





دانشکده برق و رباتیک

گروه الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی برق - الکترونیک

تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی با استفاده از داده‌های

تصویر برداری با تشدید مغناطیسی مغزی

حسن نیک پور پیله‌رود

استاد راهنما :

دکتر امیدرضا معروضی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ۹۲

تقدیم به

پدر و مادر مهربانم که زندگیم را دیون مهر و عطف آن‌ها می‌دانم

و برادر و خواهرانم که همراهم، همیشگی و پشتوانه‌های زندگیم هستند.

تقدیر و شکر

سپاس بی‌کران پروردگاریکتار که، هستی مان، بخشد و به طریق علم و دانش، نمونه‌مان شد و به هم‌نشینی رحروان علم و دانش مفتخرمان نمود و خوشه‌چینی از علم و معرفت را روزی‌مان ساخت.

از استاد با کمالت و شایسته‌جناب آقای دکتر امیدرضا معروضی که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ‌کلی در این عرصه بر من دریغ ننمودند و زحمت راه‌پیمایی این رساله را بر عهده گرفتند؛ کمال شکر و قدردانی را دارم.

چکیده

در این پایان نامه سیستمی برای تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی در کودکان ارائه شده است. اختلال کم توجهی - بیش فعالی یک اختلال بالینی ناهمگن و یک عارضه چند فاکتوری پیچیده می باشد. این اختلال در کودکان پسر سه برابر کودکان دختر شایع است. ۵ تا ۱۰ درصد کودکان در کل دنیا مبتلا به اختلال کم توجهی - بیش فعالی می باشند. معمولاً کودک توانایی تمرکز بر روی یک موضوع را نداشته، یادگیری در او کند است و کودک از فعالیت بدنی بسیار بالا برخوردار است. این اختلال با فقدان توجه، فعالیت بیش از حد، عدم تمرکز یا ترکیبی از این موارد همراه است. تحقیقات علل دقیق این اختلال را تعیین نکرده اند. امروزه فناوری های تصویربرداری از مغز، پیشرفت های بسیاری داشته است. بسیاری از مطالعات بر مبنای این فناوری ها تفاوت میان مغز کودکان مبتلا به این اختلال و سایر کودکان را اثبات کرده اند. بهترین داروهایی که در حال حاضر استفاده می شود همگی جزو مخدرها و محرک های قوی هستند و عوارض جانبی بسیار بدی در دراز مدت دارند. اما می توان با تشخیص به موقع و زود هنگام دز دارو را تحت کنترل گرفت.

در این پایان نامه سه روش جهت تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی پیشنهاد شده و کارایی این روش ها در مقایسه با روش های موجود ارزیابی شده است. روش های پیشنهادی شامل مراحل پیش پردازش، استخراج ویژگی و کلاسه بندی است. یکی از چالش هایی که در مسائل پزشکی وجود دارد وجود پایگاه داده ای استاندارد و با کیفیت بالا می باشد. این پایان نامه با تکیه بر یکی از روش های ساختاری متداول به نام تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) که پایگاه داده آن در اختیار می باشد صورت گرفته است.

در روش پیشنهادی اول، بعد از پیش‌پردازش، با استخراج ویژگی‌های بافت تصاویر، اقدام به کلاسه‌بندی افراد می‌کنیم. استخراج ویژگی‌ها از این تصاویر، در یک بعد صورت می‌پذیرد، دلیل اصلی این امر ایجاد بردار ویژگی بزرگ می‌باشد که از مجموعه تصاویر حاصل شده است. وقتی از تصاویر در یک بعد ویژگی استخراج می‌کنیم اندازه بردار ویژگی بدست آمده تقریباً یک سوم حالتی می‌شود که از وکسل‌ها یا همان تصاویر سه‌بعدی حجمی، بردار ویژگی استخراج می‌کنیم. درصد تشخیص در این روش ۷۰٪ می‌باشد.

در روش پیشنهادی دوم و سوم بعد از پیش‌پردازش با جعبه ابزار SPM که در پیش‌پردازش تصاویر MRI و fMRI ابزاری قدرتمند است به سراغ استخراج ویژگی با روش LBP می‌رویم. این الگوریتم ابزار قدرتمندی در روش‌های تشخیص از روی بافت تصاویر مثل تشخیص چهره یا تشخیص رگ انگشت، با پیچیدگی محاسباتی کم و توانایی در استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر مغزی می‌باشد. تفاوت روش دوم و سوم در انتخاب نوع طبقه‌بند می‌باشد. در روش دوم از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود که یک تفکیک کننده قوی می‌باشد. در روش سوم برای کلاسه‌بندی از شبکه عصبی استفاده می‌شود.

نتیجه‌ای که روش دوم می‌تواند برای تمییز و تشخیص داده‌های مغزی افراد سالم از ناسالم ارائه کند روی چهار پایگاه داده انجام شده بین ۸۱,۴۸۱۵ تا ۸۸,۸۸۸۹ می‌باشد.

بهترین نتیجه‌ای که روش سوم می‌تواند برای تشخیص داده‌های مغزی افراد سالم از ناسالم ارائه کند بین ۸۵,۱۸۵۲ تا ۹۴,۱۳۷۹ می‌باشد.

کلید واژه: اختلال کم توجهی - بیش‌فعالی، الگوهای دودویی محلی، ریخت‌شناسی، بافت تصویر، ماشین بردار پشتیبان، کاهش ویژگی

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱- "تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی با استفاده از تصاویر MRI مغزی"، هشتمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، MVIP 2013

۲- "تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی براساس بافت تصاویر MRI"، دوازدهمین کنفرانس سیستم‌های هوشمند ایران، ICIS 2014

فهرست

فصل اول.....	۲
۱-۱ اختلال کم توجهی - بیش فعالی	۲
۲-۱ شیوع اختلال کم توجهی - بیش فعالی	۴
۳-۱ علائم اختلال کم توجهی - بیش فعالی	۴
۴-۱ علل اختلال کم توجهی - بیش فعالی	۷
۵-۱ تعریف مسئله و ضرورت تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی	۱۰
۶-۱ ساختار پایان نامه	۱۳
فصل دوم.....	۱۶
۱-۲ مقدمه.....	۱۶
۲-۲ روشهای تصویربرداری سیستم عصبی مغز.....	۱۷
۱-۲-۲ توموگرافی کامپیوتری.....	۱۸
۲-۲-۲ تصویربرداری رزونانس مغناطیسی.....	۲۰
۳-۲-۲ تصویربرداری رزونانس مغناطیسی عملکردی.....	۲۱
۴-۲-۲ توموگرافی کامپیوتری با انتشار فوتون منفرد.....	۲۲
۵-۲-۲ توموگرافی انتشار پوزیترون.....	۲۲
۳-۲ تحلیل بافت.....	۲۴
۱-۳-۲ قطعه بندی بافت.....	۲۷
۲-۳-۲ سنتز بافت.....	۲۸
۴-۲ بافت تصاویر MRI مغز.....	۲۸
فصل سوم.....	۳۴
۱-۳ مقدمه.....	۳۴

۳۶	۱-۳ پیش پردازش
۳۷	۱-۱-۳ حذف تصاویر نویزدار و پیش پردازش به صورت دستی
۳۸	۲-۱-۳ نرمالسازی
۳۹	۲-۳ استخراج ویژگی
۴۱	۱-۲-۳ الگوی دودوئی محلی
۴۳	۲-۲-۳ الگوی دودوئی محلی با مقیاس متفاوت
۴۴	۳-۲-۳ الگوی دودوئی محلی در سه صفحه متعامد (LBP_TOP)
۴۷	۳-۳ انتخاب و کاهش ویژگی
۴۸	۱-۳-۳ آنالیز عناصر اصلی (PCA)
۴۸	۲-۳-۳ آنالیز تمایزات خطی (LDA)
۴۹	۴-۳ کلاسه‌بند
۵۰	۱-۴-۳ ماشین بردار پشتیبان
۵۰	۱-۱-۴-۳ ابر صفحه جداساز
۵۱	۲-۱-۴-۳ ماشین بردار پشتیبان خطی
۵۳	۲-۴-۳ نزدیکترین همسایه (KNN)
۵۴	۳-۴-۳ شبکه عصبی مصنوعی
۵۵	۱-۳-۴-۳ پرسپترون
۵۶	۵-۳ معیارهای کارایی سیستم
۵۹	۶-۳ جمع بندی
۶۲	فصل چهارم
۶۲	۱-۴ مقدمه
۶۳	۱-۱-۴ پایگاه داده

۶۵	۲-۱-۴ پیش پردازش
۶۶	۳-۱-۴ استخراج ویژگی
۶۷	۴-۱-۴ کاهش ویژگی
۶۸	۱-۴-۱-۴ فرموله کردن حداکثر واریانس در PCA
۶۹	۲-۴-۱-۴ فرموله کردن حداقل خطا در PCA
۷۱	۵-۱-۴ کلاسه بندی
۷۱	۲-۴ روش‌های پیشنهادی
۷۲	۳-۴ روش پیشنهادی اول
۷۴	۴-۴ روش پیشنهادی دوم
۷۶	۵-۴ روش پیشنهادی سوم
۷۷	۶-۴ نتایج حاصل از روش دوم و سوم
۷۷	۱-۶-۴ نتایج پایگاه داده موسسه کندی کریگر/دانشگاه جونز هاپکینگز
۷۹	۲-۶-۴ نتایج پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن
۸۱	۳-۶-۴ نتایج پایگاه داده دانشگاه علم و سلامت oregon
۸۲	۴-۶-۴ نتایج پایگاه داده دانشگاه پکینگ
۸۵	۷-۴ نتایج حاصل از معیارهای کارایی سیستم
۸۷	۸-۴ نتیجه گیری
۹۰	فصل پنجم
۹۰	۱-۵ نتیجه گیری
۹۲	۲-۵ پیشنهادها
۹۴	مراجع

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۲: تصاویری با چندین نوع بافت [۱۳]..... ۲۵
- شکل ۲-۲: نحوه قطعه بندی بافت در تصویر رنگی و خاکستری..... ۲۷
- شکل ۳-۲: عملگر (LBP_TOP) و استخراج ویژگی‌ها و هیستوگرام‌ها..... ۳۰
- شکل ۴-۲: نقشه‌های مغز براساس سه بافت ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی نخاعی..... ۳۱
- شکل ۱-۳: دیاگرام روش پیشنهادی دسته بندی تصاویر مغز جهت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش-فعالی..... ۳۵
- شکل ۲-۳: انواع شعاع همسایگی در MLBP..... ۴۴
- شکل ۳-۳: سه سطح در الگوی پویا در استخراج نقاط همسایگ..... ۴۶
- شکل ۴-۳: (a) سه سطح در بافت پویا، (b) هیستوگرام LBP از هر سطح، (c) الحاق هیستوگرام هر صفحه [۳۵]..... ۴۷
- شکل ۵-۳: صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه..... ۵۱
- شکل ۶-۳: ساختار کلی شبکه عصبی..... ۵۴
- شکل ۶-۳: خروجی دسته بندی..... ۵۷
- شکل ۱-۴: برشهای تصاویر مغزی در صفحه XY، از بالای سر فرد..... ۶۵
- شکل ۲-۴: برخی از تصاویر نرمالسازی شده در پیش پردازش..... ۶۶
- شکل ۳-۴: طرز کار عملگر LBP بر روی تصویر..... ۶۷
- شکل ۴-۴: نقاط قرمز داده‌های اولیه و نقاط سبز تصویر این داده‌ها است..... ۶۷

- شکل ۴-۵: بلوک دیاگرام سیستم کلاسه بندی اختلال کم توجهی - بیش‌فعالی ۷۱
- شکل ۴-۶: سطر بالا تصاویر بدون اطلاعات مفید و سطر پایین، تصاویر با ویژگی‌هایی برای استخراج اطلاعات ۷۲
- شکل ۴-۷: انواع شعاع همسایگی در LBP ۷۳
- شکل ۴-۸: تصویر مغز بعد از انجام پیش‌پردازش و استخراج ویژگی LBP ۷۵
- شکل ۴-۹: نمودار درصد تشخیص براساس هر ویژگی ۷۶
- شکل ۴-۱۰: نمودار میله‌ای از کلاسه بندهای مختلف روی پایگاه داده کندی کریگر/ دانشگاه جونز هاپکینگز ۷۹
- شکل ۴-۱۱: نمودار میله‌ای از کلاسه بندهای مختلف روی پایگاه دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونینگن ۸۰
- شکل ۴-۱۲: نمودار میله‌ای از کلاسه بندهای مختلف روی پایگاه دانشگاه oregon ۸۲
- شکل ۴-۱۳: نمودار میله‌ای از کلاسه بندهای مختلف روی پایگاه دانشگاه پکینگ ۸۳
- شکل ۴-۱۴: مقایسه روش دوم و سوم روی هر پایگاه داده ۸۴
- شکل ۴-۱۵: مقایسه روش سوم و روشی با کاهش ویژگی LDA روی پایگاه داده Kennedy و Groningen ۸۴
- شکل ۴-۱۶: مقایسه روش سوم و روشی با کاهش ویژگی LDA روی پایگاه داده Oregon و Peking ۸۵

فهرست جداول

- جدول ۳-۱: توابع کرنل در فضای ویژگی ۵۳
- جدول ۴-۱: خصوصیات پایگاه داده مورد استفاده ۷۴
- جدول ۴-۲: نتایج دسته بندی در روش اول ۷۴
- جدول ۴-۳: خصوصیات پایگاه داده کندی کریگر / دانشگاه جونز هاپکینگز ۷۸
- جدول ۴-۴: نتایج حاصل از کلاسه‌بندهای مختلف روی پایگاه داده کندی کریگر / دانشگاه جونز هاپکینگز ۷۸
- جدول ۴-۵: خصوصیات پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن ۷۹
- جدول ۴-۶: نتایج حاصل از کلاسه‌بندهای مختلف روی پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن ۸۰
- جدول ۴-۷: خصوصیات پایگاه داده دانشگاه علم و سلامت oregon ۸۱
- جدول ۴-۸: نتایج حاصل از کلاسه‌بندهای مختلف روی پایگاه داده دانشگاه علم و سلامت oregon .. ۸۱
- جدول ۴-۹: خصوصیات پایگاه داده دانشگاه پکینگ ۸۲
- جدول ۴-۱۰: نتایج حاصل از کلاسه‌بندهای مختلف روی پایگاه داده دانشگاه پکینگ ۸۳
- جدول ۴-۱۱: پارامترهای کارایی سیستم با دسته‌بندهای مختلف با کاهش ویژگی PCA ۸۶
- جدول ۴-۱۲: پارامترهای کارایی سیستم با دسته‌بندهای مختلف با کاهش ویژگی LDA ۸۷

فصل اول:

مقدمه

فصل اول

۱-۱ اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی^۱

اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی یک اختلال بالینی ناهمگن^۲ و یک عارضه چند فاکتوری^۳ است. معمولاً کودک توانایی دقت و تمرکز بر روی یک موضوع را نداشته، یادگیری در او کند است و کودک از فعالیت بدنی غیر معمول و بسیار بالا برخوردار است. این اختلال با فقدان توجه، فعالیت بیش‌ازحد، عدم تمرکز یا ترکیبی از این موارد همراه است. هر کودکی با شک اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی باید به دقت تحت نظر یک پزشک معاینه گردد. بسیاری از این کودکان، یک یا چند اختلال رفتاری دیگر نیز دارند. همچنین ممکن است یک مشکل روانی مانند افسردگی داشته باشند. غالباً این کودکان متوجه‌اند که والدین چه انتظاری از آنان دارند اما برآورده ساختن این انتظار برای آنان مشکل است چون نمی‌توانند آرام بنشینند، دقت کنند یا به جزئیات توجه کنند. البته بیشتر بچه‌ها در سنین خردسالی خصوصاً اگر مضطرب یا هیجان زده باشند چنین رفتارهایی می‌کنند. اما در کودکان بیش‌فعال این علائم مدت زمان طولانی دارند و در شرایط و محیط‌های مختلف و متفاوت روی می‌دهند[۱].

برخی تحقیقات نشان می‌دهد، کودکانی با علائم بیش‌فعالی، تمایل بیشتری به بروز اختلالات رفتاری دارند، در حالیکه کودکانی با علائم اختلال کمبود توجه با احتمال بیشتری به افسردگی یا اختلالات اضطراب‌دچار می‌شوند[۲]. اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی از نظر ژنتیکی قابل انتقال است. برخی مادران قادرند اختلال فرزندانشان را در دوران بارداری یا در سنین اولیه بشناسند. اما معمولاً این علائم از زمان رشد طبیعی نوپاها قابل تشخیص نیستند. معمولاً در زمان مهد کودک یا سنین آغازین مدرسه، کودکان

^۱ Attention-Deficit Hyperactivity Disorder(ADHD)

^۲ clinically heterogeneous disorder

^۳ multi-factorial

دچار این اختلال، علائم نوعی اختلال را بروز خواهند داد زیرا در پذیرش قوانین اجتماعی با دیگران یا مربیان دچار مشکل خواهند شد [۱].

این امکان وجود خواهد داشت که آنها با پائین بودن گستره توجه، پریشانی و پائین بودن کنترل تحرکات ادراری مواجه باشند. کودکان (به خصوص دختران) ممکن است در دراز مدت با نوع بی‌توجهی اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی قادر به رفع مسائل خویش باشند. بنابراین در مدرسه کودکانی هستند که آسیب دیدگی شدید ندارند و در تست‌ها نیز عالی عمل می‌کنند. با رشد (فیزیکی) و بالا رفتن انتظار یا تفاوت در خواسته خودسازی و عملکرد اجرائی، آنان ممکن است به مشکلاتی برخورد نمایند. در برخی دختران نوجوان در سن ۱۳ یا ۱۴ سالگی با تغییرات هورمونی، مسائل آشکار اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی بروز می‌کند. در این حالت که هیچ نوع علائم شدید اختلال قبل از ۷ سالگی دیده نشده، البته بیشتر بچه‌ها در سنین خردسالی خصوصاً اگر مضطرب یا هیجان زده باشند چنین رفتارهایی می‌کنند. اما در کودکان بیش‌فعال این علائم مدت زمان طولانی وجود دارند و در شرایط و محیط‌های مختلف روی می‌دهند.

توافقی بین متخصصان در زمینه طبقه بندی علائم موجود نمی‌باشد. اگر در بیماران برخی معیارهای شخصیتی اختلال دیده شود و بتوان دلایل اجتماعی دیگر را نادیده انگاشت، بسیاری از موارد اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی توسط پزشک عمومی درمان می‌شود. آزمون یا آزمایشی که بیش‌فعالی را تشخیص دهد وجود ندارد. تشخیص، به یک ارزیابی کامل نیاز دارد. اگر تشخیص قطعی نشده باشد تشخیص‌های دیگر مانند ناتوانی در یادگیری یا افسردگی مطرح می‌شود.

کودکان مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی بدون درمان دارویی و یا رفتار درمانی نمی‌توانند رفتارها و برخی حرکات ارادی خود را کنترل کنند. ممکن است کودک به متخصص اعصاب، روانپزشک و یا

روانشناس ارجاع داده شود. در نهایت علائم و اطلاعات جمع‌آوری شده با بیماری تشخیص داده می‌شود و درمان آغاز می‌گردد. بیشتر پزشکان، درمان آزمایشی اختلال را پیشنهاد خواهند کرد [۲].

این پایان‌نامه بر روی سیستم‌های تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی با استفاده از تصاویر مغزی متمرکز شده است.

۱-۲ شیوع اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی

از هر ۱۰۰ کودک، ۵ تا ۱۰ کودک می‌توانند مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی باشند. در بزرگسالان از هر ۱۰۰ نفر ۴ نفر می‌توانند مبتلا به این اختلال باشند. پسران ۳ برابر بیش از دختران در معرض ابتلا قرار دارند ولی علت این تفاوت هنوز مشخص نشده است.

اغلب این مشکلات قبل از ۷ سالگی آغاز می‌شوند و ممکن است والدین تا وقتی که فرزندشان بزرگ‌تر نشده است، متوجه مشکل او نگردند. این اختلال به عملکرد خانوادگی، اجتماعی و تحصیلی کودک آسیب می‌رساند، پزشکان نمی‌دانند که چه چیزی باعث بروز اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌گردد ولی مطالعات بر روی مغز انسان‌ها پزشکان را به فهم علل اجتماعی اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی نزدیکتر کرده است [۳].

۱-۳ علائم اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی

اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی سه نوع علامت و مشخصه در اکثر بیماران دارد که هر کدام الگوی رفتاری خود را دارند:

۱- کم توجهی یا بی توجهی (کم دقتی): این حالت شامل برخی حالات رفتاری می شود که می توان به

نمونه هایی اشاره کرد:

- ناتوانی در توجه به جزئیات و بی دقتی در تکالیف مدرسه یا سایر فعالیتها
- مشکل در ادامه دادن توجه و حفظ دقت در طی فعالیتها
- مشکل آشکار در گوش دادن
- مشکل در پیروی از دستورات
- بی نظمی
- اجتناب از کارهایی که به تلاش ذهنی و تفکر نیاز دارد
- گم کردن اسباب بازی ها، کتاب ها و وسایل
- واکنش بیش از حد به محرکها
- فراموشی در فعالیت های روزانه

۲- فعالیت بیش از اندازه (بیش فعالیتی):

- بی قراری و ناآرامی
- مشکل در حفظ حالت نشسته
- دویدن بیش از حد و یا بالا و پایین پریدن
- ناتوانی از بازی کردن در سکوت
- به نظر می رسد که همیشه در حرکت و آماده ی رفتن هستند
- زیاد صحبت می کنند
- قبل از اینکه سوال تمام شود پاسخ می دهند
- منتظر ایستادن و در صف ایستادن برایشان سخت است

- حرف دیگران را قطع می‌کنند و وارد بحث دیگران می‌شوند
 - هنگام نشستن معمولاً دستها یا پاهایشان بی‌قرارند یا مدام در جای خود حرکت میکند
- ۳- رفتارهایی که انگیزه آنی دارند (حرکات تکانشی)^۱
- نوع سوم بیش‌فعالی که شایع‌تر هست، ترکیبی از علائم بیش‌فعالی نوع اول و دوم است
 - فرد بدون فکر اقدام به فعالیت و انجام کار می‌کند
 - کودک بیش‌فعال همیشه در حال انجام کاری می‌باشد
 - این کودکان ممکن است بطور ناگهانی وسط خیابان شروع به دویدن کنند
 - در بازی‌ها یا موارد مشابه حضور در گروه، منتظر نوبت شدن برایش مشکل است
 - به سادگی و با کمترین عامل خارجی دچار حواس پرتی می‌شود
 - بدون اینکه قصد لجاجت یا مخالفت داشته و یا اینکه در درک مساله مشکل داشته باشد، انجام کارهایی که از روی یک دستور خاص و به ترتیب مشخص شده باشد، برایش مشکل است
 - معمولاً از یک کار ناتمام سراغ کار دیگری می‌رود
 - توجه ممتد به یک کار یا بازی برایش مشکل است
 - چنین به نظر می‌رسد هنگامی که با او صحبت می‌شود به حرف‌های گوییده توجهی ندارد.
 - معمولاً وسایل مهم و ضروری خود (مانند کتاب، اسباب بازی یا نوشت افزار) را در مدرسه یا خانه گم می‌کند
 - غالباً بدون توجه به عواقب آن و بدون اینکه به دنبال هیجان باشد، کارهای خطرناکی

^۱Impulsive motion

انجام می‌دهد. (برای مثال بدون توجه به وسط خیابان می‌پرد)

- کودک در دوران مدرسه ممکن است بروز اختلالات یادگیری خصوصا اختلال در خواندن و نوشتن و به خاطر سپردن تکالیف را داشته باشد [۴].

۱-۴ علل اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی

از لحاظ علمی مدرک کافی برای اثبات نقش تغذیه برای بیش‌فعالی و کم‌توجهی وجود ندارد. اما نبود مدرک نمیتواند رد کننده این احتمال باشد. دشواریهای خاص تحقیقات در این زمینه شاید توجیه‌گر نبود نتایج قانع کننده باشد. برخی از والدین با تجربه خودشان دیده‌اند که تغییر رژیم غذایی می‌تواند در رفتار فرزندشان تاثیر بگذارد. برای مثال، مشاهده کرده‌اند در مواردی که به مسافرت رفته‌اند، فرزندشان بسیار متفاوت رفتار کرده است، و سپس این شک در آنها ایجاد شده که رژیم غذایی متفاوتی که در طی سفر داشته‌اند دلیل تغییر رفتار بوده است. سپس با بررسی دقیق متوجه شده‌اند که مثلا نوشیدنی‌های دارای مواد نگهدارنده باعث بروز رفتارهای نامناسب در فرزندشان می‌شود. غذاهای متفاوتی گزارش شده‌اند که ممکن است موجب بروز بیش‌فعالی شوند، مواردی نظیر شکلات، نوشیدنی‌هایی حاوی رنگها مثل نوشابه‌های گازدار. این امر به این معنا نیست که تمام کودکان بیش‌فعال باید از این موارد اجتناب کنند، بلکه والدین باید دقت کنند که این احتمال وجود دارد که یکی یا برخی از اینها می‌توانند موثر باشند و باید با آزمون و خطا توجه کنند که چه مواردی ممکن است برای فرزندشان موثر باشد [۵].

تحقیقات علل دقیق اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی را تعیین نکرده‌اند اما برخی از دانشمندان معتقدند که اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌تواند به دلیل عدم تعادل انتقال دهنده‌های عصبی (مواد شیمیایی که نحوه پردازش مغز و واکنش به محرک‌ها را تنظیم می‌کند) باشد. همچنین مطالعه‌ای برجسته در سال

۱۹۹۶ که در موسسات ملی سلامت ذهن^۱ (NIMH) انجام شد، به این نتیجه رسید که دو بخش از مغز که تصور می‌شود تنظیم توجه را به عهده دارند، در کودکان مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی کوچک‌تر هستند. از آن موقع تاکنون فناوری‌های تصویربرداری از مغز پیشرفت‌های بسیاری کرده است و بسیاری از مطالعات دیگر تفاوت میان مغز کودکان مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی و سایر کودکان را اثبات کرده‌اند، از جمله مطالعه سال ۲۰۰۷ که نشان داد مغز کودکان مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی به همان شیوه مغز سایر کودکان بالغ می‌شود اما این روند تا ۳ سال بعد ادامه می‌یابد. دانشمندان همچنان برای یافتن معنای مناسب این تفاوت‌ها تلاش می‌کنند. چرا مغز یک کودک برخلاف مغز کودک دیگر در تنظیم توجه و سطوح فعالیت مشکل دارد؟ ظاهراً دلیل حیرت‌انگیزی وجود ندارد اما عواملی وجود دارد که می‌تواند احتمال ابتلای کودک به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی را افزایش دهد [۶].

