



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: برق و رباتیک

گروه: الکترونیک

تعیین و تایید هویت افراد مبتنی بر متون دستنویس فارسی

مسعود دهقان

استاد راهنما:

دکتر امیدرضا معروضی

استاد مشاور:

دکتر حسین خسروی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ۱۳۹۰

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## چکیده

هدف این پژوهش، یافتن روشهای کارآمدتر و دقیقتر، به منظور تشخیص هویت نویسنده از روی دستنوشته‌های فارسی به صورت برون خط می‌باشد.

در این تحقیق، به متن دستنوشته به چشم یک بافت نگاه می‌کنیم و استخراج ویژگی‌ها را بر اساس پردازش بافت انجام می‌دهیم. لذا به گونه‌ای اقدام به جمع‌آوری نمونه‌ها کرده‌ایم که برای آنالیز بافت مفید باشد. برای این منظور از تعداد ۵۰ نفر با جنسیت و سطح سوادهای مختلف خواسته شد که هر کس یک متن دلخواه را روی یک کاغذ A5 بنویسد. با این شرط که متن نوشته شده از سه خط بیشتر باشد. سپس متن نوشته شده را روی ۹ کاغذ دیگر تکرار کند. به این صورت یک پایگاه داده مستقل از متن، متشکل از ۵۰۰ نمونه دستنوشته داریم.

برای بررسی یک تصویر به صورت بافت، باید پیش پردازشی روی تصویر خام اولیه صورت گیرد تا آن تصویر را به صورت یک بافت منظم درآورد. دو نوع کلی از پیش‌پردازش‌هایی که انجام دادیم یکی شامل نرمال‌سازی یکنواخت است که در آن فاصله بین خطوط و کلمات را برای تمام متن‌ها یکسان می‌کنیم. و نوع دوم که در آن، این فاصله‌ها را تغییر نمی‌دهیم و تنها به یکسان کردن طول و عرض تصاویر بسنده می‌کنیم.

برای استخراج ویژگی، از روش  $SRF^1$  که یک روش مبتنی بر گرادیان است استفاده می‌کنیم. در این روش، هم از اطلاعات دامنه و هم فاز برای استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌شود. بعد از استفاده از روش  $SRF$  که در آن از نقابهای سوبل و روبرتز بصورت جداگانه استفاده کردیم، با استفاده از کلاسه‌بند شبکه‌های عصبی و نزدیکترین همسایگی کلاسه‌بندی داده‌ها را انجام داده‌ایم.

با توجه به اینکه در زبان فارسی تحقیقات کمی برای تعیین هویت نویسنده انجام شده است، یکی از این تحقیقات که نتایج خوبی داشته‌و در آن از روش فیلتر گابور برای استخراج ویژگی استفاده شده بود را پیاده سازی کرده و آن را با روش پیشنهادی تحقیق مقایسه کردیم.

---

<sup>1</sup>sobel-roberts feature

نتایج نشان می‌دهد روش SRF نسبت به روش فیلترهای گابور از لحاظ نتایج کلاسه‌بندی، با کلاسه‌بند شبکه-های عصبی، کارایی بهتری دارد. از لحاظ سرعت پردازش و استخراج ویژگی، با روش SRF تقریباً ۶۵ برابر سریع‌تر ویژگی‌ها استخراج می‌شوند. با توجه به نتایج عنوان شده برای موضوع مورد تحقیق، روش SRF نسبت به روش فیلترهای گابور مناسب‌تر به نظر می‌رسد.

## کلمات کلیدی:

شناسایی نویسنده، فیلتر سوپل-روبرتز، نزدیکترین همسایگی، شبکه عصبی، دستنوشته فارسی

## فهرست

۱	..... فصل اول: مقدمه
۲	..... ۱-۱- تعیین هویت نویسنده
۳	..... ۲-۱- مروری بر کارهای گذشته
۶	..... ۳-۱- منحصر به فرد بودن دستخط افراد
۷	..... ۴-۱- ویژگیهای بر مبنای جهت‌های لبه
۹	..... ۵-۱- توزیع جهت لبه‌ها
۱۰	..... ۶-۱- توزیع لولای لبه‌ها
۱۳	..... ۷-۱- توزیع Run –Length
۱۴	..... ۸-۱- همبستگی
۱۴	..... ۹-۱- آنتروپی
۱۶	..... ۱۰-۱- HMM بر مبنای بازشناخت
۱۸	..... ۱۱-۱- ویژگیها بر مبنای یک خط دستنوشته
۲۲	..... ۱۲-۱- مدل بازیابی اطلاعات
۲۶	..... ۱۳-۱- فیلترهای گابور

۳۱	..... فصل دوم: پیاده‌سازی نمونه انجام شده به زبان فارسی
۳۲	..... ۱-۲- مقدمه
۳۳	..... ۲-۲- نرمال‌سازی تصویر
۴۱	..... فصل سوم: آماده‌سازی پایگاه داده
۴۲	..... ۱-۳- مقدمه
۴۲	..... ۲-۳- دستنوشته فارسی
۴۳	..... ۳-۳- پایگاه داده جمع‌آوری شده
۴۷	..... فصل چهارم: روش پیشنهادی
۴۸	..... ۱-۴- مقدمه
۴۸	..... ۲-۴- نرمال‌سازی با حفظ خصوصیات متن (تصویر خام)
۵۱	..... ۳-۴- استخراج ویژگی‌ها
۵۵	..... ۴-۴- نقاب روبرتز
۵۸	..... ۵-۴- نرمال‌سازی یکنواخت در سطح تصویر خاکستری
۵۸	..... ۶-۴- نرمال‌سازی با حفظ خصوصیات متن در سطح تصویر خاکستری (تصویر خام)
۶۱	..... ۷-۴- ویژگی‌های استخراج شده

۶۴	..... ۸-۴- آزمایش‌های انجام شده
۶۴	..... ۹-۴- شبکه‌های عصبی
۶۴	..... ۱-۹-۴- کلیاتی در مورد شبکه‌های عصبی
۶۷	..... ۲-۹-۴- استفاده از شبکه‌های عصبی برای کلاسه‌بندی
۷۵	..... ۱۰-۴- K-means clustering
۷۵	..... ۱-۱۰-۴- کلیاتی در مورد K-means clustering
۷۷	..... ۳-۱۰-۴- خوشه‌بندی ویژگی‌ها با الگوریتم k-means
۸۷	..... ۱۱-۴- کلاسه‌بندی K-NN
۸۷	..... ۱-۱۱-۴- کلیاتی در مورد کلاسه‌بندی K-NN
۸۷	..... ۱-۱-۱۱-۴- فاز آموزش
۸۷	..... ۲-۱-۱۱-۴- فاز تست
۸۸	..... ۳-۱-۱۱-۴- مشخصه‌ها
۸۸	..... ۴-۱-۱۱-۴- نقایص
۸۹	..... ۵-۱-۱۱-۴- انتخاب پارامتر
۸۹	..... ۲-۱۱-۴- نتایج کلاسه‌بندی با استفاده از الگوریتم K-NN

۹۳	..... فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات
۹۴	..... ۱-۵- مقدمه
۹۵	..... ۲-۵- مقایسه روش SRF و فیلتر گابور
۹۶	..... ۳-۵- مقایسه بین پیش‌پردازش‌ها
۹۷	..... ۴-۵- مقایسه بین نمونه‌های انجام شده به زبان فارسی
۹۹	..... مراجع



## فهرست شکلها

- ۸ ..... ۱-۱: دقت تعیین هویت در روش srihari
- ۹ ..... ۲-۱: استخراج توزیع جهت لبه
- ۱۰ ..... ۳-۱: نمودار قطبی توزیع جهت لبهها
- ۱۱ ..... ۴-۱: استخراج توزیع لولای لبه
- ۱۲ ..... ۵-۱: توزیع احتمال لولای لبه
- ۱۲ ..... ۶-۱: منحنی کارایی ویژگیهای برمبنای لبه
- ۱۵ ..... ۷-۱: منحنی کارایی برای مقایسه ویژگیها بر اساس لبه
- ۱۷ ..... ۸-۱: منحنی نرخ خطا
- ۱۸ ..... ۹-۱: خطوط باندها و سطوح در دستنوشته
- ۱۹ ..... ۱۰-۱: طول پیکسلهای سفید
- ۲۰ ..... ۱۱-۱: زاویه کجی دستنوشته
- ۲۱ ..... ۱۲-۱: منحنی گراف تکاملی
- ۲۳ ..... ۱۳-۱: سیستم کلی تعیین نویسنده در بازیابی اطلاعات
- ۲۴ ..... ۱۴-۱: نمونه ای از گرافها

- ۲۵ ..... ۱۵-۱: کارایی سیستم تعیین هویت در بازیابی اطلاعات.
- ۲۶ ..... ۱۶-۱: کارایی سیستم تعیین هویت با استفاده از ۵۰ گرافم در بازیابی اطلاعات.
- ۲۷ ..... ۱۷-۱: نمونه ای از فیلترهای گابور در حوزه الف) مکان ب) فرکانس.
- ۳۰ ..... ۱۸-۱: منحنی نرخ کلاسه‌بندی با استفاده از فیلتر گابور و دسته‌بندی‌های WED و K-NN.
- ۳۲ ..... ۱-۲: بلوک دیاگرام سیستم تعیین هویت.
- ۳۴ ..... ۲-۲: استخراج خطوط متن.
- ۳۵ ..... ۳-۲: نرمال‌سازی تصویر متن.
- ۳۷ ..... ۴-۲: دامنه فرکانس مکانی پوشش داده شده با ۲۴ فیلتر انتخابی.
- ۳۸ ..... ۵-۲: نتیجه اعمال ۲۴ فیلتر گابور روی یک بلوک از تصویر.
- ۳۹ ..... ۶-۲: ماسکهای استفاده شده جهت محاسبه تصاویر گشتاورها.
- ۴۵ ..... ۱-۳: چند نمونه از دست‌نوشته‌های موجود در دیتاست.
- ۴۶ ..... ۲-۳: یک نمونه تصویر و نرمال‌شده آن.
- ۴۹ ..... ۱-۴: یک نمونه تصویر با منحنی نیم رخ افقی خام و هموار شده.
- ۵۰ ..... ۲-۴: یک نمونه تصویر و تصویر نرمال شده خام.
- ۵۲ ..... ۳-۴: یک نمونه تصویر به همراه گرادیانها.

- ۴-۴: یک نمونه تصویر به همراه تصاویر دامنه و فاز..... ۵۵
- ۴-۵: یک نمونه تصویر نرمال شده خام به همراه گرادیانها..... ۵۶
- ۴-۶: یک نمونه تصویر نرمال شده خام به همراه تصاویر دامنه و فاز..... ۵۷
- ۴-۷: یک نمونه تصویر به همراه نرمال شده یکنواخت آن در سطح خاکستری..... ۵۹
- ۴-۸: یک نمونه تصویر به همراه نرمال شده خام آن در سطح خاکستری..... ۶۰
- ۴-۹: بلوک دیاگرام یک شبکه عصبی..... ۶۶
- ۴-۱۰: نمودار مقایسه کلاسه‌بندی داده‌ها با شبکه عصبی..... ۷۴
- ۴-۱: نحوه تعیین کلاس در الگوریتم K-NN..... ۸۸

## فهرست جدولها

- ۱-۱: دقت تشخیص نویسنده در استخراج لبه..... ۱۳
- ۲-۱: کارایی سیستمها با لیست برخوردی با اندازه ۱۰..... ۱۵
- ۳-۱: نتیجه تعیین هویت با استفاده از K-NN..... ۲۱
- ۴-۱: نتیجه تعیین هویت با استفاده از شبکه عصبی..... ۲۱
- ۵-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از فیلتر گابور و با کلاسه بندی WED..... ۲۹
- ۶-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از فیلتر گابور و با کلاسه بندی K-NN..... ۲۹
- ۷-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از ماتریس هم وقوعی و با کلاسه بندی WED..... ۲۹
- ۸-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از ماتریس هم وقوعی و با کلاسه بندی K-NN..... ۲۹
- ۱-۲: نتایج نرخ تعیین هویت صحیح با ویژگی انرژی گابور..... ۴۰
- ۱-۴: کلاسه بندی برای خروجی فیلتر گابور با داده های خام..... ۶۸
- ۲-۴: کلاسه بندی برای خروجی فیلتر گابور با داده های نرمال یکنواخت..... ۶۹
- ۳-۴: کلاسه بندی برای خروجی نقاب روبرتز با داده های نرمال یکنواخت..... ۷۰
- ۴-۴: کلاسه بندی برای خروجی نقاب روبرتز با داده های خام..... ۷۱
- ۵-۴: کلاسه بندی برای خروجی نقاب سوبل با داده های نرمال یکنواخت..... ۷۲

- ۶-۴: کلاسه‌بندی برای خروجی نقاب سوبل با داده‌های خام..... ۷۳
- ۷-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با داده‌های نرمال یکنواخت..... ۷۸
- ۸-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با داده‌های خام..... ۷۹
- ۹-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای سوبل با داده‌های نرمال یکنواخت..... ۸۰
- ۱۰-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای سوبل با داده‌های خام..... ۸۱
- ۱۱-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای روبرتز با داده‌های نرمال یکنواخت..... ۸۲
- ۱۲-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای سوبل با داده‌های نرمال یکنواخت..... ۸۳
- ۱۳-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با ویژگی‌های محلی و تصویر نرمال یکنواخت..... ۸۴
- ۱۴-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با ویژگی‌های محلی و تصویر نرمال یکنواخت بعد از اعمال PCA و ۳۰۰ ویژگی ۸۵
- ۱۵-۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با ویژگی‌های محلی و تصویر نرمال یکنواخت بعد از اعمال PCA و انتخاب ۲۰۰ ویژگی ۸۶
- جدول ۱۶-۴: تست سیستم با ۸۰٪ داده‌ها برای آموزش..... ۹۰
- جدول ۱۷-۴: تست سیستم با ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش..... ۹۱
- جدول ۱۸-۴: تست سیستم با ۶۰٪ داده‌ها برای آموزش..... ۹۲
- جدول ۱-۵: بهترین نتایج در کلاسه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی..... ۹۵

جدول ۲-۵: مقایسه بین روش‌های مختلف با نتایج.....

۹۷

## فصل اول:

### مقدمه

## ۱-۱- تعیین هویت نویسنده

تعیین و تأیید هویت بر اساس اطلاعات بیومتریک، یک زمینه تحقیقاتی فعال است که در دهه اخیر مورد توجه بسیاری قرار گرفته است. ویژگیهای بیومتریک را می‌توان به دو دسته عمده ویژگیهای فیزیولوژی و ویژگیهای رفتاری تقسیم نمود که در بین ویژگیهای رفتاری دستخط افراد به راحتی قابل حصول است و علاوه بر این مطالعات نشان می‌دهند که افراد مختلف دارای دستخطهای متفاوتی نیز می‌باشند [1]. به همین دلیل تعیین و تأیید هویت افراد به کمک متون دستنویس آنها، به عنوان یک موضوع تحقیقاتی در طی سالهای اخیر مورد توجه قرار گرفته است و کاربرد آن در زمینه مسائل امنیتی، حقوقی، کنترل دسترسی به سیستمها و فعالیتهای مالی می‌باشد. هر چند که تعیین هویت براساس دستخط در مقایسه با ویژگیهای فیزیولوژی مثل الگوی عنبیه و اثر انگشت از دقت کمتری برخوردار است، اما این مسئله در جاهایی که اطلاعاتی بجز دستخط در دسترس نمی‌باشد و یا به عنوان مکملی جهت کارایی سیستمهای امنیتی و یاری رساندن به افراد خط‌شناس، کاربرد مشهودتری دارد. در مسئله تعیین هویت هدف این است که با داشتن یک متن دستنویس، هویت نویسنده آن را مشخص کنیم و در مسئله تأیید هویت با داشتن دو متن دستنویس مشخص می‌گردد که آیا هر دو توسط یک فرد نوشته شده‌اند یا نه؟ در اکثر مواقع با پیدا کردن روشی برای تعیین هویت، تأیید هویت در امتداد آن به آسانی انجام می‌شود به همین علت تمرکز ما در این گزارش بر روی تعیین هویت می‌باشد نه تأیید هویت. در حالت کلی از متخصصان خط‌شناسی برای تحلیل و بررسی متون دستنویس استفاده می‌شود. مداخله انسان در حل این مسئله هر چند روشی مؤثر است اما هزینه‌بر بوده و بنا بر طبیعت انسان امری خسته کننده می‌باشد. بنابراین هدف تحقیق این است که با ترکیب روشهای پردازش تصویر و شناسایی الگو راه حلی ماشینی برای تعیین و تأیید هویت نویسنده ارائه دهیم.

۲- این روشها را می‌توان به دو دسته کلی زیر تقسیم کرد:



۱- روشهای برون خط: در این روشها فقط تصویر متن دستنویس در دسترس است و ویژگیها با توجه به کل تصویر یا ساختار کلمه‌ها و نویسه‌ها استخراج می‌شوند. در این روشها بسیاری از اطلاعات دینامیکی که مربوط به طرز نوشتن افراد است، از دست می‌رود و این امر کار را نسبت به روشهای برخط مشکلتر می‌سازد. روشهای برون خط را می‌توان به دو گروه کلی وابسته به متن و مستقل از متن نیز دسته‌بندی کرد. در روشهای وابسته به متن، باید متن ثابتی توسط نویسنده نوشته شود تا بتوان هویت وی را مشخص نمود اما در روشهای مستقل از متن، با استفاده از هر نوع متنی هویت نویسنده آن مشخص می‌گردد.

۲- روشهای برخط: در این روشها علاوه بر ویژگیهای برون خط از اطلاعات دینامیکی مثل فشار قلم، ترتیب نوشتن، سرعت نوشتن، طرز ضربه‌های قلم و غیره نیز استفاده می‌شود. بنابراین بدلیل داشتن اطلاعات بیشتر، تعیین هویت با دقت بیشتری انجام می‌شود اما این روشها کاربردهای محدودتری را شامل می‌شوند. در این تحقیق، هدف ما تعیین هویت نویسنده از روی متن دستنویسته به روش برون خط و بصورت مستقل از متن می‌باشد. تعیین هویت، با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از متن برون خط و با بکارگیری تکنیکهای آنالیز بافت انجام شده است.

در ادامه این فصل، بصورت اجمالی به برخی از تحقیقات انجام شده بر روی این موضوع به زبان انگلیسی نگاهی می‌اندازیم. در فصل بعد یکی از بهترین نمونه‌های انجام شده به زبان فارسی را معرفی و پیاده‌سازی می‌کنیم. در فصل سوم، پایگاه داده جمع‌آوری شده معرفی می‌شود. در فصل چهارم، روش پیشنهادی تحقیق را ارائه می‌کنیم. در نهایت در فصل پنجم نتایج نهایی را ذکر کرده و آن را با نمونه‌های قبلی انجام شده به زبان فارسی مقایسه می‌کنیم.

## ۱-۲- مروری بر کارهای گذشته

در این بخش نگاهی گذرا به تحقیقات پایه‌ای و اصلی، در زمینه تعیین هویت نویسنده از متن دستنویسته، از سال ۱۹۹۸ به بعد می‌اندازیم.

Said دیدگاهی را معرفی کرده [2,3] که در آن متن دستنوشته بصورت بافت در نظر گرفته می‌شود. در این روش از فیلترهای گابور چند کاناله و ماتریس هم‌وقوعی در سطح خاکستری، برای استخراج ویژگی استفاده شده است. در این روش احتیاج به وجود بلوکهای منظمی از متن دستنوشته می‌باشد. به همین دلیل ابتدا باید متن را نسبت به تاثیر عواملی مثل فاصله خطوط و کلمات نرمال کرد. برای ارزیابی این تحقیق از دو گروه ۲۰ نفری و از هر گروه ۲۵ نمونه دستنوشته استفاده شده است. با استفاده از کلاسه‌بند فاصله اقلیدسی وزن دار دقت ۹۶٪ در این روش حاصل گردید.  $\tan$  از دیدگاه‌هایی مشابه برای تشخیص نوع زبان در متون چاپی استفاده کرده است [4,5]. و zhu نیز برای تشخیص فونت از روشهایی مشابه با این دیدگاه بهره برده است [6].

Zois و Anastassopoulos تنها از یک لغت برای تشخیص نویسنده استفاده کرده‌اند. آنها در آزمایش خود از دستخط ۵۰ نفر که هر کدام لغت "characteristic" را ۴۵ مرتبه و به دو زبان انگلیسی و یونانی نوشته بودند استفاده کرده‌اند. بعد از آستانه‌گیری از تصویر و نازک‌سازی آن، نمای نیم‌رخ افقی تصویر محاسبه شده است. این منحنی به ۱۰ قسمت تقسیم، و سپس با استفاده از عملگرهای مورفولوژی با دو اندازه متفاوت، پردازش گردید. در نهایت بردارهای ویژگی ۲۰ بعدی، از این منحنی استخراج شدند. این بردارهای ویژگی با استفاده از کلاسه‌بند بیزین کلاسه‌بندی شد و نتایج برای هر دو زبان انگلیسی و یونانی نزدیک به ۹۵٪ حاصل شد [7].

Srihari تعداد زیادی ویژگی را در دو دسته کلی پیشنهاد نموده است [1,8]. ویژگی‌های بزرگ و کلی که در سطح کل متن، پاراگراف و کلمه استخراج می‌شوند شامل: آنتروپی در تصویر خاکستری، تعداد کل پیکسل‌های متن، تعداد کانتورهای درونی و بیرونی متن، تعداد اجزا متصل متن در چهار جهت اصلی، متوسط ارتفاع و کجی در متن، نسبت وجود پاراگراف به فضای خالی در متن، طول لغات و نسبت بالا به پایین محور اصلی خط. دومین سری ویژگی‌ها، ویژگی‌های جزئی و ریز در سطح کلمه و حرف شامل: گرادیان، ساختار و شکل

تقرر لغات و حروف می‌باشد. برای ارزیابی ویژگی‌های استخراج شده، پایگاه داده بزرگی شامل ۱۰۰۰ آمریکایی که هر کدام یک متن ۱۵۶ کلمه‌ای را ۳ مرتبه بر روی کاغذ نوشتند جمع‌آوری شد. این پایگاه داده، بزرگترین پایگاه داده جمع‌آوری شده در زمینه تعیین هویت نویسنده است. ویژگی‌های جزئی با دقت بیش از ۸۰٪، بهتر از ویژگی‌های کلی نتیجه‌بخش بودند. در ادامه همین مطالعه تعیین هویت با استفاده از برخی حروف خاص [9,10] و لغات خاص [1,12] با همین پایگاه داده انجام شد.

Bensefia از گرافم‌ها برای تعیین هویت استفاده کرد. این گرافم‌ها از بخش‌بندی متن که برای آشکارسازی کاراکترهای خاص، از متن دستنوشته و بصورت مستقل از متن تولید می‌شود، هستند. برای تعریف فضای ویژگی در کل متن‌ها از بخش‌بندی گرافم‌ها استفاده شد. این روش بر روی سه دسته پایگاه داده، شامل یک دسته ۸۸ نفری و یک دسته ۳۳ نفری که شامل متنهای تاریخی بودند و یک دسته ۱۵۰ نفری آزمایش گردید. در این تحقیقات برای شناسایی نویسنده از بازیابی اطلاعات استفاده شد. در این تحقیقات دقت ۹۰٪ در تعیین هویت نویسنده گزارش شده است [13,14,15,16].

Marti و Hertel و Bunke با استفاده از خطوط متن دستنوشته و بصورت مستقل از متن ویژگی‌های متنوعی را معرفی کردند. ویژگی‌هایی شامل: ارتفاع سه قسمت اصلی خط، کجی و پهنای کاراکترها، فاصله بین اجزا متصل متن، مساحت دایره بسته کشیده شده دور متن، کانتورهای بالایی و پایینی متن و... [17,18]. Scapbach در مطالعات خود به موضوع انتخاب این ویژگی‌ها پرداخت و با استفاده از کلاسه‌بند نزدیکترین همسایگی ویژگی‌ها را کلاسه‌بندی کرد. او در این تحقیق از پایگاه داده IAM شامل ۵۰ نویسنده و از هر کدام ۵ نمونه دستنوشته استفاده کرد [19].

Bunke و Scapbach از مدل مخفی مارکوف (HMM)<sup>۲</sup> بر مبنای بازشناخت دستنوشته، برای شناسایی فرد استفاده کردند. سیستم بازشناخت برای هر شخص مخصوص به خود اوست و با نمونه‌های دستنوشته آن

---

<sup>۲</sup> HMM: Hidden markov model

شخص آموزش داده می‌شود. در این روش از امتیازهای log-likelihood خروجی‌های HMM ها برای شناسایی استفاده شد. در ضمن این روش یک روش مستقل از متن می‌باشد. برای ارزیابی این روش نیز از زیرمجموعه‌ای از پایگاه داده IAM شامل ۱۰۰ نویسنده و از هر کدام ۵ نمونه استفاده و دقتی نزدیک به ۹۶٪ حاصل شد [20,21].

Bulacu و Schomaker یک روش در آنالیز بافت و بصورت مستقل از متن معرفی نمودند که در آن از محل اتصال تابع چگالی احتمال زاویه ساقه‌ها، که از آشکارسازی لبه به دست آمده بود استفاده شد. ارزیابی این روش نشان از مفید بودن این ویژگی در قیاس با ویژگی‌های دیگر داشت. در ادامه، اطلاعات مربوط به موقعیت مکانی دستنوشته نیز به این ویژگی‌ها اضافه شد به این صورت که ابتدا متن دستنوشته از وسط به دو قسمت تقسیم و سپس برای هر قسمت تابع چگالی احتمال محاسبه گردید و در نهایت دوباره این توابع به هم متصل شدند. همچنین به نظر آنها رفتار آماری هر نویسنده، به وسیله شکل نوشته‌ها و گرافم‌ها تخمین زده می‌شود و این نظر مبنای ویژگی‌های آلوگراف (تغییرات متداول در گرافم) آنهاست. در نهایت تمام این ویژگی‌ها را با استفاده از یک پایگاه داده بزرگ شامل ۹۰۰ نویسنده و از هر کدام ۲ متن، ارزیابی کرده‌اند و نتایج نشان دهنده دقت ۸۶٪ در این روش است [22,23,24,25]. در ادامه این فصل هر یک از این روشها را با تفصیل بیشتر و با ذکر دقیق‌تر نتایج شرح می‌دهیم.

