

شناسایی خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع با استفاده از ماشین بردار تکیه‌گاه

مصطفی سرلک

sarlak@iust.ac.ir

سید محمد شهرتاش

shahrtash@iust.ac.ir

قطب علمی اتوماسیون و بهره‌برداری سیستمهای قدرت

دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده - در این مقاله الگوریتمی مبتنی بر ماشین بردار تکیه‌گاه (*Support Vector Machine*) برای تشخیص خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع ارائه شده است. در این سیستم شناسایی الگو، ابتدا سیگنال جریان در پنجره داده با طول ۵ سیکل که شامل اطلاعات قبل و بعد وقوع هر اغتشاش در شبکه توزیع است، در حوزه زمان-فرکانس و با بکارگیری تبدیل موجک گسسته مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. سپس اطلاعات زمان-فرکانس بدست آمده، بمنظور تشخیص اینکه اغتشاش مذکور مربوط به خطای امپدانس بالا است یا پدیده‌های نرمال در شبکه توزیع، به *SVM* اعمال می‌شود. نتایج شبیه‌سازی بر روی یک سیستم ۴ شینه نشان می‌دهد که روش ارائه شده دقت بسیار خوبی همراه با استفاده از تابع کرنل *BBF* دارد. هم‌چنین نشان داده شده است که روش استخراج ویژگی تحلیل مولفه‌های اساسی، تاثیر بسیار زیادی در بهبود عملکرد روش ارائه شده دارد.

کلید واژه-حفاظت شبکه توزیع، خطای امپدانس بالا، شناسایی الگو، ماشین بردار تکیه‌گاه.

۱- مقدمه

تکنیک‌های دیجیتال موجود را می‌توان از منظر بکارگیری یک یا چند معیار بطور هم‌زمان جهت شناسایی خطای امپدانس بالا به دو دسته کلی روش‌های تک معیاره و چند معیاره دسته‌بندی نمود. تکنیک‌های موجود در حوزه روش‌های تک‌معیاره [۶]-[۵]، هر کدام بر اساس معیاری خاص که در ضمن نتایج واقعی یا شبیه‌سازی خطای امپدانس بالا بدست آمده است، درباره وقوع خطای امپدانس بالا تصمیم‌گیری می‌کنند. عیب عمده روش‌های تک‌معیاره پوشش ندادن کل حالات وقوع خطا و غیر خطا است. به عبارتی دیگر، بدلیل ماهیت خطای امپدانس بالا و متغیر بودن این خطا نسبت به نوع خاک، شرایط محیطی و فصلی، اینکه آیا خطا با شکسته شدن هادی همراه است یا نه، استفاده از یک معیار جهت شناسایی خطای امپدانس بالا نمی‌تواند انتظارات از نقطه نظر قابلیت اتکا را بر آورده سازد. هم‌چنین وجود حالات مشابه خطای امپدانس بالا در شبکه توزیع خصوصیت امنیت روش‌های تک‌معیاره را با چالش جدی روبرو ساخته است. بهمین دلایل رفته رفته محققین به سمت روش‌های چند معیاره [۱۱]-[۷] روی آوردند. در این مقاله، برای اولین بار از

خطاهای امپدانس بالا که عموماً در سیستمهای توزیع اتفاق می‌افتند، معمولاً به دو دلیل ایجاد می‌شوند، یا هادی برقدار با جسمی که دارای امپدانس زیاد است مانند شاخه‌های درخت، تماس پیدا می‌کند و یا هادی بریده شده و بر روی زمین (خاک خشک، شن و ماسه، آسفالت و ...) می‌افتد [۱]. هدف اصلی در آشکارسازی خطای امپدانس بالا بر خلاف خطای اضافه جریان، حفاظت از شبکه توزیع نیست، بلکه جلوگیری از بروز خطر برق‌گرفتگی منجر به مرگ انسانهاست [۲]. تکنیک‌های مختلف جهت شناسایی خطای امپدانس بالا را می‌توان در دو دسته کلی تکنیک‌های آنالوگ [۴]-[۳] و دیجیتال تقسیم‌بندی نمود. تکنیک‌های آنالوگ به دلیل عملکرد ضعیفی که در تشخیص خطای امپدانس بالا در شبکه‌های مکرر زمین شده داشتند، نتوانستند انتظارات مهندسين حفاظت را در شناسایی چنین خطایی از نقطه نظر دو معیار بسیار مهم قابلیت اتکا و امنیت برآورده کنند و در همان سال‌های اولیه تحقیقات کنار گذاشته شدند.

