

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی برق و رباتیک

گروه الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

تشخیص امضای بر خط با استفاده از بانک فیلتری برای استخراج ویژگی

مسعود ابراهیمی

استاد راهنما:

دکتر علی سلیمانی ایوری

استاد مشاور:

دکتر امید رضا معروضی

شهریور ۹۳



دانشگاه گیلان

مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۶)

شماره: ۱۱۹۹/ت.ب

تاریخ: ۹۳/۰۶/۲۶

ویرایش: -----

بسمه تعالی

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای:

مسعود ابراهیمی رشته: برق گرایش: الکترونیک

تحت عنوان: تشخیص امضای بر خط با استفاده از بانک فیلتری برای استخراج ویژگی

که در تاریخ ۹۳/۰۶/۲۶ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است:

<input type="checkbox"/> مردود	<input type="checkbox"/> دفاع مجدد	<input checked="" type="checkbox"/> قبول (با درجه بسیار خوب امتیاز ۱۸٫۵)
--------------------------------	------------------------------------	--

۱- عالی (۲۰ - ۱۹) ۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶) ۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

امضاء	مرتبه علمی	نام و نام خانوادگی	عضو هیأت داوران
	دانشیار	سیدعلی سجادی	۱- استاد راهنما
	استاد	امیررضا سرزق	۲- استاد مشاور
	استادیار	ساسان نافع	۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی
	استادیار	هادی کراندو	۴- استاد ممتحن
	استادیار	مهدی جبران	۵- استاد ممتحن

رئیس دانشکده:

تشکر و قدردانی

نخستین سپاس و ستایش از آن خداوندی است که بنده کوچکش را در دریای بیکران اندیشه، قطره ای ساخت تا وسعت آن را از دریچه اندیشه های ناب آموزگارانی بزرگ به تماشا نشیند. لذا اکنون در سایه سار بنده نوازی هایش پایان نامه حاضر به انجام رسیده است، بر خود لازم می دانم تا مراتب سپاس را از بزرگوارانی به جا آورم که اگر دست یاریگرشان نبود، هرگز این پایان نامه به انجام نمی رسید.

ابتدا از استاد گرانقدرم جناب آقای دکتر سلیمانی ایوری که زحمت راهنمایی این پایان نامه را بر عهده داشتند، کمال سپاس را دارم.

از استاد عالی قدرم جناب آقای دکتر معروضی که زحمت مشاوره این پایان نامه را متحمل شدند، صمیمانه تشکر می کنم.

سپاس آخر به مهربان ترین همراهان زندگی، به پدر، مادر و همسر عزیزم تقدیم می کنم که حضورشان در فضای زندگی مصداق بی ریا سخاوت بوده است.

تعهد نامه

اینجانب مسعود ابراهیمی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته برق الکترونیک دانشکده برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه تشخیص امضای بر خط با استفاده از بانک فیلتری برای استخراج ویژگی تحت راهنمایی دکتر علی سلیمانی ایوری متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

هدف از این پایان نامه ارائه روشی جدید برای تأیید امضاء بر خط با استفاده از بانک فیلتری طراحی شده برای استخراج ویژگی و استفاده از شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای طبقه بندی است. وظیفه یک سیستم تأیید امضاء، پذیرفتن امضاء اصلی و رد امضاء جعلی می باشد. با توجه به اینکه تأیید امضاء برخط از امضاءهایی در ورودی استفاده می کند که توسط صفحه‌های حساس به فشار بدست می آیند، این نوع صفحه‌ها ویژگی‌های پویای امضاء را بعلاوه شکل آن استخراج می کنند که باعث می شوند جعل امضاء مشکل تر شود و در نتیجه، تأیید امضاء بر خط قابل اعتماد تر از تأیید امضاء برون خط می باشد. از هر امضاء مختصات $X(t)$ و $y(t)$ آن استخراج می شود، سپس عملیات پیش پردازش از قبیل: هم طول کردن مختصات $X(t)$ و $y(t)$ ، نرمالیزه کردن اندازه و مکان قرار گیری روی هر یک از امضاءها انجام می گیرد. در مرحله یادگیری، با استفاده از بانک فیلتری طراحی شده، که مختص سیگنال‌های امضاء می باشد، ویژگی‌های مهم سیگنال امضاء استخراج، بردار ویژگی هر امضاء ایجاد می شود. از میان امضاءهای اصلی هر شخص، تعداد ۱۰ امضاء بصورت تصادفی به عنوان مجموعه مرجع و یک امضاء که کمترین فاصله با بقیه دارد به عنوان امضاء الگو انتخاب می شود. سپس برای هر امضاء تست مقادیر ماکزیمم فاصله و مینیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع و فاصله تا امضاء الگو مربوطه محاسبه می شود. این سه مقدار نرمالیزه شده و در یک بردار ذخیره می شود. به این سه مقدار یک ویژگی دیگر که زمان انجام هر امضاء است اضافه می کنیم. این بردار را به ورودی طبقه بند مورد استفاده اعمال شده و در مورد اصلی یا جعلی بودن امضاء تست تصمیم گیری می شود. از دو طبقه بند ماشین بردار پشتیبان^۱ و شبکه عصبی استفاده کرده و نتایج را با هم مقایسه می کنیم. در انتها، نرخ درستی الگوریتم پیشنهادی برای هر مجموعه امضاء تست ارزیابی می شود.

¹ Support Vector Machines

ما در این پایان نامه از دو پایگاه داده SVC2004 و یک پایگاه داده ایرانی برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی استفاده می کنیم. نرخ درستی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004 و پایگاه داده ایرانی، به ترتیب، ۹۷٪ و ۹۷.۲٪ می باشد.

کلمات کلیدی

تأیید امضاء بر خط، استخراج ویژگی، بانک فیلتری، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی

فهرست مطالب

ت	تصویب نامه
ث	تشکر و قدر دانی
ج	تعهد نامه
ح	چکیده
د	فهرست مطالب
ش	فهرست اشکال
ض	فهرست جداول

فصل اول: مقدمه

۱-۱	مقدمه
۱-۲	هدف پایان نامه
۱-۳	نگاهی اجمالی به گزارش

فصل دوم: سیستم های زیستی

۱-۲	سیستم های زیستی
۱-۱-۲	اجزاء تشکیل دهنده سیستم های زیستی
۲-۱-۲	خطا در سیستمهای زیستی
۲-۲	سیستمهای تأیید امضاء
۳-۲	روش های تأیید امضاء بر خط
۱-۳-۲	روش های پارامتری
۲-۳-۲	روش های تابعی
۴-۲	بخش های مختلف سیستم های تأیید امضاء
۵-۲	مشکلات سیستم های تأیید امضاء بر خط

۱۵	۶-۲- مروری بر کارهای گذشته
۲۱	۷-۲- مجموعه امضاء های مورد استفاده در این پایان نامه
۲۱	۱-۷-۲- پایگاه داده SVC2004
۲۴	۲-۷-۲- پایگاه داده امضاء های ایرانی
۲۵	۸-۲- نتیجه گیری

فصل سوم: بانک فیلتری

۲۸	۱-۳- مقدمه
۲۸	۲-۳- ضرایب طیف فرکانسی مل
۲۹	۱-۲-۳- تحلیل طیفی
۲۹	۲-۲-۳- بانک فیلتر مقیاس مل
۳۱	۳-۲-۳- تبدیل کسینوسی گسسته
۳۱	۳-۳- روش بانک فیلتری
۳۲	۱-۳-۳- مقایسه سیگنال صوتی و سیگنال امضاء
۳۳	۲-۳-۳- طراحی فرکانس های مرکزی بانک فیلتری
۳۵	۳-۳-۳- طراحی بانک فیلتر
۳۶	۴-۳- تبدیل کسینوسی گسسته
۳۷	۵-۳- نتیجه گیری

فصل چهارم: الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص امضاء

۴۰	۱-۴- مقدمه
۴۰	۲-۴- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی
۴۱	۳-۴- پیش پردازش
۴۲	۱-۳-۴- هم اندازه کردن طول امضاء

۴۳ از بین بردن جابجایی امضاء
۴۴ استخراج ویژگی
۴۵ انتخاب مجموعه امضاء های مرجع و امضاء الگو
۴۶ ۱-۵-۴ توصیف آماری امضاء های مرجع
۴۶ ۶-۴ آموزش طبقه بند
۴۷ ۱-۶-۴ فرآیند آموزش و آزمایش با استفاده از شبکه عصبی
۴۷ ۱-۱-۶-۴ آموزش شبکه عصبی
۴۸ ۲-۱-۶-۴ آزمایش شبکه عصبی
۴۹ ۳-۱-۶-۴ تصمیم گیری با استفاده از شبکه عصبی
۴۹ ۲-۶-۴ فرآیند آموزش و آزمایش با استفاده از ماشین بردار پشتیبان
۵۰ ۱-۲-۶-۴ فرآیند آموزش ماشین بردار پشتیبان
۵۱ ۲-۲-۶-۴ فرآیند آزمایش ماشین بردار پشتیبان
۵۱ ۳-۲-۶-۴ تصمیم گیری با استفاده از ماشین بردار پشتیبان
۵۱ ۷-۴ نتیجه گیری

فصل پنجم: پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی و ارزیابی نتایج

۵۴ ۵-۱ مقدمه
۵۴ ۲-۵ معیار میزان خطای سیستم
۵۵ ۳-۵ نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004
۵۶ ۱-۳-۵ نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی
۵۸ ۲-۳-۵ نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از SVM
۵۹ ۳-۳-۵ مقایسه نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی و SVM
۶۰ ۴-۵ نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی

۶۰.....	۱-۴-۵- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی
۶۲.....	۲-۴-۵- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از SVM
۶۴.....	۵-۵- مقایسه با کارهای انجام شده
۶۵.....	۶-۵- نتیجه گیری
۶۶.....	۷-۵- پیشنهادات
۹۸	مراجع
۱۰۳	Abstract

پیوست ها

- پیوست الف ۶۷
- الف-۱- اساس شبکه های عصبی مصنوعی ۶۷
- الف-۲- چگونگی کارکرد شبکه های عصبی ۶۸
- الف-۳- انتخاب نوع تابع محرک ۶۹
- الف-۴- آماده سازی داده های ورودی - خروجی (نرمالیزه نمودن داده ها) ۷۰
- الف-۵- شبکه های عصبی چند لایه ۷۰
- الف-۷-۱- آموزش شبکه پس انتشار ۷۵
- پیوست ب ۷۷
- ب-۱- ماشین های بردار پشتیبان خطی ۷۷
- ب-۱-۱- بردارهای پشتیبان تفکیک پذیر خطی ۷۷
- ب-۱-۲- بردارهای پشتیبان تفکیک پذیر غیر خطی ۸۸
- ب-۲- ماشین های بردار پشتیبان غیر خطی ۹۲
- ب-۲-۱- توابع کرنل ۹۵

فهرست اشکال

- شکل ۲-۱- زاویه های با صفحه و محور x ۲۲
- شکل ۳-۱- بلوک دیاگرام مراحل محاسبه پارامتر های MFCC ۲۸
- شکل ۳-۲- بانک فیلتر مل ۳۰
- شکل ۳-۳- بلوک دیاگرام روش بانک فیلتری ۳۲
- شکل ۳-۴- الف: نمونه امضاء و سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ پایگاه داده SVC2004، ب: نمونه یک سیگنال صوت ۳۲
- شکل ۳-۵- الف: سیگنال $x(t)$ - طیف توان - طیف توان بر حسب دسیبل، ب: سیگنال صوت - طیف توان - طیف توان بر حسب دسیبل ۳۳
- شکل ۳-۶- نگاشت حوزه هرتز به مل ۳۴
- شکل ۳-۷- نگاشت هرتز به تابع تعریف شده ۳۴
- شکل ۳-۸- بانک فیلتر مل ۳۵
- شکل ۴-۱- بلوک دیاگرام کلی سیستم تأیید امضاء بر خط ارائه شده در این پایان نامه ۴۱
- شکل ۴-۲- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از پردازش، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 ۴۱
- ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 ۴۱
- شکل ۴-۳- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از پردازش، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 ۴۲
- شکل ۴-۴- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از هم اندازه کردن، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۲۸۶ نمونه، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۲۸۶ نمونه ۴۳

- شکل ۴-۵- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 بعد از هم اندازه کردن، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۵۱۲ نمونه، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۵۱۲ نمونه ۴۳
- شکل ۵-۱- انواع بانک فیلتر طراحی شده ۵۶
- شکل الف-۱- طرح یک نرون بیولوژیکی ۶۷
- شکل الف-۲- مدل یک نرون با چند ورودی ۶۸
- شکل الف-۳- پرکاربردترین توابع فعال ساز ۶۹
- شکل الف-۴- شبکه سه لایه با توابع فعال ساز ۷۰
- شکل الف-۷- تغییرات خطای مرحله آموزش و اعتبار سنجی ۷۶
- شکل ب-۱- نحوه توزیع کلاس های سیاه و سفید ۷۸
- شکل ب-۲- جداسازی کلاس های سیاه و سفید به روش های مختلف ۷۸
- شکل ب-۳- مرز های تصمیم گیری متفاوت ۷۹
- شکل ب-۴- بهترین خط جدا کننده با بیشترین حاشیه ممکن ۸۰
- شکل ب-۵- نحوه بدست آوردن بیشینه حاشیه نسبت به مبدأ ۸۱
- شکل ب-۷- نمونه ای از یک نقطه‌ی زینی ۸۴
- شکل ب-۸- تابع آزمایش بردار پشتیبان به عنوان یک نرون تنها ۸۸
- شکل ب-۹- تخطی یک عضو از هر کلاس و وارد شدن به کلاس دیگر ۸۹
- شکل ب-۱۰- نگاهی از فضای ورودی به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر ۹۳
- شکل ب-۱۱- نمونه ای از کلاسه بندی ماشین بردار پشتیبان با کرنل گوسی $\sigma = 2$ ۹۷
- شکل ب-۱۲- نمونه ای از کلاسه بندی ماشین بردار پشتیبان با کرنل گوسی $\sigma = 1$ ۹۷

فهرست جداول

- جدول ۲-۱- شکل هندسی چند نمونه از مجموعه امضاءهای پایگاه داده ایرانی ۲۴
- جدول ۵-۱- نتایج انواع فیلتر بانک ها با شبکه عصبی ۵۶
- جدول ۵-۲- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعداد نرون های مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی ۵۷
- جدول ۵-۳- نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه های مختلف در شبکه عصبی ۵۷
- جدول ۵-۴- مقایسه بانک فیلتری و MFCC ۵۸
- جدول ۵-۵- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعیین تابع کرنل ۵۹
- جدول ۵-۶- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای بازه های فرکانسی متفاوت ۵۹
- جدول ۵-۷- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای دو طبقه بند ۶۰
- جدول ۵-۸- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعداد نرون های مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی ۶۱
- جدول ۵-۹- نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه های مختلف در شبکه عصبی ۶۱
- جدول ۵-۱۰- مقایسه بانک فیلتری و MFCC ۶۲
- جدول ۵-۱۱- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعیین تابع کرنل ۶۳
- جدول ۵-۱۲- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای بازه های فرکانسی متفاوت ۶۳
- جدول ۵-۱۳- مقایسه روش پیشنهادی با مراجع دیگر ۶۴
- جدول ب-۱- توابع کرنل و مشخصات آن ها ۹۵

مقدمه

یکی از موضوعات مهم که وابسته به پیشرفت علم و تکنولوژی می باشد و روز به روز در حال تحول و نوآوری است عرصه بانکداری الکترونیکی می باشد که به وسیله آن خدمات، مردم بدون مراجعه به بانک ها به راحتی قادرند کارهایی از قبیل دریافت میزان موجودی، پرداخت قبوض، خرید کالا و ... را انجام دهند. با وجود اینکه این کارها سبب افزایش سرعت در انجام کارهای روزانه مردم و افزایش سرعت عملیات بانکی و کاهش هزینه های حمل و نقل گردیده ولی احتمال سرقت از حساب دیگران افزایش پیدا می کند. بنابراین باید در جستجو راهی برای حل این مشکل باشیم که یکی از این راهها طراحی روشی است که بتواند هویت افراد را تأیید کند. برای مثال یکی از راههای شناسایی ساده افراد استفاده از کلمه عبور می باشد ولی احتمال فاش شدن آن زیاد است و همچنین استفاده از کلمه عبور پیچیده و طولانی احتمال فراموشی آن را افزایش می دهد راه دیگر شناسایی، کارت های مغناطیسی می باشد که امروزه کاربرد زیادی در مناسبات شهری پیدا کرده است ولی استفاده از این کارت ها معایبی دارد همانند گم کردن و سوء استفاده سارقین، به همین دلیل اخیراً سعی می شود برای تأیید هویت افراد از ویژگی های زیستی^۱ استفاده شود. برای تأیید هویت افراد، می توان از ویژگی های فیزیکی از قبیل اثر انگشت، چهره، کف دست، عنبیه و یا ویژگی های رفتاری، مانند طرز راه رفتن، گفتار و امضا استفاده کرد. هر یک از روش های تأیید هویت افراد معایب و مزایایی دارند [۱].

ویژگی های فیزیکی از قبیل اثر انگشت و عنبیه دارای نرخ خطای کم هستند ولی هر یک دارای معایبی هستند. مثلاً عرق کردن دست افراد یا اثر زخم و یا سوختگی باعث کاهش کیفیت تصویر بدست آمده از اثر انگشت می شود و کارایی سیستم تأیید را تحت تاثیر قرار می دهد. همچنین در مورد تشخیص از روی عنبیه، افراد باید فاقد عینک باشند، همچنین باید شرایط تصویربرداری از چشم طوری باشد که نور زیادی به چشم تابیده شود که این نور زیاد ممکن است برای چشم افراد مضر باشد [۲].

¹ Biometric

امضاء یک ویژگی رفتاری است که در کشورها و فرهنگ های مختلف نوع آن متفاوت است از طرفی باید توجه داشت که متغیر های زیادی چون کشور، سن، زمان، عادات، حالات ذهنی و روانی و وضعیت فیزیکی بر امضا تاثیر می گذارد امضا با وجود اینکه در طول زمان تغییر می کند و امکان جعل آن بیشتر از اثر انگشت و عنبیه چشم است اما سودمندی مهم امضا نسبت به دیگر ویژگی های زیستی عادی بودن این روش است که در کاربردهای شهری به کار می رود و از مقبولیت خوبی برخوردار است همچنین حجم سیگنال های زمانی امضاء نسبت به اثر انگشت و عنبیه خیلی کمتر است و سرعت پردازش آن بیشتر است، بنابراین برای تأیید هویت افراد بیشتر مورد توجه قرار گرفته است.[۳].

۱-۲-هدف پایان نامه

هدف از انجام این تحقیق طراحی بانک فیلتری برای استخراج ویژگی و تأیید امضاء بر خط می باشد. امضاءها را با توجه به چگونگی جمع آوری و ویژگی های قابل استخراج از آنها، به دو گروه امضای برخط^۱ و ۹۹ جعلی تقسیم می شوند، که کار سیستم تأیید امضاء برخط تشخیص این است که امضاء ورودی متعلق به دسته اصلی است یا دسته جعلی.

در تحقیقات قبلی از ضرایب طیف فرکانسی مل^۲ برای استخراج ویژگی استفاده شد و نتایج خوبی بدست آمد در این پایان نامه با طراحی بانک فیلتری مشابه روش MFCC خاص سیگنال امضاء انتظار داریم به نتایج بهتری برسیم. ما از دو پایگاه داده در تأیید امضاء بر خط استفاده می کنیم. اولی، مربوط به پایگاه بین المللی و معتبر SVC2004^۳ و دومی پایگاه داده ایرانی می باشد.

¹ on-line(dynamic)

² Mel frequency cepstral coefficients(MFCC)

³ Signature verification competition 2004

۱-۳-نگاهی اجمالی به گزارش

- فصل اول: در این فصل اهمیت موضوع تأیید امضاء بر خط بیان شده است.
- فصل دوم: در این فصل کلیاتی در مورد سیستم های زیستی و سیستم تأیید امضاء بر خط ارائه می شود، سپس مروری بر کارهای انجام شده در زمینه تأیید امضاء بر خط ارائه می شود و در نهایت پایگاه داده های مورد استفاده در این پایان نامه معرفی می گردد.
- فصل سوم: در این فصل به معرفی بانک فیلتری و نحوی طراحی آن می پردازیم و مقایسه ای با روش MFCC داریم.
- فصل چهارم: در این فصل در مورد الگوریتم پیشنهادی مورد استفاده در این پایان نامه بحث می کنیم و مراحل اجرای الگوریتم را مورد بررسی قرار می دهیم.
- فصل پنجم: در این فصل نتایج مختلف بدست آمده از هر پایگاه داده برای حالات مختلف سیستم تأیید امضاء نمایش داده می شود. سپس نتایج بدست آمده از روش ارائه شده در این پایان نامه بر روی پایگاه داده SVC2004 را با نتایج افراد شرکت کننده در نخستین مسابقه بین المللی تأیید امضاء مقایسه می کنیم. در نهایت، در مورد مزایا و معایب الگوریتم پیشنهادی صحبت نموده و سپس نتیجه گیری و پیشنهادات برای ادامه کار و بهبود نتایج ارائه می شود.

سیستم های زیستی و تأیید امضاء بر خط

۲-۱- سیستم های زیستی

با توجه به نوع کاربرد، یک سیستم زیستی می تواند در مد تأیید و یا در مد شناسایی عمل کند [۴]. در مد تأیید^۱ (تصدیق)، سیستم هویت شخص را به وسیله مقایسه داده زیستی جمع آوری شده با الگوی زیستی همان شخص که در پایگاه داده سیستم ذخیره شده است، تأیید می کند. در یک چنین سیستمی شخصی که ادعای هویتی می کند، معمولاً به وسیله شماره شناسایی شخصی، اسم کاربر و یا کارت هوشمند تشخیص داده می شود. در این مورد سیستم ارتباط یک به یک مقایسه ای برقرار می کند تا تعیین کند که آیا ادعای صورت گرفته درست است یا نه. اما در مد شناسایی^۲، سیستم یک شخص را به وسیله الگوهای تمام کاربرها در پایگاه داده برای تطبیق، تشخیص می دهد. بدین صورت که، سیستم ارتباط مقایسه ای یک ورودی با چندین الگو برقرار می کند تا هویت یک شخص را بیابد، (یا اگر شخص در پایگاه داده ثبت نشده باشد، سیستم خطا گزارش می کند) بدون اینکه شخص ادعای هویتی خاصی داشته باشد. ما بر این نکته تاکید داریم که در این جا سعی ما بر این است که مسئله تأیید را در مواردی که سیستم نیاز به تصمیم گیری بر روی هویت اشخاص ادعا کننده دارد، حل کنیم. در مقابل مسئله شناسایی که سیستم باید هویت فرد را به وسیله بعضی ویژگی های خاص از مشخصه های آن فرد با تعداد افراد دیگر که در پایگاه داده ثبت شده اند تشخیص دهد.

۲-۱-۱- اجزاء تشکیل دهنده سیستم های زیستی

هر سیستم زیستی از چهار بخش اصلی زیر استفاده می کند [۵].

- (۱) بخش حسگر: که داده های زیستی را از یک شخص منحصر به فرد جمع آوری می کند. به عنوان مثال، حسگر اثر انگشت یا قلم نوری یا دوربین عکاسی و فیلم برداری که مشخصه های مختلف افراد گوناگون را جمع آوری می کند.

¹ Verification

² Identification

۲) بخش استخراج ویژگی : که در آن اطلاعات زیستی جمع آوری شده پردازش می شوند تا یک مجموعه از ویژگی های بارز و قابل تفکیک حاصل شود. برای مثال، مکان و جهت رگه های محلی و فرورفتگی ها در تصویر اثر انگشت و یا انحنا و شیب خط امضاءهای مختلف و یا محل چشم و اندازه عنبیه در سیستم تشخیص عنبیه، در بخش استخراج ویژگی یک سیستم زیستی استخراج می شود.

۳) بخش تطبیق گر : که در آن ویژگی های استخراج شده در طول تشخیص با الگوی ذخیره شده مقایسه می شود تا امتیاز تطبیق را تولید کند. برای مثال، در بخش تطبیق سیستم زیستی بر پایه اثر انگشت تعداد جزئیات تطبیق بین تصویر ورودی و الگوی اثر انگشت تعیین می شود و یک امتیاز تطبیق گزارش می شود.

۴) بخش پایگاه داده سیستم: که بوسیله سیستم زیستی، الگوهای زیستی کاربر های ثبت نام شده را ذخیره می کند. بخش ثبت نام افراد در داخل پایگاه داده سیستم زیستی معتبر است. در طول فاز ثبت نام، مشخصه های زیستی یک فرد به وسیله دستگاه اخذ کننده اطلاعات زیستی خوانده می شود تا یک ارائه دیجیتال از مشخصه ها را فراهم کند. داده ها در طول فرایند ثبت نام، که امکان دارد با توجه به نظر کابر بوسیله انسان مدیریت شود، ضبط شود.

۲-۱-۲- خطا در سیستم های زیستی

دو نمونه از مشخصه های زیستی یکسان به علت نقص شرایط عکس برداری، تغییرات در مشخصه های رفتاری یا فیزیولوژیکی^۱ یک کاربر، شرایط محیطی و اثر متقابل کاربر یا سنسور، کاملاً یکسان نیست [۴]. بنابراین، پاسخ یک سیستم تطبیق زیستی یک امتیاز تطبیق خواهد بود $S(X_Q, X_I)$ (عموماً یک عدد) که کیفیت شباهت بین ورودی X_Q و الگو X_I را ارائه می کند. امتیاز بالا برای سیستم زیستی، مشخص کننده این است که الگوها برای اشخاص یکسانی هستند. سیستم تصمیم گیری بوسیله آستانه

¹ Physiologic

t تنظیم می‌شود. جفت نمونه های زیستی که امتیاز بیشتر یا مساوی t را تولید کنند، بعنوان جفت های همسان در نظر گرفته می شوند. جفت نمونه های زیستی که امتیاز کمتر از t را تولید کنند، بعنوان جفت های غیر همسان در نظر گرفته می شوند. توزیع امتیاز تولید شده برای جفت نمونه های اشخاص یکسان توزیع اصلی^۱ نامیده می‌شوند و برای اشخاص متفاوت توزیع جعلی^۲ نامیده می‌شود. یک سیستم تصدیق زیستی دو نوع خطا را ایجاد می کند:

۱. اشتباه در اندازه گیری ویژگی زیستی که دو شخص متفاوت را اشخاص همسان در نظر می گیرد. (تطبیق غلط نامیده می شود)

۲. اشتباه در اندازه گیری دو ویژگی زیستی که برای اشخاص یکسانی است درحالی که برای اشخاص متفاوت در نظر گرفته می شود. (عدم تطبیق غلط نامیده می شود)

خطای تطبیق غلط باعث پذیرش اشتباه و خطای عدم تطبیق باعث رد کردن بی مورد فرد می شود. مساله ایجاد تعادل بین نرخ تطبیق غلط^۳ (FMR) و نرخ عدم تطبیق^۴ (FNMR) در هر سیستم زیستی وجود دارد. در حقیقت، هر دو نرخ FMR و FNMR تابعی از آستانه (t) می باشند. اگر آستانه کاهش پیدا کند، تا سیستم را در مقابل تغییرات ورودی و نویز مقاوم بسازد، FMR افزایش می یابد. از طرف دیگر، اگر آستانه افزایش یابد تا سیستم امنیتش بیشتر شود، FNMR نیز متناظر با آن افزایش می یابد.

صحت یک سیستم زیستی وابستگی زیادی به کاربرد آن دارد. برای مثال، در بعضی از کاربردهای حقوقی همانند؛ شناسایی مجرمان یکی از موضوعات حساس طراحی نرخ FNMR (و نه FMR) می باشد. یعنی، ما نمی خواهیم شناسایی یک مجرم را، حتی اگر شده با انجام آزمایش های دستی بر روی تعداد زیادی از تطبیق های بالقوه نادرست که بوسیله سیستم زیستی تولید می شوند، از دست بدهیم. در طرف دیگر قضیه ، شاید FMR یکی از فاکتور های بسیار مهم در کاربردهای کنترل دسترسی با

¹ Genuine distribution

² Impostor distribution

³ False Matching Rate

⁴ False Non-Matching Rate

امنیت بالا باشد، که هویت اولیه مشخص شود که جعلی است. (اگرچه ما نگران ناراحتی که ممکن است برای کاربرهای قانونی و مشروع به علت نرخ FNMR بالا پیش آمده هستیم.) تعدادی از کاربردهای در حوزه ی شهری وجود دارند که کارایی آنها نیازمند قرار گرفتن بین این دو حد می باشد، که هر دو FMR و FNMR باید در نظر گرفته شوند. برای مثال، در کاربردهایی همانند یک کارت ATM یک تطبیق نادرست معنی اش از دست دادن هزاران تومان است در حالی که یک FNMR بالا پتانسیل از دست دادن مشتری اصلی را نیز دارند.

