۲- ا) اگر فرض اولیه ما صحیح باشد و حالت (ا) رخ دهد، به X هایی که از کمینه‌شدن f_{ex} حاصل شده‌اند، f_{sm} را اعمال می‌کنیم و f_{ex} را محاسبه می‌کنیم. تا زمانی که f_{ex}، $(1+a)$ برابر f_{ex_c} شود یا f_{sm} ثابت شود. (۳- ا) سپس f_{bm} را اعمال می‌کنیم و f_{ex} و f_{sm} را محاسبه می‌کنیم. تا زمانی که f_{ex}، $(1+a)$ برابر f_{ex_c} شود یا f_{sm}، $(1+a)$ برابر مقدار قبلی‌اش شود یا f_{bm} ثابت شود.

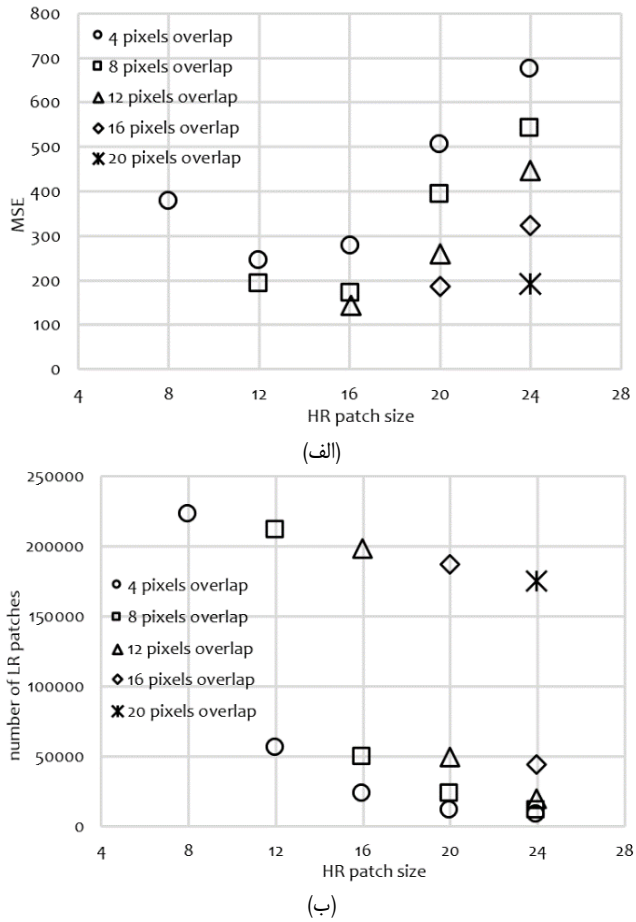
(۲- ب) اگر حالت (ب) رخ دهد یعنی خصوصیات مجموعه نمونه‌ها با خصوصیات تصویر ورودی شباهت زیادی نداشته است. در این حالت ابتدا در تکرارهای مربوط به اعمال f_{ex} نقطه‌ای که در آن کمینه f_{II}، $f_{II\min(ex)}$ رخ داده است را می‌یابیم. سپس از وصله‌ها در نقطه‌ای که در آن $f_{II} < (1+a) f_{II\min(ex)}$ است فرایند را ادامه می‌دهیم. f_{II} را اعمال می‌کنیم تا زمانی که f_{II} ثابت شود، f_{II_c}. (۳- ب) سپس f_{sm} را اعمال می‌کنیم و f_{II} را محاسبه می‌کنیم تا زمانی که f_{II} به $(1-a) f_{II\min(ex)}$ برسد یا f_{sm} ثابت شود. (۴- ب) سپس f_{bm} را اعمال می‌کنیم و f_{II} و f_{sm} را محاسبه می‌کنیم تا زمانی که f_{II} به $(1-a) f_{II\min(ex)}$ برسد یا f_{sm}، $(1+a)$ برابر مقدار قبلی‌اش شود یا f_{bm} ثابت شود. این الگوریتم در شکل ۴ نشان داده شده است. مثال‌هایی از حالت‌های (ا) و (ب) الگوریتم در بخش نتایج آزمایش‌ها ارائه خواهد شد.

۵- نتایج آزمایش‌ها

در این بخش در مورد خصوصیات تصاویر متن مورد استفاده در آزمایش‌ها توضیح خواهیم داد. معیارهای ارزیابی مورد استفاده در آزمایش‌ها را معرفی خواهیم کرد. در مورد چگونگی تعیین پارامترهای بخش‌های مختلف روش ارائه‌شده توضیح خواهیم داد. همچنین روش ارائه‌شده را با روش‌های مشابه قبلی مقایسه خواهیم نمود.

۵-۱ تصاویر متن مورد استفاده در آزمایش‌ها

برای انجام آزمایش‌ها از ۲۰ تصویر متن استفاده می‌کنیم. این تصاویر متن دارای این خصوصیات هستند: (ا) اسکن‌شده با تفکیک‌پذیری ۳۰۰ dpi، (ب) اندازه قلم ۱۲، (پ) در ۲۰ نوع قلم مختلف از جمله Times New Roman، Arial، Candara و ...، (ت) دارای ابعاد در حدود ۲۸۰۰×۲۰۰۰ پیکسل و (ث) نویسه 'e' در این تصاویر تقریباً دارای



شکل ۵: تغییرات در (الف) MSE و (ب) تعداد وصله‌ها به ازای ابعاد و همپوشانی‌های مختلف وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا.

ابعاد ۱۶×۲۰ پیکسل می‌باشد. تصاویر متن فوق را به عنوان تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا در نظر می‌گیریم. برای به دست آوردن تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین، ابتدا تصاویر فوق را با یک فیلتر گاوسی پایین‌گذر با ابعاد $n_f \times n_f$ (۳×۳ یا ۶×۶) و انحراف معیار σ_f (۳-۰) تار می‌کنیم. سپس تصاویر تارشده را با ضریب q (۲، ۴ یا ۸) نمونه‌برداری رو به پایین می‌کنیم.

۵-۲ معیارهای ارزیابی

برای ارائه نتایج فراتفکیک‌پذیری علاوه بر نمایش تصاویر بازسازی‌شده و ارزیابی آنها به صورت دیداری، نتایج به صورت عددی یا عینی[1] هم ارائه می‌گردد. اختلاف سطح خاکستری پیکسل‌های تصویر فراتفکیک‌پذیری شده با تصویر با تفکیک‌پذیری بالای اولیه (که در اینجا موجود است) محاسبه شده و نتیجه به عنوان خطا ارائه می‌گردد. معمول‌ترین معیار خطا، خطای مربع میانگین[2] (MSE) است که به صورت زیر محاسبه می‌گردد

$$MSE = \frac{1}{RC}\sum_{r=1}^{R}\sum_{c=1}^{C}(original_{r,c} - restored_{r,c})^2 \qquad (۹)$$

که در آن R و C تعداد ردیف‌ها و ستون‌های تصویر است. در [۲۱] یک معیار دیگر به نام معیار اعوجاج فاصله متقابل[3] (DRDM) برای مقایسه تصاویر دودویی ارائه گردیده و نشان داده شده است این معیار تطابق زیادی با درک دیداری انسان از اختلاف بین دو تصویر متن دارد.

1. Objective
2. Mean Squared Error
3. Distance Reciprocal Distortion Measure

آنتروپی تقریبی[4] (ApEn) معیاری برای سنجش میزان بی‌نظمی و نوسانات در سری‌های زمانی است [۲۲]. یک تصویر متن با تفکیک‌پذیری بالا که در آن لبه‌های تیز و نواحی پس‌زمینه و پیش‌زمینه یکنواخت وجود دارد، دارای نظم بیشتری نسبت به یک تصویر متن تارشده به دلیل تفکیک‌پذیری پایین یا یک تصویر آغشته به نویز است. بنابراین آنتروپی تقریبی تصویر متن با تفکیک‌پذیری بالا کمتر است. با توجه به توضیحات ارائه‌شده در مورد تابع دومُدی بودن در ۳-۱-۲، هرچه تفکیک‌پذیری تصویر متن بالاتر باشد، هیستوگرام آن دومُدی‌تر و آنتروپی آن کمتر است.

تصاویر متن نشان داده شده در این مقاله در اندازه واقعی هستند و از این رو در هر آزمایش، بخش کوچکی از تصویر نشان داده شده است.

۵-۳ پارامترهای الگوریتم

در این بخش چگونگی انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای بخش‌های مختلف الگوریتم را توضیح خواهیم داد.

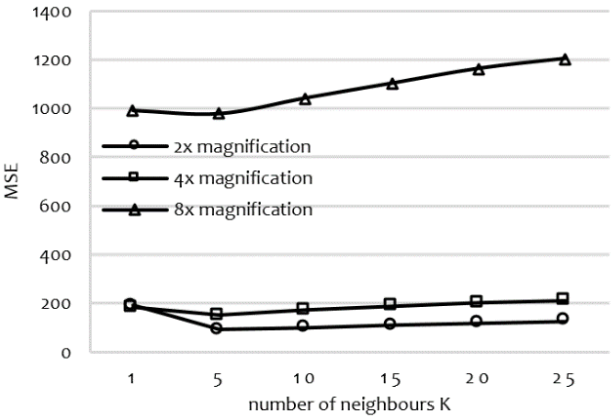
۵-۳-۱ ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌ها

در تصاویر متن با قلم‌ها و تفکیک‌پذیری‌های مختلف بهترین نتیجه زمانی به دست می‌آید که ابعاد وصله‌ها ۸۰٪ ارتفاع متوسط نویسه‌ها باشد و وصله‌ها با هم‌پوشانی کامل در نظر گرفته شوند. بنابراین ابتدا با استفاده از الگوریتم ارائه‌شده در [۲۳] ارتفاع متوسط نویسه‌ها در تصویر متن ورودی را تخمین می‌زنیم. سپس ابعاد وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین را ۸۰٪ ارتفاع متوسط نویسه‌ها در نظر می‌گیریم $m \times m$. وصله‌های با ابعاد $m \times m$ و با هم‌پوشانی کامل $(m/2)$ در راستای افقی و عمودی استخراج می‌گردند. بنابراین ابعاد وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا، $qm \times qm$ و با هم‌پوشانی $qm/2$ خواهد بود. در هنگام تولید مجموعه نمونه آموزشی هم ابعاد وصله‌ها را به همین ترتیب انتخاب می‌کنیم.

