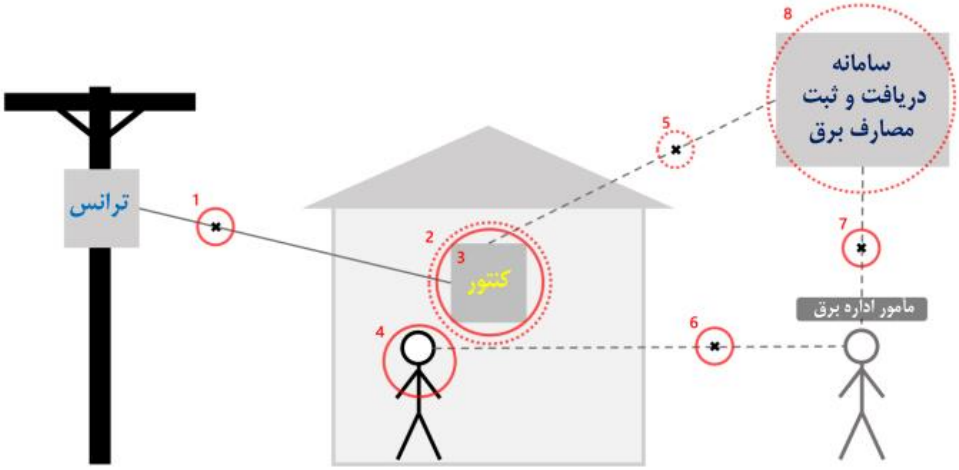
پژوهشگاه نیرو

NRI-ER-988-PPUSPN04-00-F

شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف برق
با تأکید بر تجهیزات غیرمجاز استخراج رمزارزها (ماینرها)



مدیر پروژه: مرتضی شعبانزاده

مجری: نیکی مسلمی

DOI: 10.30503/nripress.2020.277


بسم الله الرحمن الرحيم

شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف برق
با تأکید بر تجهیزات غیرمجاز استخراج رمزارزها (ماینرها)

مدیر پروژه:

مرتضی شعبان‌زاده

مجری:

نیکی مسلمی

انتشارات پژوهشگاه نیرو

۱۴۰۰

کد گزارش: NRI-ER-988-PPUSPN04-00-F

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

ایران. وزارت نیرو. پژوهشگاه نیرو. گروه پژوهشی برنامه‌ریزی و بهره‌برداری سیستم‌های قدرت

شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف برق با تأکید بر تجهیزات غیرمجاز استخراج رمزارزها (ماینرها) / مرتضی شعبان‌زاده. تهران: پژوهشگاه نیرو، ۱۴۰۰.

۱۱۹ ص.: مصور، نمودار، جدول

۱. مسلمی، نیکی. ۲. محور تخصصی راهبری و کنترل سیستم‌های قدرت. ۳. محور مطالعات بازار برق و بهره‌برداری سیستم‌های قدرت

انتشارات پژوهشگاه نیرو

گروه پژوهشی برنامه‌ریزی و بهره‌برداری سیستم‌های قدرت

کلیه حقوق قانونی این اثر متعلق به پژوهشگاه نیرو است.

نشانی: تهران،شهرک‌غرب،انتهای‌بلوارشهیددادمان،پژوهشگاه‌نیرو، کدپستی: ۱۴۶۸۶۱۳۱۱۳

تلفن: ۹-۸۸۰۷۹۴۰۱

نمابر: ۸۸۰۷۸۲۹۶

***www.nri.ac.ir* وبگاه:**

پست الکترونیک انتشارات: *publications@nri.ac.ir*

فرم تعهدنامه اصالت اثر

اینجانب مرتضی شعبان‌زاده متهد می‌شوم که مطالب مندرج در این گزارش حاصل کار پژوهشی اینجانب و همکاران به شرح زیر است و به دستاوردهای پژوهشی دیگران که در این پژوهش از آن استفاده شده است، مطابق مقررات ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است.

کلیه حقوق مادی و معنوی این اثر متعلق به پژوهشگاه نیرو است.

پیشگفتار

پروژه **شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف برق با تأکید بر تجهیزات غیرمجاز استخراج رمــزارزها (ماینــرها)** به کارفرمایی *شرکت توزیع برق استان خراسان رضوی* و با هدف پاسخ به نیازهای تحقیقاتی جامعه پژوهشی صنعت برق کشور در حوزه مطالعات راهبری سیستم‌های توزیع برق، در حال اجرا می‌باشد. تأکید این پروژه بر توسعه دانش در شناخت انواع راهکارهای تشخیص و شناسایی رمزارزها و چالش‌های مربوطه و پیاده‌سازی عملی آن‌ها می‌باشد.

در سال‌های اخیر، افزایش درآمد حاصل از به کارگیری ارزهای دیجیتال در سراسر جهان قابل توجه بوده و چشم‌انداز رشد آن در سال‌های آینده بسیار خیره‌کننده است. در همین راستا، استخراج ارز دیجیتال، خود به تنهایی نیز به یک تجارت سودآور تبدیل شده است که جذابیت مالی آن توانسته توجه بسیاری از مشترکین برق را به خود جلب کند. اگرچه به نظر می‌سد تولید ارز دیجیتال با هزینه سرمایه‌گذاری پایینی همراه باشد (عمدتا شامل خرید سخت‌افزار کامپیوتر و تجهیزات خنک‌کننده)، اما هزینه تأمین انرژی الکتریکی مورد نیاز برای تجهیزات مزارع استخراج ارز دیجیتال، مهم‌ترین عامل محدودکننده برای کسب درآمد بیشتر از این تجارت است. به همین دلیل انتظار می‌رود در کشورهایی که نهاد نظارتی صنعت برق از ابزارهای قانونی و فنی کافی برای پایش شبکه‌های توزیع برق خود برخوردار نباشند، امکان برق دزدی با هدف تولید ارز دیجیتال به شدت افزایش یابد.

در عمل، رویکردهای سنتی تشخیص برق دزدی با تأکید بر شناسایی ماینرهای غیرمجاز، مانند بازرسی در محل همه مشترکین و مصرف‌کنندگان برق، نه تنها مستلزم اخذ مجوزهای قانونی است، بلکه بررسی تعداد زیادی از مشترکین نیز هزینه سنگینی را متوجه شرکت توزیع می‌کند. تحمیل این هزینه گزاف نیز عمدتا به این دلیل است که شناسایی مزارع ارزهای دیجیتال اساسا نیاز به اعزام گروهی از تیم بازرسی و مأمورین قرائت دارد. بنابراین، به نظر می‌رسد توجه به راهکارهای فنی نوآورانه برای تشخیص اینگونه مصارف نامتعارف انرژی بتواند برای دستیابی به نتایج بهتر با دقت بالاتر و هزینه کمتر بسیار مفید و مثمرثمر واقع شود.

در این تحقیق، یک رویکرد فنی برای تشخیص تلفات غیرفنی یا برق دزدی و با تأکید بر شناسایی مزارع استخراج غیرقانونی ارز دیجیتال در فیدرهای توزیع ولتاژ متوسط (MV) پیشنهاد شده است. با توجه به اینکه عمده شبکه‌های توزیع برق دنیا با محدودیت‌های متعددی از منظر کیفیت زیرساخت اندازه‌گیری و کمبود دستگاه‌های اندازه‌گیری واقعی و دقیق مواجه هستند، روش‌های مبتنی بر داده کاوی صرفا منحصر به تحلیل داده‌های کنتورهای هوشمند مشترکین شده و چنانچه برق ماینر از پشت کنتور تأمین گردد عملا کارایی مناسب خود را از دست خواهند داد. لذا در این تحقیق، روش پیشنهادی مبتنی بر مدل شبکه بوده و با ارتقاء سطح رؤیت‌پذیری شبکه و به کمک ابزار تخمینگر حالت قابل پیاده‌سازی می‌باشد. با این ابتکار می‌توان بازرسی را به ناحیه بسیار کوچکی از شبکه محدود کرد و هزینه و زمان بازرسی فیزیکی را کاهش داد. کارایی روش پیشنهادی در ابتدا، برای یک شبکه آزمون کوچک ارزیابی شده و سپس به فیدر خیزران مربوط به پست ساغروان (منطقه گلبهار) تعمیم یافته است. در انتها نیز نتایج تحلیلی و چالش‌های فنی موضوع با جزئیات بیشتری ارائه شده‌اند.

شایان ذکر است، گزارش پیش رو که به مطالعات جامع این پروژه تحت عنوان ***شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف برق با تأکید بر تجهیزات غیرمجاز استخراج رمــزارزها (ماینــرها)*** پرداخته است با پژوهش و مدیریت جناب آقای **دکتر مرتضی شعبان‌زاده** و تحت نظارت معاونت برنامه‌ریزی و فناوری اطلاعات **شرکت توزیع برق استان خراسان رضوی** در گروه پژوهشی *برنامه‌ریزی و بهره‌برداری سیستم‌های قدرت پژوهشگاه نیرو* تألیف و تدوین گردیده است.

فهرست مطالب

عنوان ..... صفحه

فصل ۱: معرفی پژوهش (طرح مسأله) ۱
مقدمه و مروری بر ادبیات موضوع ۲
۱-۱- بیان مسئله و ضرورت اجرای پژوهش ۳
۱-۲- معرفی ارزهای دیجیتال با تأکید بر بیت‌کوین ۴
۱-۳- مصرف انرژی الکتریکی استخراج بیت‌کوین ۶
۱-۴- انتشار CO_2 ناشی از استخراج ارزهای دیجیتال ۸
۱-۵- نمونه اقدامات شناسایی استخراج رمزارزهای غیرمجاز در دنیا ۸
۱-۵-۱- روش‌های سنتی شناسایی ماینرهای غیرمجاز ۹
۱-۶- اثر فعالیت غیرمجاز مراکز استخراج رمزارز بر بحران تأمین برق ۱۰
۲- اهداف پژوهش ۱۰
۲-۱- تحلیل نقش حضور مولفه استخراج رمزارزها در الگوی مصرف برق ۱۲
۲-۲- مقایسه داده‌های اندازه‌گیری‌شده ۱۴
نتیجه‌گیری ۱۶
جمع‌بندی راهبردی ۱۸
فصل ۲: مبانی نظری و پیشینه پژوهش ۱۹
مقدمه ۲۴
۱- پیشینه پژوهش ۲۴
۲- روش‌های تشخیص NTL ۲۹
۲-۱- روش‌های مبتنی بر تخمین حالت سیستم توزیع ۲۹
۲-۲- روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی ۳۲
۳- معیارهای ارزیابی عملکرد ۳۵
۴- کارهای تحقیقاتی مرتبط ۳۷
۴-۱- روش‌های مبتنی بر داده‌های مصرف ۳۹
۵- نتایج آخرین کارهای تحقیقاتی منتشر شده ۴۱
۵-۱- ویژگی‌ها ۴۱
۵-۱-۱- مصرف ماهیانه کنتورهای قدیمی ۴۱
۵-۱-۲- مصرف کنتورهای هوشمند ۴۲
۵-۱-۳- داده‌های اصلی ۴۲

۵-۱-۴- معیار رتبه‌بندی استحقاق اعتبار مشترکین ۴۳
۶- شبکه‌های عصبی ۴۳
۶-۱- نگاشت‌های خودسازمان‌ده (*SOM*) ۴۴
۷- ماشین‌های بردار پشتیبان (*SVM*) ۴۴
۸- مقایسه مدل‌ها، روش‌ها و مجموعه داده‌ها ۴۵
۹- چالش‌ها ۴۷
۹-۱- نامتعادلی کلاس‌ها و معیارهای ارزیابی عملکرد ۴۷
۹-۲- توصیف ویژگی‌ها ۴۷
۹-۳- کیفیت داده‌ها ۴۸
۹-۴- تغییر متغیر کمکی (تغییر در متغیرهای مستقل) ۴۹
۹-۵- مقیاس‌پذیری ۵۱
۹-۶- مقایسه روش‌های مختلف ۵۱
۱۰- راهکارهای پیشنهادی ۵۱
۱۰-۱- نحوه برخورد با مشکل نامتعادلی کلاس‌های داده و معیارهای ارزیابی ۵۲
۱۰-۲- توصیف ویژگی و مدل‌سازی رفتار زمانی ۵۳
۱۰-۳- اصلاح بایاس مکانی ۵۴
۱۰-۴- مقیاس‌پذیری مدل به میلیون‌ها پروفایل بار کنتورهای هوشمند مشترکین ۵۵
۱۰-۵- لزوم ایجاد یک مجموعه داده واقعی در اختیار عموم محققین ۵۶
۱۱- نتیجه‌گیری ۵۷
فصل ۳: یافته‌های پژوهش و بحث ۶۷
۱- مقدمه ۶۸
۲- مشخصات فنی دستگاه‌های استخراج رمزارز موجود در کشور ۶۸
۲-۱- معرفی شبکه آزمون و زیرساخت اندازه‌گیری آن ۷۰
۳- اجرای تخمین حالت به کمک نرم‌افزار *DIgSILENT* ۷۱
۳-۱- تحلیل سناریوی پایه (هیچگونه برق دزدی در فیدر رخ نداده است) ۷۲
۳-۱-۱- داده‌های ورودی و هسته محاسباتی الگوریتم تخمین حالت ۷۳
۳-۱-۲- تابع هدف الگوریتم تخمین حالت ۷۵
۳-۱-۳- نحوه اجرای ماژول تخمینگر حالت ۷۵
۳-۲- تحلیل سناریوی ۱ (تغذیه مستقیم مزرعه ماینری غیرمجاز از خط ۲۰ کیلوولت) ۷۷
۳-۳- تحلیل سناریوی ۲ (مزرعه ماینری واقع در پست برق بخش صنعتی و پشت کنتور) ۸۲
۳-۴- تحلیل سناریوی ۳ (مزرعه ماینری در ثانویه پست توزیع و پشت کنتور واقع شده) ۸۴
۳-۵- تحلیل سناریوی ۴ (اتصال ماینرها در داخل فضای مشترک برق و بعد از کنتور) ۸۵
۳-۶- بررسی تأثیر شبه‌اندازه‌گیری‌ها بر نتایج تشخیص ماینر غیرمجاز ۸۷

۴- مطالعه فیدر خیزران – پست ساغروان – منطقه گلبهار ۸۹
۴-۱- مشخصات مکانی/جغرافیایی فیدر خیزران ۹۰
۴-۲- کیفیت زیرساخت اندازه‌گیری فیدر خیزران ۹۴
۴-۳- گزارش خروجی از مشخصات فنی فیدر خیزران ۹۷
۴-۴- نتایج اجرای ماژول تخمینگر حالت برای فیدر خیزران ۱۰۱
۴-۵- سناریوهای مختلف برق دزدی ماینرهای غیرمجاز ۱۰۳
فصل ۴: نتیـجه‌گیـری و پیشنـهادها ۱۰۶
مقدمـه ۱۰۷
۴-۱- جـمع‌بنـدی و نتـیجه‌گیـری ۱۰۷
۴-۲- پیشنـهاد برای پروژه‌هـای آتـی ۱۰۸
پیوست: انتشـار مقالـه ۱۱۰
منـابـع ۱۱۲

فهرست شکل‌ها

شکل (۱-۱) : تغییر در ارزش سرمایه بازار بیت‌کوین طی دهه اخیر..... ۵
شکل (۱-۲) : منابع احتمالی تلفات غیرفنی (نقاط حمله یا آسیب‌پذیری) ۱۱
شکل (۱-۳) : درصد تغییرات کمینه مصرف انرژی در روزهای منتخب اردیبهشت برای شرکت‌های توزیع کشور ۱۵
شکل (۲-۱) : معماری تشخیص برق دزدی به روش داده کاوی (و نه مبتنی بر مدل شبکه) ۳۶
شکل (۲-۲) : مشکل توزیع متفاوت متغیرهای ورودی موجود در داده‌های آموزش و آزمایش..... ۴۹
شکل (۲-۳) : مثالی گرافیکی از تأثیر وجود بایاس در تحلیل جامعه آماری مشترکین برق ۵۰
شکل (۳-۲) : یک نمونه دستگاه استخراج رمزارز ۶۹
شکل (۳-۳) : شبکه توزیع آزمون جهت مطالعات تشخیص ماینرهای غیرمجاز..... ۷۰
شکل (۳-۴) : گزارش خروجی مشخصات فنی شبکه توزیع آزمون ۷۰
شکل (۳-۵) : تعریف سناریوهای مختلف جهت معرفی حالات ممکن اتصال مزارع ماینری به فیدر توزیع ۷۱
شکل (۳-۶) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در حالت پایه ۷۲
شکل (۳-۷) : شبکه توزیع آزمون جهت مطالعات تشخیص ماینرهای غیرمجاز..... ۷۳
شکل (۳-۸) : نحوه فعال‌سازی ابزار تخمینگر حالت در محیط نرم‌افزار ۷۶
شکل (۳-۹) : تنظیمات اولیه ابزار تخمینگر حالت ۷۶
شکل (۳-۱۰) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در سناریوی ۱..... ۷۸
شکل (۳-۱۱) : انتخاب متغیرهای حالت توان اکتیو/راکتیو مصرفی بارهای فیدر جهت تخمین..... ۷۸
شکل (۳-۱۲) : نتایج خروجی تخمین حالت فیدر مورد مطالعه..... ۷۹
شکل (۳-۱۳) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۱..... ۸۰
شکل (۳-۱۴) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۱ با فرض نامعلوم بودن محل برق دزدی..... ۸۱
شکل (۳-۱۵) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در سناریوی ۲..... ۸۲
شکل (۳-۱۶) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۲..... ۸۳
شکل (۳-۱۷) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۲ با فرض نامعلوم بودن محل برق دزدی..... ۸۴
شکل (۳-۱۸) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در سناریوی ۳..... ۸۴
شکل (۳-۱۹) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۳..... ۸۵
شکل (۳-۲۰) : نتایج تخمین حالت فیدر توزیع آزمون در سناریوی ۴..... ۸۵
شکل (۳-۲۱) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۴..... ۸۶
شکل (۳-۲۲) : تنظیم مقادیر قرائت و خطای شبه اندازه‌گیری‌های بار L_2..... ۸۷
شکل (۳-۲۳) : نتایج تخمین حالت فیدر توزیع آزمون با فرض مشاهده بار L_2 به صورت شبه‌اندازه‌گیری ۸۸
شکل (۳-۲۴) : گزارش خروجی تخمین حالت فیدر با فرض وجود شبه‌اندازه‌گیری..... ۸۸
شکل (۳-۲۵) : گزینه‌های پیشنهادی نرم‌افزار جهت بررسی رؤیت‌پذیری فیدر ۸۹
شکل (۳-۲۶) : محیط کاربری سامانه مکانمند نیما..... ۹۰

شکل (۳-۲۷) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش الف) ۹۱
شکل (۳-۲۸) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش ب) ۹۱
شکل (۳-۲۹) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش ج) ۹۲
شکل (۳-۳۰) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش د) ۹۲
شکل (۳-۳۱) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش و) ۹۳
شکل (۳-۳۲) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش ه) ۹۳
شکل (۳-۳۳) : نمودار تک-خطی فیدر خیزران ۹۴
شکل (۳-۳۴) : موقعیت نصب ریکلوزر در فیدر خیزران و داده‌های اندازه‌گیری قابل دریافت از آن ۹۵
شکل (۳-۳۵) : موقعیت نصب کلیدهای مانوری فیدر خیزران و داده‌های اندازه‌گیری قابل دریافت از آن‌ها ۹۵
شکل (۳-۳۶) : نحوه دریافت داده‌های اندازه‌گیری فیدر توسط سامانه مرکز دیسپاچینگ شرکت ۹۶
شکل (۳-۳۷) : نمونه‌ای از اطلاعات کنتورهای هوشمند غیردیماندی فیدر خیزران ۹۶
شکل (۳-۳۸) : نمونه‌ای از اطلاعات کنتورهای هوشمند بارهای سنگین (دیماندی) فیدر خیزران ۹۷
شکل (۳-۳۹) : نمودار تک خطی تهیه شده از فیدر خیزران در محیط نرم‌افزار و نحوه اجرای پخش بار برای آن ۹۸
شکل (۳-۴۰) : گزارش از تعداد گره‌ها، خطوط، ترانسفورماتورها و وضعیت تولید، مصرف و تلفات در فیدر خیزران . ۹۸
شکل (۳-۴۱) گزارش خلاصه‌ای از جریان سرفیدر و بارگذاری فیدر خیزران ۹۹
شکل (۳-۴۲) : وضعیت پروفیل ولتاژ فیدر خیزران در شرایط نرمال بهره‌برداری ۹۹
شکل (۳-۴۳) : وضعیت اتصال انواع بارهای فیدر خیزران و نوع کنتور اتصالی آن‌ها ۱۰۰
شکل (۳-۴۴) : مقادیر بارهای دیماندی و غیردیماندی فیدر خیزران ۱۰۰
شکل (۳-۴۵) : مقادیر بارهای دیماندی و غیردیماندی فیدر خیزران ۱۰۱
شکل (۳-۴۶) : رؤیت‌پذیر نمودن فیدر خیزران و نتایج همگرایی الگوریتم تخمین حالت ۱۰۲
شکل (۳-۴۷) : تعریف سناریوهای مختلف برق دزدی ماینرهای غیرمجاز برای فیدر خیزران ۱۰۳

فهرست جدول‌ها

جدول (۱-۱) : رمزارزهای با ارزش سرمایه در بازار بیش از ۱ میلیارد دلار ۶
جدول (۱-۲) : هزینه برق مصرفی تولید یک بیت‌کوین در کشورهای نمونه بر مبنای متوسط نرخ برق هر کشور ۷
جدول (۲-۱) : مدل‌ها، مجموعه داده‌ها و معیارهای ارزیابی عملکرد انواع روش‌های شناسایی مصارف نامتعارف..... ۴۶
جدول (۳-۱) : مقایسه دستگاه‌های استخراج بیت‌کوین موجود در ایران (در شرایط حاضر) ۶۹
جدول (۳-۲) : مشخصات دستگاه‌های اندازه‌گیری نصب شده در فیدر توزیع مورد مطالعه ۷۹
جدول (۳-۳) : مقایسه نتایج تخمین حالت سناریوهای حضور مزرعه ماینری در فیدر خیزران..... ۱۰۴

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

فصل ۱:
معرفـــی پژوهـــش (طـــرح مســـأله)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مقدمــه و مــروری بر ادبیــات موضــوع

مشکلات اقتصادی پدید آمده پس از بحران اقتصادی جهانی در سال ۲۰۰۸، گسترش تحریم‌های تجاری در بین کشورهای جهان، مشکلات سیستم سنتی بانکی و حملات اقتصادی علیه کشورهای در حال توسعه، توجه به راه‌کارهای جدید را بیش از پیش به خود جلب نموده است. برای غلبه بر این مشکلات، تولید رمزارزها (ارزهای رمزنگاری شده‌ی دیجیتال) برای اولین بار در سال ۲۰۰۸ به عنوان یک گزینه جایگزین مطرح شد و در این مدت، استفاده از این نوع ارزها به دلیل سادگی حصول بین جوامع مختلف، به سرعت مورد استقبال قرار گرفت. با این حال، نکته حائز اهمیت این است که فرآیند تولید و استفاده از ارزهای دیجیتال نمی‌تواند به طور کامل توسط دولت‌ها ردیابی شود چرا که اساسا به طور غیرمتمرکز استخراج می‌شوند. بنابراین، استفاده از ارز دیجیتال علاوه بر مزیت گفته شده، باعث ایجاد یکسری مشکلات امنیتی نیز برای دولت‌ها (به ویژه در کشورهای در حال توسعه) خواهد شد.

یکی از متداول‌ترین روش‌های کسب درآمد از ارزهای دیجیتال، استخراج خود رمزارز است چرا که تولید رمزارز در کوچکترین مقیاس خود، به سادگی تنها با یک سخت‌افزار رایانه‌ای قابل انجام است. با این حال، در یک نگاه دقیق‌تر به هزینه-فایده استخراج رمزارز، لازم است مانند هر سرمایه‌گذاری تجاری، هزینه‌های سرمایه‌گذاری و بهره‌برداری کمتر از درآمد حاصل از انجام این کسب‌وکار باشد. اصولا دو مؤلفه مهم در برآورد ارزش افزوده اقتصادی فرآیند استخراج رمزارز، هزینه تأمین سخت‌افزار رایانه‌ای و برق مصرفی تجهیزات خنک‌سازی آن است. از آنجایی که هزینه خرید تجهیزات رایانه‌ای در سراسر جهان تقریبا یکسان است، هزینه برق مصرفی عملا مهمترین عاملی است که درآمد حاصل از تولید رمزارز را تعیین می‌کند و دقیقا به همین دلیل، استفاده از برق غیرقانونی عموما در مواردی که کسب درآمد بالا از استخراج رمزارزها مدنظر باشد، قابل مشاهده است. بنابراین، انتظار می‌رود تولید رمزارزها به سرعت در مناطقی گسترش پیدا کند که با ضعف پایش نهادهای نظارتی یا کنترل‌های ناکافی صنعت برق مواجه هستند. بر این اساس، با توجه به افزایش تعداد رمزارزها و ارزش بازار آنها، نیاز مبرم به ارائه روش‌های شناسایی مزارع استخراج غیرقانونی ارز دیجیتال به منظور کاهش برق دزدی در شبکه به وضوح احساس می‌شود. به همین دلیل نیز، شناسایی مراکز تولید غیرقانونی ارزهای دیجیتال به موضوع تحقیقاتی مهم در سال‌های اخیر تبدیل شده است.

شبکه‌های برق در تمام دنیا بر اساس اطلاعات عملکردی گذشته و پیش‌بینی‌های متعارف، برنامه‌ریزی و بهره‌برداری می‌شوند. در این پیش‌بینی‌ها اصولا سناریوهای خوش‌بینانه، واقع‌بینانه و بدبینانه تعریف و مورد مطالعه قرار می‌گیرند. در سال ۱۴۰۰، میزان رشد مصرف برق مشاهده شده در کشور ما، حتی با بدبینانه‌ترین سناریوهای پیش‌بینی‌شده، فاصله زیادی داشتند. مصرف برق کشور در ماه‌های تابستان از آنچنان رشد بی‌سابقه‌ای برخوردار گردیده که تبدیل به یک رکورد شده است. میزان و رشد مصرف برق از ابتدای سال ۱۴۰۰ و مقایسه آن با سالیان گذشته، نشان‌دهنده حالت خاص و استثنایی سال ۱۴۰۰ است. تداوم این میزان رشد به معنای ۵ برابر بودن آن نسبت به پیش‌بینی‌های متعارف است که مواجهه با کمبود عرضه برق در این شرایط را نه فقط در ایران بلکه در هر کشور توسعه‌یافته‌ای نیز اجتناب‌ناپذیر خواهد نمود؛ زیرا رشد مصرف تقریبا ۲۰ درصدی طی یک سال اساسا با اصول برنامه‌ریزی و طراحی شبکه‌های برق سازگار نیست و انتظار می‌رفت این میزان رشد بار مجموعا طی حداقل ۵ سال در شبکه برق ایران رخ دهد. افزایش

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

زودهنگام و شدید دمای هوا تا ۵ درجه و در مدار قرار گرفتن زودهنگام سیستم‌های سرمایشی، راه‌اندازی زودهنگام چاه‌های کشاورزی به دلیل کاهش بارش‌ها و روان‌آبهای سطحی و رشد تولید و افزایش مصرف برق صنایع بزرگ در کنار عامل کمتر شناخته شده "استفاده فزاینده از ماینرها[1] و تجهیزات استخراج[2] رمزارز[3]" به عنوان عوامل اصلی رشد مصرف برق در سال ۱۴۰۰ مطرح هستند.

۱-۱- بیان مسئله و ضرورت اجرای پژوهش

با توجه به ضرورت بررسی دقیق موضوع افزایش مصرف و شناسایی اثرات هر یک از عوامل برشمرده شده، در این پژوهش به مولفه رمزارزهای غیرمجاز پرداخته شده است.

کسری تأمین برق مورد نیاز کشور در تابستان ۱۴۰۰ علل مختلفی دارد:

- دسته اول، ساختاری بوده و ماهیت بلندمدت دارند چرا که عمدتا مربوط به عدم‌توازن در اقتصاد برق، تغییر رفتار مصرف‌کننده بخش‌های مختلف به دلیل قیمت‌های پایین برق و کاهش انگیزه سرمایه‌گذاری در صنعت برق می‌باشند.
- دسته دوم، ماهیت میان‌مدت دارند و بر اثر تحریم‌ها و تأثیر آنها بر سرمایه‌گذاری لازم در ساخت نیروگاه‌ها حاصل شده است.
- دسته سوم، کوتاه‌مدت هستند و ماهیت بحران‌زای آنها به شدت تهدیدکننده است. مهمترین متغیر از این دسته، رشد فعالیت مراکز تولید غیرمجاز رمزارز در کشور است.

مطابق استدلال گزارش [۱]، بخش مهمی از بحران فعلی نتیجه وضعیت تولید رمزارزهاست؛ و مهمتر آنکه این عامل صرفا تحت تأثیر دمای هوا (نظیر مصرف سرمایشی) و ساعات روز (نظیر مصرف بخش خانگی و تجاری) نیست و می‌تواند به عارضه دائم نظام مصرف برق کشور تبدیل شود.

این بخش همچنین به مانند بخش صنایع بزرگ یا کشاورزی آشکار نبوده و تحت تسلط برنامه‌ریز و سیاست‌گذار نیست و نمی‌توان در مواقع بحرانی فرمان به خروج آن از مدار داد. این خصائص را باید در کنار این واقعیت گذاشت که سود حاصل از تولید رمزارز به اندازه‌ای زیاد است که هر نوع فعالیت اقتصادی مصرف‌کننده برق را نیز تحت تأثیر قرار داده و موجبات ترجیح اختصاص مصرف برق به تولید رمزارز به سایر مصارف مولد اقتصادی را فراهم ساخته است.

1 Miners
2 Mining
3 Cryptocurrency

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

تولید رمزارز همچنین می‌تواند در مقیاس‌های خرد تا کلان و با دانش فنی اندک توسط عمده گروه‌های جامعه و فعالان سوداگری صورت گیرد. جمیع این خصائص، یعنی وابسته نبودن به زمان در طول سال، ساعت در طول روز، و امکان توسعه و گسترش آن در همه بخش‌های جامعه و حتی در منازل، به علاوه سود سرشار ناشی از تولید آن، تجهیزات غیرمجاز[1] رمزارز را به تهدید راهبردی برای صنعت برق و انرژی ایران تبدیل و پیامدهای سنگینی بر آن مترتب نموده است.

گزارش [۱] نشان می‌دهد که مسأله و بحران برق در تابستان ۱۴۰۰ تا چه اندازه از تولید رمزارزها ناشی شده و چرا نظام حکمرانی باید با تمرکز کافی و با حساسیت این مسأله را پیگیری و درمان نماید. به همین دلیل، شناسایی مراکز تولید غیرقانونی ارزهای دیجیتال به یکی از مهمترین موضوعات تحقیقاتی در سال‌های اخیر تبدیل شده است. لذا نیاز است شرکت‌های توزیع برق علاوه بر روش‌های سنتی، از روش‌های جدید نیز برای کشف مصارف نامتعارف و غیرقانونی برق (به ویژه، برق دزدی)[2] بهره ببرند. مناطقی که تولید غیرمجاز ارزهای دیجیتال در آنجا بیشتر انجام می‌شود، دارای تلفات برق زیادتری هستند و اثربخشی روش‌های سنتی برای شناسایی *مزارع استخراج ارزهای دیجیتال*[3] در این مناطق کافی نیست. بنابراین، معرفی روش‌های نوآورانه برای شناسایی مراکز غیرمجاز تولید رمزارز لازم و ضروری است.

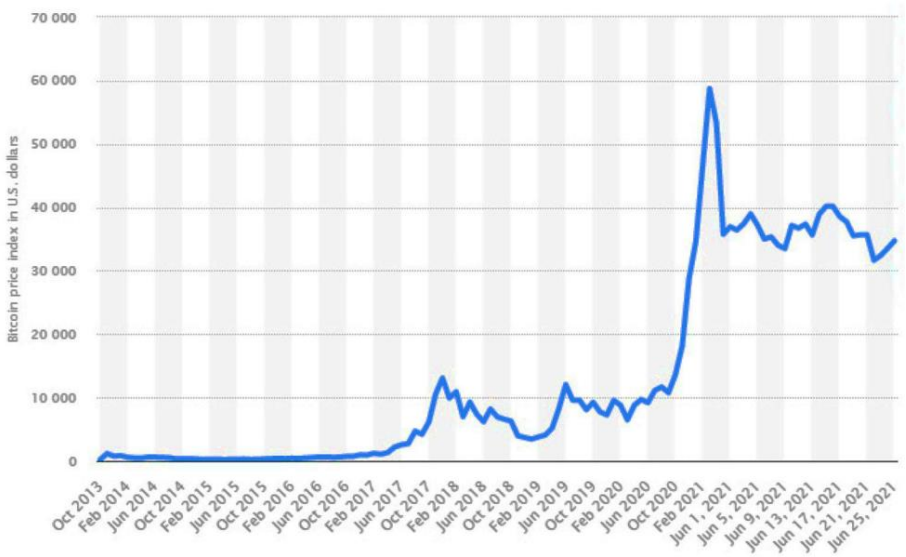
۱-۲- معرفی ارزهای دیجیتال با تأکید بر بیت‌کوین[4]

امروزه بیش از ۱۳۰ ارز دیجیتال با ارزش بازار بیش از ۱۰۰ میلیون دلار وجود دارد اما در میان آنها بیت‌کوین مورد استقبال بیشتری قرار گرفته و لذا بیشترین ارزش بازار را نیز دارد [۲]. از نظر تاریخی، در سال ۲۰۰۸، دنیا برای اولین بار توسط یک مقاله منتشر شده توسط یک هکر (یا هکرها) به نام ساتوشی ناکاموتو[5] [۳] با یک ارز دیجیتال به نام بیت‌کوین آشنا شد. این رمزارز محبوبیت خود را از زمان عرضه‌اش به بازار در ژانویه ۲۰۰۹ به شدت افزایش داده است. ناکاموتو بیت‌کوین را به عنوان یک سیستم غیرمتمرکز و همتا به همتا (P2P)[6] تعریف کرد که دارندگان پول را مستقیما و بدون هیچ سرور یا وابستگی به مرجع متمرکزی به هم متصل می‌کند.

دلیل اینکه بیت‌کوین در حال حاضر به عنوان مهمترین نوع رمزارزها شناخته می‌شود آن است که ادعا شده این رمزارز یک واحد ارزی مستقل از دولت بوده و هدف آن این است که تمام فرآیندهای تولید و تأیید خود را مستقل از دولت اجرا می‌کند. بیت‌کوین از زمان عرضه به بازار در ژانویه ۲۰۰۹ به سرعت رشد کرده است و ارزش کل بازار آن در سال ۲۰۲۱ از ۶۲۷ میلیارد دلار فراتر رفته است [۴]. شکل (۱-۱) تغییر ارزش بازار بیت کوین را طی دهه اخیر نشان می‌دهد.

[1] Illicit
[2] Electricity theft
[3] Cryptocurrency mining farms
[4] Bitcoin
[5] Satoshi Nakamoto
[6] Peer-to-Peer

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۱-۱) : تغییر در ارزش سرمایه بازار بیت‌کوین طی دهه اخیر [۵]

بسیاری از رمزارزها پس از بیت‌کوین پدید آمدند که همه آنها مجموعا آلت‌کوین[۱] نامیده می‌شوند [۶]. اتریوم (ETH)[۲]، ریپل (XRP)[۳]، استلار (XLM)[۴] و ای-اُ-اس (EOS)[۵] آلت‌کوین‌های اصلی هستند. رمزارزها به دلیل مزایای مختلفی که دارند، به سرعت مورد استقبال کاربران قرار گرفتند؛ از جمله این مزایا می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- رمزارزها توسط دولت یا یک مقام مرکزی قابل نظارت نیستند زیرا اساسا برای محرمانه بودن طراحی شده‌اند.
- نمی‌توان از مالکین آنها مالیات گرفت زیرا دولت‌ها نمی‌توانند آنها را ردگیری کنند.
- اطلاع از وضعیت انتقال وجه و مبالغ متعلق به کاربران رمزارزها توسط هیچ کاربر دیگری غیر از خودشان ممکن نیست.
- رمزارزها از این منظر که به طور فیزیکی مبادله نمی‌شوند، ریسک‌های حفظ امنیتی را کاهش می‌دهند.

علاوه بر تمام مزایای استفاده از رمزارزها در مبادلات مالی، معایب اجتماعی قابل توجهی نیز برایشان متصور است. از آنجا که رمزارزها نمی‌توانند توسط دولت یا یک مرجع مرکزی ردگیری و پیگیری شوند، پیش‌بینی می‌شود این رمزارزها به طور فراگیری در فعالیت‌های غیرقانونی به کار گرفته شوند.

[1] Altcoin
[2] Ethereum
[3] Ripple
[4] Stellar
[5] Electro-Optical System

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

به طور متوسط درآمد روزانه بیت‌کوین در حدود ۸ میلیون دلار است با این حال، نه تنها ارزش بازار بیت‌کوین بلکه ارزش بازار ارزهای دیجیتال جایگزین (یعنی، آلت‌کوین) نیز روز به روز در حال افزایش است. نکته قابل توجه اینکه تا ژوئن ۲۰۲۱، ارز دیجیتال با ارزش بازار بیش از ۱ میلیارد دلار وجود داشت. جدول (۱-۱) ارزهای دیجیتال با ارزش بازار بیش از ۱۰ میلیارد دلار را نشان می‌دهد. دقیقا به همین دلیل است که امروزه بسیاری از کاربران و مردم جامعه برای کسب درآمد از صنعت ارزهای دیجیتال که ارزش بازار بالایی دارد، استخراج رمزارز انجام می‌دهند.

جدول (۱-۱) : رمزارزهای با ارزش سرمایه در بازار بیش از ۱ میلیارد دلار [۵]

رمزارز	ارزش سرمایه در بازار (میلیون دلار)
بیت‌کوین (Bitcoin)	*627,917*
اتریوم (Ethereum)	*216,125*
Tether	*62,544*
Binance Coin	*44,299*
Cardano	*42,849*
Dogecoin	*32,301*
XRP	*29,365*
USD Coin	*25,555*
Polkaot	*14,463*

۱-۳- مصرف انرژی الکتریکی استخراج بیت‌کوین

در روزهای اولیه معرفی بیت‌کوین، پردازش لازم جهت استخراج بیت‌کوین چندان پیچیده و دشوار نبود و لذا این فرآیند به سادگی می‌توانست با رایانه‌های معمولی انجام شود؛ اما اکنون بار محاسباتی و پردازشی لازم به منظور استخراج بیت‌کوین بسیار افزایش پیدا کرده است و تولید آن مستلزم استفاده از تعداد بیشتری پردازشگر و سخت‌افزار رایانه‌ای قدرتمند است و همین امر، انرژی مورد نیاز برای استخراج این نوع رمزارز را به شدت افزایش داده است. لازم به ذکر است، اگرچه در حال حاضر فناوری‌های پردازشی کم‌مصرف برای تولید ارزهای دیجیتال توسعه یافته‌اند اما همچنان انرژی الکتریکی مورد نیاز برای تولید یک بیت‌کوین قابل توجه بوده و رو به افزایش است.

انرژی مورد نیاز برای تولید یک بیت‌کوین تقریبا معادل با انرژی مصرفی یک واحد مسکونی طی یک بازه یک هفته‌ای است. با توجه به مصرف انرژی سالانه کشورها، کل انرژی مصرفی برای تولید بیت‌کوین در سراسر جهان از مصرف انرژی ۱۵۰ کشور پیشی گرفته است. اگر کل انرژی صرف شده برای بیت‌کوین به عنوان انرژی مصرفی یک کشور تلقی شود، بیت‌کوین در بین کشورها در جایگاه ۴۸اُم قرار می‌گیرد. این موضوع نشان می‌دهد که انرژی مورد نیاز برای تولید بیت‌کوین تا چه حد قابل توجه است به گونه‌ای که از منظر نگرانی‌های زیست محیطی، افزایش استفاده از رمزارزها در

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مبادلات تجاری کشورها باعث انتشار فزاینده آلاینده CO_2 نیروگاه‌های برق و در نتیجه اثرات نامطلوب زیست‌محیطی برای کره زمین خواهد شد.

با توجه به اینکه یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های هزینه‌کرد تولید بیت‌کوین، هزینه برق مصرفی آن می‌باشد، تولیدکنندگان این رمزارز به منظور دستیابی به درآمد بالاتر به دنبال راهکاری هستند که هزینه انرژی الکتریکی مصرفی تجهیزات پردازشی و خنک‌سازی استخراج را تا حد امکان و با هر روش ممکنی کاهش دهند. علاوه بر این، مراکز داده‌ای که بیت‌کوین در آن تولید می‌شود باید تا حد امکان خنک شوند تا مؤثرتر عمل کنند در حالی که، خنک‌سازی این مراکز داده بسیار انرژی‌بر است. بر این اساس، برخی از تولیدکنندگان بیت‌کوین و مالکین ماینر، راهکار پیاده‌سازی استخر استخراج را کارآمدتر از تولید انفرادی و محلی ماینرها می‌دانند چرا که با استفاده از این راهکار عملا می‌توانند با مصرف برق کمتر، درآمد بیشتری برای مجموعه استخر ماینرهای خود کسب کنند.

بنابراین، کشورها و مناطقی که دارای شرایط آب و هوایی سرد و قیمت واحد انرژی پایینی هستند اساسا بهترین گزینه برای استقرار مزارع ماینری و تولید بیت‌کوین محسوب می‌شوند؛ بدیهی است احتمال برق دزدی جهت تولید بیت‌کوین در نقطه مقابل این شرایط یعنی مناطقی که شرایط آب و هوایی گرم و قیمت برق بالایی دارند، بیشتر خواهد بود.

هزینه برآوردی استخراج یک بیت‌کوین در برخی کشورهای نمونه و با در نظر گرفتن متوسط قیمت برق‌شان در جدول (۱-۲) آمده است. نکته حائز اهمیت این است که چنانچه انرژی مورد نیاز برای تولید ارز دیجیتال از راه‌های غیرقانونی به صورت رایگان تامین شود (مانند برق دزدی)، عملا هزینه تأمین انرژی صفر خواهد شد لذا انتظار می‌رود که تولید ارزهای دیجیتال در کشورهایی که استفاده غیرقانونی از برق در آنها گسترده است، رایج باشد.

جدول (۲-۱) : هزینه برق مصرفی تولید یک بیت‌کوین در کشورهای نمونه بر مبنای متوسط نرخ برق هر کشور [۵]

کشور	هزینه استخراج یک بیت‌کوین (دلار)
چین	۳۱۷۲
گرجستان	۳۳۱۶
کانادا	۳۹۶۵
روسیه	۴۶۷۵
امریکا	۴۷۵۸
ترکیه	۴۹۸۴
انگلستان	۸۴۰۲
ایتالیا	۱۰۳۱۰
آلمان	۱۴۲۷۵
کره جنوبی	۲۶۱۷۰

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در اینجا توجه به این نکته نیز حائز اهمیت است که اساسا مهم نیست که قیمت برق چقدر پایین باشد، تولیدکنندگان رمزارز اصولا قادر نیستند با کسانی که به طور غیرقانونی از برق برای استخراج رمزارز استفاده می‌کنند، رقابت کنند.

۱-۴- انتشار CO_2 ناشی از استخراج ارزهای دیجیتال

تولید ارزهای دیجیتال به دلیل مصرف بالای انرژی الکتریکی، انتشار CO_2 قابل توجهی ایجاد می‌کند. هر بیت‌کوین موفقی که تولید می‌شود تقریبا ۳۵۶.۸۶ کیلوگرم گاز CO_2 آزاد می‌کند. مقدار CO_2 آزاد شده در سال برای تولید بیت‌کوین ۳۵۸۳۰ کیلوتن برآورد شده است [۵]. مطالعات جامع کمی در مورد مصرف انرژی و انتشار CO_2 سایر رمزارزها وجود دارد. با این حال، تخمین زده می‌شود که سایر آلت‌کوین‌ها باعث مصرف انرژی و انتشار CO_2 مشابه بیت‌کوین می‌شوند. در یک تحلیل سرانگشتی، با توجه به اینکه مصرف انرژی بیت‌کوین به تنهایی بیش از مصرف برق بسیاری از کشورهای دنیا گزارش شده است، واضح است که حجم انتشار CO_2 کل ارزهای دیجیتال نیز بسیار بالا و قابل‌توجه خواهد بود.

با استفاده از کنوانسیون چارچوب سازمان ملل متحد در مورد تغییر آب و هوا و پروتکل کیوتو، بسیاری از دولت‌ها موافقت‌نامه‌هایی را برای کاهش انتشار CO_2 امضا کرده و متعهد به اتخاذ تدابیر مختلف برای کاهش آن شده‌اند. لذا همکاری همه‌جانبه بین کشورها برای کاهش انتشار CO_2 ناشی از تولید رمزارزها امری ضروری است.

۱-۵- نمونه اقدامات شناسایی استخراج رمزارزهای غیرمجاز در دنیا

همان طور که اشاره شد، بسیاری از تولیدکنندگان غیرمجاز رمزارز اغلب به صورت برق دزدی، انرژی الکتریکی مورد نیاز ماینرهای خود را تأمین می‌کنند. با یک جستجوی ساده در اینترنت می‌توان به گزارش‌های بسیاری در این خصوص دست پیدا کرد. به عنوان مثال، یک تولیدکننده بیت‌کوین در چین در یک مرکز تولیدی که با استفاده از ۲۰۰ رایانه احداث شده بود، به تنهایی ۱۵۰ مگاوات ساعت برق غیرقانونی مصرف کرده بود. در هلند، در پنج سال گذشته آمار برق دزدی در مزارع ماینری ۲۰ درصد افزایش یافته است. در مورد دیگری در همین کشور، یکی از مدیران شرکت IT به دلیل راه‌اندازی مخفی یک مزرعه استخراج رمزارز در اتاق سرور شرکت، اخراج شد. در روسیه، چندین دانشمند دستگیر شدند که مشخص شد از استخراج بیت‌کوین در سرورهای یک مرکز محرمانه تولید کلاهک هسته‌ای استفاده کرده‌اند. همچنین، در ترکیه گزارش شده است که مالکین ماینرها عمدتا از انشعابات برق تأسیسات آبیاری که توسط دولت این کشور صرفا برای آبیاری زمین‌های کشاورزی اختصاص یافته است، به طور غیرقانونی جهت تولید بیت‌کوین استفاده می‌کنند. علاوه بر این، بسیاری از این افراد حتی از تعرفه‌های حمایتی دولت برای مصرف برق بخش کشاورزی و دامداری نیز برای تولید بیت‌کوین‌ها بهره برده‌اند.

در سراسر جهان، دولت‌ها سالانه حدود ۹۰ میلیارد دلار بابت مصرف برق غیرمجاز متضرر می‌شوند و انگیزه برق دزدی در استخراج غیرقانونی ارزهای دیجیتال ریسک و نگرانی این موضوع را در کل دنیا دوچندان کرده است. لذا به نظر

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

می‌رسد بایستی سیاست‌گزاری‌های کلانی جهت محدود نمودن سطح استخراج غیرمجاز ارزهای دیجیتال اتخاذ گردد ضمن اینکه به موازات آن، لازم است راهکارهایی فنی جهت شناسایی محل مزارع تولید غیرمجاز رمزارزها در دستور کار صنعت برق دولت‌ها (به ویژه کشورهای در حال توسعه) قرار گیرد.