۲-۲- سیستمهای تأیید امضاء

امضاها را با توجه به چگونگی جمع آوری و ویژگی های قابل استخراج از آنها ، به دو گروه تقسیم می کنند: امضاء بر خط^۱ و امضاء برون خط^۲.

▪ امضاء برون خط: در این حالت، امضاءهایی که بوسیله قلم بر روی کاغذ نوشته می شوند و معمولاً برای تأیید مطالب موجود در اسناد و مدارک و نوشته ها بکار می رود، تصویرشان توسط اسکنر یا دوربین دیجیتال وارد کامپیوتر می شود. در این نوع امضاء فقط اطلاعات مکانی وجود دارد و اطلاعات زمانی از قبیل سرعت و شتاب از بین می رود.

▪ امضاء برخط: در این حالت، امضاءهایی کاربرها توسط ابزار الکتریکی از قبیل صفحه رقومی کننده^۳ ضبط می شوند و امضاء بصورت رشته زمانی در زمان حقیقی توسط کامپیوتر ذخیره می شود، در این نوع امضاء علاوه بر اطلاعات مکانی، اطلاعات زمانی نیز حفظ می شوند [۵].

تأیید امضاء برخط اتوماتیک یک شیوه جدید و در عین حال هوشمندانه است، که با بسیاری از کاربردهای عملی دیگر رقابت می کند، نیاز به تأیید امضاء بر خط اتوماتیک به سرعت یک جزء مهم در تجارت های الکترونیک، بازرگانی و کنترل و دسترسی به اطلاعات شده است [۶].

¹ On line

² Off line

³ Tablet

برای یک سیستم تأیید امضاء بر خط با توجه به شرایط آزمایش و محیط ، سه نوع جعل را می توان تعریف کرد [۵]:

- جعل ساده^۱: که در آن جاعل تقلیدی ساده از طرز شکل امضاء اصلی را رسم می کند.
- جعل تصادفی^۲: در واقع هیچ گونه اطلاعاتی راجع به امضای اصلی در بر نداشته و تنها نمونه ای تصادفی از شخص جعل کننده می باشد.
- جعل حرفه ای^۳: که در آن جاعل سعی و تمرین می کند که امضاء را بسیار نزدیک به امضاء اصلی رسم نماید و تا جائیکه ممکن است به اطلاعات شکلی و زمانی امضائی که جعل می شود، دست می یابد.

باید توجه داشت، آن جعلی که از نقطه نظر امنیتی ضربه می زند، آخرین نمونه جعل است. به این دلیل، بعضی از پایگاه های داده مناسب برای توسعه سیستم وجود دارند که شامل بعضی از جعل های آموزش داده شده می باشند.

تشخیص افراد بوسیله یک سیستم تأیید امضاء بر خط مزیت هایی را دارد. [۷]:

- در مقابل حمله جاعل مقاوم است. اگرچه یک شخص می تواند بیاموزد که در رفتاری کاملاً مشابه شخص دیگری امضاء کند، اما در عمل بسیار سخت است که اطلاعات پویا (فشار ، زاویه ی قلم با صفحه و زاویه حرکت قلم با محور مختصات روی صفحه) را برای هر نقطه امضاء جایگزین کند، به دلیل اینکه نمی تواند بوسیله کپی یک امضاء نوشته شده یا بوسیله مشاهده کردن امضاء یک شخص این اطلاعات را بدست آورد.
- در بسیاری از معاملات تجاری و قانونی و دولتی به عنوان یک روش تأیید افراد پذیرفته شده است. امضاءها بطور سنتی نقش سند(مدرک) قانونی را ایفا می کنند . بنابراین، بعنوان یک

¹ Simple forgery

² Random forgery

³ Skill forgery

عمل غیر مزاحم برای افراد بشمار می رود و می تواند بر بعضی از مشکلات جمع آوری داده غلبه پیدا کند.

- حافظه کمتری برای ذخیره سازی امضاء بر خط (برای هر امضاء در حدود ۱ تا ۵ کیلو بایت) نسبت به سایر ویژگی های زیستی همانند اثر انگشت و عنبیه و یا تشخیص چهره لازم است که کار را برای انتقال و یا ارسال اطلاعات راحت تر می کند .
- با توجه به دلایل فوق الذکر برای تأیید هویت افراد، امضاء بر خط مورد توجه قرار گرفته است. در این پایان نامه ما بر روی امضاء بر خط تمرکز کرده ایم.

۲-۳- روش های تأیید امضاء بر خط

روش های تأیید امضاء بر خط به دو گروه کلی تقسیم می شوند:

- روش های پارامتری
- روش های تابعی

۲-۳-۱- روش های پارامتری

در روش های پارامتری یک مجموعه از ویژگی های کلی برای توصیف امضاء استفاده می شود و ویژگی های امضاء مرجع^۱ با ویژگی های امضاء آزمایش^۲ مقایسه و تصمیم نهایی مبتنی بر اصلی یا جعلی بودن امضاء گرفته می شود. در این روش امضاء به فرم فشرده بیان می شود، بنابراین تشکیل پایگاه داده برای آن به حافظه کمتری نیاز دارد و نیز پردازش ویژگی بسیار سریع انجام می شود. این روش ها نسبت به تغییرات محلی خیلی پایدار هستند. همچنین در مواردی که افراد برای جلوگیری از جعل شدن امضاء هایشان، حاضر نیستند کل اطلاعات زمانی امضاء خود را در پایگاه داده قرار دهند، می توان از این روش ها استفاده کرد. در این روش ها با توجه به این که فقط ویژگی های امضاء استخراج و ذخیره می شوند، امکان سوءاستفاده از امضاء های افراد وجود ندارد [۸].

¹ Reference

² Test

مهمترین محدودیت این روش ها ، تمایز کم بین امضاء های اصلی و جعلی است. با توجه به این که ویژگی ها از کل امضاء استخراج می شوند، در حقیقت یک نوع میانگین گیری بر روی آنها اعمال می شود و ویژگی محلی از بین می روند. مشکل دیگر این روش ها، انتخاب ویژگی های مناسب است. ممکن است، یک مجموعه از ویژگی ها برای یک امضاء مناسب، ولی برای امضاء دیگر مناسب نباشد و به همین دلیل نرخ خطا بالاست.

۲-۳-۲- روش های تابعی

در این روش ها الگوی امضاء به صورت تابعی از زمان بیان می شود و ویژگی های امضاء به صورت محلی با هم مقایسه می شوند. این مقایسه می تواند نقطه به نقطه یا بخش^۱ به بخش انجام شود. در این روش اطلاعات بیشتری نسبت به روش پارامتری در اختیار داریم و همچنین میانگین گیری وجود ندارد، بنابراین این روش از قدرت تمایز بیشتری برخوردار است. با توجه به اینکه مدت زمان امضاء ، حتی برای امضاء های یک فرد متفاوت است از اینرو در مقایسه امضاء ها، با رشته هایی با طول زمانی متفاوت برخورد خواهیم کرد. مهمترین مشکل این روش پیدا کردن نقاط متناظر دو امضاء است. در این روش ها شباهت بین توابع زمانی محاسبه و به عنوانی برای اصلی یا جعلی بودن امضاء استفاده می شود . در حالت کلی ، این روشها نسبت به روشهای پارامتری کارایی بیشتری دارند اما به محاسبات بیشتری نیاز دارند ولی با توجه به پیشرفت تکنولوژی و در دسترس بودن یارانه های سریع این محاسبات مشکلی برای ما ایجاد نمی کند و دقت سیستم تأیید امضاء نسبت به حجم پردازش اطلاعات اهمیت بیشتری دارد، به همین دلیل اخیراً بیشتر از روشهای تابعی برای تأیید امضاء بر خط استفاده می شود.

۲-۴- بخش های مختلف سیستم های تأیید امضاء

در حالت کلی سیستم تأیید امضاء بر خط از بخش های زیر تشکیل می شود [۶]:

▪ اخذ امضاء

¹ Segment

- پیش پردازش
- استخراج ویژگی
- مقایسه
- تصمیم گیری
- ارزیابی کلی سیستم

در مرحله جمع آوری امضاءها متناسب با نوع سیستم، سیگنال های امضاء یا تصویر امضاء گرفته می شود و به عنوان داده های خام وارد سیستم می شود. در مرحله پیش پردازش، عملیاتی از قبیل نرمالیزه کردن امضاء و حذف چرخش ممکن است انجام شود و در مرحله استخراج ویژگی، ویژگی های مناسب استخراج و جایگزین امضاء می شوند. در مرحله مقایسه، با وارد کردن نام یا شماره ی شناسایی و یا کارت مغناطیسی صاحب امضاء، الگوی مربوط به او انتخاب و با امضاء وارد شده مقایسه و میزان شباهت آنها محاسبه می شود. الگوی امضاء برای هر فرد ممکن است ویژگی های استخراج شده از امضاءهای اصلی یا همه سیگنال های یکی از امضاءهای آن فرد باشد که در مرحله ثبت نام تعیین می شود. در مرحله تصمیم گیری، نتیجه مرحله مقایسه که معمولاً یک مقدار عددی است با یک حد آستانه مقایسه و نتیجه به صورت رد یا قبول برای الگوی مشخص اعلام می شود. در مرحله ارزیابی کلی سیستم، میزان خطای سیستم تأیید بررسی می شود. وقتی که یک امضاء وارد سیستم تأیید امضاء می شود چهار حالت وجود دارد:

- امضاء اصلی تأیید می شود.
- امضاء جعلی رد می شود.
- امضاء اصلی رد می شود^۱.
- امضاء جعلی تأیید می شود^۲.

¹ False Rejection Rate(FRR)

² False Acceptance Rate(FAR)

حالت‌های ۱ و ۲ برای سیستم تأیید امضاء ایده آل هستند و حالت‌های ۳ و ۴ خطاهای سیستم تأیید امضاء هستند.

برای ارزیابی سیستم تأیید امضاء، میزان خطای تأیید امضاء جعلی FAR و میزان خطای رد امضاء اصلی FRR محاسبه می‌شود، با توجه به اینکه FAR و FRR با هم نسبت عکس دارند یعنی اگر ترشلد پذیرش امضاء را به نحوی تغییر دهیم که FAR کاهش پیدا کند، باعث افزایش FRR می‌شود بنابراین برای مقایسه سیستم‌های تأیید امضاء از معیار^۱ EER استفاده می‌شود.

۲-۵- مشکلات سیستم‌های تأیید امضاء بر خط

▪ وجود تغییرات درون کلاسی^۲ برای امضاءهای اصلی افراد

بعضی از مردم تغییرات زیادی را بین تحقق امضاءهای خودشان، اساساً بدلیل نداشتن عادت، به نمایش می‌گذارند. یک سیستم تأیید امضاء اتوماتیک فقط هنگامی عملی می‌شود که سیستم به تغییرات درون سیستم حساس نباشد ولی به تغییرات بین کلاسی حساس باشد. این محدودیت برای این زیرمجموعه جمعیتی می‌تواند با جمع آوری یک سری امضاءها برای ثبت نام غلبه پیدا کند [۹]. همچنین آزمایش باید در شرایط همسان با ثبت نام انجام شود. (موقعیت نشستن یا ایستادن، منطقه ای برای قرار گیری دست در حین امضاء) امضاءها با زمان تغییر می‌کنند و بوسیله شرایط فیزیکی و احساساتی امضاء کننده تاثیر می‌پذیرد.

▪ قابلیت تقلب پذیری

همانطور که می‌دانید امضاء یک مشخصه کاملاً یکتا نیست و امکان دارد بصورت تصادفی امضاء دو فرد شبیه یکدیگر باشد، و یا اینکه یک فرد می‌تواند با تمرین فراوان امضاء افراد را تقلید کند، جاعلین حرفه‌ای می‌تواند امضاءها را بازنویسی کنند تا اینکه سیستم تأیید امضاء را فریب دهند. این مخصوصاً برای تشخیص امضاء برون خط مهم می‌باشد.

¹ Equal Error Rate (EER)

² Intra-class

۲-۶- مروری بر کارهای گذشته

برای تأیید امضاء بر خط تاکنون روشهای زیادی پیشنهاد شده است. در این بخش چند نمونه از این روش ها که تا حدودی شبیه سیستم تأیید امضاء پیشنهادی در این پایان نامه هستند، بررسی می شوند. ساتو^۱ [۱۰] در حوزه تأیید امضاء برخط با استفاده از روشهای تابعی یکی از اولین الگوریتم هایی که موفق بوده را پیشنهاد کرده است. این سیستم از اندازه گیری شبه فاصله ای^۲ سه عنصر شکل امضاء، حرکت قلم و فشار قلم با استفاده از مختصات امضاء و تابع فشار قلم در طول فرایند امضاء استفاده می کند که بعنوان پیچش زمانی پویا^۳ شناخته شد. آن ها خطای قابل قبولی را گزارش کرده اند. صحت سیستم بالاتر از ۹۰٪ می باشد، این سیستم بر روی امضاء ژاپنی همراه با نمونه های جعلی اعمال شد. ریوجا^۴ در [۱۱] از ویژگی های مختصات نقاط شروع و پایان، سرعت حرکت قلم در جهت x و y ، فشار قلم، نواحی با فشار زیاد و نواحی با سرعت بالا در جهت های x و y برای تصدیق امضاء استفاده و برای محاسبه شباهت بین امضاءها از شبکه عصبی بهره گرفت. در این روش برای آموزش شبکه عصبی برای هر فرد ۶۰ نمونه اصلی استفاده شده است. این سیستم بر روی یک مجموعه امضاء متشکل از ۱۴۰۰ امضاء اصلی و جعلی از ۱۴ نفر آزمایش شده و نرخ خطای پذیرش امضاء جعلی (FAR) ۲٪ و نرخ خطای رد امضاء اصلی (FRR) ۱.۸٪ برای این سیستم گزارش شده است.

جین^۵ در [۱۲] از صفحه رقومی کننده حساس به فشار برای جمع آوری امضاءها استفاده کرد و بعد از پیش پردازش های لازم (هموار سازی^۶ و نرمالیزه کردن اندازه) چندین ویژگی محلی از قبیل اختلاف بین مختصات x و y دو نقطه متوالی، انحنا و سرعت قلم در جهت های x و y را استخراج کرد. تعداد دفعات برداشتن قلم از روی صفحه تنها ویژگی کلی استفاده شده در این روش است که برای محاسبه

¹ Sato

² Pseudo-distance

³ Dynamic time warping

⁴ Rioja

⁵ Jain

⁶ Smoothing

شباهت از آن استفاده شده است. شباهت بین امضاء آزمایش و امضاء الگو به وسیله ترکیب خطی هزینه^۱ تطابق ویژگی های محلی و اختلاف تعداد دفعات برداشتن قلم از روی صفحه محاسبه شده و سه ملاک متفاوت، کمترین، بیشترین و میانگین شباهت امضاء آزمایش با مجموعه امضاءهای الگو برای تصدیق امضاء، مورد بررسی قرار گرفته و حد آستانه عمومی و حد آستانه وابسته به هر فرد برای تصدیق یا رد بررسی شده است. این روش بر روی یک مجموعه امضاء و برای جعل تصادفی آزمایش شده است و برای ملاک کمترین شباهت و حد آستانه وابسته به افراد، بهترین نتایج گزارش شده است. این سیستم دارای $FAR=2.8\%$ و $FRR=1.6\%$ است.

سیلوا^۲ در [۱۳] از سیگنال های x و y برای تصدیق امضاء بر خط استفاده می کند او بعد از پیش پردازش (نمونه برداری مجدد برای تبدیل امضاء به شکل یکنواخت و تصحیح جابجایی و چرخش) از تبدیل ویولت^۳ برای استخراج ویژگی استفاده می کند، که این ویژگی ها شامل تابع گذر صفر جزئیات و تابع تقریب می باشند. از تابع ویژگی اول برای مقایسه غیر خطی با استفاده از پیش زمانی پویا استفاده می شود و نتیجه به عنوان رد یا قبول با میزان حد آستانه سنجیده می شود. این سیستم بر روی یک مجموعه امضاء متشکل از ۱۲۰ امضای اصلی و ۱۲۰ امضاء جعلی حرفه ای از ۴ نفر بدست آمده که 0% $FAR=$ و $FRR=30\%$ گزارش شده است.

شفیعی و ربیعی در [۱۴] از از نقاط مهم امضاء برای بخش بندی با طول متغیر استفاده کردند. بعد از پردازش اولیه، برای هر بخش یک بردار ویژگی مستقل از مقیاس و جابجایی از قبیل سرعت متوسط، شتاب متوسط، فشار متوسط و مکان نقطه با اهمیت بخش را استخراج کردند و از این ویژگی ها برای آموزش سیستم تأییدی که بر مبنای مدل مخفی مارکوف^۴ کار می کند، استفاده کردند. این سیستم بر روی یک مجموعه امضاء متشکل از ۶۲۲ امضای اصلی و ۱۰۱۰ امضای جعلی حرفه ای از ۶۹ نفر آزمایش شده است.

¹ Cost

² Silva

³ Wavelet

⁴ Hidden markov model

نیلوا^۱ در [۷] ادعا کرده است که سازگاری ویژگی های دینامیکی خیلی کمتر از اطلاعات مربوط به شکل امضاء است او در کار خود بعد از نرمالیزه کردن اندازه و حذف چرخش امضاء از مختصات x و y نسبت به مرکز جرم امضاء استفاده کرد. این توابع به نحوی نرمالیزه شده اند که میانگین صفر داشته باشند. در این روش برای مقایسه امضاء ورودی با امضاء های الگو، بعد از یافتن تطابق بین آن امضاء و امضاء های الگو، هزینه تطابق بعنوان یک ویژگی کلی در نظر گرفته می شود و شباهت نهایی بوسیله ترکیب خطی هزینه های تطابق محاسبه می شود.

این سیستم بر روی سه مجموعه امضاء متفاوت که مجموعه اول، ۹۰۴ امضاء اصلی از ۵۹ نفر و ۳۲۵ امضاء جعلی از ۱۰ جاعل، مجموعه دوم، ۹۸۲ امضاء اصلی و ۴۰۱ امضاء جعلی از ۱۰ جاعل و مجموعه سوم، ۷۹۰ امضاء اصلی از ۴۳ نفر و ۴۲۴ امضاء جعلی از ۱۰ جاعل تشکیل شده، آزمایش شده است و به ترتیب EER برابر با ۰.۳، ۰.۲ و ۰.۵ برای این مجموعه امضاء ها گزارش شده است.

دولفینگ^۲ در [۱۵] از سیگنال های x ، y و فشار برای تأیید امضاء استفاده کرد و امضاء را به چندین دسته تقسیم نمود. برای تعیین مرز بخشها از سیگنال سرعت در جهت y استفاده و نقاطی که برای آنها $V_y=0$ است را بعنوان مرز بخشها انتخاب کرد. برای هر قطعه ۱۴ ویژگی مکانی و ۱۸ ویژگی زمانی استخراج کرد. سپس با استفاده از یک آنالیز تفکیک کننده خطی^۳ مقادیر تفکیک پذیر مشخصه های متفاوت را مقایسه نمود، تا یک مجموعه از بهترین مقادیر تفکیک پذیر از میان تمام ویژگی ها معین می کند. این روش مستقیماً فضای ویژگی اصلی را جستجو می کند، تا بهترین مجموعه ویژگی را بیابد. پس از آن یک برچسب کلاس برای هر بردار ویژگی ایجاد کرد. هر امضاء را با یک مدل مخفی مارکف چپ به راست مدل کرد و توابع احتمال این مدل را در مرحله آموزش بدست آورد. کلاسهای بدست آمده در بالا حالتیهای مدل مخفی مارکف می باشد. تعداد حالتیهای این مدل برابر با ۰.۸ تعداد بخش ها در نظر گرفته شده است. برای تأیید امضاء، شباهت امضاء ورودی با مدل بدست آمده در مرحله آموزش،

¹ Nalwa

² Dolfing

³ Linear discriminate analysis

بوسیله الگوریتم ویتربی^۱ محاسبه شده و با مقدار آستانه برای پذیرش امضاء مقایسه شده است. این سیستم بر روی مجموعه امضاء های متشکل از ۱۵۳۰ امضاء اصلی و ۳۰۰۰ امضاء جعلی غیر حرفه ای از ۵۱ نفر آزمایش شده و $EER=2.45\%$ برای این مجموعه امضاء ها بدست آمده است.

لی^۲ در [۱۶] سیستم تأیید امضاء بر خطی را ارائه می کند که از یک تکنیک بخش بندی بر پایه پیچش زمانی پویا استفاده می کند که این تکنیک در بهبود برقراری تناظر بین نقاط چندین امضاء از یک نویسنده مؤثر است. ویژگیهای بخش های موجود آمده بدین روش بوسیله یک مدل پیشگویی خطی استخراج می شوند. و در پایان، کارایی سیستم تأیید امضاء با یک طبقه بندی شبکه عصبی ارزیابی می شوند که نتیجه ی آن بهبود معناداری را نسبت به نتایج قبلی که بر پایه بخش بندی یکنواخت بودند، نشان می دهند. این الگوریتم برای یک مجموعه امضاء، که از ۱۶ کاربر مختلف در طول ۱۵ قسمت جمع اوری شده است، برای هر نفر ۱۵۰ امضاء حاصل شده است، آزمایش می شود.

نتایج الگوریتم در صورتی که ضرایب مدل پیشگویی کننده که بعنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می شود، از بخش بندی بصورت یکنواخت حاصل شده باشد، بصورت $FRR=0.88\%$ و $FAR=0.67\%$ خواهد بود. در صورتی که این ضرایب از بخش بندی با استفاده از DTW^3 باشد. نرخ خطا بصورت $FRR=0.25\%$ و $FAR=0.25\%$ خواهد بود.

نانی^۴ و لومینی^۵ در [۱۷] از سه ویژگی توالی مختصات x بین دو نقطه متوالی و زاویه قلم روی صفحه استفاده کردند. آنها در این روش آنها در این روش هر ویژگی محلی بدست آمده از مرحله استخراج ویژگی را توسط تبدیل ویولت به عنوان فیلتر پایین گذر پردازش کردند و سپس برای کاهش ابعاد بردار ویژگی از تبدیل کسینوسی گسسته (DCT^6) استفاده کردند. نهایتاً مقادیر ویژگی ها برای هر فرد را به متوسط صفر و انحراف معیار ۱ نرمالیزه کردند. آنها در این روش تشخیص امضاء به عنوان یک مساله

¹ Viterbi

² Lee

³ Dynamic time warping

⁴ Nanni

⁵ Lumini

⁶ Discrete cosine transform

کلاسه بندی یک کلاسه بررسی شده است. آنها برای بررسی عملکرد روش خود از پایگاه داده MCYT که شامل ۱۰۰ نفر است و برای هر نفر ۲۵ امضاء اصلی و ۲۵ امضاء جعلی حرفه ای بدست آمده است، استفاده کردند و مقدار خطای کلی را برای امضاءهای جعل حرفه ای ۹.۸٪ و برای امضاءهای جعلی تصادفی ۵.۸٪ بدست آوردند.

گوپتا^۱ و جویسی^۲ در [۱۸] روشی را برای بدست آوردن شکل امضاء محلی نمودارهای x و y امضاء را مشخص کردند و سپس از سمبل های A و B برای ماکزیمم و مینیمم محلی نمودار x و سمبل های C و D برای ماکزیمم و مینیمم محلی نمودار y و سمبل P برای نقاطی که قلم از روی کاغذ برداشته می شود استفاده کردند و امضاء را توسط رشته ای از سمبل ها نشان دادند. آنها در این روش برای بهبود عملکرد سیستم تعدادی ویژگی عمومی امضاء را به اطلاعات اکستریم ها اضافه کردند و طی یک فرآیند دو مرحله ای از ویژگی های عمومی علاوه بر نمایش رشته ای شکل امضاء استفاده کردند. مرحله اول شامل استفاده از هفت ویژگی دینامیکی (زمان کلی امضاء، تعداد تغییر علامت های سرعت های x و y و شتاب های x و y ، زمان قلم-بالا و طول کل مسیر امضاء) است و در مرحله دوم از نمایش رشته ای اکستریم استفاده کردند. در هر دو مرحله از ۵ امضاء مرجع به همراه ترشلد مختلف استفاده کردند. فرایند تصدیق شامل گذشتن از مرحله اول و دوم با موفقیت است. آن ها در این روش از پایگاه داده ای شامل ۶۰ نفر که برای هر یک ۱۵ امضاء اصلی و ۵ امضاء جعلی حرفه ای وجود دارد، استفاده کردند و با استفاده از ترشلد های مستقل برای هر فرد، مقدار خطای امضاءهای جعلی حرفه ای را ۲.۵٪ و مقدار خطای امضاءهای جعلی تصادفی را ۱.۵٪ بدست آوردند.

فلاح در [۱۹] پردازش را به طور موازی بر روی سیگنال های یک بعدی x و y انجام داده است. او با تبدیل میلیون^۳ که نسبت به تغییر مقیاس مقاوم است عملیات پیش پردازش را انجام داده و با استفاده

¹ Gupta

² Joycee

³ Mellin

از MFCC بردار ویژگی را استخراج و با آنالیز اجزاء اصلی^۱ (PCA) ابعاد ویژگی را کاهش داده سپس با طبقه بندی کننده خطی تصمیم گرفته می شود. برای بررسی عملکرد روش خود از پایگاه داده SVC2004 که شامل ۴۰ نفر است و برای هر نفر ۲۰ امضاء اصلی و ۲۰ امضاء جعلی حرفه ای بدست آمده است، استفاده کرد و مقدار خطای کلی را برای امضاء های جعل حرفه ای ۵.۳٪ بدست آورد.

فهمی^۲ در [۲۰] با استفاده از سیگنال های $x(t)$ و $y(t)$ امضاء، زاویه حرکت قلم را بدست می آورد، پس از نمونه گیری مجدد و نرمالیزه کردن سیگنال بدست آمده، از این سیگنال تبدیل موجک گسسته (DWT) گرفته می شود. از بردار ضرایب تقریب^۳ تبدیل موجک به عنوان بردار ویژگی استفاده کرد و از شبکه عصبی پس انتشار خطا به عنوان طبقه بند استفاده نمود. با اعمال این سیستم تأیید امضاء بر روی پایگاه داده SVC2004، مقدار خطای کلی را برای امضاء های جعل حرفه ای ۵٪ بدست آورد.

رشیدی و دیگران در [۲۱] پس از پیش پردازش با اعمال تبدیل کسینوسی گسسته بر روی هر یک از ۴۴ سیگنال دینامیک امضاء از جمله: سیگنال های $x(t)$ و $y(t)$ ، سرعت حرکت قلم در جهت های x و y ، سینوس و کسینوس زوایا، شتاب در جهت های x و y ، فشار قلم و ... بردار های ویژگی هر یک از سیگنال ها را بدست می آورند و این ۴۴ بردار ویژگی را در یک ماتریس ویژگی ذخیره می کنند. معمولاً از امضاء های هر کاربر (۱۰-۳) امضاء را به عنوان امضاء های مرجع در نظر می گیرند، در این مقاله ۵ امضاء را به صورت تصادفی به عنوان امضاء های مرجع انتخاب نمودند. در مرحله اول حداقل، میانگین، حداکثر و مجموع ضرایب تبدیل کسینوسی گسسته هر یک از امضاء های مرجع را بدست آورده و فاصله هر یک از ماتریس های ویژگی را از ماتریس مرجع بدست آورند، سپس ماتریس فاصله نهایی به بازه (۰-۱) نگاشت می شوند. ماتریس نهایی به چندین طبقه بند داده شد. این سیستم بر روی پایگاه داده SVC2004 Task1&Task2 و SUSIG اعمال گردید که خطای کلی به ترتیب ۳.۶۱٪ برای Task1 و

¹ Principle component analysis

² Fahmy

³ Approximation coefficients vector

۲۰۴٪ برای Task2 و ۱۰۴۹٪ می باشد. آن ها نتیجه گرفتن که ۳ سیگنال $x(t)$ ، $y(t)$ و رابطه (۲-۱) بهتر از دیگر سیگنال ها، امضاءهای اصلی را از جعلی تفکیک می کنند.

$$r(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \quad (2-1)$$

بیشتر این افراد از پایگاه داده مشترکی استفاده نکردند نمی توان مقایسه جامعی بین روش های مختلف داشت. ولی در مورد ۳ مرجع پایانی، دارای پایگاه داده مشترکی می باشند، که بهترین نتیجه در [۲۱] گرفته شده است. ما نیز در این پایان نامه از تبدیل کسینوسی گسسته برای استخراج ویژگی بهره برده ایم.

۲-۷- مجموعه امضاء های مورد استفاده در این پایان نامه

در این پایان نامه از دو پایگاه داده مختلف برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است که در ادامه هر کدام را به صورت مجزا توضیح می دهیم.