### ۱-۳- منحصراً به فرد بودن دستخط افراد

srihari و همکارانش برای اینکه بتوانند نشان دهند که از تصویر دستنوشته می‌توان برای تشخیص افراد استفاده کرد از بین ۱۰۰۰ آمریکایی با سطح سواد، جنسیت و نژادهای متفاوت، یک سری متون ثابت و دلخواه را جمع‌آوری کردند [1]. سپس از کل متن، از هر خط، کلمه‌ها و در نهایت از حروف آنها برای شناسایی افراد بهره جستند.

در تمام این سطوح، ویژگیها استخراج شدند. ویژگیهای استخراج شده شامل ۵۱۲ ویژگی هستند که ۱۹۲ ویژگی از گرادیان، که بعنوان مثال برای گرادیان از نقاب سوبل ۳\*۳ استفاده شد، ۱۹۲ ویژگی مربوط به ساختارها و ۱۲۸ ویژگی مربوط به تقعر نوشته بود. بعد از استخراج ویژگی از روش نزدیکترین همسایگی برای کلاسه‌بندی و تشخیص فرد استفاده شد.

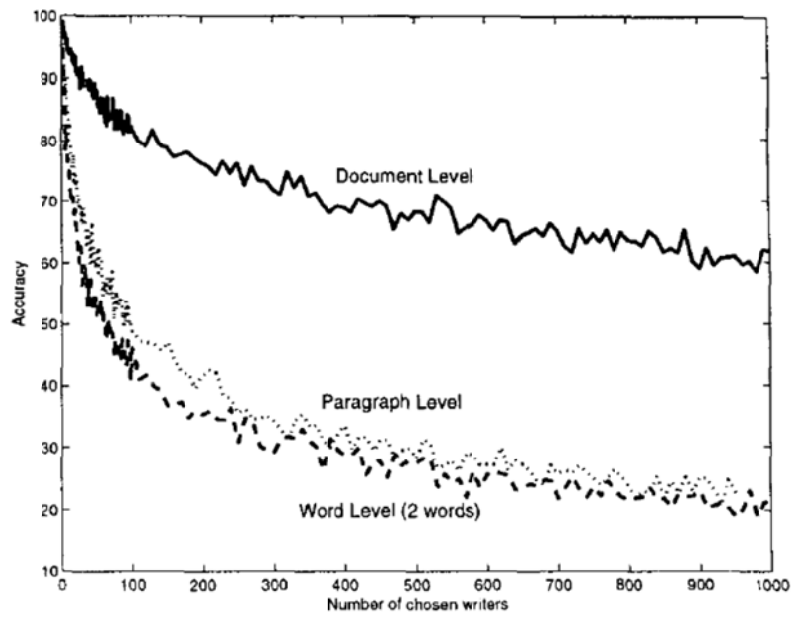
با استفاده از استخراج ویژگیها از کل متن، پاراگراف و خط و همچنین استفاده از برخی کاراکترهای خاص، نتایج مربوط به کلاسه‌بندی بصورت نشان داده شده در شکل ۱-۱ بوده است. که حاکی از بالا بودن درصد تشخیص فرد از ویژگی‌های مربوط به کاراکترها و لغات نسبت به کل متن و پاراگراف می‌باشد. و همچنین همانطور که انتظار داریم و از شکل ۱-۱-ب نیز مشخص است هرچه تعداد کاراکترهای مورد استفاده از دست‌نوشته‌ها بیشتر باشد تشخیص نویسنده با دقت بیشتری انجام می‌شود.

#### ۱-۴- ویژگیهای بر مبنای جهت‌های لبه

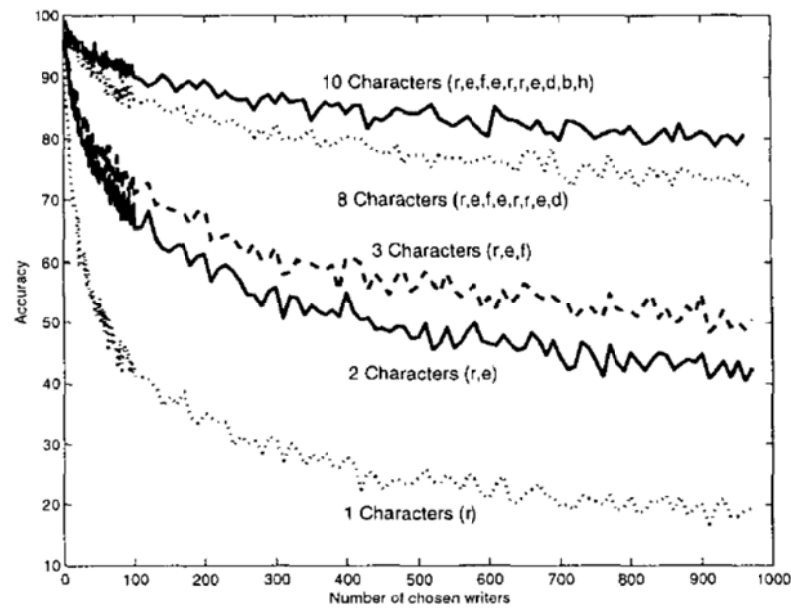
با ایده گرفتن از اینکه برای تشخیص امضا می‌توان از اطلاعات لبه استفاده کرد Bulacu و همکارانش از این ایده برای تشخیص فرد از دست‌نوشته ثابت استفاده کرده‌اند. این روش یک روش وابسته به متن است [27].

استفاده از اطلاعات لبه را می‌توان برای تشخیص فرد از روی کاراکتر هم استفاده کرد که در آن سه گروه از ویژگی‌ها می‌توانند برای شناسایی نویسنده استفاده شوند. ۱- اندازه‌گیری عمومی: ویژگی‌های یک قسمت دلخواه از تصویر استخراج می‌شود. ۲- اندازه‌گیری‌های محلی: توسط یک انسان خبره بین برخی ویژگی‌ها می‌توان تفاوت قائل شد. ۳- اندازه‌گیری با استفاده از برخی کاراکترهای خاص.

در این روش فرض بر این است که با پیش‌پردازش، متن و پیش‌زمینه قابل جداسازی و تشخیص باشند. بطوری که پیکسل‌های سیاه تصویر به عنوان متن، و پیکسل‌های سفید پس‌زمینه در نظر گرفته می‌شوند.



(الف)



(ب)

شکل ۱-۱: دقت تعیین هویت (a) سطح ویژگیهای متفاوت (b) کاراکترهای متفاوت [1]

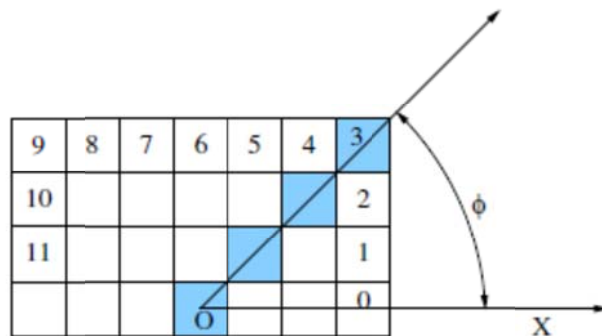
Schomaker و همکارانش از تابع توزیع زاویه نوشته‌ها برای تشخیص فرد استفاده کرده‌اند [22]. که در ادامه به توضیح آن می‌پردازیم. آنها در این مطالعه از پایگاه داده fire maker استفاده کرده‌اند [26].

## ۱-۵- توزیع جهت لبه‌ها

با کانالو کردن تصویر متن دستنوشته با دو کرنل مشتق‌گیر عمود بر هم، که در اینجا از سوپل استفاده شده است و سپس آستانه‌گیری از خروجی آنها، می‌توان لبه‌های یک تصویر را آشکار نمود. خروجی این تصویر، یک تصویر از لبه‌هاست که باینری شده است.

استخراج لبه این فایده را دارد که تاثیر ضخامت قلم را بسیار کاهش می‌دهد.

بعد از آشکار شدن لبه‌ها، هر پیکسل در مرکز یک مربع قرار می‌گیرد. این مربع با مربع‌های پیکسل‌های همسایه تست میشود. همسان بودن آنها به معنی وجود یک پایه یا ساقه در جهت همسانی آنها یعنی  $\varphi$  می‌باشد. در شکل ۱-۲ یک نمونه از یک ساقه در جهتی مشخص، آورده شده است. بعد از بدست آوردن مجموعه‌های پیوسته در جهت‌های مشخص، تابع چگالی احتمال  $\rho(\varphi)$  به معنی احتمال یافتن پایه‌هایی در جهت  $\varphi$  بدست می‌آید.



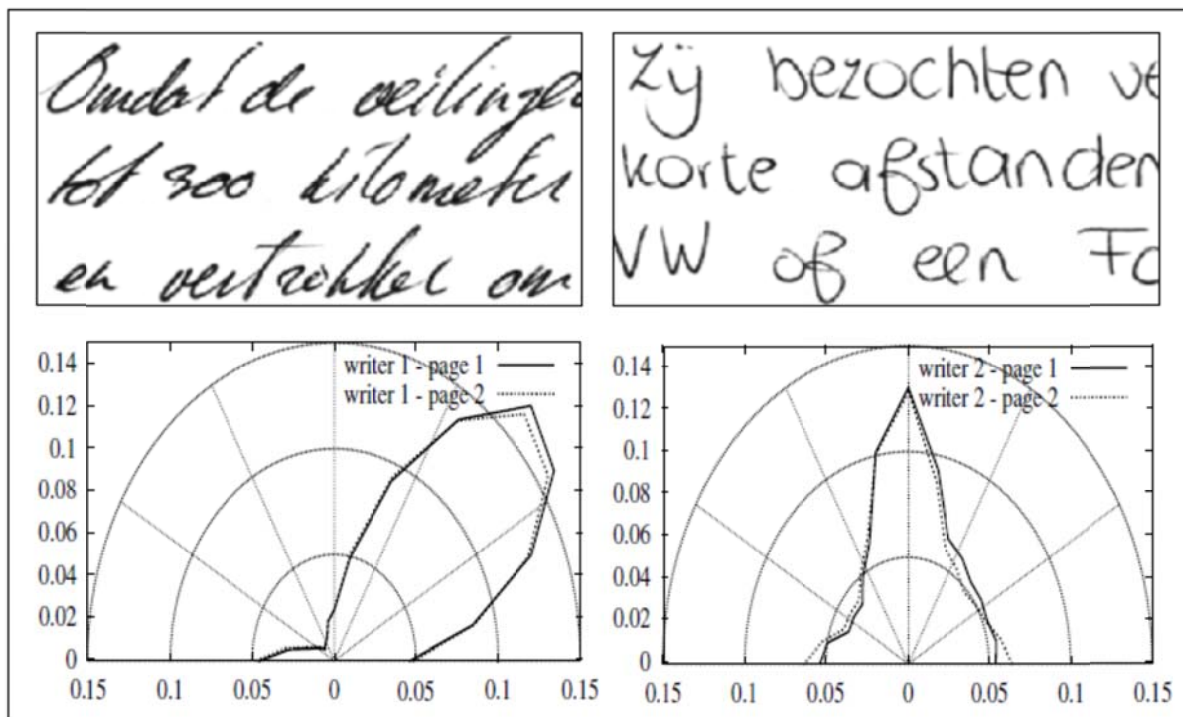
شکل ۱-۲: استخراج توزیع جهت لبه [22]

می‌توان از روی نمودار قطبی محاسبه‌شده از کل متن، برای تشخیص جهت کلی نوشته‌ها استفاده کرد این کار بخصوص در مورد تشخیص برخط بسیار پر کاربرد و رایج است [27]. مطابق آنچه در شکل ۱-۳ نشان داده شده است.

آنالیز و بررسی داده‌ها و تابع چگالی احتمال ( $\rho(\varphi)$ ) نشان می‌دهد دیفرانسیل تابع توزیع چگالی جهت‌ها یک تابع بسیار پرارزش در تشخیص فرد است. دیفرانسیل تابع چگالی، این حسن را دارد که علاوه بر حذف مولفه DC، اطلاعات زیادی در مورد تغییر جهت‌ها در هنگام نوشتن یک متن را در اختیار محقق قرار می‌دهد [22].

## ۱-۶- توزیع لولای لبه‌ها

ویژگی لولای لبه‌ها تغییرات جهت نوشتن یک متن را مشخص می‌کند که بعنوان یک پارامتر مهم بشمار می‌آید. این ویژگی توسط schomaker و همکارانش برای اولین بار ابداع گردید که نحوه استخراج آن بصورت زیر است [22]. ایده اصلی در نظر گرفتن پیکسل‌هایی بصورت دو جهته و استفاده از همسایگی پیکسل‌ها است. یعنی در این حالت پیکسل‌هایی جستجو می‌شوند

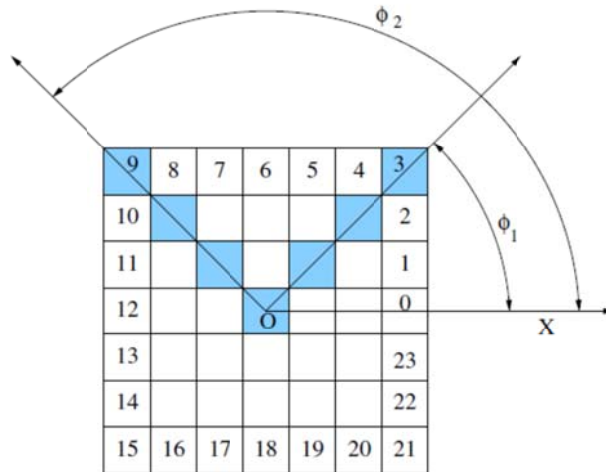


شکل ۱-۳: نمودار قطبی توزیع جهت لبه‌ها [22]



که نقطه اتصال دو پایه یا لبه باشند. و مشابه با آنچه در بخش ۴-۱ اشاره شد، تابع توزیع چگالی احتمال محاسبه می‌شود. با این تفاوت که این بار، این تابع توزیع، یک تابع دو بعدی خواهد بود.

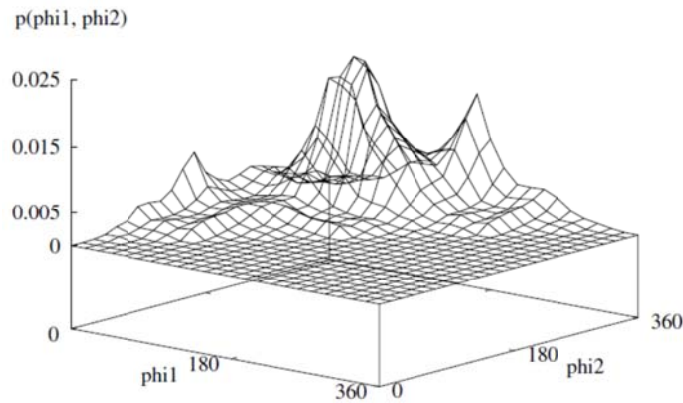
مکان هندسی پیکسل‌های انتهایی و پیکسل مرکزی حالتی مانند باز شدن یک لولا دارد مانند شکل ۴-۱.



شکل ۴-۱: استخراج توزیع لولای لبه [22]

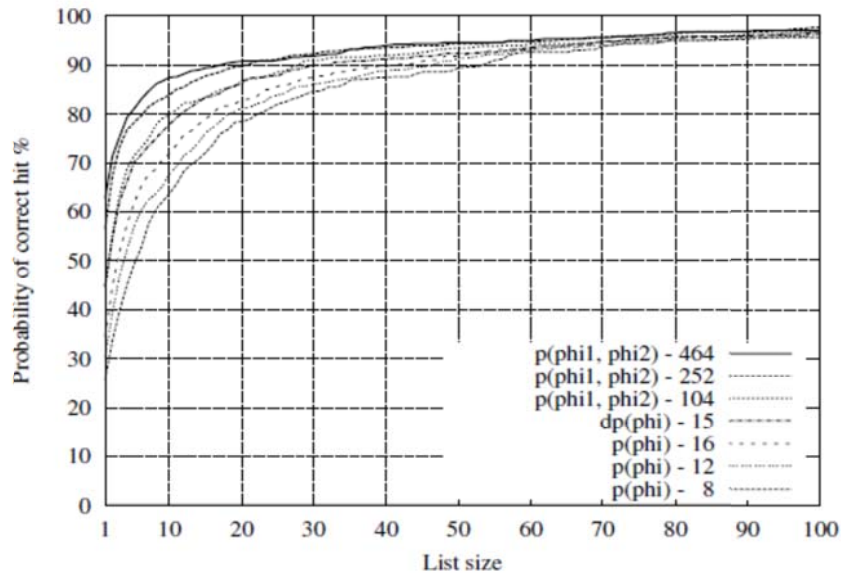
هر یک از امتدادهای لبه حول پیکسل مرکزی، نسبت به افق زوایای  $\varphi_1$  و  $\varphi_2$  دارند. در واقع برای هر پیکسل لبه با این کار، یک داده دو بعدی  $(\varphi_1, \varphi_2)$  بوجود می‌آید. با شمارش تعداد پیکسل‌هایی که دو پایه خارج شده از آنها زاویه  $(\varphi_1, \varphi_2)$  دارند، یک تابع توزیع احتمال دو بعدی  $\rho(\varphi_1, \varphi_2)$  بوجود خواهد آمد مطابق شکل ۱-۵. اشکال این روش در استخراج ویژگی این است که باید انتهای پایه‌های لبه، پیکسل‌های غیر لبه باشند. برای حصول به این مهم، مجبوریم صفحه حاوی اطلاعات لبه را، با پیکسل‌های سفید مقداری گسترش دهیم. که با این کار حجم تصویر مورد پردازش به میزان کمی افزایش می‌یابد.

با توجه به اینکه نسبت به پیکسل مرکزی دو امتداد وجود دارد و دوزاویه  $\varphi_1$  و  $\varphi_2$ ، اینکه کدام زاویه نسبت به دیگری وابسته در نظر گرفته شود در نتیجه نهایی تفاوت ایجاد می‌کند. به عنوان قرارداد زاویه کمتر را اول در نظر می‌گیرند.



شکل ۱-۵: توزیع احتمال لولای لبه [22]

در شکل ۱-۶ و جدول ۱-۱ مقایسه‌ای بین استفاده از تابع توزیع لبه  $\rho(\varphi)$  و دیفرانسیل آن  $d\rho(\varphi)$ ، با توزیع لولای لبه  $\rho(\varphi_1, \varphi_2)$ ، با ذکر ابعاد بردار ویژگی نشان داده شده است. همانطور که از نمودار و جدول مشخص است وقتی از تابع چگالی احتمال دوتایی برای لبه‌ها استفاده می‌شود نتایج به طور نسبتاً چشمگیری بهتر از تابع چگالی احتمال یک بعدی است. برای نشان دادن کارایی این روش، روش مذکور با سه روش دیگر مقایسه شده است [22]. که ابتدا به معرفی آنها می‌پردازیم.



شکل ۱-۶: منحنی کارایی ویژگی‌های بر مبنای لبه [22]

جدول ۱-۱: دقت تشخیص نویسنده در استخراج لبه [22]

List size	$p(\phi)$			$dp(\phi)$	$p(\phi_1, \phi_2)$			$comb.$
	8	12	16	15	104	252	464	564
1	26	30	35	45	45	57	63	75
2	34	39	45	55	55	67	71	83
3	40	47	52	62	64	73	75	86
4	45	52	57	66	69	77	79	87
5	49	57	62	70	72	78	81	89
6	53	60	65	72	73	80	83	91
7	58	63	68	74	75	82	85	92
8	60	64	69	75	78	83	86	93
9	62	65	71	76	79	83	87	93
10	64	68	72	78	80	84	88	94
11	66	69	74	79	81	85	88	94
12	68	72	76	81	82	86	88	95
13	70	73	77	82	82	87	89	95
14	71	74	78	83	83	87	89	95
15	72	76	79	84	83	88	89	95
16	74	77	80	84	84	88	90	96
17	76	79	82	84	85	89	90	96
18	77	80	82	85	85	89	90	96
19	78	81	82	86	86	90	91	97
20	79	81	83	87	86	90	91	97

### ۱-۷- توزیع Run-Length

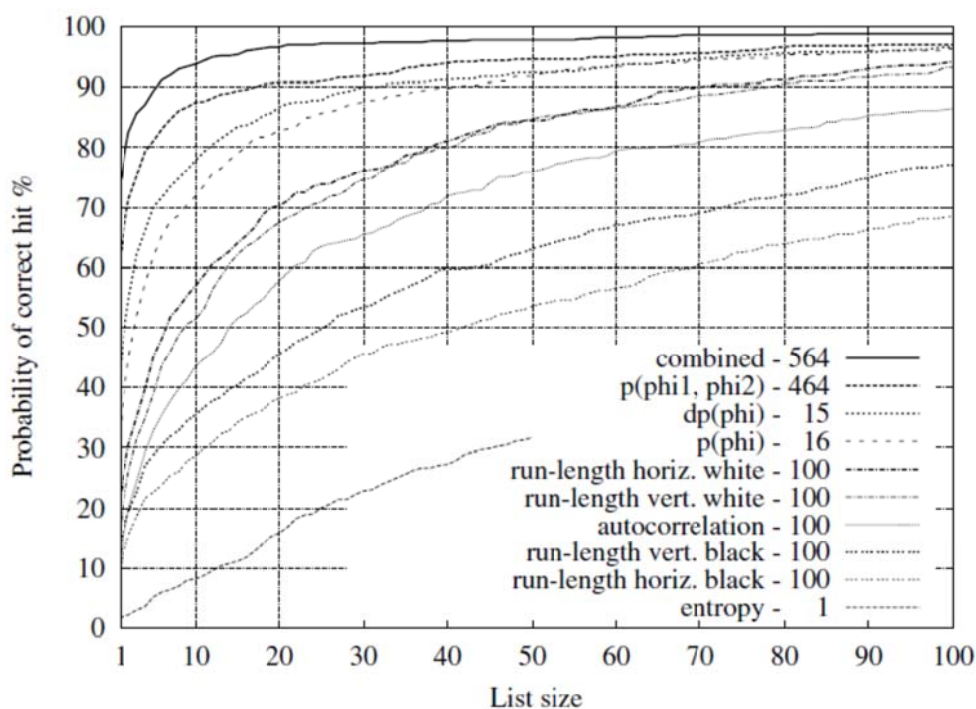
این توزیع برای اولین بار توسط Arazi معرفی شد [28]. در این جا ابتدا تصویر باینری می‌شود. سپس پیکسل‌های سیاه بعنوان نوشته و پیکسل‌های سفید بعنوان پس زمینه در نظر گرفته می‌شوند. مشخصات آماری پیکسل‌های سیاه اطلاعات مربوط به پهنای جوهر و محدودیت‌های خاص مربوط به برخی کاراکترها است. در این روش ابتدا لبه‌ها استخراج می‌شوند. سپس هیستوگرام در راستای طولها بدست می‌آیند. هیستوگرام در جهت طول نرمالیزه می‌شود و بعنوان تابع چگالی احتمال تفسیر می‌شود.

## ۸-۱- همبستگی

هر خط از متن بطور جدا آشکار میشود و طول آن محاسبه می‌گردد. سپس کل خط را یک پیکسل به سمت راست شیفت داده و این تصویر شیفت یافته با تصویر اصلی ضرب داخلی می‌شود. به اندازه طول تصویر خط این کار را انجام داده و تمام مقادیر حاصلضریبهای داخلی حساب می‌شوند سپس تمام این مقادیر نسبت به حاصل جمع کل آنها نرمال می‌شوند و یک بردار ویژگی به اندازه طول خط بدست می‌آید [22]. همبستگی بیان‌کننده میزان نظم موجود در یک نوشته است.

## ۹-۱- آنتروپی

آنتروپی بر روی یک قسمت از صفحه، بیان‌کننده حجم اطلاعات موجود در آن قسمت است [22]. روشهای نام برده، روشهای وابسته به متن بوده و برای مقایسه این ۵ روش نام برده شده، از تابع کلاسه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی استفاده شده است. و با معیار فاصله اقلیدسی تشخیص فرد انجام شده است [22]. در شکل ۱-۷، هر کدام از روش‌ها با ذکر ابعاد بردار ویژگی در کنار نام روش، برای مقایسه آورده شده است. با توجه به شکل مشخص است استفاده ترکیبی از همه خصوصیات بهترین نتیجه را دارد. اما روش تابع چگالی احتمال دو بعدی به تنهایی نیز تفاوت چندانی با آن ندارد. از جدول نیز پیداست که روش آنتروپی و همبستگی از لحاظ دقت اصلاً قابل مقایسه با تابع چگالی نبوده و بسیار ضعیفتر هستند. همین نتیجه از جدول ۱-۲، که در آن فقط از چند حرف برای تشخیص هویت استفاده شده نیز قابل استخراج است.



شکل ۱-۷: منحنی کارایی برای مقایسه ویژگیها [22]

جدول ۱-۲: کارایی سیستمها با لیست برخوردی<sup>۳</sup> با اندازه ۱۰ [22]

<i>Feature</i>	<i>w</i>	<i>t</i>	<i>b</i>	<i>l</i>
$p(\phi_1, \phi_2)$	88	81	84	53
$p(\phi)$	72	66	69	36
run-length horiz. white	57	42	42	18
run-length vert. white	51	39	42	16
run-length vert. black	36	33	33	13
entropy	8	4	6	5

<sup>۳</sup> لیست برخورد به معنی تعداد افرادی است که بالاترین امتیاز را برای نتیجه تعیین هویت دارند.

## ۱۰-۱ HMM<sup>۴</sup> بر مبنای بازشناخت

Schlapbach از HMM بر مبنای باز شناخت، برای تشخیص فرد استفاده کرد [20]. بطوری که برای هر شخص یک مدل HMM بر مبنای باز شناخت تعریف می شود که همانند یک انسان خبره می تواند دستخط فرد بخصوصی را تشخیص دهد. این سیستم یک سیستم مستقل از متن می باشد و ساختار کلی تمام این HMM ها یکسان است.