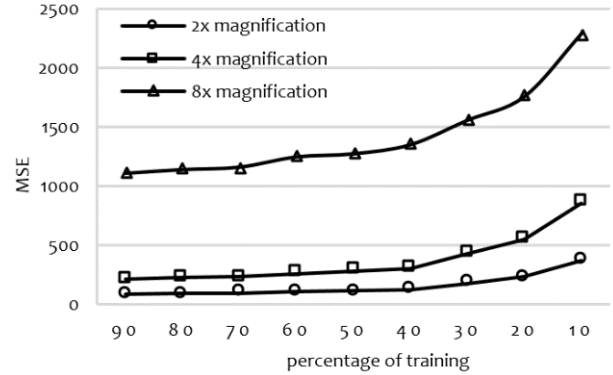
بخش قابل توجهی از تصاویر متن (۲۰ تا ۳۰ درصد وصله‌ها) را پس‌زمینه تشکیل می‌دهد و بنابراین همانند فرایند تولید مجموعه نمونه آموزشی (بخش ۳-۱-۴)، در تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی هم وصله‌هایی که تعداد پیکسل‌های سفید آنها کمتر از $m^2/10$ است را حذف می‌کنیم. این وصله‌ها را وارد الگوریتم فراتفکیک‌پذیری نمی‌کنیم و ابعاد آنها را با تکرار پیکسل‌ها افزایش می‌دهیم. در نهایت آنها را همراه با وصله‌های بازسازی‌شده ترکیب می‌کنیم تا تصویر فراتفکیک‌پذیری شده به دست آید. به این ترتیب حجم محاسبات ۲۰ تا ۳۰ درصد کاهش پیدا می‌کند.

اکنون در یک آزمایش تأثیر ابعاد و میزان هم‌پوشانی بین وصله‌ها را بررسی می‌کنیم. خصوصیات تصاویر ورودی از نظر نوع قلم و تفکیک‌پذیری، مشابه خصوصیات مجموعه نمونه آموزشی متناظر در نظر گرفته می‌شود. ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۴ (از ۷۵ dpi به ۳۰۰ dpi) در نظر گرفته می‌شود. در ۲۰ تصویر متن، ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ (حدود ۹ خط متن) برای آزمایش در نظر گرفته شده است. در شکل ۵- الف، میانگین MSE در بخش آزمایشی ۲۰ تصویر به ازای ترکیب‌های مختلف ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا نشان داده شده است. همان گونه که مشاهده می‌شود بهترین نتایج مربوط به زمانی است که ابعاد وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا ۱۶×۱۶ (۸۰٪ ارتفاع متوسط نویسه‌ها در تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا) است. بنابراین ابعاد وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین ۴×۴ خواهد بود. در شکل ۵- ب، میانگین تعداد وصله‌ها در تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین نشان داده شده است. با بررسی

4. Approximate Entropy



شکل ۶: بهترین نتیجه با تعداد همسایه‌های $K=۵$ به دست می‌آید.



شکل ۷: با کاهش درصد، بخش آموزشی تصاویر MSE افزایش می‌یابد.

این دو شکل نتیجه می‌گیریم برای داشتن کمترین خطا و همچنین کمترین حجم محاسباتی (تعداد وصله‌ها)، بهترین انتخاب وصله‌های ۱۶×۱۶ با هم‌پوشانی ۸×۸ است. هم‌پوشانی ۸×۸ هم‌پوشانی کامل است که در آن همه پیکسل‌های یک وصله با وصله‌های مجاور پوشش داده می‌شوند.

۵-۳-۲ تعداد همسایه‌ها و درصد نمونه‌های آموزشی

یکی دیگر از پارامترهای روش ارائه‌شده K است، تعداد وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین استخراج‌شده از مجموعه نمونه آموزشی که کمترین فاصله را با وصله با تفکیک‌پذیری پایین ورودی دارند. به ازای این K وصله، K وصله با تفکیک‌پذیری بالای متناظر در مجموعه نمونه آموزشی برای بازسازی تصویر استفاده می‌شود.

در یک آزمایش تأثیر مقدار K روی تصویر خروجی را بررسی می‌کنیم. شرایط آزمایش مانند آزمایش بخش ۵-۳-۱ است. همان گونه که در شکل ۶ مشاهده می‌کنیم، در ۳ حالت ضرایب افزایش تفکیک‌پذیری ۲، ۴ و ۸، بهترین نتیجه به ازای $K=۵$ به دست می‌آید. اگر $K<۵$ در نظر گرفته شود، اطلاعات به اندازه کافی از مجموعه نمونه آموزشی استخراج نمی‌گردد. اگر $K>۵$ در نظر گرفته شود، اطلاعات اضافی و شامل نمونه‌های نامربوط[1] از مجموعه نمونه آموزشی استخراج می‌گردد.

در آزمایش‌هایی که در این مقاله انجام می‌دهیم ۷۰٪ از هر تصویر را برای آموزش و ۳۰٪ آن را برای آزمایش در نظر می‌گیریم. در اینجا در یک آزمایش این نسبت را بررسی می‌کنیم. از همان ۲۰ تصویر بخش ۵-۳-۱ استفاده می‌کنیم. خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی یکسان می‌باشد. در شکل ۷ تغییرات MSE زمانی که ۹۰٪، ۸۰٪، ... و ۱۰٪ تصویر برای آموزش در نظر گرفته می‌شود نشان داده شده است. در هر حالت بقیه تصویر برای آزمایش در نظر گرفته می‌شود. همان طور که مشاهده می‌شود در هر سه حالت ضرایب افزایش تفکیک‌پذیری ۲، ۴ و ۸ با کاهش درصد نمونه‌های آموزشی، خطا افزایش می‌یابد.

۵-۳-۳ پارامترهای الگوریتم نزول گرادیان

در این بخش چگونگی تنظیم پارامترهای الگوریتم نزول گرادیان ناهم‌زمان ترتیبی را بیان می‌کنیم. همچنین نتایج آزمایش‌های انجام‌شده برای نشان‌دادن حساسیت روش [۵] به پارامتر ضریب ترکیب خطی توابع را ارائه می‌دهیم.

۵-۳-۳-۱ اندازه گام

در مسأله ما متغیرهای به روز شونده در الگوریتم نزول گرادیان، مقادیر سطح خاکستری پیکسل‌ها هستند و بنابراین تغییراتی که در هر تکرار به پیکسل‌های تصویر اعمال می‌گردد، $\alpha_k \partial f(x_k)/\partial x_k$ در (۸)، نباید بیشتر از ۲۵۵ باشد. ما این مسأله را با استفاده از اندازه گام α_k کنترل می‌کنیم. همچنین اندازه گام با توجه به این که مقدار تابع رو به کاهش یا رو به افزایش باشد هم تغییر خواهد کرد تا الگوریتم سریع‌تر به همگرایی برسد. به این ترتیب قاعده زیر را برای تعیین اندازه گام به کار می‌گیریم.

(ا) در اولین تکرار از الگوریتم نزول گرادیان، بعد از این که گرادیان تابع را نسبت به همه متغیرها به دست آوردیم، $\partial f(x_{i.})/\partial x_{i.}$, $i=۱,\ldots,P$، اندازه گام اولیه را به صورت زیر در نظر می‌گیریم

$$\alpha_{.} = \frac{mc}{\max\limits_{i=۱,\ldots,P}\left|\frac{\partial f(x_{i.})}{\partial x_{i.}}\right|} \qquad (۱۰)$$

که در آن mc بیشترین تغییر مجاز در هر تکرار است که آن را ۲۵۵ در نظر می‌گیریم.

(ب) در تکرارهای بعدی، اندازه گام به صورت زیر به روز می‌گردد

$$\begin{aligned} \alpha_{k+۱} &= ۱٫۲\alpha_k \quad \text{if} \quad f(x_{k+۱}) < f(x_k) \\ \alpha_{k+۱} &= ۰٫۵\alpha_k \quad \text{if} \quad f(x_{k+۱}) > f(x_k) \end{aligned} \qquad (۱۱)$$

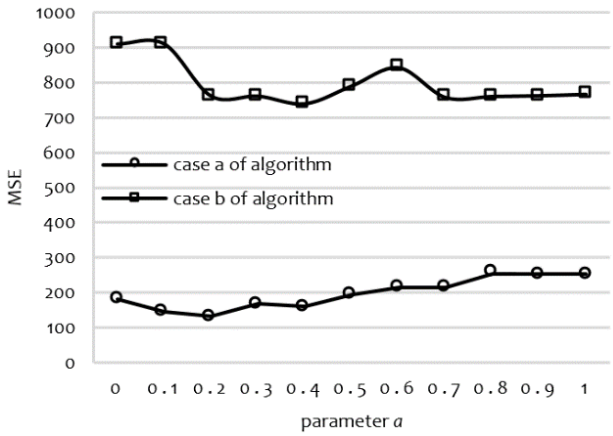
۵-۳-۳-۲ پارامتر a

در الگوریتم ارائه‌شده با استفاده از پارامتر a، با توجه به مقادیر توابع قبلی کنترل می‌کنیم تکرارهای توابع بعدی چه قدر ادامه پیدا کند. در یک آزمایش میزان حساسیت الگوریتم ارائه‌شده به پارامتر a را بررسی می‌کنیم. ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۴ (از ۷۵ dpi به ۳۰۰ dpi) در نظر گرفته می‌شود. در ۲۰ تصویر متن ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمایش در نظر گرفته شده است. در اولین بخش آزمایش، تصاویر آزمایشی با قلم یکسان با تصاویر آموزشی متناظرشان در نظر گرفته می‌شوند و حالت (ا) از الگوریتم رخ می‌دهد. در بخش دوم آزمایش، تصاویر آزمایشی با قلم متفاوت با تصاویر آموزشی در نظر گرفته می‌شوند و حالت (ب) از الگوریتم رخ می‌دهد. در هر دو بخش میانگین MSE در ۲۰ تصویر آزمایشی محاسبه می‌گردد. نمودارهای مربوط به بخش اول و دوم آزمایش در شکل ۸ نشان داده شده است. همان گونه که در این شکل مشاهده می‌شود حساسیت الگوریتم نسبت به پارامتر a خیلی زیاد نیست. طبق تجربه $a=۰٫۲۵$ انتخاب خوبی است و ما برای تصاویر متن مختلف با ویژگی‌های مختلف این مقدار را برای a در نظر می‌گیریم.

