هفتمین کنفرانس ملی مهندسی برق و الکترونیک ایران
دانشگاه آزاد اسلامی گناباد
۲۸ و ۲۹ مرداد ماه ۹۴

تشخیص احساسات گفتار با استفاده از انتخاب ویژگی بر اساس مدل های بازگشتی

بنفشه ابراهیم پور،سید حمید محمودیان

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد، banafshe.ebrahimpour@gmail.com

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد، h_mahmoodian@pel.iaun.ac.ir

چکیده: امروزه تشخیص احساس از گفتار در مواردی که ارتباط متقابل انسان و ماشین وجود دارد مورد توجه قرار گرفته شده است. با وجود تلاش های زیاد در این زمینه همچنان فاصله زیادی بین احساسات طبیعی انسان و درک کامپیوتر نسبت به آن وجود دارد . در این مقاله از پایگاه داده برلین به عنوان معروف ترین پایگاه داده موجود با ۵۰۰ جمله که توسط بازیگران حرفه ای در محیط آزمایشگاه ایجاد شده که از ۱۶ جمله آن با ۷ احساس متفاوت خوشحالی ، تنفر ، طبیعی ، ترس ، ناراحتی ، عصبانیت و خستگی استفاده شده است.ویژگی های گوناگون جملات این پایگاه به صورت مجزا استخراج و به دلیل تعداد بسیار زیاد ویژگی به روشی برای کاهش فضای ویژگی پیش از اعمال الگوریتم دسته بندی نیاز است.بدین منظور از یک روش بازگشتی مبتنی بر SVM (ماشین بردار پشتیبان) جهت استخراج ویژگی های موثر در تشخیص احساس از داده های موجود بیان شده است. همچنین جهت طبقه بندی احساسات از دو طبقه بند MSVM و KNN (K نزدیکترین همسایگی) استفاده شده است.نرخ متوسط تشخیص تنها با استفاده از ۸ ویژگی موثرتر از میان ۷۰ ویژگی موجود بدست آمده ست .

کلید واژه – استخراج ویژگی – انتخاب ویژگی- پایگاه داده برلین –طبقه بندی – روش بازگشتی

۱-مقدمه

احساسات نقش مهمی در ارتباطات میان انسان‌ها دارند . احساسات انسان از سه طریق آنالیز تصویر (تغییر حالات چهره)، آنالیز حالات فیزیکی (تغییر حالات فیزیولوژیکی بدن مانند حرکت دست‌ها و پاها) و آنالیز گفتار قابل شناسایی است[۱] از این میان آنالیز گفتار بدلیل آنکه سیگنال گفتار یک سیگنال یک بعدی است ، روشی مطلوب برای تشخیص احساسات محسوب میشود[۲] بنابراین گفتار به عنوان یک روش سریع و کارآمد برای تعامل انسان و کامپیوتر به کار گرفته میشود .از جمله کاربردهای آن میتوان به سیستم‌های ترجمه خودکار اشاره کرد که در آن حالت احساسی فرد نقش مهمی در ارتباط طرفین و انتقال مفاهیم به معانی دارد..تشخیص احساس از گفتار در مراکز مخابراتی نیز مفید است[۳].همچنین برای تولید اسباب بازی های هوشمند و بازی های رایانه ای و...کاربرد دارد . با توجه به نیاز بشر به این سیستم ها ، مشکلاتی نیز در آن ها وجود دارد.اولین مشکل در تحلیل احساسات ، دشوار بودن جدا سازی فاکتور (ویژگی) های احساس میباشد. زیرا این ویژگی‌ها در افراد مختلف وابسته به رفتار آن ها مانند حالت (حوصله) ، وضعیت درونی ، نگرش و خصوصیات شخصیتی است که خود بر ویژگی های استخراج شده از گفتار همچون منحنی فرکانس پایه و انرژی اثر میگذارد.دومین ایراد مربوط به این حقیقت است که اغلب اوقات در تراکنش های بی اختیار شفاهی احساسات پایه رخ نمی دهند.در عوض آنچه که اغلب در اینگونه تراکنش ها بروز داده میشود احساسات مبهم ،