۱-۵-۱- روش‌های سنتی شناسایی ماینرهای غیرمجاز

در کشورهایی مانند الجزایر و ویتنام که تولید ارزهای دیجیتال ممنوع است یا کشورهای دیگر مانند دانمارک که مشمول مقررات قانونی هستند، نحوه شناسایی تولید غیرمجاز رمزارزها یک مسأله جدی محسوب می‌شود [۵]. امروزه شرکت‌های توزیع برق از روش‌های مختلفی برای کشف تأسیسات غیرقانونی تولید ارزهای دیجیتال استفاده می‌کنند. رایج‌ترین این روش‌ها این است که الگوی مصرف برق مصرف‌کنندگان مطابق نوع فعالیت آنها (خانگی، تجاری، صنعتی) جمع‌آوری شده و با نمونه‌های گذشته خود مقایسه می‌شوند. در صورتی که دامنه الگوی مصرف انرژی این بارها بسیار بیشتر از مقدار نرمال گذشته‌شان باشد، این موارد مشکوک تلقی شده و پس از اخذ مجوزات قانونی و حقوقی، تجهیزات مصرف‌کننده مورد بازرسی و بررسی قرار می‌گیرد. متأسفانه تولیدکنندگان غیرمجاز ارزهای دیجیتال برای مقابله با این اقدام شرکت‌ها، محل استقرار مزارع ماینری خود را به مناطق پر مصرف انرژی (مانند ساختمان‌های قدیمی کارخانه‌ها) منتقل می‌کنند تا بدین وسیله تشخیص الگوی مصرفی‌شان بسیار سخت شود. به عبارت دیگر، ریسک تولید غیرمجاز رمزارزها در مناطقی با نرخ تلفات الکتریکی بالا می‌تواند بسیار زیاد باشد زیرا کنترل مشترکین برق در مناطقی که تلفات فنی زیاد است، اساسا امری بسیار دشوار تلقی می‌شود.

به عنوان یک راهکار سنتی دیگر، بهره‌برداران شرکت‌های توزیع برق سعی می‌کنند مقدار انرژی توزیع‌شده به یک منطقه خاص را با میزان مصرف انرژی اندازه‌گیری شده‌ی موجود مقایسه نمایند و بر مبنای آن، هر گونه تشخیص افزایش نامتعارف در مصرف را در گام نخست مشکوک تلقی نمایند. سپس، با تجزیه و تحلیل دقیق داده‌ها، با اطمینان بیشتری اعلام نمایند که آیا استخراج غیرمجاز رمزارز در حال وقوع بوده یا خیر.

با این حال، این احتمال وجود دارد، تجهیزات جدیدی که به منظور پایش شبکه و جمع‌آوری داده‌های اندازه‌گیری توسط شرکت‌های توزیع برق نصب شده‌اند، از سوی افرادی که به‌طور غیرقانونی از برق استفاده می‌کنند، از بین رفته و یا به صورت الکترونیکی یا حملات سایبری غیرفعال شوند. به عنوان مثال، در یکی از مناطق کشور ترکیه که دارای بالاترین نرخ تلفات برق است (حدودا ۶۴ درصد)، ۵ میلیون دلار برای نصب تجهیزات اندازه‌گیری و پایش جهت کاهش تلفات برق هزینه شد اما همگی آنها توسط اقدامات خرابکارانه انسانی، از بین رفتند [۵].

نکته بسیار مهم دیگر اینکه برای تشخیص تولید غیرمجاز رمزارزها لازم است در وهله اول مجوز ورود به املاک خصوصی مشترکین مشکوک صادر شود. در بسیاری از کشورها، بازرسی قانونی املاک خصوصی مردم تنها در صورت وجود شواهد قوی انجام می‌شود و در غیر این صورت، تبعات حقوقی دیگری متوجه شرکت توزیع خواهد شد. همه این

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مشکلات در شناسایی و جلوگیری از حضور غیرمجاز ماینرها نشان می‌دهد که نیاز به ارائه راه‌حل‌های نوآورانه نسبت به اتخاذ روش‌های سنتی است؛ موضوعی که در این کار تحقیقاتی بدان توجه شده است.

۱-۶- اثر فعالیت غیرمجاز مراکز استخراج رمزارز بر بحران تأمین برق

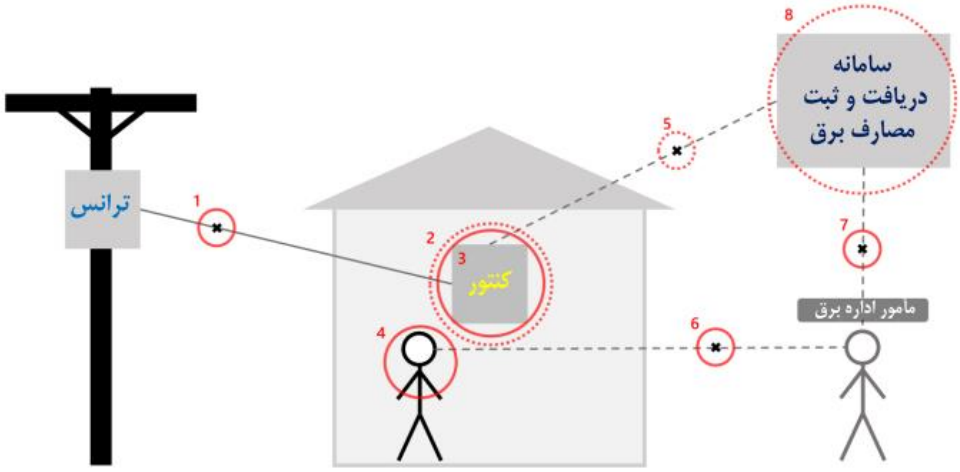
صنعت برق ایران اگرچه تحت تأثیر متغیرهای ساختاری بلندمدت (نظیر اقتصاد نامتوازن این صنعت) و عوامل میان‌مدت (نظیر کاهش سرمایه‌گذاری‌ها) بوده، اما مقادیر افزایش در رشد مصرف برق نشان می‌دهد که عاملی کوتاه‌مدت به شدت تعادل تولید و مصرف برق را تحت‌تأثیر قرار داده است. گزارش [۱] به استناد آمارهای مصرف برق استدلال می‌کند که این عامل کوتاه‌مدت و بسیار تعیین‌کننده "تولید غیرمجاز رمزارزها" است و می‌تواند پایداری صنعت برق را به شدت تهدید کند.

۲- اهــداف پژوهــش

با توجه به توسعه زیرساخت پایش و اندازه‌گیری شبکه توزیع برق استان خراسان رضوی و شهر مشهد در سال‌های اخیر که اساسا در راستای سیاست‌های هوشمندسازی شبکه توزیع برق کشور بوده و منتج به نصب تعداد قابل توجهی از کنتورهای هوشمند فهام در سطح فشار متوسط و فشار ضعیف این شبکه شده، امکان پایش و رؤیت‌پذیری بهتری برای کنترل‌پذیری سیستم توزیع فراهم شده است. از طرف دیگر، با توجه به قیمت پایین برق برای مصارف خانگی و تجاری و حتی شهرک‌های صنعتی فرصت کسب درآمد سودجویانه برای برخی از مشترکین فراهم شده است به گونه‌ای که با نصب تجهیزات استخراج رمزارز منافع درآمدی خود را به صورت نادرست افزایش می‌دهند.

از آنجایی که تعداد این مصارف غیرمجاز به طور قابل توجهی رو به افزایش است و در سطح کلان توانسته مشکلات عدیده‌ای از نظر فنی بر تأمین پیک بار مصرفی شبکه و از نظر کیفیت توان اثرات مخربی بر تجهیزات شبکه ایجاد کند، یکی از دغدغه‌ها و چالش‌های بهره‌برداران شرکت‌های توزیع برق، شناسایی و تعیین محل نصب ماینرهای غیرمجاز به کمک داده‌های دستگاه‌های اندازه‌گیری به ویژه کنتورهای هوشمند می‌باشد. بر این اساس، هدف از حضور در این فرصت مطالعاتی، تمرکز بر پیاده‌سازی الگوریتم‌های کاربردی شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف با تأکید بر تجهیزات ماینر غیرمجاز می‌باشد؛ به طور خلاصه، در این فرصت پژوهشی قصد داریم الگوریتم‌های تشخیص و شناسایی مصارف غیرمجاز را به صورت مدل‌های ریاضی تخمین حالت و یا مدل‌های مبتنی بر داده به ویژه به کمک روش‌های علوم داده مانند یادگیری ماشین و داده‌کاوی پیاده‌سازی عملیاتی نماییم.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۲-۱) : منابع احتمالی تلفات غیرفنی (نقاط حمله یا آسیب‌پذیری)

شکل (۱-۲)، منابع احتمالی تلفات غیرفنی در سطح فشار متوسط تا فشار ضعیف شبکه‌های توزیع برق را نشان می‌دهد. در این شکل، خط پیوسته نشان‌دهنده اتصال الکتریکی فیزیکی است و خطوط خط‌چین نشان‌دهنده کانال‌های ارتباطی و مخابراتی است.

- **نقطه ۱)** به خط توزیع بین ترانسفورماتور ولتاژ متوسط/ ولتاژ پایین (MV/LV) یا ولتاژ پایین/ ولتاژ پایین (LV/LV) و مشترک برق اشاره می‌کند؛
- **نقطه ۲)** به نرم‌افزار کنتور (هوشمند) اشاره می‌کند.
- **نقطه ۳)** به سخت‌افزار و اجزای فیزیکی کنتور (اندازه‌گیر) اشاره می‌کند.
- **نقطه ٤)** به شخص مشترک برق (و اقدامات خرابکارانه احتمالی وی) اشاره می‌کند.
- **نقطه ٥)** به کانال ارتباطات بین کنتور و شرکت توزیع (قرائت راه دور) اشاره می‌کند.
- **نقطه ٦)** به ارتباط (تبانی) بین مشترک و کارمند شرکت (یا مأمور قرائت) اشاره می‌کند.
- **نقطه ۷)** به کانال ارتباطی بین کارمند و پایگاه ثبت داده‌های قرائت؛ و
- **نقطه ۸)** به سیستم‌های اطلاعاتی شرکت توزیع در خصوص ثبت و ضبط داده‌های قرائت مصرف مشترکین اشاره می‌کند.

بدین ترتیب عنوان اصلی فرصت مطالعاتی صنعتی شناسایی و تشخیص مصارف نامتعارف برق با تأکید بر تجهیزات غیرمجاز استخراج رمزارزها (ماینرها) به کمک داده‌های کنتورهای هوشمند و الگوریتم‌های کاربردی یادگیری ماشین"

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

می‌باشد که جزو اولویت‌های تحقیقاتی سال ۱۴۰۰ شرکت توزیع برق استان خراسان رضوی بوده و بنا بر موافقت مدیر دفتر تحقیقات این شرکت جهت انجام پژوهش کاربردی در دوره فرصت مطالعاتی پیشنهاد شده است.

۲-۱- تحلیل نقش حضور مولفه استخراج رمزارزها در الگوی مصرف برق

از آنجایی که قیمت برق در کشور ما در مقایسه با سایر کشورهای دنیا بسیار پایین می‌باشد متاسفانه ارزش واقعی این کالا همچنان توسط عموم جامعه به طور ملموس شناخته نشده است و این در حالی است که در اکثر کشورهای دنیا به ویژه کشورهای توسعه‌یافته نگاه صرفه‌جویانه‌ای به مصرف برق به دلیل درک صحیح از هزینه تمام شده بالای آن وجود دارد. بر این اساس، قیمت‌های پایین برق از یکطرف و پایش ضعیف شبکه توزیع برق از طرف دیگر، اخیرا فرصت‌های سودجویانه‌ای را در داخل کشور برای کسب درآمد از استخراج رمزارزها توسط تجهیزاتی موسوم به ماینر ایجاد نموده است.

بررسی ادبیات و تاریخچه موضوع نشان می‌دهد که چالش مصارف غیرمجاز مربوط به رمزارزها تنها در کشور ما به صورت یک معضل جدّی نمود پیدا کرده است و در گزارش‌ها و مقالات علمی، بحث تشخیص محل استخراج غیرمجاز رمزارز و شناسایی مکان ماینرهای غیرمجاز در سطح شبکه‌های توزیع برق به عنوان موضوع مورد دغدغه صنعت برق و ارائه راهکار توسط محققین دنیا اساسا مطرح نشده است. با این حال، مصارف غیرمجاز با تعاریف و اصطلاحاتی همچون برق دزدی (اصطلاح مرسوم در شبکه‌های سنتی و فعلی برق) و یا اخیرا حملات سایبری و خرابکارانه جهت کسب درآمد بیشتر (در شبکه‌های توزیع هوشمند و سایبرفیزیکی آینده) به عنوان یک معضل اساسی در صنعت توزیع برق بسیاری از کشورهای دنیا وجود داشته و گزارش شده‌اند و برای مقابله و رفع آن، مدل‌ها و الگوریتم‌هایی پیشنهاد شده است که در این پروژه سعی می‌شود به این موارد نیز پرداخته شود.

از طرف دیگر، با توجه به ضرورت بهبود و ارتقاء زیرساخت اندازه‌گیری و پایش شبکه‌های توزیع برق و متعاقبا بهره‌مند شدن شرکت‌های توزیع برق از ابزارهای نرم‌افزاری تصمیم‌گیری، معضلات و چالش‌های مربوط به تلفات غیرفنی و مصارف غیرمجاز که بخش عمده‌ای از دغدغه‌های فنی (تأمین پیک بار) و اقتصادی (خرید به صرفه و کافی از بازار برق) محسوب می‌شوند، به طور یقین مرتفع خواهند شد. اهمیت این موضوع پیش از این در بخش قبلی گزارش پروژه بیان شد با این حال، در ادامه تنها به شرح مختصری از مزایای مختلف انجام موفق این پروژه از ابعاد مختلف بسنده می‌شود:

- **از منظر فنی:** مدیریت کارآمد بار و پایش بهینه مصارف شبکه توزیع و پاسخ مناسب و سریع نسبت به ریسک‌های احتمالی؛
- **از منظر اجتماعی:** در یک برنامه اجرایی جامع، سبب مدیریت بهتر خاموشی‌های مناطق و پیک بار و جلب رضایت بیشتر مشترکین؛

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

- **از منظر اقتصادی:** خرید بهینه انرژی از بازار برق با حذف هزینه‌های مترتب از مصارف مزارع ماینری استخراج غیرمجاز رمزارزها؛
- **از منظر زیست‌محیطی:** دقت بالاتر در برآورد پیک تقاضای مصرف و ارائه برنامه‌های دقیق‌تر خرید انرژی از سوی شرکت‌های توزیع (خریداران عمده بازار) به طور یقین سبب برنامه‌ریزی فنی و اقتصادی بهینه ورود و خروج واحدهای نیروگاهی کشور شده و در نتیجه مصرف سوخت کمتر و متعاقبا تولید آلاینده‌های کمتر زیست‌محیطی را به همراه خواهد داشت.

به طور کلی، اقدامات پایش (و یا تخمین) دقیق مصارف برق در سطح شبکه توزیع باعث فراهم شدن فرصت مدیریت بهتر بار و در نتیجه بهبود وضعیت بهره‌برداری فنی و اقتصادی شبکه و حتی کنترل‌پذیری آسان‌تر تجهیزات و منابع تولید/مصرف انرژی خواهد شد و در یک نگاه کلی، منافع کلانی را در سطح جامعه و کشور برای صنعت برق به همراه خواهد داشت. در ادامه، مرور برخی نکات ارائه شده در گزارش وزارت نیرو [۱] که به تحلیل وضعیت نفوذ رمزارزها در کل شبکه برق کشور پرداخته است، می‌تواند مفید واقع شود:

۱. دستگاه‌های اندازه‌گیری نصب‌شده در مبادی ورودی شرکت‌های توزیع برق امکان ثبت مصرف ساعتی هر شرکت توزیع را فراهم می‌کنند.

۲. اندازه مصرف برق در تولید رمزارزها را باید با مقایسه میزان مصارف برق در سال ۱۴۰۰ با مصارف برق درسال‌های ۱۳۹۸ و ۱۳۹۹ انجام داد. دلایل این مقایسه عبارتند از:

- میانگین رشد سالیانه مصرف برق تجاری، خانگی و صنعتی مشخص است و هرگونه رشد غیرمتعارف مصرف به عامل مصرف‌کننده خارج از این مصارف متعارف مربوط می‌شود.
- میزان مصارف بخش خانگی و تجاری تابع ساعات شبانه‌روز است و در ساعات شب (بالاخص بین نیمه‌شب تا صبحگاه) به شدت کاهش می‌یابد.
- با کنار گذاشتن مصرف بخش صنعتی (که مصرف آن به صورت برخط و لحظه‌ای قابل اندازه‌گیری است) و لحاظ کردن کاهش مصرف بخش خانگی و تجاری در ساعات نیمه‌شب، می‌توان مصارف بالا در این ساعات را به عامل مصرف‌کننده جدید نسبت به روند بلندمدت کشور، یعنی رمزارزها نسبت داد.
- این مقایسه بین سال‌های مختلف در روزهایی از سال با دمای متعادل صورت می‌گیرد تا اثر عامل دما در افزایش مصرف (بالاخص در بخش سرمایشی خانگی) حذف شود و امکان مقایسه مصرف در بازه‌های زمانی مختلف ایجاد شود.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۳. هوا در اردیبهشت‌ماه معتدل است و بازه زمانی خوبی برای تحلیل حضور رمزارزها است. از همین رو، در تحلیل شبکه توزیع برق خراسان رضوی می‌توان میزان مصارف برق در روزهای منتخب اردیبهشت ماه با شرایط آب و هوایی یکسان را برای سه سال ۱۳۹۸، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ مبنای مقایسه قرار داد.

۴. مقایسه بر مبنای مصرف برق در اردیبهشت ماه از آن جهت که در این ماه برنامه وسیع جمع‌آوری دستگاه‌های استخراج غیرمجاز رمزارز و مدیریت بار و سایر اقدامات مؤثر بر مصرف نیز هنوز در کشور توسعه نیافته بود، موجّه است.

۵. اندازه‌گیری و مقایسه بایستی بر اساس مصرف کلیه مشترکین به استثنای مصارف بزرگ صنعتی انجام شود. مولفه مصرفی این مشترکین معمولا مقدار قابل توجهی نسبت به کل مصارف داشته (مثلا برای کل شبکه برق کشور، تقریبا ۲۵٪ مصرف در اردیبهشت ماه) و امکان پایش مستمر آن فراهم است و بنابراین نیازی به مدل‌سازی ندارد. علاوه بر آن رشد غیرمتعارف در مصرف این بخش، می‌تواند مولد قضاوت نادرست درباره میزان کلّی افزایش مصارف در اردیبهشت ۱۴۰۰ باشد و از همین رو باید کل مصرف برق مشترکین صنعتی بزرگ از محاسبات و مقایسه‌ها کنار گذاشته شود.

۶. بار پایه و مصرف برق در ساعات نیمه شب به کمترین میزان می‌رسد زیرا بخش‌های تجاری، خانگی، عمومی و کشاورزی تا حد زیادی از مدار خارج می‌شوند و به این ترتیب مقایسه میزان مصرف برق کشور در اردیبهشت ماه سه سال متوالی در ساعات ۲ تا ۵ بامداد می‌تواند، سهم یک عامل جدید در مصرف برق کشور را نشان دهد.

۷. مقایسه کمترین میزان مصرف در ساعات ۲ تا ۵ بامداد ایام اردیبهشت ماه سال‌های ۱۳۹۸، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ و مشاهده افزایش غیرمتعارف مصرف در این ساعات در سال ۱۴۰۰ نسبت به سال ۱۳۹۹، و مقایسه میزان رشد مصرف در این بازه زمانی با میزان رشد مصرف در سال ۱۳۹۹ نسبت به سال ۱۳۹۸، می‌تواند تا حدود نسبتا خوبی سهم رمزارزها در مصرف کل برق را مشخص نماید.

۲-۲- مقایسه داده‌های اندازه‌گیری‌شده

در این بخش، به منظور تحلیل عمیق‌تر موضوع در سطح کلان کشور، بررسی نتایج گزارش منتشر شده در مرجع [۱] که به تحلیل وضعیت نفوذ رمزارزها در کل شبکه برق کشور پرداخته است، حائز اهمیت می‌باشد. در این تحلیل، میزان تغییرات بار شبکه در بازه زمانی ساعات ۲ تا ۵ بامداد روزهای منتخب اردیبهشت‌ماه با شرایط آب و هوایی یکسان، در سه سال متوالی ۱۳۹۸، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ مبنای مقایسه قرار گرفته است که نتایج آن به شرح زیر بیان می‌گردد:

الف) نمودار شکل (۱-۳) نشان می‌دهد که در اردیبهشت ماه سال ۱۳۹۹ نسبت به همین بازه زمانی در سال ۱۳۹۸

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

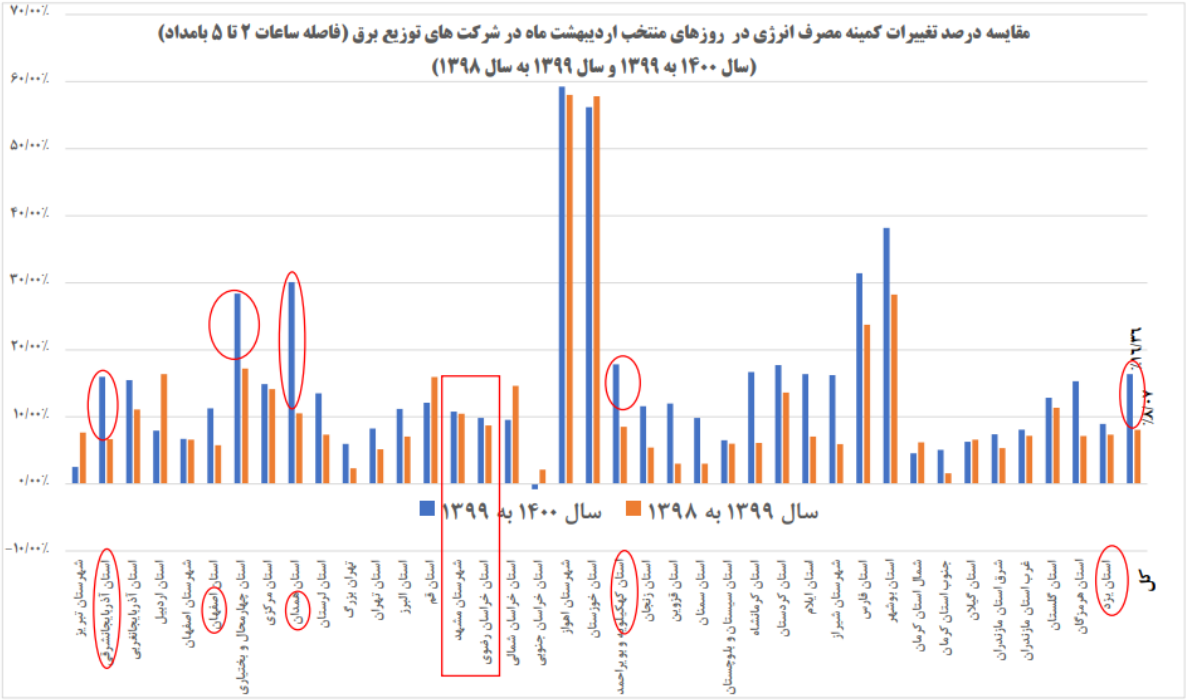
چقدر افزایش مصرف صورت گرفته است (میله‌های نارنجی) و همچنین، افزایش مصرف برق در سال ۱۴۰۰ نسبت به سال ۱۳۹۹ در همین دوره چقدر بوده است (میله‌های آبی).

ب) نتایج نشان می‌دهد رشد مصرف کل کشور بین سال ۱۳۹۸ تا ۱۳۹۹ در بازه زمانی مربوطه به اندازه ۸ درصد بوده است اما رشد بار سال ۱۳۹۹ نسبت به ۱۴۰۰ معادل ۳۶.۱۶ درصد (یعنی دو برابر نرخ رشد سال قبل از آن) شده است.

ج) مصرف برق برخی استان‌ها در بازه زمانی منتخب در سال ۱۴۰۰ نسبت به سال ۱۳۹۹ چند برابر شده است.

د) استان‌های متعددی نیز افزایش بین ۱۰ تا ۲۰ درصدی مصرف برق در ساعات ۲ تا ۵ بامداد در اردیبهشت‌ماه ۱۴۰۰ نسبت به همین زمان در سال ۱۳۹۹ را شاهد بوده‌اند.

و) واضح است، این میزان رشد مصرف نمی‌تواند به عاملی بلندمدت نسبت داده شود. همچنین، نمی‌تواند ناشی از رشد بخش تجاری یا خانگی باشد، زیرا این دو بخش در آن ساعات از شب به میزان زیادی از مدار خارج هستند. بخش صنعت نیز به دلائلی که قبلا ذکر شد از این محاسبات بیرون گذاشته شده است. بنابراین، این رشد می‌تواند متعلق به تولید رمزارزها باشد که بدون وابستگی به ساعات خاص حتی در نیمه‌شب نیز مصرف برق آن‌ها ادامه دارد.



شکل (۳-۱) : مقایسه درصد تغییرات کمینه مصرف انرژی در روزهای منتخب اردیبهشت ماه برای شرکت‌های توزیع برق کشور

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

نتیجــه‌گیــری

به دلیل قیمت پایین برق مصارف خانگی و تجاری و حتی شهرک‌های صنعتی و از طرفی زیرساخت ضعیف پایش و اندازه‌گیری شبکه‌های توزیع برق، فرصت و انگیزه کسب درآمد سودجویانه برای برخی از مشترکین با نصب تجهیزات غیرمجاز استخراج رمزارز فراهم شده است. در همین راستا، یکی از دغدغه‌ها و مأموریت‌های شرکت‌های توزیع برق، شناسایی و تعیین محل نصب ماینرهای غیرمجاز به کمک تحلیل داده‌های دستگاه‌های اندازه‌گیری به ویژه کنتورهای هوشمند (فهام) می‌باشد که در این پروژه تحقیقاتی بدان توجه شده است. در ادامه، خلاصه‌ای از نتایج کلیدی حاصل از مطالعه گزارش‌های فنی و مقالات علمی محدود منتشر شده در این حوزه تحقیقاتی به اختصار آورده شده‌اند.

داده‌های مربوط به مصرف برق در بازه زمانی مبنای مقایسه در ساعات ۲ تا ۵ بامداد روزهای اردیبهشت‌ماه سال‌های ۱۳۹۸، ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ نشان می‌دهد که رشد غیرمتعارف شدیدی در میزان مصرف برق در این ساعات و روزهای کم‌بار در بخش‌های غیرصنعتی بزرگ صورت گرفته است.

- حذف مصارف صنعتی بزرگ از محاسبات اولیه (داده‌هایی که رشد غیرمتعارف و سؤال‌برانگیزی نسبت به سال قبل را تجربه کرده‌اند) موجب می‌شود تا بتوان افزایش مصارف صورت گرفته را به عاملی جدید (یعنی احتمالا تولید رمزارز) که مصرف برق شبانه‌روزی دارد، نسبت داد.
- دستگاه‌های تولید رمزارز می‌توانند در تمام ایام سال و همه ساعات شبانه‌روز فعال باشند و با افزایش آنها (به دلیل سود بالای تولید رمزارزها) می‌تواند مسأله تأمین برق در همه ایام سال و همه ساعات شبانه‌روز را با مشکل جدّی مواجه نماید.
- کاهش بارش باران به واسطه روند بلندمدت تغییر اقلیم و کاهش نزولات جوّی کشور، و در نتیجه کاهش ظرفیت استفاده از نیروگاه‌های برق‌آبی، می‌تواند این معضل کمبود تولید را تشدید نماید.
- عوامل ساختاری موثر بر انگیزه صاحبان سرمایه نیز هم‌راستا با روند افزایش تولید رمزارزها شده است. قیمت‌های پایین برق در ایران نسبت به سایر کشورها، قیمت‌نسبی پایین برق در مقایسه با سایر کالاها و به‌صرفه بودن استفاده هر چه بیشتر از آن برای تولید ثروت به هر شیوه‌ای (که مولد افزایش تقاضاست)، و شرایط اقتصادی دشوار واحدهای تولیدی که به آنها انگیزه می‌دهد برق خود را به جای تولید کالا و خدمات به تولید رمزارز اختصاص دهند، ابعاد و اهمیت مسأله رمزارزها را وسیع‌تر و پیچیده‌تر می‌کند.
- این فرضیه هنگامی بیشتر تقویت می‌شود که اتفاقات چند ماهه اخیر در ایران و جهان موشکافانه‌تر تحلیل شوند. در بهمن ماه سال ۱۳۹۹، خودروسازی مشهور تسلا ابتدا اعلام کرد که از محل بخشی از ذخایر نقدی خود، مبلغی به میزان ۵.۱ میلیارد دلار در بیت کوین سرمایه‌گذاری کرده است. تسلا بعد از آن انجام تراکنش‌های مالی در خرید

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

و فروش محصولات خود را با بیت کوین به رسمیت شناخت. این اقدام یک کمپانی تراز اول جهانی، چنان اعتباری به بیت کوین و سایر رمزارزها بخشید که به سرعت آن‌ها را به تیتر اول اخبار جهانی تبدیل کرد و اقبال عمومی به خرید و به تبع آن تولید رمزارزها را به شدت افزایش داد به گونه‌ای که قیمت رمزارزها و در صدر آن‌ها بیت کوین روندی به شدت صعودی گرفت و در عرض کمتر از چند ماه، قیمت بیت کوین با ۲۰۰ درصد رشد مواجه گردیده و سه برابر شد. در ایران نیز این مساله مورد توجه تعداد قابل توجهی از مردم کشورمان قرار گرفت خصوصا که کمی قبل از شروع روند صعودی قیمت رمزارزها، شاخص بورس در ایران دچار ریزش کم سابقه‌ای شده بود و نقدینگی سرگردان خارج شده از بازار سرمایه به دنبال مکان مناسبی برای سودآوری بود و مطابق برآوردهای غیررسمی، میلیون‌ها ایرانی (طبق برآورد اتاق بازرگانی) بخشی از سرمایه خود را در رمزارزها سرمایه‌گذاری کردند. مسلما، تعداد قابل توجهی از این افراد به جای خرید مستقیم رمزارزها به خرید دستگاه‌های استخراج رمزارزها روی آوردند که با توجه به قیمت یارانه‌ای برق در ایران بسیار به صرفه‌تر از خود خرید رمزارزها است. رشد ناگهانی قیمت دستگاه‌های استخراج رمزارزها و نایاب شدن آن‌ها در بازار ایران در زمستان سال گذشته مؤید این ادعاست.

- در کنار عامل فوق، اعمال ممنوعیت استخراج رمزارزها در چین که بیش از ۵۰ درصد ظرفیت استخراج بیت کوین را میزبانی می‌کند (از تابستان امسال و الزام دستگاه‌های استخراج رمزارزها به خارج از این کشور)، ایران را به دلیل وجود برق یارانه‌ای با قیمت‌های ناچیز در مقایسه با قیمت‌های جهانی، در معرض تهدید کم‌سابقه ورود دستگاه‌های استخراج رمزارزها از مبادی غیررسمی قرار داده است که در صورت عدم‌حساسیت کلیه دستگاه‌های مسئول در کشور، به یک تهدید جدّی اجتماعی، سیاسی و اقتصادی تبدیل خواهد شد.
- یک فرضیه قابل توجه و دارای اهمیت سیاسی، اجتماعی و امنیتی نیز این است که جذابیت مصرف برق برای تولید رمزارز سبب می‌شود برق به جای تولید کالا و خدمات، صرف تولید رمزارز شده و علاوه بر فشار بر صنعت برق و ایجاد بحران خاموشی، مسبب کاهش تولید سایر کالاها و خدمات ضروری نیز بشود. تحقق این فرضیه، ثبات سیاسی و اجتماعی را به شکل مضاعفی تحت تأثیر قرار خواهد داد.
- سالانه حدود یک میلیون مشترک جدید به مشترکین برق کشور اضافه می‌شود و مقدار مصرف دستگاه‌های تولید رمزارز در کشور نیز حداقل معادل همین یک میلیون مشترک برآورد می‌شود و بنا بر برآوردها به تولیدی معادل ۲۰۱۸ مگاوات قدرت واقعی یا ۲۹۷۵ مگاوات ظرفیت اسمی نیاز دارد.
- این میزان مصرف معادل مصرف برق همه مصارف سه استان آذربایجان شرقی، آذربایجان غربی و اردبیل است.
- میزان متوسط خاموشی در روزهای محدود ماهای گرم سال جاری در حدود ۲۰۰۰ مگاوات بوده است که معادل مصرف برق برآوردی دستگاه‌های استخراج رمزارز است. چنانچه در سال جاری دستگاه‌های تولید رمزارز به عنوان

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مهمان ناخوانده مصرف برق حضور نداشتند علیرغم کمبود منابع آبی و با اقدامات مؤثری که با اجرای برنامه‌های پاسخگویی بار صورت گرفت (مطابق روش‌های معمول در دنیا) هیچگونه خاموشی عمومی متوجه مشترکین برق نمی‌گردید.

- این استمرار مصرف شدید برق، به ویژه در فصل زمستان که به طور طبیعی امکان تولید برق‌آبی کاهش می‌یابد و همچنین تعدادی از واحدهای نیروگاه حرارتی برای تعمیرات سالیانه از مدار خارج می‌شوند، اثر منفی بیشتری در تأمین برق کشور خواهد گذاشت.

جمع‌بندی راهبردی

مسأله رمزارزها را باید فراتر از افزوده شدن یک مصرف‌کننده به دیگر مصرف‌کنندگان برق در نظر گرفت و باید اثرات همه‌جانبه آن بر بهم خوردن توازن تولید و مصرف برق و همچنین آثار جانبی آن بر انگیزه‌های کنشگران اقتصادی و در نهایت اثر آن بر تولید سایر کالاها و خدمات را لحاظ کرد و عملا بایستی با آن در سطح مشکلی که می‌تواند به تهدیدی فزاینده برای ثبات صنعت برق، و حتی ثبات اجتماعی و سیاسی تبدیل شود، برخورد نمود.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

فصل ۲: مبانـــی نظـــری و پیشینه پژوهش

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مقدمــه

در سال‌های اخیر، اکثر شرکت‌های توزیع برق دنیا عملا استقرار[1] وسیع کنتورهای هوشمند را در محل[2] مشترکین و مصرف‌کنندگان آغاز کرده‌اند. حجم عظیم داده‌های قابل دریافت از مصرف‌کنندگان توسط شرکت‌ها و امکان تجزیه و تحلیل آنها، عملا فرصت‌های جدیدی را برای کاربردهای مختلف این داده‌ها فراهم کرده است. در این فصل اول، طرح‌های تشخیص سرقت انرژی به کمک اندازه‌گیرهای هوشمند موجود (بدون تأکید بر ماینرهای غیرمجاز) مورد بررسی و مرور قرار خواهد گرفت. به طور کلی، این روش‌ها به دو دسته اصلی و متمایز قابل تفکیک هستند [۷]:

الف) مبتنی بر حالات الکتریکی سیستم، و ب) مبتنی بر هوش مصنوعی.

در این فصل، نتایج پژوهش‌های اخیر در بررسی جامع و مقایسه الگوریتم‌ها، ویژگی‌ها و مجموعه داده‌های مورد استفاده آورده شده است. در آخر نیز چالش‌های علمی و مهندسی در تشخیص و شناسایی منشأ مصارف نامتعارف معرفی شده و از آنها به عنوان مسیر تحقیقاتی آینده این حوزه پژوهشی یاد خواهد شد.

۱- پیشینه پژوهش

با افزایش تقاضای برق در جوامع مدرن، نیاز به یک شبکه برق پیشرفته و قابل اعتماد ضروری شده است. در واقع، شبکه برق سنتی، که هنوز به طور قابل توجهی بر اساس طرحی است که بیش از ۱۰۰ سال وجود داشته است، دیگر قادر نیست نیازها و الزامات فنی و اقتصادی امروزی را برآورده کند [۸]. شکل‌گیری مفهوم شبکه‌های هوشمند و ظهور کنونی آن در سطح شبکه‌های توزیع برق در واقع با هدف افزایش قابلیت اطمینان، کیفیت و امنیت عرضه، به‌ویژه در مواجهه با افزایش نفوذ منابع انرژی تجدیدپذیر در قالب تولید پراکنده در سطح این شبکه‌ها بوده است [۹]. این مفهوم خود شاید منتج از پیشرفت‌های نسبی است که در سال‌های اخیر در سامانه‌های اطلاعاتی و فناوری‌های ارتباطی در حوزه صنعت برق رخ داده است، که به عنوان نمونه می‌توان به استقرار زیرساخت‌های اندازه‌گیری پیشرفته (AMI)[3] در یک مقیاس بزرگ در بسیاری از کشورهای دنیا و با هدف ارتقاء سطح پایش انرژی اشاره نمود [۱۰].

یکی از مشکلات اصلی که بر کارایی و امنیت شبکه‌های توزیع برق تأثیر می‌گذارد، تلفات برق است که در فرآیند تحویل انرژی به مصرف‌کننده رخ می‌دهد. این تلفات را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد [۱۱]:

۱) **تلفات فنی** (یعنی تلفات ناشی از پدیده‌های طبیعی در سیستم قدرت مانند اتلاف توان در خطوط انتقال و ترانسفورماتورها): تلفات فنی بیشتر به دلیل اتلاف توان در مسیر خطوط رخ می‌دهد که این نیز ذاتا به دلیل وجود مقاومت الکتریکی خطوط، کابل‌ها و تجهیزات شبکه حادث می‌شود.

[1] Deployment
[2] Premises
[3] Advanced Metering Infrastructure

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۲) تلفات غیر فنی (NTL)[1] که آن را می‌توان به دلایل زیر نسبت داد:

الف) اقدامات اشتباه کارکنان ستادی یا بهره‌برداران شرکت توزیع، مانند ضررهای مالی ناشی از اشتباهات حسابداری و نگهداری سوابق مصرف؛

ب) سرقت انرژی توسط برخی مشترکین (برق دزدی[2])؛

ج) عدم پرداخت قبوض برق توسط برخی مشترکین؛ و

د) سرقت توسط غیرمشترکین [۱۲].

در یک نگاه جزئی‌تر، مطابق آنچه که در مراجع [۱۳, ۱۴] ذکر شده است، NTLها شامل، اما نه محدود به، دلایل زیر می‌باشند:

- دستکاری کنتور با هدف ثبت مصرف کمتر
- از مدار خارج کردن کنتور توسط کابل برق (اتصال کوتاه کردن مدار کنتور)
- درج قرائت‌های نادرست کنتور با رشوه دادن به مأمور قرائت
- وجود کنتورهای معیوب یا خراب
- عدم نصب کنتور
- خطاهای فنی و انسانی در قرائت کنتور، پردازش داده‌ها و صدور قبوض برق

به طور خلاصه، NTL در واقع یک نوع ضرر مالی است که معمولا در اثر خرابی[3] غیرعمدی کنتور یا تلاش‌های متقلبانه[4] و عمدی برای دور زدن[5] کنتورها، کاهش سرعت[6] یا توقف[7] کنتورها، خوانش معیوب کنتور[8] یا حتی داشتن یک اتصال غیرقانونی[9] رخ دهد. تلفات غیرفنی در وهله اول ناشی از برق دزدی است. مطابق مرجع [۱۵]، در اکثر کشورها، NTLها بخش غالب ضررهای مالی شرکت‌های توزیع محسوب می‌شوند. لذا بهتر است شرکت‌های توزیع برق قبل از کاهش تلفات فنی، ابتدا NTLها را کاهش دهند [۱۶].

تشخیص تلفات غیرفنی (NTL) که شامل برق دزدی، معیوب بودن کنتورها یا خطاهای صدور قبوض برق می‌شود،

[1] Non-technical losses
[2] Electricity theft
[3] Malfunctioning
[4] Fraudulent Attempts
[5] Bypass
[6] Slowing Down
[7] Stopping
[8] Faulty Meter Readings
[9] Illegal Connection

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

توجه روزافزونی را از سوی محققان مهندسی برق و علوم رایانه به خود جلب کرده است. NTLها آسیب جدّی به اقتصاد کشور وارد می‌کنند چرا که برای آن در برخی کشورها سهمی در حدود ۴۰ درصد از کل برق توزیع‌شده گزارش شده است. جهت‌گیری غالب تحقیقات در این حوزه به سمت استفاده از هوش مصنوعی سوق پیدا کرده است. این بخش گزارش ابتدا به این مهم اشاره می‌کند که اساسا NTLها چگونه تعریف می‌شوند و تأثیر آنها بر اقتصاد چگونه است، و سپس به اهمیت این موضوع می‌پردازد که اصولا اثرگذاری این پدیده بر اقتصاد کشور، شامل از دست دادن درآمد و سود شرکت‌های توزیع برق و کاهش پایداری و قابلیت اطمینان شبکه‌های توزیع می‌شود لذا تشخیص منشأ آن و رفع این معضل چقدر اهمیت حیاتی دارد. در واقع، شرکت‌های توزیع، متولی مدیریت و بهره‌برداری کیلومترها خطوط فشار متوسط و فشار ضعیف برق هستند تا بتوانند برق تولیدی واحدهای نیروگاهی را به سمت کنتور مشترکین منتقل کنند. با این حال، این شرکت‌ها به دلیل وجود تلفات غیرفنی در شبکه‌های خود، با مشکلات مالی زیادی روبرو می‌شوند.

همان طور که در بالا ذکر شد، NTL آسیب قابل توجهی به اقتصاد صنعت برق کشور وارد می‌کند ضمن اینکه در یک نگاه کلان، سبب بهره‌برداری بیش از نیاز نیروگاه‌های با سوخت فسیلی و انرژی محدود خواهد شد که به نوبه خود اثر مستقیمی بر افزایش آلودگی زیست محیطی خواهد داشت. به عنوان مثال، مطابق مرجع [۱۷]، در هند هزینه تحمیلی ناشی از NTL بالغ بر ۴.۵ میلیارد دلار آمریکا گزارش شده است. همچنین، مراجع [۱۸-۲۰] این هزینه گزاف را در حدود ۴۰ درصد از کل برق توزیع شده در کشورهایی همچون برزیل، هند، مالزی و لبنان برآورد کرده‌اند. این معضل صرفا مربوط به کشورهای در حال توسعه نبوده و کشورهای توسعه‌یافته نیز با آن مواجه هستند به عنوان مثال، مطابق گزارش مراجع [۱۵, ۲۱] هزینه برآوردی NTL در انگلیس و امریکا بالغ بر ۱ تا ۶ میلیارد دلار گزارش شده است.

با این حال، تأکید این گزارش بر این است که در سه تا چهار سال گذشته مقالات علمی و گزارش‌های تحقیقاتی کمی در ادبیات موضوع تشخیص NTL مشاهده شده است. با توجه به اینکه تشخیص NTL یک زمینه فعال در تحقیق و توسعه صنعتی محسوب می‌شود، جای تعجب دارد که تحقیقات دانشگاهی و پژوهشی در چند سال اخیر در این زمینه، به ویژه با تأکید بر اثرات ماینرهای غیرمجاز در افزایش تلفات غیرفنی شبکه، کاهش یافته است.

از منظر مهندسی برق، یک روش‌های تشخیص تلفات که جزئیات آن در مرجع [۲۲] گزارش شده، محاسبه تراز انرژی است و لازمه آن نیز دسترسی به اطلاعات توپولوژیکی شبکه و مهمتر از آن، داده‌های کنتورها می‌باشد. البته این روش به دلایل زیر واقع‌بینانه نیست (اگرچه غیرعملی نیز نیست):

(۱) توپولوژی شبکه توزیع (به ویژه بخش فشار ضعیف آن) دستخوش تغییرات مداوم است؛

(۲) زیرساخت ارتباطی ممکن است دچار اختلال شده و منجر به محاسبات اشتباه تراز انرژی گردد؛

(۳) نیازمند قرائت همزمان مقادیر اندازه‌گیری در محل ترانسفورماتورها، فیدرها و کنتورهای است.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

البته ممکن است NTL غیرعمدی باشد، با این وجود هر شرکت توزیعی لازم است ابتدا آن را شناسایی کرده و سپس ریشه وقوع عمدی یا غیرعمدی بودن آن را به درستی بررسی نماید.

یک روش انعطاف‌پذیرتر و سازگارتر با ساختار الکتریکی شبکه‌های توزیع برق، استفاده از هوش مصنوعی (AI)[1] است که به خوبی در مرجع [۲۳] مورد بحث قرار گرفته است. هوش مصنوعی این فرصت را فراهم می‌کند تا بتوان مشخصات مشترکین، داده‌های مصرفی آنها، الگوی تقاضا و رفتار نامتعارف آنها را مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. از آنجایی که حضور فیزیکی مأموران بازرسی جهت بازدید در محل و شناسایی مشترکین خرابکار و یا نقص‌های فنی احتمالی، امری پرهزینه است، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی (به طور خاص، داده کاوی[2] و یادگیری ماشین[3]) به شرکت‌های توزیع این امکان را می‌دهند تا به سادگی به مشترکینی که الگوهای مصرفی غیرعادی و نامتعارف دارند، مشکوک شده و نسبت به بازدید و بازرسی در محل اقدامات قانونی لازم صورت گیرد. با شناسایی دستکاری‌ها یا نقص‌های احتمالی در زیرساخت الکتریکی و مخابراتی و حذف آن‌ها، امکان بهره‌برداری اقتصادی‌تر از شبکه مهیا خواهد شد ضمن اینکه، مشترکین خرابکار جهت بازپرداخت هزینه‌های تحمیلی خود به شرکت، مورد پیگرد قانونی قرار خواهند گرفت.

اگر NTL شناسایی شده غیرعمدی باشد، شرکت مشکل را برطرف می‌کند و اگر NTL شناسایی شده عمدی باشد، لازم است سطوح مختلف مجازات برای متخلفین صادر شود. اگرچه روش‌های مورد استفاده برای شناسایی هر دو NTL یکسان است با این حال، به نظر می‌رسد حذف تمام NTLها از سطح شبکه‌های تحت پوشش یک شرکت توزیع واقع‌بینانه نباشد. برخی از شرکت‌ها از تکنسین‌های خبره برای شناسایی NTLهای بالقوه استفاده می‌کنند که البته این اقدام آن‌ها عمدتا شامل شناسایی گروهی از خانوارهایی است که مصرف برق در آنها به شدّت کاهش یافته یا حتی متوقف شده است.

بازرسان شرکت، رفتار این مشترکین خانگی را برای تشخیص احتمالی NTL مورد بررسی قرار می‌دهند. این فرآیند *بازرسی در محل*[4]، هزینه سنگینی را برای شرکت توزیع به همراه دارد و بازرسی تعداد زیادی از خانوارها عملا غیرممکن است. این اقدام تنها در صورتی می‌تواند مثمرثمر باشد که بازرسی منجر به تشخیص تعداد زیادی NTL شود. در واقعیت، نسبت تعداد شناسایی NTL به تعداد بازرسی‌ها معمولا بسیار پایین است [۲۴]. این آمار پایین شناسایی را می‌توان به دلیل این واقعیت نیز بیان نمود که ممکن است مردم خانه دیگری داشته باشند یا ممکن است در تعطیلات یا مسافرت‌های طولانی حضور داشته باشند؛ ضمن اینکه فهرست کوتاه این نوع خانوارها جهت بازرسی، در مقایسه با جامعه آماری بزرگ مشترکین شرکت‌های توزیع، فقط هزینه بازرسی را افزایش می‌دهد.

