23rd Electrical Power Distribution Conference
Tehran - Iran May 2018
بیست و سومین کنفرانس ملی شبکه‌های توزیع نیروی برق
اردیبهشت ۱۳۹۷ - تهران

تشخیص سرقت انرژی مشترکین مبتنی بر تکنیک‌های داده‌کاوی یادگیری ماشین با استفاده از SVM

سمیه خسروی، امین مرادخانی، ولی الله طلایی زاده
گروه برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ایلام. ایلام، ایران

سمیره سیالی، یزدان سلیمانی
شرکت توزیع نیروی برق استان ایلام، ایلام، ایران

چکیده
بسیاری از شرکت‌های توزیع ایران دارای درصد بالای تلفات غیر فنی هستند که عمده این تلفات مربوط به پدیده سرقت انرژی توسط مشترکین است. یکی از روش‌های کاهش این تلفات، شناسایی مشترکین متخلف و اصلاح موارد دستکاری و انشعاب غیر مجاز است. یکی از راهکارها، بکار گیری روش‌های داده‌کاوی در بانک اطلاعات مشترکین است که می‌تواند به شناسایی مشترکین متخلف کمک کند. در این مقاله از روش داده‌کاوی مبتنی بر یادگیری ماشین به کمک ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) که مبنی بر جداسازی مشترکین است. برای شناسایی سرقت انرژی استفاده‌شده است. برای ارزیابی کارایی این روش، داده‌های ۸۲۸ مشترک خانگی از شبکه توزیع ایلام مورد استفاده قرار گرفته است و نتایج آن ارائه شده است.

واژگان کلیدی: تشخیص سرقت انرژی، داده‌کاوی، یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان

۱. مقدمه

تلفات انرژی الکتریکی در چرخه تولید تا مصرف، طبق آمار سالیانه وزارت نیرو، بین ۵ تا ۱۳ درصد است [۱]. در این میان سهم سیستم توزیع که از گستردگی شبکه و تعدد تجهیزات نسبت به دو بخش تولید و انتقال برخوردار است، بیش از ۷۵ درصد می‌باشد [۲]. ذات شعاعی شبکه توزیع و سطح ولتاژ پایین تر در افزایش تلفات شبکه توزیع مؤثر است [۳, ۴]. ازاین‌رو افزایش در تلفات شبکه‌های توزیع، با توجه به استقلال شرکت‌ها و حضور در بازار خرده‌فروشی و عمده‌فروشی، تراز اقتصادی این شرکت‌ها را تحت تأثیر قرار داده و مانع از دستیابی شرکت‌ها به این منافع بالقوه اقتصادی می‌گردد. با عنایت به اهمیت موضوع، عمده شرکت‌های توزیع ایران میزان تلفات انرژی خود را در چشم‌انداز سال ۱۴۰۵ شمسی میزان ۵ درصد لحاظ نموده‌اند [۵].

تلفات سیستم به صورت اختلاف بین انرژی ارسال شده و انرژی تحویلی به مشترکین نهایی تعریف می‌شود که شامل بر دو نوع است یک نوع تلفات فنی است که بر اثر عبور جریان از تجهیزات سیستم مثل هادی‌ها، سیم‌پیچ‌های ترانسفورماتور و غیره حاصل می‌شود و نوع دیگر تلفات غیر فنی است که شامل آن دسته از تلفاتی است که از پیش و به راحتی قابل محاسبه نیست مثل مشکلات قرائت و نقص کنتور، دستکاری کنتور و انشعاب غیر مجاز. متأسفانه سهم تلفات غیر فنی در بعضی از مناطق کشور بسیار چشمگیر است که ناشی از سرقت پنهان و آشکار انرژی توسط مصرف‌کنندگان می‌باشد. اولین قدم در حذف این نوع از تلفات، شناسایی مشترکین متخلف است.