۵-۳-۳-۳ حساسیت روش [۵] به ضریب ترکیب خطی

همان گونه که قبلاً ذکر شده بود یکی از مزیت‌های روش ارائه‌شده

1. Outlier

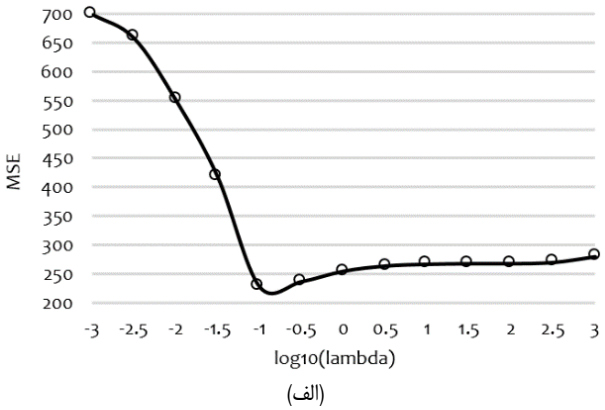


شکل ۸: بررسی حساسیت روش ارائه‌شده به پارامتر a زمانی که حالت (ا) و (ب) از الگوریتم رخ می‌دهد.

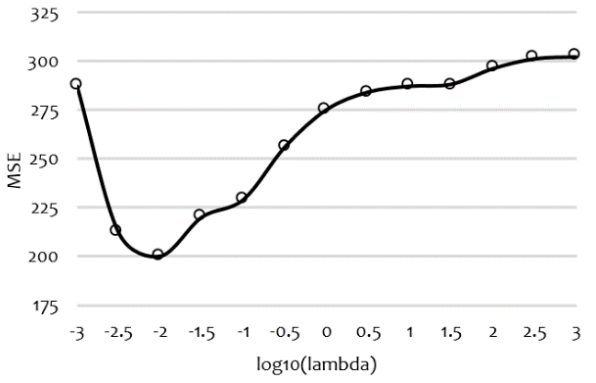
نسبت به روش‌های قبلی عدم نیاز به تعیین پارامترهای ترکیب خطی توابع کمینه‌شونده است. در [۵] از ترکیب خطی دو تابع درست‌نمایی و تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن استفاده می‌شود. تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها در پارامتر تنظیم λ ضرب شده و جمع آن با تابع درست‌نمایی کمینه می‌گردد. در [۵] این گونه ذکر شده است که λ برای تصاویر مختلف به صورت دستی و با سعی و خطا تعیین می‌گردد.

در یک آزمایش میزان حساسیت روش [۵] به λ را بررسی می‌کنیم. مجموعه نمونه آموزشی (۷۰٪ یک تصویر متن) با قلم Times New Roman در نظر گرفته می‌شود. تصویر آزمایشی (۳۰٪ یک تصویر متن)، یک بار با قلم همانند مجموعه نمونه آموزشی و یک بار با قلم Tahoma در نظر گرفته می‌شود. در حالت اول ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۴ و در حالتی که قلم‌ها متفاوت هستند ۲ در نظر گرفته شده است. در شکل ۹ تغییرات MSE برای دو تصویر آزمایشی بر حسب مقادیر مختلف λ نشان داده شده است. در هر دو حالت MSE با تغییرات λ تغییر زیادی می‌کند. همچنین مقدار بهینه λ و چگونگی تغییرات MSE با تغییرات λ در دو حالت متفاوت است. تأثیر تابع درست‌نمایی در فراتفکیک‌پذیری ثابت است. با افزایش λ تأثیر تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها افزایش می‌یابد. در حالت اول با افزایش λ، MSE کاهش می‌یابد زیرا خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی یکسان است. هرچه بیشتر از مجموعه نمونه آموزشی استفاده کنیم به تصویر مطلوب نزدیک‌تر خواهیم شد. مقدار بهینه λ، 10^{1} به دست می‌آید. در حالت دوم ابتدا با افزایش λ و به کارگیری مجموعه نمونه آموزشی MSE کاهش می‌یابد اما با افزایش بیشتر λ، MSE افزایش می‌یابد زیرا با توجه به متفاوت‌بودن مجموعه نمونه آموزشی و آزمایشی نیاز است که تابع درست‌نمایی را نیز به کار بگیریم. مقدار بهینه λ، 10^{2} به دست می‌آید.

بنابراین نتیجه می‌گیریم برای تصاویر آموزشی و آزمایشی مختلف، نیاز به تعیین λ به طور جداگانه داریم تا بهترین نتیجه را به دست آوریم. در روش ارائه‌شده در [۱۳]، سه تابع دومُدی بودن، یکنواخت‌بودن و میانگین‌گیری با هم ترکیب خطی می‌شوند. ترکیب آنها کمینه می‌گردد تا تصویر با تفکیک‌پذیری بالا به دست آید. در این روش نیز تصویر خروجی وابستگی زیادی به ضرایب ترکیب خطی دارد. برای تصاویر مختلف، این سه ضریب باید به طور جداگانه تعیین شوند تا تصویر خروجی مطلوب به دست آید. یکی از مزیت‌های روش ما نسبت به روش‌های قبلی این است که ضرایب ترکیب خطی ندارد.



(الف)



(ب)

شکل ۹: بررسی حساسیت روش [۵] به ضریب ترکیب خطی (پارامتر تنظیم) زمانی که خصوصیات تصویر آزمایشی با مجموعه نمونه آموزشی (ا) یکسان و (ب) متفاوت است.

۵-٤ نتایج تدریجی روش ارائه‌شده

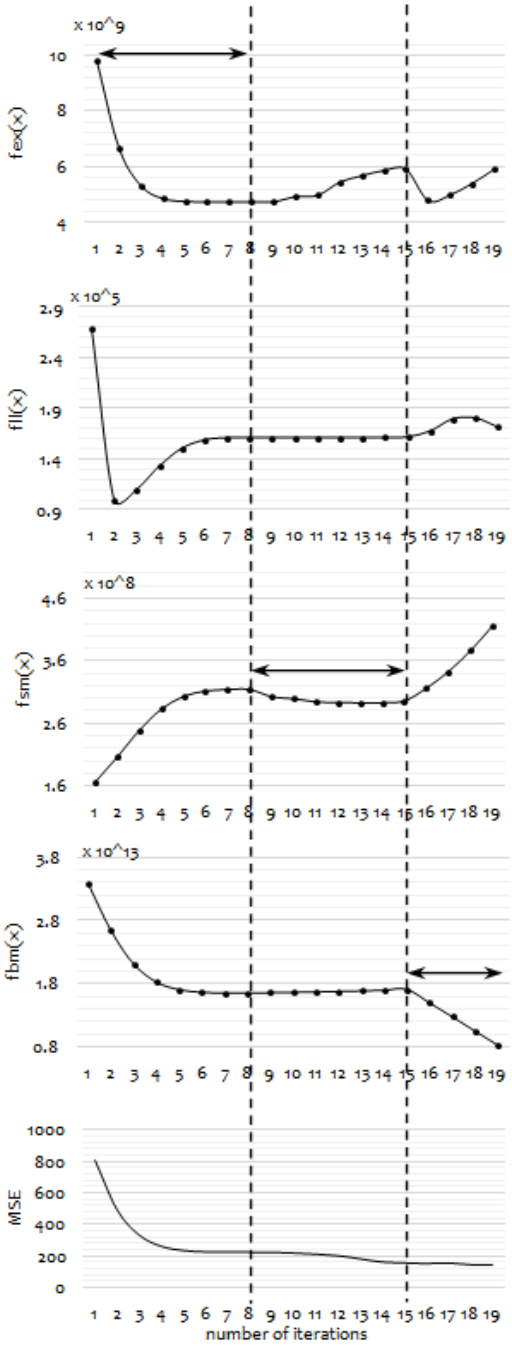
در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ تغییرات توابع و تصاویر زمانی که خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی با هم یکسان و متفاوتند نشان داده شده است. در این دو شکل به ترتیب حالت (ا) و حالت (ب) الگوریتم رخ می‌دهد.

۵-٤-۱ نتایج مربوط به حالت (ا) الگوریتم

در شکل ۱۰- الف تغییرات توابع و MSE را در تکرارهای متوالی مشاهده می‌کنیم. در شکل ۱۰- د تا ۱۰- ح تغییرات تصاویر و مقادیر MSE و ApEn آنها در چند تکرار نشان داده شده است. در این مثال خصوصیات تصویر ورودی با خصوصیات مجموعه نمونه آموزشی یکسان است. نوع قلم در هر دو Times New Roman است. ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۴ (از ۷۵ dpi به ۳۰۰ dpi) در نظر گرفته می‌شود. شکل ۱۰- ب و ۱۰- ج به ترتیب تصویر با تفکیک‌پذیری بالای اولیه و تصویر تارشده و نمونه‌برداری شده رو به پایین را نشان می‌دهد. شکل ۱۰- د تصویر درون‌یابی شده مکعبی را با $MSE = ۱۳۶۲$ نشان می‌دهد. این تصویر به عنوان ورودی الگوریتم در نظر گرفته می‌شود. همان گونه که در شکل ۱۰- الف مشاهده می‌شود حالت (ا) الگوریتم رخ داده است. مقدار f_{II} پس از ثابت‌شدن f_{ex} نسبت به مقدار اولیه‌اش کاهش یافته است. به این ترتیب الگوریتم در حالت (ا) قرار خواهد گرفت و تصاویر بعدی در شکل ۱۰ تولید خواهند شد. خطای مربع میانگین به تدریج کاهش می‌یابد تا تکرار هشتم f_{ex} عمل می‌کند. از تکرار نهم تا پانزدهم f_{sm} عمل می‌کند و در تکرارهای بعدی f_{bm} عمل می‌کند.

