

تشخیص هوشمند خطا در بوبین‌های کلیدهای قدرت مبتنی بر شبیه‌سازی چندفیزیکی

امیرحسین اسدنجفی^۱ پیمان باقری^۲ معصومه مغفوریان^۳ علی‌اصغر رضی کاظمی^۴

۱- دانش‌آموخته کارشناسی - دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - تهران - ایران
amir.asad7698@gmail.com

۲- دانش‌آموخته کارشناسی - دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - تهران - ایران
b_peyman76@yahoo.com

۳- دانشجوی دکتری - دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - تهران - ایران
masoume.maghfourian@email.kntu.ac.ir

۴- دانشیار - دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - تهران - ایران
Razi.Kazemi@kntu.ac.ir

چکیده: کلیدهای قدرت نقش بسزایی بر پایداری شبکه برق و رفع سریع خطا در این شبکه دارند. بنابراین، پایش مستمر این تجهیزات بحرانی به منظور تشخیص خرابی‌های متداول الزامی است. در این صورت، می‌توان از خطاهای احتمالی و قطعی ناخواسته در شبکه برق جلوگیری کرد. در این مقاله، امکان پایش کلیدهای قدرت و تشخیص و دسته‌بندی خطاها به واسطه هوش مصنوعی (AI) بررسی می‌شود. در این رویکرد امکان پیشگیری از وقوع خطا وجود خواهد داشت که باعث کاهش هزینه‌های نگهداری خواهد شد. به همین منظور پایش عملکرد کلیدهای قدرت، با استراتژی نگهداری مبتنی بر وضعیت (CBM)^۱ و استفاده از سیگنال جریان بوبین (CC)^۲ وصل/قطع برای یک ساختار واقعی از کلید ۷۲/۵ کیلوولتی ارائه می‌گردد که با بهره‌مندی از آن امکان تشخیص و پیش‌بینی خطا در بخش‌های مختلف کلید شامل منبع تغذیه، سیم‌بندی سیم‌پیچ‌ها، ضامن^۳ و کنتاکت‌های کمکی وجود دارد. با شبیه‌سازی بوبین کلید در نرم‌افزار COMSOL Multiphysics و اتصال آن به نرم‌افزار MATLAB، طیف گسترده‌ای از خطاهای موردنظر شبیه‌سازی شده و داده‌های لازم برای آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML)^۴ تامین می‌شود، الگوریتم‌های مورد استفاده که وظیفه تشخیص خطا را برعهده دارند، عبارتند از: رگرسیون منطقی^۵، ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۶، درخت تصمیم-گیری^۷ و K-نزدیک‌ترین همسایه (KNN)^۸. به این ترتیب می‌توان انواع خطاهای ممکن را تشخیص داد و طبقه‌بندی نمود. نتایج نشان می‌دهد که از میان الگوریتم‌های فوق، الگوریتم SVM به علت همپوشانی زیاد داده‌ها عملکرد مناسبی نداشته و بیشترین دقت مربوط به الگوریتم KNN می‌باشد، بنابراین این الگوریتم برای سیستم تشخیص خطا انتخاب می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: کلید قدرت، جریان بوبین، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.52547/jiaeee.20.2.143

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۰۶

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۴۰۱/۰۵/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۷/۰۹

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر علی‌اصغر رضی کاظمی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - تهران - سیدخندان - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - دانشکده مهندسی برق

۱- مقدمه

ترتیب که در حالت کار عادی (بی‌عیب) کلید این مقادیر مشخص هستند و انحراف از این مقادیر مشخص، نشان‌دهنده بروز خطا در کلید است. با توجه به اینکه آزمایش خطاهای ممکن در واقعیت میسر نیست و امکان آسیب به کلید وجود دارد، از نرم افزار کامسول برای شبیه‌سازی خطا استفاده شده است. در این مقاله، شبیه‌سازی بوبین یک کلید قدرت انجام شده، سپس تشخیص خطای آن توسط داده‌هایی که از مدل استخراج می‌شود، با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مختلف، پیاده‌سازی و کارایی الگوریتم‌ها مقایسه و بهترین الگوریتم انتخاب خواهد شد.

۲- معرفی خطاهای متداول در کلیدهای قدرت SF_6 و منشأ آنها

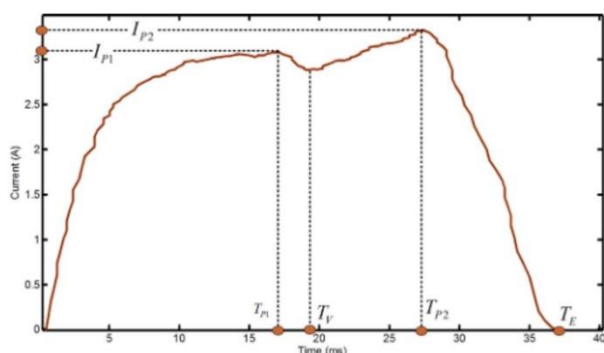
بر اساس یک مطالعه گسترده که بر روی خطاهای کلیدهای قدرت SF_6 و کم‌روغن شامل ۱۵۴۶ کلید با سابقه عملیاتی ۱۶۳۸۴ سال در شبکه‌های برق سوئد و فنلاند صورت گرفت، مشخص شد که کلیدهای با فرکانس عملیاتی بالا (بیش از ۵۰ عملیات در سال) در برابر خرابی آسیب پذیرتر بوده اند [۱۰]. در پژوهش دیگری خرابی ۸۶۰۰ کلید قدرت با ولتاژ نامی بالاتر از ۱۰۰ کیلوولت شامل کلیدهای کم‌روغن، انفجار هوا و SF_6 با ۶۸۰۰ مورد خرابی برای شناسایی روند خرابی و زمان بهینه بازررسی بررسی شدند. گزارش شده است که ۴۰٪، ۳۰٪ و ۲۴٪ از منشاء خرابی‌ها به ترتیب مربوط به مکانیزم عملکرد، مدارات ولتاژ بالا، ثانویه و کمکی کلید قدرت SF_6 بوده است. علاوه بر این، مشخص شده است که مشکل فرسایش تا ۱۵ سال قابل تشخیص نیست [۱۱].

شکل ۱ تاثیر بخش‌های اصلی یک کلید قدرت بر خرابی‌های اصلی (MF) و جزئی (mf) را نشان می‌دهد. حدود ۵۰٪ از خرابی‌ها ناشی از مکانیزم عملیاتی و پس از آن بخش‌های کنترلی و کمکی (حدود ۲۵٪) و قسمت‌های ولتاژ بالا (حدود ۲۵٪) می‌باشد. در حالی که نشان داده شده است که مدارهای قطع/وصل^۳ و کلید کمکی منشاء بیش از ۶٪ خرابی‌های اصلی در قسمت کنترل و کمکی هستند، حدود ۵۰٪ خطاهای اصلی در قسمت فشار قوی از محفظه قطع ناشی از فرسایش کنتاکت‌ها و ناهماهنگی در آن‌ها گزارش شده است. علاوه بر این، نقص در دمپر، ذخیره انرژی و سیستم انتقال مکانیکی بیشترین منشاء خرابی‌های اصلی در مکانیزم عملیاتی است [۱۲].



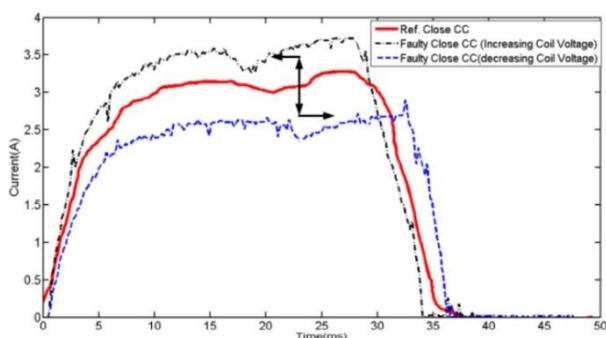
شکل (۱): درصد خرابی بخش‌های مختلف و زیربخش‌ها به تفکیک [۱۲]

حفظ امنیت شبکه‌های برق در برابر وقوع حوادث از دیرباز مدنظر طراحان و بهره‌برداران این سیستم‌ها بوده است. بدین منظور مفاهیمی مانند تاب‌آوری علاوه بر امنیت و قابلیت اطمینان برای اجزای مختلف آن تعریف شده است [۱]. کلیدهای قدرت یکی از اصلی‌ترین بخش‌های شبکه قدرت هستند و عملکرد آن‌ها تاثیر بسیار زیادی بر پایداری شبکه برق دارد. بنابراین شناخت خطاها و خرابی‌های رایج در آن‌ها و همچنین منشأ این خطاها، از اهمیت بسیاری برخوردار می‌باشد [۲-۷]. در میان استراتژی‌های مختلف نگهداری، نگهداری مبتنی بر وضعیت (CBM) به دلیل استفاده از امضاهای تشخیصی می‌تواند با محیط هوشمند آینده سازگارتر باشد. این مقاله با معرفی چالش‌های CBM، تحقیقات مربوطه و راه حل‌های توسعه یافته، با بهره‌گیری از شبیه‌سازی چند فیزیکی، انواع خطاهای رایج را شبیه‌سازی کرده و از هوش مصنوعی برای تشخیص آن استفاده می‌کند. گام اصلی در جهت پیاده‌سازی استراتژی‌های نگهداری در کلیدهای قدرت، درک حالت‌های خرابی، منشأ خرابی‌ها و استفاده از سیگنال‌های تشخیصی مناسب است. جریان سیم‌پیچ کلیدهای قدرت، یکی از این سیگنال‌هاست که به وسیله آن، امکان شناسایی خطا در بخش‌های منبع تغذیه سیم‌پیچ‌ها و سیم‌بندی آن‌ها، ضامن و همچنین کنتاکت‌های کمکی به صورت برخط وجود دارد. تلاش‌های زیادی برای استفاده از این سیگنال در جهت دستیابی به ویژگی‌های تشخیصی مناسب و ایجاد ارتباط بین خرابی‌ها و این ویژگی‌ها در الگوریتم‌های تشخیص عیب انجام شده است. در یک پژوهش برهم‌کنش خطاهای مختلف ناشی از نقص در ضامن، ولتاژ کنترل و سیم‌پیچ بررسی شده است [۳، ۴]. در [۵] سیگنال‌های مدار کنترل، یعنی لحظاتی که کنتاکت‌های کمکی تغییر حالت می‌دهند و شکل موج‌های جریان سیم‌پیچ برای تشخیص انتخاب شدند. هدف این سیستم پایش برخط و ارزیابی دقیق وضعیت آن در حین کار و پیش‌بینی هرگونه خطر خرابی است. در پژوهشی دیگر نیز ویژگی‌های تشخیصی مناسب جریان سیم‌پیچ برای اعمال پایش بینی خطا شناسایی شده است [۶]. مرجع [۷] بینشی در مورد تأثیرات خرابی‌های مختلف بر روی شکل موج جریان سیم‌پیچ، و همچنین بر زمان عملکرد کلید ارائه داده و در نهایت، یک الگوریتم جدید برای تشخیص حالت و علت خرابی‌های اولیه آن پیشنهاد شده است. همچنین از این سیگنال به همراه منحنی حرکت (TC)^۱، برای عیب‌یابی کلیدهای قدرت استفاده شده است. در مرجع [۸] فرسایش کوئل و خرابی هسته با استفاده از سیگنال CC تشخیص داده شده است. در [۹] ویژگی‌های زمانی این سیگنال نیز برای بهبود تشخیص خطا با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی مورد استفاده قرار گرفته است. نقاط مشخصی در منحنی جریان سیم‌پیچ وجود دارند که در تعیین خطای سیم‌پیچ بسیار موثر هستند، مقادیر جریان و زمان مربوط به این نقاط برای آموزش الگوریتم‌های مورد نظر استفاده خواهد شد، به این



شکل (۳): نمودار جریان ثبت شده سیم‌پیچ قطع [۷]

همانگونه که پیش‌تر به آن اشاره شد، CC می‌تواند خرابی‌ها را در بخش‌های زیر ردیابی کند: منبع تغذیه سیم‌پیچ‌های قطع و وصل، سیم‌بندی سیم‌پیچ، ضامن و کنتاکت‌های کمکی. هنگامی که باتری ایستگاه یا هر منبع دیگری در شرایط خوبی قرار ندارد، ولتاژ اعمال شده بر روی واحد کنترل کلید قدرت می‌تواند کمتر یا بیشتر از مقدار تنظیم شده باشد. همانطور که در شکل ۴ قابل مشاهده است، این ناهنجاری می‌تواند سبب انتقال سیگنال به سمت بالا و چپ یا پایین و راست در نمودار جریان-زمان شود. سیم‌بندی سیم‌پیچ نیز باعث تغییر مقاومت سیم‌پیچ در نتیجه فرآیند فرسایش یا خرابی می‌شود که این مورد نیز می‌تواند بر سیگنال جریان سیم‌پیچ تأثیر بگذارد. همچنین عملکرد ضامن می‌تواند به دلیل عدم روانکاری یا خرابی مکانیکی با مشکل مواجه شود که از طریق تأثیرات آن بر زمان عملیات کلید و همچنین بر روی سیگنال جریان سیم‌پیچ قابل شناسایی است [۳].



