تشخیص لهجه‌های گفتار زبان فارسی از روی سیگنال گفتار با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی کارآمد و ترکیب طبقه‌بندها

مجتبی شریف نوقابی*، حسین مروی و دانیال دارابیان

گروه الکترونیک، دانشکدهٔ مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

چکیده

تشخیص لهجه از روی شکل موج گفتار یکی از شاخه‌های تاحدودی جدید در علم پردازش گفتار است.تشخیص لهجه می‌تواند تا حد زیادی باعث بهبود سامانه‌های بازشناخت گفتار شود.همانند هر سامانهٔ بازشناسی، فرآیند تشخیص لهجه نیز شامل سه مرحلهٔ پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است.در این مقاله سه روش کارآمد استخراج ویژگی شامل دامنهٔ مرکزی طیفی (SCM) ، مشتق نخست آن (ΔSCM) و تبدیل Zak روی سیگنال گفتار اعمال شده‌اند و کارآیی این روش‌ها با روش‌های متدوال استخراج ویژگی مانند ضرایب مل-کپستروم و مشتقات آن مقایسه شده است. علاوه‌براین یک ویژگی جدید که با ایجاد تغییراتی در الگوریتم محاسبهٔ ضرایب مل-کپستروم به‌دست‌می‌آید برای تشخیص لهجه‌ها در محیط‌های نوفه‌ای معرفی شده است. برای مرحلهٔ طبقه‌بندی از پنج طبقه‌بند مختلف، شامل MLP ، KNN ، PNN ، RBF و SVM و ترکیب این طبقه‌بندها با یکدیگر استفاده شده است.نتایج آزمایش‌ها بیان‌گر بهبود نرخ بازشناسی لهجه‌ها با روش‌های پیشنهادی هستند.

واژگان کلیدی: دامنهٔ مرکزی طیفی، ترکیب طبقه‌بندها ، لهجهٔ فارسی، ماشین بردار پشتیبان، ضرایب مل-کپستروم بهبود یافته.

۱- مقدّمه

در زبان‌شناسی به نحوهٔ تلفظ کلمات در یک گروه خاص از افراد یک مکان یا ملیت لهجه می‌گویند. مواردی‌که در لهجهٔ یک گوینده مؤثر است برگرفته از سابقهٔ اجتماعی- فرهنگی یکسان مردمی است که در یک موقعیت جغرافی قرار دارند و ممکن است الگوهای گوناگونی را به‌صورت مشترک در گفتارشان داشته باشند.

فرآیند بازشناخت خودکار گفتار یکی از زمینه‌های دانش هوش مصنوعی است. پژوهش‌ها نشان می‌دهد که تغییرات گفتار که مربوط به گوینده است، شامل تغییر در جنسیت، سن، لهجه، سلامتی و یا عدم سلامتی گوینده از دلایل تنزل کارآیی سامانه‌های بازشناسی گفتار هستند. که از میان این ویژگی‌ها دو ویژگی جنسیت و لهجه، بیشترین تأثیر را در این کاهش بازدهی دارند. هنگامی‌که یک سامانهٔ تشخیص گفتار با یک لهجهٔ خاص آموزش ببیند، آن‌گاه با لهجه‌ای غیر از لهجه‌ای که با آن آموزش‌دیده برخورد کند، شاهد کاهش چشم‌گیر بازدهی آن سامانه خواهیم بود. بنابراین اهمیت این مسأله ما را به پیاده‌سازی سامانه‌ای برای تشخیص لهجه‌ها از روی شکل موج گفتار ترغیب می‌کند.

به‌طورمعمول برای تشخیص جنسیت، از مدل‌های مربوط به خود آن استفاده می‌شود. برای تشخیص لهجه نیز مدل‌های مختلفی ارائه شده است که روند کلی این مدل‌ها شامل سه مرحلهٔ استخراج ویژگی، طبقه‌بندی و تشخیص می‌باشد.

اگر نگاهی گذرا به تاریخچه و سابقهٔ تشخیص لهجه‌ها از طریق گفتار داشته باشیم، با دسته‌بندی مشاهدات در دو حوزهٔ لهجه‌های خارجی و فارسی به این نتیجه می‌رسیم که در حوزهٔ لهجه‌های خارجی پژوهش‌های بیشتری انجام شده است که در این میان بر روی تشخیص لهجه‌های انگلیسی

تمرکز بیشتری وجود داشته است. به‌عنوان نمونه در سال ۱۹۹۶ *ارسلان* و *هانسن* با ارائهٔ یک سامانه طبقه‌بندی لهجه برای زبان انگلیسی یکی از برجسته‌ترین و نخستین پژوهش‌های انجام‌شده در این زمینه را انجام دادند. (ارسلان ، ۱۹۹۶). فاریا در سال ۲۰۰۵ تلاش دیگری برای طبقه‌بندی لهجه‌ها با استفاده از روش‌های GMM و SVM انجام داد. در این پژوهش علاوه‌بر ویژگی‌های صوتی گفتار از ویژگی‌های کلامی آن نیز استفاده شده است. (فاریا ، ۲۰۰۵) پدرسن و دیدریچ در سال ۲۰۰۷ طبقه‌بندی لهجه را با کمک SVM و یادگیری درخت تصمیم برای دو لهجهٔ عربی و هندی از زبان انگلیسی انجام داد. (پدرسن ، ۲۰۰۷)، علاوه‌براین پژوهش‌های دیگری نیز در حوزهٔ تشخیص لهجه صورت گرفته است. (چن ، ۲۰۰۱)، (کامف ، ۱۹۹۶) و (زنگ ، ۲۰۰۵). در حوزهٔ لهجه‌های فارسی، نتایج مشاهدات ما نشان می‌دهد که تاکنون تعداد سه پژوهش در این زمینه انجام شده است، در نخستین پژوهش پنج لهجهٔ اصفهانی، تهرانی، آذری، کردی و مازندرانی انتخاب شده و با استخراج ویژگی‌های ضرایب مل-کپستروم و مشتقات اول و دوم آن و هم‌چنین انرژی هر قاب در مرحلهٔ طبقه‌بندی از شبکهٔ عصبی احتمالاتی و ماشین بردار پشتیان استفاده شده است. (قلی‌پور, ۱۳۹۱) در دومین پژوهش صورت‌گرفته سه لهجهٔ تهرانی، اصفهانی و کرمانشاهی برای انجام آزمایش‌های مختلف انتخاب‌شده‌اند. همانند بیشتر مقالات، این مقاله نیز در مرحلهٔ استخراج ویژگی از ویژگی‌های متداولی همچون ضرایب مل-کپستروم، فرکانس‌های فرمنت و انرژی استفاده کرده است. در مرحلهٔ طبقه‌بندی سه طبقه‌بند مختلف شامل KNN، SVM و MLP به کار گرفته شده است (ربیعی ،۲۰۱۰). در آخرین پژوهش بررسی‌شده پنج لهجهٔ اصفهانی، تهرانی، آذری، شمالی و جنوبی برای انجام آزمایش‌ها برگزیده شده است. در این مقاله ویژگی‌های ضرایب مل-کپستروم و مشتق نخست و دوم آن، انرژی هر قاب، سه فرکانس فرمنت نخست و SDC از سیگنال گفتار دارای لهجه استخراج شده است. هدف اصلی این مقاله ترکیب دو طبقه‌بند GMM و PRLM است که با انجام این کار نرخ تشخیص لهجه‌های مختلف نسبت به‌حالتی‌که این طبقه‌بندها به‌طور تکی استفاده می‌شوند، به اندازهٔ مطلوبی افزایش می‌یابد. (جلالوند، ۲۰۱۲)

۲- سامانهٔ تشخیص لهجه

همان‌طورکه در قبل بیان شد هر سامانهٔ بازشناسی لهجه همانند هر سامانه خودکار بازشناسی گفتار شامل سه مرحلهٔ پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. در مرحلهٔ پیش‌پردازش به‌طورمعمول عملیاتی مانند حذف قسمت سکوت از گفتار انجام می‌شود. این کار با روش‌هایی مانند نرخ عبور از صفر و تعیین آستانهٔ انرژی انجام می‌شود. درنهایت با اعمال یک فیلتر پیش‌تأکید این مرحله به پایان می‌رسد.

۳- روش‌های متداول استخراج ویژگی

مهم‌ترین بخش یک سامانه تشخیص لهجه استخراج ویژگی است. در مرحلهٔ استخراج ویژگی باید به دو نکته توجه بیشتری داشت. نخست این‌که باید قسمت‌هایی از سیگنال گفتار انتخاب شود که شامل بیشترین اطلاعات درباره لهجهٔ آن باشد و نکتهٔ دوم این است که ویژگی استخراج‌شده باید قادر باشد اطلاعات مناسبی در مورد لهجهٔ گفتار به ما ارائه کند و ما با استفاده از این ویژگی در مرحلهٔ طبقه‌بندی شاهد جداسازی بین لهجه‌های مختلف به بهترین نحو باشیم.