پیچیده و مرکب است . زبان شناسان حالت های احساسی متفاوت که در زندگی ما جریان دارند را تعیین کرده اند.شابنگر،اکالزو و آرنولد در مجموعه ای ۳۰۰ حالت اساسی گوناگون را بیان کرده اند ، اما دسته بندی این تعداد حس متفاوت قدری مشکل است [۴]. بیشتر محققان موافق با نظریه پالت هستند. این نظریه بیان میدارد که هر حس را میتوان به احساسات اصلی تجزیه کرد . درست مثل اینکه هر رنگ را میتوان با رنگ های اصلی تولید کرد. احساسات اصلی شامل عصبانیت ، ترس ، خوشحالی ، ناراحتی ، تعجب و تنفر هستند[۵].انواع مختلف روش های دسته بندی شامل مدل مخفی مارکف[1]، مدل مخلوط گوسی[2] ، ماشین بردار پشتیبان[3] و شبکه عصبی[4] برای کاربرد تشخیص حس گفتار مورد استفاده قرار میگیرند.درواقع هیچ گونه توافقی در خصوص مناسب ترین روش دسته بندی برای کاربرد تشخیص حس گفتار وجود ندارد در مرجع [۶] ، مدل مخفی مارکف برای دسته بندی شش احساس گوناگون استفاده شده است که این پایگاه داده دارای ۶۰ پاره گفتار است و از ویژگی LFPC برای نمایش سیگنال گفتار به آموزش مدل ها استفاده شده است.مدل مخلوط گوسی را میتوان مدلی خاص از مدل مخفی مارکف دانست که تنها حاوی یک حالت است.مزیت این مدل نسبت به مدل مخفی مارکف ، ملزومات کمتر آن برای مرحله آموزش و آزمون است[۷].در[۸]، از مدل مخلوط گوسی برای دسته بندی ۵ حس متفاوت استفاده شده است.پایگاه داده مورد استفاده حاوی ۷۲۶ پاره گفتار و میانگین دقت ۷۷/۷۸ درصد گزارش شده است.در مرجع [۹] نیز از روش مخلوط گوسی برای دسته بندی ۶ حس گوناگون استفاده شده است که پایگاه داده در این مرجع حاوی ۵۲۰ پاره گفتار است و میانگین دقت در آن ۸۹/۱۲ درصد است.

در ادامه این مقاله ، در بخش ۲ اجزای سیستم های تشخیص احساس بیان شده است و در بخش ۳ نتایج را ارئه کردیم . در بخش ۴ نیز نتیجه گیری از تحقیق بیان شده است.

۲- سیستم تشخیص احساس از روی گفتار

سیستم های تشخیص احساس از روی گفتار شامل ۳ قسمت استخراج ویژگی ، انتخاب ویژگی و طبقه بندی (کلاسه بندی) میباشد.

ابتدا یک پایگاه داده ی مناسب انتخاب میشود و داده های آن به دو قسمت داده های آموزش و داده های آزمایش تقسیم میشوند. سپس ویژگی های جملات استخراج شده و در مرحله ی بعدی ویژگی های موثر و کارآمدی که بیشترین تاثیر را درتشخیص احساس دارند انتخاب شده و ویژگی های نویزی و ناکارآمد حذف میشوند و در پایان با انتخاب یک کلاسه بند مناسب با توجه به ویژگی های انتخاب شده احساس موجود در گفتار تشخیص داده میشود.

۲-۱- پایگاه داده

در زمینه تشخیص احساس از گفتار ۲ نوع پایگاه داده ی طبیعی و مصنوعی وجود دارد[۱۰]پایگاه داده ی طبیعی در واقع گفتگوی روزمره ی مردم است و تجزیه و تحلیل این پایگاه داده نتایج مطلوبی را نشان میدهد اما دسترسی به گفتگو های روزمره ساده نیست.در پایگاه داده ی مصنوعی از بازیگران خواسته میشود که جملات مختلفی را با احساس های گوناگون بیان کنند.این کار باعث میشود نتایج بدست آمده با آنچه در واقعیت رخ میدهد فاصله داشته باشد.[۱۱]

در این مقاله از پایگاه داده ی معروف برلین (EMO) به عنوان پایگاهی مرجع استفاده شده است . اگرچه پایگاه EMO مصنوعی است اما به علت عدم وجود نویز بسیار به پایگاه داده طبیعی شبیه است .مشخصات کامل این پایگاه داده در جدول ۱ بیان میشود