هر کودکی که مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌باشد، باید از نظر ابتلا به سایر اختلال‌های دیگر همراه، مثل اضطراب و افسردگی بررسی شود. تحقیقات نشان می‌دهد که استفاده مادر از سیگار الکل و سایر داروها در طی حاملگی ممکن است به کودک متولد نشده آسیب‌هایی وارد کند، این مواد می‌تواند برای رشد مغز جنین خطرناک باشند. الکل و نیکوتین، باعث آسیب‌هایی در رشد سلول‌های عصبی می‌شود برای مثال در نشانگان جنین مادر الکی شرایطی ایجاد می‌شود که کودک دارای وزن کم آسیب‌های هوشی و نقایص فیزیکی واضح می‌شود. بسیاری از این عوامل نیز ممکن است بر رشد و تکامل مغز تاثیر بگذارند.

برخی مطالعات بیانگر این مساله است که کودکان در معرض سرب‌علائمی از اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی نشان می‌دهند، اما فقط موارد معدودی گزارش شده است. تحقیقات دیگر نشان داده‌اند که

^۱National Institute of Mental Health

اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی ممکن است در اثر عوامل ژنتیکی باشد کودکانی که مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی هستند حداقل یکی از بستگان نزدیکشان دچار این عارضه بوده‌اند. حداقل ۱ و ۳ دهم درصد همه پدران که اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی داشته‌اند فرزندان مبتلا دارند [۷].

لوب پیشانی مغز، بخش بسیار مهم سیستم فرایندشناختی است و با بخش‌های مختلف مغز ارتباط دارد. لوب پیشانی نقش خاصی در برنامه‌ریزی و فرماندهی عملکردهای متفاوتی مثل نظارت (سرپرستی) ایفا می‌کند. بسیاری از امور روزمره، اصولاً توسط لوب پیشانی کنترل می‌شوند که برخی از این امور عبارت‌اند از:

- برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری در مورد موقعیت جدید
- تشخیص و تصحیح خطا و گسترش برنامه جهت میانجی‌گری (رفع نقص)
- موقعیت‌های دشوار فنی و جدید با نیاز به راه‌حلهای تازه مقاومت در برابر وسوسه‌ها و پاسخهای همیشگی کنترل برانگیختگی و حل و فصل شکست

بنابراین رفتارهای برنامه‌ریزی شده، عمدی و هدفدار اصولاً توسط لوب پیشانی کنترل می‌شوند. این عملکرد عالی مغز وظیفه اجرائی آن نیز خوانده می‌شود. این دسته عملکرد برای مجموعه اهداف و برنامه‌ریزی جهت دستیابی به آنها، تحقق بخشیدن به برنامه‌ها، مقاصد و گرایش‌ها و تلاش برای تکمیل وظایف ضروری است. تضعیف عملکرد اجرائی به ایجاد دشواری‌های شدیدی در پذیرش موقعیتهای تازه می‌انجامد [۸].

۱-۵ تعریف مسئله و ضرورت تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی

اگرچه امروزه، ویژگی‌های فیزیولوژیکی^۱ بیماری بیش فعالی نسبتاً خوب تشخیص داده شده است ولی علل تغییرات ریخت شناسی^۲ مغز بر اثر این بیماری هنوز ناشناخته باقی مانده است. همچنین، در حال حاضر داروی موثری برای درمان بیماری بیش فعالی در دسترس نیست. بهترین داروهایی که به کار می‌روند داروهای محرک هستند. این داروها بیش از ۵۰ سال است که در درمان بیش‌فعالی استفاده می‌شوند. برخی داروها چند نوبت در روز استفاده می‌شوند. عوارض جانبی احتمالی شامل افزایش اشتها، شکم درد، تحریک پذیری و بی‌خوابی هستند. در برخی موارد از ضد افسردگی‌ها استفاده می‌شود.

در سال ۲۰۰۴ سازمان غذا و داروی آمریکا در مورد مصرف این داروها هشدار داد که ممکن است در مواردی موجب افزایش خطر خودکشی در کودکان و نوجوانان شود. اگر چنین دارویی برای کودک شما تجویز شود باید خطرات آن نیز سنجیده شود. داروها می‌توانند اثرات متفاوتی بر روی کودکان داشته باشند. ممکن است کودکی به یک نوع درمان پاسخ دهد اما در مورد کودکی دیگر اثر بخش نباشد. پس از مشخص شدن درمان صحیح ممکن است پزشک درمان‌های متفاوتی را ارائه دهد خصوصاً اگر اختلال کم-توجهی - بیش‌فعالی با سایر اختلالات همراه باشد.

در حال حاضر درمان‌های متداول اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی که در مطالعات مختلف تاثیر آنها اثبات شده است شامل درمان دارویی و رفتاردرمانی هستند. ممکن است پزشک درمان‌های اضافی و مداخلات دیگری بر اساس نیاز کودک تجویز کند.

^۱Physiological characteristics

^۲Morphological

تعدادی از داروهای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی از جمله ریتالین^۱، کنسرت^۲، آدرال^۳ و استراترا^۴ از جمله داروهایی هستند که دارای عوارض شناخته شده از جمله عامل بالقوه حمله قلبی و خطرات قلبی عروقی هستند که این عوارض به صراحت در کادری سیاه رنگ بر روی بسته‌بندی آنها نیز درج شده است. از جمله این خطرات قلبی عروقی میتوان به سکت قلبی، افزایش فشار خون، تپش قلب و نارسایی قلب اشاره کرد. در ایالات متحده، هشدارهایی که در کادری سیاه رنگ بر روی جعبه دارو چاپ می‌شوند، از جمله قوی‌ترین عوارض جانبی هستند که یک دارو می‌تواند علی‌رغم داشتن آن همچنان به فروش برسد. درمان زود هنگام در مراحل اولیه اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی، به طور قابل توجهی پیشرفت این بیماری را به تاخیر می‌اندازد.

یک مساله مهم در مورد اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی کودک این است که در حال حاضر باروش‌های فعلی، تشخیص این بیماری در مراحل اولیه بسیار مشکل بوده و تا حالت پیشرفته نمی‌توان بیماری را به خوبی تشخیص داد. به همین دلیل می‌توان گفت تشخیص زود هنگام این بیماری می‌تواند یک اقدام بسیار مهم برای مبارزه جهانی با این بیماری باشد. روش‌های تشخیص فعلی که بیشتر آنها به سابقه‌ی بیمار و تست‌های عصبی - روانشناختی وابسته می‌باشند، برای تشخیص گام‌های پیشرفت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی موثر می‌باشند. این روش‌ها در بسیاری از موارد در جهت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی، از خود ضعف نشان داده‌اند و ممکن است فرد سالم را دچار نقص شناختی گزارش کنند. بنابراین وجود روشی که بتواند در مراحل اولیه، این بیماری را به خوبی تشخیص دهد بسیار حیاتی است.

^۱Ritalin

^۲Concerta

^۳Adderall

^۴Strattera

این پایان نامه نیز با تاکید بر تشخیص دقیق، زودهنگام و حساس در زمینه اختلال کم توجهی - بیش فعالی، سعی در تفکیک اتوماتیک بیماران بیش فعال و افراد سالم دارد. سیستم اتوماتیک تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی مکانیزمی ارائه می نماید که عملکرد سنتی تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی که توسط معاینات پزشکی و تست های بالینی انجام می شود، را خودکار و سیستماتیک می نماید.

تشخیص اتوماتیک این امکان را فراهم می سازد که به کمک تصاویر MRI^۱ فرد، اختلال کم توجهی - بیش فعالی را تشخیص داد. مبنای این گونه تشخیص ها براساس ویژگی های ریخت شناسی مغز است که یک متخصص خبره برای تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی به کار می بندد.

بدین منظور ابتدا از مغز فرد تصاویر MRI گرفته می شود. سپس ویژگی هایی که قدرت تفکیک بهتر بیماران بیش فعالی و افراد سالم را داشته باشد، از تصاویر مغز استخراج^۲ و انتخاب^۳ می گردد. در انتها نیز بیمار یا سالم بودن فرد مشخص می شود [۸].

ضرورت انجام این پایان نامه و تحقیق این است که اگر سیستم تشخیص این بیماری کامپیوتری شود، می تواند به عنوان دستیار برای پزشکان عمل کند، به این صورت که مثلاً در یک مورد خاص پزشک مشکوک به سایر اختلالات روانی در مورد یک بیمار دارای اختلال بیش فعالی است، این سیستم به او هشدار می دهد شخص دارای اختلال کم توجهی - بیش فعالی است و پزشک باید در انجام معاینات خود این نتیجه گیری سیستم کامپیوتری را نیز مورد توجه قرار دهد و این امر تشخیص سریع تر این بیماری را سبب می

^۱Magnetic Resonance Imaging

^۲Extraction

^۳Selection

شود. تشخیص سریع این بیماری باعث می‌شود بیمار هر چه زودتر تحت کنترل و مراقبت قرار گیرد و بدین ترتیب از عواقب و علائم منفی بیماری در آینده جلوگیری می‌کند.

۱-۶ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه بر روی روش‌های تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی متمرکز شده است. تحقیق حاصل در واقع ارزیابی قدرت تصاویر MRI مغز برای تفکیک افراد سالم از افراد دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌باشد. در این پایان‌نامه، ابتدا خلاصه‌ای از روش‌های تصویربرداری عصبی و کاربرد هر کدام در تشخیص برخی از بیماری‌ها ارائه می‌گردد. به دلیل کارایی بهتر روش تصویربرداری MRI در تشخیص این اختلال، این روش تصویربرداری برای تحلیل‌های آتی انتخاب شده است.

ارزیابی اولیه نشان داد که به کمک برخی ویژگی‌های بافت تصاویر مغزی با در صد تشخیص ۷۰ درصد می‌توان افراد سالم را جدا نمود. در ادامه و با توجه به روش‌های ارائه شده در پیش‌پردازش و استخراج ویژگی این در صد تشخیص بالا رفت. در نهایت با استفاده از انتخاب و کاهش ویژگی‌ها و همین‌طور با استفاده از کلاس‌بندهای مناسب این در صد به بالای ۹۰ درصد رسید.

ساختار پایان‌نامه شامل ۵ فصل است که مختصری از فصل‌های آتی در ادامه آورده شده است:

فصل دوم - مروری بر فعالیت‌های انجام شده: این فصل به معرفی روش‌های مختلف تشخیص برخی بیماری‌ها و اختلالات مغزی، بیان مزایا و معایب هر کدام می‌پردازد. همچنین در این فصل، روش‌های تصویربرداری جدید از مغز و کاربرد آنها در تشخیص بیماری‌ها بررسی می‌گردد.

فصل سوم - مباحث تئوری: این فصل شامل مباحث و روش‌های استفاده شده جهت پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و کاهش ویژگی‌های بدست آمده از تصاویر حاصل و در آخر کلاسه‌بندهاست. در خاتمه روش ارائه شده بر روی داده‌ها معرفی می‌شود.

فصل چهارم - پایگاه داده و روش پیشنهادی: در این فصل در ابتدا درباره پایگاه داده بحث شده و در نهایت عملکرد روش‌های پیشنهادی برای تشخیص اختلال و نتایج بدست آمده از پایگاه داده‌های موجود بررسی شده است.

فصل پنجم - در این فصل نتیجه‌گیری نهایی و پیشنهاداتی برای کارهای آینده و مقاطع بالاتر بیان شده است.

فصل دوم:

مروری بر فعالیت‌های انجام شده

فصل دوم

۱-۲ مقدمه

در این فصل به روش‌های تصویر برداری مغزی، روش‌هایی که در آن تغییرات ریخت شناسی مغز در اختلال کم‌توجهی - بیش فعالی مورد بررسی و تحقیق قرار گرفته است، بررسی شده است. برای درمان این بیماری نیز هنوز راه قطعی وجود ندارد، اما تحقیقات نوید بخشی برای تشخیص زود هنگام و درمان در حال انجام شدن است. روش‌های تصویر برداری که برای داده‌های مغزی انجام شده است روش‌های مختلفی هستند که در این پایان نامه به آنها اشاره شده است. به دلایلی که به آنها در این پایان نامه اشاره شده است به دنبال استخراج ویژگی^۱ از تصاویر MRI مغزی هستیم. بعد از استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی^۲ با روش‌هایی که گفته شده است، با استفاده از یک طبقه‌بند^۳ مناسب اقدام به طبقه بندی^۴ و متمایز ساختن افراد سالم از افراد بیمار کرده است. در پایان نتایج و در صدهای بدست آمده ذکر شده است.

در حالت کلی یک سیستم تشخیص بیماری با استفاده از تصاویر پزشکی، شامل مراحل پیش پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. هدف پیش‌پردازش حذف تمام عناصری است که برای موفقیت فرایند تشخیص مفید نیست. معمولاً پیش پردازش، شامل عملیاتی برای بهبود^۵ تصاویر، قبل از انجام استخراج ویژگی از تصاویر می‌باشد.

^۱Feature extraction

^۲Feature selection

^۳Classifier

^۴Classification

^۵Enhance

در حال حاضر نشانه‌ای که بتواند به طور قطعی به تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی در یک بیمار زنده در مراحل اولیه آن کمک کند یافت نشده‌است. به این دلیل، در حال حاضر تشخیص اختلال کم-توجهی - بیش‌فعالی به کمک روش‌های بالینی انجام می‌شود. این اختلال در میان کودکان سراسر جهان بسیار شایع است. ۱۰ درصد کودکان در سن مدرسه و ۴ درصد بزرگسالان از این اختلال رنج می‌برند [۳].

تاثیر منفی این اختلال در بیماران، خانواده‌هایشان و جامعه یک مشکل عمده عمومی برای سلامت جامعه به وجود می‌آورد [۱].

با این حال هنوز یک ابزار عینی بیولوژیکی^۱ برای تشخیص این اختلال وجود ندارد و کودکان مبتلا به این اختلال در حال حاضر روز به روز در حال زیاد شدن و افزایش هستند [۸].

۲-۲ روش‌های تصویربرداری سیستم عصبی مغز

روش‌های تصویربرداری از مغز یک زمینه امید بخش و بسیار کارآمد جهت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌باشد. روش‌های تصویربرداری متعدد و متنوعی در ادامه گفته می‌شود که برای شناسایی اختلالات مغز وجود دارد. هر کدام از روش‌های تصویربرداری یک تکنیک منحصر بفرد بوده و ساختار و اختلالات خاصی از مغز را تشخیص می‌دهند. تصویربرداری مغز در حال حاضر بخش استانداردی از تست تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی نمی‌باشد. با این حال مطالعات کلینیکی فعلی نتایج امیدوار کننده‌ای از روش‌های استفاده شده توسط پزشکان برای تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی را نشان داده است.

^۱Objective biological tool

تکنیک‌های جدید تصویربرداری از سیستم عصبی، تصاویر غیر تهاجمی ساختاری^۱ و تصاویر عملکردی^۲ از مغز را ارائه می‌دهند و برای تشخیص بیماری‌ها و اختلالات عصبی به کار می‌روند.

این تکنیک‌ها برای تشخیص بیماری‌های عصبی از جمله بیماری آلزایمر^۳، اسکیزوفرنی^۴، بیش‌فعالی و غیره بسیار مطلوب و مورد توجه می‌باشند. تصاویر ساختاری^۵ مانند توموگرافی کامپیوتری^۶ (CT) و تصویربرداری رزونانس مغناطیسی^۷ (MRI)، ممکن است مشکلات دراز مدت موجود در آتروفی^۸ نواحی مغز که در بیماری‌های مختلف موجود است را نشان دهند. تکنیک‌های تصویربرداری عملکردی^۹ مانند توموگرافی انتشار پوزیترون^{۱۰} (PET)، تصویربرداری رزونانس مغناطیسی عملکردی^{۱۱} (fMRI) و توموگرافی کامپیوتری با انتشار فوتون منفرد^{۱۲} نواحی فعال مغز، سطح تغییرات سوخت و ساز (متابولیسم^{۱۳}) گلوکوز و سطح خون / اکسیژن را آشکار می‌سازد [۹].

۲-۲-۱ توموگرافی کامپیوتری

روش توموگرافی کامپیوتری یک روش سریع و بدون درد است که برای تهیه تصویر از مغز به صورت مقاطع نازک و پی‌درپی از اشعه ایکس استفاده می‌کند. تصویر، برش‌های مقطعی از مغز را نشان می‌دهد

^۱Structural imaging

^۲Functional imaging

^۳Alzheimer's disease (AD)

^۴Schizophrenia disease

^۵Structural

^۶Computed tomography (CT)

^۷Magnetic resonance imaging (MRI)

^۸Atrophy

^۹Functional

^{۱۰}Positron emission tomography (PET)

^{۱۱}Functional MRI (fMRI)

^{۱۲}Single photon emission computed tomography (SPECT)

^{۱۳}Metabolism

که در آنها تراکم بافتی گوناگون به شکل متمایز از یکدیگر می‌باشد. اختلالاتی که با روش توموگرافی کامپیوتری قابل تشخیص می‌باشد، شامل تومورها، عفونت‌ها، خونریزی‌ها و آتروفی قشر مغز می‌باشد. این روش جهت تشخیص ضایعات مغزی نیز موثر می‌باشد. با روش تصویربرداری سی‌تی اسکن خطراتی مانند موارد زیر وجود دارد:

- واکنش‌های آلرژیکی^۱ به مواد حاجب^۲: رایج‌ترین عوارض در سی‌تی اسکن، واکنش آلرژیک به مواد حاجب است. این عوارض شامل احساس طعم فلزی در بدن و درد در نقاط مختلف بدن می‌باشد. در موارد نادر ممکن است باعث تنگی نفس و تورم گلو شود.
- قرارگرفتن در معرض تابش: از آنجایی که در این روش نیاز به قرارگرفتن در معرض تابش اشعه ایکس است، این تابش خطر ابتلا به سرطان را افزایش می‌دهد. خطر قرارگرفتن در معرض تابش اشعه ایکس می‌تواند بدتر از سود سی‌تی اسکن باشد.
- سی‌تی اسکن می‌تواند در تشخیص برخی بیماری‌ها و ردکردن سایر علل احتمالی اختلالات مناسب باشد. این اسکن در طول مراحل و دوران‌های بعد از بیماری بسیار موثرتر است. این تکنیک اغلب برای شناسایی تانگل‌های^۳ neurofibrillary و پلاک-های بتا^۴ در مرحله پیشرفته برخی از بیماری‌ها مانند آلزایمر استفاده می‌شود. تحقیقات نشان داده است که در تشخیص زود هنگام، اسکن‌های MRI و PET موثرتر می‌باشند [۱۰].

- در اغلب کشورهای دنیا این روش تصویربرداری معمولاً و به طور عموم یک بار در سال

^۱Allergic reaction

^۲Dye

^۳Tangles

^۴Beta

انجام می‌پذیرد.

- این روش تصویر برداری معمولاً روی کودکان، مادران باردار و همچنین افراد سالخورده به دلایل پر خطر بودن انجام نمی‌پذیرد.

۲-۲-۲ تصویربرداری رزونانس مغناطیسی

تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) روش ساخت تصاویر با جزئیات از بافت‌ها و ارگان‌های بدن بدون استفاده از اشعه ایکس می‌باشد. در این روش به منظور تهیه تصویر از مغز، از یک میدان مغناطیسی بسیار قوی استفاده می‌شود. MRI می‌تواند با یا بدون ماده حاجب انجام شود و مشکلات داخل مغز را با سرعت و دقت بیشتری نسبت به سی‌تی اسکن نمایش می‌دهد.

این روش برای تشخیص تومورهای مغزی و سگته‌های مغزی بسیار مناسب می‌باشد. تکنیک تصویربرداری MRI به طور گسترده در دنیا جهت تشخیص رادیولوژیک بیماری‌های سیستم‌های مختلف بدن خصوصاً مغز و اعصاب مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در MRI، تصویر جزئیات آناتومیک بدن با قدرت تفکیک بالا تهیه می‌گردد و به کمک آن می‌توان تصویر بافت‌های نرم مختلف بدن را به خوبی از یکدیگر تفکیک نمود. اما علی‌رغم این توانمندی، نمی‌توان اطلاعات فیزیولوژیک و عملکردی از مغز انسان کسب نمود. امروزه تکنیک تصویربرداری عملکردی با استفاده از خاصیت رزونانس مغناطیسی (fMRI) به عنوان یک تکنیک جدید در بسیاری از مراکز تحقیقاتی و تصویربرداری پزشکی در دنیا مورد توجه قرار گرفته است [۱۱].

مهمترین مشخصه و ویژگی اصلی روش تصویربرداری MRI این است که بدون درد می‌باشد و می‌تواند ناهنجاری‌های بسیاری را بدون قرارگرفتن در معرض اشعه ایکس تشخیص دهد. تصاویر حاصل دارای رزولوشن بالایی می‌باشند و همچنین یک روش غیر تهاجمی می‌باشد و نیازی به تزریق مواد شیمیایی

ندارد. اگر بیمار دارای اجسام فلزی درون بدن خود باشد، به دلیل میدان مغناطیسی بالا نمی‌توان از سیستم MRI استفاده کرد. تصاویر ساختاری، بافت^۱ و آناتومی^۲ مغز و تصاویر عملکردی، عملکرد فیزیولوژیکی^۳ مغز را نمایش می‌دهند.

۲-۲-۳ تصویربرداری رزونانس مغناطیسی عملکردی

این گونه تصویر برداری تصاویری دقیق و واضح از سوخت و ساز مغز و قسمت‌های آسیب دیده آن ارائه می‌دهد. این روش تصویر برداری بسیار گران می‌باشد و فعالیت‌های مغزی را به طور دقیق نشان می‌دهد. تصاویر FMRI نمایان کننده ساختارهایی است که در عملکردهای خاص مغز نقش دارند.

تصاویر به دست آمده از این تکنیک، وضوح^۴ بالایی داشته و فعالیت‌های مغزی را با روش‌های غیر تهاجمی از طریق ثبت سیگنال‌های وابسته به سطح اکسیژن خون فراهم می‌کند. این گونه تصاویر اصطلاحاً چهار بعدی هستند، در واقع بعد چهارم در این تصاویر زمان می‌باشد. بدین معنی که یک تصویر از مغز را در زمان‌های مختلف نشان می‌دهد که در آن میزان اکسیژن رسانی یا خون رسانی، کاملاً به وضوح نشان داده شده است و می‌توان عملکرد نواحی سالم و آسیب دیده را از این طریق مشاهده نمود.

قدرت ایجاد تفکیک مکانی و زمانی بالا، کاهش ریسک بررسی افراد سالم، قابلیت تکرار در شرایط مختلف و قابل اجرا بودن بر روی اسکنرهای MRI مدرن از جمله مزایای استفاده از fMRI است. در حالی که حساسیت زیاد نسبت به حرکت سر، شرایط محیطی سخت جهت تحریک حسی و ترس احتمالی بیمار از شرایط آزمایش از معایب آن است. اما از دیگر معایب آن این است که شامل مراحل پیچیده پردازش داده‌ها است و برای این کار به زمان و هزینه بالایی نیاز است [۱۲].

^۱Texture

^۲Anatomical

^۳Physiological

^۴resolution

۲-۲-۴ توموگرافی کامپیوتری با انتشار فوتون منفرد

پزشکی هسته‌ای شاخه‌ای از تصویربرداری پزشکی است که از مقدار بسیار کمی مواد رادیواکتیو برای تشخیص یا درمان بیماری‌ها از جمله انواع سرطان‌ها، بیماری‌های قلبی و برخی اختلالات دیگر درون بدن استفاده می‌کند. پزشکی هسته‌ای روش تصویربرداری غیرتهاجمی است که بجز تزریق مواد، معمولاً بدون درد می‌باشد.

از روش‌های تصویربرداری پزشکی هسته‌ای می‌توان PET و SPECT را نام برد. توموگرافی کامپیوتری با انتشار فوتون منفرد (SPECT) یک تکنیک عکس‌برداری سه بعدی است که با کمک مواد رادیونوکلئید و ابزارهایی که فوتون‌های منفرد را شناسایی می‌کنند، انجام می‌شود. در این روش با توجه به میزان انتشار ماده رادیونوکلئید، میزان جریان خون مغز اندازه‌گیری می‌شود. SPECT روشی موثر برای شناسایی وسعت و منطقه‌ای از مغز است که جریان خون آن دستخوش اختلال شده‌است.

بنابراین می‌تواند برای بررسی ناحیه مبتلا به سکته مغزی قبل از آنکه به روش CT اسکن قابل تشخیص باشد، استفاده شود. همچنین برای تشخیص منطقه صرع و چگونگی بزرگ شدن آن، تغییرات تومورها و بررسی پروفیوژن مغز قبل و بعد از مداخلات جراحی مناسب می‌باشد.

۲-۲-۵ توموگرافی انتشار پوزیترون

توموگرافی انتشار پوزیترون (PET) یک نوع عکس‌برداری هسته‌ای و کامپیوتری است که تصویر از مغز ایجاد می‌کند. در این روش، بیمار ممکن است گاز رادیواکتیو را استنشاق کند یا آنکه مواد رادیواکتیو به وی تزریق شود. این مواد باعث آزاد شدن ذراتی با بار مثبت می‌شود.

وقتی این ذرات با بار مثبت با الکترون‌ها که دارای بار منفی هستند ترکیب شوند، اشعه گاما به وجود می‌آید که توسط دستگاه تصویربرداری ضبط شده و به شکل تصاویر سه بعدی از سطوح مختلف مغز نمایش

داده می‌شود. به کمک PET، جریان خون، ترکیب‌های بافتی، متابولیسم مغزی و بالاخره عملکرد مغز مورد بررسی و مطالعه قرار می‌گیرد. PET برای نشان‌دادن متابولیک مغز (جهت بیماری آلزایمر و غیره)، محل ظایعات مغزی (جهت شناسایی تومورها و ظایعات صرع)، بررسی جریان خونی و متابولیسم اکسیژن در بیماران مبتلا به سکته مغزی، تمایز تومورها از مناطق سالم و شناسایی اختلالات بیوشیمیایی مربوط به بیماری‌های روانی روشی بسیار مناسب می‌باشد.