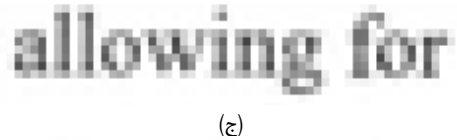
۵-٤-۲ نتایج مربوط به حالت (ب) الگوریتم

در شکل ۱۱ روند الگوریتم و تصاویر تولیدشده در زمانی که خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی مثل شکل ۱۰ است نشان داده شده است با

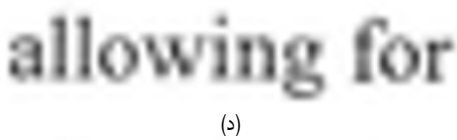


(الف)

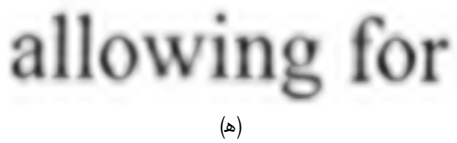
(ب)



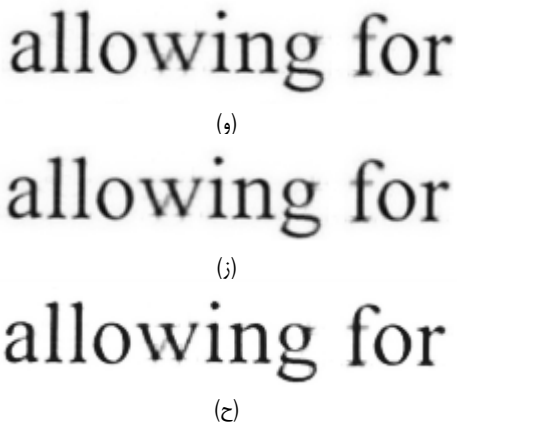
(ج)



(د)



(ه)



(و)

(ز)

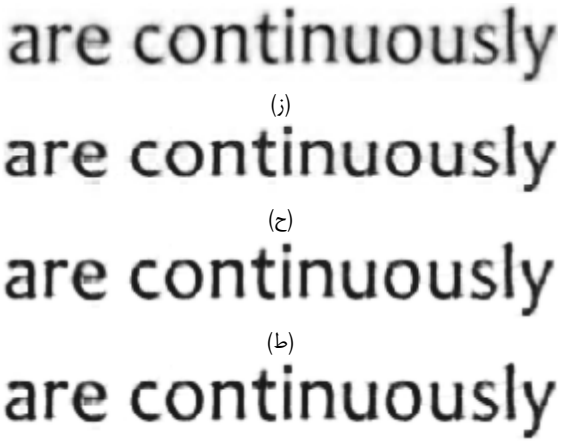
(ح)

شکل ۱۰: روند اجرای الگوریتم زمانی که خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی مشابه است و حالت (ا) الگوریتم رخ می‌دهد، (الف) تغییرات توابع و خطای مربع میانگین در تکرارهای متوالی، (ب) بخشی از تصویر با تفکیک‌پذیری بالا، (ج) تصویر با تفکیک‌پذیری پایین نمایش با تکرار پیکسل‌ها، (د) تصویر با درون‌یابی مکعبی، $ApEn = ۴٫۹۰$ و $MSE = ۱۳۶۲$، (ه) تصویر بعد از تکرار اول، اعمال f_{ex}، $ApEn = ۴٫۸۴$ و $MSE = ۸۰۹$، (و) تصویر بعد از تکرار ۸، اعمال f_{ex}، $ApEn = ۴٫۳۲$ و $MSE = ۲۴۳$، (ز) تصویر بعد از تکرار ۱۵، اعمال f_{sm}، $ApEn = ۴٫۳۱$ و $MSE = ۲۳۱$ و (ح) تصویر خروجی بعد از تکرار ۱۹، اعمال f_{bm}، $ApEn = ۲٫۸۲$ و $MSE = ۲۱۷$.

این تفاوت که نوع قلم در تصویر آزمایشی Candara می‌باشد. در شکل ۱۲- الف مشاهده می‌کنیم که ابتدا با توجه به مرحله ۱ از الگوریتم f_{ex} را به وصله‌ها اعمال می‌کنیم و f_{ll} را محاسبه می‌کنیم تا زمانی که f_{ex} ثابت شود. در شکل ۱۲- ب مشاهده می‌کنیم که طی کمینه‌شدن f_{ex}، f_{ll} نسبت به مقدار اولیه‌اش افزایش یافته، پس حالت (ب) الگوریتم رخ داده است. بنابراین همان گونه که در شکل ۱۱-الف نشان داده شده است، ترتیب به کارگیری توابع به صورت f_{ex} در تکرارهای ۴-۱، f_{ll} در تکرارهای ۱۴-۵، f_{sm} در تکرارهای ۱۸-۱۵ و f_{bm} در تکرارهای ۲۱-۱۹ خواهد بود. در شکل ۱۱- د تا ۱۱- ی، بهبود تدریجی تصویر متن و کاهش خطا در اثر کمینه‌کردن ترتیبی توابع قابل مشاهده است.

با بررسی بهبود تدریجی تصاویر مشاهده می‌کنیم در شکل ۱۱- و و بعد از ۴ تکرار f_{ex} خطا کاهش یافته، تصویر کمی واضح‌تر شده و قلم متن شبیه قلم Times New Roman در مجموعه نمونه آموزشی شده است. سپس در شکل ۱۱- ز بعد از به کارگیری f_{ll} در چند تکرار، قلم متن تقریباً بین قلم مجموعه نمونه آموزشی (Times New Roman) و قلم تصویر ورودی (Candara) شده است. سپس بعد از ۱۴ تکرار و به کارگیری بیشتر f_{ll} قلم متن بیشتر شبیه قلم تصویر ورودی (Candara) شده و خطا هم کاهش یافته است. سپس با اعمال f_{sm} و f_{bm} در تکرارهای بعدی، تصویر خروجی با خطای کاهش یافته به دست آمده است.

برای نشان‌دادن تأثیر به کارگیری مجموعه نمونه آموزشی، زمانی که خصوصیات تصاویر آزمایشی با آموزشی متفاوت است شکل ۱۳ را نشان داده‌ایم. در شکل ۱۳- الف حالتی متفاوت از الگوریتم ارائه‌شده را مشاهده می‌کنیم که بدون استفاده از مجموعه نمونه آموزشی، از ابتدا f_{ll} کمینه شده است. در شکل ۱۳- ب همانند الگوریتم ارائه‌شده، f_{ll} بعد از به کارگیری مجموعه نمونه آموزشی با ۴ تکرار f_{ex} کمینه شده است. مشاهده می‌کنیم که نتیجه میانی حاصل از الگوریتم در شکل ۱۳- ب به مراتب بهتر از شکل ۱۳-الف است. همان گونه که در این دو مثال مشاهده می‌کنیم توابع به ترتیب کمینه می‌شوند و تأثیرات ناشی از کمینه‌شدن آنها به تصویر اعمال می‌شود. ممکن است در اثر کمینه‌شدن



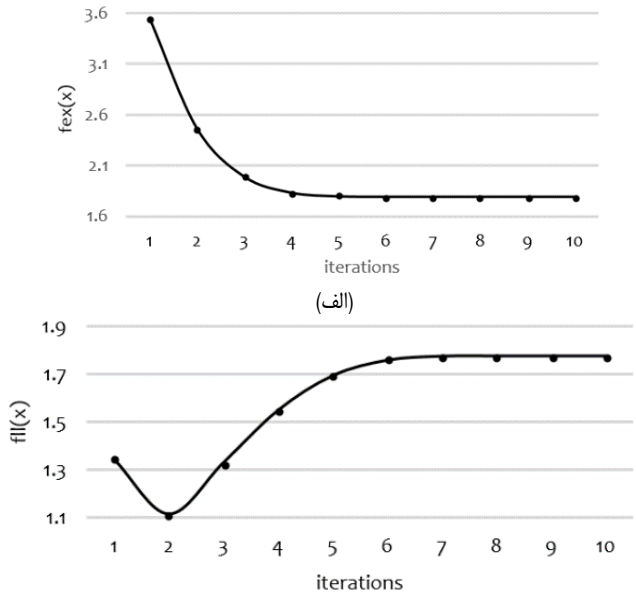
(ز)

(ح)

(ط)

(ی)

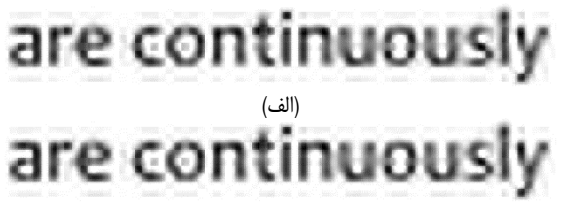
شکل ۱۱: روند اجرای الگوریتم زمانی که خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی متفاوت است و حالت (ب) الگوریتم رخ می‌دهد، (الف) تغییرات توابع و خطای مربع میانگین در تکرارهای متوالی، (ب) بخشی از تصویر با تفکیک‌پذیری بالا، (ج) تصویر با تفکیک‌پذیری پایین نمایش با تکرار پیکسل‌ها، (د) تصویر با درون‌یابی مکعبی، $ApEn = ۵/۷۹$ و $MSE = ۱۸۰۶$، (ه) تصویر بعد از تکرار اول، اعمال f_{ex}، $ApEn = ۵/۶۸$ و $MSE = ۱۶۵۷$، (و) تصویر بعد از تکرار ۴، اعمال f_{ex}، $ApEn = ۵/۶۱$ و $MSE = ۱۱۵۰$، (ز) تصویر بعد از تکرار ۸، اعمال f_{ll}، $ApEn = ۵/۶۴$ و $MSE = ۱۰۳۱$، (ح) تصویر بعد از تکرار ۱۴، اعمال f_{ll}، $ApEn = ۴/۶۱$ و $MSE = ۹۶۸$، (ط) تصویر بعد از تکرار ۱۸، اعمال f_{sm}، $ApEn = ۳/۷۰$ و $MSE = ۷۹۸$ و (ی) تصویر خروجی بعد از تکرار ۲۱، اعمال f_{bm}، $ApEn = ۳/۶۸$ و $MSE = ۷۷۷$.



