

جداسازی کور تصاویر ترکیبی اسکن شده، بر مبنای پیش پردازش غیرخطی و اعمال تابع رقابت مابین اجزاء فرکانس بالا

سمیه اربابی^۱، رضا قادری^۲ و عطاءالله ابراهیم زاده^۳
^۱ دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، s.arbabi@stu.nit.ac.ir

^۲ دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، r_ghaderi@nit.ac.ir

^۳ دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، e_zadeh@nit.ac.ir

چکیده:

هرگاه از یک مدرک کاغذی تصویری گرفته شود، مثلاً در حین اسکن کاغذ، تصویری که در پشت صفحه کاغذ وجود دارد اثری در صفحه جلویی از خود برجای می‌گذارد. تصاویر صفحه پشت و روی کاغذ ترکیبی غیرخطی ایجاد می‌کنند و بنابراین یک مسأله با کاربرد عملی برای جداسازی کور منابع (BSS) فراهم می‌آید. در اینجا، یک نسخه از ترکیبات شدیداً غیرخطی که در آن از کاغذ "پوست‌پیزی" استفاده شده، به کار گرفته شده است. جداسازی توسط **InfoMax** بسط یافته و با اعمال یک روش پیش پردازش غیرخطی ابتکاری مبتنی بر رقابت بین اجزاء فرکانس بالای تجزیه موجک تصاویر انجام شد. نتایج جداسازی توسط معیارهای کیفی و کمی مورد ارزیابی قرار گرفت که بیانگر دقت، سرعت و کیفیت بالای تصاویر تخمینی است. به منظور ارزیابی دقیق‌تر الگوریتم جداسازی غیرخطی و مقایسه کیفیت تصاویر تخمینی با منابع اولیه، علاوه بر معیارهای ارزیابی معمول، معیار سنجش فاصله اقلیدسی بین انحراف معیار تصاویر و شباهت **Line Profile** معرفی شده است. نتایج جداسازی غیرخطی با الگوریتم پیشنهادی توسط معیارهای مذکور مورد بررسی قرار گرفت و بهبود قابل ملاحظه‌ای مشاهده شد.

کلید واژه‌ها: جداسازی کور منابع^۱ (BSS)، ترکیبات غیرخطی تصاویر، آنالیز مولفه مستقل^۲ (ICA)،
^۳ **InfoMax** بسط یافته، تبدیل موجک^۴.

کاغذی، تصویری که در پشت صفحه کاغذ وجود دارد
تداخلی در صفحه جلویی ایجاد می‌کند. لذا تصاویر
صفحه رویی و صفحه پشت کاغذ، ترکیب غیرخطی
ایجاد می‌کنند که علت این امر، شفافیت جزئی کاغذ
است. معمولاً می‌توان از دو طرف اسناد کاغذی، دو
ترکیب مختلف به دست آورد؛ بنابراین یک نمونه

۱. مقدمه

امروزه ضرورت نگهداری اطلاعات به صورت نسخه
الکترونیکی و رقمی شده (دیجیتالی) باعث شده که
اسناد، پایان نامه‌ها و نسخ قدیمی عکسبرداری یا اسکن
شوند. هنگام عکسبرداری یا اسکن اسناد و مدارک

دلیل روش‌های ICA خطی به طور وسیع در الگوریتم‌های جداسازی کور منابع استفاده شده‌اند، اما چون ترکیب تصاویر اسکن شده یک مسأله نویزی و شدیداً غیرخطی است بنابراین بسیار چالش‌برانگیز بوده و الگوریتم‌های خطی در روند جداسازی کارآیی مطلوبی نخواهند داشت. بعلاوه اینکه برخی از جفت منابع مورد استفاده فرضیات استقلال را به طور کامل ندارند.

یکی از روش‌های جداسازی غیرخطی که مبتنی بر الگوریتم‌های وفقی و تکراری بوده، در شبکه‌های عصبی توسعه یافته و از اطلاعات متقابل مؤلفه‌های استخراج شده برای سنجش میزان وابستگی استفاده می‌کند، روش معروف InfoMax است [7, 12]. این الگوریتم برای کمینگی اطلاعات متقابل مابین مولفه‌های تخمینی نیازمند آگاهی از تابع توزیع چگالی^۹ (PDF) منابع است [13] که با توجه به کور بودن فرآیند جداسازی، اطلاعاتی درباره PDF سیگنال‌های منبع در دسترس نبوده و این PDFها بایستی تخمین زده شوند. بمنظور افزایش قابلیت الگوریتم InfoMax در تخمین تابع توزیع منابع و جداسازی ترکیبات غیرخطی، الگوریتم InfoMax بسط یافته معرفی می‌شود. در ادامه و بمنظور افزایش دقت و سرعت الگوریتم فوق اعمال یک مرحله پیش‌پردازش غیرخطی اضافی مبتنی بر موجک - علاوه بر پیش‌پردازش‌های خطی معمول از قبیل مرکزی‌سازی^{۱۰} و سفیدسازی^{۱۱} - بر روی ترکیبات تصاویر مشاهده‌ای پیشنهاد می‌شود. بدین صورت که از روش‌های فیلترینگ پایین گذر به منظور کمرنگ کردن اثر تصویر مزاحم و ایجاد رقابت مابین اجزای فرکانس بالای تصاویر اسکن شده استفاده شده است. بررسی نتایج نشان می‌دهد که با این پیش‌پردازش، الگوریتم جداسازی به نتایج به مراتب بهتری منجر می‌شود. چنین پیش‌پردازی باعث می‌شود که وابستگی الگوریتم InfoMax غیرخطی به معیار استقلال منابع کمتر شده و جداسازی منابع غیرخطی غیرمستقل نیز

آزمایش از دیتای واقعی و با کاربرد عملی برای جداسازی کور منابع (BSS) به وجود می‌آید. در این تحقیق تمرکز ما بر روی یک مدل بسیار پیچیده‌تر است که از کاغذ پوست پیزی استفاده شده و شامل ترکیب‌های شدیداً غیرخطی می‌باشد [1]. به این ترتیب، قبل از انتقال یا ذخیره تصاویر مدارک کاغذی باید کیفیت تصویر توسط ابزارهای پردازش تصویر بهبود و ارتقا یابد، و از آنجائیکه در کاربردهایی از قبیل رقمی‌سازی اسناد، مدارک و کتاب‌ها نیاز است که محتوای هر دو روی کاغذ بازیابی و استخراج شود، بنابراین مسأله مورد مطالعه ما در اصل در زمره مسائل حذف نویز و بهبود تصویر قرار نداشته و اصولاً یک مسأله "جداسازی کور منبع (BSS)" است. جداسازی کور منابع، روشی برای بازیابی مجموعه‌ای از منابع مستقل نامشخص است که به وسیله یک سیستم ترکیب ناشناخته مخلوط شده‌اند. واژه کور به این واقعیت تکیه می‌کند که اولاً سیگنال‌های اصلی قابل مشاهده نبوده و ثانیاً هیچ اطلاعاتی در مورد نحوه ترکیب شدن آنها وجود ندارد و جداسازی تنها بر پایه سیگنال‌های ترکیبی و با فرض استقلال آماری منابع اولیه انجام می‌شود [2, 3].

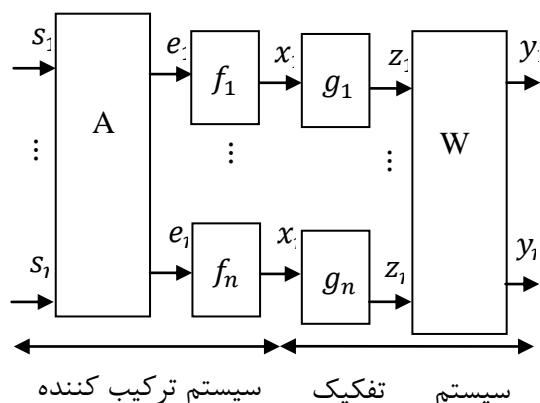
تا کنون روش‌های زیادی برای حل مسأله BSS معرفی و بررسی شده‌اند. از جمله این الگوریتم‌ها بیشینه کشیدگی^۵، بیشترین شباهت^۶ و کمینگی اطلاعات متقابل^۷ (MMI) می‌باشد [4-6]. با این حال، متداول‌ترین و بهترین روش برای حل مسأله جداسازی کور استفاده از آنالیز مولفه مستقل (ICA) است که در این خصوص می‌توان دو رویکرد ICA خطی [7] و ICA غیرخطی را [8] نام برد. ICA خطی یک رویکرد با راه حل یکتا و جواب منحصر به فرد است [9] برخلاف ICA غیرخطی که بدون محدودیت‌های اضافی در واقع یک مسأله بدخیم^۸ بوده که بینهایت راه حل داشته و هیچ یک از جواب‌ها را نمی‌توان به سادگی به یکدیگر مرتبط کرد [10, 11]. به همین

بیشتر مقالات، ترکیبات غیرخطی دارای محدودیت (PNL) بعنوان و بجای مدل غیرخطی معرفی شده است، ولی از نظر ما تمایز آشکاری با مدل غیرخطی دارد و عمومیت و چالش‌های مدل غیرخطی را ندارد، زیرا PNL از جهات بسیاری همانند مدل ICA خطی است، به این معنا که دارای نتایجی یکتا بوده و بدخیمی ذاتی مدل غیرخطی را ندارد و با رابطه (۳) تعریف می‌شود [۱۵].

$$x=f(As) \quad (3)$$

که در واقع ترکیبات خطی هستند ($e=As$) که روابط غیرخطی معکوس پذیر مولفه‌ای^{۱۳} (f) بر آن اعمال شده است.