یک موضوع مهم برای شرکت‌های توزیع این است که NTL را نمی‌توان دقیقا محاسبه کرد بلکه فقط تلفات کلی قابل محاسبه است که این نیز معمولا به صورت تفاوت بین مقدار کل انرژی تغذیه شده به سیستم توزیع و مقدار کل

[1] Artificial Intelligence
[2] Data Mining
[3] Machine Learning
[4] On-site inspection

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

انرژی ثبت شده (یا در واقع، فروخته شده به مشترکین) قابل برآورد می‌باشد [۲۵]. مازاد انرژی صورتحساب نشده انرژی همان میزان انرژی است که توسط شرکت، برنامه‌ریزی نشده و از قبل انتظار نمی‌رفته، که این خود می‌تواند عملکرد سیستم توزیع را به شدّت تحت تأثیر قرار دهد [۱۴]. به عنوان مثال، اضافه بار شدن واحدهای تولید برق و همچنین تنش تجهیزات شبکه به دلیل گرفتگی خطوط و یا اضافه ولتاژ گره‌ها از جمله مشکلات بهره‌برداری است که ممکن است به دلیل وجود تلفات غیرفنی به وجود آیند. بروز این مشکلات اساسا ناشی از این واقعیت است که بهره‌بردار شرکت به دلیل عدم‌قطعیت دینامیکی سیستم و اطلاعات نادرست یا نادقیق پخش بار، نمی‌تواند میزان توان اکتیو و راکتیو کافی را برنامه‌ریزی کند. ضمن اینکه، این بارگذاری بیش از حد خود می‌تواند بر تجهیزات مصرف‌کنندگان صادق تأثیر بگذارد. در موارد شدیدتر که در صورت وقوع آنها، بارهای شبکه به میزان قابل توجهی برنامه‌ریزی نمی‌شوند، ممکن است شرایط *نیمه‌خاموشی*[۱] و یا حتی *خاموشی‌کامل*[۲] نیز رخ دهد [۷].

در مورد شرکت‌های توزیع، جدا از ضررهای مالی مستقیم ناشی از خرید انرژی که برای آن صورت‌حساب دریافت نمی‌شود، هزینه‌های نگهداری نیز به دلیل فشارهای فوق‌الذکر (به ویژه، بارگذاری بیش از حد) به تجهیزات شبکه افزایش می‌یابد. از این رو، NTL عملا شرکت‌های توزیع را از سرمایه‌گذاری در ارتقای تجهیزات خود محروم می‌کند. نکته مهم آخر اینکه، تأثیر زیست محیطی NTL نیز به دلیل افزایش انتشار CO_2 قابل توجه است در حالی که این موضوع برای مشترک کلاه‌بردار[۳] بی‌اهمیت است چرا که وی صرفا منافع شخصی و نه ملّی را در تصمیماتش در نظر می‌گیرد. به عنوان نمونه، کاهش ۱۰ درصدی NTL در هند (حدود ۸۳۰۰۰ گیگاوات ساعت) منجر به کاهش ۹.۲ میلیون تنی CO_2 در سال شده است [۲۶].

ماهیت NTL به گونه‌ای پیچیده است که اساسا شناسایی مشترکین متقلب برای شرکت‌های توزیع برق چالش‌های جدّی به همراه دارد. ضمن اینکه باید به این نکته اشاره نمود، تلفات فنی با NTL همبستگی دارد، زیرا تحویل انرژی صورتحساب نشده، تلفات فیزیکی بیشتری را در سیستم ایجاد می‌کند و بنابراین به حداقل رساندن NTL، خود به کاهش کلی تلفات برق شبکه نیز کمک خواهد کرد.

در همین راستا، ENEL، شرکت توزیع برق ایتالیا، بر آن شد تا یک زیرساخت مبتنی بر کنتور هوشمند را در مقیاس بزرگ ایجاد کرده و NTL شبکه توزیع خود را به حداقل برساند؛ گزارش‌ها حاکی از آن است، پس از نصب کنتورهای هوشمند (SM)[۴] در محل مصرف‌کنندگان، نرخ موفقیت[۵] تشخیص سرقت توسط این شرکت از ۵٪ به ۵۰٪ افزایش یافت [۲۷]. این استقرار گسترده SM اکنون به اسپانیا نیز گسترش یافته است که توسط Endesa (یکی از شرکت‌های توزیع اسپانیا) با ۶.۸ میلیون SM و ۷۷۰۰۰ متمرکزکننده[۶] نصب شده تا پایان دسامبر ۲۰۱۵ تسهیل یافته است. در واقع،

[1] Brownout
[2] Blackout
[3] Defrauder
[4] Smart Meters
[5] Hit-rate
[6] Concentrators

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

تحلیل داده‌های ارائه شده توسط کنتورهای هوشمند، یک رویکرد جدیدی برای موضوع تشخیص برق دزدی (به عنوان شاخه مهمی از فرایند ارزیابی تلفات فنی) تلقی می‌شود و امکانات بسیاری را برای توسعه روش‌های کارآمد و مؤثر تشخیص سرقت برق، در اختیار محققین قرار می‌دهد.

گزارش‌ها نشان می‌دهد، اخیرا در این زمینه تحقیقات فزاینده‌ای انجام شده و پیشرفت‌های قابل توجهی نیز حاصل شده است. بر این اساس، در این گزارش نیز سعی شده است تا با بررسی و مرور جدیدترین روش‌های تشخیص NTL در چارچوب AMI، از جمله تکنیک‌های هوش مصنوعی، بهترین و کارآمدترین روش‌ها برای شناسایی مصارف غیرمجاز مبتنی بر ماینرها (رمزارزها) برای یک فیدر فشار متوسط نمونه شبکه توزیع برق استان خراسان رضوی (فیدر خیزران شهرستان گلبهار) پیاده‌سازی و راستی‌آزمایی شوند.

۲- روش‌های تشخیص NTL

تاکنون روش‌های مختلفی از تجزیه و تحلیل داده‌های SMها جهت شناسایی NTL بهره برده‌اند. به طور کلی، روش‌های موجود را می‌توان در شش گروه زیر دسته‌بندی نمود:

۱) گزارش‌های مردمی
۲) روش‌های مبتنی بر تخمین حالت سیستم توزیع (DSE)[1]؛
۳) روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی؛
۴) روش‌های مبتنی بر امضای بار[2] [۲۸-۳۱]؛
۵) روش‌های مبتنی بر مشخصه هارمونیکی مصارف غیرمجاز (در اینجا، با تأکید بر ماینرها) [۵]؛
۶) روش‌های مبتنی بر شناسایی IP تجهیزات استخراج رمزارز.

آخرین روش، خارج از حیطه تخصصی پژوهشگر بوده و لذا در نظر گرفته نخواهد شد (برای اطلاعات بیشتر به [۱۲]، [۳۲] مراجعه کنید). همچنین، موارد (۴) و (۵) نیز نیازمند آزمایشگاه کیفیت توان یا حداقل یک دستگاه آنالیزور PQ می‌باشند که علیرغم کاربردی بودن روش، متأسفانه خارج از حیطه‌ی پیشنهادی این پروژه تحقیقاتی می‌باشد.

۲-۱- روش‌های مبتنی بر تخمین حالت سیستم توزیع

این روش‌ها اصولا مبتنی بر داده‌های اندازه‌گیری شده توسط SMها و داده‌های جمع‌آوری شده از دستگاه‌های اندازه‌گیر نصب شده در شبکه و البته ویژگی‌های توپولوژیکی شبکه توزیع (توپولوژی و پارامترهای خط) می‌باشند. در مرجع [۳۳] یک روش ضد سرقت برق مبتنی بر الگوریتم تخمین حالت [۳۴]، با استفاده از داده‌های اضافی از SMها

[1] Distribution State Estimation
[2] Load signature

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

ارائه شده است. نویسندگان مدعی شده‌اند که روش برق دزدی از هر نوعی که باشد، این روش تخمین حالت قابل اجرا است. از دیگر مزایای این روش می‌توان به امکان سرمایه‌گذاری (در مقیاس کوچک) جهت پیاده‌سازی سامانه آن، گسترش پوشش‌دهی این ابزار به کل شبکه و زمان-واقعی بودن تحلیل‌های آن اشاره کرد. همچنین پیشنهاد می‌شود با توجه به اینکه اندازه‌گیری‌های ولتاژ، جریان یا توان بعد از برق دزدی، به عنوان اندازه‌گیری‌های بد (داده بد) تلقی می‌شوند، لذا برای یک شبکه نسبتا کوچک می‌توان حالت الکتریکی آن را با دقت بالا تخمین زد و در عین حال، به محل برق دزدی دست پیدا کرد. در مرجع [۳۳]، اگرچه روش تخمین حالت بر روی یک شبکه ولتاژ متوسط ۱۰ کیلوولت (MV) آزمایش شده است با این حال، نویسندگان معتقدند که مدل نظری پیشنهاد شده را می‌توان در شبکه‌های ولتاژ پایین ۴۰۰ ولت (LV) نیز اعمال نمود.

مشاهده شرط برقراری تعادل توان در نقاط مختلف فیدر (به خصوص ابتدای آن) می‌تواند در ابتدای امر به عنوان یک شاخص اولیه در تعیین اینکه آیا این فیدر، مشکوک به برق دزدی است و واقعا نیاز به بررسی بیشتر وجود دارد یا خیر، مدنظر قرار گیرد. اگر اختلاف بین کل توان تزریقی و توان فروخته شده از یک آستانه معقول (مثلا، آستانه ۱) فراتر رود، لازم به اقدام ثانویه خواهد بود. در این اقدام، اندازه‌گیری‌های ولتاژ، جریان، توان اکتیو و راکتیو سه‌فاز قرائت شده در ترانسفورماتورهای MV/LV به عنوان ورودی‌های الگوریتم تخمین حالت سه‌فاز (روش حداقل مربعات وزنی (WLS)[1]) در نظر گرفته می‌شوند. این اقدام صرفا به منظور تخمین بارگذاری ترانسفورماتورهای توزیع صورت می‌گیرد. البته ذکر این نکته حائز اهمیت است که فازها در شبکه‌های هوایی MV بایستی به صورت جداگانه در نظر گرفته شوند. اگر انحراف مقادیر تخمینی کمیت‌های الکتریکی از مقادیری که توسط دستگاه‌های اندازه‌گیری موجود در اختیار هستند، بیشتر از یک آستانه تعریف شده (آستانه ۲) باشد، این نشان‌دهنده وجود برق دزدی احتمالی خواهد بود. با این حال، نویسندگان هیچ نتیجه‌ای برای تایید عملکرد روش خود ارائه نکرده‌اند.

یکی دیگر از رویکردهای SE توسط نویسندگان مراجع [۲۷] و [۳۵]، برای تعیین محل مصرف نامتعارف انرژی و کاهش NTL معرفی شده است. با این حال، در مرجع [۲۷]، الگوریتم SE با یک مدل تحلیل واریانس (ANOVA)[2] تکمیل شده است که به صورت یک رویکرد دو مرحله‌ای دقیق‌تر درآمده است. مرحله اول شامل اجرای SE در سطح MV، مانند [۳۵]، برای تخمین بار ترانسفورماتور توزیع MV/LV است. هدف این مرحله شناسایی فیدرهای دارای کنتورهای دستکاری‌شده[3] یا معیوب[4] است. مصارف غیرعادی[5] موجود در سطح فیدر توزیع با بررسی انطباق کلی تخمین‌ها با مقادیر اندازه‌گیری پست ابتدای فیدر و یا شبه‌اندازه‌گیری‌های موجود در پست‌های توزیع فیدر، که معمولا توسط داده‌های جمع‌آوری شده مشترکین از SMها در ترانسفورماتورهای MV/LV به دست می‌آیند، مشخص می‌گردد. پس از این مرحله، ANOVA به منظور تشخیص مشترکین مشکوک با سوابق اندازه‌گیری نامتعارف اجرا می‌شود. در این مرجع، یک الگوریتم سه فاز قطبی SE مبتنی بر WLS برای تخمین بار ترانسفورماتور توزیع MV/LV پیاده‌سازی

[1] Weighted Least Square (WLS)
[2] Analysis-Of-Variance
[3] Tampered meters
[4] Defective meters
[5] Anomalies (or Abnormalities)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

شده است. این الگوریتم به غیر از پارامترهای شبکه و پیکربندی آن، به داده‌های زیر نیز نیاز دارد:

الف) ولتاژ ساعتی گره‌های LV و داده‌های بار دریافت شده از SMهای موجود در نقاط تحویل برق (تجمیع شده برای محاسبه شبه‌اندازه‌گیری بار در سمت LV ترانسفورماتورهای توزیع)؛

ب) داده‌های سامانه مدیریت خاموشی(OMS)؛ و

ج) داده‌های سامانه اطلاعات مشترکین (CIS) به منظور بررسی اتصال مشترک به فیدر.

هنگامی که مقادیر تخمینی حاصل از اجرای SE به دست آمد، از طریق بررسی باقیمانده‌های نرمال شده در نقاط تحویل فیدر، می‌توان استفاده نامتعارف انرژی در سطح ترانسفورماتورهای توزیع را شناسایی نمود.

پس از شناسایی داده‌های بد، لازم است لایه LV شبکه توزیع مورد نظر با استفاده از روش ANOVA به دقت بررسی شود. برای این منظور، برای تمام مصرف‌کنندگانی که به این شبکه تعلق دارند، بایستی منحنی‌های پایه (خط مبنا)[1] بار که توسط داده‌های قدیمی مربوط به چند هفته پیش تخمین زده می‌شوند با منحنی‌های به‌دست‌آمده توسط اندازه‌گیری‌های اخیر SM مقایسه شوند. این روش در مرجع [۲۷] با استفاده از داده‌های یک فیدر توزیع معمولی شرکت برق تایوان راستی‌آزمایی شده است. در گزارش‌های تحقیقاتی مربوط به موضوع تشخیص NTL تاکنون چندین نمونه داده بد معرفی شده است:

الف) SM معیوب با قرائت‌های صفر،

ب) SM معیوب با مقادیر قرائت‌شده بالاتر از واقعیت، و

ج) برق دزدی.

محققین این حوزه بر این باورند که الگوریتم SE قادر به شناسایی داده‌های اندازه گیری بد در هر یک از موارد بالا می‌باشد. علاوه بر این، زمانی که این مقادیر ناقص با برآوردهای خود جایگزین شوند و SE دوباره اجرا شود، انتظار می‌رود نتایج بسیار دقیق و نزدیک به مقادیر واقعی شوند. در مرجع [۲۷]، برای تحلیل واریانس به روش ANOVA، از دو مجموعه داده، یکی از مشترکین عادی[2] و دیگری از مشترکین متقلب (مشکوک)[3]، شامل داده‌های ۸ ساعته مصرفی آنها (از ۱۲ ظهر تا ۱۹ عصر) و مقادیر خط مبنای‌شان در یک بازه ۳ هفته‌ای استفاده شده است.

در مرجع [۳۶]، یک روش تشخیص برق دزدی پیشنهاد شده است که صرفا بر اساس داده‌های به دست آمده از SMها عمل می‌کند و هیچ اطلاعات دیگری از مصرف‌کنندگان مورد نیاز نیست. معیار مورد استفاده برای شناسایی

[1] Baseline
[2] Normal customers
[3] Fraudulent customers

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مشترکین متقلب، تفاوت بین انرژی ذکر شده در قبض برقشان و مصرف واقعی آنها معرفی شده است. با فرض اینکه شرکت توزیع تلفات فنی را برآورد کرده و از محاسبات حذف نموده است، فرض می‌شود یک SM (تحت عنوان کنتور رؤیت‌گر[1]) نیز در ترانسفورماتور توزیع وجود دارد که انرژی کلی عرضه شده به n مشترک واقع در یک محله را ثبت می‌کند.

۲-۲- روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

در دهه گذشته، محققین این حوزه با همکاری شرکت‌های توزیع برق به موضوع استفاده از دسته‌بندهای یادگیری ماشین در شناسایی NTL توجه بیشتری کرده‌اند. این الگوریتم‌ها عمدتا شامل استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM)[2]، دسته‌بند جنگل مسیر بهینه (OPF)[3]، جنگل تصادفی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (NN)، K-نزدیکترین همسایگان (KNN)[4]، Adaboost، دسته‌بند بیز ساده[5]، درختان تصمیم[6] و یادگیری عمیق[7] است. به منظور بهره‌مندی حداکثری از قابلیت‌های این الگوریتم‌ها به طور اجتناب‌ناپذیری لازم است از مجموعه رکوردهای NTL که عمدتا توسط کنتورهای هوشمند ثبت می‌شوند، استفاده نمود و از این میان، مجموعه داده‌های آموزش[8] جهت آموزش مدل‌ها و مجموعه داده‌های تست برای ارزیابی عملکرد آنها استفاده می‌شوند. پس از این مرحله، فهرست مشترکین مشکوک یا متخلفین برق دزدی توسط دسته‌بندها شناسایی‌شده و برای بازدید در محل در اختیار بازرسین قرار می‌گیرد. خوشبختانه گزارش‌های علمی حاکی از آن است که نسبت موفقیت تشخیص NTL با استفاده از دسته‌بندهای یادگیری ماشین در مقایسه با حدس تصادفی محل متخلفین بالقوه بسیار امیدوارکننده است.

می‌توان به جرأت گفت، روش‌های تشخیص برق دزدی مبتنی بر هوش مصنوعی جزو محبوب‌ترین روش‌ها در میان محققین این حوزه تلقی می‌شوند و این بدین دلیل است که قابلیت این روش‌ها در بستر اندازه‌گیری‌های مبتنی بر کنتورهای هوشمند و حجم زیادی از داده‌های قرائت شده بار مصرفی مشترکین، به طور قابل ملاحظه‌ای نمایان می‌شود. این روش‌ها معمولا به طبقه‌بندی[9] الگو (پروفیل) بار مصرف‌کنندگان توجه دارند. در واقع هدف اصلی الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تعیین الگوهای غیرعادی و نامتعارف در مصرف برق در طول زمان است که این تفکیک مصارف را بر اساس مجموعه داده‌های آموزشی که شامل موارد عادی و نامتعارف می‌شوند، انجام می‌دهند. مراحل اصلی که در یک رویکرد طبقه‌بندی دنبال می‌شود عبارتند از:

[1] Observer meter
[2] Support Vector Machine
[3] Optimum-Path Forest classifier
[4] K-Nearest Neighbors
[5] Naive Bayes
[6] Decision trees
[7] Deep learning
[8] Training sets
[9] Classification

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

الف) جمع‌آوری[۱] داده‌ها،

ب) پیش‌پردازش[۲] داده‌ها،

ج) انتخاب ویژگی[۳]،

د) آموزش دسته‌بند[۴]،

ه) طبقه‌بندی داده‌های مورد علاقه[۵]،

و) پس‌پردازش[۶] داده‌ها، و

ز) شناسایی مظنونین برق دزدی[۷].

در مرجع [۱۵] با توسعه یک روش هوش مصنوعی، یعنی SVM، به موضوع تشخیص برق دزدی پرداخته شده است. در این روش، از داده‌های گذشته مصرف برق و سایر ویژگی‌های مصرف‌کننده برای شناسایی الگوهای مصرف نامتعارف که به شدت با NTL همبستگی دارند، بهره گرفته شده است. روش کار بدین صورت است که مصرف‌کنندگان توسط مدل SVM به دو دسته "عادی"[۸] یا "متقلب"[۹] طبقه‌بندی می‌شوند. الگوهای مصرف تمامی مصرف‌کنندگان با استفاده از داده کاوی و ابزارهای تحلیل آماری مورد بررسی قرار می‌گیرند تا به کمک مشاهده تغییرات ناگهانی در الگوی مصرف مشترکین بتوان موارد مشکوک به برق دزدی را شناسایی نمود.

این روش با استفاده از داده‌های گذشته سه شهر منتخب کشور مالزی برای ۲۶۵۸۷۰ مشترک برق و به مدت ۲۵ ماه آزمایش شده است. ویژگی‌هایی که در نهایت انتخاب شدند عبارتند از:

الف) ۲۴ مقدار متوسط مصرف انرژی روزانه برای هر مشترک؛ که با الگوی بار آنها مطابقت دارد (تخمین زده شده به صورت مصرف ماهانه تقسیم بر تعداد روزهای بین دو اندازه‌گیری متوالی)، و

ب) اطلاعات استحقاق اعتبار (CWR)[۱۰] برای هر مشترک؛ که این اطلاعات توسط سامانه صدور صورت‌حساب[۱۱] شرکت توزیع به‌طور خودکار برای مشترکینی که قبوض خود را پرداخت نمی‌کنند تولید می‌شود.

[1] Acquisition
[2] Preprocessing
[3] Feature selection
[4] Classifier training
[5] Data-of-interest classification
[6] Post-processing
[7] Theft-suspects identification
[8] Normal
[9] Fraudulent
[10] Credit Worthiness Information
[11] Billing

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

داده‌ها نرمال‌سازی، قالب‌بندی و سپس برای آموزش و آزمایش[1] مدل SVM مورد استفاده قرار می‌گیرند. با پیاده‌سازی این روش در سه شهر مالزی، مشخص شد که نرخ موفقیت مورد انتظار از ۳٪ به ۶۰٪ افزایش یافته است.

نویسندگان مرجع [۳۷]، از خوشه‌بندی[2] C-Means فازی برای دسته‌بندی مصرف‌کنندگان بر اساس الگوهای مصرفشان استفاده کرده‌اند. تفاوت خوشه‌بندی با طبقه‌بندی عمدتا در این است که دومی یک مجموعه داده آموزشی دارد که در آن پاسخ مشاهدات قبلا وجود دارد (عنوان طبقه داده‌ها قبلا علامت‌گذاری شده است) و بر مبنای آن داده‌های جدید را می‌شناسد و در طبقه‌بندی جای می‌دهد. خوشه‌بندی در واقع یک فرآیند گروه‌بندی مشاهدات در طبقاتی از اشیاء مشابه است و در خوشه‌بندی فازی، یک مشاهده می‌تواند به بیش از یک طبقه (کلاس)، با درجه عضویت متفاوت تعلق داشته باشد. بر این اساس، شناسایی تقلب به کمک تابع عضویت فازی و مشاهده فواصل اقلیدسی نرمال‌شده مراکز خوشه‌ای است که بر اساس شاخصی مرتب شده‌اند. بالاترین امتیاز نشان‌دهنده مصرف‌کنندگان متقلب است.

این روش از پنج ویژگی استفاده می‌کند که برای توصیف یک الگوی مصرف در نظر گرفته می‌شوند؛ این صفات عبارتند از:

الف) میانگین مصرف ($\bar{E}$)،

ب) حداکثر مصرف ($E_{\max}$)،

ج) انحراف معیار مصرف (σ_E)،

د) مجموع نظرات بازرسی در طول شش ماه گذشته، و

ه) میانگین مصرف محله.

همچنین، داده‌های ۱۲ ماه دیگر برای فرآیند خوشه‌بندی لازم هستند. این روش با داده‌های واقعی یکی از محله‌های هند با ۵۷ مشترک آزمایش شده است و نرخ موفقیت آن ۸۰٪ اعلام شده است.

نویسندگان مرجع [۳۸] از روش‌های محاسبه خط مبنای مصرف‌کننده استفاده کرده‌اند که در چارچوب برنامه‌های پاسخ تقاضا ایجاد شده است. برای هر دوره از داده‌های گذشته، مصرف مورد انتظار تخمین زده می‌شود، سپس با میزان تحقق‌یافته مقایسه می‌شود و اگر تفاوت قابل‌ملاحظه‌ای وجود داشته باشد، مصرف‌کننده احتمالا متقلب توصیف می‌شود.

[1] Training and Testing
[2] Clustering

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

انواع خط مبنا مورد استفاده عبارتند از:

الف) نوع I: از داده‌های گذشته بار[1] استفاده می‌کند و ممکن است شامل داده‌های دیگری مانند آب و هوا نیز باشد،

ب) نوع II: برای بارهای تجمیع‌شده (انباشته)[2] استفاده می‌شود.

پس از محاسبه مصرف انرژی مورد انتظار، اطلاعات آماری مربوط به مصرف مورد انتظار و مقادیر اندازه‌گیری شده، تهیه و مقایسه می‌شوند. این آمار شامل میانگین کل داده‌ها، انحراف معیار کل داده‌ها، میانگین داده‌های گذشته و انحراف معیار داده‌های گذشته. کل داده‌ها به تمامی داده‌های مصرف‌کننده مورد نظر اشاره دارد و داده‌های گذشته نیز به داده‌های گذشته هر دوره زمانی مورد مطالعه اشاره می‌کند. در این مرجع، عملکرد روش پیشنهادی با تحلیل یک مورد موردی ارزیابی شده است.

۳- معیارهای ارزیابی عملکرد

برای مقایسه عملکرد این دسته‌بندها، از *معیارهای ارزیابی عملکرد* متفاوتی استفاده می‌شود. این معیارها می‌توانند در فهرست کوتاه دسته‌بندها در تشخیص NTL به ازای سناریوهای معین بسیار کمک‌کننده باشند. به نظر می‌رسد همچنان یک مطالعه مقایسه‌ای دقیق از معیارهای ارزیابی عملکرد جهت تشخیص NTL مورد نیاز است چرا که تاکنون روابط این معیارها و تحلیل قابلیت‌های آن‌ها به اندازه کافی در ادبیات موضوعی NTL مورد بحث جامع قرار نگرفته است.

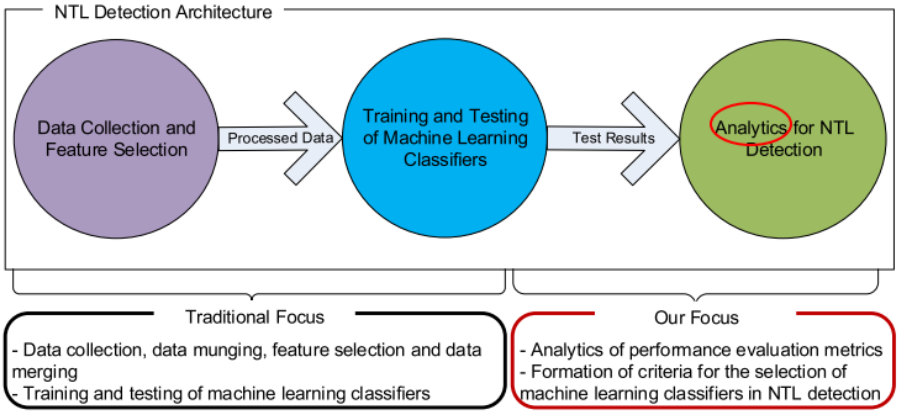
در بسیاری از کشورهای دنیا، شرکت‌های توزیع برق، بازرسی تصادفی در محل را برای شناسایی موارد سرقت انجام می‌دهند و این دقیقا دلیل اصلی موفقیت بسیار کم این شرکت‌ها در تشخیص NTL بوده است. انتظار داریم این پژوهش با استفاده از دسته‌بندهای یادگیری ماشین، بتواند با شناسایی و تهیه فهرست کوتاه از موارد احتمالی برق دزدی (با تاکید بر ماینرهای غیرمجاز) جهت بازرسی در محل، به بهبود نسبت موفقیت شرکت‌های توزیع برق کشور کمک کند. ضمن اینکه مطمئنا به کاهش هزینه بازرسی محل توسط شرکت توزیع نیز کمک خواهد کرد.

این کار در مرجع [۳۹] بر روی یک مجموعه داده واقعی شامل ۸۰۲۴۴ رکورد مصرف ماهانه یک منطقه آزمایشی کشور پاکستان انجام شده است. نویسندگان این مقاله به منظور پیش‌بینی وقوع NTL در مجموعه داده مورد مطالعه، از سه دسته‌بند استفاده کرده‌اند: جنگل تصادفی، KNN و SVM خطی. سپس، از محاسبه ۱۴ معیار ارزیابی عملکرد برای مقایسه این سه دسته‌بند استفاده کرده‌اند تا روابط کلیدی بین این معیارهای عملکرد را با توجه به تشخیص NTL شناسایی نمایند.

[1] Load historical data
[2] Aggregated loads

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

برای انتخاب مناسب دسته‌بندها، این روابط بسیار مهم هستند. بنابراین، همانطور که در شکل (۲-۱) نشان داده شده است، در اینجا بر شناسایی روابط مهم بین معیارهای ارزیابی عملکرد در حوزه تشخیص NTL تمرکز شده است [۳۹]. نکته حائز اهمیت این است که این کار را حتی می‌توان با استفاده از الگوی مصرف مصرف‌کنندگان گاز، برای پیش‌بینی سرقت احتمالی در بخش گاز هم توسعه داد.



شکل (۱-۲) : معماری تشخیص برق دزدی به روش داده کاوی (و نه مبتنی بر مدل شبکه) [۳۹]

اهداف این کار به شرح زیر است:

۱) طرح‌های جدید تشخیص NTL را دسته‌بندی کرده و طبقه‌بندی جامع آنها را ارائه نماید.

۲) نقاط قوت و ضعف روش‌های پیشرفته تشخیص NTL و همچنین مجموعه‌ای از معیارهای عملکرد که معمولا برای تشخیص NTL استفاده می‌شوند را شناسایی کند.

۳) دسته‌بندهای یادگیری ماشین را برای تشخیص NTL اعمال کرده و عملکرد آنها را بر روی یک مجموعه داده واقعی (به عنوان نمونه، حاوی تقریبا ۸۰۰۰۰ رکورد ماهانه مصرف برق)، محاسبه و تأیید نماید.

۴) مجموعه‌ای از معیارهای عملکرد شناسایی شده برای تشخیص NTL را بررسی کرده و معیارهای عملکردی را که می‌توانند تشخیص NTL را به بهترین وجه ممکن و مطمئن نشان دهند، برجسته کند.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۴- کارهای تحقیقاتی مرتبط

در عصر حاضر، تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ اغلب در حوزه‌های مختلف زندگی روزمره مردم مورد نیاز مبرم است چرا که شاید بتوان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و روش‌های داده کاوی، مسائل واقعی بشر (همچون تشخیص و حتی پیش‌بینی بیماری، شناسایی تقلب یا کلاهبرداری و ...) را حل نمود. روش‌های مدیریت NTL اصولا به تکنیک‌های داده‌گرا[۱]، شبکه‌گرا[۲] و ترکیبی[۳] دسته‌بندی می‌شوند:

تکنیک‌های داده‌گرا از الگوهای مصرف برق مصرف‌کننده برای پیش‌بینی NTL استفاده می‌کنند. این تکنیک‌ها را می‌توان به پارادایم‌های یادگیری نظارت‌شده[۴]، نیمه‌نظارتی[۵] و بدون‌نظارت[۶] تقسیم کرد. روش‌های یادگیری نظارت‌شده زمانی استفاده می‌شوند که برچسب کلاس تقلب[۷] و عدم‌تقلب[۸] از قبل روی مجموعه داده‌های آموزش موجود باشد. نمونه‌ای از یادگیری تحت نظارت، الگوریتم SVM است. روش‌های یادگیری نیمه‌نظارتی زمانی استفاده می‌شود که فقط برچسب یک کلاس معلوم است و برچسب کلاس دیگر مشخص نیست. نمونه‌ای از یادگیری نیمه‌نظارتی، تشخیص نامتعارفی[۹] مصرف است. روش‌های یادگیری بدون نظارت نیز زمانی استفاده می‌شوند که اصلا برچسب‌های کلاس معلوم نیستند و در واقع، هیچ یک از داده‌ها دارای برچسب نمی‌باشند. الگوریتم‌های خوشه‌بندی نمونه‌هایی از یادگیری بدون نظارت هستند.

تکنیک‌های شبکه‌گرا شامل استفاده از مجموعه داده‌های شبکه و کنتورهای هوشمند هستند که برای بررسی تعادل توان در گره‌های مختلف شبکه توزیع استفاده می‌شوند. برخی محققین معتقدند که تکنیک‌های شبکه‌گرا در تشخیص NTL در سطح یک منطقه مشخص خوب عمل می‌کنند (مثلا تعیین فیدری که برخی مشترکین آن احتمالا مشکوک به برق دزدی هستند) اما در شناسایی خود مصرف‌کنندگان متقلب ممکن است ناکام بمانند [۳۹].

تکنیک‌های ترکیبی از مزایای هر دو روش استفاده می‌کنند که در آن از داده‌های شبکه برای مکان‌یابی منطقه مشکوک به برق دزدی و از داده‌های مصرف برای شناسایی خود مصرف‌کنندگان متقلب استفاده می‌کنند. این روش‌ها عمدتا از شاخص‌های معروف حوزه یادگیری ماشین یعنی مثبت واقعی (TP)[۱۰]، منفی واقعی (TN)[۱۱]، مثبت کاذب

[1] Data-oriented
[2] Network oriented
[3] Hybrid
[4] Supervised learning
[5] Semi-supervised learning
[6] Unsupervised learning
[7] Fraud label
[8] No-fraud label
[9] Anomaly detection
[10] True Positive
[11] True Negative

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

(FP)[۱]، منفی کاذب (FN)[۲]، یادآوری[۳]، نرخ بازشناسی[۴]، نرخ تشخیص بیزین[۵] و ویژه بودن[۶] به عنوان معیارهای اصلی ارزیابی عملکرد، بهره می‌برند.

یک نظرسنجی جامع برای چالش‌های تشخیص NTL را می‌توان در مرجع [۱۱] یافت. در این تحقیق، نویسندگان تکنیک‌های متعددی را که در تشخیص NTL به کار می‌روند، مقایسه کرده‌اند. این روش‌ها شامل سیستم خبره، SVM، شبکه عصبی، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک، جنگل مسیر بهینه و مجموعه‌های ناهموار[۷] است. نویسندگان همچنین تکنیک‌های مختلف جستجو را برای انتخاب ویژگی داده‌های اصلی مشترکین برق مقایسه کرده‌اند. این مرجع برخی از چالش‌ها را شناسایی می‌کند که هنوز لازم است نسبت به آن‌ها به طور کامل توجه شود؛ به عنوان مثال، ۱) شناسایی درصد صحیحی از نمونه‌برداری از طبقه اکثریت، ۲) نیاز به یک مطالعه تطبیقی کامل برای تکنیک‌های مختلف مربوط به ناتعادلی[۸] داده‌ها، ۳) نیاز به یک سنجه[۹] جهت مقایسه رگرسیون با مسائل طبقه‌بندی و ۴) ایجاد یک مجموعه داده معیار[۱۰].

بر اساس نوع داده‌های مورد استفاده برای تشخیص NTL، راهبردها را می‌توان به چهار دسته اصلی تفکیک نمود:

۱) روش‌های مبتنی بر داده‌های مصرف؛ که برای تشخیص NTL از داده‌های مصرف جمع‌آوری‌شده از سمت کنتورهای نصب‌شده در سمت مصرف‌کننده استفاده می‌کنند.

۲) روش‌های مبتنی بر شبکه؛ که با استفاده از تفاوت بین کل برق عرضه شده و کل برق صورتحساب شده جهت تشخیص NTL بهره می‌برند. این روش‌ها همچنین از داده‌های توپولوژیکی و الکتریکی شبکه استفاده می‌کنند.

۳) روش‌های ترکیبی شامل استفاده از هر دو نوع داده، یعنی داده مصرف و داده شبکه جهت تشخیص NTL.

۴) روش‌های مبتنی بر داده‌های اضافی؛ که نه تنها از داده‌های مصرف استفاده می‌کنند بلکه از داده‌های دیگری مانند داده‌های آب و هوا و دما نیز بهره می‌برند.

تاکنون تلاش‌های زیادی در هر یک از دسته‌های فوق برای شناسایی NTL صورت گرفته است. در شکل (۲) یک طبقه‌بندی کامل برای راهبردهای تشخیص NTL نشان داده شده است.

[1] False Positive
[2] False Negative
[3] Recall
[4] Recognition rate
[5] Bayesian detection rate
[6] Specificity
[7] Rough sets
[8] Imbalance
[9] Metric
[10] Benchmark dataset

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۴-۱- روش‌های مبتنی بر داده‌های مصرف

محققین در دهه گذشته علاقه خاصی به تشخیص NTL نشان داده‌اند. چندین روش یادگیری ماشین برای شناسایی صحیح NTL استفاده شده است. در مرجع [۱۵] از SVM برای شناسایی NTL در مجموعه داده‌ای که از منظر برچسب‌های کلاس دارای توزیع بسیار نابرابر است، استفاده کرده‌اند. نویسندگان مدعی افزایش نرخ موفقیت از ۳ به ۶۰ درصد شده‌اند. این کار بر روی شناسایی NTLهایی متمرکز است که در آن‌ها تغییرات ناگهانی در الگوهای مصرف مشترکین مشاهده می‌شود، اما در مواردی که این تغییرات مصرف به تدریج رخ داده‌اند، بحث نمی‌کند. همچنین، این نویسندگان نتایج NTL را با استفاده از دقت و نرخ موفقیت مقایسه کرده‌اند اما نبود رابطه‌ی بین آنها را مورد بحث قرار نداده‌اند.

نویسندگان مرجع [۴۰] از قوانین بولی، منطق فازی و SVM برای شناسایی NTL جهت تجزیه و تحلیل الگوهای مصرف ماهانه مجموعه داده‌ای در حدود یک میلیون مشترک برق استفاده کرده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که منطق فازی بهینه‌شده و SVM بهتر از قوانین بولی عمل می‌کنند. نویسندگان دسته‌بندها را با معیارهای ارزیابی عملکرد مانند مثبت واقعی (TP)، منفی واقعی (TN)، مثبت کاذب (FP)، منفی کاذب (FN)، یادآوری و ویژه بودن مقایسه کرده‌اند. با این حال، روابطی که ممکن است بین این معیارها در مورد تشخیص NTL وجود داشته باشد به اندازه کافی مورد بحث قرار نگرفته است.

مجموعه‌ای از دسته‌بندها به‌عنوان مجموعه‌ای برای کشف تقلب در یک شرکت توزیع برق در اروگوئه توسط تیم تحقیقاتی مرجع [۴۱] استفاده شده‌اند. نویسندگان ادعا کرده‌اند که ترکیب یک SVM تک-کلاسه، CS-SVM، جنگل مسیر بهینه (OPF) و C4.5 در مقایسه با استفاده جداگانه از هر یک از آنها، نتایج بهتری ارائه می‌کند. دسته‌بندها با استفاده از معیارهای دقت[1]، یادآوری، صحت[2] و مقدار F مقایسه شده‌اند. با این حال، این مرجع تأثیر استفاده از این معیارها برای تشخیص NTL را مورد بحث قرار نداده است.

نویسندگان مرجع [۴۲] از سه دسته‌بند یعنی SVM خطی، SVM غیرخطی و یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)[3] برای تشخیص NTL از میان مجموعه داده جمع‌آوری‌شده از یک شرکت توزیع برق در هندوراس استفاده کرده‌اند. نویسندگان از راهبردهای کم‌نمونه‌گیری[4] و بیش‌نمونه‌گیری[5] برای بهبود وضعیت نامتعادلی نسبت داده‌های موارد تقلب و غیرتقلب استفاده کرده‌اند. علاوه بر این، در این تحقیق، از ۸ معیار ارزیابی عملکرد برای مقایسه عملکرد دسته‌بندها استفاده شده است که این معیارها عبارتند از دقت، یادآوری، صحت، ویژه بودن، AUC، F_1، F_β و ضریب همبستگی متیوز (MCC)[6]. این مرجع ارتباط بین این معیارها را به طور خاص برای تشخیص NTL مورد بحث قرار

[1] Accuracy
[2] Precision
[3] Multi-layer perceptron
[4] Under-sampling
[5] Over-sampling
[6] Matthews Correlation Coefficient

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

نداده است در حالی که، این ارتباطات می‌تواند برای یافتن ترکیب مناسبی از معیارها در تشخیص NTL سودمند باشد.

مرجع [۴۳]، از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تشخیص برق دزدی در یک مجموعه داده نسبتا کوچکتر که از مرکز آرشیو داده‌های علوم اجتماعی ایرلند جمع‌آوری شده، استفاده کرده است. نویسندگان، شبکه عصبی را در سه سناریو مختلف آموزش داده‌اند و متناظر با آن سه مشاهده را گزارش داده‌اند. یکی از مشاهدات این است که رفتار مصرفی مشترک برق را می‌توان یک سال آینده پیش‌بینی کرد. مشاهده دیگر این است که آموزش شبکه عصبی بر روی داده‌های سه هفته متوالی می‌تواند رفتار مصرفی مشترک برق را برای هفته چهارم پیش‌بینی کند. مشاهده نهایی آنها این بود که الگوی مصرف را می‌توان در همان فصل آب و هوایی نیز پیش‌بینی نمود. نویسندگان از TP، TN، FP و FNبرای اندازه‌گیری عملکرد شبکه عصبی استفاده کرده‌اند. نویسندگان کار خود را در مرجع [۴۴] توسعه داده‌اند. در این کار، از درخت تصمیم M5P برای آموزش و آزمایش مجموعه داده ایرلندی در همان سناریوهای مشابه استفاده کرده‌اند. در این مطالعه از ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)[1] برای اندازه‌گیری نزدیکی مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی استفاده شده است و نتایج حاکی از آن بود که مقادیر RMSE در هر سه سناریو در محدوده آستانه قرار داشتند.

نویسندگان [۲۴] از یک مجموعه داده متعلق به یک شرکت برق و گاز در اسپانیا استفاده کرده‌اند. آنها از ترکیبی از تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین برای پیش‌بینی NTL در برق و اقدامات سرقت انرژی در بخش گاز استفاده کرده‌اند. الگوریتم‌های مورد استفاده عبارت بودند از دسته‌بند بیز ساده، KNN، درختان تصمیم، شبکه‌های عصبی، SVM، جنگل تصادفی و AdaBoost. چارچوب این روش‌ها دارای این ویژگی است که به طور خودکار نتایج بازرسی میدانی[2] در پایگاه داده را به‌روز کرده و در نتیجه می‌تواند در یک دوره زمانی مشخص با الگوهای جدید برق دزدی سازگار شوند. تمامی این الگوریتم‌ها تنها از معیار صحت به عنوان تنها معیار ارزیابی عملکردشان استفاده کرده‌اند.

در طول چند سال گذشته، پیشرفت‌ها در یادگیری عمیق زمینه‌های کاربردی زیادی را فراهم کرده است. یکی از زمینه‌های کاربردی آن که هنوز نیازمند توجه جامعه پژوهشی است، تشخیص NTL است. نویسندگان [۴۵] شبکه عصبی کانولوشن، رمزگذارهای خودکار[3] و شبکه‌های بلند دارای حافظه کوتاه‌مدت[4] را برای تشخیص NTL در یک مجموعه داده نسبتا کوچک آزمایش کرده‌اند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که راهبردهای مبتنی بر یادگیری عمیق از نظر معیارهای عملکردی مختلف مانند دقت، یادآوری، F_1 و منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC)[5] از درخت‌های تصمیم، جنگل‌های تصادفی و شبکه‌های عصبی بهتر عمل می‌کنند.

در [۴۶]، نویسندگان از شبکه‌های عصبی بازگشتی عمیق[6] برای شناسایی NTL استفاده کرده‌اند. داده‌های مورد استفاده مربوط به زیرساخت AMI است که از وزارت صنعت، نوآوری و علم دولت استرالیا گرفته شده است. از آنجایی

[1] Root Mean Square Error
[2] On-field inspection
[3] Auto encoders
[4] Long short-term memory networks
[5] Receiver Operating Characteristic (ROC) curve
[6] Deep Recurrent Neural Networks

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

که داده‌های AMI در طول زمان متوالی هستند، شبکه عصبی بازگشتی روی آن اعمال می‌شود. معیار مورد استفاده برای ارزیابی عملکرد دقت است که برای یک محله ۶۵.۳٪ اندازه‌گیری می‌شود. با این حال، از هیچ معیار ارزیابی عملکرد دیگری که ممکن است برای درک بهتر تشخیص NTL کمک کند، استفاده نشده است.

۵- نتایج آخرین کارهای تحقیقاتی منتشر شده

در یک نگاه کلان، تشخیص NTL را می‌توان به عنوان یک مورد خاص از کشف تقلب[1] در نظر گرفت که این مبحث در مراجع [۴۷, ۴۸] مورد توجه قرار گرفته است. این مباحث، نقش الگوریتم‌های یادگیری ماشین را به عنوان یکی از مهمترین ابزارهای تشخیص رفتار متقلّبانه در اقداماتی همچون کلاهبرداری از کارت‌های اعتباری، نفوذ رایانه‌ای[2] و حتی کلاهبرداری مخابراتی برجسته می‌کنند.

در این بخش از گزارش، سعی شده است تا با تمرکز بر کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص NTL، مروری بر روش‌های مرتبط و نتایج گزارش شده در ادبیات موضوع انجام گیرد. همچنین، تلاش شده است چالش‌های حل نشده در حوزه تشخیص NTL تا حد امکان شناسایی و به جامعه پژوهشی معرفی شوند.

۵-۱- ویژگی‌ها

در این بخش، سعی شده است تا تمامی ویژگی‌های گزارش شده در ادبیات موضوع، به طور خلاصه و به صورت تفکیک شده ارائه شوند.

۵-۱-۱- مصرف ماهیانه کنتورهای قدیمی

بسیاری از کارهای تحقیقاتی مرتبط با موضوع تشخیص NTL از کنتورها و دستگاه‌های اندازه‌گیری سنتی استفاده کرده‌اند که به صورت ماهیانه یا سالانه قرائت می‌شوند. در مراجع [۱۵, ۱۹, ۴۰, ۴۹]، مقدار متوسط مصرف مشترکین که بر اساس این داده‌ها قابل محاسبه می‌باشد، به عنوان یک ویژگی در نظر گرفته شده است. این ویژگی به صورت زیر قابل محاسبه است:

اگر فرض شود که M مشترک برق به صورت $\{0,1,...,M-1\}$ موجود باشند و اطلاعات مصرفی آنها برای N ماه $\{0,1,...,N-1\}$ در اختیار باشد، آنگاه می‌توان ماتریس ویژگی F را به گونه‌ای تعیین نمود که هر درایه $F_{m,d}$ آن، متناظر با مقدار متوسط روزانه کیلووات ساعت مصرفی مشترک در طول آن ماه باشد.

[1] Fraud detection
[2] Computer intrusion

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

همچنین، ۲۴ قرائت ماهانه قبلی کنتور به عنوان یک ویژگی در مراجع [۵۰, ۵۱] استفاده شده است. علاوه بر این، ویژگی‌های در نظر گرفته شده در این مراجع عبارت بودند از (الف) میزان مصرف ماهانه قبل از بازرسی، (ب) میزان مصرف همان ماه در سال قبل، (ج) میزان مصرف در سه ماه گذشته و (د) میزان مصرف مشترک برق در ۲۴ ماه گذشته.

با استفاده از قرائت‌های شش ماهه قبلی کنتور، ویژگی‌های زیر نیز در مرجع [۵۲] استفاده شده‌اند: (۱) میانگین مصرف، (۲) حداکثر مصرف، (۳) انحراف معیار، (۴) تعداد بازرسی و (۵) میانگین مصرف منطقه مسکونی.

۵-۱-۲- مصرف کنتورهای هوشمند

با افزایش نرخ نصب و بهره‌برداری کنتورهای هوشمند، خوشبختانه امکان ثبت مصارف انرژی الکتریکی مشترکین در فواصل زمانی کوتاه فراهم شده است. در مراجع [۵۳, ۵۴]، مصرف برق در فواصل ۱۵ دقیقه‌ای به عنوان یک ویژگی استفاده شده است، در حالی که در مراجع [۵۵, ۵۶]، مقادیر قرائت شده در فواصل ۳۰ دقیقه، به عنوان ویژگی به کار رفته‌اند. در مراجع [۵۷-۵۹] حداکثر مصرف در هر دوره ۱۵ دقیقه‌ای به عنوان یک ویژگی تلقی شده است. همچنین، از آنجایی که ضریب بار با تقسیم تقاضای مورد توافق بر پیک مصرف محاسبه می‌شود، می‌توان از آن نیز به عنوان ویژگی استفاده نمود. از طرفی، ویژگی‌های قابل استنتاج از سری زمانی مصرف مشترکین که تحت عنوان ضرایب شکل[1] بار (شامل تأثیر زمان ناهار، شب‌ها و آخر هفته‌ها) مطرح می‌شوند، در مرجع [۶۰] به کار رفته‌اند.

۵-۱-۳- داده‌های اصلی[2]

داده‌های اصلی بیانگر داده‌های مرجع مشترکین مانند نام یا آدرس است که معمولا به ندرت تغییر می‌کند. در همین راستا، مرجع [۶۱] از ویژگی‌های زیر که مشتق شده از داده‌های اصلی مشترکین است برای اهداف دسته‌بندی استفاده کرده است:

۱) مکان (شهر و محله)،
۲) کلاس تجاری (به عنوان مثال مسکونی یا صنعتی)،
۳) نوع فعالیت (به عنوان مثال، محل سکونت یا محل کسب مانند داروخانه)،
۴) سطح ولتاژ (۳۸۰ ولت فشار ضعیف و یا ۱۱، ۲۰، ۳۳ کیلوولت فشار متوسط)،
۵) تعداد فازها (۱، ۲ یا ۳)
۶) نوع کنتور (قدیمی یا هوشمند).