رنگهای متفات در عکس PET نمایانگر عملکردهای مختلف بافت‌ها و اعضای بدن است. بافت‌های سرطانی که گلوکز بیشتری نسبت به بافت‌های معمولی استفاده می‌کنند، در نتیجه گلوکز نشاندار شده را بیشتر جذب کرده و در عکس PET وضوح بیشتر خواهند داشت.

روش تصویربرداری PET نسبت به SPECT دارای مزایای فراوانی از جمله موارد زیر می‌باشد:

- قدرت تفکیک مکانی سیستم PET، که قابلیت سیستم در نشان‌دادن جزئیات بافت در تصویر می‌باشد، در حدود ۴ الی ۵ میلی‌متر می‌باشد که دو برابر بهتر از قدرت تفکیک مکانی SPECT است.
- وضوح و کنتراست^۱ PET، به مراتب بهتر از سیستم SPECT می‌باشد.
- بدلیل امکان تصحیح برای جذب پرتوها در PET، آنالیز کمی اطلاعات امکان‌پذیر بوده و کاربردهای زیادی در تعیین مرحله بیماری دارد.
- در PET علاوه بر امکان مطالعه فرآیند فیزیولوژیکی بافت مورد مطالعه، امکان مطالعه متابولیسم و بیوشیمی بافت مورد بررسی نیز وجود دارد. این قابلیت برجسته‌ترین مزیت این سیستم است که آنرا از دیگر سیستم‌های تصویربرداری متمایز می‌سازد.

^۱ Contrast

• بدلیل کاهش متابولیسم در بخش‌هایی از مغز در مراحل اولیه بیماری، اسکن PET چندین سال قبل از اینکه روش‌های مرسوم پزشکی بتوانند برخی از بیماری را تشخیص دهند، قادر است نارسائی‌هاییکه شاخص بیماری هستند را نشان دهد. PET، بیماری پارکینسون را نیز بهتر از بقیه سیستم‌های تصویربرداری نشان می‌دهد. در کانون‌های حمله‌ای صرع در مغز کودکان، متابولیسم گلوکز کاهش می‌یابد و به کمک تصاویر PET می‌توان تغییرات متابولیسم این بیماری را مشاهده نمود.

در این پایان نامه از تصاویر MRI، برای تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی استفاده شده است. علت اینکه از این تصاویر استفاده شده است این است که مانند تصاویر fMRI، شامل مراحل پیچیده پردازش^۱ داده‌ها نیست، در عین حال تصاویری با کیفیت بالا و با ثبات و وضوح بهتر در مقایسه با داده‌های fMRI، در اینجا هستند [۱۲].

همچنین از تصاویر سی‌تی‌اسکن به دلیل خطر اشعه ایکس و اینکه بهتر است برای کودکان در چند نوبت استفاده نشود و تصاویر هسته‌ای به دلیل خطرهایی که این نوع تصاویر برای کودکان دارد استفاده نشده است [۱۰].

۲-۳ تحلیل بافت

بافت یک تصویر، شیوه توزیع سطوح روشنایی را در تصویر مشخص می‌کند. از آنجایی که تعریف دقیق و کاملی برای بافت وجود ندارد، معمولاً بافت یک تصویر را با ویژگی‌هایی مثل نرم یا زمخت^۲، منظم یا تصادفی و مانند آن مشخص می‌کنیم. چنین مشخصاتی را می‌توان با کمک برخی ویژگی‌ها بیان کرد در شکل ۲-۱ می‌توانید تصاویر با بافت‌های مختلف را مشاهده نمایید.

^۱Process

^۲Rough



شکل ۲-۱: تصاویری با چندین نوع بافت [۱۳]

در تعداد زیادی از الگوریتم‌های پردازش تصویر^۱ و بینایی ماشین^۲ یک فرض ساده و از پیش تعیین شده وجود دارد به این صورت که روشنایی در تمامی ناحیه‌های تصویر یکنواخت^۳ است، این در حالی است که در اکثر تصاویر گرفته شده از طبیعت این فرض صادق نیست، برای مثال تصویر گرفته شده از سطح یک چوپ دارای توزیع یکنواخت نور در ناحیه‌های تصویر نیست اما یک الگوی خاص در این تصویر تکرار می‌شود که به آن بافت بصری^۴ گفته می‌شود. این الگوها می‌تواند حاصل ویژگی‌های فیزیکی سطح نظیر خشونت (زمختی) و یا بازتاب مختلف و متنوع رنگ‌ها از سطح باشد.

- ما بافت را با دیدن می‌توانیم تشخیص دهیم اما تعریف بافت سخت است، پیچیدگی کار به دلیل وجود تعداد زیاد و متنوعی از تعریف‌های مختلف برای بافت است که توسط محققین بینایی ماشین گزارش شده است.
- تعریف بافت ظاهراً دارای یک تضاد^۵ است، از یک طرف از ویژگی بافت تصویر به طور

^۱Image processing

^۲Machine vision

^۳Uniform distribution

^۴Visual texture

^۵Conflict

رایج برای پردازش های اولیه در اطلاعات بصری^۱ به ویژه با هدف طبقه بندی استفاده می شود، مجموعه ای از تعریف های مختلف برای بافت توسط محققین مختلف فرموله و ارائه شده است که هر کدام برای یک کاربرد خاص مورد استفاده قرار می گیرد و کاربرد عمومی^۲ برای هر یک از فرمول های مختلف بافت وجود ندارد. به طور کاملاً ساده می توان بافت تصویر را به عنوان یک تابع از تنوع مکانی در شدت پیکسل ها در نظر گرفت که می تواند در کاربرد های متنوع و مختلف مفید واقع شود اما از طرف دیگر تاکنون هیچ موفقیتی در تعریف دقیقی از بافت وجود ندارد [۱۴].

- بافت مهمترین نشانه بصری در تشخیص ناحیه های مشابه و یکسان در تصاویر است که طبقه بندی بافت^۳ نیز نامیده می شود، هدف نهایی طبقه بندی بافت در نهایت تولید یک نقشه کلاس بندی شده از تصویر ورودی است. ما همچنین می توانیم مرزهای بافت را تشخیص دهیم. حتی اگر سطح تصویر را کلاس بندی نکنیم، این مفهوم از کاربرد بافت دومین مسئله است که تعداد زیادی از محققین بینایی ماشین به آن می پردازند که تحت عنوان قطعه بندی تصویر^۴ از آن یاد می شود. هدف نهایی قطعه بندی تصویر ترسیم مرزهای بافت است. سنتز بافت^۵ اغلب برای کاربردهای متناسب با فشرده سازی تصویر، علاوه بر این از سنتز بافت برای کاربردهای متناسب با گرافیک کامپیوتری^۶ استفاده می شود جایی که هدف ارائه یک سطح با بالاترین شباهت به همان سطح در دنیای واقعی

^۱Visual information

^۲General

^۳Texture classification

^۴Texture segmentation

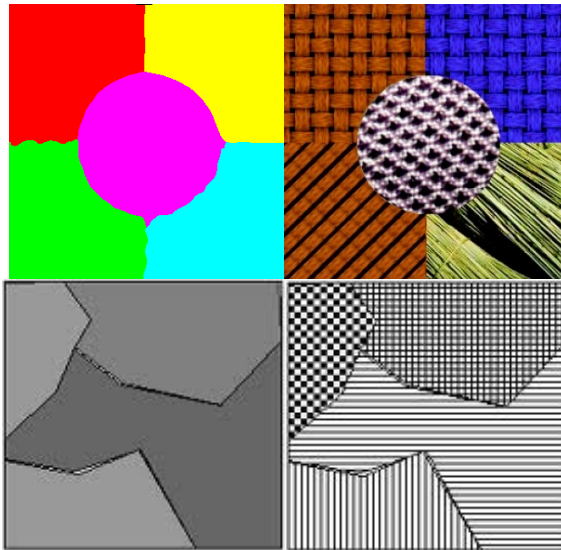
^۵Texture synthesis

^۶Computer graphic

است [۱۵].

۱-۳-۲ قطعه بندی بافت^۱

در قطعه بندی بافت تصویر بر مبنای بافت آن به بخشهای مختلفی تقسیم می‌گردد. شکل ۲-۲ یک نمونه مشخص از چنین ناحیه‌بندی را برای تصاویر رنگی و همچنین برای تصاویر خاکستری نمایش می‌دهد. بعد از مشخص کردن بافت تصویر باید معیاری را تعریف کنیم که قطعات تصویر بر مبنای آن شکل گیرند.



شکل ۲-۲: نحوه قطعه‌بندی بافت در تصویر رنگی و خاکستری

این مسئله یکی از مسائل چالش برانگیز در دنیای بینایی ماشین است و مدت بسیار زیادی است که در این زمینه‌ی مهم کار می‌شود، انسان به راحتی و با کمترین مشکل می‌تواند یک تصویر را ناحیه بندی کند این در حالی است که به دلیل عدم وجود یک تعریف جامع ریاضی برای ناحیه بندی بافت هنوز راه حل جامعی برای این مسئله وجود ندارد، اما می‌توان ناحیه بندی را به صورت کلی تر برای تصویر هم انجام داد به طور کلی هدف از ناحیه بندی تصویر یافتن اشیا و به عبارت بهتر اطلاعات مرتبط در تصاویر است [۱۶].

^۱Texture Segmentation

۲-۳-۲ سنتز بافت^۱

در این نوع مسائل بخش کوچکی از یک بافت خاص را در اختیار داریم و می‌خواهیم بر اساس آن، قطعات بزرگتری را با همان بافت بسازیم. این کار را می‌توان با تکرار موزائیکی قطعه مورد نظر انجام داد. ولی از آنجا که می‌خواهیم مرز بین قطعات مشخص نباشد معمولاً یک مدل احتمالی از بافت مورد نظر تشکیل می‌دهند و سپس بر اساس آن قطعات بزرگتر را می‌سازند. از این روشها در فشرده‌سازی تصاویر هم می‌توان استفاده کرد[۱۷].

۲-۴ بافت تصاویر MRI مغز

اگرچه در اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی اعتقاد بر این نیست که منجر به تغییرات شکل‌شناسی در بافت تصاویر مغز می‌شود مطالعات متعدد نشان می‌دهد که می‌توان تفاوت‌های تشریحی^۲، در ارتباط با بیش‌فعالی را در تصاویر MRI فهمید[۱۲].

در واقع این تصاویر همانند بافت تصاویر عمل می‌کنند و می‌توان از آنها استخراج ویژگی کرد. با استفاده از روش‌های MRI تغییرات زیادی در حجم قشر مخ^۳، و تفاوت‌های ساختاری در آن نیز گزارش شده است[۱۸].

تغییرات ریخت‌شناسی بافت تصاویر مغزی، اطلاعاتی را فراهم می‌کند که می‌توان افراد دچار اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی را از افراد و نمونه‌های عادی و سالم تفکیک کرد. در تازه‌ترین مرجع موجود، ریخت‌شناسی مغز توصیف شده است و یک روش استخراج ویژگی برپایه مشاهده نقطه بافت با استفاده از الگوی

^۱Texture Synthesis

^۲Anatomical

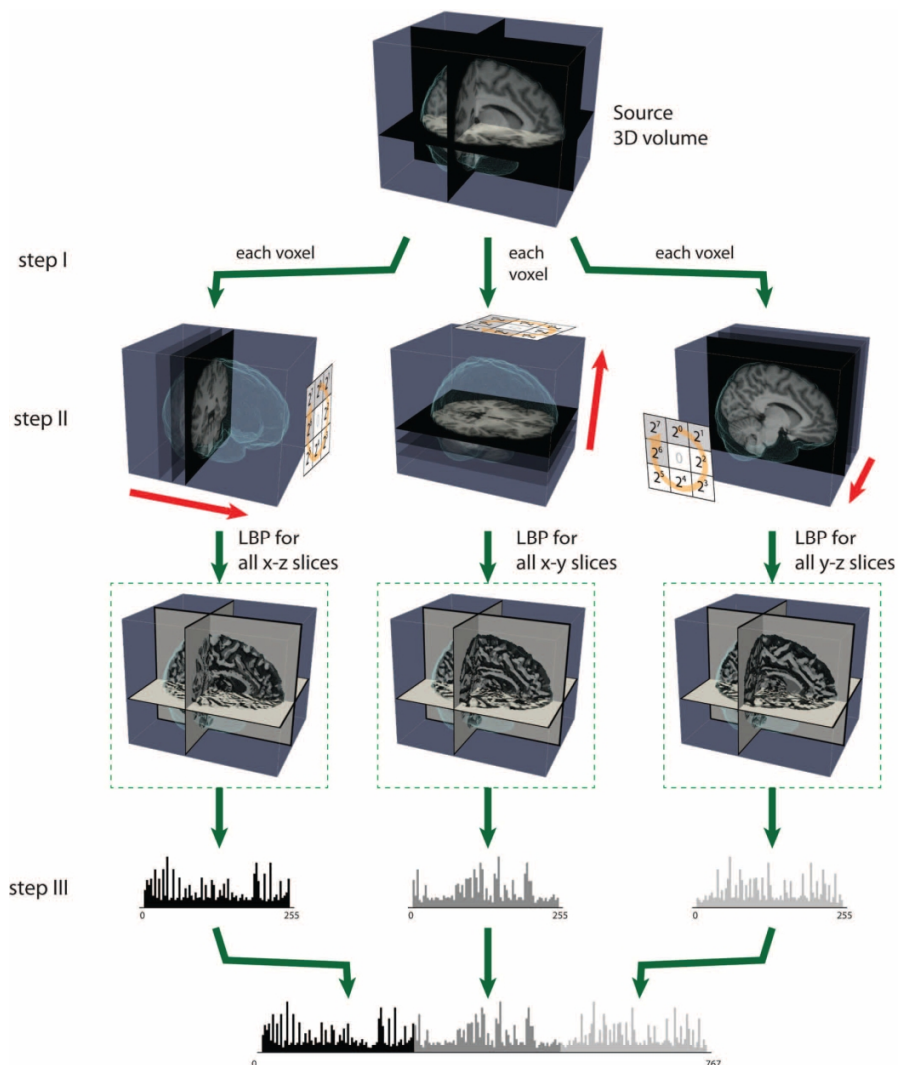
^۳Cortex

باینری محلی برای سه صفحه متعامد در فضا^۱ (LBP_TOP)، استفاده شده است. بعد از استخراج ویژگی-ها با استفاده از الگوی باینری محلی برای سه صفحه متعامد، یک کلاسه‌بند مناسب در نظر گرفته شده است که این کلاسه‌بند، بردار پشتیبان ماشین^۲ (SVM) است. در این مرجع با استفاده از آموزش SVM، تصاویر مغزی مورد نظر را به دو کلاس بیمار و سالم طبقه‌بندی کرده است [۸].

روش استفاده شده برای استخراج ویژگی در [۸]، در شکل ۲-۳ نشان داده شده است. شکل شامل نحوه استخراج ویژگی و استخراج نمودار هیستوگرام است.

^۱Local Binary Patterns on Three Orthogonal Planes

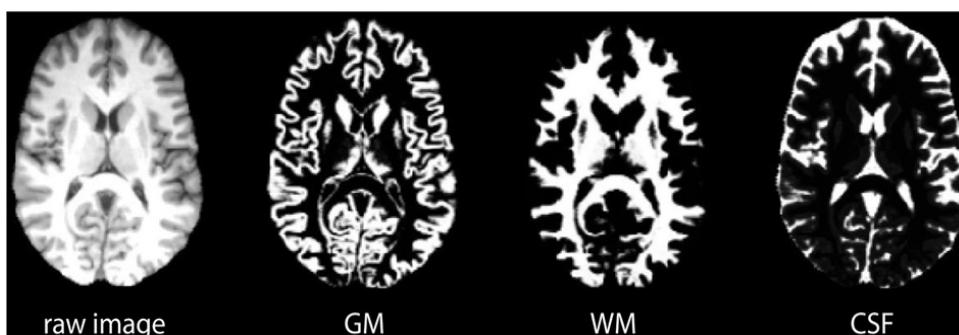
^۲Support Vector Machines



شکل ۲-۳: عملگر (LBP_TOP) و استخراج ویژگی‌ها و هیستوگرام‌ها [۸]

در مرجع [۸]، قسمت‌هایی از مغز وجود دارد که در این اختلال بیشتر دچار تغییرات ریخت شناسی شده- اند و بدین ترتیب ویژگی‌های مورد نظر از تصویر مشخص می‌شوند. پس از آن برای طبقه بندی براساس ویژگی‌های استخراج شده از SVM، استفاده می‌شود.

مدل های طبقه بندی بر اساس سه بافت اصلی مغز ساخته شده اند: ماده خاکستری^۱، ماده سفید^۲ و مایع مغزی نخاعی^۳، که نتایج نشان می دهد که داده های ماده خاکستری مغز برای تمایز ADHD از افراد دیگر، اطلاعات برجسته تری را فراهم می کند. در شکل (شکل ۲-۴)، این سه بافت به طور مجزا نشان داده شده است.



شکل ۲-۴: نقشه های مغز بر اساس سه بافت ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی نخاعی [۸]

در طی دهه گذشته مطالعات زیادی برآغاز این بیماری در دوران طفولیت انجام شده است، با این حال یک ابزار عینی بیولوژیکی برای تشخیص این اختلال وجود ندارد. در یک تحقیق بدون نیاز بستری نمودن بیمار، در کل ۴۳۶ نفر (۲۱۰ نفر مبتلا به ADHD و ۲۲۶ نفر سالم) مورد بررسی قرار گرفتند. قدرت تفکیک کردن در تصاویر با وضوح مختلف نشان داده شده، که بالاترین میزان دقت بدست آمده ۶۹٪ در صد است. به عنوان نتیجه می توان گفت که تغییرات شکل یا ریخت شناسی^۴، توسط تجزیه و تحلیل تصویر یک بافت سه بعدی^۵، برای تمایز و تشخیص بیماری، مفید است [۸].

^۱ Gray Matter (GM)

^۲ White Matter (WM)

^۳ Spinal Fluid (CSF)

^۴ morphological

^۵ 3Dimensions texture

فصل سوم:

مباحث تئوری

فصل سوم

در این فصل مباحث تئوری مورد نیاز در فصل بعد ارائه می‌شود. مراحل پیش‌پردازش^۱، استخراج ویژگی^۲، انتخاب ویژگی^۳ و کلاسه‌بندی در این فصل بررسی می‌شوند.

۱-۳ مقدمه

هدف اغلب آزمایشات علم عصب‌شناسی، چه در پردازش تصاویر پزشکی و چه در پردازش سیگنال‌های عصبی در شاخه‌های پزشکی، مقایسه و مشخص کردن وضعیت مغز افراد می‌باشد که از طریق همین مقایسه می‌توان تشخیص بیماری و حتی درمان را انجام داد [۱۹].

با بررسی وضعیت تصاویر یا سیگنال‌های مغز افراد و به کمک روش‌های شناسایی آماری الگو می‌توان بیماری‌های عصبی را به صورت اتوماتیک و با هدف دستیاری و کمک به پزشکان تشخیص داد. هدف مسائل شناسایی آماری الگو، دسته‌بندی اتوماتیک داده‌ها در دسته‌ها و کلاس‌های متمایز براساس ویژگی‌های منحصر به فرد داده‌های مربوط به اشخاص می‌باشد. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، روش‌های کاربردی و آماری را برای پیدا کردن و استخراج ویژگی‌های مناسب از نمونه‌ها فراهم می‌نمایند. به طور خاص، یادگیری ماشین از الگوریتم‌هایی برای تنظیم داده‌های آموزش جهت آماده کردن بهترین نگاشت از ویژگی‌های ورودی به خروجی استفاده می‌کند [۲۰].

با استفاده از تکنیک‌های مختلف می‌توان ویژگی‌های مناسب از تصاویر سه بعدی افراد سالم و بیمار استخراج نمود و در مراحل تشخیص مورد استفاده قرار داد. به کمک انواع ویژگی‌های استخراجی از تصاویر

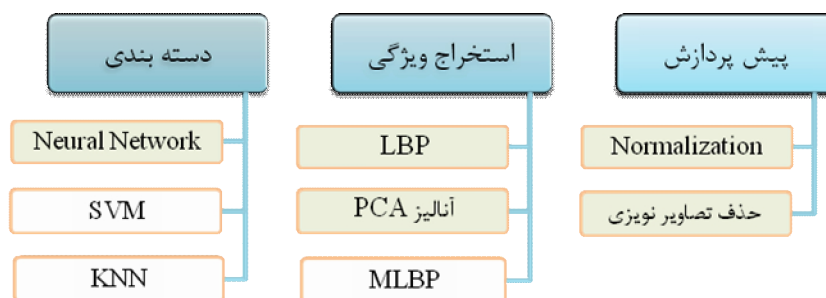
^۱Preprocessing

^۲Feature extraction

^۳Feature selection

MRI می‌توان سیستم‌های منحصر به فردی جهت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی طراحی کرد. برای تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی از سیستم‌هایی شامل یک مرحله پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و در نهایت آموزش جهت ساختن مدل سیستم و سپس یک مرحله تست برای دسته‌بندی یک نمونه تست جدید می‌باشد، استفاده خواهد شد. بنابراین، ابتدا در فاز آموزش، یک مدل مناسب براساس نمونه‌ها (افراد) موجود در دسته آموزش ساخته می‌شود. سپس به کمک مدل ساخته شده، دسته صحیح یک نمونه تست جدید تشخیص داده می‌شود.

دیاگرام روش پیشنهادی دسته‌بندی تصاویر مغز جهت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی در شکل ۱-۳ نشان داده شده است. در روش پیشنهادی، ابتدا تصاویر مغز به کمک روش تصویربرداری MRI مغزی از پایگاه داده استخراج شده و سپس پیش‌پردازش می‌شوند [۲۱]. پس از پیش‌پردازش و آماده‌سازی تصاویر، ابتدا اقدام به استخراج ویژگی با استفاده از برخی روش‌های آنالیز بافت تصویر می‌کنیم. پس از استخراج ویژگی و کاهش ویژگی، با استفاده از یکی از کلاسه‌بندهای شبکه عصبی، SVM یا KNN اقدام به دسته‌بندی و کلاسه‌بندی افراد دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی و افراد سالم می‌شود. جزئیات مربوط به هر مرحله در بخش‌های بعد تشریح خواهد شد.



شکل ۱-۳: دیاگرام روش پیشنهادی دسته‌بندی تصاویر مغز جهت تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی

۱-۳ پیش پردازش

پیش‌پردازش یکی از قسمت‌های مهم و اساسی در هر سیستم پردازش الگو است، مهم از این منظر که عدم اعمال روش‌های مناسب در این مرحله باعث انتشار خطا در کل سیستم شده و کارایی سیستم را در نهایت تحت تاثیر قرار می‌دهد.

به منظور استخراج ویژگی‌های تصاویر، لازم است تصاویر پیش‌پردازش شوند و سپس عملگرهای استخراج ویژگی روی تصاویر اعمال شده و بردارهای ویژگی تصاویر تولید شود. در این پایان‌نامه مراحل اصلی پیش‌پردازش تصاویر، شامل نرمال‌سازی مکانی تصاویر به فضای استریو تاکتیک مشابه، یکسان‌سازی اندازه تصاویر نرمال می‌باشد. تمام مراحل پیش‌پردازش به کمک نرم‌افزار SPM^۱، نسخه شماره ۸ در محیط متلب انجام شده است. در ادامه، روش انجام شده جهت پیش‌پردازش تصاویر بررسی خواهد شد [۲۲].

هدف اصلی پیش‌پردازش ارتقا کیفیت تصویر است و روش‌های مختلفی برای این کار وجود دارد که متناسب با کاربرد استفاده می‌شود. در زیر مهم‌ترین کارهایی که در مرحله پیش‌پردازش مورد نظر است، آورده شده است. اولین گام در پیش‌پردازش تصاویر، نرمال‌سازی^۲ مکانی تصاویر MRI است. نرمال‌سازی مکانی شامل انتقال داده‌های همه افراد به یک فضای استریو تاکتیک است. نرمال‌سازی داده‌ها به وسیله کمینه کردن مجموع مربعات تفاضلات بین تصویری که باید نرمال شود و تصویر الگو صورت می‌پذیرد. یکسان‌سازی اندازه تصاویر باعث می‌شود، که ابعاد تمام تصاویرها هم اندازه شود. اندازه تصویر ایجاد شده در این مرحله بستگی به اندازه اطلس مورد استفاده دارد [۲۳].

^۱Statistical Parametric Mapping

^۲Normalization

در آخرین مرحله پیش‌پردازش تصاویر، تصاویر با یک هسته گوسین^۱ با اندازه عرض کامل در نیمه (FWHM)^۲ ۸ میلیمتری ترکیب می‌شوند. از آنجا که نرمال‌سازی مکانی هیچگاه نمی‌تواند دقیق باشد، نواحی همگن در مغز افراد مختلف را نمی‌توان به صورت دقیق ثبت کرد. هموارسازی کمک می‌کند تا نواحی مختلف گسترده شوند و اختلاف آنها کمتر گردد [۲۳].

۳-۱-۱ حذف تصاویر نویزدار و پیش‌پردازش به صورت دستی

تصاویر موجود که از پایگاه داده مورد استفاده شده در این پایان‌نامه قرار داده شده است [۲۱]، برای هر شخص چه فرد بیمار و چه فرد سالم، به صورت صفحات تصویری پشت سر هم مرتب و چیده شده‌اند. این تصاویر از بالاترین نقطه سر گرفته شده‌اند و تا پایین‌ترین نقطه سر ادامه دارند [۲۴].

در واقع این تصاویر از اسلایدهای بدون تصویر مغز شروع می‌شوند و به تدریج شکل مغز در آنها بزرگ و بزرگ‌تر می‌شود و هنگامی که این برش‌های تصاویر به وسط سر شخص می‌رسند شکل کامل مغز شخص دیده می‌شود. هنگامی که برش‌ها از وسط سر گذشته و پایین‌تر می‌روند دوباره شکل کامل مغز کوچک و کوچک‌تر شده و به صورت یک نقطه در می‌آید [۲۴].

لازم به ذکر است تصاویر اسلایدهای اولیه و تصاویر اسلایدهای آخر به صورت کاملاً نویزی^۳ و به شکل برفک بوده و حاوی هیچ‌گونه اطلاعات مفیدی جهت استخراج ویژگی و تفکیک ویژگی‌ها نمی‌باشد. به صورت شهودی و تجربی می‌توان گفت که تقریباً یک چهارم تصاویر ابتدایی و انتهایی مغز هر فرد حاوی اطلاعات زائد و غیر مفیدی می‌باشند که نمی‌توان از آنها به خوبی برای استخراج ویژگی استفاده کرد [۲۴].