(الف)

(ب)

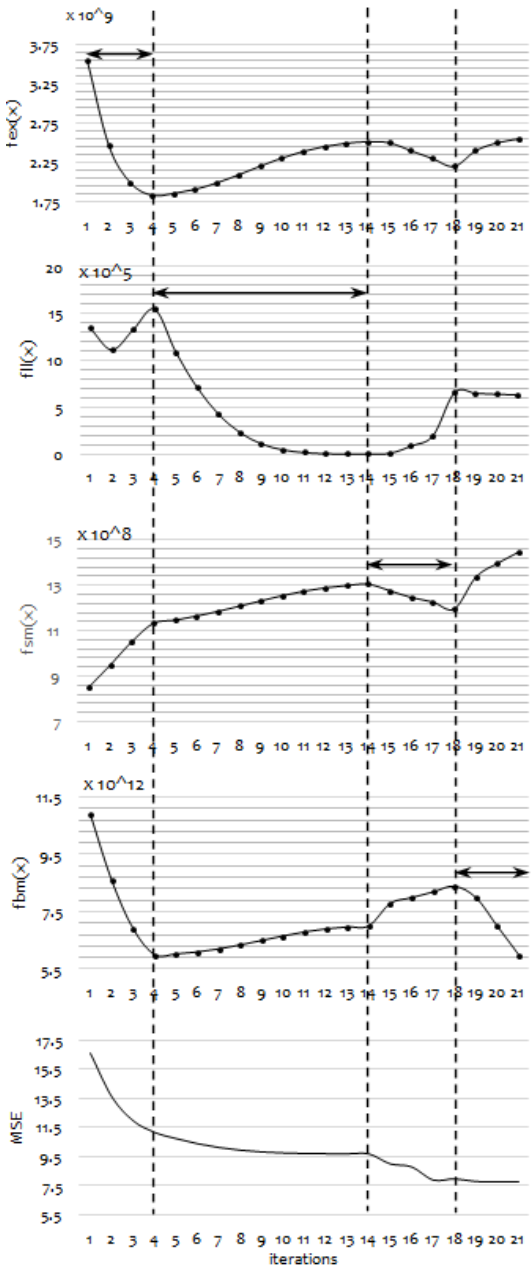
شکل ۱۲: روند اجرای مرحله (۱) الگوریتم در مثال شکل ۱۱. الگوریتم با کمینه‌کردن f_{ex} و محاسبه f_{ll} بررسی می‌کند که f_{ll} نسبت به مقدار اولیه‌اش کاهش یا افزایش داشته است و از افزایش نتیجه می‌گیریم خصوصیات تصاویر آزمایشی با آموزشی تفاوت دارد.



(الف)

(ب)

شکل ۱۳: نتیجه حاصل از کمینه‌کردن f_{ll}، (الف) بدون و (ب) با استفاده از مجموعه نمونه آموزشی.

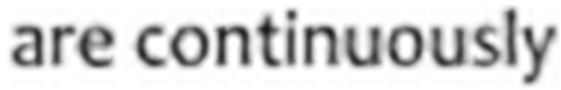


(الف)

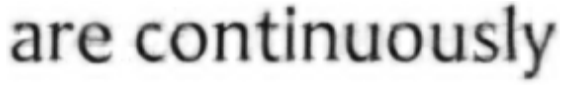
(ب)

(ج)

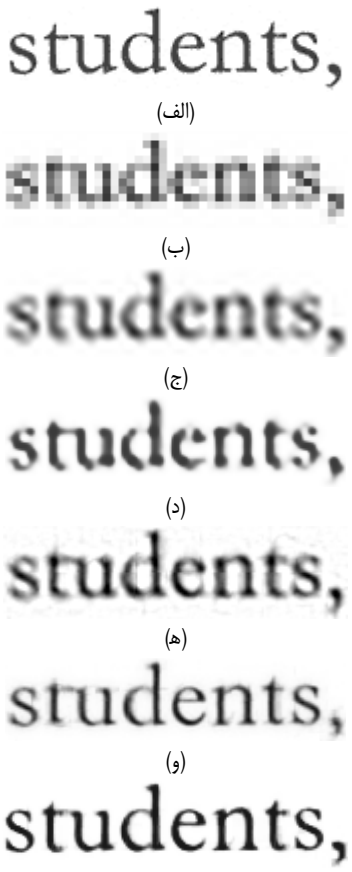
(د)



(ه)



(و)



شکل ۱۴: مقایسه روش ارائه‌شده با تعدادی از روش‌های مشابه. ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۴ و نوع قلم در تصاویر آموزشی و آزمایشی متفاوت است، (الف) تصویر با تفکیک‌پذیری بالا، (ب) تصویر با تکرار پیکسل‌ها، $ApEn = 5,18$ و $MSE = 535$، (ج) درون‌یابی مکعبی، $ApEn = 5,66$ و $MSE = 403$، (د) روش [۱۳]، ۳۴ تکرار، $ApEn = 4,38$ و $MSE = 333$، (ه) روش [۹]، $ApEn = 5,34$ و $MSE = 304$، (و) روش [۵]، ۳۷ تکرار، $ApEn = 5,53$ و $MSE = 209$ و (ز) روش ارائه‌شده، ۱۵ تکرار، $ApEn = 3,61$ و $MSE = 120$.

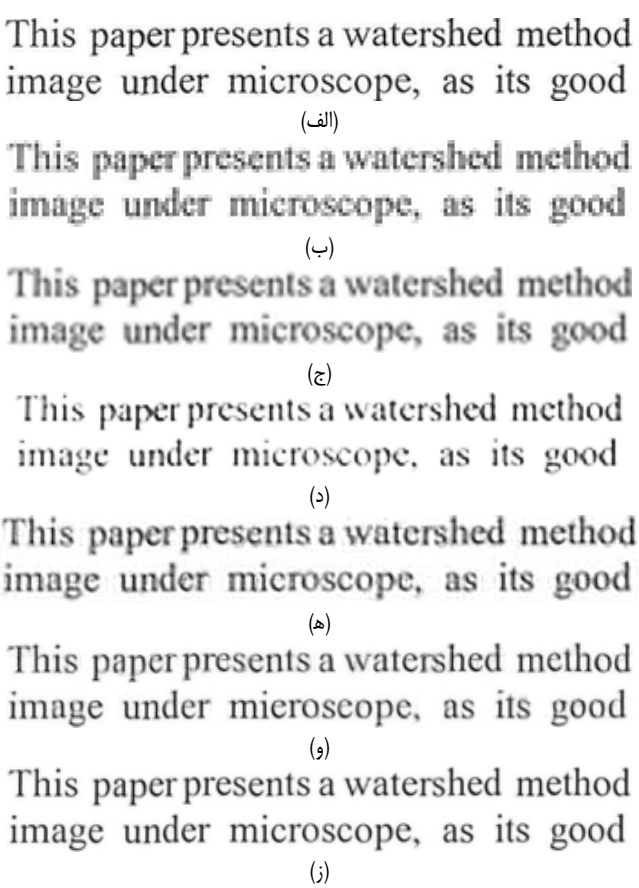
یک تابع، مقدار تابعی دیگر افزایش یابد اما کیفیت تصویر رو به بهبود و خطای مربع میانگین در حال کاهش است.

۵-۵ مقایسه با کارهای قبلی

در اینجا الگوریتم ارائه‌شده را با تعدادی از روش‌های قبلی مرتبط که در مقدمه معرفی شده‌اند مقایسه خواهیم نمود. در روش [۵] علاوه بر تعداد تکرارهای ذکرشده در شکل‌ها حدود ۱۰۰ تکرار هم در فرایند هرس‌کردن نمونه‌های نامربوط انجام شده است.

۵-۵-۱ نتایج دیداری مقایسه با کارهای قبلی

در شکل ۱۴ تصویر خروجی و MSE روش‌های مختلف را مشاهده می‌کنیم. همانند قبل، مجموعه نمونه آموزشی ۷۰٪ یک تصویر متن با قلم Times New Roman است. نوع قلم در تصویر آزمایشی مانند تصویر آموزشی و ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۲ است. تفکیک‌پذیری تصویر با تفکیک‌پذیری بالا ۱۵۰ dpi است. ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌ها برای روش ارائه‌شده در تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ۴×۴ و ۲×۲ در نظر گرفته می‌شود. این ابعاد در تصویر با تفکیک‌پذیری بالا در ۲ ضرب می‌شوند. همان گونه که مشاهده می‌شود روش ارائه‌شده بهترین نتیجه از نظر دیداری و با کمترین MSE را به دست می‌دهد. در آزمایش بعدی، مجموعه نمونه آموزشی ۷۰٪ یک تصویر متن با قلم Times New Roman و نوع قلم در تصویر آزمایشی Garamond است. ضریب افزایش