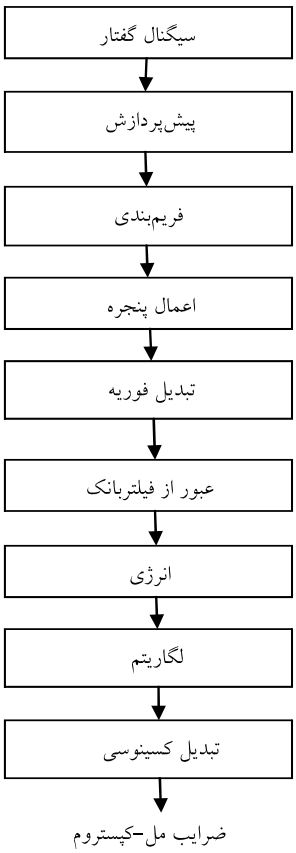
۳-۱- ضرایب مل-کپستروم (MFCC)

یکی از ویژگی‌های متداول که از سیگنال گفتار استخراج و در اغلب سیستم‌های تشخیص گفتار و گوینده از آن استفاده می‌شود، ضرایب مل-کپستروم (MFCC[1]) است. مراحل محاسبهٔ این ضرایب در شکل (۱) نشان داده شده است.

پس از مرحلهٔ پیش‌پردازش به‌دلیل غیرایستان‌بودن سیگنال گفتار، آن را قاب‌بندی می‌کنیم تا ایستان فرض شود. طول قاب‌ها در این مرحله به‌طور تقریبی ۲۵ میلی ثانیه و بدون هم‌پوشانی در نظر گرفته شده است. دلیل عدم قراردادن هم‌پوشانی بین قاب‌ها، نخست این‌که نتایج آزمایش‌هاست که بیان‌گر نتیجهٔ بهتر در حالت بدون هم‌پوشانی است و دوم‌این‌که میانگین‌گیری است که از هرچند فریم متوالی به‌عمل می‌آید. با توجه به این‌که ممکن است هر قاب به‌تنهایی شامل یک آوای کامل نباشد تا در تشخیص لهجه مفید باشد از بردارهای ویژگی مربوط به هر هفت قاب متوالی میانگین گرفته و آن را به‌عنوان یک بردار ویژگی شامل ضرایب مل-کپستروم و سایر ویژگی‌ها در نظر

[1] Mel Frequency Cepstral Coefficient

می‌گیریم. برای به‌دست‌آوردن تعداد قاب‌های متوالی سعی شده است، بهترین تعداد قاب با بهترین طول که همان ۲۵ میلی‌ثانیه است، انتخاب شود.



(شکل- ۱) : مراحل محاسبه MFCC

۳-۲- مشتق نخست و دوم ضرایب مل-کپستروم

با اعمال سایر مراحل شکل (۱) ضرایب مل-کپستروم حاصل می‌شود. علاوه بر ضرایب مل-کپستروم از مشتق نخست ($\Delta MFCC$) و مشتق دوم آن ($\Delta\Delta MFCC$) نیز به‌عنوان ویژگی استفاده می‌شود که از روابط (۱) و (۲) به‌دست می‌آیند (بهروا ، ۲۰۱۲).

$$\Delta MFCC = D[n] = C[n+m] - C[n-m] \qquad (۱)$$

$$\Delta\Delta MFCC = DD[n] = D[n+m] - D[n-m] \qquad (۲)$$

که در این روابط C بردار ضرایب مل-کپستروم و n شمارهٔ قاب است. m را درعمل به‌طورتقریبی ۲ یا ۳ در نظر می‌گیرند.

۳-۳- فرکانس‌های فرمنت

یکی دیگر از ویژگی‌های حوزهٔ فرکانس که از سیگنال گفتار استخراج می‌شود، فرکانس‌های فرمنت هست. فرمنت‌ها پارامترهای مربوط به لولهٔ صوتی هستند که برای هر آوایی مقدار فرکانس فرمنت متفاوتی در مقایسه با آواهای دیگر وجود دارد که مشخصهٔ همان آوا به شمار می‌رود. به‌طورمعمول از سه یا دو فرکانس فرمنت نخست (2F یا 3F) به‌عنوان ویژگی در سامانه‌های تشخیص گفتار و لهجه استفاده می‌شوند. برای محاسبهٔ این ویژگی روش‌های مختلفی وجود دارد که دراینجا با استفاده از رابطهٔ بازگشتی ضرایب پیش‌بینی خطی (LPC[1]) فرکانس‌های فرمنت محاسبه شده‌اند.

۳-۴-پیش‌گویی خطی مبتنی بر درک انسان (PLP[2])

یکی از معایب آنالیز LPC آن است که فرآیند و نحوهٔ عملکرد دستگاه شنوایی انسان را در محاسبهٔ ویژگی‌ها منظور نمی‌کند. به‌عبارت‌دیگر LPC در تمامی فرکانس‌ها سیگنال گفتار را به‌یک‌صورت تخمین می‌زند که این مطابق با دستگاه شنوایی انسان نیست. برای حل این مشکل و به منظور هماهنگ‌کردن روش پیش‌گویی خطی با دستگاه شنوایی انسان روش پیش‌گویی خطی مبتنی بر درک انسان پیشنهاد شد. (گریگر ، ۲۰۱۱) برای محاسبهٔ این ویژگی به جای مقیاس مل از یک مقیاس جدید به نام بارک استفاده شده است. برخی از آزمایش‌های انجام‌شده بیان‌گر این مسئله هست که روش MFCC نسبت به PLP دارای نتایج بهتری در تشخیص گفتار است؛ اما روش PLP نسبت به تغییرات تعداد ضرایب و تعداد فیلترهای مورداستفاده در محاسبهٔ ضرایب دارای نتایج پایدارتری نسبت به MFCC است. علاوه‌براین ویژگی PLP در برابر نوفه مقاومت بیشتری از خود نشان می‌دهد و مصون‌تر است. (فان، ۲۰۰۰) به‌طورکلی این آنالیز به دلیل کم‌بودن پیچیدگی محاسباتی آن یک ویژگی کاراست و سیگنال گفتار را با بعدی کمتر از خود سیگنال نمایش می‌دهد. و این ویژگی‌ها باعث شده است که از این آنالیز در تشخیص گفتار مستقل از گوینده بیشتر استفاده شود.

[1] Linear Prediction Cepstral
[2] Perceptual Linear Prediction

ویژگی‌هایی که بیان شد متداول‌ترین ویژگی‌هایی هستند که در یک سامانهٔ تشخیص گفتار و لهجه به کار می‌روند.

۴- روش‌های پیشنهادی استخراج ویژگی

در این قسمت از مقاله به بیان توضیحات و جزئیات بیشتری از روش‌های پیشنهادی برای مرحلهٔ استخراج ویژگی می‌پردازیم.

۴-۱- دامنهٔ مرکزی طیفی و مشتق نخست آن (SCM و ΔSCM)

ویژگی دامنهٔ مرکزی طیفی نخستین‌بار در سال ۲۰۱۰ به‌عنوان یک ویژگی در تشخیص گوینده استفاده شده است.

این ویژگی و مشتق نخست آن با اعمال تغییراتی در مراحل محاسبهٔ ضرایب مل-کپستروم به‌دست می‌آیند.

برای محاسبهٔ SCM[1] با توجه به شکل (۱) به‌جای مرحلهٔ محاسبهٔ انرژی از رابطهٔ (۳) دامنه‌های مرکزی طیفی را محاسبه کرده و سپس لگاریتم و تبدیل کسینوسی ضرایب حاصل را به‌دست می‌آوریم (کارن، ۲۰۱۰).

$$M_k = \frac{\sum_{f=l_k}^{u_k} f|S[f]\omega_k[f]|}{\sum_{f=l_k}^{u_k} f} \qquad (۳)$$

در این رابطه l_k فرکانس لبهٔ پایین و u_k فرکانس لبهٔ بالای هر فیلتربانک، مثلثی‌شکل است. S[f] تبدیل‌یافتهٔ هر قاب از سیگنال گفتار از حوزهٔ زمان به حوزهٔ فرکانس و $w_k[f]$ نشان‌دهندهٔ هرکدام از فیلتربانک‌های مثلثی‌شکل هستند.

