١٠٨٣١١

دانشگاه شیراز

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی ارشد
مهندسی برق (گرایش مخابرات)

جداسازی بازتاب‌از تصویر توسط الگوریتمهای جداسازی کور منابع با استفاده از ویژگیهای محلی

مرکز اطلاعات و مدارک علمی ایران
۱۳۸۷/۹/۲۳

استاد راهنما: دکتر مسعود رضا آقابزرگی

استاد مشاور: دکتر محمد تقی صادقی

پژوهش و نگارش: محمد حسین صادقی

مهرماه ۱۳۸۷

۱۰۸۳۱۱

تقدیم به

پدرم

او که در مسولیت پدرانه اش ذره‌ای تردید نکرد

مادرم

مادری که محبت بی دریغش همراه زندگیم بوده و هست

۱۳۸۷/۹/۲۳

اثر پیش روی، آموخته‌های در حد بضاعت ناچیز نگارنده، از دریای بیکران ولی نعمتان بیشماری است؛ که هر چند از فرط کثرت ذکر نامشان مقدور نیست لیک طلایه داران شان را از فرط حدت نقششان، یارای گریز از حمد نمی باشد:

دکتر مسعود رضا آقابزرگی

دکتر محمد تقی صادقی

و دیگر عزیزانی که مرا در اجرای این پروژه یاری رسانده اند.

گرانمایگانی که این شاگرد کوچک خود را وامدار شان می بیند و سپاس الطافشان را فرض می گیرد. توفیق رفیقشان باد.

مدیریت تحصیلات تکمیلی	صورتجلسه دفاعیه پایان نامه دانشجوی دوره کارشناسی ارشد	شناسه: ب/ک/۳

جلسه دفاعیه پایان نامه تحصیلی آقای/ خانم: محمد حسین صادقی دانشجوی کارشناسی ارشد

رشته/گرایش: برق- مخابرات

تحت عنوان: جداسازی بازتاب از تصویر توسط الگوریتم های جداسازی کور منابع با استفاده از ویژگی های محلی

و تعداد واحد: ۶ درتاریخ ۱۳۸۷/۷/۲۴ باحضور اعضای هیأت داوران (به شرح ذیل) تشکیل گردید.

پس از ارزیابی توسط هیأت داوران، پایان‌نامه با نمره: به عدد ۱۹٫۶۰ به حروف نوزده و شصت صم

و درجه عالی مورد تصویب قرارگرفت.

عنوان	نام و نام خانوادگی	امضاء
استاد/ استادان راهنما:	دکتر مسعودرضا آقابزرگی	
استاد/ استادان مشاور:	دکتر محمد تقی صادقی	
متخصص وصاحبنظرداخلی:	دکتر حمیدرضا ابوطالبی	
متخصص و صاحبنظر خارجی:	دکتر محمدرضا احمدزاده	

نماینده تحصیلات تکمیلی دانشگاه (ناظر)

نام ونام خانوادگی: سیدمنصور بیدکی

امضاء

چکیده

امروزه جداسازی کور منابع یکی از مسائل پایه ای و اساسی در حوزه پردازش سیگنال شده است. دلیل محبوبیت و این افزایش روبه افزون را می توان در کور بودن ماهیت آن جست. عدم نیاز به اطلاعات اولیه در مورد منابع و یا سیستم ترکیب کننده و همچنین مشاهدات سیگنالهای طبیعی که ترکیباتی از سیگنالهای پایه هستند، همگی از مواردی است که در افزایش کاربرد جداسازی کور منابع نقش اساسی ایفا کرده است. از جمله کاربردهای این گونه تکنیک های کور می توان به پردازش صوت و تصویر، سیگنالهای مخابراتی و پردازش سیگنالهای پزشکی اشاره کرد که در آن سیگنالهای مشاهده شده، ترکیباتی از چندین سیگنال مطلوب هستند. از جمله فرضیات ساده ای که می توان در نظر گرفت، فرض استقلال منابع است که می توان به صراحت بیان کرد که بیشتر مشاهدات طبیعی از ترکیب منابع مستقل ایجاد شده اند.