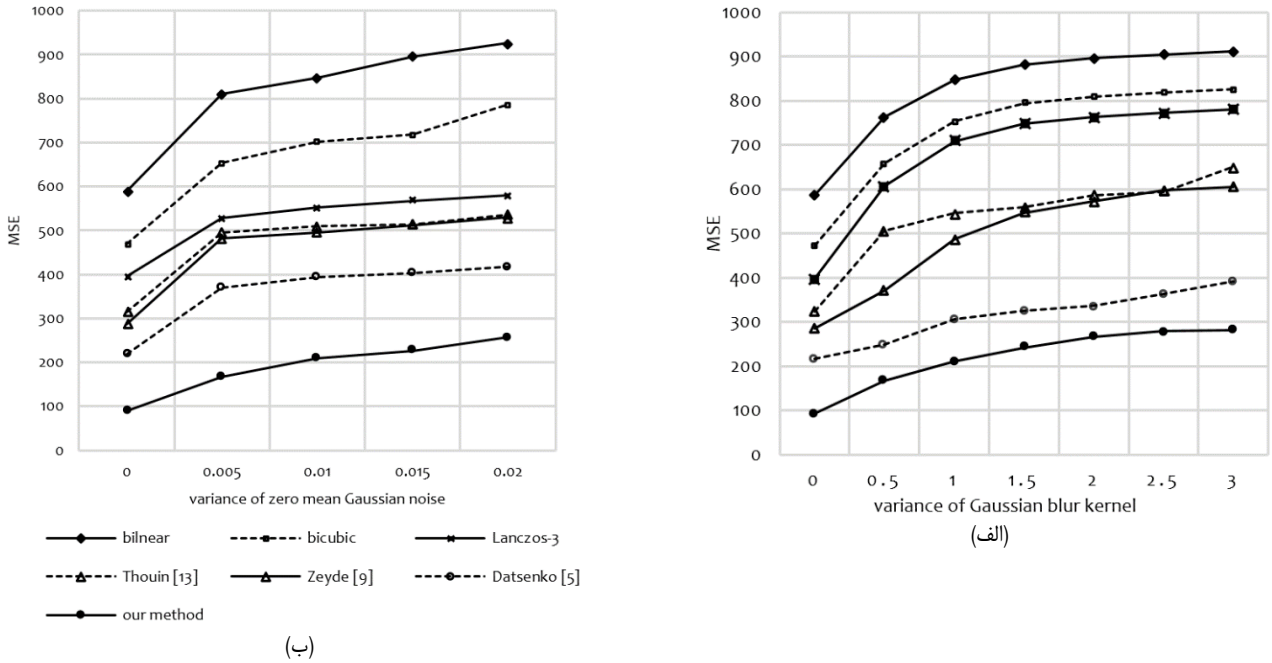
شکل ۱۵: مقایسه روش ارائه‌شده با تعدادی از روش‌های مشابه. ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۲ و نوع قلم در تصاویر آموزشی و آزمایشی یکسان است، (الف) تصویر با تفکیک‌پذیری بالا، (ب) تصویر با تفکیک‌پذیری پایین با تکرار پیکسل‌ها، $ApEn = 5,32$ و $MSE = 851$، (ج) درون‌یابی مکعبی، $ApEn = 5,36$ و $MSE = 700$، (د) روش [۱۳]، ۳۵ تکرار، $ApEn = 3,87$ و $MSE = 573$، (ه) روش [۹]، $ApEn = 5,47$ و $MSE = 450$، (و) روش [۵]، ۳۰ تکرار، $ApEn = 4,87$ و $MSE = 228$ و (ز) روش ارائه‌شده، ۱۸ تکرار، $ApEn = 4,45$ و $MSE = 83$.

تفکیک‌پذیری ۴ است. تفکیک‌پذیری تصویر با تفکیک‌پذیری بالا ۳۰۰ dpi و ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌ها مثل آزمایش قبل است. همان گونه که در شکل ۱۵ مشاهده می‌شود در این آزمایش نیز روش ارائه‌شده بهترین نتیجه از نظر دیداری و با کمترین MSE را به دست می‌دهد.

۵-۵-۲ بررسی تأثیر تارشدگی و نویز روی فراتفکیک‌پذیری

در یک آزمایش تأثیر میزان تارشدگی را روی فراتفکیک‌پذیری بررسی می‌کنیم. در ۲۰ تصویر با قلم‌های مختلف ۷۰٪ تصویر برای آموزش و ۳۰٪ تصویر برای آزمایش در نظر گرفته شده است. میانگین MSE به دست آمده در تصاویر آزمایشی در شکل ۱۶-الف آمده است. در این آزمایش تفکیک‌پذیری تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا ۱۵۰ dpi و ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۲ است. برای تارکردن از فیلتر گاوسی پایین‌گذر ۳×۳ با انحراف معیارهای ۳-۰ استفاده شده و همان گونه که مشاهده می‌شود در روش‌های مختلف با افزایش میزان تارشدگی خطا افزایش می‌یابد. همواره میزان خطا در روش ارائه‌شده نسبت به روش‌های قبلی کمتر است.

در یک آزمایش دیگر نویز گاوسی با میانگین ۰ و واریانس‌های ۰/۰۲-۰ را به تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی اعمال می‌کنیم. نتایج در شکل ۱۶- ب نشان داده شده است. با افزایش میزان نویز خطا افزایش می‌یابد زیرا در روش مبتنی بر آموزش ارائه‌شده تصویر با تفکیک‌پذیری بالای خروجی بر اساس نمونه‌های استخراج‌شده از مجموعه آموزشی تولید



شکل ۱۶: تأثیر میزان (الف) تارشدگی (واریانس هسته تارکننده گوسی) و (ب) نویز (واریانس نویز گوسی جمع‌شونده با میانگین صفر) روی نتایج فراتفکیک‌پذیری روش‌های مختلف.

جدول ۱: نتایج مربوط به زمانی که تفکیک‌پذیری تصاویر آموزشی ثابت (۷۵ DPI و ۳۰۰ DPI) و تفکیک‌پذیری تصاویر آزمایشی تغییر می‌کند.

روش ارائه‌شده		روش [۵]		Lanczos −۳	میزان افزایش	نسبت تفکیک‌پذیری تصویر
(ا) یا (ب)	تعداد تکرار	MSE	تعداد تکرار	MSE	تفکیک‌پذیری (۴)	ورودی به تصاویر آموزشی
(ب)	۸	۱۸۹۰	۲۰	۱۹۷۹	۱۵۰ به ۳۷/۵	۰/۵
(ا)	۱۱	۷۵۳	۳۵	۷۵۵	۲۴۰ به ۶۰	۰/۸
(ا)	۱۵	۲۰۹	۴۳	۲۳۷	۲۷۰ به ۶۷/۵	۰/۹
(ا)	۱۷	۱۳۷	۳۹	۱۸۹	۳۰۰ به ۷۵	۱
(ا)	۱۹	۱۶۹	۴۴	۲۱۵	۳۳۰ به ۸۲/۵	۱/۱
(ب)	۱۷	۲۲۸	۳۱	۲۴۲	۳۷۵ به ۹۳/۷۵	۱/۲۵
(ب)	۱۲	۱۴۵	۴۵	۱۷۸	۶۰۰ به ۱۵۰	۲

می‌گردد. از طرفی با افزایش میزان نویز در وصله‌های تصویر ورودی نمونه‌هایی از مجموعه آموزشی استخراج می‌گردند که با نمونه‌های مطلوب ما برای بازسازی متفاوت هستند و بنابراین تصویر خروجی با تصویر مطلوب متفاوت خواهد بود.

۵-۵-۳ بررسی تأثیر تفاوت تفکیک‌پذیری در تصاویر آموزشی و آزمایشی

در آزمایش بعد بررسی می‌کنیم اگر تفکیک‌پذیری (یا به طور متناظر اندازه قلم) در تصاویر آزمایشی با تفکیک‌پذیری در تصاویر آموزشی متفاوت باشد چه اتفاقی می‌افتد. مانند آزمایش قبل در ۲۰ تصویر با قلم‌های مختلف ۷۰٪ تصویر برای آموزش و ۳۰٪ تصویر برای آزمایش در نظر گرفته شده است.

۵-۵-۳-۱ تفکیک‌پذیری ثابت تصاویر آموزشی و تفکیک‌پذیری متغیر تصاویر آزمایشی

در تصاویر آموزشی تفکیک‌پذیری ثابت، تفکیک‌پذیری بالا و پایین به ترتیب ۳۰۰ dpi و ۷۵ dpi و اندازه قلم ۱۲ است. حالت‌هایی را در نظر می‌گیریم که در آنها تفکیک‌پذیری در تصاویر آزمایشی ۰/۵، ۰/۸، ۰/۹، برابر، ۱/۱، ۱/۲۵ و ۲ برابر تفکیک‌پذیری بخش با تفکیک‌پذیری پایین در تصاویر آموزشی متناظر (۷۵ dpi) است. به عنوان مثال در حالت اول، تفکیک‌پذیری تصاویر آزمایشی ۳۷/۵ dpi است و با توجه به این که ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۴ است، بعد از فراتفکیک‌پذیری به ۱۵۰ (۳۷/۵×۴)dpi می‌رسد.

نتایج این آزمایش در جدول ۱ آمده است. همان گونه که مشاهده می‌شود، کمترین خطا مربوط به زمانی است که تصاویر آزمایشی بیشترین شباهت را با تصاویر آموزشی دارند و به عبارت دیگر زمانی که تفکیک‌پذیری آنها مشابه است و افزایش تفکیک‌پذیری از ۷۵ dpi به ۳۰۰ dpi انجام می‌گیرد. هرچه تفاوت تفکیک‌پذیری تصاویر آزمایشی با تصاویر آموزشی بیشتر شود خطا افزایش می‌یابد. همواره روش ما نتایج بهتری نسبت به روش [۵] و درون‌یابی Lanczos −۳ به دست می‌دهد. همچنین تعداد تکرارهای روش ما از روش [۵] کمتر است. نتیجه‌گیری دیگر این است که هرچه تفکیک‌پذیری تصاویر آزمایشی ورودی بالاتر باشد تصویر فراتفکیک‌پذیری شده بهتر خواهد بود.

۵-۵-۳-۲ تفکیک‌پذیری متغیر تصاویر آموزشی و تفکیک‌پذیری ثابت تصاویر آزمایشی

در یک آزمایش دیگر این بار تفکیک‌پذیری تصاویر آزمایشی را ثابت (۷۵ dpi) در نظر می‌گیریم و تفکیک‌پذیری تصاویر آموزشی را نسبت به آن تغییر می‌دهیم. بقیه شرایط این آزمایش مشابه آزمایش قبل است و نتایج این آزمایش در جدول ۲ آمده است. در حالت‌های مختلف این آزمایش MSE مربوط به Lanczos −۳، ۱۰۷۰ است. همان طور که مشاهده می‌شود روش ما در تکرارهای کمتر، نتایج با خطای کمتری

جدول ۲: نتایج مربوط به زمانی که تفکیک‌پذیری تصاویر آزمایشی ثابت (۷۵ DPI) و تفکیک‌پذیری تصاویر آموزشی تغییر می‌کند.

