

رابیندرا ناث شاو ا آنکوش گوش
سعد مخیلف ا والنتینا امیلیا بالاس

کاربرد AI و IoT در انرژی تجدیدپذیر

دکتر مؤید محسنی

ترجمک
arjomac
انتشارات ترجمک

کاربرد AI و IOT در انرژی تجدیدپذیر

هوش مصنوعی

توجه :

کتاب حاضر حاصل زحمات **دکتر مؤید محسنی** می‌باشد. فایل کتاب حاوی اطلاعات **DRM** (مدیریت حقوق دیجیتال) است. وقتی برای اولین بار فایل را باز می کنید، کد شناسایی کتاب به همراه آدرس **IP** سیستم شما ذخیره شده و زمانیکه آنلاین شوید، به سرور انتشارات ترجمک انتقال می یابد.

خواهشمند است به حقوق نگارنده و انتشارات ترجمک احترام گذاشته و از توزیع بدون مجوز فایل کتاب اجتناب نمایید. شما با خرید و دانلود این کتاب موافقت نموده اید که اطلاعات فایل **DRM** به سرور انتشارات ترجمک انتقال یابد و در صورت محرز شدن نقض حقوق صاحب اثر، کلیه خسارات حاصله در طی فرآیند حقوقی و مطابق قانون حمایت حقوق مؤلفان و مصنفان و هنرمندان و ناشران جمهوری اسلامی (مصوب دوازده اسفند ۱۳۶۵ یا بعد از آن) از شما دریافت شود.

از اینکه با عرضه مقرون به صرفه کتاب های الکترونیک و شکوفایی انتشارات ترجمک همیاری می کنید، سپاسگزاریم.

انتشارات ترجمک

https://tarjomac.ir/shop/

رابیندرا ناث شاو | آنکوش گوش

سعد مکلف | والنتینا امیلیا بالاس

کاربرد AI و IOT
در انرژی تجدیدپذیر

ترجمه

دکتر مؤید محسنی

ویراست اول

پاییز ۱۴۰۴

انتشارات ترجمک

شماره کتابشناسی ملی	:	۱۰۱۵۶۵۴۹
سرشناسنامه	:	محسنی، موید، ۱۳۶۴–، مترجم
شابک	:	۹۷۸–۶۲۲–۵۱۲۶–۱۵–۲، ۳۵۰۰۰۰۰ ریال
عنوان و نام پدیدآور	:	کاربرد AI و IOT در انرژی تجدیدپذیر/ رابیندرا ناث‌شاو...[و دیگران]؛ [ترجمه] موید محسنی
مشخصات نشر	:	همدان، ترجمک، ۱۴۰۴
مشخصات ظاهری	:	۲۲۸ص، جدول، نمودار
یادداشت		عنوان اصلی: Applications of AI and IoT in renewable energy, 2022.
موضوع	:	هوش مصنوعی –– کاربردهای صنعتی (Artificial intelligence -- Industrial applications)؛ اینترنت اشیاء –– کاربردهای صنعتی (Internet of things -- Industrial applications)؛ انرژی‌های پایان‌ناپذیر (Renewable energy sources)
رده بندی کنگره	:	TA347/H9
رده بندی دیویی	:	۰۰۶/۳

شناسنامه کتاب

نام کتاب: کاربرد AI و IOT در انرژی تجدیدپذیر

ترجمه: دکتر موید محسنی

ناشر: انتشارات ترجمک

صفحه آرایی: انتشارات ترجمک

طراحی جلد: محمدحسین گیوی

نوبت چاپ: اول، ۱۴۰۴

قیمت (چاپی): ۳۵۰۰۰۰ تومان

قیمت (ایبوک): ۱۴۵۰۰۰ تومان

چاپ: گروه نشر الکترونیک ترجمک

شابک (پرینت): ۹۷۸–۶۲۲–۵۱۲۶–۱۵–۲

شابک (ایبوک): ۹۷۸–۶۲۲–۵۱۲۶–۱۶–۹

تلفن تماس: ۰۹۱۸۱۵۰۶۱۰۰

تارنمای اینترنتی: https://tarjomac.com

ISBN : 978-622-5126-15-2

ISBN : 978-622-5126-16-9

عنوان (فارسی): کاربرد AI و IOT در انرژی تجدیدپذیر

عنوان (انگلیسی): Applications of AI and IoT in renewable energy

نویسنده:

رابیندرا ناث شاو | آنکوش گوش
سعد مکلف | والنتینا امیلیا بالاس
Rabindra Nath Shaw | Ankush Ghosh
Valentina Emilia | Saad Mekhilef Balas

مترجم:

دکتر موید محسنی
Moaied Mohseni, phd

شابک اورجینال:

ISBN: 978-981-16-1010-3 (hbk)
ISBN: 978-981-16-1013-4 (pbk)
ISBN: 978-981-16-1011-0 (ebk)

شابک ترجمه فارسی:

شابک (پرینت): ۲-۱۵-۵۱۲۶-۶۲۲-۹۷۸

شابک (ایبوک): ۹-۱۶-۵۱۲۶-۶۲۲-۹۷۸

سال انتشار: ۲۰۲۳ – الزوایر – آکادمیک پرس (چاپ اول)

کلیه حقوق این اثر برای انتشارات ترجمک محفوظ است. این اثر شامل کلیه قوانین حمایت حقوق مؤلفان و مصنفان و هنرمندان و ناشران جمهوری اسلامی می باشند (مصوب دوازده اسفند ۱۳۶۵ یا بعد از آن)، و بهره برداری بدون مجوز از آن به هر شکلی ممنوع است.

انتشارات ترجمک: سال ۱۴۰۴

همدان، صندوق پستی ۱۱۷-۶۵۹۱۵ tarjomac@gmail.com

نویسندگان:

رابیندرا نات شاو (Rabindra Nath Shaw)

افیلیشن: دانشکده مهندسی برق، الکترونیک و ارتباطات، دانشگاه گالگوتیاس، گریتر نویدا، هند

بیوگرافی: رابیندرا نات شاو عضو ارشد IEEE (ایالات متحده آمریکا) است و در حال حاضر سمت مدیر روابط بین‌الملل دانشگاه گالگوتیاس هند را بر عهده دارد. او فارغ‌التحصیل دانشکده فیزیک کاربردی دانشگاه کلکته هند است. او بیش از یازده سال سابقه تدریس در مؤسسات پیشرو مانند مؤسسه ملی فناوری موتیلال نهرو الله‌آباد هند، دانشگاه جاداوپور و سایر مؤسسات در سطوح UG و PG دارد. او با موفقیت بیش از پانزده کنفرانس بین‌المللی را به عنوان رئیس کنفرانس، رئیس انتشارات و ویراستار برگزار کرده است. او بیش از پنجاه مقاله پژوهشی نمایه شده در Scopus/WOS/ISI را در مجلات بین‌المللی و مجموعه مقالات کنفرانس منتشر کرده است. او ویراستار چندین کتاب از Springer و Elsevier است. زمینه اصلی تحقیقات او الگوریتم‌های بهینه‌سازی و تکنیک‌های یادگیری ماشین برای سیستم‌های قدرت، کاربرد اینترنت اشیا، انرژی‌های تجدیدپذیر و مبدل‌های الکترونیک قدرت است. او همچنین به عنوان هماهنگ‌کننده امتحانات دانشگاه، هماهنگ‌کننده MOOC دانشگاه، هماهنگ‌کننده کنفرانس دانشگاه و مسئول هیئت علمی، مرکز تعالی مهندسی برق و ادغام انرژی پاک فعالیت داشته است.