تحقیقاتی مختلفی در مورد شناسایی سرقت انرژی صورت گرفته است. به‌طور مثال در مقاله [۶] شاخصی بنام ضریب بار قرائت شده تعریف شده است که با استفاده از آن میزان تلفات تخمین زده می‌شود. در ادامه با کمک پخش بار تلفات فنی مشخص شده و با کسر آن از تلفات کل، مقدار تلفات غیر فنی محاسبه می‌شود. این روش گرچه توانایی تشخیص تلفات غیر فنی را دارد ولی از شناسایی مشترکین متخلف عاجز است. روش دیگر برای در تحقیق دیگری تشخیص برق‌دزدی مبنی بر اندازه‌گیرهای هوشمند و سنسور IR نصب شده در اندازه‌گیر انجام شده است که هرگونه بای پس کردن و دستکاری پیچ تانسیون توسط سنسور IR ثبت و به میکروکنترلر PIC ارسال می‌شود و میکروکنترلر یک پیامک به مرکز کنترل ارسال می‌کند و مرکز کنترل طبق پیامک دریافتی برای قطع منبع تغذیه مشترک اقدام می‌کند[۷]. همچنین پژوهش‌های دیگری مبتنی بر نصب سخت‌افزارهایی بر روی کنتور مشترکین پیشنهاد شده است [۸]. این روش‌ها علاوه بر اضافه کردن پیچیدگی به شبکه، هزینه زیادی را تحمیل می‌کنند؛ اما شناسایی سرقت انرژی از روی اطلاعات مصرف با استفاده از اطلاعات مشترکین می‌تواند راهکاری توانمند و کم هزینه باشد. یکی از راهکارهای داده‌کاوی الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین است که می‌تواند برای تشخیص سرقت انرژی بکار رود [۴, ۹]. در این مقاله روشی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) برای تشخیص سرقت انرژی پیشنهاد شده است. برای آموزش مدل SVM از داده‌های مجموعه‌ای از مشترک خانگی شهر ایلام استفاده شده است.

در ادامه روش تحقیق در بخش ۲ ارائه می‌شود. در بخش سوم داده‌های جمع آوری شده معرفی و نتایج مدل پیشنهادی نمایش داده می‌شود. در بخش چهارم نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

۲- روش تحقیق

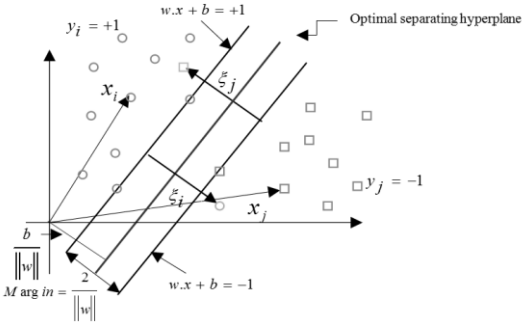
۲-۱. روش SVM

ماشین‌های بردار پشتیبان یک روش دسته‌بندی با نظارت بر مبنای نظریه یادگیری ماشین است. ایده اساسی این دسته‌بندی کننده، یافتن یک ابر صفحه بهینه به عنوان سطح تصمیم‌گیری به گونه‌ای می‌باشد که حاشیه بین دو کلاس را بیشینه کند. در صورتی که داده‌ها به صورت خطی جدا پذیر نباشد، داده‌ها با کرنلی غیرخطی به فضای با ابعاد بالاتر منتقل می‌شود و ابر صفحه بهینه در آن فضا تعیین می‌شود [۱۰].

فرض کنید l داده‌های آموزشی موجود می‌باشد که هر یک با (x_i,y_i) نشان داده می‌شود، x_i بردار ویژگی n بعدی و $y_i \in \{-1,1\}$ برچسب آن می‌باشد. هدف یافتن ابر صفحه است که دو کلاس با برچسب ۱ و ۱- را با بیشترین حاشیه از هم جدا کند. این ابر صفحه را می‌توان با معادله (۱) بیان کرد.

$$w^T \phi(x) + b = 0 \qquad (۱)$$

در این رابطه، بردار وزن w، برداری عمود بر ابر صفحه، b بردار بایاس می‌باشد که به منظور اندازه‌گیری فاصله ابر صفحه تا مبدأ استفاده می‌شود و $\varphi(.)$ کرنلی برای انتقال داده به فضای با ابعاد بالاتر می‌باشد (شکل ۱).