در این سیستم، ابتدا برای تمام خط های متن، طول خطوط یکسان می شود. سپس از یک خط دستنوشته ۹ ویژگی شامل ۳ ویژگی عمومی و ۶ ویژگی محلی استخراج می شود.

یک پنجره با طول مشخص انتخاب، و روی خط مورد آزمایش از چپ به راست حرکت داده می شود. با توجه به پیکسل های موجود در پنجره ویژگیها بصورت زیر انتخاب و استخراج می شوند.

ویژگیهای عمومی شامل: درصد پیکسل های سیاه در پنجره، مرکز ثقل پنجره و گشتاور مرتبه دوم آن.

ویژگیهای محلی شامل: بالاترین و پایین ترین پیکسل سیاه در پنجره، تعداد انتقال ها از پیکسل های سیاه به سفید و بالعکس و درصد پیکسل های سیاه و سفید بین بالاترین و پایین ترین پیکسل سیاه موجود در پنجره. با این کار کل خط متن به بردارهایی ۹ بعدی تبدیل می شود.

برای آموزش این سیستم از الگوریتم Baum- Welch استفاده کرده اند [29]. نحوه آموزش سیستم به این صورت است:

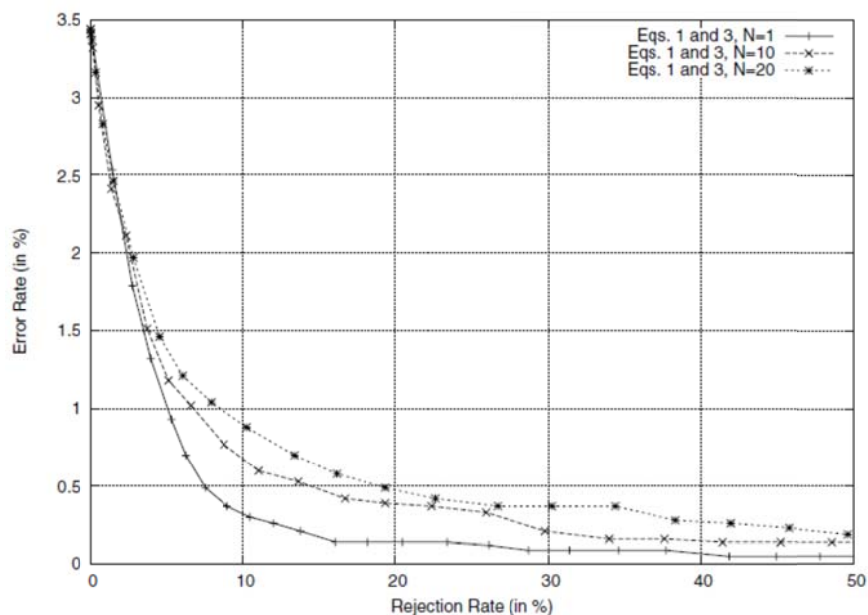
در گام اول، برای هر کدام از حالت های HMM یک تابع گوسی تعریف می شود، هر مدل با ۴ تکرار آموزش داده می شود. در گام دوم، تعداد اجزاء ترکیبات گوسین افزایش می یابد (تعداد قله ها) [30]. در گام سوم این توابع

---

<sup>4</sup> Hidden markov model

گوسی جدید افزایش یافته، دوباره با ۴ تکرار آموزش داده می‌شوند. مراحل ۲ و ۳ آنقدر تکرار می‌شوند تا یک حد مطلوب حاصل شود که معمولاً با ۴ تکرار میتوان به حد مطلوب رسید.

برای بازشناخت از الگوریتم ویتربی استفاده شده است. سیستم باز شناخت با استفاده از یک خط متن، دنباله-ای از لغات پشت سر هم، با توجه به مقدار  $\log - \text{likelihood}$  تولید می‌کند. حال برای تشخیص نویسنده وقتی یک خط متن از یک نویسنده مجهول آورده می‌شود، این متن به ورودی همه سیستم‌های بازشناخت داده می‌شود سپس امتیازات  $\log - \text{likelihood}$  های خروجی محاسبه و از ماکزیمم به مینیمم مرتب می‌شود. بر اساس سطح اطمینان خواسته شده، تعداد مشخصی از کاندیداها بعنوان جواب سیستم به تعیین هویت معرفی می‌گردند [31]. نرخ خطا در این سیستم در شکل ۸-۱ آورده شده است متغیر  $N$  در این نمودار تعداد کاندیدهایی است که می‌تواند نتیجه تعیین هویت باشند.



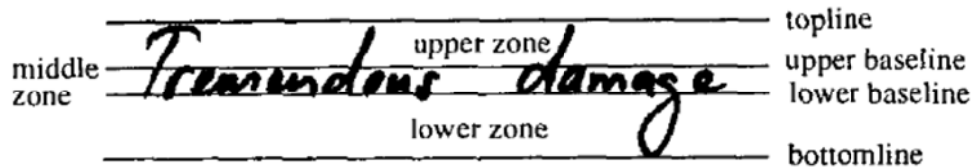
شکل ۸-۱: منحنی نرخ خطا در روش HMM[20]

## ۱۱-۱- ویژگیها بر مبنای یک خط دستنوشته

در این بخش با استفاده از یک خط متن عمل شناسایی فرد انجام می‌شود [17]. این عمل بصورت مستقل از متن می‌باشد.

برای استخراج ویژگی، ابتدا پیش‌پردازش لازم روی خط انجام می‌شود و خط بصورت کاملاً افقی در می‌آید. سپس با استفاده از الگوریتم Otsu تصویر متن باینری می‌شود [32].

از هر خط تصویر، ۱۲ ویژگی استخراج می‌شود. برای هر خط، بالاترین نقطه خط، پایین‌ترین نقطه خط، خط بالایی اصلی متن، خط پایینی اصلی متن، ارتفاع‌های اصلی منطقه نوشته شده، عرض کاراکترها و... شکل ۹ برخی از این ویژگیها را نشان می‌دهد.



شکل ۹-۱: خطوط باندها و سطوح در دستنوشته [17]

برای بدست آوردن ارتفاع‌های اصلی از رابطه زیر استفاده می‌شود.

$$f_1 = |y_{topline} - y_{upperbaseline}| \quad 2-1$$

$$f_2 = |y_{upperbaseline} - y_{lowerbaseline}| \quad 3-1$$

$$f_3 = |y_{lowerbaseline} - y_{bottomline}| \quad 4-1$$

استفاده مستقیم از این روابط همیشه جواب خوبی ندارد از روی تجربیه‌ثابت شده است استفاده از روابط زیر در اکثر مواقع نتایج بهتری به همراه دارد.

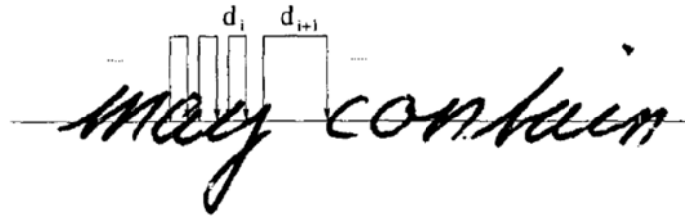


$$f_4 = f_1 / f_2 \quad 5-1$$

$$f_5 = f_1 / f_3 \quad 6-1$$

$$f_4 = f_2 / f_3 \quad 7-1$$

دسته بعدی ویژگیها به میزان انتقال حالت از پیکسلهای سیاه به سفید و برعکس مربوط می شود مانند شکل ۱۰-۱.



شکل ۱۰-۱: طول پیکسلهای سفید [17]

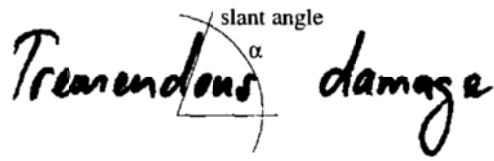
در این حالت از میانه این فاصله بعنوان یک ویژگی استفاده می شود.

$$f_7 = median(d_1, \dots, d_i, \dots, d_n) \quad 8-1$$

باز هم بطور مطلق استفاده از میانه زیاد مناسب بنظر نمی رسد و پیشنهاد شده از رابطه زیر استفاده شود [17].

$$f_8 = f_2 / f_7 \quad 9-1$$

دسته بعدی ویژگیها به کجی نوشته مربوط می شود که با بدست آوردن کانتور نوشته ها و رسم هیستوگرام، زاویه هیستوگرام  $\alpha$ ، محاسبه می شود. اگر فرض شود توزیع زاویه نرمال شده باشد، میزان متوسط  $\mu$  برای زاویه نوشته ها و  $\alpha$  انحراف استاندارد، نظم نوشته در یک خط را بیان می کنند.



شکل ۱-۱۱: زاویه کجی دستنوشته [17]

$$f_9 = \mu(h_\alpha) \quad 10-1$$

$$f_{10} = \sigma(h_\alpha) \quad 11-1$$

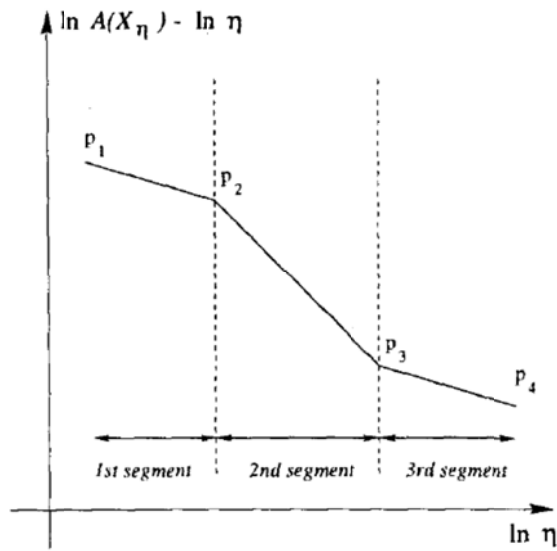
در آخرین گام، نوشته‌ها با یک سری دایره‌های وسیع شده با شعاع  $\eta$  تقریب زده می‌شود و ناحیه  $A(X_\eta)$  مربوط به نوشته  $X_\eta$  بدست می‌آید.

بارسم  $y = \ln(A(X_\eta)) - \ln \eta$  بر حسب  $x = \ln \eta$  نموداری تقریباً قابل تخمین با ۳ خط بدست می‌آید که به آن گراف تکاملی گفته می‌شود مطابق شکل ۱-۱۲. حال مطابق زیر دو ویژگی از این نمودار استخراج می‌شود.

$$f_{11} = \text{slope}(2\text{nd}, \text{segmet}) \quad 12-1$$

$$f_{12} = \text{slope}(3\text{rd}, \text{segmet}) \quad 13-1$$

از بین این ویژگی‌ها  $f_7, f_3, f_2, f_{12}$  به همراه  $f_9$  تا  $f_{12}$  ویژگی‌های مطلق و  $f_8, f_6, f_5, f_4$  به همراه  $f_9$  تا  $f_{12}$  ویژگی‌های نسبی نام‌گذاری می‌شوند. از K- nearest neighbor و شبکه‌های عصبی برای کلاسه‌بندی استفاده شده است. نتایج مربوط به آنها در جدول‌های ۱-۳ و ۱-۴ آورده شده است. همانطور که در این جدول‌ها مشخص است برای تشخیص فرد از روی دستنوشته با انتخاب ویژگی‌های نسبی و انتخاب کلاسه‌بند نزدیکترین همسایگی، نتایج نسبت به انتخاب ویژگی‌های مطلق با همین کلاسه‌بند، بهبود بسیار خوبی داشته است.



شکل ۱-۱۲: منحنی گراف تکاملی [17]

جدول ۱-۴: نتیجه تعیین هویت با استفاده از شبکه

عصبی [17]

$n$	Recognition Rate		
	absolute features	relative features	all features
5	81.8%	84.0%	85.0%
10	84.5%	85.7%	89.4%
15	85.9%	87.5%	89.8%
20	86.6%	88.7%	90.7%
25	85.9%	87.7%	89.6%

جدول ۱-۳: نتیجه تعیین هویت با استفاده از K-

NN[17]

$k$	Recognition Rate		
	absolute features	relative features	all features
1	82.9%	87.8%	84.2%
5	82.2%	85.5%	83.7%
10	79.9%	82.6%	80.7%
15	77.2%	78.3%	77.5%
20	75.8%	74.9%	76.1%
25	74.3%	71.9%	74.2%

## ۱-۱۲- مدل بازیابی اطلاعات

Bensefia و همکارانش یک مدل بازیابی اطلاعات برای شناسایی فرد پیشنهاد کرده‌اند که در ادامه به شرح آن می‌پردازیم [20]. بر اساس اجزاء گرافیکی تصاویر متن دستنوشته، بازیابی اطلاعات انجام می‌شود. متنهای مورد استفاده در حالت کلی در دو مورد استفاده می‌شوند.

۱- متنهای دستنویس می‌توانند برای آنالیز اجزاء بافت مورد استفاده قرار گیرند. در این حالت با استفاده از روشهای استاندارد بازیابی اطلاعات از اجزاء بافت، متنهای دستنویس دسته‌بندی می‌شوند.

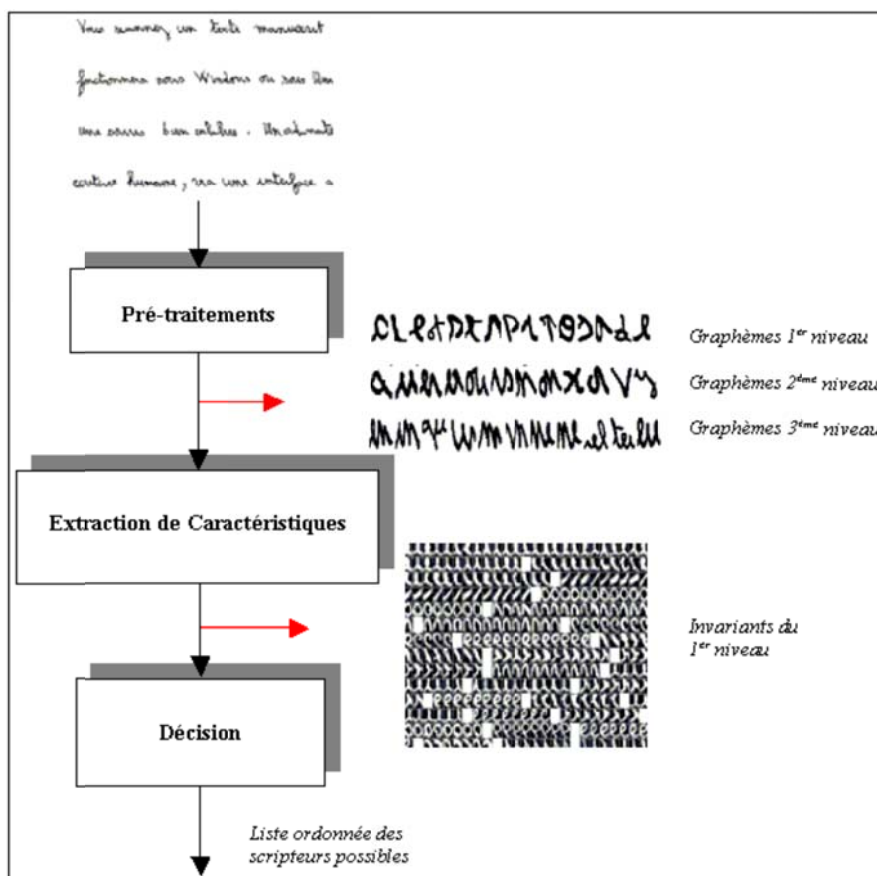
۲- متنهای دستنویس می‌توانند برای اجزاء گرافیکی آنها مورد استفاده قرار گیرند. یکی از کاربردهای آن آشکار کردن تفاوت‌های دستخط یک شخص خاص، به مرور گذشت زمان است.

از هر دوی این ابزار برای بازیابی اطلاعات می‌توان استفاده کرد.

برای پروسه شناسایی فرد از روی دستنوشته در اولین قدم از یک مجموعه از ویژگیهای خاص (گرافم‌ها) برای جداسازی اجزاء دستنوشته استفاده می‌شود.

بلوک دیاگرام کلی آنچه در [20] انجام شده است بصورت شکل ۱-۱۳ می‌باشد.

برای پیش‌پردازش، در اولین قدم اجزاء متصل متن دستنوشته برای حذف کردن برخی اضافات مانند روی هم‌افتادگی‌ها یا زیرنویسها و ... استخراج می‌شوند و آنالیز می‌گردند. این اجزاء متصل، به بخش‌های کوچکی به نام گرافم‌ها بخش‌بندی می‌شوند. گرافم‌ها یک سری پترن‌های مقدماتی از دستنوشته هستند که با الگوریتم‌های جداسازی خاصی استخراج می‌شوند [33]. از الحاق دو یا سه گرافم همسایه با هم بیگرم‌ها ساخته می‌شوند.

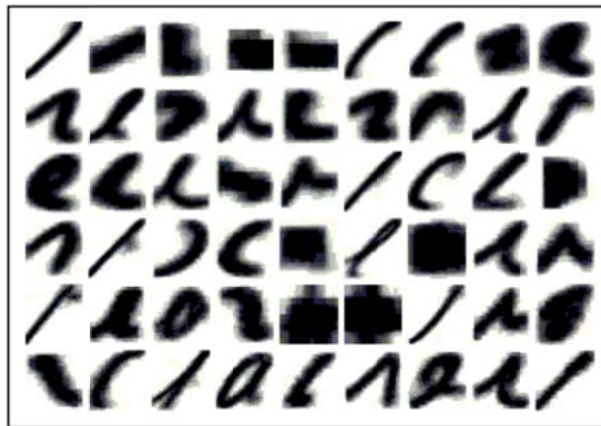


شکل ۱-۱۳: سیستم کلی تعیین نویسنده در بازیابی اطلاعات [20]

نویسنده‌ها با استفاده از گرافم‌ها می‌توانند دسته‌بندی شوند [33]. برای بخش‌بندی متن دستنویس، یک دسته ویژگی‌های باینری تعریف می‌شود. مجموعه ویژگی با استفاده از دستنوشته‌های موجود در پایگاه داده آپدیت می‌شود.

بطور خلاصه و مختصر کاراکترهای اصلی از پروسه کلاسه‌بندی نگه داشته می‌شوند. بسیاری از این فازهای کلاسه‌بندی مدام با انتخابهای تصادفی تکرار می‌شوند. هر کدام از آنها تعداد متغیری از کلاسها را تهیه می‌کنند. با توجه به پترنهایی که بصورت گروهی در فاز کلاسه‌بندی بطور پی‌درپی با هم تکرار می‌شوند کلاسهای ثابت تعریف می‌شوند.

شکل ۱-۱۴ یک دسته از کلاسها که در پایگاه داده PSI- Database بسیار تکرار شده‌اند را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۱۴: نمونه ای از گرافم‌ها [20]

وقتی پایگاه داده بزرگی داریم استفاده از بازیابی اطلاعات یک روش مناسب است.

مسئله شناسایی فرد با پردازش اجزاء گرافیکی پیدا شده (گرافم‌های استخراج شده)، فرمول‌بندی می‌شود. متن‌های بازیابی شده با توجه به شباهت‌ها کلاسه‌بندی می‌شوند. در حالت کلی چندین نوع مدل بازیابی اطلاعات وجود دارد که یکی از مطرح‌ترین آنها مدل فضای برداری (Vsm) است. مدل فضای برداری شامل دو فاز است. یک فاز نام‌گذاری مقدماتی، که در آن هر متن، با بردار ویژگی با ابعاد زیاد تعریف می‌شود. و فاز بازیابی که این امکان را بوجود می‌آورد که رابطه هر متن پایگاه داده  $D_j$  با یک متن مجهول  $Q$  بررسی شود. در فاز نام‌گذاری فرض می‌شود مجموعه ویژگی‌های باینری انتخاب شده باشد و  $\varphi_i$  که  $1 \leq i \leq m$  ویژگی باینری  $i$  ام باشد در نظر گرفته می‌شود.

برای متن مورد تحقیق  $Q$ ، و هر یک از متن‌های موجود در پایگاه داده داریم:

$$D_j = (a_{0,j}, a_{1,j}, \dots, a_{m-1,j})^T \quad \text{و} \quad \vec{Q} = (b_0, b_1, \dots, b_{m-1})^T$$

که  $a_{ij}$  و  $b_i$  وزن‌های تعیین شده برای ویژگی  $\varphi_i$  هستند که بصورت زیر تعریف می‌شوند:

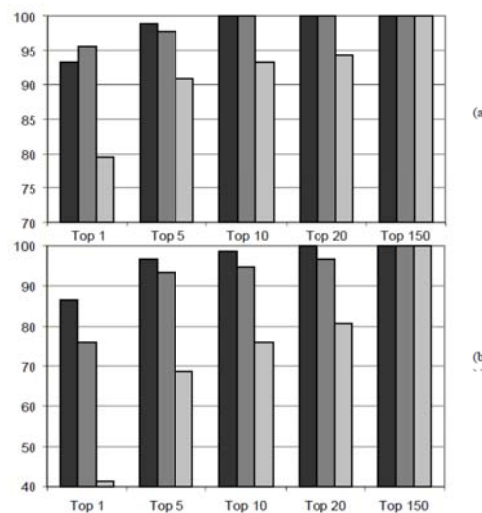
$$a_{i,j} = FF(\varphi_i, D_j) IDF(\varphi_i) \quad \text{و} \quad b_i = FF(\varphi_i, Q) IDF(\varphi_i)$$

که  $FF(\varphi_i, D_j)$ ، فرکانس ویژگی  $D_j$  در متن است و  $IDF(\varphi_i)$  برابر معکوس تعداد متنهایی است که ویژگی  $\varphi_i$  در آنها تکرار شده است.

در فاز بازیابی بعد از یافتن بردارهای  $D$  و  $Q$  ضرب داخلی آنها محاسبه می‌شود که این مقدار ضرب داخلی برای هر کدام بیشتر بود به معنی یکی بودن نویسنده‌های آنهاست.

برای ارزیابی روش عنوان شده، از دو پایگاه داده یکی به زبان فرانسوی و دیگری انگلیسی استفاده شده است [20] که نتایج آن در شکل ۱-۱۵ آورده شده است. با توجه به شکل به نظر می‌رسد این روش برای هر دو زبان انگلیسی و فرانسوی کارایی خوبی دارد.

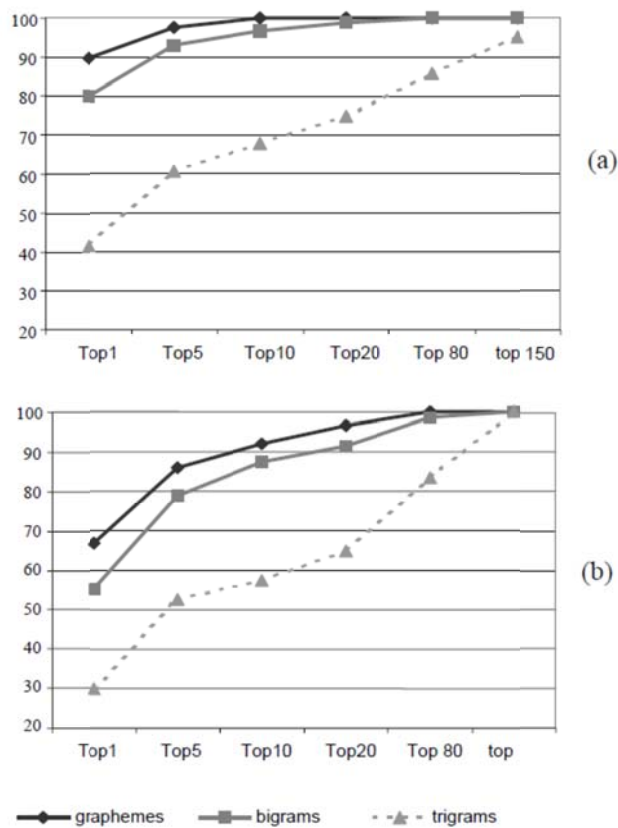
دومین ارزیابی در درون یک پایگاه داده و بر اساس تغییر ابعاد بردار  $Q$  است که نتایج آن در شکل ۱-۱۶ آورده شده است.



شکل ۱-۱۵: کارایی سیستم تعیین هویت [20] با:

(a) دیتا بیس PSI\_database

(b) دیتا بیس IAM\_database



شکل ۱-۱۶: کارایی سیستم تعیین هویت با استفاده از ۵۰ گرافم [20] برای:

(a) برای پایگاه داده PSI\_database

(b) برای پایگاه داده IAM\_databae

## ۱-۱۳- فیلترهای گابور

تحقیقات علم فیزیولوژی نشان می‌دهد که پردازش اطلاعات تصویری در سیستم بینایی توسط مجموعه‌ای از مکانیسم‌های موازی بنام کانالها انجام می‌شود. بطوری که هر کانال برای یک باند فرکانسی کم‌پهن و با جهت مشخص تنظیم می‌شود. به لحاظ ریاضی هر یک از این کانالها با یک جفت فیلتر میان‌گذر گابور مدلسازی می‌شوند.



$$h_e(x, y, f, \theta) = g(x, y) \cos(2\pi f(x \cos \theta + y \sin \theta)) \quad ۱۴-۱$$

$$h_o(x, y, f, \theta) = g(x, y) \sin(2\pi f(x \cos \theta + y \sin \theta)) \quad ۱۵-۱$$

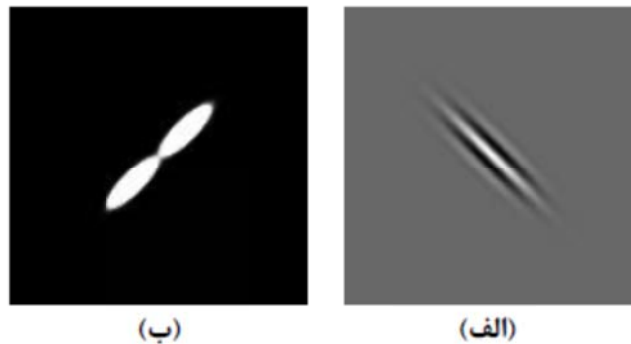
که  $g(x,y)$  تابع گوسین دو بعدی است و  $f$  و  $\theta$  به ترتیب فرکانس شعاعی و جهتی است که موقعیت کانالها در صفحه فرکانسی در آن تعریف می شود مانند شکل ۱۷-۱. خروجی کانال بصورت زیر تعریف می شود.

$$q(x, y, f, \theta) = \sqrt{q_e^2(x, y, f, \theta) + q_o^2(x, y, f, \theta)}$$

$$q_e^2(x, y, f, \theta) = h_e(x, y, f, \theta) \otimes p(x, y)$$

$$q_o^2(x, y, f, \theta) = h_o(x, y, f, \theta) \otimes p(x, y) \quad ۱۶-۱$$

که  $P(x,y)$  ورودی کانال و  $\otimes$  کانوالوشن دو بعدی خطی است.