روش تحلیل مولفه‌های اساسی، وابستگی‌های خطی در میان خصوصیات اصلی را حذف می‌کند و خصوصیات جدیدی که به لحاظ خطی دارای وابستگی نمی‌باشند را استخراج می‌کند که برای حل مسائل کلاسه‌بندی مناسب‌ترند.

از منظر اینکه روش استخراج ویژگی از نمونه‌های همراه با برچسب کلاس استفاده می‌کند یا نه، روش تحلیل مولفه‌های اساسی در دسته روش‌های استخراج ویژگی همراه قرار می‌گیرد که از نمونه‌ها بدون برچسب کلاس استفاده می‌کند.

روش مهم دیگر در حوزه روش‌های خطی استخراج ویژگی، روش تحلیل تمایز خطی (Linear Discriminant Analysis) است که همان روش تحلیل مولفه‌های اساسی می‌باشد، ولیکن در آن از نمونه‌های همراه با برچسب کلاس استفاده شده است. در این روش، سعی بر این است تا ویژگی‌هایی استخراج شوند که مبتنی بر آنها، نمونه‌های موجود در یک کلاس به لحاظ فاصله اقلیدسی تا حد امکان به یکدیگر نزدیک و نمونه‌های موجود در کلاس‌های مختلف از نظر فاصله اقلیدسی، تا حد امکان از یکدیگر دور شوند. در این روش نیز با نگاشت بردارهای خصوصیت اصلی بر روی جهت‌های اساسی که در حقیقت بردارهای ویژه متناسب با بزرگترین مقادیر ویژه ماتریس S_T می‌باشند (و بصورت رابطه (۲) تعریف می‌گردد)، بردارهای خصوصیت جدید استخراج می‌گردند [۱۶].

$$S_T = S_W^{-1} S_B \quad (2)$$

S_W عبارتست از ماتریس پراکندگی درونی که بصورت رابطه (۳) تعریف می‌گردد [۱۶]:

$$S_W = \sum_{i=1}^C P_i E[(x - \mu_i)(x - \mu_i)^T] \quad (3)$$

در رابطه فوق C بیانگر تعداد کلاس‌ها، $E[\cdot]$ امید ریاضی و P_i احتمال اولیه هر کلاس است که بصورت زیر تعریف می‌گردد [۱۶]:

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad (4)$$

که n_i تعداد نمونه در کلاس i ام و N تعداد کل نمونه‌ها می‌باشند. همچنین S_B عبارتست از ماتریس پراکندگی بیرونی که بصورت رابطه (۵) تعریف می‌گردد [۱۶]:

روش ماشین بردار تکیه‌گاه [۱۴]-[۱۲] که در حوزه روش‌های خطی شناسایی الگو کلاسه‌بندی می‌شود، جهت تشخیص خطای امیدانس بالا در شبکه‌های توزیع، استفاده شده است. این روش عملکرد قابل قبولی در حل مسائل کلاسه‌بندی از قبیل جداسازی حالات مختلف خطا و غیر خطا دارد. از مهمترین خصوصیات این روش دقت و سرعت بسیار بالای آن در طبقه‌بندی نمونه‌های جدید می‌باشد. به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی در این مقاله، انواع مختلف خطا و غیر خطا در نرم افزار ATPDraw مدل‌سازی و شبیه‌سازی شده‌اند.