شکل ۱- دسته‌بندی داده‌هایی که به صورت خطی جدا پذیر نیستند، توسط ماشین‌های بردار پشتیبان

بیشینه نمودن حاشیه بین دو کلاس معادل کمینه کردن اندازه w می‌باشد که منجر به حل مسئله کمینه-سازی مقید (۲) می‌شود.

$$Min(\frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{k}\xi_i) \qquad (۲)$$
$$Subject\ to: y_i(w\phi(.x_i)+b) > 1-\xi_i \quad i=1,...,k$$

که پارامتر C، پارامتر تنظیم در ماشین‌های بردار پشتیبان می‌باشد. به منظور در نظر گرفتن نویز موجود در داده و تداخل بین داده‌های آموزشی، از متغیر $\xi_i \succ 0$ استفاده می‌شود. وجود قید ضمانت می‌کند که داده‌ای در حاشیه قرار نمی‌گیرد. هرچند برای جلوگیری از بیش تطابق نمودن به داده‌های نویزی، این قید با متغیرهای ξ_i نرم شده است.

سطح تصمیم‌گیری بهینه با حل مسئله مقید (۲) بر مبنای روش لاگرانژ طبق معادله (۳) محاسبه می‌شود.

$$f(x) = \sum_{x_i \in SV} y_i \alpha_i \varphi(x_i).\varphi(x) + b \qquad (۳)$$

در این رابطه α_i ضرایب لاگرانژ می‌باشد که در پروسه بهینه‌سازی محاسبه می‌شود، SV بردارهای پشتیبان هستند که ضریب لاگرانژ متناظر آن‌ها بزرگ‌تر از صفر است. این داده‌های آموزشی، نزدیک‌ترین نمونه‌ها به ابر صفحه هستند. همان طور که رابطه (۳) نشان می‌دهد، تنها بردارهای پشتیبان هستند که در مرحله آموزش شرکت می‌کنند. در نتیجه ماشین‌های بردار پشتیبان نیاز به تعداد نمونه آموزشی زیاد ندارند. در رابطه (۳)، ضرب داخلی بین دو کرنل نگاشت شده، می‌تواند با کرنل آن دو نمونه محاسبه گردد. از پرکاربردترین کرنل‌ها، کرنل تابع پایه شعاعی ANOVA است که در این مقاله استفاده شده است[۱۱]. الگوریتم پایه ماشین‌های بردار پشتیبان برای دسته‌بندی باینری توسعه داده شده است. از آنجایی که در بیشتر کاربردها، بیش از دو کلاس وجود دارد، الگوریتم-های مختلفی برای حل مسئله چند کلاسه به کار گرفته شده است [۱۲].

۲-۲ ارزیابی مدل SVM

ضریب کاپا یکی از ضرایب ارزیابی الگوریتم به منظور مناسب بودن الگوریتم و دقت آن است. ضریب کاپا توافق بین دو دسته بندی مرجع و پیش بینی را بیان می‌کند. هر چقدر مقدار آن بالاتر باشد مدل بهتر است. این ضریب عددی فرضی برای هر دسته بندی در نظر می‌گیرد و در مرحله بعد با مقدار پیش بینی شده مقایسه می‌کند. شاخص کاپا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\kappa_c = \frac{p_a - p_e}{1 - p_e}$$

که در اینجا

p_a: احتمال توافق کلی بین نتایج پیش بینی شده و نتایج واقعی

p_e: احتمال توافق شانس بین نتایج پیش بینی شده و نتایج واقعی

مقدار کاپا زیر ۰,۲ به معنای عدم توافق، مقادیر بین ۰,۲ و ۰,۴ یعنی وجود حداقل توافق و مقادیر بالاتر تا مقدار یک به معنای میزان توافق بالاتر است[۱۳].

۳- یافته‌ها

در این تحقیق از نرم افزار داده‌کاوی R استفاده شده است.

۳-۱ جمع‌آوری داده‌ها

داده‌های مورد مطالعه مربوط به ۸۲۸ مشترک خانگی است که از بانک اطلاعات شهر ایلام استخراج شده است. اطلاعات مصرف مشترکین از ابتدای سال ۱۳۹۱ تا انتهای دوره سوم سال ۹۵ جمع آوری شد. تمام این مشترکین مورد بررسی و تست لوازم اندازه گیری انجام گرفت. نتایج بررسی و تست در ۶۷ کد مختلف برچسب زنی شد. جدول ۱ تعدادی از این کدها و نتیجه معادل تست آنها را نشان می دهد.