همانند ضرایب مل-کستروم برای ویژگی اخیر نیز مشتقاتی وجود دارد که می‌توان آن‌ها را به‌عنوان یک ویژگی در کنار سایر ویژگی‌ها استفاده کرد. در این مقاله از مشتق نخست ویژگی SCM استفاده شده است که با توجه به رابطهٔ (۴) به‌دست می‌آید.

$$\Delta SCM = D[n] = S[n+m] - S[n-m] \qquad (۴)$$

که در این رابطه S بردار ضرایب دامنهٔ مرکزی طیفی و n شماره قاب است. همانند رابطه محاسبهٔ $\Delta MFCC$، m را درعمل به‌طورتقریبی ۲ یا ۳ در نظر می‌گیرند.

[1] Spectral Centroid Magnitude

۴-۲- اعمال تبدیل Zak به سیگنال گفتار

ویژگی دیگری که در این مقاله از آن به‌عنوان یک ویژگی جدید استفاده شده است، تبدیل Zak است. این تبدیل قادر است ضرایبی از سیگنال گفتار، هم از حوزهٔ زمان و هم از حوزهٔ فرکانس استخراج کند. رابطهٔ (۵) نحوهٔ محاسبهٔ این تبدیل را نشان می‌دهد (اوسلندر ، ۱۹۹۱).

$$Z_{sig}(t,v) = \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} S(t+n)e^{-j2\pi nv} \qquad (۵)$$

در این رابطه منظور از S همان سیگنال گفتار است، v دورهٔ تناوب را نشان می‌دهد و t نشان دهندهٔ قرارداشتن سیگنال در حوزهٔ زمان است. با اعمال این تبدیل به هر قاب سیگنال گفتار یک ماتریس در خروجی خواهیم داشت که شامل N سطر و M ستون خواهد بود. N تعداد ضرایب حاصل از تبدیل در حوزهٔ زمان و M تعداد ضرایب حاصل در حوزهٔ فرکانس است.

با پایان‌یافتن مرحلهٔ استخراج ویژگی و تشکیل بردار ویژگی‌های مختلف که از ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده به‌دست‌می‌آیند، وارد مرحلهٔ طبقه‌بندی می‌شویم.

۵- طبقه‌بندی

پس از تشکیل بردار ویژگی‌ها به‌منظور دسته‌بندی و تشخیص آن‌ها باید از یک طبقه‌بند مناسب استفاده کرد. در این مقاله ابتدا از پنج طبقه‌بند مختلف شامل شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) ، شبکهٔ عصبی احتمالاتی (PNN) ، طبقه‌بند k نزدیک‌ترین همسایه (KNN) ، ماشین بردار پشتیبان (SVM) ، و شبکهٔ توابع بنیادی شعاعی (RBF) استفاده شده است. در مرحلهٔ بعد بعضی از طبقه‌بندهای به‌کار گرفته‌شده به دو روش مختلف و به صورت دوتایی و سه‌تایی با یکدیگر ترکیب شده‌اند. هدف این است که با مقایسهٔ نتایج مربوط به هرکدام از این طبقه‌بندها و ترکیب آن‌ها، یک حالت را که دارای عملکرد بهتر و بهینه‌تری است، انتخاب کنیم. ابتدا توضیح مختصری دربارهٔ هرکدام از طبقه‌بندها ارائه می‌شود و سپس به بررسی نتایج خواهیم پرداخت.

۵-۱- شبکه MLP[2]

این شبکه شامل سه لایه به نام‌های ورودی، مخفی و خروجی است که تعداد سلول‌های هر لایه به روش سعی و

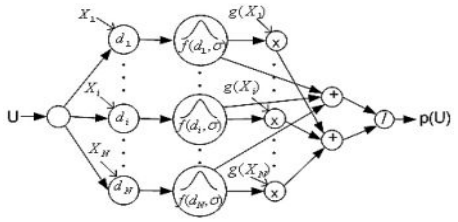
[2] Multi-Layer Perceptron

خطا مشخص می‌شود. این شبکه بر مبنای الگوریتم پس‌انتشار خطا آموزش می‌بیند. بدین ترتیب که خروجی‌های واقعی با خروجی‌های دلخواه مقایسه و وزن‌ها با الگوریتم پس انتشار به‌صورت تحت نظارت تنظیم می‌شوند تا الگوی مناسب به‌وجود آید. روند یادگیری هنگامی متوقف می‌شود که مجموع کل خطا از مقدار آستانهٔ تعیین‌شده کمتر شود و یا تعداد کل دورهٔ آموزش به پایان برسد (هیکین ، ۲۰۰).

۵-۲- شبکهٔ PNN[1]

این طبقه‌بند از نوع شبکه‌های عصبی RBF است و برپایهٔ تابع چگالی احتمال نمایی و قانون تصمیم‌گیری Bayes عمل می‌کند. PNN یک شبکهٔ پیش‌روندهٔ سه‌لایه بوده و از یادگیری بانظارت استفاده می‌کند. لایهٔ نخست ورودی‌ها را دریافت، لایهٔ میانی بردار احتمال را بر پایهٔ توزیع هر طبقه تعیین و لایهٔ آخر مقدار بیشینهٔ احتمال را انتخاب کرده و طبقه مربوطه را تعیین می‌کند. این شبکه به‌صورت موازی، محاسبات را انجام می‌دهد، آموزش ساده‌ای دارد و به‌دلیل سرعت بالا در کاربردهای بی‌درنگ مورد استفاده قرار می‌گیرد (قلیپور علی, ۱۳۹۱).

شکل (۲) تصویری از این شبکه را نشان می‌دهد.



(شکل- ۲): نحوهٔ عملکرد شبکهٔ PNN (قلیپور علی, ۱۳۹۱)

۵-۳- شبکه KNN[2]

KNN یک الگوریتم آموزش باسرپرستی است. در حالت کلی از این الگوریتم به دو منظور تخمین تابع چگالی توزیع داده‌های آموزش و طبقه‌بندی داده‌های آزمون بر اساس الگوهای آموزش استفاده می‌شود. برای تخمین p(x) از روی n نمونهٔ آموزش توسط الگوریتم KNN می‌توانیم یک سلول به مرکزیت x ایجاد کرده و اجازه دهیم شعاع این سلول تا حدّی گسترش پیدا کند که k_n نمونهٔ آموزش را در برگیرد.

[1] Probabilistic Neural Network
[2] K-Nearest Neighbor

این نمونه‌ها k_n نزدیک‌ترین همسایه‌های x هستند. در حالت کلی k را به‌صورت k_n در نظر می‌گیریم که k_n تابعی تعریف‌شده از n است. اگر چگالی نقاط آموزش اطراف x زیاد باشد، سلول کوچک می‌شود و بنابراین نتیجهٔ به‌دست‌آمده نتیجهٔ بهتری است و درصورتی‌که چگالی نقاط آموزش اطراف x کم باشد، سلول بزرگ می‌شود.

۵-۴- طبقه‌بند SVM[3]

SVM درواقع یک طبقه‌بندی‌کنندهٔ دودویی است که دو طبقه را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش با استفاده از تمامی باندها و یک الگوریتم بهینه‌سازی، نمونه‌هایی که مرز طبقه‌ها را تشکیل می‌دهند، به‌دست می‌آورند. این نمونه‌ها را بردارهای پشتیبان گویند. تعدادی از نقاط آموزشی را که کمترین فاصله تا مرز تصمیم‌گیری دارند، به‌عنوان زیرمجموعه ای برای تعریف مرزهای تصمیم‌گیری و به‌عنوان بردار پشتیبان می‌توان در نظرگرفت (واپنایک، ۱۹۹۱). البته قبل از تقسیم خطی باید دقت کرد که برای این‌که ماشین بتواند داده‌های با پیچیدگی بالا را دسته‌بندی کند، داده‌ها را با تابعی مشخص به فضایی با ابعاد بالاتر منتقل می‌کنیم. برای محاسبهٔ مرز تصمیم‌گیری دو طبقه به‌طورکامل جدا از هم از روش حاشیهٔ بهینه استفاده می‌شود.

۵-۵- شبکهٔ RBF[4]

RBF روشی برای تقریب توابع است و یادگیری با آن ارتباط نزدیکی با شبکه‌های عصبی مصنوعی دارد.