۲-۷-۱- پایگاه داده SVC2004

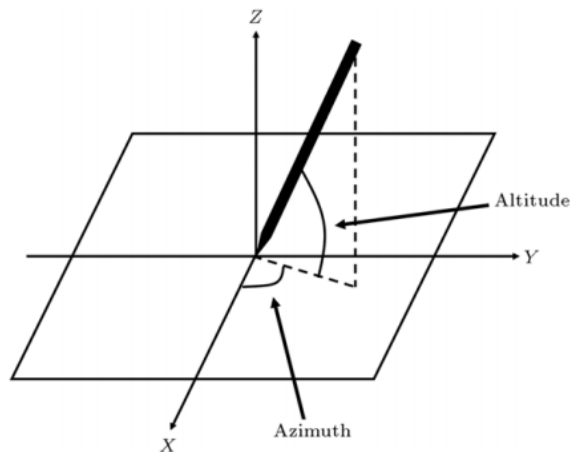
یکی از این پایگاه داده ها مجموعه امضاء های نخستین مسابقه بین المللی تأیید امضاء^۱ SVC2004 می باشد. این مجموعه امضاء به منظور ارزیابی سیستم های تأیید امضاء شرکت کننده در این مسابقه، جمع آوری شده است.

برای جمع آوری این مجموعه از صفحه رقومی کننده Wacom Intuos Tablet استفاده شده و از هر نفر ۲۰ امضاء اصلی گرفته شد و افراد دیگر امضاء او را جعل کردند و ۲۰ امضاء جعلی برای هر نفر بدست آمده است. امضاءهای اصلی و جعلی ۴۰ نفر در سایت اینترنتی این مسابقه در اختیار عموم قرار داده شده است [۲۲].

اطلاعات امضاء هر فرد در یک فایل متنی ذخیره گردیده است. این فایل در ابتدا شامل یک عدد می باشد که نشان دهنده تعداد کل نمونه های اخذ شده یک امضاء است. در زیر آن ۷ ستون قرار دارد

¹ First international signature verification competition

که به ترتیب از چپ به راست شامل: (ستون اول) مختصات x ، (ستون دوم) مختصات y ، (ستون سوم) زمان متناظر با هر نمونه، (ستون چهارم) حالت قلم که یا صفر است که نشان دهنده اینکه قلم-بالا است و یا یک است که نشان دهنده قلم-پایین است، (ستون پنجم) زاویه قلم با صفحه (Azimuth) را نشان می دهد، (ستون ششم) زاویه حرکت قلم بر روی صفحه با محور x ها (Altitude) را نشان می دهد و (ستون هفتم) که فشار قلم را نشان می دهد. در شکل (۱-۲) زوایا نشان داده شده است.



شکل ۱-۲- زاویه های با صفحه و محور X

با توجه به این که فرد جاعل شکل و اطلاعات زمانی امضاءها را در اختیار دارد و همچنین فرصت کافی برای تمرین کردن به او داده می شود، امضاءهای جعلی این مجموعه، جعل حرفه ای محسوب می شوند. این مجموعه شامل ۸۰۰ امضاء اصلی و ۸۰۰ امضاء جعلی است. مزیت استفاده از این مجموعه این است که به راحتی می توان نتایج بدست آمده از این پایان نامه را با نتایج تیم های شرکت کننده در اولین مسابقه تأیید امضاء مقایسه کرد. زیرا مقایسه نرخ خطای دو سیستم تأیید امضاء زمانی درست است که مجموعه امضاءها و شرایط آزمایش یکسان باشد.

در شکل (۲-۲)، شکل هندسی چند نمونه از مجموعه امضاءهای مجموعه SVC2004 نشان داده شده است.



۲-۷-۲- پایگاه داده امضاء های ایرانی

پایگاه دومی که برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی خود انتخاب می کنیم، پایگاه داده امضاءهای ایرانی که در [۲۳] جمع آوری شده است.

این پایگاه اطلاعات امضاء مربوط به ۵۰ نفر را ذخیره کرده است. برای جمع آوری این مجموعه از صفحه رقومی کننده X-PEN استفاده شده و از هر نفر ۲۵ امضاء اصلی گرفته شد و افراد دیگر امضاء او را جعل کردند و ۱۵ امضاء جعلی برای هر نفر بدست آمده است. اطلاعات امضاء هر فرد در یک فایل متنی ذخیره گردیده است. که این فایل متنی حاوی چهار ستون می باشد که به ترتیب از چپ به راست شامل (ستون اول): مقدار $x(t)$ ، (ستون دوم): مقدار $y(t)$ ، (ستون سوم): مقدار فشار p و (ستون چهارم): زمان t هر نمونه ذخیره شده امضاء می باشد.

در جدول (۱-۲)، شکل هندسی چند نمونه از مجموعه امضاءهای پایگاه داده ایرانی نشان داده شده است.

جدول ۱-۲- شکل هندسی چند نمونه از مجموعه امضاءهای پایگاه داده ایرانی

۲-۸- نتیجه گیری

در این فصل ابتدا در مورد اجزاء تشکیل دهنده سیستم های زیستی و خطا در آن ها صحبت کردیم سپس بخش های مختلف سیستم های تأیید امضاء و مشکلات آن ها را مورد بررسی قرار دادیم. در ادامه مروری بر کارهای انجام شده در سیستم های تأیید امضاء بر خط انجام شد و در انتها پایگاه های مورد استفاده در این پایان نامه را معرفی می کنیم.

بانک فیلتری

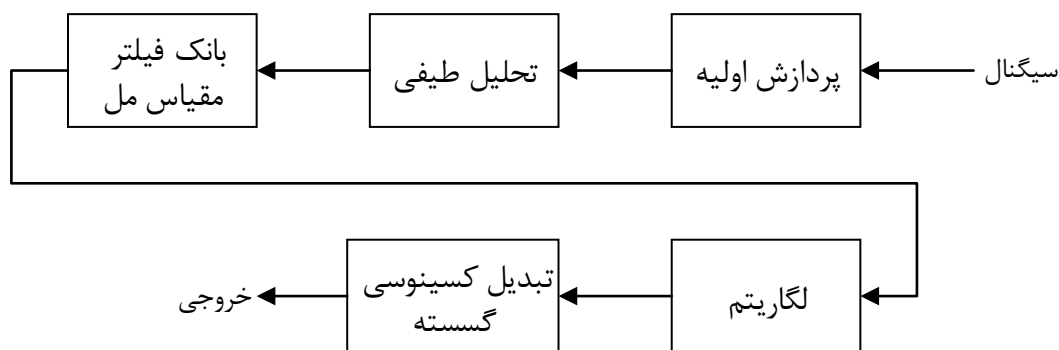
۳-۱- مقدمه

روشی که در این فصل ارائه خواهد شد، یک روش جدید و برگرفته شده از روشی است که در تشخیص صوت استفاده می شود. در این فصل سیگنال های صوت و امضاء را در حوزه زمان و بعد از گرفتن تبدیل فوریه در حوزه فرکانس با هم مقایسه می کنیم. سپس با توجه به بازه های فرکانسی این دو سیگنال به طراحی بانک فیلتر می پردازیم. قبل از اینکه در مورد بانک فیلتری صحبت شود ابتدا در مورد ضرایب طیف فرکانسی مل (MFCC) توضیح داده خواهد شد و سپس در مورد بانک فیلتری مورد استفاده در این پایان نامه و نحوه طراحی آن را توضیح می دهیم.

۳-۲- ضرایب طیف فرکانسی مل

ضرایب طیف فرکانسی مل یکی از معروف ترین روش های استاندارد برای استخراج ویژگی یک سیستم تشخیص گفتار است این روش توسط دیویس در سال ۱۹۸۰ [۲۴] ارائه گردید و از آن زمان به بعد به عنوان یک روش پر کاربرد باقی ماند. دیویس اعتقاد داشت که این ویژگی ها نسبت به روش های پارامتر بندی دیگر، باعث افزایش فوق العاده کارایی می گردند که علت این امر اهمیت بیشتر دادن به اطلاعات دریافتی از طیف صوتی زمان کوتاه می باشد.

مراحل محاسبه MFCC را می توان به صورت یافتن تبدیل کسینوسی قسمت حقیقی لگاریتم طیف توان زمان کوتاه در مقیاس فرکانسی انتقال یافته مل توصیف نمود. جزئیات بیشتر در ادامه آورده شده است، همچنین بلوک دیاگرام این روش در شکل (۳-۱) نشان داده شده است.



شکل ۳-۱- بلوک دیاگرام مراحل محاسبه پارامتر های MFCC

۳-۲-۱- تحلیل طیفی

تبدیل فوریه گسسته زمان کوتاه برای هر فریم صوتی از رابطه زیر محاسبه می گردد:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \omega(n)x(n)e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1-3)$$

که در رابطه فوق k مولفه فرکانسی است و $f(k) = \frac{kf_s}{N}$ و $\omega(n)$ پنجره زمانی است. معمولاً برای

انتخاب پنجره از پنجره های معروفی همچون همینگ، هنینگ یا گوسی استفاده می شود.

۳-۲-۲- بانک فیلتر مقیاس مل

تحلیل بانک فیلتر مقیاس مل به وسیله کوانتیزه نمودن غیر یکنواخت طیف فوریه بدست می آید. برای بدست آوردن کوانتیزه غیر یکنواخت، تابع پنجره غیر یکنواخت بر روی مقیاس مل جا به جا می گردد و سپس به مقیاس هرتز انتقال می یابد (شکل ۳-۲). با انتقال توابع پنجره به مقیاس هرتز، در طیف توان فوریه ضرب می گردند و بعد از آن با یکدیگر جمع می گردند تا در نهایت ضرایب بانک فیلتر طیف مل در اختیار ما قرار دهند. این ضرایب از رابطه زیر بدست می آید:

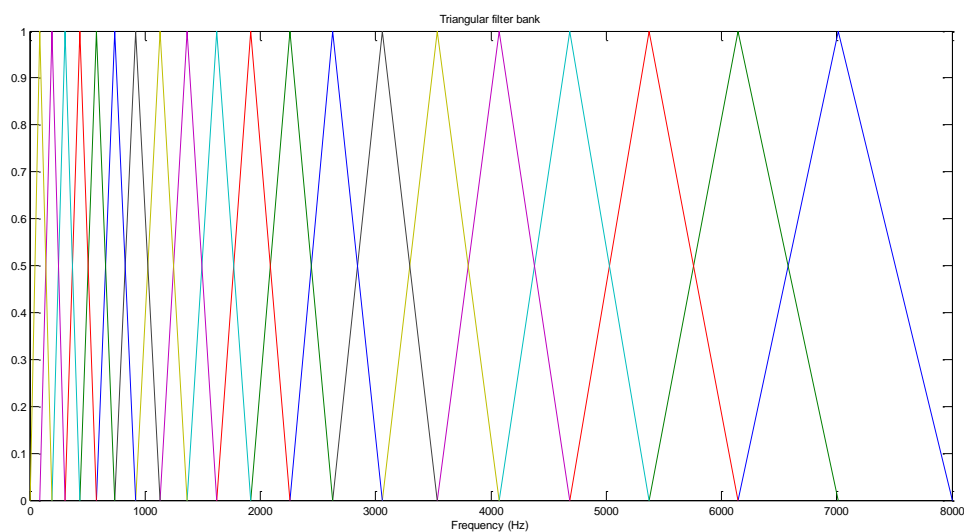
$$S(m) = \log[\sum_{k=0}^{N-1} |X(k)|^2 H(k, m)] \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (2-3)$$

که در رابطه فوق M تعداد بانک فیلتر است و $M \ll N$. $H(k, m)$ بانک فیلتر مل است که مجموعه ای از فیلتر های مثلثی است که به وسیله فرکانس های مرکزی $f_s(m)$ و به صورت زیر تعریف می گردد:

$$H(k, m) = \begin{cases} 0 & \text{for } f(k) < f_c(m-1) \\ \frac{f(k) - f_c(m-1)}{f_c(m) - f_c(m-1)} & \text{for } f_c(m-1) \leq f(k) \leq f_c(m) \\ \frac{f(k) - f_c(m+1)}{f_c(m) - f_c(m+1)} & \text{for } f_c(m) \leq f(k) < f_c(m+1) \\ 0 & \text{for } f(k) \geq f_c(m+1) \end{cases}$$

فرکانس مرکزی بانک فیلتر از رابطه زیر بدست می آید:

$$\varphi = 2595 \log_{10} \left(\frac{f}{700} + 1 \right) \quad (4-3)$$



شکل ۳-۲- بانک فیلتر مل

رابطه فوق به ازای تمام فرکانس ها غیر خطی است (فرکانس های بالا). از مزایای الگوریتم فوق به موارد زیر می توان اشاره نمود:

- فشرده نمودن محدوده دینامیکی
- محدوده دینامیکی فضای ویژگی فشرده می گردد. این امر باعث می گردد که کارایی آن در سیستم های کامپیوتری بیشتر گردد.
- ویژگی های دریافتی بسیار مهم
- سیستم شنوایی انسان از توابع لگاریتمی پیروی می کند.
- هیستوگرام شبه گوسی
- هیستوگرام های شبه گوسی را می توان با دقت بیشتری مدل سازی نمود و در صورتی که از مدل مختلط گوسی^۱ استفاده گردد پیچیدگی آن کمتر خواهد شد.

¹ Gaussian mixture model (GMM)

همچنین این الگوریتم دارای معایبی نیز می باشد. لگاریتم مقادیر کوچک به سمت منفی بینهایت میل می کند. این مشکل را می توان با استفاده از روش های مختلفی مانند اضافه نمودن یک مقدار ثابت به تمام مقادیر و یا استفاده از تابع ریشه درجه سوم به جای لگاریتم حل نمود.

بانک فیلتر مل فیلتر هایی هستند که با فواصل خطی در فرکانس های پایین و کمتر از ۱ کیلو هرتز و به صورت تقریباً لگاریتمی در فرکانس های بالاتر قرار گرفته اند. این نوع نحوه قرار گیری اجازه می دهد بانک فیلتر ویژگی های صوتی بسیار مهم را از سیگنال استخراج کند در عین اینکه تغییرات طیفی باند های فرکانسی بالاتر خنثی می سازد، تعداد فیلتر های موجود در بانک فیلتر بسته به نوع کاربرد متغیر است [۲۵].

۳-۲-۳- تبدیل کسینوسی گسسته

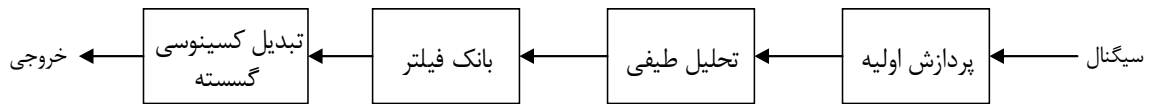
هنگامی که لگاریتم انرژی های بانک فیلتر محاسبه گردید، MFCC های نهایی با محاسبه تبدیل کسینوسی گسسته لگاریتم انرژی های بانک فیلتر بدست می آید. در سیستم های تشخیص گفتار مرسوم است که فقط ضرایب $c(1)$ تا $c(12)$ را نگه دارند.

$$c(n) = \sum_{m=0}^{M-1} S(m) \cos\left(\frac{\pi n}{M} \left(\frac{m-1}{2}\right)\right), \quad 0 \leq n \leq M \quad (۵-۳)$$

ضرایب طیف فرکانسی مل، طیف فشرده شده سیگنال صوتی را در اختیار ما قرار می دهد. دیویس نشان داد که تقریباً ۶ تا از ضرایب دارای بیشترین اطلاعات در مورد طیف صوتی می باشند. او بیان کرد که وارد نمودن ضرایب بیشتر بستگی به گوینده دارد [۲۵].

۳-۳- روش بانک فیلتری

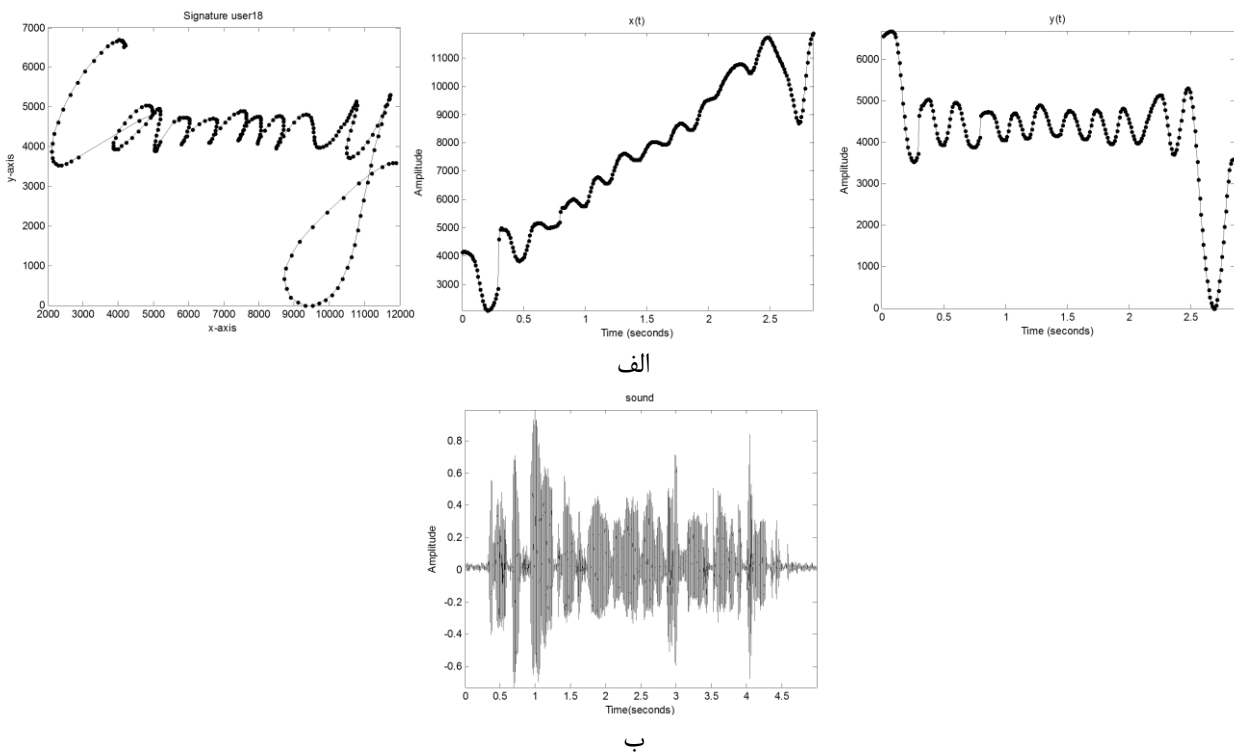
ما در این بخش تغییراتی در الگوریتم MFCC ایجاد نمودیم تا برای سیگنال های امضاء ویژگی مناسب تری استخراج کند. از جمله تغییرات حذف بلوک لگاریتم می باشد زیرا سیستم شنوایی انسان از توابع لگاریتمی پیروی می کند ولی سیستم حرکت دست این گونه نیست و از قواعد دیگری پیروی می کند. بلوک دیاگرام این روش در شکل (۳-۳) نشان داده شده است:



شکل ۳-۳- بلوک دیاگرام روش بانک فیلتری

۳-۳-۱- مقایسه سیگنال صوتی و سیگنال امضاء

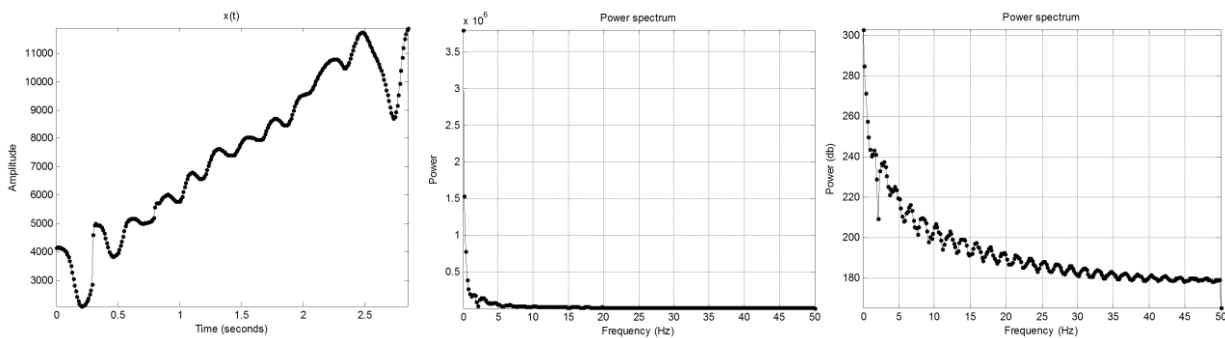
در این قسمت می خواهیم مقایسه بین سیگنال صوت و سیگنال امضاء داشته باشیم و تفاوت های این دو سیگنال را در حوزه زمان و فرکانس با هم مقایسه کنیم. بنابراین یک سیگنال صوت و یک سیگنال امضاء را به طور دلخواه انتخاب می کنیم و نمودار های زمانی این دو سیگنال را در شکل های (۳-۴-الف) و (۳-۴-ب) نشان داده شده است.



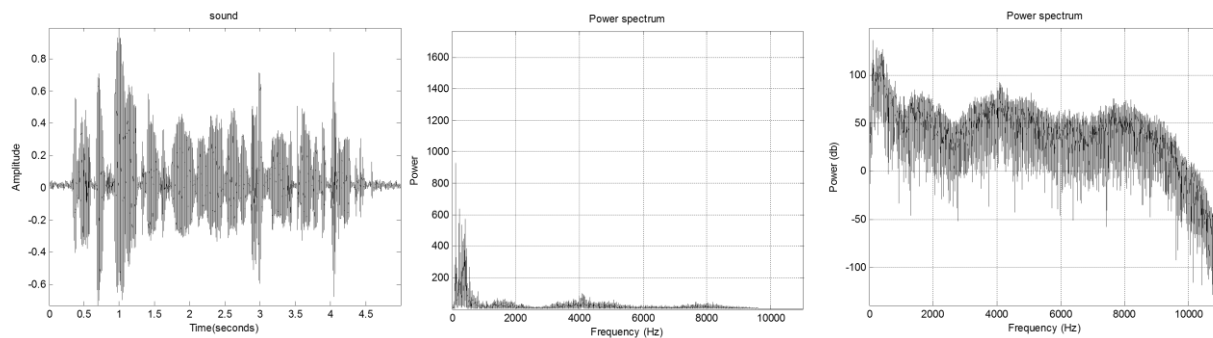
شکل ۳-۴- الف: نمونه امضاء و سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ پایگاه داده SVC2004، ب: نمونه یک سیگنال صوت

حال با مقایسه این دو سیگنال در حوزه زمان مشاهده می شود تغییرات یک سیگنال صوتی شدیدتر از یک سیگنال امضاء می باشد بنابراین بازه فرکانسی این دو سیگنال با هم متفاوت می باشد، برای مشاهده

بازه های فرکانسی می توان از دو سیگنال تبدیل فوریه سریع^۱ گرفته و در حوزه فرکانس مورد بررسی قرار داد. اندازه تبدیل فوریه این دو سیگنال در شکل های (۳-۵-الف) و (۳-۵-ب) نشان داده شده است.



الف



ب

شکل ۳-۵-الف: سیگنال $x(t)$ - طیف توان - طیف توان برحسب دسیبل، ب: سیگنال صوت - طیف توان - طیف توان برحسب دسیبل

با مقایسه این دو سیگنال در حوزه فرکانس، بازه فرکانسی یک سیگنال صوتی 0-10KHz می باشد در حالی که یک سیگنال امضاء بازه فرکانسی زیر 100Hz می باشد. بنابراین برای طراحی بانک فیلتر مناسب امضاء باید فرکانس های مرکزی بانک فیلتر طوری طراحی شود که در این بازه فرکانسی باشد.

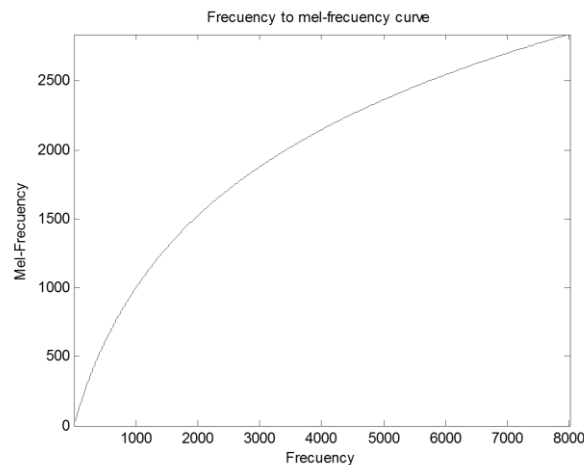
۳-۳-۲- طراحی فرکانس های مرکزی بانک فیلتری

همان طور که در قسمت قبل گفته شد باید فرکانس های مرکزی را طوری طراحی کنیم که تعداد بیشتری از فیلترها در فرکانس های زیر 100Hz باشند و به صورت لگاریتمی کم شود، در روش MFCC

¹ Fast Fourier transform

فرکانس های مرکزی فیلترها از رابطه (۶-۳) بدست می آید همان طور در شکل (۶-۳) دیده می شود در فرکانس های پایین این منحنی به صورت خطی می باشد بنابراین تعداد فیلترها در تمام فرکانس ها ثابت می باشد. هدف ما طراحی بانک فیلتری که بیشتر فیلترها در فرکانس های پایین و در فرکانس های بالاتر به صورت لگاریتمی باشد.

$$\varphi = 2595 \log_{10} \left(\frac{f}{700} + 1 \right) \quad (۶-۳)$$

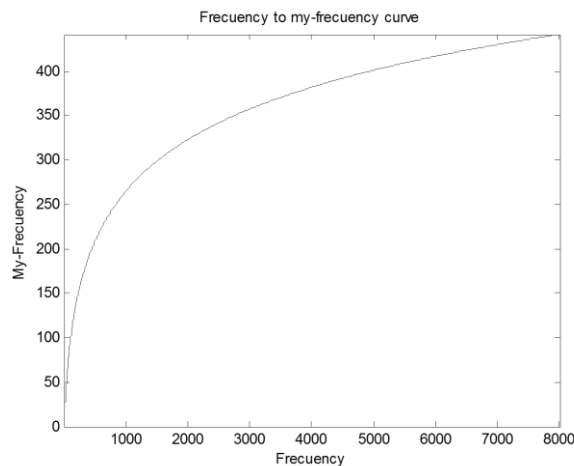


شکل ۶-۳- نگاهت حوزه هرتز به مل

بنابراین با تغییراتی که به صورت سعی و خطا در رابطه (۶-۳) انجام دادیم در نتیجه به رابطه (۷-۳)

رسیدیم.

$$\varphi = 200 \log_{10} \left(\frac{f}{50} + 1 \right) \quad (۷-۳)$$



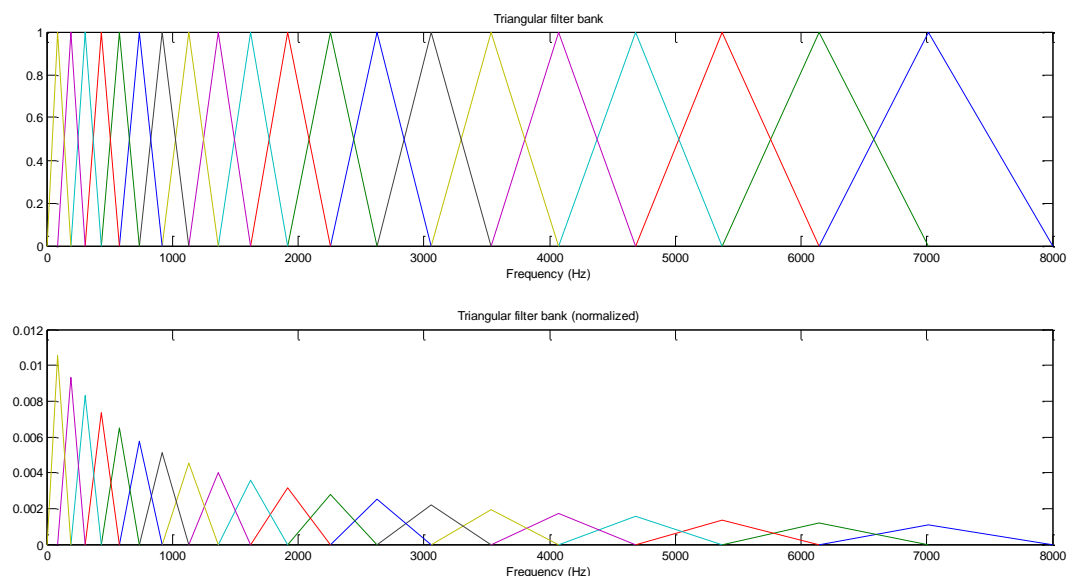
شکل ۷-۳- نگاهت هرتز به تابع تعریف شده

همان طور که در شکل (۷-۳) مشاهده می شود منحنی در فرکانس های پایین نیز لگاریتمی می باشد و می توان تعداد بیشتری از فیلتر ها در فرکانس های زیر 100 Hz تعریف کرد.