۲- استخراج ویژگی

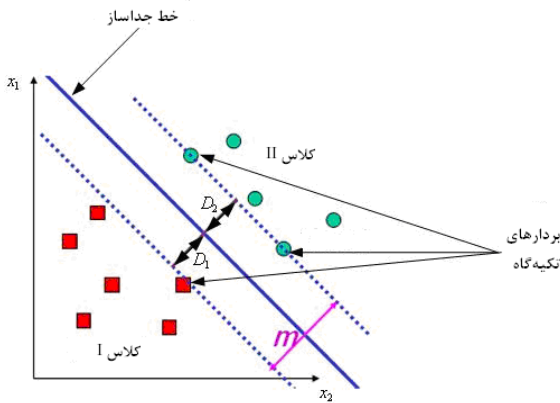
یکی از بخش‌های مهم هر سیستم شناسایی الگو عبارتست از بخش استخراج ویژگی که وظیفه آشکار ساختن بهترین خصوصیات و کاهش ابعاد بردارهای خصوصیت تولید شده در بخش تولید ویژگی را بر عهده دارد [۱۵].

بطور کلی روش‌های استخراج ویژگی را به دو دسته کلی خطی و غیر خطی تقسیم‌بندی می‌کنند. همانطور که از نام این دو دسته مشخص است: روش‌های خطی مبتنی بر ترکیب خطی ویژگی‌ها اصلی، ویژگی‌ها جدید استخراج شوند و در روش‌ها غیر خطی، مبتنی بر ترکیب غیر خطی ویژگی‌های اصلی، ویژگی‌های جدید حاصل می‌گردند.

یکی از مهمترین روش‌های خطی استخراج ویژگی که در این مقاله نیز مورد استفاده قرار گرفته است، عبارتست از روش تحلیل مولفه‌های اساسی (Principle Component Analysis). مبتنی بر این روش، با نگاشت بردارهای ویژگی اصلی بر روی جهت‌های اساسی، بردار ویژگی‌های جدید استخراج می‌شوند. در این روش، جهت‌های اساسی مبتنی بر انتخاب بردارهای ویژه متناسب با بزرگترین مقادیر ویژه ماتریس کواریانس خصوصیات اصلی (به تعداد m) محاسبه می‌گردند. به عبارتی دیگر، اگر X ماتریس بردار خصوصیات اصلی باشد و Y ماتریس بردار خصوصیات جدید باشد، رابطه زیر بین خصوصیات اصلی و جدید برقرار خواهد بود [۱۶]:

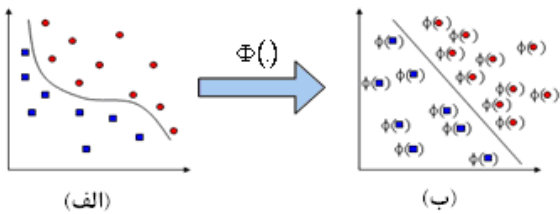
$$Y_{(m \times N)} = A^T X \quad (1)$$

A ماتریس $(n \times n)$ تبدیل می‌باشد که ستونهای آن عبارتند از بردارهای ویژه متناسب با بزرگترین مقادیر ویژه ماتریس کواریانس خصوصیات اصلی. در حقیقت، اعمال



شکل ۱: مفهوم بهترین خط جداساز (x_1 و x_2 خصوصیات تعریف شده در مساله می‌باشند).

در بسیاری از مسائل کلاسه‌بندی، از جمله مساله تشخیص خطای امپدانس بالا که یک مساله کلاسه‌بندی با دو کلاس "خطا" و "غیر خطا" می‌باشد، دلیل غیر خطی بودن رفتار خطا و پدیده‌های متشابه با آن، نمونه‌ها برخلاف آنچه که در شکل (۱) نشان داده شده است، مرز تصمیم‌گیری بین دو کلاس را نمی‌توان با یک خط مدل نمود. در چنین شرایطی، پیشنهادی که ارائه می‌گردد، این است که نمونه‌ها توسط تابعی به فضای با بعد بالاتر نگاشت داده شوند، بنحوی که در فضای جدید بتوان نمونه‌ها را با یک خط از یکدیگر جدا نمود و در حقیقت در فضای جدید، روش ماشین بردار تکیه‌گاه بکارگرفته می‌شود. شکل (۲) نمونه‌ای از چنین نگاشتی را نشان می‌دهد.