جذابیت این کلاس از ترکیب‌های غیرخطی، به دلیل وجود جواب یکتا، تفکیک پذیری آن و نیز انطباق با بسیاری از موقعیت‌های عملی شناخته شده از جمله ارتباطات میکروویو و ماهواره‌ای [۱۶] و بسیاری از سیستم‌های حیاتی [۱۷] است. با این حال در حوزه مدلسازی پژوهش حاضر (تصاویر اسکن شده) قرار نمی‌گیرد. دیاگرام سیستم ترکیب و تفکیک ترکیبات غیرخطی دارای محدودیت (PNL) در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱: دیاگرام سیستم ترکیب و تفکیک مدل پس غیرخطی (PNL) [۱۸].

مدل تصاویر ترکیبی واقعی مورد استفاده در این

تا حد قابل قبولی امکانپذیر گردد. در بخش دوم این مقاله، مدل ترکیبات غیرخطی، وجود ویکتایی جواب در BSS غیرخطی و پیش‌پردازش‌های متداول ICA تشریح می‌شود. در بخش سوم تصاویر منبع و ترکیبات غیرخطی آنها معرفی می‌شوند. بخش چهارم و پنجم به ترتیب به معرفی InfoMax بسط‌یافته و پیش‌پردازش غیرخطی پیشنهادی مبتنی بر تجزیه موجک می‌پردازد. معیارهای پیشنهادی جهت ارزیابی عملکرد الگوریتم جداساز و مقایسه کیفی نتایج جداسازی در همین بخش ارائه شده و بخش ششم نیز به مقایسه و ارزیابی نتایج اختصاص دارد. در بخش هفتم نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی برای ادامه کار ارائه شده است.

۲. تعریف مسأله BSS غیرخطی

۲.۱. مدل ترکیبات غیرخطی

در مدل غیرخطی مسأله تفکیک کور منابع، تعداد n منبع مجهول $s_i, i=1,2,\dots,n$ توسط تابع ترکیب غیرخطی معکوس پذیر $F(\cdot): R^N \rightarrow R^N$ با یکدیگر ترکیب شده و تعداد m مشاهده $x_i, i=1,2,\dots,m$ به دست می‌آید:

$$x=F(s) \quad (1)$$

جداسازی غیرخطی عبارتست از پیدا کردن تبدیل $G(\cdot): R^N \rightarrow R^N$ بگونه‌ای که مؤلفه‌های y متقابلاً مستقل آماری باشند.

$$y=G(x) \quad (2)$$

اگر $G=F^{-1}$ باشد، منابع کاملاً بازیابی خواهند شد (و بنابراین $s=y$) [۱۴].

تعریف فوق مدلسازی و اصول سیستم تفکیک ترکیبات غیرخطی را مشخص می‌کند. با این حال، به منظور تمایز و معرفی دقیق نوع ترکیب غیرخطی مورد استفاده در این مقاله، کلاس خاصی از ترکیبات غیرخطی دارای محدودیت^{۱۳} (PNL) معرفی شوند. در

پژوهش شامل ترکیبات غیرخطی اسکن شده، بدون هرگونه پیش فرض و محدودیت ساده کننده می‌باشد و با مدل PNL کاملاً متفاوت است، زیرا از هرگونه فرض اولیه ساده کننده در مورد منابع صرف‌نظر شده است؛ به همین دلیل از جدیدترین و پیچیده‌ترین زمینه‌های BSS است و تا کنون نیز کمتر مورد بررسی و پژوهش قرار گرفته است.

۲.۲. وجود و یکتایی جواب در BSS غیرخطی

یک چالشی که همواره درباره BSS غیرخطی مطرح می‌شود این است که آیا تفکیک کور منابع غیرخطی در عمل امکان‌پذیر است؟ و اگر جوابی برای BSS غیرخطی وجود داشته باشد آیا این جواب یکتاست؟ در واقع یک ویژگی بارز مسأله ICA غیرخطی یکتا نبودن جواب آن است [۱۴]. زیرا اگر x و y متغیرهای تصادفی مستقل باشند اثبات شده است که $f(x)$ و $g(y) - g(\cdot)$ و $f(\cdot)$ توابع مشتق‌پذیر هستند - نیز مستقل هستند. بنابراین واضح است که بدون اعمال برخی محدودیت‌ها تعداد بینهایت جواب برای نگاشت معکوس (G) وجود دارد. بنابراین، BSS غیرخطی که هدف آن تخمین منابع اصلی از روی ترکیبات غیرخطی آنها است یک مسأله بدخیم است که بدون اعمال فرضیات محدود کننده به یک راه حل یکتا منجر نمی‌شود.

در چندین مقاله وجود و یکتایی جواب ICA/BSS غیرخطی مورد بررسی قرار گرفته است [۱۱، ۱۵، ۱۹-۲۱]، با این حال پایه و اساس همه آنها مبتنی بر نتیجه گیری مستقیم از تئوری دارمویس^{۱۴} در وجود و یکتایی جواب مسأله غیرخطی است [۲۲]. در تئوری دارمویس مدل عمومی ترکیب و تفکیک غیرخطی همانند روابط (۱) و (۲) است. برطبق این تئوری برخی فرضیات که یکتایی حل مسأله ICA غیرخطی را تضمین می‌کند و تحت این فرضیات مسأله ICA غیرخطی را می‌توان حل نمود عبارتند از [۱۱]:

- بعد مسأله (تعداد مولفه‌ها) برابر دو باشد. در اینصورت دیتا را می‌توان حتی مختلط نیز در نظر گرفت: $y = x_1 + ix_2$.

- تابع ترکیب کننده F یک نگاشت conformal است و از صفر عبور می‌کند $(F(0)=0)$ [۲۳]. نگاشت conformal یک نگاشت غیرخطی یک به یک است که تعامد مختصات‌ها را به طور محلی حفظ می‌کند. عبارت دیگر نگاشتی است که مشتق‌های مختلط آن وجود دارد و این مشتق‌ها در همه جا غیرصفر هستند. نگاشت‌های conformal در الکترونیک، شار مایعات همگن^{۱۵} و عموماً در مسائل فیزیکی که معادله لاپلاس ظاهر می‌شود کاربرد دارند.

- توابع چگالی مولفه‌های مستقل کراندار بوده و مقدار این کران‌ها معلوم است. فرض کران‌داری در بسیاری از کاربردها از جمله پردازش تصویر که تعداد پیکسل‌های محدود دارند و نرمالیزاسیون بر روی آنها انجام‌پذیر است؛ عملی و قابل دستیابی است [۲۴].

الگوریتم‌های غیرخطی پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای طولانی‌تری دارند و نوع الگوریتم مورد استفاده به اطلاعات اولیه ما از مدل بستگی دارد؛ لذا دقت تفکیک بشدت تحت تاثیر قرار می‌گیرد. بمنظور افزایش کارایی این الگوریتم‌ها و رفع چالش بدخیمی موجود در ICA غیرخطی "تنظیم"^{۱۶} پیشنهاد می‌شود تا بدین ترتیب هم همگرایی تکنیک تضمین شود و بتوان منابع را بازیابی کرد و هم به جواب یکتایی منجر گردد.

روش تنظیم مورد استفاده ما مبتنی بر روش تنظیم مرجع [۸] است. بدین منظور:

اولاً: تعداد منابع دو عدد است که با نوع مسأله ما (تفکیک تصاویر اسکن شده) کاملاً منطبق است.