شکل (۴): تأثیر خطا در منبع ولتاژ سیم‌پیچ بر سیگنال جریان سیم-

پیچ [۳]

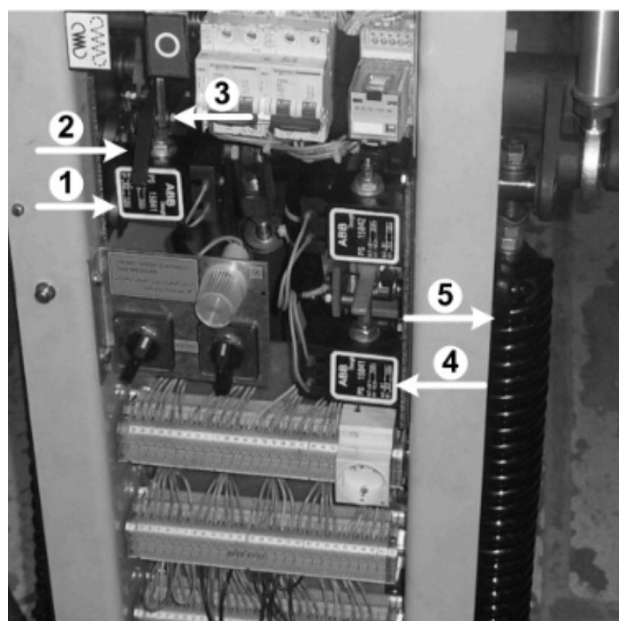
مزایای استفاده از این سیگنال ارائه اطلاعات با ارزش، به صورت بی-درنگ^{۱۵} از بخش کنترل و تا حدی از مکانیزم عملیاتی است. علاوه بر این، استفاده از سنسور اندازه‌گیری مورد نیاز (یک سنسور جریان ساده یا مقاومت شنت) آسان و ارزان است. سیگنال جریان سیم‌پیچ فقط خطاهایی که در مدار کنترل و کمکی اتفاق می‌افتد را پوشش می‌دهد. در نتیجه برای ارزیابی جامع کلید کافی نیست و در واقع می‌تواند حدود ۲۵٪ از خطاهای اصلی را منعکس کند [۱۳].

اخیراً مشخص شده است که فناوری مکانیزم عملیاتی به سمت مکانیزم محرک فنری در حال تغییر است که استفاده از آن از ۴۰٪ در گذشته به ۶۰٪ افزایش یافته است. در حالی که این بخش به عنوان مهمترین دلایل خرابی‌های اصلی (حدود ۵۰٪) گزارش شده است، خطاهای طراحی، خطاهای ساخت و نگهداری نادرست با هم به عنوان علل ۱۵٪ خرابی‌های اصلی گزارش شده اند [۱۲].

۳- پایش کلیدهای قدرت با استفاده از جریان

سیم‌پیچ (CC)

شکل ۲ اجزای اصلی یک کلید قدرت ۷۲/۵ کیلوولت SF₆ را نشان می‌دهد که شامل سیم‌پیچ قطع و وصل^{۱۴}، ضامن، آرمیچر و مکانیزم محرک فنر می‌باشد. شکل ۳ نمودار جریان-زمان مربوط به سیم‌پیچ قطع را نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است به محض اینکه کلید فرمان قطع یا وصل را دریافت می‌کند، سیم‌پیچ موردنظر تحریک می‌شود. هنگامی که جریان سیم‌پیچ به مقدار از پیش تعیین شده (I_{P1}) در زمان (T_{P1}) می‌رسد، آرمیچر داخل سیم‌پیچ به سمت بالا حرکت کرده و به ضامن برخورد می‌کند (در زمان T_V). در نتیجه انرژی ذخیره شده در مکانیزم عملیاتی (معمولاً فنر (های) شارژ شده) برای شروع حرکت کنتاکت‌ها از طریق پیوند انتقال مکانیکی (I_{P2} و T_{P2}) آزاد می‌شود [۱۳].

شکل (۲): اجزای یک کلید قدرت ۷۲/۵ کیلوولت SF₆

(۱): سیم‌پیچ وصل (۲): ضامن (۳): آرمیچر (۴): سیم‌پیچ قطع (۵): فنر بازکننده [۷]

۴- شبیه‌سازی بوبین کلید قدرت در نرم‌افزار کامسول

همه روش‌های هوشمند تشخیص خرابی و الگوریتم‌های تخمین عمر بر اساس داده‌ها و منحنی‌های مرجع ایجاد شده‌اند. در واقع، مراحل تشخیص عیب شامل بدست آوردن ویژگی‌های تشخیصی و ایجاد ارتباط بین ویژگی‌ها و موارد معیوب و سالم برای ارائه الگوریتم ارزیابی برای پیش بینی خطا است [۱۴]. یکی از چالش‌های این روش‌ها فراهم آوردن داده‌های موردنیاز است. همچنین ثبت انواع خرابی‌ها بصورت واقعی برای تولید داده‌های لازم برای آموزش مدل‌ها بسیار دشوار است. بنابراین مدل موردنظر باید برای شناسایی خطاهای ناشناخته انعطاف‌پذیر باشد. راه دیگر استفاده از شبیه‌سازها برای تولید داده‌های موردنظر است.

با توجه به نقش اساسی کلیدهای قدرت در پایداری شبکه و اهمیت حفاظت از این دستگاه‌ها، ایجاد روشی برای پایش برخط این تجهیزات امری بسیار ضروری است. همانطور که در قسمت قبل مطرح شد چندین استراتژی برای پایش وضعیت کلیدهای قدرت وجود دارد. یکی از این روش‌های استفاده از جریان سیم‌پیچ‌های مورد استفاده در کلید می‌باشد. از آنجا که برای پیاده‌سازی سیستم تشخیص خطا با استفاده از این سیگنال، نیاز به سیگنال‌های مربوط به انواع خطاهای مطرح شده برای کلیدهای قدرت وجود دارد و همچنین محدودیت‌های موجود برای فراهم آوردن این داده‌ها، نیاز به شبیه‌سازی این سیم‌پیچ‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای موجود و دستیابی به داده‌های موردنیاز از این طریق می‌باشد.

در این بخش روند طراحی سیم‌پیچ قطع یک کلید قدرت با استفاده از نرم‌افزار کامسول بررسی و داده‌های موردنیاز برای آموزش مدل از این طریق استخراج شده و نتایج بدست آمده گزارش خواهند شد. با توجه به اینکه شبیه‌سازی به صورت پارامتریک صورت گرفته، برای هر نوع کلید با ساختار مشابه و با تغییر مقدار عددی پارامترهای تعریف شده می‌تواند کاربرد داشته باشد.

۴-۱- ابعاد و جنس اجزای داخلی بوبین

اجزای داخلی اصلی این بوبین عبارتند از: سیم‌پیچ، هسته دور سیم‌پیچ، آرمیچر به همراه میله متصل به آن که حرکت آرمیچر را به ضامن منتقل می‌کند. وزن آرمیچر به همراه میله اتصال ۴۹/۰۳۰ گرم می‌باشد. علت اهمیت وزن این بخش این است که پس از قطع ولتاژ تغذیه بوبین، آرمیچر توسط نیروی وزن به پایین برمی‌گردد و همچنین میزان نیروی الکترومغناطیسی اعمال شده توسط سیم‌پیچ به آرمیچر باید متناسب با وزن آرمیچر باشد تا بوبین عملکرد مناسبی داشته باشد.

جدول ۱ نمایش دهنده پارامترهای استفاده شده در طراحی این بوبین می‌باشد. برخی از پارامترهای طراحی مانند شعاع و ارتفاع آرمیچر، ضخامت محافظ و فاصله هوایی بصورت حدودی از روی مشخصات

ظاهری بوبین تعیین شده‌اند، همچنین مشخصات ولتاژ اعمالی کاملاً مشخص است، اما دیگر پارامترها با توجه به اینکه ساختار داخلی بوبین مشخص نبوده است در طول روند طراحی و با استفاده از آزمایش‌های متعدد و سعی و خطا به دست آمده‌اند. همچنین از دمپر برای مدل-سازی خطای ضامن و از بین بردن نوسانات حرکت آرمیچر استفاده شده است.

جدول (۱): پارامترهای طراحی بوبین

توضیحات	مقدار	نام پارامتر در
ثابت دمپر	۵۰ (Kg/s)	D
قطر سیم سیم‌پیچ	۰/۸ (mm)	Dia_wire
مدت زمان اعمال پالس ولتاژ	۴۰ (ms)	dt
شتاب گرانش زمین	۹/۸ (N/Kg)	g
فاصله هوایی	۰/۵ (mm)	gap
ضخامت محافظ	۰/۵ (mm)	Guider_width
ارتفاع سیم‌پیچ	۱۰ (mm)	Height_Coil
ارتفاع هسته	۲۰ (mm)	Height_core
ارتفاع آرمیچر	۱۰ (mm)	Len_p
تعداد دور سیم‌پیچ	۲۷۵۰	N
شعاع آرمیچر	۱۰ (mm)	R_p
زمان خیزانش پالس	۰/۰۱ (s)	tau
ضخامت هسته	۵ (mm)	Thickness_core
ولتاژ ورودی	۱۱۰ (V)	V
ضخامت سیم‌پیچ	۱۰ (mm)	Width_Coil
محل اولیه قرارگیری آرمیچر	۰ (m)	z0_p

در جدول ۲ جنس اجزای داخلی بوبین به همراه مشخصات هر ماده آورده شده است.

جدول (۲): جنس اجزای داخلی بوبین به همراه مشخصات هر ماده

ضرب	ضرب	رسانایی الکتریکی	ماده سازنده	نام بخش
(μ_r)	گذردهی	(σ)		
۱۲۰۰	۱	$1/12 \times 10^9$ (S/m)	آهن نرم	هسته
۱	۱	$5/96 \times 10^9$ (S/m)	مس	سیم‌پیچ
۴۰۰۰	۱	۸/۴۱ (MS/m)	فولاد کم کربن	آرمیچر
۱	۱	۰ (S/m)	برنج	میله اتصال به ضامن
				محافظ

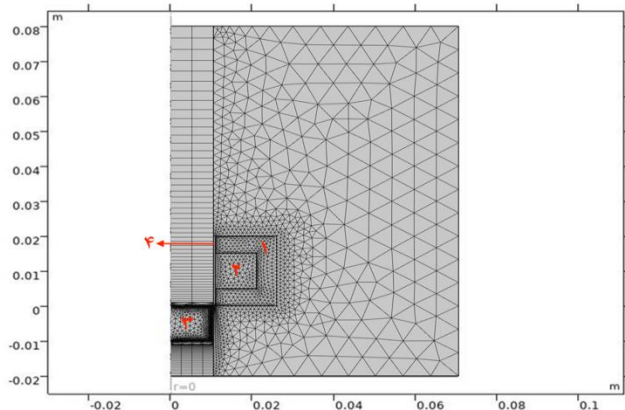
۴-۲- شبیه‌سازی در نرم‌افزار کامسول

شکل ۵ بوبین واقعی مورد استفاده در شبیه‌سازی را به همراه بخش متحرک آن نشان می‌دهد.