نیشاد مندیس (Nishad Mendis)

افیلیشن: مهندس ارشد برق – ذخیره انرژی بادی، خورشیدی و انرژی، DNV GL داکلندز، ملبورن، استرالیا

بیوگرافی: نیشاد مندیس مهندس ارشدی است که در گروه مشاوره انرژی DNV. GL در ملبورن، استرالیا مشغول به کار است. نیشاد پیش از پیوستن به DNV GL، به عنوان مهندس راه‌حل در Eltek روی طراحی پیاده‌سازی برنامه‌های کاربردی مبتنی بر ذخیره‌سازی انرژی، به عنوان مهندس طراحی و راه‌اندازی پست‌های فشار قوی در Alstom Grid و به عنوان مهندس طراحی ترانسفورماتور در Noratel کار می‌کرد. نیشاد بیش از ۱۵ سال سابقه حرفه‌ای دارد، از جمله مدرک

دکترا از دانشگاه ولونگونگ استرالیا و مدرک لیسانس مهندسی برق با افتخارات از دانشگاه موراتووا، سریلانکا. نیشاد همچنین در حال حاضر عضویت ارشد IEEE را دارد و به عنوان عضو هیئت اجرایی انجمن کاربردهای صنعتی IEEE فعالیت می‌کند. همچنین، او به عنوان عضو افتخاری دانشکده مهندسی برق دانشگاه دیکین، استرالیا، خدمت می‌کند. او در زمینه‌های مهندسی، مدیریت پروژه، فروش و مناقصه، تحقیق و توسعه تجربه دارد.

سعد مکلف (Saad Mekhilef)

افیلیشن: دپارتمان مهندسی برق، دانشگاه مالایا، کوالالامپور، مالزی

بیوگرافی: سعد مکلف، عضو IET و عضو ارشد IEEE است. او سردبیر وابسته IEEE Transaction on Power Electronics و Journal of Power Electronics است. او از ژوئن ۱۹۹۹ استاد دانشکده مهندسی برق دانشگاه مالایا است. او در حال حاضر رئیس دانشکده مهندسی و مدیر آزمایشگاه تحقیقاتی الکترونیک قدرت و انرژی‌های تجدیدپذیر PEARL است. او نویسنده و نویسنده همکار بیش از ٤٠٠ مقاله در مجلات و مجموعه مقالات بین‌المللی (۲۵۳ مقاله ISI) و پنج کتاب با بیش از ۱۷۰۰۰ استناد و ٦٤ شاخص H است. ۱۱٦ دانشجوی دکترا و کارشناسی ارشد تحت نظارت او فارغ‌التحصیل شده‌اند. او شش اختراع ثبت شده دارد. او اغلب برای ارائه سخنرانی‌های کلیدی در کنفرانس‌های بین‌المللی دعوت می‌شود. پروفسور سعد توسط تامسون رویترز (Clarivate Analytics) به عنوان یکی از محققان مهندسی پراستناد (Hi Ci) در جهان معرفی شده و در فهرست تأثیرگذارترین ذهن‌های علمی جهان: ۲۰۱۸ تامسون رویترز قرار دارد. او به طور فعال در مشاوره صنعتی برای شرکت‌های بزرگ در پروژه‌های الکترونیک قدرت مشارکت دارد. علایق تحقیقاتی او شامل تکنیک‌های تبدیل انرژی، کنترل مبدل‌های انرژی، انرژی‌های تجدیدپذیر و بهره‌وری انرژی است.

انکوش گوش (Ankush Ghosh)

افیلیشن: دانشکده مهندسی و علوم کاربردی، دانشگاه نئوتیا، کلکته، هند

بیوگرافی: انکوش گوش، دانشیار دانشکده مهندسی و علوم کاربردی، دانشگاه نئوتیا، هند و عضو هیئت علمی مدعو در دانشگاه جاداوپور، کلکته، هند است. او بیش از ۱۵ سال سابقه تدریس، تحقیق و همچنین صنعت دارد. او تجربیات تحقیقاتی برجسته‌ای دارد و بیش از ٦۰ مقاله پژوهشی در مجلات و کنفرانس‌های بین‌المللی منتشر کرده است. او عضو پژوهشی سلول فناوری پیشرفته

– DRDO، دولت هند بود. او توسط HRD، دولت هند، بورسیه ملی دریافت کرد. او مدرک دکترای (مهندسی) خود را در سال ۲۰۱۰ از دانشگاه جاداوپور، کلکته، هند دریافت کرد. تکالیف تدریس او در دوره‌های کارشناسی ارشد و دکتری شامل ریزپردازنده‌ها و میکروکنترلرها، هوش مصنوعی، اینترنت اشیا، سیستم‌های تعبیه‌شده و بلادرنگ و غیره است. او در تعدادی از سمینارها/کنفرانس‌های بین‌المللی، دوره‌های بازآموزی و FDPها سخنرانی‌های مدعو ارائه داده است. او تعداد زیادی از دانشجویان M.Tech و Ph.D. را راهنمایی کرده است. او عضو هیئت تحریریه هفت مجله بین‌المللی است.

معرفی کتاب

کتاب «*کاربردهای هوش مصنوعی و اینترنت اشیا در انرژی‌های تجدیدپذیر*»، چشم‌اندازی از آینده‌ی حوزه‌ها و کاربردهای ناشناخته‌ی هوش مصنوعی و اینترنت اشیا در سیستم‌های انرژی پایدار ارائه می‌دهد. ایده‌های ارائه شده در این کتاب توسط نتایج تحقیقات فنی اورجینال و منتشر نشده‌ای پشتیبانی می‌شود که موضوعاتی مانند سیستم‌های هوشمند انرژی خورشیدی، موتورهای هوشمند جریان مستقیم و مطالعه‌ی بهره‌وری انرژی خودروهای الکتریکی را پوشش می‌دهد. در تمام این حوزه‌ها و موارد دیگر، کاربردهای روش‌های هوش مصنوعی، از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های ژنتیک، منطق فازی و ترکیبی از موارد فوق در سیستم‌های هیبریدی گنجانده شده است.