در این روش فرضیهٔ یادگرفته‌شده به‌صورت رابطهٔ (۶) است.

$$\hat{f}(x) = w_0 + \sum_{u=1}^{k} w_u K_u\big(d(x_u, x)\big) \qquad (۶)$$

w_0 نشان‌دهندهٔ بردار وزن نخستین و w_u بردار وزن‌های به‌روزشده است. x خروجی مطلوب ، x_u ورودی تابع و d فاصلهٔ بین ورودی و خروجی مطلوب است. و درنهایت $\hat{f}(x)$ خروجی شبکه RBF را به‌ازای هر ورودی نشان می‌دهد. در این روش از تعداد k تابع کرنل برای تقریب تابع استفاده می‌شود. تابع کرنل به‌طورمعمول به‌صورت تابع گاوسی رابطهٔ (۷) با واریانس σ_u^2 انتخاب می‌شود.

[3] Support Vector Machine
[4] Radial Basis Function

$$K_u\big(d(x_u,x)\big) = e^{\frac{1}{2\sigma_u^2}d(x_u,x)^2} \quad (۷)$$

نشان داده شده است درصورتی‌که تعداد کافی تابع کرنل گاوسی انتخاب شود، با استفاده از این شبکه می‌توان هر تابعی را با خطای تاحدودی‌کم تقریب زد. از مزایای این شبکه می‌توان به آموزش آسان‌تر آن نسبت به شبکه‌های عصبی معمولی، که از روش پس‌انتشار استفاده می‌کنند، نام برد.

۵-۶- ترکیب طبقه‌بندها[1]

هدف نهایی طراحی یک سامانه شناسایی الگو رسیدن به بهترین عملکرد طبقه‌بندی برای مسالهٔ موجود است. (هیکین ، ۱۹۹۹) از آن‌جایی‌که هیچ طبقه‌بندی به‌طورکامل قادر به حل تمام مسائل نیست، ترکیب طبقه‌بندها به‌عنوان روشی برای کاهش خطای طبقه‌بندی و افزایش کارآیی سامانه‌ها پیشنهاد شده است.

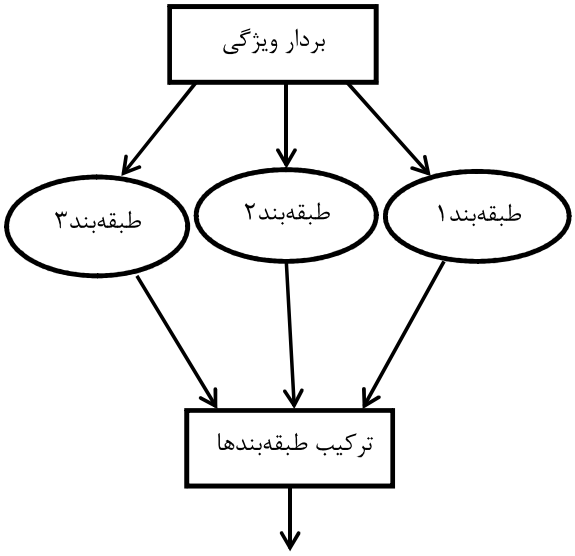
ایدهٔ اصلی این طرح، ایجاد طبقه‌بندهای گوناگون با ناحیه‌های خطای متفاوت است تا سامانه ترکیبی با بهره‌گیری از نقاط قوت تک‌تک طبقه‌بندها و رفع خطای ایجادشدهٔ یک طبقه‌بند، با اطلاعات به‌دست‌آمده از طریق طبقه‌بندهای دیگر، خطای کل سامانه را کاهش دهد (دایتنیچ و۱۹۹۵) و (فروند ، ۱۹۹۷).

برای ترکیب طبقه‌بندها، روش‌ها و طرح‌های مختلفی پیشنهاد شده است که از آن جمله می‌توان روش‌های سری، موازی و ترکیبی را نام برد. در این مقاله از روش موازی استفاده شده است. در این روش همهٔ طبقه‌بندها به‌طور هم‌زمان با هم ترکیب می‌شوند. یکی از ساده‌ترین فرآیندهایی که در مرحلهٔ ترکیب استفاده می‌شود، روش میانگین‌گیری است؛ بدین صورت که نتیجهٔ حاصل از تمام طبقه‌بندهای موردنظر برای ترکیب‌کردن با هم جمع و سپس بر تعداد طبقه‌بندهای ترکیب‌شده تقسیم می‌شوند.

روش دیگر این است که برای هر کدام از طبقه‌بندها یک وزن خاص تعیین و سپس این وزن را در نتیجهٔ نهایی هرکدام از طبقه‌بندها ضرب کنیم. وزن‌ها باید به‌گونه‌ای باشند که مجموع وزن‌های به‌کاررفته برابر یک شود. بهینه‌ترین وزن ممکن برای هر طبقه‌بند را از روش سعی و خطا به‌دست می‌آوریم. پس از ضرب‌کردن وزن درنظرگرفته‌شده برای هر طبقه‌بند در طبقه‌بند موردنظر، نتیجهٔ حاصل را با هم جمع می‌کنیم و سپس نرخ بازشناسی را با ترکیب جدید به‌دست می‌آوریم.

در این پژوهش از هر دو روش مذکور استفاده شده است. روش میانگین‌گیری برای زمانی‌که سه طبقه‌بند را با هم ترکیب کرده‌ایم و روش تعیین وزن هنگامی که دو طبقه‌بند با یکدیگر ترکیب ترکیب شده است، استفاده می‌شود.

نکتهٔ دیگری که در مورد ترکیب طبقه‌بندها باید در نظر گرفت، این است که بردار ویژگی که هرکدام از طبقه‌بندها با آن آموزش دیده‌اند هم می‌تواند متفاوت باشد و هم به‌طورکامل مشابه هم باشند که در اینجا ویژگی استخراج‌شده برای آموزش هرکدام از طبقه‌بندها با هم یکسان است. شکل (۳) روش استفاده‌شده را نشان می‌دهد.



(شکل- ۳) : روش استفاده‌شده برای ترکیب طبقه‌بندها

روش ترکیب طبقه‌بندها ، طبق مشاهدات ما ، تاکنون یک‌بار در مورد تشخیص لهجه‌های فارسی به کار گرفته شده است که در آن دو طبقه‌بند GMM و PRLM با یکدیگر به روش موازی ترکیب و باعث بهبود نتایج تا حد مطلوبی (حدود ۲۰ درصد) شده‌اند. (جلال‌وند ،۲۰۱۲)

۶- تشخیص لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای

یکی از عواملی که ممکن است در هر سامانه تشخیص گفتاری باعث کاهش کارآیی و همچنین نرخ بازشناسی آن سامانه شود، وجود نوفه در محیط است. حال اگر دو عامل

[1] Combination classifier

لهجه و نوفه در یک گفتار کنار هم قرار گیرند، شرایط دشوارتری برای تشخیص آن ایجاد خواهد شد. بنابراین نیاز است تا روشی برای حذف نوفه از یک سیگنال گفتار لهجه‌دار قبل از تشخیص نوع لهجهٔ آن پیشنهاد شود. برای حذف نوفه از یک سیگنال گفتار، تاکنون روش‌های متنوعی پیشنهاد شده است که اغلب آن‌ها با ایجاد تغییراتی در مراحل محاسبهٔ ضرایب مل-کپستروم به‌دست آمده‌اند. این تغییرات را به سه دستهٔ مختلف تقسیم‌بندی می‌توان کرد:

۱- مدل‌های بهبودیافته شامل تغییر در بلوک‌های پایهٔ این الگوریتم

۲- مدل‌های بهبودیافته شامل یک بلوک تکمیل‌کننده که به الگوریتم پایه اضافه شده است.

۳- بهبود در پیاده‌سازی سخت‌افزاری این الگوریتم توسط کاستن محاسبات ضرب و جمع در الگوریتم پایه

در این مقاله با ترکیب چند روش از روش‌های استفاده‌شده به نتیجهٔ مطلوبی در کاهش نوفه از یک سیگنال گفتار لهجه‌دار رسیده‌ایم. شکل (۴) نحوهٔ به‌دست‌آمدن ویژگی جدید را که شامل سه تغییر نسبت به الگوریتم نشان داده شده در شکل است، نشان می‌دهد.

تغییرات ایجادشده به شرح زیر است.