EMO(Berlin Emotional Database)	جزییات پایگاه داده
مصنوعی	نوع
آلمانی	زبان
۱۰ گوینده(۵ مرد،۵ زن)* ۵۰۰ جمله	تعداد گویندگان
۷ نوع احساس (ناراحتی ، خستگی ، عصبانیت ،ترس ، شادی ، طبیعی و تنفر)	انواع احساس
زیاد (۲۴۶) ، کم (۲۴۸)	برانگیختگی
مثبت(۱۴۲) ، منفی (۳۵۲)	هیجان
۲۲ دقیقه	طول
۱۶ کیلوهرتز	فرکانس نمونه برداری

جدول۱

ابتدا جملات پایگاه داده که با پسوند .wav ذخیره شده است پنجره بندی میشوند و هر سیگنال صدا به ۲۵۶ پنجره تقسیم میشود . سپس با تکنیک

1 . Hidden markov model(HMM)
2 . Gaussian Mixture Model|(GMM)
3 . support vector machine(SVM)
4 . Neural Network(NN)

ارزیابی متقابل ۴ مرحله ای داده های پنجره بندی شده به دو گروه آموزش و آزمایش تقسیم میشود.

برای پنجره بندی سیگنال های پایگاه داده از رابطه1 استفاده میشود

$$Y(n) = X(n) * w(n) \qquad (1)$$

مقدار $Y(n)$ خروجی و $w(n)$ مقدار پنجره میباشدکه از رابطه 2 محاسبه میشود. اگر 0≤ n ≤N-1

$$W(n) = 0.54 - 0.4\cos\left[\frac{2\pi n}{N-1}\right] \qquad (2)$$

۲-۲-استخراج ویژگی

فرایندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده آن مشخص می‌شود.در تجزیه و تحلیل سیگنال گفتار ویژگی‌های مختلفی استفاده می‌شود در این مقاله.۷۰ ویژگی برای هر فریم ۴۰ میلی ثانیه ای از سیگنال‌های صوتی محاسبه شده است.این ویژگی‌ها عبارت‌اند از فرکانس گام، انرژی، تعدادعبور از صفر، ضرایب پیشگویی خطی ، ضرایب کپستروم و مشتقات آن،ضریب اغتشاشات فرکانسی محلی(jitter) ، ضریب اغتشاشات محلی دامنه (shimmer) [۱۲]، فرمنت‌ها،ضرایب فوریه،مینیمم،ماکزیمم ،انحراف معیاروplp.

۲-۳-انتخاب ویژگی

مساله انتخاب ویژگی، یکی از مسائلی است که در شناسائی آماری الگو مطرح است. این مساله در طبقه بندی احساسات از سیگنال گفتاراهمیت به سزائی دارد، زیرا تعداد زیادی ویژگی وجود دارد، که بسیاری از آنها یا بلااستفاده هستند و یا اینکه بار اطلاعاتی چندانی ندارند. حذف نکردن این ویژگی‌ها مشکلی از لحاظ اطلاعاتی ایجاد نمی‌کند ولی بار محاسباتی را برای کاربرد مورد نظر بالا می‌برد.در پروسه انتخاب ویژگی، الگوریتم های انتخاب ویژگی به دو دسته فیلتر ولفاف بسته بندی(رپر)[1] تقسیم میشوند.در روش فیلتر الگوریتم انتخاب ویژگی مستقل از طبقه بند است و از نظر محاسباتی کارا میباشد.در روش های مبتنی بر رپر از خروجی طبقه بندی کننده جهت انتخاب ویژگی استفاده میکنند . اگرچه روش رپر نسبت به روش فیلتر هزینه های محاسباتی بالاتری دارد اما از دقت بالایی برخوردار است[۱۳].روش های متنوعی برای کاهش ابعاد و گزینش ویژگی های مرتبط تر ارائه شده است. در این میان گزینش ویژگی ها بر مبنای رتبه بندی آنها ، بیشترمورد توجه پژوهشگران قراردارد . دلیل عمده آن را میتوان مقیاس پذیری این روش و سادگی استفاده و محاسبات سریع آن دانست.