در هنگام تهیه تصویر از یک سطح شفاف نیمه منعکس کننده مانند شیشه، معمولا تصویر حاصل شامل دو تصویر خطی منطبق بر هم می باشد: تصویر پشت سطح شفاف یا زمینه و تصویر حاصل از بازتاب اجسام بر روی آن جداسازی انعکاس با استفاده از یک تصویر ورودی مساله حاد و بغرنجی می باشد. خصوصا هنگامی که اطلاعاتی در مورد تصاویر ترکیبی وجود ندارد. اهمیت این موضوع زمانی احساس می شود که تصویرمنعکس شده موجب ایجاد ابهام واختلالاتی در آنالیز تصویر اصلی گردد.

این پایان نامه به بررسی مساله جداسازی بازتاب تصاویر اجسام از یک تصویر مخلوط مشاهده شده می پردازد. در این میان فرضیاتی که در نظر گرفته می شود، همان فرضیات جداسازی کور منابع یا بطور واضح تر استقلال منابع است. با این تفاوت که در مساله مورد نظر با شرایط کمینه تعریف روبرو هستیم؛ یعنی تعداد مشاهدات کمتر از تعداد منابع است (در اینجا تعداد منابع دو عدد و تعداد مشاهدات یک تصویر مخلوط است). این موضوع علاوه بر اینکه به مساله کلیت

بیشتری می دهد، آن را نیز پیچیده تر می سازد. در این پایان نامه ابتدا به شرح بدست آوردن بردارهای پایه برای تصویر با استفاده از تکنیک ICA پرداخته می شود و سپس با استفاده از روش ارزش گذاری به ضرایب بردارهای پایه به تخمین تصویر اصلی از بازتاب می پردازیم. در ادامه با محاسبه همبستگی میان تصویر بازیابی شده و بانک داده، تصویر واقعی زمینه را بدست می آوریم. تصویر منعکس شده را با اعمال تکنیک ICA در فضای تصویر مخلوط شده، تصویر اصلی و تصویر کاهش یافته تصویر اصلی از مخلوط بدست می آوریم