[1] Shape factors
[2] Master data

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

علاوه بر این، در مرجع [۵۷] اطلاعات مربوط به ترانسفورماتور پستی که مشترک به آن متصل است به عنوان ویژگی در نظر گرفته شده است. همچنین، شهرک یا محله‌ای که مشترک در آن مستقر است، سطح ولتاژ (فشار ضعیف یا فشار متوسط)، تعرفه برق، توان قراردادی و همچنین تعداد فازها (تکفاز یا سه‌فاز) در مرجع [۶۲] استفاده شده‌اند. به طور مشابه، ویژگی‌هایی از جنس داده اصلی شامل نوع مشترک برق، موقعیت مکانی، سطح ولتاژ، نوع آب و هوا (بارانی یا گرم)، و نوع روز نیز در مرجع [۶۰] در نظر گرفته شده‌اند.

۵-۱-۴- معیار رتبه‌بندی استحقاق اعتبار مشترکین

در کارهای تحقیقاتی [۱۵, ۴۹, ۶۳]، از معیاری تحت عنوان رتبه‌بندی استحقاق اعتبار (CWR)[1] هر مشترک برق، به عنوان یک ویژگی استفاده شده است. این ویژگی از خروجی سامانه صدور قبض شرکت توزیع قابل محاسبه است به گونه‌ای که اگر مشترک پرداخت قبوض خود را به تأخیر انداخت یا از تسویه آن اجتناب نمود، به سادگی در مقدار این معیار منعکس می‌شود. مقدار کمّی CWR در بازه ۰ تا ۵ است که ۵ نشان دهنده حداکثر امتیاز می‌باشد. این ویژگی می‌تواند به سادگی اطلاعات مختلفی در مورد یک مشترک برق مانند عملکرد پرداخت، درآمد و رفاه محله را منعکس نماید.

۶- شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی از نحوه عملکرد مغز انسان الهام می‌گیرند و قادرند برای ماشین (رایانه یا هر ابزار با قابلیت پردازش) به گونه‌ای امکان یادگیری را فراهم کنند که توانایی شناسایی ارتباطات پیچیده بین داده‌ها برایش به سادگی میسر شود. بر این اساس، در مرجع [۶۴] از شبکه‌های عصبی برای تشخیص NTL در قرائت‌های ۳۰ دقیقه‌ای کنتور استفاده شده که برای آن دقت تست برابر ۰.۵۴۶۱ گزارش شده است. به طور مشابه، در مرجع [۵۱]، مجموعه‌ای متشکل از پنج شبکه عصبی بر روی نمونه‌هایی از یک مجموعه داده شامل حدود ۲۰ هزار مشترک برق اعمال شده است. در این مدل، هر شبکه عصبی از ویژگی‌های محاسبه شده از سری‌های زمانی مصرف برق به اضافه برخی ویژگی‌های خاص مصرف‌کننده‌ها استفاده کرده است که در نهایت، دقت ۰.۶۲۶ و صحت ۰.۶۸۶ در مجموعه تست به دست آمده است.

در مرجع [۶۱]، یک مجموعه داده شامل حدودا ۲۲۰۰۰ مشترکین برق برای آموزش شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. جهت تحلیل رفتار مصرف، از میانگین مصرف ۱۲ ماه گذشته و سایر ویژگی‌های مصرف‌کننده مانند موقعیت مکانی، نوع مشترک، ولتاژ و وجود یادداشت‌های قرائت کنتور در آن دوره استفاده شده است. در مجموعه تست، دقت ۰.۸۷۱۷، صحت ۰.۶۵۰۳ و فراخوان ۰.۲۹۴۷ گزارش شده‌اند.

[1] Credit Worthiness Ranking

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۶-۱- نگاشت‌های خودسازمان‌ده (SOM)[1]

شبکه عصبی کوهونن[2] یا نگاشت خودسازمان‌ده (SOM) نوعی الگوریتم آموزش شبکه عصبی بدون نظارت است که برای خوشه‌بندی استفاده می‌شود. در مرجع [۵۳]، الگوریتم SOM به داده‌های مصرف هفتگی (قرائت‌های ۱۵ دقیقه‌ای کنتورها) تعداد ۲۰۰۰ مشترکین برق اعمال شده است. این اقدام سبب می‌شود تا بتوان رفتار مشترکین را به دو صورت تقلب[3] یا غیرتقلب[4] دسته‌بندی نمود. بر این اساس، دستور بازدید و بازرسی صرفا در صورتی صادر می‌شود که معیارهای خاصی برآورده شود؛ از جمله اینکه یک هفته از مجموعه هفته‌ها با چه کیفیت خوبی منطبق با یک خوشه شده است (به شرط اینکه هیچ تغییر قرارداد دیماندی برای مصرف‌کننده یا مشترک برق رخ نداده باشد). در این مرجع، دقت تست ۰.۹۲۶۷، صحت تست ۰.۸۵۲۶ و فراخوان تست ۰.۹۷۷۹ گزارش شده است.

۷- ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)

در شبکه‌های عصبی چند لایه (موسوم به پرسپترون و به اختصار MLP)، غالبا توجه بر بهبود ساختار شبکه عصبی است، به نحوی که خطای تخمین و میزان اشتباه‌های شبکه عصبی کمینه شود. اما در نوع خاصی از شبکه عصبی، موسوم به ماشین بردار پشتیبان (SVM) صرفا بر روی کاهش ریسک عملیاتی مربوط به عدم عملکرد صحیح، تمرکز می‌شود. لازم به ذکر است، ساختار یک شبکه SVM، اشتراکات زیادی با شبکه عصبی MLP دارد و تفاوت اصلی آن عملا در شیوه یادگیری است ضمن اینکه SVM یک الگوریتم طبقه‌بندی پیشرفته است که کمتر مستعد بیش‌برازش[5] است. در مرجع [۶۳]، داده‌های مصرف برق حدود ۴۰۰ مصرف‌کننده بسیار نامتعادل از ۲۶۰ هزار مشترک برق در کوالالامپور، مالزی مورد مطالعه قرار گرفته است. هر مصرف‌کننده ۲۵ قرائت ماهانه کنتور در بازه زمانی دو ساله (از ژوئن ۲۰۰۶ تا ژوئن ۲۰۰۸) داشته است. از این قرائت کنتورها، میانگین مصرف روزانه در هر ماه به عنوان ویژگی لحاظ شده است و پس از نرمال‌سازی، جهت آموزش به الگوریتم SVM ارجاع داده شده‌اند. همچنین، در این مرجع، از رتبه‌بندی استحقاق اعتبار (CWR) استفاده شده است زیرا همانطور که ذکر شد، CWR خود یک شاخص مهم برای تشخیص اینکه آیا مشترکین مرتکب برق دزدی شده‌اند یا خیر، محسوب می‌شود. برای مجموعه تست این مطالعه، مقدار فراخوان برابر ۰.۵۳ به دست آمده است. به طور مشابه، در مرجع [۱۵]، به ازای یک مجموعه داده متفاوت، دقت آزمون ۰.۸۶ و فراخوان آزمون ۰.۷۷ گزارش شده است. همچنین در مرجع [۵۴]، SVM بر روی الگوی مصرف ۱۳۵۰ مشترک برق در کشور هند اعمال شده است. نویسندگان، این تعداد را به ۱۳۵ الگوی مصرف متوسط روزانه که هر کدام ۱۰ مصرف‌کننده دارد، تقسیم کرده‌اند. با فرض اینکه، برای هر مصرف‌کننده، کنتور هر ۱۵ دقیقه خوانده می‌شود در نهایت، دقت تست ۰.۹۸۴ گزارش شده است.

[1] Self-Organizing Map
[2] Kohonen
[3] Fraud
[4] Non-fraud
[5] Overfitting

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در مرجع [۵۷]، پروفیل مصرف ۵۰۰۰ مشترک صنعتی در کشور برزیل مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته است. در این تحقیق، برای هر پروفیل مصرف‌کننده، ۱۰ ویژگی از جمله میزان تقاضا، حداکثر دیماند، ظرفیت نصب شده در نظر گرفته شده است. مطابق تنظیمات صورت گرفته، SVM کمی بهتر از KNN و شبکه عصبی عمل کرده و برای آن‌ها، دقت تست به ترتیب ۰.۹۶۲۸، ۰.۹۶۲۰ و ۰.۹۴۴۸ گزارش شده است.

در مرجع [۴۰]، مجموعه داده‌ای مشتمل بر ۷۰۰ هزار مشترک برق کشور برزیل، ۳۱ میلیون قرائت ماهانه کنتور از ژانویه ۲۰۱۱ تا ژانویه ۲۰۱۵ و تقریبا ۴۰۰ هزار داده بازرسی استفاده شده است. در بین داده‌ها نمونه‌های تقلب (برق دزدی) شامل ۱۰۰ هزار مصرف‌کننده خاطی نیز لحاظ شده است. در این تحقیق، از SVM و با در نظر گرفتن میانگین مصرف روزانه در ۱۲ ماه گذشته به عنوان ویژگی، بهره گرفته شده است. جهت ارزیابی عملکرد این الگوریتم از معیار مساحت زیر منحنی (AUC)[1] مربوط به نمودار *مشخصه عملکرد گیرنده* (ROC) استفاده شده است. برای نسبت‌های ۵٪ و ۲۰٪ NTL، مقدار AUC تست، یکسان بوده و برابر ۰.۵۵ گزارش شده است.

۸- مقایسه مدل‌ها، روش‌ها و مجموعه داده‌ها

در جدول (۲-۱)، تا حد امکان انواع مدل‌ها، مجموعه داده‌ها و معیارهای ارزیابی کارایی الگوریتم‌ها با یکدیگر مقایسه شده‌اند. متداول‌ترین مدل‌های مشاهده شده در ادبیات موضوع عمدتا شامل سیستم‌های خبره بولی و فازی، SVMها و شبکه‌های عصبی می‌باشند. علاوه بر این از الگوریتم‌های فراابتکاری مانند ژنتیک، جنگل مسیر بهینه (OPF) و روش‌های رگرسیون نیز استفاده شده است. اندازه مجموعه داده‌ها طیف گسترده‌ای از ۳۰ تا ۷۰۰ هزار مشترک را در برمی‌گیرند. همچنین، دقت و یادآوری محبوب‌ترین معیارهای ارزیابی عملکرد در ادبیات موضوع دیده می‌شوند که به ترتیب در بازه ۰.۴۵ تا ۰.۹۹ و ۰.۲۹ تا ۱ گزارش شده‌اند. تنها تعداد بسیار کمی از نشریات معیار صحت مدل‌های خود را که معمولا در محدوده ۰.۵۱ تا ۰.۸۵ بوده، گزارش کرده‌اند. معیار AUC نیز تنها در یک نشریه گزارش شده است. چالش‌های مرتبط با یافتن مناسب‌ترین معیار ارزیابی عملکرد و نحوه مقایسه آنها در بخش‌های بعدی مورد بحث قرار خواهد گرفت.

[1] Area Under Curve

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

جدول (۱-۲) : خلاصه مدل‌ها، مجموعه داده‌ها و معیارهای ارزیابی عملکرد انواع روش‌های شناسایی مصارف نامتعارف

مرجع	مدل	تعداد مشترکین	دقت	صحت	یادآوری	*AUC*	سهم تلفات غیرفنی/ برق دزدی
[۱۵]	SVM گوسی	کمتر از ۴۰۰	۰.۸۶	–	۰.۷۷	–	–
[۱۹]	*SVM* + فازی	۱۰۰ هزار	–	–	۰.۷۲	–	–
[۴۰]	قواعد بولی	۷۰۰ هزار	–	–	–	۰.۴۷	٪ ۵
[۴۰]	قواعد فازی	۷۰۰ هزار	–	–	–	۰.۵۵	٪ ۵
[۴۰]	SVM خطی	۷۰۰ هزار	–	–	–	۰.۵۵	٪ ۵
[۴۰]	قواعد بولی	۷۰۰ هزار	–	–	–	۰.۴۸	٪ ۲۰
[۴۰]	قواعد فازی	۷۰۰ هزار	–	–	–	۰.۵۵	٪ ۲۰
[۴۰]	SVM خطی	۷۰۰ هزار	–	–	–	۰.۵۵	٪ ۲۰
[۶۳]	SVM	کمتر از ۴۰۰	–	–	۰.۵۳	–	–
[۴۹]	*SVM* + ژنتیک	۱۱۷۱	–	–	۰.۶۲	–	–
[۵۰]	نورو-فازی	۲۰ هزار	۰.۶۸	۰.۵۱	–	–	–
[۶۱]	شبکه عصبی	۲۲ هزار	۰.۸۷	۰.۶۵	۰.۲۹	–	–
[۵۳]	SOM	۲۰۰۰	۰.۹۳	۰.۸۵	۰.۹۸	–	–
[۵۴]	SVM گوسی	۱۳۵۰	۰.۹۸	–	–	–	–
[۵۶]	رگرسیون	۳۰	–	–	۰.۲۲	–	٪ ۱
[۵۶]	رگرسیون	۳۰	–	–	۰.۷۸	–	٪ ۲
[۵۶]	رگرسیون	۳۰	–	–	۰.۹۸	–	٪ ۳
[۵۶]	رگرسیون	۳۰	–	–	۱	–	٪ ۴ تا ٪ ۱۰
[۵۷]	SVM	۵۰۰۰	۰.۹۶	–	–	–	–
[۵۷]	KNN	۵۰۰۰	۰.۹۶	–	–	–	–
[۵۷]	شبکه عصبی	۵۰۰۰	۰.۹۴	–	–	–	–
[۵۸]	جنگل مسیر بهینه (OPF)	۷۳۶	۰.۹۰	–	–	–	–
[۵۸]	SVM گوسی	۷۳۶	۰.۸۹	–	–	–	–
[۵۸]	SVM خطی	۷۳۶	۰.۴۵	–	–	–	–
[۵۸]	شبکه عصبی	۷۳۶	۰.۵۳	–	–	–	–
[۶۰]	درخت تصمیم	–	۰.۹۹	–	–	–	–

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۹- چـالش‌هـا

انتشار حجم زیادی از مقالات و گزارش‌های علمی منتشر شده در خصوص موضوع تشخیص NTL در سال‌های اخیر، حاکی از وجود چالش‌های متعددی در این حوزه تحقیقاتی است. در این بخش، این چالش‌ها مورد بحث قرار خواهند گرفت چرا که به طور یقین، توجه به این موارد برای بهبود و عمیق‌تر شدن نتایج این پژوهش ضروری است. به همین دلیل، در اینجا سعی شده است موضوعات رایجی که هنوز در تحقیقات قبلی مورد توجه ویژه قرار نگرفته‌اند ذیل چارچوب تحقیقات حوزه هوش مصنوعی مطرح شده و مفاهیم آن مورد بحث قرار گیرند.

۹-۱- نامتعادلی کلاس‌ها و معیارهای ارزیابی عملکرد

کلاس‌های نامتعادل عمدتا در مباحث یادگیری ماشین و به ویژه برای مجموعه داده‌های واقعی (و نه آموزشی) مطرح می‌شوند و این موضوع از این بابت درجه اهمیت بالایی دارد که عدم توجه به آن می‌تواند بر انتخاب معیارهای ارزیابی تاثیر منفی بگذارد. اکثر تحقیقات حوزه تشخیص NTL به این موضوع نپرداخته‌اند و در بسیاری از موارد، مقالات صرفا به گزارش دقت بالا یا فراخوانی بالا مجموعه داده مورد مطالعه خود اکتفا کرده‌اند.

مثال‌های زیر نشان می‌دهند که چرا معیارهای ارزیابی عملکرد برای تشخیص NTL برای مجموعه داده‌های نامتعادل مناسب نیستند.

- برای یک مجموعه تست شامل ۱۰۰۰ مشترک برق که ۹۹۹ نفر از آنها مصرف عادی و غیرمشکوک دارند:

  - مثال (۱): یک دسته‌بند که همیشه غیر NTL را پیش‌بینی می‌کند، دقت ۹۹.۹٪ دارد. در حالی که در مقابل،
  - مثال (۲): یک دسته‌بند که همیشه NTL را پیش‌بینی می‌کند، مقدار فراخوانی ۱۰۰٪ دارد.

در حالی که دسته‌بند مثال اول از دقت بسیار بالایی برخوردار است و به‌طور شهودی به نظر می‌رسد بسیار خوب عمل می‌کند، هرگز هیچ NTL را پیش‌بینی و شناسایی نمی‌کند. در مقابل، دسته‌بند مثال دوم، همه موارد NTL را پیدا می‌کند، اما در عوض، بازرسی‌های حضوری پرهزینه و غیرضروری از تمامی مشترکین را سبب می‌شود. این موضوع به ندرت در ادبیات NTL مطرح شده است و عمده مقالات علمی نیز یک معیار منفرد مناسب جهت ارزیابی عملکرد دسته‌بند در تحلیل مجموعه داده‌های نامتعادل، معرفی نکرده‌اند.

۹-۲- توصیـف ویژگـی‌ها

به طور کلی، ساختن ویژگی‌های دست‌ساز از داده‌های خام، یک موضوع دیرینه در یادگیری ماشینی است که تأثیر قابل‌توجهی بر عملکرد یک دسته‌بند دارد. ویژگی‌ها به دو دسته اصلی تقسیم قابل تقسیم هستند:

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۱) ویژگی‌های محاسبه شده از پروفیل مصرف برق مشترکین؛ که از قرائت ماهانه کنتورهای قدیمی و یا قرائت‌های نزدیک به زمان-واقعی (۱۵ دقیقه تا ۱ ساعت) کنتورهای هوشمند قابل حصولند.

۲) ویژگی‌های داده‌های اصلی مشترکین (مانند مکان مشترکین برق، نوع مصرف، سطح ولتاژ، نوع کنتور و ...).

ویژگی‌های محاسبه شده از سری‌های زمانی حاصل از قرائت ماهانه کنتورهای قدیمی با آنچه که از قرائت کنتورهای هوشمند حاصل می‌شود، بسیار متفاوت است و نتایجشان به راحتی قابل تعویض نیستند. در حالی که شرکت‌های توزیع برق دائما در تکاپوی ارتقاء زیرساخت‌های اندازه‌گیری خود به کمک نصب بیشتر اندازه‌گیرهای هوشمند هستند اما همچنان بسیاری از کنتورهای سنتی باقی خواهند ماند و این موضوع به ویژه در خصوص کشورهای در حال توسعه بیشتر صدق می‌کند.

کارهای تحقیقاتی بسیار کمی در مورد ارزیابی آماری سودمندی ویژگی‌ها برای تشخیص NTL منتشر شده‌اند (به عنوان نمونه، مرجع [۶۵]) و تقریبا تمام کارهای مربوط به تشخیص NTL سعی کرده‌اند که ویژگی‌ها را تعریف کنند و بر اساس آن مدل‌های بهبود یافته‌ای را گزارش می‌کنند که عمدتا بدون داشتن یک پایه نظری قوی، به صورت تجربی یا آزمایشی پیدا شده‌اند.

۹-۳- کیفیــت داده‌ها

در کار مقدماتی مرجع [۴۰]، می‌توان چنین استنباط نمود که برچسب‌های نتیجه بازرسی در مجموعه آموزش داده‌ها همیشه صحیح نیستند و ممکن است برخی از مصرف‌کنندگان متقلب به عنوان غیرمتقلب برچسب‌گذاری شوند. دلایل این امر اینطور گزارش شده است که این خطا ممکن است بخاطر رشوه دادن یا تهدید مأمور بازرسی و یا حتی اهمال مأمور در ثبت درست نتیجه بازدید میدانی‌اش باشد. همچنین، برق دزدی ممکن است خیلی ماهرانه انجام شود و توسط مأمورها قابل مشاهده و شناسایی نباشد. دلیل دیگر ممکن است پردازش نادرست داده‌ها باشد. لازم به ذکر است که دلیل اخیر خود ممکن است رفتار غیرمتقلبانه را نیز مشکوک و متقلبانه بداند. بنابراین، مدیریت نویز یک موضوع مهم و چالش رایج در مباحث یادگیری ماشین است.

در یادگیری ماشین نظارت‌شده، اکثر روش‌های موجود به نحوه‌ی برخورد با نویز در داده‌های ورودی توجه داشته‌اند. روش‌های منظم‌سازی[1] مختلفی مانند منظم‌سازی L_1 یا L_2 وجود دارند که در مرجع [۶۶] به آنها اشاره شده است و یا روش‌هایی از نوع یادگیری پایا[2] که به الگوریتم‌های یادگیری اجازه می‌دهد تا بتوانند نویز موجود در داده‌های ورودی را بهتر مدیریت کنند [۶۷]. با این حال، در ادبیات یادگیری ماشین مدیریت نویز در برچسب‌های داده‌های آموزشی، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. اکثر تحقیقات تشخیص NTL از روش‌های تحت نظارت استفاده می‌کنند. متاسفانه وجود

[1] Regularization
[2] Learning of invariances

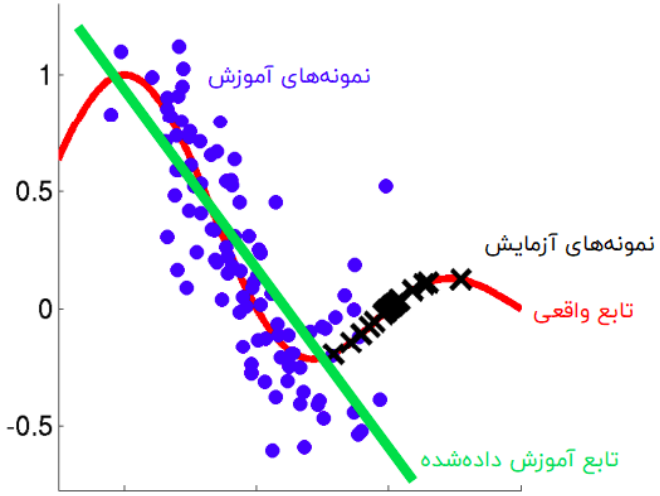
DOI: 10.30503/nripress.2020.277

این نقص در داده‌های آموزشی و به طور خاص برچسب‌های اشتباه احتمالی، به ندرت در ادبیات گزارش شده است. تنها مورد قابل استناد، مرجع [۵۰] است که از یک *مجموعه‌ی کلی*[1] برای پیش-فیلتر کردن داده‌های آموزشی استفاده کرده است.

۹-۴- تغییر متغیر کمکی[2] (تغییر در متغیرهای مستقل)

موضوع تغییر متغیر کمکی مربوط می‌شود به مشکل توزیع متفاوت داده‌های آموزشی (یعنی مجموعه نتایج بازرسی) و داده‌های تولید (یعنی مجموعه مشترکین کاندید بازرسی). وجود این مشکل عملا منجر به نتایج غیرقابل اعتماد پیش‌بینی‌کننده‌های NTL هنگام یادگیری خواهد شد. بحث اصلی این موضوع این است که نمونه‌های جامعه آماری بایستی کاملا بیطرف و بدون بایاس باشند تا نتیجه تحلیل داده‌ها، صحیح و قابل اعتماد شود.

در واقع، جابجایی متغیر کمکی به تغییر در توزیع متغیرهای ورودی موجود در داده‌های آموزش و آزمایش اشاره می‌کند. این تغییر، رایج‌ترین نوع جابجایی مجموعه داده‌ها است. ازآنجایی‌که تقریبا تمام مجموعه داده‌های واقعی از این مشکل رنج می‌برند، این مسأله توجه بیشتری را به خود جلب کرده است [۶۸]. این موضوع در شکل (۲-۲) به خوبی نشان داده شده است.



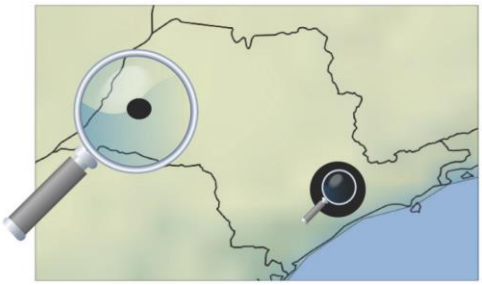
شکل (۲-۲) : مشکل توزیع متفاوت متغیرهای ورودی موجود در داده‌های آموزش و آزمایش [۶۹]

همان طور که در شکل (۲-۲) ملاحظه می‌شود، تابع آموزش تمایل دارد به داده‌های آموزش برازش شود. با این حال، همان طور که مشاهده می‌شود توزیع آموزش و آزمایش باهم تفاوت دارند. از این‌رو، استفاده از این تابع آموزش برای پیش‌بینی، قطعا نتایج اشتباهی را در پی خواهد داشت. بنابراین، اولین مرحله، شناسایی تغییر در توزیع داده‌ها است.

[1] Ensemble
[2] Covariate shift

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در بازه‌ی حدودا پانزده سال گذشته، الگوی کلان داده[1] که در مباحث یادگیری ماشین مطرح می‌شود، متاسفانه صرفا متمرکز بر جمع‌آوری داده‌های بیشتر به جای بهبود مدل‌ها بوده است. از این رو، ممکن است چنین برداشت شود که در اختیار داشتن اطلاعات بیشتر مشترکین برق و نتایج بازرسی به تشخیص دقیق‌تر NTL کمک خواهد کرد؛ این در حالی است که در بسیاری از موارد، داده‌ها ممکن است سوگیری (بایاس) داشته باشند. شکل (۲-۲) به صورت گرافیکی مفهوم وجود بایاس را نشان می‌دهد.



شکل (۳-۲) : مثالی گرافیکی از تأثیر وجود بایاس در تحلیل جامعه آماری مشترکین برق [۱۱]

شهر بزرگ در محدوده مرزی کشور و نزدیک به دریا واقع شده است، در حالی که شهر کوچک دقیقا در منطقه جغرافیایی داخل کشور قرار دارد. آب و هوا در این شهر کوچک در طول سال دستخوش تغییرات شدیدتری است و متعاقبا مصرف برق مشترکین این شهر نیز دچار تغییرات بیشتری خواهد بود که همین امر در طول سال بازرسی‌های زیادی را به همراه خواهد داشت. در نتیجه، بیشتر بازرسی‌ها در شهر کوچک انجام می‌شود در حالی که در واقعیت، مجموعه نمونه‌های مشترکینی که مصارفشان توسط مأمورین شرکت توزیع در محل مورد بازدید و بازرسی قرار گرفته شده عملا جمعیت کلی مشترکین برق تحت پوشش این شرکت توزیع برق را منعکس نمی‌کند.

برای مثال، یکی از دلایل بروز این مشکل این است که شرکت‌های توزیع برق قبلا جهت بازرسی فقط بر محله‌های خاصی از شهر تمرکز می‌کردند. بطور یقین، مشترکین بازرسی شده، خود نمونه‌ای از کل جمعیت مصرف‌کنندگان هستند. در این مثال، یک سوگیری فضایی[2] وجود دارد. از این رو، بازرسی‌ها جمعیت کلی مشترکین را نشان نمی‌دهد. در نتیجه، هنگام یادگیری و استفاده از نتایج بازرسی، خود داده دارای سوگیری، توسط ماشین آموخته می‌شود که در نتیجه پیش‌بینی‌ها را نامطمئن‌تر می‌کند. البته در اینجا به غیر از تغییر متغیر فضایی، ممکن است انواع دیگری از تغییر متغیر در داده ها وجود داشته باشد، مانند نوع کنتور، نوع اتصال و غیره.

تا آنجایی که اطلاع داریم، موضوع تغییر متغیرهای کمکی در ادبیات تشخیص NTL مورد توجه قرار نگرفته است اگرچه ما معتقدیم نادیده گرفتن این موضوع می‌تواند در بسیاری از موارد به مدل‌های نادقیق تشخیص NTL منجر شود. بنابراین، استخراج روش‌هایی برای کمّی‌سازی و کاهش تغییر متغیرهای کمکی در مجموعه داده‌های مربوط به

[1] Big data
[2] Spatial bias

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

تشخیص NTL مهم است چرا که این امکان فراهم می‌شود تا مدل‌های تشخیص NTL قابل اعتمادتری طراحی شوند.

۹-۵- مقیـاس‌پذیـری[1]

مرور ادبیات موضوع نشان می‌دهد که اساسا تعداد مشترکین برق در جامعه آماری مورد تحلیل محققین این حوزه، به طور قابل توجهی متفاوت است. به عنوان مثال، مراجع [۶۳] و [۵۶] برای آموزش الگوریتم‌های هوش مصنوعی خود فقط از داده‌های مصرف کمتر از چند صد مشترک برق استفاده کرده‌اند. در مرجع [۷۰]، از یک SVM با هسته[2] گاوسی استفاده شده است که به ازای تنظیمات ذکر شده در گزارش و پیاده‌سازی فعلی آن، فرآیند آموزش این الگوریتم برای چند ده هزار مشترک برق در یک زمان معقول امکان‌پذیر است. مدل رگرسیون پیشنهاد شده در مرجع [۷۱]، فقط قادر است تا چند ده هزار مشترک برق را مقیاس کند. در مراجع [۵۱] و [۶۱]، شبکه‌های عصبی را برای حداکثر چند ده هزار مشترک آموزش داده‌اند. نکته حائز اهمیت این است که روش‌های آموزش مورد استفاده در کارهای قبلی معمولا به مجموعه داده‌های با تعداد مشترکین دارای تعداد قابل توجهی بیشتر، مقیاس نمی‌شوند. در مراجع [۴۰] و [۷۲] به ترتیب از SVM با هسته خطی و الگوریتم ژنتیک برای تحلیل مجموعه داده‌های بسیار بزرگتر (شامل صدها هزار یا میلیون‌ها مشترک برق) استفاده شده است. به همین دلیل، یکی از ویژگی‌های مهم روش‌های تشخیص NTL این است که زمان محاسباتی آنها باید برای مجموعه داده‌های بزرگ دارای صدها هزار یا میلیون‌ها مشترک برق قابل قبول باشد که متاسفانه اکثر کارهای تحقیقاتی گزارش شده در ادبیات موضوع، این شرط را برآورده نمی‌کنند.

۹-۶- مقایسه روش‌های مختلف

مقایسه روش‌های مختلف بررسی شده در این گزارش شاید کمی چالش‌برانگیز یا قابل نقد باشد چرا که هر یک از این روش‌ها بر روی مجموعه داده متفاوتی آزمایش شده‌اند (همانطور که قبلا در جدول (۲-۱) با هم مقایسه شدند). در بسیاری از موارد، توصیف داده‌ها فاقد ویژگی‌های اساسی مانند تعداد قرائت کنتور به ازای هر مشتری، نسبت NTL و غیره است. به منظور افزایش پایایی یک مقایسه، شاید لازم باشد تلاش مشترکی بین تیم‌های تحقیقاتی مختلف صورت بگیرد. بدین صورت که معیارهای محک‌زنی و مقایسه‌پذیری روش‌های مختلف تشخیص NTL صرفا بر روی یک مجموعه داده جامع و رایگان که دسترسی آن برای همگان آزاد باشد، انجام گیرد. در این صورت، می‌توان به نتایج قابل اتکایی در خصوص توانمندی‌ها و قابلیت‌های واقعی هر روش و الگوریتم پیشنهادی دست پیدا کرد.

۱۰- راهکارهای پیشنهادی

در این گزارش سعی شده است جدیدترین تحقیقات در زمینه کاربرد یادگیری ماشین در تشخیص برق دزدی بررسی شوند و راهکارهای پیشنهادی زیر صرفا برای حل چالش‌های اصلی تحقیق در حوزه تشخیص NTL مطرح شده‌اند:

[1] Scalability
[2] Kernel

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۱۰-۱- نحوه برخورد با مشکل نامتعادلی کلاس‌های داده و معیارهای ارزیابی

سؤالی که مطرح می‌باشد این است که "اساسا چگونه می‌توان نامتعادلی کلاس‌های داده را مدیریت کرد و نتیجه طبقه‌بندی‌ها را با استفاده از معیارهای دقیق ارزیابی نمود؟"

مسائل مرتبط با مبحث تشخیص نامتعارفی (غیرعادی)[1] به طور خاص مربوط به مشکل نامتعادلی داده‌ها می‌شوند زیرا اصولا در مجموعه داده‌های واقعی، نمونه‌های آموزشی از نوع کلاس عادی بسیار بیشتر از نمونه‌های کلاس غیرعادی هستند. با این حال، متاسفانه به سادگی مشاهده می‌شود که اکثر کارهای تحقیقاتی مربوط به تشخیص NTL، مانند مراجع [۵۹, ۶۱-۶۳, ۷۲]، مشکل مهم نامتعادلی داده‌ها را در تحلیل‌ها و بررسی‌های خود منعکس نکرده‌اند و خروجی نتایج خود را به سادگی با بیان مقادیر محاسبه شده برای معیارهای دقت یا فراخوانی گزارش داده‌اند. این موضوع در جدول (۲-۱) نیز به وضوح قابل استنباط است.

برای تشخیص NTL، هدف کاهش نرخ مثبت کاذب (FP) برای کاهش تعداد بازرسی‌های پرهزینه برای شرکت توزیع است، در حالی که اگر هدف افزایش نرخ مثبت واقعی (TP) باشد، امکان یافتن هرچه بیشتر موارد NTL بیشتر خواهد شد. همچون مرجع [۴۰]، پیشنهاد می‌شود از یک منحنی ROC استفاده شود که به کمک آن TP در مقابل FP ترسیم شود. همان طور که قبلا نیز بدان اشاره شد، سطح زیر منحنی (AUC) در واقع یک معیار ارزیابی عملکرد با مقداری بین ۰ و ۱ است، که در آن هر دسته‌بند باینری با $AUC > 0.5$ بهتر از حدس زدن تصادفی عمل می‌کند. دقیقا به همین دلیل، در مرجع [۴۰] به منظور ارزیابی یک مدل پیش‌بینی NTL با استفاده از یک معیار عملکرد واحد، AUC به عنوان مناسب‌ترین مدل انتخاب شده است.

در تمام کارهای تحقیقاتی بررسی شده در ادبیات موضوع، برای مثال در مراجع [۴۱, ۵۱, ۵۹, ۶۱-۶۳, ۷۲]، مشاهده شد که فقط از یک نسبت ثابت NTL در مجموعه داده مورد نظر خود استفاده کرده‌اند. در حالی که به نظر می‌رسد برای ارائه گزارش نتایج قابل‌اعتماد، معتبر و مستقل از سطوح مختلف عدم‌تعادلی داده‌ها، لازم است بیشتر در این موضوع تحقیق شود. تحقق این موضوع، این امکان را فراهم می‌کند که مدل‌هایی ساخته شوند که بتوانند در مناطق مختلف کار کنند، مانند مناطقی با نسبت NTL بالا و همچنین در مناطقی با وقوع کم NTL (دو منطقه با دو خصوصیت کاملا متفاوت).

بنابراین، پیشنهاد می‌شود نمونه‌هایی با نسبت‌های مختلف NTL ایجاد کرده و مدل‌ها را در کل محدوده این نمونه‌ها ارزیابی نمود. با بررسی نتایج مرجع [۴۰] می‌توان چنین استنباط نمود که معیار صحت معمولا به صورت خطی با نسبت NTL در مجموعه داده افزایش می‌یابد لذا استفاده از این معیار برای نسبت‌های کم NTL مناسب نیست. با این حال، این موضوع برای معیار یادآوری چندان قابل برداشت نیست. نتیجه دیگر اینکه، با محدود شدن معیارهای دقت و یادآوری، معیار امتیاز-F_1 نیز به عنوان یک معیار ارزیابی عملکرد قابل اعتماد کار نخواهد کرد.

[1] Anomaly detection

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

علاوه بر این، پیشنهاد می‌شود برای تشخیص NTL، شاخص‌های ارزیابی چند معیاره استخراج شوند و بر اساس آن مشترکینی را که باعث ایجاد NTL با سطح اطمینان بیشتر می‌شوند، رتبه‌بندی نمود. به عنوان مثال، معیارهایی پیشنهاد شود که شامل هزینه‌های بازرسی و افزایش احتمالی درآمد شوند.

۱۰-۲- توصیف ویژگی و مدل‌سازی رفتار زمانی

سؤالی که در اینجا مطرح می‌شود این است که "چگونه می‌توان ویژگی‌هایی را توصیف کرد که به‌طور دقیق وقوع NTL را منعکس می‌کنند و آیا خودمان می‌توانیم این ویژگی‌ها را از داده‌ها خود یاد بگیریم؟" موضوع مهم دیگر اینکه، NTL مشترکین، خود مجموعه‌ای از رویدادهای ذاتا زمانی[1] است چرا که به عنوان مثال، برق دزدی از مصرف‌کنندگان، سایر مصرف‌کننده‌های مرتبط را برای ارتکاب برق دزدی برانگیخته می‌کند. لذا "چگونه می‌توانیم فرآیندهای زمانی را برای مدل‌سازی ویژگی‌های NTL گسترش دهیم؟"

اکثر تحقیقات حوزه NTL عمدتا از اطلاعات سری زمانی مصرف مشترکین استفاده می‌کنند. این اطلاعات می‌تواند از کنتورهای سنتی (مانند مراجع [۱۵, ۴۰, ۵۰, ۵۱, ۶۳]) یا کنتورهای هوشمند (مانند مراجع [۱۸, ۵۴-۵۶, ۵۸, ۶۰, ۷۳]) استخراج شوند. پیش‌بینی می‌شود حداقل برای یک دهه آینده، در شبکه‌های توزیع برق هر دو نوع کنتورهای سنتی و هوشمند همچنان توأمان وجود داشته باشند لذا نمی‌توان به راحتی نتایج تحقیقات هر یک را به جای دیگری استفاده کرد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود مسیر تحقیقات از تحلیل سری زمانی مصرف مشترکین به سمت خودآموزی ویژگی‌ها سوق پیدا کند. این موضوع هنوز در ادبیات تشخیص NTL مورد بررسی قرار نگرفته است. با این حال، همان طور که در مرجع [۷۴] بحث شده است، یادگیری عمیق امکان یادگیری خودآموزی همبستگی‌های پنهان و سلسله مراتب پیچیده‌تر ویژگی‌ها را از ورودی داده‌های خام فراهم می‌کند و از این منظر می‌تواند پرکاربرد باشد.

در یک نگاه متفاوت دیگر، ما معتقدیم همسایه‌ها و هم‌محلی‌های مشترکین نیز خود می‌توانند در مورد اینکه آیا یک مصرف‌کننده ممکن است باعث ایجاد NTL شود یا خیر، اطلاعات خوبی در اختیار ما قرار دهند. این فرضیه با کار تحقیقاتی تشریح شده در مرجع [۵۲] که در آن از میانگین مصرف محله مسکونی برای طبقه‌بندی NTL استفاده شده، نشان داده شده است که در آن، ویژگی‌های حاصل از نسبت بازرسی و نسبت NTL در یک محله به خوبی توانسته به شناسایی NTL کمک کند.

همان طور که می‌دانید، یک فرآیند زمانی، مانند فرآیند هاکس[2] [۷۵]، وقوع یک رویداد را که به رویدادهای قبلی بستگی دارد، مدل می‌کند. فرآیند هاکس اشاره به این موضوع دارد که زمانی که یک رویداد اتفاق می‌افتد، آن رویداد به احتمال زیاد در آینده نزدیک دوباره اتفاق خواهد افتاد و وقوعش به مرور زمان از بین خواهد رفت. به عبارت دیگر، هر چه رویداد در فرآیند عقب‌تر باشد، تأثیر آن بر رویدادهای آینده کمتر خواهد بود.

[1] Temporal
[2] Hawkes process

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

ایده فرآیند هاکس برای مدل‌سازی NTL امیدوارکننده به نظر می‌رسد. اولین فرضیه این است که زمانی که مشترکین متوجه برق دزدی شدند، یافتن آنها یا همسایگان‌شان برای ارتکاب برق دزدی مجدد در آینده نزدیک بیشتر محتمل است و با گذشت زمان از بین می‌رود. فرآیند هاکس اجازه می‌دهد تا این فرضیه اول را بتوان مدل‌سازی نمود. فرضیه دوم این است که به محض اینکه مشترکین متوجه شوند که مشکوک به برق دزدی هستند، نسبت به بازرسی‌ها آگاه‌تر و مراقب‌تر خواهند شد و لذا کمتر احتمال دارد که در همان ایام به وضوح برق دزدی انجام دهند.

اما یافتن آنها یا همسایگانشان به دلیل ارتکاب دوباره برق دزدی بعد از گذشت مدتی طولانی بیشتر محتمل است و به مرور زمان هم افزایش می‌یابد زیرا گذشت زمان باعث می‌شود حساسیت آنها نسبت به بازرسی‌ها کمتر شده و در نتیجه کمتر از خطر آگاه شوند. لذا، لازم است اقدامی صورت گیرد تا بر مبنای آن، فرآیند هاکس را با ترکیب مدل‌سازی فرضیه اول و همچنین مدل‌سازی فرضیه دوم توسعه داد. در این راستا، متاسفانه فقط چند کار تحقیقاتی در مورد مدل‌سازی تشخیص مصارف نامتعارف با استفاده از ایده فرآیند هاکس گزارش شده است (به عنوان نمونه، تجهیزات الکتریکی معیوب در سیستم‌های مترو [۷۶]). بنابراین، بررسی اطلاعات محله از دیدگاه این تحقیق ضروری است زیرا همسایه‌ها احتمالا دانش و آگاهی خود را در مورد برق دزدی و همچنین نتیجه بازرسی‌های صورت گرفته توسط مأمورین شرکت توزیع، با همسایگان خود به اشتراک می‌گذارند. بنابراین می‌توان این مدل را با بهینه‌سازی تعداد فرآیندهای زمانی مورد استفاده توسعه داد. با این حال، این روش اجازه نمی‌دهد که گذر زمان و پویایی مربوطه را درک کرد، زیرا اکثر مشترکین متقلب فقط یک بار دزدی می‌کنند. علاوه بر این، هزینه‌های محاسباتی شبیه‌سازی این فرآیند زمانی بالا است. بنابراین پیشنهاد می‌شود مشترکین را صرفا بر اساس موقعیت مکانی آنها خوشه‌بندی کرده و سپس یک فرآیند زمانی را روی مشترکین هر خوشه آموزش داد.

۱۰-۳- اصلاح بایاس مکانی

از آنجایی که بازرسی‌های قبلی ممکن است بر محله‌های خاصی متمرکز شده باشند پس *چگونه می‌توان تغییر متغیر را در مجموعه آموزشی خود کاهش داد؟* مصرف‌کنندگانی که تحت بازدید و بازرسی مأمورین شرکت توزیع قرار گرفته‌اند تنها نمونه‌ای کوچک از جمعیت کلی مشترکین هستند. با این حال، همین نمونه نیز ممکن است دچار سوگیری (بایاس) باشد، به این معنی که برای تمامی مشترکین این جمعیت داده‌ها، نماینده وجود ندارد. دلیل آن هم این است که بازرسی‌های قبلی عمدتا بر محله‌های خاصی متمرکز بوده‌اند و به اندازه کافی در بین جمعیت پخش نشده‌اند. این موضوع نیز متاسفانه هنوز در ادبیات NTL مورد توجه قرار نگرفته است. عمده تحقیقاتی که در حوزه تشخیص NTL انجام شده است به طور ضمنی فرض کرده‌اند که مشترکین بازرسی شده از توزیع آماری همه مشترکین انتخاب شده‌اند. به طور کلی، ما فکر می‌کنیم که در مباحث یادگیری ماشین، موضوع تصحیح سوگیری[1] همچنان به طور جدّی مورد توجه واقع نشده است. شاید حدود یک دهه می‌شود که همچنان این الگوی ذهنی (پارادایم) وجود دارد که "برنده میدان کسی نیست که بهترین الگوریتم را دارد بلکه برنده کسی است که بیشترین داده را دارد". با این حال، با اطمینان می‌توان

[1] Bias correction

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

نشان داد که برای تشخیص NTL، در اختیار داشتن داده‌های نماینده[1] بیشتر به جای داشتن داده‌های خیلی زیاد، خیلی بهتر کمک خواهد کرد. تصحیح سوگیری که به عنوان یک راهکار در پاسخ به "تغییر مجموعه داده‌ها"[2] پیشنهاد می‌شود در مرجع [۶۸] تشریح شده است.

تغییر مجموعه داده‌ها را می‌توان به سه نوع تقسیم‌بندی کرد [۶۹]:

- تغییر در متغیرهای مستقل (تغییر متغیر کمکی - Shift Covariate)
- تغییر در متغیرهای هدف (تغییر احتمال پیشین - Prior Probability Shift)
- تغییر در رابطه بین متغیر مستقل و متغیر هدف (تغییر مفهوم - Concept Shift)

در این بخش از گزارش، تنها به تغییر متغیر کمکی اشاره شده است و پیشنهاد می‌شود روش‌های تشخیص این تغییر و اقدامات مناسب برای بهبود پیش‌بینی‌ها در چنین شرایطی مورد مطالعه بیشتر قرار گیرد. دو نوع دیگر از تغییر، هنوز هم در جمع حوزه‌های پژوهشی مغفول مانده‌اند و هیچ راه‌حل قابل توجهی برای مقابله با آن‌ها ارائه نشده است.

۱۰-۴- مقیاس‌پذیری مدل به میلیون‌ها پروفایل بار کنتورهای هوشمند مشترکین

سؤالی که اینجا مطرح می‌شود این است که "چگونه می‌توان مدل‌ها را به‌طور مؤثر و کارآمدی پیاده‌سازی کرد تا امکان اعمال آنها به مجموعه‌های کلان داده از قرائت‌های کنتورهای هوشمند میسر شود (مقیاس کردن مدل به کلان داده)؟"

آزمایش‌های گزارش‌شده در ادبیات موضوع، از مجموعه داده‌هایی شامل چند صد مصرف‌کننده شروع شده ([۱۵, ۵۶, ۵۸]) و به مجموعه داده‌هایی دارای هزاران مشترک برق ([۵۳, ۵۷]) و حتی ده‌ها هزار مشترک ([۵۰, ۶۱]) ختم شده است. زیرساخت شبکه برق در سراسر جهان در حال حاضر در حال تبدیل به شبکه‌های هوشمند است که شامل قرائت کنتورهای هوشمند هر ۱۵ یا ۳۰ دقیقه است. مدل‌های گزارش‌شده در ادبیات که روی داده‌های کنتور هوشمند کار می‌کنند، فقط از دوره‌های بسیار کوتاه‌مدت تا چند روز برای تشخیص NTL استفاده کرده‌اند (مانند [۵۳-۵۶]). در حالی که مدل‌های آینده باید به میلیون‌ها مشترک و میلیاردها قرائت کنتور هوشمند مقیاس شوند. تمرکز بر این هدف مسلما مستلزم انجام محاسبات رایانه‌ای توسط یک ابزار محاسباتی با عملکرد بالا است. برای تحقق این هدف، پیشنهاد می‌شود محاسبات بر روی GPU[3] صورت گیرد چرا که قابلیت پردازش موازی با سرعت بالا را به خوبی در اختیار دارد [۷۷].

[1] Representative data
[2] Dataset shift
[3] Graphics Processing Unit

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۱۰-۵- لزوم ایجاد یک مجموعه داده واقعی در اختیار عموم محققین

سؤالی که در اینجا قابل طرح است این است که "اساسا چگونه می‌توان مدل‌های مختلف را با هم مقایسه کرد؟"

بررسی کارهای تحقیقاتی گزارش شده در ادبیات موضوع نشان می‌دهد که تاکنون طیف گسترده‌ای از روش‌های مختلف برای تشخیص NTL به کار رفته‌اند. اکثر مطالعات فقط از یک نوع دسته‌بند استفاده کرده‌اند در حالی که در برخی نیز دسته‌بندهای مختلف به ازای یکسری ویژگی‌های یکسان با هم مقایسه شده‌اند. با این حال، در بسیاری از موارد، انتخاب واقعی الگوریتم طبقه‌بندی اهمیت کمتری دارد. این موضوع با "نظریه بدون ناهار رایگان"[1] نیز که در مرجع [۷۸] آمده و بیان می‌کند که *به طور کلی هیچ الگوریتم یادگیری بهتر از بقیه نیست*، قابل توجیه است.