الف) در بیشتر الگوریتم‌های بررسی‌شده برای مرحلهٔ عبور از پنجره از یک پنجرهٔ همینگ ساده استفاده شده است؛ اما پنجره‌ای که ما در اینجا استفاده می‌کنیم، با رابطهٔ (۸) نشان داده می‌شود. (ساهیدولا ، ۲۰۱۲)

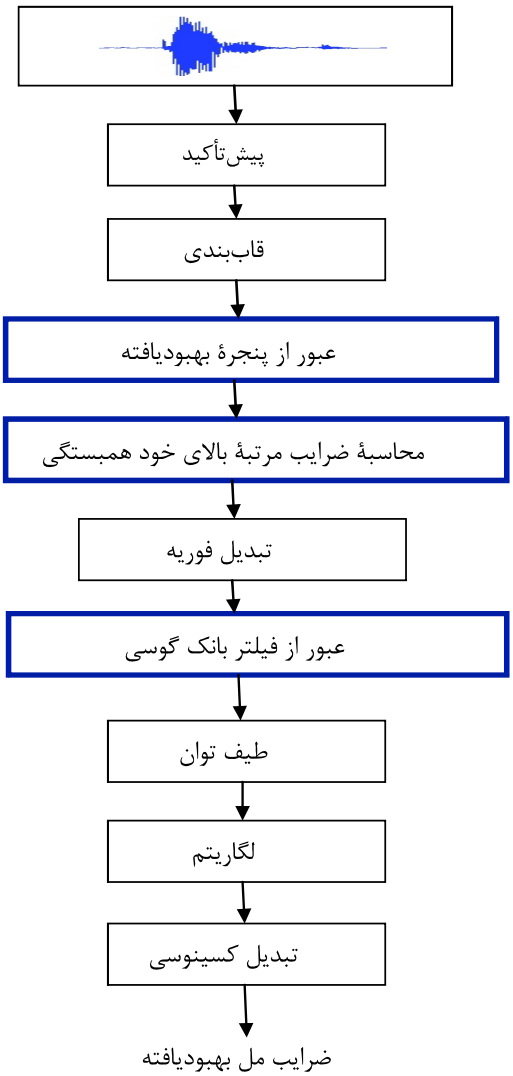
W(n) یک پنجرهٔ همینگ ساده با طول مناسب است. در پنجرهٔ پیشنهادشده دو پارامتر پراکندگی طیفی و عرض بخش اصلی پنجره افزایش می‌یابد که یک تغییر مطلوب است؛ اما هم‌گرایی بخش‌های جانبی کاهش پیدا می‌کند که این یک تغییر نامطلوب است؛ اما درمجموع تغییرات ایجادشده حاکی از بهبود نتایج است و بنابراین این تغییر را اعمال می‌کنیم. (ساهیدولا ، ۲۰۱۲)

ب) نوفهٔ اضافه‌شده به سیگنال را می‌توان با رابطهٔ (۹) بیان کرد.

$$w_{new}(n) = nw(n) \quad (۸)$$

$$X(n) = S(n) + d(n) \quad (۹)$$

که در آن s(n) سیگنال ورودی و d(n) نوفهٔ اضافی‌شونده به سیگنال است.



(شکل- ۴): روش پیشنهادی برای محیط نوفه‌ای (ضرایب مل- کپستروم بهبودیافته)

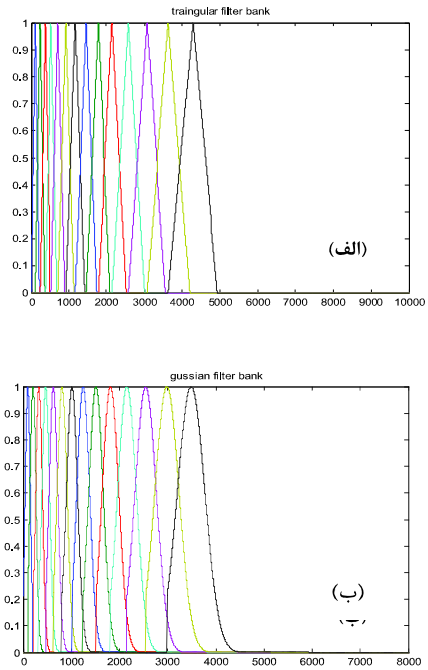
ویژگی این نوفه با فرض ناهمبسته‌بودن نسبت به سیگنال اصلی این است که تابع خودهمبستگی مربوط به آن تا حدود زیادی نسبت به زمان بدون تغییر و نزدیک به صفر است. بنابراین تابع خودهمبستگی به‌صورت رابطهٔ (۱۰) بیان خواهد شد.

$$R_{XX}(m,k) = R_{SS}(m,k) + R_{dd}(m) \quad (۱۰)$$

در این رابطه k شمارهٔ هر قاب است. رابطهٔ (۱۰) نشان می‌دهد که تابع خودهمبستگی نوفهٔ ناهمبسته به سیگنال ، مستقل از فریم است و با توجه به ناچیز بودن آن

می‌توان با این روش اثر نوفه را کاهش داد .تخریب سیگنال توسط نوفه در ضرایب مرتبهٔ پایین تابع خودهمبستگی ، بیشتر از ضرایب مرتبه بالا است، بنابراین با حذف آن‌ها ، از اثر نوفه کاسته خواهد شد .

ج) آخرین تغییر ایجادشده در محاسبهٔ ضرایب مل-کپستروم، تغییر نوع فیلتربانک از مثلثی به گوسی است. در فیلتربانک مثلثی اطلاعات بخش‌هایی از قاب که در نقاط ابتدایی و انتهایی و خارج از زیربخش‌ها، قرار می‌گیرند از دست می‌روند؛ زیرا مثلث‌ها در خارج از زیربانده‌ها وزنی ندارند؛ اما اگر به‌جای این فیلتربانک از یک فیلتربانک گوسی که متقارن نیز می‌باشد، استفاده کنیم، به‌دلیل وجود وزن در خارج از زیربانده‌های آن، مانع ازدست‌رفتن اطلاعات در این بخش‌ها می‌شود. مزیت دیگر آن نسبت به فیلتربانک مثلثی، شروع و اتمام آن با شیب کمتر و ملایم‌تر است. این فیلتربانک با ایجاد همبستگی بیشتر بین زیربانده‌ها اطلاعات ازدست‌رفته در مرزها را کاهش داده و در بهبود الگوریتم و به‌دنبال‌آن بالابردن نرخ بازشناسی سامانهٔ خودکار پردازش گفتار مؤثر خواهد بود. شکل (۵) این دو نوع فیلتربانک را نشان می‌دهد.



(شکل- ۶): الف: فیلتربانک مثلثی، ب: فیلتربانک گوسی

جملات لهجه‌دار مربوط به این مقاله از پایگاه دادهٔ فارس‌دات پژوهشگاه توسعه فناوری‌های پیشرفتهٔ خواجه نصیرالدین طوسی که معتبرترین پایگاه دادگان گفتار زبان فارسی است، استخراج شده‌اند. این پایگاه داده شامل ۶۰۸۰ جمله است که توسط ۳۰۴ نفر گویندهٔ ایرانی با ده لهجهٔ مختلف بیان شده است. از هر گوینده ۲۰ جمله ضبط گردیده است. در این پایگاه داده گویندگان از لحاظ سن، جنس، سطح تحصیلات و لهجه‌هایشان متمایز شده‌اند که شرایط خوبی را برای انجام پژوهش‌های مختلف فراهم کرده است. در این پژوهش برای شناسایی لهجه‌ها پنج لهجهٔ مختلف انتخاب شده است. در انتخاب نوع لهجه‌ها سعی شده است، لهجهٔ بیشتر مردم مناطق ایران را از لحاظ جغرافیایی شامل شود. این لهجه‌ها شامل تهرانی، ترکی، اصفهانی، شمالی و جنوبی هستند.

۷-۲- آزمایش نخست: مقایسهٔ لهجه‌ها به‌صورت دوتایی

در آزمایش نخست با انتخاب ویژگی MFCC از میان ویژگی‌های متداول و ویژگی SCM از بین ویژگی‌های پیشنهادی و با به‌کاربردن تمامی طبقه‌بندهای معرفی‌شده در این مقاله، نرخ بازشناسی لهجه‌ها به‌صورت دوتایی به‌دست آمده‌اند. هدف از این آزمایش مقایسهٔ عملکرد ویژگی پیشنهادی با ویژگی‌های متداول درحالی‌که دو طبقه داریم، است.

جدول (۱) نتایج را برای ویژگی MFCC نشان می‌دهد.

(جدول- ۱): نرخ تشخیص لهجه‌ها به صورت دوتایی با طبقه‌بندهای مختلف و ویژگی متداول MFCC

طبقه‌بند	MLP	PNN	KNN	SVM	RBF	میانگین
اصفهانی و تهرانی	80.05	80.4	30.46	**82.62**	72.21	69.23
تهرانی و ترکی	81.4	**83.3**	62.1	83.03	74.95	76.95
ترکی و اصفهانی	**80.86**	81.65	32.04	80.55	70.59	69.13
شمالی و جنوبی	**83.55**	82.34	46.26	81.65	76.57	74.07
تهرانی و جنوبی	81.26	81.79	35.91	**82.75**	71.24	70.59
تهرانی و شمالی	80.05	**80.55**	40.68	79.72	69.79	70.15
ترکی و جنوبی	**80.99**	80.96	35.03	80.13	74.31	70.28
ترکی و شمالی	79.78	78.62	34.9	**83.58**	72.21	69.81
اصفهانی و شمالی	81.13	81.37	55.27	**82.89**	75.12	75.15
اصفهانی وجنوبی	81.67	**82.34**	55.03	80.82	71.08	74.18

همان‌طورکه نتایج جدول (۱) نشان می‌دهد، سه طبقه‌بند SVM، MLP و PNN به‌طور میانگین دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر طبقه‌بندها هستند.