۳-۳-۳- طراحی بانک فیلتر

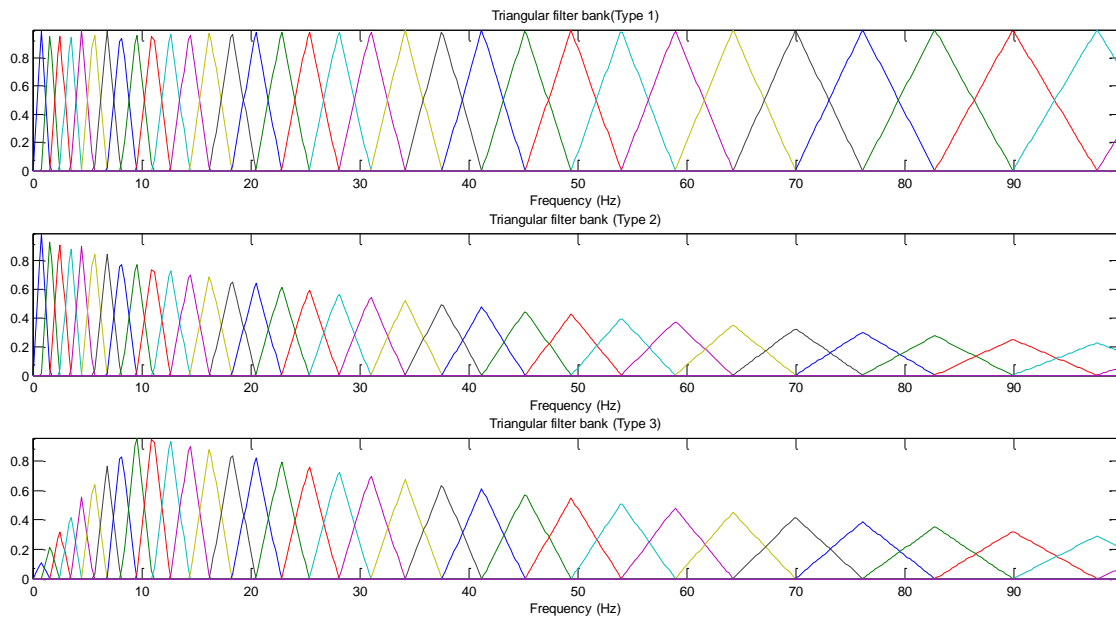
دو بلوک پردازش اولیه و تحلیل طیفی در روش MFCC توضیح داده شده است همچنین در این روش ما نیز تغییراتی در این دو بلوک ندادیم، در بانک فیلتر مقیاس مل، فرکانس مرکزی بانک فیلتر از رابطه (۶-۳) بدست می آید که مناسب سیگنال های صوتی می باشد. ما با تغییرات که در این رابطه به صورت سعی و خطا بدست آوردیم مراکز این فیلتر ها را طوری جابجا نمودیم تا در رنج فرکانسی 0-100Hz مجموعه ای از فیلترهایی طراحی کنیم که برای سیگنال های امضاء ویژگی های منحصر به فردی استخراج کند. بعد از اینکه فرکانس مرکزی بانک فیلتری را مشخص شد حال باید نوع فیلتر را انتخاب کنیم، یکی از انواع بانک فیلتر ها که کاربرد زیادی دارد بانک فیلتر مثلثی می باشد.

در شکل (۸-۳) بانک فیلتری که در روش MFCC استفاده می شود را نشان می دهد. این بانک فیلتر مناسب سیگنال های صوتی می باشد در صورتی که از این بانک فیلتر برای تشخیص امضاء استفاده کنیم با درصد قابل قبولی می توان تشخیص امضاء اصلی از جعلی را انجام داد که در فصل ۵ مقایسه ای بین MFCC و روش بانک فیلتری توضیح داده شده در این پایان نامه انجام می دهیم.



شکل ۸-۳- بانک فیلتر مل

در شکل (۳-۹) سه نوع بانک فیلتر طراحی شده را نشان می دهد. با توجه به توضیحات داده شده، بانک فیلتری طراحی شده دارای ویژگی های لازم برای استخراج ویژگی مناسب برای سیگنال های امضاء می باشد. در فصل ۵ بانک فیلتری که بهترین نتیجه را در تشخیص امضاءهای اصلی از جعلی دارد به عنوان بانک فیلتر انتخاب می کنیم.



۳-۴- تبدیل کسینوسی گسسته

پس از اینکه سیگنال های دینامیک $x(t)$ و $y(t)$ توسط بانک فیلتری طراحی شده، برای هر فریم از سیگنال های امضاء به تعداد بانک فیلترها ویژگی استخراج کردیم، حال با استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته ویژگی های دینامیک $x(t)$ و $y(t)$ از سیگنال های امضاء به فضای تبدیل نگاشت می شود. همان طور که در تشخیص گفتار ۱۳ ضریب تبدیل کسینوسی گسسته استفاده می شود ما نیز ۱۳ ضریب تبدیل کسینوسی گسسته را به عنوان ویژگی نگه می داریم.

تبدیل کسینوسی گسسته یک بعدی برای یک بردار به طول N به صورت رابطه (۸-۳) تعریف می شود:

$$X(k) = \alpha(k) \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right) \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (8-3)$$

تبدیل کسینوسی گسسته معکوس نیز به صورت رابطه (۹-۳) تعریف می شود:

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} \alpha(k) X(k) \cos\left(\frac{\pi(2k+1)n}{2N}\right) \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (9-3)$$

برای هر دو رابطه (۸-۳) و (۹-۳)، $\alpha(k)$ به صورت رابطه (۱۰-۳) تعریف می شود:

$$\alpha(k) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & k = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & k \neq 0 \end{cases} \quad (10-3)$$

استفاده از بانک فیلتری در حوزه های دیگر از جمله طبقه بندی سیگنال قلب استفاده می شود و فرکانس مرکزی بانک فیلترها با استفاده از آنتروپی طیف توان طیف توان سیگنال قلب بدست می آید به این صورت که نقاطی از محور فرکانس که آنتروپی طیف توان ماکزیمم محلی دارد به عنوان مراکز فیلترها انتخاب شده است [۲۵].

۳-۵- نتیجه گیری

در این فصل مقایسه ای بین سیگنال های امضاء و صوت انجام دادیم. با مشخص نمودن بازه های فرکانسی هر کدام از سیگنال ها با توجه به روش MFCC، فرکانس مرکزی بانک فیلتر طراحی شده را با تغییر در رابطه فرکانس مرکزی مل بدست آوردیم، سپس نحوه طراحی بانک فیلتری را توضیح دادیم. در فصل بعد از این روش برای استخراج ویژگی از سیگنال های امضاء استفاده می کنیم.

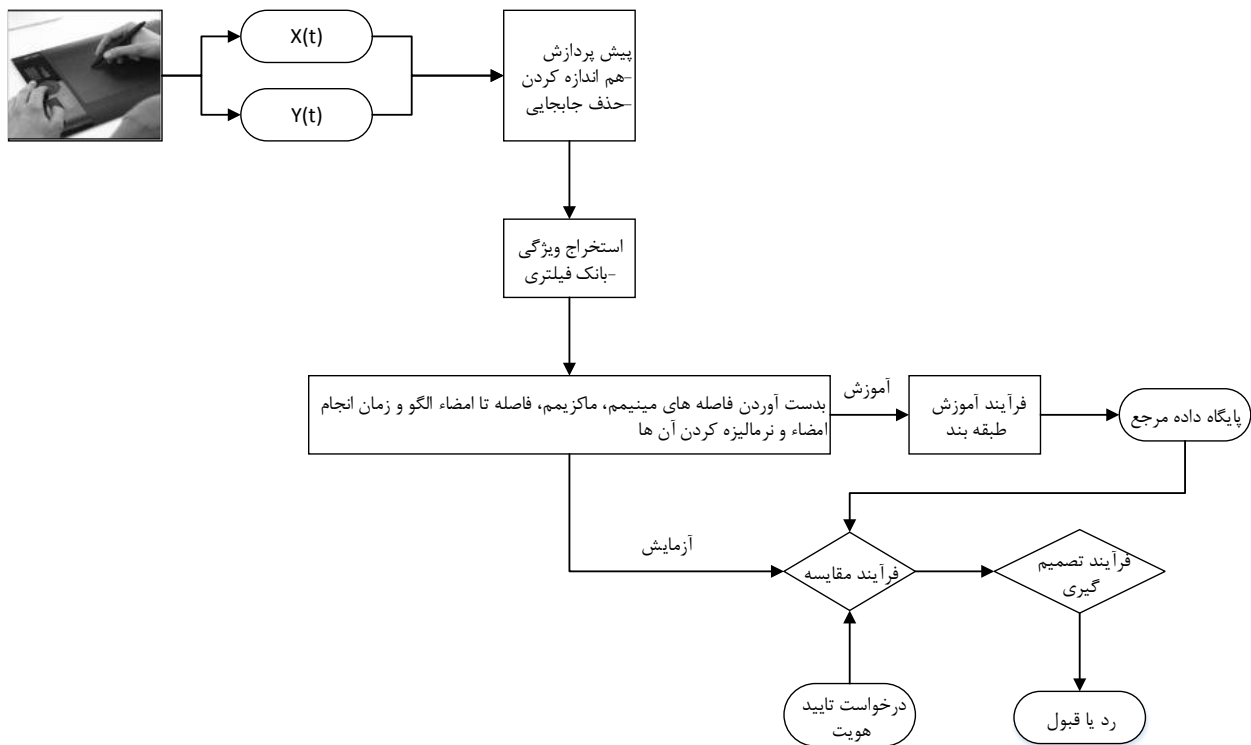
الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص امضاء

۴-۱- مقدمه

همان طور که در فصل های قبل بیان گردید، هدف از این پایان نامه ارائه الگوریتمی برای تشخیص امضاء بر خط می باشد. در این فصل قصد داریم تا یک الگوریتم مناسب جهت سیستم تشخیص امضاء ارائه کنیم. در واقع سیستم پیشنهادی باید بتواند امضاء های اصلی را از امضاء های جعلی تشخیص دهد. هدف ما بررسی بانک فیلتر طراحی شده در بازه فرکانسی ۱۰۰ هرتز که برای استخراج ویژگی استفاده شده است، می باشد. در این فصل قسمت های مختلف الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص امضاء را بررسی کرده و هر قسمت را به صورت کامل توضیح می دهیم.

۴-۲- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

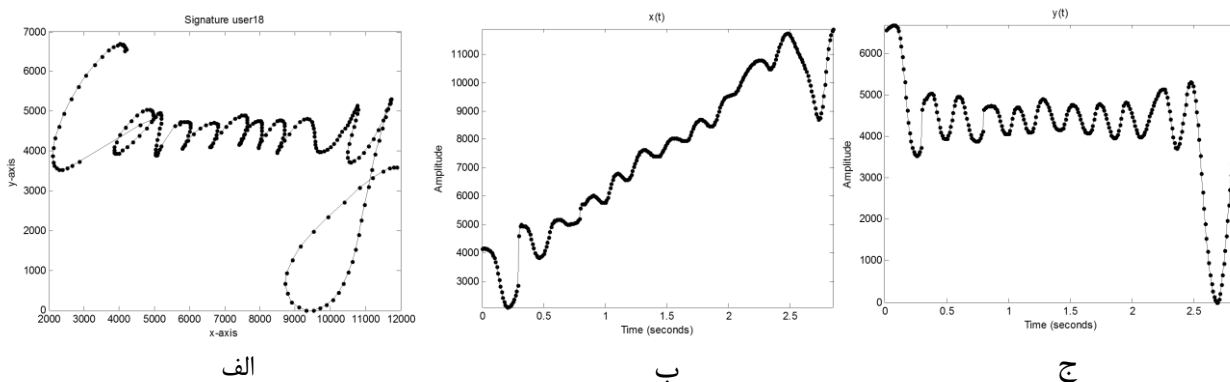
شکل (۴-۱) بلوک دیاگرام کلی سیستم پیشنهادی تأیید امضاء بر خط ارائه شده در این پایان نامه را نشان می دهد. همان طور که در شکل (۴-۱) نشان داده شده است در الگوریتم پیشنهادی، امضاءهای جمع آوری شده از هر کاربر ابتدا پیش پردازش شده و در ادامه ویژگی های مناسب برای سیستم تأیید امضاء استخراج می شوند. سپس فاصله اقلیدسی امضاء با مجموعه امضاء های مرجع محاسبه می شود و از مقادیر نرمالیزه ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاء های مرجع، مینیمم فاصله تا مجموعه امضاء های مرجع، فاصله تا امضاء الگو و زمان انجام امضاء برای آموزش طبقه بند استفاده می شود و در انتها برای تأیید و یا رد امضاء ورودی تصمیم گیری می شود.



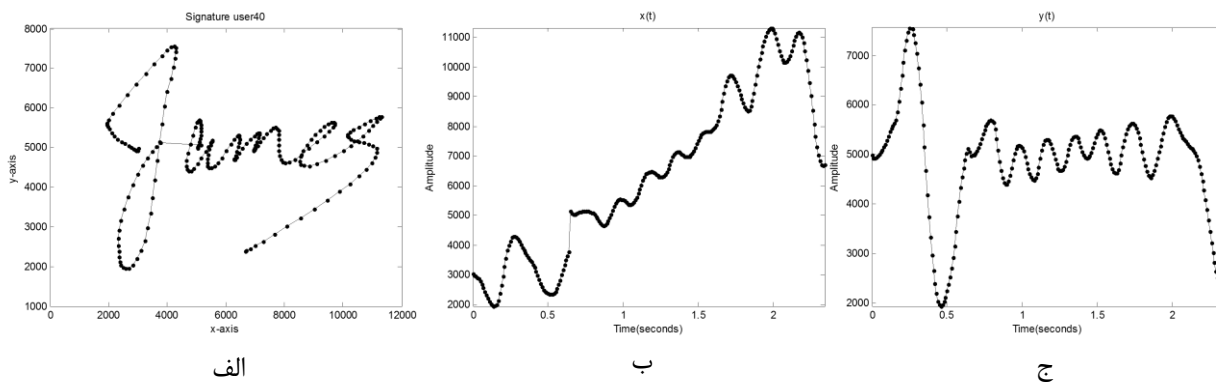
شکل ۴-۱- بلوک دیاگرام کلی سیستم تأیید امضاء بر خط ارائه شده در این پایان نامه

۳-۴- پیش پردازش

اطلاعات اولیه امضاء هر کاربر که به صورت فایل متنی ذخیره شده است، توسط برنامه MATLAB خوانده می شود و در متغیرهایی ذخیره می گردد. با توجه به آنچه در فصل دوم گفته شد، ستون های مربوط به مختصات x و y و t را جدا می کنیم و در سه متغیر ذخیره می کنیم. در شکل های (۴-۲) و (۴-۳) امضاء خام یک کاربر و توابع $x(t)$ و $y(t)$ بدست آمده نشان داده شده است.



شکل ۴-۲- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از پردازش، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004



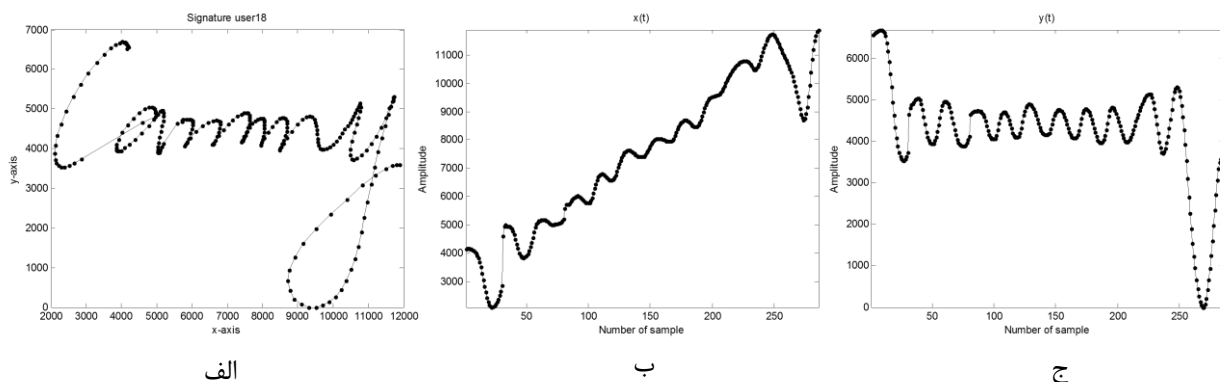
شکل ۴-۳- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از پردازش، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004

برای طراحی یک سیستم تأیید امضاء صحیح باید بر چند مشکل غلبه پیدا کرد. اول، امضاء یک فرآیند دقیق نیست یعنی اینکه دو امضاء از یک شخص همسان نیست مگر اینکه یک امضاء دقیقاً از روی دیگری رونویسی شود. بنابراین در اکثر موارد تغییراتی در بین امضاءهای یک کاربر وجود خواهد داشت (تغییرات درون کلاس) دوم، نمونه های امضاء تغییراتی در طول، اندازه و جهت دارند، که فرآیند مقایسه را مشکل می کنند.

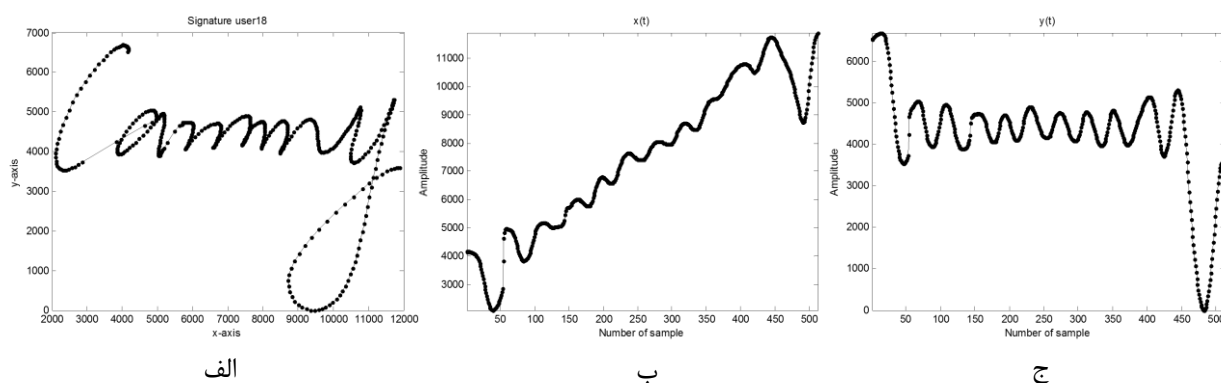
۴-۳-۱- هم اندازه کردن طول امضاء

تعداد نمونه های بدست آمده به دلیل اینکه زمانی که هر امضاء طول می کشد با هم یکسان نیست متفاوت و از حدود ۷۰ نمونه تا ۳۰۰ نمونه متغیر می باشد، طول های متفاوت امضاء کار تأیید امضاء را با مشکل مواجه می سازد. برای حل این مشکل امضاءها با طول های متفاوت را با استفاده از درون یابی بین نقاط^۱ و همچنین یک نمونه برداری فاصله یکنواخت به ۵۱۲ نقطه جدید تبدیل می کنیم. یعنی در این حالت برای تمام امضاءهای موجود ۵۱۲ نمونه خواهیم داشت که توسط این یکسان سازی طول، به راحتی می توان دو امضاء را با هم مقایسه کرد. در شکل های (۴-۴) و (۴-۵) امضاء های قبل و بعد از هم اندازه شدن و همچنین توابع $x(t)$ و $y(t)$ امضاءها نشان داده شده است.

¹ bilinear interpolation



شکل ۴-۴- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 قبل از هم اندازه کردن، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۲۸۶ نمونه، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۲۸۶ نمونه



شکل ۴-۵- الف: نمونه امضاء پایگاه داده SVC2004 بعد از هم اندازه کردن، ب: سیگنال $x(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۵۱۲ نمونه، ج: سیگنال $y(t)$ امضاء پایگاه داده SVC2004 به طول ۵۱۲ نمونه

۴-۳-۲- از بین بردن جابجایی امضاء

با توجه به اینکه افراد ممکن است در مکان های مختلفی از صفحه رقومی کننده امضاء کنند، یکی دیگر از مشکلات، مکان های متفاوت قرار گرفتن امضاء می باشد و در واقع امضاءها نسبت به هم جابجایی دارند برای یک نوع سازی و اینکه بتوان امضاءها را با یکدیگر مقایسه نمود، باید جابجایی بین آنها را از بین برد با توجه به این که ما از تبدیل فوریه و بانک فیلتری برای استخراج ویژگی استفاده می کنیم این عمل پیش پردازش تأثیری روی نتیجه نهایی نخواهد گذاشت زیرا همان طور در رابطه (۴-۱) نشان داده شده است اندازه تبدیل فوریه نسبت به جابجایی تغییر ناپذیر است [۲۷].

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n]e^{-j\omega n}$$

$$x[n] \leftrightarrow X(e^{j\omega}) \quad \& \quad y[n] = x[n - n_0] \rightarrow Y(e^{j\omega}) = e^{-j\omega n_0} X(e^{j\omega})$$

$$\rightarrow |Y(e^{j\omega})| = |X(e^{j\omega})| \quad (1-4)$$

۴-۴- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی یکی از مهم ترین مراحل تأیید امضاء می باشد. قدرت تمایز بالا و قابلیت تعمیم ویژگی ها برای همه ی کاربر ها، نقش مهمی در فرآیند تأیید امضاء ایفا می کند [۲۸]. منظور از فرآیند استخراج ویژگی آنست که ویژگی های یکتایی برای تمام حالات کاربر، که در تمام یا اکثریت نمونه های امضاء آن کاربر تکرار می شود، استخراج گرد، با این هدف که به فرآیند تأیید امضاء کمک شود تا با صحت قابل قبولی اجرا شود.

تا اینجا سیگنال های $x(t)$ و $y(t)$ امضاء توسط پیش پردازش هایی که در مراحل قبل روی آن ها انجام شد به دو سیگنال ۵۱۲ نمونه ای تبدیل شده اند. در این پایان نامه برای استخراج ویژگی از سیگنال های $x(t)$ و $y(t)$ از بانک فیلتری که در فصل سوم توضیح داده شد استفاده می کنیم. سیگنال های ورودی الگوریتم بانک فیلتری دو سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ بدست آمده از فرآیند پیش پردازش می باشد. هر یک از سیگنال ها با توجه به فرکانس ورودی که به الگوریتم می دهیم فریم بندی می شود، که در فصل بعد نتایج مربوط به فرکانس های مختلف که به عنوان ورودی به الگوریتم می دهیم را بررسی می کنیم. هر یک از فریم های بدست آمده از سیگنال های ورودی با استفاده از پنجره همینگ پنجره بندی می شود و در ادامه برای هر یک از فریم ها اندازه طیف توان با استفاده از تبدیل فوریه سریع^۱، محاسبه می شود. سپس با انتخاب بانک فیلتر مناسب، انرژی های بانک فیلتر محاسبه می شود تحلیل بانک فیلتر بوسیله کوانتیزه نمودن غیر یکنواخت، تابع پنجره به صورت غیر یکنواخت بر روی مقیاس تعریف شده جابه جا می گردد و سپس به مقیاس هرتز انتقال می یابد. با انتقال توابع

¹ Fast Fourier transform

پنجره به مقیاس هرتز، در طیف توان فوریه ضرب می گردد و بعد از آن با یکدیگر جمع می گردند تا در نهایت ضرایب بانک فیلتر را در اختیار ما قرار دهند، ویژگی های نهایی با محاسبه تبدیل کسینوسی گسسته انرژی های بانک فیلتر بدست می آید.

در نهایت برای هر فریم از سیگنال ورودی ۱۳ ویژگی بدست می آید، تعداد ویژگی های نهایی از اعمال هر یک از سیگنال های $x(t)$ و $y(t)$ به ورودی بانک فیلتر، برابر با تعداد فریم ها ضرب در ۱۳ ویژگی استخراجی از هر فریم می باشد، در یک بردار ذخیره می شود. سپس بردار ویژگی بدست آمده برای دو سیگنال $x(t)$ و $y(t)$ را با هم ترکیب کرده و در یک بردار ویژگی کلی ذخیره می کنیم.

۴-۵- انتخاب مجموعه امضاء های مرجع و امضاء الگو

از میان مجموعه امضاءهای اصلی هر کاربر تعداد ۱۰ امضاء اصلی را به صورت تصادفی به عنوان مجموعه امضاءهای مرجع هر شخص انتخاب می کنیم. سپس از میان امضاءهای اصلی هر شخص یک امضاء که را که کمترین فاصله را با بقیه امضاءها دارد به عنوان امضاء الگو انتخاب می کنیم [۲۹]. از روش های متفاوتی می توان برای امضاء الگو استفاده نمود، ما از روش فاصله شهری^۱ برای انتخاب امضاء الگو استفاده می کنیم، که صورت ساده تری از فاصله اقلیدسی فاصله شهری است. در این نوع فاصله به جای جذر مربع اختلافات از قدر مطلق اختلافات استفاده می شود. در این روش ابتدا پیش پردازش لازم بر روی امضاءهای اصلی هر کاربر انجام می شود، سپس در مرحله استخراج ویژگی، ویژگی های مطلوب هر امضاء استخراج می شوند، در ادامه قدر مطلق اختلاف بین ویژگی های نمونه اول با ویژگی های سایر نمونه های امضاء آن کاربر محاسبه شده و میانگین گیری می شود تا مقدار متوسط اختلاف بین ویژگی های نمونه اول با سایر نمونه های امضاء یک کاربر بدست آید، این کار را برای تمام نمونه های امضاء یک کاربر انجام می دهیم و مقدار متوسط اختلاف بین ویژگی های آن نمونه با ویژگی های سایر نمونه های امضاء را ذخیره می کنیم. در این پایان آن نمونه ای از امضاء یک کاربر که مقدار متوسط اختلاف آن با سایر نمونه ها از همه کمتر باشد، به عنوان امضاء الگو انتخاب می گردد.

¹ city block distance

۴-۵-۱- توصیف آماری امضاء های مرجع

در این قسمت توصیف آماری امضاءهای مرجع هر کاربر را محاسبه می کنیم. بدین صورت که برای هر مجموعه مرجع R_{ID} ، ابتدا مقادیر ماکزیمم فاصله اقلیدسی هر امضاء مرجع از سایر امضاءهای مرجع R_{ID} ، مینیمم فاصله اقلیدسی هر امضاء مرجع از سایر امضاءهای مرجع R_{ID} و همچنین فاصله هر امضاء مرجع از امضاء الگوی مجموعه R_{ID} محاسبه می شوند. سپس مقادیر، متوسط امضاء های مرجع R_{ID} از نزدیکترین همسایه $(d_{min}(R_{ID}))$ ، متوسط امضاء های مرجع R_{ID} از دورترین همسایه $(d_{max}(R_{ID}))$ و متوسط فاصله امضاء های مرجع R_{ID} از امضاء الگو $(d_{template}(R_{ID}))$ با میانگین گیری از مقادیر بدست آمده برای هر امضاء مرجع R_{ID} محاسبه و ذخیره می گردند [۲۷].

مقادیر میانگین فاصله های محاسبه شده، تغییرات امضاء هر شخص را توصیف می کنند و برای نرمالیزه کردن فاصله های مینیمم و ماکزیمم و فاصله تا امضاء الگو، هر امضاء هر شخص از مجموعه مرجع مربوطه استفاده می شوند. با استفاده از نرمالیزه کردن فاصله ها توسط میانگین های مجموعه مرجع مربوطه، نیاز به محاسبه مقدار آستانه جداگانه برای هر شخص را حذف می کنیم، و تنها از یک مقدار آستانه برای تمام کاربرها استفاده می کنیم.

۴-۶- آموزش طبقه بند

بعد از انجام فرآیند های پیش پردازش و استخراج ویژگی باید فرآیند تطبیق سیستم تأیید امضاء صورت گیرد. برای آموزش طبقه بند ابتدا، هر امضاء آموزشی (Y) با امضاءهای مجموعه مرجع مربوطه (R_{ID}) مقایسه می شود و مقادیر کمترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع R_{ID} ، $(d_{min}(Y, R_{ID}))$ ، بیشترین فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع R_{ID} ، $(d_{max}(Y, R_{ID}))$ و فاصله تا امضاء الگوی مجموعه امضاءهای مرجع R_{ID} ، $(d_{template}(Y, R_{ID}))$ محاسبه می شوند. سپس این مقادیر فاصله به ترتیب توسط مقادیر، متوسط فاصله امضاءهای مرجع R_{ID} از نزدیکترین همسایه $(d_{min}(R_{ID}))$ ، متوسط فاصله امضاءهای مرجع R_{ID} از دورترین همسایه $(d_{max}(R_{ID}))$ ، متوسط فاصله امضاء الگو $(d_{template}(R_{ID}))$ نرمالیزه می شوند و همچنین زمان انجام امضاء را نیز به عنوان یک ویژگی به این

سه ویژگی اضافه می کنیم تا بردار ویژگی چهار بعدی (F_Y) را تشکیل دهند. در واقع هر امضاء را با این بردار ویژگی نشان می دهیم.

$$F_Y = \begin{bmatrix} d_{min}(Y, R_{ID})/d_{min}(R_{ID}) \\ d_{max}(Y, R_{ID})/d_{max}(R_{ID}) \\ d_{template}(Y, R_{ID})/d_{template}(R_{ID}) \\ T_{total} \end{bmatrix}$$

در این پایان نامه از دو طبقه بند شبکه عصبی^۱ و ماشین بردار پشتیبان استفاده می کنیم که در ادامه هر یک را به صورت کامل توضیح می دهیم.