فهرست مطالب

فصل اول: مقدمه ۱

۱-۱- تاریخچه ۲

۱-۲- جداسازی کور منابع ۳

۱-۳- آنالیز مولفه های مستقل ۹

۱-۴- طرح تحقیق حاضر ۱۳

فصل دوم: آمارگان ۱۵

۲-۱- مقدمه ۱۶

۲-۲- اطلاعات قبلی (پیش زمینه)برای ICA ۱۷

۲-۲-۱- ممانهای متغیر های تصادفی ۱۷

۲-۲-۲- آنتروپی و اطلاعات متقابل ۲۰

۲-۲-۳- استقلال ، واگرایی KL و آنتروپی ۲۶

فصل سوم: ICA و انواع روشهای آن ۲۹

۳-۱- مقدمه ۳۰

۳-۲- تعریف ICA ۳۱

۳-۳- مدل داده های ICA ۳۲

۳-۳-۱- فرضیات در مدل داده ها ۳۴

۳-۳-۲- پردازش داده ها ۳۵

۳-۴- رسیدن به ICA ۳۶

۳-۴-۱- الگوریتم Comon برای ICA ۳۶

۳-۴-۲- الگوریتم Jutten – Herault ۳۷

۳-۴-۳- مدل عصبی برای ICA ارائه شده توسط Oja و Hyvarinen ۳۸

۳-۴-۴- روش ماکزیمم سازی اطلاعات ۳۸

۳-۵- الگوریتم info-max ۳۹

۳-۶- الگوریتم FAST ICA ۴۷

فصل چهارم: الگوریتم جداسازی تصاویر دارای انعکاس ۵۳
۴-۱- مقدمه ۵۴
۴-۲- عملکرد ICA در ارتباط با دو منبع ۵۶
۴-۲-۱- خروجی ICA در ارتباط با سیگنالها ۵۶
۴-۲-۲- ویژگی های سیگنالهای مخلوط شده ۵۸
۴-۲-۳- نامخلوط سازی سیگنالها ۶۰
۴-۳- استخراج کور منابع مستقل ۶۱
۴-۳-۱- تبدیل خطی ۶۱
۴-۳-۲- بردار نامخلوط کنندگی ۶۲
۴-۳-۳- ضرب داخلی ۶۳
۴-۳-۴- محاسبه تابع احتمال با استفاده از هیستوگرام ۶۶
۴-۳-۵- قضیه حد مرکزی (CLT) ۶۷
۴-۳-۶- استخراج منابع با توجه به خواص سیگنالها ۶۸
۴-۴- جداسازی کور یک تصویر دارای انعکاس ۶۹
۴-۴-۱- تخمین تصویر اصلی (زمینه) از تصویر مخلوط (تصویر دارای بازتاب) ۷۰
۴-۴-۲- بدست آوردن بردارهای پایه با استفاده از الگوریتم ICA ۷۱
۴-۴-۳- الگوریتم بازآوری تصویر انعکاس یافته ۷۳
۴-۴-۴- معیار ANMRR ۷۷
۴-۴-۵- نتایج شبیه سازی ۸۰

فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها ۸۳
۵-۱- نتیجه گیری ۸۴
۵-۲- پیشنهادها ۸۶
پیوست ۸۷
فهرست منابع و ماخذ ۹۲

فهرست تصاویر

شکل ۲-۱: تغییرات آنتروپی پرتاب سکه ۲۲
شکل ۲-۲: شماتیک شبکه انتقال بردار تصادفی ۲۴
شکل ۲-۳: نمایش آنتروپی حاشیه ای، شرطی و اطلاعات متقابل ۲۵
شکل۳-۱- شبکه عصبی مورد استفاده در اجرای ICA توسط الگوریتم Info-Max ۴۱
شکل۳-۲: بلوک دیاگرام شبکه عصبی با حلقه فیدبک برای به روز رسانی ماتریس وزن W در الگوریتم Info-Max ۴۶
شکل۴-۱: مثالی از عملکرد ICA ۵۶
شکل۴-۲: مقایسه نمودار پراکندگی منابع و مخلوطهای آن و مفهوم استقلال ۵۸
شکل۴-۳: نمایش هیستوگرام سیگنالهای منابع و مخلوط های متناظر با آن و مفهوم توزیع گوسی در طبیعت ۵۹
شکل۴-۴: نمایش تبدیل خطی فضایS به فضای X و نحوه انتخاب بردار وزن ۶۵
شکل۴-۵: بیان یک قسمت از تصویر اصلی بر اساس مجموع ضرایبی از بردارهای پایه ۷۰
شکل۴-۶: نمونه هایی از بردارهای پایه بدست آمده از روش ICA ۷۳
شکل۴-۷: نمایش تاثیر اندازه و طول بردارهای پایه در بازسازی تصویر ۷۵
شکل۴-۸: نمایش عملکرد الگوریتم حذف بردارهای پایه با ضرایب کوچک و حذف الگوهای ایجادی با استفاده از فیلتر پایین گذر ۷۶
شکل۴-۹: یافتن تصویر اصلی در بانک تصاویر و در نظر گرفتن آن به عنوان دومین مشاهده. ۷۷
شکل۴-۱۰: عملکرد الگوریتم حذف بردارهای پایه بر روی تصاویر واقعی ۸۱
شکل۴-۱۱: نحوه اعمال ICA و استخراج بازتاب از تصویر مخلوط ۸۲
شکل۴-۱۲: نمونه ای دیگر از عملکرد الگوریتم حذف بردارهای پایه با ضرایب کوچک ۸۳