^۱Gaussiankernel

^۲Full-width at half maximum

^۳Noise

در این پایان‌نامه در ابتدا برای پیش‌پردازش، این تصاویر و برش‌های^۱ تصاویر ابتدایی و برش‌های تصاویر انتهایی که دارای هیچ‌گونه اطلاعات مفیدی نیستند و حاوی اطلاعات زائد و غیرمفیدی هستند حذف می‌شود و برش‌هایی از تصاویر مغزی که دارای ویژگی‌های مفید و حاوی اطلاعاتی از مغز که می‌توان به خوبی از آنها استخراج ویژگی کرد، حفظ می‌شود.

۳-۱-۲ نرمال‌سازی^۲ تصاویر

هدف اصلی در پیش‌پردازش تصاویر پزشکی ارتقا کیفیت تصویر است و روش‌های مختلفی برای این کار وجود دارد که متناسب با کاربرد استفاده می‌شود. در اینجا چون هدف ما استخراج ویژگی از بافت تصویر است این روش بسیار موثر می‌باشد. نرمال‌سازی مکانی در واقع شامل انتقال داده‌های همه افراد به یک فضای استریوتاکتیک است [۲۳].

در روش نرمال‌سازی داده‌ها به وسیله کمینه کردن مجموع مربعات تفاضلات بین تصویری که باید نرمال شود و تصویری که به عنوان الگو قرار داده شده است، صورت می‌پذیرد. در واقع نرمال‌سازی یا یکسان‌سازی اندازه تصاویر باعث می‌شود، که ابعاد و اندازه تمام تصاویر هم اندازه شود [۲۳].

اندازه تصاویر ایجاد شده در این مرحله بستگی به ابعاد و اندازه اطلس مورد استفاده داشته و در اینجا نرمال‌سازی باعث ایجاد تصویری با اندازه $136 \times 157 \times 189$ و وکسل‌های ۱ میلی‌متر مکعب شده است که اندازه و ابعاد این تصاویر در همه افراد پایگاه داده^۳ یکسان می‌باشد. در حالت قبل از پیش‌پردازش تصاویر، ابعاد و اندازه تصاویر پایگاه داده‌ی مورد نظرمان $240 \times 160 \times 256$ می‌باشد.

^۱slice

^۲Normalization

^۳Database

یکی از مشکلات نرمال‌سازی مکانی غیر دقیق بودن آن است، بطوریکه نواحی و قسمت‌های همگن در مغز افراد مختلف را نمی‌توان به صورت دقیق ثبت نمود و از آنها ویژگی‌های مورد نظر را استخراج کرد.

یکی از مشکلات قبل از استخراج ویژگی اندازه سر افراد است که ممکن است متفاوت باشد و یا مغز یکی از نظر اندازه با مغز دیگری متفاوت باشد، مشکل دیگر حرکت سر افراد در هنگام گرفتن MRI یا چرخش سر افراد در طول تصویر برداری است. نرمال‌سازی این‌گونه مشکلات را نیز از بین برده و می‌توان به صورت دقیق گفت که ابعاد و اندازه و جهت تصاویر گرفته شده در همه افراد پایگاه داده یکسان می‌باشد.

۲-۳ استخراج ویژگی

هدف از استخراج ویژگی بدست آوردن توصیفگری مناسب برای توصیف بافت تصویر است. این توصیفگر به عنوان ورودی برای کلاسه‌بند استفاده می‌شود. کارایی کلاسه‌بندها تا حدود زیادی به کیفیت و نوع ویژگی‌های استخراج شده از بافت تصاویر بستگی دارد [۲۵]، از طرفی در مقایسه با زمانیکه کل پیکسل‌های تصویر به عنوان ورودی استفاده شود، استخراج ویژگی‌های مناسب از بافت تصاویر ورودی سبب کاهش بار محاسباتی کلاسه‌بند نیز می‌شود.

استخراج ویژگی برای حذف زوائد از داده‌های موجود و بدست آوردن ضروری‌ترین و مفیدترین اطلاعات از بافت تصاویر خام و اولیه است [۲۶].

در تصاویر پیش رو نیز پس از مرحله پیش‌پردازش، تصاویر سه بعدی از مغز افراد با اندازه $136 \times 157 \times 189$ و وکسل‌های ۱ میلی‌متر مکعب بدست می‌آید. استفاده از مقدار تمام وکسل‌ها به عنوان ویژگی، باعث ایجاد بردار ویژگی با طول حدود 10^6 می‌گردد.

در این مرحله مهم‌ترین مشکل، مسئله بعد زیاد بردار ویژگی بوده و بردار ویژگی حاصل از تمام وکسل‌ها

حاوی اطلاعات غیرمفید و زائد خواهند بود و نیاز به پردازش زیادی می‌باشد، این مورد در مورد بیماری آلزایمر^۱ می‌باشد و البته در مورد اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی در کودکان نیز صدق می‌کند [۲۷].

حدس بلمن^۲ از مشکل ابعاد زیاد ویژگی‌ها این است که با افزایش تعداد بعد ویژگی‌ها، در استخراج ویژگی از بافت تصاویر و یا هر استخراج ویژگی دیگری، درصد همگرایی مسائل یادگیری^۳ کاهش پیدا می‌کند [۲۸].

همچنین، با افزایش ابعاد ویژگی‌ها، تعیین ارتباط بین داده‌ها به طور فزاینده‌ای مشکل‌تر می‌شود. بنابراین، در کارهای یادگیری ماشین بسیار مطلوب خواهد بود که به صورت هوشمندانه مجموعه‌ای از ویژگی‌ها را انتخاب کنیم که به نحو شایسته تمام داده‌ها را توصیف کند [۲۹].

در روش پیشنهادی نیز پیش از شروع مرحله دسته‌بندی، به کمک روش‌های استخراج ویژگی، ویژگی‌های تصاویر مغزی استخراج می‌شوند. خروجی هر روش عدد یا برداری است که یکی از خصوصیات تصویر را معرفی می‌کند. به برداری که از کنار هم قرار دادن این ویژگی‌ها بدست می‌آید، بردار ویژگی گفته می‌شود. روش‌های متعددی برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر وجود دارد. هرکدام از روش‌های استخراج ویژگی بخشی از خصوصیات تصاویر یا داده‌ها را مشخص می‌کنند. ویژگی مناسب‌تر، ویژگی‌ای است که قادر به تفکیک بهتر افراد دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی از افراد سالم باشد یا به عبارتی دیگر، در مرحله دسته‌بندی درصد تشخیص بالاتری ایجاد نماید.

^۱Alzheimer

^۲Bellman

^۳Train

عموما ویژگی‌های هر تصویر (تصاویر دو بعدی و سه بعدی) در قالب ویژگی‌های سراسری و ویژگی‌های محلی ارائه می‌شوند. در تصاویر سه بعدی، مانند تصاویر مغز افراد پیش رو، برای استخراج ویژگی‌های سراسری تمامی وکسل‌های تصویر یکجا و در کنار هم در نظر گرفته می‌شوند. برای مثال هیستوگرام سراسری، چگونگی توزیع شدت^۱ وکسل‌های کل تصویر را نشان می‌دهد. همانطور که از تعریف ویژگی‌های سراسری مشخص است، این ویژگی‌ها نمی‌توانند اطلاعاتی درباره‌ی جزئیات نواحی مختلف مغز فراهم کنند. در مقابل این می‌توان از ویژگی‌هایی که از نواحی مختلف مغز به صورت محلی بدست می‌آیند استفاده کرد.

از آنجایی که احتمال می‌دهیم تاثیر اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی روی نواحی مختلف مغز متفاوت می‌باشد، بسیار مطلوب است که ویژگی‌ها از نواحی مغز استخراج شوند. تا به امروز هیچ پزشک یا روان‌پزشک و یا متخصص مغز و اعصابی این موضوع را به صورت قطعی تایید نکرده است. بنابراین یکی از بزرگترین چالش‌ها در استخراج ویژگی از اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی این است که دیگر نمی‌توان پس از انجام پیش‌پردازش، مغز هر فرد را به نواحی مورد علاقه تقسیم کرد و ویژگی‌ها از نواحی مورد علاقه مغز را استخراج شود. همین امر خود باعث می‌شود از تمامی وکسل‌ها و نقاط مغز استخراج ویژگی کنیم که خود باعث بزرگ‌تر شدن بردار ویژگی‌ها می‌شود. در ادامه این مشکل را نیز با روش‌هایی در انتخاب ویژگی‌های موثر حل می‌شود.

۳-۲-۱ الگوی دودویی محلی^۲

روش LBP یکی از روش‌های مناسب برای توصیف بافت تصویر است، که از آن برای استخراج ویژگی در جهت طبقه‌بندی بر اساس بافت تصویر استفاده می‌شود. این روش در سال‌های اخیر به طور گسترده‌ای در

^۱Intensity

^۲Local Binary Pattern(LBP)

کاربردهای مختلف استفاده شده است. جداسازی مناسب، تغییر ناپذیری در تغییرات سطح خاکستری، مقاوم بودن در برابر تغییرات روشنایی، کارایی و سادگی محاسبات، از ویژگی‌های مهم این روش تحلیل بافت تصویر است. تصاویر مغزی از ترکیب چند ریز الگو تشکیل شده است، بنابراین، این تصاویر به خوبی با این روش قابل توصیف می‌باشد [۳۰]. این روش در ابتدا برای استخراج ویژگی از بافت تصاویر مختلف مانند الیاف آلی، چوب و پارچه طراحی شده است [۳۱]. چند دهه بعد از توسعه، مشخص شد برای استخراج ویژگی از انواع دیگر بافت تصاویر، مانند شناسایی چهره مفید است [۳۲]. همچنین در تقسیم‌بندی تصویر و دیگر برنامه‌های کاربردی مفید است [۳۰]. در جدیدترین تحقیقات نشان داده شده است که تجزیه و تحلیل بافت^۱، براساس الگوی دودویی محلی LBP، در بسیاری از برنامه‌های حوزه بینایی ماشین^۲ دارای قدرت عالی تمییز است [۱۳]. این عملگر اولین بار توسط اوجالا و همکارانش مطرح شد و به شکل زیر تعریف می‌شود [۳۱].

در این روش شدت روشنایی ۸ همسایگی روی عملگر را با شدت روشنایی پیکسل مرکزی مقایسه می‌شود. اگر مقدار شدت روشنایی هر یک از این ۸ پیکسل همسایه مقدارش از مقدار شدت روشنایی پیکسل مرکزی بزرگتر یا مساوی باشد با یک جایگزین می‌شود در غیر این صورت مقدار آن صفر است. در پایان مقدار شدت روشنایی پیکسل مرکزی با جمع کردن مقدار وزن‌دار باینری پیکسل‌های همسایه بدست می‌آید و این پنجره به پیکسل‌های مجاور منتقل می‌شود. با گرفتن هیستوگرام از کل تصویر بدست آمده توصیف کننده‌ای برای بافت تصویر بدست می‌آید. در زیر فرمول‌هایی آمده که به وسیله این فرمول‌ها این روش به راحتی تشریح می‌شود.

^۱Texture analyze

^۲Machin vision

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (1-3)$$

$$LBP_{N,R} = \sum_{N=0}^{N-1} \text{sign}(g_n - g_c) 2^N \quad (2-3)$$

در فرمول (۲-۳)، تابع $\text{sign}(x)$ تابع علامت می‌باشد که در آن برای x های بزرگتر یا مساوی صفر مقدارش یک می‌شود و برای x های کوچکتر از صفر مقدارش صفر می‌شود.

در فرمول (۲-۳)، N تعداد همسایه‌ها و R شعاع همسایگی، g_n مقدار شدت روشنایی پیکسل همسایه و g_c مقدار شدت روشنایی پیکسل مرکزی می‌باشد و در نهایت همانطور که در فرمول (۲-۳)، آمده است، تابع علامت با ضرب شدن در توان‌هایی از ۲ به صورت باینری در می‌آید.

در حوزه بینایی کامپیوتر^۱، یک روش موثر قوی برای استخراج اطلاعات از ریخت شناسی است [۳۳]. حتی در باز شناسی رگ انگشتان^۲ کاربرد دارد [۳۴].

۲-۲-۳ الگوی دودویی محلی با مقیاس متفاوت^۳

در این نوع از الگوهای دودویی محلی، این عملگر به گونه‌ای توسعه پیدا کرده است که شعاع همسایگی و تعداد همسایگی‌ها می‌تواند متفاوت باشد. استفاده از الگوهای دودویی محلی با مقیاس متفاوت، با استخراج ویژگی‌های مناسب قدرت طبقه بند را به طور چشم گیری افزایش می‌دهد [۱۳].

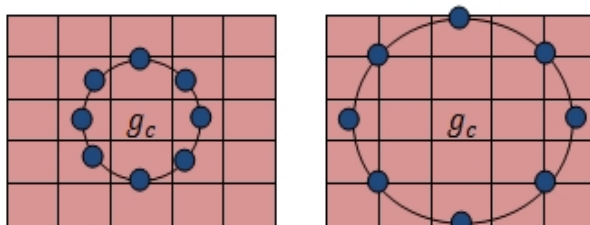
^۱Computer vision

^۲Finger vein

^۳Multiple Local Binary Pattern(MLBP)

معمولا برای اینکه این عملگر نسبت به چرخش تصاویر حساس نباشد، همسایگی‌ها را در آن به صورت دایره‌ای در نظر می‌گیرند. نقاطی را که مختصات آنها دقیقا روی مرکز پیکسل قرار نمی‌گیرد با درون یابی تخمین زده می‌شود [۲۴].

شکل (۳-۵) نمونه‌ای از همسایگی‌های با شعاع‌های متفاوت را نشان می‌دهد. البته می‌توان شعاع همسایگی‌ها را نیز متفاوت در نظر گرفت. در این شکل شعاع همسایگی‌ها برابر ۱ و ۲ می‌باشد [۲۴].



شکل ۳-۲: انواع شعاع همسایگی در MLBP [۲۴]

۳-۲-۳ الگوی دودوئی محلی در سه صفحه متعامد^۱ (LBP_TOP)

این نوع از LBP، به اسم LBP روی سه صفحه متعامد نامیده می‌شود. در این نوع LBP دیگر در مورد یک تصویر یا سه تصویر صحبت نمی‌کنیم، بلکه دنباله‌ای از تصاویر بررسی می‌شود. اگر یک تصویر را یک صفحه دو بعدی X و Y ، فرض شود، می‌توان چند تصویر (فریم) پشت سر هم را یک تصویر سه بعدی فرض کرد که بعد سوم واقع زمان است [۳۵].

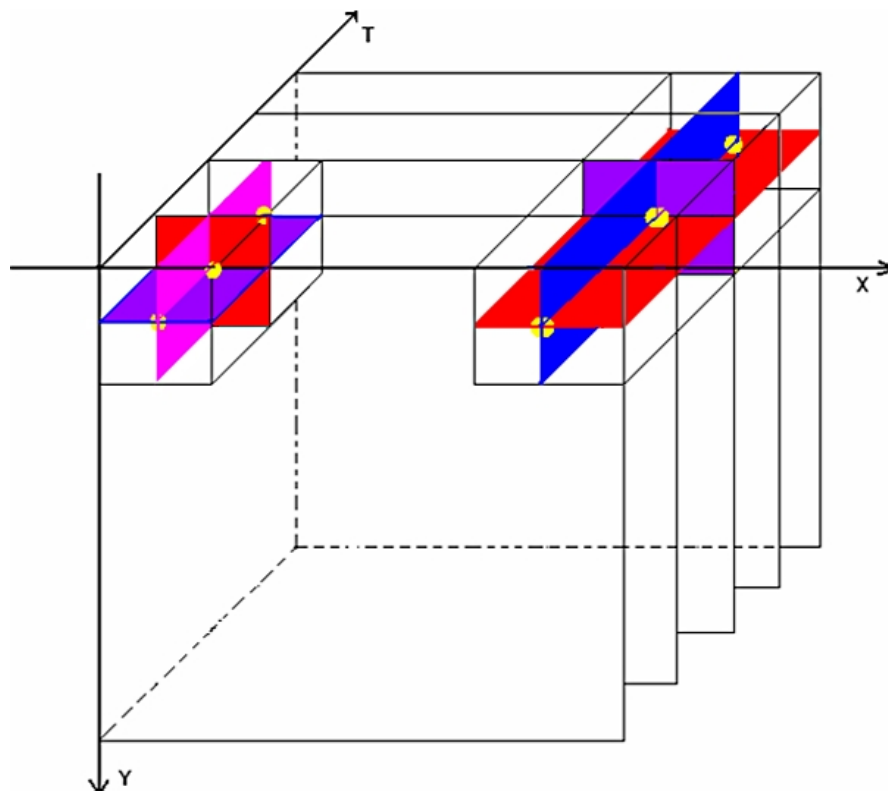
پس در اینجا یک شکل سه بعدی وجود دارد که علاوه بر X و Y ، داری بعد زمان (T)، نیز می‌باشد. در اینجا این سه صفحه بر هم عمود هستند، یکی در محور XY که در واقع یکی از فریم‌های دنباله ماست، یکی در محور XT که در واقع تغییرات یک سطر از فریم‌ها را در واحد زمان مشخص می‌کند و یکی در محور YT که در واقع تغییرات یک ستون از فریم‌ها را در واحد زمان مشخص می‌کند. در اینجا محاسبات

^۱Local Binary Patterns on Three Orthogonal Planes

به شکل جداگانه‌ای روی هر صفحه LBP محاسبه شده و هیستوگرام مربوط ساخته می‌شود و در نهایت ستون‌های هیستوگرام‌ها با هم الحاق می‌شود، به این ترتیب تنها ارتفاع ستون‌ها اضافه می‌شود، و تعداد ستون‌ها مشابه LBP ساده خواهد بود [۳۵].

در این حالت ما توصیف‌گر ساده شده‌ای را با الحاق LBP روی سه سطح متعامد XY ، XT ، YT ، به دست می‌آوریم، که شامل تنها حالات ایستا در این سه جهت می‌باشد (همانطور که در شکل (۳-۶) نمایش داده شده است).

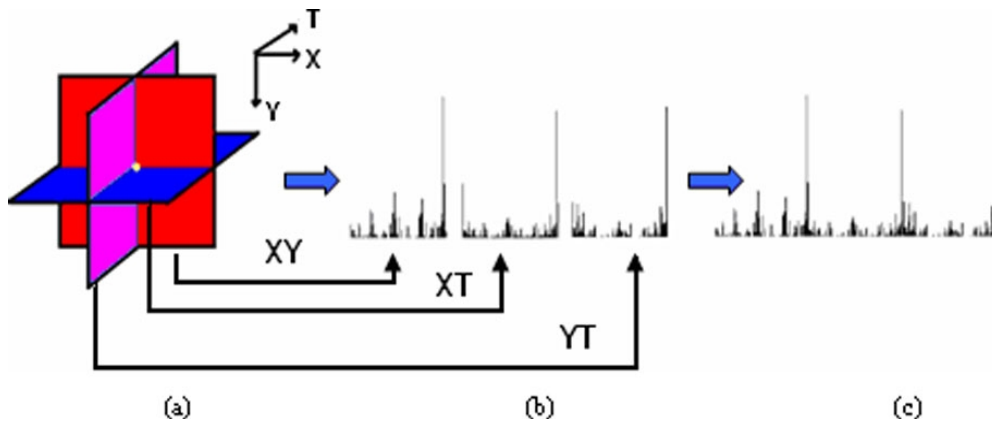
در بعضی کاربردها به هر کدام از صفحات متعامد یک وزن هم اختصاص داده می‌شود تا تاثیر بعضی را کم و بعضی را زیاد کرد که این کار هم به صورت آزمایشی و تجربی مشخص می‌شود، ولی معمولاً صفحه‌ای که در امتداد آن بیشترین تغییرات در فریم‌ها روی دهد وزن بیشتری می‌گیرد. این که صفحه‌ها کجا انتخاب شوند و LBP هر کدام از این سه صفحه با چه تعداد همسایه و چه شعاعی باشد امری تجربی است.



شکل ۳-۳: سه سطح در الگوی پویا در استخراج نقاط همسایگی [۳۵]

LBP از سطوح متعامد YT, XT, XY ، استخراج می‌شود و با عنوان $YT-LBP, XT-LBP, XY-LBP$ علامت گذاری می‌شود، که برای همه پیکسل‌ها، سه سطح متفاوت ایستا به دست می‌آید و سپس در یک هیستوگرام یکتا الحاق می‌شوند [۳۵].

مراحل کار در شکل (۷-۳) نمایش داده شده است. در اینجا، الگوی پویا از طریق $YT-LBP, XT-LBP$ و $XY-LBP$ کدگذاری می‌شود، حال آنکه شکل ظاهری و حرکت در سه جهت بافت پویا در نظر گرفته شده است، و اطلاعات قلمرو مکانی ($XY-LBP$) و دو فاصله موقتی حالات ایستا ($YT-LBP$ و $XT-LBP$) را با هم ترکیب می‌کند.



شکل ۳-۴: (a) سه سطح در بافت پویا، (b) هیستوگرام LBP از هر سطح، (c) الحاق هیستوگرام هر صفحه [۳۵]

در [۸] از همین روش برای استخراج ویژگی از تصاویر مغزی استفاده شده است. دلیل این کار این است که در تصاویر MRI مغزی، در واقع سه صفحه متعامد وجود دارد، که در جهت XY ، XZ و YZ قرار گرفته-اند و از مغز تصویر برداری کرده‌اند. از هر صفحه کد LBP، استخراج شده و سپس هیستوگرام هر صفحه تشکیل شده است و با الحاق این هیستوگرام‌ها بردار ویژگی‌ها را تشکیل داده است.

۳-۳ انتخاب و کاهش ویژگی^۱

یکی از مهم‌ترین قسمت‌های انجام شده در روش‌های کلاسه‌بندی، کاهش ویژگی‌های بدست آمده بعد از استخراج ویژگی می‌باشد. در بسیاری از موارد ویژگی‌های بدست آمده از بافت تصاویر بسیار زیاد و غیر مفید می‌باشد و همین امر باعث ایجاد اشتباه و پایین آمدن دقت کلاسه‌بندی می‌شود [۳۶]. معمولاً در تصاویر پزشکی بردار ویژگی دارای اندازه بزرگی است و اگر بتوان ویژگی‌های مورد نظر را انتخاب کرد و یا اندازه بردار ویژگی‌ها را کاهش داد می‌توان دقت تشخیص در کلاسه‌بندی‌ها را بالا برد.

^۱ Feature reduction

۳-۳-۱ آنالیز عناصر اصلی^۱ (PCA)

PCA ابزاری برای تحلیل داده‌ها است که از آن می‌توان برای کاربردهایی مانند کاهش ابعاد داده، فشردگی-سازی داده با از دست دادن اطلاعات^۲، استخراج ویژگی و نمایش داده‌ها^۳ استفاده کرد [۳۷].

دو تعریف رایج اما متفاوت برای PCA وجود دارد که منجر به الگوریتم یکسانی می‌شود. در تعریف اول یک تبدیل خطی متعامد است که داده را به دستگاه مختصات جدید می‌برد به طوری که بزرگترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات، دومین بزرگترین واریانس بر روی دومین محور مختصات قرار می‌گیرد و همین طور برای بقیه. تحلیل مولفه‌های اصلی می‌تواند برای کاهش ابعاد داده مورد استفاده قرار بگیرد.

این ترتیب مولفه‌هایی از مجموعه داده را که بیشترین تاثیر در واریانس را دارند حفظ می‌کند. در تعریف دوم تحلیل مولفه‌های اصلی را به عنوان تصویرخطی که هزینه میانگین تصویر را حداقل می‌نماید، تعریف کرد. منظور از هزینه میانگین تصویر، میانگین فاصله بین داده و تصویر می‌باشد [۳۷].

۳-۳-۲ آنالیز تمایزات خطی^۴ (LDA)

روشی که در این بخش آن را بررسی خواهیم کرد، از جهاتی بسیار شبیه روش آنالیز اجزای اصلی است. روش مورد بحث نیز یک روش مبتنی بر نگاشت تصاویر است و اصطلاحاً روش آنالیز تمایزات خطی یا LDA نامیده می‌شود [۳۸].

^۱Principal Component Analysis

^۲Lossy data compression

^۳Data Visualization

^۴Linear Discriminant Analysis

اشاره شد که در PCA بردارهای ویژه که برخی از آنها در جهت کاهش ابعاد فضای ویژگی حذف می‌شدند، هر یک به بیان یکی از ویژگی‌های تصویر می‌پرداختند. بر خلاف PCA که داده‌های تصاویر را در غالب یک فضای خطی با بردارهای عمود برهم خلاصه می‌کند، LDA ویژگی‌ها را در یک فضای خطی تفکیک پذیر که بردارهای پایه آن لزوماً دو به دو عمود بر هم نیستند، نگاشت می‌کند.

ایده اصلی در این روش این است که بردارهایی از فضای ویژگی را بیابیم که تمایزات بین کلاس‌های مختلف را به بهترین نحو نمایش دهد (در PCA هدف بردارهایی بود که داده‌ها و ویژگی‌ها را به بهترین نحو توصیف کند). به عبارت دیگر با داشتن ویژگی‌های مستقل هر کلاس، LDA یک ترکیب خطی از آنها را به نحوی ایجاد می‌کند که بیشترین تفاوت‌ها را بین کلاس‌های مختلف بدست آورد [۳۹].

در LDA هدف این است که معیار پراکندگی بین کلاس‌ها را به بیشترین مقدار خود برسانیم، در حالیکه باید پراکندگی داخل کلاس‌ها را حداقل کنیم. معمول‌ترین روش استفاده از نسبت دترمینال ماتریس پراکندگی داخلی کلاسها، به دترمینال ماتریس پراکندگی بین کلاسهاست. در حقیقت باید این نسبت حداکثر شود [۴۰].

۳-۴ کلاسه‌بند

آخرین مرحله در تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی، کلاسه‌بندی است. روش‌های مختلفی برای کلاسه‌بندی وجود دارد که همه آنها مبتنی بر کاربرد، ماهیت داده‌ها و همچنین تعداد داده‌ها می‌باشد. برای مثال زمانی که تعداد داده‌های ورودی مناسب باشد می‌توان از شبکه عصبی برای کلاسه‌بندی استفاده کرد در حالی که در مواردی که تعداد داده‌های ورودی زیاد نباشد ماشین بردار پشتیبان پیشنهاد می‌شود [۴۱].

در این پایان نامه تمرکز اصلی روی درصد تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی است. با نگاهی به ویژگی‌های استخراج شده و نتایج حاصل از تصاویر می‌توان استنباط کرد که کلاسه‌بند شبکه عصبی سازگاری مناسبی با این داده‌ها دارد لذا این کلاسه‌بند پیشنهاد می‌شود.