شکل ۱۷-۱: نمونه‌ای از فیلترهای گابور در حوزه الف) مکان ب) فرکانس [2]

در روشهای تشخیص فرد از روی دستخط که مستقل از متن انجام می‌گیرند فیلتر گابور یک ابزار بسیار قدرتمند برای استخراج ویژگی‌هاست. به این ترتیب که به متن دستنوشته به چشم یک بافت نگاه می‌شود. said و همکارانش، ابتدا کل متن را از لحاظ طول خط، فاصله بین خطوط و فاصله بین کلمات همسان کردند و سپس از فیلتر گابور و ماتریس هم‌رخداد برای استخراج ویژگی استفاده کردند [2].

در ماتریس هم‌وقوعی برای یک تصویر با  $N$  سطح روشنایی، ماتریس هم‌وقوعی یک ماتریس  $N \times N$  است. پس در یک تصویر باینری، یک ماتریس  $2 \times 2$  خواهیم داشت. در این مثال از ماتریس هم‌وقوعی در ۵

فاصله ( $d = 1, 2, 3, 4, 5$ ) و در چهار جهت ( $\alpha = 0, 45, 90, 135$ ) استفاده شده است. با این اقدام برای هر تصویر ورودی  $20 \times 20$  ماتریس  $2 \times 2$  بوجود خواهد آمد. و از هر ماتریس نیز  $3$  ویژگی استخراج می‌شود که روی هم رفته  $60$  ویژگی بوجود می‌آید.

در آن از فاصله اقلیدسی وزن‌دار برای کلاسه‌بندی استفاده شده است.

$$d(k) = \sum_{n=1}^N \frac{(f_n - f_n^{(k)})^2}{(v_n^{(k)})^2} \quad 17-1$$

که  $f_n$  ویژگی  $n$ ام از متن ورودی و  $f_n^{(k)}$  و  $v_n^{(k)}$  به ترتیب متوسط و انحراف متوسط ویژگی  $n$ ام نویسنده  $k$ ام است. کل تصاویر موجود به دو بخش، و همچنین تصاویر هر بخش را به  $25$  قسمت تقسیم می‌شوند.

در گروه A از  $25$  قسمت  $10$  قسمت به آموزش و  $15$  قسمت تست و در گروه B از  $25$  قسمت،  $15$  قسمت آموزش و  $10$  قسمت تست می‌باشد.

نتایج مربوط به استفاده از فیلتر گابور و ماتریس هم‌وقوعی با استفاده از کلاسه‌بندی‌های فاصله اقلیدسی وزن‌دار و KNN در جدول‌های زیر و شکل ۱-۱۸ آورده شده‌اند که نشان می‌دهد بهترین نتایج در فرکانسهای  $16$  و  $32$  بدست می‌آیند.

جدول ۴-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از فیلتر گابور و جدول ۵-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از فیلتر گابور

و با کلاسه‌بندی **K-NN[2]**

Features	Set A	Set B
All	56.0	76.0
SD	56.0	75.5
Mean	49.7	73.5
Mean at f=16,32	56.7	85.6
All at f=16,32	56.3	86.0
All at f=32	59.7	82.0
All at f=16	50.7	58.5
All at f=8	31.0	44.5
All at f=4	22.3	28.5

با کلاسه‌بندی **WED[2]**

Features	Set A	Set B
All	94.3	91.0
SD	91.0	90.0
Mean	89.7	86.5
Mean at f=16,32	89.7	83.0
All at f=16,32	95.3	88.1
All at f=32	84.7	75.6
All at f=16	58.1	52.2
All at f=8	29.3	29.5
All at f=4	11.3	13.9

جدول ۷-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از ماتریس هم-

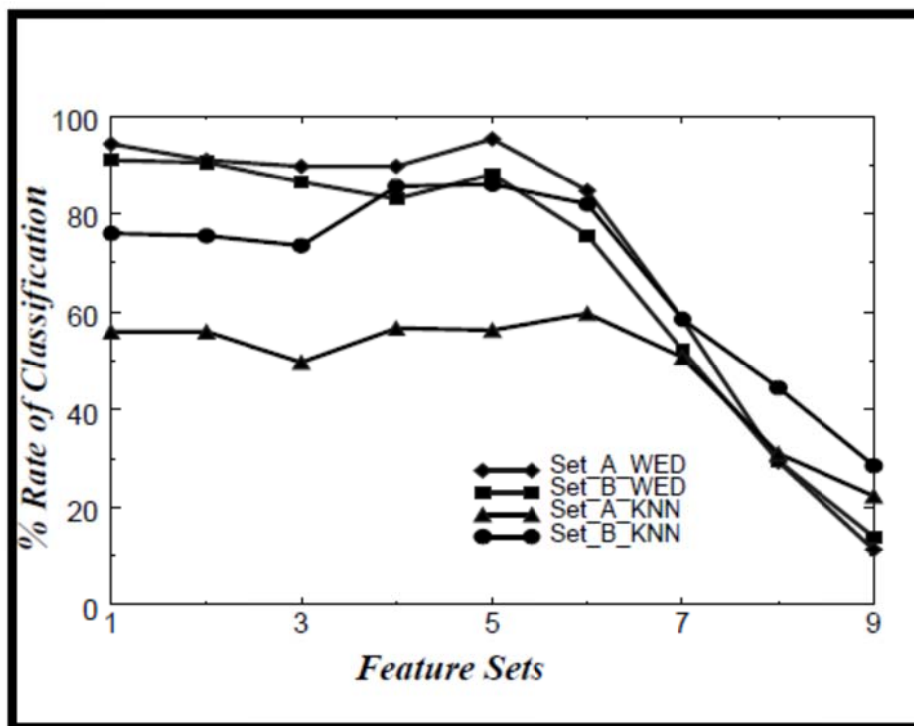
وقوعی و با کلاسه‌بندی **K-NN[2]**

Distances	Set A	Set B
d=1,2,3,4,5	43.3	60.5
d=1,2,3	45.3	68.0
d=2,3,4	40.3	57.0
d=3,4,5	39.7	39.7
d=1,2	37.7	74.0
d=4,5	37.3	53.5
d=1	44.3	65.5
d=4	38.3	58.5

جدول ۶-۱: دقت تعیین هویت با استفاده از ماتریس هم

وقوعی و با کلاسه‌بندی **WED[2]**

Distances	Set A	Set B
d=1,2,3,4,5	59.8	52.2
d=1,2,3	63.6	58.8
d=2,3,4	53.5	50.8
d=3,4,5	45.6	46.0
d=1,2	56.0	56.4
d=4,5	43.2	46.4
d=1	59.4	59.5
d=4	41.8	46.0



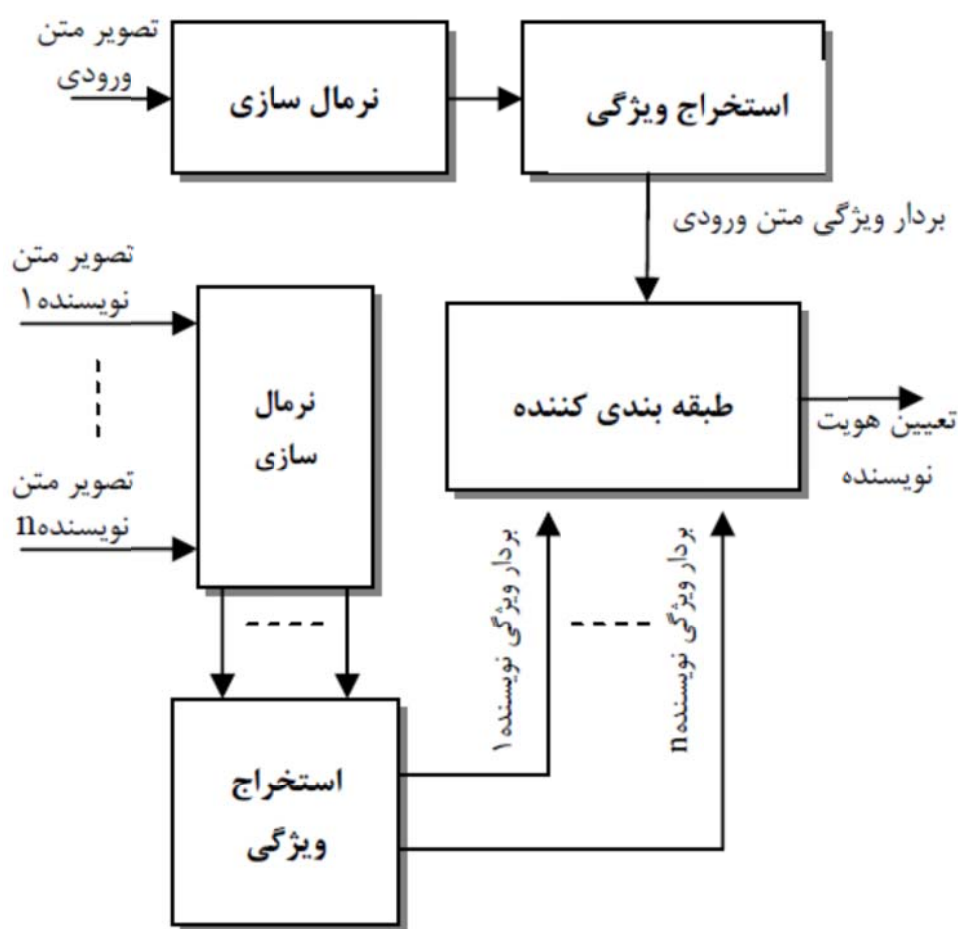
شکل ۱-۱۸: منحنی نرخ کلاسه‌بندی با استفاده از فیلتر گابور و دسته‌بندی‌های WED و K-NN[2]

## فصل دوم

پیاده‌سازی نمونه انجام شده به زبان فارسی

## ۱-۲- مقدمه

برای تعیین هویت بر مبنای دستنوشته فارسی، تاکنون تحقیقات اندکی گزارش شده است که در ادامه به تشریح کامل و پیاده‌سازی یکی از آنها که نتایج بهتری داشت و از آنالیز بافت استفاده کرده بود می‌پردازیم. در شکل ۱-۲ ساختار کلی تحقیق انجام شده را مشاهده می‌کنیم که در ادامه به شرح هر یک از مراحل می‌پردازیم.



شکل ۱-۲: بلوک‌دیگرام سیستم تعیین هویت [34]

## ۲-۲- نرمال سازی تصویر:

تصویر متن دستنویس را باید نسبت به تاثیر عواملی مثل فاصله خطوط، فاصله کلمات و غیره نرمال سازی کرد تا یک بلوک یکنواخت از متن دستنویس مورد نظر حاصل شود [35]. مراحل نرمال سازی تصویر متن دستنویس بصورت زیر است.

الف) به منظور استخراج خطوط و کلمات موجود در متن، معمولاً از منحنی نمای نیمرخ افقی<sup>۵</sup> تصویر باینری استفاده میشود [35]. برای این منظور ابتدا نمای نیمرخ افقی تصویر محاسبه شده و سپس با یک فیلتر پایین-گذر گوسین هموار سازی انجام می شود. این هموار سازی ماکزیمم های محلی را حذف نموده و حساسیت به نویز را نیز کاهش می دهد. در شکل ۲-۲ تصویر یک متن دستنویس، منحنی نیمرخ افقی و منحنی هموار سازی شده متناظر با آن ارائه شده است. در منحنی هموار سازی شده، قله ها متناظر با فاصله بین خطوط و دره ها، متناظر با مرکز خطوط متن هستند که برای یافتن قله ها یا خطوط متن می توان نقاط صفر در مشتق منحنی را محاسبه نمود. چون کانالوشن یک عملگر خطی است، بنابراین هموار سازی و مشتق گیری را میتوان در یک مرحله انجام داد. پس برای یافتن خطوط متن، کافی است که منحنی نمای نیمرخ افقی را با مشتق تابع گوسین فیلتر کرد.

$$\frac{d}{dy} * g(y, \delta) * p(y) = \frac{dg(y, \delta)}{dy} * p(y) \quad 1-2$$

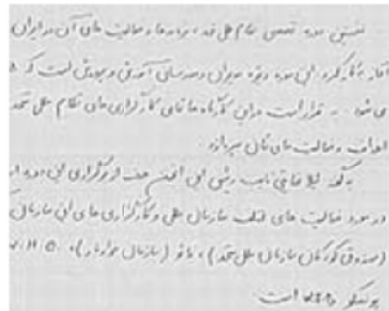
در این رابطه  $P(y)$  منحنی نمای نیمرخ افقی و  $g(y, \delta)$  نیز تابع گوسین یک بعدی است.

ب) هر یک از خطوط متن که در مرحله قبل پیدا شدند، با کمک الگوریتم otsu باینری شده [32] و سپس نمای نیمرخ عمودی مربوط به آن محاسبه می شود. با کمک این منحنی فاصله های بین کلمات پیدا می شود و

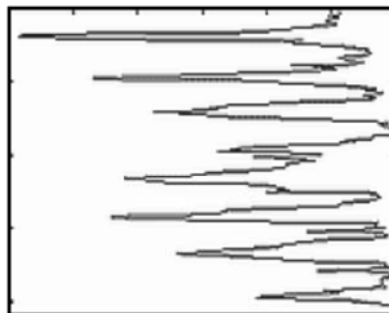
---

<sup>5</sup>horizontal projection profile

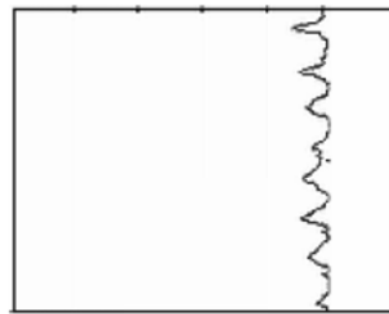
فاصله‌هایی که اندازه آنها از ۵ نقطه بیشتر باشد را با مقدار ۵ نقطه نرمال می‌کنیم. به این ترتیب فاصله کلمات حداکثر ۵ نقطه خواهد بود و فاصله‌های کمتر از ۵ نقطه نیز بعنوان فاصله‌های بین حروف در نظر گرفته می‌شود. همچنین در صورتی که انتهای خط خالی باشد، با تکرار مجدد آن، به حدی پر می‌شوند که طول خط به اندازه مشخصی برسد.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۲-۲: استخراج خطوط متن الف) تصویر متن دستنویس ب) منحنی نمای نیم‌رخ افقی تصویر ج) منحنی نمای

نیم‌رخ پس از هموارسازی



فاصله بین خطوط متن با مقدار مشخصی تنظیم می‌شود. مرحله نرمال‌سازی فاصله بین کلمات، نرمال‌سازی فاصله بین خطوط و پر کردن خطوط برای متن شکل ۲-۲ انجام شده و نتیجه در شکل ۲-۳-الف نشان داده شده است.

ج) در صورت خالی بودن بخش انتهایی تصویر، آنرا با تکرار مجدد خطوط ابتدای تصویر به نحوی پر می‌کنیم که طول تصویر به اندازه مشخصی برسد. به این ترتیب یک تصویر یکنواخت بوجود خواهد آمد. در شکل ۲-۳-ب، تصویر نرمال‌سازی شده نهایی مربوط به متن شکل ۲-۳-الف ارائه شده است. از تصویر نرمال‌سازی شده چهار بلوک که با هم هم‌پوشانی نداشته باشند را استخراج می‌کنیم. این بلوکها برای محاسبه ویژگیها در مرحله بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

پیران نیش دور تقصی علم حق قده ، نزاره و نهالیت های آن در ایران  
 آغاز پاکر در این عهد ، وزه سرباز دودر سای آرزوی ریهی کست که ۵  
 عهدی شود ، تیره است در آن کتار ، ساتای کاره لاری های نظام ظل نمند  
 اوانب و نهالیت های نمان بهر اورد ، اوانب و نهالیت های نمان بهر اورد  
 ندهد ، بهر کوز ایلا نمانج نایب دیش عین انفسم حسب از برگزاری این دود  
 ۴ در مورد نهالیت های تلف سازان ظل و نگارگری های آن ماریان  
 (میتوانی گوید که در آن ماریان ظل نمند) ، ناز (سازان ماریان) ، ۵-۴  
 پر نسکو ۴۲۵ است ، پر نسکو ۴۲۶ است ، پر نسکو ۴۲۷ است -

(الف)

پیران نیش دور تقصی علم حق قده ، نزاره و نهالیت های آن در ایران  
 آغاز پاکر در این عهد ، وزه سرباز دودر سای آرزوی ریهی کست که ۵  
 عهدی شود ، تیره است در آن کتار ، ساتای کاره لاری های نظام ظل نمند  
 اوانب و نهالیت های نمان بهر اورد ، اوانب و نهالیت های نمان بهر اورد  
 ندهد ، بهر کوز ایلا نمانج نایب دیش عین انفسم حسب از برگزاری این دود  
 ۴ در مورد نهالیت های تلف سازان ظل و نگارگری های آن ماریان  
 (میتوانی گوید که در آن ماریان ظل نمند) ، ناز (سازان ماریان) ، ۵-۴  
 پر نسکو ۴۲۵ است ، پر نسکو ۴۲۶ است ، پر نسکو ۴۲۷ است -

(ب)

پیران نیش دور تقصی علم حق قده ، نزاره و نهالیت های آن در ایران  
 آغاز پاکر در این عهد ، وزه سرباز دودر سای آرزوی ریهی کست که ۵  
 عهدی شود ، تیره است در آن کتار ، ساتای کاره لاری های نظام ظل نمند  
 اوانب و نهالیت های نمان بهر اورد ، اوانب و نهالیت های نمان بهر اورد  
 ندهد ، بهر کوز ایلا نمانج نایب دیش عین انفسم حسب از برگزاری این دود  
 ۴ در مورد نهالیت های تلف سازان ظل و نگارگری های آن ماریان  
 (میتوانی گوید که در آن ماریان ظل نمند) ، ناز (سازان ماریان) ، ۵-۴  
 پر نسکو ۴۲۵ است ، پر نسکو ۴۲۶ است ، پر نسکو ۴۲۷ است -

شکل ۲-۳: الف) نرمال‌سازی فاصله بین خطوط، کلمات و پر کردن انتهایی خطوط ب) پر کردن انتهایی تصویر [34]

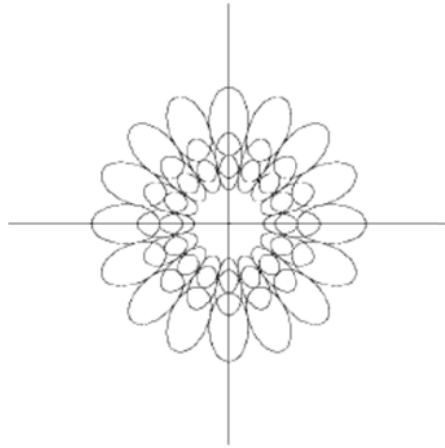
برای استخراج ویژگی از فیلترهای گابور استفاده شده است. پاسخ فیلتر گابور از کانوالوشن تابع گابور با تصویر بلوک مورد نظر بدست خواهد آمد:

$$r_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta, \varphi}(x, y) = f(x, y) * g_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta, \varphi}(x, y) \quad 2-2$$

در این رابطه  $r_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta, \varphi}$  پاسخ فیلتر گابور و  $f(x, y)$  نیز تصویر بلوک مورد نظر می‌باشد. به منظور استخراج ویژگی‌ها، بلوک مورد نظر با مجموعه‌ای از فیلترهای گابور در جهت‌ها و فرکانس‌های مکانی مختلف فیلتر می‌شود. پاسخ هر فیلتر به ازای دو فاز  $\varphi = 0$  و  $\varphi = -\pi/2$  توسط رابطه 2-3 تعریف می‌شود:

$$E_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta} = \sqrt{r_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta, 0}^2 + r_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta, -\pi/2}^2} \quad 3-2$$

$E_{\varepsilon, \eta, \lambda, \theta}$ ، با عنوان مقدار انرژی فیلتر گابور شناخته می‌شود این پارامتر رفتار سلولهای پیچیده سیستم بینایی را مدل‌سازی می‌کند و به عنوان یک ویژگی موثر در بسیاری از روشهای تحلیل بافت مورد استفاده قرار می‌گیرد [2,36]. بر اساس نتایج تجربی پهنای باند فرکانسی برای سلولهای ساده قشر بینایی در حدود ۱ اکتاو است [37]، بنابراین نسبت  $\sigma/\lambda$  که تعیین کننده پهنای باند فرکانسی است با مقدار ثابت ۰.۵۶ مقاداردهی می‌شود. سلولهای ساده سیستم‌های بینایی با پهنای باند تقریبی ۳۰ درجه حساس هستند [38]. از هشت جهت و همچنین سه فرکانس مکانی، ۲۴ تصویر پاسخ بدست می‌آید. در شکل ۲-۴ دامنه فرکانس مکانی، که توسط ۲۴ فیلتر انتخابی پوشش داده شده، نشان داده شده است. در واقع با این روش، تصویر ورودی به ۲۴ کانال با جهت‌ها و فرکانس‌های مکانی مختلف تجزیه شده است. این ۲۴ فیلتر به هر بلوک از تصویر اعمال می‌شود. در شکل ۲-۵ نتیجه اعمال این ۲۴ فیلتر به یک بلوک نشان داده شده است. چون شکل هیستوگرام تصاویر پاسخ اغلب شبیه به یک تابع گوسین است [35] بنابراین میانگین و انحراف معیار هر ۲۴ تصویر پاسخ محاسبه و به عنوان ویژگی استفاده می‌شوند.



[34] شکل ۲-۴: دامنه فرکانس مکانی پوشش داده شده با ۲۴ فیلتر انتخابی

در هر کانال، پاسخ فیلترهای گابور ارایه کننده نواحی است که در راستای جهت و فرکانس کانال می-باشند. یک معیار مهم برای تفکیک نمودن بافتهای مختلف این است که ویژگیهای مربوط به شکل هر یک از این نواحی استخراج شوند. در اینجا استخراج ویژگی از خروجی فیلترهای گابور با استفاده از گشتاورهای هندسی انجام شده است [39]. گشتاور مرتبه  $(p+q)$  برای ناحیه  $R$  از تصویر فیلتر شده  $E_i$ ، با رابطه زیر محاسبه می شود.

$$m_{pq} = \sum_{(x,y) \in R} x^p y^q E(x, y) \quad ۴-۲$$

از پنج ماسک ارایه شده در شکل ۲-۶ برای محاسبه گشتاورها و استخراج ویژگی استفاده شده است. این ماسکها به هر ۲۴ تصویر فیلتر شده اعمال می شوند و به ازای هر تصویر فیلتر شده  $E_i$ ، پنج تصویر گشتاور  $M_{ik}$  ( $k=1, 2, 3, 4, 5$ )، بدست خواهد آمد.

بازم به عدد اعلا ۱ به شرح مندرجه  
 در جدول شماره ۲۴ از این کتاب  
 مشاهده می شود. این جدول در  
 صفحه ۱۰۴ از کتاب مذکور  
 موجود است. در این کتاب  
 به شرح جدول ۲۴ از این کتاب  
 مشاهده می شود.

(الف)

تصویر ورودی

$\lambda = 5.4$	$\lambda = 4.1$	$\lambda = 2.7$	
			$\theta = 22.5^\circ$
			$\theta = 45^\circ$
			$\theta = 67.5^\circ$
			$\theta = 90^\circ$
			$\theta = 112.5^\circ$
			$\theta = 135^\circ$
			$\theta = 157.5^\circ$
			$\theta = 180^\circ$

(ب)

شکل ۲-۵: الف) یک بلوک از تصویر (ب) نتیجه اعمال ۲۴ فیلتر گابور [39]

$$m_{00} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad m_{10} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad m_{01} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$m_{20} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad m_{11} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

شکل ۲-۶- ماسکهای استفاده شده جهت محاسبه تصاویر گشتاورها [39]

برای اینکه تصاویر گشتاوری که دارای آمارگان مرتبه دو یا شدت روشنایی یکسان می‌باشند، از یکدیگر متمایز شوند، یک تبدیل غیرخطی به تصاویر گشتاورها اعمال شده و سپس بردار ویژگی نهایی بر اساس قدرمطلق انحراف از میانگین تصویر حاصل به دست می‌آید.

$$F_{ik} = \frac{1}{m \times n} \sum \left| \tanh \left( \alpha \left( M_{ik} - \overline{M} \right) \right) \right| \quad ۵-۲$$

$F_{ik}$  به عنوان Kامین ویژگی است که از تصویر فیلتر شده  $E_i$  با اندازه  $m \times n$  محاسبه می‌شود.  $\overline{M}$  نیز مقدار میانگین مربوط به تصویر گشتاور  $M_{ik}$  است. تابع تانژانت هایپربولیک که برای تبدیل غیر خطی مورد استفاده قرار گرفته، شکلی لگاریتمی دارد و در مطالعات Jain و Farrokhnia نیز بعنوان آشکارساز حبابها مورد استفاده قرار گرفته است [40]. پارامتر  $\alpha$  شکل لگاریتمی تابع تانژانت هایپربولیک را کنترل می‌کند و بر اساس نتایج تجربی مقدار ۰.۲۵ را اختیار می‌کند.

