نشریه پژوهش‌های اقلیم شناسی
سال چهاردهم | شماره پنجاه و چهارم | تابستان ۱۴۰۲
وصول: ۱۴۰۱/۱۲/۰۷ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۱/۱۹
صص ۲۴۱-۲۲۷

بهینه سازی شبکه عصبی کانولوشن با الگوریتم حشره آبسوار در پیش بینی وضعیت آب و هوایی

حمیدرضا غفاری[۱]، شراره ملبوسی*[۲]، سمیرا شهرکی[۳]
۱- استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد فردوس، گروه کامپیوتر، فردوس
۲- دانشجوی دکتری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد فردوس، فردوس
۳- دانشجوی دکتری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بیرجند، بیرجند

چکیده

یکی از موضوعات مهم و کاربردی در دنیای امروز، پیش بینی وضعیت آب و هوایی است. پیش بینی وضعیت آب و هوایی باعث می¬شود تا زیان و خسارات شرایط بحرانی آب و هوایی کاهش داده شود. پیش بینی وضعیت آب و هوایی می تواند در کاربردهای مانند کشاورزی و حمل و نقل هوایی موثر باشد. برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی نیاز است که اطلاعات محیطی برای یک دوره مشخص گردآوری شود و سپس این اطلاعات به عنوان ورودی یک سیستم پیش بینی استفاده شود. برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی در بیشتر مطالعات از روشهای رگرسیون استفاده شده است. یکی از روشهای که می¬توان برای یادگیری و پیش بینی آب و هوایی از آن استفاده نمود، شبکه¬های یادگیری عمیق و از جمله شبکه عصبی کانولوشن می¬باشد. یکی از چالش¬های مهم شبکه عصبی کانولوشن آن است که انتخاب ویژگی را غیر هوشمندانه و با استفاده از تعدادی عملیات کانولوشن انجام می¬دهد. در این مقاله برای بهبود دادن دقت پیش بینی شرایط آب و هوایی توسط شبکه عصبی کانولوشن، یک روش هوش گروهی ارایه شده است. در روش پیشنهادی در لایه اول به جای آنکه از عملیات کانولوشن برای انتخاب ویژگی استفاده شود از ترکیب شبکه عصبی چند لایه و الگوریتم حشره آبسوار برای انتخاب ویژگی استفاده می¬شود. انتخاب هوشمندانه ویژگی در لایه اول شبکه کانولوشن، دقت آن را در پیش بینی وضعیت آب و هوایی افزایش می¬دهد. ارزیابی¬ها با استفاده از مجموعه داده¬های مرتبط با شرایط آب و هوایی نشان می¬دهد روش پیشنهادی دارای دقت و حساسیتی به ترتیب برابر ۹۶.۳۲٪ و ۹۶.۱۴٪ در پیش بینی آب و هوا است. روش پیشنهادی نسبت به شبکه یادگیری عمیقCNN ، توانسته دقت پیش بینی را در حدود ۸.۳۵٪ افزایش دهد .

کلید واژه‌ها: پیش بینی آب و هوا، شبکه عصبی کانولوشن، انتخاب ویژگی، الگوریتم حشره آبسوار