روش ارائه‌شده		روش [۵]		Lanczos -۳	تفکیک پذیری در	نسبت تفکیک‌پذیری تصاویر
(ا) یا (ب)	تعداد تکرار	MSE	تعداد تکرار	MSE	تصاویر آموزشی	آموزشی به تصویر ورودی
(ب)	۱۳	۸۷۳	۴۶	۹۸۸	۱۰۷۰	۱۵۰ به ۳۷٫۵	۰٫۵
(ب)	۲۱	۴۷۲	۳۰	۵۲۴	۱۰۷۰	۲۴۰ به ۶۰	۰٫۸
(ا)	۱۴	۲۶۴	۴۰	۲۹۲	۱۰۷۰	۲۷۰ به ۶۷٫۵	۰٫۹
(ا)	۱۷	۱۳۷	۳۲	۱۸۹	۱۰۷۰	۳۰۰ به ۷۵	۱
(ا)	۱۱	۱۸۸	۳۱	۲۱۳	۱۰۷۰	۳۳۰ به ۸۲٫۵	۱٫۱
(ا)	۱۱	۳۸۶	۴۰	۴۷۰	۱۰۷۰	۳۷۵ به ۹۳٫۷۵	۱٫۲۵
(ب)	۱۵	۸۵۸	۳۷	۹۸۳	۱۰۷۰	۶۰۰ به ۱۵۰	۲

جدول ۳: افزایش تفکیک‌پذیری بین تفکیک‌پذیری‌های مختلف.

روش ارائه‌شده		روش تنظیم ۷۵٪		روش [۲۴]		روش [۵]		Lanczos -۳		ابعاد هم‌پوشانی	میزان افزایش	ضریب افزایش
DRDM	MSE	DRDM	MSE	DRDM	MSE	DRDM	MSE	DRDM	MSE	وصله‌ها	تفکیک‌پذیری	تفکیک‌پذیری
۰٫۴۶	۹۳	۳٫۱۸	۳۶۹	۱٫۱۰	۲۰۶	۰٫۹۱	۲۱۷	۳٫۲۶	۳۹۷	۸-۴	۱۵۰ به ۷۵	۲
۲٫۴۷	۶۶۶	۱۲٫۵۲	۱۳۸۹	۵٫۹۴	۷۰۲	۷٫۶۱	۷۷۲	۲۳٫۳۶	۱۹۲۹	۸-۴	۱۵۰ به ۳۷٫۵	۴
۰٫۶۳	۱۳۷	۱٫۲۶	۳۱۲	۰٫۷۶	۱۵۵	۰٫۷۳	۱۸۹	۶٫۶۳	۱۰۷۰	۱۶-۸	۳۰۰ به ۷۵	۴
۰٫۲۵	۳۷	۰٫۸۵	۶۳	۰٫۲۵	۳۹	۰٫۲۸	۴۲	۱٫۱۸	۲۱۰	۳۲-۱۶	۶۰۰ به ۱۵۰	۴
۲٫۵	۸۹۶	۱۹٫۳۸	۱۵۷۳	۶٫۱۷	۱۰۳۱	۵٫۷۸	۱۱۲۴	۱۶٫۸۴	۲۳۱۴	۲۴-۱۶	۳۰۰ به ۳۷٫۵	۸
۱٫۲۶	۳۶۶	۷٫۴۴	۷۴۱	۲٫۸۴	۴۲۷	۳٫۰۶	۴۶۹	۱۰٫۲۵	۱۱۸۴	میانگین		

به دست می‌دهد. در جدول‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌کنیم زمانی که تفکیک‌پذیری تصاویر آموزشی و آزمایشی به هم نزدیک است حالت (ا) الگوریتم رخ می‌دهد و زمانی که تفاوت تفکیک‌پذیری‌ها زیاد می‌شود حالت (ب) الگوریتم رخ می‌دهد.

۵-۵-٤ فراتفکیک‌پذیری بین تفکیک‌پذیری‌های مختلف

در آزمایش بعدی افزایش تفکیک‌پذیری بین تفکیک‌پذیری‌های مختلف را بررسی می‌کنیم. این بار خصوصیات تصاویر آموزشی و آزمایشی یکسان هستند و علاوه بر معیار MSE معیار DRDM که اختلاف بین تصاویر دودویی را اندازه می‌گیرد [۲۱] را نیز در نظر می‌گیریم. همان گونه که در جدول ۳ نشان داده شده است روش ما نتایج با خطای کمتری به دست می‌دهد. در این آزمایش الگوریتم همواره در حالت (ا) قرار می‌گیرد زیرا تصاویر آموزشی و آزمایشی با هم منطبق هستند. در جدول ۳ ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا هم نشان داده شده است. این ابعاد همان گونه که توضیح داده شد با توجه به ارتفاع متوسط نویسه‌ها تعیین می‌گردد. البته در حالت ضریب افزایش تفکیک‌پذیری ۸ ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا را ۲۴ و ۱۶ در نظر می‌گیریم. به این ترتیب ابعاد و هم‌پوشانی وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین ۳ و ۲ خواهد شد. این انتخاب از این جهت است که ابعاد وصله‌های با تفکیک‌پذیری پایین خیلی کوچک نشود و این وصله‌ها حاوی اطلاعات باشند.

۵-۵-۵ مقایسه با الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر

در این بخش روش نزول گرادیان ناهمزمان ترتیبی ارائه‌شده را با یک روش بهینه‌سازی مشابه که در یک کاربرد متفاوت مورد استفاده قرار گرفته است مقایسه می‌کنیم. این روش، نزول گرادیان ترتیبی نامیده شده و برای ارتقای[1] دسته‌بندها[2] مورد استفاده قرار گرفته است [۲۴]. در روش‌های ارتقای دسته‌بندها در هر مرحله یک دسته‌بند ضعیف به ترکیب خطی دسته‌بندها افزوده می‌گردد تا یک دسته‌بند قدرتمند نهایی ساخته شود. در اینجا به جای ترکیب خطی دسته‌بندها، ترکیب خطی توابع معرفی‌شده در بخش ۳-۱ را در نظر می‌گیریم. ترتیب در نظر گرفتن توابع و افزودن آنها به ترکیب خطی را مشابه بخش ۴-۱-۱ در نظر می‌گیریم. در این روش بعد از افزودن هر تابع جدید به ترکیب خطی، ضریب مربوط به آن ترکیب خطی هم به طور جداگانه بهینه می‌گردد. ابتدا تنها $\lambda_1 f_{ex}$ به تصویر اعمال می‌گردد و این تابع کمینه می‌گردد، سپس $\lambda_1 f_{ex}+\lambda_2 f_{ll}$، سپس $\lambda_1 f_{ex}+\lambda_2 f_{ll}+\lambda_3 f_{sm}$ و در نهایت $\lambda_1 f_{ex}+\lambda_2 f_{ll}+\lambda_3 f_{sm}+\lambda_4 f_{bm}$ به تصویر اعمال شده و کمینه می‌گردد. ما در اینجا بعد از افزودن هر ترم ضریب آن ترم را به صورت دستی برای به دست آوردن بهترین نتیجه تعیین می‌کنیم. نتایج مربوط به این روش در مقایسه با روش‌های دیگر در جدول ۳ گنجانده شده است.

برای ارزیابی بیشتر روش ارائه‌شده، آن را با یک روش فراتفکیک‌پذیری بیزی نیز مقایسه می‌کنیم. در این روش بیزی ترکیب خطی تابع درست‌نمایی به همراه سه تابع دیگر (تابع دومُدی بودن، تابع هم‌واربودن و تابع به کارگیری مجموعه نمونه‌ها) را در چارچوب بیز کمینه می‌کنیم و تصویر با تفکیک‌پذیری بالا را تولید می‌کنیم. در واقع این سه تابع به عنوان ترم تنظیم در فراتفکیک‌پذیری بیزی عمل می‌کنند. تأثیر ترم تنظیم در ترکیب خطی را به صورت ۷۵٪ از کل در نظر می‌گیریم. نتایج مربوط به این روش در مقایسه با روش‌های دیگر با عنوان تنظیم ۷۵٪ در جدول ۳ گنجانده شده است.

٦- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

٦-۱ نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش جدید برای فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویری تصاویر متن ارائه کردیم که روش ارائه‌شده یک روش مبتنی بر نمونه

1. Boosting
2. Classifier

است. برای فراتفکیک‌پذیری از یک مجموعه نمونه آموزشی که شامل وصله‌های با تفکیک‌پذیری بالا و پایین است استفاده می‌شود. در چارچوب بیزی از تعدادی تابع به عنوان دانش اولیه و درست‌نمایی استفاده می‌شود. این توابع عبارتند از ۱) تابع دومُدی بودن، ۲) تابع یکنواخت‌بودن، ۳) تابع نزدیکی به مجموعه نمونه آموزشی به عنوان دانش اولیه و ۴) تابع میزان شباهت با تصویر اولیه به عنوان درست‌نمایی. با کمینه‌کردن این توابع طی فرایند تکرارشونده نزول گرادیان، تصویر با تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید.

در روش‌های قبلی [۱]، [۳]، [۵]، [۶]، [۱۱]، [۱۳]، [۱۴] و [۱۶] ترکیب خطی توابع، کمینه شده و تصویر فراتفکیک‌پذیری شده به دست می‌آید اما در روش ما توابع به ترتیب و با توجه به این که در تکرارهای متوالی الگوریتم چه تغییرات تدریجی‌ای در تصویر متن رخ می‌دهد کمینه می‌گردند. به این ترتیب دیگر نیازی به تعیین ضرایب ترکیب خطی توابع که برای تصاویر مختلف متغیر هستند نخواهد بود. در ابتدای الگوریتم با توجه به این که استفاده از مجموعه نمونه آموزشی تا چه حد مفید واقع می‌شود مسیر الگوریتم و ترتیب کمینه‌کردن توابع تعیین می‌گردد. از دیدگاه بیزی در ابتدای الگوریتم تصمیم می‌گیریم که بیشتر از دانش اولیه استفاده کنیم یا از درست‌نمایی.