فصل اول

مقدمه

۱-۱- تاریخچه

جداسازی کور منابع[1] یکی از مسائل پایه ای در پردازش سیگنال است که از اواسط دهه ۸۰ مورد توجه قرار گرفت. امکان حل مسأله BSS نخستین بار در سال ۱۹۸۵ و توسط B.Ans و C.Jutten و J.Herault در یک کاربرد بیولوژیکی مطرح شد. ایده اولیه درحدود سال ۱۹۸۲ هنگامی به وجود آمد که این تیم روی مدل کردن سیگنالهای حرکتی مفصل کار می کردند. آنها مشاهده کردند که در هنگام انتقال اطلاعات مربوط به سرعت و مکان زاویه ای یک مفصل به مغز، اطلاعات مربوط به سرعت و مکان توسط دو سیگنال عصبی مختلف به مغز ارسال می شود، ولی هر دوی این سیگنال ها ترکیباتی از اطلاعات مکان و سرعت است و در نتیجه مغز حتما باید روشی برای جداسازی این اطلاعات داشته باشد. به عبارتی مغز باید به طریقی بتواند سیستم معکوس را تنها از روی مشاهدات تخمین بزند. آنها در نهایت روشی برای تخمین پارامترهای سیستم معکوس یافتند که بعدها به الگوریتم HJ[2] معروف شد. کارایی و سادگی الگوریتم HJ در حل یک مساله ظاهرا پیچیده، به تدریج توجه محققان دیگر را نیز به این مساله جلب کرد. برخی از این محققین مانند Lacoume در ابتدا تنها برای آنکه اشتباه بودن ادعای HJ را نشان دهند به کار روی این مساله پرداختند، که این تلاش ها در نهایت منجر به اثبات ریاضی قابل حل بودن BSS و ارائه الگوریتم های بهتری برای آن شد. این موضوع در ابتدا مورد توجه افرادی که در زمینه

---

[1] Blind Source Separation
[2] Herault-Jutten

شبکه های عصبی کار می کردند قرار نگرفت، زیرا در آن زمان موضوعات جدید و متنوعی در این شاخه مطرح شده بود. در حالی که در حوزه پردازش سیگنال، خصوصا در فرانسه و اروپا مساله جداسازی کور به شدت از مقبولیت خاصی برخوردار گردید. اکنون بسیاری از کنفرانس های پردازش سیگنال و شبکه های عصبی، بخش هایی را به جداسازی کور منابع اختصاص داده اند. در ابتدا ایده جداسازی کور، آنالیز مولفه های مستقل (ICA)[1] نامیده شد. زیرا تا زمانی که ترکیب های غیر خطی مطرح نبودند، یافتن مولفه های مستقل از روی مشاهدات باعث جداسازی منابع می شد. اما پس از مطرح شدن ترکیب های غیر خطی، مساله جداسازی کور منابع و آنالیز مولفه های مستقل به تدریج از یکدیگر فاصله گرفتند [۱و۲].

۱-۲- جداسازی کور منابع

جداسازی کور منابع یک تکنیک محاسباتی برای نمایش فاکتورهای پنهانی[2] است که خروجی آن، مجموعه های زیر لایه ای[3] از اندازه گیری ها یا سیگنال ها هستند. بطور کلی این مسائل خیلی کلی هستند و راه حل های متنوعی برای آن پیشنهاد شده است. پایه ای ترین روش آماری BSS ، آنالیز مولفه های مستقل ICA می باشد. ICA یک مدل آماری است که داده های چند متغیری مشاهده شده را به طور متنوعی از یک پایگاه داده بزرگ نمونه ها می گیرد و در آن فرض می شود مخلوط ها، ترکیباتی خطی یا غیرخطی از برخی متغیرهای پنهان نامعلوم مستقل با ضرایب مخلوط کنندگی نامشخص هستند. متغیرهای نهفته، غیرگوسی و متقابلا مستقل هستند که آنها را مولفه های مستقل داده های مشاهده شده یا منابع می نامند. بنابراین ICA را می توان