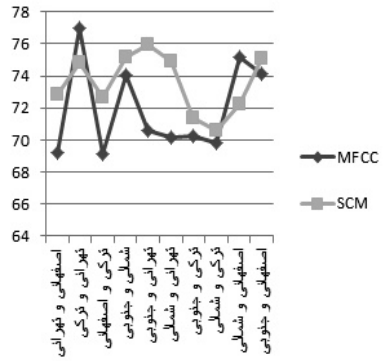
در جدول (۲) نتایج به ازای ویژگی پیشنهادی SCM نشان داده شده است.

(جدول- ۲): نرخ تشخیص لهجه‌ها به صورت دوتایی با طبقه‌بندهای مختلف و ویژگی پیشنهادی SCM

طبقه‌بند	MLP	PNN	KNN	SVM	RBF	میانگین
اصفهانی و تهرانی	78.22	83.11	44.16	**83.40**	75.44	72.86
تهرانی و ترکی	79.25	80.88	62.38	**81.77**	69.79	74.81
ترکی و اصفهانی	76	78.96	45.17	**79.11**	74.31	72.71
شمالی و جنوبی	80.74	82.96	58.98	**82.96**	70.27	75.18
تهرانی و جنوبی	77.33	84	57.69	**84.14**	76.73	75.97
تهرانی و شمالی	78.07	82.07	57.17	**82.51**	74.63	74.89
ترکی و جنوبی	79.55	81.92	46.26	**82.51**	66.55	71.35
ترکی و شمالی	78.96	80	41.29	**80.44**	73.18	70.57
اصفهانی و شمالی	74.07	**80.59**	61.69	80.44	64.62	72.28
اصفهانی وجنوبی	77.77	81.33	63.67	**81.62**	71.08	75.09

همان‌طورکه نتایج دو جدول اخیر نشان می‌دهد، ویژگی پیشنهادی SCM دارای میانگین عملکرد بهتری نسبت به ویژگی MFCC در تشخیص لهجه‌ها به‌صورت دوتایی است. همچنین طبقه‌بند KNN نسبت به سایر طبقه‌بندها بازدهی کمتر دارد. شکل (۶) مقایسهٔ میانگین عملکرد این دو ویژگی را نشان می‌دهد.

لازم به ذکر است که به‌دلیل افزایش حجم مقاله از به‌دست‌آوردن نرخ بازشناس لهجه‌ها به‌صورت دوتایی و در حضور دو ویژگی پیشنهادی دیگر، یعنی ΔSCM و تبدیل Zak صرف‌نظر می‌کنیم.



(شکل- ۷) : مقایسهٔ میانگین عملکرد دو ویژگی SCM و MFCC در تشخیص لهجه‌ها به‌صورت دوتایی

۷-۳- آزمایش دوم: مقایسهٔ همهٔ لهجه‌ها در حضور ویژگی‌های مختلف

در آزمایش دوم، عملکرد بردار ویژگی‌های مختلف متداول و پیشنهادی در حضور همهٔ لهجه‌های منتخب این مقاله سنجیده شده است.

ابتدا با تشکیل بردار ویژگی‌هایی از MFCC و مشتقات آن و همچنین فرکانس‌های فرمنت، نرخ بازشناسی را در حضور طبقه‌بندهای مختلف به‌دست می‌آوریم. جدول (۳) نتایج حاصل از این آزمایش را نشان می‌دهد.

(جدول- ۳): نرخ بازشناسی لهجه‌ها با ویژگی‌های متداول

ویژگی / طبقه‌بند	MLP	PNN	KNN	SVM	RBF
MFCC	55.63	72.33	22.07	**75.3**	25.73
$MFCC + \Delta MFCC$	65.95	71.3	21.11	**73.73**	36.04
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$	68.45	70.67	19.53	**74.63**	68.70
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC + 2F$	65.86	72.37	21.22	**74.09**	63.46

در مرحلهٔ بعد بردارهایی از ویژگی‌های مختلف پیشنهادی را تشکیل می‌دهیم و آن‌ها را به طبقه‌بندهای مختلف اعمال می‌کنیم تا نرخ بازشناسی به ازای پنج لهجهٔ مختلف به‌دست‌آید.

جدول (۴) نتایج حاصل را نشان می‌دهد.

(جدول- ۴): نرخ بازشناسی لهجه‌ها با ویژگی‌های پیشنهادی

ویژگی / طبقه‌بند	MLP	PNN	KNN	SVM	RBF
SCM	53	71.83	26.93	**75.16**	36.75
$SCM + \Delta SCM$	58.13	71.70	26.33	**74.54**	33.31
Zak Transform	48.4	71.65	24.56	**74.11**	52.61

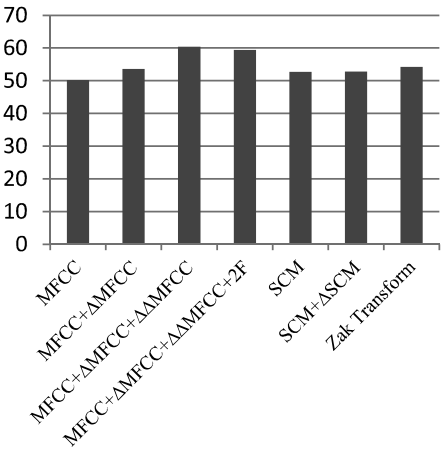
در جدول (۵) میانگین نرخ بازشناسی به‌ازای هرکدام از ویژگی‌ها با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

(جدول- ۵): مقایسهٔ میانگین نرخ بازشناسی لهجه‌ها با ویژگی‌های مختلف

ویژگی	میانگین نرخ تشخیص
MFCC	50.21
$MFCC + \Delta MFCC$	53.62
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$	**60.39**
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC + 2F$	59.4
SCM	52.73
$SCM + \Delta SCM$	52.8
Zak Transform	**54.26**

همان‌طورکه مقادیر این جدول نشان می‌دهد، در میان ویژگی‌های متداول استفاده‌شده در این مقاله، بردار ویژگی « $MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$ » دارای بالاترین بازدهی است که دلیل این امر می‌تواند وجود مشتقات ضرایب مل-کپستروم باشد. در میان ویژگی‌های پیشنهادشده تبدیل Zak بیشترین بازدهی را دارد که این امر نیز می‌تواند ناشی از حضور هم‌زمان ویژگی‌های حوزهٔ زمان و فرکانسی در این تبدیل باشد. نمودار میله‌ای شکل (۷) مقایسهٔ این بازدهی را نشان می‌دهد.

در این مرحله از آزمایش‌ها به این نکته دست یافتیم که در حضور پنج لهجه، برخی از ویژگی‌های متداول استفاده‌شده کارآیی بهتری نسبت به ویژگی‌های پیشنهادی دارند و در میان طبقه‌بندها، ماشین بردار پشتیبان، کارآیی بالاتری دارد.



(شکل- ۸): نمودار میله‌ای مقایسهٔ بازدهی ویژگی‌های مختلف در تشخیص لهجه‌ها

۷-۴- آزمایش سوم: ترکیب طبقه‌بندها

در این بخش از مقاله قصد داریم با استفاده از روش ترکیب طبقه‌بندها بازشناسی لهجه‌ها را انجام دهیم. از میان ویژگی‌های متداول و پیشنهادی، ویژگی را انتخاب می‌کنیم که دارای بالاترین بازدهی باشد. این ویژگی‌ها شامل بردار ویژگی « $MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$ » و ضرایب تبدیل Zak است.

به‌منظور انجام عمل ترکیب‌کردن، طبقه‌بندهای MLP، PNN و SVM که بالاترین بازدهی را داشته‌اند، انتخاب شده‌اند.