نتایج نرخ تعیین هویت با معیارهای فاصله اقلیدسی وزن دار و معیار  $\chi^2$  در جدول زیر آورده شده است.

جدول ۲-۱: نتایج نرخ تعیین هویت صحیح با ویژگی انرژی گابور [39]

فاصله $\chi^2$		فاصله اقلیدسی وزندار		طول بردار ویژگی	نوع ویژگی
لیست برخورد ۳	لیست برخورد ۱	لیست برخورد ۳	لیست برخورد ۱		
۹۲	۸۸	۸۸	۶۸	۴۸	تمامی ویژگیها
۶۸	۴۴	۶۸	۲۸	۲۴	فقط ویژگی انحراف معیار
۹۲	۸۴	۷۶	۴۴	۲۴	فقط ویژگی میانگین
۹۲	۷۶	۸۴	۵۶	۱۶	تمامی ویژگیها در $\lambda = 2.7$
۹۲	۷۲	۷۶	۵۲	۱۶	تمامی ویژگیها در $\lambda = 4.1$
۸۸	۶۸	۶۸	۴۰	۱۶	تمامی ویژگیها در $\lambda = 5.4$
۹۲	۸۰	۷۲	۶۰	۳۲	تمامی ویژگیها در $\lambda = 2.7, 4.1$
۸۸	۸۰	۷۲	۴۴	۳۲	تمامی ویژگیها در $\lambda = 4.1, 5.4$
۸۸	۷۴	۷۵/۵	۴۹		میانگین

نتایج ذکر شده در جدول، نتایجی هستند که از پایگاه داده استفاده شده در آن گزارش بدست آمدند. در فصل بعد پایگاه داده جمع آوری شده را معرفی می‌کنیم. در فصل چهارم همین روش پیاده‌سازی شده را با پایگاه داده جمع آوری شده آزمایش می‌کنیم.

## فصل سوم

### آماده‌سازی پایگاه داده

### ۳-۱- مقدمه

برای ارزیابی مسائل شناسایی الگو به یک مجموعه داده برچسب خورده نیاز داریم. شناسایی هویت نویسنده هم از این قاعده مستثنی نیست.

تشخیص نویسنده از روی دستنوشته زمینه تحقیقاتی نسبتاً جدیدی است که در زبان انگلیسی تحقیقات زیادی بر روی آن انجام شده است. با توجه به اینکه برای تشخیص نویسنده در هر تحقیقی از روشی خاص و جدید استفاده شده است، برای مقایسه بین روشها و نشان دادن کارایی سیستمها در تعیین هویت نویسنده، احتیاج به یک پایگاه داده کامل و جامع می‌باشد تا همه افراد در روش‌های خود از یک پایگاه داده استفاده کنند. با این کار مقایسه بین نتایج روش‌های مختلف، معتبر و قابل استناد می‌باشد.

در زبان انگلیسی با اینکه تحقیقات زیادی در این زمینه انجام شده ولی باز هم هنوز یک پایگاه داده جامع و کامل گزارش نشده است. البته برخی از پایگاه داده‌ها مانند PSI\_database داده‌های زیادی دارند [33]. اما اشکالات زیادی نیز بر این پایگاه داده‌ها وارد شده است. مثلاً برخی از این پایگاه داده‌ها را فقط برای تشخیص دستنوشته از روی یک خط متن می‌توان استفاده کرد که در این صورت برای آنالیز بافت مفید نمی‌باشد. و اشکالاتی از این دست که به هر کدام از پایگاه داده‌ها وارد است.

### ۳-۲- دستنوشته فارسی

اشکالات عنوان شده برای پایگاه داده در ۳-۱ در مورد زبان فارسی با توجه به اینکه تحقیقات کمی روی آن انجام شده بسیار مشهودتر است. در مورد زبان فارسی یک نمونه پایگاه داده دستنوشته در [41] گزارش شده است. این پایگاه داده برای تشخیص حالات روحی و خصوصیات روانی و عاطفی افراد از روی دستنوشته آنها جمع‌آوری شده است. در این تحقیق از افراد خواسته شده بود یک متن را روی یک کاغذ A4 بنویسند. در



ادامه از روی خصوصیات متن نوشته شده، مانند فاصله حروف و کلمات و شیب کلی دستنوشته برای تشخیص حالات روحی شخص استفاده شده است.

از آنجا که برای تشخیص نویسنده از روی دستنوشته احتیاج به یک سری داده‌های تکرار شده داریم تا بتوانیم سیستم را آموزش دهیم، این پایگاه داده برای تعیین هویت مناسب نمی‌باشد.

در نمونه‌های انجام شده به زبان فارسی، پایگاه‌های داده استفاده شده در دسترس نمی‌باشد به همین علت اقدام به جمع‌آوری یک پایگاه داده نسبتاً جامع کرده‌ایم.

### ۳-۳- پایگاه داده جمع‌آوری شده

با توجه به موارد گفته شده در دو بخش قبلی برای تعیین هویت نویسنده از روی متن دستنوشته، اقدام به جمع‌آوری پایگاه داده نسبتاً جامعی کرده‌ایم. پایگاه داده جمع‌آوری شده به گونه‌ای است که هم بتوان از آن برای تشخیص دستنوشته بر اساس آنالیز بافت استفاده کرد و هم برای دیگر روش‌هایی که در آینده بر روی آنها تحقیقاتی صورت خواهد گرفت.

تحقیق صورت گرفته مستقل از متن بوده از افراد مورد آزمایش خواسته شده بود که متن دلخواه خود را بنویسند. در این تحقیق از هر شخصی خواسته شد تا یک متن دلخواه که ترجیحاً از ۳ خط بیشتر باشد را بر روی یک کاغذ A5 بنویسد و سپس متن نوشته شده را ۹ مرتبه بر روی کاغذهای A5 دیگر تکرار کند. برای این تحقیق از ۵۰ نفر با سطح سوادهای مختلف و در سنین متفاوت و جنسیت‌های متفاوت کمک گرفته شد و در مجموع ۵۰۰ نمونه دستنوشته جمع‌آوری گردید.

در برخی از روش‌های تشخیص نویسنده مثل تشخیص بر مبنای اطلاعات لبه، تفاوت در پهنای قلم‌های دستنوشته‌ها بر روی نتایج تاثیرگذار است. با توجه به اینکه در نظر داریم پایگاه داده مذکور برای اکثر روش-

های تعیین هویت کاربرد داشته باشد، لذا از تمام افراد مورد آزمایش در این تحقیق خواسته شد، که متنهای دستنوشته خود را با یک نوع خودکار بنویسند. به همین دلیل تمام متنهای نوشته شده با یک نوع خودکار آبی مشترک برای همه نوشته شده است.

دستنوشتههای جمعآوری شده را با یک پویشگر تصویر مناسب و با وضوح 300dpi و بصورت خاکستری اسکن کرده و دستنوشتههای هر شخص در یک فایل مشخص ذخیره گردید. چند نمونه از این دستنوشتهها در شکل ۱-۳ نشان داده شدهاند.

همانطور که در شکل نیز مشخص است متن دستنوشتهها در نیمه بالایی تصویر قرار میگیرند. و بیش از نیمی از تصویر کاغذ اسکن شده، خالی از متن می باشد.

با توجه به اینکه از چه روشی برای استخراج ویژگی قرار است استفاده شود، باید این تصاویر را پیش پردازش کرد. بطور مثال می توان یک تصویر کاملا یکنواخت از متن دستنوشته با ابعاد دلخواه ایجاد کرد یا هر نوع تصویر دیگری که با توجه به روش استخراج ویژگی مناسب به نظر برسد. به عنوان مثال یک نمونه از تصویر خام و تصویر پیش پردازش شده در شکل ۲-۳ نشان داده شده است. یک نمونه از روشهای پیش پردازش در بخش ۲-۲ به عنوان نرمال سازی آورده شد. در فصل بعد نیز با توجه به روش استخراج ویژگی مورد استفاده، پیش پردازش متناسب با آن آورده شده است.

<p>چهار هیون تا قنار را، بر امر نایب میران جگر، بمرور و دقت زحمتان  هرمان سبزه‌های سخت این حوضی در کوه که با سرد دریا مشرف به  روی گاه همراه است اسفند ماه، اوج این مازنه است که به زود و کجا  مردمان و صوفی از سر و با هم می‌آورد و خردا چه از نهی در حوضان سر بر می‌آورد  تا بر روی چهار لویه دهنده و افزوده به هر پیر و زنی شود</p>	<p>فیلسوف اشراقی چنان است چپ و سپس چنان است راست  ای چنان دارد. سپس غذا خورد و در دهان اشراقی چنان است راست  سپس چنان است چپ خود را روی چپ کا دارد. او قلم نلیس و  ریک لحظه کی بنده شود، هکلی چنان است چپ خود را چپ کا دارد.</p>	<p>برای آن که در دست هر کس متن شود و بیشتر فرق از سر و تیغ علی می‌نویسد بهر بنا بشود  بهر است طبق دستهای زرقه که با معنی است. های دستنویس روی سبزه‌های  کنه تا دست های سبزه چرخ معنای سبزه‌ها آن که است که راست و سپس  روی سبزه‌های رسمی که در حدود ۶۰ سال است سبزه‌ها را شده است و سبزه‌ها</p>
<p>مقادیر زیادی آب و املاح حاوی اکتوزیم به بی‌مانند و از املای مقاومت نسبتاً کمی  ات. لیکن یوت به بن دلالی خلعت بیشتر است. با زنی که نمی‌تواند دیگر تغییرات  و شیمی آ با زنی که یوت سبزه کند چون با مربوط بودن تغییرات که یوت مربوط است که  به سوراخ‌های چوت خود می‌کند و سبزه‌های با سبزه‌ها که می‌آورد که اگر چوت مربوط است که</p>	<p>شاید پس شده که سبزه‌ها و چپس ها چه با راست است که با سبزه‌ها در صورت است که یوت  سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها  و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها  و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها و سبزه‌ها</p>	<p>فراتر رفتن از همه چیز تا آنکه از آن ملاتر نمی‌توان وقت  پایه پایه به از راه پایه‌های شناسایی، صورت می‌گیرد  فلوئین از سه مرحله اول که حساس و مهم و خرد سفین  می‌گردد اول که حساس هنر توام با این شقیون نیست.</p>

شکل ۳-۱: چند نمونه از دست‌نوشته‌های موجود در پایگاه داده

چهار همچون تاجی از راه می رسد. فایح میان جنب! سردی و وضوت زفتان  
 هر سال مبارزه ای سخت بین این دو فصل در گام بردن با سردی و گرمی سوزن گاه  
 در این گاه همراه است اسفند ماه اوج این مبارزه است که سفید سرد و کیم بخت  
 در چهاره سوخی از سرها همچو مراد و درزدا جوانه های درختان سرسبز می آورند  
 تا پیروزی چهار را بنویسد دهند و بالافره چهار پیروزی شود

(الف)

همچون تاجی از راه می رسد. فایح میان جنب! سردی و وضوت زفتان  
 مبارزه ای سخت بین این دو فصل در گام بردن با سردی و گرمی سوزن گاه  
 همراه است اسفند ماه اوج این مبارزه است که سفید سرد و کیم بخت  
 سوخی از سرها همچو مراد و درزدا جوانه های درختان سرسبز می آورند  
 پیروزی چهار را بنویسد دهند و بالافره چهار پیروزی شود

(ب)

شکل ۳-۲: الف) یک تصویر نمونه (ب) تصویر در سطح خاکستری بصورت نرمال شده

فصل چهارم:

روش پیشنهادی

## ۴-۱- مقدمه

در اینجا به متن دستنویس به شکل یک بافت نگاه می‌کنیم با توجه به اینکه در مورد تشخیص قلم در زبان فارسی کارآیی اعمال نقاب‌های روبرتز و سوبل هر کدام به تنهایی به اثبات رسیده است [42]. ما نیز از این نقاب‌ها برای استخراج ویژگی‌های مورد نیاز در دسته‌بندی دستنوشته‌ها بهره برده‌ایم.

با توجه به ساختار خاص موجود در زبان فارسی و وجود سرکشها (مانند ک، گ) و زیرکشها (مانند چ، ج، خ)، روشهای موجود در زبان انگلیسی برای نرمال کردن و به صورت بافت درآوردن متن دستنویس، برای زبان فارسی مناسب به نظر نمی‌رسد.

در تحقیق شهابی‌نژاد و کبیر روشی برای نرمال کردن تصویر ارائه شد [39] که در ۲-۲ به آن اشاره کردیم. اما به نظر می‌رسد که فاصله خطوط و فاصله بین کلمات جزو خصوصیات دستخط اشخاص بوده و در شناسایی بر اساس متن دستنویس مفید باشد. به همین دلیل در اینجا علاوه بر نرمال‌سازی شرح داده شده، نرمال‌سازی تصویر را بر اساس روش زیر نیز انجام می‌دهیم و روشها را با هم مقایسه می‌کنیم.

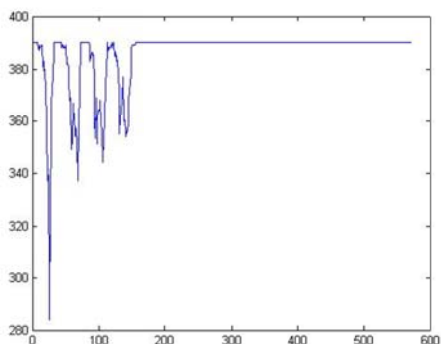
## ۴-۲- نرمال‌سازی با حفظ خصوصیات متن (تصویر خام)

در اینجا ابتدا ابعاد تصویر اصلی را که  $1124 * 1684$  است به  $390 * 544$  تغییر می‌دهیم. سپس با استفاده از الگوریتم Otsu تصویر را به صورت باینری تبدیل می‌کنیم [32]. در ادامه منحنی نمای نیم رخ افقی تصویر را محاسبه می‌کنیم و آن را با استفاده از یک فیلتر پایین گذر گوسین هموار می‌کنیم. قله‌ها و دره‌ها در این منحنی بیان‌کننده خطوط و فاصله خالی میان آنهاست. در ادامه با استفاده از عملگر گرادیان از منحنی بدست آمده مشتق می‌گیریم تا محل قله‌ها و دره‌ها را مشخص کنیم مطابق شکل ۴-۱ با این کار خطوط متن قابل شناسایی می‌شود. اما در اینجا فاصله بین خطوط را یکسان نمی‌کنیم و فقط به پر کردن تصویر خط

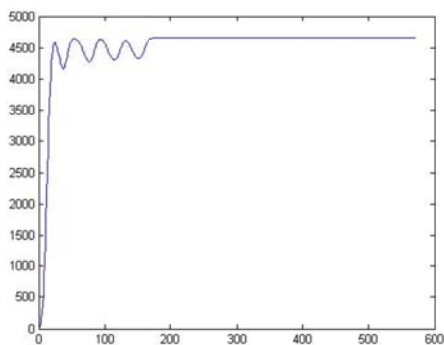
دستنوشته اکتفا می‌کنیم. به این صورت که اگر خط دستنویس از ابتدا یا انتهای تصویر فاصله دارد این فاصله را از بین برده و فاصله‌های خالی را با استفاده از خود متن پر می‌کنیم تا یک خط متن کامل داشته باشیم. در اینجا فاصله بین کلمات را جزو خصوصیات متن دستنویس فرض کرده و آن را تغییر نمی‌دهیم.

دستنویس: خطی که در تصویر دیده می‌شود، در این تصویر به صورت یک خط افقی نمایش داده شده است. این خط نشان‌دهنده فاصله بین کلمات است که در دستنویس به صورت یک خط افقی نمایش داده شده است.

(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴-۱: الف- یک نمونه تصویر ب- منحنی نیم رخ افقی ج- منحنی نیم رخ هموار شده

برای تفکیک قائل شدن بین این نرمال سازی و نرمال سازی یکنواخت اصطلاحاً به این نوع نرمال سازی، نرمال-سازی خام یا همان تصویر خام می‌گوییم. یک نمونه از تصویر نرمال شده در شکل ۴-۲ نشان داده شده است.

لسوف ابتر اچیتال سمت چپ و سبیس چیتال سمت راست  
 می‌دارد. سبیس غذا می‌خورد و در نهایت ابتر اچیتال سمت راست  
 سبیس چیتال سمت چپ خود را روی سبیس می‌گذارد. او تمام فیلسوف‌ها  
 را در نظر گرفته و تصور می‌کند چیتال سمت چپ خود را بر او گذارد

(الف) - تصویر اصلی

لسوف ابتر اچیتال سمت چپ و سبیس چیتال سمت راست  
 می‌دارد. سبیس غذا می‌خورد و در نهایت ابتر اچیتال سمت راست  
 سبیس چیتال سمت چپ خود را روی سبیس می‌گذارد. او تمام فیلسوف‌ها  
 را در نظر گرفته و تصور می‌کند چیتال سمت چپ خود را بر او گذارد

(ب) - تصویر نرمال شده خام

شکل ۴-۲: یک نمونه تصویر و تصویر نرمال شده خام



## ۳-۴- استخراج ویژگی‌ها

بعد از نرمال‌سازی تصویر نوبت به استخراج ویژگی‌ها می‌رسد. در اینجا با توجه به دیدگاه ما نسبت به تصویر متن دستنوشته که بصورت بافت به آن نگاه کردیم، به دنبال روشی برای استخراج ویژگی‌ها از این بافت هستیم که در مورد زبان فارسی مفید واقع شود. می‌خواهیم از نقابهای سوبل و روبرتز برای استخراج ویژگی‌ها استفاده کنیم [42].

روش استخراج ویژگی‌ها بصورت مرحله به مرحله در زیر آورده شده است.

۱- ابتدا کل تصویر را به بلوکهای با اندازه‌های مشخص تقسیم می‌کنیم. در یک مدل از نرمال‌سازی تصویر، فاصله بین خطوط را برای تمام تصاویر، نرمال و هم‌اندازه ساختیم (نرمال‌سازی یکنواخت). از آنجا که برای هر خط میزان ۴۵ پیکسل در نظر گرفته شد، برای اینکه بلوکهای ما بصورت مربعی شوند، سایز بلوکها را ۴۵\*۴۵ پیکسل در نظر می‌گیریم.

۲- برای هر کدام از پیکسل‌ها با توجه به عملگرهای مشتق‌گیر سوبل، گرادیان تصویر در دو جهت در راستای  $x$  و  $y$  بصورت زیر محاسبه می‌شود.

$$g(x, y) = [g_x, g_y]^T \quad 1-4$$

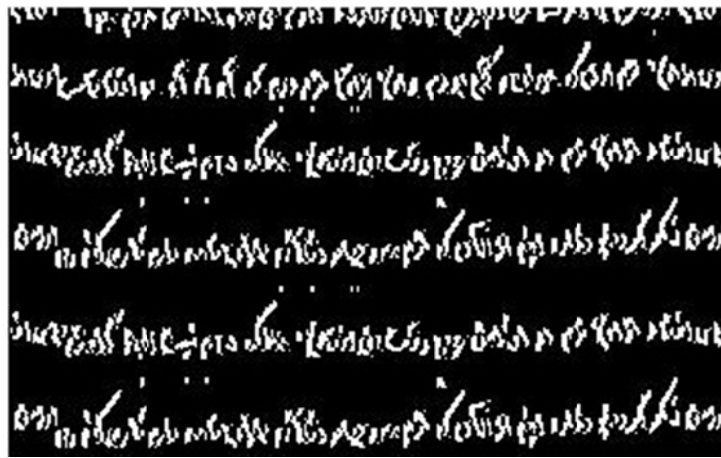
$$g_x(x, y) = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1) \quad 2-4$$

$$g_y(x, y) = f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1) \quad 3-4$$

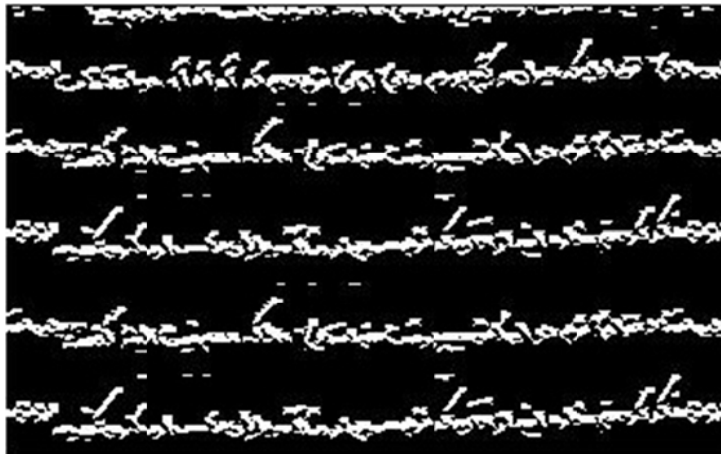
که در این رابطه تابع  $f(x,y)$  مقدار ارزش پیکسلی است که در موقعیت  $(x,y)$  قرار گرفته است. یک نمونه از خروجی تصویر که این نقاب به آن اعمال شده باشد در شکل ۳-۴ نشان داده شده است.

۱۰۰-۱۰۱. با دو مسیر به جفت رسیدن پیرامین درازد. نمود بی سمت از بی طرفی درم هم ا  
 اوست. تم اول که حیران و کج بودم و این از این تم دوم که آه آه حواسناک اوست  
 بی اعتبار تواند. تم دو ای لاس چشم و منت بی اعتباری. خلایک مهم نیست الله گذشت بی اعتبار  
 اوست مگر کردن بذاره اینم از الان که تم سوم سه چهار صفا و بیان نامه دارد کار کنم چه اوست  
 بی اعتبار تواند. تم دو ای لاس چشم و منت بی اعتباری. خلایک مهم نیست الله گذشت بی اعتبار  
 اوست مگر کردن بذاره اینم از الان که تم سوم سه چهار صفا و بیان نامه دارد کار کنم چه اوست

(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۳-۴: (الف) یک نمونه تصویر (ب) گرادیان در جهت x با اعمال نقاب سوپل  
 (ج) گرادیان در جهت y با اعمال نقاب سوپل

۳- حال با توجه به تابع  $g$  حساب شده در قسمت قبل، از روابط ۴-۴ و ۵-۴ برای محاسبه دامنه و فاز گرادیان هر پیکسل استفاده کرده تا با این کار برای هر پیکسل صرفاً دو عدد، یکی فاز و دیگری دامنه گرادیان را داشته باشیم. یک نمونه از تصویر دامنه و فاز گرادیان به همراه تصویر اصلی در شکل ۴-۴ نشان داده شده است.

$$p(x, y) = \tan^{-1}(g_y, g_x) \quad ۴-۴$$

$$A(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad ۵-۴$$

۴- با توجه به اینکه مقدار فاز محاسبه شده در بالا دارای رنج تغییرات وسیعی در بازه  $[0, 360]$  میباشد. پیدا کردن پیکسلهای دارای زاویه‌های یکسان در این حالت عملی بی‌فایده می‌باشد. به همین علت کل زوایای محاسبه شده را با ۱۶ مقدار کوانتیزه می‌کنیم. طوری که به عنوان مثال تمام زوایای  $[0, \pi/8]$  را با مقدار ۰، یا تمام مقادیر در بازه  $[\pi/8, \pi/4]$  را با مقدار  $\pi/8$  کوانتیزه می‌کنیم. با این عمل کل زوایای محاسبه شده، ارزشی معادل یکی از ۱۶ مقدار کوانتیزه مورد نظر ما را خواهند داشت.

۵- برای هر کدام از بلوکهای  $۴۵ \times ۴۵$  پیکسلی در نظر گرفته شده، با توجه به وجود ۱۶ مقدار برای زاویه، یک بردار ویژگی ۱۶ تایی بصورت زیر بدست می‌آوریم:

$$F_\theta = \sum_{x_\theta, y_\theta} A(x, y) \quad ۶-۴$$

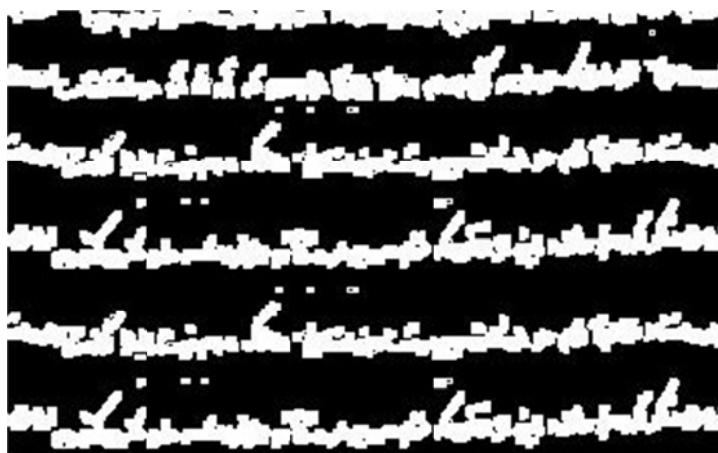
که در این رابطه  $F_\theta$  مقدار ویژگی متناظر با زاویه  $\theta$  میباشد.

$x_\theta, y_\theta$  کل پیکسلهایی هستند که زاویه آنها با هم برابر و مساوی  $\theta$  میباشد.

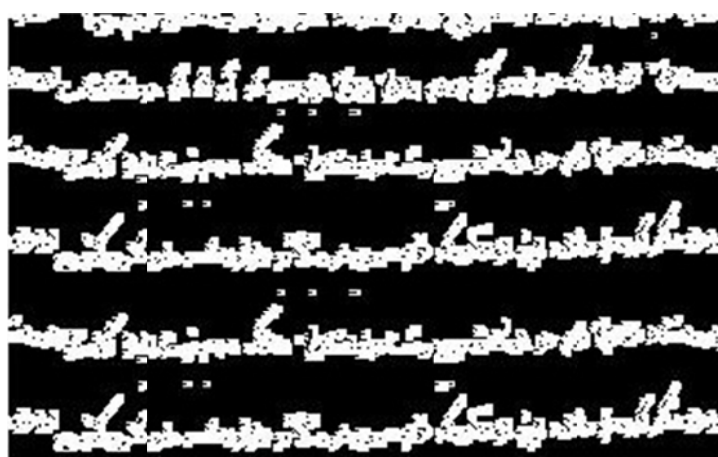
حال در این حالت ما برای هر بلوک از تصویر یک بردار ویژگی ۱۶ تایی داریم. در این روش ویژگی در تمام تصویر و در تمام جهت‌ها به خوبی استخراج می‌شود.