این کتاب برای کمک به تولید راه‌حل‌های کم‌هزینه، هوشمند و کارآمد برای سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر طراحی شده است و برای محققان، دانشگاهیان و جوامع صنعتی که در مطالعه و پیش‌بینی عملکرد سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر فعالیت دارند، در نظر گرفته شده است.

ویژگی‌های کلیدی

- شمول کاربردهای آینده هوش مصنوعی و اینترنت اشیا در انرژی‌های تجدیدپذیر
- مبتنی بر مطالعات موردی جهت تامین زمینه‌ای از زندگی واقعی برای هر فصل
- معرفی پیشرفت‌های انرژی‌های تجدیدپذیر حاصل از کاربرد هوش مصنوعی و اینترنت اشیا به همراه جزئیات فنی و داده‌ها

فهرست مندرجات در یک نگاه

عنوان صفحه

فصل ۱- الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تابش خورشیدی فتوولتائیک و دما در ریزشبکه ۱

فصل ۲- تقویت عایدی ژنراتورها در سیستم‌های قدرت هماهنگ M2M تجدیدپذیر با نفوذ بالا ۱۸

فصل ۳- کنترل سرعت هوشمند نظارتی مبتنی بر انرژی برای سیستم انرژی تجدیدپذیر کشندی متصل به شبکه برای بیشینه کردن کارایی ۳۱

فصل ۴- یک سیستم مدیریت انرژی هوشمند حاصل تلفیق منابع انرژی پیوندی خورشیدی/بادی/باتری برای ریزشبکه هوشمند DC یک دانشگاه هوشمند ۵۴

فصل ۵- اینترنت اشیا در تولید انرژی تجدیدپذیر برای پایستگی انرژی با استفاده از هوش مصنوعی ۸۴

فصل ۶- سیستم انرژی تجدیدپذیر برای مدل اینترنت اشیاء صنعتی با استفاده از AI -تلفیقی ۱۰۱

فصل ۷- رویکرد متمرکز مکان‌یابی هوشمند خطا برای سیستم‌های ریزشبکه جزیره‌ای مبتنی بر انرژی تجدیدپذیر. ۱۲۳

فصل ۸- مدلسازی ایستگاه شارژ خودروهای الکتریکی با استفاده از سیستم فتوولتائیک خورشیدی با کنترلر منطق فازی ۱۴۳

فصل ۹- پیش‌بینی تولید انرژی خورشیدی مبتنی بر آب و هوا و تشخیص ناهنجاری ۱۵۹

فصل ۱۰- تحلیل RMSE و MAPE برای پیش‌بینی تابش خورشیدی کوتاه‌مدت، انرژی خورشیدی و بار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بازگشتی ۱۷۱

فصل ۱۱- مطالعه و تحلیل مقایسه‌ای الگوریتم‌های اختلال و مشاهده (P&O) و PV-MPPT مبتنی بر منطق فازی..... ۱۸۴

فصل ۱۲- راهبرد کنترلی برای طراحی و ارزیابی عملکرد سیستم انرژی تجدیدپذیر پیوندی با استفاده از کنترلر شبکه عصبی ۲۰۰

واژه نامه ۲۱۳

فهرست مندرجات کتاب

عنوان صفحه

فصل ۱- الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تابش خورشیدی فتوولتائیک و دما در ریزشبکه ۱

۱-۱ مقدمه ۱

۱-۲ کار پیشنهادی ۳

۱-۳ نتایج شبیه‌سازی و مقایسه ۱۲

۱-۴ نتیجه‌گیری ۱۵

منابع فصل ۱۵

فصل ۲- تقویت عایدی ژنراتورها در سیستم‌های قدرت هماهنگ M2M تجدیدپذیر با نفوذ بالا ۱۸

۲-۱ مقدمه ۱۸

۲-۲ فرمولاسیون مشکل ۲۰

۲-۳ الگوریتم ۲۱

۲-۴ تکنیک نقطه داخلی و شرط KKT ۲۲

۲-۵ نتایج تست و بحث ۲۳

۲-۶ نتیجه‌گیری ۲۹

منابع فصل ۲۹

فصل ۳- کنترل سرعت هوشمند نظارتی مبتنی بر انرژی برای سیستم انرژی تجدیدپذیر کشندی متصل به شبکه برای بیشینه کردن کارایی ۳۱

۳-۱ مقدمه ۳۱

۳-۲ مدلسازی سیستم تبدیل جریان دریایی ۳۴

۳-۳ کنترل ژنراتور سنکرون آهنربای دائم با استفاده از روش پاسیویتی ۳۶

۳-۴ محاسبه کنترلر سرعت مبتنی بر پاسیویتی ۴۰

۳-۵ کنترل مبدل سمت شبکه ۴۴

۳-۶ نتایج شبیه‌سازی و تجربی ۴۵

۳-۷ نتیجه‌گیری ۵۲

منابع فصل ۵۲

فصل ۴- یک سیستم مدیریت انرژی هوشمند حاصل تلفیق منابع انرژی پیوندی خورشیدی/بادی/باتری برای ریزشبکه هوشمند DC یک دانشگاه هوشمند ۵۴

۴-۱ مقدمه ۵۴

۴-۲ توصیف ریاضی سیستم انرژی هیبرید ۵۸
۴-۳ توصیف ریاضی سیستم انرژی هیبرید ۶۵
۴-۴ نتایج عددی ۷۰
۴-۵ نتیجه‌گیری ۸۱
منابع فصل ۸۱

فصل ۵- اینترنت اشیا در تولید انرژی تجدیدپذیر برای پایستگی انرژی با استفاده از هوش مصنوعی ۸۴

۵-۱ مقدمه ۸۴
۵-۲ کارهای مرتبط ۸۶
۵-۳ روش پیشنهادی ۸۸
۵-۴ یادگیری Q - عمیق ۹۱
۵-۵ تجزیه و تحلیل نتایج و بحث ۹۵
۵-۶ نتیجه‌گیری و کارهای آینده ۹۷
منابع فصل ۹۸

فصل ۶- سیستم انرژی تجدیدپذیر برای مدل اینترنت اشیاء صنعتی با استفاده از AI -تلفیقی ۱۰۱

۶-۱ مقدمه ۱۰۱
۶-۲ کارهای مرتبط ۱۰۳
۶-۳ اینترنت اشیا در بخش انرژی‌های تجدیدپذیر ۱۰۴
۶-۴ متدولوژی پیشنهادی ۱۰۷
۶-۶ تحلیل نتایج ۱۱۶
۶-۷ نتیجه‌گیری ۱۱۸
منابع فصل ۱۱۹

فصل ۷- رویکرد متمرکز مکان‌یابی هوشمند خطا برای سیستم‌های ریزشبکه جزیره‌ای مبتنی بر انرژی تجدیدپذیر. ۱۲۳