۴-۶-۱- فرآیند آموزش^۲ و آزمایش^۳ با استفاده از شبکه عصبی

ما در این قسمت از یک شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چند لایه به منظور آموزش و آزمایش سیستم تأیید امضاء بر خط استفاده می کنیم [۲۸].

طی فرآیند آموزش شبکه عصبی، بردار ویژگی استخراج شده از چند نمونه اصلی و چند نمونه امضاء جعلی هر کاربر برای آموزش به شبکه عصبی داده می شود. سپس در فرآیند آزمایش از شبکه های آموزش دیده برای هر کاربر به عنوان یک طبقه بند دو کلاسه استفاده می شود، تا امضاء اصلی را از امضاء جعلی جدا کند.

۴-۶-۱-۱- آموزش شبکه عصبی

در فرآیند آموزش بعد از اینکه امضاء پیش پردازش شد، ویژگی های هر امضاء استخراج می شود، سپس مقادیر مینیمم و ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع مربوطه و فاصله تا امضاء الگو محاسبه و توسط مقادیر میانگین فاصله های مربوطه، نرمالیزه می شوند، این سه ویژگی به همراه مدت زمان کل امضاء برای آموزش استفاده می شود.

¹ Neural Network

² Training

³ Test

ما در این پایان نامه از شبکه عصبی پس انتشار^۱ (BNN) برای آموزش و تعیین وزن های شبکه عصبی استفاده می کنیم. روال کلی این الگوریتم به این صورت است که وزن ها و بایاس ها یک بار مقداردهی اولیه می شوند و سپس طی فرآیند تکرار با مینیمم کردن میانگین مربعات خطا^۲ (MSE) بین خروجی های شبکه و خروجی های مطلوب در فرآیند آموزش، ضرایب شبکه را تعیین و ذخیره می کند. توضیحات بیشتر در پیوست (الف) آمده است.

در پایگاه داده SVC2004 برای هر کاربر تعداد ۴۰ امضاء موجود است، که از این تعداد ۲۰ امضاء اصلی و ۲۰ امضاء نیز جعلی (جعل حرفه ای) می باشد. ما از ۱۳ نمونه امضاء اصلی و ۱۳ نمونه امضاء جعلی برای آموزش شبکه عصبی استفاده می کنیم.

برای هر کاربر نمونه امضاء های اصلی را ۱ و نمونه امضاء های جعلی را ۱- در نظر می گیریم. حال شبکه عصبی که تا اینجا تعیین کردیم، به روش پس انتشار با دادن نمونه های آموزشی امضاء برای هر کاربر و تعیین ضرایب شبکه عصبی، آموزش می دهیم. تعداد لایه های پنهان و نرون های هر لایه در سرعت آموزش و کاهش خطای آموزش مؤثر می باشد. ما از یک لایه پنهان استفاده نمودیم، و تعداد نرون های مختلف را برای بدست آوردن بهترین میزان کارایی سیستم آزمایش نمودیم که نتایج آنها در فصل بعد خواهیم آورد.

فرآیند آموزش برای هر کاربر به صورت جداگانه صورت می گیرد، تعداد دفعات تکرار را ۳۰۰۰ در نظر می گیریم تا طی این تعداد شبکه به مینیمم خطای تعیین شده، که عددی در حدود ۰.۰۱ است، برسد سپس شبکه مربوط به هر کاربر پس از آموزش ذخیره می شود.

۴-۶-۱-۲ آزمایش شبکه عصبی

بعد از مرحله آموزش، برای قابلیت تعمیم یافتن و یادگیری آزمایش می شود. آزمایش برای قابلیت یادگیری شبکه توسط آزمایش برای تولید خروجی برای مجموعه ای از ورودی ها که در مرحله آموزش

¹ Backpropagation Neural Network

² Mean Square Error

۴-۶-۲-۱- فرآیند آموزش ماشین بردار پشتیبان

در فرآیند آموزش بعد از اینکه امضاء پیش پردازش شد، ویژگی های هر امضاء استخراج می شود، سپس مقادیر مینیمم و ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاءهای مرجع مربوطه و فاصله تا امضاء الگو محاسبه و توسط مقادیر میانگین فاصله های مربوطه، نرمالیزه می شوند، این سه ویژگی به همراه مدت زمان کل امضاء برای آموزش استفاده می شود.

در فرآیند آموزش همان طور که گفته شد چهار ویژگی بدست آمده از مرحله استخراج ویژگی را برای آموزش SVM استفاده می کنیم. رویکرد SVM به این صورت است که در فاز آموزش، سعی می شود که مرز تصمیم گیری^۱ به گونه ای انتخاب گردد که حداقل فاصله آن با دسته های مورد نظر ماکزیمم گردد که تصمیم گیری ما در عمل، شرایط نویزی را بخوبی تحمل می کند و پاسخ دهی خوبی داشته باشد. این نحوه انتخاب بر اساس نقاطی به نام بردار های پیشیبان انجام می شود. توضیحات بیشتر در پیوست (ب) آمده است.

برای هر کابر نمونه امضاءهای اصلی برچسب T و نمونه امضاءهای جعلی را برچسب F اختصاص می دهیم.

در روش SVM یکی از موضوعات مهم، انتخاب تابع کرنل مناسب می باشد. تابع کرنل داده های آموزش را به فضای کرنل نگاشت می کند. برای تابع کرنل پنج انتخاب خطی^۲، درجه دوم^۳، چند جمله ای^۴، پایه شعاعی گوسی^۵، پرسپترون چند لایه^۶ وجود دارد، هر پنج تابع کرنل را برای آموزش و آزمایش مورد بررسی قرار دادیم که بهترین نتایج را تابع کرنل خطی بدست آورد. در اینجا ما از تابع کرنل خطی برای آموزش و آزمایش SVM استفاده کردیم.

¹ Decision boundry

² Linear

³ Quadratic

⁴ Polynomial

⁵ Radial Basis Function (RBF)

⁶ Multilayer Perceptron

فرآیند آموزش برای هر کاربر به صورت جداگانه صورت می گیرد، سپس شبکه مربوط به هر کاربر پس از آموزش ذخیره می گردد.

۴-۶-۲-۲- فرآیند آزمایش ماشین بردار پشتیبان

بعد از مرحله آموزش، برای قابلیت تعمیم یافتن و یادگیری آزمایش می شود. آزمایش برای قابلیت یادگیری شبکه توسط آزمایش برای تولید خروجی برای مجموعه ای از ورودی ها که در مرحله آموزش استفاده نشده اند، انجام می گیرد.

در فرآیند آزمایش نیز از SVM استفاده می شود. بدین صورت که برای هر امضاء ۴ مقدار، مینیمم فاصله تا مجموعه امضاء های مرجع مربوطه، ماکزیمم فاصله تا مجموعه امضاء های مرجع مربوطه، فاصله تا امضاء الگو مربوطه و مدت زمان کل امضاء محاسبه می شوند، سپس شبکه SVM آموزش دیده مربوطه فراخوانی می شود و این چهار مقدار به ورودی آن اعمال می شوند و در خروجی یک مقدار که معرف اصلی یا جعلی بودن امضاء آزمایش است، بدست می آید.

در روش SVM نیز از داده هایی مشابه با شبکه عصبی برای آموزش و آزمایش استفاده می کنیم.

۴-۶-۲-۳- تصمیم گیری با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

بعد از اینکه مرز تصمیم گیری با استفاده از بردار های پشتیبان تعیین گردید، سپس با توجه به قرار گیری نمونه ها نسبت به این مرز جعلی یا اصلی بودن امضاء مشخص می شود. نتایج مربوط به شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004 با استفاده از دو طبقه بند شبکه عصبی و SVM در فصل بعدی آورده می شود.

۴-۷ نتیجه گیری

در این فصل الگوریتم پیشنهادی در این پایان نامه برای سیستم تأیید امضاء بر خط را به صورت کامل توضیح دادیم، همان طور که گفته شد ما از بانک فیلتری مناسب برای سیگنال های امضاء به عنوان استخراج ویژگی های مهم سیگنال های امضاء استفاده کردیم. برای طبقه بندی امضاءها به دو دسته

اصلی و جعلی از دو طبقه بند، شبکه عصبی و SVM استفاده نمودیم که نتایج مربوط به شبیه سازی الگوریتم برای این دو طبقه بند در فصل بعدی آورده شده است.

پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی و ارزیابی نتایج

۱-۵- مقدمه

در این فصل نتایج شبیه سازی الگوریتم تشریح شده در فصل چهارم بر روی پایگاه های داده موجود آورده می شود و نتایج آن با کار های مشابه مقایسه می گردد. در ابتدا توضیحی در مورد نحوه محاسبه میزان خطاها داده می شود، سپس در دو بخش نتایج را روی پایگاه داده SVC2004 و پایگاه داده ایرانی به طور جداگانه بیان می کنیم. برای بررسی سیستم تأیید امضاء پیشنهادی، نرخ خطای تأیید آن را با دیگر روش ها مقایسه می کنیم. در نهایت با توجه به نتایج بدست آمده و مقایسه ای با دیگر کارهای مرتبط صورت گرفته، نتیجه گیری نهایی انجام می شود و برای افزایش کارایی سیستم و همچنین بهتر شدن کارایی الگوریتم چندین پیشنهاد ارائه می کنیم.

لازم به تذکر است که، کامپیوتر مورد استفاده برای اجرای الگوریتم پیشنهادی که زمان های آن ذکر خواهد شد، دارای مشخصات $CPU=2.5\text{ GHz}$ و $RAM=8\text{ G}$ می باشد.

۲-۵- معیار میزان خطای سیستم

همان طور که در فصل قبل بیان شد ما در این پایان نامه از دو طبقه بند شبکه عصبی و SVM برای کلاسه بندی امضاءها استفاده می کنیم. در این بخش نحوه محاسبه خطا برای این دو طبقه بند را توضیح می دهیم.

• شبکه عصبی

خروجی شبکه عصبی بعد از فرایند تصمیم گیری به ۱ و ۱- تبدیل می شود، این خروجی فرآیند از مجموعه امضاءهای اصلی و جعلی تشکیل شده است، با آگاهی ما از امضاءهای ورودی برای آزمایش الگوریتم، می توان میزان صحت الگوریتم را بدست آورد.

ابتدا بردار I را با تعدادی ۱ (به تعداد امضاءهای اصلی) و تعدادی ۱- (به تعداد امضاءهای جعلی) تشکیل می دهیم و بردار u را، که خروجی شبکه عصبی برای هر کابر می باشد، داریم. قدر مطلق اختلاف این دو بردار را بر ۲ تقسیم می کنیم:

$$d = \frac{|u - r|}{2}$$

عناصر بردار d که از صفر و یک تشکیل شده است که هر یک معرف این است که این امضاء به درستی تشخیص داده نشده است، بردار d را بر تعداد کل نمونه امضاءهای آزمایش که برای هر کاربر استفاده شده است، تقسیم می کنیم، عدد بدست آمده میزان خطای متعلق به یک کاربر می باشد، ما عملیات گفته شده را به تعداد کاربرهای پایگاه داده انجام می دهیم و عدد d بدست آمده از هر کاربر را با هم جمع کرده بر تعداد کل تقسیم می کنیم. عدد بدست آمده را در ۱۰۰ ضرب می کنیم با معرف خطای کلی سیستم (EER) برای مجموعه پایگاه داده مربوطه شود. میزان اختلاف این عدد از ۱۰۰ معرف میزان صحت درستی الگوریتم (ACC) می باشد. به عنوان مثال اگر یک کاربر از ۱۴ امضاء آزمایش که ۷ تای آن اصلی و ۷ تای آن جعلی است. خروجی الگوریتم، یک امضاء اصلی را به صورت غلط جعلی نتیجه دهد و ۲ امضاء جعلی را به طور غلط اصلی نتیجه دهد، خطای کلی این کاربر $EER=21\%$ است.

• SVM

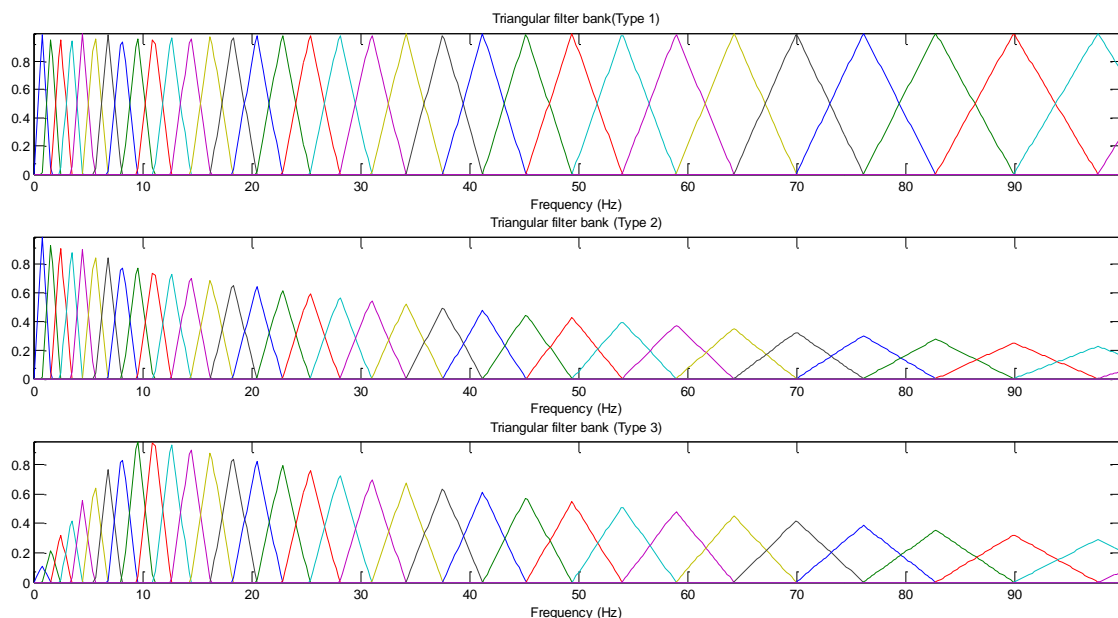
خروجی SVM به صورت یک بردار رشته ای از T و F می باشد، این بردار به بردار از ۱ و ۱- تبدیل می کنیم به این صورت که به ازای هر T معادل عددی ۱ و به ازای هر F معادل عددی ۱- قرار می دهیم. سپس همان طور که در تعیین میزان خطا در شبکه عصبی گفته شد عمل می کنیم.

۵-۳- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده SVC2004

الگوریتم شرح داده شده در فصل چهارم را در فرآیند استخراج ویژگی، با بازه های فرکانسی متفاوت و با استفاده از دو طبقه بند شبکه عصبی و SVM، بر روی پایگاه داده SVC2004 آزمایش می کنیم و نتایج آن را در جدول های مربوطه ارائه می کنیم. در پایان این بخش نتایج حالت های مختلف الگوریتم پیشنهادی را برای پایگاه داده SVC2004 با هم مقایسه می کنیم. قبل از اینکه نتایج طبقه های مختلف را با استفاده از روش پیشنهادی مقایسه کنیم نوع بانک فیلتری که در فصل سوم معرفی کردیم را انتخاب و بر اساس این بانک فیلتر مراحل بعدی را ادامه خواهیم داد. با توجه به نتایج جدول (۵-۱) که با استفاده از شبکه عصبی بدست آمده، بانک فیلتر نوع ۲ بهترین جواب را می دهد.

جدول ۵-۱- نتایج انواع فیلتر بانک ها با شبکه عصبی

نوع بانک فیلتر	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
نوع ۱	۲/۵	۶/۷۸	۴/۶۵
نوع ۲	۲/۵	۶/۰۷	۴/۲۹
نوع ۳	۲/۸۵	۷/۱۴	۵



شکل ۵-۱- انواع بانک فیلتر طراحی شده

۵-۳-۱- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی

الگوریتم پیشنهاد شده در فصل قبل بر روی پایگاه داده SVC2004 بترتیبی که گفته شد، اجرا می کنیم. در اینجا مقایسه ای بین روش MFCC و روش بانک فیلتری که در فصل چهارم توضیح داده شد، انجام می دهیم. در این مرحله از شبکه عصبی به عنوان طبقه بند استفاده می کنیم. در هر مرحله از فرآیند تأیید امضاء روش و الگوریتمی که بهترین نتیجه در آن مرحله بدست آمد در دیگر مراحل تأیید امضاء استفاده می کنیم. با در نظر گرفتن انتخاب امضاء الگو از روش فاصله اقلیدسی بین امضاء های

اصلی یک کاربر و استفاده از روش بانک فیلتری در فرآیند استخراج ویژگی و آستانه $t=0$ برای قبول و رد امضاء تست ورودی، تعداد نرون های لایه پنهان را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای سیستم تغییر می دهیم. نتایج مربوط به این آزمایشات در جدول (۲-۵) نشان داده شده است.

جدول ۲-۵- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعداد نرون های مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی

تعداد نرون های لایه پنهان	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
۲	۴/۸۱	۶/۱۸	۵/۵۴
۴	۵/۵۹	۳/۸	۴/۷۱
۶	۴/۶۳	۴/۶۴	۴/۶۵
۸	۳/۴۴	۴/۶۳	۴/۰۶
۱۰	۵/۴۷	۶/۷۸	۶/۱۴

با توجه به نتایج این آزمایشات برای تعداد نرون های مختلف، تعداد ۸ نرون را، که دارای کمترین میزان خطای کلی برای روش پیشنهادی می باشد، برای لایه پنهان شبکه عصبی انتخاب می کنیم. زمان آموزش روش پیشنهادی برای آموزش شبکه عصبی با تعداد نرون ذکر شده در جدول (۲-۵) حدود ۵۰ ثانیه می باشد.

با انتخاب تعداد ۸ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی، با توجه به نتایج آزمایشات انجام شده در مرحله قبل، اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری شبکه عصبی در خطای سیستم را در جدول (۳-۵) مشاهده می کنید.

جدول ۳-۵- نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه های مختلف در شبکه عصبی

آستانه تصمیم گیری	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
$t=0.4$	۳/۲۱	۷/۸۵	۵/۵۴
$t=0.2$	۳/۵۷	۵/۳۵	۴/۴۷
$t=0$	۴/۲۸	۴/۲۸	۴/۳۹
$t=-0.2$	۵	۳/۹	۴/۴۷
$t=-0.4$	۸/۲۱	۳/۲۱	۵/۷۲

با انتخاب ۸ نرون برای لایه پنهان شبکه عصبی و آستانه $t=0$ ، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء برای پایگاه داده SVC2004 Task2 در این حالت 4.39% بدست می آید. همان طور که در جدول (۳-۵) مشاهده می شود هر چه آستانه تصمیم گیری را زیاد می کنیم میزان خطای رد امضاء اصلی (FRR) افزایش می یابد و میزان خطای تأیید امضاء جعلی (FAR) کاهش می یابد.

در این جا مقایسه بین نتایج روش بانک فیلتری و روش MFCC با استفاده از شبکه عصبی انجام می دهیم. همان طور مشاهده می شود ویژگی های بدست آمده از بانک فیلتری قابلیت جداسازی امضاء اصلی از امضاء جعلی و برعکس را به طور یکسان دارد در حالی که در روش MFCC امضای جعلی با درصد مناسبی تشخیص می دهد ولی امضاء اصلی را به خوبی تشخیص نداده است. نتایج این دو روش در جدول (۴-۵) نشان داده شده است.

جدول ۴-۵- مقایسه بانک فیلتری و MFCC

الگوریتم استفاده شده	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
بانک فیلتری	۴/۲۸	۴/۲۸	۴/۳۹
MFCC	۴	۱۲/۵	۶/۸

۵-۳-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از SVM

در این قسمت الگوریتم پیشنهاد شده در فصل چهارم را با استفاده از طبقه بند SVM، بر روی پایگاه داده امضاء SVC2004 به ترتیبی که گفته شد، آزمایش می کنیم و نتایج بدست آمده را بررسی و با نتایج بخش قبل مقایسه می کنیم.

در این مرحله مشابه با بخش قبلی از روش فاصله اقلیدسی بین امضاء های اصلی یک کاربر برای انتخاب امضاء الگو استفاده از روش بانک فیلتری در فرآیند استخراج ویژگی استفاده می کنیم و در مرحله طبقه بندی از طبقه بند SVM برای قبول و رد کردن امضاء آزمایش ورودی تصمیم گیری می کنیم، تابع کرنل های متفاوت هم در مرحله آموزش و هم در مرحله آزمایش را تغییر می دهیم تا بدست آوردن کمترین میزان خطا سیستم تعیین کنیم. نتایج مربوط به تابع کرنل های متفاوت در جدول (۵-۵) نشان داده شده است.

جدول ۵-۵- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعیین تابع کرنل

تابع کرنل	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
Linear	۳/۵۷	۰	۱/۷۹
Quadratic	۶/۴۲	۴/۶۴	۵/۵۴
Polynomial	۵/۷۱	۲/۵	۴/۱۱
Radial Basis Function (RBF)	۶/۰۷	۰/۷۱	۳/۴
Multilayer Perceptron	۷/۸۵	۲/۸۵	۵/۳۶

با توجه به آزمایشات، تابع کرنل خطی دارای کمترین میزان خطا کلی برای روش پیشنهادی می باشد. بنابراین خطای کلی سیستم تشخیص امضاء برای پایگاه داده SVC2004 Task2 در این حالت 1.79% بدست می آید. در این حالت صد در صد امضاء های اصلی را درست شناسایی می کند. حال بازه فرکانسی را تغییر می دهیم تا مشخص شود در چه بازه فرکانسی کمترین میزان خطا کلی را خواهیم داشت.

جدول ۵-۶- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای بازه های فرکانسی متفاوت

بازه فرکانسی	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
0-100Hz	۳/۵۷	۰	۱/۷۹
0-200Hz	۷/۵	۰/۷۱	۴/۱۱
0-2000Hz	۱۱/۰۷	۰/۷۱	۵/۹
0-8000Hz	۱۸/۹۲	۵/۳۵	۱۲/۱۵

همان طور که در فصل سوم با تحلیل سیگنال های امضاء در حوزه فرکانس به این نتیجه رسیدیم که بازه فرکانسی سیگنال های امضاء 0-100Hz می باشد. نتیجه آزمایشات نیز صحت این فرضیه را تأیید می کند.

۵-۳-۳- مقایسه نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی و SVM
با توجه به این که SVM یک طبقه بند دو کلاسه بهینه می باشد انتظار می رفت که به نسبت به شبکه عصبی دارای خطای کمتری نیز باشد، همان طور در جدول (۵-۷) نشان داده شده است.

جدول ۵-۷- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای دو طبقه بند

طبقه بند	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
شبکه عصبی	۴/۲۸	۴/۲۸	۴/۳۹
SVM	۳/۵۷	۰	۱/۷۹

۵-۴- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی برای پایگاه داده ایرانی

الگوریتم شرح داده شده در فصل چهارم را در فرآیند استخراج ویژگی، با بازه های فرکانسی متفاوت و با استفاده از دو طبقه بند شبکه عصبی و SVM، بر روی پایگاه داده ایرانی آزمایش می کنیم و نتایج آن را در جدول های مربوطه ارائه می کنیم. در پایان این بخش نتایج حالت های مختلف الگوریتم پیشنهادی را برای پایگاه داده ایرانی را با هم مقایسه می کنیم.

۵-۴-۱- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی

الگوریتم پیشنهاد شده در فصل قبل بر روی پایگاه داده ایرانی بترتیبی که گفته شد، اجرا می کنیم. در این مرحله از شبکه عصبی به عنوان طبقه بند استفاده می کنیم. در هر مرحله از فرآیند تأیید امضاء روش و الگوریتمی که بهترین نتیجه در آن مرحله بدست آمد در دیگر مراحل تأیید امضاء استفاده می کنیم. با در نظر گرفتن انتخاب امضاء الگو از روش فاصله اقلیدسی بین امضاء های اصلی یک کاربر و استفاده از روش بانک فیلتری در فرآیند استخراج ویژگی و آستانه $t=0$ برای قبول و رد امضاء تست ورودی، تعداد نرون های لایه پنهان را برای بدست آوردن کمترین میزان خطای سیستم تغییر می دهیم. نتایج مربوط به این آزمایشات در جدول های (۵-۸) نشان داده شده است.

جدول ۵-۸- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعداد نرون های مختلف در لایه پنهان شبکه عصبی

تعداد نرون های لایه پنهان	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
۲	۱۲/۸	۳/۲	۶/۴
۴	۱۲/۴	۳/۲	۶/۲۶
۶	۹/۲	۳/۸	۵/۶
۸	۸/۸	۳/۸	۵/۴۶
۱۰	۱۰/۴	۲	۴/۸
۱۲	۱۱/۲	۵/۴	۷/۳۳

با توجه به نتایج این آزمایشات برای تعداد نرون های مختلف، تعداد ۱۰ نرون را، که دارای کمترین میزان خطای کلی برای روش پیشنهادی می باشد، برای لایه پنهان شبکه عصبی انتخاب می کنیم. زمان آموزش روش پیشنهادی برای آموزش شبکه عصبی با تعداد نرون ذکر شده در جدول (۵-۸) حدود ۶۰ ثانیه می باشد. علت بالا بودن FAR، شباهت زیاد بین امضاء اصلی و جعلی چند امضاء (۲ تا ۳) می باشد. اگر بتوانیم اینگونه امضاء ها را با الگوریتم دیگری تشخیص دهیم می توان با دقت بهتری امضاء های اصلی از جعلی را تشخیص دهیم.

با انتخاب تعداد ۸ نرون در لایه پنهان شبکه عصبی، با توجه به نتایج آزمایشات انجام شده در مرحله قبل، اثر مقادیر مختلف آستانه تصمیم گیری شبکه عصبی در خطای سیستم را در جدول (۵-۹) مشاهده می کنید.

جدول ۵-۹- نتایج پایگاه داده SVC2004 برای آستانه های مختلف در شبکه عصبی

آستانه تصمیم گیری	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
t=0.4	۶/۴	۳/۶	۴/۵۳
t=0.2	۷/۶	۲/۴	۴/۱۳
t=0	۹/۶	۲/۴	۴/۸
t=-0.2	۱۱/۶	۲	۵/۲
t=-0.4	۱۹/۶	۱/۸	۷/۷۳

با انتخاب ۱۰ نرون برای لایه پنهان شبکه عصبی و آستانه $t=0.2$ ، خطای کلی سیستم تشخیص امضاء برای پایگاه داده ایرانی در این حالت 4.13% بدست می آید. همان طور که در جدول (۵-۹) مشاهده می شود هر چه آستانه تصمیم گیری را زیاد می کنیم میزان خطای رد امضاء اصلی (FRR) افزایش می یابد و میزان خطای تأیید امضاء جعلی (FAR) کاهش می یابد. در این جا مقایسه بین نتایج روش بانک فیلتری و روش MFCC با استفاده از شبکه عصبی انجام می دهیم. نتایج این دو روش در جدول (۵-۱۰) نشان داده شده است.

جدول ۵-۱۰ - مقایسه بانک فیلتری و MFCC

الگوریتم استفاده شده	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
بانک فیلتری	۷/۶	۲/۴	۴/۱۳
MFCC	۶/۵	۳/۵	۵

۵-۴-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از SVM

در این قسمت الگوریتم پیشنهاد شده در فصل چهارم را با استفاده از طبقه بند SVM، بر روی پایگاه داده امضاء SVC2004 به ترتیبی که گفته شد، آزمایش می کنیم و نتایج بدست آمده را بررسی و با نتایج بخش قبل مقایسه می کنیم.

در این مرحله مشابه با بخش قبلی از روش فاصله اقلیدسی بین امضاء های اصلی یک کاربر برای انتخاب امضاء الگو استفاده از روش بانک فیلتری در فرآیند استخراج ویژگی استفاده می کنیم و در مرحله طبقه بندی از طبقه بند SVM برای قبول و رد کردن امضاء آزمایش ورودی تصمیم گیری می کنیم، تابع کرنل های متفاوت هم در مرحله آموزش و هم در مرحله آزمایش را تغییر می دهیم تا بدست آوردن کمترین میزان خطا سیستم تعیین کنیم. نتایج مربوط به تابع کرنل های متفاوت در جدول (۵-۱۱) نشان داده شده است.

جدول ۵-۱۱- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای تعیین تابع کرنل

تابع کرنل	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
Linear	۸/۴	۰	۲/۸
Quadratic	۸/۸	۱/۴	۳/۸۶
Polynomial	۸/۴	۰/۲	۲/۹۳
Radial Basis Function (RBF)	۹/۶	۲/۲	۴/۶۶
Multilayer Perceptron	۱۲/۴	۲/۴	۵/۷

با توجه به آزمایشات، تابع کرنل خطی دارای کمترین میزان خطا کلی برای روش پیشنهادی می باشد. بنابراین خطای کلی سیستم تشخیص امضاء برای پایگاه داده ایرانی در این حالت 2.8% بدست می آید. در این حالت صد در صد امضاء های اصلی را درست شناسایی می کند. زمان آموزش روش پیشنهادی برای آموزش SVM با تابع کرنل خطی ذکر شده در جدول (۵-۱۱) حدود ۴۰ ثانیه می باشد.