ثانیاً: تابع توزیع تجمعی منابع صعودی و محدود به بازه (۰ و ۱) فرض شده است؛ بنابراین بایستی مقدار مولفه های تصویر نرمالیزه شوند. چون پیکسل‌های تصویر مقادیر مثبت دارند تابع توزیع تجمعی آنها صعودی نیز

سیگنال‌های سفید شده ماتریسی واحد است [۲۷]:

$$E\{\tilde{x}\tilde{x}^T\} = I \quad (4)$$

یکی از روش‌های متداول برای انجام مرحله سفیدکنندگی تجزیه بردارهای ویژه (EVD) ماتریس کواریانس می‌باشد، یعنی:

$$E\{xx^T\} = EDE^T \quad (5)$$

که E ماتریس متعامد از بردارهای ویژه ماتریس $E\{xx^T\}$ و D ماتریس قطری از مقادیر ویژه است $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ و (n تعداد سنسورها است). به این ترتیب عمل سفیدکنندگی با استفاده از رابطه زیر انجام می‌شود:

$$\tilde{x} = ED^{-1/2}E^T x = \underbrace{ED^{-1/2}E^T}_\tilde{A} s = \tilde{A}s \quad (6)$$

$$D^{-1/2} = \text{diag}(d_1^{-1/2}, \dots, d_n^{-1/2}) \quad (7)$$

این بدان معنی است که ماتریس ترکیب کننده جدید که بایستی تخمین زده شود، متعامد خواهد بود $(\tilde{A}^T = \tilde{A}^{-1})$ و نشان می‌دهد که سفید کردن موجب کاهش تعداد پارامترهایی می‌شود که لازم است تخمین زده شود. یعنی به جای جستجوی n^2 درجه آزادی مربوط به مولفه‌های ماتریس A، کافی است ماتریس \tilde{A} که دارای $\frac{n(n-1)}{2}$ درجه آزادی است تخمین زده شود^[۲۶]. بنابراین به راحتی اثبات می‌شود که:

$$E\{\tilde{x}\tilde{x}^T\} = \tilde{A}E\{ss^T\}\tilde{A}^T = \tilde{A}\tilde{A}^T = I \quad (8)$$

۳. تصاویر منبع

در این پژوهش از پنج جفت تصویر ترکیبی به منظور بررسی نتایج استفاده شده است. جفت تصاویر منبع و جفت تصاویر اسکن شده به ترتیب در شکل‌های (۲) و (۳) نشان داده شده‌اند. ویژگی‌های این جفت تصاویر عبارتند از:

۱- هر تصویر جفت اول شامل ۲۵ میله است که شدت‌ها^{۱۸} به طور یکنواخت بین سیاه و سفید بوده و به صورت تصادفی در کنار هم قرار داده شده‌اند.

خواهد بود. همان‌طور که در ادامه می‌بینید علی‌رغم غیرخطی بودن تصاویر ترکیبی در این پژوهش، بازیابی تصاویر حاصل شده است و بدخیمی ICA غیرخطی، مانع جدا سازی نشده است.

۲.۳. پیش پردازش‌های متداول در حل مسأله BSS

به منظور ساده‌سازی الگوریتم‌های جداسازی منابع که به صورت کور انجام می‌شوند، انجام یک سری پیش‌پردازش‌ها ضروری و مفید است. این پیش‌پردازش‌ها با کاهش پارامترهای مجهول از پیچیدگی مسأله می‌کاهند و در نتیجه سریع‌تر به بهترین و بهینه‌ترین جواب همگرا می‌شوند.

۲.۴. مرکزی‌سازی

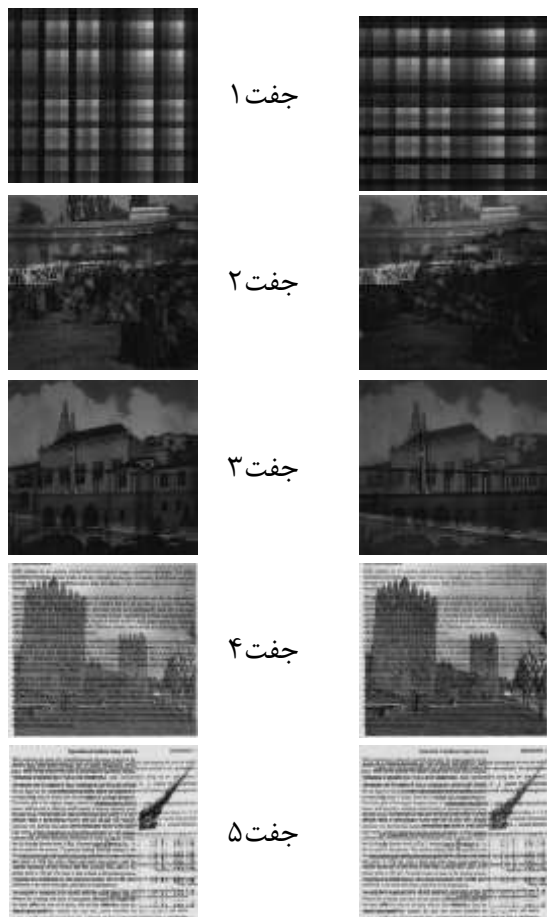
یکی از اصلی‌ترین پیش‌پردازش‌های لازم برای حل مسأله تفکیک کور منابع، متمرکز کردن داده‌ها حول صفر یا مرکزی‌سازی سیگنال‌های ترکیبی مشاهده‌ای x است. در این پیش‌پردازش مقدار میانگین سیگنال $m = E\{x\}$ از هر سیگنال کم می‌شود. به طوریکه سیگنال‌های جدید \tilde{x} با میانگین صفر بدست می‌آیند. این بدان معنی نیست که با انجام ندادن پیش‌پردازش کار تخمین منابع اصلی غیر ممکن می‌شود، بلکه این امر منحصراً موجب ساده شدن الگوریتم ICA خواهد شد [۲۵، ۲۶].

۲.۵. سفیدسازی

یکی دیگر از پیش‌پردازش‌های مفید در الگوریتم‌های جداسازی کور، سفیدکنندگی یا کروی سازی سیگنال‌های ترکیبی است که بعد از مرکزی‌سازی انجام می‌شود. در این مرحله سیگنال‌های ترکیبی طی یک انتقال خطی به سیگنال‌های سفید شده‌ای تبدیل می‌شوند که اجزای آن غیرهمبسته بوده و دارای واریانس واحد هستند. یعنی ماتریس کواریانس

از جمله در الگوریتم‌های تفکیک که اساس آنها بر مبنای استقلال منابع است، عدم رعایت این فرض منجر به تصاویر تفکیکی نامطلوبی و معیوب می‌شود.

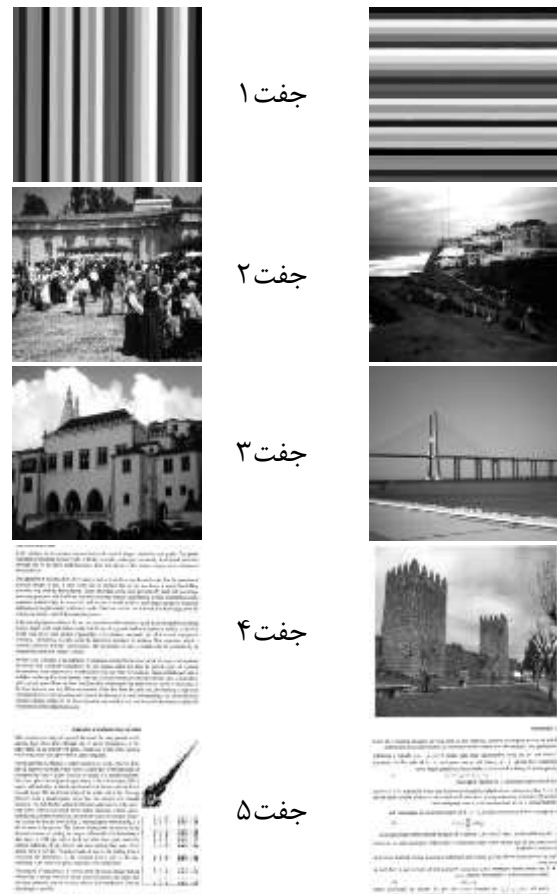
نخستین تصویر، شامل میله‌های عمودی و تصویر دوم، همان تصاویر اول است که ۹۰ درجه چرخش دارد. لذا ساختار دو تصویر بگونه‌ای است که آنها را می‌توان مستقل در نظر گرفت.