۷-۱ مقدمه ۱۲۳
۷-۲ چالش‌های شناسایی اختلال ۱۲۵
۷-۳ ملزومات ایجاد دسته بند ۱۲۷
۷-۴ روش محلی‌سازی خطای متمرکز ۱۳۰
۷-۵ شبیه‌سازی‌های عددی ۱۳۴
۷-۶ نتیجه‌گیری ۱۳۹
منابع فصل ۱۴۰

فصل ۸- مدلسازی ایستگاه شارژ خودروهای الکتریکی با استفاده از سیستم فتوولتائیک خورشیدی با کنترلر منطق فازی ۱۴۳

۸-۱ مقدمه ۱۴۳
۸-۲ اجزای ایستگاه شارژ ۱۴۴
۸-۳ راهبردهای سیستم‌های کنترل ۱۴۷
۸-۴ شبیه‌سازی و نتیجه ۱۵۳
۸-۵ نتیجه‌گیری ۱۵۷
منابع فصل ۱۵۷

فصل ۹- پیش‌بینی تولید انرژی خورشیدی مبتنی بر آب و هوا و تشخیص ناهنجاری ۱۵۹
۹-۱ مقدمه ۱۵۹
۹-۲ پیش‌بینی تولید برق خورشیدی ۱۶۲
۹-۳ آزمایش‌ها و نتایج ۱۶۴
۹-۴ نتیجه‌گیری و کارهای آینده ۱۶۹
منابع فصل ۱۶۹

فصل ۱۰- تحلیل RMSE و MAPE برای پیش‌بینی تابش خورشیدی کوتاه‌مدت، انرژی خورشیدی و بار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بازگشتی ۱۷۱
۱۰-۱ مقدمه ۱۷۱
۱۰-۲ بازنگری پیشینه و متون ۱۷۲
۱۰-۳ روش پیش‌بینی ۱۷۳
۱۰-۴ شبکه عصبی مصنوعی ۱۷۳
۱۰-۵ توصیف داده‌ها ۱۷۵
۱۰-۶ نشانگرهای کلیدی عملکرد ۱۷۶
۱۰-۷ نتایج و بحث ۱۷۶
۱۰-۸ نتیجه‌گیری ۱۸۱
منابع فصل ۱۸۱

فصل ۱۱- مطالعه و تحلیل مقایسه‌ای الگوریتم‌های اختلال و مشاهده (P&O) و PV-MPPT مبتنی بر منطق فازی..... ۱۸۴
۱۱-۱ مقدمه ۱۸۴
۱۱-۲ سیستم فتوولتائیک ۱۸۵
۱۱-۳ سیستم ردیابی نقطه حداکثر توان ۱۸۸
۱۱-۴ نتایج شبیه‌سازی و بحث ۱۹۶
۱۱-۵ نتیجه‌گیری ۱۹۷
منابع فصل ۱۹۷

فصل ۱۲- راهبرد کنترلی برای طراحی و ارزیابی عملکرد سیستم انرژی تجدیدپذیر پیوندی با استفاده از کنترلر شبکه عصبی ۲۰۰
۱۲-۱ مقدمه ۲۰۰
۱۲-۲ مدلسازی سیستم قدرت هیبریدی ۲۰۱
۱۲-۳ راهبرد کنترلی ۲۰۳
۱۲-۴ کنترل تناسبی-انتگرالی-مشتقی و شاخص عملکرد ۲۰۵
۱۲-۵ نتایج شبیه‌سازی و بحث ۲۰۵
۱۲-۶ نتیجه‌گیری ۲۱۰
منابع فصل ۲۱۱

واژه نامه ۲۱۳

فصل ۱

الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تابش خورشیدی فتوولتائیک و دما در ریزشبکه

یونس زهراوی، ابراهیم الحمرونی، سعد مکلف و م. ریاس الدین بصیر خان[1]

۱-۱ مقدمه

رشد سیستم‌های شبکه برق مقررات‌زدایی‌شده در نیروگاه‌های غیرمتمرکز، مسائلی از جمله کاهش کیفیت توان و خطرات افزایش گازهای گلخانه‌ای (GHGs)[2] را ایجاد کرده است. حل این مسائل منجر به تزاید گسترده ریزشبکه (MG)[3] شده است [۱]. مفهوم MG بُعد جدیدی را به سیستم‌های برق متمرکز اضافه کرده است. بنابراین یک MG اساساً می‌تواند ترکیبی بهینه از منابع انرژی توزیع شده (DERs)[4] و ژنراتورهای عادی فراهم نماید [۲]. MGها جنبه‌هایی مانند هوش مصنوعی، سیستم‌های ذخیره‌سازی انرژی و فناوری‌های کنترل را در خود تلفیق کرده‌اند. بنابراین این ترکیب باعث می‌شود MG ویژگی‌های فیزیکی منحصر به فردی در برابر حملات سایبری داشته باشد، پایایی و تاب‌آوری را بهبود بخشد و GHG را کاهش دهد [۳].

پیش‌بینی نفوذ توان DERها بعنوان ورودی سیستم مدیریت انرژی در MG ضروری است، بویژه آن دسته از منابع انرژی تجدیدپذیر (RE)[5] که در MG تلفیق شده و ماهیتی متناوب دارند و تحت تأثیر شرایط آب و هوایی تغییر می‌کنند. بنابراین، پیش‌بینی مناسب توزیع توان می‌تواند میزان توان مورد نظر برای تحویل توسط DERهای موجود را برای برنامه‌ریزی تولید برق و بهره‌برداری پایا پیش‌بینی کند و اثربخشی اقتصادی MG را بهبود بخشد [٤].

پیش‌بینی کارکردی است که می‌تواند به روش‌های مختلفی بر اساس عوامل مختلفی مانند میزان داده‌های جمع‌آوری شده و ورودی مدل مورد استفاده انجام شود. این عوامل به طور قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی تأثیر می‌گذارند [٥]. در کارهای قبلی، عمدتاً می‌توان به تکنیک‌های متعددی رجوع کرد

[1] Younes Zahraoui, Ibrahim Alhamrouni, Saad Mekhilef and M. Reyasudin Basir Khan
[2] Greenhouse Gases
[3] Microgrid
[4] Distributed Energy Resources
[5] Renewable Energy