جدول ۱ نتایج کد بندی نتایج تست و میزان فراوانی آنها

کد	فراوانی	توضیحات
T۱	۴۳۱	سالم است
T۲	۷۹	سالم است اما افزایش آمپراژ دارد
T۱۸	۵۱	اثر پیچ گوشتی روی پیچ تانسیون
T۱۲	۲۵	پلمپ داخلی باز است
T۱۳	۲۰	پلمپ داخلی ندارد
T3	۱۶	سالم است اما کمربند دور کنتور خراب است
T۱۱	۱۴	پلمپ داخلی دستی
T۲۳	۱۳	پلمپ داخلی ندارد و اثر پیچ گوشتی روی پیچ تانسیون
T۵	۱۲	سالم است اما مکان نامناسب
T۴	۱۲	سالم است اما کمربند ندارد

در نهایت این ۶۷ کد به چهار کد نهایی به صورت جدول کنتور آنها مشکل فنی خاصی ندارد و دستکاری در آن صورت نگرفته است اما ممکن شیشه کنتور شکسته، کمربند دور کنتور خراب و یا مکان نصب نامناسب باشد. مشترکین مشکوک، مشترکینی که ممکن است سیم کنتور زدگی داشته یا کنتور راکد باشد به حالت کلی مشترکینی که نتوان با قطعیت در مورد آنها اظهارنظر کرد. مشترکین دستکاری، مشترکینی که شامل پل زدن، دستکاری پیچ تانسیون کنتور، قراردادن کنتور به صورت افقی و... باشند. مشترکین بازدیددنشده آن دسته از مشترکینی هستند که به هر دلیلی(ارتفاع نامناسب،بستن درب کنتور و...) بازدید نشده اند.

جدول ۲ نتایج دسته بندی نهایی مشترکین و فراوانی آنها

کد	فراوانی	توضیحات
۱	۶۱۵	سالم
۲	۲۸	مشکوک
۳	۱۷۱	دستکاری
۴	۱۴	بازدیدنشده

هر رکورد شامل ۳۳ فیلد است که در جدول ۳ معرفی شده است.

جدول ۳ معرفی فیلدهای مشترکین مورد مطالعه

فیلد	اسم	توضیحات
۱	شماره پرونده	سالم است
۲	نوع کنتور	دیجیتالی یا مکانیکی
۳	نوع تعرفه	تعرفه یک یا سه
۴	آمپراژ	۱۵،۲۵،۳۲
۵	مدل کنتور	ACT, SKI, JEM ,…
۶	نتیجه تست اولیه	T۶۷..T۱
۷	نتیجه نهایی	۱، ۲، ۳ و ۴
۸	مصرف دوره ای	شامل ۲۷ فیلد از ۱۳۹۱ تا دوره سوم ۱۳۹۵

۳-۲ پیش پردازش داده ها

اولین چالش در داده ها وجود داده‌های مفقوده بود. اغلب مشترکین به طور کامل در دوره های ۲۷ گانه قرائت نشده اند. این عدم قرائت در یک یا چند دوره به خاطر دلایل مختلفی ممکن است رخ داده باشد از جمله: عدم حضور در منزل موقع قرائت، ممانعت عمدی از سوی مشترک، خراب بودن کنتور، راکد بودن و ... . در مواردی که یک مشترک بعد از چند دوره عدم ثبت قرائت، مورد قرائت گرفته است. میزان مصرف دوره های ثبت نشده با توجه میزان آخرین قرائت با توجه به الگوی مصرف مشترکین تخمین زده شد و جایگزین شد.

۳-۳. توصیف داده ها

خلاصه آماری متوسط پنج ساله مصرف مشترکین در ۴

دسته نهایی در جدول ۴ آورده شده است. همینطور که دیده می‌شود متوسط مصرف دسته مشترکین سالم با مشترکین متخلف ۳۲ کیلووات ساعت تفاوت دارد؛ اما اگر تنها آمار دوره سوم سال ۹۵ را در نظر بگیریم، خلاصه آماری نتایج متفاوتی را نشان می‌دهد. جدول ۵ خلاصه آماری مصرف دسته‌های چهارگانه را در دوره سوم ۹۵ نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود، میانگین مصرف در دسته سالم ۸۳ کیلووات ساعت بیشتر از دسته متخلف‌ها است. می‌توان نتیجه گرفت که مصرف دوره تابستان مصرف مشترکین سالم و متخلف بیشترین تفاوت را نشان می‌دهد؛ که این می‌تواند ناشی از نشانه انگیزه زیاد دستکاری در فصل تابستان باشد.