با ۱۰۰۰ تومان به صورت نقد به مبلغ ۱۰۰۰ تومان در روز ۱۰/۱۰/۱۰۰۰  
 اولی (الف) رقم اول که حیران و گنج جودم وانی ازاد) رقم دوم که آه آه که حواسناک اولی  
 بی ایضاً و توانی رقم دو ای لاس جیم و مت بی استانی . خلاکه مهم نیت الله گذسته بی ایضاً  
 اوزن مکر کردنم بذاره اینم از الان که رقم سه و چهار صلا آو بیان نامه دارم کار کنیم چه اوزن  
 بی ایضاً و توانی رقم دو ای لاس جیم و مت بی استانی . خلاکه مهم نیت الله گذسته بی ایضاً  
 اوزن مکر کردنم بذاره اینم از الان که رقم سه و چهار صلا آو بیان نامه دارم کار کنیم چه اوزن

(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴-۴: الف) یک نمونه تصویر نرمال شده (ب) دامنه گرادیان تصویر با اعمال نقاب سوپل

(ج) فاز گرادیان تصویر با اعمال نقاب سوپل

عملگری که برای گرادیان تصویر مورد استفاده قرار گرفت نقاب سوبل بود. الزامی بر اینکه صرفاً برای گرادیان تصویر از این عملگر استفاده شود وجود ندارد، برای نشان دادن این موضوع از نقاب روبرتز نیز به عنوان عملگر گرادیان استفاده شده است که نتایج آن قابل تامل می‌باشد.

#### ۴-۴- نقاب روبرتز

برای استخراج ویژگی‌ها با استفاده از نقاب روبرتز از رابطه (۷-۴ و ۸-۴) که برای گرادیان تصویر در جهت-های  $x$  و  $y$  است استفاده می‌کنیم:

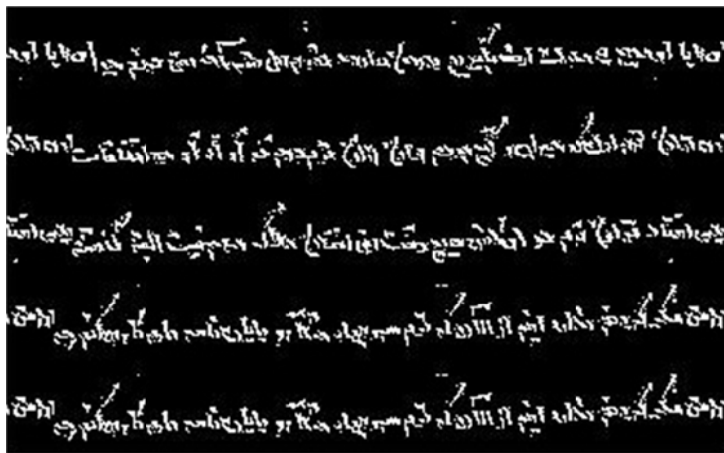
$$g_x(x, y) = f(x, y) - f(x+1, y+1) \quad ۷-۴$$

$$g_y(x, y) = f(x+1, y) - f(x, y+1) \quad ۸-۴$$

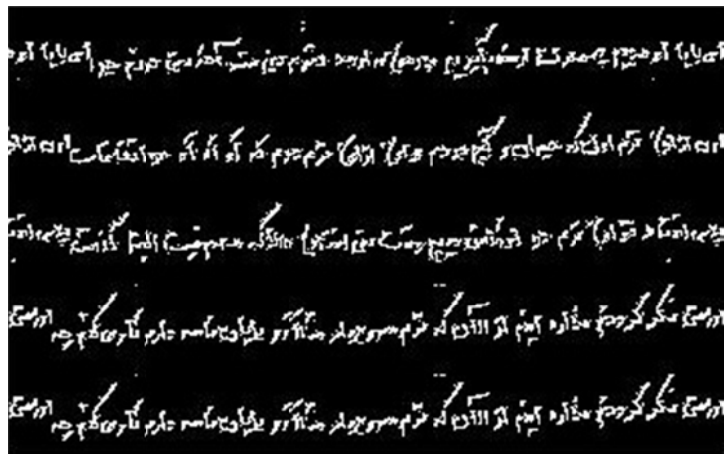
نتیجه اعمال این عملگر به تصویر در هر دو جهت  $x$  و  $y$  در شکل ۴-۵ نشان داده شده است. تفاوت نقابهای سوبل و روبرتز در استفاده از تعداد همسایگی‌های در نظر گرفته شده در آشکارسازی جهتها است، که در نقاب سوبل از تعداد همسایگی‌های بیشتری استفاده می‌کنیم. بقیه مراحل استخراج ویژگی برای نقاب روبرتز مشابه نقاب سوبل می‌باشد. یک نمونه از تصویر خروجی دامنه و فاز گرادیان برای نقاب روبرتز به همراه تصویر اصلی نرمال شده خام در شکل ۴-۶ نشان داده شده است. میتوان از هرکدام از روشهای سوبل یا روبرتز استفاده کرد همچنین می‌توان از ترکیب آنها نیز بهره برد که هر سه حالت را مورد بررسی قرار داده و نتایج آنها را مقایسه می‌کنیم. قبل از به‌کارگیری این نقابها و استخراج ویژگی‌ها از متن دستنوشته باید به این نکته توجه داشت که این نقابها و در واقع این روش (SRF) بر روی تصاویر با سطوح خاکستری اعمال می‌شود نه تصاویر باینری. با توجه به این موضوع و در نظر گرفتن اینکه تا به حال دو نوع نرمال‌سازی بر روی تصاویر باینری انجام داده‌ایم احتیاج به دو نوع نرمال‌سازی دیگر برای تصاویر داریم که بر روی تصاویر با سطوح خاکستری انجام میشود.

الف) با دو مسیر به صورت (تصویر) درازد. نمود بی سمت و جهت در هم می آید.  
 این (الف) تره اول که جریان و گنج جودم وانی از این تره دوم که آه آه حواصفاک اوتون  
 بی ایستاد تواند تره دو ایستاد هیچ وقت بی استای. حال که مهم نیت الله گذشت بی ایستاد  
 اوزن مگر کردن مذاره اینم از آآن که تره سه و چهار صلا و بیان نامه دارم کار کنم چه اوزن  
 بی ایستاد تواند تره دو ایستاد هیچ وقت بی استای. حال که مهم نیت الله گذشت بی ایستاد  
 اوزن مگر کردن مذاره اینم از آآن که تره سه و چهار صلا و بیان نامه دارم کار کنم چه اوزن

(الف)



(ب)

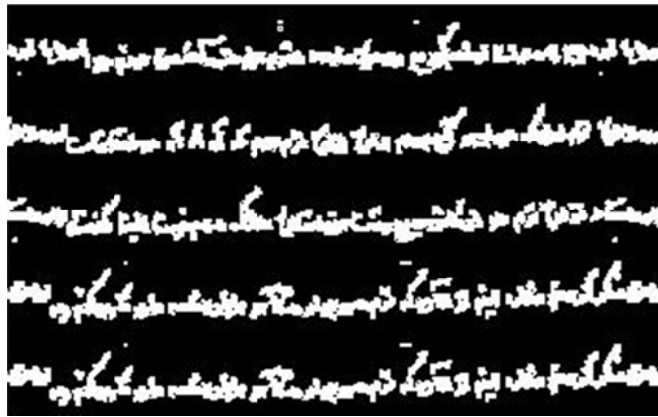


(ج)

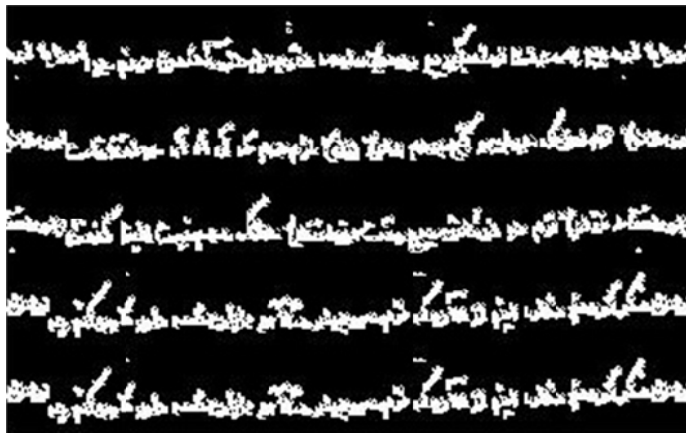
شکل ۴-۵: الف) یک نمونه تصویر نرمال شده خام (ب) گرادیان در راستای X با اعمال نقاب روبرتز  
 (ج) گرادیان در راستای Y با اعمال نقاب روبرتز

این با دو تصویر مختلف از سد بلیغی در اوج دارد. تصور می‌کنیم که این تصویر در حین  
 اوج دارد. مردم آن که حیران و گریخته بودند و این از آن مردمی که آن آه‌ها خوانند و آن  
 بی‌عیان و توانا. مردم در این صحنه و صفت بی‌انتها: حلال که مهم نیست الله گذشته بی‌عیان  
 از آن مگر کردند. بذاره اینم از آن که مردم سه و چهار صفا رو بیان نامه دارم کار کنم چه از آن  
 بی‌عیان و توانا. مردم در این صحنه و صفت بی‌انتها: حلال که مهم نیست الله گذشته بی‌عیان  
 از آن مگر کردند. بذاره اینم از آن که مردم سه و چهار صفا رو بیان نامه دارم کار کنم چه از آن

(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴-۶: الف) یک نمونه تصویر نرمال شده خام (ب) دامنه گرادیان تصویر با اعمال نقاب روبرتز

ج) فاز گرادیان تصویر با اعمال نقاب روبرتز

## ۴-۵- نرمال سازی یکنواخت در سطح تصویر خاکستری

در اینجا مطابق با روش نرمال سازی یکنواخت، منحنی نمای نیمرخ افقی تصویر را برای سطح خاکستری [43] محاسبه می کنیم. سپس با یک فیلتر پایین گذر گوسین آن را فیلتر می کنیم. در ادامه از عملگر گرادیان برای تعیین محل قله ها و دره ها استفاده می کنیم و خطوط متن را آشکار می نماییم.

پس از آشکار سازی خطوط مطابق با نرمال سازی تصویر باینری، برای هر خط ۴۵ پیکسل در نظر می گیریم که در صورت کم بودن عرض خط، به آن سطرها با ارزش کامل، یعنی ۲۵۵ اضافه می کنیم تا عرض تصویر به ۴۵ پیکسل برسد. سپس برای هر کدام از خطوط آشکار شده در مرحله قبل منحنی نیمرخ تصویر را پیدا کرده و اقدام به نرمال سازی فاصله های بین کلمات می کنیم. در اینجا هم مطابق تصویر باینری فاصله های بیشتر از ۵ پیکسل را به عنوان فاصله بین کلمات در نظر گرفته و آنها را با ۵ پیکسل نرمال می کنیم. فاصله های کمتر از ۵ پیکسل را به عنوان فاصله بین حروف در یک کلمه فرض می کنیم و آنها را تغییر نمی دهیم. نمونه ای از تصویر نرمال شده یکنواخت در سطح خاکستری در شکل ۴-۷ نشان داده شده است.

## ۴-۶- نرمال سازی با حفظ خصوصیات متن در سطح تصویر خاکستری (تصویر

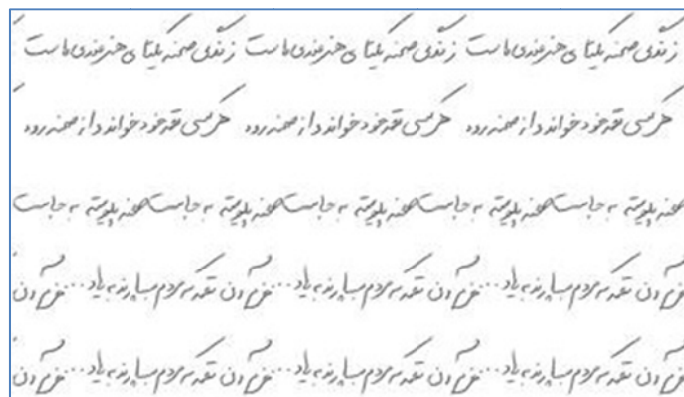
خام)

مطابق آنچه برای نرمال سازی یکنواخت تصاویر در سطح خاکستری در بخش قبل توضیح داده شد، تمام مراحل نرمال سازی با حفظ خصوصیات دستنوشته که برای تصویر باینری به کار رفت برای تصویر با سطح خاکستری نیز به کار میرود که یک نمونه از این نوع نرمال سازی در شکل ۴-۸ آورده شده است.





(الف)



(ب)

شکل ۴-۷: الف) تصویر با سطح خاکستری (ب) تصویر نرمال شده یکنواخت در سطح خاکستری

چهار معجون ناشی از راء بر سرد، فایح میان جنب! سردی و خشک زفتان  
 هر سال مبارزه ای سخت بین این دو فصل درگاه برکت با سرد و گرم سوزن گاه  
 در این گاه همراه است اسفند ماه اوج این مبارزه است بصفه سرد و یب بگندم  
 سوجن از سرما هجده مراد و در نزد حیوانه های درختان سبزیها آفریند  
 تا پیوسته چهار رانند دهند و بالافره چهار پیوسته شود

(الف)

معجون ناشی از راء بر سرد، فایح میان جنب! سردی و خشک زفتان  
 مبارزه ای سخت بین این دو فصل درگاه برکت با سرد و گرم سوزن گاه  
 همراه است اسفند ماه اوج این مبارزه است بصفه سرد و یب بگندم  
 سوجن از سرما هجده مراد و در نزد حیوانه های درختان سبزیها آفریند  
 تا پیوسته چهار رانند دهند و بالافره چهار پیوسته شود

(ب)

شکل ۴-۸: الف) یک تصویر نمونه (ب) تصویر در سطح خاکستری بصورت نرمال شده خام

حال با این دو نوع نرمال‌سازی برای تصاویر در سطوح خاکستری و دو نوع نرمال‌سازی در سطح تصاویر باینری ۴ سری تصویر داریم. چون روشهای مد نظر برای استخراج ویژگی‌ها شامل چندین روش نقاب سوپل، نقاب روبرتز، فیلترهای گابور در سطح کل متن و فیلترهای گابور به صورت محلی می‌باشد، و با توجه به اینکه در این تحقیق، دو حالت مختلف برای کلاسه‌بندی شامل نزدیکترین همسایگی و شبکه‌های عصبی، و همچنین یک نمونه خوشه‌بندی به روش k-means را در نظر گرفته‌ایم. در مجموع تعداد آزمایشهای زیادی انجام شده که تمرکز ما بر روی آزمایش‌هایی است که نتایج بهتری دارند.

#### ۴-۷- ویژگی‌های استخراج شده

در این بخش به توضیح کامل ویژگی‌های استخراج شده خواهیم پرداخت و در مورد تعداد آنها بحث می‌کنیم.

۱- استفاده از فیلتر گابور در داده‌های نرمال یکنواخت:

سایز تصویر اصلی  $1748 * 2480$  می‌باشد. در ابتدا سایز تصویر را به  $390 * 570$  تغییر می‌دهیم. بعد از نرمال‌سازی سایز تصویر به  $390 * 225$  تغییر می‌کند.

تصویر نرمال شده نهایی، از فیلترهای گابور که دارای ۳ مقدار  $\lambda = 2.8, 4.2, 5.6$  می‌باشند و ۸ جهت را جاروب می‌کنند، عبور داده می‌شود. سپس از ۵ گشتاور مطابق آنچه در فصل دوم شرح داده شد، عبور داده می‌شوند. و در نهایت ۱۲۰ ویژگی برای یک تصویر بدست می‌آوریم.

۲- استفاده از فیلتر گابور در داده‌های نرمال یکنواخت به صورت محلی:

مراحل نرمال‌سازی تصویر و استخراج ویژگی مطابق قسمت قبل می‌باشد اما به نظر می‌رسد وقتی فیلتر گابور به کل متن اعمال می‌شود و ویژگی‌ها از کل متن استخراج می‌شود، بسیاری از خصوصیات محلی نادیده گرفته می‌شوند. به همین دلیل در این بخش، با توجه به اینکه برای هر خط از دست‌نوشته عرضی برابر با ۴۵

پیکسل در نظر گرفتیم، طول دستنوشته را برابر با ۳۶۰ پیکسل در نظر می‌گیریم تا با این کار کل تصویر را به بلوکهای ۴۵\*۴۵ پیکسلی تقسیم کنیم. در واقع هر خط از دستنوشته به ۸ قسمت تقسیم می‌شود و در مجموع کل تصویر به ۴۰ بلوک مربعی ۴۵\*۴۵ پیکسلی تجزیه می‌شود.

حال گشتاورهای مورد نظر و تابع تانژانت هایپربولیک مطابق با آنچه در ۱-۱۳ گفته شد، به بلوکهای استخراج شده اعمال می‌شود. با این کار از هر بلوک از تصویر ۱۲۰ ویژگی استخراج میشود که در مجموع برای کل تصویر ۴۸۰۰ ویژگی بدست می‌آید. در صورت نیاز می‌توان با الگوریتم‌های کاهش ابعاد مثل PCA تعداد آنها را کاهش داد.

۳- استفاده از فیلتر گابور در داده‌های خام:

تفاوت این قسمت با استفاده از فیلترهای گابور در داده‌های یکنواخت، تنها در تصویر نهایی است که فیلتر گابور به آن اعمال می‌شود که در اینجا نیز تعداد ویژگی‌های بدست آمده از هر تصویر برابر با ۱۲۰ ویژگی می‌باشد.

۴- استفاده از نقاب سوپل با داده‌های نرمال یکنواخت:

در این بخش با توجه به توضیحات ابتدای فصل در مورد نحوه بکارگیری این نقاب و استخراج ویژگی‌ها، در ابتدا سایز تصویر اصلی را به ۵۷۰\*۳۶۰ تغییر می‌دهیم باز هم چون در این نوع نرمال‌سازی برای هر خط، عرضی برابر با ۴۵ پیکسل در نظر گرفتیم، هر خط از متن تصویر را نیز به ۸ قسمت ۴۵ پیکسلی تجزیه می‌کنیم. چون کل تصویر نهایی بعد از نرمال‌سازی ابعادی برابر با ۲۲۵\*۳۶۰ پیکسل دارد، پس کل تصویر به ۴۰ قسمت تقسیم می‌شود. برای هر قسمت یک بردار ویژگی ۱۶ تایی تعریف می‌شود. در مجموع برای هر تصویر ۶۴۰ ویژگی بدست می‌آوریم.

۵- استفاده از نقاب سوبل با استفاده از داده خام:

در این حالت نیز مطابق قسمت قبل عمل می‌کنیم، با این تفاوت که در این بخش، تصاویر سطوح خاکستری از لحاظ فاصله بین خطوط و فاصله بین کلمات تغییری نکرده‌اند.

در این نوع نرمال‌سازی چون فاصله بین خطوط را با ۴۵ پیکسل نرمال نکردیم ابعاد تصویر نهایی برابر با ۱۸۰\*۳۶۰ در نظر گرفته می‌شود.

با این احتساب، و اینکه بلوکهای تصویر را ۴۵\*۴۵ پیکسل در نظر گرفته بودیم، کل تصویر به ۳۲ بلوک مجزا تجزیه می‌شود و چون برای هر بلوک ۱۶ ویژگی مستقل تعریف کرده بودیم؛ در مجموع برای هر تصویر، یک بردار ویژگی ۵۱۲ تایی بدست می‌آید.

۶- استفاده از نقاب روبرتز با داده‌های نرمال یکنواخت:

در این بخش با توجه به توضیحات ابتدای فصل در مورد نحوه بکارگیری این نقاب و استخراج ویژگی‌ها، کاملاً مشابه با نقاب سوبل، کل تصویر به ۴۰ قسمت تبدیل می‌شود برای هر قسمت یک بردار ویژگی ۱۶ تایی تعریف می‌شود که با این احتساب در مجموع برای هر تصویر ۶۴۰ ویژگی بدست می‌آوریم

۷- استفاده از نقاب روبرتز با استفاده از داده خام:

بطور مشابه مطابق با آنچه در مورد استفاده از نقاب سوبل در مورد تصویر خام گفته شد، در این بخش نیز، کل تصویر نهایی با ابعاد ۱۸۰\*۳۶۰ را به ۳۲ بلوک مستقل و بدون همپوشانی تجزیه می‌کنیم که با این کار بردارهای ویژگی نهایی ۵۱۲ تایی خواهیم داشت.

## ۴-۸-آزمایش‌های انجام شده

در این قسمت، با توجه به مشخص شدن روشهای استخراج ویژگی، دو نوع کلاسه‌بندی شبکه‌های عصبی و نزدیکترین همسایگی را برای کلاسه‌بندی داده‌های بدست آمده انتخاب می‌کنیم. همچنین با استفاده از K-means clustering داده‌ها را خوشه‌بندی می‌کنیم، چرا که در این نوع خوشه‌بندی با توجه به اینکه از قبل مشخص نیست که هر داده به کدام کلاس تعلق دارد، این نوع کلاسه‌بندی می‌تواند به نوعی نشان دهنده نزدیکی و شباهت داده‌ها به هم باشد. در ادامه نتایج بدست آمده از این دو نوع کلاسه‌بندی را با هم مقایسه می‌کنیم.

برای اطمینان از جوابهای بدست آمده برای هر یک از دسته ویژگی‌های استخراج شده کلاسه‌بندی و آموزش و تست سیستم را ۱۰ مرتبه انجام می‌دهیم برای هر بار انجام آزمایش یک درصد خطا محاسبه می‌کنیم و در نهایت از درصد خطای این ۱۰ مرتبه انجام آزمایش، میانگین می‌گیریم.

## ۴-۹- شبکه‌های عصبی

### ۴-۹-۱- کلیاتی در مورد شبکه‌های عصبی [44]

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN: Artificial Neural Networks)، در واقع از ساختار درهم و توده‌ای مغز پستانداران الهام گرفته شده است. که در آن میلیون‌ها سلول عصبی (نورون) از طریق ارتباطاتی که با یکدیگر دارند (سیناپس‌ها)، به حل مسائل یا ذخیره‌سازی اطلاعات می‌پردازند. این شبکه‌ها مجموعه‌ای از مدل‌های متفاوتند که توسط ریاضیدانان و مهندسين برای شبیه‌سازی بخشی از عملکرد مغز پیشنهاد شده‌اند. ساختار اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس دو جزء اصلی گره‌ها (نورون‌ها) و ارتباطات وزن‌دار (سیناپس‌ها) می‌باشد (شکل ۴-۹).

یادگیری در سیستم‌های طبیعی به صورت تطبیقی اتفاق می‌افتد. بدین معنی که در اثر یادگیری، در سیناپس‌ها تغییراتی رخ می‌دهد. عین همین مسئله نیز در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز صادق است. در این شبکه‌ها یادگیری از طریق مثال انجام می‌شود.<sup>۶</sup> بدین معنی که اغلب (و نه همواره) مجموعه‌ای از ورودی و خروجی‌های درست به شبکه عصبی داده می‌شود و شبکه عصبی با استفاده از این مثال‌ها، وزن ارتباطات خود را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که در صورت دادن ورودی‌های جدید، پاسخ‌های درستی را تولید کند. در واقع دانش شبکه عصبی در وزن ارتباطات آن ذخیره می‌شود.

شبکه‌های عصبی از دهه ۵۰ شناخته شده بودند. اما تنها در اواسط دهه ۸۰ بود که الگوریتم‌ها و روش‌های مربوط به این شبکه‌های عصبی مصنوعی به درجه‌ای از پیشرفت رسید که در حل مسائل واقعی از آنها استفاده شد.

امروزه شبکه‌های عصبی در کاربردهای مختلفی نظیر مسائل تشخیص الگو<sup>۷</sup> که خود شامل مسائلی مانند تشخیص خط<sup>۸</sup>، شناسایی گفتار<sup>۹</sup>، پردازش تصویر و مسائلی از این دست می‌شود و نیز مسائل دسته‌بندی مانند دسته‌بندی متون و یا تصاویر، به کار می‌روند. در کنترل یا مدل‌سازی سیستم‌هایی که ساختار داخلی ناشناخته یا بسیار پیچیده‌ای دارند نیز به صورت روزافزون از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. به عنوان مثال می‌توان در کنترل ورودی یک موتور از یک ANN استفاده نمود که در این صورت شبکه عصبی، خود تابع کنترل را یاد خواهد گرفت.

مزیت اصلی استفاده از شبکه عصبی در هر یک از مسائل فوق قابلیت فوق‌العاده شبکه عصبی در یادگیری و نیز پایداری شبکه عصبی در مقابل اغتشاشات ناچیز ورودی است. به عنوان مثال اگر از روش‌های عادی برای

---

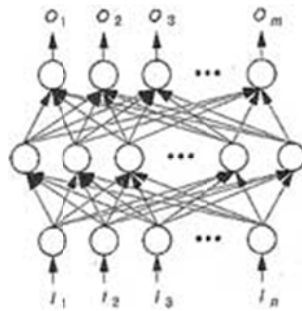
<sup>۶</sup>Learning By Example

<sup>۷</sup>Pattern Recognition

<sup>۸</sup>Character Recognition

<sup>۹</sup>Speech Recognition

تشخیص دست‌خط یک انسان استفاده کنیم ممکن است در اثر کمی لرزش دست این روش‌ها به تشخیص غلطی برسند در حالی که یک شبکه عصبی که به صورت مناسب آموزش داده شده است حتی در صورت چنین اغتشاشی نیز به پاسخ درست خواهد رسید.



شکل ۴-۹: بلوک دیاگرام یک شبکه عصبی

به صورت خلاصه می‌توان گفت که شبکه‌های عصبی در حل سه گروه از مسائل بیشترین کاربرد را یافته‌اند: مسائلی که دارای راه حل الگوریتمیک نیستند، مسائلی که راه حل الگوریتمیک بسیار پیچیده‌ای دارند و نیز مسائلی که انسان در حل آنها موفقتر از ماشین عمل می‌کند.