که برای پیش‌بینی نفوذ توان بر اساس پیش‌بینی هواشناسی مانند تابش خورشیدی، دما و سرعت باد به کار گرفته شده‌اند. مطالعات ارزشمندی از روش‌های کلاسیک استفاده کرده‌اند همانند مرجع [٦]، که از مدل یادگیری تقویتی عمیق مبتنی بر مدل همراه با رویکرد درخت مونته کارلو[1] برای برنامه‌ریزی MG مسکونی استفاده کرده‌اند. در مرجع [٧] ماتریس انتقال مارکوف[2] برای خلق مدل پیش‌بینی برای پیش‌بینی میزان دما و تابش خورشیدی در MG با استفاده از داده‌های ٤ ساله پیشنهاد کرده‌اند. در مرجع [٨] یک سیستم مدیریت انرژی برای برنامه‌ریزی عملیات MG با استفاده از روش کلاسیک مبتنی بر اطلاعات هواشناسی تاریخی از نیروگاه فتوولتائیک (PV)[3] ایجاد شده است. در مرجع [٩] یک الگوریتم پیش‌بینی پویای هوشمند پیشنهاد شده است که توان لازم برای روز بعد از DERها را پیش‌بینی می‌کند و امکان برنامه‌ریزی بار را فراهم می‌کند. اسکولاری و همکاران[4] [١٠] رویکردی را برای ارزیابی فواصل پیش‌بینی فوق کوتاه‌مدت و کوتاه‌مدت برای تابش خورشیدی با استفاده از الگوریتم k-means ارائه دادند. در مرجع [١١] نویسندگان پیش‌بینی عددی آب و هوا (NWP)[5] را برای برنامه‌ریزی تابش منطقه‌ای روز بعد که به مشاهدات داده‌های ماهواره‌ای متکی است، معرفی می‌کنند. در مرجع [١٢] از یک استراتژی پیش‌بینی آب و هوای پایدار استفاده شده است که دمای پیش‌بینی‌شده و تابش را در یک دوره پیش‌بینی از پیش تعیین‌شده ثابت نگه می‌دارد.

در طول سالیان، محققان زیادی دریافتند که کاربرد تکنیک‌های یادگیری ماشین (ML)[6] و یادگیری عمیق (DL)[7] برای ساخت مدل‌های خود نسبت به روش های کلاسیک دارای عملکرد بالاتری است. به عنوان مثال، در مرجع [١٣] از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (NN)[8] مبتنی بر الگوریتم که با الگوریتم ژنتیک تطبیق داده شده است، برای بهبود مصرف محلی بار برای MG تولید برق PV با خودروهای برقی پلاگین استفاده شد. در مرجع [١٤] یک مدل NWP مبتنی بر NN برای MG با در نظر گرفتن عوامل و پارامترهای آب و هوایی بسیاری مانند پوشش ابر و دما تهیه شده است. کار پیشنهادی برای پیش‌بینی توان تولید شده در MG مسکونی استفاده شده است. در مرجع [١٥] نویسندگان حافظه کوتاه‌مدت طویل (LSTM)[9] و شبکه عصبی بازگشتی (RNN)[10] را برای پیش‌بینی سری زمانی پیشنهاد

[1] Monte Carlo Tree Approach
[2] Markov Transition Matrix
[3] Photovoltaic
[4] Scolari et al.
[5] Numerical Weather Prediction
[6] Machine Learning
[7] Deep Learning
[8] Neural Network
[9] Proposed Long Short-Term Memory
[10] Recurrent Neural Network

کردند، مدل توسعه‌یافته برخی از کاستی‌های مطالعات قبلی مانند گرادیان انفجاری در طول آموزش را برطرف کرده است. هرچند برخی از مطالعات از این تکنیک‌ها برای پیش‌بینی تابش و دمای خورشیدی کوتاه‌مدت استفاده کرده‌اند، همانند مرجع [۱۶] که از K–نزدیک‌ترین همسایه‌ها (KNN)[1] برای طبقه‌بندی انواع آب و هوای محلی روزانه برای پیش‌بینی تابش خورشیدی کوتاه‌مدت PV و دما در روز پیش رو با استفاده از داده‌های عملیاتی از MG متصل به شبکه اصلی استفاده شده است. در مرجع [۱۷] نویسندگان از مدل رگرسیون خطی (LR)[2] برای پیش‌بینی تابش خورشیدی استفاده کردند. در این مدل، نحوه تغییر زمان درون روز توان خروجی در پیش‌بینی چارچوب کوتاه‌مدت ادغام شد. شی و همکاران[3] [۱۸] یک مدل پیش‌بینی تولید انرژی خورشیدی کوتاه‌مدت برای یک ایستگاه PV بر اساس داده‌های آب و هوا و توان خروجی تاریخی با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)[4] ارائه کردند. جدول ۱–۱ مزایا و کاستی‌های تکنیک‌های ML و DL موجود مورد استفاده در پیش‌بینی تابش خورشیدی کوتاه‌مدت و دما را شرح می‌دهد.

این کار به تبیین این مسائل می‌پردازد و با مباحث زیر همیاری می‌کند. ما ابتدا کارهای مرتبط را ارائه کرده‌ایم. سپس روش‌های پیشنهادی ML برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تابش و دمای خورشیدی فتوولتائیک مانند مدل‌های LR، رگرسیون RF، KNN، SVM با استفاده از درج ویژگی با استفاده از ویژگی زمانی را توضیح داده‌ایم. بخش بعدی تنظیمات آزمایشی را ارائه کرده و نتایج به‌دست‌آمده از مجموعه‌ای از داده‌های واقعی از ایستگاه فتوولتائیک متشکل از مجموعه داده‌های متعادل تحت عوامل مختلف را مورد بحث قرار می‌دهد و تکنیک‌های یادگیری ماشین پیشنهادی مقایسه شده‌اند. در نهایت نتیجه‌گیری شده است.

۱–۲ کار پیشنهادی

۱–۲–۱ بازنگری

دوره زمانی بعدی مورد استفاده برای پیش‌بینی خروجی تابش خورشیدی و دما، افق پیش‌بینی در نظر گرفته می‌شود، بنابراین، در پیشینه قبلی، افق پیش‌بینی را بر اساس میزان مجموعه داده‌ها، همانطور که در جدول ۱–۲ نشان داده شده است، به سه نوع طبقه‌بندی کرده‌اند [٤].

[1] K-Nearest Neighbors
[2] Linear Regression
[3] Shi et al.
[4] Support Vector Machines

کوتاه‌مدت: در دوره پیش‌بینی از ثانیه تا کمتر از ۳۰ دقیقه استفاده می‌شود. هرچند محققان دیگر بین ۱ دقیقه تا بیش از ساعت را در نظر گرفته‌اند. این نوع پیش‌بینی برای زمان‌بندی منابع انرژی پراکنده (DERs) و به حداقل رساندن هزینه بهره‌برداری و فرآیند بازیابی بسیار مهم است.

میان‌مدت: می‌تواند بین ٦ تا ٢٤ ساعت، ١ روز، ١ هفته و یک ماه آینده را در بر بگیرد. این برای برنامه‌ریزی تعمیر و نگهداری و زمان‌بندی میان‌مدت منابع تولید پراکنده (DER) و بارها ضروری است.