ابتدا طبقه‌بندها را به‌صورت دوتایی با یکدیگر ترکیب می‌کنیم. برای انجام این کار از روش وزن‌دهی به خروجی طبقه‌بندها استفاده می‌کنیم. به‌طورمعمول وزنی که به طبقه‌بندی با نرخ بازشناسی کمتر تعلق می‌گیرد از وزنی که به طبقه‌بندی با نرخ بازشناسی بیشتر تعلق می‌گیرد، بیشتر است. به‌عنوان مثال اگر شبکهٔ MLP دارای نرخ بازشناسی ۴۲/۷ درصد و شبکهٔ SVM دارای نرخ بازشناسی ۶۳/۲۴ درصد باشد، وزنی که به MLP تعلق می‌گیرد، برابر ۰/۶ و وزنی که به PNN تعلق می‌گیرد، برابر ۰/۴ است. جدول (۶) نتایج حاصل را نشان می‌دهد.

(جدول- ۶): نرخ بازشناسی لهجه‌ها با ترکیب طبقه‌بندها به‌صورت دوتایی

ویژگی / طبقه بند	MLP	PNN	SVM	MLP + PNN	PNN + SVM	SVM + MLP
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$	64.62	71.52	71.23	84.6	**87.71**	86.59
Zak Transform	42.7	70.03	63.24	76.57	**85.58**	83.93

همان‌طورکه نتایج جدول نشان می‌دهد، با انجام عمل ترکیب طبقه‌بندها شاهد بهبود نرخ بازشناسی تا حد مطلوبی خواهیم بود. لازم به ذکر است که دلیل تفاوت نرخ بازشناسی به‌ازای هرکدام از طبقه‌بندها در جدول اخیر با مقادیر جدول (۳) و جدول (۴) این است که با هر بار راه‌اندازی طبقه‌بندها، وزن‌های نخستین به‌صورت تصادفی تعیین می‌شود و این باعث تغییر نرخ بازشناسی می‌شود. لازم به ذکر است که بردار وزن نخستین برای هر بار آموزش شبکه، توسط نرم‌افزار به‌صورت خودکار تعیین که باعث پایایی نتایج می‌شود. در جدول (۷) میانگین عملکرد روش ترکیب به‌صورت دوتایی و میزان بهبود نرخ بازشناسی نشان داده شده است.

(جدول- ۷): مقایسهٔ میانگین عملکرد طبقه‌بندها و ترکیب آنها

ویژگی / طبقه‌بند	میانگین بدون ترکیب	میانگین ترکیب به‌صورت دوتایی	میزان بهبود
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$	69.12	86.3	**17.18%**
Zak Transform	58.65	82.02	**23.37**

در مرحلهٔ بعد به‌ازای همان دو ویژگی انتخابی، هر سه طبقه‌بند را با یکدیگر ترکیب می‌کنیم. در این مرحله ترکیب‌کردن را با روش میانگین‌گیری انجام می‌دهیم، به این

صورت که نتیجهٔ تمام طبقه‌بندهای موردنظر را با هم جمع کرده و بر تعداد آن‌ها تقسیم می‌کنیم و سپس با تعیین یک آستانهٔ خروجی نهایی این ترکیب را به‌دست می‌آوریم. جدول (۸) نتایج حاصل را نشان می‌دهد.

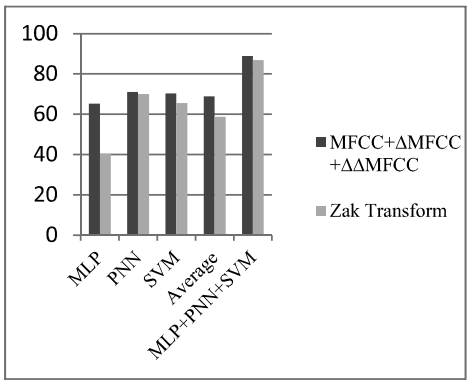
(جدول- ۸): نرخ بازشناسی لهجه‌ها با ترکیب طبقه‌بندها به صورت سه‌تایی

ویژگی / طبقه‌بند	MLP	PNN	SVM	MLP+SVM + PNN
$MFCC + \Delta MFCC + \Delta\Delta MFCC$	65.22	71.05	70.33	**88.85**
Zak Transform	40.27	70.03	62.52	**86.93**

همان‌طورکه جدول بالا نشان می‌دهد با انجام این روش ترکیبی نرخ بازشناسی افزایش پیدا می‌کند. برای ویژگی متداول استفاده‌شده نسبت به میانگین خروجی طبقه‌بندها ۱۹/۹۸درصد بهبود و برای ویژگی پیشنهادی ۲۸/۱۷درصد بهبود را شاهد هستیم.

در این جدول نیز بنا به‌دلیلی‌که درقبل بیان شد، نرخ بازشناسی حاصل از هرکدام از طبقه‌بندها با مقادیر جدول‌های قبلی مقداری تفاوت دارد.

نمودار شکل (۸) مقایسهٔ نتایج را نشان می‌دهد.



(شکل- ۹): نمودار مقایسهٔ عملکرد طبقه‌بندها و ترکیب آنها به‌صورت سه‌تایی

نتایج بخش ۷-۴ بیان‌گر بهبود نتایج با به‌کاربردن روش ترکیب طبقه‌بندهاست و این روش را می‌توان به‌عنوان شیوه‌ای کارآمد در تشخیص گفتار و لهجه استفاده کرد.

۷-۵- آزمایش چهارم : تشخیص لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای

ویژگی پیشنهادی در این مقاله را که با ایجاد سه تغییر در الگوریتم پایه محاسبهٔ ضرایب مل-کپستروم به‌دست‌می‌آید با نام AGMFCC نام‌گذاری می‌کنیم. برای انجام آزمایش از نسبت سیگنال به نوفه‌های مختلف استفاده شده است. در مرحلهٔ نخست چهار ویژگی مختلف در کنار طبقه‌بند PNN به کار گرفته شده است. جدول (۹) : نرخ بازشناسی لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای با طبقه‌بند PNN و ویژگی‌های مختلف نتایج حاصل را نشان می‌دهد.

(جدول- ۹): نرخ بازشناسی لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای با طبقه‌بند PNN و ویژگی‌های مختلف

SNR / ویژگی	MFCC	SCM	Zak T	AGMFCC
Without noise	71.41	69.13	71.54	**72.14**
25dB	71.05	71.38	70.69	**71.65**
10dB	70.6	**72.08**	70.72	70.33
5dB	70.76	71.16	69.12	**72.30**
0dB	**72.23**	69.06	67.83	70.49
-5dB	71.25	63.17	67.05	**72.41**
میانگین	71.21	69.17	69.49	**71.55**

برای این‌که نشان داده شود ویژگی AGMFCC مستقل از طبقه‌بند در محیط نوفه‌ای بهترین عملکرد را دارد، همان آزمایش بالا با طبقه‌بند SVM انجام شده است. (جدول ۱۰) : نرخ بازشناسی لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای با طبقه‌بند SVM و ویژگی‌های مختلف نتایج را نشان می‌دهد.

(جدول- ۱۰): نرخ بازشناسی لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای با طبقه‌بند SVM و ویژگی‌های مختلف

SNR / ویژگی	MFCC	SCM	Zak T	AGMFCC
Without noise	74.58	73.95	74.29	**74.63**
25dB	74.13	**75.75**	74.84	75.21
10dB	73.73	**74.18**	72.14	73.69
5dB	71.54	**75.16**	74.23	73.95
0dB	66.97	71.94	71.10	**75.92**
-5dB	58.52	69.97	68.58	**72.12**
میانگین	69.95	73.49	72.53	**74.25**

همان‌طورکه نتایج جدول (۹) و جدول (۱۰) نشان می‌دهد، ویژگی پیشنهادی AGMFCC که برای محیط‌های نوفه‌ای استفاده می‌شود، بدون توجه به نوع طبقه‌بند بهترین

عملکرد را دارد. همان‌طورکه نتایج دو جدول اخیر نشان می‌دهد، در شرایط نوفه‌ای ویژگی AGMFCC نسبت به سایر ویژگی‌ها میانگین عملکرد بهتری دارد.