۲-۳-۱ روش انتخاب ویژگی به صورت بازگشتی حذف شونده (RFE)[2]

هدف از انتخاب ویژگی ، جستجوی یک مجموعه از ویژگی ها ست که عملکرد طبقه بندی با روش های تحت نظارت یا بدون نظارت را افزایش میدهد.در واقع باید ابعاد ویژگی کاهش یابد که هدف از این کار بدست آوردن بهترین و کوچکترین زیرمجموعه از ویژگی هاست .در روش RFE تعداد ویژگی ها بصورت بازگشتی کاهش یافته و در هر مرحله دقت طبقه بند (در اینجا SVM یا KNN[3]) محاسبه میشود و ویژگی‌هایی که بالاترین دقت را در طبقه بندی ایجادمیکنند انتخاب میشوند.ملاک انتخاب ویژگی‌ها وزن آنهاست.بدین صورت که ابتدا برای کل ویژگی-های موجود طبقه بند آموزش داده میشود و بردار وزن محاسبه میگردد. و سپس بر این اساس ویژگی‌ها مرتب میگردند و دقت طبقه بند محاسبه میشود.سپس یک ویژگی با پایین ترین وزن از مجموعه ویژگی ها حذف شده و دقت طبقه بند با بقیه ویژگی ها محاسبه میگردد. این روند ادامه می یابد تا تنها یک ویژگی باقی بماند. در نهایت با بررسی میزان درستی طبقه بندی که در هر مرحله محاسبه شد ، میتوان نتیجه گیری کرد که با چه میزان ویژگی ، بیشترین دقت حاصل میشود.

۲-۳-۲ تکنیک ارزیابی متقابل (K-FOLD) [4]

در این نوع ارزیابی ، مجموعه D داده به K قسمت مساوی تقسیم میشوند.از این میزان K قسمت مربوط به داده ای آزمایش میباشد و D-K داده به داده های آموزش تعلق میگیرند.این تقسیم بندی K بار با جایگشت متفاوت از نقاط ورودی تکرار میشود تا با تمامی داده ها آموزش طبقه بند صورت گیرد .در این مقاله از اعتبار سنجی ۱۰ مرحله ای استفاده شده است و در هر مرحله کارایی این تقسیم بندی تخمین زده میشود.

1 . wrapper method

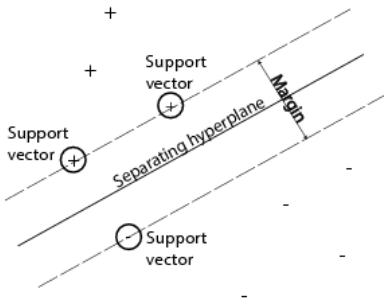
2. recursive feature elimination (RFE)
3 . k-nearest neighbor (KNN)
4 . k-fold cross validation (K-FOLD)

۳-۳- طبقه بندی

همانطور که در مرحله قبل گفته شد پس از هر مرحله انتخاب ویژگی و حذف ویژگی ناکارآمد ، بردار ویژگی ایجاد شده به منظور تشخیص احساس ، به طبقه‌بند داده میشود.در اینجا به منظور مقایسه نتایج از دو نوع طبقه بند استفاده شده است.

۳-۳-MULTI SVM

ماشین بردار پشتیبان(SVM) از تکنیک کرنل برای تبدلیل داده ها استفاده میکند و سپس برا ساس این تبدیل مرز بهینه بین خروجی های ممکن را پیدا میکند.روش SVM ابر صفحه هایی با حداکثر حاشیه را بدست می آوردکه دسته ها را جدا کند.



شکل(۱):ابر صفحه ی انتخاب شده توسط ماشین بردار پشتیبان از نزدیکترین داده ها در هر دوطرف بیشترین فاصله را دارد.

.جدا کننده ی ابر صفحه ای میتواندهمانند رابطه (۱) ترکیب خطی ازویژگی ها باشد.

(۱)

$$H_y : f(x_1, x_2, ...x_n) = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_n x_n + ... + \beta_0 = \beta^T \begin{bmatrix} x_1 \\ . \\ . \\ x_n \end{bmatrix} + \beta_0$$

که در رابطه (۱) متغیرهای، $x_i (i = 1,2,...n)$ ویژگی‌های انتخاب شده و $\beta_i (i = 1,2,...,m)$ که با بردار β نمایش داده می‌شوند، ضرایب مشخص کننده ابرصفحه می‌باشند. محاسبه بردار β به نحوی که منجر به بهترین جداسازی شود، منجر به بهینه‌سازی رابطه (۲) می گردد.