جدول ۱-۱ تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق که در مدل پیش‌بینی کوتاه مدت اعمال می‌شوند.

مرجع	تکنیک	افق پیش‌بینی	مزایا	معایب
Cao and Cao [۱۹]	ANN	پیش‌بینی کوتاه‌مدت	• مدیریت تعداد زیادی از مجموعه داده‌ها. • توانایی کار با داده‌های ناقص. • استفاده از حافظه توزیع‌شده	• نیاز به عملکرد سخت‌افزاری بالا. • داده‌های آموزشی برای پردازش به زمان نیاز دارند.
Pedro and Coimbra [۲۰]	KNN	پیش‌بینی کوتاه‌مدت	• پیاده‌سازی آسان. • در طول فرآیند پیش‌بینی نیازی به آموزش ندارد. • از آموزش درس نمی‌گیرد.	• مقیاس‌بندی پارامترها. • با داده‌های بزرگ کار نمی‌کند. • با داده‌های با ابعاد بزرگ کار نمی‌کند.
Manoj Kumar and Subathra [۲۱]	جنگل تصادفی (RF)	پیش‌بینی کوتاه‌مدت	• می‌تواند برای حل مسئله طبقه‌بندی استفاده شود. • مقادیر گمشده را به راحتی مدیریت می‌کند. • کمتر تحت تأثیر نویز قرار می‌گیرد.	• پیچیدگی پیاده‌سازی. • مقیاس‌بندی پارامترها. • به زمان بسیار بیشتری برای آموزش نیاز دارد.
Cao and Lin [۲۲]	RNN	پیش‌بینی کوتاه‌مدت	• ورودی‌های پردازش با هر طولی. • پیش‌بینی‌کننده سری زمانی قدرتمند.	• محاسبات کند. • داده‌های آموزشی می‌توانند دشوار باشند. • انفجار گرادیان.

Wang et al. [۱۶]	SVM	پیش‌بینی کوتاه‌مدت	• اثربخشی در ابعاد بالا. • مشکل بیش‌برازش کمتر است. • در مجموعه داده‌های بدون دانش مفید است.	• زمان آموزش طولانی. • دشواری تنظیم پارامترهای ابر.
Ramsami and Oree [۲۳]	LR	پیش‌بینی کوتاه‌مدت	• پیاده‌سازی آسان‌تر. • بیش‌برازش را به راحتی مدیریت می‌کند. • r قوی‌تر در مجموعه داده‌های خطی.	• حساس به داده‌های پرت. • مستعد کم‌برازش.

جدول ۱-۲ تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مورد استفاده در پیش‌بینی تابش و دمای خورشید بر اساس مقدار مجموعه داده‌ها.

مولفان	کشور مجموعه داده PV	افق پیش‌بینی	خطای پیش‌بینی	روش	مقدار مجموعه داده
زرین‌دست و اویسی [۲۴]	چین	۱۶۰ ساعت	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) = 10%	SVM	مجموعه داده‌های گردآوری‌شده ۱۱ ماه است، با فاصله داده ۱۵ دقیقه و میانگین زمان تابش خورشیدی روزانه ۱۳ ساعت.
مرادزاده و همکاران [۵] اسلم و همکاران [۲۵]	آفریقا	۲۴ ساعته	RMSE = 3.243%	LSTM	مجموعه داده‌های جمع‌آوری‌شده شامل ۵۷۶۰ نمونه و ۱۱ ویژگی به عنوان ورودی مدل پیشنهادی است.
اسلام و همکاران [۲۵]	کره	۲۴ ساعته	RMSE = 5.6705%	RF	داده‌های تابش خورشیدی ساعتی و روزانه تاریخی از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ جمع‌آوری شده و تعداد ویژگی‌های ورودی ۱۱ است.
کانگ و همکاران [۲۶]	کره	۲۴ ساعته	RMSE = 10%	LR	مجموعه داده‌ها ۴ سال است که با تجزیه و تحلیل داده‌های تابش خورشیدی در سه دوره زمانی ۱۱ صبح، ۱ بعد از ظهر و ۳ بعد از ظهر جمع‌آوری شده است.

کومار و همکاران [۱۵]	امارات متحده عربی	۲۴ ساعته	RMSE = 11.62%	RNN	مقدار مجموعه داده‌ها ۷۴۴ ساعت است که از ژانویه آغاز شده است.
لوا و همکاران [۲۷]	ایتالیا	۲۴-۷۲ ساعته	RMSE = 15%	ANN	داده‌های تجزیه و تحلیل شامل ۲۴۰ روز پیش‌بینی بود که سه ورودی در مدل پیش‌بینی استفاده شد.
دولارا و همکاران [۲۸]	ایالات متحده	۲۴ ساعته	RMSE = 10.03	Persistent model	داده‌ها از نوامبر ۲۰۰۹ تا آگوست ۲۰۱۱ جمع‌آوری شده‌اند. داده‌های قبل از ژانویه ۲۰۱۱ به عنوان داده‌های آموزشی استفاده شده‌اند.

بلندمدت: برای پیش‌بینی ۲٤ ساعت، ماه‌ها و سال‌ها از قبل استفاده می‌شود. این نوع پیش‌بینی معمولاً در پیش‌بینی فصلی، تعیین اندازه تأسیسات و پیش‌بینی هزینه بهره‌برداری در درازمدت استفاده می‌شود.

۱-۲-۲ رویکردهای مختلف

یادگیری ماشینی یک فرآیند سیستماتیک و محاسبه آماری برای بدست آوردن مدل اطلاعاتی از داده‌های ورودی بدون انجام عملیات جبری در خروجی‌های منطقی است. این فرآیند سیستماتیک بر پیش‌بینی با استفاده از رایانه‌ها و چندین معادله بهینه‌سازی ریاضی تمرکز دارد که می‌توانند مجموعه داده‌های خطی، غیرخطی و غیرایستا را مدیریت کنند. یادگیری ماشین بسته به داده‌های مورد استفاده به سه نوع وظیفه طبقه‌بندی می‌شود: نظارت‌شده، نظارت‌نشده و نیمه‌نظارت‌شده [۲۹].

اخیراً علاقه فزاینده‌ای به بکارگیری یادگیری ماشین در MG برای پیش‌بینی توزیع توان از DERهای تناوبی، به منظور افزایش دقت پیش‌بینی و کمینه سازی خطا وجود داشته است. بنابراین، مقدار قابل توجهی از داده‌های سری زمانی تاریخی از خروجی پارامترهای DER و متغیرهای هواشناسی متناظر آن برای تنظیم مدل پیش‌بینی تولید برق در MG استفاده می‌شود. داده‌های سری زمانی تاریخی در مدل پیش‌بینی به دو مجموعه تقسیم می‌شوند: داده‌های آموزشی و آزمایشی. داده‌های آموزشی برای یادگیری مدل جهت پیش‌بینی مقادیر آینده استفاده می‌شود، در حالی که داده‌های آزمایشی برای اعتبارسنجی مدل پیش‌بینی و محاسبه مقدار خطای مدل مورد نظر استفاده می‌شوند.