شکل ۲: مساله کلاسه‌بندی در شرایط غیرخطی، نمونه‌های متعلق به دو کلاس در الف) فضای اصلی ب) فضای جدید

در این شکل، تابع φ ، که به عنوان تابع کرنل شناخته می‌شود، بطور معمول از میان توابع چند جمله‌ای، Radial Basis Function (RBF) و Multi Layer Perceptron (MLP) انتخاب می‌گردد [۱۴].

از مهمترین ویژگی‌های روش ماشین بردار تکیه‌گاه، سادگی و قابلیت تعمیم‌دهی تصمیم‌گیری آن به نمونه‌های جدید می‌باشد. دارا بودن چنین ویژگی‌هایی سبب شده،

$$S_B = \sum_{i=1}^C P_i [(\mu_i - \mu_o)(\mu_i - \mu_o)^T] \quad (5)$$

که μ_o بردار میانگین کلی نمونه‌هاست و بصورت زیر محاسبه می‌گردد [۱۶]:

$$\mu_o = \sum_{i=1}^C P_i \mu_i \quad (6)$$

μ_i در رابطه فوق عبارتست از بردار میانگین در کلاس i ام.

۳- ماشین بردار تکیه‌گاه

یکی از جذابترین روش‌های موجود در حوزه روش‌های کلاسه‌بندی، روش ماشین بردار تکیه‌گاه است که برای اولین بار توسط آقای Vapnik ارائه گردید [۱۴]-[۱۲]. در این روش، هدف پیدا کردن مرز تصمیم‌گیری خطی مابین نمونه‌های متعلق به کلاس‌های مختلف با توجه به فاصله بین نمونه‌های مذکور می‌باشد. به بیانی ساده‌تر، خطی به عنوان مرز تصمیم‌گیری بین کلاس‌های مختلف در نظر گرفته می‌شود که بتواند بیشترین فاصله را بین نمونه‌های آموزشی در کلاس‌های مختلف ایجاد کند. به عنوان نمونه، در شکل (۱)، یک مساله کلاسه‌بندی با دو کلاس مجزا قابل جداسازی با یک خط می‌باشند. همانطور که مشاهده می‌شود، خط‌های متمایز کننده متعددی را می‌توان مابین نمونه‌های مختلف در دو کلاس در نظر گرفت، لیکن در روش ماشین بردار تکیه‌گاه، هدف پیدا کردن خطی است که بیشترین فاصله (m) را بین نمونه‌ها ایجاد کند. اگر فاصله این خط از نزدیکترین نمونه‌ها (به خط مذکور) در دو کلاس ۱ و ۲ بترتیب D_1 و D_2 باشند (نزدیکترین نمونه‌ها از هر دو کلاس تحت عنوان بردارهای تکیه‌گاه شناخته می‌شوند)، خطی انتخاب می‌گردد که

$$m = D_1 + D_2 \quad (7)$$

را ماکزیمم کند که این خط قابل تعریف مبتنی بر بردارهای تکیه‌گاه می‌باشد.