حال بازه فرکانسی را تغییر می دهیم تا مشخص شود در چه بازه فرکانسی کمترین میزان خطا کلی را خواهیم داشت.

جدول ۵-۱۲- نتایج پایگاه داده SVC2004 Task2 برای بازه های فرکانسی متفاوت

بازه فرکانسی	FAR(%)	FRR(%)	ERR(%)
0-100Hz	۸/۴	۰	۲/۸
0-200Hz	۱۲/۸	۱/۸	۵/۴۶
0-2000Hz	۱۹/۶	۱/۲	۷/۳۳
0-8000Hz	۳۴	۱۰/۸	۱۸/۵۳

همان طور که در فصل سوم با تحلیل سیگنال های امضاء در حوزه فرکانس به این نتیجه رسیدیم که بازه فرکانسی سیگنال های امضاء 0-100Hz می باشد. نتیجه آزمایشات نیز صحت این فرضیه را تأیید می کند.

۵-۵- مقایسه با کارهای انجام شده

در این پایان نامه از دو پایگاه داده SVC2004 و مجموعه امضاء های ایرانی برای آزمایش الگوریتم پیشنهادی استفاده کردیم. نتایج بدست آمده از حالت های مختلف روش ارائه شده در این پایان نامه بر روی پایگاه داده SVC2004 را با نتایج مسابقه بین المللی تأیید امضاء و مراجع دیگر مقایسه می کنیم.

جدول ۵-۱۳- مقایسه روش پیشنهادی با مراجع دیگر

Reference	Database	Method	Feature	EER(%)
SVC2004competition[23]	SVC2004Task1&2	DTW	v_x, v_y	Task1:2.84 Task2:2.89
Lei et al.[29]	SVC2004Task2	DTW+ER2	x,y	7.2%
Fierrez-Aguilar et al. [31]	SVC2004Task2	DTW,HMM	All signals and their first order derivatives	DTW:14.26 HMM:15.04 Fusion:10.91
Fierrez-Aguilar et al. [32]	SVC2004Task2	HMM	x,y,t,p,az,al	7.14
Huand Wang [33]	SVC2004Task2	Majority classifier	Local: v_x, v_y Global:8features	Local:4 Global:16.38 Fusion:3.02
Adamski and Saeed [34]	SVC2004Task2	DTW	y,p,az,al	7
Yanikoglu and Kholmatov [35]	SUSIG	FFT,DTW	x,y	xy:6.20 DTW:3.30 xy+DTW:3.03
Khalil el al. [36]	SUSIG	DTW	$v, \cos \theta_v$	3.06
Gruber et al. [37]	SVC2004Task2	SVM	x,y,p,az,al	SVMEuclid:13.84 SVMDTW:16.06 SVM-LCSS:6.84
S.Rashidi et al. [22]	SVC2004,SUSIG	Parzen window	DCT coefficients	Task1:3.61 Task2:2.04 SUSIG:1.49
Proposed method	SVC2004Task1&2	SVM	Filter bank+ DCT coefficients	Task1:4.29 Task2:1.79

نتایج جدول (۵-۱۳) نشان می دهد روش پیشنهادی بهترین نتیجه را پایگاه داده SVC2004Task2 با خطای کلی ۱.۷۹٪ بدست آورده است، اگرچه می توانستیم با تعداد سیگنال های بیشتری درصد خطای پایگاه داده SVC2004Task1 بهبود بخشیم. مزیت دیگر این روش، استفاده از بانک فیلتری و ضرایب

DCT به منظور فشرده سازی فضای ویژگی می باشد که زمان و حافظه لازم برای آموزش و آزمایش الگوریتم را کاهش می دهد. در مقایسه با روش های دیگر DTW و HMM سریع تر می باشد.

۵-۶- نتیجه گیری

هدف ما در این پایان نامه روشی جدید برای تأیید امضاء های بر خط با استفاده از بانک فیلتری طراحی شده برای استخراج ویژگی و استفاده از شبکه عصبی و SVM برای طبقه بندی می باشد. در مرحله پیش پردازش پس از هم طول کردن امضاء ها و از بین بردن جابجایی امضاء، امضاء آماده مرحله بعدی شود. در مرحله استخراج ویژگی با استفاده از بانک فیلتری طراحی شده، ویژگی های منحصر به فردی را از هر امضاء استخراج کردیم. برای آموزش و آزمایش روش پیشنهادی از دو طبقه بند شبکه عصبی و SVM استفاده کردیم.

مزایای روش پیشنهادی نسبت روش های دیگر برای تأیید امضاء، دقت و سرعت بالای این روش است، علت این امر بخاطر ویژگی های استخراج شده از هر امضاء در مرحله استخراج ویژگی و استفاده از طبقه بند SVM در مرحله طبقه بندی می باشد.

نتایج خوبی از پیاده سازی روش پیشنهادی برای دو پایگاه داده مختلف بدست آوردیم. برای پایگاه داده ایرانی ما در بهترین حالت نرخ خطای $ERR=2.8\%$ و در مورد پایگاه داده SVC2004 نرخ خطای $ERR=1.79\%$ را بدست آوردیم.

۵-۷- پیشنهادات

برای بهبود نرخ خطای سیستم تأیید امضاء ارائه شده در این پایان نامه پیشنهاد می شود کارهای زیر انجام شود:

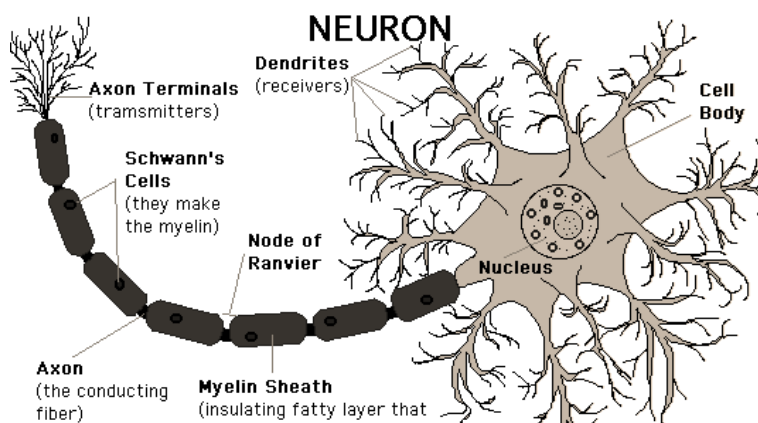
- امضاء هایی که دارای میزان خطای بیشتری نسبت دیگر امضاء ها دارند را شناسایی کرده و با استفاده از الگوریتم های جداگانه سعی در کاهش میزان خطای آن ها کنیم.
- با بررسی سیگنال های امضاء در حوزه های دیگر، ویژگی های متمایز کننده دیگری برای طبقه بندی امضاء استفاده شود.
- برای بهبود کارایی سیستم، اصلاحات بیشتری در مرحله پیش پردازش بر روی سیگنال های امضاء انجام شود.

پیوست الف

شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه

الف-۱- اساس شبکه های عصبی مصنوعی

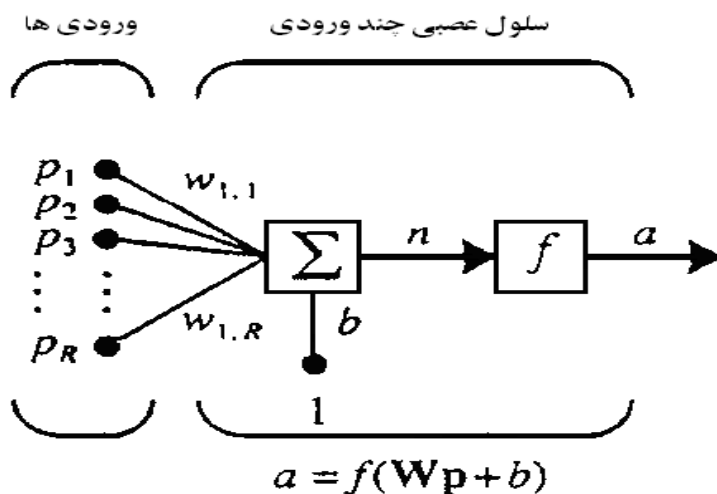
هر نرون^۱ در مغز شامل سه جزء می باشد: دندریت^۲، بدنه سلول یا سوما^۳ و اکسون^۴. شکل (د-۱) اجزاء یک نرون بیولوژیکی^۵ را نشان می دهد. دندریت ها قسمت حساس نرون می باشند که سیگنال را از دیگر قسمت های نرون دریافت می کنند [۳۷]. سوما سیگنال ها را جمع می کند و از طریق اکسون به دیگر سلول ها می فرستد. نرون بیولوژیکی اطلاعات را حمل و به نرون دیگر در یک شبکه زنجیره ای انتقال می دهد. شبکه عصبی مصنوعی یک برنامه محاسباتی بر اساس ساختار سیستم طبیعی بیولوژیکی می باشد. شبکه های عصبی مصنوعی، سیستم هایی هستند که به صورت ریاضی برای دریافت، پردازش و انتقال اطلاعات طراحی شدند. پردازش اطلاعات در نرون ها انجام می گیرد.



شکل الف-۱- طرح یک نرون بیولوژیکی

- ¹ -Neruron
- ² -Dendrites
- ³ -Soma
- ⁴ -Axon
- ⁵ -Biologic

هر نرون مصنوعی نیز مانند یک نرون بیولوژیکی از سه جزء لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی سیگنال ها را از محیط اطراف دریافت می کند. لایه میانی عملیات



شکل الف-۲- مدل یک نرون با چند ورودی

محاسباتی را روی سیگنال های ورودی انجام می دهد. لایه خروجی سیگنال ها را به خارج یا نرون های دیگر انتقال می دهد. عمل لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی در یک شبکه عصبی شبیه به عمل دندریت، سوما و اکسون در یک نرون بیولوژیکی می باشد. در شکل (الف-۲) مدل یک نرون نشان داده شده است. همان طور که در شکل (الف-۲) دیده می شود یک نرون ممکن است چندین ورودی داشته باشد ولی فقط یک خروجی دارد. روش یادگیری در یک شبکه عصبی مصنوعی شبیه به روشی است که در مغز انسان انجام می شود [۳۷].

الف-۲- چگونگی کارکرد شبکه های عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی تعمیم های مدل های ریاضی ادراک انسان می باشند. کار آنها بر اساس فرضیات زیر می باشد:

- پردازش اطلاعات در یک سری عناصر ساده (نرون ها) اتفاق می افتد.
- سیگنال ها قبل از ورود به نرون وزن دهی می شوند.
- سیگنال های وزن دهی شده در داخل نرون جمع می شوند.

• هر نرون یک تابع فعال ساز را برای تعیین سیگنال خروجی شبکه اش استفاده می کند.

در شکل (الف-۲) بردار $R \times 1$ ورودی، w بردار $1 \times R$ وزن b بردار وزن بایاس، f تابع فعال ساز خروجی و a خروجی نرون می باشد. تابع خروجی شبکه با رابطه زیر محاسبه می شود:

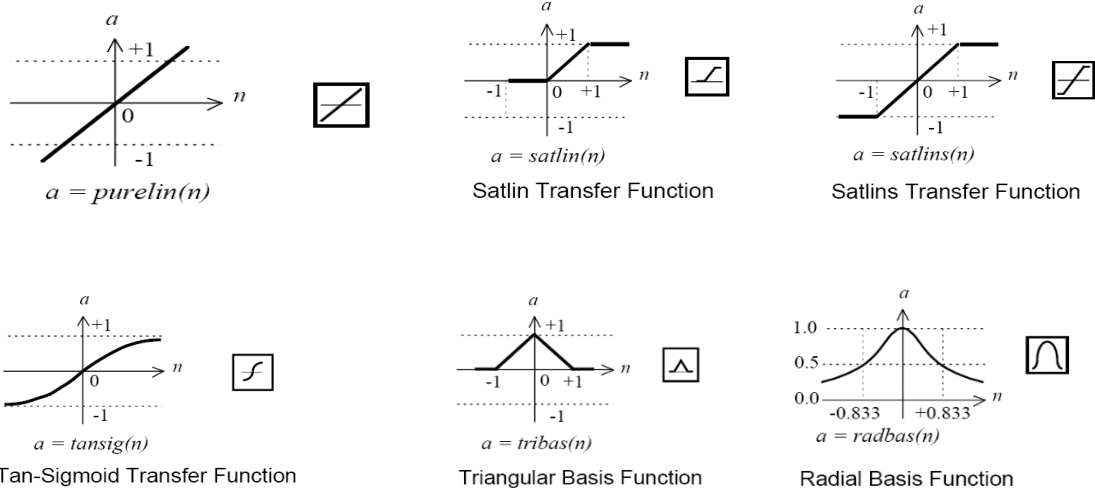
$$a = f(W_p + b) \quad (\text{الف-۱})$$

وزن ها با آموزش شبکه محاسبه و برای کاربردهای آتی ذخیره می شود.

الف-۳- انتخاب نوع تابع محرک

هر تابع مشتق پذیر و پیوسته ای که به طور یکنواخت افزایش یابد، می تواند به عنوان تابع محرک استفاده شود. معمول ترین این توابع، توابع سیگموئید (تانژانت هیپربولیک) و خطی می باشند. در شکل (د-۳) توابع سیگموئید و خطی نشان داده شده است.

انتخاب نوع تابع محرک به هدف مسئله بستگی دارد. چنانچه شبکه یک مسئله دسته بندی را حل می کند، بهتر است از تابع محرک غیر خطی مانند سیگموئیدی برای نرون های لایه پنهان و از تابع خطی برای خروجی استفاده شود [راهنمایی نرم افزار matlab].



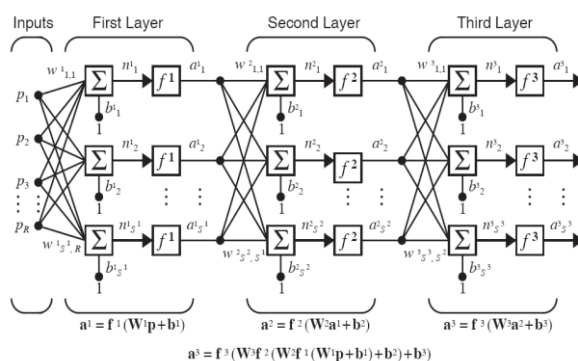
شکل الف-۳- پر کاربرد ترین توابع فعال ساز

الف-۴- آماده سازی داده های ورودی - خروجی (نرمالیزه نمودن^۱ داده ها)

شبکه های عصبی باید ورودی ها و خروجی های بین ۱- و ۱ داشته باشند. علت این امر آن است که توابع انتقال (مانند تابع سیگموئید) نمی توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند. هر چه ورودی این توابع بیشتر شود، خروجی آنها به سمت یک (یا -۱) نزدیکتر می شود. به عنوان مثال تابع سیگموئیدی می تواند به راحتی بین ۱ و ۲ فرق بگذارد ولی تشخیص مقادیر ۱۰۰۰۰ و ۵۰۰۰۰ برای آن مشکل است و این امر آموزش شبکه را با دشواری روبرو می کند. مهم ترین دلیل تبدیل مقیاس ورودی ها به دامه [۱ و -۱]، کمک به آموزش شبکه است. از طرف دیگر این کار موجب سادگی بیشتر می شود زیرا خروجی ها و ورودی های همه لایه های بعدی نیز در دامنه [۱ و -۱] قرار دارد. خلاصه آنکه تغییر مقیاس داده ها به دامنه ۱- و ۱، شبکه را در شناخت الگو کمک می کند.

الف-۵- شبکه های عصبی چند لایه

تعداد لایه های شبکه بر اساس وزن های اتصال دهنده در نرون، تعریف می شود. یک شبکه تک لایه فقط شامل یک لایه از وزن های اتصال دهنده می باشد. ورودی هم در بعضی از مراجع به عنوان یک لایه در نظر گرفته می شود و در بعضی دیگر به عنوان لایه به حساب نمی آید. شکل (الف-۴) یک شبکه سه لایه را نشان می دهد. این شبکه دارای یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی می باشد.



شکل الف-۴- شبکه سه لایه با توابع فعال ساز

^۱ -Normalaizing

شبکه های چند لایه می توانند مسائل پیچیده تری را نسبت به شبکه های تک لایه حل کنند. لایه های ورودی و خروجی توسط کاربر، آموزش داده می شوند. لایه پنهان نقش یک نگاشت از ورودی به خروجی را بازی می کند. ساختار شبکه های مختلف توسط طرح اتصال بین نرون ها و لایه ها تعریف می شود.

الف-۶- آموزش شبکه های عصبی

الگوریتم های آموزش شبکه های عصبی به دو گروه اصلی تقسیم می شوند:

۱. آموزش نظارتی^۱

در آموزش نظارتی به شبکه آموخته می شود که بین داده های ورودی و خروجی های مربوطه ارتباط برقرار کند. این کار از طریق حداقل کردن اختلاف بین نتایج حاصل از مجموعه آموزشی و خروجی های مطلوب انجام می شود. بنابراین در آموزش نظارتی، وجود مجموعه آموزشی ضروری است. بعد از تنظیم وزن ها، یک آزمون برای تعیین میزان دقت جواب های شبکه انجام می شود تا تضمین کند که شبکه الگوی داده های ورودی را شناخته است. در حالت ایده آل، مجموعه داده های آزمون باید از داده های آموزشی جدا باشد [۳۷].

۲. آموزش غیر نظارتی^۲

در آموزش غیر نظارتی از داده هایی با جواب های نامعلوم استفاده می شود. در این حالت، هدف یافتن الگویی بین داده ها است که بتواند بر اساس خصوصیات مشابه، داده ها را گروه بندی کند. روش اصلی انجام یادگیری غیر نظارتی، خوشه بندی است. این شبکه را خود سازمان ده^۳ نیز می گویند. شبکه، توزیع الگوها را یاد می گیرد و الگوهای مشابه با یک دسته خروجی یکسان را طبقه بندی می کند. شبکه کوهنن^۴ بهترین مثال برای شبکه با یادگیری بدون ناظر می باشد [۳۷].

¹ -Supervised Learning

² -Unsupervised Learning

³ -Self-organization

⁴ -Kohonen

انواع گوناگونی از شبکه های عصبی وجود دارند از جمله، شبکه عصبی احتمالی^۱ (PNN)، شبکه عصبی رگرسیون عمومی^۲ (GRNN)، شبکه عصبی پس انتشار^۳ (BNN) و شبکه های عصبی شعاعی^۴ (RNN) می باشد. [راهنمایی نرم افزار matlab]

به علت استفاده از شبکه های عصبی پس انتشار در این پایان نامه، این شبکه بررسی می گردد.

الف-۷- شبکه عصبی پس انتشار (BNN)

شبکه عصبی پس انتشار یک نوع شبکه عصبی با ناظر است که از قانون کلی دلتا به عنوان یک قانون یادگیری قدرتمند استفاده می کند. وزن ها و بایاس های شبکه یک بار مقدار دهی اولیه می شوند و شبکه برای آموزش آماده می شود.

قابلیت شبکه می تواند توسط آموزش آن با نمونه های مختلف توسعه یابد. در طی آموزش شبکه، وزن ها و بایاس ها به طور مرتب مورد قضاوت قرار می گیرند تا خطای شبکه را کاهش دهند.

تابع کارایی پیش فرض برای شبکه پیش رونده، میانگین مربعات خطا (MSE) بین خروجی های شبکه و خروجی های مطلوب می باشد که باید کمتر از یک مقدار مشخص باشد. مقدار خروجی های مطلوب، برای هر کاربر برای نمونه های اصلی ۱ و برای نمونه های جعلی ۱- می باشد.

بعد از آموزش شبکه فرایند یادگیری متوقف می گردد و مقادیر وزنی ثابت می شوند. اکنون شبکه برای آزمایش آماده است. تعداد لایه های پنهان و تعداد نرون های هر لایه در سرعت آموزش و کاهش خطای آموزش موثر می باشد.

شبکه پس انتشار مشهورترین و پرکاربردترین شبکه از میان شبکه های عصبی موجود می باشد. با وجود اینکه الگوریتم پس انتشار برای اجرا ساده و قوی است، ولی این شبکه یک سری اشکالاتی از قبیل همگرایی کند دارند، همچنین امکان دارد که شبکه به یک مینیمم محلی همگرا گردد.

¹ -Probabilistic Neural Network

² -Generalized Regression Neural Network

³ -Backpropagation Neural Network

⁴ -Radial Basis Neural Network

سرعت همگرایی می تواند توسط نرخ یادگیری، که سرعت یاد گرفتن شبکه برای روابط بین الگوهای ورودی و خروجی را تعیین می کند، تحت تاثیر قرار گیرد. زیاد بودن سرعت یادگیری باعث می شود که الگوریتم آموزش واگرا شود. تعدیل کردن سرعت یادگیری در طی مسیر آموزش می تواند باعث سریع همگرا شدن گردد.

مراحل الگوریتم پس انتشار را می توان به صورت زیر بیان کرد:

۱. شبکه یک مثال آموزشی دریافت می کند و با استفاده از وزن های موجود در شبکه (که در ابتدا به صورت تصادفی مقداردهی می شوند)، خروجی ها را محاسبه می کند.

۲. خطا یعنی اختلاف بین نتیجه محاسبه شده (خروجی) و مقدار مورد انتظار محاسبه می شود.

۳. خطا درون شبکه منتشر می شود و وزن ها برای حداقل نمودن خطا، از نو تنظیم می شوند.

اکنون مراحل انجام الگوریتم پس انتشار را به صورت ریاضی بیان می کنیم، خطای خروجی سلول j (در لایه خروجی) در تکرار n ام (یعنی ارائه مثال آموزشی n ام) عبارت است از:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (\text{الف-۲})$$

که پاسخ مطلوب و $y_j(n)$ خروجی سلول j است. اگر انرژی خطا برای سلول j ام را به صورت $\frac{1}{2}e_j(n)$

تعریف کنیم، انرژی خطای کل (برای تمام سلول های خروجی) عبارت است از:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c e_j^2(n) \quad (\text{الف-۳})$$

که در آن c تعداد سلول های لایه خروجی است. فرض کنید تعداد مثال ها در مجموعه آموزشی، برابر N باشد. میانگین مربعات انرژی خطا با جمع کردن $E(n)$ ها در مثال n ام و نرمال کردن آن به تعداد

مثال ها (N) به صورت زیر نشان داده می شود:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (\text{الف-۴})$$

E_{av} تابعی از تمام پارامترهای آزاد شبکه (مانند وزن های اتصال و بایاس ها) می باشد. برای یک

مجموعه آموزشی، E_{av} معرف تابع هزینه (تابع خطا) است. هدف فرآیند یادگیری حداقل نمودن E_{av}

است. روش ساده آموزش، به روز کردن وزن ها به صورت مثال به مثال در طی یک دوره^۱ آموزش است. هر دوره عبارت است از یک بار ارائه کامل همه مجموعه مثال های آموزشی به شبکه.

الگوریتم پس انتشار، مقدار تصحیح وزن معادل $\Delta w_{ji}(n)$ را به وزن قبلی $w_{ji}(n)$ اضافه می کند. این مقدار تصحیح وزن، متناسب است با مشتق جزئی $E(n)$ نسبت به $w_{ji}(n)$ ، یعنی $\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$. مشتق جزئی مذکور، جهت جستجو را در «فضای وزن ها^۲» برای یافتن $w_{ji}(n)$ مناسب تعیین می کند. فرمول تعیین مقدار صحیح وزن را می تواند به صورت زیر نوشت:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{الف-۵})$$

η را ضریب یادگیری گویند. می توان ثابت کرد که:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_j(n) \quad (\text{الف-۶})$$

که در آن $\delta_j(n)$ گرادیان محلی نامیده می شود و برای سلول خروجی j ام برابر است با:

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi_j'(y_j(n)) \quad (\text{الف-۷})$$

در این رابطه $v_j(n)$ مجموع وزن دار سلول j ام است و $\varphi_j(y_j(n))$ تابع انتقال یا محرک به کار رفته می باشد. رابطه گرادیان محلی برای سلول های خروجی و سلول های میانی (لایه های پنهان) متفاوت است. رابطه (د-۷) برای سلول های خروجی صادق است. برای سلول j ام میانی خواهیم داشت:

$$\delta_j(n) = \varphi_j'(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (\text{الف-۸})$$

به طور خلاصه مقدار تصحیح وزن $\Delta w_{kj}(n)$ که بر روی اتصال سلول i به j اعمال می شود را می توان مطابق رابطه (الف-۶) به صورت زیر تعریف کرد:

(ورودی سلول j) . (گرادیان محلی). (ضریب یادگیری) = (مقدار تصحیح وزن)

^۱ -Epoch

^۲ -Weight Space

گرایان محلی بسته به اینکه سلول z در لایه خروجی باشد یا لایه های میانی به ترتیب از روابط (الف- γ) و (الف- δ) محاسبه می شود. محاسبه هر دو این روابط مستلزم مشتق گیری از توابع انتقال است. برای مشتق پذیر بودن تابع انتقال φ لازم است این تابع پیوسته باشد [۳۷].

با استفاده از الگوریتم های Levenberg Marquardt در شبکه های پس انتشار استاندارد سرعت یادگیری در کل آموزش ثابت نگه داشته می شود و بنابراین به تعیین نرخ یادگیری حساس می باشد] راهنمایی نرم افزار matlab [

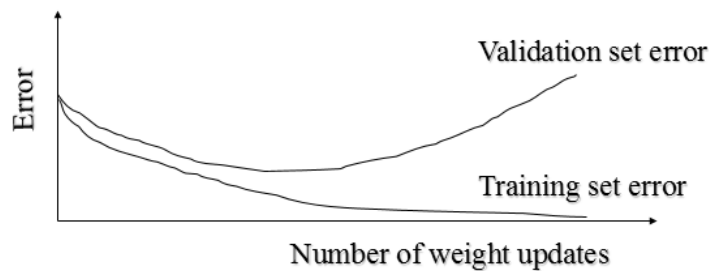
الف-۷-۱- آموزش شبکه پس انتشار

آموزش شبکه وقت گیر می باشد. شبکه با چندین تکرار آموزش داده می شود و بعد از رسیدن به یک تکرار ماکزیمم، متوقف می گردد. تعداد تکرارها به بزرگی شبکه بستگی دارد. بنابراین یک شبکه بزرگ احتیاج به وقت بیشتری برای آموزش تا یک شبکه کوچک دارد. از خطای مجاز مینیمم نیز به عنوان معیار توقف استفاده می شود. هرگاه اختلاف بین مقدار خروجی شبکه و خروجی مطلوب کمتر از یک حد خاصی شود یادگیری متوقف می شود. در طی آموزش، ممکن است شبکه بیش از اندازه تعلیم بیند. این مشکل به عنوان بیش برازش^۱ ذکر می گردد. بیش برازش یک مشکل بحرانی در بیشتر ساختارهای شبکه های عصبی متعارف است. یک راه حل این مشکل توقف سریع آموزش شبکه می باشد. استفاده از معیار توقف مناسب روش دیگری برای جلوگیری از بیش برازش است. برای حل این مشکل در طی آموزش یک مجموعه اعتبارسنج^۲ بجای مجموعه داده های آموزشی استفاده می شود. بعد از چندین تکرار شبکه با یک سری داده های تاییدی آزمایش می شود. به محض اینکه مقدار خطای مجاز در سری داده های تایید شده نسبت به قبل به سرعت افزایش یابد، آموزش شبکه متوقف می گردد. شکل (الف- γ) نشان می دهد که آموزش باید در زمان t ، وقتی که خطای مرحله تست شروع به افزایش می کند، متوقف گردد.

¹ -Overfitting

² -Verification

فرایند آموزش برای هر کاربر بصورت جداگانه صورت می گیرد، و شبکه مربوط به هر کاربر پس از آموزش ذخیره می گردد. هنگامی که آموزش کامل شد شبکه برای قابلیت های تعمیم یافتن و یادگیری تست می شود. تست برای قابلیت یادگیری شبکه توسط آزمایش برای تولید خروجی برای مجموعه ای



شکل الف-۷- تغییرات خطای مرحله آموزش و اعتبار سنجی

از ورودی ها که در مرحله آموزش استفاده نشده اند، انجام می گیرد تا از بیش از حد آموزش دیدن شبکه جلوگیری شود زیرا در مرحله آموزش این امکان وجود دارد که شبکه الگوها را حفظ کند برای مرحله تست جواب درستی ندهد.

تست برای قابلیت تعمیم، برای پیش بینی مجموعه خروجی هایی که در فرایند آموزش نبودند، انجام می گیرد [۳۷].