* نویسنده مسئول: ۰۹۳۹۸۶۴۹۸۹۳ Email: malboosi_434@yahoo.com

مقدمه

شرایط آب و هوایی یک موضوع جالب و پیچیده است و از طرفی بسیار متغیر و به عنوان مثال، یک دقیقه آسمان صاف است و دقیقه دیگر ابرهای تیره و بادهای شدید می¬تواند وضعیت آب و هوایی را تغییر دهد. با تغییر آب و هوا و وقوع طوفان، عابران پیاده در ایستادن مشکل دارند، درختان قطع می شوند و ساختمان های ساده یک طبقه حتی به آوار تبدیل می شوند. بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰، تعداد تجمعی بلایا در سراسر جهان به ۱۳۳٤٥ رسید و بیش از ۱.۵ میلیون نفر جان خود را از دست دادند که بیشتر آنها پدیده¬های جوی بوده است [۱]. هنگامی که شرایط آب و هوای شدید رخ می¬دهد، بارندگی¬های شدید کوتاه مدت، رعد و برق، طوفان، گردباد، تگرگ و غیره می¬تواند به وقوع بپیوند و اینها همه پدیده¬های آب و هوایی فاجعه بار هستند. وضعیت آب و هوایی دارای ویژگی¬های متعدد و ناگهانی و محلی می¬باشند و می¬توانند بسیار متغیر باشند. در حال حاضر روش موثری برای تضعیف مصنوعی و پیشگیری از عواقب شرایط آب و هوایی مخرب وجود ندارد، بنابراین پیشگیری باید در اولویت قرار گیرد و ترکیبی از پیشگیری و نجات معمولا راهکار هوشمند برای اثرات مخرب شرایط آب و هوایی مخاطره آمیز است. تحقیقات نظری در مورد سیستم آب و هوایی هوای همرفتی شدید و بهبود سطح پیش‌بینی آب و هوای همرفتی شدید بسیار مهم است. با پیشرفت علم و فناوری، رادار و ماهواره ژئوسنکرون[1] به تدریج در حوزه هواشناسی جدید برای شناسایی و پایش تغییرات آب و هوا اعمال می شوند. امروزه ایستگاه های هواشناسی مختلف از رادار هواشناسی برای پیش بینی وقوع آب و هوای شدید همرفتی و نظارت بر فعالیت¬های آن استفاده می کنند. از طریق تجزیه و تحلیل تصاویر ابرهای ماهواره¬ای که به طور مداوم توسط ماهواره¬های هواشناسی گرفته می شود، می توانیم وقوع، توسعه، حرکت و روند تحلیل آب و هوای همرفتی شدید را کاوش و ردیابی کنیم[۲].

یک روش برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی استفاده از سیستم های هوش مصنوعی[2] است. سیستم های هوش مصنوعی به کمک مکانیزم یادگیری هوشمندانه ای که دارند می¬توانند تا حد دقیقی شرایط آب و هوایی را پیش بینی نمایند. امروزه یادگیری ماشین[3] [۳] و یادگیری عمیق[4] [٤] به عنوان دو زیر مجموعه از سیستم های هوش مصنوعی در نظر گرفته می شوند و کاربرد زیادی در پیش بینی وضعیت آب و هوایی دارند. به عنوان مهمترین شاخه یادگیری ماشین، یادگیری عمیق در سال های اخیر به سرعت توسعه یافته و در زمینه های مختلف به کار گرفته شده است. یادگیری عمیق توجه گسترده بسیاری از پژوهشگران بخصوص در حوزه¬های پیش بینی را به خود جلب کرده است و استفاده از این روشها سابقه توسعه طولانی دارد. امروزه، یادگیری عمیق به طور فزاینده ای تکامل پیدا کره است .

مفهوم یادگیری عمیق اولین بار در سال ۲۰۰٦ توسط هینتون[5] و همکاران از دانشگاه تورنتو ارایه شد. اصل یادگیری عمیق شبیه به فعالیت مغز است و به رایانه اجازه می¬دهد تا بر اساس داده¬ها و اطلاعاتی که قبلاً دیده است آموزش یابد. یادگیری عمیق یک چارچوب ریاضی برای یادگیری بازنمایی از داده ها است و بر یادگیری از سطوح متوالی[6] تاکید دارد. این نمایش های سلسله مراتبی تقریباً همیشه از طریق مدل های شبکه عصبی آموخته می شوند. یادگیری در شبکه های عصبی به معنای یافتن مجموعه ای از مقادیر وزن برای تمام لایه های شبکه عصبی[7] است تا شبکه بتواند به طور دقیق با هر ورودی نمونه با هدف خود مطابقت داشته باشد. در بیشتر موارد از تابع هزینه یا زیان برای اندازه گیری کیفیت خروجی شبکه استفاده می شود و کمینه شدن آن مطلوب است. ورودی تابع هزینه مقدار پیش‌بینی‌شده شبکه و مقدار هدف واقعی است و سپس مقدار فاصله محاسبه می‌شود. از این مقدار فاصله

1 Meteorological satellites
2 Artificial intelligence systems
3 Machine learning
4 Deep learning
5 Hinton
6 Hierarchical representations
7 Neural network