بخش پیش‌پردازش، طول پنجره داده جهت تجزیه و تحلیل سیگنال برابر با ۵ سیکل انتخاب گردیده است که سیکل اول حاوی اطلاعات قبل از وقوع پدیده و ۴ سیکل بعدی شامل اطلاعات بعد از وقوع پدیده مورد مطالعه می‌باشند. در سیکل‌های مذکور با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۰ نمونه در هر سیکل، از سیگنال جریان نمونه‌برداری شده است. پس از انجام عملیات نمونه‌برداری، در هر پنجره داده دریافتی، هر سیکل با استفاده از تبدیل موجک گسسته با تابع مادر db3، مولفه‌های تقریبی و جزئی تا سطح ۸ام و فقط مولفه تقریبی ۸ام محاسبه می‌گردند. سپس مبتنی بر تئوری پارسوال نسبت میزان انرژی ۸ام مولفه جزئی به همراه میزان انرژی مولفه تقریبی ۸ام در هر سیکل به کل انرژی سیگنال در سیکل مورد تحلیل، بدست می‌آیند. به عبارتی دیگر، برای هر پنجره داده، اگر $E(.)$ تابع انرژی، a_g^n مولفه تقریبی ۸ام و d_j^n مولفه جزئی ۸ام در سیکل n ام در پنجره داده مورد تحلیل باشند، خصوصیات مبتنی بر انرژی در سیکل n ام در هر پنجره داده، بصورت زیر محاسبه می‌گردند:

$$F_i^n = \frac{E(d_j^n \text{ or } a_g^n)}{E(S_n)} \quad (7)$$

$$i = 1 \dots 9, n = 1 \dots 5, j = 1 \dots 8$$

که در رابطه فوق $E(S_n)$ ، انرژی کل سیگنال در سیکل n ام در پنجره داده مورد تحلیل است. این خصوصیات، بیانگر ویژگی‌های استاتیکی شکل موج جریان در یک پنجره داده می‌باشند. در صورتیکه اختلاف خصوصیات مذکور برای دو سیکل متوالی در نظر گرفته شود، ویژگی‌های دینامیکی سیگنال در آن پنجره داده بدست خواهند آمد. به عبارتی دیگر، این ویژگی‌ها مبتنی بر رابطه زیر محاسبه می‌گردند:

$$D_i^m = F_i^{m+1} - F_i^m \quad (8)$$

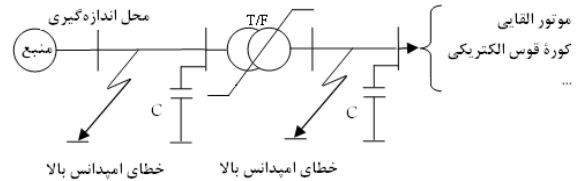
$$i = 1 \dots 9, m = 1 \dots 4$$

در شکل (۶)، طرح کلی بخش پیش‌پردازش نشان داده شده است.

اخیراً این روش بطور جدی برای حل مسائل مختلف در سیستم‌های قدرت مدنظر قرار گیرد.

۴- مدل‌سازی شبکه توزیع نمونه

به منظور بررسی عملکرد و میزان موفقیت الگوریتم پیشنهادی در این مقاله، شبکه توزیع ۴ شینه نمونه‌ای [۱۷] مطابق شکل در نرم افزار ATPDraw مدل‌سازی شده است.



شکل ۳: شبکه توزیع نمونه ۴ شینه

در این شبکه، انواع مختلف پدیده‌های خطا و غیر خطا مطابق جدول (۲) مدل‌سازی و مطالعه شده‌اند.

۵- مدل‌سازی خطای امیدانس بالا

در این مقاله، به ترتیب از مدل‌های ارائه شده در [۱۸] و [۱۹] برای خطای امیدانس بالا همراه با هادی شکسته شده و بدون هادی شکسته شده استفاده شده است. این مدل‌ها شامل یک مقاومت غیر خطی می‌شوند که مقدار آن در هر لحظه از طریق معادله Hochrainer بدست می‌آید.