شکل (۵): بوبین واقعی مورد استفاده در شبیه‌سازی

برای طراحی بوبین، مدل در حالت "مقارن محوری دو بعدی" در نرم‌افزار کامسول رسم می‌شود. در این مختصات دو بعدی باید سطح مقطع مدل رسم شده و در هنگام شبیه‌سازی نرم‌افزار مدل را در مختصات استوانه‌ای و نسبت به محور عمودی دوران داده و محاسبات لازم در این حالت انجام خواهد شد. شکل ۶ نمایش دهنده مدل رسم شده در این مختصات با استفاده از مقادیر جدول ۱ به همراه مش‌بندی آن می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود در رسم مدل فقط بخش‌های هسته، سیم‌پیچ محافظ و آرمیچر آورده شده اند و بخش میله اتصال به ضامن به دلیل اینکه از جنس برنج بوده و در محاسبات الکترومغناطیسی تاثیر بسیار ناچیزی دارد، رسم نشده‌اند و فقط وزن آن در معادله حرکت مدل اعمال شده است که در ادامه بررسی خواهد شد. همچنین کل مدل در یک محیط بزرگتر از جنس هوا قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است در این مدل به دلیل اهمیت مش‌بندی در نواحی مرزی، این عمل بصورت دستی انجام شده است.



شکل (۶): مدل رسم شده در مختصات مقارن محوری دو بعدی

(۱): هسته (۲): سیم‌پیچ (۳): آرمیچر (۴): محافظ

برای انجام شبیه‌سازی از روش وابسته به زمان^{۱۷} استفاده شده است که در بازه زمانی ۰ تا ۱۰۰ میلی‌ثانیه با گام‌های ۰/۰۵ میلی‌ثانیه شبیه‌سازی انجام می‌شود. در این حالت مدت زمان اجرا حدوداً ۳ دقیقه خواهد بود که با توجه به اینکه تعداد دفعات موردنیاز برای اجرای شبیه‌سازی به منظور تولید داده‌های موردنیاز الگوریتم تشخیص خطا زیاد می‌باشد.

همانطور که پیش‌تر نیز بیان شد تغذیه سیم‌پیچ بصورت ولتاژی می‌باشد. برای اعمال ولتاژ به سیم‌پیچ از یک تابع مربعی با مدت ۴۰ میلی‌ثانیه استفاده می‌شود.

برای مدل‌سازی میدان مغناطیسی و انجام محاسبات برای آرمیچر، هسته و سیم‌پیچ، در بخش میدان‌های مغناطیسی نرم‌افزار با استفاده از قانون آمپر و منحنی B-H مواد استفاده شده برای هسته و آرمیچر، استفاده شده است.

رابطه ۱ نمایش‌دهنده معادله حرکت آرمیچر می‌باشد. در این رابطه M وزن استفاده شده بصورت مجموع متغیر در نظر گرفته شده برای وزن آرمیچر (که با توجه به ابعاد و ماده مورد استفاده در این بخش توسط خود نرم‌افزار محاسبه می‌شود) و وزن میله اتصال به ضامن (که پیش‌تر علت عدم استفاده از آن در طراحی بیان شد) می‌باشد. مجموع این دو وزن طوری در نظر گرفته شده است که مقدار آن برابر با ۴۹ گرم که وزن آرمیچر و میله اتصال به ضامن در بوبین واقعی موردنظر هست، باشد. علاوه بر این در این رابطه از دمپر با ضریب D استفاده شده است که از آن برای مدل‌سازی خطای ضامن استفاده می‌شود، همچنین نقش دیگر آن از بین بردن نوسانات در حرکت آرمیچر می‌باشد که در ادامه این نقش بررسی خواهد شد. p بیانگر میزان جابجایی بوبین در مدت زمان t و v سرعت حرکت آن است. در این رابطه g نمایانگر شتاب جاذبه زمین می‌باشد.

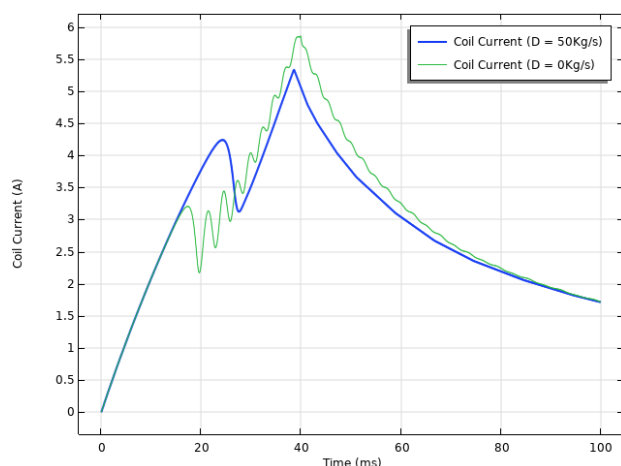
$$F_z(p, v, t) - [(M)(\frac{d^2 p}{dt^2} + g)] - (D \frac{dp}{dt}) = 0 \quad (1)$$

۴-۳- شکل موج جریان سیم‌پیچ و نمودار حرکت

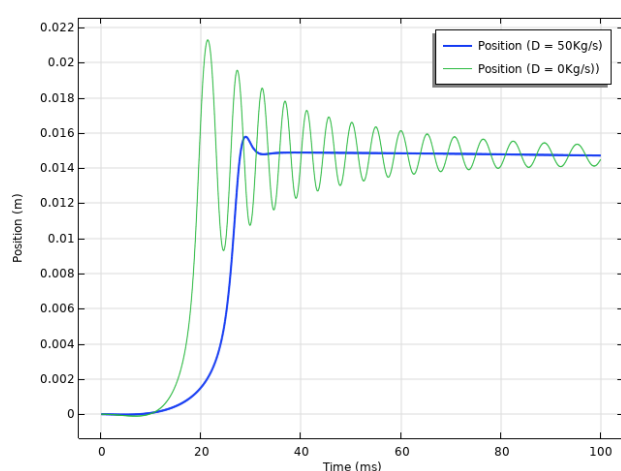
آرمیچر

در شکل ۷ که در آن شکل موج جریان سیم‌پیچ و نمودار حرکت آرمیچر بصورت هم‌زمان آورده شده‌اند.

منحنی سبز رنگ شکل موج جریان سیم‌پیچ را نشان می‌دهد. در روند شبیه‌سازی سعی شد شکل موج حاصل تا حد امکان نزدیک به شکل موجی باشد که بصورت عملی از یک بوبین واقعی بدست آمده است. یکی از تفاوت‌های شکل موج حاصل از شبیه‌سازی با شکل موج واقعی بخش انتهایی شکل موج پس از قطع ولتاژ تحریک می‌باشد که در شکل موج واقعی مقدار جریان به سرعت به صفر می‌رسد که علت آن وجود کنتاکت‌های کمکی می‌باشد که در شبیه‌سازی اعمال نشده و در شکل موج حاصل از شبیه‌سازی پس از قطع تحریک، جریان با تاخیر



شکل (۸): تاثیر دمپر بر شکل موج جریان سیم پیچ



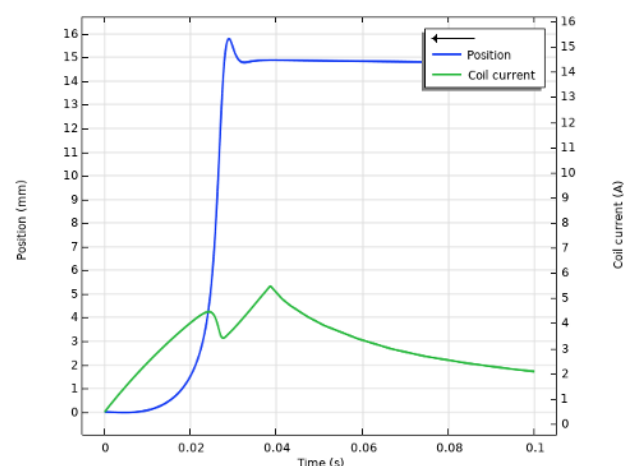
شکل (۹): تاثیر دمپر بر نمودار حرکت آرمیچر

۴-۴-۲- منبع ولتاژ

به منظور مشاهده نتیجه شبیه سازی خطای مربوط به منبع ولتاژ، مقدار ولتاژ ورودی با اختلاف ۲۰٪ بیشتر و کمتر از مقدار ولتاژ حالت عادی در نرم افزار وارد شده و نتایج مربوط به تاثیر این خطا بر شکل موج جریان سیم پیچ در شکل ۱۰ و تاثیر خطا بر نمودار حرکت آرمیچر در شکل ۱۱ آورده شده اند. همانطور که مشاهده می شود نتایج مشابه عملکرد یک بوبین واقعی می باشد به این صورت که با افزایش ولتاژ منحنی به سمت بالا و چپ حرکت کرده و با کاهش ولتاژ به سمت پایین و راست متمایل شده است. همچنین مشاهده می شود که با افزایش ولتاژ زمان خیز در نمودار حرکت آرمیچر کاهش یافته و فرجهش اندکی افزایش یافته است که این نتایج در حالت کاهش ولتاژ برعکس هستند.

زیادی کم شده و به سمت صفر شدن حرکت می کند. اما این تفاوت تاثیری بر روند استخراج داده های مورد نیاز الگوریتم تشخیص خطا ندارد، چرا که داده های مورد نیاز مربوط به بخش هایی از شکل موج می شود که قبل از قطع ولتاژ تحریک قرار دارند.

منحنی آبی رنگ نمایش دهنده نمودار حرکت آرمیچر است. همانطور که مشاهده می شود، در ابتدای اعمال ولتاژ آرمیچر ثابت بوده و پس از اینکه جریان به مقدار مشخصی رسید آرمیچر شروع به حرکت می کند تا به بالاترین حد ممکن برسد که در اینجا یک فرجهش بسیار کم دارد که در نتیجه آن جریان کمی افت می کند، اما پس از آن دوباره افزایش پیدا می کند تا آرمیچر به حالت پایدار برسد و پس از آن ولتاژ تحریک قطع می شود و جریان شروع به کاهش می کند اما به دلیل سرعت کم کاهش جریان، آرمیچر هم بسیار کند به سمت پایین حرکت می کند.

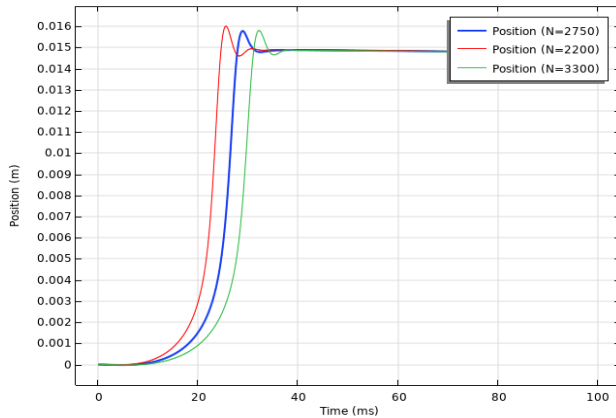


شکل (۷): شکل موج جریان سیم پیچ و نمودار حرکت آرمیچر

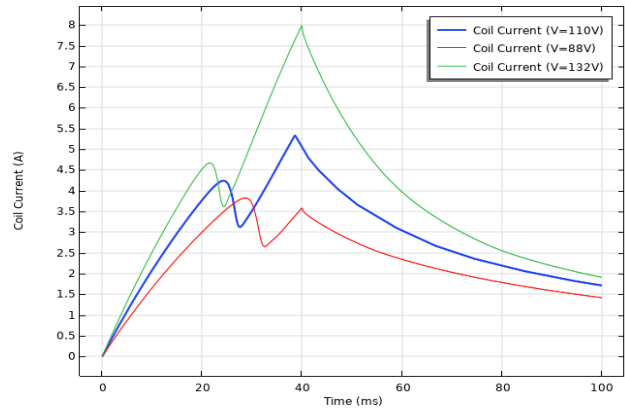
۴-۴-۲- تاثیر تغییر پارامترها بر نتایج

۴-۴-۱- دمپر

همانطور که پیش تر بیان شد، از دمپر برای مدل سازی خطای ضامن و همچنین از بین بردن نوسانات حرکت آرمیچر در حالت نبود دمپر استفاده شده است. در شکل ۸ شکل موج جریان سیم پیچ و در شکل ۹ نمودار حرکت آرمیچر در دو حالت نبود دمپر و استفاده از دمپر با ضریب ۵۰، آورده شده که تاثیر دمپر در خنثی سازی نوسانات به خوبی قابل مشاهده است.