اصولا محققین نه تنها به مقایسه الگوریتم‌های طبقه‌بندی به ازای ویژگی‌های یکسان، بلکه به مقایسه مدل‌های کاملا متفاوت تشخیص NTL علاقه‌مند هستند لذا پیشنهاد می‌شود یک مجموعه داده در دسترس عموم برای تشخیص NTL ایجاد شود. این پیشنهاد حتی می‌تواند در سطح شرکت توزیع برق استان خراسان رضوی و صرفا با هدف مطالعات تحقیقاتی بر روی یک فیدر خاص مطرح گردد. به طور کلی، هر چه داده بیشتر باشد، برای تحلیل مجموعه داده بهتر است. با این حال، مسلما دستیابی به داده‌های بیشتر پرهزینه است لذا باید بین مقدار داده‌ها و هزینه‌های اکتساب داده‌ها توازنی برقرار کرد. مجموعه داده‌ها باید بر اساس داده‌های واقعی مشترکین، از جمله قرائت کنتور و نتایج بازرسی باشد. در این صورت امکان مقایسه مدل‌های مختلف گزارش شده در ادبیات موضوع به سادگی فراهم خواهد شد. به این دلایل، باید حداقل ویژگی‌های زیر را منعکس کند:

- **انواع مختلف مشترکین برق:** در حوزه مطالعات تشخیص برق دزدی، رایج‌ترین انواع آن مشترکین مسکونی و صنعتی هستند اگرچه دارای الگوی مصرفی بسیار متفاوتی می‌باشند.
- **تعداد کل مشترکین مورد مطالعه و تعداد بازرسی‌ها:** تعداد مشترکین برق و بازرسی‌های به عمل آمده باید بالغ بر صدها هزار مورد باشد تا مطمئن شویم که مدل‌ها در مقیاس کلان داده‌ها هستند.
- **پراکندگی مشترکین در سراسر منطقه جغرافیایی:** مجموعه داده باید حاوی نمونه مشترکینی باشد که به منظور انعکاس سطوح مختلف رفاه آنها و همچنین اثر تغییرات آب و هوا، تا حد امکان در منطقه جغرافیایی مورد مطالعه پخش باشند. هر دو عامل رفاه و وضعیت جوّی، بر مصرف برق و وقوع *NTL* تأثیر می‌گذارند.
- **به اندازه کافی طولانی بودن دوره زمانی قرائت کنتور:** به منظور در نظر گرفتن تغییرات فصلی سال، مجموعه داده مورد مطالعه باید حداقل یک دوره یکساله از داده‌ها را شامل شود. هر چه داده‌های بیشتر از سال‌های گذشته

[1] no free lunch theorem

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در اختیار باشد برای انعکاس تغییرات در الگوی مصرف بهتر است ضمن اینکه فرآیند داده کاوی و تحلیل نتایج کمتر مستعد ابتلا به اثرات غیرعادی آب و هوایی می‌شوند.

۱۱- نتیجه‌گیری

تشخیص تلفات غیرفنی یک مسئله سخت و چالش‌برانگیز برای بهره‌برداران توزیع است. با استقرار گسترده SMها در سطح شبکه‌های توزیع برق کشور، امکانات و فرصت‌های جدیدی برای کشف برق دزدی به ویژه تجهیزات استخراج غیرمجاز رمزارز فراهم می‌شود. این تحقیق مسائل چالش‌برانگیز در تشخیص سرقت انرژی را مورد بحث قرار داده و برخی از مسیرهای تحقیقاتی این حوزه را که همچنان باز و بکر هستند، معرفی کرده است. علاوه بر این، در این پژوهش روش‌های تشخیص NTL در بستر AMI و استفاده حداکثری از داده‌های کنتورهای هوشمند مورد بررسی قرار گرفت و بیان شد که این روش‌ها در چند گروه قابل طبقه‌بندی است. پس از بررسی رویکردهای موجود، می‌توان نتیجه گرفت که هر روش پیشنهادی تنها به چند جنبه از مشکل چند بعدی برق دزدی می‌پردازد. بنابراین، ما بر این باوریم که روش‌های قدرتمند تشخیص سرقت انرژی در آینده، هم به تکنیک‌های تخمین حالت سیستم که مبتنی بر قوانین کیرشهف حاکم بر مدارهای الکتریکی هستند و هم به روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی که در تشخیص نامتعارفی‌های نهفته در الگوی مصرف مشترکین کارآمدند، توجه جدّی خواهد شد. در حقیقت، با کمک هر دو رویکرد، می‌توان نقاط ضعف هر روش که عمدتا به کمبود اطلاعات در سطح توزیع مربوط می‌شود را به خوبی مرتفع نمود و به پاسخ‌های دقیق‌تری دست یافت.

تلفات غیرفنی نوع غالب تلفات در شبکه‌های توزیع برق محسوب می‌شود. در گزارش‌های مطالعه شده، تأثیر این نوع تلفات (به ویژه موارد برق دزدی‌های گزارش شده ذیل آن) بر اقتصاد و ضررهای مالی بالقوه آن بر درآمد و سود شرکت‌های توزیع برق بررسی شد. با بررسی و مرور ادبیات موضوع، معلوم شد که طیف گسترده‌ای از روش‌های تشخیص NTL با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی گزارش شده است. الگوریتم‌های خبره و فازی در واقع مدل‌های تشخیص سنتی هستند در حالی که در سال‌های اخیر، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین محبوبیت بیشتری پیدا کرده‌اند.

متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) هستند که در بیشتر موارد از روش‌های سنتی بهتر عمل می‌کنند. این مدل‌ها معمولا بر روی ویژگی‌های محاسبه‌شده از الگوهای مصرف برق مشترکین مانند میانگین مصرف، حداکثر مصرف و تغییر مصرف، علاوه بر ویژگی‌های داده اصلی مصرف‌کننده مانند نوع مشترک و نوع اتصال آن، اعمال می‌شوند. اندازه مجموعه داده‌های مورد مطالعه در مقالات علمی بررسی شده در ادبیات موضوع، دامنه وسیعی در بازه‌ی کمتر از ۱۰۰ تا بیش از یک میلیون مصرف‌کننده را در بر می‌گیرد. همچنین در این گزارش، شش مورد چالش اصلی مطرح در حوزه تحقیقاتی تشخیص NTL شناسایی و معرفی شد:

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۱) مدیریت کلاس‌های نامتعادل در داده‌های آموزشی و انتخاب معیارهای ارزیابی مناسب؛
۲) توصیف ویژگی‌ها از داده‌ها؛
۳) مدیریت نتایج بازرسی نادرست؛
۴) اصلاح تغییر متغیرهای کمکی در نتایج بازرسی؛
۵) ساخت مدل‌های مقیاس‌پذیر برای مجموعه‌های کلان داده؛ و
۶) امکان‌پذیر نمودن مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های مختلف.

ما معتقدیم که برای پیشرفت در توسعه و بهبود روش‌های تشخیص NTL در تحقیقات آینده، بایستی به چالش‌های فوق توجه بیشتری شده و راهکارهای مناسب‌تری ارائه نمود.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

فصل ۳: یافتــه‌های پژوهش و بحث

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۱- مقدمــه

در این فصل، به تحلیل روش پیشنهادی تشخیص تلفات غیرفنی یا برق دزدی و با تأکید بر وجود ماینرهای غیرمجاز در یک فیدر فشار متوسط نمونه خواهیم پرداخت. روش پیشنهادی مبتنی بر مدل شبکه بوده و به کمک تخمین حالت شبکه قابل پیاده‌سازی می‌باشد. در ابتدا، الگوریتم تخمین حالت برای یک شبکه آزمون کوچک پیاده‌سازی شده و در ادامه برای فیدر خیزران مربوط به پست ساغروان (منطقه گلبهار) اعمال می‌گردد. نتایج تحلیلی و چالش‌های فنی موضوع در انتها نیز آورده شده است.

۲- مشخصات فنی دستگاه‌های استخراج رمزارز موجود در کشور

در این بخش، برخی از تجهیزات استخراج رمزارز متداوم در داخل کشور معرفی شده‌اند. دستگاه ماینر (یا ASIC)[1] اصطلاحی است که برای دستگاه‌های استخراج رمزارزها به کار برده می‌شود و درحال حاضر این دستگاه‌ها در داخل کشور بسیار متنوع هستند. مواردی که در اولویت انتخاب یک دستگاه نقش دارند عموما شامل قدرت پردازش (نرخ هش)[2]، میزان مصرف انرژی، راندمان، برند دستگاه ماینر، ابعاد و وزن، میزان تولید صدا و نویز می‌باشند.

در جدول (۳-۱) ستون دوم مربوط به نرخ هش یا قدرت پردازشی ماینر بوده و ستون سوم همان میزان مصرف برق دستگاه است. ستون چهارم نسبت این دو پارامتر تحت عنوان راندمان ماینر محاسبه شده است. طبیعی است که هرچه میزان راندمان دستگاه بالاتر باشد بهره‌وری دستگاه بیشتر شده و در واقع به ازای مصرف برق کمتر، درآمد بالاتری ایجاد می‌کند. ستون بعدی مربوط به سود روزانه است که برابر با میزان درآمد دلاری هر دستگاه در روز در شرایط اقتصادی فعلی است. ستون آخر نیز به بازگشت سرمایه خرید دستگاه ماینر اشاره دارد بدین معنی که با توجه به درآمد دلاری دستگاه و قیمت آن، چند روز طول می‌کشد تا دستگاه هزینه اولیه خود را برای سرمایه‌گذار برگرداند.

[1] Application-Specific Integrated Circuit (ASIC) Miner
[2] Hash Rate

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

جدول (۱-۳) : مقایسه دستگاه‌های استخراج بیت‌کوین موجود در ایران (در شرایط حاضر)

نام دستگاه	نرخ هش (*TH/s*)	توان (وات)	راندمان (نرخ هش به توان)	سود روزانه (دلار)	قیمت دستگاه (میلیون تومان)	دوره بازگشت سرمایه (روز)
Bitmain Antminer S19 pro	۱۱۰	۳۲۵۰	۰.۰۳۳	۲۱.۲۳	۳۴۰	۵۹۹
MicroBT Whatsminer M30S Plus	۱۱۲	۳۴۷۲	۰.۰۳۲	۲۱.۶۱	۳۵۰	۶۰۶
MicroBT Whatsminer M30S Plus	۱۰۰	۳۴۰۰	۰.۰۲۹	۱۹.۳	۳۳۰	۶۴۰
Bitmain Antminer S19	۹۵	۳۲۵۰	۰.۰۲۹	۱۸.۳۳	۲۲۵	۴۵۹
Bitmain Antminer S19j	۹۰	۳۲۵۰	۰.۰۲۷	۱۷.۳۷	۲۱۵	۴۶۳
Bitmain Antminer T19	۸۸	۳۳۴۴	۰.۰۲۶	۱۶.۹۸	۲۷۰	۵۹۵
MicroBT Whatsminer M30S	۸۶	۳۲۶۸	۰.۰۲۶	۱۶.۵۹	۲۲۶	۵۰۹
MicroBT Whatsminer M31S	۷۶	۳۳۶۰	۰.۰۲۲	۱۴.۶۶	۱۷۸	۴۵۴
Bitmain Antminer S17 Plus	۷۳	۲۹۲۰	۰.۰۲۵	۱۴.۰۸	۱۳۹	۳۶۹
MicroBT Whatsminer M20S	۷۰	۳۳۶۰	۰.۰۲۱	۱۳.۵۱	۱۳۵	۳۷۴

یک نمونه دستگاه استخراج رمزارز نیز در شکل (۳-۱) نشان داده شده است.

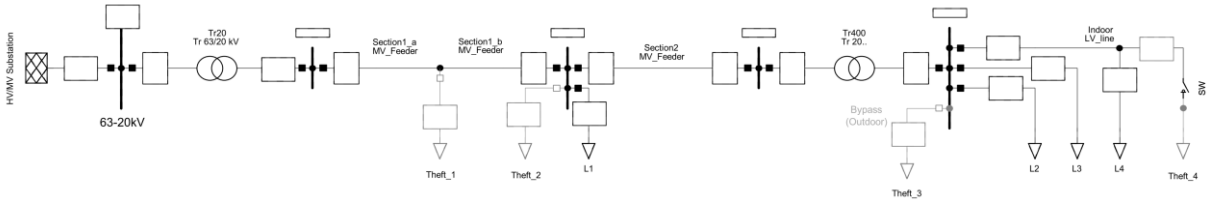


شکل (۲-۳) : یک نمونه دستگاه استخراج رمزارز

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۲-۱- معرفی شبکه آزمون و زیرساخت اندازه‌گیری آن

شبکه آزمونی که برای انجام مطالعات تشخیص ماینرهای غیرمجاز در نظر گرفته شده است شامل یک فیدر فشار متوسط ۲۰ کیلوولت است که از یک پست فوق‌توزیع ۶۳/۲۰ kV با ظرفیت ۱۰ MVA تغذیه شده و در انتها از طریق یک پست توزیع ۲۰/۰.۴ kV با ظرفیت ۲.۵ MVA بار مشترکین سمت فشار ضعیف را تأمین می‌کند. شکل (۳-۲) نمای تک-خطی این فیدر آزمون را که در محیط نرم‌افزار DIgSILENT PowerFactory شبیه‌سازی شده است، نشان می‌دهد.



شکل (۳-۳) : شبکه توزیع آزمون جهت مطالعات تشخیص ماینرهای غیرمجاز

گزارش خروجی از مشخصات فنی سیستم در شکل (۳-۳) به اختصار نشان داده شده است. مطابق این جدول اطلاعات، فیدر مورد مطالعه دارای دو ترانسفورماتور، ۵ گره، ۴ خط و ۸ نقطه بار می‌باشد. در حالت پایه، مجموع پیک بار مصرفی این فیدر برابر ۴.۲۰ مگاوات و ۱.۹۷ مگاوار بوده و متناظر با آن، توان تزریقی از پست بالادست آن به ترتیب برابر ۴.۵۲ مگاوات و ۲.۳۲ مگاوار می‌باشد. همچنین، تلفات فنی این فیدر در حالت پایه، برابر ۳۲۰ کیلووات برآورد شده است.

KDEC		DIgSILENT PowerFactory 15.1.7	Project: Miner
			Date: 11/12/2022

Load Flow Calculation — Total System Summary

AC Load Flow, balanced, positive sequence		Automatic Model Adaptation for Convergence	No
Automatic Tap Adjust of Transformers	Yes	Max. Acceptable Load Flow Error for	
Consider Reactive Power Limits	No	Nodes	1.00 kVA
		Model Equations	0.10 %

Total System Summary — Study Case: Study Case — Annex: / 1

No. of Substations	0	No. of Busbars	5	No. of Terminals	3	No. of Lines	4
No. of 2-w Trfs.	2	No. of 3-w Trfs.	0	No. of syn. Machines	0	No. of asyn.Machines	0
No. of Loads	8	No. of Shunts	0	No. of SVS	0		

Generation	=	0.00 MW	0.00 Mvar	0.00 MVA	
External Infeed	=	4.52 MW	2.32 Mvar	5.08 MVA	
Load P(U)	=	4.20 MW	1.97 Mvar	4.64 MVA	
Load P(Un)	=	4.20 MW	1.97 Mvar	4.64 MVA	
Load P(Un-U)	=	0.00 MW	0.00 Mvar		
Motor Load	=	0.00 MW	0.00 Mvar	0.00 MVA	
Grid Losses	=	0.32 MW	0.35 Mvar		
Line Charging	=		-0.00 Mvar		
Compensation ind.	=		0.00 Mvar		
Compensation cap.	=		0.00 Mvar		
Installed Capacity	=	0.00 MW			
Spinning Reserve	=	0.00 MW			
Total Power Factor:					
Generation	=	0.00 [-]			
Load/Motor	=	0.91 / 0.00 [-]			

شکل (۳-۴) : گزارش خروجی مشخصات فنی شبکه توزیع آزمون

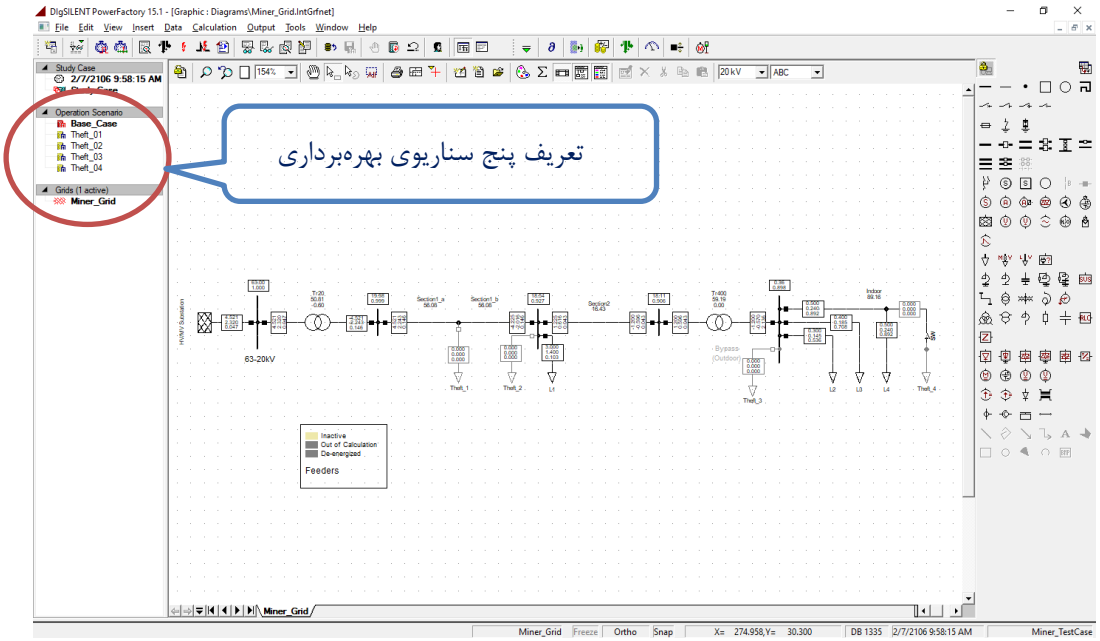
DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۳- اجرای تخمین حالت به کمک نرم‌افزار DIgSILENT

به منظور تشخیص وجود مصارف نامتعارف در فیدر مورد مطالعه می‌توان از ابزار تخمینگر حالت توزیع (DSE) تعبیه شده در نرم‌افزار DIgSILENT *PowerFactory* بهره برد. همچنین، جهت شناسایی مکان‌های محتمل برق دزدی که صرفا با هدف استخراج غیرمجاز رمزارز شکل گرفته‌اند، می‌توان مطالعات شبکه را در سناریوهای مختلف اتصال مزارع ماینری به نقاط محتمل فیدر مربوطه مورد تحلیل و بررسی قرار داد. در این بخش، پنج سناریو برای تحلیل این مسأله در نظر گرفته شده است که در ادامه، هر یک به ترتیب معرفی خواهند شد:

- **سناریو ۰)** حالت پایه (هیچگونه برق دزدی در فیدر رخ نداده است)؛
- **سناریو ۱)** مزرعه ماینری مستقیما از خط ۲۰ کیلوولت تغذیه شده است؛
- **سناریو ۲)** مزرعه ماینری در پست برق بخش صنعتی واقع شده اما از پشت کنتور تغذیه می‌شود؛
- **سناریو ۳)** مزرعه ماینری در ثانویه پست توزیع (۴۰۰ ولت) واقع شده و از پشت کنتور تغذیه می‌شود؛
- **سناریو ۴)** ماینرهای مجتمع در داخل فضای مشترک برق و بعد از کنتور متصل است.

پیاده‌سازی این پنج سناریو در محیط نرم‌افزار به کمک گزینه Operation Scenario قابل انجام است که به صورت شماتیکی در شکل (۳-۴) نشان داده شده است. هر یک از این سناریوها در بخش‌های بعد با جزئیات بیشتری مورد مطالعه قرار خواهند گرفت.



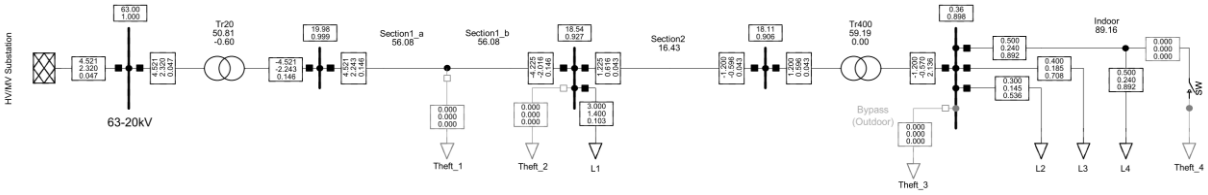
شکل (۵-۳) : تعریف سناریوهای مختلف جهت معرفی حالات ممکن اتصال مزارع ماینری به شبکه توزیع مورد مطالعه

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

البته برای تحلیل دقیق‌تر شبکه می‌توان سناریوهای دیگری همچون وجود برخی از بارهای بدون کنتور یا دارای کنتورهای معمولی (غیرهوشمند) را در نظر گرفت که مقدار برآوردی آنها به صورت شبه‌اندازه‌گیری[1] قابل اعمال در الگوریتم تخمین حالت خواهد بود. همچنین، می‌توان سناریوهای دیگری که به تحلیل حساسیت نتایج به ازای ظرفیت‌های مختلف ماینرهای غیرمجاز (مثلا در محدوده بین ۱.۵ تا ۵۰۰ کیلووات) کمک می‌کنند نیز طراحی نمود. با این حال، در این بخش، صرفا پنج سناریوی تعریف شده در بالا مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۳-۱- تحلیل سناریوی پایه (هیچگونه برق دزدی در فیدر رخ نداده است)

این سناریو با هدف انجام بررسی اولیه وضعیت بهره‌برداری سیستم توزیع مورد مطالعه، تعریف و شبیه‌سازی شده است. نتایج پخش بار این فیدر در شکل‌های (۳-۵) و (۳-۶) آمده است. فرض بر این است که اجرای پخش بار در ساعت ۳ بامداد که اصولا بارهای مرسوم مشترکین در حداقل میزان خود بوده و احتمال تشخیص ماینرها که در طول ۲۴ ساعت در مدار هستند، بیشتر است انجام شده است. همچنین، فرض بر این است که بهره‌بردار مرکز کنترل بر اساس تجربه خود از وضعیت عادی پروفیل جریان سرفیدر در دوره‌های گذشته سال مطلع می‌باشد. با توجه به اینکه تحلیل سناریوها مبتنی بر جریان خطوط به ویژه مقایسه اندازه جریان نقطه ابتدایی فیدر است، در این سناریو، جریان سرفیدر برابر ۱۴۶ آمپر محاسبه شده است؛ این مقدار جهت مقایسه در سناریوهای بعدی، مورد نیاز خواهد بود.



شکل (۳-۶) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در حالت پایه

[1] Pseudo-measurement

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

Load Flow Calculation			Edge Elements
AC Load Flow, balanced, positive sequence		Automatic Model Adaptation for Convergence	No
Automatic Tap Adjust of Transformers	Yes	Max. Acceptable Load Flow Error for	
Consider Reactive Power Limits	No	Nodes	1.00 kVA
		Model Equations	0.10 %

KDEC		DIgSILENT PowerFactory 15.1.7	Project: Miner
			Date: 11/13/2022
Grid: Miner_Grid	System Stage: Miner_Grid	Study Case: Study Case	Annex: / 1

Name	Type	Loading [%]	Busbar	Active Power [MW]	Reactive Power [Mvar]	Power.-factor [-]	Current [kA]	Current [p.u.]
L1	Lod		N2	3.000	1.400	0.91	0.103	1.079
L2	Lod		N5	0.300	0.145	0.90	0.536	1.114
L3	Lod		N5	0.400	0.185	0.91	0.708	1.114
L4	Lod		N6	0.500	0.240	0.90	0.892	1.114
Theft_1	Lod			0.000	0.000	1.00	0.000	0.000
Theft_2	Lod			0.000	0.000	1.00	0.000	0.000
Theft_3	Lod			0.000	0.000	1.00	0.000	0.000
Theft_4	Lod		Terminal2	0.000	0.000	1.00	0.000	0.000
HV/MV_Substation	Xnet		63-20kV	4.521	2.320	0.89	0.047	0.003
Indoor	Lne	89.16	N5	0.500	0.240	0.90	0.892	0.892
			N6	-0.500	-0.240	-0.90	0.892	0.892
Section1_a	Lne	56.08	N1	4.521	2.243	0.90	0.146	0.561
			Terminal1	-4.228	-2.018	-0.90	0.146	0.561
Section1_b	Lne	56.08	Terminal1	4.228	2.018	0.90	0.146	0.561
			N2	-4.225	-2.016	-0.90	0.146	0.561
Section2	Lne	16.43	N2	1.225	0.616	0.89	0.043	0.164
			N3	-1.200	-0.596	-0.90	0.043	0.164
Tr20	Tr2	50.81	63-20kV	4.521	2.320	0.89	0.047	0.508
			N1	-4.521	-2.243	-0.90	0.146	0.505
Tr400	Tr2	59.19	N3	1.200	0.596	0.90	0.043	0.592
			N5	-1.200	-0.570	-0.90	2.136	0.592

شکل (۷-۳) : شبکه توزیع آزمون جهت مطالعات تشخیص ماینرهای غیرمجاز

از آنجایی که پایش فیدرهای توزیع در مرکز کنترل صرفا مبتنی بر مقادیر اندازه‌گیری دریافت شده از دستگاه‌های اندازه‌گیر تعبیه شده در سطح فیدر می‌باشد، به منظور اعتباربخشی به داده‌های دریافتی مرکز، لازم است به جای پخش بار از ابزار تخمینگر حالت توزیع که به داده‌های ورودی کمتری نیاز داشته و نتایج معتبرتری ارائه می‌کند، کمک گرفت. بنابراین، در ادامه، روش پیاده‌سازی و اجرای تخمین حالت به کمک نرم‌افزار DIgSILENT *PowerFactory* برای این سناریو تشریح خواهد شد.

۳-۱-۱- داده‌های ورودی و هسته محاسباتی الگوریتم تخمین حالت

تابع تخمین حالت سیستم توزیع برق بر اساس داده‌های اندازه‌گیری دریافتی از دستگاه‌های اندازه‌گیر موجود در شبکه، داده‌های وارد شده دستی توسط کاربر مرکز کنترل و همچنین مدل شبکه قابل اجرا می‌باشد. از آنجایی که قبل از انجام هر گونه تجزیه و تحلیل سیستم (مانند پخش بار بهینه، پیشامدسنجی[1]، بررسی‌های امنیتی و غیره)، لازم است وضعیت فعلی سیستم توزیع بر اساس مقادیر اندازه‌گیری موجود تخمین زده شود. انواع اندازه‌گیری که معمولا در الگوریتم تخمین حالت، پردازش می‌شوند عبارتند از:

[1] Contingency analysis

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

- فلوی توان اکتیو عبوری از خطوط یا تزریقی به گره‌ها؛
- فلوی توان راکتیو عبوری از خطوط یا تزریقی به گره‌ها؛
- دامنه جریان خطوط؛
- دامنه ولتاژ شین‌ها و گره‌های شبکه؛
- وضعیت کلیدها؛ و
- موقعیت تپ ترانسفورماتورها.

در واقعیت این اندازه‌گیری‌ها دارای نویز و خطا می‌باشند و حتی برخی از داده‌ها ممکن است کاملا اشتباه باشند. از سوی دیگر، در شبکه‌های انتقال معمولا داده‌های موجود دارای افزونگی بوده و بیش از حد کفایت در اختیار هستند لذا می‌توان از اندازه‌گیری‌های اضافی برای بهبود دقت وضعیت تخمینی شبکه سود برد؛ اما متأسفانه این موضوع در شبکه‌های توزیع برق صحت نداشته و به دلیل کمبود داده‌های اندازه‌گیری معمولا خطای تخمین بالا بوده و عمدتا با چالش‌های رؤیت‌پذیری شبکه[1] همراه هستند. حالت‌های الکتریکی که می‌توانند توسط تخمینگر حالت بر اساس اندازه‌گیری‌های دریافتی تخمین زده شوند برای عناصر مختلف شبکه توزیع متفاوت هستند؛ این حالت‌ها عبارتند از:

- **برای بارهای شبکه:**
  - توان اکتیو؛ و یا
  - توان راکتیو؛ یا
  - ضریب مقیاس‌گذاری[2]، به عنوان یک گزینه جایگزین.
- **منابع تولید پراکنده از نوع ژنراتورهای سنکرون:**
  - توان اکتیو؛ و یا
  - توان راکتیو.
- **موتورهای القایی:**
  - توان اکتیو.
- **ادوات حامی توان راکتیو (مانند SVC):**
  - توان راکتیو
- **ترانسفورماتورهای دو و سه سیم‌پیچه:**
  - موقعیت/وضعیت تپ‌ها.

[1] Network observability
[2] Scaling factor

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۳-۱-۲- تابع هدف الگوریتم تخمین حالت

هدف اصلی تخمینگر حالت توزیع، ارزیابی توان دریافتی بارها، توان تزریقی منابع تولید پراکنده و موقعیت‌های تپ ترانسفورماتور پست اصلی است به گونه‌ای که نتیجه پخش توان حاصل تا حد امکان با فلوهای شاخه اندازه‌گیری شده و ولتاژهای گره بار مطابقت داشته باشد. از نظر ریاضی، این هدف را می‌توان با مجموع مربع وزنی تمام انحرافات بین مقادیر محاسبه شده (calVal) و اندازه‌گیری شده (meaVal) فلوی توان عبوری خطوط و ولتاژ گره‌های بارها بیان کرد:

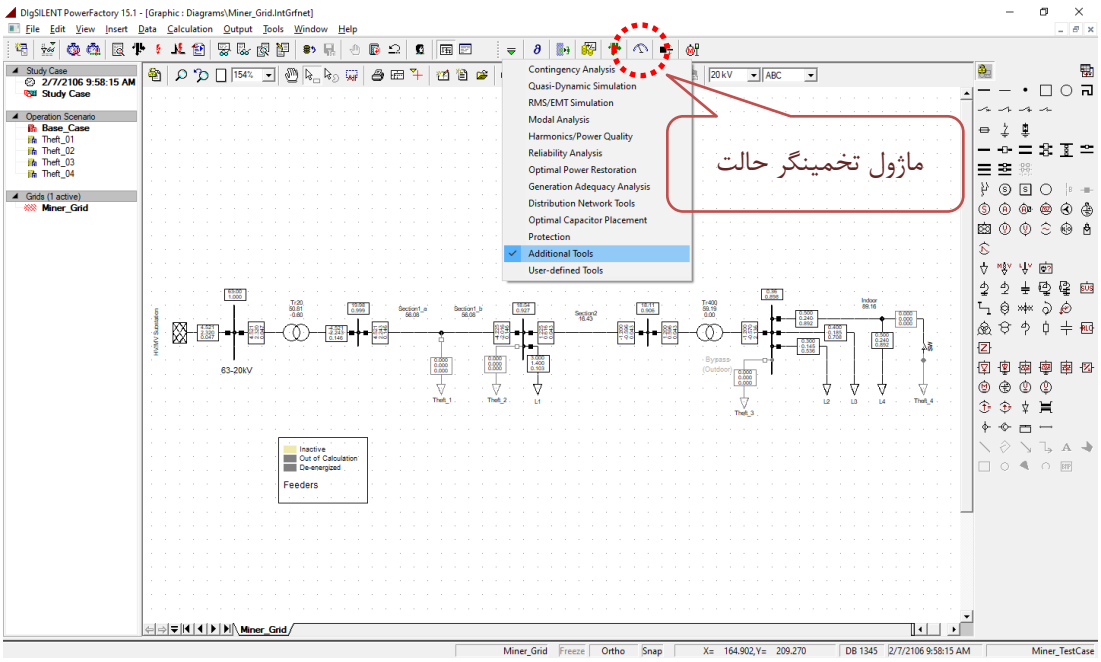
$$f(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{M} \left(\sigma_i^{-1} \times \frac{calVal_i - measVal_i}{rating} \right)^2 \qquad where, \sigma_i = \left(accuracy_i / 100 \right) \qquad (۱-۳)$$

بردار حالت $\boldsymbol{x}$ شامل دامنه و زاویه تمامی ولتاژ گره‌های شبکه و همچنین همه متغیرهایی است که می‌بایست تخمین زده شوند (مانند تزریق توان اکتیو و راکتیو در تمام گره‌ها). از آنجایی که اندازه‌گیری‌های دقیق‌تر باید تأثیر بیشتری بر نتایج نهایی نسبت به اندازه‌گیری‌های با دقت کمتر داشته باشند، هر خطای اندازه‌گیری با ضریب وزنی برابر با معکوس انحراف معیار (یا همان کلاس دقّت) دستگاه اندازه‌گیری مربوطه (به علاوه کانال‌های انتقال داده‌های اندازه‌گیری و غیره) وزن می‌شود. در این تنظیمات، هدف تخمینگر حالت، به حداقل رساندن تابع هدف $\boldsymbol{f}$ تعریف شده در رابطه (۳-۱) تحت قیود جانبی است که به ازای آنها بایستی تمام معادلات پخش بار شبکه‌ی مورد مطالعه، برآورده شوند.

۳-۱-۳- نحوه اجرای ماژول تخمینگر حالت

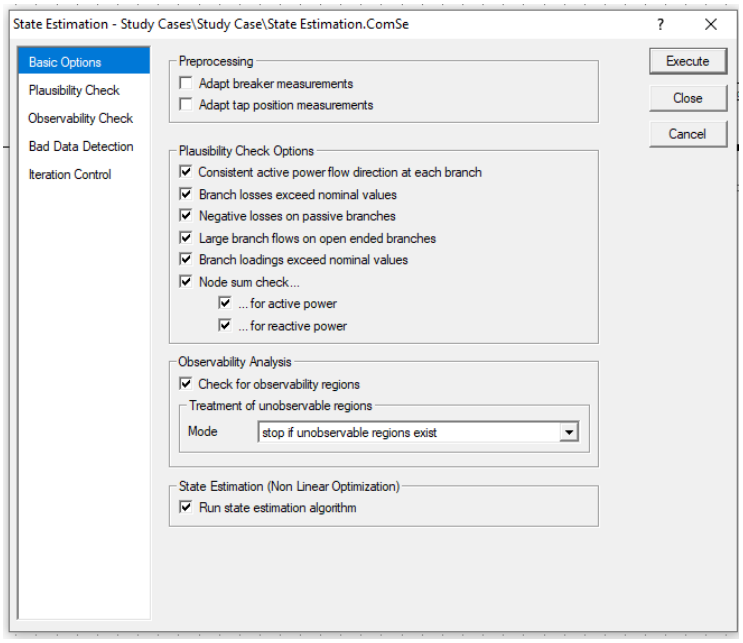
به منظور فعال نمودن ابزار تخمین حالت در محیط نرم‌افزار، بایستی در گام نخست لیست Change Toolbox (نماد) را باز کرده و در فهرست باز شده گزینه‌ی Aditional Tools را انتخاب نمود. با این انتخاب، نماد برای انجام مطالعات تخمین حالت در اختیار کاربر قرار خواهد گرفت. این فرآیند در شکل (۳-۷) نشان داده شده است.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۸-۳) : نحوه فعال‌سازی ابزار تخمینگر حالت در محیط نرم‌افزار

با انتخاب گزینه تخمین حالت، پنجره تنظیمات این ابزار مطابق شکل (۳-۸) باز خواهد شد.



شکل (۹-۳) : تنظیمات اولیه ابزار تخمینگر حالت

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در این پنجره، چهار بخش اصلی جهت تنظیم محاسبات تخمین حالت در نظر گرفته شده است:

- **بخش ۱)** پیش‌پردازش[1]
- **بخش ۲)** بررسی معقول بودن (اعتبارسنجی) داده‌های ورودی[2]
- **بخش ۳)** تحلیل رؤیت‌پذیری[3]
- **بخش ۴)** تخمین حالت (بهینه‌سازی غیرخطی)

بررسی معقولیت داده‌ها در بخش دوم محاسبات، عملا به دنبال شناسایی و جداسازی تمام اندازه‌گیری‌هایی است که در نگاه اول با مقداری خطای ظاهری همراه هستند به عنوان مثال، مقادیر منفی دامنه ولتاژها و یا وجود جریان عبوری در کلیدی که ظاهرا قطع است. در بخش سوم، شبکه از منظر رؤیت‌پذیری بررسی می‌شود. به طور کلی، در صورتی که اندازه‌گیری‌های موجود در سیستم، اطلاعات کافی (غیر افزونه)[4] برای تخمین حالت الکتریکی ناحیه‌ای از شبکه یا بخشی از فیدر را فراهم کند، اصطلاحا آن ناحیه، رؤیت‌پذیر خوانده می‌شود. در بخش چهارم، خود هسته محاسباتی تخمینگر حالت، وضعیت الکتریکی کل سیستم را با حل مسئله بهینه‌سازی غیرخطی (رابطه (۳-۱))، ارزیابی می‌کند.

به منظور بهبود کیفیت نتیجه، تحلیل رؤیت‌پذیری و تخمین حالت را می‌توان در یک حلقه اجرا کرد. در این حالت، در پایان هر تخمین حالت، دستگاه‌های اندازه‌گیری تحت یک ماژول *تشخیص داده‌های بد*[5] قرار می‌گیرند که به کمک این ماژول، خطای هر دستگاه اندازه‌گیری با ارزیابی تفاوت بین کمیت محاسبه‌شده و اندازه‌گیری شده قابل برآورد خواهد بود. در واقع، به کمک این ماژول، اندازه‌گیری‌های بسیار تحریف شده (به عنوان مثال خطای تخمین بسیار بزرگتر از انحراف معیار دستگاه اندازه‌گیری شده باشد) در تکرارهای بعدی در نظر گرفته نمی‌شوند؛ این روند تا زمانی تکرار می‌شود که دیگر اندازه‌گیری‌های بد در داخل پایگاه داده تخمینگر، تشخیص داده نشوند. در ادامه، نکات دیگر تخمینگر در حین تشریح سناریوها ارائه خواهند شد.

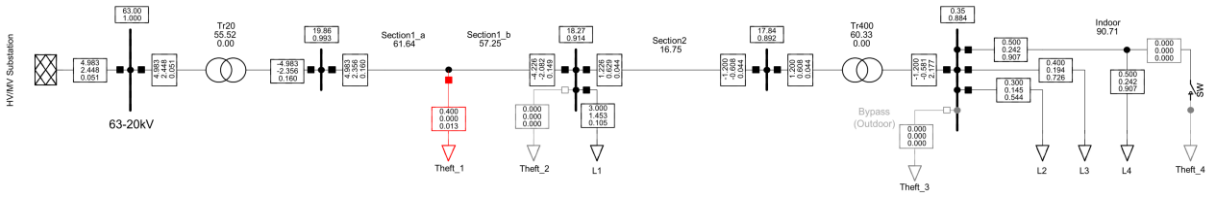
۳-۲- تحلیل سناریوی ۱ (تغذیه مستقیم مزرعه ماینری غیرمجاز از خط ۲۰ کیلوولت)

در این سناریو، فرض شده است که یک مزرعه ماینری با ظرفیت ۴۰۰ کیلووات و ضریب توان ۱ (ماینرها اصولا توان راکتیو مصرف نمی‌کنند و ضریب توانی در حدود ۰.۹۹ پیشفاز دارند [۷۹]) به طور غیرمجاز به فیدر ۲۰ کیلولت متصل شده است. لازم به ذکر است، فیدر فشار متوسط مربوطه دارای دو بخش بوده که طول بخش اول آن ۱۰ کیلومتر بوده و مزرعه ماینری مربوطه در نقطه ۹.۹ کیلومتری انتهای بخش اول این فیدر وصل شده است ضمن اینکه مسلما نقطه اتصال این مزرعه دارای هیچگونه کنتور اندازه‌گیری نمی‌باشد. این مزرعه به صورت یک بار قرمزرنگ با نام Theft_1 در

[1] Preprocessing
[2] Plausibility Check
[3] Observability Analysis
[4] Non-redundant
[5] Bad Data Detection

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

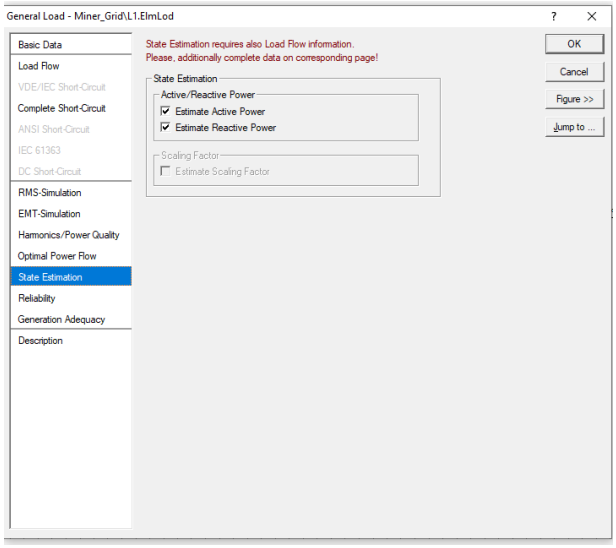
شکل (۹-۳) نشان داده شده است.



شکل (۱۰-۳) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در سناریوی ۱

همان طور که قبلا بیان شد، برای دستیابی به نتایج معتبر و تاثیر کلاس دقت اندازه‌گیرها در محاسبات پایش فیدر، بهتر است به جای پخش بار از تخمین حالت کمک گرفته شود. به منظور تخمین حالات الکتریکی توان مصرفی بارهای فیدر، لازم است در پنجره تنظیمات مقادیر بارها، بر روی گزینه State Estimation کلیک کرده و در بخش مربوطه، مطابق شکل (۳-۱۰) تیک مربوط به تخمین متغیرهای توان اکتیو و راکتیو بارها زده شود.

البته این فرآیند برای بار مربوط به مزرعه ماینری نبایستی انجام شود چرا که اساسا فرض بر این است که محل برق دزدی مشخص نبوده و باید بر اساس تحلیل مقادیر تخمینی جریان عبوری خطوط و مقایسه آن‌ها، به وجود برق دزدی ماینرها و ناحیه تقریبی آن پی برد.

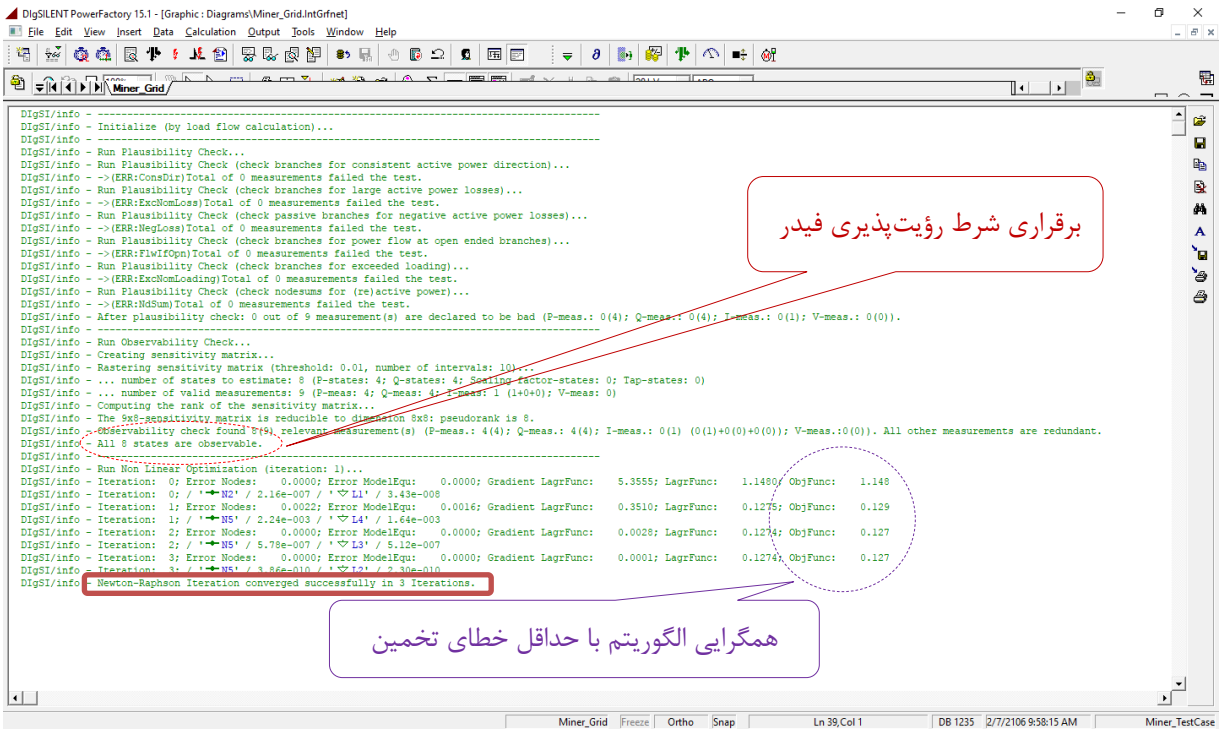


شکل (۱۱-۳) : انتخاب متغیرهای حالت توان اکتیو/راکتیو مصرفی بارهای فیدر جهت تخمین

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

جدول (۲-۳) : مشخصات دستگاه‌های اندازه‌گیری نصب شده در فیدر توزیع مورد مطالعه

دستگاه اندازه‌گیری (کنتورهای هوشمند فهام)	کلاس دقت	مقدار نامی	مقدار اندازه‌گیری
اندازه جریان سر فیدر (Im_1)	۱ ٪	۱ kA	۰.۱۵۸۴ kA
اندازه توان اکتیو بار L_1 (Pm_1)	۵ ٪	۱۰ MVA	۲.۹۱ MVA
اندازه توان اکتیو بار L_2 (Pm_2)	۵ ٪	۱۰ MVA	۰.۲۸۸ MVA
اندازه توان اکتیو بار L_3 (Pm_3)	۵ ٪	۱۰ MVA	۰.۴۰۸ MVA
اندازه توان اکتیو بار L_4 (Pm_4)	۵ ٪	۱۰ MVA	۰.۵۲۵ MVA
اندازه توان راکتیو بار L_1 (Qm_1)	۵ ٪	۱۰ MVA	۱.۴ MVA
اندازه توان راکتیو بار L_2 (Qm_2)	۵ ٪	۱۰ MVA	۰.۱۴۵ MVA
اندازه توان راکتیو بار L_3 (Qm_3)	۵ ٪	۱۰ MVA	۰.۱۸۵ MVA
اندازه توان راکتیو بار L_4 (Qm_4)	۵ ٪	۱۰ MVA	۰.۲۴ MVA

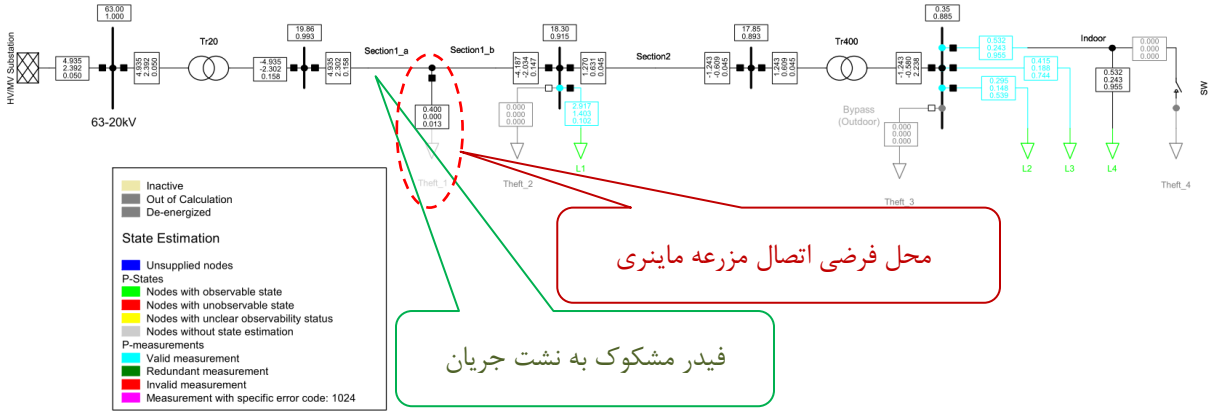


شکل (۱۲-۳) : نتایج خروجی تخمین حالت فیدر مورد مطالعه

بر اساس مشخصات دستگاه‌های اندازه‌گیری نصب شده در فیدر مورد مطالعه مطابق جدول (۳-۲)، نتایج حاصل از اجرای تخمینگر حالت این فیدر در شکل (۳-۱۱) آورده شده است. مطابق محاسبات صورت گرفته، مقدار جریان سرفیدر

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

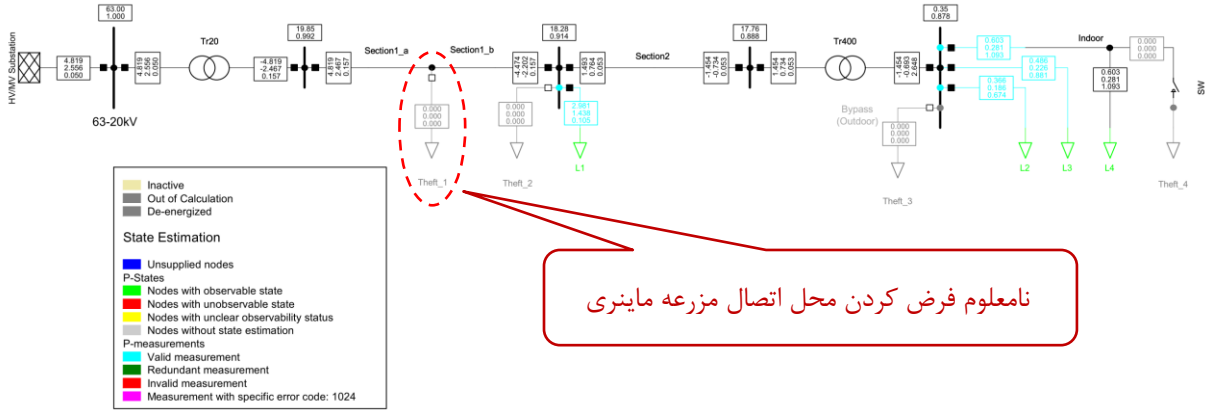
(ثانویه پست فوق‌توزیع) که اتفاقا دارای دستگاه اندازه‌گیری با دقت ۱ درصد نیز می‌باشد، برابر ۱۵۸ آمپر تخمین زده شده است. تفاوت این میزان تخمینی جریان با آنچه که در سناریوی پایه برآورد شد (یعنی ۱۴۷ آمپر)، حاکی از نشت جریانی در حدود ۱۱ آمپر در مسیر فیدر می‌باشد. از آنجایی که در این سناریو فرض بر این است که تمامی بارها دارای دستگاه اندازه‌گیر (عمدتا کنتور هوشمند) می‌باشند، با مقایسه جریان‌های تخمینی بارها و ردگیری جریان سایر انشعابات فیدر، می‌توان به ناحیه‌ای که دچار نشت جریان در حدود ۱۱ آمپری شده است، مشکوک شد.