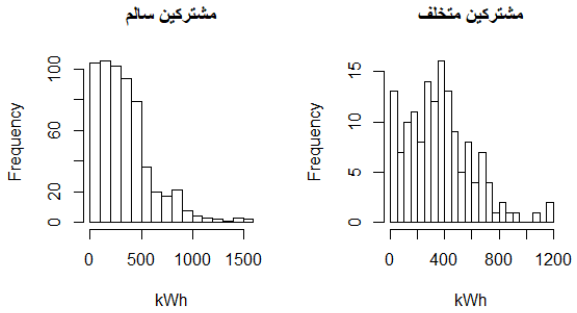
جدول ۴ خلاصه آماری مصارف دوره ای مشترکین مورد بررسی از ابتدای سال ۹۱ تا دوره سوم سال ۹۵

دسته ها	Min	1stQu	Median	mean	3rdQu	max
۱	۰	۲۱۵,۳	۳۷۴	۳۹۳,۳	۵۲۶,۳	۱۶۳۵
۲	۱۶۲,۳	۳۰۰,۶	۳۳۸,۴	۴۲۲,۵	۵۴۴	۹۴۰
۳	۰	۲۵۹,۳	۴۱۴,۴	۴۲۵	۵۶۱,۸	۱۴۸۲
۴	۰	۲۱۴,۴	۳۱۹,۹	۳۲۰,۴	۴۲۶,۰	۶۵۱,۴

جدول ۵ خلاصه آماری مصارف دوره ای مشترکین مورد بررسی در سه دوره اول سال ۱۳۹۵

دسته ها	Min	1stQu	Median	mean	3rdQu	max
۱	۰	۱۴۹,۷	۲۸۹,۵	۳۳۷,۳	۴۵۷,۶	۱۵۵۷
۲	۰	۲۸۴	۳۲۷	۴۵۰	۵۱۹	۱۵۳۳,۵
۳	۰	۱۹۵,۵	۳۵۳,۳	۳۹۳,۵	۴۹۶,۱	۱۴۸۲
۴	۱	۱۲۹,۵	۲۵۲	۲۸۲	۴۲۶,۸	۶۷۴,۵

هیستوگرام مقادیر مصرف ثبت شده برای مشترکین سالم و دستکاری در سه دوره تابستان ۹۵ در شکل ۳ نشان داده شده است. همانطور که در شکل دیده می‌شود. مصارف مشترکین سالم دارای توزیع هموارتری است و نسبت به مشترکین متخلف مصرف متوسط کمتری از خود نشان داده‌اند.



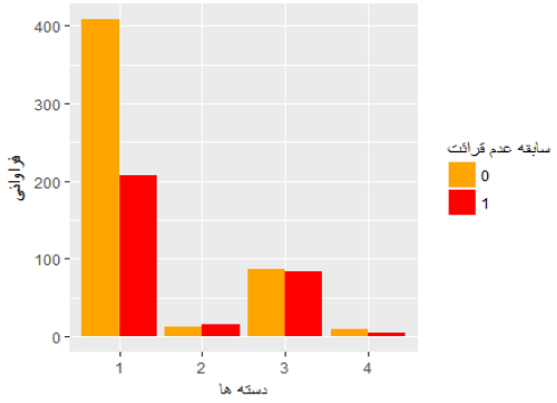
شکل ۱ هیستوگرام فراوانی مصارف متوسط مشترکین دسته‌های سالم و ناسالم در سه دوره قرائت انتهایی

یکی از مشکلاتی که در داده ها وجود داشت مربوط به عدم قرائت مشترکین است. جدول ۶ جدول متقابل مشترکین سالم و متخلف را بر حسب وجود سابقه عدم قرائت در سه دوره پایانی مطالعه نشان می‌دهد.