تئوری ماشین های بردار پشتیبان

ب-۱- ماشین های بردار پشتیبان خطی

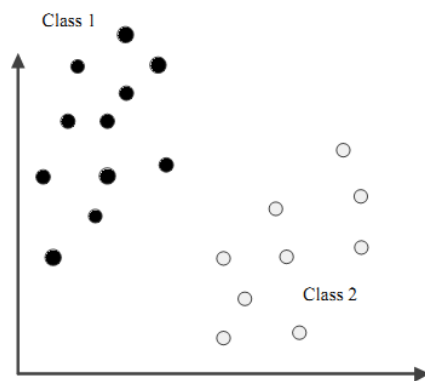
ماشین های بردار پشتیبان در سال ۱۹۹۵ توسط وپنیک و کرتس معرفی شدند. شبکه های عصبی SVM بر خلاف سایر شبکه های عصبی که قبلاً مورد بحث و بررسی قرار گرفتند همانند شبکه های عصبی MLP و RBF و یا سایر شبکه های عصبی یا شبکه های عصبی-فازی بجای محاسبه ی مقدار کمینه خطای مدل سازی و یا کلاسه بندی و یا طبقه بندی در مقابل، این شبکه ها ریسک عملیاتی را به عنوان تابع هدف در نظر گرفته و مقدار بهینه ی آن را محاسبه می کند [۳۸].

یک مسئله ی کلاسه بندی خطی برای جداسازی داده های آموزشی دو کلاس را در نظر بگیرید. مجموعه ی $\{x_i, y_i\}$ را که شامل مجموعه بردارهای ویژگی مربوط به داده های آموزش باشند که به صورت خطی از یکدیگر تفکیک پذیر باشند را در نظر بگیرید. در این مجموعه داده های $x_i \in \mathbb{R}^d$ عضو اعداد حقیقی d بعدی و مقادیر y نیز که برچسب های داده های آموزشی می باشند دارای مقادیر ۱ و -۱ می باشد. مقدار ۱ به معنای کلاس با برچسب ۱ و عدد -۱ به معنای کلاس با برچسب -۱ می باشد.

ب-۱-۱ بردارهای پشتیبان تفکیک پذیر خطی

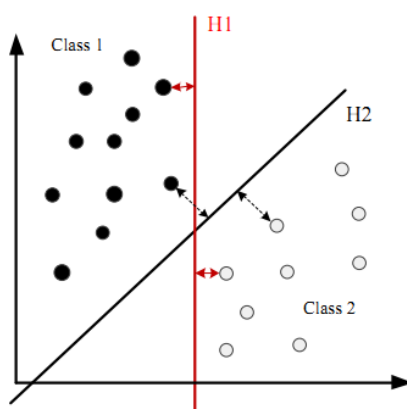
برای مثال ۲ کلاس زیر را که در شکل (ب-۱) نشان داده شده اند را در نظر بگیرید که در آن داده های سفید در کلاس ۱ و داده های سیاه در کلاس -۱ توزیع شده اند. اگر به کمک کلاسه بندی های متفاوت این ۲ کلاس را از هم جدا کنیم حالت های متفاوتی پیش می آید که این ۲ کلاس می توانند از هم بصورت کاملاً خطی^۱ از یکدیگر تفکیک شوند.

^۱ -Hand Margin



شکل ب-۱- نحوه توزیع کلاس های سیاه و سفید

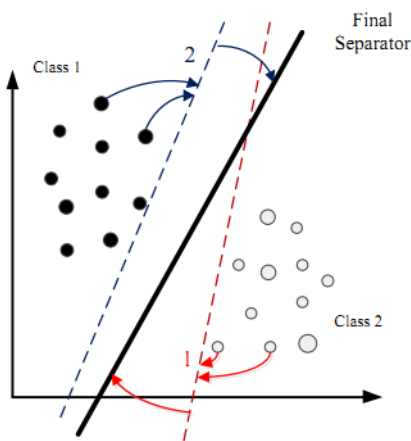
همانطور که در شکل (ب-۲) هم ملاحظه می کنید خطوط زیادی وجود خواهد داشت که این ۲ کلاس را می تواند از هم تفکیک کند. اما بحثی که در کلاس بندی بردارهای پشتیبان مطرح می شود این است که چگونه می توان بهترین خطی را یافت که بتواند بصورت خطی این ۲ کلاس را از هم تفکیک کند؟



شکل ب-۲- جداسازی کلاس های سیاه و سفید به روش های مختلف

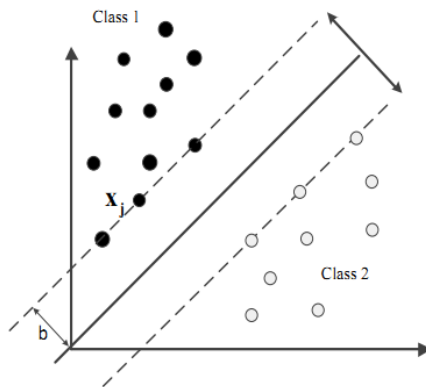
بهترین جواب را ماشین بردار پشتیبان به این سوال می دهد، اگر بخواهیم بردارهای پشتیبان را به صورت ساده ای تشریح کنیم می توان گفت که این بردارهای پشتیبان در واقع همان نمونه های سفید یا سیاهی هستند که در ۲ کلاس درست در لبه ی مرز قرار گرفته اند و به طور کلی بردارهای پشتیبان نماینده ی مرزی هر کلاس هستند که با تشخیص دادن آنها می توان مرزهای هر کلاس را تشخیص داد و به عبارت با تشخیص مرزهای یک کلاس می توان به طور قطع کل یک کلاس را تشخیص داد همانگونه که یک کشور در حوزه ی جغرافیایی به وسیله مرزهای آن کشور تشخیص داده می شود. با

تشبیه بردارهای پشتیبان به حوزه ی جغرافیایی می توان گفت بردارهای پشتیبان همانند مرزبانان یک کشور می باشند که با دفاع از مرزهای کشور خود، حدود کشور خود را نمایندگی می کنند و به هیچ خط جدا کننده ای اجازه ی نزدیکی بیش از حد به مرزهای کشور خود را نمی دهند. بنابراین به زبان ریاضی نمونه هایی که در لبه ی مرز قرار گرفته اند اجازه ی نزدیکی خطوط جدا کننده را در نزدیکی خود نخواهند داد و سعی می کنند که این خطوط در یک حاشیه ی مجازی از آنها قرار گیرند و به نوعی با وارد کردن نیرو آنها را از خود دور می کنند. در شکل (ب-۳) این تحمل ناپذیری بردارهای مرزی در حفظ و یا دفاع مرزبانان از کشور (کلاس) خود را ملاحظه می کنید.



شکل ب-۳- مرز های تصمیم گیری متفاوت

پس از کش و قوس فراوان بین نمونه های مرزی در حفظ حاشیه ای امنیت کافی از خط جداکننده به یک خط جداکننده ی یکتایی می رسیم که بهترین خطی است که ضمن جدا کردن ۲ کلاس از یکدیگر نمونه های مرزی را نیز راضی نگه می دارد که در شکل (ب-۴) این حاشیه ی بهینه بدست آمده را ملاحظه می کنید.



شکل ب-۴- بهترین خط جدا کننده با بیشترین حاشیه ممکن

اگر نیروی وارد شده از طرف نمونه های مرزی را وزن نمونه ها بنامیم معادله ی بهترین خط جداکننده را می توان به کمک این وزن ها را بدست آورد:

$$w_1x_1 + w_2x_2 + b = 0 \rightarrow \text{Line}$$

$$w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + b = 0 \rightarrow \text{Plane}$$

و در حالت کلی خواهیم داشت:
(ب-۱)

$$\sum_i^{\#sv} w_i x_i + b = 0$$

اگر به صورت برداری بنویسیم:

$$w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_3 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (\text{ب-۲})$$

به طور کلی معادله ی تفکیک کننده ی خط جداساز به صورت زیر تعریف می شود:

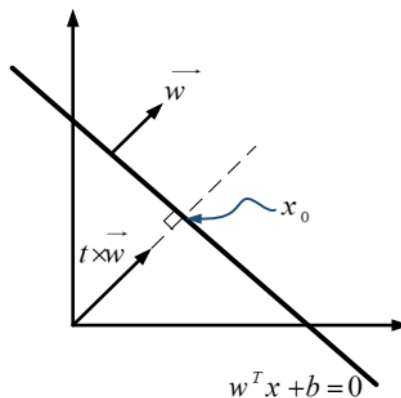
$$\sum_i^{\#sv} w_i x_i + b = 0 \rightarrow w^T x + b = 0 \quad (\text{ب-۳})$$

باید خاطر نشان کرد به دلیل استفاده از حالت برداری است که ما از ترانهاده ی ماتریس وزن ها برای ضرب در نمونه ها استفاده می کنیم. همانطور که دیدیم حالت بهینه و ایده آل این است که این خط تفکیک کننده دارای بیشترین فاصله ی ممکن از نمونه های مرزی هر ۲ کلاس باشد همانطور که در

شکل (ب-۴) نشان داده شده است می خواهیم به کمک روابط ریاضی که در ادامه می آید این بیشترین حاشیه ی ممکن را که با b نشان داده شده است را بدست آوریم:

طبق شکل (ب-۵) اگر بخواهیم فاصله ی خط از مبدا را بدست آوریم خواهیم نوشت:

$$\begin{cases} x_0 = t \times w \\ w^T x + b = 0 \rightarrow t \times w^T \times w + b = 0 \end{cases} \quad (\text{ب-۴})$$



شکل ب-۵- نحوه بدست آوردن بیشینه حاشیه نسبت به مبداً

از آنجا که حاصلضرب برداری وزن ها با مجذور مربعات آن برابر می باشد می توان $w^T \times w = \|w\|^2$ را در معادلات فوق جایگزین نمود. بنابراین در ادامه ی بدست آوردن بیشترین فاصله ی ممکن، می خواهیم بردار یکه ی t را محاسبه کنیم تا به کمک آن و با داشتن بردار مولفه ی بردار عمود بر بردار تصمیم $(w^T x + b = 0)$ خواهیم توانست بیشترین اندازه ی ممکن برای b را بدست آوریم.

از نتیجه ی معادله ی (ب-۴) خواهیم داشت:

$$t = -\frac{b}{\|w\|^2} = -\frac{b}{w^T \times w} \quad (\text{ب-۵})$$

با جایگذاری رابطه بدست آمده برای T می توان نوشت:

$$\begin{aligned} x_0 &= t \times w \\ &= -\frac{b}{\|w\|^2} = -\frac{b}{w^T \times w} \times w \\ &= \frac{-b}{\|w\|} \end{aligned} \quad (\text{ب-۶})$$

در نهایت طبق روابط بالا فاصله ی خط تصمیم از مبدا $\frac{-b}{\|w\|}$ محاسبه شد.

اکنون می خواهیم طبق شکل (ب-۴) فاصله ی بین ۲ خط جداکننده را محاسبه کنیم، یعنی فاصله ی بین خطوط $w^T x + b = 0$, $w^T x + b = 1$ را بدست آوریم قبلاً در رابطه ی (ب-۶) فاصله ی آنها نسبت به مبدا را محاسبه کردیم اگر ۲ خط را مطابق شکل زیر نسبت به هم در نظر بگیریم اگر فاصله ی خط $w^T x + b = 0$ را نسبت به مبدا α و فاصله ی خط $w^T x + b = 1$ را نسبت به مبدا و فاصله ی بین ۲ خط را γ در نظر بگیریم می توان نوشت:

$$\begin{aligned} \gamma &= |\beta - \alpha| = \left| \frac{|b-1|}{\|w\|} - \frac{|b|}{\|w\|} \right| \\ &= \frac{1}{\|w\|} \end{aligned} \quad (\text{ب-۷})$$

بنابراین تابع هدفی که به دنبال آن بودیم به این گونه تعریف خواهد شد:

$$\text{Max Distance} = \frac{1}{\|w\|} + \frac{1}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (\text{ب-۸})$$

در واقع ما می خواهیم تا کسر $\frac{2}{\|w\|}$ بیشینه گردد و یا به عبارتی اندازه ی $\|w\|$ کمینه گردد. از آنجا که کمینه کردن یک کمیت خطی امکان پذیر نمی باشد، می توانیم به جای آن عبارت $\frac{1}{2}\|w\|^2$ و یا به عبارت بهتر $\frac{1}{2}w^T w$ را کمینه کنیم. در نهایت هدف نهایی ما کمینه کردن عبارت $\frac{1}{2}w^T w$ این یعنی به تفکیک کننده ای برسیم که بیشترین حاشیه ی ممکن را داشته باشد، به شرطی که شرایط مساله را هم ارضا کند. این شرایط به این ترتیب بیان می شوند:

$$\begin{cases} w^T x_i + b > 1 \\ w^T x_i + b < -1 \end{cases} \quad (\text{ب-۹})$$

همانطور که از شرایط برداشت می شود جواب های مسئله باید یکی از ۲ کلاس را در بر بگیرد و نمی تواند متعلق به هیچ کلاسی نباشد. در نتیجه مسئله ی کلی بهینه سازی به صورت زیر خواهد شد:

$$\min \frac{1}{2} w^T w$$

Subject to:

$$\begin{cases} \text{if } y_i = 1 \rightarrow w^T x_i + b > 1 \forall i \\ \text{if } y_i = -1 \rightarrow w^T x_i + b < -1 \forall i \end{cases} \quad (\text{ب-۱۰})$$

در ابتدای کار برای حل مسئله باید شرایط مسئله را کمی ساده تر و گویاتر کنیم، شرایطی که در رابطه ی (ب-۱۰) ذکر شدند بسیار کلی و ناگویا می باشند لذا با کمی تغییرات شرایط جدید را خواهیم داشت:

از آنجا که در تعریف مسئله ذکر کردیم که $y_i \in \{-1, +1\}$ لذا با ضرب $+1$ در شرط اول تغییری حاصل نمی شود ولی با ضرب -1 در شرط دومی شرایط کاملاً شبیه شرط اول خواهد شد. بنابراین 2 شرط ما به یک شرط کاهش می یابد و کمی شرایط صورت مسئله گویاتر می گردد.

$$\xrightarrow{\text{ضرب طرفین در } y_i} \left\{ \begin{array}{l} y_i \times (w^T x_i + b > 1) \\ y_i \times (w^T x_i + b < -1) \end{array} \right\} \rightarrow y_i(w^T x + b) - 1 \geq 0 \quad (\text{ب-۱۱})$$

در نهایت معادله ی تفکیک کننده ی موردنظر ما به این صورت می گردد:

$$\min \quad \frac{1}{2} w^T w$$

Subject to: (ب-۱۲)

$$y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad \forall i$$

برای حل این مسئله به این گونه که هست قطعاً به بن بست خواهیم خورد زیرا تعداد مجهول های مسئله بیشتر از معلومات مسئله هستند از جمله مجهول بایاس (b) که تنها شرایط حل ریاضی مسئله را با بن بست مواجه می کند و گرنه حذف آن به هر صورت ممکن به کیفیت مطلوب نهایی ما خللی وارد نخواهد کرد.

برای حل چنین مسائل ریاضی و برای خارج کردن مسئله ی تعریف شده از بن بست، از معادلات لاگرانژ بهره خواهیم برد. به این ترتیب که برای شرایط تعریف شده یک ضریب نامنفی در نظر می گیریم و تابع هدف را اینگونه تغییر می دهیم:

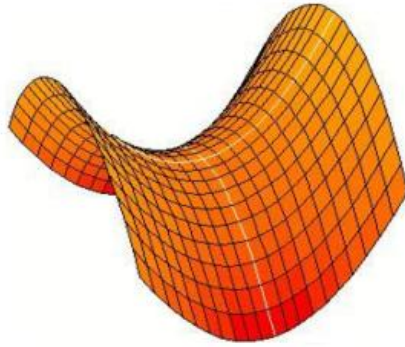
$$\ell_p = \frac{1}{2} w^T w - \underbrace{\sum_i \alpha_i [y_i(w^T x_i + b) - 1]}_{\text{یک عدد مثبت}} \quad (\text{ب-۱۳})$$

کم شدن یک عدد مثبت از $\frac{1}{2} w^T w$ به ما در جهت رسیدن به هدف اصلی و حل تابع هدف کمک شایانی خواهد کرد. هدف ما به اینصورت تغییر کرد که اکنون ما می خواهیم ℓ_p کمینه گردد. در تابع هدف اگر قسمتی که مشخص شده است یک عدد مثبت باشد متناسب با مقادیر پارامترهای مسئله عدد مثبتی تولید می گردد که مقدار ℓ_p را کمینه می کند، به عبارت دیگر می توان گفت $\alpha_i [y_i(w^T x_i + b) - 1]$ نقش تابع جریمه را خواهد داشت.

نسبت به α باید max گردد $\Rightarrow \ell_p \Leftarrow$ نسبت به w و b باید min شود.

تابعی که به ازای یک سری دسته متغیرها max و به ازای دیگری min شود اصطلاحاً نقطه زینی^۱ گفته می شود.

در شکل زیر نمونه ای از یک نقطه زینی آورده شده است.



شکل ب-۷- نمونه ای از یک نقطه ی زینی

با توجه به رابطه ی (ب-۱۳) اینگونه به نظر می رسد که وضعیت حل مسئله سخت تر شده است. تفاوت صورت مسئله جدید نسبت به قبلی در این است که در رابطه ی (ب-۱۳) نسبت به رابطه ی (ب-۱۰) به جای پرداختن به w و b به حل α_i و بعد از یافتن α_i به سراغ w و b رفته و آنها را راحت تر پیدا می کنیم.

برای یافتن α_i ها باید به نحوی w و b را از رابطه ی (ب-۱۳) حذف کنیم. برای این منظور داریم:

$$\frac{\partial \ell_p}{\partial w} = 0, \quad \frac{\partial \ell_p}{\partial b} = 0 \quad (\text{ب-۱۴})$$

اگر از معادله ی اصلی نسبت به w و b و مشتقات جزئی بگیریم می توان به کمک آنها w و b را حذف کرد که با اجرای این روش قید دیگری به شرایط مسئله اضافه خواهد شد:

$$\frac{\partial \ell_p}{\partial w} = w - \sum_i \alpha_i y_i x_i = 0 \rightarrow w = \sum_i \alpha_i y_i x_i \quad (\text{ب-۱۵})$$

^۱ -saddle Point

$$\frac{\partial \ell_p}{\partial b} = 0 - \sum_i \alpha_i y_i = 0 \rightarrow \sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{ب-۱۶})$$

با اعمال مشتقات جزئی می توان مقدار w را نیز بدست آورد که در (ب-۱۶) نشان داده شده است. با جایگذاری این مشتقات در ℓ_p مسئله ی ما به مسئله ی دومی تبدیل می گردد که به کمک ضرایب لاگرانژ قابل حل می باشد:

$$\begin{aligned} l_{Dual} &= \frac{1}{2} w^T w - \sum_i \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \\ &= \frac{1}{2} (\sum_i \alpha_i y_i x_i)^T (\sum_i \alpha_i y_i x_i) - \sum_i \alpha_i [y_i (\sum_j \alpha_j y_j x_j^T x_i + b) - 1] \end{aligned} \quad (\text{ب-۱۷})$$

که با کمی ساده سازی و کمی عملیات جبری به مسئله ی زیر خواهیم رسید:

$$l_{Dual} = \frac{-1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_i \alpha_i \quad (\text{ب-۱۸})$$

در نهایت مسئله ای که داشتیم به مسئله ی جدیدی بر حسب ضرایب لاگرانژ تبدیل گردید، حال برای رسیدن به هدف خود بایستی این مسئله را نسبت به α_i بیشینه کنیم. صورت مسئله ی نهایی در زیر آمده است:

$$\begin{aligned} \max \quad & \frac{-1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_i \alpha_i \\ \text{Subject to:} \quad & \sum_i \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 \end{aligned} \quad (\text{ب-۱۹})$$

می توانیم در عبارت فوق به دلیل وجود ضریب منفی $\frac{-1}{2}$ کل عبارت را در منفی ضرب کرده سپس بجای \min, \max را محاسبه کنیم.

اگر بخواهیم صورت مسئله را بصورت ماتریسی در آوریم خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_i \sum_j h_{ij} \alpha_i \alpha_j &= \alpha^T H \alpha \\ \alpha &= \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_3 \end{bmatrix} \quad H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2n} \\ \dots & \ddots & \dots & \vdots \\ h_{n1} & h_{n2} & \dots & h_{nn} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{ب-۲۰})$$

در نهایت به رابطه ی درجه دومی رسیدیم که اکنون می توانیم آن را حل کنیم. با نوشتن کامل صورت مسئله به شکل ماتریسی به همراه قیود مسئله رابطه ی زیر را داریم:

$$\min \quad \frac{1}{2} \alpha^T H \alpha + f^T \alpha$$

$$\sum_i \text{Subject to: } \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 \quad (\text{ب-۲۱})$$

که در آن ماتریس H به صورت یک ماتریس $n \times n$ و ماتریس f یک ماتریس $1 \times n$ می باشد که همه ی درایه های آن -1 می باشند.

برای محاسبه ی پارامترهای مسئله بایستی w و b را محاسبه کنیم. W که همان بردار وزن ها می باشد را از روابط قبل محاسبه کردیم، که برابر بود با $w = \sum_i \alpha_i y_i x_i$ ، اما برای محاسبه پارامتر b بایستی به سراغ شرایط KKT که در رابطه ی (ب-۱۲) به آن اشاره شد، برویم:

طبق شرایط مسئله داشتیم از همین رابطه $\sum_i \alpha_i y_i \geq 0$ برای محاسبه b استفاده می نماییم:

$$\alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] = 0 \quad (\text{ب-۲۲})$$

در این رابطه حاصلضرب ۲ عبارت مثبت را داریم که حاصل آن برابر با صفر شده است لذا بایستی α برابر با صفر باشد و یا حاصل $y_i (w^T x_i + b) - 1$ برابر با صفر گردد. لذا در ادامه این ۲ حالت را بررسی خواهیم کرد.

از آنجا که در قیود رابطه ی (ب-۲۱) داشتیم $\alpha_i \geq 0$ لذا می توان نتیجه گرفت تنها می توان مقادیر α های مثبت را در نظر گرفت، پس می توان نوشت:

$$y_i (w^T x_i + b) - 1 = 0$$

$$y_i (w^T x_i + b) = 1 \quad (\text{ب-۲۳})$$

همانطور که از صورت مسئله هم می دانیم مقادیر برچسب های هر کلاس یا $+1$ یا -1 می باشد، بنابراین با ضرب طرفین معادله ی (ب-۲۳) خواهیم داشت:

$$y_i^2 (w^T x_i + b) = y_i \quad (\text{ب-۲۴})$$

پرواضح است که مجذور عددهای -1 و $+1$ به عنوان برچسب های کلاس ها، $+1$ خواهد شد بنابراین رابطه ساده تر خواهد شد:

$$w^T x_i + b = y_i \quad (\text{ب-۲۵})$$

طبق تعریف می دانیم بردارهای پشتیبان آن دسته از نمونه هایی از هر کلاس می باشند به اضای هر کدام از آنها شرایط مسئله ارضا گردد، به عبارت بهتر اگر S را مجموعه بردارهای پشتیبان بدانیم خواهیم داشت:

$$S = \{i | \alpha_i > 0\} \quad (\text{ب-۲۶})$$

بنابراین طبق مجموعه بردارهای پشتیبان که در بالا به آن اشاره شد، آن دسته از α ها که در مجموعه S باشند، وقتی در رابطه ی (ب-۲۵) قرار گیرند یا بر روی خط -1 قرار می گیرند و یا بر روی خط $+1$ از همین برای محاسبه ی مقدار b استفاده خواهیم کرد.

از رابطه (ب-۲۵) استفاده خواهیم نمود:

$$\begin{aligned} i \in S \Rightarrow b &= y_i - w^T x_i \\ &= \frac{1}{|S|} \sum_{i \in S} b_i \\ &= \frac{1}{|S|} \sum_{i \in S} (y_i - w^T x_i) \end{aligned} \quad (\text{ب-۲۷})$$

بدین ترتیب مقادیر پارامترهای موردنیاز کلاسه بند یعنی مقادیر w و b را نیز محاسبه کردیم. اگر بخواهیم کل مسئله را بصورت خلاصه بیان کنیم می توان روابط زیر را نوشت:

$$\left. \begin{array}{l} \min \quad \frac{1}{2} \alpha^T H \alpha + f^T \alpha \\ \text{Subject to: } \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 \end{array} \right\} \rightarrow w = \sum_{i \in S} \alpha_i y_i x_i, b = \frac{1}{|S|} \sum_{i \in S} (y_i - w^T x_i) \quad (\text{ب-۲۸})$$

اکنون مقادیر w و b رو داریم رابطه ی آزمایش کلاسه بند خود را بیان می کنیم تا ببینیم آیا می توان به کمک مقادیر بدست آمده، تابع آزمایش بردار پشتیبان را معادل سازی کرد یا خیر؟ از آنجا که می دانیم برچسب های هر کلاس $+1$ و -1 می باشد و به کمک رابطه ی (ب-۱۲) خواهیم داشت:

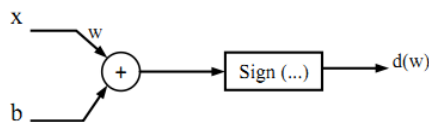
$$y_i = +1 \rightarrow w^T x_i + b > +1 > 0$$

$$y_i = -1 \rightarrow w^T x_i + b < -1 < 0$$

ملاحظه می کنیم که تابع آزمایش بردار پشتیبان می تواند مشابه یک تابع sign عمل کند بطوریکه داشته باشیم:

$$y_i = \text{sign}(w^T x_i + b) \quad (\text{ب-۲۹})$$

بنابراین می توان این تابع آزمایش را همانند یک نرون شبکه ی عصبی عمل کرد همانگونه که در شکل زیر هم ملاحظه می شود با ضرب ورودی ها در بردار وزن w و به همراه b که همان بایاس شبکه عصبی می باشد و سپس عبور آنها از تابع علامت، یک نرون کامل شبکه عصبی را می سازد همانطور که در شکل زیر هم دیده می شود:



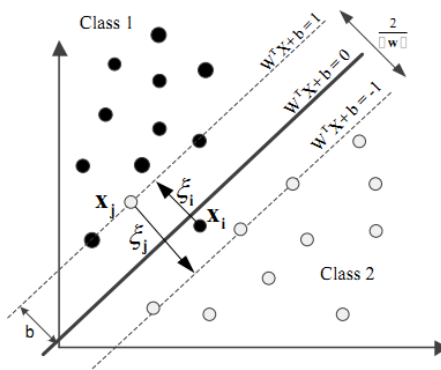
شکل ب-۸- تابع آزمایش بردار پشتیبان به عنوان یک نرون تنها

مسائلی که تاکنون بحث کردیم در صورتی محقق می شد که امکان تفکیک پذیری کاملاً خطی بین نمونه ها وجود داشت، به بیان دیگر کلاسه بندی که تاکنون داشتیم اجازه ی هیچگونه تخطی را به اعضای گروه نمی داد، در غیر این صورت کلاسه بندی که معرفی کردیم با روابطی که ذکر شد کارایی نخواهد داشت زیرا نمی توان α_i هایی پیدا کرد که محدود بوده و بتوانند شرایط مسئله را ارضا کنند. در مسائلی که امکان تفکیک پذیری کاملاً خطی وجود ندارد از بردارهای پشتیبان با امکان تفکیک پذیری غیرخطی استفاده خواهیم نمود.

ب-۱-۲- بردارهای پشتیبان تفکیک پذیر غیرخطی

همانگونه که در شکل زیر ملاحظه می شود از هر کلاس یک عض تخطی کرده و وارد حوزه ی دیگری شده است که در شکل آنها را با x_i, x_j نشان داده شده است. حال می خواهیم این حالت را بررسی کرده و معادلات (ب-۱۰) را برای این حالت بررسی کنیم.

$$\begin{cases} \text{if } y_i = 1 \rightarrow w^T x_i + b > 1 \forall i \\ \text{if } y_i = -1 \rightarrow w^T x_i + b < -1 \forall i \end{cases} \quad (\text{ب-۳۰})$$



شکل ب-۹- تخطی یک عضو از هر کلاس و وارد شدن به کلاس دیگر

ملاحظه خواهیم کرد که بدلیل ۲ عنصری که به عنوان نمونه از مرز خود تخطی کرده اند، رابطه ی (ب) - (۲۹) برای آن نمونه ها برقرار نمی باشد لذا برای آن دسته از نمونه هایی که مرتکب خطا شده اند باید یک ضریب جریمه ای در نظر گرفت و آن را به معادلات بالا اعمال کرد. در نتیجه رابطه ی فوق را بازنویسی کرده و می نویسیم:

$$\begin{cases} \text{if } y_i = 1 \rightarrow w^T x_i + b > 1 - \zeta_i & \forall i \\ \text{if } y_i = -1 \rightarrow w^T x_i + b < -1 + \zeta_i & \forall i \end{cases} \quad (\text{ب}-۳۱)$$

اگر بخواهیم روابط را بطور خلاصه تری دوباره بنویسیم می توان ۲ طرف رابطه را در y_i ضرب نمود در اینصورت خواهیم داشت:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \quad (\text{ب}-۳۲)$$

بنابراین به دلیل اینکه شرایط مسئله تغییر کرده است، باید به نوعی عنصری را که خارج از حوزه ی موردنظر قرار گرفته است باید جریمه شود ضریب جریمه را C نشان داده و آن را در مسئله وارد می نماییم، لذا مسئله ی ما به اینصورت تغییر خواهد کرد:

$$\min \quad \frac{1}{2} w^T w + C \sum_i \zeta_i$$

Subject to:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \quad \forall i \quad (\text{ب}-۳۳)$$

$$\zeta_i \geq 0$$

حال باید همانند روال گذشته مسئله را توسط ضریب لاگرانژ به مسئله ی دیگری تبدیل نماییم که قابل حل باشد. در اینجا کمی روابط پیچیده تر می شوند زیرا تفکیک پذیری غیرخطی است و ۲ ضریب لاگرانژ برای حل چنین مسئله ای موردنیاز است، می توان نوشت:

$$\ell_p = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_i \zeta_i - \sum_i \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1 + \zeta_i] - \sum_i \mu_i \zeta_i \quad (\text{ب-۳۴})$$

باز هم یک نقطه ی زینی داریم که نسبت به یک سری از داده ها بیشینه و نسبت به یک سری دیگر از داده ها کمینه می باشد.