۳-۴-۱ ماشین بردار پشتیبان

یک دسته‌بند، تابعی است که دسته‌ای از اشیاء را در کلاس‌های مختلف قرار می‌دهد. در اینجا تصاویر مغزی افراد به عنوان شی و کلاس‌ها به صورت بیمار و فرد سالم می‌باشد. بنابراین هدف دسته‌بند پیدا کردن یک قاعده برای تعیین کلاس مناسب مشاهده جدید X براساس داده‌های آموزش می‌باشد.

ماشین برداری پشتیبان می‌تواند به خوبی در مسائل طبقه‌بندی دو کلاسه تا چند کلاسه استفاده گردد. [۴۲] برای سادگی درک قضیه می‌توان از مسائل طبقه‌بندی دو کلاسه استفاده نمود. هدف از این گونه مسائل ایجاد یک معیار طبقه‌بندی است که برای نمونه‌های نادیده به خوبی قابل استفاده باشد و در عین حال از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار باشد.

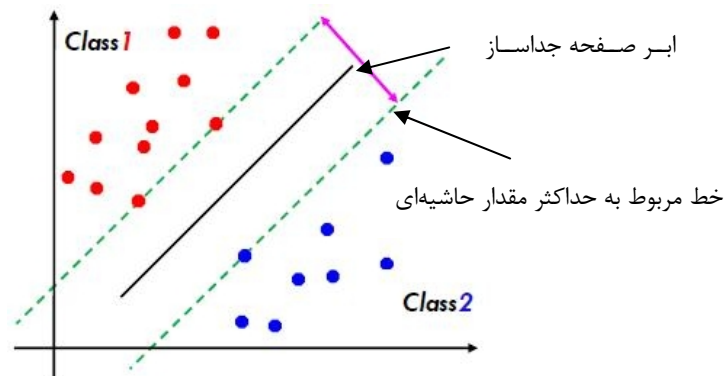
۳-۴-۱-۱ ابر صفحه جداساز

در این گونه مسائل هدف ایجاد یک معیار طبقه‌بندی برای نمونه‌های دو کلاسه است به نحوی که به خوبی قابل استفاده باشد و در عین حال از قابلیت تعمیم و تفکیک خوبی برخوردار باشد، هدف اصلی است.

به عنوان مثال، شکل ۳-۵ در نظر گرفته می‌شود. همان‌گونه که مشاهده می‌شود برای داده‌های شکل ۳-۵ صفحات جداساز خطی زیادی وجود دارد که قادر به جداسازی داده‌ها می‌باشند اما تنها یکی از آن‌ها دارای حاشیه^۱ (فاصله بین صفحه جداساز و نزدیکترین نقاط) بیشینه خواهد بود. این طبقه‌بندی کننده خطی،

^۱Margin

ابر صفحه جداساز^۱ بهینه نامیده می‌شود که انتظار می‌رود بتواند مرز به دست آمده را به تمام محدوده‌های ممکن تعمیم دهد [۴۳]. ابر صفحه جداساز بهینه در شکل ۳-۵ مشاهده می‌شود.



شکل ۳-۵: صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه

۳-۴-۱-۲ ماشین بردار پشتیبان خطی

فرض می‌شود مسئله‌ای برای جداسازی مجموعه نمونه‌های آموزشی که متعلق به دو کلاس جداگانه

$$\text{هستند، وجود دارد به گونه‌ای که } \begin{cases} \geq 1 \\ \leq -1 \end{cases} w^T x_i + b$$

$$D = \{(x', y'), \dots, (x', y')\}, x \in R^n, y \in \{-1, 1\}$$

عموما در مسائل جداسازی خطی برای برداری مانند x وزنی مانند w در نظر گرفته شود، به گونه‌ای که این وزن بتواند بردارها را به خوبی در کلاس مربوط به خود طبقه‌بندی نماید. در این حالت برای صفحه جداساز بهینه معادله (۳-۳) در نظر گرفته می‌شود.

$$w^T x + b = 0 \quad (3-3)$$

^۱Hyperplane

رابطه بین بردار x و وزنی مانند w در این حالت به صورت ضرب داخلی بیان می‌گردد. ضمناً علامت T ترانهاده ماتریس وزن را نشان می‌دهد.

ابر صفحه‌ای که در این گونه از مسائل برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود باید دارای دو ویژگی خاص باشد: اول اینکه دارای کمترین میزان خطای ممکن باشد و از سویی دیگر، از داده‌های هر کلاس بیشترین فاصله ممکن را داشته باشد. در این حالت اگر رابطه (۳-۳) برای صفحه جداساز در نظر گرفته شود، داده‌های آموزشی در بالا و پایین این صفحه قرار خواهند گرفت که به ترتیب برای $y=1$ ، $w^T x + b > 0$ و برای $y=-1$ ، $w^T x + b < 0$ خواهد بود [۴۴]. بر اساس شرایط بیان شده، زمانی مجموعه‌ای از نقاط به صورت بهینه با یک صفحه جداسازی می‌شوند که:

۱- بدون اشتباه در کلاس مربوط به خود قرار گرفته باشند.

۲- فاصله بین نزدیکترین نقاط هر کلاس داده تا صفحه جدا کننده بیشینه باشد.

دسته‌بند SVM از مجموعه الگوریتم‌هایی است که در شاخه روش‌های بر پایه هسته^۱ از یادگیری ماشین قرار می‌گیرد و این نکته علاوه بر ایجاد کارایی، نقطه ضعفی برای آن به حساب می‌آید. از مشکلات SVM می‌توان به وابستگی این دسته‌بند به هسته مناسب به منظور دسته‌بندی اشاره نمود [۴۵]. وظیفه اصلی هسته انتقال مناسب داده‌ها از فضای ورودی به فضای ویژگی است. در این صورت داده‌هایی که در فضای ورودی به سختی دسته‌بندی می‌شدند، در فضای بردار ویژگی تعریف شده توسط SVM و تابع انتقال هسته، قابل جداسازی می‌باشند.

^۱Kernel-Base Methods

با در نظر گرفتن اهمیت تابع هسته، مدل‌های ریاضی گوناگونی برای آن ارائه شده‌است که در جدول ۱-۳ تعدادی از آنها را ملاحظه می‌نمایید. این مدل‌ها، پیچیدگی‌های متفاوتی از نظر زمان اجرا و پیاده‌سازی دارند و با توجه به نوع داده‌های ورودی، کارایی‌های متفاوتی را از خود به نمایش می‌گذارند.

جدول ۱-۳: توابع کرنل در فضای ویژگی

تابع کرنل	نوع طبقه بندی
$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j)^\rho$	خطی از درجه ρ
$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^\rho$	چند جمله ای از درجه ρ
$K(x_i, x_j) = e^{-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}}$	گوسین یا نمایی
$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + \mu)$	پرسپترون چند لایه
$K(x_i, x_j) = \frac{\sin((n+1/2)(x_i - x_j))}{2 \sin((x_i - x_j)/2)}$	دریکله برای مسائل شرایط مرزی

۳-۴-۲ نزدیک‌ترین همسایه^۱ (KNN)

الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه یک الگوریتم یادگیری بانظارت^۲ است. در حالت کلی از این الگوریتم به دو منظور، برای تخمین تابع چگالی توزیع داده‌های آموزشی و برای طبقه‌بندی داده‌های آزمایش بر اساس الگوهای یادگیری استفاده می‌شود.

این کلاسه‌بند فاصله بین همه نقاط آموزش از همه نقاط آزمایش را بر اساس یکی از معیارهای فاصله محاسبه کرده و ماتریس فاصله‌ها را برمیگرداند. معیار فاصله‌ها می‌تواند یکی از موارد زیر باشد:

^۱K-Nearest Neighbor

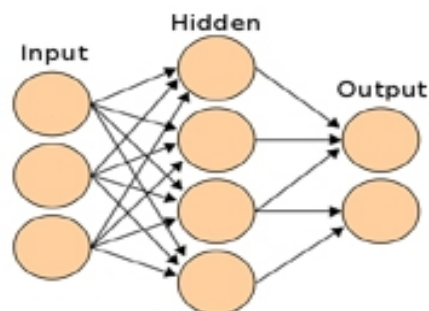
^۲Supervised

- فاصله اقلیدسی
- مجموع قدر مطلق فاصله‌ها
- cosine
- correlation
- hamming

در این کلاسه‌بند k تعداد نزدیکترین همسایه مورد نظر برای الگوریتم KNN را مشخص می‌کند. از بین گروه‌های به هم گره خورده کلاس نزدیکترین همسایه به عنوان کلاس خروجی انتخاب می‌شود. در این کلاسه‌بند از بین گروه‌های به هم گره خورده کلاس دورترین همسایه به عنوان کلاس خروجی انتخاب می‌شود [۴۶].

۳-۴-۳ شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ سیستمها و روشهای محاسباتی نوینی هستند که جهت یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخهای خروجی از سامانه‌های پیچیده به کار می‌روند. ایده اصلی این‌گونه شبکه‌ها الهام‌گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش است.



شکل ۳-۶: ساختار کلی شبکه عصبی

^۱Artificial Neural Network

این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده به هم پیوسته، با نام نرون^۱ تشکیل شده است. این نرون‌ها برای حل یک مسأله با هم هماهنگ عمل می‌کنند و توسط سیناپس‌ها^۲ اطلاعات را منتقل می‌کنند. هر شبکه دارای لایه‌های ورودی، خروجی و لایه میانی یا مخفی است و این لایه‌ها از تعدادی نرون تشکیل شده‌اند. بین هر لایه و لایه دیگر، نرون‌ها به یکدیگر متصل هستند که این اتصال‌ها دارای وزنی هستند. نرون‌ها نیز خودشان هم دارای وزنی هستند که به این وزن، بایاس^۳ می‌گویند [۴۷]، [۴۸].

مقادیر این وزن‌ها بین $[-1, 1]$ و یا $[0, 1]$ است و یادگیری شبکه بر اساس به روز رسانی این وزن‌ها با الگوریتم‌های یادگیری می‌باشد. اطلاعات یک شبکه عصبی در وزن‌های آن ذخیره می‌شود. داده‌های ورودی در لایه ورودی قرار می‌گیرند و سپس در وزن‌های مربوط به خود ضرب شده و مجموع حاصل-ضربشان به یک تابع غیر خطی به نام تابع فعال سازی می‌رود و خروجی تابع فعال سازی به عنوان ورودی به لایه دیگر می‌رود و فرآیند ذکر شده انجام می‌شود. نرون‌های لایه میانی در اکثر اوقات غیر خطی و نرون‌های لایه خروجی بسته به نوع شبکه می‌توانند خطی یا غیر خطی باشند.

۳-۴-۳ پرسپترون

نوعی از شبکه عصبی بر مبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون^۴ ساخته می‌شود. پرسپترون برداری از ورودی‌هایی با مقادیر حقیقی را گرفته و ترکیب خطی از این ورودی‌ها را محاسبه می‌کند. اگر حاصل از یک مقدار آستانه بیشتر باشد خروجی پرسپترون برابر با ۱ و در غیر این صورت معادل ۰ خواهد بود.

این نوع شبکه‌ها به دو نوع کلی پرسپترون تک لایه (تنها یک لایه مخفی) و پرسپترون چند لایه (مخفی) تقسیم می‌شوند. پرسپترون‌ها به وسیله اتصالات بین لایه‌ای تنظیم شده‌اند و نرون‌ها در لایه i به نرون‌های

^۱Neuron

^۲Synapse

^۳bias

^۴Perceptron

لایه $i+1$ متصل هستند. این نوع شبکه دارای یک یا چند لایه مخفی بین نرون‌های ورودی و خروجی می‌باشد [۴۶].

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱ از جمله شبکه‌های رو به جلو^۲ است که نگاشتی از مجموعه داده ورودی به مجموعه داده خروجی می‌باشد. شبکه عصبی چند لایه، دارای چند لایه است که این لایه‌ها به یکدیگر وصل شده‌اند و این لایه‌ها شامل لایه ورودی، لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی هستند. این شبکه، اصلاح شده شبکه پرسپترون خطی است و قادر است داده‌های جدا ناپذیر خطی را تفکیک کند. در این نوع از شبکه‌ها یادگیری پروسه‌ای است که طی آن شبکه عصبی پارامترهای خود را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که بهترین شبیه‌سازی محیط را انجام دهد. در شبکه‌های عصبی با پروسه تعریف شده تغییر اوزان در زمان باعث یادگیری می‌شود.

هدف استفاده شبکه پرسپترون چند لایه این است که شبکه‌ای طرح شود که ابتدا با داده‌های آموزشی موجود شبکه آموزش ببیند. سپس با اعمال ورودی‌های تست، کلاس این ورودی را تعیین کند این کار تشخیص الگو می‌باشد [۴۸].

۳-۵ معیارهای کارایی سیستم

در روش ارائه شده برای تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی، ابتدا ویژگی‌ها از تصاویر مجموعه آموزش و تست استخراج می‌شوند. سپس سیستم با استفاده از ویژگی‌های تصاویر آموزش، آموزش داده می‌شود. به کمک طبقه بندها، کلاس یک فرد تست جدید که در گروه آموزش نبوده مشخص می‌گردد. در یک مسئله دسته‌بندی با دو کلاس مثبت و منفی، پس از طبقه‌بندی نمونه‌ها چهار حالت ممکن است

^۱Multilayer Perceptron

^۲Feed forward

ایجاد شود. این چهار خروجی که در شکل ۳-۷ نشان داده شده است، به صورت زیر تعریف می‌شود [۴۹].

[۵۰]:

۱. TN : تعداد افراد سالم که به درستی دسته‌بندی شده‌اند.^۱

۲. FP : تعداد افراد سالم که به عنوان افراد دارای اختلال تشخیص داده شده‌اند.^۲

۳. TP : تعداد افراد بیمار که به درستی دسته‌بندی شده‌اند.^۳

۴. FN : تعداد افراد بیمار که به عنوان فرد سالم تشخیص داده شده‌اند.^۴

معیارهای ارزیابی دیگر که برای ارزیابی کارایی روش‌های ارائه‌شده استفاده می‌شوند عبارتند از: ویژگی^۵، حساسیت^۶، نرخ تعادل^۷، صحت^۸، دقت^۹ و خطا^{۱۰} که در ادامه نحوه محاسبات این معیارها بررسی می‌شود.

True Positive (TP)	False Positive (FP)
False Negative (FN)	True Negative (TN)

شکل ۳-۶: خروجی دسته‌بندی

^۱ true negative

^۲ False positive

^۳ True Positive

^۴ False Negative

^۵ Specificity

^۶ Sensitivity

^۷ Balanced Rate (BR)

^۸ Precision

^۹ Accuracy

^{۱۰} Error

۱. ویژگی: این معیار، درصد افراد سالم که به درستی سالم تشخیص داده شده‌اند را مشخص می‌کند و به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۴-۳)$$

۲. حساسیت: این معیار درصد افراد بیماری که به درستی بیمار تشخیص داده شده‌اند را مشخص می‌کند و به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۵-۳)$$

۳. نرخ تعادل: در دسته‌بندی، فرض کنید که تعداد افراد سالم ۹۰ و تعداد بیماران ۱۰ باشد. اگر پس از تشخیص تمام افراد به عنوان فرد سالم تشخیص داده شوند، درصد تشخیص روش مربوطه ۹۰٪، درصد تشخیص افراد سالم ۱۰۰٪ و درصد تشخیص افراد بیمار ۰٪ خواهد بود. گرچه سیستم درصد تشخیص بالایی دارد ولی نتوانسته بیماران را به درستی تشخیص دهد. در مقابل این، میانگین درصد تشخیص افراد سالم و بیمار (معیار نرخ تعادل) یک معیار مناسب برای ارزیابی سیستم ارائه می‌نماید که به صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$BR = \frac{\text{Sensitivity} + \text{Specificity}}{2} \quad (۶-۳)$$

۴. صحت: این معیار درصد افراد بیماری که به درستی بیمار تشخیص داده شده‌اند را به کل افراد بیمار مشخص می‌کند.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۷-۳)$$

۵. دقت: دقت یا نرخ دسته‌بندی یکی از معیارهای ارزیابی دسته‌بندی‌کننده‌ها است. این معیار درصد افراد بیمار و سالمی که به درستی تشخیص داده شده‌اند را به کل افراد موجود در پایگاه داده، مشخص می‌کند و هر چه این معیار بزرگ‌تر باشد، دقت و عملکرد سیستم بالاتر است.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8-3)$$

۶. **خطا:** این معیار درصد افراد بیمار و سالمی که به درستی تشخیص داده نشده‌اند را به کل افراد موجود در پایگاه داده، مشخص می‌کند و هر چه این معیار کوچک‌تر باشد، عملکرد سیستم بهتر است.

$$Error = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (9-3)$$

۳-۶ جمع‌بندی

در این فصل مباحث تئوری که برای سیستم تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی مورد نیاز می‌باشد را به صورت اجمالی مورد بحث قرار دادیم. در ادامه، در فصل چهارم نتایج آزمایشات و روش‌های گفته شده را با درصد تشخیص افراد سالم از افراد دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی با ارائه پیشنهاداتی بر روی پایگاه داده [۲۱] مورد بحث و بررسی قرار می‌دهیم.

فصل چهارم:

روش پیشنهادی و نتایج

فصل چهارم

۴-۱ مقدمه

در فصل‌های دوم و سوم روش اتوماتیک برای جداسازی اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی از افراد سالم مرور شد. روش‌های ارائه شده در هر دو متکی بر ویژگی‌های مختلف استخراج شده از تصاویر آناتومیکی مغز می‌باشند.

در هر سیستم بازشناسی یا کلاسه‌بندی، مانند تشخیص چهره، رگ انگشت، اثر انگشت یا بیماری و یا غیره، یکی از مهم‌ترین موضوعات، فراهم کردن پایگاه داده مناسب برای آموزش و ارزیابی سیستم است.

این موضوع در تصاویر پزشکی از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است چون به غیر از ارزیابی و بررسی این تصاویر به دست مهندسين و محققين، در سراسر دنيا بايد توسط پزشكان و روانشناسان و يا تيمي از پزشكان و روانشناسان مورد تاييد قرار گيرد و سپس اجازه استفاده به محققين داده مي‌شود. در سال‌های اخیر کارهایی در زمینه ایجاد پایگاه داده برای تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی انجام شده است.

با توجه به اینکه این اختلال بر روی بیش از ۳ تا ۵ درصد کودکان تاثیر می‌گذارد و با اختلالات مادام‌العمری همراه است، سالانه بیش از ۳۶ میلیون دلار هزینه برای کشوری مانند ایالات متحده دارد با این وجود جامعه علمی هنوز یک مدل جامع از پاتوفیزیولوژی^۱ اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی ندارد. به همین دلیل پایگاه داده‌ای در این مورد از چند موسسه و دانشگاه در سراسر دنیا جمع‌آوری شده است [۲۱].

^۱pathophysiology

بعد از معرفی پایگاه داده، در این پایان نامه روشی برای تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی با استفاده از روش‌های ریخت‌شناسی بافت تصویر ارائه شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی از پایگاه داده موسسه کریگر کندی^۱، استفاده شده است. برای مقایسه با سایر روش‌های موجود در این زمینه، نتایج ارائه شده است. در هر پایگاه داده، ۷۰٪ تصاویر برای آموزش^۲ سیستم و ۳۰٪ برای آزمایش^۳ به طور تصادفی انتخاب شده‌اند.

۴-۱-۱ پایگاه داده

با توجه به اهمیت این اختلال در سطح جهانی در سال ۲۰۱۱، محلی در نظر گرفته شد [۲۱] که در آن مجموعه‌ای از داده‌های MRI به صورت عملکردی^۴ و آناتومیکال^۵، در مقیاس بی‌سابقه‌ای جمع‌آوری شده است. این کار یک فرصت مهم برای تمامی محققان در سراسر جهان به وجود می‌آورد تا به مطالعه و تحقیق درباره تغییرات ریخت‌شناسی مغزی در افراد ADHD، بر اساس تصاویر MRI و همچنین fMRI مغزی متعدد بپردازند.

در این مکان مجموعه عظیمی از داده‌ها به اشتراک گذاشته شده است که داده‌های ساختاری^۶ و مرحله استراحت^۷ fMRI، در ۷ سایت تصویربرداری مستقل قرار داده شده است. در مجموع این داده‌ها از ۴۹۱ نفر گرفته شده است که از این میان ۲۸۵ نفر از کودکان، در گروه سنی ۷ تا ۲۱ سال دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌باشند. همچنین برخی اطلاعات فنوتایپیک^۸ مانند وضعیت

^۱Kennedy Krieger Institute (KKI)

^۲Train

^۳Test

^۴Functional

^۵Anatomical

^۶structural

^۷resting-state

^۸Phenotypic

تشخیص، برخی ابعاد اختلال، سن، جنسیت، بهره هوشی^۱، وضعیت دارو و طول عمر و حتی وضعیت چپ دست یا راست دست بودن نیز آورده شده است.

همچنین در این سایت جزئیاتی از هر منبع پایگاه داده‌ای که فراهم شده وجود دارد، که اطلاعاتی از پایگاه داده را در اختیار محققین قرار می‌دهد. این اطلاعات شامل تهیه کنندگان پایگاه داده، انتشارات، بودجه و از همه مهم‌تر حجم نمونه‌ها است، که تعداد افراد سالم، افراد بیش‌فعال، افراد کم‌توجه و یا کسانی که این اختلال را به صورت ترکیبی از هر دو دارند، نشان می‌دهد.

در زیر تمامی مراکز و موسساتی که در این سایت پایگاه داده خود را ارائه کرده‌اند آورده شده است:

۱. بیمارستان بردلی و دانشگاه براون^۲
۲. موسسه کندی کریگر/دانشگاه جونز هاپکینگز^۳
۳. دانشگاه آزاد آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن^۴
۴. دانشگاه سلامت و علم Oregon^۵
۵. دانشگاه پکینگ^۶
۶. دانشگاه پیتزبورگ^۷
۷. دانشگاه واشنگتن^۸

^۱Intelligence Quotient (IQ)

^۲Bradley Hospital/Brown University

^۳Kennedy Krieger Institute (KKI)/Johns Hopkins University

^۴Free University Amsterdam/ University Medical Centre Groningen

^۵Oregon Health and Science University (OHSU)

^۶Peking University (Peking_1, Peking_2, and Peking_3)

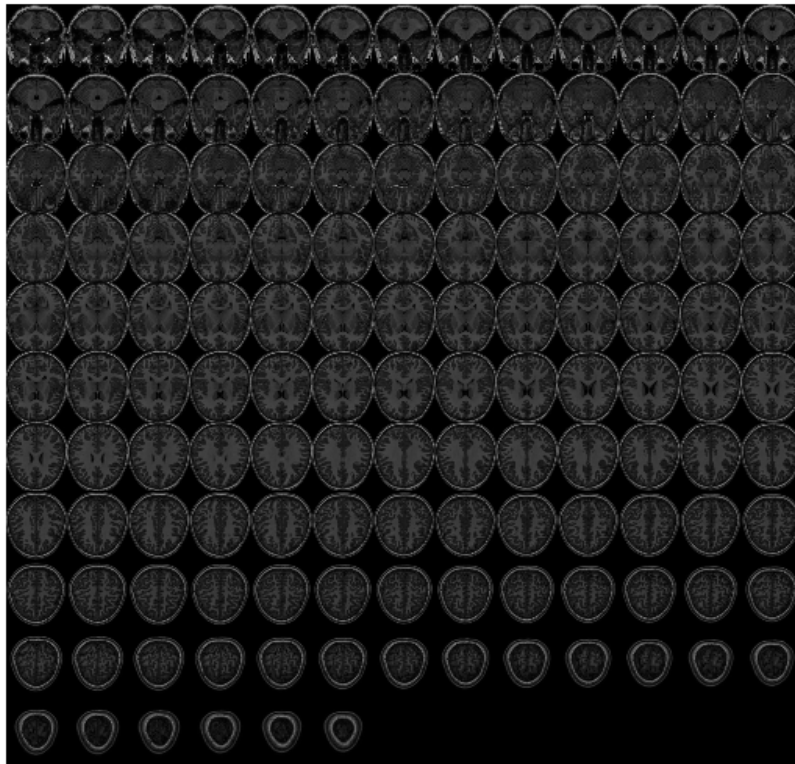
^۷University of Pittsburgh

^۸Washington University

۴-۱-۲ پیش پردازش

با توجه به کیفیت تصاویر مورد مطالعه و همچنین استفاده از الگوی دودوئی محلی در مرحله استخراج ویژگی، پیش پردازش لازم برای سیستم پیشنهادی شامل نرمال سازی و حذف دستی تصاویر مغزی با ویژگی های دارای نویز است. نرمال سازی تصاویر با استفاده از نرم افزار SPM انجام می شود، نرمال سازی باعث ایجاد تصاویری با اندازه $189 \times 157 \times 136$ و وکسل های ۱ میلی متر مکعب می شود.

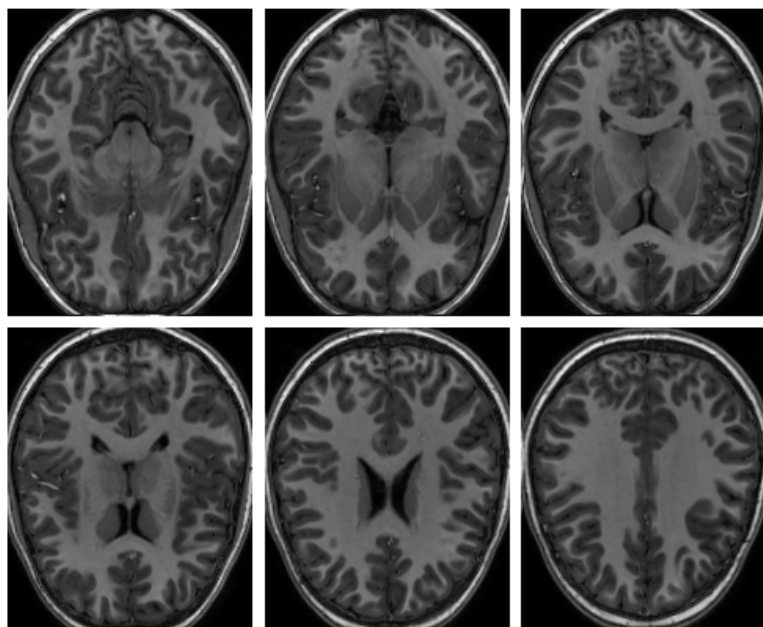
در شکل ۴-۱، برش هایی از تصاویر یک فرد پایگاه داده آورده شده است که این تصاویر در صفحه XY ، می باشند. در واقع بردار نرمال صفحه XY ، بردار Z می باشد و این تصاویر از بالای سر گرفته شده اند و تعداد آنها همانطور که در فصل سوم گفته شد برابر ۱۳۶ است.