جدول ۶ مقایسه دسته های مشترکین بر اساس سابقه عدم قرائت

کد	سالم	مشکوک	متخلف	بازدید نشده
قرائت نشده	۲۰۷	۱۳	۸۷	۹
قرائت کامل	۴۰۸	۱۵	۸۴	۵

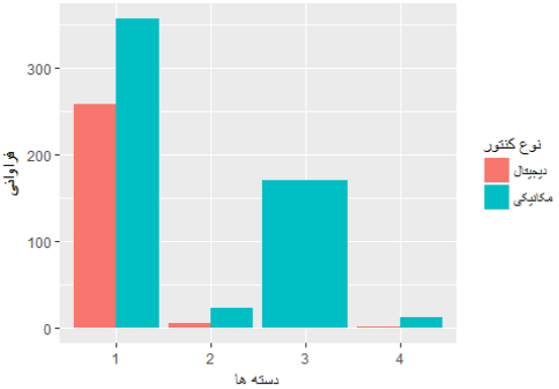
همانطور که از نتایج جدول پیداست، نزدیک به نیمی از مشترکین متخلف سابقه عدم قرائت در دوره های قرائت پایانی را داشته‌اند. این در حالی است که یک‌سوم مشترکین سالم سابقه عدم قرائت داشته‌اند. شکل ۴ فراوانی سابقه عدم قرائت را در دسته های مختلف مشترکین نشان می‌دهد.



شکل ۲ فراوانی سوابق عدم قرائت در بین مشترکین دسته های چهارگانه

شکل (۵) فراوانی نوع کنتورهای دسته های مشترکین

را نشان می‌دهد. همانطور که مشهود است، تمام مشترکینی که دستکاری کنتور انجام داده‌اند دارای کنتور مکانیکی بوده‌اند.



شکل ۳ فراوانی نوع کنتورهای مشترکین در بین دسته های چهارگانه

۳-۴. نتایج SVM:

برای بررسی قابلیت تعمیم‌پذیری مدل به داده‌های جدید، ۷۰ درصد داده ها به طور تصادفی به عنوان داده‌های آموزش انتخاب شد و مابقی به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شد. در بررسی اولیه با آزمودن تمام کرنل‌ها، کرنل ANOVA RBF در برازش مدل SVM به داده‌های آموزش بهترین نتایج را داشت؛ بنابراین از کرنل برای نگاشت داده ها به فضای بالاتر و دقت بالاتر جداسازی مشترکین استفاده شد. در قسمت اول آموزش مدل با استفاده داده‌های آموزش انجام گرفت، جدول ۷ درصد خطای کلی و تعداد بردارهای پشتیبان را نشان می‌دهد.

جدول ۷: درصد خطا و تعداد بردارهای پشتیبان

تعداد بردار پشتیبان	درصد خطا
۴۸۹	۴۶

بعد از آموزش مدل، توانایی مدل در تشخیص دسته بندی مشترکین سنجیده شد. جدول ۸ نتایج پیش بینی شده توسط مدل را برای داده‌های آموزش در مقایسه با داده‌های واقعی نشان می‌دهد.

همان طور که دیده می‌شود، مدل تعداد ۱۷۱ مشترک از مشترکین سالم را درست تشخیص داده است و تعداد ۲۵۴ از مشترکین سالم را به اشتباه در کلاس ناسالم قرار داده است؛ اما از ۱۲۰ مشترک ناسالم را به درستی پیش بینی کرده است. می‌توان گفت که هرچند مدل در تشخیص مشترکین سالم خطای بالایی داشته است اما مشترکین ناسالم را با دقت بسیار بالایی به درستی تشخیص داده است.

جدول ۸ مقایسه نتایج دسته بندی **SVM** برای داده های آموزش در مقایسه با نتایج واقعی

واقعی / پیش بینی	۱	۲	۳	۴
۱	۱۷۱	۱	۰	۲
۲	۶	۲	۰	۰
۳	۲۵۴	۱۷	۱۲۰	۸
۴	۰	۰	۰	۰

برای بررسی توانایی تعمیم دهی مدل به داده های جدید، توانایی مدل در تشخیص داده های آزمون در جدول ۹ بررسی شده است. همانطور که مشاهده می‌شود مدل در مورد داده های آزمون با دقت بالایی توانسته است مشترکین ناسالم را تشخیص دهد؛ به طوریکه تمام ۵۱ مورد مشترک ناسالم را به درستی در دسته سوم پیش بینی کرده است.