---

[1] Independent Component Analysis
[2] Hidden Factors
[3] Underlie Sets

یک تعمیمی از آنالیز مولفه های اصلی[1] یا آنـالیز فاکتورهـا[2] در نظـر گرفـت. ICA تکنیـک بـسیار توانمندی است و در هنگامی که روشهای کلاسیک کاملا شکست خورده اند قادر به یـافتن منـابع است. در بسیاری موارد، اندازه گیری ها به صورت یک مجموعه از سیگنالهای موازی یا زنجیره های زمانی در نظر گرفته می شوند. مخلوط هایی از اصوات همزمان یا صداهای انسان که توسط چندین میکروفن جمع آوری شده اند، اندازه گیریهای سیگنال مغـز از چنـدین سنـسور EEG[3] ، چنـدین سیگنال رادیویی که همزمان به گوشی همراه می رسند یا چندین سری زمـانی مـوازی بـه دسـت آمده از فرایند صـنعتی همگـی مثالهـای متنـوعی از کـاربرد ICA در ایـن زمینـه هـستند. کلمـه جداسازی کور منابع برای بیان عدم وجود اطلاعات از نحوه ترکیب سیگنالهای منابع، استفاده شده است. BSS و ICA هر دو جزء روشهای نظارت نشده[4] می باشند. همچنین یادگیری نظارت نـشده یک مفهوم عمیقی است که مـی تـوان از چـشم انـدازهای متفـاوتی ازجملـه علـوم روانـشناسی و شناختی تا مهندسی به آن نگاه کرد و اغلب به آن یادگیری بدون معلم گفته می شود. این موضوع بر این امر دلالت دارد که یادگیری انسانی، حیوانی یا سیـستم هـوش مـصنوعی محـیط اطـراف را مشاهده می کند و بر پایه این مشاهدات، رفتارش را بدون داشتن تطابق بین مشاهدات گرفته شده با پاسخ مطلوب گرفته شده (یادگیری نظارت شده) یا بدون حتی گرفتن هـیچ اشـاره ای در مـورد خوبی پاسخ گرفته شده (یادگیری تقویتی[5]) تطبیق می دهد. به طور معمول نتایج یادگیری نظارت نشده یک تفسیر جدید یا نمایشی از داده های مشاهده شده است کـه منجـر بـه بهبـود پاسـخ یـا تصمیم آینده می شود. این بستگی به BSS و ICA دارد که فاکتورهایی را بیابد که داده هـا را بـه طور با معنی شرح دهد [۳و۴و۵] .

---

[1] Principal Component Analysis
[2] Factor Analysis
[3] Electroencephalography
[4] Unsupervised Learning
[5] Reinforcement Learning

به عنوان یک نکته، داده ها در هر کار پردازش داده با معنی، واقعا تصادفی نیستند و توسط فرایند فیزیکی تولید شده اند که باعث محدودیت پیچیدگی می شوند. هر نوع تصمیم گیری روی داده ها مانند طبقه بندی یا رگرسیون[1] روی این مجموعه متغیرها، تاثیر پذیر از عوامل زیرلایه ای یا علت ها است. آموزش نظارت نشده یک روش عملی برای یافتن متغیرهای تولیدی زیر لایه است.

یادگیری نظارت نشده همچنین ارتباط عمیقی با شبکه های عصبی طبیعی و مصنوعی دارد که به نظر می رسد، مکانیزم پایه ی آن در تطابق سنسوری است. مقایسه عقلانی بودن یادگیری نظارت شده در مقابل یادگیری نظارت نشده، در یادگیری سیستم عصبی سخت است. زیرا یادگیری و قدرت سیستم نظارت شده از تطبیق سنسوری آن سرچشمه می گیرد. اگر این فرضیه را بپذیریم که یادگیری بر پایه اصلاح پیوندگاهی[2] است و قوانین یادگیری نظارت شده مانند پس انتشار خطا[3] به طور محلی روی سطوح پیوندگاه اجرا می شود، بنابراین زیر لایه زیست شناختی (بیولوژیکی)[4] آن سازگاری بیشتری با مدل یادگیری نظارت نشده دارد [۵و۶و۷] .

در محاسبات عصبی، دو دسته بندی کلاسیک برای مدل های یادگیری نظارت نشده وجود دارد که اولی تعمیمی از آنالیز مولفه های اصلی و آنالیز فاکتورها است و دومی کدینگ بردارهای یادگیری[5] یا مدل های خوشه بندی هستند که بر پایه یادگیری رقابتی[6] می باشند. اولین دسته بندی از روشهای یادگیری نظارت نشده که از PCA یا FA منشعب می شود، یک زیر لایه کاهش یافته از ترکیبات خطی متغیرهای ورودی اصلی می دهد. بیشتر قوانین یادگیری PCA بر پایه مدلهای عصبی مولفه ای آن می باشد. یک مدل جدید در این دسته بندی، مولفه های مستقل

---

[1] Regression
[2] Synaptic modification
[3] back propagation
[4] Biological substrate
[5] Learning vector coding
[6] Comletitive learning

است که تا حداکثر امکان افزونی[1] بین متغیرهای نهفته را کاهش می دهد که منجر به آنالیز مولفه های مستقل و جداسازی کور منابع می شود.