نسبت به α_i و μ_i باید بیشینه گردد $\Rightarrow \ell_p \Leftarrow$ نسبت به w و b و ζ_i باید کمینه گردد

همانطور که در بخش قبلی معادله ی لاگرانژ مربوط را حل کردیم بار دیگر سراغ مشتقات جزئی رفته و مشتقات را بر حسب مجهولات مسئله بدست آورده و برابر صفر قرار می دهیم تا بتوانیم α_i و μ_i را بدست آوریم.

$$\frac{\partial \ell_p}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_i \alpha_i y_i x_i \quad (\text{ب-۳۵})$$

$$\frac{\partial \ell_p}{\partial b} = 0 \rightarrow w = \sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{ب-۳۶})$$

$$\frac{\partial \ell_p}{\partial \zeta_i} = 0 \rightarrow C - \alpha_i - \mu_i = 0 \rightarrow \alpha_i + \mu_i = C \quad (\text{ب-۳۷})$$

می دانیم که در معادلات لاگرانژ می بایستی پارامترهای α_i و μ_i بزرگتر از صفر باشند، و از آنجا که در رابطه ی (ب-۳۶) شرط تازه ای به شروط مسئله اضافه شده است می توان نتیجه گرفت:

$$0 \leq \alpha_i \leq C$$

$$0 \leq \mu_i \leq C \quad (\text{ب-۳۸})$$

همانطور که ملاحظه می شود در بخش قبلی ضرایب α_i ها محدود نبودند ولی در این بخش بدلیل وجود ضریب جریمه برای نمونه های خطا کار این ضرایب محدود می باشند.

بنابر نتایج گرفته شده صورت کلی مسئله ما چنین خواهد شد:

$$\min \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j - \sum_i \alpha_i$$

Subject to:

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{ب-۳۹})$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i$$

می توان اینگونه به مسئله نگاه کرد که ضریب C در بخش قبلی که تفکیک پذیری خطی بود بینهایت بود $C = \infty$ در حالیکه در مسئله کنونی که تفکیک پذیری غیرخطی می باشد ضریب جریمه C محدود می باشد.

همانند قبل، برای محاسبه ی پارامترهای مسئله بایستی w و b را محاسبه کنیم. W که همان بردار وزن ها می باشد را از روابط قبل محاسبه کردیم، که برابر بود با $w = \sum_i \alpha_i y_i x_i$ اما برای محاسبه پارامتر b بایستی به سراغ شرایط KKT که در رابطه ی (ب-۱۲) به آن اشاره شد، برویم اما با این تفات که شرایط مسئله در این جا تابعی از ضریب جریمه ی ζ_i می باشد کمی شرایط متفاوت می باشد:

$$\alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1 + \zeta_i] = 0 \quad (\text{ب-۴۰})$$

$$\mu_i \zeta_i = (C - \alpha_i) \zeta_i = 0 \quad (\text{ب-۴۱})$$

با توجه به روابط فوق ۲ حالت برای α_i وجود خواهد داشت، یا α_i برابر صفر خواهد بود و یا باید برابر با C باشد. در هر ۲ حالت موارد را بررسی خواهیم کرد:

اگر $\alpha_i = 0$ خواهیم داشت:

$$\mu_i = C \rightarrow \zeta_i = 0 \quad (\text{ب-۴۲})$$

$$y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (\text{ب-۴۳})$$

از این روابط آن دسته از نمونه هایی که جزء بردارهای پشتیبان نمی باشند بدست مشخص خواهند شد. حال اگر شرط دوم را نیز بررسی کنیم یعنی حالتی را که $\alpha_i = C$ خواهیم داشت:

$$\mu_i = 0 \rightarrow \zeta_i \geq 0 \quad (\text{ب-۴۴})$$

$$y_i (w^T x_i + b) - 1 + \zeta_i = 0 \quad (\text{ب-۴۵})$$

که در نتیجه ی این رابطه آن دسته از نمونه هایی مشخص خواهند شد که تخطی کرده اند. حالت دیگری که وجود دارد، زمانی است که ضریب α_i نه برابر با صفر باشد و نه برابر با C یعنی داشته باشیم $0 \leq \alpha_i \leq C$ ، این حالتی است که بردارهای پشتیبان مشخص می شوند:

$$0 < \alpha_i < C \rightarrow 0 < \mu_i < C \rightarrow \zeta_i = 0 \quad (\text{ب-۴۶})$$

$$\Rightarrow y_i(w^T x_i + b) - 1 = 0 \rightarrow y_i(w^T x_i + b) = 1 \quad (\text{ب-۴۷})$$

در صورتی که دو طرف رابطه ی (ب-۴۷) را در y_i ضرب نماییم رابطه ی زیر بدست خواهد آمد که رابطه ی نهایی بردارهای پشتیبان می باشد.

$$w^T x_i + b = y_i \quad (\text{ب-۴۸})$$

حال که بردارهای پشتیبان مشخص شده اند، برای کامل شدن حل روابط تنها پارامتر b را محاسبه نکرده ایم که آن را هم می توانیم به کمک رابطه ی (ب-۴۹) بدست آورد:

$$b = y_i - w^T x_i \quad (\text{ب-۴۹})$$

در پایان بایستی ذکر شود که پارامتر C که عامل جریمه کننده ی نمونه های خطا کار می باشد به طور تجربی تنظیم می گردد و روش و قاعده ی مشخصی در این زمینه برای پیدا کردن بهترین مقدار برای ضریب C وجود ندارد. البته می توان به کمک برخی الگوریتم های بهینه سازی مانند الگوریتم PSO و یا الگوریتم بهینه سازی ژنتی و یا الگوریتم های استعماری مقدار بهینه ی آن را بدست آوریم.

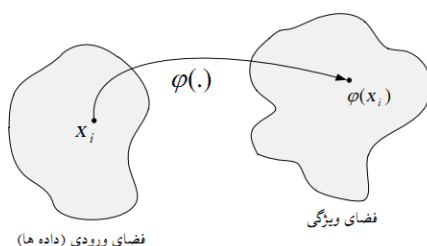
ب-۲- ماشین های بردار پشتیبان غیر خطی

بطور اساسی، ایده ی بردارهای پشتیبان حول محور ۲ رابطه ی ریاضیاتی می چرخد که در زیر معرفی شده اند:

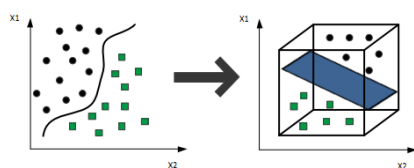
۱. نگات غیر خطی بردارهای ورودی به یک فضای ویژگی با ابعاد گسترده که هم از نظر ورودی ها و هم از دید خروجی پنهان می باشد.

۲. ساختن یک ابر صفحه ی بهینه برای جداسازی نمونه هایی که در مرحله قبل به آنها اشاره شده است.

در شکل (ب-۱۰) (آ)، توضیح مصوری از آنچه گفته شده آورده شده است و در شکل (ب-۱۰) (ب) خط جداساز در فضای ورودی (داده ها) به صفحه ی جداساز در فضای ویژگی ها با ابعاد بالاتر تبدیل شده است که به صورت گویاتری این نگاشت را نشان می دهد، اما این حالت بسیار ساده ای است و در عمل برای جداسازی ورودی های با ابعاد بالاتر دیگر امکان نشان دادن آنها به صورت آنچه نشان داده شده است امکان پذیر نمی باشد.



(آ)، نگاشت فضای ورودی به فضای ویژگی



(ب)، نگاشت جداساز ۲ بعدی به صفحه مجزاساز

شکل ب-۱۰- نگاشتی از فضای ورودی به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر

در نظر بگیرید، اگر فضای داده های ورودی ما از ویژگی هایی تشکیل شده باشد که بطور خطی از یکدیگر تفکیک پذیر نیستند، تئوری پوشش^۱ بیان می کند برای چنین فضاهاى چند بعدی غیرخطی، باید آنها را به فضای ویژگی جدیدی انتقال داد که در آن فضا قابل تفکیک پذیری خطی با احتمال تفکیک بالا، باشند بطوریکه این ۲ موضوع ارضا گردند: اول اینکه، این تبدیل یک تبدیل غیر خطی باشد و دوم اینکه، ابعاد ویژگی ها به اندازه کافی بزرگ باشد. این ۲ موضوع در دل شرط ۱ که در بالا ذکر شد گنجانده شده است. اگر x بردارهای ورودی مورد استفاده ما باشند، فرض بر این که ابعاد ویژگی آنها

^۱ Cover's theorem

m_0 باشد، تابع $\{\phi_j(x)\}_{j=1}^{m_1}$ به تبدل غیر خطی اشاره می کند که فضای بردار ویژگی های ورودی با ابعاد m_0 را به یک فضای برداری دیگر با ابعاد ویژگی m_1 تبدیل می کند. برای تفکیک بردارهای تبدیل یافته جدید ابر صفحه ای که پیشنهاد می گردد به اینصورت خواهد بود:

$$\sum_{j=1}^{m_1} w_j \phi_j(x) + b = 0 \quad (\text{ب-۵۰})$$

که در آن $\{w_j(x)\}_{j=1}^{m_1}$ بردار وزن هایی است که فضای ویژگی را به فضای خروجی مرتبط می سازد و عبارت b نیز بایاس می باشد. خلاصه شده ی رابطه ی فوق چنین می باشد:

$$\sum_{j=0}^{m_1} w_j \phi_j(x) + b = 0 \quad (\text{ب-۵۱})$$

که در واقع اینطور فرض شده است که $\phi_0(x) = 1$ برای همه ی بردارهای x ورودی، بنابراین عبارت بایاس b همان w_0 می باشد. کمیت $\phi_j(x)$ به بردارهای ورودی اشاره می کند که در فضای ویژگی جدید در بردار وزن ضرب خواهند شد تا ابر صفحه ی جداکننده را بوجود آورند. در زیر بردار $\phi(x)$ را ملاحظه می کنید:

$$\phi(x) = [\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_{m_1}(x)]^T \quad (\text{ب-۵۲})$$

که در آن $\phi_0(x) = 1$ به ازای تمامی x ها تعریف شده است.

در واقع $\phi(x)$ یک تصویری از فضای ویژگی است که به وسیله ی بردارهای ورودی X بوجود آمده است. همانطور که در شکل (ب-۱۰) نیز نشان داده شده است.

حال اگر بخواهیم روابط را به صورت برداری نشان دهیم، می توان رابطه ی (ب-۵۱) را به صورت برداری چنین نوشت:

$$w^T \phi(x) = 0 \quad (\text{ب-۵۳})$$

در رابطه (ب-۲۸) مقدار بردار وزن را محاسبه نمودیم، حال اگر بخواهیم رابطه وزن های نگاشت یافته را بوسیله $\phi(x)$ نمایش دهیم می توان نوشت:

$$w = \sum_{j=1}^N \alpha_j y_j \phi(x_j) \quad (\text{ب-۵۴})$$

که در آن $\phi(x_j)$ نشان دهنده ی الگوی نگاشت شده به ازای ورودی x_j می باشد. بنابراین اگر رابطه ی (ب-۵۳) را در رابطه (ب-۵۴) جایگذاری نماییم می توانیم صفحه ی جداکننده را در فضای ویژگی را چنین بدست آورد:

$$\sum_{j=1}^N \alpha_j y_j \phi^T(x_j) \phi(x) = 0 \quad (\text{ب-۵۵})$$

که در آن $\phi^T(x_i)\phi(x)$ یک ضرب داخلی بین ۲ برداری است که در فضای ویژگی وجود دارند، یکی نگاشت شده ی بردارهای ورودی x توسط تابع $\phi(x)$ و دیگری هم نگاشت شده ی نمونه ی i ام در ورودی ها توسط تابع $\phi(x)$ اگر این ضرب داخلی بردارها را با $\kappa(x, x_i)$ نمایش دهیم و آن را کرنل بردارهای x و x_i بنامیم.

می توان نوشت:

$$\begin{aligned} \kappa(x, x_i) &= \phi^T(x) \phi(x_i) \\ &= \sum_{j=0}^{m-1} \phi_j^T(x) \phi_j(x_i) \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (\text{ب-۵۶})$$

ب-۲-۱- توابع کرنل

همانطور که در بخش قبل بیان شد، برای یافتن حل مسئله ی غیر خطی راه حل حيله ی کرنل را معرفی نمودیم. اما در این بخش به معرفی توابعی می پردازیم که شرایطی که در بخش قبل ذکر شد را ارضا کنند یعنی هم غیرخطی بوده و هم یک نگاشت از ورودی ها به فضای ویژگی ها با ابعاد بالاتر را صورت دهند. در جدول زیر نمونه ای از معروف ترین توابع کرنل را ملاحظه می نمایید که بسته به شرایط و کاربرد مختلف مورد استفاده قرار می گیرند.

جدول ب-۱- توابع کرنل و مشخصات آن ها

مشخصات کرنل	نوع کرنل
xx_i^T	خطی
$(1 + xx_i^T)^n$	چند جمله ای
$e^{-\gamma \ x-x_i\ }$	گاوسی
$2^{-\gamma \ x-x_i\ }$	سخت افزار پسند

نکته ای که باید در مورد توابع کرنل و نوع استفاده از آنها در نظر داشت این است که همیشه دقیقاً از قبل مشخص نیست که کدام تابع رنل برای چه کاربردی باید انتخاب شود و پارامترهای توابع کرنل چه مقدار باید باشد. به عنوان مثال در کاربردهایی که نیاز است تا در مصرف منابع سخت افزاری کاملاً صرفه جویی به عمل آید کرنل سخت افزار پسند به دلیل نداشتن عامل نمایی به شدت در مصرف منابع سخت افزاری یاری می دهد ضمن اینکه نتیجه ی آن با نتیجه ای که تابع گاوسی می دهد قابل برابری است.

برای حل نهایی مسئله از روابط قبل استفاده خواهیم نمود با این تغییر که در روابط جدید باید نگاشتی را که از آن صحبت کردیم به وسیله ی توابع کرنل ایجاد گردد. اگر رابطه ی (ب-۳۹) را دوباره نویسی

کنیم و بجای ضرب بردارهای ورودی، نگاشت شده ی آنها را توسط توابع کرنل قرار دهیم، داریم:

$$\min \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi^T(x_i) \phi(x_j) - \sum_i \alpha_i$$

$$\sum_i \text{Subject to: } \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{ب-۵۷})$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i$$

که در آن تنها به جای ضرب بردارهای $x_i x_j$ حاصلضرب نگاشت شده ی آنها یعنی حاصلضرب $\phi^T(x_i) \phi(x_j)$ قرار داده شده است. می توان به جای حاصلضرب $\phi^T(x_i) \phi(x_j)$ تنها به بیان کرنل مربوطه پرداخت و تنها آن را ذکر کرد در نتیجه شکل کلی معادله ی بردار پشتیبان در محیط غیر خطی به شکل زیر خواهد شد:

$$\min \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i x_j) - \sum_i \alpha_i$$

$$\sum_i \text{Subject to: } \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{ب-۵۸})$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i$$

بنابراین معادله ی کلی حل کلاسه بندی ماشین های بردار پشتیبان در محیط غیر خطی را بدست آوردیم. اگر طبق روابط بخش قبلی خواهیم ماشین بردار پشتیبان بدست آمده را آزمایش کنیم، طبق رابطه ی (ب-۲۹) و با جایگذاری روابط کرنل را در آن می توانیم تابع آزمایش را در شرایط غیر خطی بدست آوریم:

$$y = \text{sign}(w^T x + b)$$

$$= \text{sign}\left(\sum_i \alpha_i y_i x_i^T + b\right)$$

$$= \text{sign}\left(\sum_i \alpha_i y_i \kappa(x_i, x) + b\right) \quad (\text{ب-۵۹})$$

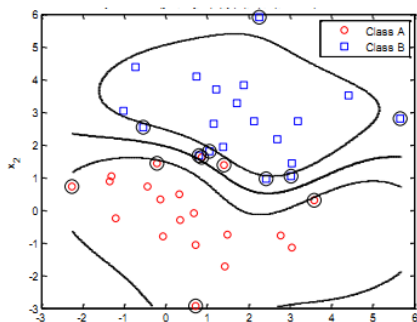
و همچنین برای محاسبه ی پارامتر بایاس نیز می توان از همین رابطه ی فوق استفاده کرده و نوشت:

$$b = \frac{1}{|S|} \sum_i [y_i - \sum_j \alpha_j y_j \kappa(x_j, x)] \quad (\text{ب-۶۰})$$

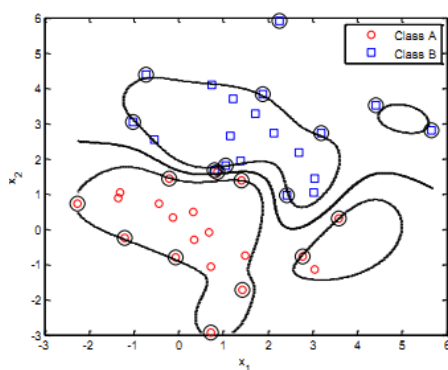
در شکل زیر نمونه ای از جداسازی غیر خطی ۲ کلاس به کمک ماشین بردار پشتیبان غیر خطی ملاحظه می کنید:

که در آن پارامتر پراکندگی برای تابع کرنل گاوسی زیاد انتخاب شده است. همانطور که ملاحظه می شود حساسیت تابع کرنل به پراکندگی نمونه ها م است اما در شکل زیر این پارامتر کمتر انتخاب شده است که نشان می دهد چگونه نتیجه ی تابع گاوسی به این تغییر حتی اندک پارامتر های خود وابسته است..

اگر بخواهیم معماری مطرح شده ماشین بردار پشتیبان را به شکل نرون های شبکه های عصبی نمایش دهیم می توان مطابق شکل زیر آن را ترسیم کرد:



شکل ب-۱۱- نمونه ای از کلاسه بندی ماشین بردار پشتیبان با کرنل گاوسی $\sigma = 2$



شکل ب-۱۲- نمونه ای از کلاسه بندی ماشین بردار پشتیبان با کرنل گاوسی $\sigma = 1$

- [1] R.L.Garcia, C. A. Lopez, O. Aghzout, J. R. Alzola, "Biometric identification system", *Signal Processing of ELSEVIER* 83, pp. 2539-2557, 2003.
- [2] Y. Komiya, T. Matsumoto, "On-line pen input signature verification PP(pen-Position/pen-Pressure/pen-Inclination)", *Proc. IEEE Int. Conf. On System, Man and Cybernetics*, Vol.4, pp.41-46, 1999.
- [3] A. Kholmatov, B. Yanikoglu, "Identity authentication using improved online Signature verification method", *Pattern Recognition*, vol. 26, pp. 2400-2408, 2005.
- [4] A.K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, "An Introduction to Bimetric Recognition", Invited paper, *IEEE Trans. On circuits and system for video technology*, Vol. 14, No. 1, pp. 4-20, January 2004.
- [5] L.Nanni, "An advanced multi-matcher method for on-line signature verification Featuring global features and tokenised random numbers", *Neurocomputing*, vol. 69, pp. 2402-2406, 2006.
- [6] M. F. Zanuy, "On-line signature recognition based on VQ-DTW", *Pattern Recognition*, vol. 40, pp. 981-992, 2007.
- [7] V.S. Nalwa, "Automatic On-Line Signature Verification", *proceeding of the IEEE*, vol.85, No.2, pp.215-239, February 1997.
- [8] J.Lee, H. Yong, J. Sob, B. Chon, Y.K. Chong, "Using geometric extrema for segment –to-segment characteristics comparison in online signature verification", *Pattern Recognition*, vol.37, pp.93-103, 2004.

- [9] L.L. Lee, T. Berger, E. Aviczer, "Reliable on-line human signature verification system", *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 18, No. 6, pp. 643-647, June 1996.
- [10] Y. Sato, K. Kogure, "On-line signature verification based on shape, motion, and writing pressure", Proc. 6 Int conf. On pattern recognition, pp. 823-826, 1982.
- [11] F.R. Rioja, M.N. Miyatake, K. Toscano, "Dynamics features Extraction for on-Line Signature verification", *Proc. 14th Int. Conf. On Electronics, Communications and Computers, IEEE*, pp. 156-161, 2004.
- [12] A. Jain, F. Griess, S. Connell, "On-line Signature Verification", *Pattern Recognition*, vol.35, pp.2963-2972, 2002.
- [13] A.V.D. Silva, D.S.D. Freitas, "Wavelet-based Compared to Function-based On-line Signature Verification", *Proceedings of the Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI02)*, 2002.
- [14] M.M. Shafiei, H. R. Rabiee, "A New On-Line Signature Verification Algorithm Using Variable Length Segmentation and Hidden Markov Models", *Proc. 7th Int. Con. On Document Analysis and Recognition (ICDAR'03)*, vol. 1, pp. 443-446, Aug, 2003.
- [15] H. Dolfing, E. Aarts, J. Oosterhout, "On-line Verification Signature with Markov Models", *Proc. 14th Int. Conf. Pattern Recognition*. pp. 1309-1312, Australia, Aug. 1998.
- [16] W.S. Lee, N.M. Krishnan, M. J. Paullik, "Improved Segmentation through Dynamic Time Warping for Signature Verification using a Neural Network Classifier", *Proceeding of the IEEE International Conference on Image Processing, Chicago II1*, October 1998.
- [17] Loris Nanni Alessandra Lumini, "A Novel Local On-line Signature Verification System", *Pattern Recognition Letters*, vol.29, no.5, pp.559-568, April 2008.

- [18] G.K. Gupta and R.C. Joyce, "Using Position Extrema Points to Capture Shape In On-Line Handwritten Signature Verification", *Pattern Recognition*, vol.40, pp. 2811-2817, 2007.
- [19] M. J. Asghar Fallah, Ali Soleamani, "A new online signature verification system based on combining Mellin transform, MFCC and neural network", *Digital Signal Processing*, vol. 21, pp. 13, 2011
- [20] M.M. Fahmy, "On-line handwritten signature verification system based on DWT features extraction and neural network classification", *Ain Shams Engineering Journal* vol. 1 issue 1 September, pp. 59-70, 2010.
- [21] S. Rashidi, A. Fallah, F. Towhidkhan, "Feature extraction based DCT on dynamic signature verification", *Scientia Iranica*, vol. 19, no. 6, pp. 1810–1819, 2012
- [22] Yeung, D.Y., Chang, H., Xiong, Y., George, S., Kashi, R., Matsumoto, T. and Rigoll, G. "SVC2004: First international signature verification competition", In *Proceedings of the International Conference on Biometric Authentication*, In LNCS, 3072, pp. 16–22, Springer (2004), available in <http://www.cs.ust.hk/svc2004>.
- [۲۳] ذوقی م، (۱۳۸۷)، پایان نامه ارشد: "تصدیق امضاء با استفاده از مشخصه‌های دینامیکی و استاتیکی"، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود
- [24] S. B. Davis and P. Mermelstein, "Comparison of parametric representations for on syllabic word recognition in continuously spoken sentences", *IEEE transactions on Acoustics, Speech and Signal processing*, vol.28, no.4, pp. 357-365, 1980.
- [25] M. J. Hunt, "Spectral signal processing for ASR", *Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRUW)*, 1990.

[۲۶] جباری س، (۱۳۸۴)، " طراحی بانک فیلتری جدید برای طبقه بندی سیگنال های صدای قلب " ، دوازدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی ایران، تبریز

[27] Ronald N. Bracewell, "The Fourier Transform and its Application". Mcgraw-Hill International Editions. Electrical Engineering Series. Third Edition. Printed in Singapore. vol. 13, pp. 343-347,2002.

[28] T.A. Osman, M.J. Paulik and N.M. Krishman, "An Online Signature Verification System based on Multivariate Autoregressive Modeling and DTW Segmentation", IEEE SAFE 2007: Signal Processing Applications for Public Security and Forensics, Washington D.C., April 2007.

[29] A. Kholmatov and B. Yanikoglu, "Identity authentication using improved online signature verification method", Pattern Recognition Letters, vol. 26, pp. 2400-2408, 2005.

[30] Lei, H., Palla, S.and Govindaraju, V. "ER²: An intuitive similarity measure for on-line signature verification", Proceedings. 9th International Workshop Frontiersin Handwriting Recognition, pp.191–195, 2004.

[31] Fierrez-Aguilar, J., Krawczyk, S., Ortega-Garcia, J. and Jain, A. "Fusion of local and regional approaches for on-line signature verification", In Advances in Biometric Person Authentication, S.Z. Li, Z. Sun, T. Tan, S. Pankanti, G. Chollet and D. Zhang, Eds., In LNCS, vol.3781, pp. 188–196, 2005.

[32] Fierrez-Aguilar, J., Ortega-Garcia, J. and Gonzalez-Rodriguez, J. "Target dependent score normalization techniques and their application to signature verification", IEEE Transactions Systems, Man and Cybernetics, PartC: Application and Reviews, vol.35, no.3, pp.418–425, 2005.

- [33] Hu, L. and Wang, Y. "On line signature verification based on fusion of global and local information", Proceedings of the International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing, China, pp. 1192–1196, 2007.
- [34] Adamski, M. and Saeed, K.H. "On-line signature classification and its verification system", 7th Computer Information Systems and Industrial Management Applications, pp. 189–194, 2008.
- [35] Yanikoglu, B. and Kholmatov, A. "On-line signature verification using Fourier descriptors", Journal on Advances in Signal Processing, 2009.
- [36] Khalil, M.I., Moustafa, M. and Abbas, H.M. "Enhanced DTW based on-line signature verification", Proceedings 16th IEEE International Conference on Image Processing, ICIP, pp. 2713–2716, 2009.
- [37] Gruber, C., Gruber, T., Krinninger, S. and Sick, B. "On-line signature verification with support vector machines based on LCSS kernel functions", IEEE, Man and Cybernetics, PartB: Cybernetics, vol.31, no.6, pp. 1059–1073, 2010.
- [38] L. Fauselt, "Fundamentals of Neural Networks, architectures, algorithms, and applications", Prentice-Hall International, 1994.

[۳۹] صاحبی ا، (۱۳۹۲)، پایان نامه ارشد: " پیاده سازی ماشین بردار پشتیبان موازی (PSVM) بر روی FPGA "، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه شاهرود

Abstract

The goal of this thesis is to find a new method for on-line signature verification by use of filter bank designed for feature extractions with the help of neural network and support vector machine for classifying. The duty of a signature verification system is accepting a genuine signature and rejecting a forgery signature.

Considering that signature verification uses signatures in entrance obtained from screens sensitive to pressure, these kinds of screens extract dynamic features of the signature and its form that makes forging the signature more difficult and as a result, on-line signature verification is more reliable than off-line signature verification. $X(t)$ and $Y(t)$ are extracted from each signature and then previous functions are done on the signature individually. In learning stage, designed filter bank which is especially for signature signals, extracts the important features of signature signal and makes the feature vector of each signature. Among main signatures of each person, 10 are randomly chosen as the reference collection and one signature, which has the least distance with others, is chosen as the template signature. Afterwards, for each signature, the scales test of maximum distance and minimum distance to signature reference collection and also the distance to related model signature is computed. These three scales are normalized and saved in a vector. We add another feature which is the time of signature to these. This vector is manipulated in the used classifier entrance and determines that a signature is genuine or forgery. We use two classifiers of support vector machine and neural network and compare the results. Finally, the correctness rate of suggested algorithms is evaluated for each test signature collection.

We use two data bases, SVC 2004 and Iranian data base, for evaluating the suggested algorithm. The correctness rate of suggested algorithm for SVC 2004 data base and Iranian data base is relatively 97% and 97/2% respectively.

Key words: on-line signature verification, feature extraction, filter bank, support vector machine, neural network



Shahrood University of Technology
Faculty of Electrical Engineering and Robotics

On-line signature verification based on filter bank feature extraction

Masoud Ebrahimi

Supervisor:

Dr. A. Soleimani

Advisor:

Dr. O. R. Marouzi

Date: Sep 2014