جدول ۹ مقایسه نتایج دسته بندی مدل **SVM** بر داده های آزمون در مقایسه با نتایج واقعی

واقعی / پیش بینی	۱	۲	۳	۴
۱	۸۹	۲	۰	۰
۲	۳	۰	۰	۰
۳	۹۲	۶	۵۱	۴
۴	۰	۰	۰	۰

همان طور که در دو جدول بالا مشاهده شد، مدل برای کلاس‌بندی مشترکین ناسالم به خوبی عمل می کند اما در کلاس بندی مشترکین سالم تقریباً نیمی از مشترکین سالم را در گروه (۳) یعنی ناسالم دسته بندی می کند.

جدول ۱۰ نتایج ارزیابی مدل در برخورد با دادهای آموزش و آزمون را بیان می کند. دقت و شاخص کاپا را نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود دقت مدل در برخورد با داده های آزمون بالاتر از داده های آموزش است. این نشان دهنده قابلیت تعمیم دهندگی مدل به داده های جدید است. همچنین شاخص کاپا برای هر دو نوع داده

بالاتر از ۰,۲ است که نشان دهنده وجود حداقل توافق بین نتایج مدل و داده های واقعی است.

جدول ۱۰ نتایج ارزیابی مدل **SVM**

شاخص	داده های آموزشی	داده های آزمون
دقت	۵۰,۴۳	۵۶,۶۸
٪۹۵CI	(۴۹,۲۶،۵۴,۵)	(۵۰,۲۵،۶۲,۹۵)
ضریب کاپا	۰,۲۲	۰,۲۷۵

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله از روش SVM برای تشخیص مشترکین متخلف برق استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی هرچند در تشخیص مشترکین سالم دقت مناسبی ندارد ولی مشترکین متخلف را با دقت بالایی شناسایی می کند. از این رو این مدل می‌تواند برای شناسایی مشترکین مشکوک استفاده شود.

۵- منابع

[1] ج. محمودی,ح. شریفیان, "روشی جدید درنحوه محاسبه تلفات انرژی در شبکه های توزیع برپایه روش تصمیم گیری سلسه مراتبی," ،بیستمین کنفرانس توزیع نیروی برق، زاهدان, ۱۳۹۴.

[2] م. ع. ولیداد,ه. آرزم‌جو, " طرح ملی کاهش تلفات انرژی گامی در راستای تحقق اصلاح الگوی مصرف انرژی," هفته نامه برنامه، شماره ۳۳۵ ص ۱۶, ۱۳۸۸.

[3] س. عباپور, ک. زارع؛, ب. م. ایواتلو, " ارزیابی جنبه های فنی و اقتصادی شبکه توزیع با هدف توسعه DG برمبنای کاربرد مدیریت اکتیو در شبکه، " فصلنامه مهندسی برق دانشگاه تبریز , vol. 44, No. 4,, Winter 2014

[4] م. نیری‌پور, ح. فلاح‌زاده ابرقوئی, س. حسنوند, "مدیریت توزیع‌شده و سلسله‌مراتبی ولتاژ در شبکه هوشمند با مشارکت مولدهای پراکنده," مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز , vol. 47, pp. 329-343, 2017.

[5] ر. ا. آهنگر, " کاهش تلفات هدف کلیدی صنعت برق " مجله صنعت برق شماره ۱۷۳، ص ۴.

[6] soma shekara sreenadh reddy depuru,lingfeng wang, Lingfeng Wang, Vijay Devabhaktuni and Nikhil Gudi

[7] nilesh mohite, pinkuraj ranaware,prakash kakade,GSM based electricity theft detection,in Ijseas,Frbruary 2016

[8] saikiran.B,Harilharan.R, Review of methods of power theft in power system,in ijser,november,2014

[9] Ahmad, Tanveer, et al. "Review of various modeling techniques for the detection of electricity theft in smart grid environment." Renewable and Sustainable Energy Reviews (2017).

[10] C. Dai, X. Huang, and G. Dong, "Support Vector Machine for Classification of Hyperspectral Remote Sensing Imagery,"Fourth International Conference on Fuzzy System and Knowledge Discovery, pp. 77-80, 2007.

[11]. A. Lorena and A. de Carvalho, "Evolutionary tuning of SVM parameter values in multiclass problems," *Neurocomputing,* vol. 71, pp. 3326-3334, 2008.

[12]. P. Watanachaturaporn, M. Arora, and P. Varshney, "Hyperspectral image classification using support vector machines: A comparison with decision tree and neural network classifiers," 2006.

[13] McHugh ML. Interrater reliability: the kappa statistic. Biochemia Medica 2012;22:276-282