شکل ۴-۱: برش های تصاویر مغزی در صفحه XY ، از بالای سر فرد

همانطور که گفته شد ابعاد این تصاویر یکسان‌سازی شده‌اند و تا حد امکان نویزها و خرابی‌هایی که در شکل ۳-۲، در فصل قبلی دیده می‌شد وجود ندارد و حاشیه‌ها و ابعاد تصاویر چه از نظر اندازه و چه از نظر کیفیت بهبود پیدا کرده‌اند.

در شکل ۴-۲، چند تصویر از همان تصاویر شکل ۴-۱، به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند و می‌توان به خوبی و وضوح کامل حذف نویز و حاشیه تصاویر و اندازه و کیفیت آنها را مشاهده نمود. این تصاویر تصاویر یکسان‌سازی شده می‌باشند. این تصاویر، تصاویر پیش‌پردازش شده مغزی جهت استخراج ویژگی می‌باشند.



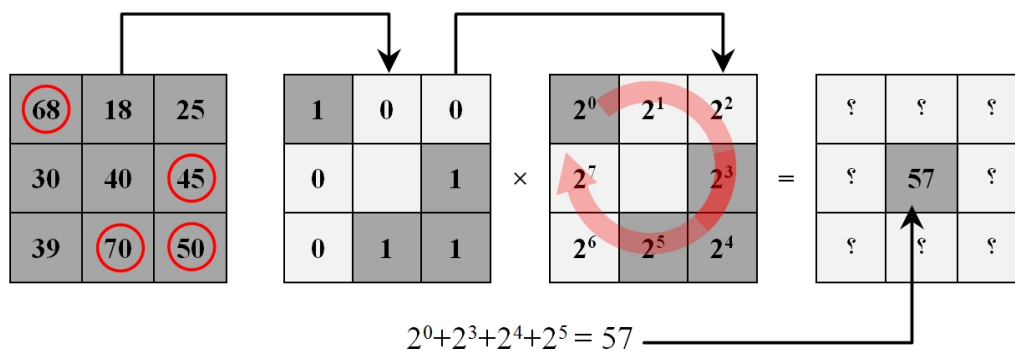
شکل ۴-۲: برخی از تصاویر نرمال‌سازی شده در پیش‌پردازش

۴-۱-۳ استخراج ویژگی

در این قسمت با استفاده از روش پیشنهادی که روش LBP است، هیستوگرام حاصل از این روش بردار ویژگی‌ها را استخراج می‌کنیم.

طرز کار این عملگر در بافت تصاویر در شکل (۴-۳) در زیر، بدین صورت است که ۸ همسایگی روی عملگر را با پیکسل مرکزی مقایسه می‌کنند. اگر مقدارش از پیکسل مرکزی بزرگتر یا مساوی باشد

مقدارش ۱ می‌شود و در غیر این صورت مقدارش برابر با صفر می‌شود.

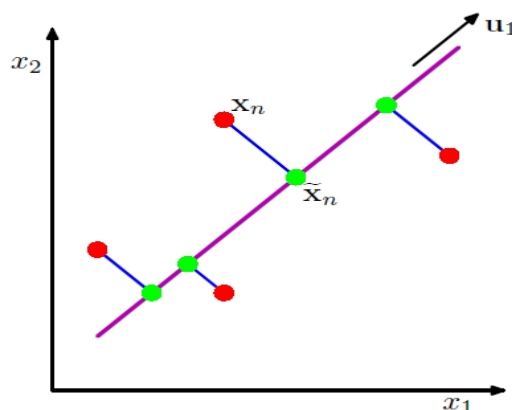


شکل ۴-۳: طرز کار عملگر LBP بر روی تصویر

۴-۱-۴ کاهش ویژگی

بعد از استخراج ویژگی‌ها با توجه به اینکه بردار ویژگی بسیار بزرگ است، باید به نحوی بردار ویژگی‌ها را کمتر کنیم. در این قسمت روش پیشنهادی استفاده از PCA می‌باشد. به کمک این روش ویژگی‌ها و مولفه‌های اصلی بردار ویژگی را بدست می‌آوریم.

در فصل قبل برای PCA دو تعریف ارائه شد، این دو تعریف در شکل (۴-۴) نشان داده شده است. با توجه به شکل در تعریف اول هدف این است که خط بنفش طوری انتخاب شود که واریانس بین نقاط سبز حداکثر شود. در تعریف دومی تلاش می‌شود که این خط به صورتی تعیین شود که میانگین فاصله نقاط قرمز از تصویرشان (نقاط سبز) که با خطوط آبی نشان داده شده حداقل شود.



شکل ۴-۴: نقاط قرمز داده‌های اولیه و نقاط سبز تصویر این داده‌ها است

۱-۴-۱-۴ فرموله کردن حداکثر واریانس در PCA

فرض می‌کنیم داری N نمونه با ابعاد D می‌باشیم، هدف این است که داده‌ها را به فضای با ابعاد M ، $M < D$ به صورتی نگاشت داده شود که در آن واریانس بین داده‌های جدید حداکثر شود. فرض می‌کنیم اندازه بردارها واحد ($u^T u = 1$) باشند. برای بدست آوردن تصویر داده x_n لازم است تا ضرب داخلی آن را با بردار u_1 بدست آوریم. میانگین داده‌های تصویر شده با رابطه $u_1^T \bar{x}$ بدست می‌آید که در آن \bar{x} میانگین داده‌های اولیه می‌باشد و با رابطه (۱-۴) بدست می‌آید و رابطه (۲-۴) برای محاسبه واریانس استفاده می‌شود.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad (1-4)$$

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [u_1^T x_n - u_1^T \bar{x}]^2 = u_1^T S u_1 \quad (2-4)$$

در رابطه (۲-۴)، S برابر واریانس داده‌های اولیه می‌باشد و از رابطه (۳-۴) بدست می‌آید.

$$S = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x - \bar{x})(x - \bar{x})^T \quad (3-4)$$

هدف در PCA این است که مقدار واریانس در (۲-۴) با قید $u^T u = 1$ بیشینه شود.

$$u_1^T S u_1 + \lambda_1 (1 - u_1^T u_1) \quad (4-4)$$

که با مشتق گرفتن از رابطه (۴-۴) داریم:

$$S u_1 = \lambda_1 u_1 \quad (5-4)$$

رابطه (۵-۴) نشان می‌دهد u_1 یکی از بردارهای ویژه ماتریس S و λ_1 مقدار ویژه متناظر با این بردار

می‌باشد. اگر طرفین رابطه فوق را u_1^T ضرب کنیم و با توجه به $u_1^T u = 1$ ، آنگاه داریم:

$$u_1^T S u_1 = \lambda_1 \quad (6-4)$$

رابطه (۶-۴) نشان می‌دهد که واریانس داده‌های جدید برابر λ_1 می‌باشد. برای اینکه واریانس بیشینه شود باید از بردار ویژه با بزرگترین مقدار ویژه استفاده کنیم.

۲-۴-۱-۴ فرموله کردن حداقل خطا در PCA

تعریف دیگری که برای PCA ارائه شده است بر پایه حداقل کردن میزان خطای بین داده‌های واقعی و تصویر آن در فضای با ابعاد کمتر می‌باشد. فرض می‌کنیم داده‌ها دارای D بعد باشند و این فضای D بعدی را می‌توان با استفاده از مجموعه‌ای کامل از بردارهای متعامد نشان داد. این مجموعه به صورت $\{u_i\}$, $i=1,2,\dots,D$ تعریف می‌شود. تعامد را می‌توان با استفاده از (۷-۴) نشان داد.

$$u_i u_j = \delta_{ij} \quad (7-4)$$

چون این مجموعه کامل می‌باشد با استفاده از آن می‌توان هر نقطه در فضای D بعدی را به صورت ترکیبی خطی از تصویر این نقطه بر روی بردارهای این مجموعه نشان داد.

$$x_n = \sum_{i=1}^D \alpha_{ni} u_i \quad (8-4)$$

مقدار α_{ni} وابسته به داده است و متناظر با چرخش دستگاه مختصات جدید نسبت به دستگاه مختصات اولیه است. در واقع مولفه‌های داده x_n که در دستگاه اولیه به صورت $\{x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nD}\}$ و در دستگاه جدید به صورت $\{\alpha_{n1}, \alpha_{n2}, \dots, \alpha_{nD}\}$ می‌باشد. طرفین رابطه (۸-۴) را در بردار u_i ضرب

$$\alpha_{ni} = x_n^T u_i \quad \text{می‌کنیم، با استفاده از خاصیت تعامد داریم:}$$

$$x_n = \sum_{i=1}^D (x_n^T u_i) u_i \quad (9-4)$$

هدف این است با تعداد کمتری حرکت این داده‌ها را نمایش دهیم. با M بردار حرکت داریم:

$$\tilde{x}_n = \sum_{i=1}^M z_{ni} u_i + \sum_{i=M+1}^D b_i u_i \quad (10-4)$$

در رابطه فوق مقادیر Z وابسته به داده و مقادیر b برای همه نمونه‌ها یکسان است. برای اندازه‌گیری اطلاعات از دست رفته میانگین فاصله بین مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده را محاسبه می‌کنیم و با استفاده از رابطه (۱۱-۴) نمایش می‌دهیم.

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_n - \tilde{x}_n\|^2 \quad (11-4)$$

برای بدست آوردن مقدار بهینه Z ها و b ها از رابطه (۱۱-۴) مشتق می‌گیریم. بعد از تکمیل محاسبات مقدار بهینه Z و b ها از روابط $Z_{ni} = x_n^T u_i$ و $b_i = \bar{x} u_i$ بدست می‌آیند. با جایگزین کردن این دو رابطه در (۱۰-۴)، آنگاه اختلاف بین مقدار واقعی و مقدار تخمین زده شده یک نمونه دلخواه برابر خواهد شد با:

$$x_n - \tilde{x}_n = \sum_{i=M+1}^D \{(x - \bar{x})^T u_i\} u_i \quad (12-4)$$

با استفاده از (۱۲-۴) می‌توان رابطه (۱۱-۴) را به صورت زیر بازنویس کرد.

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=M+1}^D (x_i^T u_j - \bar{x} u_j)^2 = \sum_{j=M+1}^D u_j^T S u_j \quad (13-4)$$

برای پیدا کردن مقدار بهینه این رابطه با قید واحد بودن اندازه بردارهای u داریم:

$$J' = \sum_{j=M+1}^D u_j^T S u_j + \sum_{j=M+1}^D \lambda_j (1 - u_j^T u_j) \quad (14-4)$$

برای بدست آوردن مقدار بهینه در رابطه (۱۴-۴) از تابع داده شده نسبت به u مشتق می‌گیریم:

$$S u_j = \lambda_j u_j, j = M + 1, \dots, D \quad (15-4)$$

پس برای اینکه بتوان زیر فضایی انتخاب کنیم که میزان خطا در آن حداقل شود از بین D بردار موجود، M بردار با بیشترین مقدار ویژه را انتخاب می‌کنیم. میزان خطا بین داده‌های تخمین زده شده و داده‌های واقعی برابر رابطه (۱۶-۴) می‌شود.

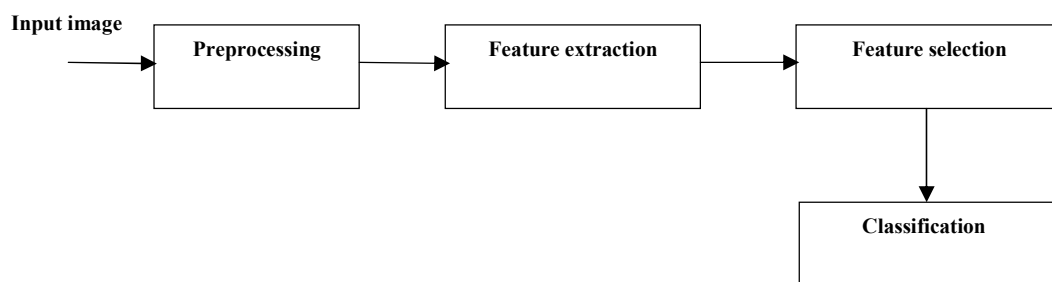
$$J = \sum_{j=M+1}^D \lambda_j, j = M + 1, \dots, D \quad (16-4)$$

۴-۱-۵ کلاسه‌بندی

به دلیل اینکه دو کلاس بیمار و سالم داریم در ابتدا به سراغ استفاده از SVM می‌رویم اما نتایج بدست آمده از شبکه عصبی دارای قدرت تفکیک بالاتر و بهتری می‌باشد.

۴-۲ روش‌های پیشنهادی

در فرایند تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی روند کار به صورت شکل زیر می‌باشد حال برای تشخیص بهترین روش‌های آزمایش شده را بیان می‌کنیم.



شکل ۴-۵: بلوک دیاگرام سیستم کلاسه‌بندی اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی

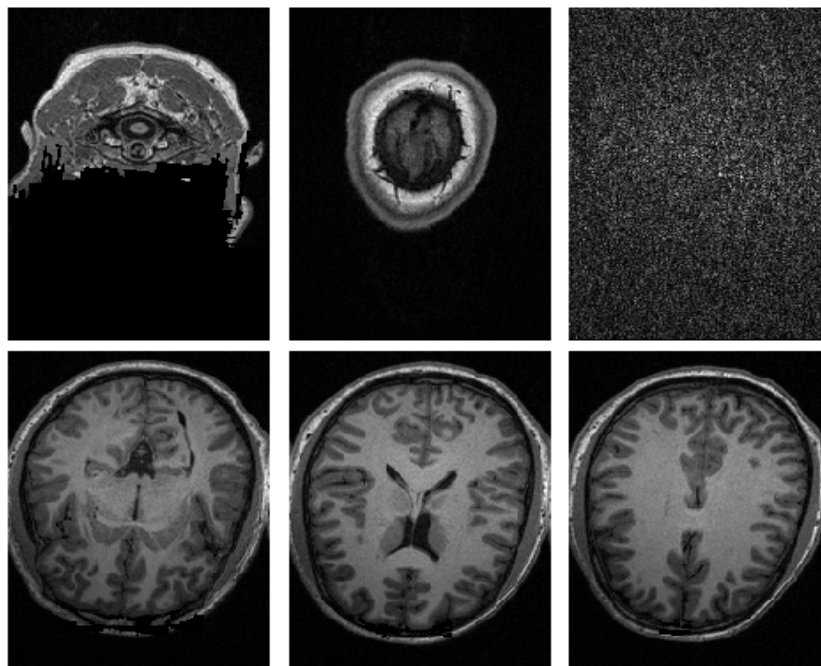
روش پیشنهادی اول: در این روش با استفاده از حذف تصاویر نویزی پیش‌پردازش را انجام می‌دهیم و سپس با روش LBP و MLBP استخراج ویژگی می‌کنیم و سپس اقدام به طبقه‌بندی افراد با SVM می‌کنیم.

روش پیشنهادی دوم: در این روش با استفاده از جعبه ابزار SPM، اقدام به پیش‌پردازش می‌کنیم و سپس با استفاده از LBP، استخراج ویژگی می‌کنیم و ویژگی‌های استخراج شده را با الگوریتم PCA انتخاب و کاهش می‌دهیم. در انتهای کار با کلاسه‌بند SVM، اقدام به کلاسه‌بندی افراد سالم از ناسالم می‌کنیم.

روش پیشنهادی سوم : در روش سوم که اصلی ترین روش ارائه شده می باشد با استفاده از جعبه ابزار SPM، اقدام به پیش پردازش تصاویر مغزی می کنیم و سپس با استفاده از روش LBP، استخراج ویژگی می کنیم و ویژگی های استخراج شده را با الگوریتم PCA انتخاب و کاهش می دهیم. اما در این روش، کلاسه بند شبکه عصبی را در انتها انتخاب می کنیم که نسبت به روش های قبلی نتایج بهتری می دهد.

۳-۴ روش پیشنهادی اول

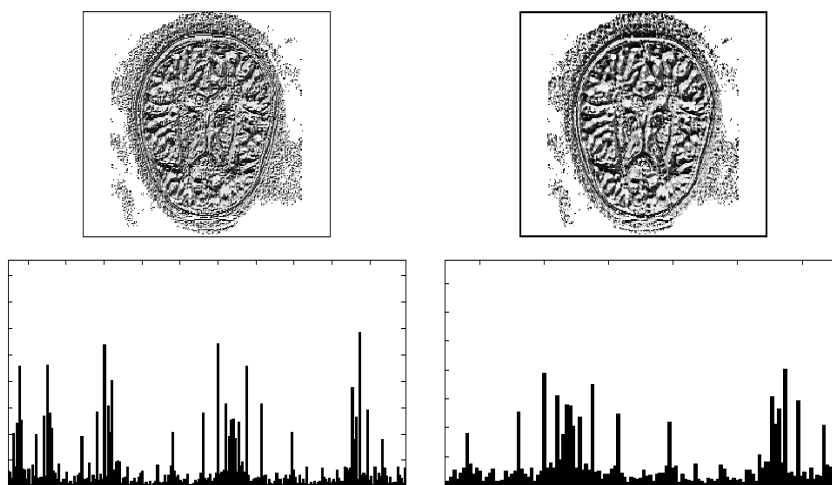
در این روش با استفاده از حذف دستی تصاویر نویزی پیش پردازش را انجام می دهیم. در شکل ۴-۵، در شکل های سطر بالا به ترتیب از راست به چپ شامل برش هایی از تصاویر نویزدار ابتدایی و انتهایی و تصویر وسط، برش تصویر از ابتدای بالای سر و برش تصویر سمت چپ قبل از تشکیل تصویر کامل است که در این پیش پردازش هر سه تصویر به دلیل نداشتن اطلاعات و ویژگی های مفید حذف می شوند. برش های تصاویر در سطر پایین شکل ۴-۵، همگی دارای اطلاعات مفیدی بوده و می توان از آنها استخراج ویژگی کرد.



شکل ۴-۶: سطر بالا تصاویر بدون اطلاعات مفید و سطر پایین، تصاویر با ویژگی هایی برای استخراج اطلاعات

همانطور که در شکل ۴-۶ دیده می‌شود، هنوز تصاویر به خوبی پیش‌پردازش نشده‌اند و حتی تصاویر سطر پایین شکل ۴-۶، دارای نویز می‌باشند و لبه‌ها و حاشیه‌های بافت تصاویر در پیکسل‌ها^۱ و حتی وکسل‌های^۲ کناری دارای اطلاعات زائد و غیر مفیدی می‌باشند که در استخراج ویژگی‌ها و کلاسه بندی افراد سالم از بیمار، تشخیص را دچار مشکل می‌کنند و درصد تشخیص را پایین می‌آورد. به همین علت در ادامه پیش‌پردازش‌های مختلف دیگری با نرم افزار و جعبه ابزار^۳ SPM، در نرم افزار متلب^۴، انجام شده است.

بعد از پیش‌پردازش تصاویر، نوبت به استخراج ویژگی از تصاویر حاصل می‌رسد، در این مرحله از LBP و MLBP برای استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌کنیم و بردار ویژگی‌های حاصل از هیستوگرام تصاویر را بدست می‌آوریم. تصویر حاصل از استخراج ویژگی به صورت شکل ۴-۶ استخراج می‌شود.



شکل ۴-۷: انواع شعاع همسایگی در LBP

بعد از استخراج ویژگی در این روش نوبت به کلاسه‌بندی افراد سالم و دارای اختلال می‌رسد. در این روش کلاسه‌بند مورد نظر پیشنهادی کلاسه بند SVM می‌باشد.

^۱Pixel

^۲Voxel

^۳Toolbox

^۴MATLAB(Matrix laboratory)

نتایج بدست آمده از این روش تشخیص، بر روی پایگاه داده گرفته شده از موسسه کودکان کندی کریگر (Kennedy Krieger Institute (KKI و دانشگاه جونز هاپکینگز Johns Hopkins University آزمایش می‌شود. این روش بدون هیچ کاهش ویژگی انجام می‌شود و نتایج حاصل به دلیل حذف مستقیم نواحی نویزی دارای نتایج قابل قبولی می‌باشد، ولی چون هیچ‌گونه کاهش ویژگی در آن صورت نگرفته است در صد تشخیص نسبت به روش‌های بعدی گفته شده بسیار پایین‌تر می‌باشد. این روش روی ۳۲ نفر از پایگاه داده مورد نظر انجام شده است. تعداد ۲۲ داده برای آموزش و تعداد ۱۰ داده به طور کاملاً تصادفی برای آزمایش در نظر گرفته می‌شوند.

در جدول ۴-۲ برخی از خصوصیات افراد پایگاه داده مورد استفاده آورده شده است که می‌توان آنها را مشاهده نمود. جهت کسب اطلاعات بیشتر می‌توان به سایت اینترنتی پایگاه داده مراجعه کرد.

جدول ۴-۱: خصوصیات پایگاه داده مورد استفاده

گروه	تعداد	جنسیت (پسر/دختر)	سن	ضریب هوشی (IQ)
ADHD	۱۶	۶/۱۰	۱۰±۲	۸۶-۱۰۸
NORMAL	۱۶	۷/۹	۱۰±۲	۸۶-۱۳۸

نتایج حاصل در جدول ۴-۲ بدست آمده که این نتایج همراه با ۲ طبقه‌بند KNN با ۳ امین و ۵ امین نزدیکترین همسایه و شبکه عصبی مقایسه شده است.

جدول ۴-۲: نتایج دسته‌بندی در روش اول

نوع دسته‌بندی	SVM _(MLP)	SVM _(RBF)	SVM _(Polynomial)	KNN _(K=3)	KNN _(K=5)	NN
درصد تشخیص	۷۰	۵۰	۴۰	۴۰	۵۰	۶۰

۴-۴ روش پیشنهادی دوم

در این قسمت با استفاده از SPM عمل پیش پردازش را انجام می‌دهیم. تصاویر بدست آمده در شکل ۴-۱ و شکل ۴-۲ به وضوح، نتایج حاصل از این عمل را نشان داده است. این تصاویر، تصاویر حاصل از عمل نرمالیزه کردن می‌باشد.

بعد از نرمالیزه کردن تصاویر، با استفاده از روش LBP ویژگی‌های تصاویر را استخراج می‌کنیم. لازم به ذکر است که در این آزمایش LBP با شعاع "۱" استفاده می‌شود و دلیل این کار این است که بردار ویژگی در استخراج ویژگی از تصاویر MRI اندازه بزرگی دارد و ویژگی‌های بدست آمده از LBP با شعاع "۲" ویژگی‌های مناسبی نیستند و فقط اندازه بردار ویژگی بزرگ می‌شود.

بعد از پیش‌پردازش و استخراج ویژگی تصویر حاصل از مغز به صورت شکل ۴-۷ در می‌آید.



شکل ۴-۸: تصویر مغز بعد از انجام پیش‌پردازش و استخراج ویژگی LBP

بعد از انجام استخراج ویژگی، با استفاده از PCA اقدام به کاهش ویژگی می‌کنیم. علت استفاده از روش‌های کاهش ویژگی این است، که در روش پیشنهادی اول بعد از استخراج ویژگی‌ها به این نتیجه رسیدیم که بردار ویژگی‌ها دارای اندازه بزرگی می‌باشد. تعداد ۶ اسکن مغزی از هر کلاس را برای مجموعه آموزش انتخاب کرده و تعداد ۵ اسکن مغزی را برای مجموعه توسعه^۱ در راستای انتخاب ویژگی‌ها در نظر گرفته شد. در نهایت با تعداد ۵ اسکن باقیمانده، اقدام به آزمایش سیستم ارائه شده کردیم.

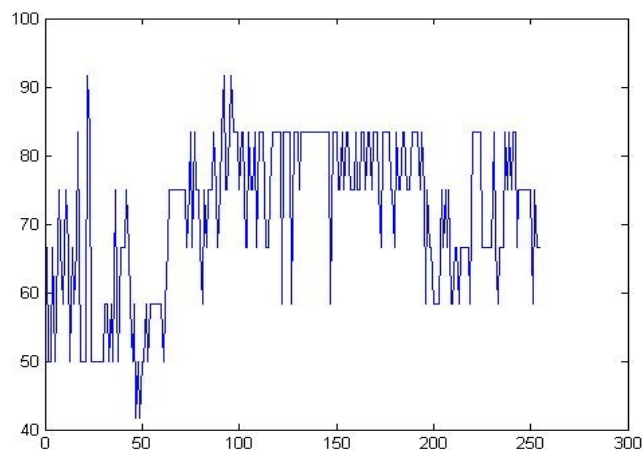
برای کاهش ویژگی از هر بردار ویژگی (هیستوگرام استخراج شده با LBP) تعدادی ویژگی انتخاب

^۱Develop

شده که، این تعداد به تدریج اضافه خواهد شد و سپس سیستم آموزش داده می‌شود و با مجموعه توسعه امتحان خواهد شد. سپس یک ویژگی به تعداد ویژگی‌های فعلی اضافه شده و دو بار عمل آموزش و آزمایش انجام خواهد شد.

این عمل تا زمانی تکرار می‌شود که آخرین بار همه ویژگی‌ها در نظر گرفته شود. سپس اولین زیر مجموعه از ویژگی‌ها را که دارای بالاترین دقت بوده است (یعنی کمترین تعداد ویژگی با بالاترین دقت که نیازمند محاسبات کمتری خواهد بود) به عنوان ویژگی نهایی انتخاب خواهد شد [۵۱].

در شکل ۴-۹ محور افقی نمودار، ویژگی‌ها و محور عمودی درصد تشخیص براساس SVM از هر ویژگی است.



شکل ۴-۹: نمودار درصد تشخیص براساس هر ویژگی

در نهایت بعد از کاهش ویژگی، با استفاده از طبقه‌بند SVM اقدام به طبقه‌بندی افراد سالم از ناسالم می‌شود. نتایج نهایی روش دوم همراه با نتایج روش سوم بعد از شرح کامل روش سوم در جداول مربوطه، روی هر پایگاه داده‌ای که استفاده شده قرار داده شده است.