الگوریتم ارائه‌شده تعداد پارامترهای کمی دارد و در بخش نتایج آزمایش‌ها مشاهده کردیم حساسیت الگوریتم نسبت به این پارامترها کم است. نتایج روش ارائه‌شده در شرایط مختلف را به صورت دیداری و عددی ارائه کردیم. همچنین روش ارائه‌شده را با تعدادی از روش‌های قبلی مشابه مقایسه نمودیم. نسبت به روش‌های قبلی، روش ارائه‌شده نتایج بهتری را در تعداد تکرارهای کمتری به دست می‌دهد.

۶-۲ کارهای آینده

اگر بین مجموعه نمونه آموزشی و تصویر ورودی از نظر تفکیک‌پذیری، اندازه قلم یا نوع قلم تطابق زیادی وجود نداشته باشد الگوریتم ارائه‌شده به طور خودکار کمتر از مجموعه نمونه آموزشی استفاده می‌کند. با توجه به نتایج به دست آمده در این حالت، یک بهبود برای الگوریتم می‌تواند به این ترتیب حاصل شود که تصاویر مختلف با خصوصیات مختلف (تفکیک‌پذیری، اندازه قلم، نوع قلم و میزان تارشدگی) را به عنوان مجموعه نمونه آموزشی آماده کنیم. سپس با توجه به خصوصیات تصویر آزمایشی، بخشی از مجموعه نمونه آموزشی که با آن بیشترین تطابق را دارد انتخاب کنیم و برای فراتفکیک‌پذیری مورد استفاده قرار دهیم. البته برای این کار باید یک شرط تفکیک‌پذیری حداقل را برای تصویر ورودی در نظر بگیریم تا امکان تخمین خصوصیات آن وجود داشته باشد.

در این مقاله برای در نظر گرفتن خصوصیات متن از دو تابع دومُدی بودن و هم‌واربودن استفاده کردیم. برای به دست آوردن نتایج بهتر می‌توان توابع جدیدی برای مدل‌کردن خصوصیات متن ارائه کرد. در [۳] و [۱۳] از توابع هموارکننده‌ای استفاده شده که لبه‌ها را حفظ می‌کنند اما این توابع پارامترهایی دارند که برای تصاویر مختلف باید با آزمون و خطا تعیین گردد.

روش ارائه‌شده را علاوه بر تصاویر متن می‌توان به تصاویر دومُدی دیگر مانند تصاویر نمودارها، گراف‌ها و معادله‌ها هم اعمال کرد. در این مقاله برای به دست آوردن ابعاد مناسب وصله‌ها در تصاویر متن، از ارتفاع متوسط نویسه‌ها استفاده کردیم. برای عملکرد مناسب روش باید راه حلی برای به دست آوردن ابعاد مناسب وصله‌ها در تصاویر دومُدی مختلف به دست آورد.

در این مقاله همانند کارهای قبلی انجام‌شده برای فراتفکیک‌پذیری تصاویر متن، آزمایش‌ها روی تصاویر متن لاتین انجام شد. تصاویر متن در زبان‌های دیگر مانند فارسی و عربی دارای خصوصیات متفاوتی هستند [۲۵]. تنوع و تعداد مؤلفه‌های به هم پیوسته در یک متن چاپی فارسی بسیار بیشتر از یک متن چاپی لاتین است. بنابراین در به کارگیری مجموعه نمونه آموزشی برای این زبان‌ها با مسأله پیچیده‌تری نسبت به زبان‌های لاتین مواجه هستیم. باید در مراحل مختلف الگوریتم از جمله انتخاب ابعاد وصله‌ها و جستجوی نزدیک‌ترین همسایگی برای وصله‌ها، تمهیدات لازم در مورد این مسأله پیچیده‌تر اندیشیده شود.

مراجع

[1] A. Abedi and E. Kabir, "Stroke width-based directional total variation regularisation for document image super resolution," *IET Image Processing*, vol. 10, no. 2, pp. 158-166, Feb. 2016.

[2] P. Milanfar, *Super-Resolution Imaging*, vol. 1, CRC Press, 2010.

[3] K. Donaldson and G. Myers, "Bayesian super-resolution of text in video with a text-specific bimodal prior," *Int. J. Document Anal. Recognit*., vol. 7, no. 2, pp. 159-167, Jul. 2005.

[4] C. M. Thillou and M. Mirmehdi, "An introduction to super-resolution text," *Digital Document Processing, Advances in Pattern Recognition*, vol. 16, no. 17, pp. 305-327, Sep. 2007.

[5] D. Datsenko and M. Elad, "Example-based single document image super-resolution: a global MAP approach with outlier rejection," *Multidim Syst Sign Process*, vol. 18, no. 2, pp. 103-121, Sep. 2007.

[6] M. Elad and D. Datsenko, "Example-based regularization deployed to super-resolution reconstruction of a single image," *The Computer J.*, vol. 52, no. 1, pp. 15-30, Oct. 2009.

[7] J. Park, Y. Kwon, and J. H. Kim, "An example-based prior model for text image super-resolution," in *Proc. 8th Int. Conf. on Document Analysis and Recognition*, vol. 1, pp. 374-378, Sep. 2005.

[8] R. Zeyde, M. Elad, and M. Protter, "On single image scale-up using sparse-representations," *Curves and Surfaces Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6920, pp. 711-730, Jan. 2012.

[9] R. Walha, F. Driram, F. Lebourgeois, and A. M. Alimi, "Super-resolution of single text image by sparse representation," in *Proc. of the Workshop on Document Analysis and Recognition DAR'12*, pp. 22-29, Aug. 2012.

[10] G. Caner and I. Haritaoglu, "ShapeDNA: effective character restoration and enhancement for arabic text documents," in *Proc. 20th Int. Conf. on Pattern Recognition, ICPR'10*, pp. 2053-2056, Jul. 2010.

[11] S. Baker and T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 9, pp. 1167-1183, Nov. 2002.

[12] W. T. Freeman, E. C. Pasztor, and O. T. Carmichael, "Learning low-level vision," *International J. of Computer Vision*, vol. 40, no. 1, pp. 25-47, Oct. 2000.

[13] P. Thouin and C. Chang, "A method for restoration of low-resolution document images," *Int. J. Document Anal. Recognit.*, vol. 2, no. 4, pp. 200-210, Jun. 2000.

[14] H. Q. Luong and W. Philips, "Robust reconstruction of low-resolution document images by exploiting repetitive character behaviour," *International J. on Document Analysis and Recognition*, vol. 11, no. 1, pp. 39-51, Oct. 2008.

[15] J. Banerjee and C. V. Jawahar, "Super-resolution of text images using edge-directed tangent field," in *Proc. 8th IAPR Int. Workshop on Document Analysis Systems, DAS'08*, pp. 76-83, Nov. 2008.

[16] A. Kheradmand and P. Milanfar, "A general framework for regularized, similarity-based image restoration," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 23, no. 12, pp. 5136-5151, Dec. 2014.

[17] J. H. Friedman, J. L. Bentley, and R. A. Finkel, "An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time," *ACM Trans. on Mathematical Software*, vol. 3, no. 3, pp. 209-226, Feb. 1977.

[18] M. V. W. Zibetti, F. S. V. Bazan, and J. Mayer, "Determining the regularization parameters for super-resolution problems," *Signal Processing*, vol. 88, no. 12, pp. 2890-2901, Dec. 2008.

[19] A. Panagiotopoulou and V. Anastassopoulos, "Super-resolution image reconstruction techniques: trade-offs between the data-fidelity and regularization terms," *Information Fusion*, vol. 13, no. 3, pp. 185-195, Jul. 2012.

[20] A. Agarwal and J. C. Duchi, *Distributed Delayed Stochastic Optimization*, arXiv: 1104.5525, 2011.

[21] H. Lu, A. Kot, and Y. Shi, "Distance-reciprocal distortion measure for binary document images," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 11, no. 2, pp. 228-231, Feb. 2004.

[22] S. M. Pincus, I. M. Gladstone, and R. A. Ehrenkranz, "A regularity statistic for medical data analysis," *J. of Clinical Monitoring and Computing*, vol. 7, no. 4, pp. 335-345, Feb. 1991.

[23] G. Louloudis, B. Gatos, I. Pratikakis, and C. Halatsis, "Text line detection in handwritten documents," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 12, pp. 3758-3772, Dec. 2008.

[24] L. Zheng, S. Wang, and Y. Liu, "Information theoretic regularization for semi-supervised boosting," in *Proc. of the 15th ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD'09*, pp. 1017-1026, Aug. 2009.

[25] L. M. Lorigo and V. Govindaraju, "Offline Arabic handwriting recognition: a survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 5, pp. 712-724, Mar. 2006.

علی عابدی در شهریور ۱۳۶۳ در تهران به دنیا آمد. او تحصیلات خود را در کارشناسی مهندسی برق- الکترونیک در سال ۱۳۸۶، و کارشناسی ارشد مهندسی برق- الکترونیک در سال ۱۳۸۸ در دانشگاه صنعتی امیرکبیر به پایان رسانده است، و هم‌اکنون دانشجوی دکتری مهندسی برق- الکترونیک در دانشگاه تربیت مدرس می‌باشد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش سیگنال و تصویر، بازشناسی الگو و پردازش و تحلیل تصاویر متن.

احسان‌اله کبیر در آبان ۱۳۳۷ در تهران به دنیا آمد. او کارشناسی ارشد پیوسته خود را در مهندسی برق و الکترونیک از دانشکده فنی دانشگاه تهران و دکترای خود را در مهندسی سیستم‌های الکترونیک از دانشگاه اسکس در انگلستان، به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۶۴ و ۱۳۶۹ دریافت کرد. او اکنون استاد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه تربیت مدرس است. زمینه پژوهشی مورد علاقه ایشان تحلیل و بازشناسی تصاویر متن است.