(۲)

$$F_{\log} = \frac{\|\beta\|^2}{2} - \sum_{i=1}^{m} \left(\alpha_i (l_i (x_i^T \beta + \beta_0) - 1)\right)$$

که $l_i \in \{0,1\}$ کلاس نمونه‌ها را مشخص می کند و α_i ضرایب لاگرانژ هستند $(\alpha_i > 0)$. برای بهینه‌سازی رابطه فوق لازم است شرایط زیر برآورده شوند. [۳۳]

(۳)

$$\beta = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i l_i x_i$$

(۴)

$$0 = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i l_i$$

طبق راه حل پیشنهادی در [۱۳]، نمونه‌های متناظر با $\alpha_i \neq 0$ بردارهای پشتیبان نامیده می شوند که نهایتاً رابطه (۳) بردار وزن β را به وجود می آورد. و در نهایت طبقه‌بندی نمونه‌های جدید با استفاده از ضرایب بردار β بدست می‌آید، علاوه بر این ضرایب β می‌تواند در انتخاب ویژگی‌ها (ژنها) به صورت بازگشتی مورد استفاد قرار گیرد.

مبنای کار SVM جداسازی خطی داده‌هاست.در تقسیم خطی داده‌ها خطی برای جداسازی انتخاب میشود که حاشیه اطمینان بیشتری دارد. SVM یک طبقه بند جداکننده دودویی است .اما در پایگاه داده برلین ۷ نوع احساس (کلاس) مختلف داریم .لذا باید داده‌ها توسط کرنل مناسب به فضای با ابعاد بالاتر منتقل شوند. برای نیل به این هدف دو دید وجود دارد.یکی از آنها یک در مقابل یک(OVO) [1]است. در این نوع طبقه بند هر کلاس با تک‌تک کلاس‌ها به صورت جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرد.دیدگاه دیگرکه در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته است یک در مقابل همه (OVA)[2] است. در این طبقه بند یک کلاس از داده‌های آموزش با سایر کلاس ها مقایسه میشود.بدین ترتیب که مثلا کلاس احساسی طبیعی در یک طرف بردار جداکننده و سایر کلاس ها در سوی دیگر قرار دارند.این مرحله برای تک تک ۷ احساس تکرار میگردد. سپس ورودی این طبقه بند، داده‌های آموزش هستند و بر اساس آموزشی که برای طبق بند انجام شده

نوع طبقه بند / روش انتخاب ویژگی	MSVM		KNN	
	دقت طبقه بندی (٪)	تعداد ویژگی	دقت طبقه بندی (٪)	تعداد ویژگی
SVM-RFE	۷۸	۱۲	۹۱	۸

است کلاس احساسی سیگنال گفتار تشخیص داده میشود .

k نزدیکترین همسایگی (KNN)

طبقه بندی کننده ی K نزدیکترین همسایگی بر اساس یادگیری مقایسه ای کار میکند. در این روش نمونه ی تست با نمونه‌های آموزش داده شده مقایسه میشود. این طبقه بند نمونه تست را متعلق به کلاسی میداند که بیشترین آراء را در بین K نزدیکترین همسایگان آن داشته باشد.در واقع دقت طبقه بندی در این روش بستگی زیادی به تعداد همسایگان یعنیK دارد. برای بدست آوردن نزدیکترین همسایگان یک نمونه معمولاً از فاصله اقلیدسی طبق رابطه زیر استفاده می شود[۱۴].

$$D_{eucl}(X,T) = \sqrt[2]{\sum_{i=1}^{m} d_{eucl}^{i}\,(\mathrm{x},\mathrm{t})}$$

که مقدار d_{eucl}^{i} از رابطه زیر بدست می آید.

$$d_{eucl}^{i}(x,t) = (a_i\,(x) - a_i\,(t)\,)$$

در این مقاله تعداد همسایگان (k) برابر ۲۰ در نظر گرفته شده است.