شکل (۱۳): تاثیر خطای سیم‌پیچ بر نمودار حرکت آرمیچر

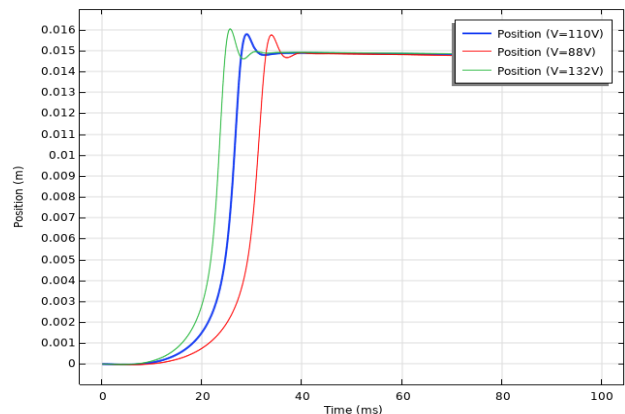


شکل (۱۰): تاثیر خطای منبع ولتاژ بر شکل موج جریان سیم‌پیچ

۵- معرفی یادگیری ماشین

ما در عصر داده زندگی می‌کنیم که هر چیز که در اطراف ماست متصل به یک منبع داده است و هر چیز که در زندگی ماست به صورت دیجیتالی ضبط شده است [۱۵]. داده‌ها می‌توانند ساختاریافته^{۱۸}، نیمه ساختاریافته^{۱۹} یا بدون ساختار^{۲۰} باشند، که روز به روز در حال افزایش هستند. استخراج اطلاعات از این داده‌ها می‌تواند برای ساخت برنامه‌های هوشمند مختلف در حوزه‌های مربوطه استفاده شود [۱۶]. ابزارها و تکنیک‌های مدیریت داده، توانایی استخراج اطلاعات مفید از داده را از راهی هوشمند، دارا می‌باشند که برنامه‌های امروزی بر اساس آن مستقر هستند. هوش مصنوعی، به ویژه یادگیری ماشین به سرعت در سال‌های اخیر در زمینه تجزیه و تحلیل و محاسبات داده‌ها که معمولاً به برنامه‌ها اجازه می‌دهد عملکرد هوشمندانه‌ای داشته باشند، رشد کرده‌اند. ML معمولاً سیستم‌ها را با توانایی یادگیری و ارتقاء از طریق تجربه و به طور خودکار و بدون برنامه‌ریزی خاص مهیا می‌کند و به طور کلی به عنوان یکی از محبوب‌ترین فناوری‌های روز در انقلاب صنعتی چهارم شناخته می‌شود.

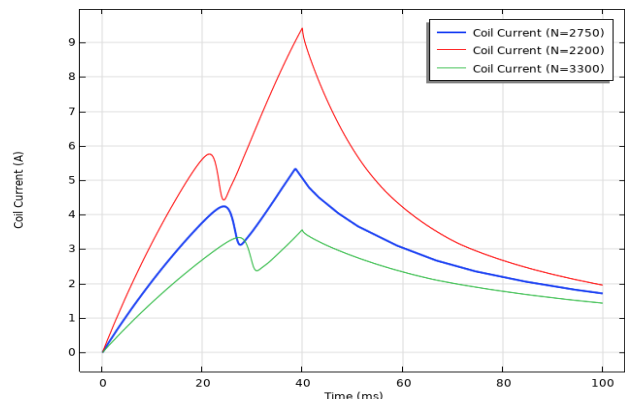
به طور کلی، اثربخشی و کارایی راه حل یادگیری ماشینی به ماهیت و ویژگی‌های داده‌ها و عملکرد یادگیری الگوریتم‌ها بستگی دارد. در حوزه الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تجزیه و تحلیل طبقه بندی^{۲۱}، رگرسیون^{۲۲}، خوشه بندی^{۲۳} داده‌ها، مهندسی ویژگی و کاهش ابعاد^{۲۴}، یادگیری قانون وابستگی^{۲۵} یا تکنیک‌های یادگیری تقویتی^{۲۶} وجود دارند تا به طور موثر سیستم‌های داده محور را بسازند [۱۷]. بنابراین، انتخاب یک الگوریتم یادگیری مناسب که برای کاربرد در یک حوزه خاص مناسب باشد، چالش برانگیز است. دلیل آن این است که هدف از الگوریتم‌های یادگیری مختلف متفاوت است، حتی نتیجه الگوریتم‌های مختلف یادگیری در یک دسته‌بندی مشابه ممکن است بسته به ویژگی‌های داده متفاوت باشد.



شکل (۱۱): تاثیر خطای منبع ولتاژ بر نمودار حرکت آرمیچر

۴-۳- سیم‌پیچ

برای مدل‌سازی خطای مربوط به سیم‌پیچ از تغییر پارامتر تعداد دور سیم‌پیچ استفاده شده است. به این صورت که تعداد دور به اندازه ۲۰٪ افزایش و کاهش داده شده تا تاثیر خطای سیم‌پیچ در شکل موج جریان سیم‌پیچ و نمودار حرکت آرمیچر مشاهده شود. حالت کاهش ۲۰ درصدی تعداد دور سیم‌پیچ در واقع شبیه‌سازی اتصال حلقه در بوبین می‌باشد. در شکل ۱۲ تاثیر خطای سیم‌پیچ بر شکل موج جریان آن و در شکل ۱۳ تاثیر این خطا بر نمودار حرکت آرمیچر قابل مشاهده می‌باشد.



شکل (۱۲): تاثیر خطای سیم‌پیچ بر شکل موج جریان آن

۵-۱- انواع داده‌های دنیای واقعی

معمولاً در دسترس بودن داده‌ها به عنوان کلید اصلی برای ساختن یک مدل یادگیری ماشین یا سیستم‌های دنیای واقعی مبتنی بر داده^{۲۷} در نظر گرفته می‌شود. داده‌ها می‌توانند اشکال مختلفی داشته باشند، مانند ساختار یافته، نیمه ساختاریافته یا بدون ساختار. علاوه بر این، "فرا داده"^{۲۸} نوع دیگری است که به طور معمول داده‌های مربوط به داده را نشان می‌دهد. در ادامه به طور خلاصه در مورد این داده‌ها بحث خواهیم کرد.

ساختار یافته: داده‌های ساختاریافته، داده‌های کمی، بسیار سازمان یافته و آسان برای استفاده نرم‌افزارهای تجزیه و تحلیل داده است. این قالب در سیستم‌هایی استفاده می‌شود که دارای طراحی منظم هستند، در ردیف‌ها، ستون‌ها و جداول تنظیم می‌شوند [۱۸]. داده‌های ساختار-یافته به کدهایی گفته می‌شود که دارای فرمت مشخصی هستند و به گونه‌ای نوشته می‌شوند که قابل درک برای موتورهای جستجو باشند. موتورهای جستجو این داده‌ها را خوانده و از آنها در نمایش نتایج جستجو بهره می‌برند [۱۹].

بدون ساختار: داده‌های بدون ساختار، اطلاعاتی است که هیچ سازماندهی مشخصی ندارد و در یک چارچوب تعریف شده نمی‌گنجد. ممکن است متنی یا غیرمتنی باشد و توسط انسان یا ماشین تولید شود. قابل ذکر است که بالای ۸۰ تا ۹۰ درصد از اطلاعاتی که به صورت بالقوه در کسب‌وکارها قابل استفاده‌اند، از داده‌های بدون ساختار منشأ گرفته شده‌اند مانند: متنی‌هایی که توسط واژه‌پردازها ایجاد شده اند، ایمیل‌ها، تصاویر، صداها و فیلم‌های دیجیتال [۲۰].

نیمه ساختار یافته: داده‌های نیمه ساختار یافته در یک پایگاه داده رابطه‌ای مانند داده‌های ساخت یافته ذکر شده در بالا ذخیره نمی‌شوند، اما دارای ویژگی‌های سازمانی خاصی هستند که تجزیه و تحلیل را آسان‌تر می‌کند [۲۱]. اسناد HTML، XML، JSON، پایگاه‌های داده NoSQL و... چند نمونه از داده‌های نیمه ساختار یافته هستند.

فرا داده: این شکل عادی داده نیست، بلکه «داده‌ای است در مورد داده‌ها». تفاوت اصلی بین "داده" و "فرا داده" این است که داده‌ها به سادگی موادی هستند که می‌توانند طبقه‌بندی، اندازه‌گیری، یا حتی مستند کردن چیزی نسبی به ویژگی‌های داده یک سازمان را انجام دهند. از سوی دیگر، فراداده، اطلاعات داده مربوطه را توصیف می‌کند و برای کاربران، داده با معنی‌تر ارائه می‌دهد.

داده‌ها می‌توانند متفاوت باشند که در بالا بحث شد و ممکن است از کاربردی به کاربردی دیگر متغیر باشند. برای تجزیه و تحلیل چنین داده‌هایی در دامنه مسئله‌ای خاص و استخراج اطلاعات یا دانش مفید از داده‌ها برای ساختن برنامه‌های هوشمند دنیای واقعی، انواع مختلف تکنیک‌های یادگیری ماشین را می‌توان با توجه به قابلیت‌های یادگیری آن‌ها استفاده کرد، که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

۵-۲- انواع تکنیک‌های یادگیری ماشین

الگوریتم‌های یادگیری ماشین به طور عمده به چهار دسته تقسیم می‌شوند: یادگیری نظارت شده^{۲۹}، یادگیری بدون نظارت^{۳۰}، یادگیری نیمه نظارتی^{۳۱} و یادگیری تقویتی^{۳۲}. در جدول ۳، انواع مختلف تکنیک‌های یادگیری ماشین با مثال خلاصه شده‌اند.

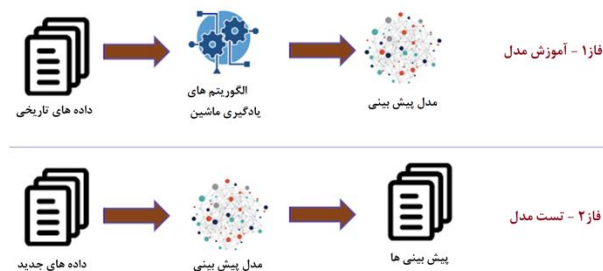
جدول (۳): انواع تکنیک‌های یادگیری ماشین با مثال

نوع	ساختار مدل	مثال‌ها
نظارت شده	الگوریتم‌ها یا مدل‌ها از داده‌های برچسب‌دار ^{۳۳} یاد می‌گیرند (رویکرد وظیفه محور ^{۳۴})	طبقه‌بندی، رگرسیون
بدون نظارت	الگوریتم‌ها یا مدل‌ها از داده‌های بدون برچسب یاد می‌گیرند (رویکرد مبتنی بر داده ^{۳۵})	خوشه‌بندی، وابستگی ^{۳۵} ، کاهش ابعاد
نیمه نظارتی	مدل‌ها با استفاده از داده‌های ترکیبی ساخته می‌شوند (برچسب + بدون برچسب)	خوشه‌بندی، طبقه‌بندی
تقویتی	مدل‌ها بر اساس پاداش یا جریمه هستند (رویکرد محیط‌محور ^{۳۶})	طبقه‌بندی، کنترل

۵-۳- الگوریتم‌های یادگیری ماشین و وظایف

آنها

در این بخش به بررسی الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین پرداخته می‌شود که شامل تجزیه و تحلیل طبقه‌بندی، تجزیه و تحلیل رگرسیون، خوشه بندی داده‌ها، یادگیری قانون وابستگی و همچنین مهندسی ویژگی برای کاهش ابعاد است. ساختار کلی یک مدل پیش‌بینی^{۳۸} مبتنی بر یادگیری ماشین در شکل ۱۴ نشان داده شده است که این مدل با داده‌های مبتنی بر زمان^{۳۹} در فاز ۱ آموزش داده شده است و خروجی در فاز ۲ برای داده‌های آزمون^{۴۰} جدید تولید شده است.