در بخش زیر محبوب‌ترین تکنیک‌های ML نظارت شده که برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تابش خورشیدی و دما استفاده شده‌اند، را شرح می‌دهیم.

۱-۲-۲-۱ رگرسیون خطی

LR رایج‌ترین مدل پیش‌بینی در ML برای تشخیص مقادیر رابطه‌ای ورودی‌ها است. ساختار ریاضی این مدل نظارت‌شده را می‌توان به صورت زیر ارائه داد. مجموعه داده‌های داده شده به صورت زیر است: $D = \{(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(M)}, y^{(M)})\}$ با $x^{(m)}, y^{(m)} \in R \; for \; m = 1, \dots, M$. هدف پیش‌بینی مقادیر y بر اساس مقادیر ورودی x است. مدل خطی LR را می‌توان به صورت زیر بدست آورد:

$$f(x, w) = x^T w + b \qquad (۱-۱)$$

که در آن w و b یک مقدار ثابت در تابع $f(x, w)$ و T بردار ویژگی ورودی‌های x است. لازم به ذکر است که بردار ورودی $x^{(m)}$ باید شامل ستونی از یک‌ها باشد. ورودی x را می‌توان با یک تابع غیرخطی در فضای مجموعه داده‌های نشان داده شده نمایش داد، بنابراین LR قادر به تناسب اهداف غیرخطی است، همانطور که در شکل ۱-۱ نشان داده شده است.

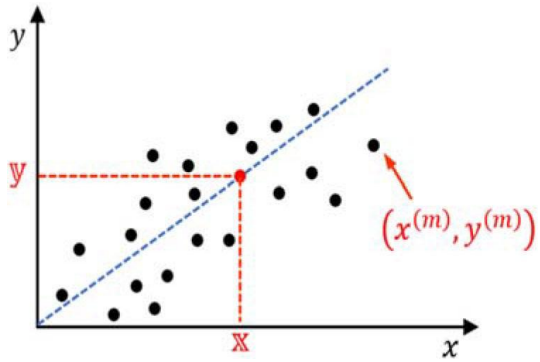
۱-۲-۲-۲ رگرسیون جنگل تصادفی

جنگل تصادفی (RF)[1] یک تکنیک رگرسیون است که کارایی تکنیک‌های ML گوناگون در پیش‌بینی مقدار یک متغیر را تلفیق می‌کند. RF را می‌توان برای مسائل نوع رگرسیون یا طبقه‌بندی از طریق دریافت یک بردار ورودی (x) و به دست آوردن تخمین متغیر وابسته بکار گرفت. داده‌های ورودی به صورت تصادفی نمونه‌برداری می‌شوند تا جنگلی از درختان رگرسیون ایجاد شود [۳۰]. مدل پیش‌بینی‌کننده RF به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{k} T(x) \qquad (۲-۱)$$

که در آن K درختان منفرد در جنگل هستند و $T(x)$ درختان رشد یافته توسط $\{T(x)\}_1^k$ می‌باشد.

[1] Random Forest Regression



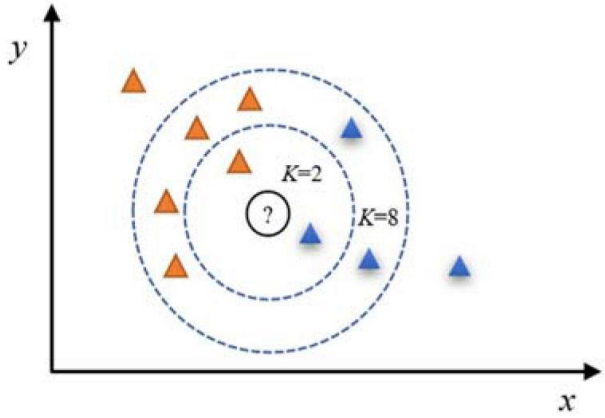
شکل ۱-۱ نمایش رگرسیون خطی با استفاده از $(x^{(M)}, y^{(M)})$ به عنوان داده آموزشی

درخت تصمیم یک رویکرد نظارت شده ناپارامتریک است که می‌تواند منجر به تصمیم‌گیری بر اساس مجموعه داده‌ها با برچسب‌ها شود و از تابع درخت برای تهیه یک مدل مناسب برای پیش‌بینی مقادیر آینده استفاده کند. در هر تصمیم RT، میانگین نمونه‌ها و میانگین مربعات خطا باید محاسبه شود. به طور کلی، برای به دست آوردن مدل بهینه با پتانسیل بیشتر، LR در مدل ست شده باید تا حد امکان نامرتبط باشد [۳۱].

۱-۲-۲-۳ K-نزدیک‌ترین همسایه

الگوریتم KNN[1] یک تکنیک ML برای طبقه‌بندی اشیاء بر اساس نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی در فضای ویژگی است. سادگی مفهوم KNN آن را به مدلی ترجیحی برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی در کاربردهای مختلف تبدیل می‌کند [۱۶]. KNN بر اساس این فرض است که اشیاء همسایه‌ها دارای مقادیر پیش‌بینی مرتبط هستند. مفهوم KNN به شرح زیر است: اول از همه، مقدار میانگین بین نمونه‌های جدید و آموزشی را پیدا کنید، سپس، طبق طبقه‌بندی همسایه‌ها، طبقه‌بندی نمونه جدید را به دست آورید. نمونه جدید به نزدیکترین دسته طبقه‌بندی می‌شود، همانطور که در شکل ۱-۲ نشان داده شده است.

[1] K-Nearest Neighbor



شکل ۱-۲ طرح شماتیک طبقه‌بندی K-نزدیک‌ترین همسایه

هرچند نمونه جدید براساس قوانین بدست می‌آید. این قانون را «قانون KNN رأی‌گیری» می‌نامند. علاوه بر این، دسته‌بندی از هیچ مدل پیش‌بینی برای برازش استفاده نمی‌کند و از حافظه برای جمع‌آوری بردارهای ویژگی و برچسب‌های کلاس نمونه‌های آموزشی استفاده می‌کند. نزدیکترین عنصر در فضا طبق قانون فاصله اقلیدسی استاندارد به دست می‌آید و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

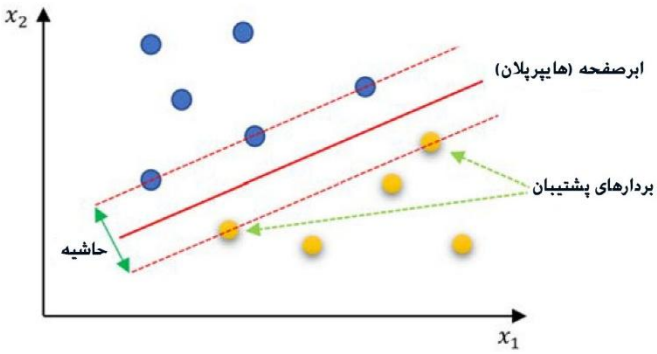
$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{k} (x_i - y_i)^2} \qquad (۳-۱)$$

که در آن x_i و y_i دو عنصر در فضا هستند. k به طور خودکار در فرآیند ساخت مدل تولید می‌شود، پیش‌بینی از مقادیر سری زمانی d_j محاسبه می‌شود. این رویکرد مستلزم یک فضای تحقیقاتی گسترده برای بررسی مقادیر مختلف برای پارامتر عنصر و یافتن مقداری است که نتایج مناسبی از مدل ارائه دهد.