در حال حاضر تعداد بسیار زیادی از انواع مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارند که به صورت خلاصه عبارتند از: شبکه‌های پرسپترون چند لایه<sup>۱۰</sup>، کوهونن، هاپفیلد... که این شبکه‌ها نیز خود با روش‌های مختلفی آموزش می‌بینند مانند روش پس‌خورد خطا<sup>۱۱</sup>.

می‌توان شبکه‌های عصبی را بر اساس شیوه پردازش اطلاعات در آنها، به دو گروه اصلی شبکه‌های Feed Forward و نیز شبکه‌های Recurrent (که در آنها از فیدبک خروجی استفاده شده است) تقسیم کرد.

<sup>۱۰</sup>Multi Layer Perceptron

<sup>۱۱</sup>Error Back propagation



نوع یادگیری در این شبکه‌ها نیز می‌تواند یک معیار برای دسته‌بندی آنها باشد. یادگیری در برخی از این شبکه‌ها با نظارت<sup>۱۲</sup> می‌باشد و در برخی دیگر به صورت متکی به خود<sup>۱۳</sup>.

#### ۴-۹-۲- استفاده از شبکه‌های عصبی برای کلاسه‌بندی

در کلیه آزمایش‌هایی که در این بخش، برای کلاسه‌بندی داده‌ها انجام می‌دهیم، تعداد نرون‌های لایه‌های میانی، با توجه به تعداد ویژگی‌ها، و از روش آزمون و خطا محاسبه می‌شوند.

در این آزمایش‌ها داده‌ها به صورت تصادفی چیده شده‌اند. به همین دلیل احتمالاً تعداد داده‌های آموزشی و تست برای هر کلاس با کلاس دیگر متفاوت است. این عمل برای بالا بردن توانایی شبکه در کلاسه‌بندی داده‌ها انجام شده است.

از تعداد کل ۵۰۰ بردار ویژگی موجود، برای تمام آزمایش‌ها، ۷۵٪ کل داده برای آموزش و ۲۵٪ برای تست سیستم در نظر گرفته شده است. و همانطور که گفته شد برای دقیق‌تر بودن نتایج، هر کدام از آزمایش‌ها ۱۰ مرتبه انجام می‌شود. و برای هر بار انجام آزمایش، درصد خطای کلاسه‌بندی محاسبه و از ۱۰ بار خطای کلاسه‌بندی میانگین‌گیری می‌شود.

---

<sup>12</sup>Supervised  
<sup>13</sup>SelfOrganizing

۱- استفاده از شبکه عصبی در ویژگی‌های خروجی فیلتر گابور با داده خام:

در این حالت تعداد ویژگی‌ها ۱۲۰ ویژگی بوده و با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی کلاسه‌بندی آنرا آزمایش می‌کنیم.

جدول ۴-۱: کلاسه‌بندی برای خروجی فیلتر گابور با داده‌های خام

	درصد خطا با ۳۰ نرون در لایه میانی	درصد خطا با ۲۰ نرون در لایه میانی
۱	۲۲.۵	۱۸.۷۵
۲	۲۸.۲۵	۱۱.۲۵
۳	۲۵.۵	۱۵.۷۵
۴	۲۵.۲۵	۲۶.۵
۵	۱۸.۵	۱۶.۲۵
۶	۳۱	۱۶.۲۵
۷	۲۰.۷۵	۲۰.۲۵
۸	۱۸	۱۶
۹	۲۸.۷۵	۱۵.۵
۱۰	۲۵.۵	۱۵.۷۵
میانگین	۲۴.۴	۱۷.۲۵

۲- استفاده از شبکه عصبی در ویژگی‌های خروجی از فیلتر گابور با داده نرمال یکنواخت:

در این حالت نیز مشابه با حالت قبل باز هم تعداد ویژگی‌ها برابر با ۱۲۰ می‌باشد و با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی نتایج کلاسه‌بندی را آزمایش می‌کنیم.

جدول ۴-۲: کلاسه‌بندی برای خروجی فیلتر گابور با داده‌های نرمال یکنواخت

	درصد خطا با ۳۰ نرون در لایه میانی	درصد خطا با ۲۰ نرون در لایه میانی
۱	۲۸	۴.۷۵
۲	۲۳.۷۵	۵۷.۵
۳	۲۴.۷۵	۱۵.۷۵
۴	۲۳.۲۵	۱۴.۲۵
۵	۲۲.۷۵	۲۲.۷۵
۶	۲۵.۲۵	۲۸
۷	۳۴.۵	۳
۸	۳۰.۷۵	۱۵.۷۵
۹	۲۵.۲۵	۲۱
۱۰	۲۳.۵	۸.۵
میانگین	۲۶.۱۸	۱۹.۱۲۵

۳- ویژگی‌های خروجی از نقاب روبرتز با داده‌های نرمال یکنواخت.

در این حالت تعداد ویژگی‌ها برابر با ۶۴۰ ویژگی می‌باشد که با تعداد لایه‌های میانی مختلف نتایج کلاسه-بندی آنرا بررسی می‌کنیم. در اینجا با توجه به زیاد شدن ابعاد بردار ویژگی، برای بالا بردن کارایی شبکه، تعداد نرون‌ها باید نسبت به حالت قبل افزایش یابد. این امر سرعت کلاسه‌بندی را قدری کاهش داده، اما در بهبود نتایج تاثیر چشمگیری دارد.

جدول ۴-۳: کلاسه‌بندی برای خروجی نقاب روبرتز با داده‌های نرمال یکنواخت

	درصد خطا با ۶۰ نرون در لایه میانی	درصد خطا با ۵۰ نرون در لایه میانی
۱	۱۳.۵	۶.۷۵
۲	۸.۵	۲۱.۵
۳	۲۹	۱۱.۲۵
۴	۱۶	۲۱
۵	۶.۷۵	۵۳.۵
۶	۸.۲۵	۱۳.۷۵
۷	۰.۷۵	۶.۵
۸	۲۷.۷۵	۳۰.۵
۹	۱۴	۱۵
۱۰	۶.۵	۲۸
میانگین	۱۳.۱	۲۰.۸

۴- ویژگی‌های خروجی از نقاب روبرتز با داده‌های خام.

در این حالت تعداد ویژگی‌ها برابر با ۵۱۲ ویژگی می‌باشد که با تعداد نروهای مختلف در لایه میانی نتایج کلاسه‌بندی آنرا بررسی می‌کنیم. در این حالت نیز با توجه به بیشتر بودن ابعاد بردار ویژگی نسبت به خروجی فیلتر گابور، تعداد نرون‌های لایه میانی افزایش یافته است.

جدول ۴-۴: کلاسه‌بندی برای خروجی نقاب روبرتز با داده‌های خام

	درصد خطا با ۵۰ نرون در لایه میانی	درصد خطا با ۶۰ نرون در لایه میانی
۱	۱۸	۳۲.۵
۲	۱۱.۲۵	۲۵.۵
۳	۸	۶۵.۲۵
۴	۲۵.۷۵	۳۳
۵	۸.۲۵	۱۱
۶	۱۳.۷۵	۴۲.۵
۷	۸.۷۵	۵۳
۸	۳۲.۷۵	۶
۹	۱.۵	۵.۷۵
۱۰	۵.۲۵	۱۵.۷۵
میانگین	۱۳.۳۲۵	۲۹.۰۵

۵- ویژگی‌های خروجی از نقاب سوپل با داده‌های نرمال.

در این حالت تعداد ویژگی‌ها برابر با ۶۴۰ ویژگی می‌باشد که با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی نتایج کلاسه‌بندی آنرا بررسی می‌کنیم.

جدول ۴-۵: کلاسه‌بندی برای خروجی نقاب سوپل با داده‌های نرمال یکنواخت

	درصد خطا با ۵۰ نرون در لایه میانی	درصد خطا با ۶۰ نرون در لایه میانی
۱	۶	۹.۲۵
۲	۴	۱۳.۷۵
۳	۴.۷۵	۷.۲۵
۴	۱۰	۹.۲۵
۵	۴.۲۵	۴.۲۵
۶	۷.۷۵	۴
۷	۲۸	۸.۵
۸	۶.۵	۳۸
۹	۳۲	۳.۲۵
۱۰	۱۹	۲۴.۲۵
میانگین	۱۲.۲۲۵	۱۲.۱۷۵

۶- ویژگی‌های خروجی از نقاب سوپل با داده‌های خام:

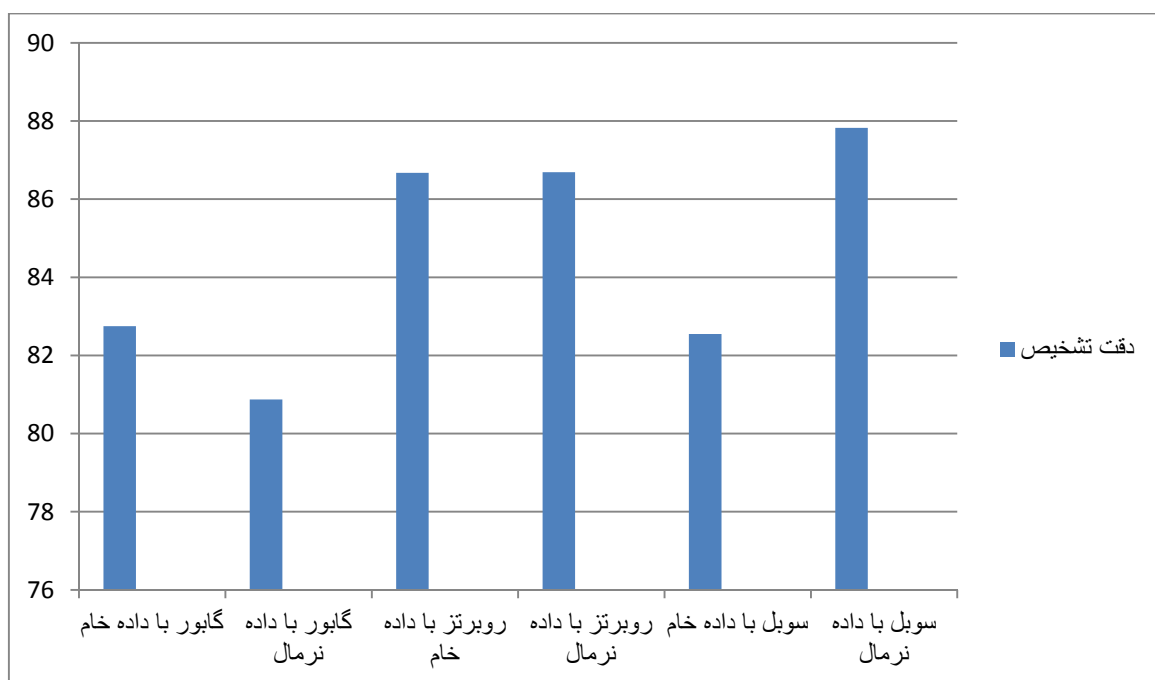
در این حالت تعداد ویژگی‌ها برابر با ۵۱۲ ویژگی می‌باشد که با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی نتایج کلاسه‌بندی آنرا بررسی می‌کنیم.

جدول ۴-۶: کلاسه‌بندی برای خروجی نقاب سوپل با داده‌های خام

	درصد خطا با ۶۰ نرون در لایه میانی	درصد خطا با ۵۰ نرون در لایه میانی
۱	۳۲.۵	۵.۷۵
۲	۸	۷.۷۵
۳	۳۳.۲۵	۱۸
۴	۲۶.۵	۷.۷۵
۵	۸.۲۵	۵۰.۲۵
۶	۱۳	۲۴
۷	۱۰.۷۵	۱۸.۷۵
۸	۱۰.۲۵	۱۳.۵
۹	۵.۲۵	۲۸.۵
۱۰	۱۷.۵	۵.۵
میانگین	۱۷.۴۵	۱۷.۹۷۵

نتایج به دست آمده از کلاسه‌بندی داده‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی در نمودار شکل ۴-۱۰ برای مقایسه بهتر آورده شده است. و همانطور که از نمودار نیز مشخص است، نتایج در روش SRF از فیلتر گابور بهتر بوده است.

همانطور که از نتایج رسم شده در نمودار مشخص است، تغییر در پیش پردازش تصاویر، که در دو نوع اصلی نرمال‌سازی ایجاد شد، تاثیر چندانی در نتایج به همراه نداشت. به نظر می‌رسد علت آن آنالیز بافت باشد. چرا که، همانطور که فاصله خطوط و کلمات از لحاظ دیداری، یک پارامتر مهم برای انسانها در تشخیص نویسنده است، ایجاد یک بافت منظم و یکنواخت نیز برای ماشین، تاثیرات زیادی دارد. به نظر می‌رسد ایجاد این بافت منظم با ثابت نگه داشتن برخی خصوصیات نوشتاری هم ارزش هستند.



شکل ۴-۱۰: نمودار مقایسه کلاسه‌بندی داده‌ها با شبکه عصبی

تا اینجا برای کلاسه‌بندی ویژگی‌های خروجی از نقابهای سویل و روبرتز با توجه به روش SRF و همچنین از فیلتر گابور که بر روی کل تصویر، چه تصاویر نرمال شده یکنواخت و چه تصاویر نرمال شده خام، از شبکه-



های عصبی استفاده کردیم. چرا که تعداد ویژگی‌ها برای این روشها قابل قبول بود. اما برای ویژگی‌هایی که از اعمال فیلتر گابور به تصویر، و استخراج ویژگی‌ها از بلوکهای مجزای تصویر صورت گرفت، با توجه به اینکه برای هر خط ۴۵ پیکسل در نظر گرفتیم و طول هر خط را برابر ۳۶۰ پیکسل قرار دادیم هر خط از متن دستنوشته را به ۸ قسمت ۴۵ پیکسلی تقسیم کردیم. در مجموع کل تصویر به ۴۰ بلوک مجزا تقسیم شد که برای هر بلوک بعد از اعمال گشتاورها ۱۲۰ ویژگی استخراج گردید. در مجموع تعداد کل ویژگی‌ها برابر با ۴۸۰۰ ویژگی شد. کلاسه‌بندی این تعداد ویژگی با استفاده از شبکه‌های عصبی قابل توجیه نبوده و حتی در صورت کاهش تعداد ویژگی‌ها با استفاده از الگوریتم‌های موجود مانند PCA، باز هم نتایج قابل قبولی حاصل نمیشود.

#### ۴-۱۰- K-means clustering

#### ۴-۱۰-۱- کلیاتی در مورد K-means clustering [45]

K-means clustering، یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت است. این الگوریتم از یک شیوه ساده برای دسته‌بندی یک مجموعه داده در یک تعداد از پیش مشخص شده (k) -خوشه، استفاده می‌کند. ایده اصلی، تعریف k مرکز برای هر یک از کلاسترها می‌باشد. این مراکز بایستی با دقت زیاد انتخاب شوند، زیرا مراکز مختلف، نتایج مختلف را به وجود می‌آورند.

بنابراین بهترین انتخاب، قرار دادن آنها (مراکز) در فاصله هر چه بیشتر از یکدیگر می‌باشد. قدم بعدی تخصیص هر الگو به نزدیک‌ترین مرکز می‌باشد. وقتی تمامی نقاط به مراکز موجود تخصیص داده شدند، مرحله اول تکمیل شده است و یک گروه‌بندی اولیه انجام شده است. در این مرحله نیاز داریم که k مرکز جدید برای کلاسترهای مرحله قبل محاسبه کنیم. بعد از تعیین k مرکز جدید، مجدداً داده‌ها را به مراکز مناسب تخصیص می‌دهیم. این مراحل را آنقدر تکرار می‌کنیم تا دیگر مراکز جابه‌جا نشوند.

آنچه در این خوشه‌بندی انجام می‌شود قدم به قدم در زیر آورده شده است:

۱- مشخص کردن مراکز این نقاط که معرفی‌کننده مراکز گروه‌های اولیه می‌باشند.

۲- تخصیص هر الگو به گروهی که نزدیکترین مرکز به الگوی مربوطه را دارد.

۳- وقتی که تمام الگوها تخصیص داده شدند، موقعیت  $k$  مرکز دوباره محاسبه می‌شود.

۴- مراحل ۲ و ۳ آنقدر تکرار می‌شوند تا مراکز دیگر جابه‌جا نشوند.

این الگوریتم تلاش می‌کند که یک تابع هدف (Objective Function) را که تابع Squared error می‌باشد، مینیمم کند.

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad ۸-۴$$

که در این رابطه؛ فاصله، یک معیار فاصله بین نقاط داده و مرکز کلاستر می‌باشد. و  $J$  مشخص‌کننده فاصله  $n$  نقطه داده از مراکز کلاستر مربوطه‌شان می‌باشد.

اگر چه ثابت شده است که الگوریتم همیشه پایان می‌پذیرد، الگوریتم  $k$ -mean، لزوماً جواب بهینه را پیدا نمی‌کند. این الگوریتم دارای حساسیت زیادی به مراکز کلاستر اولیه است که به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند.

برای کاهش این تاثیر میتوان الگوریتم را چندین بار اجرا کرد.

در مجموع  $k$ -means، یک الگوریتم ساده است که برای بسیاری از کاربردها مناسب می‌باشد.

#### ۴-۱۰-۳ خوشه‌بندی ویژگی‌ها با الگوریتم k-means

با توجه به اینکه در این نوع خوشه‌بندی کلاس‌ها از قبل مشخص نیستند به نظر می‌رسد این نوع خوشه‌بندی مفهومی از شباهت بین داده‌ها را به همراه داشته باشد.

برای محاسبه درصد خطا، بعد از خوشه‌بندی داده‌ها، با توجه به اینکه برای هر کلاس ۱۰ نمونه داشتیم، خروجی خوشه‌بندی را به صورت دسته‌های ۱۰ تایی دسته‌بندی می‌کنیم. با در نظر گرفتن اینکه اکثر داده‌های موجود در این دسته ۱۰ تایی مربوط به کدام کلاس هستند، آن خوشه را مربوط به آن کلاس فرض می‌کنیم. پترنهایی که در یک خوشه قرار گرفته‌اند اما مربوط به یک کلاس دیگر هستند را شمارش، و بر تعداد کل داده‌ها تقسیم می‌کنیم، با این روش درصد خطای خوشه‌بندی محاسبه می‌شود.

برای اینکه نتایج ناشی از این نوع خوشه‌بندی، به واقعیت نزدیکتر باشد، برای هر نوع ویژگی خوشه‌بندی را ۱۰ مرتبه انجام می‌دهیم و هر بار درصد خطا را محاسبه می‌کنیم و در نهایت از درصد خطاها میانگین می‌گیریم.

۱- خوشه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از خروجی فیلتر گابور با داده‌های نرمال یکنواخت:

در اینجا نتایج ناشی از خوشه‌بندی ویژگی‌های بدست آمده در جدول (۴-۷) نشان داده شده است:

جدول ۴-۷: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با داده‌های نرمال یکنواخت

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۱۹.۲۵	۱
۱۸.۵	۲
۱۵.۵	۳
۲۳	۴
۱۸.۷۵	۵
۲۲	۶
۲۲	۷
۲۰.۵	۸
۱۹.۵	۹
۱۹	۱۰
۱۹.۸	میانگین

۲- خوشه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از خروجی فیلتر گابور با داده‌های خام:

همانطور که در بخش‌های قبل گفته شد تعداد ویژگی‌ها در این حالت ۱۲۰ ویژگی می‌باشد.

نتایج این خوشه‌بندی نیز در جدول (۴-۸) آمده است:

جدول ۴-۸: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با داده‌های خام

ترتیب آزمایش	درصد خطا
۱	۱۴.۲۵
۲	۱۲.۲۵
۳	۱۳.۲۵
۴	۱۶
۵	۱۳
۶	۱۳.۲۵
۷	۱۱.۷۵
۸	۱۳
۹	۱۳
۱۰	۱۵.۲۵
میانگین	۱۳.۵

۳- خوشه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از خروجی فیلتر سوپل با داده‌های نرمال یکنواخت:

برای این حالت تعداد ویژگی‌ها ۶۴۰ ویژگی بوده که نتایج این نوع خوشه‌بندی در جدول ۴-۹ آمده است.

جدول ۴-۹: نتایج خوشه‌بندی **k-means** برای سوپل با داده‌های نرمال یکنواخت

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۱۶	۱
۲۰.۲۵	۲
۱۵.۷۵	۳
۲۰.۷۵	۴
۱۶	۵
۱۸.۵	۶
۱۵.۵	۷
۱۶.۵	۸
۱۵.۷۵	۹
۲۱.۷۵	۱۰
۱۷.۶۲۵	میانگین

۴- خوشه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از خروجی فیلتر سوبل با داده‌های خام:

در این حالت تعداد ویژگی‌ها ۵۱۲ ویژگی است که نتایج خوشه‌بندی آن با روش k-means در ادامه آمده است.

جدول ۴-۱۰: نتایج خوشه‌بندی k-means برای سوبل با داده‌های خام

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۸	۱
۸.۷۵	۲
۱۰.۷۵	۳
۱۰.۲۵	۴
۱۰	۵
۹	۶
۱۲	۷
۱۳	۸
۵.۵	۹
۱۱.۵	۱۰
۹.۸۵	میانگین

۵- خوشه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از خروجی فیلتر روبرتز با داده‌های نرمال یکنواخت:

تعداد ویژگی‌ها در این حالت مشابه با خروجی نقاب سوبل و برابر با ۶۴۰ ویژگی است که نتایج خوشه‌بندی آن در جدول ۴-۱۱ نشان داده شده است.

جدول ۴-۱۱: نتایج خوشه‌بندی k-means برای روبرتز با داده‌های نرمال یکنواخت

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۱۰.۲۵	۱
۸.۷۵	۲
۸	۳
۹	۴
۱۱	۵
۱۰	۶
۹.۷۵	۷
۱۰.۵	۸
۱۲.۲۵	۹
۱۱.۲۵	۱۰
۱۰.۰۷۵	میانگین



۶- خوشه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از خروجی فیلتر روبرتز با داده‌های خام:

همانطور که در بخش‌های قبل توضیح داده شد تعداد ویژگی‌ها در این حالت ۵۱۲ ویژگی است که در جدول

۴-۱۲ نتایج خوشه‌بندی آن ارائه شده است.

جدول ۴-۱۲: نتایج خوشه‌بندی k-means برای روبرتز با داده‌های خام

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۱۱.۲۵	۱
۱۶.۷۵	۲
۱۴.۵	۳
۱۶.۲۵	۴
۱۷.۵	۵
۱۷.۵	۶
۱۳.۷۵	۷
۱۳	۸
۱۲	۹
۱۰.۷۵	۱۰
۱۴.۳۲۵	میانگین

۷- خوشه‌بندی با ویژگی‌های خروجی از فیلتر گابور که در آن ویژگی‌ها به صورت محلی استخراج شده‌اند.

تعداد ویژگی‌ها در این حالت ۴۸۰۰ ویژگی میباشد که نسبت به مابقی روشها استخراج ویژگی بسیار زیاد است. اما سادگی این نوع خوشه‌بندی باعث می‌شود سرعت خوشه‌بندی در این حالت قابل قبول باشد.

جدول ۴-۱۳: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با ویژگی‌های محلی و تصویر نرمال یکنواخت

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۹.۷۵	۱
۹.۲۵	۲
۱۲.۵	۳
۱۲	۴
۱۲.۲۵	۵
۹.۷۵	۶
۱۲.۷۵	۷
۱۱.۲۵	۸
۱۱.۵	۹
۱۰.۵	۱۰
۱۱.۱۵	میانگین

با توجه به اینکه در این حالت همانطور که در بخشهای قبل گفته شد تعداد ویژگی‌ها زیاد می‌باشد (۴۸۰۰ ویژگی). برای کاهش تعداد ویژگی‌ها از الگوریتم PCA استفاده می‌کنیم و دو حالت مختلف را مورد بررسی

قرار می‌دهیم. در یکی از آنها تعداد ویژگی‌ها را به ۳۰۰ و در دیگری تعداد ویژگی‌ها را به ۲۰۰ ویژگی کاهش می‌دهیم.

۱- نتایج خوشه‌بندی بعد از اعمال PCA و در نظر گرفتن ۳۰۰ ویژگی:

بعد از پیاده سازی الگوریتم PCA از تعداد ۴۸۰۰ ویژگی تعداد ۳۰۰ ویژگی را به عنوان ویژگی‌های مستقل انتخاب، و فرآیند خوشه‌بندی را با آنها انجام می‌دهیم. نتایج آن در جدول ۴-۱۴ آورده شده است.

جدول ۴-۱۴: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با ویژگی‌های محلی و تصویر نرمال یکنواخت

بعد از اعمال PCA و ۳۰۰ ویژگی

درصد خطا	ترتیب آزمایش
۱۰.۷۵	۱
۱۳	۲
۱۲.۲۵	۳
۹.۷۵	۴
۱۳.۵	۵
۱۲.۲۵	۶
۱۱.۷۵	۷
۱۴	۸
۱۳.۵	۹
۱۰.۲۵	۱۰
۱۲.۱	میانگین

۲- نتایج خوشه‌بندی بعد از اعمال PCA و در نظر گرفتن ۲۰۰ ویژگی:

در جدول ۴-۱۵ به نتایج خوشه‌بندی برای حالتی که از ۴۸۰۰ ویژگی در روش گابور محلی، ۲۰۰ ویژگی مستقل را انتخاب و خوشه‌بندی انجام شود.