شکل (۱۴): ساختار کلی یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر یادگیری ماشین
با در نظر گرفتن هر دو مرحله آموزش و آزمایش [۲۱]

۵-۳-۱- تجزیه و تحلیل طبقه‌بندی

طبقه‌بندی به عنوان یک روش یادگیری نظارت شده در یادگیری ماشین در نظر گرفته می‌شود [۲۲]. از لحاظ ریاضی، طبقه‌بندی، یک تابع (f) را با ورودی متغیر (x) و خروجی متغیر (y) به عنوان هدف، که می‌تواند کتگوری^{۴۱} یا برچسب باشد، ترسیم می‌کند. برای پیش‌بینی کلاس نقاط (داده) داده شده، می‌توان آن را بر روی داده‌های ساختار یافته یا بدون ساختار پیش برد.

طبقه‌بندی دودویی:^{۴۲} در واقع به طبقه‌بندی اشاره دارد که دارای دو برچسب کلاس هستند. مانند "درست و نادرست" یا "بله و خیر". در این مسائل، یک کلاس می‌تواند حالت عادی باشد، در حالی که حالت غیرعادی می‌تواند کلاس دیگری باشد. به عنوان مثال تشخیص سرطان می‌تواند حالت غیرعادی و عدم تشخیص سرطان حالت عادی باشد.

طبقه‌بندی چندکلاسه:^{۴۳} به طور عمومی، این طبقه‌بندی اشاره دارد به آن دسته از مسائلی که بیش از دو برچسب کلاس دارند. طبقه‌بندی چندکلاسه بر خلاف طبقه‌بندی دودویی دو نتیجه طبیعی و غیر طبیعی، ندارد. در عوض، در محدوده‌ای از کلاس‌های مشخص شده، نمونه‌ها به عنوان عضو یک کلاس خاص دسته‌بندی می‌شوند. برای مثال دسته‌بندی هر ایمیل به طبقه‌هایی مانند عادی، هرزنامه و تبلیغات. در این مسئله به علت وجود تعداد کلاس‌های بیش از دو عدد، طبقه‌بندی از نوع چندکلاسه می‌باشد.

طبقه‌بندی چندبرچسبی:^{۴۴} نوعی طبقه‌بندی می‌باشد که در آن هر داده می‌تواند به بیش از یک طبقه تعلق داشته باشد. این گونه مسائل، مسائل طبقه‌بندی چند برچسبه هستند که نسبت به مدل مسائل قبلی پیچیده‌تر بوده و نیاز به الگوریتم‌های پیشرفته‌تری برای حل خود دارند.

در ادامه، رایج‌ترین و محبوب‌ترین روش‌هایی که به طور گسترده در زمینه‌های کاربردی مختلف استفاده می‌شوند خلاصه شده‌اند.

دسته‌بندی کننده بیز ساده^{۴۵} (NB): دسته‌بندی کننده بیز ساده در یادگیری ماشین به گروهی از دسته‌بندی کننده‌های ساده بر پایه احتمالات گفته می‌شود که با فرض استقلال متغیرهای تصادفی و براساس قضیه بیز ساخته می‌شوند. به‌طور ساده روش بیز روشی برای دسته‌بندی پدیده‌ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع یک پدیده است. این روش از ساده‌ترین مدل‌های پیش‌بینی است که دقت قابل قبولی هم دارد. شیوه یادگیری در روش بیز ساده از نوع یادگیری با نظارت است. این روش در دهه ۱۹۶۰ در میان دانشمندان بازیابی اطلاعات توسعه یافت و هنوز هم از روش‌های محبوب در دسته‌بندی اسناد به شمار می‌آید. بیز ساده فرض را بر استقلال متغیرهای پیش‌بینی می‌گذارد، از این رو بیز ساده یا بیز ساده لوح خوانده می‌شود. برای نمونه در مسئله پیش‌بینی یک میوه (این میوه مثلاً ممکن است پرتقال باشد) اگر میوه نارنجی و کروی با شعاع حدود ده سانتی‌متر باشد و به شرطی که این احتمالات به درستی از همدیگر مستقل باشند بیز ساده در تشخیص اینکه این میوه پرتقال است یا نه به درستی عمل خواهد کرد.

برنامه‌های کاربردی بسیاری هستند که پارامترهای بیز ساده را تخمین می‌زنند، بنابراین افراد بدون سروکار داشتن با تئوری بیز می‌توانند از این امکان به منظور حل مسایل مورد نظر بهره ببرند. با وجود مسائل طراحی و پیش فرض‌هایی که در خصوص روش بیز وجود دارد، این روش برای طبقه‌بندی کردن بیشتر مسایل در جهان واقعی، مناسب است [۲۰].

آنالیز تشخیصی خطی^{۴۶} (LDA): تشخیص خطی فیشر روش‌های آماری هستند که از جمله در یادگیری ماشین و بازشناخت الگو برای پیدا کردن ترکیب خطی خصوصیتی که به بهترین صورت دو یا چند کلاس از اشیاء را از هم جدا می‌کند، استفاده می‌شوند. آنالیز تشخیصی خطی بسیار به تحلیل واریانس و تحلیل رگرسیونی نزدیک است. در هر سه این روش‌های آماری متغیر وابسته به صورت یک ترکیب خطی از متغیرهای دیگر مدل‌سازی می‌شود. با این حال دو روش آخر متغیر وابسته را از نوع فاصله‌ای در نظر می‌گیرند، در حالی که آنالیز تشخیصی خطی برای متغیرهای وابسته اسمی یا رتبه‌ای به کار می‌رود. از این رو آنالیز تشخیصی خطی به رگرسیون منطقی شباهت بیشتری دارد. آنالیز تشخیصی خطی همچنین با تحلیل مؤلفه‌های اصلی و تحلیل عاملی هم شباهت دارد. هر دوی این روش‌های آماری برای ترکیب خطی متغیرها به شکلی که داده را به بهترین نحو توضیح بدهد، به کار می‌روند یک کاربرد عمده هر دوی این روش‌ها، کاستن تعداد بعدهای داده است. با این حال این روش‌ها تفاوت عمده‌ای با هم دارند. در آنالیز تشخیصی خطی، تفاوت کلاس‌ها مدل‌سازی می‌شود، در حالی که در تحلیل مؤلفه‌های اصلی تفاوت کلاس‌ها نادیده گرفته می‌شود. LDA ارتباط نزدیکی با تحلیل واریانس و تحلیل رگرسیون دارد که سعی دارند یک متغیر مستقل را به عنوان ترکیبی خطی از ویژگی‌های دیگر بیان کنند. این متغیر مستقل در LDA به شکل برچسب یک کلاس است. همچنین LDA به دنبال ترکیبی خطی از متغیرهایی است که به بهترین نحو داده‌ها را توصیف می‌کند. علاوه بر آن سعی در مدل‌سازی تفاوت بین کلاس‌های مختلف داده‌ها دارد. از LDA زمانی استفاده می‌شود که اندازه‌های مشاهدات، مقادیر پیوسته باشند.

رگرسیون منطقی: از دیگر مدل‌های آماری مبتنی بر احتمال که برای مسائل دسته‌بندی یادگیری ماشین استفاده می‌شود، رگرسیون منطقی است. رگرسیون منطقی معمولاً از یک تابع منطقی تخمین احتمالات استفاده می‌کند که در ریاضیات به نام سیگموئید^{۴۷} شناخته می‌شود که در رابطه ۲ قابل مشاهده است.

$$g(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (2)$$

این می‌تواند بیش از حد بر روی مجموعه داده‌های با ابعاد بالا قرار بگیرد و زمانی که مجموعه داده را می‌توان به صورت خطی جدا کرد، به خوبی کار می‌کند. از منظم‌سازی^{۴۸} و تکنیک‌ها L_1 و L_2 می‌توان برای اجتناب از برازش^{۴۹} در چنین سناریوهایی استفاده کرد [۱۷]. فرض

تابع چند جمله‌ای، خطی، پایه شعاعی^{۵۲}، سیگموئید و... هسته‌های معروفی هستند که در مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شوند [۲۵]. با این حال، زمانی که مجموعه داده حاوی نویز زیادی باشد، مانند همپوشانی کلاس‌های هدف، SVM خوب عمل نمی‌کند.

درخت تصمیم‌گیری: درخت تصمیم‌گیری یکی از شناخته شده‌ترین متدهای غیرپارامتری یادگیری نظارت شده است. الگوریتم درخت تصمیم‌گیری برای هر دو وظایف طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود [۲۵].

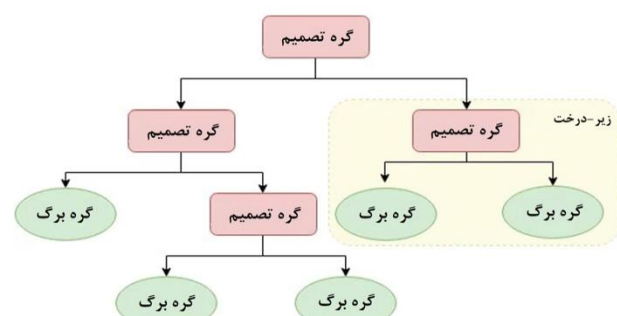
با مرتب کردن درخت از ریشه^{۵۳} تا برخی از گره‌های برگ^{۵۴}، همانطور که در شکل ۱۶ نشان داده شده است، درخت تصمیم‌گیری، موارد را طبقه‌بندی می‌کند. نمونه‌ها با بررسی ویژگی تعریف شده توسط آن گره، طبقه‌بندی می‌شوند. روند طبقه‌بندی از گره ریشه درخت شروع شده و سپس بر اساس ویژگی‌ها به سمت پایین شاخه درخت حرکت می‌کند. برای تقسیم، محبوب‌ترین معیارها "جینی^{۵۵}" و "انترپی^{۵۶}" می‌باشند که معادلات مربوط به این دو در روابط ۳ و ۴ قابل مشاهده می‌باشند [۲۵].

$$H(x) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2(p(x_i)) \quad (3)$$

انترپی

$$1 - \sum_{i=1}^c p_i^2 \quad (4)$$

جینی



شکل (۱۶): مثالی از ساختار درخت تصمیم‌گیری [۲۱]

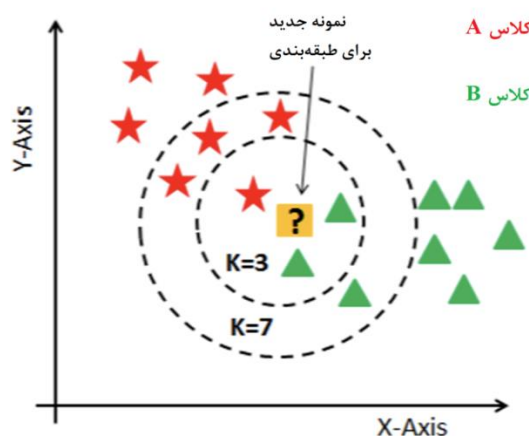
جنگل تصادفی: مدل جنگل تصادفی به عنوان یک تکنیک دسته‌بندی گروهی شناخته شده است که در زمینه یادگیری ماشین و برخی کاربردهای علم داده استفاده می‌شود. این روش از "مجموعه موازی" استفاده می‌کند که از چندین دسته‌بندی کننده درخت تصمیم‌گیری به صورت موازی از رای اکثریت یا میانگین برای نتیجه نهایی استفاده می‌کند. بنابراین مشکل برازش را به حداقل می‌رساند و دقت و کنترل پیش‌بینی را افزایش می‌دهد [۲۵]. بنابراین مدل جنگل تصادفی همراه با چندین درخت تصمیم خیلی دقیق‌تر از یک درخت تصمیم تک است. در شکل ۱۷ نمونه‌ای از ساختار و عملکرد یک جنگل تصادفی قابل مشاهده است.

خطی بودن بین متغیرهای وابسته و مستقل به عنوان یک اشکال عمده رگرسیون منطقی در نظر گرفته می‌شود. از این موضوع برای مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون می‌توان استفاده کرد، اما بیشتر برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود.

K-نزدیک‌ترین همسایه (KNN): مدل KNN در حقیقت به معنی یافتن نزدیکترین همسایه است. بیشترین استفاده از این مدل در یادگیری ماشین و همچنین داده کاوی می‌باشد. این مدل یک الگوریتم ناپارامتری بوده که همین امر سبب می‌شود به نسبت الگوریتم‌های دیگر سادگی بیشتری داشته و استفاده بیشتری نیز داشته باشد. این الگوریتم در حقیقت داده‌ها را بر اساس K تا از نزدیک‌ترین همسایه‌های آن‌ها دسته‌بندی می‌کند.