۴-۵ روش پیشنهادی سوم

در روش سوم که اصلی‌ترین روش ارائه شده می‌باشد با استفاده از جعبه ابزار SPM، در نرم افزار متلب اقدام به پیش‌پردازش تصاویر مغزی می‌کنیم و سپس با استفاده از روش LBP، از تصاویر موجود استخراج ویژگی می‌شود و ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر را با الگوریتم PCA کاهش داده می‌-

شود. در این روش، بعد از کاهش ویژگی کلاسه‌بند شبکه عصبی در انتها انتخاب می‌شود که نسبت به روش‌های قبلی نتایج بهتری می‌دهد.

۴-۶ نتایج حاصل از روش دوم و سوم

نتایج حاصل از روش دوم و سوم و مقایسه این روش‌ها در این بخش گفته می‌شود. لازم به ذکر است که در این قسمت سه پایگاه داده مورد استفاده قرار نگرفته است:

- پایگاه داده بیمارستان بردلی و دانشگاه براون: این پایگاه داده شامل ۲۷ فرد سالم و ۲۰ نفر دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی می‌باشد. تمامی تصاویر در پایگاه داده موجود می‌باشد ولی این مرکز هنوز پرونده‌های مربوط به افراد سالم و بیمار را در اختیار سایت قرار نداده و در حال بررسی می‌باشد.
- پایگاه داده دانشگاه پیتزبورگ: این پایگاه داده شامل ۹۵ فرد سالم می‌باشد و تعداد افراد دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی هنوز داده نشده است و در حال بررسی می‌باشد.
- پایگاه داده دانشگاه واشنگتن: این پایگاه داده شامل ۶۱ فرد سالم می‌باشد و تعداد افراد دارای اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی هنوز داده نشده است و در حال بررسی می‌باشد.

۴-۶-۱ نتایج پایگاه داده موسسه کندی کریگر/دانشگاه جونز هاپکینگز

پایگاه داده مورد بحث شامل ۸۸ نفر می‌باشد که اکثر افراد پایگاه داده دارای اختلال دیگری مانند افسردگی، اوتیزم^۱ و یا اسکیزوفرنی^۲ نیستند. در جدول ۴-۳ به صورت خلاصه برخی ویژگی‌های پایگاه داده آورده شده است. همچنین در این پایگاه داده ۱ نفر دارای فقط اختلال بیش‌فعالی می‌باشد که از مجموعه کنار گذاشته می‌شود. برای اطلاعات بیشتر می‌توان به مرجع [۱۷] مراجعه نمود.

^۱Autism

^۲Schizophrenia

جدول ۴-۳: خصوصیات پایگاه داده کندی کریگر/ دانشگاه جونز هاپکینگز

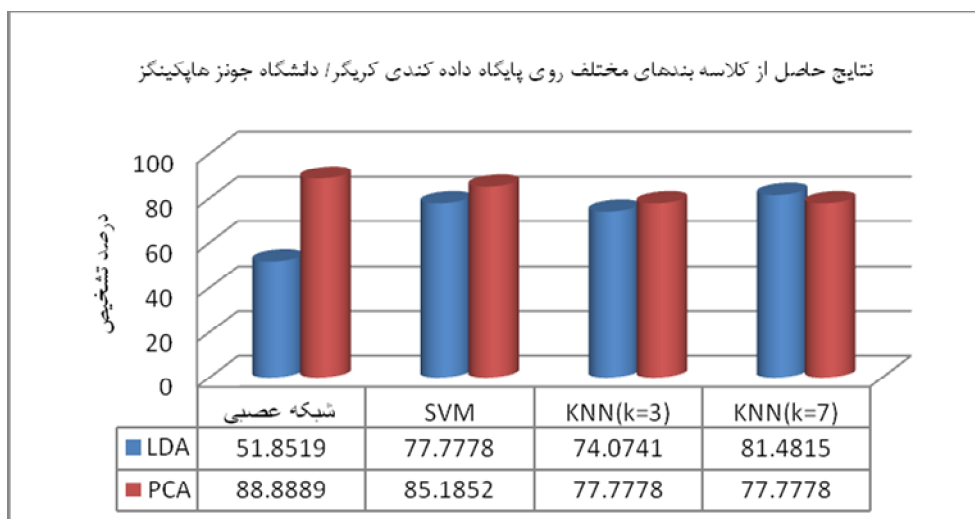
گروه	تعداد	جنسیت (پسر/دختر)	سن	ضریب هوشی (IQ)
ADHD	۱۹	۹/۱۰	۸-۱۳	۸۶-۱۰۸
NORMAL	۶۹	۲۷/۴۲	۸-۱۳	۸۶-۱۳۸

در همه نتایج حاصل شده، از پیش پردازش با جعبه ابزار SPM و همچنین از استخراج ویژگی، به روش LBP استفاده می‌کنیم. نتایج حاصل از شبیه‌سازی با دو روش کاهش ویژگی LDA و PCA، همچنین با سه کلاس‌بند KNN و SVM و شبکه عصبی در جدول ۴-۴ قرار داده شده است. در این قسمت از تعداد ۱۹ فرد دارای اختلال ۱۳ نفر برای آموزش و ۶ نفر آزمایش انتخاب شده‌اند و برای ۶۹ نفر، فرد سالم، ۴۸ نفر برای آموزش و ۲۱ نفر برای آزمایش انتخاب شده‌اند. در کل از ۸۸ نفر پایگاه داده ۶۱ نفر برای آموزش و ۲۷ نفر برای آزمایش انتخاب می‌شوند.

جدول ۴-۴: نتایج حاصل از کلاس‌بندهای مختلف روی پایگاه داده کندی کریگر/ دانشگاه جونز هاپکینگز

روش کاهش ویژگی	شبکه عصبی	SVM	KNN(k=3)	KNN(k=7)
LDA	۵۱,۸۵۱۹	۷۷,۷۷۷۸	۷۴,۰۷۴۱	۸۱,۴۸۱۵
PCA	۸۸,۸۸۸۹	۸۵,۱۸۵۲	۷۷,۷۷۷۸	۷۷,۷۷۷۸

با توجه به نتایج جدول ۴-۴ بیشترین درصد تشخیص برای روش سوم است یعنی در جایگاه از شبکه عصبی برای کلاس‌بندی استفاده می‌کنیم. البته در این قسمت برای کاهش ویژگی از PCA استفاده می‌کنیم. بعد از آن بیشترین درصد تشخیص برای روش دوم است که در آن از کلاس‌بند SVM با کرنل MLP استفاده شده است و برای کاهش ویژگی از PCA استفاده می‌کنیم. این مقایسه‌ها با کلاس‌بند KNN با ۳ امین و ۷ امین نزدیک‌ترین همسایه نیز انجام شده است که نتایج قابل رویت است.



شکل ۴-۱۰: نمودار میله‌ای از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده کندی کریگر / دانشگاه جونز هاپکینگز

۴-۶-۲ نتایج پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن

پایگاه داده مورد بحث شامل ۲۵ نفر می‌باشد که از این ۲۵ نفر، ۱۴ نفر افراد سالم و ۱۱ نفر افراد دارای اختلال است. افراد پایگاه داده دارای اختلال دیگری مانند افسردگی، اوتیزم و یا اسکیزوفرنی نیستند. در جدول ۴-۵ به صورت خلاصه برخی ویژگی‌های پایگاه داده آورده شده است. در این پایگاه داده ۱ نفر دارای فقط اختلال کم‌توجهی می‌باشد که از مجموعه کنار گذاشته می‌شود. برای اطلاعات بیشتر می‌توان به مرجع [۱۷] مراجعه نمود.

جدول ۴-۵: خصوصیات پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن

گروه	تعداد	جنسیت (پسر/ دختر)	سن	ضریب هوشی (IQ)
ADHD	۱۱	۰/۱۱	۱۳-۲۰	۷۸-۱۲۸
NORMAL	۱۴	۱۳/۱	۱۴-۲۵	۹۱-۱۲۸

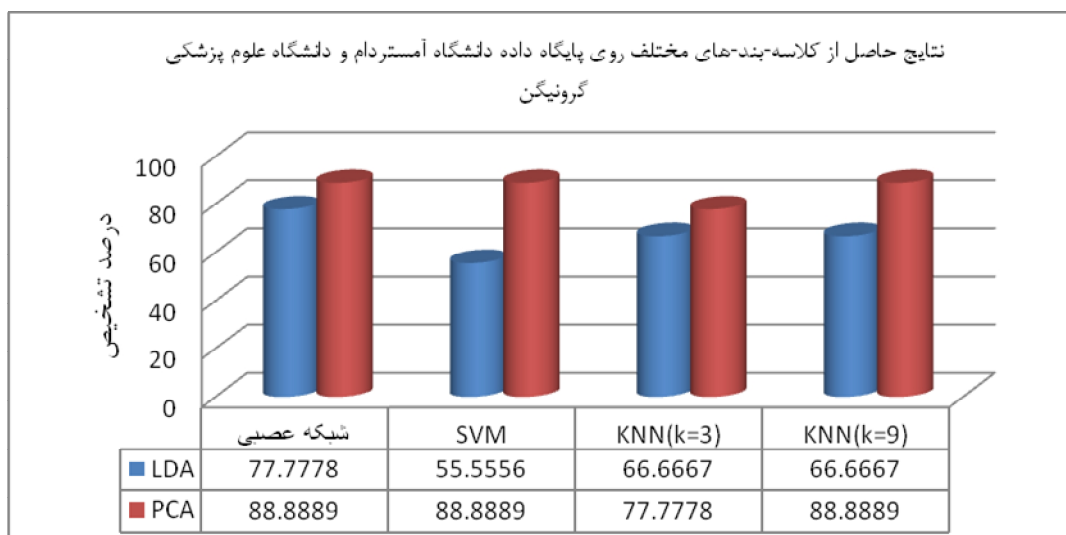
در این قسمت از تعداد ۱۱ فرد دارای اختلال ۷ نفر برای آموزش و ۴ نفر آزمایش انتخاب شده‌اند و برای ۱۴ نفر، فرد سالم، ۹ نفر برای آموزش و ۵ نفر برای آزمایش انتخاب شده‌اند. در کل از ۲۵ نفر پایگاه داده ۱۶ نفر برای آموزش و ۹ نفر برای آزمایش انتخاب می‌شوند. نتایج حاصل از روش دوم و

سوم در جدول ۴-۶ قرار داده شده است.

جدول ۴-۶: نتایج حاصل از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن

روش کاهش ویژگی	شبکه عصبی	SVM	KNN(k=3)	KNN(k=9)
LDA	۷۷,۷۷۷۸	۵۵,۵۵۵۶	۶۶,۶۶۶۷	۶۶,۶۶۶۷
PCA	۸۸,۸۸۸۹	۸۸,۸۸۸۹	۷۷,۷۷۷۸	۸۸,۸۸۸۹

با توجه به نتایج جدول ۴-۶ دوباره بیشترین درصد تشخیص برای روش سوم است یعنی در جاییکه از شبکه عصبی برای کلاسه‌بندی استفاده می‌کنیم. البته در این قسمت برای کاهش ویژگی از PCA استفاده می‌کنیم. بعد از آن بیشترین درصد تشخیص برای روش دوم است که در آن از کلاسه‌بند SVM با کرنل MLP استفاده شده است و برای کاهش ویژگی از PCA استفاده می‌کنیم. این مقایسه‌ها با کلاسه‌بند KNN با ۳امین و ۹امین نزدیک‌ترین همسایه نیز انجام شده است که البته نتایج با ۹امین نزدیک‌ترین همسایه نیز با ۲ روش گفته شده برابر است.



شکل ۴-۱۱: نمودار میله‌ای از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده دانشگاه آمستردام و دانشگاه علوم پزشکی گرونیگن

۴-۶-۳ نتایج پایگاه داده دانشگاه علم و سلامت oregon

این پایگاه داده شامل ۹۷ نفر می‌باشد که ۷۰ نفر سالم و ۲۷ نفر افراد دارای اختلال است. در این پایگاه داده ۲ نفر دارای فقط اختلال بیش‌فعالی می‌باشد که از مجموعه کنار گذاشته می‌شود. در جدول ۴-۷ به صورت خلاصه برخی ویژگی‌های پایگاه داده آورده شده است. برای اطلاعات جامع و بیشتر می‌توان به مرجع [۱۷] مراجعه نمود.

جدول ۴-۷: خصوصیات پایگاه داده دانشگاه علم و سلامت oregon

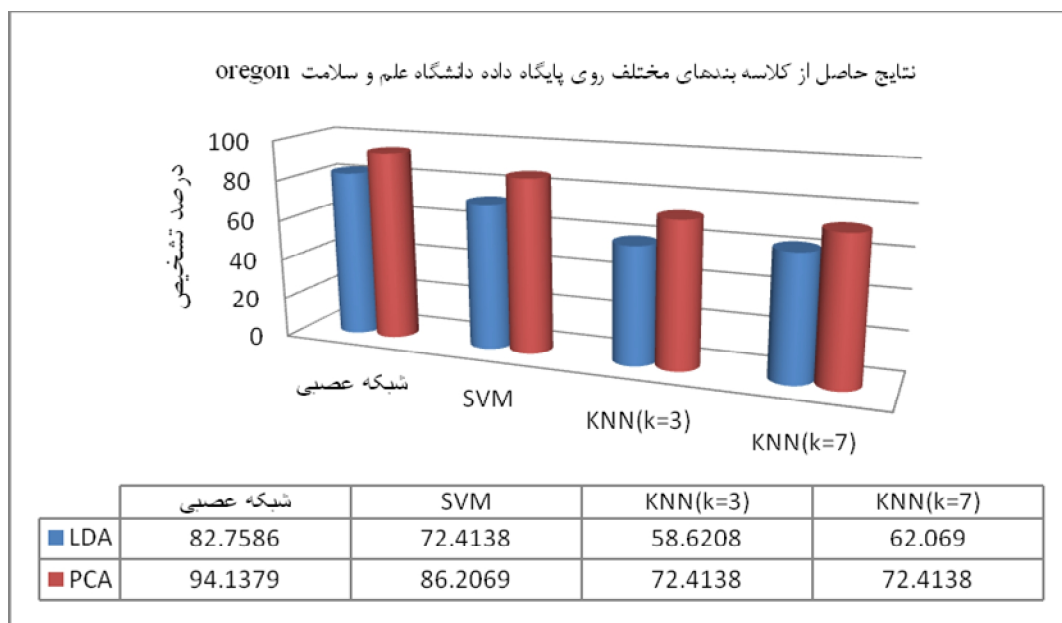
گروه	تعداد	جنسیت (پسر/دختر)	سن	ضریب هوشی (IQ)
ADHD	۲۷	۶/۲۱	۷-۱۱	۸۶-۱۳۶
NORMAL	۷۰	۳۸/۳۲	۷-۱۲	۹۰-۱۴۴

در این قسمت از تعداد ۲۷ فرد دارای اختلال ۱۹ نفر برای آموزش و ۸ نفر آزمایش انتخاب شده‌اند و برای ۷۰ نفر، فرد سالم، ۴۹ نفر برای آموزش و ۲۱ نفر برای آزمایش انتخاب شده‌اند. در کل از ۹۷ نفر پایگاه داده ۶۸ نفر برای آموزش و ۲۹ نفر برای آزمایش انتخاب می‌شوند. نتایج حاصل از روش دوم و سوم در جدول ۴-۸ قرار داده شده است.

جدول ۴-۸: نتایج حاصل از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده دانشگاه علم و سلامت oregon

روش کاهش ویژگی	شبکه عصبی	SVM	KNN _(k=3)	KNN _(k=7)
LDA	۸۲,۷۵۸۶	۷۲,۴۱۳۸	۵۸,۶۲۰۸	۶۲,۰۶۹۰
PCA	<u>۹۴,۱۳۷۹</u>	۸۶,۲۰۶۹	۷۲,۴۱۳۸	۷۲,۴۱۳۸

طبق نتایج بدست آمده با بالا رفتن تعداد افراد پایگاه داده شبکه عصبی بهترین جواب به ما می‌دهد. با توجه به جدول ۴-۸ درصد تشخیص با روش سوم و دوم بهترین نتیجه می‌باشد.



شکل ۴-۱۲: نمودار میله‌ای از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده دانشگاه oregon

۴-۶-۴ نتایج پایگاه داده دانشگاه پکینگ

این پایگاه داده شامل ۱۸۰ نفر می‌باشد که ۱۴۳ نفر سالم و ۳۷ نفر افراد دارای اختلال است. در این پایگاه داده ۳ نفر دارای فقط اختلال بیش‌فعالی می‌باشد که از مجموعه کنار گذاشته می‌شود. در جدول ۴-۷ به صورت خلاصه برخی ویژگی‌های پایگاه داده آورده شده است. برای اطلاعات جامع و بیشتر می‌توان به مرجع [۱۷] مراجعه نمود.

جدول ۴-۹: خصوصیات پایگاه داده دانشگاه پکینگ

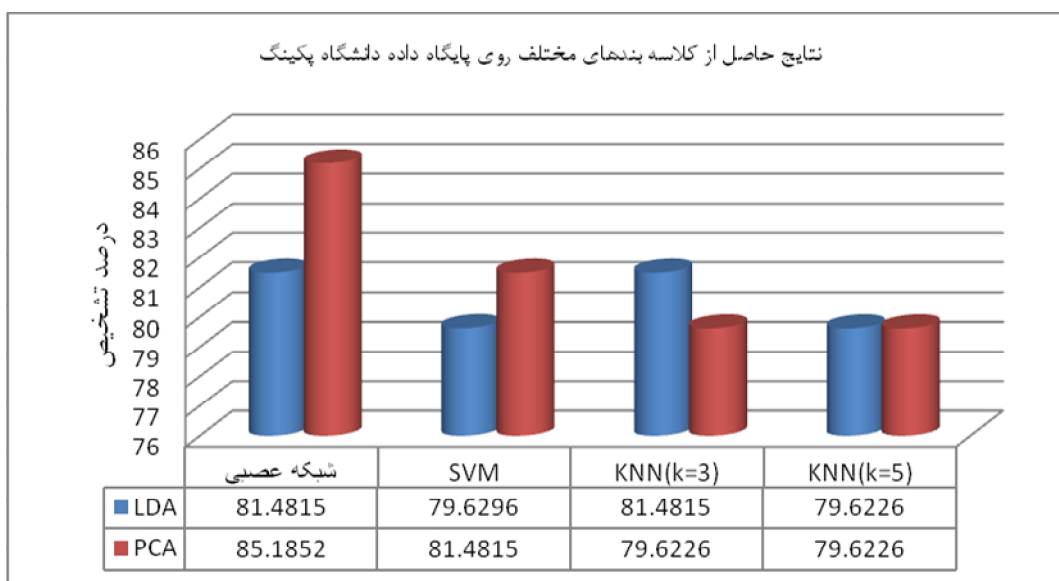
گروه	تعداد	جنسیت (پسر/دختر)	سن	ضریب هوشی (IQ)
ADHD	۳۷	۱۰/۲۷	۸-۱۳	۸۶-۱۳۱
NORMAL	۱۴۳	۷۶/۶۷	۸-۱۵	۸۲-۱۴۴

در این قسمت از تعداد ۳۷ فرد دارای اختلال ۲۶ نفر برای آموزش و ۱۱ نفر آزمایش انتخاب شده‌اند و برای ۱۴۳ نفر، فرد سالم، ۱۰۰ نفر برای آموزش و ۴۳ نفر برای آزمایش انتخاب شده‌اند. در کل از ۱۸۰ نفر پایگاه داده ۱۲۶ نفر برای آموزش و ۵۴ نفر برای آزمایش انتخاب می‌شوند. نتایج حاصل از روش دوم و سوم در جدول ۴-۱۰ قرار داده شده است.

جدول ۴-۱۰: نتایج حاصل از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده دانشگاه پکنینگ

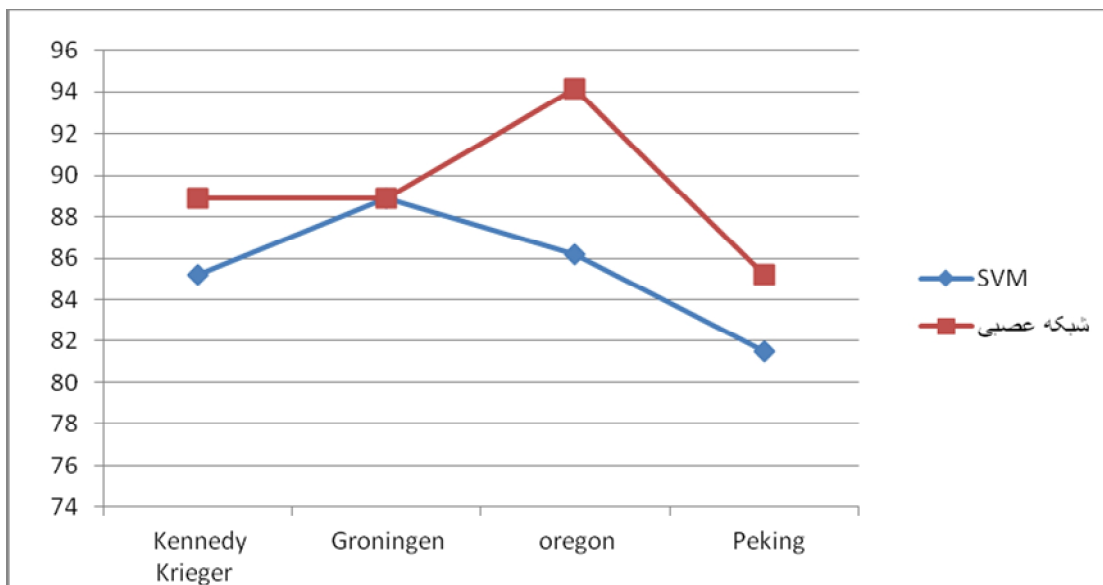
روش کاهش ویژگی	شبکه عصبی	SVM	KNN(k=3)	KNN(k=5)
LDA	۸۱,۴۸۱۵	۷۹,۶۲۹۶	۸۱,۴۸۱۵	۷۹,۶۲۲۶
PCA	۸۵,۱۸۵۲	۸۱,۴۸۱۵	۷۹,۶۲۲۶	۷۹,۶۲۲۶

در این پایگاه داده نیز روش سوم دوباره بهترین جواب را می‌دهد. بعد از آن بیشترین درصد تشخیص برای روش دوم است که در آن از کلاسه‌بند SVM با کرنل MLP استفاده شده است و برای کاهش ویژگی از PCA استفاده می‌کنیم. این مقایسه‌ها با کلاسه‌بند KNN با ۳ امین و ۵ امین نزدیک‌ترین همسایه نیز انجام شده است که البته نتایج با ۳ امین نزدیکترین همسایه نیز با روش دوم گفته شده برابر است، البته در آن از LDA برای کاهش ویژگی استفاده شده است.



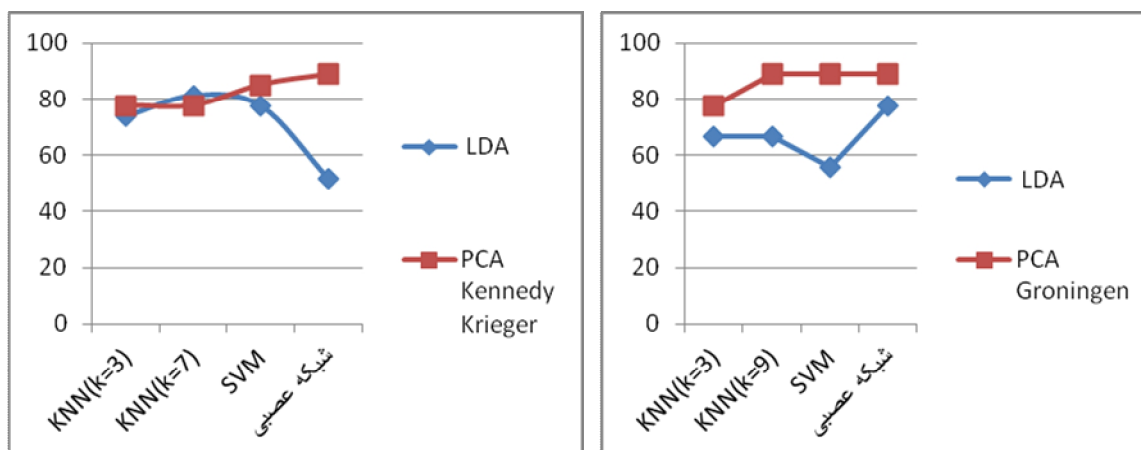
شکل ۴-۱۳: نمودار میله‌ای از کلاسه‌بندی‌های مختلف روی پایگاه داده دانشگاه پکنینگ

در شکل ۴-۱۳ مقایسه دو روش پیشنهادی دوم و سوم بر روی هر پایگاه داده انجام شده است. همانطور که در شکل مشخص است روش سوم جواب‌های بهتری نسبت به روش دوم ارائه می‌دهد.

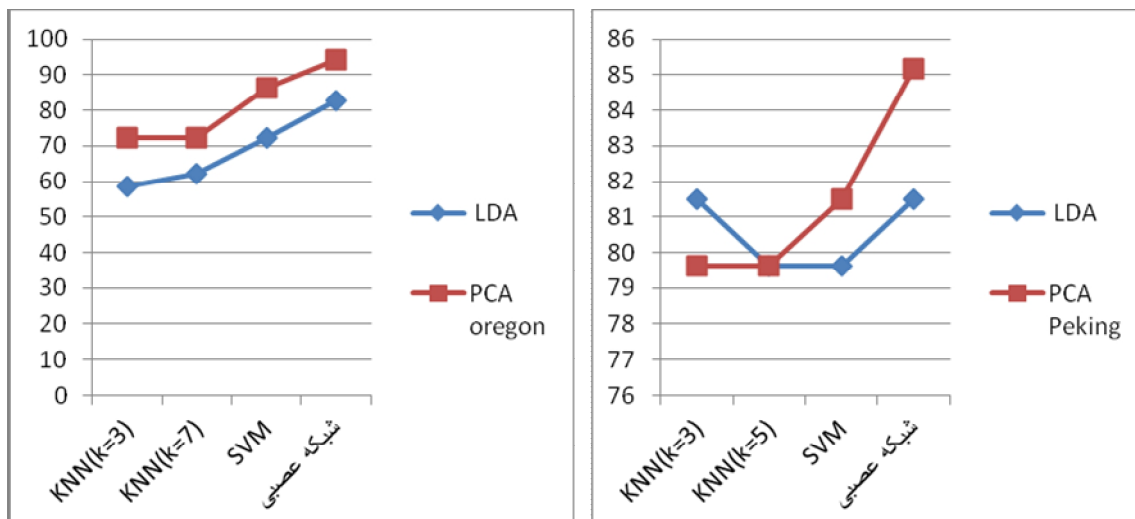


شکل ۴-۱۴: مقایسه روش دوم و سوم روی هر پایگاه داده

بعد از مقایسه روش‌های دوم و سوم روی نمودارهای ذکر شده در بالا، در این قسمت در شکل ۴-۱۵ و شکل ۴-۱۶ مقایسه‌ای انجام شده است که در هیچ‌کدام از روش‌ها ذکر نشده است. در این روش در مرحله کاهش ویژگی‌ها از روش LDA استفاده می‌کنیم. این روش نسبت به دو روش قبل نتایج ضعیف‌تری دارد و فقط برای مقایسه آورده شده است.