شکل (۱۳-۳) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۱

نکته حائز اهمیت این است که اگرچه در شکل (۳-۱۲) محل فرضی برق دزدی توسط مزرعه ماینری از قبل مشخص شده است اما تحلیل نتایج و مقایسه مقادیر تخمینی جریان شاخه‌ها مستقل از این موضوع بوده و صرفا بررسی موضوع مبتنی بر مقادیر اندازه‌گیری و تخمینی متغیرهای حالت به ویژه ردگیری تغییرات اندازه جریان در گره‌ها و انشعابات بر اساس قانون KCL می‌باشد. این موضوع مهم، در شکل (۳-۱۳) که ایندفعه در آن بار Theft_1 از مدار جدا شده است و تخمین حالت بدون آگاهی قبلی از محل آن و صرفا بر اساس مقادیر دریافتی دستگاه‌های اندازه‌گیری اجرا شده، به خوبی قابل نمایش می‌باشد. نتایج در این حالت نیز تفاوت چندانی نداشته و فقط جریان سرفیدر برابر ۱۵۸ آمپر تخمین زده شده است؛ این یعنی در این سناریو همچنان نشتی جریان به میزان ۱۱ آمپر نسبت به سناریوی پایه قابل تشخیص است.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۳-۱۴) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۱ با فرض نامعلوم بودن محل برق دزدی

با توجه به اینکه هر یک مگاولت‌آمپر بار معادل مصرف اندازه جریانی در حدود ۳۰ آمپر می‌باشد (مطابق رابطه (۳-۲))، لذا انتظار می‌رود به ازای نشت جریان تخمینی ۱۱ آمپری، برق دزدی در حدود ۳۶۷ کیلووات در فیدر اتفاق افتاده باشد؛ که این مقدار با احتساب ۱ درصد خطای اندازه‌گیر جریان ابتدای فیدر (تقریبا معادل ۲ آمپر)، به مقدار پیش‌فرض سناریو یعنی ۴۰۰ کیلووات (معادل ۱۳ آمپر مصرف مزرعه ماینری) نزدیک است.

$$|I| = \frac{|S|}{\sqrt{3}\times|V|} = \frac{1^{MVA}}{\sqrt{3}\times 20^{kV}} = 28.86^{A} \approx 30^{A} \qquad (۳-۲)$$

$$|I^{Theft}| = \frac{11^{A}\times 1000^{kW}}{30^{A}} = 367^{A} \qquad (۳-۳)$$

در اینجا ذکر یک نکته در خصوص تفاوت محاسبه جریان مصرفی ماینرها در سطوح ولتاژ فشار متوسط و فشار ضعیف حائز اهمیت است. ماینرهای متصل به شبکه ۲۰ کیلوولت اصولا دارای ظرفیت بالا بوده و به صورت مزرعه ماینری مطرح می‌باشند و به همین دلیل عموما به صورت سه فاز تغذیه می‌شوند؛ اگرچه تغذیه از یک فاز خط به دلیل نامتعادلی خطوط توزیع دور از ذهن نیست و بایستی برای این موضوع نیز راهکاری اندیشید، البته در این تحقیق این موضوع به دلیل کامل نبودن اطلاعات GIS، فعلا در نظر گرفته نشده و به کارهای تحقیقاتی آینده موکول شده است.

اگر در این تحقیق، ظرفیت متوسط یک ماینر برابر ۳ کیلووات در نظر گرفته شود، با توجه به سوابق تاریخی کشف مزارع ماینری در کشور می‌توان فرض نمود که مزرعه ماینری متصل به شبکه ۲۰ کیلوولت به طور متوسط ظرفیتی معادل با ۴۰۰ کیلوات دارد. بنابراین اندازه جریان مصرفی ماینر در این حالت به صورت رابطه (۳-۴) قابل محاسبه خواهد بود. در حالی که ماینرهای متصل به شبکه ۴۰۰ ولت، اساسا تکفاز تغذیه می‌شوند و محاسبه جریان مصرفی آنها از رابطه (۳-۵) صورت می‌گیرد. در اینجا ذکر این نکته حائز اهمیت است که با توجه به ظرفیت عبوری فیوزها در این

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

سطح ولتاژ که عمدتا ۱۵ یا ۲۵ آمپری می‌باشد، انتظار می‌رود هر مشترک امکان نصب بیش از دو یا سه عدد ماینر را نداشته باشد. بر این اساس، در سناریوهای ۱ تا ۳ ظرفیت مزرعه ماینری را برابر ۴۰۰ کیلووات و در سناریوی ۴ ظرفیت ماینر برابر ۳ کیلووات لحاظ شده است. البته با تحلیل حساسیت می‌توان تأثیر ظرفیت‌های مختلف ماینرها را با توجه به خطای دستگاه‌های اندازه‌گیری که برای اندازه‌گیرهای جریان و توان به ترتیب برای ۱٪ و ۵٪ فرض شده‌اند، بر عملکرد الگوریتم تشخیص برق دزدی بررسی نمود.

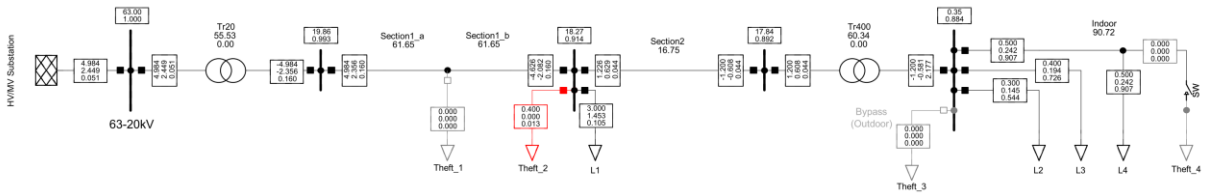
$$\left|I_{Miner}^{20kV}\right|_{3\Phi} = \frac{400^{kW}}{\sqrt{3}\times 20^{kV}} \approx 12^{A} \qquad (۴-۳)$$

$$\left|I_{Miner}^{400V}\right|_{1\Phi} = \frac{3^{kW}}{0.4^{kV}} \approx 7.5^{A} \qquad (۵-۳)$$

از آنجایی که خطای دستگاه اندازه‌گیری اندازه جریان ابتدای فیدر برابر ۱٪ فرض شده است، جهت بررسی تأثیر این خطا می‌توان چنین تحلیل نمود که چون این دستگاه به ازای عبور جریانی برابر با ۱۰۰ آمپر در حدود ۱ آمپر خطا دارد لذا برای سناریوی ۱ که این جریان برابر ۱۵۸ آمپر در سطح ۲۰ کیلوولت تخمین زده شده است انتظار می‌رود که حداکثر خطایی معادل با ۱.۵۸ آمپر (در حدود ۲ آمپر) داشته باشد. این میزان جریان معادل با تقریبا یک ششم ظرفیت فرضی مزرعه یعنی ۶۶ کیلووات بوده که خود معادل با ۲۲ عدد ماینر می‌باشد. این بدین معنی است که مزرعه‌های با تعداد کمتر از ۲۲ ماینر، به دلیل خطای ۱ درصدی دستگاه اندازه‌گیر جریان سرفیدر، در سطح متصل ۲۰ کیلوولت امکان تشخیص نخواهند داشت و رفع این مشکل به طور یقین نیازمند نصب دستگاه‌های اندازه‌گیری بیشتر در طول فیدر خواهد بود.

۳-۳- تحلیل سناریوی ۲ (مزرعه ماینری واقع در پست برق بخش صنعتی و پشت کنتور)

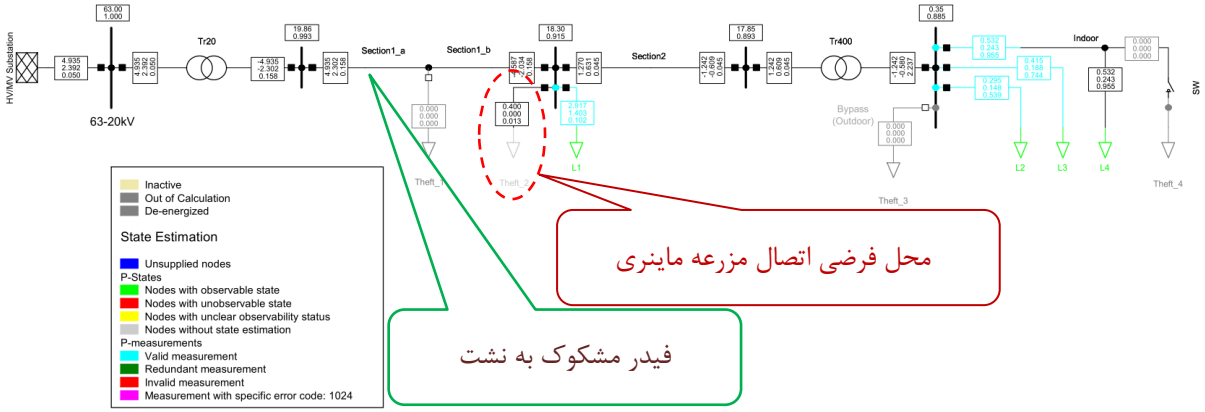
در این سناریو مشابه سناریوی قبل فرض شده است که مزرعه ماینری با ظرفیت ۴۰۰ کیلووات و ضریب توان ۱ (معادل ۱۳۳ ماینر) به طور غیرمجاز به پست کلیدزنی فیدر ۲۰ کیلولت متصل شده است. این مزرعه به صورت یک بار قرمزرنگ با نام Theft_2 در شکل (۳-۱۴) نشان داده شده است.



شکل (۳-۱۵) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در سناریوی ۲

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

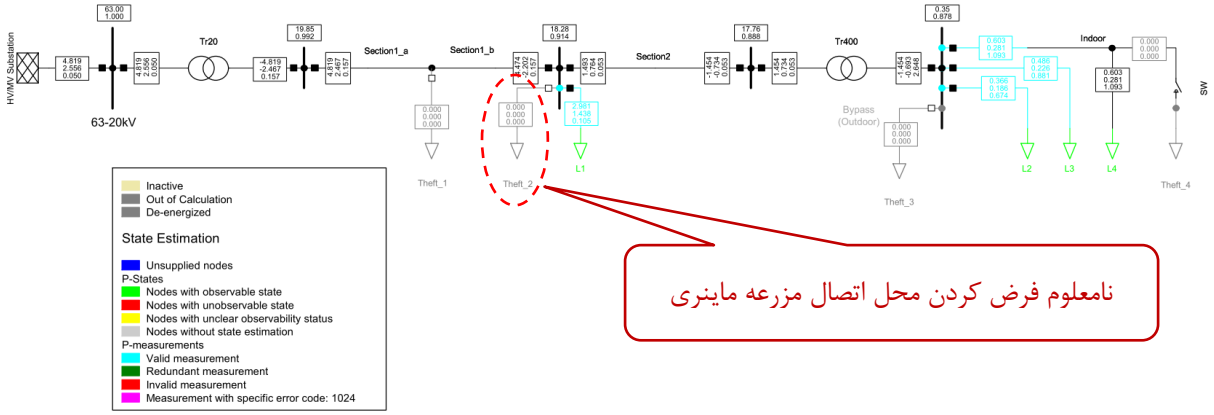
نتایج حاصل از اجرای تخمینگر حالت این فیدر در شکل (۳-۱۵) آورده شده است. مطابق محاسبات صورت گرفته، مقدار جریان سرفیدر (ثانویه پست فوق‌توزیع)، برابر ۱۵۸ آمپر تخمین زده شده است. تفاوت این میزان تخمینی جریان با آنچه که در سناریوی پایه برآورد شد (یعنی ۱۴۷ آمپر)، حاکی از نشت جریانی در حدود ۱۱ آمپر در مسیر فیدر می‌باشد. در این سناریو نیز که تقریبا مشابه سناریوی ۱ می‌باشد، با مقایسه جریان‌های تخمینی بارها و ردگیری جریان سایر انشعابات فیدر، می‌توان به ناحیه‌ای که دچار نشت جریان در حدود ۱۱ آمپری شده است، مشکوک شد.



شکل (۳-۱۶) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۲

در اینجا نیز مشابه سناریوی قبل اگرچه مطابق شکل (۳-۱۵) محل فرضی برق دزدی توسط مزرعه ماینری از قبل مشخص شده است اما تحلیل نتایج و مقایسه مقادیر تخمینی جریان شاخه‌ها مستقل از این موضوع بوده و صرفا بررسی موضوع مبتنی بر مقادیر اندازه‌گیری و تخمینی متغیرهای حالت به ویژه ردگیری تغییرات اندازه جریان در گره‌ها و انشعابات بر اساس قانون KCL می‌باشد. این موضوع، در شکل (۳-۱۶) که ایندفعه در آن بار Theft_2 از مدار جدا شده است و تخمین حالت بدون آگاهی قبلی از محل آن و صرفا بر اساس مقادیر دریافتی دستگاه‌های اندازه‌گیری اجرا شده، به خوبی قابل نمایش می‌باشد. نتایج در این حالت نیز تفاوت چندانی نداشته و فقط جریان سرفیدر برابر ۱۵۷ آمپر تخمین زده شده است؛ این بدین معنی است که در این سناریو همچنان نشتی جریان به میزان ۱۰ آمپر نسبت به سناریوی پایه قابل تشخیص است. لازم به ذکر است که به دلیل دورتر شدن محل مزرعه از ابتدای فیدر، نشت جریان ۱ آمپر نسبت به سناریوی قبلی بیشتر شده است. سایر تحلیل‌ها نیز مشابه سناریوی ۱ قابل بیان می‌باشد.

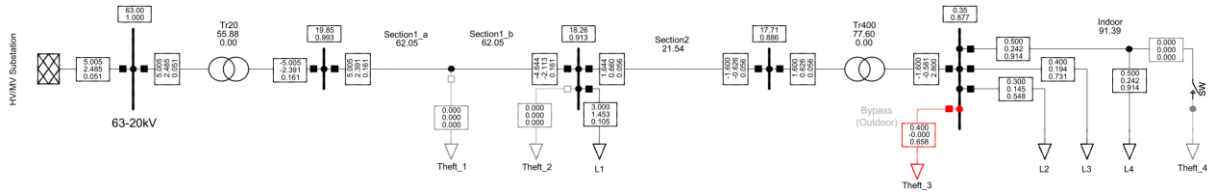
DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۱۷-۳) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۲ با فرض نامعلوم بودن محل برق دزدی

۳-۴- تحلیل سناریوی ۳ (مزرعه ماینری در ثانویه پست توزیع و پشت کنتور واقع شده)

در این سناریو فرض شده است که مزرعه ماینری با ظرفیت ۴۰۰ کیلووات و ضریب توان ۱ به طور غیرمجاز به ثانویه پست توزیع ۲۰/۰.۴ کیلوولت متصل است. مطابق شکل (۳-۱۷) این مزرعه به صورت یک بار قرمزرنگ با نام Theft_3 نشان داده شده است.



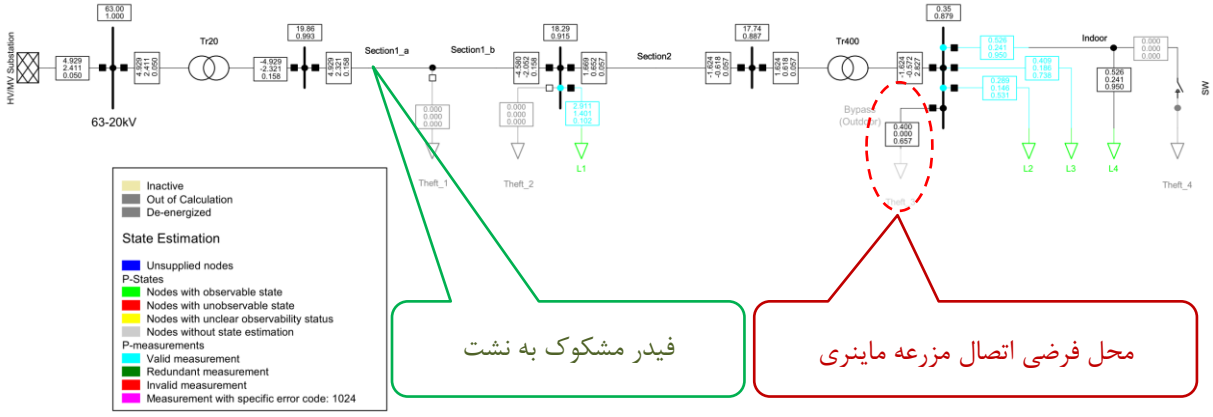
شکل (۱۸-۳) : نتایج پخش بار شبکه توزیع آزمون در سناریوی ۳

نتایج حاصل از اجرای تخمینگر حالت این فیدر در شکل (۳-۱۸) آورده شده است. مطابق محاسبات صورت گرفته، مقدار جریان سرفیدر مشابه دو سناریوی قبلی همچنان برابر ۱۵۸ آمپر تخمین زده شده است. تفاوت این میزان تخمینی جریان با آنچه که در سناریوی پایه برآورد شد (یعنی ۱۴۷ آمپر)، حاکی از نشت جریانی در حدود ۱۱ آمپر در مسیر فیدر می‌باشد. نکته حائز اهمیت در این سناریو این است که وجود برق دزدی در سرتاسر فیدر فشار متوسط تا پست توزیع، در هر نقطه‌ای که باشد، قابل تشخیص[1] است اما محل دقیق آن قابل شناسایی[2] نیست. جهت تفکیک سناریوی ۳ که وقوع برق دزدی بعد از پست توزیع اتفاق افتاده نسبت به دو سناریوی قبلی که وقوع آن در سمت فیدر ۲۰

[1] Detection
[2] Identification

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

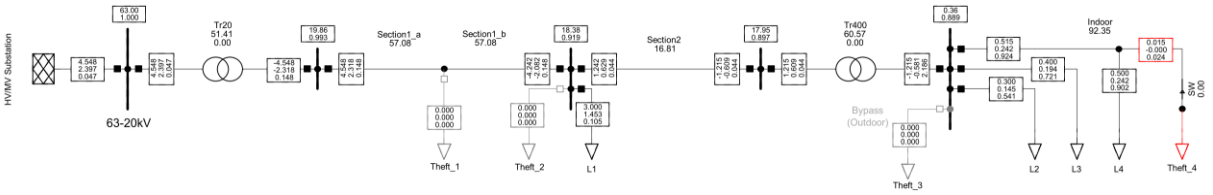
کیلوولت رخ داده است تنها با نصب یک اندازه‌گیر در داخل پست توزیع امکان‌پذیر خواهد بود؛ در غیر این صورت، تمایز قائل شدن بین این دو وضعیت به روش تخمین حالت میسر نخواهد بود. این موضوع اهمیت جایابی دستگاه‌های اندازه‌گیر به ویژه کنتورهای هوشمند را در ارتقاء سطح رؤیت‌پذیری شبکه‌های توزیع مشخص می‌کند.



شکل (۱۹-۳) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۳

۳-۵- تحلیل سناریوی ۴ (اتصال ماینرها در داخل فضای مشترک برق و بعد از کنتور)

در این سناریو بر خلاف سناریوهای قبلی فرض شده است که ماینرها دیگر ماهیت بار صنعتی نداشته و با ظرفیت کمتر (مثلا ۱۵ کیلووات با ضریب توان ۱، معادل حدودا ۵ ماینر) توسط خود مشترکین در فضای سکونت یا کارشان و بعد از کنتور متصل هستند (معادل یک بار خانگی یا تجاری). مطابق شکل (۳-۱۹) این ماینرها به صورت تجمیع شده و به شکل یک بار قرمزرنگ با نام Theft_4 که به کمک یک کلید وارد مدار می‌شوند، نشان داده شده‌اند.



شکل (۲۰-۳) : نتایج تخمین حالت فیدر توزیع آزمون در سناریوی ۴

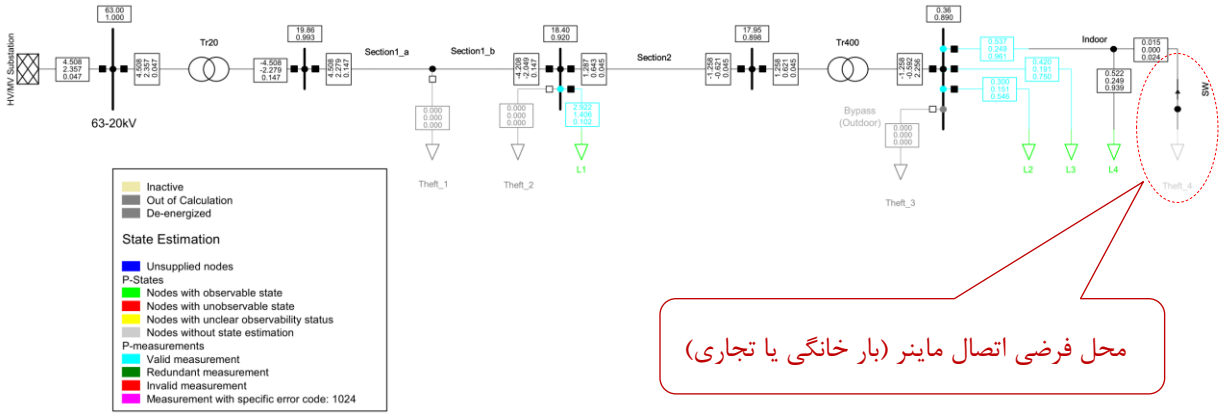
نکته حائز اهمیت این است که مقدار بار در این سناریو نسبت به سناریوهای قبلی از ۴۰۰ کیلووات (معادل تقریبا ۱۳۳ ماینر) به ۱۵ کیلووات (معادل ۵ ماینر) کمتر فرض شده است که همان طور که قبلا بدان اشاره شد، دلیل آن نیز به خاطر ظرفیت آمپراژ فیوزهای خطوط فشار ضعیف که معمولا ۱۵ یا ۲۵ آمپری می‌باشد. لذا در این سناریو، با یک مزرعه ماینری مواجهه نبوده و هدف صرفا بررسی امکان تشخیص یک تعداد محدودی ماینر در بخش خانگی یا تجاری

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

است.

از آنجایی که در زمان نگارش این گزارش تحقیقاتی، همچنان اطلاعات GIS شبکه‌های فشار ضعیف توزیع کشور به طور کامل و قابل توجه برداشت نشده‌اند، انجام مطالعات تخمین حالت به دلیل نقص مدل شبکه ۴۰۰ ولت مطمئنا با چالش‌های زیادی روبروست و در صورت همگرایی، انتظار می‌رود نتایج با خطای زیادی همراه باشند. با این حال، در این فیدر آزمون، از این واقعیت چشم‌پوشی کرده و با فرض آگاهی از وضعیت اطلاعات جغرافیایی و مدل شبکه، تحلیل‌ها انجام شده است.

در این سناریو، مقدار توان اکتیو اندازه‌گیری شده توسط کنتور هوشمند مربوط به بار L_4، برابر ۵۴۰.۷۵ کیلووات (با احتساب خطای ۵ درصد کنتور) فرض شده و نتایج حاصل از اجرای تخمینگر حالت این فیدر در شکل (۳-۲۰) آورده شده است. مطابق محاسبات صورت گرفته، مقدار جریان سرفیدر برخلاف تمامی سناریوهای برق دزدی قبلی برابر ۱۴۷ آمپر یعنی تقریبا برابر آنچه که از نتایج پخش بار سناریوی پایه حاصل شده بود، تخمین زده شده است. همان طور که قبلا نیز بدان اشاره شد، این موضوع حاکی از آن است که کلاس دقت اندازه‌گیر جریان ابتدای فیدر برابر ۱ درصد بوده و این یعنی به ازای جریان ۱۵۰ آمپر در سطح ۲۰ کیلوولت، ۱.۵ آمپر خطا قابل انتظار است لذا جریان ۲۴ آمپری ماینر در سطح فشار ضعیف اساسا در سطح فشار متوسط و خطای ۱ درصدی اندازه‌گیر جریان سرفیدر قابل مشاهده نیست.



شکل (۳-۲۱) : نتایج تخمین حالت فیدر مورد مطالعه در سناریوی ۴

با توجه به اینکه در این حالت، ماینر بعد از کنتور قرار دارد بهترین راهکار، بررسی رفتار مصرف بار مشترک (به ویژه تغییرات جریان مصرفی آن) در بازه‌های زمانی کم‌باری (مثلا ساعت ۳ بامداد) نسبت به همین ساعت در دوره‌های زمانی گذشته می‌باشد. سادگی این موضوع می‌تواند در حدی باشد که با پایش و رصد مستقیم مصرف این مشترک به راحتی می‌توان انحراف غیرمنطقی مصرف آن را تشخیص داد؛ هرچند در ابعاد وسیع‌تر و زمانی که نیاز به پایش تعداد بسیار زیاد مشترکین برق باشد، در صورت در دسترس بودن داده‌های گذشته اندازه‌گیری، این مسأله به کمک الگوریتم‌های

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

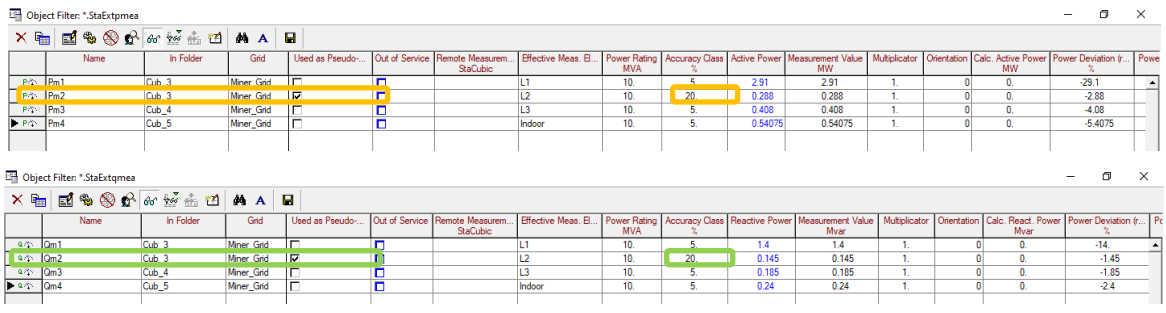
یادگیری ماشین به خوبی قابل حل خواهد بود.

چنانچه این سناریو به گونه‌ای رقم بخورد که ماینر مربوطه قبل از کنتور قرار گرفته باشد (اتصال غیرمجاز مشابه سناریوی ۳ اما با تعداد و ظرفیت محدود) در این صورت بررسی‌ها نشان می‌دهد، به شرطی که نرخ نفوذ ماینرهای غیرمجاز خانگی و تجاری خیلی چشمگیر نباشد، دستگاه‌های اندازه نصب شده در سطح فشار متوسط در تشخیص آنها چندان موفق نخواهند بود. این چالش، لزوم نصب اندازه‌گیر در سمت ثانویه پست‌های توزیع که در آن نقاط تغییرات جریان بار پایین‌دست بیشتر مشهود است را دوچندان می‌کند. این موضوع بر اهمیت جایابی دستگاه‌های اندازه‌گیر به ویژه کنتورهای هوشمند فهام در ارتقاء سطح رؤیت‌پذیری شبکه‌های توزیع در کنار برداشت کامل اطلاعات GIS فیدرهای فشار ضعیف، تأکید می‌کند.

۳-۶- بررسی تأثیر شبه‌اندازه‌گیری‌ها بر نتایج تشخیص ماینر غیرمجاز

از آنجایی که شبکه‌های توزیع عمدتا از کمبود دستگاه‌های اندازه‌گیری رنج می‌برند، به منظور رؤیت‌پذیر نمودن شبکه و انجام تخمین حالت، لازم است اطلاعات مصرف بارهایی که دارای کنتور نمی‌باشند و یا حداقل کنتور غیرهوشمند (کنتورهای معمولی) دارند، به گونه‌ای در محاسبات لحاظ شوند. این داده‌ها عموما بر اساس تجربه بهره‌بردار مرکز کنترل و یا پیش‌بینی بار، به طور تقریبی و بعضا با خطای به مراتب بیشتر از کلاس دقت یک دستگاه اندازه‌گیری قابل تعیین هستند که به عنوان ورودی در کنار داده‌های اندازه‌گیری دیگر در اختیار الگوریتم تخمین حالت داده قرار می‌گیرند. لازم به ذکر است، این داده‌ها اصطلاحا شبه‌اندازه‌گیری خوانده می‌شوند که دارای خطایی بین ٪ ۲۰ تا ٪ ۵۰ می‌باشند.

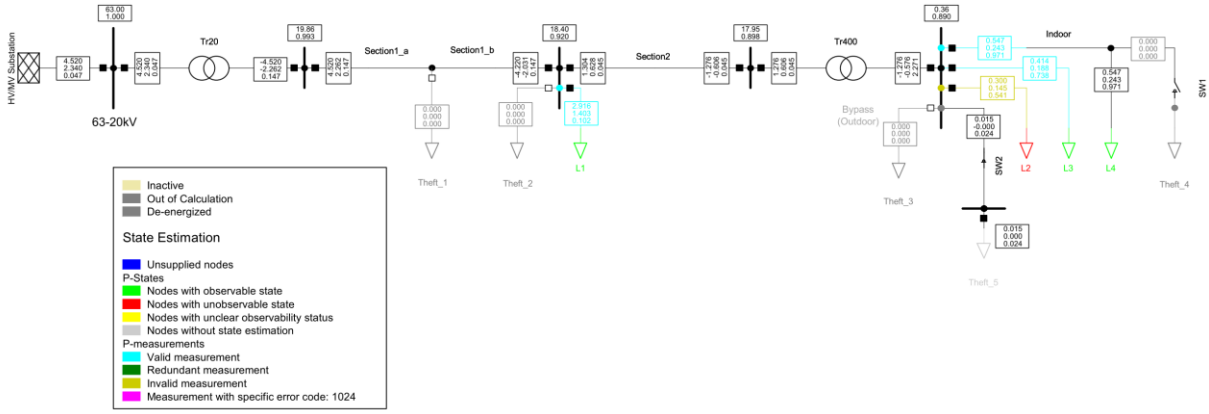
با توجه به اینکه بارهای متصل به شبکه فشار متوسط از نوع دیماندی بوده و ملزم به نصب اندازه‌گیر می‌باشند، در این بخش فرض شده است که شبه‌اندازه‌گیرها صرفا مربوط به بارهای بخش فشار ضعیف بوده و تأثیر آنها در نتایج تحلیل مسأله در نظر گرفته شود. بنابراین، جهت بررسی موضوع در اینجا فرض می‌شود کنتور هوشمند بار L_2 موجود نبوده و داده‌های این بار تجمیعی به صورت یک شبه‌اندازه‌گیری (Pm_2 و Qm_2 با خطای ۲۰ درصد) در محاسبات لحاظ شوند. تنظیمات مربوط به شبه‌اندازه‌گیری‌ها در شکل (۳-۲۱) با جزئیات بیشتری نشان داده شده است.



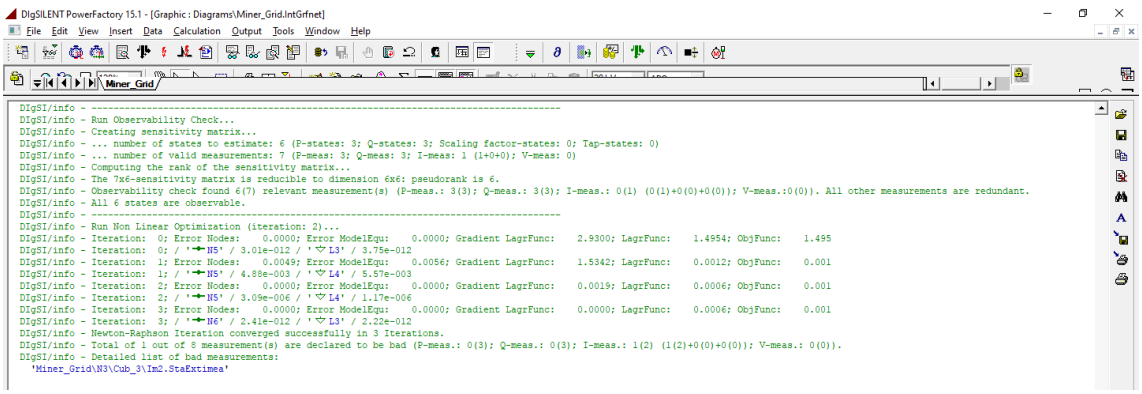
شکل (۳-۲۲) : تنظیم مقادیر قرائت و خطای شبه اندازه‌گیری‌های بار L_2

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در اینجا نیز مشابه سناریوی ۴، ماینرها دیگر ماهیت بار صنعتی نداشته و با ظرفیت کمتر (مثلا ۱۵ کیلووات با ضریب توان ۱، معادل حدودا ۵ ماینر معادل یک بار خانگی یا تجاری) در فضای خارج از محل سکونت یا کار مشترک برق و قبل از کنتور متصل هستند. مطابق شکل (۳-۲۲) این ماینرها به صورت تجمیع شده و به شکل یک بار قرمزرنگ با نام Theft_5 که به کمک یک کلید (SW_2) وارد مدار می‌شوند، نشان داده شده‌اند. گزارش خروجی تخمین حالت نیز با جزئیات مختصر در شکل (۳-۲۳) آمده است.



شکل (۳-۲۳) : نتایج تخمین حالت فیدر توزیع آزمون با فرض مشاهده بار L_2 به صورت شبه‌اندازه‌گیری

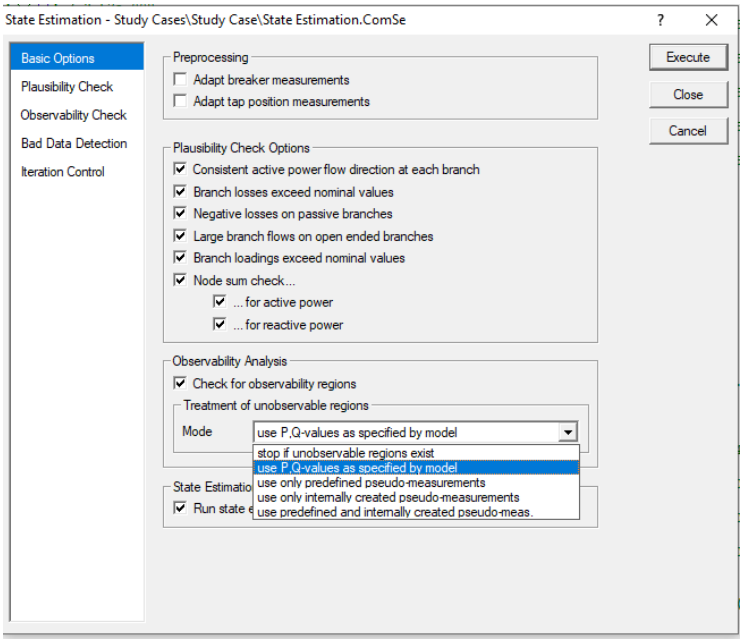


شکل (۳-۲۴) : گزارش خروجی تخمین حالت فیدر با فرض وجود شبه‌اندازه‌گیری

همان طور که در شکل (۳-۲۲) ملاحظه می‌شود، بار L_2 به رنگ قرمز و جعبه نتایج تخمین حالت آن به رنگ خردلی نمایش داده شده‌اند که این تفاوت رنگ نسبت به سناریوهای قبلی، به ترتیب، به معنی رؤیت‌ناپذیر بودن حالت الکتریکی توان اکتیو و راکتیو مصرفی این بار و غیرقابل اتکا بودن مقدار اندازه‌گیری آن می‌باشد. البته لازم به ذکر است، این

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

ترکیب رنگ‌بندی قبلا توسط کاربر در نرم‌افزار تنظیم شده است. همچنین، مطابق شکل (۳-۲۴) و با توجه به موقعیت قرارگیری اندازه‌گیرهای واقعی و شبه‌اندازه‌گیری تعریف شده، با انتخاب گزینه دوم امکان رؤیت‌پذیر نمودن فیدر مهیا شده و الگوریتم تخمین حالت با دقت خوبی همگرا می‌گردد.



شکل (۲۵-۳) : گزینه‌های پیشنهادی نرم‌افزار جهت بررسی رؤیت‌پذیری فیدر

مقایسه نتایج با سناریوی پایه نشان می‌دهد که مقدار جریان تخمینی سمت ثانویه ترانس توزیع تنها در حدود ۴ آمپر اختلاف پیدا کرده است که این حاکی از آن است که سهم برق دزدی توسط این ماینر در خطای شبه‌اندازه‌گیر و سایر دستگاه‌های اندازه‌گیری، پنهان شده و عملا نه تنها امکان شناسایی محل نصب بلکه حتی امکان تشخیص وجود این ماینر نیز وجود ندارد. این چالش، لزوم انجام مطالعات جایابی و نصب اندازه‌گیرها در فیدرهای توزیع را با هدف ارتقاء سطح رؤیت‌پذیری شبکه، بیش از پیش نمایان می‌کند.

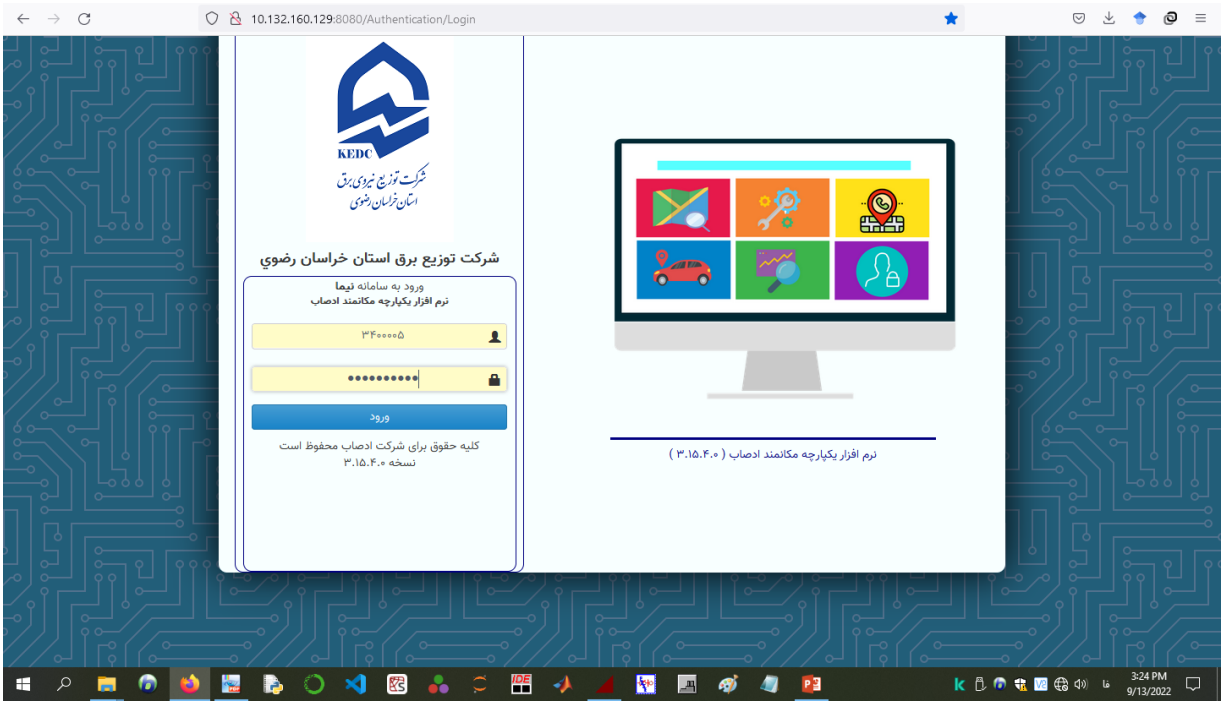
۴- مطالعه فیدر خیزران – پست ساغروان – منطقه گلبهار

در این بخش، به مطالعه و بررسی فیدر خیزران، فیدر منتخب و پیشنهادی شرکت توزیع برق استان خراسان، پرداخته خواهد شد. این فیدر در منطقه گلبهار واقع شده است و از پست ساغروان تغذیه می‌شود. با توجه به سابقه گزارش‌های کشف ماینر در مناطق گلبهار و چناران، این فیدر به عنوان نمونه پیشنهادی معرفی شده است. برای تحلیل سیستمی این فیدر و تشخیص وجود ماینرهای غیرمجاز در آن، نیاز است که دانش عمیق‌تری نسبت به مشخصات فنی این فیدر، بارها، و کیفیت داده‌های اندازه‌گیری آن حاصل شود. در ادامه، به معرفی این فیدر پرداخته می‌شود.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

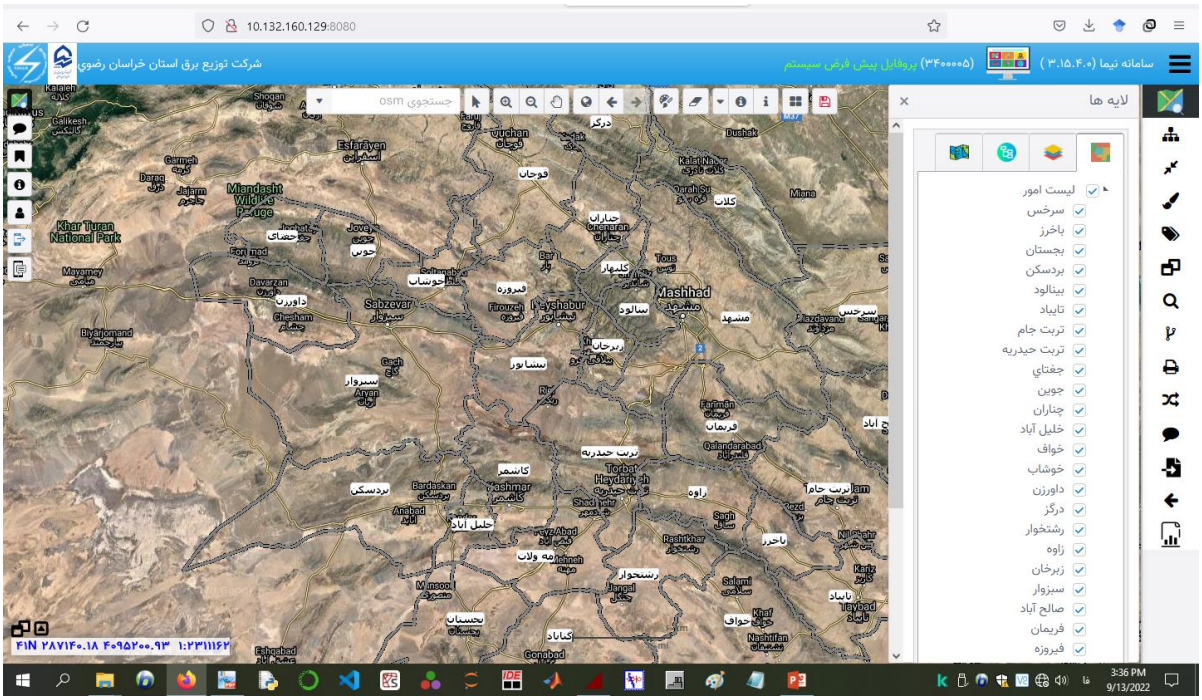
۴-۱- مشخصات مکانی/جغرافیایی فیدر خیزران

به منظور انجام مطالعات شبکه، لازم است از سامانه GIS شرکت (نرم‌افزار تخصصی مکانمند نیما) جهت دریافت داده‌های مکانی و مشخصات فنی تجهیزات خط و پست فیدر خیزران، استفاده شود. بر این اساس، روند اخذ اطلاعات جغرافیایی فیدر از سامانه نیما و تبدیل آن به داده‌های ورودی مورد نیاز نرم‌افزار DIgSILENT به ترتیب در شکل‌های (۳-۲۵) تا (۳-۳۲) نشان داده شده است.