شکل ۱۵ یکی از ساده‌ترین مثال‌ها درباره مدل K-نزدیک‌ترین همسایه است. همانطور مشاهده می‌شود ستاره‌های قرمز و مثلث‌های سبز هر کدام کلاس جداگانه‌ای را تشکیل داده‌اند و همچنین به دلیل داشتن فاصله مناسب کلاس مثلث‌های سبز با کلاس ستاره‌های قرمز، به راحتی می‌توان این دو کلاس را تفکیک کرد. حال با فرض اینکه که نمونه مورد آزمایش مربع با علامت سوال باشد. دایره‌هایی که به دور مربع مورد انتظار کشیده شده در حقیقت میزان عدد K هستند. حال اگر K در مدل KNN عدد ۳ باشد که در شکل، دایره داخلی نشان دهنده این عدد است، دو مثلث سبز و یک ستاره قرمز در درون K انتخابی وجود خواهد داشت. در این صورت و با انتخاب عدد ۳ برای K، نمونه آزمایشی جزو کلاس مثلث سبز قرار خواهد گرفت [۲۳].

ماشین بردار پشتیبان (SVM): در یادگیری ماشین، یکی دیگر از تکنیک‌های رایج که می‌تواند برای طبقه‌بندی، رگرسیون یا سایر وظایف استفاده شود ماشین بردار پشتیبان است [۲۴]. در فضای با ابعاد بالا یا بی‌نهایت، یک ماشین بردار پشتیبان یک ابر صفحه^{۵۷} یا مجموعه‌ای از ابر صفحه‌ها را می‌سازد. به طور شهودی، ابر صفحه‌هایی که بیشترین فاصله را از نزدیک‌ترین نقاط داده‌های آموزش در هر کلاسی دارند، به جدایی قوی دست می‌یابند. ماشین‌های بردار پشتیبان می‌توانند بر اساس تفاوت توابع ریاضی معروف به هسته^{۵۸}، رفتار متفاوتی داشته باشند.



شکل (۱۵): مثالی از نحوه عملکرد مدل K-نزدیک‌ترین همسایه [۲۳]

می‌شود) با استفاده از بهترین خط راست، ایجاد می‌کند. این بحث به صورت رابطه‌های ۵ و ۶ بیان می‌شود:

(۵)

$$y = a + bx + c$$

(۶)

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_nx_n + e$$

در این روابط، a عرض از مبدا، b شیب خط و e عبارت خطا هستند. از این معادله می‌توان برای پیش‌بینی مقدار متغیر هدف بر اساس متغیر پیش‌بینی‌کننده داده شده، استفاده کرد. رگرسیون خطی چندگانه بسط رگرسیون خطی ساده است که به یک یا چند متغیر پیش‌بینی-کننده این اجازه را می‌دهد که یک مدل برای متغیر هدف طراحی کند. رگرسیون چندجمله‌ای: رگرسیون چندجمله‌ای فرمی از آنالیز رگرسیون است که در آن رابطه بین متغیر غیروابسته x و متغیر وابسته y غیرخطی است [۲۵]. معادله رگرسیون چندجمله‌ای نیز از رگرسیون خطی (رگرسیون چندجمله‌ای درجه ۱) مشتق شده است. معادله‌ای که به صورت رابطه ۷ تعریف می‌شود:

(۷)

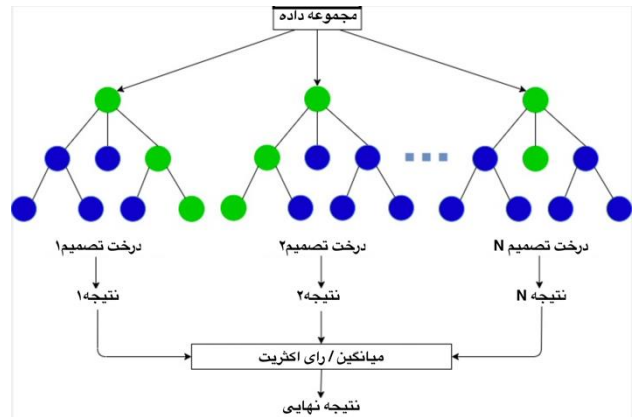
$$y = b_0 + b_1x + b_2x^2 + b_3x^3 + \dots + b_nx^n + e$$

در اینجا، y خروجی پیش‌بینی شده b_0, b_1, \dots, b_n ضرایب رگرسیون و x متغیر غیروابسته یا ورودی است. به زبان ساده می‌توان گفت که اگر داده به صورت خطی توزیع نشده باشد، به جای اینکه به صورت چندجمله‌ای درجه n باشد، برای بدست آوردن خروجی مطلوب از رگرسیون چندجمله‌ای استفاده می‌شود [۲۱].

رگرسیون رنج و لاسو^{۵۷}: رگرسیون رنج و لاسو به عنوان تکنیک‌های قدرتمند شناخته شده هستند که معمولاً برای ساخت مدل‌های یادگیری در حضور تعداد زیادی از ویژگی‌ها^{۵۸} به دلیل قابلیت آن‌ها برای جلوگیری از برازش و کاهش پیچیدگی مدل، استفاده می‌شوند. مدل رگرسیون لاسو از تکنیک منظم‌سازی L_1 ^{۵۹} استفاده می‌کند که از خطای "مجموع قدرمطلق همه وزن‌ها" بهره می‌برد [۲۵]. بنابراین، رگرسیون لاسو به دنبال یافتن زیر مجموعه‌ای از پیش‌بینی‌ها که خطای پیش‌بینی را برای یک متغیر پاسخ کمی، به حداقل می‌رساند، می‌باشد. در مقابل، رگرسیون رنج از تکنیک منظم‌سازی L_2 که از "مجموع مربعات همه وزن‌ها" بهره می‌برد، استفاده می‌کند. نرم L_2 وزن‌های مدل یادگیری را و می‌دارد تا کوچک باقی بماند اما بر خلاف نرم L_1 آن‌ها را صفر نمی‌کند. به طور کلی، رگرسیون لاسو با حذف ویژگی‌های کم‌اهمیت، به زیرمجموعه‌ای از پیش‌بینی‌کننده‌ها دست می‌یابد و رگرسیون رنج زمانی مفید است که یک داده "چند خطی"^{۶۰} باشد، یعنی به پیش‌بینی‌کننده‌هایی اشاره دارد که با سایر پیش‌بینی-کننده‌ها در ارتباط هستند.

۶- تشخیص هوشمند خطاها

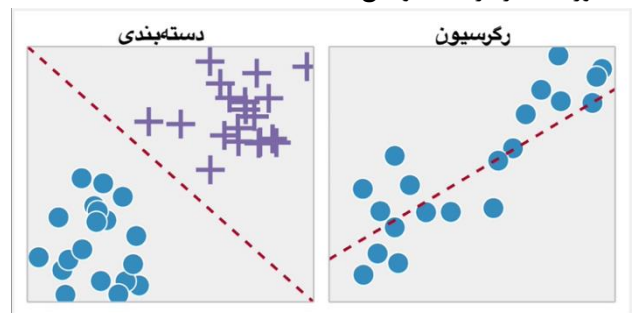
شیبه‌سازی بوبین یک کلید قدرت در نرم‌افزار کامسول انجام شده، سپس تشخیص خطای آن توسط داده‌هایی که از مدل استخراج



شکل (۱۷): نمونه‌ای از ساختار جنگل تصادفی با در نظر گرفتن چندین درخت تصمیم‌گیری [۲۱]

۵-۳-۲- تجزیه و تحلیل رگرسیون

تحلیل رگرسیون شامل چندین روش یادگیری ماشین است که امکان پیش‌بینی یک متغیر پیوسته (y) را بر اساس مقدار یک یا چند متغیر پیش‌بینی‌کننده (x) فراهم می‌کند [۱۷]. مهم‌ترین تمایز بین طبقه‌بندی و رگرسیون این است که طبقه‌بندی، برچسب طبقه‌های متمایز را پیش‌بینی می‌کند، در حالی که رگرسیون پیش‌بینی کمیت پیوسته را تسهیل می‌کند. شکل ۱۸ نشان‌دهنده تفاوت طبقه‌بندی و رگرسیون است. بین این دو الگوریتم یادگیری، اغلب همپوشانی نیز پیدا می‌شود. مدل‌های رگرسیون در حال حاضر به طور گسترده در انواع مختلف زمینه‌ها استفاده می‌شوند، از جمله پیش‌بینی مالی، تخمین هزینه، تحلیل روند، بازاریابی، تخمین سری زمانی، مدل‌سازی واکنش به دارو و بسیاری موارد دیگر. برخی از الگوریتم‌های شناخته‌شده رگرسیون به طور مختصر در ادامه توضیح داده شده‌اند.



شکل (۱۸): رگرسیون در مقابل دسته‌بندی [۲۱]

رگرسیون خطی ساده و چندگانه: این تکنیک یکی از محبوب‌ترین تکنیک‌های یادگیری ماشین و همچنین یک تکنیک رگرسیون معروف است. در این تکنیک، متغیر وابسته، پیوسته و مستقل است، متغیر(های) غیر وابسته می‌تواند پیوسته یا گسسته باشد و فرم خط رگرسیون، خطی است. رگرسیون خطی رابطه‌ای بین متغیر وابسته y و یک یا چند متغیر مستقل x (که به عنوان خط رگرسیون نیز شناخته

الگوریتم‌ها قابل فهم باشند. در جدول ۴ جزئیات دسته‌بندی داده‌ها قابل مشاهده است.

جدول (۴): جزئیات دسته‌بندی داده‌های تولید شده

برچسب	نوع خطا	پارامتر تغییر داده شده	میزان تغییر	شماره داده
۰	بدون خطا	V	$\pm 5\%$	۱ تا ۱۸
		N		۱۹ تا ۳۲
		D		۳۳ تا ۵۰
۱	خطای منبع ولتاژ	V	از $\pm 5\%$ تا $\pm 20\%$	۵۱ تا ۱۰۰
۲	خطای سیم‌پیچ	N		۱۰۱ تا ۱۵۰
۳	خطای ضامن	D		۱۵۱ تا ۲۰۰

علت اینکه برای حالت بدون خطا هر سه پارامتر موردنظر تغییر داده شده‌اند این است که الگوریتم تشخیص خطا تغییرات اندک هر سه پارامتر را دیده باشد و تغییرات جزئی یک متغیر را بصورت اشتباه به عنوان خطا در نظر نگیرد. در جدول ۵ نمونه‌ای از داده‌های تولید شده از هر دسته، به همراه برچسب‌ها و نام هر کدام از ستون‌های ماتریس تولیدی، قابل مشاهده است.