شکل ۳: جفت تصاویر اسکن شده در دو طرف صفحه.

۴- جفت چهارم شامل یک منظره طبیعی در یک طرف کاغذ و یک تصویر از متن با فونت (Times New Roman, 12) در سمت دیگر کاغذ است. از آنجائیکه در تصاویر متنی در یک محدوده بسیار کوچک، میزان تغییرات شدت روشنایی بسیار زیاد است لذا یک ترکیب خوب از هر دو تصویر به دست می‌آید و دو تصویر "تقریباً" مستقل هستند.

۵- جفت پنجم شامل دو تصویر از متن پرینت گرفته شده در هر دو طرف کاغذ، به همراه یک گراف کوچک که در یک طرف یکی از کاغذها قرار دارد. این بار هم



شکل ۲: جفت تصاویر اصلی موجود در دو طرف صفحه.

۲- تصاویر جفت دوم شامل مناظر طبیعی هستند که درجه تغییرات نسبتاً زیاد و جزئیات نسبتاً کم دارند. این خصوصیات باعث می‌شود که یک "ترکیب" قوی از شدت‌ها حاصل گردد و دو منبع تقریباً مستقل از هم هستند.

۳- جفت سوم شامل تصاویری از مناظر طبیعی بوده که شدت روشنایی نواحی وسیعی از این تصاویر شبه-یکنواخت^{۱۹} است. این باعث می‌شود که ترکیب نسبتاً ضعیفی از شدت روشنایی‌ها به دست آید و منجر شود که شدت‌های روشنایی دو طرف کاغذ کاملاً مستقل نباشد. همین امر اثراتی بر نتایج جداسازی داشته است.

[۳۴]

برآورده می‌شود. همان‌طور که ذکر شد، هر ψ_i بایستی مطابق با CDF منبع استخراج شده متناظرش باشد تا اینکه بیشینه کردن آنتروپی خروجی، متناظر با کمینه کردن اطلاعات متقابل مولفه‌های استخراج شده شود. بمنظور انتخاب اولیه توابع ψ_i می‌توان هر فرض اولیه‌ای را درباره توزیع‌های منابع در نظر گرفت. در InfoMax غیرخطی بسط یافته، بلوک‌های ψ_i وفقی هستند و در فاز آموزش بوسیله MLP‌هایی که محدودیت‌های وجود و یکتایی جواب برای ICA غیرخطی را برآورده می‌سازند، پیاده سازی می‌شوند. در واقع بیشینه کردن آنتروپی خروجی ($H(Z)$) منجر می‌شود که هم منابع تخمینی تا حد امکان نسبت به هم مستقل باشند و این کار از طریق یک قانون یادگیری شیب انجام می‌شود و هم CDF متناظر تخمین زده شود و همزمان باعث شوند که F اطلاعات متقابل ($I(Y)$) را کمینه کند. برای جزئیات بیشتر می‌توان به [۸] و [۲۸] مراجعه کرد.

برای جداسازی غیرخطی تصاویر اسکن شده با الگوریتم InfoMax، بایستی بلوک F غیرخطی باشد. بلوک F از یک MLP با دو ورودی، دو خروجی و یک لایه مخفی از ۴۰ واحد سیگموئید تشکیل شده است. واحدهای خروجی خطی بوده و واحدهای مخفی به دو گروه ۲۰ تایی تقسیم شده‌اند که هر گروه به یکی از واحدهای خروجی متصل می‌شود. همچنین این شبکه MLP شامل اتصالات مستقیم ما بین ورودی‌ها و خروجی‌ها است. از آنجائیکه واحدهای خروجی خطی هستند، بلوک می‌تواند جداسازی خطی را نیز دقیقاً پیاده سازی کند و این کار از طریق تنظیم وزن‌های اتصالات لایه مخفی به "صفر" صورت می‌گیرد.

برای هر جفت تصویر ۱۰ بار جداسازی انجام شد، که در هر بار ۵۰۰۰ جفت پیکسل تصادفی متفاوت برای مجموعه آموزشی انتخاب شد. وزن‌های MLP‌ها به

$$p(z_i) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & , a \leq z_i \leq b \\ 0 & , otherwise \end{cases} \quad (۱۲)$$

در نتیجه برای هر z_i که در این بازه قرار دارد $p(z_i) = 1$ و لذا $H(z_i) = 0$. بنابراین:

$$\begin{aligned} I(Y) &= I(Z) \\ &= \sum_i H(z_i) - H(Z) \\ &= -H(Z) \end{aligned} \quad (۱۳)$$

از این رو، اگر چه که کمینه کردن مستقیم اطلاعات متقابل، بسیار دشوار است (به دلیل در دسترس نبودن چگالی حدی مولفه‌های مشاهده شده) ولی رابطه (۱۳) نشان می‌دهد که تحت شرایط فوق، کمینه کردن اطلاعات متقابل با بیشینه کردن آنتروپی خروجی ($H(Z)$) معادل است؛ که بسیار راحت‌تر قابل محاسبه است. در واقع الگوریتم InfoMax، F را بهینه‌سازی می‌کند به گونه‌ای که آنتروپی خروجی $H(Z)$ شبکه نشان داده شده در شکل ۴ بیشینه شود [۷، ۲۶].

در InfoMax خطی، توابع ψ_i ، از ابتدا انتخاب شده و معلوم هستند، ولی در InfoMax غیرخطی توابع ψ_i از روی توابع احتمال تجمعی (CPF) مؤلفه‌های تخمینی و با روش مرجع [۲۸] استخراج می‌شوند. گسترش InfoMax در دو جهت انجام شده است به گونه‌ای که:

(۱) الگوریتم قادر به تفکیک ترکیبات غیرخطی باشد؛ بدین منظور باید در بلوک F ، یک سیستم غیرخطی استفاده شود و این سیستم غیرخطی به پارامترهایی که بایستی از طریق بیشینه کردن آنتروپی خروجی، بهینه شوند، وابسته باشد. بنابراین بلوک F با یک شبکه عصبی پروسپترون چند لایه (MLP) پیاده سازی شد.

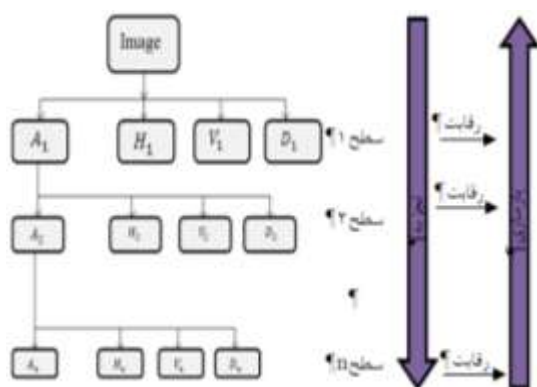
(۲) الگوریتم قادر به تخمین توزیع‌های منابع باشد؛ که این هدف از طریق وفقی کردن تبدیلات خروجی

نتایج نهایی جداسازی را بهبود بخشید. پیشنهاد ما یک روش فیلترینگ حذف نویز غیرخطی است که بتواند اجزای فرکانس بالای تصاویر ترکیبی غیرخطی را (که عمدتاً نویز را در بر دارند) فیلتر کند. موجک پیشنهاد شده در این مقاله همانند مرجع [۳۵] بوده و بر مبنای دو فرض مسلم زیر در مورد تصاویر پایه‌ریزی شده است:

۱- اجزای فرکانس بالا در تصویر محدود هستند و بنابراین ضرایب فرکانس بالا در تصاویر اصلی بندرت دارای موقیت مکانی یکسانی هستند [۳۶].

۲- تصویری که در طرف اسکن شده قوی‌تر ظاهر می‌شود مربوط به طرف مطلوب بوده و تصویری که ضعیف‌تر ظاهر می‌شود تصویر مزاحم (نویز) است.