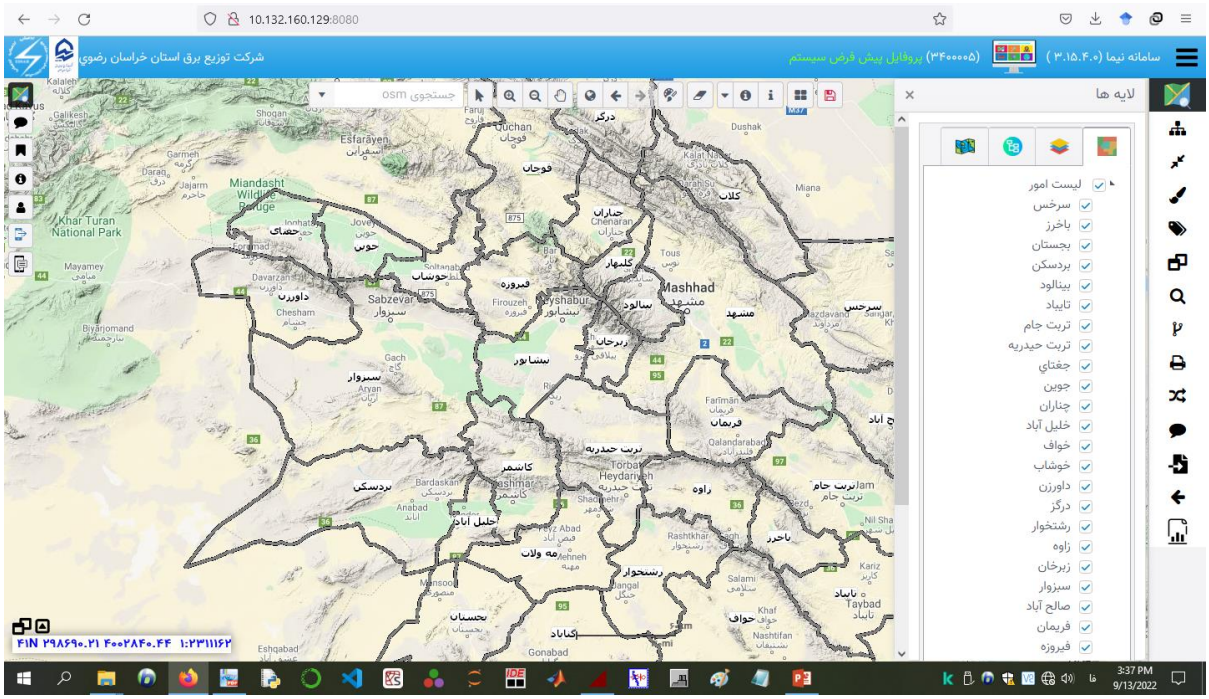


شکل (۳-۲۶) : محیط کاربری سامانه مکانمند نیما

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

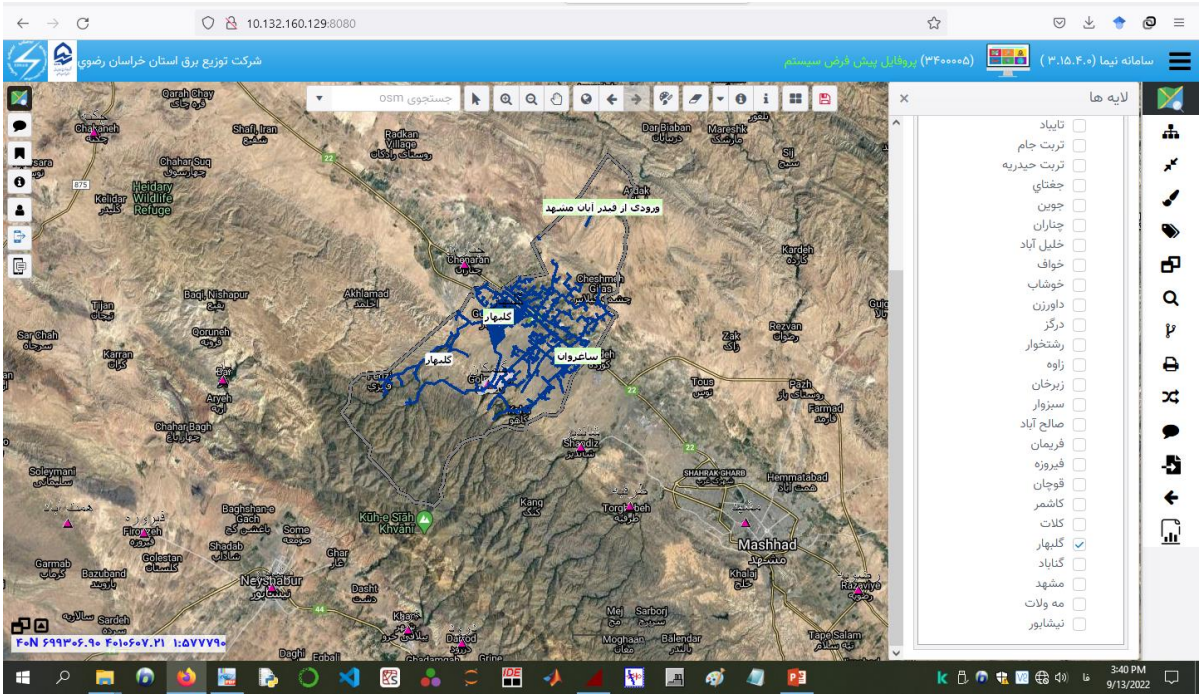


شکل (۲۷-۳) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش الف)

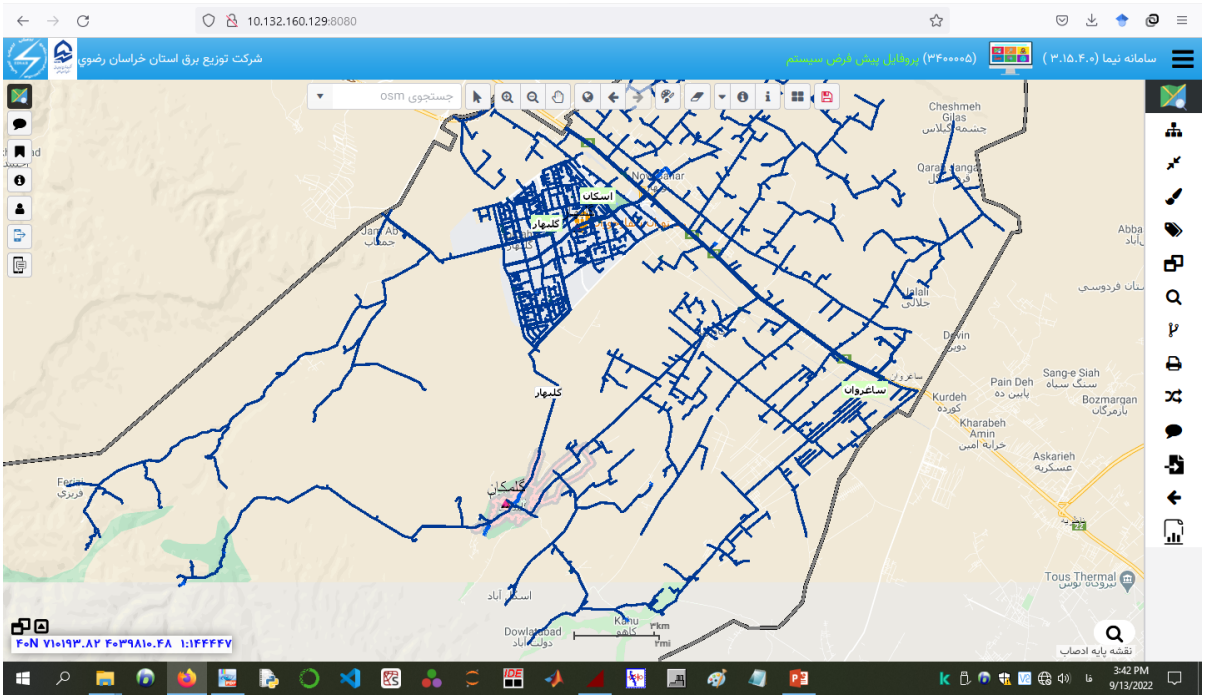


شکل (۲۸-۳) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش ب)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

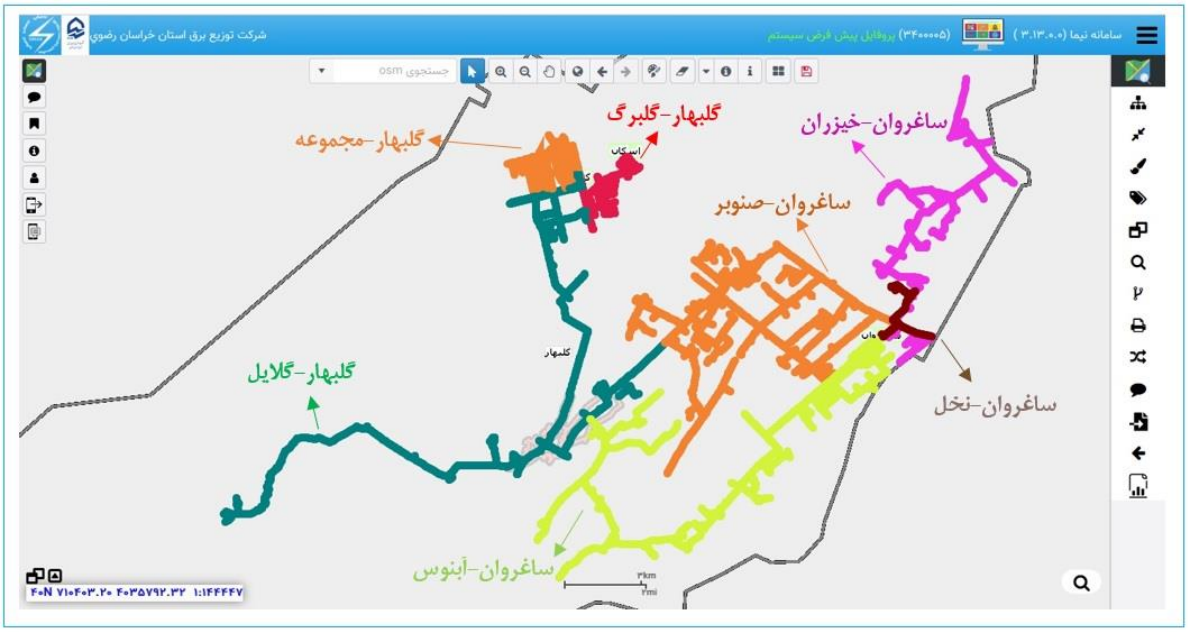


شکل (۲۹-۳) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش ج)

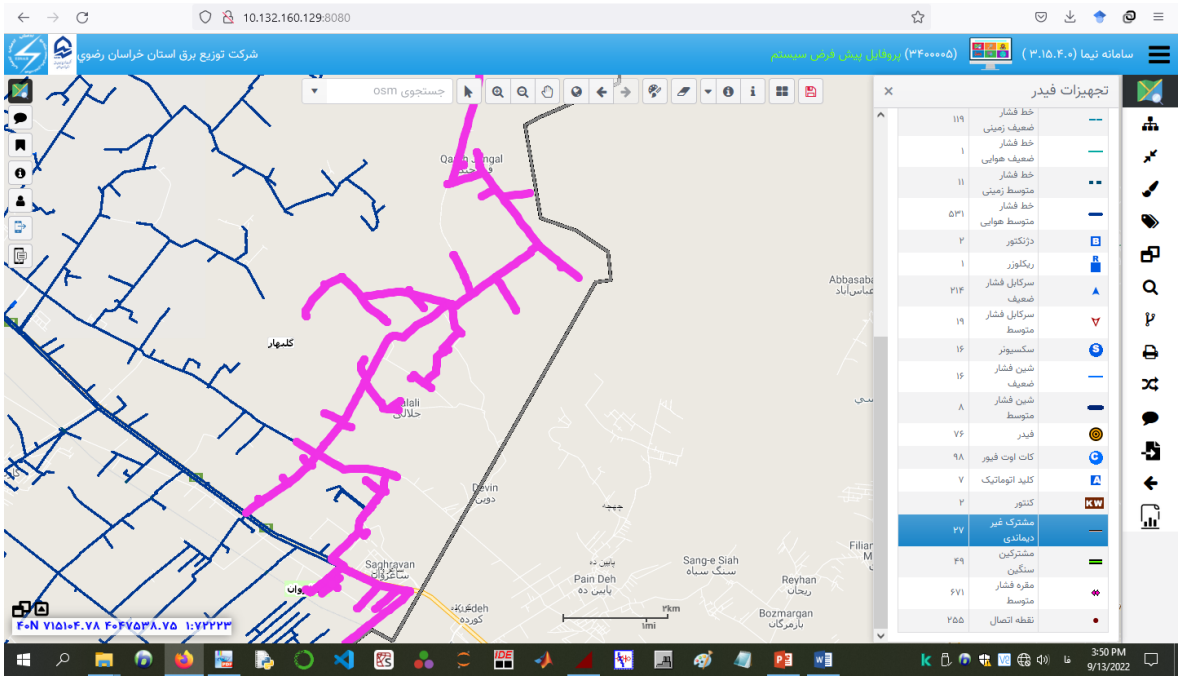


شکل (۳۰-۳) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش د)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



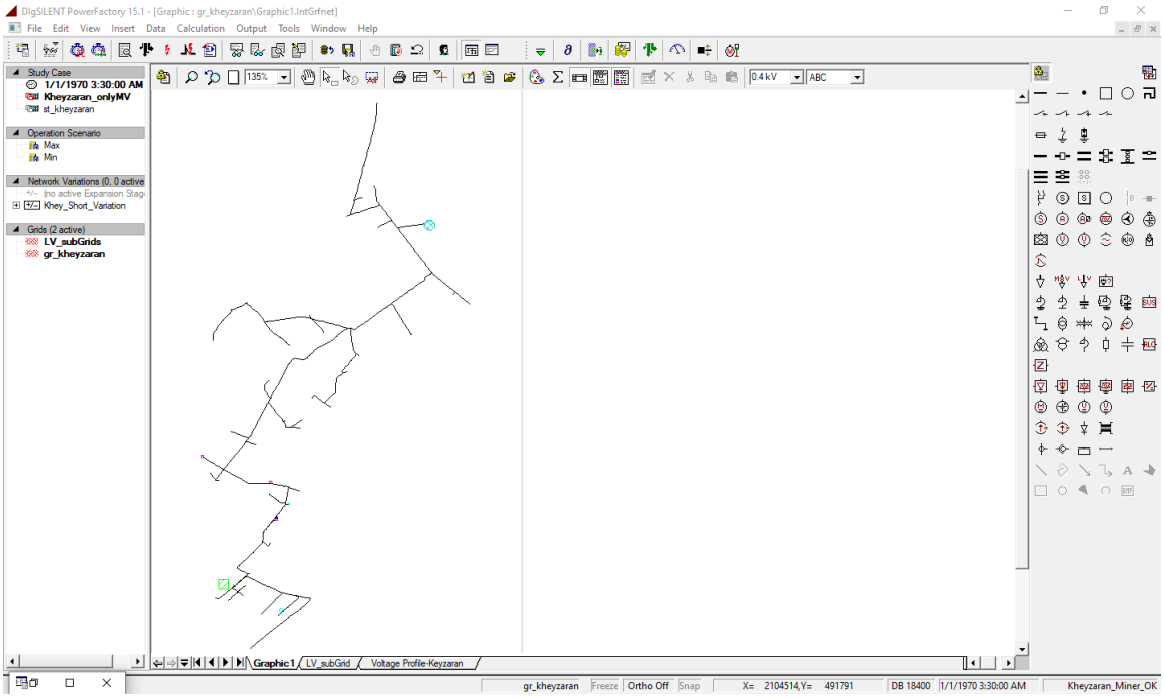
شکل (۳۱-۳) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش و)



شکل (۳۲-۳) : دریافت اطلاعات مکانی فیدر خیزران از سامانه مکانمند نیما (بخش ه)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

با توجه به اطلاعات دریافت شده از سامانه GIS شرکت (نرم‌افزار تخصصی مکانمند نیما)، شامل داده‌های مکانی و مشخصات فنی تجهیزات خط و پست فیدر خیزران، نمودار تک خطی این فیدر مطابق شکل (۳-۲۵) ترسیم و بر مبنای کلیه اطلاعات ورودی موجود، به منظور انجام مطالعات شبکه در نرم‌افزار DIgSILENT پیاده‌سازی شده است.

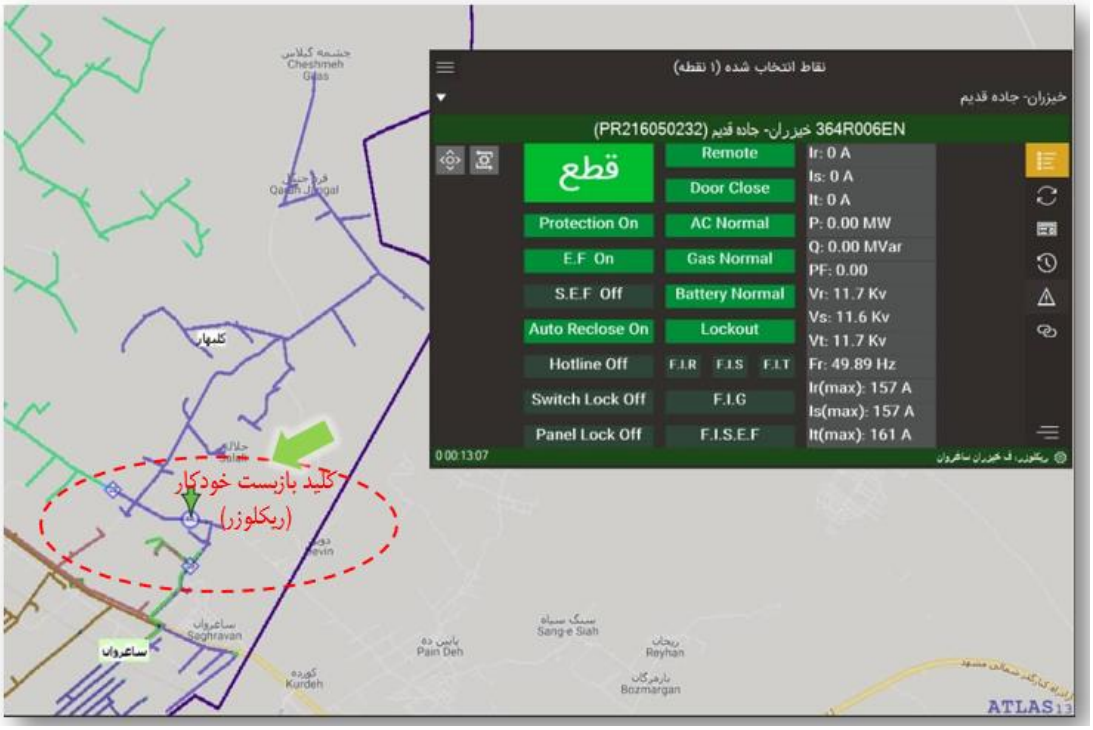


شکل (۳۳-۳) : نمودار تک-خطی فیدر خیزران

۴-۲- کیفیت زیرساخت اندازه‌گیری فیدر خیزران

همان طور که قبلا بدان اشاره شد، فیدرها و انشعابات شبکه‌های توزیع برق اساسا با کمبود دستگاه‌های اندازه‌گیری مواجه هستند؛ فیدر خیزران نیز از این موضوع مستثنی نیست. این فیدر از منظر بهره‌برداران واحد دیسپاچینگ تنها دارای دو اندازه‌گیر اصلی است که به ترتیب در محل پست ساغروان (سر فیدر) و کلید بازبست خودکار (ریکلوزر) واقع در اواسط فیدر (بعد از بخش بار صنعتی و در ابتدای منطقه بار روستایی) نصب شده‌اند. علاوه بر این دو مورد، دو کلید مانوری نیز در حوالی ریکلوزر قرار دارند که تنها در مواقعی محدودی از سال که عملیات مانور صورت می‌گیرد، می‌توانند داده‌های اندازه‌گیری خود را برای مرکز کنترل ارسال نمایند. موقعیت این اندازه‌گیرها در شکل‌های (۳-۳۳) تا (۳-۳۵) آمده است.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

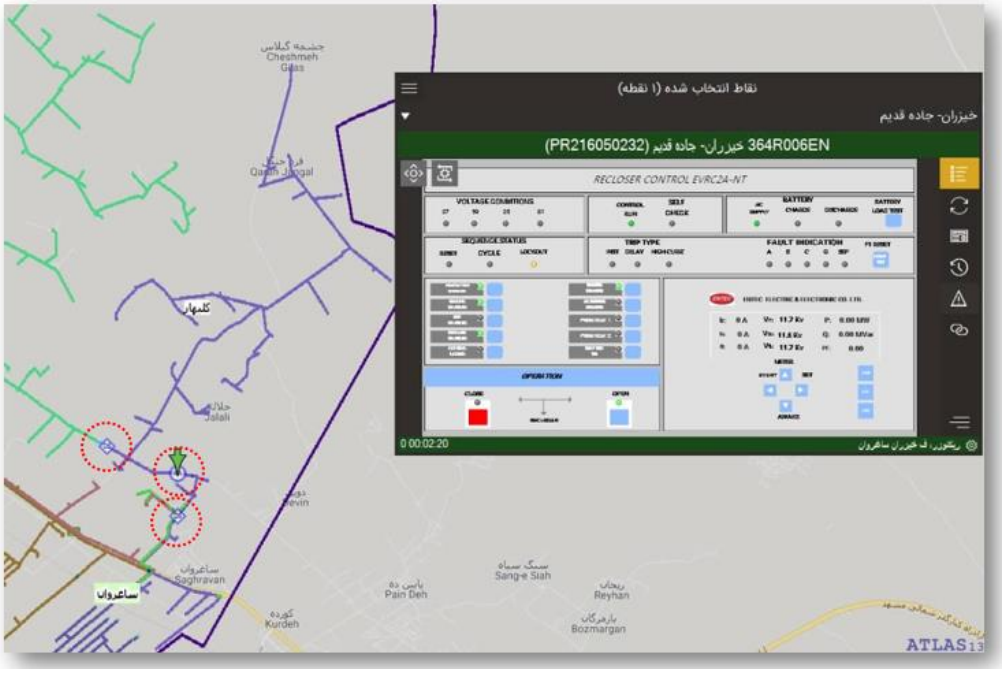


شکل (۳۴-۳) : موقعیت نصب کلید بازبست خودکار (ریکلوزر) در فیدر خیزران و داده‌های اندازه‌گیری قابل دریافت از آن



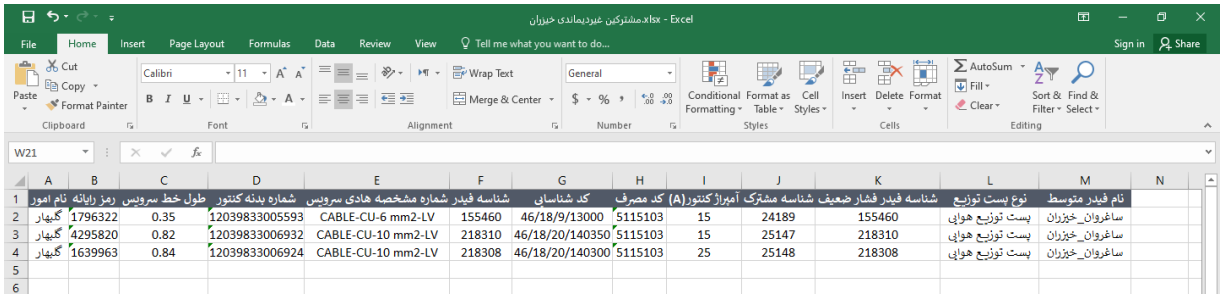
شکل (۳۵-۳) : موقعیت نصب کلیدهای مانوری فیدر خیزران و داده‌های اندازه‌گیری قابل دریافت از آن‌ها

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۳۶-۳) : نحوه دریافت داده‌های اندازه‌گیری فیدر توسط سامانه مرکز دیسپاچینگ شرکت

در کنار این اندازه‌گیرها، داده‌های کنتور هوشمند متعلق به ۴۷ عدد مشترکین سنگین (دیماندی) و ۳ عدد بارهای غیردیماندی متصل به پست‌های توزیع ۴۰۰ ولت نیز جهت رؤیت‌پذیر نمودن فیدر خیزران قابل استفاده می‌باشند. نمونه‌ای از اطلاعات این کنتورها در شکل‌های (۳-۳۶) و (۳-۳۷) آمده است. لازم به ذکر است، یکپارچه‌سازی، تصحیح و تنظیف[1] تمامی داده‌ها و اطلاعات فنی مربوط به فیدرهای توزیع، یکی از مهمترین اقدامات اولیه تحلیل شبکه محسوب می‌شود.

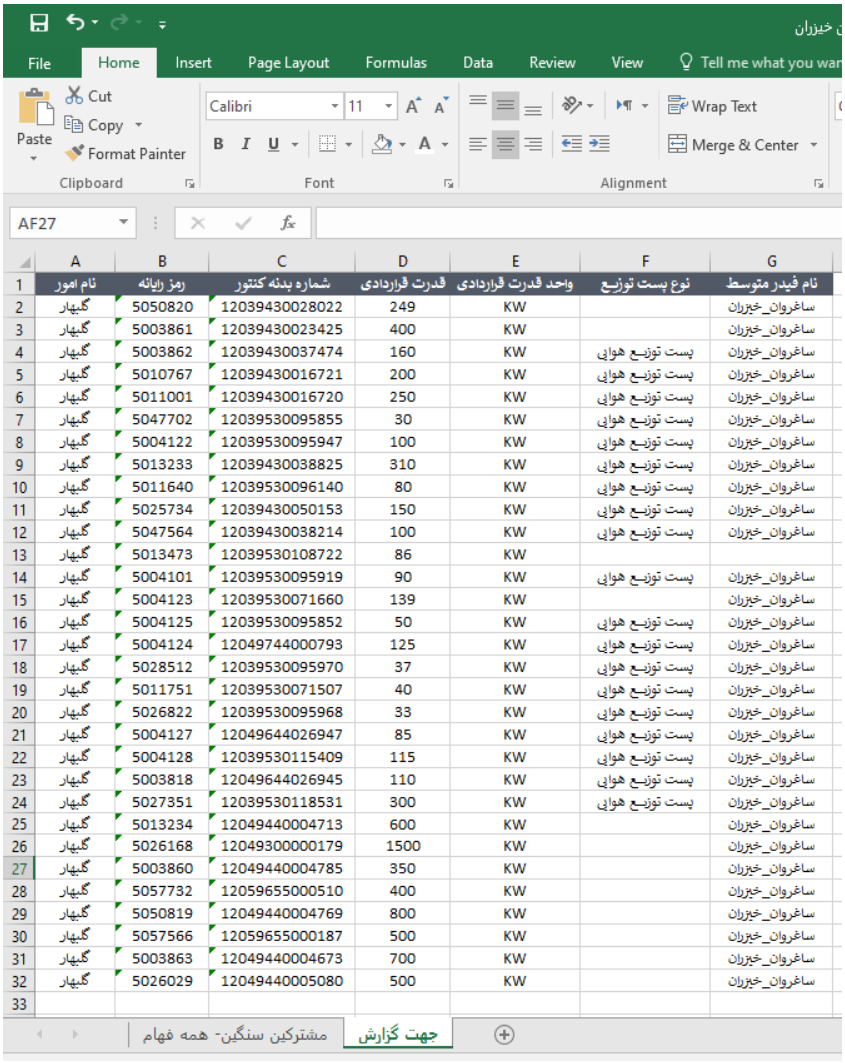


نام فیدر متوسط	نوع پست توزیع	شناسه فیدر فشار ضعیف	شناسه مشترک	آمپراژ کنتور(A)	کد مصرف	کد شناسایی	شناسه فیدر	شماره مشخصه هادی سرویس	شماره بدنه کنتور	طول خط سرویس	رمز رایانه	نام امور
ساغروان_خیزران	پست توزیع هوایی	155460	24189	15	5115103	46/18/9/13000	155460	CABLE-CU-6 mm2-LV	12039833005593	0.35	1796322	گیهار
ساغروان_خیزران	پست توزیع هوایی	218310	25147	15	5115103	46/18/20/140350	218310	CABLE-CU-10 mm2-LV	12039833006932	0.82	4295820	گیهار
ساغروان_خیزران	پست توزیع هوایی	218308	25148	25	5115103	46/18/20/140300	218308	CABLE-CU-10 mm2-LV	12039833006924	0.84	1639963	گیهار

شکل (۳۷-۳) : نمونه‌ای از اطلاعات کنتورهای هوشمند غیردیماندی فیدر خیزران

[1] Cleansing

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



نام امور	رمز رایانه	شماره بدنه کنتور	قدرت قراردادی	واحد قدرت قراردادی	نوع پست توزیع	نام فیدر متوسط
گلبهار	5050820	12039430028022	249	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5003861	12039430023425	400	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5003862	12039430037474	160	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5010767	12039430016721	200	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5011001	12039430016720	250	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5047702	12039530095855	30	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5004122	12039530095947	100	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5013233	12039430038825	310	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5011640	12039530096140	80	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5025734	12039430050153	150	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5047564	12039430038214	100	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5013473	12039530108722	86	KW		
گلبهار	5004101	12039530095919	90	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5004123	12039530071660	139	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5004125	12039530095852	50	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5004124	12049744000793	125	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5028512	12039530095970	37	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5011751	12039530071507	40	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5026822	12039530095968	33	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5004127	12049644026947	85	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5004128	12039530115409	115	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5003818	12049644026945	110	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5027351	12039530118531	300	KW	پست توزیع هوایی	ساغروان_خیزران
گلبهار	5013234	12049440004713	600	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5026168	12049300000179	1500	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5003860	12049440004785	350	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5057732	12059655000510	400	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5050819	12049440004769	800	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5057566	12059655000187	500	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5003863	12049440004673	700	KW		ساغروان_خیزران
گلبهار	5026029	12049440005080	500	KW		ساغروان_خیزران

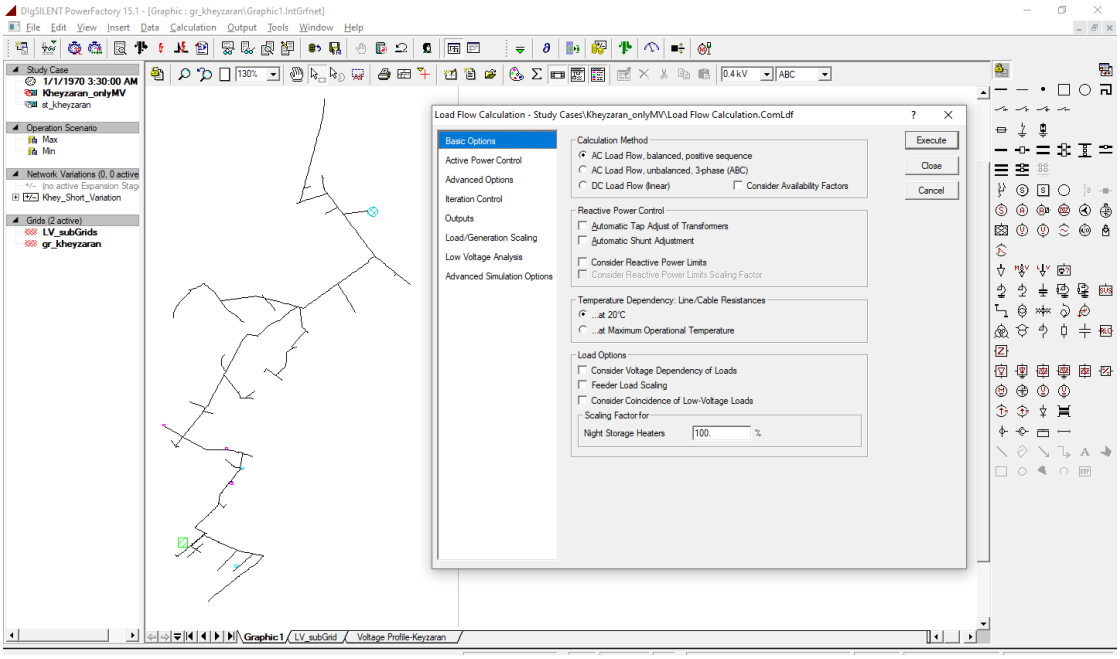
شکل (۳۸-۳) : نمونه‌ای از اطلاعات کنتورهای هوشمند بارهای سنگین (دیماندی) فیدر خیزران

۴-۳- گزارش خروجی از مشخصات فنی فیدر خیزران

با توجه به تجمیع تمامی اطلاعات مکانی تجهیزات خط و پست فیدر خیزران، مشخصه‌های امپدانسی خطوط و ترانسفورماتورها و همچنین میزان برآوردی بارهای شبکه در یک زمان مشخص، ملزومات ترسیم گرافیکی فیدر خیزران و پیاده‌سازی مشخصات الکتریکی و جغرافیایی آن در محیط نرم‌افزار نرم‌افزار DIgSILENT *PowerFactory* مهیا شده و در نتیجه امکان اجرای توابع پخش بار و تخمین حالت به منظور مشاهده تصویر لحظه‌ای از وضعیت بهره‌برداری شبکه در آن لحظه خاص به سادگی فراهم می‌گردد.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در شکل (۳-۳۸) نمودار تک خطی فیدر خیزران و نحوه اجرای پخش بار برای آن نشان داده شده و همچنین، در شکل‌های (۳-۳۹) تا (۳-۴۰) نیز گزارشی از مشخصات فنی این فیدر پس از مطالعه پخش بار آن ارائه شده است.



شکل (۳-۳۹) : نمودار تک خطی تهیه شده از فیدر خیزران در محیط نرم‌افزار و نحوه اجرای پخش بار برای آن

		DIgSILENT PowerFactory 15.1.7	Project:
			Date: 11/22/2022

Load Flow Calculation — Grid Summary

AC Load Flow, balanced, positive sequence		Automatic Model Adaptation for Convergence	No
Automatic Tap Adjust of Transformers	No	Max. Acceptable Load Flow Error for	
Consider Reactive Power Limits	No	Nodes	1.00 kVA
		Model Equations	0.10 %

Grid: gr_kheyzaran	System Stage: gr_kheyzaran	Study Case: Kheyzaran_onlyMV	Annex: / 2

Grid: gr_kheyzaran Summary

No. of Substations	0	No. of Busbars	915	No. of Terminals	1
No. of 2-w Trfs.	68	No. of 3-w Trfs.	0	No. of syn. Machines	0
No. of Loads	80	No. of Shunts	1	No. of SVS	0
				No. of Lines	846
				No. of asyn.Machines	0

Generation	=	0.00 kW	0.00 kvar	0.00 kVA
External Infeed	=	8099.55 kW	5081.48 kvar	9561.60 kVA
Inter Grid Flow	=	0.00 kW	0.00 kvar	
Load P(U)	=	7850.56 kW	4865.16 kvar	9235.86 kVA
Load P(Un)	=	7850.61 kW	4865.20 kvar	9235.92 kVA
Load P(Un-U)	=	0.05 kW	0.04 kvar	
Motor Load	=	0.00 kW	0.00 kvar	0.00 kVA
Grid Losses	=	249.52 kW	508.99 kvar	
Line Charging	=		202.55 kvar	
Compensation ind.	=		0.00 kvar	
Compensation cap.	=		-291.83 kvar	

Installed Capacity	=	0.00 kW
Spinning Reserve	=	0.00 kW

Total Power Factor:

Generation	=	0.00 [-]
Load/Motor	=	0.85 / 0.00 [-]

شکل (۳-۴۰) : گزارش خلاصه‌ای از تعداد گره‌ها، خطوط، ترانسفورماتورها و وضعیت تولید، مصرف و تلفات در فیدر خیزران

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

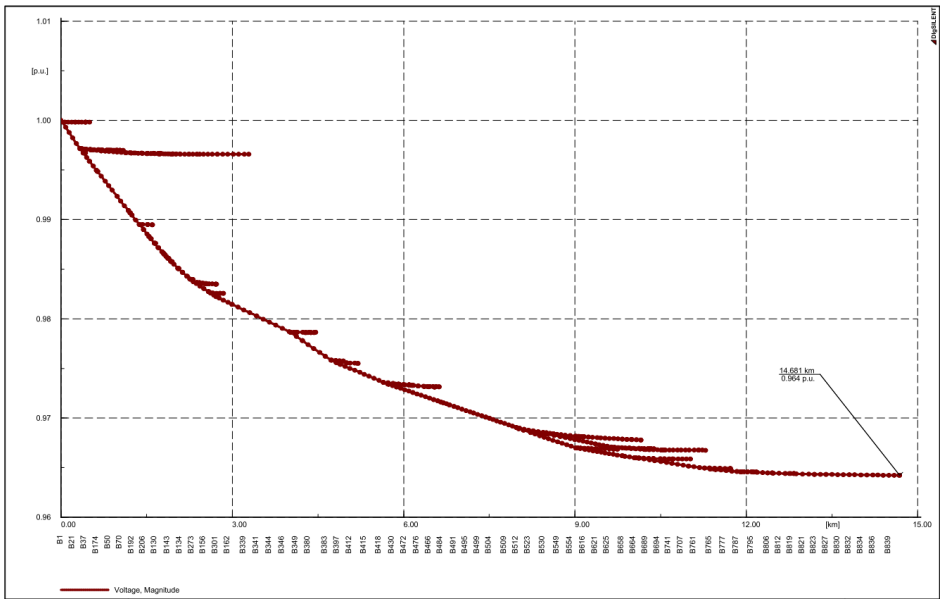
Load Flow Calculation			Feeder
AC Load Flow, balanced, positive sequence		Automatic Model Adaptation for Convergence	No
Automatic Tap Adjust of Transformers	No	Max. Acceptable Load Flow Error for	
Consider Reactive Power Limits	No	Nodes	1.00 kVA
		Model Equations	0.10 %

		DIgSILENT PowerFactory 15.1.7	Project:
			Date: 11/22/2022
Study Case: Kheyzaran_onlyMV			Annex: / 1

Name	First Branch	Input Current [kA]	Total Load [kW]	Generation [kW]	Losses [kW]	Max.Loading [%]	Minimum Voltage [p.u.]
Keyzaran	Line	0.276	7850.561	0.000	249.525	78.21	0.931

شکل (۴۱-۳) گزارش خلاصه‌ای از جریان سرفیدر و بارگذاری فیدر خیزران

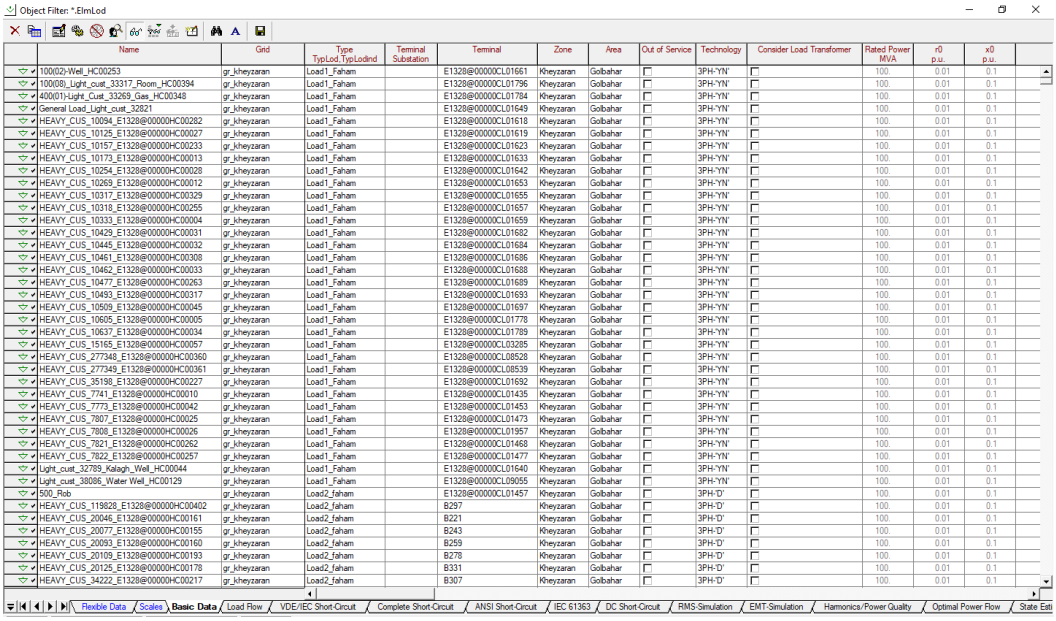
همان طور که ملاحظه می‌شود، این فیدر دارای ۹۱۵ گره، ۸۴۶ خط و انشعاب، ۶۸ عدد ترانسفورماتور، یک بانک خازنی و نهایتا ۸۰ نقطه بار می‌باشد. همچنین، ضریب مقیاس‌گذاری بارهای این فیدر برابر ۶۰ درصد فرض شده است. به ازای این میزان بارگیری در شرایط نرمال بهره‌برداری، توان تزریقی به فیدر از سوی پست ساغروان تقریبا ۸۱۰۰ کیلووات/۵۰۸۱ کیلووار و بار تجمیعی شبکه ۷۸۵۰ کیلووات/۴۸۶۵ کیلووار محاسبه شده است و بدین ترتیب تلفات فیدر در حدود ۲۵۰ کیلووات/۵۰۹ کیلووار می‌باشد. وضعیت پروفیل ولتاژ این فیدر نیز در شکل (۳-۴۱) نشان داده شده است. همان طور که ملاحظه می‌شود، بدترین وضعیت ولتاژ مربوط به گره انتهایی فیدر به شماره ۸۴۳ است که در فاصله ۱۴.۶ کیلومتری از سرفیدر قرار دارد.



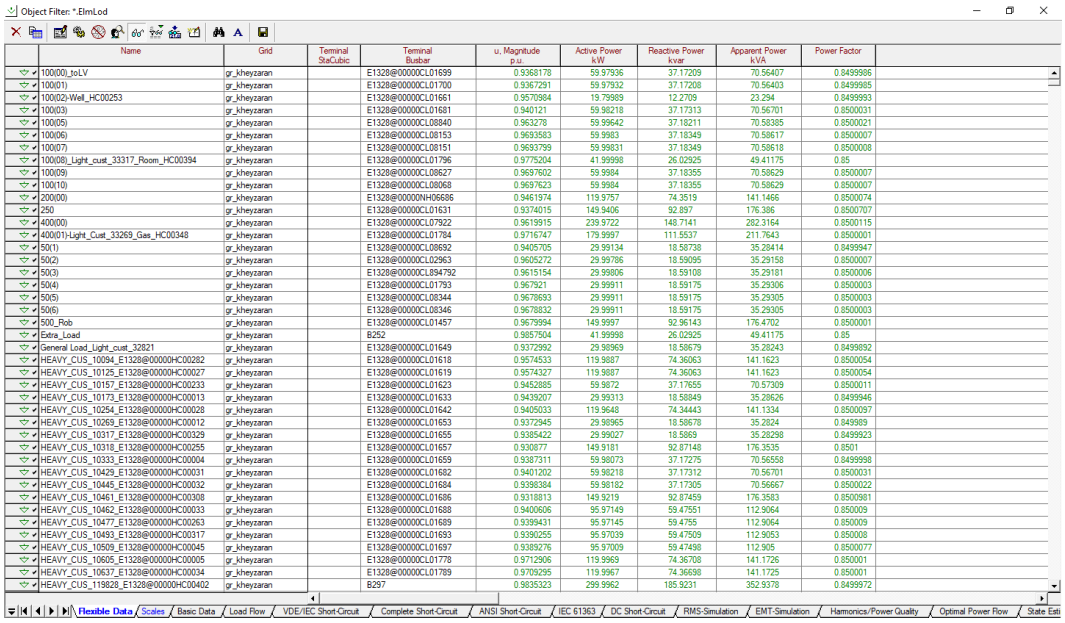
شکل (۴۲-۳) : وضعیت پروفیل ولتاژ فیدر خیزران در شرایط نرمال بهره‌برداری

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

از نگاه اینکه بارهای فیدر با چه آرایشی به شبکه متصل هستند و وضعیت هر یک از آنها از منظر نوع کنتوری که در اختیار دارند (نوع ۱ یا ۲ فهام، معمولی) چگونه است، مطابق شکل (۳-۴۲) خلاصه گزارشی قابل نمایش است.



شکل (۴۳-۳) : وضعیت اتصال انواع بارهای فیدر خیزران و نوع کنتور اتصالی آن‌ها



شکل (۴۴-۳) : مقادیر بارهای دیماندی و غیردیماندی فیدر خیزران

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

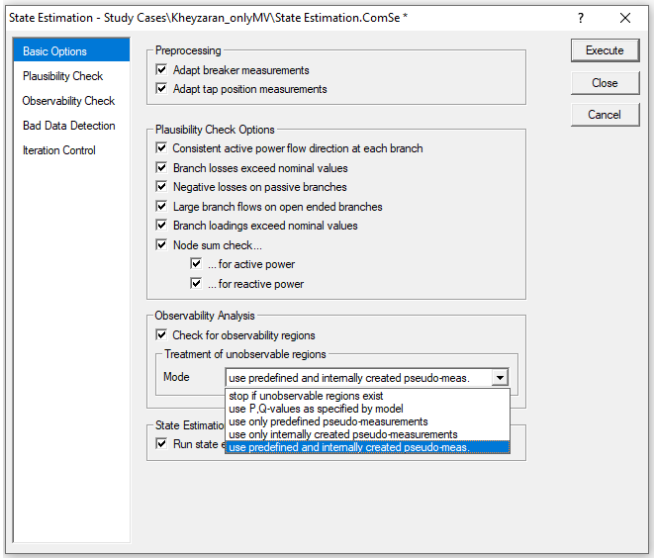
۴-۴- نتایج اجرای ماژول تخمینگر حالت برای فیدر خیزران

از آنجایی که این فیدر دارای ۹۱۵ گره بوده و تعداد اندازه‌گیرهای واقعی آن ۸۲ عدد (دو دستگاه اندازه‌گیر اندازه جریان و ولتاژ در پست ساغروان، ۴۲ اندازه‌گیر توان اکتیو و ۴۲ اندازه‌گیر توان راکتیو مربوط به کنتورهای هوشمند بارها) می‌باشد لذا پیش از استفاده از راهکارهای عملی همچون کاهش ابعاد شبکه[1] و یا ایجاد جزایر رؤیت‌پذیر[2]، امکان‌پذیری اجرای تخمین حالت بر مبنای سطح رؤیت‌پذیری فیدر به صورت زیر قابل بررسی است:

$$N_s = 2n - 1 = 2 \times 915 - 1 = 1829 \rightarrow \text{Number of state variables} \qquad (۵-۳)$$

$$N_m = n_V + n_I + n_P + n_Q = 1 + 1 + 42 + 42 = 86 \rightarrow \text{Number of actual measurements} \qquad (۶-۳)$$

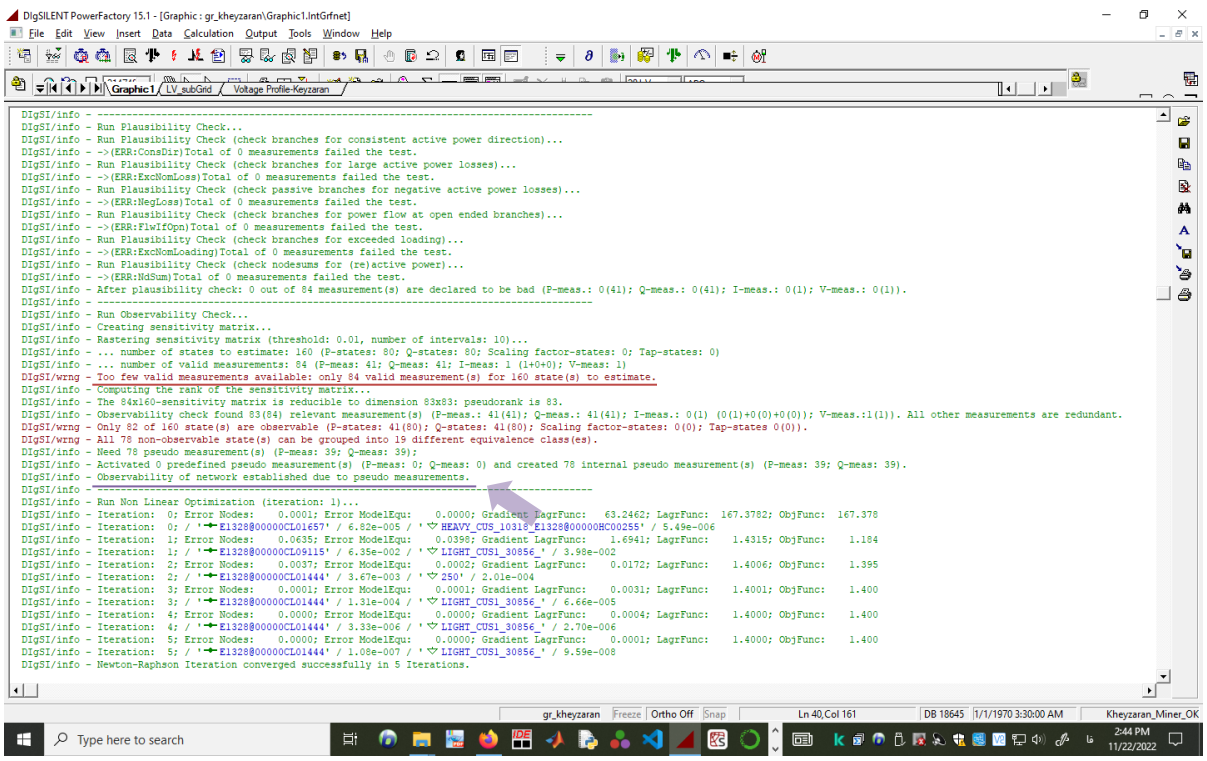
با توجه به اینکه N_m □ N_s است، شاخص رؤیت‌پذیری[3] فیدر بسیار پایین بوده ($OI = N_m / N_s \approx 5\%$) و به طور یقین، رؤیت‌پذیر نمودن شبکه نیازمند استفاده از تعداد زیادی شبه‌اندازه‌گیر می‌باشد. خوشبختانه این مشکل، به سادگی با تولید تعداد کافی شبه‌اندازه‌گیری توسط خود نرم‌افزار DIgSILENT قابل حل می‌باشد.