۸- نتیجه‌گیری کلی

در این مقاله هدف ما تشخیص لهجه‌های مختلف زبان فارسی از روی شکل موج گفتار بود. برای این منظور سه مرحلهٔ پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی را اجرا کردیم. در مرحلهٔ استخراج ویژگی از تعدادی ویژگی متداول و تعدادی ویژگی جدید شامل SCM، ΔSCM و تبدیل Zak استفاده شد. درنهایت در مرحلهٔ طبقه‌بندی، پنج طبقه‌بند مختلف شامل MLP، PNN، SVM، KNN و RBF و ترکیبی از آن‌هایی که دارای بالاترین بازدهی بودند، به‌صورت دوتایی و سه‌تایی به کار گرفته شد. البته لازم به ذکر است که علاوه‌بر طبقه‌بندهای مورد استفاده در این مقاله، طبقه‌بندهای دیگری نیز وجود دارند که از آن‌ها می‌توان برای تشخیص گفتار، گوینده و لهجه استفاده کرد که از میان آن‌ها می‌توان به طبقه‌بند PLDA / I-vector اشاره کرد. روش تحلیل تفکیک خطی احتمالاتی (PLDA) و I-vector اغلب برای تشخیص گویندهٔ مستقل از متن استفاده می‌شود و با ایجاد تغییراتی می‌توان آن را برای تشخیص گویندهٔ وابسته به متن نیز استفاده کرد. (استافلاکیس)

نتایج آزمایش‌هایی که در سه مرحلهٔ مختلف انجام شد نشان داد که در بین ویژگی‌های متداول، بردار ویژگی شامل ضرایب مل-کپستروم و مشتق نخست و دوم آن و در بین ویژگی‌های پیشنهادی ویژگی تبدیل Zak دارای بیشترین بازدهی هستند. در بین طبقه‌بندهای مختلف نیز طبقه‌بند SVM دارای میانگین عملکرد بهتری نسبت به سایر طبقه‌بندها است. علاوه‌براین انجام عمل ترکیب طبقه‌بندها نیز باعث شد که نرخ بازشناسی پنج لهجهٔ مختلف، بین ۱۷ **تا** ۲۸ درصد بهبود پیدا کند.

علاوه‌براین یک ویژگی جدید که با ایجاد سه تغییر در الگوریتم اصلی محاسبه ضرایب مل-کپستروم به‌دست می‌آید، و آن را AGMFCC نامیدیم، برای تشخیص لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای استفاده شد؛ که نتایج آزمایش‌ها نشان دهندهٔ بهبود عملکرد سامانه تشخیص لهجه‌ها در محیط نوفه‌ای با استفاده از این ویژگی است.

۹- مراجع

قلی‌پور علی ، صداقی محمدحسین و شمسی موسی ، " طبقه‌بندی برخی از لهجه‌های زبان فارسی با استفاده از شبکهٔ عصبی احتمالاتی"بیستمین کنفرانس مهندسی برق ایران، دانشگاه تهران، ۱۳۹۱.

A. Rabiee and S. Setayeshi, “Persian Accents Identification Using an Adaptive Neural Network”, 2th .Int. Conf. on Education Tech-nology and Computer Science, pp. 7-11, 2010.

A.Faria "Accent Classification for Speech Recognition", Machine Learning for Multimodal Interaction, pp.285-293, Springer Berlin Hei-delb-erg, 2005.

C.Pedersen and J.Diederich , “Accent Class-ification Using Support Vector Machines” ,6th ICIS ,2007.

F.Phan, M.T.Evangelia.sideman "Speaker Ident-ification using Nerula Network and Wavelets" IEEE Engineering in medicin and Biology Magazine, vol.191, pp.92-101,2000.

H.Behrava, Master’s thesis, “Dialect and Accent Recognition”. School of Computing, Eastern Finland university, 2012.

J.M.Karen Kua, T.Thiruvaran, M.Nosratighods, E.Ambikairajah and J.Epps. “Investigation of Spectral Centroid Magnitude and Frequency for Speaker Recognition”, In Odyssey-2010, pp 007.

K.Kumpf and R.W.King “Automatic accent classification of foreign accented australian English speech” Fourth international conference onspoken language, pp 1740-1743 vol.3 , Philadelphia,1996.

L. Auslander, I. Gertner, R. Tolimieri, “The Discrete Zak Transform Application to Time-Frequency Analysis and Synthesis of Nonst-ationary Signals” IEEE Trans. onSignal Proc., Vol. 39, No. 4, pp. 825-835, April 1991.

M. Sahidullah and G. Saha , “A novel wind-owing technique for efficient computation of mfcc for speaker recognition”Arxiv, pp 1206-2437 v1.,2012.

M.L.Arslan and H.L.Hansen , "Language Accent Classification in American English", Speech Communication 18(4): 353-367,1996.

O.Grigeor, C.Grigeor and V.Velican,” Impaired Speech Evaluation using Mel-Cepstrum Ana-lysis” International Journal Of Circuit, Systems And Signal Processing, 2014.

S.Haykin, “Neural Networks”, Macmillan Coll-ege Publishing Company, 1999.

S.Jalalvand, A.Akbari, and B.Nasersharif, “A classifier combination approach for Farsi accents recognition” 20th Iranian Conference on Electric Engineering, pp.716-720, Tehran, Iran,2012.

Simon Haykin, Neural Networks, Macmillan College Publishing Company, 1999.

T. G. Dietterich and G. Bakiri(1995), “Solving multiclass learning problems via error corre-cting output codes”, J. of Artificial Intelligence esearch 2, pp263-286.

T.Chen, C.Huang, E.Chang and J.Wang, “Auto-matic Accent Identification Using Gaussian Mixture Models” Conference on Auto-matic Speech Recognition and Understanding, pp.343-346,Italy, 2001.

T.Stafylakis, P. Kenny, P. Ouellet, J. Perez, M. Kockmann, and P. Dumouchel. "I-Vector-/PLDA Variants for Text-Dependent Speaker Recognition." Preprint submitted to Computer, Speech and Language, 2013.

V. Vapnik and A. Chervonenkis, “The necessary and sufficient conditions for consistency in the empirical risk minimization method,” Pattern Recognition and Image Analysis, vol. 1, no. 3, pp. 283-305, 1991.

Y. Freund and R. Schapire.(1997) “ A decision-theoretic generalization of on-line lear ning and an application to boosting”. Journal of Computer and System Sciences, 55, 1, pp. 119-139.

Y.Zheng, R.Sproat, L.Gu, I.Shafran, H.Zohu, Y.Su, D.Jurafsky, R.Star, S-Y.Yoon, “Accent detection and speech recognition for Shanghai-Accented Mandarin”, Interspeech, pp. 217-220, 2005.

مجتبی شریف نوقابی در سال ۱۳۸۶ در رشته دبیر فنی الکترونیک در دانشگاه حکیم سبزواری پذیرفته شد و با گذراندن واحدهای درسی لازم در سال ۱۳۹۰ با رتبه چهارم در بین دانشجویان ورودی خود در مقطع کارشناسی فارغ‌التحصیل شد. در مهر همان سال در رشته مهندسی الکترونیک گرایش سیستم در مقطع کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی شاهرود پذیرفته شد؛ و سپس در بهمن ۱۳۹۲ با دفاع از پایان‌نامه خود در زمینه تشخیص لهجه‌های گفتار زبان فارسی و با کسب رتبه دوم در بین دانشجویان هم‌ورودی خود، تحصیلات در مقطع کارشناسی ارشد را به پایان برد. هم اکنون به عنوان هنرآموز در آموزش و پرورش و دانشکده‌های فنی مشغول به تدریس است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

mojtabasharif@chmail.ir

حسین مروی مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی الکترونیک از دانشگاه فردوسی اخذ کرد. ایشان مقطع کارشناسی ارشد را در دانشگاه شیراز و در رشته مهندسی برق گرایش مخابرات به پایان رسانیدند. مدرک دکترای تخصصی خود را در کشور انگلستان، دانشگاه Surrey، مرکز CVSSP و در زمینه پردازش گفتار اخذ کردند. نام‌برده هم‌اکنون به‌عنوان هیئت‌علمی با رتبهٔ دانشیاری در دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده مهندسی برق و رباتیک مشغول تدریس است. زمینه‌های مورد علاقهٔ ایشان، پردازش سیگنال‌ها، پردازش صوت، تشخیص گفتار، تشخیص گوینده و بهسازی گفتار است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

h.marvi@shahroodut.ac.ir

دانیال دارابیان در سال ۱۳۸۶ در رشته دبیر فنی الکترونیک در دانشگاه حکیم سبزواری پذیرفته و با گذراندن واحدهای درسی لازم در سال ۱۳۹۰ در مقطع کارشناسی فارغ‌التحصیل شد. در مهر همان سال در رشته مهندسی الکترونیک گرایش سیستم در مقطع کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی شاهرود پذیرفته شد؛ و سپس در شهریور ۱۳۹۲ با دفاع از پایان‌نامه خود در زمینه بازشناخت مقاوم گفتار با استفاده از ضرایب مل-کپستروم بهبودیافته، تحصیلات در مقطع کارشناسی ارشد را به پایان برد. هم اکنون به‌عنوان هنرآموز در آموزش و پرورش و دانشگاه‌های غیرانتفاعی مشغول به تدریس است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

Danial.darabian1@gmail.com