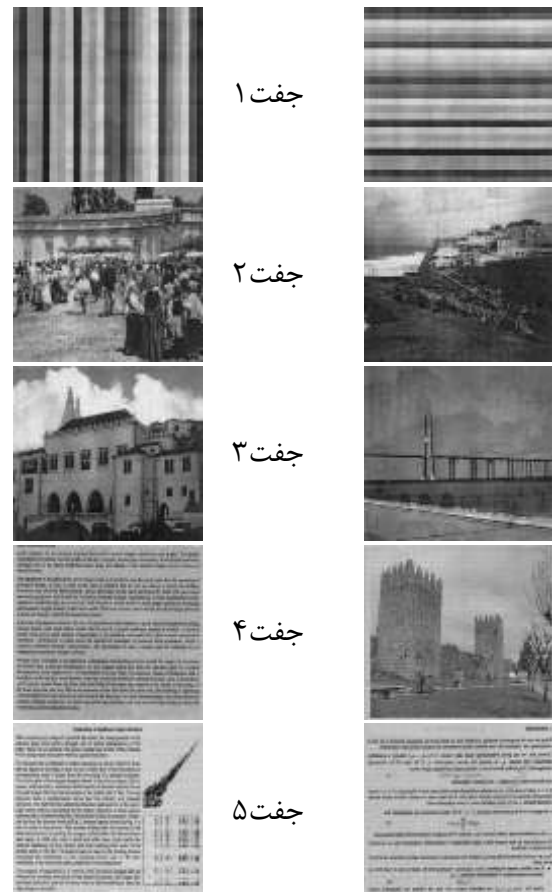
بنابراین ابتدا هر دو تصویر اسکن شده تحت تبدیل موجک به حوزه موجک منتقل شده و سپس در هر پیکسل از ضرایب فرکانس بالای تصویر (H, V, D) رقابتی صورت می‌گیرد. تابع رقابت بگونه‌ای است که ضرایب قوی‌تر در هر تصویر مربوط به همان تصویر فرض شده و در تصویر دیگر حذف شده است و بدین ترتیب به هر تصویر ماسک مناسب خودش اعمال می‌شود. اصول کلی کار در شکل ۶ خلاصه شده است.



شکل ۶: طرح شماتیک روش پیش‌پردازش پیشنهادی مبتنی بر تجزیه موجک و اعمال تابع رقابت بمنظور ماسک.

تابع رقابت پیشنهادی بگونه‌ای است که با اعمال به اجزای فرکانس بالای تصاویر ترکیبی (اسکن شده)،

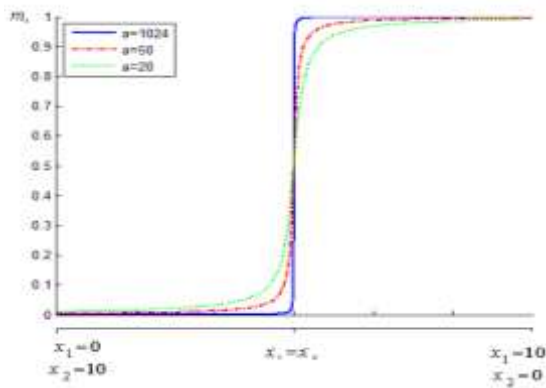
طور تصادفی مقدار دهی اولیه شدند (به غیر از وزن‌هایی که با ماتریس همانی و یا صفر مقدار دهی شده بودند). شکل ۵ بهترین نتایج جداسازی با InfoMax غیرخطی مطابق با معیارهای ارزیابی کیفیت بخش (۵,۱) را نشان می‌دهند.



شکل ۵: نتایج جداسازی با الگوریتم InfoMax غیرخطی

۵. پیش‌پردازش غیرخطی پیشنهادی

موفقیت الگوریتم‌های جداسازی کور برای بازیابی مجموعه داده‌های غیرخطی گاهی وابسته به عملکرد بعضی از مراحل پیش‌پردازش کاربردی است. اگر اثر مزاحم هر یک از تصاویر، برای تصویری که در سمت دیگر سند کاغذی است، به عنوان نویز در نظر گرفته شود آنگاه با اعمال روش‌های مناسب که به کاهش اثرات مزاحم تصویر صفحه پشتی منجر شود، می‌توان



شکل ۷: عملکرد ماسک m_i و اثر بزرگی پارامتر a در شدت رقابت.

پیکسل‌های برنده و بازنده رقابت هر یک با مقدار جدید بارگذاری خواهند شد. این مقادیر به شرح زیر هستند:

- اگر $x_1 \gg x_2$ ، آنگاه پیکسل x_1 با مقدار ۱ و پیکسل x_2 با مقدار ۰ ماسک می‌شود.
- اگر $x_1 = x_2$ ، آنگاه هر دو پیکسل با مقدار 0.5 ماسک می‌شوند.
- اگر $x_1 \ll x_2$ ، آنگاه پیکسل x_1 با مقدار ۰ و پیکسل x_2 با مقدار ۱ ماسک می‌شود.

- مجموع مقادیر ماسک x_1 و x_2 همواره برابر ۱ است:

$$m_1 + m_2 = 1$$

پیش از اعمال تابع رقابت بر روی مولفه‌های فرکانس بالای تصاویر که از تجزیه موجک حاصل شده‌اند، ابتدا انرژی آنها نرمالیزه می‌شود. عملیات نرمالیزاسیون با تقسیم مقدار هر پیکسل تصویر بر انرژی کل تصویر (σ_i) صورت می‌گیرد:

$$\begin{cases} \sigma_i = \sqrt{\langle x_i^2 \rangle} \\ \sigma_{3-i} = \sqrt{\langle x_{3-i}^2 \rangle} \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} x_i \leftarrow \frac{x_i}{\sigma_i} \\ x_{3-i} \leftarrow \frac{x_{3-i}}{\sigma_{3-i}} \end{cases} \quad (15)$$

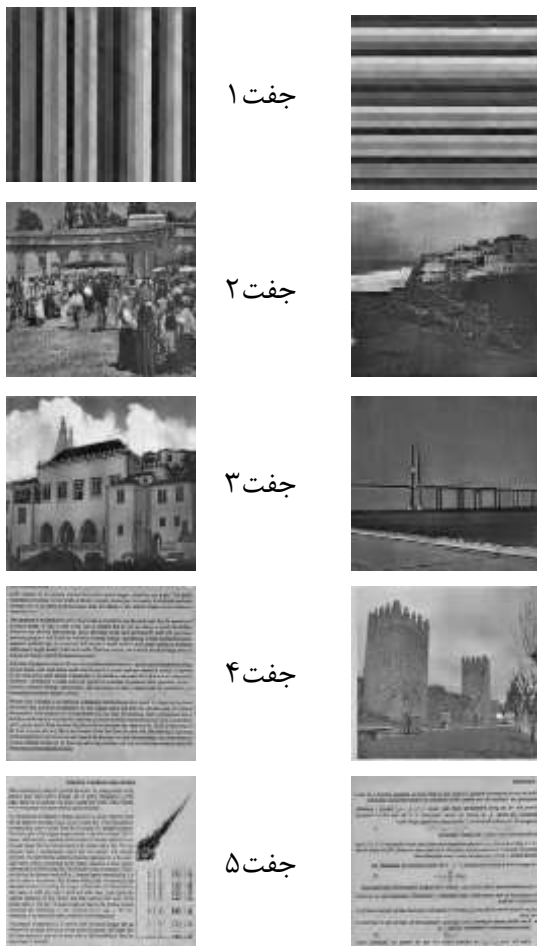
(.) بیانگر مقدار امید ریاضی و $i=1$ است. بدین ترتیب تابع رقابت پیشنهادی برای تعیین ماسک m_i عبارتست از:

$$m_i = \frac{1}{\pi} \left(\frac{\pi}{2} + \arctan \left(a \frac{x_i^2 - x_{3-i}^2}{x_i^2 + x_{3-i}^2} \right) \right) \quad (16)$$

$$m_{3-i} = 1 - m_i \quad (17)$$

$$Competition(x_i, x_{3-i}) = x_i \cdot m_i \quad (18)$$

$$y_i = \sigma_i \cdot Competition(x_i, x_{3-i}) \quad (19)$$



شکل ۸: نتایج جداسازی با اعمال پیش‌پردازش پیشنهادی مبتنی بر تابع رقابت و اعمال ماسک بر روی ضرایب فرکانس بالای تبدیل موجک.

معیاری ممکن است به مقداری ختم شود که به اشتباه تداخل اندکی را نشان دهد. بنابراین سه معیار دیگر تعریف می‌شود که در برابر چنین تبدیلهایی تغییر ناپذیر هستند.

Q_2 نسبت سیگنال به نویز بوده که در برابر تبدیلات غیرخطی مقیاس شدت روشنایی تغییرناپذیر است [۳۱].

$$Q_2(\text{dB}) = 10 \log_{10} \frac{\text{Variance}(S)}{\text{Variance}(N)} \quad (21)$$

S تصویر منبع و N نویز موجود در مولفه استخراج شده، است. این نویز از رابطه ۲۲ محاسبه می‌شود.

$$N = f(Y) - S \quad (22)$$

Y مولفه استخراج و f تبدیل غیرخطی یکنواخت^{۲۲} شدت روشنایی است که Q_2 را بیشینه می‌کند.