شکل (۴۵-۳) : مقادیر بارهای دیماندی و غیردیماندی فیدر خیزران

[1] Network Reduction
[2] Observable Islands
[3] Observability Index (OI)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277



شکل (۴۶-۳) : رؤیت‌پذیر نمودن فیدر خیزران و نتایج همگرایی الگوریتم تخمین حالت

همان طور که در شکل (۴۵-۳) مشاهده می‌شود، الگوریتم تخمین حالت نرم‌افزار با نگاهی متفاوت، متغیرهای حالت را صرفا بر مبنای تعداد بارهای شبکه (در اینجا، جمعا ۸۰ نقطه بار معادل با ۱۶۰ متغیر حالت از نوع توان اکتیو و راکتیو) در نظر گرفته و محاسبات خود را به ازای این تعداد کم متغیر حالت انجام می‌دهد؛ بر این اساس، ۷۸ حالت الکتریکی (متناظر با ۳۸ باری که کنتور هوشمند ندارند) رویت‌ناپذیر تلقی شده و معادل با این تعداد، شبه‌اندازه‌گیر تولید شده است.

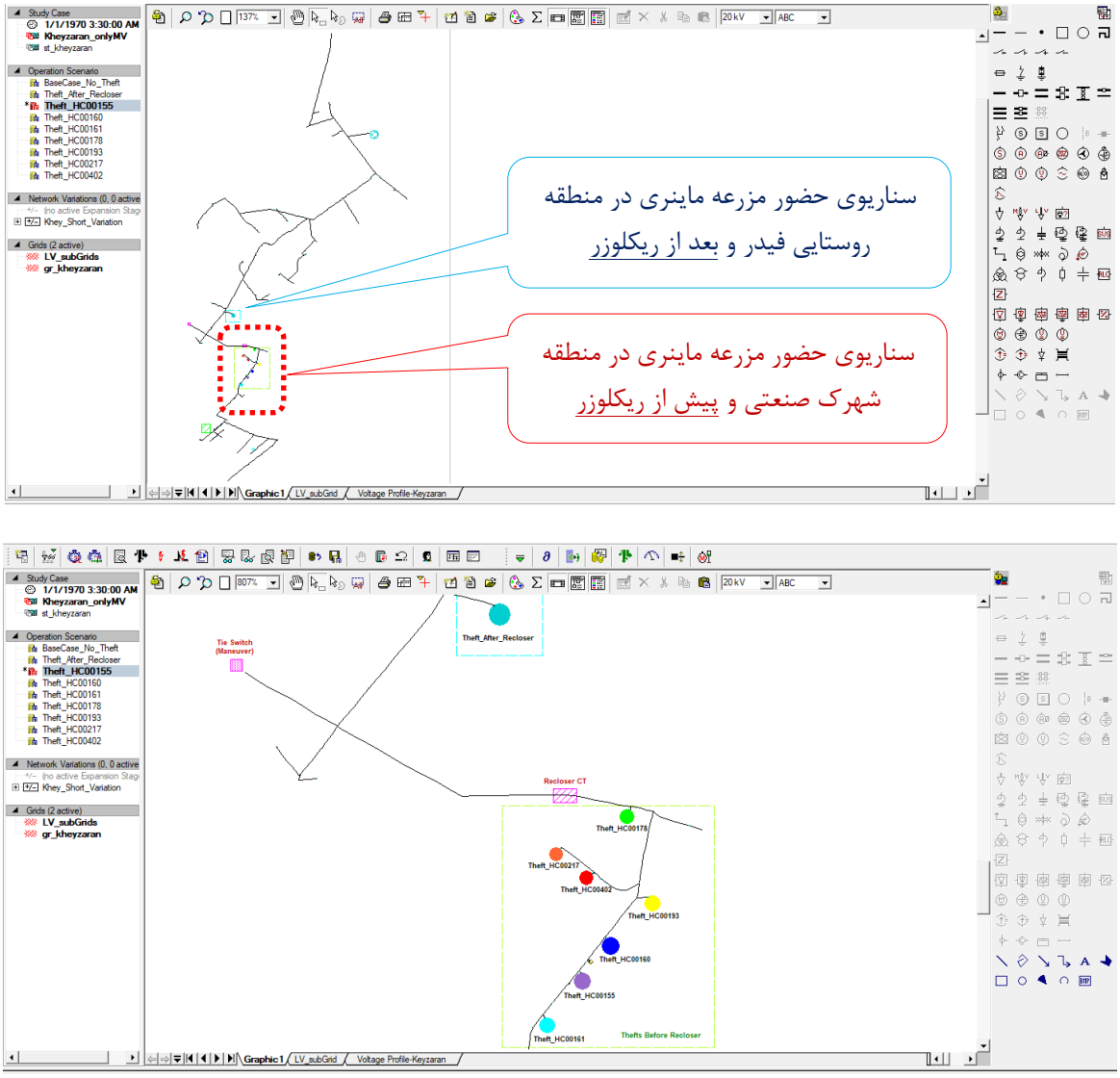
همچنین، تابع هدف تخمینگر بعد از ۵ تکرار به مقدار ۱.۴ همگرا شده است. لازم به ذکر است، کل اجرای این فرآیند برای فیدر خیزران که دارای طولی نسبتا متوسط است، در حدود چند ثانیه به طول می‌انجامد که نشان می‌دهد این الگوریتم بهینه شده می‌تواند برای پیاده‌سازی و اجرا به عنوان تابع عملیاتی تخمینگر حالت در سامانه مدیریت توزیع (DMS)[1] گزینه بسیار مناسبی باشد.

[1] Distribution Management System (DMS)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

۴-۵- سناریوهای مختلف برق دزدی ماینرهای غیرمجاز

به منظور تشخیص محل ماینرهای غیرمجاز در طول فیدر خیزران، سه سناریوی اصلی بهره‌برداری قابل تعریف است. با توجه به حضور یک دستگاه اندازه‌گیر در محل ریکلوزر می‌توان دو سناریوی وجود مزرعه ماینری، قبل و بعد از ریکلوزر فرض کرد. با توجه به اینکه فیدر خیزران دارای ۷ عدد بار سنگین دیماندی است و تمامی این بارها در منطقه بار صنعتی فیدر و همگی قبل از ریکلوزر قرار دارند، می‌توان حضور مزرعه ماینری غیرمجاز را در حوالی یکی از این بارها تصور نمود. این موضوع در شکل (۳-۴۶) نشان داده شده است.



شکل (۳-۴۷) : تعریف سناریوهای مختلف برق دزدی ماینرهای غیرمجاز برای فیدر خیزران

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

در کنار سناریوهای قبلی، یک سناریوی چهارمی نیز فرض می‌شود که تشخیص محل مزرعه کاملا مبتنی بر مقادیر اندازه‌گیری فیدر و با تحمل ریسک خطای آنها بوده و هیچگونه اطلاعات یا آگاهی قبلی از محل تقریبی مزرعه ماینری در طول فیدر وجود ندارد. سناریوها به این صورت تعریف شده‌اند:

- **سناریوی الف)** بدون حضور مزرعه ماینری (حالت پایه)؛
- **سناریوی ب)** حضور مزرعه ماینری پیش از ریکلوزر (کلید بازبست خودکار)؛
- **سناریوی ج)** حضور مزرعه ماینری بعد از ریکلوزر؛
- **سناریوی د)** عدم آگاهی قبلی از حضور مزرعه در طول فیدر (صرفا مبتنی بر دقت اندازه‌گیری‌ها).

برای تمامی سناریوها فرض شده است که ظرفیت مزرعه برابر ۴۰۰ کیلووات (با ضریب توان تقریبا ۱) می‌باشد. این ظرفیت توان در سطح ولتاژ ۲۰ کیلوولت معادل با اتصال ۱۳۳ ماینر و مطابق رابطه (۳-۴) معادل با جذب ۱۲ آمپر جریان اضافی از پست بالادست می‌باشد. در واقع هدف این است که در سناریوهای (ب) و (ج) این نشت جریان در حدود ۱۲ آمپر از پست ساغروان تشخیص داده شود و منطقه اتصال آن از منظر قبل یا بعد از ریکلوزر شناسایی شود. در سناریوی (الف) فرض شده است که بهره‌بردار مرکز کنترل و یا بهره‌بردار میدانی پست ساغروان، بر اساس تجربیات سالیانه خود نسبت به شرایط نرمال بهره‌برداری این فیدر پیش از اتفاقات مربوط به نفوذ ماینرهای غیرمجاز، تا حدی آشنا بوده و هر گونه تغییر محسوسی در اندازه جریان تزریقی فیدر به خصوص در بازه زمانی نیمه‌شب (مثلا ساعت ۳ بامداد) توسط ایشان قابل تشخیص است. مطابق جدول (۳-۳)، نتایج تخمین حالت سه سناریوی بعدی با این سناریو مقایسه شده و تحلیل‌ها بر این اساس انجام می‌شود. شایان ذکر است، در سناریوها کلاس دقت اندازه‌گیر جریان ریکلوزر ۰.۵ درصد فرض شده است.

جدول (۳-۳) : مقایسه نتایج تخمین حالت سناریوهای حضور مزرعه ماینری در فیدر خیزران

سناریو	جریان سرفیدر (*A*)	اختلاف جریان با حالت پایه (*A*)	تخمین توان اکتیو تزریقی پست ساغروان (*kW*)	تخمین توان راکتیو تزریقی پست ساغروان (*kVar*)	جریان ریکلوزر (*A*)	اختلاف جریان با حالت پایه (*A*)	تخمین توان اکتیو عبوری ریکلوزر (*kW*)	تخمین توان راکتیو عبوری ریکلوزر (*kVar*)
الف	۲۷۴.۲	-	۸۰۴۱.۹	۵۰۵۳.۸	۸۷.۶	-	۲۴۵۹.۲	۱۶۷۸.۳
ب	۲۸۴.۱	۹.۹	۸۳۳۳.۸	۵۲۳۴.۹	۸۷.۱	۰.۵	۲۴۵۲.۲	۱۶۶۲.۴
ج	۲۸۴.۲	۱۰	۸۴۳۱.۲	۵۰۸۲	۹۸	۱۰.۴	۲۸۴۹.۹	۱۶۸۹
د	۲۸۴.۲	۱۰	۸۳۲۴	۵۲۵۵.۸	۹۷.۵	۹.۹	۲۷۳۱.۱	۱۸۷۳.۱

چنانچه بهره‌بردار از روند جریان مصرفی پست ساغروان در دوره‌های گذشته و در ساعات کم‌باری نیمه‌شب به خصوص ۳ بامداد که تقریبا تأثیر بارهای خانگی و تجاری حداقل بوده و پروفیل مصرف بارهای صنعتی نیز در این ساعات مشخص

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

است آگاه باشد، در این صورت تغییرات جریان به طور محسوسی قابل رصد و پیگیری خواهد شد. ضمن اینکه اعتبار بررسی تغییرات جریان واقعی نسبت به تغییرات توان تخمینی به دلیل کلاس دقت نسبتا خوب دستگاه‌های اندازه‌گیر سرفیدر (داخل پست ساغروان) و ریکلوزر، بالاتر است و لذا معیار بهتری برای تصمیم‌گیری محسوب می‌شود. این موضوع در جدول (۳-۳) به خوبی قابل مشاهده می‌باشد.

همان طور که ملاحظه می‌شود، در سناریوی (ب) جریان سرفیدر به اندازه ۹.۹ آمپر نسبت به گذشته (حالت پایه، یعنی وضعیت فیدر در همین ساعت در دوره‌های زمانی پیشین) بیشتر شده است که همین اختلاف، به تنهایی بیانگر نوعی سیگنال نامتعارفی (ناهنجاری) جریان برای بهره‌بردار می‌باشد. این سیگنال حاکی از وجود برق دزدی یا احتمالا اتصال یک مجموعه ماینر غیرمجاز در طول فیدر است[۱]. از طرف دیگر، با توجه به اینکه جریان قرائت شده و یا تخمینی اندازه‌گیر ریکلوزر اختلاف بسیار کمی (در حدود ۰.۵ آمپر) با مقدار حالت پایه دارد لذا می‌توان اطمینان حاصل نمود که مزرعه ماینری در بخش ابتدایی فیدر و قبل از ریکلوزر (منطقه شهرک صنعتی) واقع شده است.

در سناریوی (ج)، مشابه قبل تقریبا همان اختلاف جریان ۱۰ آمپری در سرفیدر دیده می‌شود اما با این تفاوت که این اختلاف در مقدار جریان ریکلوزر قابل مشاهده است (اختلاف ۱۰.۴ آمپری). بنابراین، می‌توان چنین برداشت نمود که مزرعه ماینری در نیمه دوم فیدر یعنی بعد از ریکلوزر (منطقه بار روستایی) واقع شده است.

سناریوی (د) به شرایط واقعی نزدیک بوده و نتایج آن همان چیزی است که در عمل و در واقعیت بایستی توسط بهره‌بردار تحلیل گردد. در این سناریو صرفا تصمیم‌گیری بایستی از بررسی مقادیر قرائت شده دستگاه‌های اندازه‌گیری واقعی با تحمل ریسک خطای آنها و خطای شبه‌اندازه‌گیرها، اتخاذ شود. مطابق جدول (۳-۳) اگرچه مقادیر توان‌های تخمینی انشعاب‌های فیدر دارای اختلاف محسوسی با مقادیر حالت پایه دارند اما جریان‌ها روند تغییرات معتبرتر و مشخص‌تری دارند و مشابه سناریوی (ج)، وجود یک مزرعه ماینری در منطقه روستایی فیدر خیزران را نشان می‌دهد.

[۱] از آنجایی که در این تحقیق، مطالعات فیدر در سطح فشار متوسط بررسی می‌شوند (به دلیل کمبود اطلاعات GIS در سمت فشار ضعیف و نبود داده‌های اندازه‌گیری دقیق و کافی)، فرض می‌شود در این فیدر ماینرها مجتمع بوده و به صورت یک مزرعه ماینری بهره‌برداری می‌شوند.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

فصل ۴: نتیـــجه‌گیـــری و پیشنـــهادها

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

مقدمــه

با توجه به استقرار گسترده کنتورهای هوشمند در سطح شبکه‌های توزیع برق کشور، در این تحقیق، انواع روش‌ها و ابزارهای جدید کشف برق دزدی با تأکید بر تشخیص و شناسایی تجهیزات استخراج غیرمجاز رمزارز مطالعه شده است. این گزارش پژوهشی مسائل چالش‌برانگیز تشخیص سرقت انرژی را مورد بحث قرار داده و برخی از مسیرهای تحقیقاتی این حوزه را که همچنان باز و بکر هستند، معرفی کرده است. علاوه بر این، این پژوهش روش‌های تشخیص تلفات غیرفنی در بستر AMI و استفاده حداکثری از داده‌های کنتورهای هوشمند را مورد بررسی قرار داده و بیان نمود که تمامی این روش‌ها در گروه‌های مختلف قابل طبقه‌بندی هستند. پس از بررسی رویکردهای موجود، می‌توان نتیجه گرفت که هر روش پیشنهادی تنها به بعضی از جنبه‌های مشکل برق دزدی می‌پردازد. بنابراین، ما بر این باوریم که روش‌های قدرتمند تشخیص سرقت انرژی در آینده، هم به تکنیک‌های تخمین حالت سیستم که مبتنی بر قوانین کیرشهف حاکم بر مدارهای الکتریکی بوده و هم به روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی که در تشخیص نامتعارفی‌های نهفته در الگوی مصرف مشترکین کارآمدند، توجه جدّی خواهد شد. در حقیقت، با کمک هر دو رویکرد، می‌توان نقاط ضعف هر روش که عمدتا به کمبود اطلاعات در سطح توزیع مربوط می‌شود را به خوبی مرتفع نمود و به پاسخ‌های دقیق‌تری دست یافت.

۴-۱- جــمع‌بنــدی و نتــیجه‌گیــری

به دلیل قیمت پایین برق مصارف خانگی و تجاری و حتی شهرک‌های صنعتی و از طرفی زیرساخت ضعیف پایش و اندازه‌گیری شبکه‌های توزیع برق، فرصت و انگیزه کسب درآمد سودجویانه برای برخی از مشترکین با نصب تجهیزات غیرمجاز استخراج رمزارز فراهم شده است. در همین راستا، یکی از دغدغه‌ها و مأموریت‌های شرکت‌های توزیع برق، شناسایی و تعیین محل نصب ماینرهای غیرمجاز به کمک تحلیل داده‌های دستگاه‌های اندازه‌گیری به ویژه کنتورهای هوشمند (فهام) می‌باشد که در این پروژه تحقیقاتی بدان توجه شده است.

در این تحقیق، به تحلیل روش پیشنهادی تشخیص تلفات غیرفنی یا برق دزدی و با تأکید بر وجود ماینرهای غیرمجاز در یک فیدر فشار متوسط نمونه پرداخته شد. اگرچه در مرور ادبیات موضوع، به روش‌های مبتنی بر داده کاوی بیشتر توجه شده است اما بررسی جزئیات مدل‌ها و داده‌های ورودی شبکه‌های آزمون نشان داد که در اکثر این تحقیقات، سه فرض مهم و اساسی حاکم بوده است و آن اینکه اولا عمده شبکه‌های توزیع مورد مطالعه در این پژوهش‌ها از زیرساخت مناسب اندازه‌گیری شامل تعداد زیادی کنتورهای هوشمند و یا به تعداد کافی μPMU برخوردارند؛ ثانیا اتصالات برق دزدی در آن‌ها بعد از کنتور صورت گرفته است و ثالثا بعضی از مشترکین از قبل به عنوان مصرف‌کنندگان مشکوک به برق دزدی شناسایی شده و برچسب خورده‌اند و این یعنی تحلیل داده‌های قرائت کنتورها بر اساس الگوریتم یادگیری نظارت‌شده (و نه غیرنظارتی) انجام شده است. این فرضیات اگرچه تحلیل موضوع را ساده‌تر می‌کنند اما به طور یقین، راهکارهای پیشنهاد شده چندان به آنچه که در واقعیت وجود دارد، قابل تعمیم و پیاده‌سازی نیستند. بر این اساس، روش پیشنهادی این پژوهش مبتنی بر مدل شبکه بوده و به کمک تخمین حالت فیدر قابل پیاده‌سازی می‌باشد. در

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

همین راستا، در مطالعات عددی این پروژه تحقیقاتی به منظور تشخیص وجود مصارف نامتعارف، الگوریتم تخمین حالت برای یک شبکه آزمون کوچک پیاده‌سازی شد و سپس، راهکار پیشنهادی برای فیدر خیزران مربوط به پست ساغروان (منطقه گلبهار) به کمک ابزار تخمینگر حالت توزیع (DSE) تعبیه شده در نرم‌افزار DIgSILENT *PowerFactory* راستی‌آزمایی گردید.

شبکه آزمونی که برای انجام مطالعات تشخیص ماینرهای غیرمجاز در نظر گرفته شده بود شامل یک فیدر فشار متوسط ۲۰ کیلوولت بود که از یک پست فوق‌توزیع ۶۳/۲۰ kV با ظرفیت ۱۰ MVA تغذیه شده و در انتها از طریق یک پست توزیع ۲۰/۰.۴ kV با ظرفیت ۲.۵ MVA بار مشترکین سمت فشار ضعیف را تأمین می‌کرد. همچنین، جهت شناسایی مکان‌های محتمل برق دزدی که صرفا با هدف استخراج غیرمجاز رمزارز شکل گرفته‌اند، مطالعات فنی شبکه در قالب تحلیل و بررسی سناریوهای مختلف اتصال مزارع ماینری به نقاط محتمل فیدر مربوطه با جزئیات بیشتری انجام گرفت. در انتها نیز کارایی روش پیشنهادی با بررسی تأثیر دقت و محل اندازه‌گیرها بر نتایج، به خوبی نشان داده شد.

۴-۲- پیشنـــهاد برای پروژه‌هـــای آتـــی

با توجه به اینکه عمده شبکه‌های توزیع برق دنیا با محدودیت‌های متعددی از منظر کیفیت زیرساخت اندازه‌گیری و کمبود دستگاه‌های اندازه‌گیری زمان-واقعی و دقیق مواجه هستند، لذا رفع چالش‌های انجام این کار تحقیقاتی را می‌توان به عنوان پیشنهاد جهت تعریف پروژه‌های آتی و توسعه کار حاضر به شرح زیر مطرح نمود:

- از آنجایی که داده‌های ورودی مورد نیاز برای انجام تحلیل داده-محور شبکه بسیار متنوع و با کیفیت‌های مختلف بوده و از واحدهای مختلف شرکت همچون مرکز دیسپاچینگ، مرکز کنتورهای هوشمند فهام، دفتر خدمات مشترکین، واحد لوازم اندازه‌گیری، دفتر GIS و همچنین واحد مهندسی جمع‌آوری می‌شوند، پیشنهاد میشود جهت تسریع در دسترسی یکپارچه به این داده‌ها و تسهیل در تنظیف و همسان‌سازی زمانی آن‌ها، از فناوری "دریاچه داده"[1] بهره گرفته شود.
- روش‌های مبتنی بر مدل شبکه به شدت متأثر از کمبود اطلاعات مکانی (GIS) فیدرهای توزیع به ویژه در بخش فشار ضعیف (LV) و سطوح ولتاژ پایین هستند. پیشنهاد می‌شود، جهت توسعه کار و امکان افزایش دقت نتایج حاصل از اجرای تخمینگر حالت در بخش LV، تسریع در برداشت داده‌های GIS شبکه فشار ضعیف تا سطح مشترکین برق، در دستور کار تصمیمات اجرایی شرکت قرار گیرد.

[1] Data Lake (or Data Pool)

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

- دقت روش‌های مبتنی بر مدل شبکه و تخمین حالت، به شدت به تعداد و همزمانی دستگاه‌های اندازه‌گیری واقعی در سطح فیدر و خطای قرائت آنها بستگی دارد. پیشنهاد می‌شود، پیش از هر اقدامی، مسأله "ارتقاء سطح رؤیت‌پذیری شبکه" در هر دو بخش MV و LV (همزمان با برداشت GIS در سطح فشار ضعیف و مشترکین) در دستور کار اجرایی شرکت قرار گیرد. مسلما، تحقق رؤیت‌پذیری، امکان کنترل‌پذیری سیستم توزیع را فراهم خواهد کرد.
- روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین و داده کاوی صرفا منحصر به تحلیل داده‌های کنتورهای هوشمند مشترکین می‌باشند و چنانچه برق ماینر از پشت کنتور تأمین گردد عملا کارایی مناسب خود را از دست خواهند داد. پیشنهاد می‌شود، پیش از هر اقدامی، مسأله جایابی و تخصیص بهینه دستگاه‌های اندازه‌گیری (با تأکید بر کنتورهای هوشمند فهام) به عنوان اقدام زیربنایی جهت نیل به سطح بالای پایش و رؤیت‌پذیری شبکه در دستور کار اجرایی شرکت قرار گیرد. بدیهی است، بدون انجام مطالعات جایابی اندازه‌گیرها، داده‌های موجود برای بهبود دقت نتایج هر دو راهکار داده کاوی و تخمین حالت و اعتماد به خروجی آن‌ها، کافی نخواهد بود.

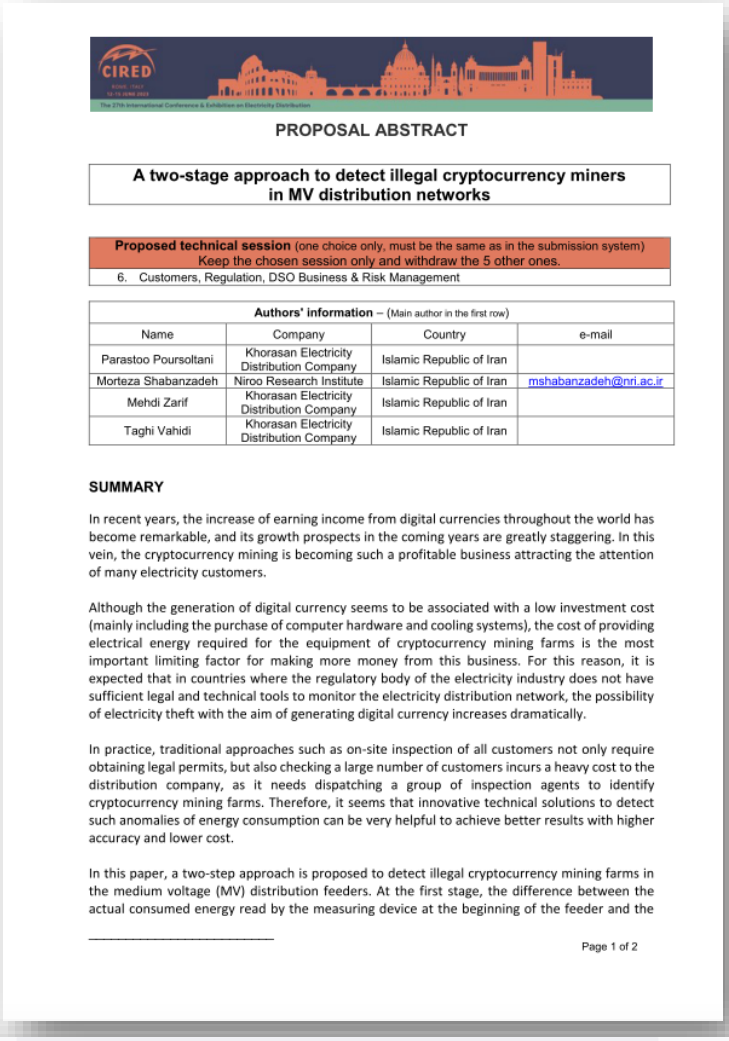
به عنوان سخن پایانی، مسأله رمزارزها را باید فراتر از افزوده شدن یک مصرف‌کننده به دیگر مصرف‌کنندگان برق در نظر گرفت و باید اثرات همه‌جانبه آن بر بهم خوردن توازن تولید و مصرف برق و همچنین آثار جانبی آن بر انگیزه‌های کنشگران اقتصادی و در نهایت اثر آن بر تولید سایر کالاها و خدمات را لحاظ کرد و عملا بایستی با آن در سطح مشکلی که می‌تواند به تهدیدی فزاینده برای ثبات صنعت برق، و حتی ثبات اجتماعی و سیاسی تبدیل شود، برخورد نمود.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

پیوست: انتشـــار مقالـــه

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

- **پذیرش مقاله در کنفرانس بین‌المللی *CIRED 2023* کشور ایتالیا (ژوئن ۲۰۲۳):**



PROPOSAL ABSTRACT

A two-stage approach to detect illegal cryptocurrency miners in MV distribution networks

Proposed technical session (one choice only, must be the same as in the submission system)
Keep the chosen session only and withdraw the 5 other ones.
6. Customers, Regulation, DSO Business & Risk Management

Authors' information – (Main author in the first row)

Name	Company	Country	e-mail
Parastoo Poursoltani	Khorasan Electricity Distribution Company	Islamic Republic of Iran	
Morteza Shabanzadeh	Niroo Research Institute	Islamic Republic of Iran	mshabanzadeh@nri.ac.ir
Mehdi Zarif	Khorasan Electricity Distribution Company	Islamic Republic of Iran	
Taghi Vahidi	Khorasan Electricity Distribution Company	Islamic Republic of Iran	

SUMMARY

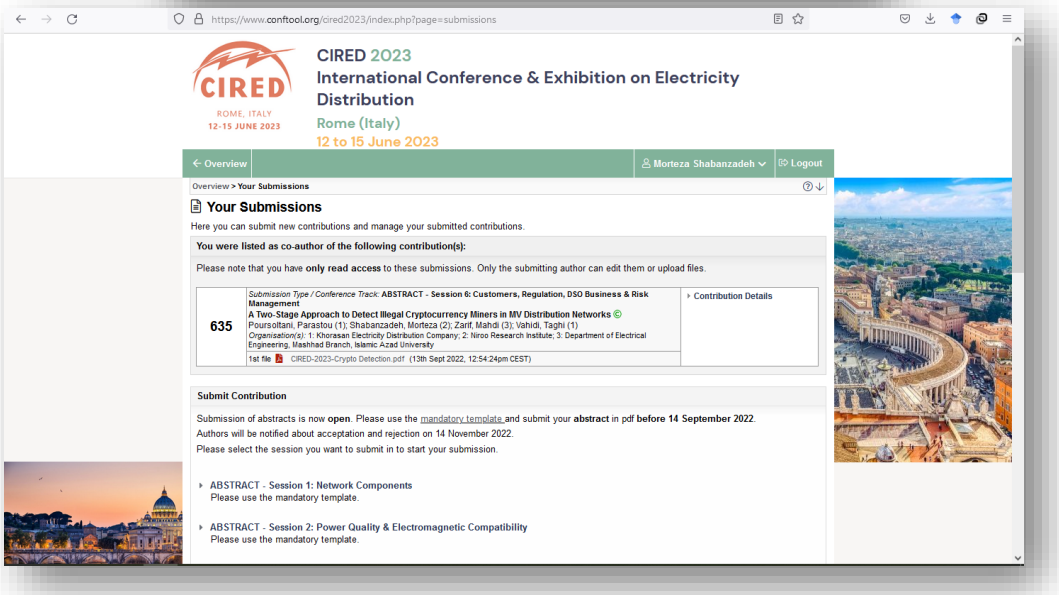
In recent years, the increase of earning income from digital currencies throughout the world has become remarkable, and its growth prospects in the coming years are greatly staggering. In this vein, the cryptocurrency mining is becoming such a profitable business attracting the attention of many electricity customers.

Although the generation of digital currency seems to be associated with a low investment cost (mainly including the purchase of computer hardware and cooling systems), the cost of providing electrical energy required for the equipment of cryptocurrency mining farms is the most important limiting factor for making more money from this business. For this reason, it is expected that in countries where the regulatory body of the electricity industry does not have sufficient legal and technical tools to monitor the electricity distribution network, the possibility of electricity theft with the aim of generating digital currency increases dramatically.

In practice, traditional approaches such as on-site inspection of all customers not only require obtaining legal permits, but also checking a large number of customers incurs a heavy cost to the distribution company, as it needs dispatching a group of inspection agents to identify cryptocurrency mining farms. Therefore, it seems that innovative technical solutions to detect such anomalies of energy consumption can be very helpful to achieve better results with higher accuracy and lower cost.

In this paper, a two-step approach is proposed to detect illegal cryptocurrency mining farms in the medium voltage (MV) distribution feeders. At the first stage, the difference between the actual consumed energy read by the measuring device at the beginning of the feeder and the

Page 1 of 2



DOI: 10.30503/nripress.2020.277

منـابـع

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

منابـع و مراجـع

[۱] فعالیت غیرمجاز مراکز استخراج رمزارز: فراتر از بحران خاموشی," وزارت نیرو, مرداد ماه ۱۴۰۰ .

[2] G. Milunovich, "Cryptocurrencies, mainstream asset classes and risk factors: A study of connectedness," Australian Economic Review, vol. 51, no. 4, pp. 551-563, 2018.

[3] S. Nakamoto, "Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system," Decentralized Business Review, p. 21260, 2008.

[4] "Top 100 Cryptocurrencies by Market Capitalization." https://coinmarketcap.com (accessed January 2021).

[5] B. Dindar and Ö. Gül, "The detection of illicit cryptocurrency mining farms with innovative approaches for the prevention of electricity theft," Energy & Environment, p. 0958305X211045066, 2021.

[6] A. Hayes, "The decision to produce altcoins: Miners' arbitrage in cryptocurrency markets," Available at SSRN 2579448, 2015.

[7] A. Fragkioudaki, P. Cruz-Romero, A. Gómez-Expósito, J. Biscarri, M. J. d. Tellechea, and Á. Arcos, "Detection of non-technical losses in smart distribution networks: A review," in International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems, 2016: Springer, pp. 43-54.

[8] R. Lu, X. Liang, X. Li, X. Lin, and X. Shen, "EPPA: An efficient and privacy-preserving aggregation scheme for secure smart grid communications," IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, vol. 23, no. 9, pp. 1621-1631, 2012.

[9] P. Kadurek, J. Blom, J. Cobben, and W. L. Kling, "Theft detection and smart metering practices and expectations in the Netherlands," in 2010 IEEE PES innovative smart grid technologies conference Europe (ISGT Europe), 2010: IEEE, pp. 1-6.

[10] R. Jiang, R. Lu, Y. Wang, J. Luo, C. Shen, and X. Shen, "Energy-theft detection issues for advanced metering infrastructure in smart grid," Tsinghua Science and Technology, vol. 19, no. 2, pp. 105-120, 2014.

[11] P. Glauner, J. A. Meira, P. Valtchev, R. State, and F. Bettinger, "The challenge of non-technical loss detection using artificial intelligence: A survey," arXiv preprint arXiv:1606.00626, 2016.

[12] S. Amin, G. A. Schwartz, A. A. Cardenas, and S. S. Sastry, "Game-theoretic models of electricity theft detection in smart utility networks: Providing new capabilities with advanced metering infrastructure," IEEE Control Systems, vol. 35, no. 1, pp. 66-81, 2015.

[13] A. Chauhan and S. Rajvanshi, "Non-technical losses in power system: A review," in 2013 International Conference on Power, Energy and Control (ICPEC), 2013: IEEE, pp. 558-561.

[14] T. B. Smith, "Electricity theft: a comparative analysis," Energy policy, vol. 32, no. 18, pp. 2067-2076, 2004.

[15] J. Nagi, K. S. Yap, S. K. Tiong, S. K. Ahmed, and M. Mohamad, "Nontechnical loss detection for metered customers in power utility using support vector machines," IEEE transactions on Power Delivery, vol. 25, no. 2, pp. 1162-1171, 2009.

[16] S. Amin, G. A. Schwartz, and H. Tembine, "Incentives and security in electricity distribution networks," in International Conference on Decision and Game Theory for Security, 2012: Springer, pp. 264-280.

[17] B. Bhatia and M. P. Gulati, "Reforming the power sector: Controlling electricity theft and improving revenue," The World Bank, 2004.

[18] S. S. S. R. Depuru, L. Wang, V. Devabhaktuni, and R. C. Green, "High performance computing for detection of electricity theft," International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 47, pp. 21-30, 2013.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

[19] J. Nagi, K. S. Yap, S. K. Tiong, S. K. Ahmed, and F. Nagi, "Improving SVM-based nontechnical loss detection in power utility using the fuzzy inference system," IEEE Transactions on power delivery, vol. 26, no. 2, pp. 1284-1285, 2011.

[20] P. McDaniel and S. McLaughlin, "Security and privacy challenges in the smart grid," IEEE security & privacy, vol. 7, no. 3, pp. 75-77, 2009.

[21] M. Alam, E. Kabir, M. Rahman, and M. Chowdhury, "Power sector reform in Bangladesh: Electricity distribution system," Energy, vol. 29, no. 11, pp. 1773-1783, 2004.

[22] C. d. Oliveira, N. Kagan, A. Meffe, S. Jonathan, S. Caparroz, and J. Cavaretti, "A new method for the computation of technical losses in electrical power distribution systems," in 16th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution, 2001. Part 1: Contributions. CIRED.(IEE Conf. Publ No. 482), 2001, vol. 5: IET, p. 5 pp. vol. 5.

[23] S. Russell and P. Norvig, "Artificial intelligence: a modern approach," 2002.

[24] B. Coma-Puig, J. Carmona, R. Gavalda, S. Alcoverro, and V. Martin, "Fraud detection in energy consumption: A supervised approach," in 2016 IEEE international conference on data science and advanced analytics (DSAA), 2016: IEEE, pp. 120-129.

[25] S. S. S. R. Depuru, L. Wang, and V. Devabhaktuni, "Enhanced encoding technique for identifying abnormal energy usage pattern," in 2012 North American Power Symposium (NAPS), 2012: IEEE, pp. 1-6.

[26] S. S. S. R. Depuru, L. Wang, V. Devabhaktuni, and N. Gudi, "Measures and setbacks for controlling electricity theft," in North American Power Symposium 2010, 2010: IEEE, pp. 1-8.

[27] S.-C. Huang, Y.-L. Lo, and C.-N. Lu, "Non-technical loss detection using state estimation and analysis of variance," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 3, pp. 2959-2966, 2013.

[28] J. Liang, S. K. Ng, G. Kendall, and J. W. Cheng, "Load signature study—Part I: Basic concept, structure, and methodology," IEEE transactions on power Delivery, vol. 25, no. 2, pp. 551-560, 2009.

[29] J. Liang, S. K. Ng, G. Kendall, and J. W. Cheng, "Load signature study—Part II: Disaggregation framework, simulation, and applications," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 25, no. 2, pp. 561-569, 2009.

[30] H. Ahmadi and J. R. Martı, "Load decomposition at smart meters level using eigenloads approach," IEEE transactions on Power Systems, vol. 30, no. 6, pp. 3425-3436, 2015.

[31] C. Beuter and M. Oleskovicz, "S-transform: from main concepts to some power quality applications," IET Signal Processing, vol. 14, no. 3, pp. 115-123, 2020.

[32] A. A. Cárdenas, S. Amin, G. Schwartz, R. Dong, and S. Sastry, "A game theory model for electricity theft detection and privacy-aware control in AMI systems," in 2012 50th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton), 2012: IEEE, pp. 1830-1837.

[33] L. Chen, X. Xu, and C. Wang, "Research on anti-electricity stealing method base on state estimation," in 2011 IEEE Power Engineering and Automation Conference, 2011, vol. 2: IEEE, pp. 413-416.

[34] A. Abur and A. G. Exposito, Power system state estimation: theory and implementation. CRC press, 2004.

[35] Y. Lo, S. Huang, and C. Lu, "Non-technical loss detection using smart distribution network measurement data. Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia)," IEEE, Tianjin, 2012.

[36] W. Han and Y. Xiao, "NFD: A practical scheme to detect non-technical loss fraud in smart grid," in 2014 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2014: IEEE, pp. 605-609.

[37] T. V. Babu, T. S. Murthy, and B. Sivaiah, "Detecting unusual customer consumption profiles in power distribution systems—APSPDCL," in 2013 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, 2013: IEEE, pp. 1-5.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

[38] P. Faria, Z. Vale, P. Antunes, and A. Souza, "Using baseline methods to identify non-technical losses in the context of smart grids," in 2013 IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Latin America), 2013: IEEE, pp. 1-7.

[39] K. M. Ghori, M. Imran, A. Nawaz, R. A. Abbasi, A. Ullah, and L. Szathmary, "Performance analysis of machine learning classifiers for non-technical loss detection," Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, pp. 1-16, 2020.

[40] P. Glauner et al., "Large-scale detection of non-technical losses in imbalanced data sets," in 2016 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), 2016: IEEE, pp. 1-5.

[41] M. Di Martino, F. Decia, J. Molinelli, and A. Fernández, "Improving Electric Fraud Detection using Class Imbalance Strategies," in ICPRAM (2), 2012, pp. 135-141.

[42] G. Figueroa, Y.-S. Chen, N. Avila, and C.-C. Chu, "Improved practices in machine learning algorithms for NTL detection with imbalanced data," in 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, 2017: IEEE, pp. 1-5.

[43] V. Ford, A. Siraj, and W. Eberle, "Smart grid energy fraud detection using artificial neural networks," in 2014 IEEE symposium on computational intelligence applications in smart grid (CIASG), 2014: IEEE, pp. 1-6.

[44] C. Cody, V. Ford, and A. Siraj, "Decision tree learning for fraud detection in consumer energy consumption," in 2015 IEEE 14th international conference on machine learning and applications (ICMLA), 2015: IEEE, pp. 1175-1179.

[45] R. R. Bhat, R. D. Trevizan, R. Sengupta, X. Li, and A. Bretas, "Identifying nontechnical power loss via spatial and temporal deep learning," in 2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), 2016: IEEE, pp. 272-279.

[46] S. Chatterjee, V. Archana, K. Suresh, R. Saha, R. Gupta, and F. Doshi, "Detection of non-technical losses using advanced metering infrastructure and deep recurrent neural networks," in 2017 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2017 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe), 2017: IEEE, pp. 1-6.

[47] R. J. Bolton and D. J. Hand, "Statistical fraud detection: A review," Statistical science, vol. 17, no. 3, pp. 235-255, 2002.

[48] Y. Kou, C.-T. Lu, S. Sirwongwattana, and Y.-P. Huang, "Survey of fraud detection techniques," in IEEE international conference on networking, sensing and control, 2004, 2004, vol. 2: IEEE, pp. 749-754.

[49] J. Nagi, K. S. Yap, S. K. Tiong, S. K. Ahmed, and A. Mohammad, "Detection of abnormalities and electricity theft using genetic support vector machines," in TENCON 2008-2008 IEEE region 10 conference, 2008: IEEE, pp. 1-6.

[50] C. Muniz, M. M. B. R. Vellasco, R. Tanscheit, and K. Figueiredo, "A Neuro-fuzzy System for Fraud Detection in Electricity Distribution," in IFSA/EUSFLAT Conf., 2009: Citeseer, pp. 1096-1101.

[51] C. Muniz, K. Figueiredo, M. Vellasco, G. Chavez, and M. Pacheco, "Irregularity detection on low tension electric installations by neural network ensembles," in 2009 International Joint Conference on Neural Networks, 2009: IEEE, pp. 2176-2182.

[52] E. W. S. Angelos, O. R. Saavedra, O. A. C. Cortés, and A. N. De Souza, "Detection and identification of abnormalities in customer consumptions in power distribution systems," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 26, no. 4, pp. 2436-2442, 2011.

[53] J. E. Cabral, J. O. Pinto, and A. M. Pinto, "Fraud detection system for high and low voltage electricity consumers based on data mining," in 2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting, 2009: IEEE, pp. 1-5.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

[54] S. S. S. R. Depuru, L. Wang, and V. Devabhaktuni, "Support vector machine based data classification for detection of electricity theft," in 2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition, 2011: IEEE, pp. 1-8.

[55] J. Nagi, K. S. Yap, F. Nagi, S. K. Tiong, S. Koh, and S. K. Ahmed, "NTL detection of electricity theft and abnormalities for large power consumers in TNB Malaysia," in 2010 IEEE Student Conference on Research and Development (SCOReD), 2010: IEEE, pp. 202-206.

[56] S. Sahoo, D. Nikovski, T. Muso, and K. Tsuru, "Electricity theft detection using smart meter data," in 2015 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), 2015: IEEE, pp. 1-5.

[57] C. C. O. Ramos, A. N. De Souza, D. S. Gastaldello, and J. P. Papa, "Identification and feature selection of non-technical losses for industrial consumers using the software weka," in 2012 10th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications, 2012: Ieee, pp. 1-6.

[58] C. C. Ramos, A. N. Souza, J. P. Papa, and A. X. Falcao, "Fast non-technical losses identification through optimum-path forest," in 2009 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, 2009: IEEE, pp. 1-5.

[59] C. C. O. Ramos, A. N. de Sousa, J. P. Papa, and A. X. Falcao, "A new approach for nontechnical losses detection based on optimum-path forest," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 26, no. 1, pp. 181-189, 2010.

[60] A. H. Nizar, J. H. Zhao, and Z. Y. Dong, "Customer information system data pre-processing with feature selection techniques for non-technical losses prediction in an electricity market," in 2006 International Conference on Power System Technology, 2006: IEEE, pp. 1-7.

[61] B. C. Costa, B. L. Alberto, A. M. Portela, W. Maduro, and E. O. Eler, "Fraud detection in electric power distribution networks using an ann-based knowledge-discovery process," International Journal of Artificial Intelligence & Applications, vol. 4, no. 6, p. 17, 2013.

[62] J. V. Spirić, S. S. Stanković, M. B. Dočić, and T. D. Popović, "Using the rough set theory to detect fraud committed by electricity customers," International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 62, pp. 727-734, 2014.

[63] J. Nagi, A. Mohammad, K. S. Yap, S. K. Tiong, and S. K. Ahmed, "Non-technical loss analysis for detection of electricity theft using support vector machines," in 2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference, 2008: IEEE, pp. 907-912.

[64] A. Nizar, Z. Dong, and Y. Wang, "Power utility nontechnical loss analysis with extreme learning machine method," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 23, no. 3, pp. 946-955, 2008.

[65] P. Glauner, J. A. Meira, L. Dolberg, R. State, F. Bettinger, and Y. Rangoni, "Neighborhood features help detecting non-technical losses in big data sets," in Proceedings of the 3rd IEEE/ACM International Conference on Big Data Computing, Applications and Technologies, 2016, pp. 253-261.

[66] A. Y. Ng, "Feature selection, L1 vs. L2 regularization, and rotational invariance," in Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning, 2004, p. 78.

[67] C. M. Bishop and N. M. Nasrabadi, Pattern recognition and machine learning (no. 4). Springer, 2006.

[68] S. j. Jain. "Covariate Shift – Unearthing hidden problems in Real World Data Science." https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/07/covariate-shift-the-hidden-problem-of-real-world-data-science/ (accessed July 2017).

[۶۹] ح. ز. دانا. "جابجایی داده‌ها — بررسی یک مشکل رایج در دنیای علم داده‌ها"، وبلاگ فرادرس https://b.fdrs.ir/5ef

[70] C.-C. Chang and C.-J. Lin, "LIBSVM: a library for support vector machines," ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST), vol. 2, no. 3, pp. 1-27, 2011.

DOI: 10.30503/nripress.2020.277

[71] R. Penrose, "A generalized inverse for matrices," in Mathematical proceedings of the Cambridge philosophical society, 1955, vol. 51, no. 3: Cambridge University Press, pp. 406-413.

[72] E. Costa, F. Fabris, A. R. Loureiros, H. Ahonen, and F. M. Varejao, "Optimization metaheuristics for minimizing variance in a real-world statistical application," in Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing, 2013, pp. 206-207.

[73] C. C. Ramos, A. N. Souza, J. P. Papa, and A. X. Falcão, "Learning to identify nontechnical losses with optimum-path forest," in Proceedings of the 17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP 2010), 2010, pp. 154-157.

[74] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," nature, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, 2015.

[75] P. J. Laub, T. Taimre, and P. K. Pollett, "Hawkes processes," arXiv preprint arXiv:1507.02822, 2015.

[76] Ş. Ertekin, C. Rudin, and T. H. McCormick, "Reactive point processes: A new approach to predicting power failures in underground electrical systems," The Annals of Applied Statistics, vol. 9, no. 1, pp. 122-144, 2015.

[77] M. Abadi et al., "Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems," arXiv preprint arXiv:1603.04467, 2016.

[78] D. H. Wolpert, "The lack of a priori distinctions between learning algorithms," Neural computation, vol. 8, no. 7, pp. 1341-1390, 1996.

[79] K. A. Wheeler, A. W. Bowers, C. H. Wong, J. Y. Palmer, and X. Wang, "A power quality and load analysis of a cryptocurrency mine," in 2018 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC), 2018: IEEE, pp. 1-6.