۱-۲-۲-۴ ماشین‌های بردار پشتیبان

SVM یک روش ML غیرخطی اثربخش است که به عنوان یک مهارت داده‌کاوی برای حل مسائل پیچیده به کار گرفته شده است. SVM بر روش‌های یادگیری آماری و نظریه بهینه‌سازی متکی است. SVM با عملکرد مؤثر خود در مقایسه با سایر مدل‌ها، سادگی پردازش مجموعه داده‌ها و جلوگیری از بیش‌برازش مشخص می‌شود. در ابتدا، به عنوان یک روش طبقه‌بندی خطی ایجاد شد، ابتدا برای مدیریت طبقه‌بندی خطی ایجاد شد، اخیراً برای حل مسئله غیرخطی تعمیم داده شد. SVM با سایر روش‌های جداسازی ML فرق دارد، زیرا از عناصر مجموعه آموزشی برای ایجاد ابرصفحه استفاده

می‌کند، همانطور که در شکل ۱-۳ نشان داده شده است. این مدل تلاش می‌کند تا حداکثر لبه را برای طبقه‌بندی بین عناصر با استفاده از ابرصفحه در وسط به دست آورد. در اصل، عناصر آموزشی که ابرصفحه را تعریف می‌کنند، بردارهای پشتیبانی اطلاق می‌شوند.



شکل ۱-۳ تصویر پایه‌ای از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان

از نظر ریاضی، هدف حاشیه در SVM بیشینه کردن فاصله طبقه‌بندی حاشیه $\frac{2}{||\rightarrow w||}$ و کاهش خطاهای آموزش در طول مرحله آموزش است و به صورت زیر محاسبه می‌شود [۳۲]:

$$minErro = \frac{2}{||\rightarrow w||} + C\sum_{i=1}^{m}\delta_i \qquad (۴-۱)$$

که در آن C پارامتر منظم‌سازی و δ_i خطاهای آموزش است. پس از بهینه‌سازی معادله (۱-٤)، تصمیم طبقه‌بندی یک مجموعه داده آزمایشی جدید و ایجاد ابرصفحه را می‌توان با حل معادله زیر تعیین کرد:

$$f = sgn\left(\sum_{i=1}^{m} a_i y_i w + b\right) \qquad (۵-۱)$$

که در آن a_i, y_i بردار وزن پارامترها، m تعداد بردارهای پشتیبان و b بایاس (سوگیری) است.

۱-۲-۳ ارزیابی و اعتبارسنجی صحت پیش‌بینی

عموما منابع قدرت متمرکز برای داشتن توان خروجی یکنواخت طراحی می‌شوند. هرچند نوسانات تقاضای بار ممکن است منجر به یک سیستم آسیب‌پذیر و نامتعادل شود. علاوه بر این، نوسانات خروجی نیروگاه‌های فتوولتائیک در اثر عوامل مختلفی مانند تابش خورشید، دما و سرعت باد رخ می‌دهد [۳۳]. به منظور ارزیابی مقادیر پیش‌بینی‌شده توان ارسالی از ایستگاه فتوولتائیک، یک شاخص رابطه محاسبه می‌شود که واریانس خطا را به صورت زیر می‌دهد:

$$R^2 = 1 - \left(\frac{var(y-1)}{var(y)}\right) \quad (۶-۱)$$

عملکرد مدل آموزش‌دیده پیشنهادی بر اساس سنجه‌های مختلف با استفاده از پارامترهای مختلفی مانند میانگین خطای مطلق (MAE)[1]، RMSE و میانگین خطای بایاس (MBE)[2] ارزیابی می‌شود. معادله ریاضی این پارامترها به ترتیب در معادلات (۱-۱)، (۱-۲) و (۱-۳) توصیف شد.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}|y_t - y| \quad (۷-۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(y_t - y)^2} \quad (۸-۱)$$

$$MBE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(y_t - y) \quad (۹-۱)$$

که در آن y_t نتیجه پیش‌بینی در هر نقطه زمانی و y داده‌های تاریخی در هر نقطه زمانی و N مقیاس نمونه داده‌ها است که در این فصل به معنای مقیاس زمانی است.

۱-۲-٤ خلق داده‌ها

کاهش اندازه مجموعه داده‌ها می‌تواند به طور اثربخشی پیچیدگی مدلسازی را کاهش داده و قابلیت محاسباتی را بهبود بخشد. از اینرو برای خلق یک مجموعه داده PV، ابتدا باید تأثیر متقابل و رابطه بین PV و موقعیت جغرافیایی و سایر عوامل تجزیه و تحلیل شود. برای یافتن مبنای پیش‌بینی، تجزیه و تحلیل رابطه این عناصر داده ضروری است. در این تحقیق، مجموعه داده‌ها از یک نیروگاه PV واقعی نصب شده در دانشگاه مالایا، مالزی جمع‌آوری شده است. هیچ مرکز متمرکزی برای جمع‌آوری داده‌ها وجود نداشته، بنابراین بیشتر جمع‌آوری به صورت دستی از دستگاه‌های هواشناسی انجام شده است. علاوه بر این، ترسیم زیر مجموعه‌های عوامل داده مورد استفاده در شکل ۱-٤ در زیر شرح داده شده است. ما طول برش زمانی ایده‌آل را برای گسسته‌سازی داده‌های دستگاه‌های هواشناسی $dt = 5$ دقیقه انتخاب می‌کنیم.

تجزیه و تحلیل تابش خورشیدی و دما با استفاده از ML به انواع مختلفی از داده‌ها مانند تاریخ (Date)، تابش خورشیدی (W/m^2)، رطوبت (h)، دمای خارج از پنل PV (°C)، دمای داخل پنل PV (°C) و سرعت باد (m/s) نیاز دارد. همه این نوع عوامل برای آموزش مدل ML در مورد آنچه بر تابش

[1] Mean Absolute Error
[2] Mean Bias Error