جدول (۵): نمونه‌ای از داده‌های تولید شده به همراه برچسب و نام ستون‌های ماتریس داده‌ها

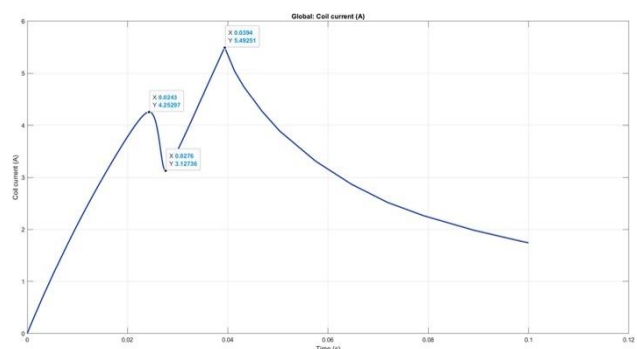
برچسب	T_v	T_{P2}	T_{P1}	I_v	I_{P2}	I_{P1}
۰	۰/۰۲۷۶	۰/۰۳۹۹	۰/۰۲۴۳	۳/۱۲۳۷	۵/۶۳	۴/۲۴
۱	۰/۰۲۶۵	۰/۰۳۹۶	۰/۰۲۳۴	۳/۲۵۳۹	۶/۱۷۳۱	۴/۳۵
۲	۰/۰۲۸۶	۰/۰۳۹۹	۰/۰۲۵۲	۲/۸۴۹۹	۴/۸۵۶۱	۳/۹۱
۳	۰/۰۲۸۰	۰/۰۳۷۸	۰/۰۲۴۷	۳/۱۸۲۸	۵/۱۷۱۵	۴/۳۰

ماتریس نهایی دارای ۲۰۰ سطر و ۷ ستون می‌باشد. در شکل ۲۰ پراکندگی داده‌ها در صفحات مختصات دو بعدی به ازای زوج متغیرهای $(I_{P1}$ و T_{P1}) و $(I_{P2}$ و T_{P2}) و $(I_v$ و $T_v)$ قابل مشاهده است. همانطور که قابل مشاهده است، الگوی تغییرات در زوج متغیرهای $(I_{P1}$ و $T_{P1})$ و $(I_v$ و $T_v)$ مشابه هم می‌باشد، اما تغییرات زوج متغیرهای $(I_{P2}$ و $T_{P2})$ از الگوی خاصی پیروی نمی‌کند و با توجه به اینکه تغییرات در متغیر T_{P2} بیشتر ناشی از خطا در کنتاکت‌های کمکی می‌باشد و در این پروژه خطای مربوط به این بخش بررسی نشده است، بنابراین این متغیر تاثیر اندکی در شناسایی خطاهای سایر قسمت‌ها دارد و همانطور که مشاهده می‌شود میزان تغییرات آن در نمودار اندک می‌باشد.

می‌شود، با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مختلف، پیاده‌سازی شده و بهترین الگوریتم انتخاب خواهد شد. الگوریتم‌های استفاده شده در این بخش عبارتند از: رگرسیون منطقی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و K-نزدیک‌ترین همسایه خواهند بود که این الگوریتم‌ها در قسمت قبل معرفی شده‌اند. بخش استخراج داده‌ها توسط نرم‌افزار MATLAB و با استفاده از اتصال آن به نرم‌افزار COMSOL Multiphysics انجام شده و بخش تشخیص خطا و آزمایش الگوریتم‌ها با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه scikit-learn انجام شده است.

۶-۱- روند تولید داده‌ها در مسئله حاضر

همانطور که پیش‌تر اشاره شد نقاط مشخصی در منحنی جریان سیم‌پیچ وجود دارند که در تعیین خطای سیم‌پیچ بسیار موثر هستند، این نقاط در شکل ۱۹ نمایش داده شده‌اند. مقادیر جریان و زمان مربوط به این نقاط با استفاده از تابع نوشته شده قابل استخراج هستند که از آن‌ها برای آموزش الگوریتم‌های مورد نظر استفاده خواهد شد.



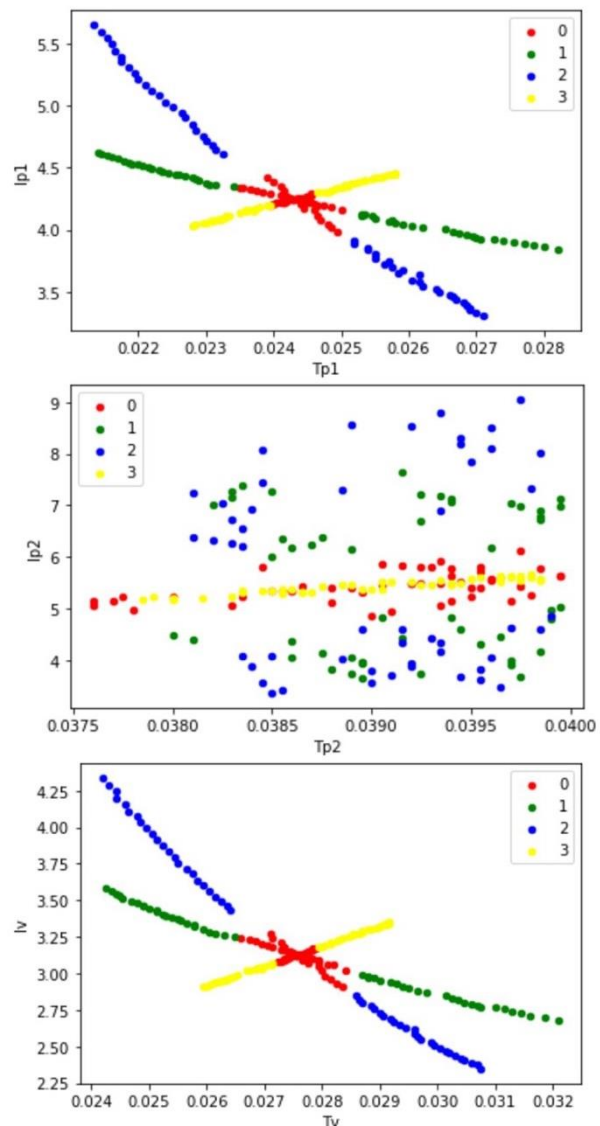
شکل (۱۹): منحنی جریان-زمان سیم‌پیچ در حالت بدون خطا در نرم‌افزار MATLAB و نقاط تاثیرگذار در تشخیص خطا

همانطور که پیش‌تر بیان شد برای شبیه‌سازی خطاها باید مقادیر پارامترهای مشخصی در مدل، تغییر داده شوند. برای خطاهای مربوط به سیم‌بندی، منبع ولتاژ و ضامن به ترتیب از تغییر در پارامترهای تعداد دور سیم (N)، مقدار ولتاژ ورودی (V) و ضریب دمپر (D) استفاده شده است. میزان تغییرات در پارامترها با توجه به اطلاعات موجود در دیتاشیت بوبین، در بازه‌ای به اندازه $\pm 5\%$ مقدار اولیه آن‌ها برای حالت سالم و از $\pm 5\%$ تا $\pm 20\%$ مقدار اولیه برای حالت دارای خطا در هر مورد انتخاب شده‌اند و گام‌های افزایش و کاهش مقادیر برای جلوگیری از اوورفیت شدن الگوریتم تشخیص خطا تقریباً بصورت تصادفی انتخاب شده‌اند. همچنین تعداد کل داده‌های ایجاد شده ۲۰۰ عدد در نظر گرفته شده است که برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین تعداد مناسبی می‌باشد. در این مجموعه داده ۲۰۰ عددی، ۴ دسته-بندی ۵۰ عددی وجود دارد که این ۴ دسته به ترتیب عبارتند از: حالت بدون خطا، خطای منبع ولتاژ، خطای سیم‌بندی و خطای ضامن که این دسته‌ها با برچسب‌هایی با شماره ۰ تا ۳ مشخص شده‌اند تا برای

جدول (۶): دقت عملکرد الگوریتم‌ها

نام الگوریتم	میانگین دقت روی مجموعه داده‌های آموزش در روش K-Fold	میانگین دقت روی مجموعه داده‌های آزمون در روش K-Fold	دقت روی مجموعه داده آزمون (۲۰٪ کل داده‌ها)
SVM با کرنل RBF	۰/۳۴۷۵	۰/۲۳۸۵	۰/۲۲۵
رگرسیون منطقی	۰/۲۰۹۱	۰/۱۱۹۴	۰/۱۷۵
درخت تصمیم-گیری	۱	۰/۸۸۶۹	۰/۸۷۵
KNN	۰/۹۵۶	۰/۹۰۵۸	۰/۹

همانطور که گفته شد ۲۰٪ از مجموعه داده‌های ۲۰۰ عددی (یعنی ۴۰ مجموعه داده) به عنوان داده تست برای الگوریتم‌های ذکر شده در نظر گرفته شده است. در شکل ۲۱ ماتریس درهم‌ریختگی^۶ مربوط به هر یک از الگوریتم‌های آزمایش شده قابل مشاهده می‌باشد، که برای چهار نوع برچسب مشخص شده با اعداد ۰ تا ۴ (در جدول ۴) ترسیم شده است. محور افقی بیانگر پیش‌بینی خطا (مربوط به هر یک از برچسب‌ها) می‌باشد در حالیکه محور عمودی برچسب واقعی آن را نشان می‌دهد. بنابراین قطر فرعی ماتریس که برچسب تخمینی با واقعیت یکسان است نشان‌دهنده پیش‌بینی صحیح بوده و سایر عناصر بیانگر تخمین نادرست الگوریتم می‌باشد. به عنوان مثال عنصر سوم از سطر اول، حالتی را نشان می‌دهد که خطایی وجود ندارد (برچسب ۰) اما الگوریتم به اشتباه خطای سیم‌پیچ (برچسب ۲) را تشخیص داده است که البته مقدار آن برای تمامی الگوریتم‌ها ۰ است و این بدان معناست که هیچ یک از الگوریتم‌ها این تشخیص اشتباه را نداشته‌اند. مقدار ۰ در این ماتریس با رنگ سرمه‌ای مشخص شده و مقادیر ۱۰ و ۱۱ که بزرگترین مقدار را برای الگوریتم‌ها به خود اختصاص داده اند با رنگ زرد نشان داده شده است و طیف رنگی مابین این دو رنگ مربوط به اعداد بین ۰ و بیشترین عدد هر ماتریس است. پس هرچه اعداد قطر فرعی که بیانگر تخمین صحیح است بزرگتر و رنگ آن به زرد نزدیک‌تر بوده و سایر عناصر با مقادیر کمتر و رنگ نزدیک به سرمه‌ای باشند، الگوریتم پیش‌بینی عملکرد بهتری ارائه داده است. همانطور که مشاهده می‌شود، ماتریس درهم‌ریختگی دو الگوریتم درخت تصمیم-گیری و KNN بسیار نزدیک به هم می‌باشند و هر دو دارای عملکرد مناسبی می‌باشند اما با توجه به اینکه دقت الگوریتم KNN بر روی داده‌های آزمون بالاتر می‌باشد، بنابراین این الگوریتم به عنوان الگوریتم تشخیص خطا انتخاب شده است.



شکل (۲۰): پراکندگی داده‌ها در صفحه مختصات

۶-۲- نتایج حاصل از الگوریتم‌ها

به منظور آماده‌سازی داده‌ها قبل از آموزش الگوریتم‌ها، ابتدا باید ترتیب داده‌ها به صورت تصادفی تغییر کرده و مجموعه داده را به دو مجموعه آموزش و آزمون تقسیم‌بندی کنیم که این کار با نسبت ۲۰٪ برای مجموعه آموزش و باقی داده‌ها برای مجموعه آموزش انجام می‌شود. برای آموزش الگوریتم‌ها از روش K-Fold استفاده می‌شود که در این روش داده آموزش به ۵ دسته تقسیم شده و الگوریتم ۵ بار روی این مجموعه داده آموزش داده می‌شود که هر بار یکی از این ۵ دسته به عنوان داده‌های آزمون و سایر داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی استفاده می‌شوند. نتایج مربوط به این بخش در جدول ۶ قابل مشاهده می‌باشد که نتیجه عملکرد چهار الگوریتم مختلف نمایش داده شده است. همانطور که در این جدول قابل مشاهده است بیشترین دقت مربوط به الگوریتم KNN می‌باشد.

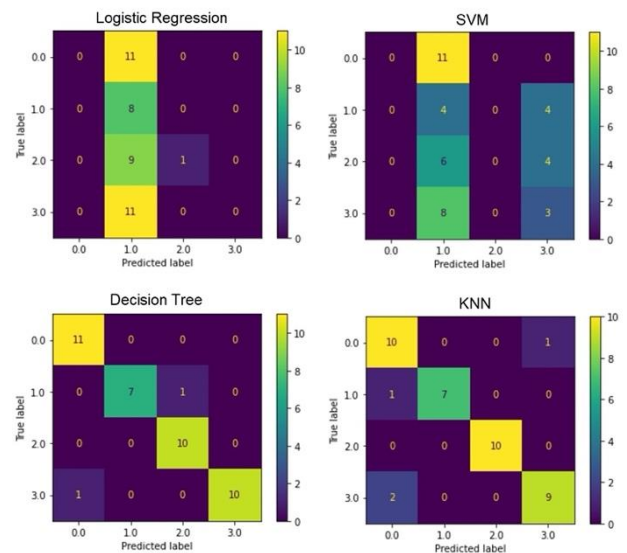
نمودار متمایل شده و زمان خیز در منحنی حرکت آرمیچر افزایش یافته است، که مطابق با آزمایشات واقعی می‌باشد.