جدول ۲: حالات مختلف پدیده‌های خطا و غیر خطا مدل‌سازی شده

پدیده‌های مختلف		تعداد (درصد)
خطا		
کلید زنی بار	۳٪	۱۵/۷
کلید زنی بانک خازنی		۴۱/۸۵
کلید زنی ترانسفورماتور بدون بار		۵/۲
بار هارمونیکی		۵/۲
عملکرد موفق و ناموفق کلید وصل مجدد	۳٪	۱۰/۴۱
کوره قوس الکتریکی		۵/۲

۶- پیش‌پردازش

ویژگی‌های مورد نظر در این مقاله جهت اعمال به الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار تکیه‌گاه، حاوی اطلاعات زمان-فرکانس سیگنال جریان در قبل و بعد از وقوع پدیده مورد مطالعه (ویژگی‌های استاتیکی) و تغییرات اطلاعات مذکور (ویژگی‌های دینامیکی) می‌باشند. بدین منظور، در

نمونه فوق‌الذکر برای مسأله کلاسه‌بندی، در قسمت راست و میانگین نتایج حاصل از الگوریتم‌های طبقه‌بندی بر روی مجموعه داده‌های مختلف در قسمت پائین جدول مذکور آورده شده‌اند. در قسمت‌های مذکور نیز، بهترین نتایج بصورت پررنگ نشان داده شده‌اند.

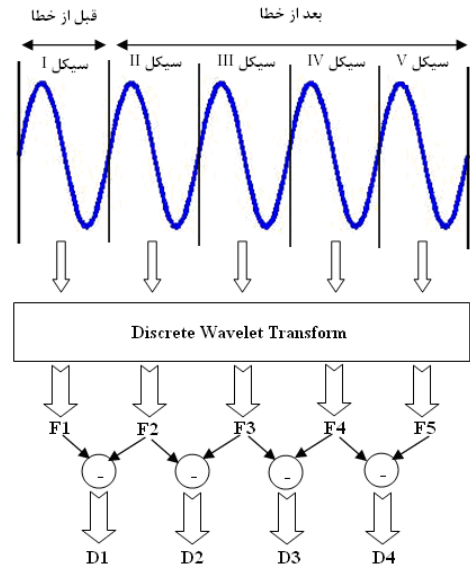
از منظر مقایسه میزان خطای الگوریتم‌های طبقه‌بندی، با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار تکیه‌گاه غیرخطی با تابع کرنل RBF، کمترین درصد خطا بصورت جداگانه مبتنی بر هر کدام از مجموعه داده‌های اصلی و ترکیبی (۰/۵۲، صفر و ۰/۶۱ درصد) و یا میانگین (درصد خطا ۰/۳۸) حاصل شده است. این نتیجه، بیانگر مناسب بودن الگوریتم ماشین بردار تکیه‌گاه غیرخطی با تابع کرنل RBF برای تشخیص خطای امپدانس بالا در مقایسه با روش‌های SVM، MLP، SVM با تابع کرنل SVM، MLP با تابع کرنل چند جمله‌ای، بیز، نزدیکترین همسایه و پارزن است.

از منظر مقایسه نتایج حاصل از بکاربردن روش‌های استخراج ویژگی، مشاهده می‌گردد، کمترین درصد خطا (صفر درصد) در جدول مذکور، در شرایط استفاده از مجموعه داده مبتنی بر خصوصیات ترکیبی حاصل از روش تحلیل مولفه‌های اساسی (و بکارگیری الگوریتم ماشین بردار تکیه‌گاه غیرخطی با تابع کرنل RBF) بدست آمده است. هم‌چنین استفاده از مجموعه داده‌های مبتنی بر خصوصیات استخراج شده از روش مذکور، توانسته تا درصد خطای میانگین الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی در شرایط استفاده از مجموعه داده‌های مبتنی بر خصوصیات اصلی (۲/۵) را به میزان (۱/۴۵) کاهش دهد که نشان دهنده موثر بودن روش استخراج ویژگی مذکور است.

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله، به منظور تشخیص و کلاسه‌بندی خطای امپدانس بالا از اتفاقات نرمال شامل کلیدزنی بار، بانک خازنی و ترانسفورماتور بدون بار، حالات گذرای ناشی از عملکرد کلید وصل مجدد، بارهای هارمونیک از قبیل موتورهای القایی و کوره‌های قوس الکتریکی، در شبکه، الگوریتم طبقه‌بندی SVM بکار گرفته شده است.

نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی با تابع کرنل RBF دارای دقت بسیار خوبی در مقایسه با سایر روش‌های طبقه‌بندی شامل الگوریتم بیز، نزدیکترین همسایه و پارزن است. هم‌چنین تاثیر استفاده از روش‌های



شکل ۶: طرح کلی بخش پیش پردازش

۷- نتایج و تحلیل

بعد از تحلیل سیگنال جریان در هر پنجره داده، بطور کلی ۸۱ خصوصیت حاصل می‌شوند که تعداد خصوصیات استاتیکی و دینامیکی بترتیب برابر با ۴۵ و ۳۶ می‌باشند. سپس با استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اساسی و تحلیل تمایز خطی بترتیب ۳ و ۱ خصوصیت ترکیبی بدست می‌آیند.

به منظور بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، مجموعه داده‌های تولید شده مبتنی بر خصوصیات اصلی و ترکیبی، بطور جداگانه به دو دسته نمونه‌های آموزشی و تست تقسیم‌بندی شده‌اند.

جدول (۱)، نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با سایر روش‌های مرسوم از جمله الگوریتم بیز، نزدیکترین همسایه و پارزن، مبتنی بر مجموعه خصوصیات اصلی و ترکیبی حاصل از روش‌های تحلیل مولفه‌های اساسی و تحلیل تمایز خطی نشان می‌دهد. در این جدول نتایج حاصل از طبقه‌بندی هر کدام از الگوریتم‌ها مبتنی بر مجموعه خصوصیات مختلف (خصوصیات اصلی، ترکیبی مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اساسی و ترکیبی مبتنی بر تحلیل تمایز خطی) بطور جداگانه در قسمت بالا و چپ آورده شده‌اند که بهترین نتایج مبتنی بر هر کدام از مجموعه داده‌های مذکور بصورت پررنگ نشان داده شده‌اند. هم‌چنین میانگین نتایج حاصل از در نظر گرفتن هر کدام از مجموعه داده‌های

بکارگرفته شده جهت استخراج ویژگی (تحلیلی تمایز خطی)، منجر به بهبود نتایج حاصل از طبقه‌بندی با خصوصیات اصلی نشده است.

استخراج ویژگی بر روی درصد میزان خطای الگوریتم طبقه‌بندی مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت که نتایج بیانگر موثر روش تحلیل مولفه‌های اساسی، در بهبود عملکرد الگوریتم طبقه‌بندی هستند. اگرچه روش دیگر

جدول ۱: درصد خطای کلاسه‌بندی خطا از غیر خطا برای روش پیشنهادی و سایر روش‌ها

مجموعه داده	الگوریتم طبقه‌بندی	ماشین بردار تکیه‌گاه			بیز	نزدیکترین همسایه	پارزن	خطای طبقه‌بندی	
		خطی	غیر خطی						
			MLP	RBF					چندجمله‌ای
خصوصیات اصلی		۲	۰/۹۵	۰/۵۲	۲/۱۸	۱/۱۳	۰/۸۷	۹/۸۴	۲/۵
تیمار	تحلیل مولفه‌های اساسی	۴/۷۹	۰/۹۵	صفر	۰/۳۵	۲/۵۳	۱/۲۲	۰/۲۶	۱/۴۵
	تحلیل آنالیز خطی	۳/۸۳	۳/۰۵	۰/۶۱	۳/۰۵	۱/۹۲	۳/۴۸	۹/۸۴	۳/۶۹
	میانگین خطا	۳/۵۴	۱/۶۵	۰/۳۸	۱/۸۶	۱/۸۶	۱/۸۶	۶/۶۵	