جدول ۴-۱۵: نتایج خوشه‌بندی k-means برای گابور با ویژگی‌های محلی و تصویر نرمال یکنواخت

بعد از اعمال PCA و انتخاب ۲۰۰ ویژگی

ترتیب آزمایش	درصد خطا
۱	۹
۲	۱۰
۳	۱۲
۴	۱۲.۲۵
۵	۱۴.۲۵
۶	۱۲.۲۵
۷	۱۱.۵
۸	۱۳.۷۵
۹	۱۱.۲۵
۱۰	۱۰
میانگین	۱۱.۶۲۵

## ۴-۱۱- کلاسه‌بندی K-NN

### ۴-۱۱-۱- کلیاتی در مورد کلاسه‌بندی K-NN [46]

در شناسایی الگو، الگوریتم k-nearest neighbor روشی برای کلاسه‌بندی نمونه‌ها، بر اساس نزدیکترین همسایگی‌ها در فضای ویژگی داده‌ها می‌باشد و جزو ساده‌ترین الگوریتم‌های بینایی سنجی به حساب می‌رود. در این الگوریتم، یک نمونه، بر اساس نوع کلاس نزدیکترین همسایه‌های خود کلاسه‌بندی می‌شود. همسایه‌های نمونه مورد آزمایش، نمونه‌های آموزشی هستند که در کلاس صحیح خود قرار گرفته‌اند. نمونه‌های آموزشی در یک فضا با ابعاد بردار ویژگی، در کلاس‌های صحیح خود کدگذاری می‌شوند. این الگوریتم نیز مانند سایر الگوریتم‌های کلاسه‌بندی شامل فاز آموزش، تست و دارای مشخصه‌های مختلف است که در زیربخش‌های ادامه، به شرح مختصری از هر کدام از فازها می‌پردازیم.

### ۴-۱۱-۱- فاز آموزش

فاز آموزش در این الگوریتم، تنها شامل نشان‌گذاری و حفظ داده‌هایی است که برای آموزش سیستم از آنها قرار است استفاده شود. بطوری که داده مورد آزمایش، در یک فضای ویژگی که این داده‌ها در آن قرار دارند قرار می‌گیرد.

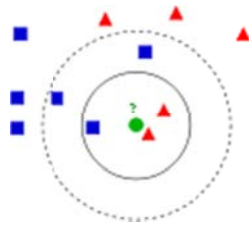
### ۴-۱۱-۲- فاز تست

در فاز تست این الگوریتم، یک پارامتر ثابت به اسم k تعریف می‌شود که شخص آن را تعیین می‌کند، تا وقتی یک داده تست وارد فضای ویژگی که داده‌های آموزشی در آن قرار دارد شد، معلوم باشد که این داده مورد

آزمایش، برای تعیین نوع کلاسش، با چه تعداد از داده‌های آموزشی که از همه داده‌ها به آن نزدیکتر هستند باید مقایسه گردد.

بعد از تعیین  $k$ ، برای تعیین کلاس داده مورد آزمایش، از بین این  $k$  نزدیکترین همسایه هر کدام که سهم بیشتری داشته باشند داده مورد آزمایش را متعلق به آن کلاس می‌دانیم.

فرآیند نزدیکترین همسایگی بصورت شماتیک در شکل ۴-۱۱ آورده شده است.



شکل ۴-۱۱: نحوه تعیین کلاس در الگوریتم K-NN

#### ۴-۱۱-۳- مشخصه‌ها

در اکثر مواقع از فاصله اقلیدسی برای اندازه‌گیری فاصله استفاده می‌شود هر چند که تعدادی از معیارهای معروف مثل hamming یا cosin نیز می‌توانند به عنوان متر فاصله مورد استفاده قرار گیرند، که موارد استفاده آنها کمتر است.

#### ۴-۱۱-۴- نقایص

یکی از مهمترین اشکالات در این الگوریتم که به خاطر استفاده از همسایه‌ها به وجود می‌آید این است که، در مواقعی که تعداد نمونه‌های هر کلاس با کلاس‌های دیگر برابر نیست، اگر از بیش از یک همسایگی برای

تعیین کلاس استفاده کنیم، در این صورت کلاس‌هایی که تعداد نمونه‌های آنها بیشتر است در انتخاب کلاس صحیح تاثیرات منفی زیادی بوجود خواهند آورد.

یک راه برای غلبه بر این مشکل وزن‌دهی برای همسایه‌هاست، مثلاً می‌توان وزن  $1/d$  را برای هر همسایه در نظر گرفت که در آن  $d$  فاصله هر همسایه تا نمونه مورد نظر می‌باشد.

یکی دیگر از اشکالات این الگوریتم، در مواجهه با داده‌های نویزی است که این عامل افت نسبتاً زیاد دقت این الگوریتم را در پی خواهد داشت.

#### ۴-۱۱-۵- انتخاب پارامتر

انتخاب بهترین مقدار برای  $k$  به داده‌ها بستگی دارد. اما در مجموع انتخاب  $k$  بزرگتر اثر نویز را کمتر می‌کند. اما باعث می‌شود محدوده جداسازی کلاس‌ها با دقت کمتری انجام شود.

یافتن بهترین مقدار برای  $k$  یک عمل تجربی است اما الگوریتم‌هایی مثل cross-validation نیز گاهی می‌توانند مقادیر مناسبی را برای  $k$  پیشنهاد کنند.

#### ۴-۱۱-۲- نتایج کلاسه‌بندی با استفاده از الگوریتم K-NN:

در این قسمت با استفاده از الگوریتم K-NN اقدام به کلاسه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها می‌کنیم. برای این کار نیاز است که یک درصدی از کل داده‌ها برای آموزش و مابقی برای تست سیستم مورد استفاده قرار گیرد. با توجه به این موضوع سه نوع آزمایش متفاوت را برای تست سیستم در نظر می‌گیریم که در مرحله اول ۸۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۲۰٪ درصد برای تست، در مرحله دوم ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ برای تست و در نهایت در آخرین مرحله ۶۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۴۰٪ برای تست سیستم استفاده می‌شوند.

در ادامه هر کدام از این سه آزمایش و نتایج آنها در جدول‌های مربوطه آورده شده است.

۱- نتایج کلاسه‌بندی داده‌ها با روش‌های مورد آزمایش وقتی ۸۰٪ داده‌ها برای آموزش استفاده شده باشند، که نتایج در جدول ۴-۱۶ آورده شده است.

جدول ۴-۱۶: تست سیستم با ۸۰٪ داده‌ها برای آموزش

درصد خطا	روش بکار رفته
۶.۲۵	نقاب سوپل با داده‌های خام
۸.۷۵	نقاب سوپل با داده‌های نرمال
۸.۷۵	نقاب روبرتز با داده‌های خام
۳.۷۵	نقاب روبرتز با داده‌های نرمال
۳.۷۵	فیلتر گابور با داده‌های نرمال
۸.۷۵	فیلتر گابور با داده‌های خام
۱۰	فیلتر گابور بصورت محلی

همان‌طور که از جدول بالا نیز مشخص است، عملکرد روش فیلتر گابور و نقاب روبرتز شبیه هم هستند. در مجموع بین نرخ خطاهای روش‌های مذکور تفاوت چشم‌گیری دیده نمیشود.



۲- نتایج کلاسه‌بندی داده‌ها با روش‌های مورد آزمایش وقتی ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش استفاده شده باشند، که نتایج در جدول ۴-۱۷ آورده شده است.

جدول ۴-۱۷: تست سیستم با ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش

درصد خطا	روش بکار رفته
۴.۱۶۶۷	نقاب سوپل با داده‌های خام
۶.۶۶۷	نقاب سوپل با داده‌های نرمال
۵.۸۳۳	نقاب روبرتز با داده‌های خام
۵	نقاب روبرتز با داده‌های نرمال
۳.۳۳	فیلتر گابور با داده‌های نرمال
۹.۱۶۶۷	فیلتر گابور با داده‌های خام
۷.۵	فیلتر گابور بصورت محلی

در اینجا نیز بین نرخ خطاهای کلاسه‌بندی‌ها تفاوت کمی وجود دارد و نتایج به هم نزدیک هستند.

۳- نتایج کلاسه‌بندی داده‌ها با روش‌های مورد آزمایش وقتی ۶۰٪ داده‌ها برای آموزش استفاده شده باشند، که نتایج در جدول ۴-۱۸ به آن اشاره شده است.

جدول ۴-۱۸: تست سیستم با ۶۰٪ داده‌ها برای آموزش

درصد خطا	روش بکار رفته
۴.۳۷۵	نقاب سوپل با داده‌های خام
۶.۲۵	نقاب سوپل با داده‌های نرمال
۶.۲۵	نقاب روبرتز با داده‌های خام
۶.۲۵	نقاب روبرتز با داده‌های نرمال
۴.۳۷۵	فیلتر گابور با داده‌های نرمال
۸.۷۵	فیلتر گابور با داده‌های خام
۶.۸۷۵	فیلتر گابور بصورت محلی

نتایج این جدول نیز مشابه با دو جدول قبلی می‌باشد و نرخ خطای کلاسه‌بندی داده‌ها در اینجا هم نزدیک به هم هستند.

فصل پنجم:

نتیجه گیری

## ۵-۱- مقدمه

با توجه به آنچه در فصل چهارم به آن اشاره شد بعد از نرمال کردن تصاویر آنها را از فیلتر گابور، نقاب سوبل و نقاب روبرتز عبور دادیم و از تصویر خروجی با روش‌های مختلف ویژگی‌های لازم را استخراج کردیم.

برای کلاسه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از شبکه‌های عصبی و نزدیکترین همسایگی استفاده کردیم. هر چند از لحاظ عددی آنچه در کلاسه‌بندی به روش نزدیکترین همسایگی به دست آمد حاکی از کمتر بودن درصد خطای این نوع کلاسه‌بندی بود، اما کلاسه‌بندهای شبکه عصبی و نزدیکترین همسایگی از لحاظ ساختاری تفاوت‌های بسیار زیادی با هم دارند. و نمی‌توان بین آنها مقایسه انجام داد. اما در مجموع از آنجایی که شبکه‌های عصبی نوعی کلاسه‌بند هوشمند بوده و در برابر تغییرات جزئی مقاومت بسیار بهتری از خود نشان می‌دهد. نتایج این کلاسه‌بندی برای ما با ارزش‌تر است.

از دیگر مزایای استفاده از شبکه‌های عصبی وجود پارامترهایی مثل تعداد لایه‌های مخفی و توابع گره‌ها برای تغییر و تنظیم شبکه است. در مجموع کارایی شبکه عصبی برای این مورد بیشتر مورد قبول به نظر می‌رسد. در جدول ۵-۱ بهترین نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی به ازای روش‌های مختلف استخراج ویژگی آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود نتایج حاصل از خروجی نقاب‌های سوبل و روبرتز بسیار بهتر از فیلتر گابور می‌باشد. همانطور که مشخص است، نتایج کلاسه‌بندی برای خروجی نقاب سوبل و روبرتز که با روش SRF ویژگی از آنها استخراج شده است، قابل قبول‌تر از خروجی ناشی از فیلتر گابور است.

تنها اشکال وارد بر روش SRF که در این پایگاه داده از آن استفاده کردیم، وجود تعداد ویژگی‌های زیاد است که با اعمال الگوریتم PCA می‌توان تعداد ویژگی‌ها آنرا در ازای درصد بسیار کمی از خطا، کاهش داد و مثلاً تنها از ۱۰۰ یا ۲۰۰ ویژگی آن استفاده کرد.

جدول ۵-۱: بهترین نتایج در کلاسه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی

میزان خطا بر حسب درصد	روش استخراج ویژگی
۱۹.۱۲۵	فیلتر گابور با داده نرمال
۱۷.۲۵	فیلتر گابور با داده خام
۱۳.۱	نقاب روبرتز با داده نرمال
۱۳.۳۲۵	نقاب روبرتز با داده خام
۱۲.۱۷۵	نقاب سوبل با داده نرمال
۱۷.۴۵	نقاب سوبل با داده خام

## ۵-۲- مقایسه روش SRF و فیلتر گابور

با توجه به اینکه در استخراج ویژگی‌ها از دو روش SRF و فیلتر گابور استفاده شد در اینجا به مقایسه بین این دو روش و مزایا و معایب آنها خواهیم پرداخت.

۱- نتایج کلاسه‌بندی: همانطور که پیش‌تر اشاره کردیم نتایج کلاسه‌بندی با این دو روش در نزدیکترین همسایگی تفاوت چندانی ندارد اما در کلاسه‌بندی با استفاده از شبکه‌های عصبی همانطور که در جدول ۵-۱ نشان داده شد نتایج برای روش SRF بهتر از روش فیلترهای گابور بود.

۲- سرعت پردازش: شاید مهمتر از اینکه نتایج کلاسه‌بندی در روش SRF بهتر از روش فیلترهای گابور است سرعت پردازش کامپیوتر در حین محاسبه ویژگی‌های خروجی از این دو روش است که اختلاف بسیار زیاد و چشم‌گیری با هم دارند. طوری که مدت زمان لازم برای استخراج ویژگی‌های هر نمونه بعد از نرمال‌سازی

تصویر برای روش SRF برابر ۰.۴۴۹ ثانیه است در حالی که بعد از نرمال‌سازی تصویر در روش فیلتر گابور مدت زمان لازم برابر با ۳۰.۴۴ ثانیه می‌باشد یعنی تقریباً ۶۸ برابر طولانی‌تر از مدت زمان استخراج ویژگی به روش SRF می‌باشد. این اختلاف زمانی وقتی که استخراج ویژگی برای تمام ۵۰۰ تصویر موجود در پایگاه داده در نظر گرفته می‌شود خود را خیلی نمایان‌تر می‌سازد. مثلاً در روش فیلتر گابور برای کل ۵۰۰ تصویر بدون در نظر گرفتن زمان نرمال‌سازی، یعنی تنها در نظر گرفتن استخراج ویژگی‌ها بیش از ۴ ساعت زمان می‌برد در حالی که همین زمان برای ۵۰۰ تصویر و روش SRF تنها برابر با ۳۷ دقیقه می‌باشد. دلیل وجود این اختلاف زمانی بیشتر به خاطر وجود کانولوشن در روش فیلترهای گابور است که فرآیند وقت‌گیری است در حالی که در روش SRF تنها محاسبات ساده ریاضی انجام می‌شود که قدرت پردازش زیادی هم نمی‌خواهند. هر دوی این روش‌ها به نوعی اطلاعات موجود در جهت‌های مختلف را استخراج می‌کنند، که در این گزارش برای فیلترهای گابور اطلاعات موجود در ۸ جهت و در روش SRF در ۱۶ جهت اطلاعات تصویر استخراج شدند.

### ۵-۳- مقایسه بین پیش‌پردازش‌ها:

با توجه به اینکه در این گزارش از دو نوع پیش‌پردازش یکی بصورت نرمال یکنواخت و دیگری با حفظ فاصله بین خطوط و کلمات که اسم آنرا نرمال‌سازی خام گذاشته‌ایم، استفاده شد. در این قسمت می‌خواهیم تاثیر هر یک از آنها را در نتیجه نهایی بررسی کنیم. با بررسی نتایج کلاسه‌بندی به روش نزدیکترین همسایگی به نظر می‌رسد برای فیلترهای گابور، تصاویر نرمال یکنواخت به میزان کمی نتایج بهتری داشته باشند. در حالی که در روش SRF نرمال‌سازی خام نتایج بهتری دارند. تقریباً همین امر در کلاسه‌بندی به روش شبکه‌های عصبی نیز صدق می‌کند. در مجموع، تفاوت نتایج در ویژگی‌های خروجی از این دو نوع پیش‌پردازش زیاد نبوده و می‌توان گفت این دو نوع پیش‌پردازش تاثیر مشابهی بر نتایج نهایی دارند. به نظر می‌رسد علت آن

آنالیز بافت باشد. چرا که، همانطور که فاصله خطوط و کلمات از لحاظ دیداری، یک پارامتر مهم برای انسانها در تشخیص نویسنده است، ایجاد یک بافت منظم و یکنواخت نیز برای ماشین، تاثیرات زیادی دارد. به نظر می‌رسد ایجاد این بافت منظم برای ماشین، با ثابت نگه داشتن برخی خصوصیات نوشتاری برای انسان، هم ارزش هستند. اما تست هر دو پیش‌پردازش برای رسیدن به بهترین جواب مفید می‌باشد.

## ۵-۴- مقایسه بین نمونه‌های انجام شده به زبان فارسی

با توجه به اینکه متاسفانه در هیچ یک از نمونه‌های انجام شده به زبان فارسی از پایگاه داده مشترکی استفاده نشده، نمیتوان به طور دقیق و قطعی در مورد کارایی روش‌های مختلف اظهار نظر کرد. به همین علت در جدول ۲-۵ تنها نتایج نمونه‌های انجام شده به زبان فارسی با پایگاه داده‌ای که در تحقیقات آنها استفاده شده آورده شده است.

جدول ۲-۵: مقایسه بین روشهای مختلف با نتایج

روش پیشنهادی	[50]	[49]	[35]	[48]	[47]	روش
KNN	Neural network	WED,KNN, LDC,SVM	WED, $\chi^2$ distance	WED	LCS	کلاسه‌بند
96.25%	94%	90%	92%	82%	95%	دقت
۵۰	۵۰	۲۰	۲۵	۷۰	۱۰۰	تعداد افراد

در این مقایسه برای روش پیشنهادی بهترین نتیجه کلاسه‌بندی آورده شده و همانطور که از نتایج جدول نیز مشخص است، روش پیشنهادی نسبت به دیگر نمونه‌های انجام شده در زبان فارسی دارای دقت بالایی بوده و از کارایی خوبی برخوردار است.



- [1] S. Srihari, S. Cha, H. Arora, and S. Lee, "Individuality of Handwriting," *J. Forensic Sciences*, vol. 47, no. 4, pp. 1-17, July 2002.
- [2] H. Said, T. Tan, and K. Baker, "Personal Identification Based on Handwriting," *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 1, pp. 149-160, 2000.
- [3] H. Said, G. Peake, T. Tan, and K. Baker, "Writer Identification from Non-Uniformly Skewed Handwriting Images," *Proc. Ninth British Machine Vision Conf.*, pp. 478-487, 1998.
- [4] G.S. Peake, T.N. Tan, "Script and language identification from document images," *In Proc. of the BMVC '97*, vol. 2, pp. 610-619, 1997.
- [5] T.N. Tan, "Rotation invariant texture features and their use in automatic script identification," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 7, pp. 751-756, 1998.
- [6] Y. Zhu, T.N. Tan and Y. Wang, "Font recognition based on global texture analysis," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, No. 1, pp. 1192-1200, 2001.
- [7] E. Zois and V. Anastassopoulos, "Morphological Waveform Coding for Writer Identification," *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 3, pp. 385-398, Mar. 2000.
- [8] S. Srihari, M. Beal, K. Bandi, V. Shah, and P. Krishnamurthy, "A Statistical Model for Writer Verification," *Proc. Eighth Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 1105-1109, 2005.
- [9] B. Zhang, S. Srihari, and S. Lee, "Individuality of Handwritten Characters," *Proc. Seventh Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 1086-1090, 2003.
- [10] S. Srihari, C. Tomai, B. Zhang, and S. Lee, "Individuality of Numerals," *Proc. Seventh Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 1096-1100, 2003.
- [11] B. Zhang and S. Srihari, "Analysis of Handwritten Individuality Using Word Features," *Proc. Seventh Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 1142-1146, 2003.
- [12] C. Tomai, B. Zhang, and S. Srihari, "Discriminatory Power of Handwritten Words for Writer Recognition," *Proc. 17th Int'l Conf. Pattern Recognition*, pp. 638-641, 2004.
- [13] A. Bensefia, T. Paquet, and L. Heutte, "A Writer Identification and Verification System," *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, no. 10, pp. 2080-2092, Oct. 2005.

- [14] A. Bensefia, T. Paquet, and L. Heutte, "Handwritten Document Analysis for Automatic Writer Recognition," *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, vol. 5, no. 2, pp. 72-86, Aug. 2005.
- [15] A. Bensefia, A. Nosary, T. Paquet, and L. Heutte, "Writer Identification by Writer's Invariants," *Proc. Eighth Int'l Workshop Frontiers in Handwriting Recognition*, pp. 274-279, Aug. 2002.
- [16] A. Bensefia, T. Paquet, and L. Heutte, "Information Retrieval Based Writer Identification," *Proc. Seventh Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 946-950, Aug. 2003.
- [17] U.-V. Marti, R. Messerli, and H. Bunke, "Writer Identification Using Text Line Based Features," *Proc. Sixth Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 101-105, Sept. 2001.
- [18] C. Hertel and H. Bunke, "A Set of Novel Features for Writer Identification," *Proc. Fourth Int'l Conf. Audio and Video-Based Biometric Person Authentication*, pp. 679-687, 2003.
- [19] A. Schlapbach, V. Kilchherr, and H. Bunke, "Improving Writer Identification by Means of Feature Selection and Extraction," *Proc. Eighth Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 131-135, Aug.-Sept. 2005.
- [20] A. Schlapbach and H. Bunke, "Using HMM-Based Recognizers for Writer Identification and Verification," *Proc. Ninth Int'l Workshop Frontiers in Handwriting Recognition*, pp. 167-172, Oct. 2004.
- [21] U.-V. Marti and H. Bunke, "Using a Statistical Language Model to Improve the Performance of an HMM-Based Cursive Handwriting Recognition System," *Int'l J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 15, pp. 65-90, 2001.
- [22] M. Bulacu, L. Schomaker, and L. Vuurpijl, "Writer Identification Using Edge-Based Directional Features," *Proc. Seventh Int'l Conf. Document Analysis and Recognition*, pp. 937-941, Aug. 2003.
- [23] M. Bulacu and L. Schomaker, "Writer Style from Oriented Edge Fragments," *Proc. 10th Int'l Conf. Computer Analysis of Images and Patterns*, pp. 460-469, Aug. 2003.

- [24] L. Schomaker, M. Bulacu, and K. Franke, "Automatic Writer Identification Using Fragmented Connected-Component Contours," *Proc. Ninth Int'l Workshop Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR)*, pp. 185-190, Oct. 2004.
- [25] M. Bulacu and L. Schomaker, "Text-Independent Writer Identification and Verification Using Textural and Allographic Features," *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 29, NO. 4, APRIL 2007
- [26] L. Schomaker and L. Vuurpijl. "A benchmark data set and a comparison of two systems," *Forensic writer identification, internal report for the Netherlands Forensic Institute. Technical report, Nijmegen: NICI*, 2000.
- [27] F. Maarse and A. Thomassen. "Produced and perceived writing slant: differences between up and down strokes," *Acta Psychologica*, 54(1-3):131-147, 1983.
- [28] B. Arazi. "Handwriting identification by means of run-length measurements," *IEEE Trans. Syst., Man and Cybernetics*, SMC-7(12):878-881, 1977.
- [29] L. R. Rabiner. "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. of the IEEE*, 77(2):257-285, 1989.
- [30] S. Young, G. Evermann, D. Kershaw, G. Moore, J. Odell, D. Ollason, D. Povey, V. Valtchev, and P. Woodland. *The HTK book*. 2002.
- [31] S. Marukatat, T. Arti`eres, P. Gallinari, and B. Dorizzi. "Rejection measures for handwriting sentence recognition," *In Proc. of the Eighth Int. Conf. on Frontiers in Handwriting Recognition*, pages 25-29, 2002.
- [32] N. Otsu. "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 9( 1):62-66, Jan. 1979.
- [33] A. Nosary, "Automatic recognition of handwritten texts through writer adaptation", *PhD issertation (in french), University of Rouen, France*, 2002.

[34] ف. شهابی نژاد و م. رحمتی، "تعیین و تایید هویت افراد مبتنی بر متون دستنویس فارسی،" پایان نامه

کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۵

[35] فاطمه شهابی نژاد، محمد رحمتی، "ارایه روش جدید جهت تعیین و تایید هویت نویسندگان مبتنی بر متون دستنویس

فارسی،" دوازدهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، ۱۳۸۵

[36] P. Kruizinga and N. Petkov, "Nonlinear operator for oriented texture," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, no. 10, pp. 1395-1407, 1999.

[37] D.A. Pollen and S.F. Ronner, "Visual cortical neurons as localized spatial frequency filters," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 13, no. 5, pp. 907-916, 1983.

[38] D.H. Hubel and T.N. Wiesel, "Receptive fields and functional architecture in two nonstriate visual areas 18 and 19 of the cat," *J. of Neurophysiology*, vol. 28, pp. 229-289, 1956.

[39] محمد رحمتی و فاطمه شهابی نژاد، "مقایسه ویژگیهای مبتنی بر فیلترهای گابور و ارایه روشی جدید برای تعیین هویت نویسنده بر اساس دستنوشته فارسی،" چهارمین کنفرانس ماشینبنیایی و پردازش تصویر،

۱۳۸۵

[40] A.K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 12, pp. 1167-1186, 1991.

[41] M. Ziaratban, K. Faez, F. Bagheri, "An unconstraint Farsi Handwritten Text Database," *10<sup>th</sup> International Conference on Document Analysis and Recognition*, PP. 281-285, 2009.

[42] H. khosravi, E. kabir. "Farsi Font Recognition Based on Sobel-Roberts Features," *pattern recognition letter*, vol. 31, iss. 1, 1 January 2010, Pages 75-82

[43] R. Manmatha and L. Rothfeder, "A scale space approach for automatically segmentation words from historical handwritten documents," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 8, pp. 1212-1225, 2005.

[44] <http://www.cwmagazine.com/Issues/Issue12/sepehr/NEURAL.ASP>

[45] [http://en.wikipedia.org/wiki/K-means\\_clustering](http://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering)

[46] [http://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest\\_neighbor\\_algorithm](http://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbor_algorithm)

[47] B. Helli, and M. Ebrahimi Moghaddam, "A textindependent Persian writer identification system using LCS based classifier", *IEEE International Symposium on Signal processing and Information Technology (ISSPIT)*, 2008. Pages 203-206

[48] B. Helli, and M. Ebrahimi Moghaddam, "Persian writer identification using extended Gabor filter," *International conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR)*, Volume 5112/2008, 2008. Pages 579-586

[49] A. Al-Dmour, and R. Abu Zitar, "Arabic writer identification based on hybrid spectral-statistical measures," *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, Volume: 19, Issue: 4, Pages: 307-332, 2007.

[50] S.S. Ram, and M.E Moghaddam, "A Persian Writer Identification method based on GradientFeatures and Neural Networks" *IEEE conf. on Image and signal processing*, Issue: 17-19 pp. 1-4, 2009.