Q_3 اطلاعات متقابل ما بین هر مولفه استخراج شده و منبع متناظرش است، که از روی یک مجموعه تصادفی ۵۰۰۰ تایی از جفت پیکسل‌ها و با تخمینگر $I^{(1)}$ مرجع [۳۷] و $k=3$ محاسبه شده است (k مرتبه نزدیکترین همسایگی در الگوریتم تخمین است، محدوده پیشنهادی k در مرجع فوق بین ۲ و ۴ است). Q_4 اطلاعات متقابل بین هر مولفه استخراج شده و منبع مقابلش است که مشابه Q_3 محاسبه می‌گردد. مزیت دو معیار مبتنی بر اطلاعات متقابل در این است که مقادیر مثبت و منفی تداخل‌ها با هم حذف نمی‌شوند بلکه در عوض اثرات آنها به صورت انباره‌ای موثر می‌شوند.

نتایج موجود برای سنجش و ارزیابی کیفیت جداسازی غیرخطی، بسیار محدود هستند و همین امر ما را مجبور نمود که دو معیار سنجش کیفیت دیگر را معرفی کنیم.

۵.۲. معیار پیشنهادی اول: فاصله اقلیدسی

اولین معیار ارزیابی کیفیت Q_5 که در اینجا پیشنهاد

در روابط فوق $i, i \in \{1,2\}$ یک نوع از ضرایب موجک (V,H,D) فرکانس بالا در تصویر ترکیبی \hat{I}_m ، x_{3-i} ضریب موجک فرکانس بالای متناظر تصویر دوم از همان ترکیب، y_i ضرایب فرکانس بالای متناظر بعد از اعمال ماسک که با ترکیب آنها تصویر نویززدایی و بازسازی می‌شود. a پارامتر مثبتی است که با افزایش آن شدت رقابت بیشتر می‌شود (شکل ۷). هر چه a بزرگ‌تر باشد سهم پیکسل برنده بیشتر شده و کاملاً رقابت را خواهد برد.

با بازسازی ضرایب موجک -از بالاترین سطح تجزیه (سطح n)^{۲۱} به پایین‌ترین سطح- که تحت عملیات ماسک کردن و رقابت قرار گرفته‌اند، تصاویر نویززدایی شده به دست می‌آیند. سپس این تصاویر تمیز شده به ورودی سیستم جداساز اعمال می‌شوند. ارزیابی دیداری تصاویر تفکیکی شکل ۸ و معیارهای کیفی بخش (۵.۱) بیانگر کارایی این پیش‌پردازش غیرخطی در بهبود عملکرد الگوریتم جداساز InfoMax برای ترکیبات غیرخطی است.

۵.۱. معیارهای ارزیابی کیفیت جداسازی

نخستین معیار برای ارزیابی کیفیت جداسازی Q_1 است که نسبت سیگنال به نویز بین مولفه استخراج شده (\hat{S}) و منبع متناظر (S) می‌باشد.

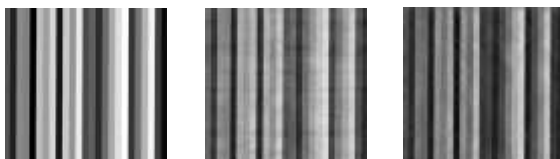
$$Q_1(\text{dB}) = \text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{\text{Variance}(S)}{\text{Variance}(\hat{S} - S)} \quad (20)$$

در مسائل جداسازی غیرخطی، معیار SNR علاوه بر اینکه به جداسازی ناقص منبع و نویز حساس است، به هر تبدیل غیرخطی که روی مقیاس شدت روشنایی انجام شود و ناشی از فرآیند ترکیب یا تفکیک باشد نیز حساس است. از طرفی در این معیارها تداخل می‌تواند در برخی از بخش‌های تصویر "مثبت" و در بخش‌های دیگر "منفی" باشد. این بخش‌های مثبت و منفی با هم به صورت خنثی عمل کرده و بنابراین چنین

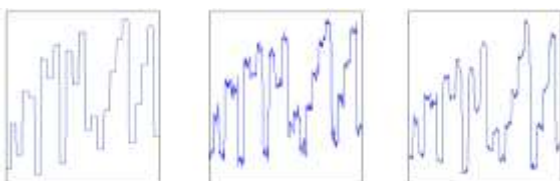
نتایج تفکیک تصاویر با الگوریتم‌های InfoMax بسط یافته و با اعمال پیش‌پردازش پیشنهادی در جدول ۱ گردآوری شده است. توجه شود که Q_1, Q_2 و Q_3 هر چه بیشتر باشند و Q_4 و Q_5 هر چه کمتر باشد بهتر است. از جدول پیداست که Q_5 و بعد از آن Q_3 و Q_4 بهترین معیار سنجش کیفیت جداسازی هستند.

۵.۳. معیار پیشنهادی دوم: Line Profile

دومین معیار پیشنهادی استفاده از لاین پروفایل^{۲۳} است. بدین ترتیب که با مشخص کردن مقادیر پیکسلی تصادفی در یک ردیف خاص بر روی نمودار، تصاویر مرجع و تصاویر تفکیکی را می‌توان با هم مقایسه نمود. مبنای مقایسه میزان شباهت لاین پروفایل‌ها است. شکل ۱۰ لاین پروفایل مربوط به جفت تصویر چهارم را نشان می‌دهد. با مقایسه شکل-های ۱۰ و ۹ می‌توان نتیجه گرفت که نه تنها از لحاظ وضوح تصویر در کاربردهای مربوط به بینایی، بهترین جداسازی مربوط به روش پیشنهادی است بلکه نمودار لاین پروفایل تصویر تخمینی با روش پیشنهادی نویز کمتری نشان می‌دهد و به نمودار لاین پروفایل تصویر منبع شباهت بیشتری دارد.



شکل ۹: از چپ به راست: تصویر منبع، تصویر جداسازی شده با الگوریتم InfoMax بسط یافته، تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی.



شکل ۱۰: لاین پروفایل شکل ۹

شده است با فرض در دسترس بودن منابع اصلی و به منظور تعیین کارایی الگوریتم پیشنهادی برای جداسازی تصاویر اسکن شده، بر مبنای فاصله اقلیدسی بین بردار واریانس منابع اصلی و بردار واریانس منابع تخمینی است. طبق این تعریف هر چه مقدار این کمیت کمتر باشد، تصاویر منبع (S) و تصاویر تخمینی (y) به یکدیگر شبیه‌تر بوده و جداسازی بهتری انجام شده است. این معیار ارزیابی به صورت زیر معرفی می‌شود:

$$Q_5 = \text{Euclidean distance error} \quad (23)$$

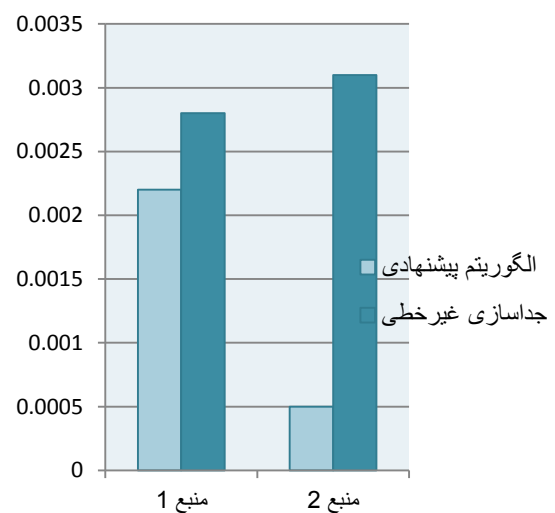
$$= \sum_i |variance(s_i) - variance(y_i)|$$

جدول ۱: مقادیر معیار سنجش کیفیت برای تصاویر تخمینی به روش InfoMax بسط یافته غیرخطی و الگوریتم پیشنهادی.