- [9] A. H. Etemadi and M. Sanaye-Pasand, "High Impedance Fault Detection Using Multi-Resolution Signal Decomposition and Adaptive Neural Fuzzy Inference System", IET Gener. Transm. Distrib., vol. 2, no. 1, pp. 110-118, 2008.
- [10] M. Michalik, M. Lukowicz, W. Rabizant, S. J. Lee and S. H. Kang, "New ANN-Based Algorithms for Detecting HIFs in Multigrounded MV Networks", IEEE Trans on Power Delivey, vol. 23, no. 1, pp. 58-66, Jan 2008.
- [11] S. R. Samantaray, B. K. Panigrahi and P. K. Dash, "High Impedance Fault Detection in Power Distribution Networks Using Time-Frequency Transform and Probabilistic Neural Network", IET Gener. Transm. Distrib., vol. 2, no. 2, pp. 261-270, 2008.
- [12] B. Scholkopf, K. Sung, J. C. Burges, F. Girosi, P. Nioyogi, T. Poggio, and V. Vapnik, "Computing Support Vector Machines with Gaussian Kernels to Radial Basis Function Classifiers", IEEE Trans on Signal Processing, vol. 45, no. 11, pp. 2758-2765, 1997.
- [13] C. Cortes and V. Vapnik, "Support Vector Networks," *Machine Learning*, vol. 20, pp. 293-297, 1995.
- [14] J. C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121-167, 1998.
- [15] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition. Second ed.*, New York: Academic Press, 1990.
- [16] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Strok, *Pattern Classification. Second ed.*, John Wiley & Sons, INC, New York, 2001.
- [17] PES Distribution Systems Analysis Subcommittee, *Radial Test Feeders*. IEEE, Available (on): <http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders.html>.
- [18] M. Michalik, M. Lukowicz, W. Rabizant, S. J. Lee and S. H. Kang, "High Impedance Fault Detection in Distribution Networks with Use of Wavelet-Based Algorithm", IEEE Trans on Power Delivey, vol. 21, no. 4, pp. 1793-1802, Oct 2006.
- [19] N. I. Elkalashy, M. Lehtonen, H. A. Darwish, M. A. Izzularab, and A. M. Taalab, "Modeling and Experimental Verification of High Impedance Arcing Fault in Medium Voltage Networks", IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, vol. 14, no. 2, pp. 375-383, Apr 2007.

۹- مراجع

- [1] B. M. Aucoin and B. D. Russell, "Distribution High Impedance Fault Detection Utilizing High Frequency Current Components", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 6, pp 1596-1606, June 1982.
- [2] "High Impedance Fault Detection Technology," Report of IEEE PSRC Working Group D15, March 1996. [Online] Available on: <http://grouper.ieee.org/groups/td/dist/documents/highz.pdf>.
- [3] J. Carr, "Detection of High Impedance Faults on Multi-Grounded Primary Distribution Systems", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-100, no. 4, pp. 2008-2016, Apr. 1981
- [4] H. Calhoun, Martin T. Bishop, Charles H. Eichler, "Development and Testing of An Electro-Mechanical Relay to Detect Fallen Distribution Conductors", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-101, no. 6, pp. 1643-1650, Jun. 1982
- [5] A. V. Marnishev, B. D. Russell, Carl L. Benner, "Analysis of High Impedance Faults Using Fractal Techniques", IEEE Power Industry Computer Application Conference (PICA 1995), 7-12 May 1995 pp. 401 - 406
- [6] A. V. Marnishev, B. D. Russell, Carl L. Benner, "Analysis of High Impedance Faults Using Fractal Techniques", IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 11, no. 1, pp. 435-440, Feb. 1996
- [7] Yong Sheng and Steven M. Rovnyak, "Decision Tree-Based Methodology for High Impedance Fault Detection", IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 19, no. 2, pp. 533-536, Apr. 2004
- [8] S. M. Shahrtash, M. Sarlak, "High Impedance Fault Detection Using Harmonics Energy Decision Tree Algorithm", International Conference on Power System Technology (PowerCon 2006), Oct. 2006, pp. 1-5