همچنین ICA مثالی از نمایش مساله یادگیری نظارت نشده در چهار چوب مدل تولیدی احتمالی[2] است. فهم عملکرد بازسازی و تخمین یک مدل که داده ها را با جمله هایی از متغیرهای نهفته شرح می دهد از درون طبیعت و ساختار حقیقی خود داده ها امکان پذیر است. بنابراین عملگرهایی مانند پیشگویی و فشرده سازی آسانتر و بادقت بیشتر توجیه پذیر می شوند [۷و۸و۹].

در طول دو دهه گذشته، جداسازی کور منابع (سیگنال) بخصوص در پردازش سیگنال بطور کامل مطالعه شده است. در جداسازی کور منابع، تلاش می شود تا سیگنالهای منابع مستقل ($\{s_k(i)\}, i=1,\dots$) از بردارهای داده ($\mathbf{x}_k$) استخراج شود. در اینجا بردارهای پایه ICA ، a(i) ها، معمولا چندان جالب و مورد توجه نبودند. چنین تکنیک های کوری برای مثال در پردازش آرایه[3]، بهبود گفتار[4] و مخابرات کاربرد داشته است. در جداسازی وفقی منابع [۱۰] یک ماتریس جداساز، B_k را طوری به روز رسانی می کند که بردار:

$$Y_k = B_k X_k \qquad (۱-۱)$$

یک تخمین ($Y_k = \hat{S}_k$) از سیگنالهای منابع مستقل اصلی می شود. در الگوریتم های کور نمی توان بدون فرضیات اضافی، دامنه سیگنالهای منابع $S_k(i)$ها را از مدل تعیین کرد. اغلب در جداسازی منابع به جای نرمالیزه کردن بردارهای پایه a(i) ، فرض می شود که سیگنال هر منبع $S_k(i)$ دارای واریانس واحدی است. در چندین الگوریتم جداسازی کور، بردارهای داده X_k ابتدا با یک پیش پردازش سفید (کروی سازی)[5] می شوند. یعنی ماتریس کواریانس آنها ماتریسی واحد می شود. روشهای متنوعی از سفید سازی با جزئیات بیشتر در ادامه بحث خواهد شد. بعد از پیش

---

[1] Redundancy
[2] Probabilistic Generative Models
[3] Array processing
[4] Speech enhancement
[5] Whitening (Sphearing)

سفید سازی ماتریس جداساز B_k در معادله (۱-۱) می تواند متعامد در نظر گرفته شود. یعنی: $B_k B_k^T = I_M$. چنین محدودیت های کمکی که خاصیت سفید بودن را باقی نگه می دارد، الگوریتم های جداساز ثانویه را ساده تر می سازد و همچنین واریانس منابع تخمین زده شده $\hat{S}_k(i)$ را به طور اتوماتیک به واحد نرمالیزه می سازد.

یک مشکل عملی در الگوریتم جداسازی منابع و ICA این است که نمی توان مستقیما یا با اندازه گیری درجه استقلال از روی اطلاعات متقابل، میزان قابل اعتماد بودن شرط استقلال را تایید کرد. زیرا چگالی های احتمال مورد بحث نامعلومند. برای رفع این مشکل از توابع تباین[1] استفاده می شود. توابع تباین از روی فرضیات در نظر گرفته شده مساله به عنوان مثال از استقلال منابع به دست می آید. این توابع باید توسط ماتریس جداساز مینیمم شود که نمونه هایی از آن در [۱۱] معرفی شده است. حتی محاسبات این توابع تباین نسبتا خوب، به تخمین آمارگان مراتب بالای داده ها، نیاز دارند که اغلب به الگوریتمهای جداسازی وفقی پیچیده ای منجر می شوند. خوشبختانه، عموما استفاده از ساده ترین آمارگان مرتبه بالا که کورتوسیس[2] نامیده می شود کافی است. کورتوسیس یک تابع انباشته ای مرتبه چهارم با تاخیر زمانی صفر می باشد. برای i امین سیگنال s(i) کورتوسیس نرمال نشده به صورت زیر تعریف می شود:

$$cum[s(i)^4] = E\{s(i)^4\} - 3[E\{s(i)^2\}]^2 \qquad (۲-۱)$$

کورتوسیس معیاری برای سنجش پیک دار یا تخت بودن داده نسبت به یک توزیع نرمال است. به عبارت دیگر مجموعه داده ها با کورتوسیس زیاد، میل به داشتن پیک (قله) در نزدیکی میانگین دارند که شیب قله آن نسبتا شدید و امتداد (دم) آن طولانی (کشیده) است. داده های با کورتوسیس کم، میل به داشتن قله تختی در نزدیکی میانگین دارند [۱۲].

---

[1] Contrast function
[2] Kurtosis

اگر s(i) گوسی باشد کورتوسیس آن $cum[s(i)^4]=0$ است. سیگنالهای منابعی کـه کورتوسـیس منفی دارند اغلب زیر گوسی[1] نامیده می شوند. معمولا توزیع های احتمال منابع طبیعی، تخت تـر از توزیع گوسی است. برای مثال می توان به سیگنال Bimodall اشاره کرد. منابع بـا کورتوسـیس مثبت (منابع فوق گوسی[2]) به طور معمول توزیعی دارند که دم (امتداد) طولانی تر و پیک تیزتری نسبت به توزیع گوسی دارند [۱۳و۱۴]. تقسیم بندی توابع به فوق گوسـی و زیـر گوسـی اهمیـت زیادی دارد. زیرا قابلیت جداسازی بسیاری از الگوریتمها شدیدا وابسته به این خواص است. به ویژه برای بردارهای ورودی سفید شده می توان نشان داد که اگر علامت کورتوسیس در معادلـه (۱-۲) برای همه سیگنالهای منابع $s_k(i), i=1,2,...,M$ یکسان باشد تابع تباین ساده [۳]

$$J_1(y)=\sum_{j=1}^{M}|cum[y(i)^4]|=\sum_{j=1}^{M}|E\{s(i)^4\}-3[E\{s(i)^2\}]^2| \qquad (۱-۳)$$

توسط یک ماتریس جداساز B در معادله (۱-۱) ماکزیمم می شود.

برای دو بردار متعامد ورودی سفید شده X و ماتریس جداساز، توان خروجی برابر است با:

$$E\{y(i)^2\}=1 \qquad (۱-۴)$$

و در نتیجه: $cum[y(i)^4]=E\{y(i)^4\}-3$.

بنابراین اگر جمع ممانهای چهارم یعنی:

$$J_2(y)=\sum_{i=1}^{M}E\{y(i)^4\} \qquad (۱-۵)$$

برای منابعی که کورتوسیس منفی داشته باشـد مینـیمم و بـرای منـابعی بـا کورتوسـیس مثبـت ماکزیمم گردد، معیار معادله (۱-۳) ماکزیمم می شود [۱۲و۱۵] .

---

[1] Sub-Gaussian
[2] Super-Gaussian

۱-۳- آنالیز مولفه های مستقل

آنالیز مولفه های مستقل ICA به عنوان یک محدوده استاندارد از پردازش سیگنالهای مربوطه و در زمینه آنالیز داده ها پدیدار شده است. تکنیک ICA تلاش می کند تا مسائل جداسازی کور منابع را در حالتی که سیگنالهای سنسور، مخلوط هایی از ترکیبات سیگنالهای منابع مستقل نامعلوم هستند حل کند. این تکنیک که از آمارگانهای مراتب بالا برروی داده های غیرگوسی استفاده می کند را می توان به صورت تعمیمی از PCA در نظر گرفت. آنالیز مولفه های مستقل معمولا در کاربردهای متنوعی از پردازش آرایه ها، مخابرات، پردازش سیگنالهای پزشکی و پردازش گفتار مورد نیاز است [۱۶و۱۷].