سپس به کاربرد هوش مصنوعی و معرفی انواع الگوریتم‌های پر کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص خطا پرداخته شد. همچنین انواع داده‌ها در دنیای واقعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین مناسب هر نوع از این داده‌ها معرفی شد.

در نهایت، یک سیستم تشخیص خطا با استفاده از سیگنال جریان سیم‌پیچ کلید که از شبیه‌سازی آن در نرم‌افزار کامسول به دست می‌آید معرفی شد. برای تولید داده‌های موردنیاز برای آموزش الگوریتم یادگیری ماشین سیستم تشخیص خطا، ابتدا از داخل نرم‌افزار MATLAB به مدل شبیه‌سازی شده دسترسی ایجاد شد که به واسطه آن، دریافت اطلاعات از مدل و همچنین ایجاد تغییرات در آن امکان‌پذیر شد. با ایجاد تغییرات در پارامترهای تاثیرگذار در ایجاد خطا و شبیه‌سازی در حالات مختلف و استخراج اطلاعات مهم از سیگنال جریان در هر بار شبیه‌سازی و ذخیره آن‌ها در یک ماتریس، داده‌ها موردنیاز استخراج شدند. تعداد داده‌ها تولید شده ۲۰۰ عدد می‌باشد که در ۴ دسته‌ی بدون خطا، خطای منبع ولتاژ، خطای سیم‌بندی سیم‌پیچ و خطای ضامن دسته‌بندی شده‌اند که هر دسته شامل ۵۰ عدد داده می‌باشد. ماتریس داده نهایی دارای ۲۰۰ سطر و ۷ ستون می‌باشد که ۶ ستون مربوط به ویژگی‌های استخراج شده و ستون ۷ام مربوط به برچسب‌های هر داده است، که اعداد ۰ تا ۳ می‌باشند. به جهت آموزش الگوریتم‌ها، داده‌های موردنظر به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم شدند که ۲۰٪ آن‌ها مربوط به داده‌های آزمون می‌باشند. در نهایت چهار الگوریتم رگرسیون منطقی، درخت تصمیم‌گیری، SVM و KNN با استفاده از این داده‌ها آموزش شدند که دقت آن‌ها بر روی داده‌های تست به ترتیب ۱۷/۵٪، ۸۷/۵٪، ۲۲/۵٪ و ۹۰٪ به دست آمد. همانطور که قابل انتظار بود الگوریتم SVM به علت همپوشانی زیاد داده‌ها عملکرد مناسبی نداشت و بیشترین دقت مربوط به الگوریتم KNN بود و این الگوریتم برای سیستم تشخیص خطا انتخاب گردید. نحوه عملکرد برای تشخیص خطا به این صورت است که با هر بار عملکرد کلید قدرت، سیگنال جریان سیم‌پیچ دریافت و پس از استخراج مقادیر مهم برای تشخیص خطا از این سیگنال توسط تابع نوشته شده در نرم‌افزار MATLAB، این اطلاعات به عنوان ورودی به الگوریتم داده شده و خروجی الگوریتم که یک عدد بین ۰ تا ۳ می‌باشد، نشان دهنده وجود خطا و نوع آن و یا عدم وجود خطا خواهد بود.

مراجع

- [۱] ف. امینی‌فر، م. فرهومندی، " مفاهیم و مبانی ارزیابی تاب‌آوری در شبکه‌های برق"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، ۱۵(۳)، ۸۳-۹۱، ۲۰۱۸.
- [۲] م. عبدالله، ع.ا. رضی‌کاظمی، " تعیین ریسک خطا در کنتاکت‌های کلیدهای قدرت گازی مبتنی بر تحلیل فازی رفتار مقاومت



شکل (۲۱): ماتریس درهم‌ریختگی مربوط به هر یک از الگوریتم‌های آزمایش شده

نحوه عملکرد برای تشخیص خطا به این صورت است که سیگنال جریان سیم‌پیچ قطع دریافت شده و پس از استخراج مقادیر مهم برای تشخیص خطا از این سیگنال، این اطلاعات به عنوان ورودی به الگوریتم داده شده و تشخیص خطا در صورت وجود انجام می‌شود.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله در ابتدا کلیدهای قدرت SF_6 و خطاهای متداول آن‌ها به منظور پایش وضعیت این کلیدها معرفی شدند. با توجه به تطابق رویکرد نگهداری مبتنی بر وضعیت با شبکه‌های هوشمند آتی، در این مقاله سیگنال جریان بوبین (CC) به عنوان شاخص وضعیت کلید مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. به همین منظور سیم‌پیچ یک کلید قدرت در نرم‌افزار COMSOL Multiphysics طراحی شد که به وسیله آن سیگنال جریان سیم‌پیچ در حالت سالم و خطا، شبیه‌سازی شدند. همانطور که بیان شد، به وسیله این سیگنال امکان تشخیص و پیش‌بینی خطا در بخش‌های منبع تغذیه و سیم‌بندی سیم‌پیچ‌ها، ضامن و کنتاکت‌های کمکی وجود دارد. سعی شده این سیگنال تا حد زیادی شبیه به سیگنال جریان سیم‌پیچ در هنگام عملیات یک کلید قدرت واقعی باشد. پس از طراحی بوبین، با اعمال تغییرات در پارامترهای تاثیرگذار در ایجاد خرابی، خطاهای مختلف در این سیم‌پیچ شبیه‌سازی شده و تاثیر آن‌ها بر روی سیگنال جریان سیم‌پیچ و منحنی حرکت آرمیچر مشاهده شد. نتایج نشان می‌دهد که با کاهش ضریب دمپر، نوسان در حرکت آرمیچر مشاهده شد و به طبع آن سیگنال جریان نیز دچار نوسان شد. همچنین مشاهده شد که با افزایش ولتاژ و کاهش تعداد دور سیم‌پیچ، سیگنال جریان به سمت بالا و چپ نمودار جابجا شده و زمان خیز در منحنی حرکت آرمیچر کاهش یافته و با کاهش این دو پارامتر، سیگنال به سمت پایین و راست

- [25] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, et al., "Scikit-learn: machine learning in python", Journal of machine Learning research, Nov 2011.

زیر نویس ها

- ¹ Artificial Intelligence
- ² Condition-Based Maintenance
- ³ Coil Current
- ⁴ Latch
- ⁵ Machine Learning
- ⁶ Logistic Regression
- ⁷ Support Vector Machine (SVM)
- ⁸ Decision Tree (DT)
- ⁹ K-Nearest Neighbors (KNN)
- ¹⁰ Travel Curve
- ¹¹ Major Failures
- ¹² Minor Failures
- ¹³ Trip/Close Circuits
- ¹⁴ Trip and Close Coils
- ¹⁵ Real Time
- ¹⁶ 2D Axisymmetric
- ¹⁷ Time Dependent
- ¹⁸ Structured
- ¹⁹ Semi-Structured
- ²⁰ Unstructured
- ²¹ Classification
- ²² Regression
- ²³ Clustering
- ²⁴ Dimension Reduction
- ²⁵ Association Rule Learning
- ²⁶ Reinforcement Learning
- ²⁷ Data Driven
- ²⁸ Metadata
- ²⁹ Supervised Learning
- ³⁰ Unsupervised Learning
- ³¹ Semi-Supervised Learning
- ³² Reinforcement Learning
- ³³ Labeled
- ³⁴ Task-Driven Approach
- ³⁵ Association
- ³⁶ Data-Driven Approach
- ³⁷ Environment-Driven Approach
- ³⁸ Predictive Model
- ³⁹ Historical Data
- ⁴⁰ Test Data
- ⁴¹ Category
- ⁴² Binary Classification
- ⁴³ Multiclass Classification
- ⁴⁴ Multi-Label Classification
- ⁴⁵ Naive Bayes
- ⁴⁶ Linear Discriminant Analysis
- ⁴⁷ Sigmoid
- ⁴⁸ Regularization
- ⁴⁹ Over-Fitting

دینامیکی"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، ۱۶(۳)، ۱۱۰-۱۰۱، ۲۰۱۹.

- [3] B. Rusek, G. Balzer, M. Holstein, M. S. Claessens, "Timings of high voltage circuit-breaker", Electr. Power Syst. Res., vol. 78, no. 12, pp. 2011-2016, Dec. 2008.
- [4] F. N. Rudsari, A. A. Razi-Kazemi, M. A. Shoorehdeli, "Fault analysis of high-voltage circuit breakers based on coil current and contact travel waveforms through modified SVM classifier", IEEE Trans. Power Deliv., vol. 34, no. 4, pp. 1608-1618, Aug. 2019.
- [5] A. A. Razi-Kazemi, M. Vakilian, K. Niayesh and M. Lehtonen, "Data mining of online diagnosed waveforms for probabilistic condition assessment of SF₆ circuit breakers", IEEE Trans. Power Deliv., vol. 30, no. 3, pp. 1354-1362, Jun. 2015.
- [6] A. A. Razi-Kazemi, "Circuit breaker condition assessment through a fuzzy-probabilistic analysis of actuating coil's current", IET Gener. Transm. Distrib., vol. 10, no. 1, pp. 48-56, Jan. 2016.
- [7] A. A. Razi-Kazemi, M. Vakilian, K. Niayesh and M. Lehtonen, "Circuit-breaker automated failure tracking based on coil current signature", IEEE Trans. Power Deliv., vol. 29, no. 1, pp. 283-290, Feb. 2014.
- [8] T. Ji, L. Yi, W. Tang, M. Shi and Q. Wu, "Multi-mapping fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on mathematical morphology and wavelet entropy", CSEE J. Power Energy Syst., vol. 5, no. 1, pp. 130-138, 2019.
- [9] S. Wan and L. E. I. Chen, "Fault diagnosis of high-voltage circuit breakers using mechanism action time and hybrid classifier", IEEE Access, vol. 7, no. Vmd, pp. 85146-85157, 2019.
- [10] T. M. Lindquist, L. Bertling and R. Eriksson, "Circuit breaker failure data and reliability modelling", Gener. Transm. Distrib. IET, vol. 1, no. 2, pp. 324, 2007.
- [11] G. Balzer, D. Drescher, "A 3-305 evaluation of failure data of HV circuit-breakers", pp. 4-11, Apr. 2004.
- [12] A. Carvalho, "Final report of the 2004 – 2007 international enquiry on reliability of high voltage equipment", Electra, vol. 264, pp. 49-53, Oct. 2012.
- [13] A. A. Razi Kazemi and K. Niayesh, "Condition Monitoring of High Voltage Circuit Breakers: Past to Future", IEEE Trans. Power Deliv, pp. 1-1, Apr. 2020.
- [14] S. Zhao and E. Wang, "Fault diagnosis of circuit breaker energy storage mechanism based on current-vibration entropy weight characteristic and grey wolf optimization-support vector machine", IEEE Access, vol. 7, pp. 86798-86809, 2019.
- [15] L. Cao, "Data science: a comprehensive overview. ACM Comput Surv (CSUR)," 2017.
- [16] H. Sarker, A. S. M. Kayes, S. Badsha, H. Alqahtani, P. Watters and A. Ng, "Cybersecurity data science: an overview from machine learning perspective. J Big Data," 2020.
- [17] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, "Data mining: concepts and techniques," Amsterdam: Elsevier, 2011.
- [18] <http://iottech.blogfa.com/post/3>.
- [19] <https://radzad.com/structured-data/>.
- [20] <https://fa.wikipedia.org/wiki>.
- [21] I. H. Sarker, "Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research," SN Computer Science, 2021.
- [22] International Electrotechnical Commission (IEC), International Standard IEC 56.
- [23] <https://www.daneshjooyar.com>.
- [24] S. S. Keerthi, S.K. Shevade, C. Bhattacharyya, K. R. K. Murthy, "Improvements to platt's smo algorithm for svm classifier design," Neural Comput, 2001.

⁵⁰ Hyper Plan

⁵¹ Kernel

⁵² Radial Basis Function (RBF)

⁵³ Root

⁵⁴ Leaf Nodes

⁵⁵ Gini

⁵⁶ Entropy

⁵⁷ LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) and Ridge Regression

⁵⁸ Features

⁵⁹ L1 Regularization Technique

⁶⁰ Multicollinearity

⁶¹ Confusion Matrix