جفت تصویر	معیار ارزیابی	InfoMax غیرخطی			
		منبع ۱	منبع ۲	الگوریتم پیشنهادی	منبع ۱
۱	$Q_1(dB)$	۱۳/۶	۱۴/۴	۱۱/۷	۱۳/۹
	$Q_2(dB)$	۱۵/۰۶	۱۴/۵	۱۳/۱	۱۳/۳۶
	$Q_3(bit)$	۲/۴۷	۲/۴۲	۲/۶۳	۲/۵۸
	$Q_4(bit)$	۰/۱۳	۰/۱۶	۰/۱۴	۰/۱۶
	Q_5	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۰۵
۲	$Q_1(dB)$	۱۳/۲	۱۴/۵۸	۹/۹	۱۲/۳
	$Q_2(dB)$	۱۰/۹	۱۴/۹	۸/۶	۱۳/۵
	$Q_3(bit)$	۱/۷۹	۱/۸	۱/۸	۱/۶۶
	$Q_4(bit)$	۰/۲۴	۰/۴۱	۰/۱۸	۰/۲
	Q_5	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۶۱	۰/۰۰۰۴
۳	$Q_1(dB)$	۱۶/۳	۶/۶	۱۵/۴	۶/۷
	$Q_2(dB)$	۱۵/۴	۷/۶۷	۱۲/۳۴	۷/۸
	$Q_3(bit)$	۲/۲۲	۱/۲۵	۱/۸۶	۱/۲۸
	$Q_4(bit)$	۰/۵۶	۰/۳	۰/۵۴	۰/۴۹
	Q_5	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۰۳
۴	$Q_1(dB)$	۶/۷۸	۹/۵۷	۶/۸۲	۱۰/۸۷
	$Q_2(dB)$	۹/۱۸	۱۳/۷	۸/۲۸	۱۳/۲
	$Q_3(bit)$	۰/۸۸	۲/۱	۰/۸۵	۲
	$Q_4(bit)$	۰/۱	۰/۰۴	۰/۱۸	۰/۰۳
	Q_5	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۰۵
۵	$Q_1(dB)$	۸/۴	۶/۷	۸/۴۳	۷/۱۱
	$Q_2(dB)$	۸/۷	۶/۷	۸/۸	۶/۸
	$Q_3(bit)$	۰/۸	۰/۶۳	۰/۸	۰/۶۵
	$Q_4(bit)$	۰/۰۵	۰/۱	۰/۲۳	۰/۰۱
	Q_5	۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۸۹	۰/۰۰۶۸	۰/۰۰۸۶

۶. مقایسه و ارزیابی نتایج

در دو جفت تصویر اول و جفت تصویر چهارم هم دیدن تصاویر و هم معیارهای سنجش حاکی از آن هستند که تفکیک غیرخطی با الگوریتم پیشنهادی بهتر از الگوریتم InfoMax عمل کرده است. شکل ۱۱ با مقایسه معیار Q_5 بین دو الگوریتم جداسازی، کیفیت تصاویر تفکیکی را برای جفت تصویر اول ارزیابی می‌کند. مشاهده می‌شود که با پیش‌پردازش غیرخطی پیشنهادی مقدار Q_5 به مراتب بهتر (کمتر) می‌شود.

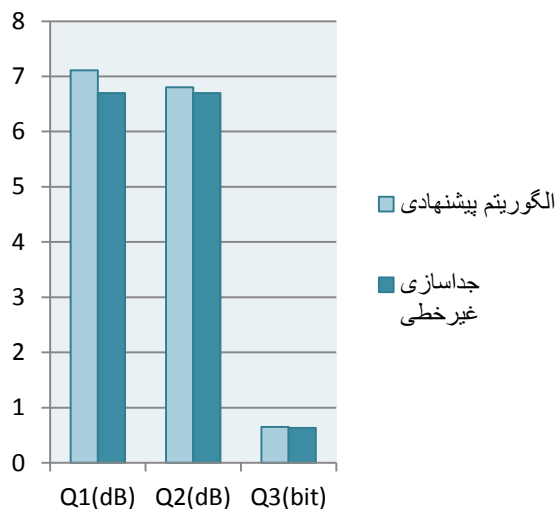


شکل ۱۱: مقایسه معیار Q_5 در جفت تصاویر تفکیکی اول با الگوریتم InfoMax بسط یافته (جداسازی غیرخطی) و الگوریتم پیشنهادی.

نتایج کمی جفت سوم حاکی از آن است که یکی از تصاویر منبع با روش InfoMax غیرخطی به خوبی جدا شده است در حالیکه تصویر دیگر با الگوریتم پیشنهادی بهتر جدا شده است. اما تفاوت میان دو روش، اندک بود. به نظر می‌رسد جداسازی InfoMax غیرخطی، اثر منفی دارد زیرا منابع از یکدیگر مستقل نبوده‌اند، در حالیکه از استقلال به عنوان معیار جداسازی استفاده شده بود. با این وجود، نتیجه جالب این است که بعد از اعمال روش پیش پردازش

پیشنهادی غیرخطی، جداسازی بسیار قابل قبولی به دست آمد که در ترکیبات غیرخطی دیتای تصویری واقعی و غیرمستقل تا کنون گزارش نشده است و این به دلیل انطباق منطق الگوریتم پیشنهادی با مدل مسأله غیرخطی است.

در جفت تصویر پنجم نیز معیارهای سنجش کیفیت همچنان مؤید برتری تفکیک غیرخطی با الگوریتم پیشنهادی هستند. با این حال، این برتری اندک است. مشاهده و مقایسه تصاویر تفکیکی چه با InfoMax بسط یافته و چه با الگوریتم پیشنهادی بیانگر شباهت بسیار زیاد دو روش است. نمودار میله‌ای شکل ۱۲ معیارهای ارزیابی کیفیت Q_1 ، Q_2 و Q_3 مربوط به منبع دوم از جفت تصویر پنجم را مقایسه می‌کند (Q_1 ، Q_2 و Q_3 هر چه بیشتر باشند بهتر است).



شکل ۱۲: مقایسه معیارهای ارزیابی کیفیت Q_1 ، Q_2 و Q_3 در جفت تصویر پنجم (منبع دوم) با الگوریتم InfoMax بسط یافته و الگوریتم پیشنهادی.

لازم به ذکر است که با توجه به حجم زیاد پایان نامه‌ها، اسناد، کتب و نسخ موجود در کتابخانه‌ها و نیاز به اسکن آنها، شاید علاوه بر کیفیت تفکیک بایستی به مدت زمان اجرای الگوریتم جداساز نیز توجه کافی مبذول داشت. شکل ۱۳ مدت زمان تقریبی اجرای هر

تصاویر معرفی شد. معیارهای ارزیابی کیفیت تصاویر تفکیکی نشان می‌دهند که این الگوریتم در مقایسه با InfoMax مزایایی دارد. از جمله این مزایا: معیار مناسب و خوب به منظور سنجش میزان وابستگی، قابلیت تفکیک انواع مختلفی از منابع با توزیع‌های گوناگون، قابلیت تفکیک ترکیبات غیرمستقل و شدیداً غیرخطی و کاهش وابستگی الگوریتم جداساز به شبکه جداساز مبتنی بر استقلال از طریق اعمال پیش‌پردازش اضافی غیرخطی هستند. بعقیده ما، اصلی‌ترین محدودیت InfoMax اولیه در مورد ترکیب‌های شدیداً غیرخطی بوده است لذا در این مقاله InfoMax به گونه‌ای اصلاح شده است که از عهده چنین موقعیت‌هایی نیز برآید و این هدف، از طریق پیش‌پردازش پیچیده‌تر امکان پذیر شده است.

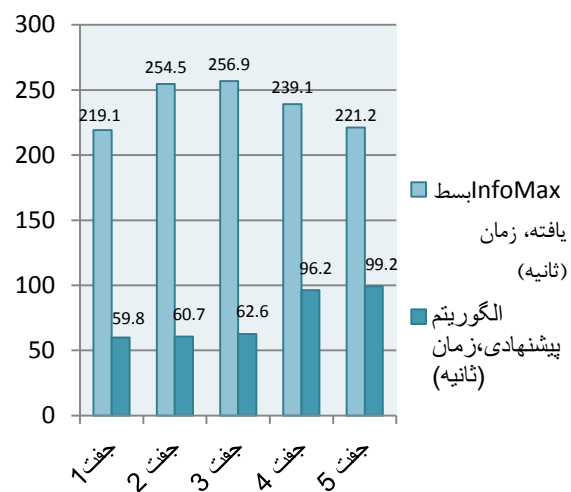
شایسته است در کارهای آتی داده‌های ترکیبی غیرخطی مورد آزمایش تغییر داده شوند و بعنوان مثال کارایی الگوریتم جداساز بر روی متون و دست‌نوشته‌های فارسی مورد تحلیل و ارزیابی قرار گیرد. همچنین می‌توان از روش‌های پیش‌پردازش غیرخطی جایگزین بر مبنای تئوری فازی یا الگوریتم‌های تکاملی برای تابع ماسک استفاده نمود.