شکل ۴-۱۵: مقایسه روش سوم و روشی با کاهش ویژگی LDA روی پایگاه داده Groningen و Kennedy Krieger



شکل ۴-۱۶: مقایسه روش سوم و روشی با کاهش ویژگی LDA روی پایگاه داده Oregon و Peking

۷-۴ نتایج حاصل از معیارهای کارایی سیستم

در فصل سوم برخی از معیارهای کارایی سیستم‌های تشخیص بیماری گفته شد. این معیارها معمولاً در دسته‌بندی‌های دو کلاسه انجام می‌شود و نشان دهنده قدرت و کارایی سیستم مورد بحث می‌باشد. در جدول ۴-۱۱ با استفاده از PCA و کلاسه‌بندی‌های مختلف مقایسه این روش‌ها و معیارهای کارایی سیستم آورده شده است. این روش‌ها در پیشنهاد دوم و سوم نیز مقایسه شده است.

همان‌طور که در جدول ۴-۱۱ مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از روش دوم و سوم که با کلاسه‌بندی SVM و شبکه عصبی انجام شده است، دقت بالاتری دارد و دارای خطای کمتری می‌باشد. در جدول ۴-۱۱ در برخی موارد، معیار حساسیت و نرخ تعادل ذکر نشده است، به این دلیل که کلاسه‌بندی مورد نظر به درستی جداسازی را انجام نداده است و یا همه افراد پایگاه داده را به یک کلاس اختصاص داده است.

جدول ۴-۱۱: پارامترهای کارایی سیستم با دسته‌بندهای مختلف با کاهش ویژگی PCA

پایگاه داده	دسته‌بند	Sensitivity	Specificity	Precision	BR	Accuracy	Error
KKI	SVM	۰,۶۳	۰,۹۴	۰,۸۳	۰,۷۹	۰,۸۵	۰,۱۵
	ANN	۰,۷۱	۰,۹۵	۰,۸۳	۰,۸۳	۰,۸۹	۰,۱۱
	KNN _(K=3)	—	۰,۷۸	۰	—	۰,۷۸	۰,۲۲
	KNN _(K=7)	—	۰,۷۸	۰	—	۰,۷۸	۰,۲۲
University Medical Centre Groningen	SVM	۰,۸	۱	۱	۰,۹	۰,۸۹	۰,۱۱
	ANN	۰,۸	۱	۱	۰,۹	۰,۸۹	۰,۱۱
	KNN _(K=3)	۰,۷۵	۰,۸	۰,۷۵	۰,۷۸	۰,۷۸	۰,۲۲
	KNN _(K=9)	۰,۸	۱	۱	۰,۹	۰,۸۹	۰,۱۱
OHSU	SVM	۰,۷	۰,۹۵	۰,۸۸	۰,۸۳	۰,۸۶	۰,۱۴
	ANN	۰,۸۸	۰,۹۵	۰,۸۸	۰,۹۲	۰,۹۳	۰,۰۷
	KNN _(K=3)	—	۰,۷۲	۰	—	۰,۷۲	۰,۲۸
	KNN _(K=7)	—	۰,۷۲	۰	—	۰,۷۲	۰,۲۸
Peking	SVM	۰,۵۳	۰,۹۲	۰,۷۳	۰,۷۳	۰,۸۱	۰,۱۹
	ANN	۰,۶	۰,۹۵	۰,۸۲	۰,۷۸	۰,۸۵	۰,۱۵
	KNN _(K=3)	—	۰,۸	۰	—	۰,۸	۰,۲
	KNN _(K=5)	—	۰,۸	۰	—	۰,۸	۰,۲
مرجع شماره [۸]							۰,۳۱

در جدول ۴-۱۲ با استفاده از LDA و کلاسه‌بندهای مختلف، مقایسه این روش‌ها و معیارهای کارایی سیستم آورده شده است. در این جدول که برای مقایسه آورده شده است، مانند جدول ۴-۱۱ در برخی موارد، معیار حساسیت و نرخ تعادل ذکر نشده است، به این دلیل که کلاسه‌بند مورد نظر به درستی جداسازی انجام نداده است و یا همه افراد پایگاه داده را به یک کلاس اختصاص داده است.

جدول ۴-۱۲: پارامترهای کارایی سیستم با دسته‌بندی‌های مختلف با کاهش ویژگی LDA

پایگاه داده	دسته‌بند	Sensitivity	Specificity	Precision	BR	Accuracy	Error
KKI	SVM	—	۰,۷۸	۰	—	۰,۷۸	۰,۲۲
	ANN	۰,۲۳	۰,۷۹	۰,۵	۰,۵۱	۰,۵۲	۰,۴۸
	KNN _(K=3)	۰	۰,۸	۰	۰,۴	۰,۷۴	۰,۲۶
	KNN _(K=7)	۱	۰,۸۱	۰,۱۷	۰,۹۱	۰,۸۱	۰,۱۹
University Medical Centre Groningen	SVM	—	۰,۵۶	۰	—	۰,۵۶	۰,۴۴
	ANN	۰,۷۵	۰,۸	۰,۷۵	۰,۷۸	۰,۷۸	۰,۲۲
	KNN _(K=3)	۱	۰,۶۳	۰,۲۵	۰,۸۲	۰,۶۷	۰,۳۳
	KNN _(K=9)	۱	۰,۶۳	۰,۲۵	۰,۸۲	۰,۶۷	۰,۳۳
OHSU	SVM	—	۰,۷۲	۰	—	۰,۷۲	۰,۲۸
	ANN	۰,۶۷	۰,۹	۰,۷۵	۰,۷۹	۰,۸۳	۰,۱۷
	KNN _(K=3)	۰	۰,۵۳	۰	۰,۲۷	۰,۵۹	۰,۴۱
	KNN _(K=7)	۰	۰,۵۶	۰	۰,۲۸	۰,۶۲	۰,۳۸
Peking	SVM	—	۰,۸	۰	—	۰,۸	۰,۲
	ANN	۰,۵۳	۰,۹۲	۰,۷۳	۰,۷۳	۰,۸۱	۰,۱۹
	KNN _(K=3)	۰,۵۳	۰,۹۲	۰,۷۳	۰,۷۳	۰,۸۱	۰,۱۹
	KNN _(K=5)	—	۰,۸	۰	—	۰,۸	۰,۲

۴-۸ نتیجه گیری

در این فصل روش‌های پیشنهادی برای دسته‌بندی تصاویر MRI در دو گروه افراد سالم و افراد مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی معرفی شدند. این روش‌ها دارای مراحل پیش‌پردازش و روش‌های استخراج و انتخاب ویژگی و دسته‌بندی متفاوتی است. این روش‌ها بر روی چهار پایگاه داده متفاوت اعمال شده و نتایج متفاوتی را نشان دادند. اما در همه پایگاه داده‌ها روش دوم و روش سوم نتایج قابل قبولی ارائه داده است.

فصل پنجم:

نتیجہ گیری و پیشہدات

فصل پنجم

۵-۱ نتیجه گیری

در این پایان نامه به مسئله تشخیص یک نوع اختلال رفتاری در کودکان پرداخته شد. در حالت کلی یک سیستم بازشناسی الگو، یا تشخیص (چهره، اثر انگشت، رگ انگشت، رگ دست، بیماری، ...)، شامل مراحل پیش پردازش، استخراج ویژگی و کلاسه‌بندی است. در این خصوص مروری بر کارهای گذشته انجام شد. برای ارزیابی کارایی سیستم، ابتدا ۴ پایگاه داده را به طور مفصل در فصل ۴ شرح داده‌ایم. روش‌های به کار گرفته شده را روی تمامی داده‌های این پایگاه داده‌ها امتحان کرده‌ایم. نتایج به صورت کامل در فصل چهارم آورده شده است.

در این پایان‌نامه سه روش اتوماتیک جهت تفکیک افراد دارای اختلال و افراد سالم ارائه گردید. روش پیشنهادی اول، بعد از پیش‌پردازش تصاویر با استخراج ویژگی‌های بافت تصاویر، اقدام به کلاسه‌بندی افراد می‌کنیم. استخراج ویژگی‌ها از این تصاویر در ۳ بعد نیست بلکه در ۱ بعد می‌باشد و دلیل آن این است که چون مجموعه‌ای از تصاویر داریم بردار ویژگی حاصله برداری با اندازه‌ای بزرگ می‌باشد. وقتی از تصاویر در یک بعد استخراج ویژگی می‌کنیم اندازه بردار ویژگی بدست آمده از تصاویر تقریباً یک سوم حالتی می‌شود که از وکسل‌ها یا همان تصاویر سه‌بعدی حجمی، بردار ویژگی استخراج می‌کنیم. نتایجی بدست می‌آید ولی هنوز نواقصی در کار وجود دارد. در پیشنهادهای بعدی این نواقص تا حدود زیادی برطرف شدند و نتایج در خور توجهی از این کار حاصل شد.

پیشنهاد دوم و سوم بسیار به هم نزدیک هستند و تنها تفاوت آنها استفاده از کلاسه‌بندی‌های متفاوت است. در پیشنهاد دوم و سوم بعد از پیش‌پردازش با جعبه ابزار SPM که در پیش‌پردازش تصاویر MRI و fMRI

ابزاری قدرتمند است به سراغ استخراج ویژگی با روش LBP می‌رویم. این روش در بسیاری از روش‌های تشخیص از روی بافت تصاویر مثل تشخیص چهره یا تشخیص رگ انگشت، با پیچیدگی محاسباتی کمی که دارد ابزاری بسیار قدرتمند است و ویژگی‌های بسیار خوبی از تصاویر در بدترین شرایط محیطی و روشنایی استخراج می‌کند. بعد از انجام استخراج ویژگی به دلیل اینکه بردار ویژگی استخراج شده بزرگ می‌باشد به سراغ روش‌های کاهش ویژگی می‌رویم تا بتوانیم بهترین و مفیدترین ویژگی‌های استخراج شده را بدست آوریم. در مرحله آخر، در روش دوم از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌کنیم که یک تفکیک کننده قوی می‌باشد. اما در مرحله آخر، در روش سوم برای کلاس‌بندی از شبکه عصبی استفاده می‌کنیم.

به طور کلی بهترین نتیجه‌ای که روش دوم می‌تواند برای تمییز و تشخیص داده‌های مغزی افراد سالم از ناسالم ارائه کند بین ۸۱,۴۸۱۵ تا ۸۸,۸۸۸۹ می‌باشد و بهترین نتیجه‌ای که روش سوم می‌تواند برای تشخیص داده‌های مغزی افراد سالم از ناسالم ارائه کند بین ۸۵,۱۸۵۲ تا ۹۴,۱۳۷۹ می‌باشد.

به طور کلی دستاوردهای این تحقیق را می‌توان به صورت زیر خلاصه نمود:

۱. استفاده از بافت تصاویر مغزی در یک بعد، برای استخراج ویژگی‌ها و برخورد با این تصاویر مانند تصاویر تشخیص چهره یا تشخیص رگ انگشت که در خور توجه است.
۲. این تحقیق به صورت پایان نامه در مقطع کارشناسی ارشد، اولین کار انجام شده برای این اختلال، در این حوزه می‌باشد و نتایج قابل قبولی برای ارائه به پزشکان و متخصصان ارائه می‌دهد.
۳. این کار با نتایج ارائه شده به عنوان یک سهم علمی، این نتیجه را می‌دهد که برخلاف برخی عقاید و باور برخی از پزشکان و متخصصان و روان‌پزشکان، که این اختلال روی شکل مغز تاثیری ندارد، می‌توان گفت که این اختلال روی شکل‌دهی در مغز موثر است. در واقع در این پایان‌نامه،

روش جدیدی برای طبقه‌بندی و تشخیص اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی ارائه شده است. در این روش، دسته‌بندی بر اساس اطلاعات ریخت‌شناسی با استفاده از داده‌های تصویر برداری با تشدید مغناطیسی انجام شده است.

۴. فهمیدن و تشخیص به موقع این اختلال برای خانواده‌ها و کودکان در سنین پایین‌تر بسیار مقرون به صرفه است. پزشکان و اولیا می‌توانند با دانستن اختلال در این کودکان، مشکل کودک را تحت کنترل گیرند و از عواقب بدی که برخی از داروها و محرک‌ها در آینده در سنین بالاتر در این افراد می‌گذارند با تشخیص زود هنگام اختلال و کنترل داروها و دز موثر داروها توسط پزشکان و متخصصان و همچنین مساعدت خانواده‌ها جلوگیری کرد.

۲-۵ پیشنهادها

پیشنهاداتی که بعد از انجام این کار به آن می‌توان توجه داشت به قرار زیر است:

۱. همانطور که در این تحقیق به آن اشاره شد هیچ پزشک یا متخصصی به صورت قطعی درباره نواحی از مغز که در این اختلال درگیر می‌باشد اظهار نظر نکرده است. برخی از بیماری‌ها مانند آلزایمر اطلسی دارد که به کمک آن می‌توان نواحی مختلف مغز و بخش‌های درگیر مغز را در آن مشاهده نمود و در واقع نواحی که بیماری بیشترین اثر را روی آن می‌گذارد جدا کرد. با توجه به نتایجی که بر اساس اطلاعات ریخت‌شناسی از این کار حاصل شده می‌توان به کمک پزشک یا تیمی از پزشکان این نواحی را مشخص نمود و مغز را بخش‌بندی کرد و به طور خاص روی بخش‌های درگیر مغز در این اختلال پرداخت. این کار باعث کم شدن حجم محاسبات می‌شود. همچنین پیچیدگی محاسباتی و حجم حافظه اشغال شده توسط سیستم پایین می‌آید و کارایی سیستم برای محاسبات بالا می‌رود.

۲. در حل این مسئله دو کلاس وجود دارد باید سیستم آنرا تشخیص دهد اما می‌توان کلاس دیگری برای آن تعریف کرد که این کار در کارهای آتی قرار می‌گیرد. در واقع در این کار می‌توان کلاس سومی تعریف کرد که نه کلاس افراد بیمار باشد و نه کلاس افراد سالم باشد. این کلاس، کلاس افراد مشکوک می‌باشد. در واقع بدترین حالت در تشخیص زمانی است که سیستم فرد سالمی را بیمار تشخیص دهد. با تعریف این کلاس سوم، سیستم فردی را که به بیمار یا سالم بودن آن شک دارد، با این روش رد^۱ می‌کند و در کلاس سوم قرار می‌دهد. مزیت این روش این است که ممکن است فرد مورد نظر در کلاس سوم دچار اختلالات روانی دیگر باشد و توسط متخصصان مورد معاینات بالینی قرار گیرد.

^۱Rejection approach

- [1] A. O. Action, "Practice parameter for the assessment and treatment of children and adolescents with attention-deficit/hyperactivity disorder," *J. Am. Acad. Child Adolesc. Psychiatry*, vol. 46, no. 7, 2007.
- [2] M. B. First, "Diagnostic and statistical manual of mental disorders," *DSM IV-4th Ed. APA p*, pp. 97–327, 1994.
- [3] J. Biederman, "Attention-deficit/hyperactivity disorder: a selective overview," *Biol. Psychiatry*, vol. 57, no. 11, pp. 1215–1220, 2005.
- [4] T. A. Stern, J. F. Rosenbaum, M. Fava, J. Biederman, and S. L. Rauch, *Massachusetts general hospital comprehensive clinical psychiatry*. Elsevier Health Sciences, 2008.
- [5] C. Terrell and T. Passenger, *Understanding ADHD, Autism, Dyslexia and Dyspraxia*. Family Doctor, 2006.
- [6] B. medical Association, *Therapeutic uses of cannabis*. Taylor & Francis, 1997.
- [7] G. Bush, T. J. Spencer, J. Holmes, L. M. Shin, E. M. Valera, L. J. Seidman, N. Makris, C. Surman, M. Aleardi, and E. Mick, "Functional magnetic resonance imaging of methylphenidate and placebo in attention-deficit/hyperactivity disorder during the multi-source interference task," *Arch. Gen. Psychiatry*, vol. 65, no. 1, p. 102, 2008.
- [8] C.-W. Chang, C.-C. Ho, and J.-H. Chen, "ADHD classification by a texture analysis of anatomical brain MRI data," *Front. Syst. Neurosci.*, vol. 6, 2012.
- [9] S. G. Mueller, M. W. Weiner, L. J. Thal, R. C. Petersen, C. R. Jack, W. Jagust, J. Q. Trojanowski, A. W. Toga, and L. Beckett, "Ways toward an early diagnosis in Alzheimer's disease: The Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)," *Alzheimer's Dement.*, vol. 1, no. 1, pp. 55–66, 2005.
- [10] J. R. Petrella, R. E. Coleman, and P. M. Doraiswamy, "Neuroimaging and early diagnosis of alzheimer disease: A look to the future1," *Radiology*, vol. 226, no. 2, pp. 315–336, 2003.
- [11] J. C. Gore, "Principles and practice of functional MRI of the human brain," *J. Clin. Invest.*, vol. 112, no. 1, pp. 4–9, 2003.

- [12] Y. Qian, X. Gao, M. Loomes, R. Comley, B. Barn, R. Hui, and Z. Tian, "Content-based retrieval of 3D medical images," in *eTELEMED 2011, The Third International Conference on eHealth, Telemedicine, and Social Medicine*, 2011, pp. 7–12.
- [13] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans.*, vol. 24, no. 7, pp. 971–987, 2002.
- [14] A. K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognit.*, vol. 24, no. 12, pp. 1167–1186, 1991.
- [15] C. Chen, *Handbook of pattern recognition and computer vision*. World Scientific, 2009.
- [16] J. Flusser and T. Suk, "Pattern recognition by affine moment invariants," *Pattern Recognit.*, vol. 26, no. 1, pp. 167–174, 1993.
- [17] J. M. Sanches, "Tissue Characterization by Image Analysis for Diagnostic Purposes," *Course Notes*, p. 25, 2012.
- [18] M. Kobel, N. Bechtel, K. Specht, M. Klarhöfer, P. Weber, K. Scheffler, K. Opwis, and I.-K. Penner, "Structural and functional imaging approaches in attention deficit/hyperactivity disorder: does the temporal lobe play a key role?," *Psychiatry Res. Neuroimaging*, vol. 183, no. 3, pp. 230–236, 2010.
- [19] S. Lemm, B. Blankertz, T. Dickhaus, and K.-R. Müller, "Introduction to machine learning for brain imaging," *Neuroimage*, vol. 56, no. 2, pp. 387–399, 2011.
- [20] K. Riesen and H. Bunke, "IAM graph database repository for graph based pattern recognition and machine learning," in *Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition*, Springer, 2008, pp. 287–297.
- [21] "http://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/adhd200/#."
- [22] "<http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/>."
- [23] J. Ashburner, G. Barnes, C. Chen, J. Daunizeau, G. Flandin, K. Friston, D. Gitelman, S. Kiebel, J. Kilner, and V. Litvak, "SPM8 manual," *Funct. Imaging Lab. Inst. Neurol.*, 2012.
- [24] امیدرضامعروضی، حسن نیک پور، "تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی با استفاده از تصاویر MRI مغزی" in "هشتمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران. 5، p. 5،
- [25] V. Märgner and H. El Abed, *Guide to OCR for arabic scripts*. Springer, 2012.

- [26] J. H. AlKhateeb, J. Ren, J. Jiang, and H. Al-Muhtaseb, "Offline handwritten Arabic cursive text recognition using Hidden Markov Models and re-ranking," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 32, no. 8, pp. 1081–1088, 2011.
- [27] R. Cuingnet, E. Gerardin, J. Tessieras, G. Auzias, S. Lehericy, M.-O. Habert, M. Chupin, H. Benali, and O. Colliot, "Automatic classification of patients with Alzheimer's disease from structural MRI: a comparison of ten methods using the ADNI database," *Neuroimage*, vol. 56, no. 2, pp. 766–781, 2011.
- [28] J. N. Marewski, W. Gaissmaier, and G. Gigerenzer, "Good judgments do not require complex cognition," *Cogn. Process.*, vol. 11, no. 2, pp. 103–121, 2010.
- [29] I. Guyon and A. Elisseeff, "An introduction to variable and feature selection," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, pp. 1157–1182, 2003.
- [30] M. Pietikäinen, *Computer vision using local binary patterns*, vol. 40. Springer, 2011.
- [31] T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions," *Pattern Recognit.*, vol. 29, no. 1, pp. 51–59, 1996.
- [32] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face description with local binary patterns: Application to face recognition," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans.*, vol. 28, no. 12, pp. 2037–2041, 2006.
- [33] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, "Face recognition with local binary patterns," in *Computer Vision-ECCV2004*, Springer, 2004, pp. 469–481.
- [34] T. Tommasi and F. Orabona, "Idiap on Medical Image Classification," in *ImageCLEF*, Springer, 2010, pp. 453–465.
- [35] G. Zhao and M. Pietikainen, "Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans.*, vol. 29, no. 6, pp. 915–928, 2007.
- [36] B. Heisele, T. Serre, S. Prentice, and T. Poggio, "Hierarchical classification and feature reduction for fast face detection with support vector machines," *Pattern Recognit.*, vol. 36, no. 9, pp. 2007–2017, 2003.
- [37] C. M. Bishop and N. M. Nasrabadi, *Pattern recognition and machine learning*, vol. 1. Springer New York, 2006.
- [38] M. Li and B. Yuan, "2D-LDA: A statistical linear discriminant analysis for image matrix," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 26, no. 5, pp. 527–532, 2005.

- [39] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Scholkopf, and K. R. Mullers, “Fisher discriminant analysis with kernels,” in *Neural Networks for Signal Processing IX, 1999. Proceedings of the 1999 IEEE Signal Processing Society Workshop.*, 1999, pp. 41–48.
- [40] J. Ye, R. Janardan, and Q. Li, “Two-dimensional linear discriminant analysis,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2004, pp. 1569–1576.
- [41] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification*. John Wiley & Sons, 2012.
- [42] M. Martínez-Ramón, J. L. Rojo-Álvarez, G. Camps-Valls, J. Muñoz-Mari, Á. Navia-Vázquez, E. Soria-Olivas, and A. R. Figueiras-Vidal, “Support vector machines for nonlinear kernel ARMA system identification,” *Neural Networks, IEEE Trans.*, vol. 17, no. 6, pp. 1617–1622, 2006.
- [43] S. H. Duda, B. Pusich, G. Richter, P. Landwehr, V. L. Oliva, A. Tielbeek, B. Wiesinger, J. B. Hak, H. Tielemans, and G. Ziemer, “Sirolimus-eluting stents for the treatment of obstructive superficial femoral artery disease six-month results,” *Circulation*, vol. 106, no. 12, pp. 1505–1509, 2002.
- [44] Q.-A. Tran, X. Li, and H. Duan, “Efficient performance estimate for one-class support vector machine,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 26, no. 8, pp. 1174–1182, 2005.
- [45] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, *An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods*. Cambridge university press, 2000.
- [46] M. Shouman, T. Turner, and R. Stocker, “Applying k-Nearest Neighbour in Diagnosing Heart Disease Patients,” in *2012 International Conference on Knowledge Discovery (ICKD 2012) IPCSIT*, 2012, vol. 20.
- [47] M. T. Mahmoudi, N. Forouzideh, C. Lucas, and F. Taghiyareh, “Artificial neural network weights optimization based on imperialist competitive algorithm,” in *7th International conference on computer science and information technologies (CSIT’09), Yerevan*, 2009, pp. 244–247.
- [48] S. S. Haykin, *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall Englewood Cliffs, NJ, 2007.
- [49] M. Arakeri and G. Reddy, “Medical image retrieval system for diagnosis of brain tumor based on classification and content similarity,” in *India Conference (INDICON), 2012 Annual IEEE*, 2012, pp. 416–421.

[50] M. García-Sebastián, A. Savio, M. Graña, and J. Villanúa, "On the use of morphometry based features for Alzheimer's disease detection on MRI," in *Bio-Inspired Systems: Computational and Ambient Intelligence*, Springer, 2009, pp. 957–964.

[51] امیدرضا معروضی، حسن نیک پور، "تشخیص اختلال کم توجهی - بیش فعالی براساس بافت MRI," in تصاویر MRI، دوازدهمین کنفرانس سیستم‌های هوشمند ایران، 2014, vol. 3, p. 5.

Abstract

In this thesis, a method for diagnosis of Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder (ADHD) in children is presented. ADHD is a complicated multi-factorial and clinically heterogeneous disorder and it is common three times more frequent in child boys rather than child girls. It is estimated that about 5–10% of school-age children suffer from ADHD worldwide. The exact cause of this disorder hasn't been determined yet but advances in medical imaging of human brain and other studies in this field have proven the difference between child's brain with this disorder and normal ones. Currently there is no effective drug to treat this disorder and best of them are strong narcotics and stimulus which have bad long-term side effects on human body. But by early diagnosis of the disease, the rates of drug usage and its advances could be controlled.

In the first method, after preprocessing of images, proper features have been extracted from texture of them, and then we proceed to classified those features. Features extracted from the images, is in one dimension, because we have a collection of images that capture the resulting feature vector is large enough. When the images are in a dimension feature extraction, feature vector obtained from images of almost a third of the voxel in that case, we extract the feature vectors. In this method, detection is 70%.

In the second and third method, After preprocessing of images using SPM toolbox, which is a powerful utility for preprocessing of MRI and fMRI images the LBP methods have been used for feature extraction. This is a powerful tool because of low computational complexity and can extract proper feature from brain images. After feature extraction, a method of feature reduction is performed. The difference between second and third method is due to using different classifier. For The second method SVM classifier and for the third one Neural network have been used for classification. Result of the second method for disorder(ADHD) diagnosis on four databases is between 81.4815 to 88.8889. The best Result of the third method for disorder(ADHD) diagnosis on four databases is between 94.1379 to 85.1852.

Keywords: Attention-Deficit Hyperactivity Disorder, Local Binary Patterns, texture, Morphological, Support Vector Machines, Feature reduction



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robatic

**Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder(ADHD) diagnosis using brain
Magnetic Resonance Imaging(MRI) data**

Hassan Nikpour Pileh rood

Supervisor:

Dr.Omidreza Maroozi

**FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE**

January 2014