از جهتی نقطه ی شروع ICA ، نا همبسته سازی خواص PCA است. تقریبا (بدون در نظر گرفتن جزییات)، بجای نیاز به ضرایب یک بسط خطی از بردارهای داده ناهمبسته در PCA، این بردارها در ICA باید متقابلا مستقل (یا تا حد امکان مستقل) باشند. به همین دلیل است که از آمارگان های مرتبه بالا در تعیین بسط ICA استفاده می شود که در بسیاری از موارد نمایش مفیدتری از داده ها نسبت به PCA ارائه می کند.

به طور کلی در روشهای اخیر تحقیقات شبکه های عصبی، علاوه بر PCA، شکلهای مختلفی از آموزشهای نظارت نشده مورد مطالعه قرار گرفته است. چنین تکنیک هایی اغلب روشهای PCA غیرخطی نامیده می شوند [۱۸]. دلیل اصلی برای این علاقه مندی این است که اگر چه PCA در تقریب داده های ورودی با معیار حداقل مربعات خطا بهینه است اما نتایجی که ارائه می کند چندان در شرح بعضی ویژگیها و مشخصات داده ها سودمند نیست. درPCA داده ها توسط پایه های نرمال متعامد نمایش داده می شوند که فقط توسط آمارگان مرتبه‌ی دوم داده های ورودی تعیین می‌شوند. این میزان اطلاعات برای داده های گوسی مناسب و کافی است. هر چند

داده های غیرگوسی شامل مقدار زیادی اطلاعات اضافی در آمارگانهای مرتبه بالاتر خود هستند که این می تواند به طریقی در توصیف داده ها مورد استفاده قرار بگیرد.

الگوریتم FastICA یکی از مشهورترین روشهای موجود در حل مسائل آنالیز مولفه های مستقل و جداسازی کورمنابع است. آزمایشات نشان داه شده است که کارایی و سرعت همگرایی این الگوریتم خیلی بیشتر از دیگر الگوریتمهای ICA است. در آزمایشی که فقط یکی از سطرهای ماتریس جداساز در نظر گرفته می شود، این الگوریتم همگرایی سریعی از خود نشان داد که این مورد را پردازش تک-واحد[1] می نامند. در الگوریتم FastICA یک مرحله نرمال کردن بطور واضح وجود دارد. چرخش اضافی حاصل از نرمالیزاسیون در سرعت همگرایی اثر منفی دارد، اما به دلیل سرعت همگرایی زیاد FastICA اثر محسوسی بر همگرایی نمی گذارد. در یک مطالعه، مقایسه ای تجربی توسط [۱۹و۲۰] ارائه شده است که الگوریتم FastICA نسبت به روش ICA با استفاده از متد عمومی تندترین شیب، سرعت همگرایی بیشتری دارد. این قابل درک است، زیرا الگوریتم FastICA از نظر عملکرد مشابه تندترین شیب نیست و تقریبا می توان آن را یک روش نیوتون فرض کرد. به طورتئوری این الگوریتم بسیار سریع همگرا می شود و آن را پردازش تک-واحد می نامند[۱۳]. در این الگوریتم فقط یکی از سطرهای ماتریس وزن در نظر گرفته می شود و متعامد بودن آن فقط به نرمالیزاسیون بردارهایی با طول واحد بعد از هر مرحله تکرار کاهش می یابد.

روشهایی دیگری برای تخمین ماتریس مخلوط در مدل ICA با $n>m$ بیان شده است [۲۱و۲۲و۲۳]. این موارد اغلب به نام مسائل بیشینه تعریف[2] نامیده می شوند. مشکلی که همه روشهای بیان شده دارند این است که از لحاظ محاسباتی بسیار طاقت فرسا هستند. این مساله به طور اساسی به این علت است که مدل حل این مسائل، مدلی است که با داده های از دست رفته

---

[1] one-unit
[2] Over-complete