مراجع

- [1] L. B. Almeida, "Separating a Real-Life Nonlinear Image Mixture," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 6, pp. 1199-1230, 2005.
- [2] H. Saruwatari, S. Kurita, K. Takeda, F. Itakura, T. Nishikawa, and K. Shikano, "Blind source separation combining independent component analysis and beamforming," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 11, pp. 1135-1146, 2003.
- [3] J. F. Cardoso, "Blind signal separation: statistical principles," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, pp. 2009-2025, 1998.
- [4] C. Févotte and J. F. Cardoso, "Maximum likelihood approach for blind audio source separation using time-frequency Gaussian source models," in *IEEE workshop on applications of signal processing to audio and acoustics*, 2005, pp. 78-81.

دو الگوریتم InfoMax غیرخطی بسط یافته و الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر تابع رقابت میان ضرایب موجک را نشان می‌دهد. با توجه به نمودار میله‌ای مشاهده می‌شود که سرعت جداسازی الگوریتم پیشنهادی از سرعت جداسازی الگوریتم InfoMax بسط یافته به مراتب بیشتر است.

زیرا در الگوریتم InfoMax ابتدا بایستی توزیع منابع تخمین زده شوند و سپس با توجه به معیارهای استقلال در فرآیند بهینه‌سازی تابع هدف مجدداً اصلاح و بهینه شوند بنابراین روند تکرارشونده و بازگشتی الگوریتم بر مدت زمان اجرای آن می‌افزاید؛ ولی در توپولوژی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر تابع رقابت، توابع بازگشتی و روال‌های تکرارشونده وجود ندارد.



شکل ۱۳: مقایسه مدت زمان تقریبی اجرای الگوریتم

غیرخطی بسط یافته و الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر InfoMax تابع رقابت میان ضرایب موجک.

۷. نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در مجموع روش جداسازی پیشنهادی در این پژوهش که برای جداسازی ترکیبات غیرخطی تصاویر اسکن شده معرفی شده است؛ بر مبنای InfoMax بسط یافته و با اعمال یک روش پیش‌پردازش غیرخطی مبتنی بر رقابت بین اجزاء فرکانس بالای تجزیه موجک

- 229, 2004.
- [19] J. Eriksson and V. Koivunen, "Blind identifiability of class of nonlinear instantaneous ICA models," in *XI European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, (۲۰۰۲ Toulouse, France, 2002, pp. 7-10.
- [20] C. Jutten and A. Taleb, "Source separation: from dusk till dawn," Second International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA2000), Helsinki, Finland, pp. 15-26, 2000.
- [21] A. Taleb, "A generic framework for blind source separation in structured nonlinear models," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, pp. 1819-1830, 2002.
- [22] G. Darmais, "Linkage analysis of probability," in *International Statistics Conferences*, Washington, DC, 1947, p. 231.
- [23] R. Churchill and J. Brown, "Complex Variables and Applications. 1990," ed: McGraw-Hill, New York.
- [24] J. F. Cardoso and B. H. Laheld, "Equivariant adaptive source separation," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 44, pp. 3017-3030, 1996.
- [25] A. Kumar, K. Negrat, A. Negrat, and A. Almarimi, "A Robust Watermarking using Blind Source Separation," in *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2008.
- [26] A. Hyvärinen and E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural networks*, vol. 13, pp. 411-430, 2000.
- [27] J. V. Stone, "Independent component analysis," *Encyclopedia of statistics in behavioral sciences*. Wiley, Chichester, vol. 2, pp. 907-912, 2005.
- [28] L. B. Almeida, "Linear and nonlinear ICA based on mutual information—the MISEP method," *Journal of Signal processing-Elsevier*, vol. 84, pp. 231-245, 2004.
- [29] <http://www.lx.it.pt/~lbalmeida/ica/seethrough>.
- [30] H. H. Yang, S. I. Amari, and A. Cichocki, "Information-theoretic approach to blind separation of sources in non-linear mixture," *Signal processing*, vol. 64, pp. 291-300, 1998.
- [31] L. B. Almeida, "Linear and nonlinear ICA based on mutual information," in *Symposium 2000 on Adaptive System for Signal processing, Communication and Control, AS-SPCC. The IEEE 2000*, Lake Louise, Alberta, Canada, 2000, pp. 117-122.
- [32] [۳۲] A. Taleb and C. Jutten, "Entropy optimization, application to blind source separation," *Artificial Neural Networks—ICANN'97*, pp. 529-534, 1997.
- [33] L. Almeida, "Simultaneous MI-based estimation of independent components and of their
- [5] A. Hyvarinen, "Independent component analysis by minimization of mutual information (technical report)," *Helsinki University of Technology, Helsinki*, 1997.
- [6] Z. Ding and T. Nguyen, "Stationary points of a kurtosis maximization algorithm for blind signal separation and antenna beamforming," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 48, pp. 1587-1596, 2000.
- [7] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution," *Neural computation*, vol. 7, pp. 1129-1159, 19۹۵.
- [8] L. B. Almeida, "MISEP—linear and nonlinear ICA based on mutual information," *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 4, pp. 1297-1318, 2003.
- [9] P. Comon, "Independent component analysis, a new concept?," *Signal processing*, vol. 36, pp. 287-۳۱۴, ۱۹۹۴.
- [10] G. Marques and L. B. Almeida, "Separation of nonlinear mixtures using pattern repulsion," in *the First International Workshop on Independent Component Analysis and Signal Separation*, Aussois, France, 1999, pp. 277-282.
- [11] A. Hyvarinen and P. Pajunen, "Nonlinear independent component analysis: Existence and uniqueness results," in *Neural Networks*, 1998, pp. 429-439.
- [12] L. B. Almeida, "Faster training in nonlinear ICA using MISEP," presented at the *International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation*, Nara, Japan, 2003.
- [13] D. Langlois, S. Chartier, and D. Gosselin, "An Introduction to Independent Component Analysis: InfoMax and FastICA algorithms," *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, vol. ۶, pp. 31-38, 2010.
- [14] C. Jutten and J. Karhunen, "Advances in nonlinear blind source separation," in *the 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003)*, Nara, Japan, 2003.
- [15] A. Taleb and C. Jutten, "Source separation in post-nonlinear mixtures," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 47, pp. 2807-2820, 1999.
- [16] S. Prakriya and D. Hatzinakos, "Blind identification of LTI-ZMNL-LTI nonlinear channel models," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 43, pp. 3007-3013, 1995.
- [17] M. J. Korenberg and I. Hunter, "The identification of nonlinear biological systems: LNL cascade models," *Biological cybernetics*, vol. 55, pp. 125-134, 1986.
- [18] C. Jutten, M. Babaie-Zadeh, and S. Hosseini, "Three easy ways for separating nonlinear mixtures?," *Signal processing*, vol. 84, pp. 217-

distributions," in *Second International Workshop Independent Component Analysis and Blind Signal Separation*, Helsinki, Finland, 2000, pp. 169-174.

[۳۴] د. م. نیکوکار، آمار و احتمال مهندسی. تهران، ایران: انتشارات آزاده، ۱۳۷۶.

[35] M. S. C. Almeida and L. B. Almeida, "Wavelet based nonlinear separation of images," IEEE Instituto de Telecomunicacoes, Portugal, 2006.

[36] M. S. C. Almeida, "Extensions to Denoising Source Separation," Thesis, Helsinki University, 2005.

[37] A. Kraskov, H. Stögbauer, and P. Grassberger, "Estimating mutual information," *Physical Review E*, vol. 69, p. 066138, 2004.

- 1 Blind Source Separation
- 2 Independent Component Analysis
- 3 Information Maximization
- 4 Wavelet
- 5 Kurtosis
- 6 Maximum likelihood
- 7 Minimum Mutual Information
- 8 Ill-posed
- 9 Probability Distribution Function
- 10 Centering
- 11 Whitening
- 12 Post nonlinear
- 13 Component-wise
- 14 Darmois
- 15 Steady Fluid Flows
- 16 Eigenvalu Decomposition

^{۱۷} تعامد \tilde{A} باعث ایجاد $\binom{n}{2}$ شرط اضافی روی ماتریس \tilde{A} می‌شود که در نتیجه درجات آزادی آن برابر $n^2 - \binom{n}{2}$ یا $\frac{n(n-1)}{2}$ خواهد شد.

- 18 Intensity
- 19 Quasi-uniform
- 20 Cumulative Distribution Function

^{۲۱} بایستی دقت کرد برای سیگنالی که تعداد نمونه‌های آن 2^n باشد، می‌توان تجزیه موجک را تا سطح n محاسبه نمود

- 22 Monotonic
- 23 Line Profile