۳- نتایج

در این مقاله از ۱۶ قطعه‌ی صوتی ۱ ثانیه‌ای پایگاه داده ی برلین شامل(۲ سیگنال تنفر،۳ سیگنال خستگی ،۲سیگنال عصبانیت، ۲ سیگنال ترس ،۲ سیگنال شادی ، ۲ سیگنال ناراحتی و ۳ سیگنال طبیعی) استفاده شده است. این قطعات فریم بندی میشوند و دارای همپوشانی ۷۵ درصد میباشند..۷۰ ویژگی از سیگنال ها استخراج شدند.این ویژگی ها شامل (مینیمم، ماکزیمم، میانگین، جیتر، شیمر، دامنه، فرکانس پیچ ، انحراف معیار ، عبور از صفر ، انرژی، ۱۲ تبدیل فوریه ،۳ فرمنت ،۱۳ عدد mfcc ،۱۱ عدد LPC ،۹ عدد PLP ،۱۲ عدد کپستروم) میباشد.حضور تمامی این ویژگی ها باعث میشود عملکرد سیستم تشخیص کند شود لذا برای انتخاب ویژگی های مفیدتراز الگوریتم بازگشتی SVM-RFE استفاده شد.سپس با استفاده از طبقه بند MSVM وKNN داده ها از یکدیگر تفکیک شده اند. نتایج مربوط به نرخ تشخیص هر کدام از طبقه بند ها در جدول ۲ آورده شده اند.

جدول۲ – نتایج حاصل از طبقه بندهای **MSVM** و **KNN**

۴-نتیجه گیری

در این مقاله از یک روش بازگشتی مبتنی بر SVM جهت استخراج ویژگی های موثر در تشخیص احساس ارائه شده است.از دو طبقه‌بندSVM و

1 . one -vs-one
2 . one-vs-all

KNN جهت طبقه‌بندی نمونه‌ها استفاده شده است.روش ارائه شده بر روی پایگاه داده برلین پیاده سازی شده است. نتایج حاصل نشان دهنده بهبود عملکرد طبقه بند و کاهش تعداد ویژگی ها با استفاده از روش پیشنهادی میباشد.

مراجع

[1] Nicholson, J., K. Takahashi, R. Nakatsu, "Emotion recognition in speech using neural networks", Journal of Neural Comput. Appl. (2000): 290–296.
[2] Ayadi, M.E., M.S. Kamel, F. Karray, "Survey on speech emotion recognition: features, classification schemes, and databases", Journal of Pattern Recognition 44,
[3] Cowie, R., E. Douglas-Cowie, N. Tsapatsoulis, S. Kollias, W. Fellenz, J. Taylor, "Emotion recognition in human–computer interaction", IEEE Signal Process. Mag. 18, (2001): 32–80.
[4] Hozjan, V., Z. Kacic, "Context-independent multilingual emotion recognition from speech signal", Int. J. Speech Technol. 6, (2003): 311-320.
[5] Petrushin, V., "Emotion recognition in speech signal: experimental study, development and application", Proceedings of the ICSLP 2000, Beijing, China, October 16-20, 2000.
[6] Schuller, B., G. Rigoll, M. Lang, "Speech emotion recognition combining acoustic features and linguistic information in a hybrid support vector machine-belief network architecture", Proceedings of the ICASSP, Montreal, Canada, May 17-21, 2004.
[7] New, T., S. Foo, L. De Silva, "Speech emotion recognition using hidden Markov models", Journal of Speech Commun. 41, (2003): 603-623.
[8] Schuller, B., G. Rigoll, M. Lang, "Hidden Markov model-based speech emotion recognition", Proceedings of International Conference on Multimedia and Expo (ICME), Maryland, USA, July 6-9, 2003.
[9] Breazeal, C., L. Aryananda, "Recognition of affective communicative intent in robot-directed speech", Journal of Autonomous Robots 2, (2002): 83-104.
[10] Schuller, B., "Towards intuitive speech interaction by the integration of emotional aspects", Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Hammamet, Tunisia, October 6-9, 2002.
[11] Keshtiari, N., M. Kuhlmann, M. Eslami, G. Klann-Delius, "A database of Persian Emotional Speech", Paper presented at the 1st Basic and Clinical Neuroscience Congress, Tehran University of Medical Sciences, 2012.
[12] S. Rahayu and A. Embong, "Kernel logistic regression for leukemia classification using high dimensional data," in Proceeding of The 4th International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS), 2008.
[13] Mei-Ling Huang,1 Yung-Hsiang Hung,1 W. M. Lee,2 R. K. Li,2 and Bo-Ru Jiang1"SVM-RFE Based Feature Selection and Taguchi Parameters Optimization for Multiclass SVM Classifier", Hindawi Publishing Corporation Scientific World Journal Volume, 2014.
[14] N. Bhatia, "Survey of nearest neighbor techniques," arXiv preprint arXiv:1007.0085, 2010.