به عنوان یک سیگنال بازخورد برای تنظیم دقیق مقدار وزن برای کاهش مثال فعلی استفاده می شود. این تنظیم توسط یک برنامه بهینه سازی انجام می شود که به اصطلاح الگوریتم پس انتشار[8] را پیاده سازی می کند و این الگوریتم اصلی یادگیری عمیق است[۲]. یکی از کاربردهای مهم یادگیری عمیق، استفاده از این روش در پیش بینی وضعیت آب و هوایی است. از جمله روشهای که برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی استفاده شده می توان به شبکه ای عصبی کانولوشن[9][۵]، شبکه¬های حافظه محور[10] [٦] ، شبکه های عصبی مبتنی بر تئوری بازی[11] [۷] و شبکه¬های عصبی بازگشتی[12] [۸] اشاره نمود. یکی از روشهای کاربردی برای پیش بینی شرایط آب و هوایی استفاده از تکنیک یادگیری عمیق شبکه عصبی کانولوشن است. این روش با وجود کاربردهای گسترده در پیش بینی دارای چالش های است که یکی از آنها انتخاب غیرهوشمندانه ویژگی است. انتخاب ویژگی در این روش یادگیری ماشین با استفاده از عملیات آماری و ضرب کانولوشن ماتریس ها و ماسکها انجام می شود. یک چالش دیگر این روش آن است که وزنهای بکار رفته در این شبکه لزوما بهینه انتخاب نمی شوند. برای رفع این چالش ها و برای افزایش دقت شبکه عصبی کانولوشن در این مقاله از هوش گروهی استفاده می شود. هدف این مقاله ارایه یک سیستم پیش بینی وضعیت آب و هوایی بر اساس شبکه عصبی کانولوشن بهینه شده با هوش گروهی است تا خطای پیش بینی کاهش داده شود. این مقاله در چند بخش تهیه و تدوین شده است به گونه ای که در ادامه در مورد پیشینه تحقیق مطالبی ارایه می شود و سپس در بخش سوم روش پیشنهادی ارایه می شود. در بخش چهارم مقاله نیز تجزیه و تحلیل روش پیشنهادی ارایه می شود و در نهایت در بخش پنجم نیز نتیجه گیری و پیشنهادات آتی ارایه می شود.

مروری بر پیشینه تحقیق

مطالعه پدیده های آب و هوایی به عنوان روشی برای پیش بینی تغییرات آب و هوا از یونان باستان آغاز شده است. ارسطو در کار خود کوشید تا پدیده های جوی را به شیوه ای فلسفی و نظری توضیح دهد. با این حال، اولین ابزار آب و هوا در پایان قرن شانزدهم اختراع شد. به عنوان نمونه دماسنج در اواخر سال ۱٦۰۰، فشارسنج در سال ۱٦٤۳، و رطوبت سنج (برای اندازه گیری رطوبت) در اواخر دهه ۱۷۰۰ معرفی شده است. با توسعه ابزارهای بیشتر، اندازه گیری آب و هوا دقیق تر و قابل اعتمادتر شد. اختراع تلگراف در سال ۱۸٤۳ امکان انتقال مشاهدات آب و هوا را فراهم کرد. یکی دیگر از جهش های بزرگ دیگر در سال ۱۹۵۰ با استفاده از رایانه برای حل معادلات پیچیده ریاضی که رفتار جوی و استفاده از رادارهای داپلر را توصیف می¬کند، انجام شد، که توانایی مشاهده در طوفان های شدید رعد و برق و آشکار کردن پدیده¬های رخ داده در داخل را فراهم کرده است[۹]. در یک سری کنفرانس‌های بین‌المللی هواشناسی (شروع در سال ۱۸۷۳)، دستورالعمل‌هایی در مورد جمع‌آوری داده‌های هواشناسی صادر شد که شامل اندازه‌گیری‌ها و همچنین تبادل داده‌ها بین خدمات هواشناسی بود. دستورالعمل های اضافی برای تجزیه و تحلیل، پیش بینی و ایجاد نقشه این داده ها صادر شد. سازمان بین المللی هواشناسی در سال ۱۸۷۸ با هدف اصلی بهبود سازمان بین خدمات هواشناسی ملی تأسیس شد و در سال ۱۹۵۰ به سازمان جهانی هواشناسی تغییر نام داد. استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده و همچنین دستورالعمل‌های جمع‌آوری آن‌ها بر عهده سازمان جهانی هواشناسی[13] است و طی سال‌ها روش‌ها و سیستم‌های رصد مختلفی مانند هوایی، دریایی، هواپیمابر و زمینی مجهز شده است. سازمان جهانی هواشناسی همچنین علاقه مند به سیستم هایی است که قادر به بازیابی داده های هواشناسی و همچنین مشاهدات محیطی به طور خودکار توسط ایستگاه های هواشناسی خودکار[14] و

8 Backpropagation algorithm
9 Convolutional neural network
10 Long short-term memory (LSTM)
11 Generative adversarial network (GAN)
12 Recurrent neural network (RNN)
13 World Meteorological Organization (WMO)
14 Automatic Weather Stations (AWS)

جمع آوری داده ها از یک شبکه از طریق کانال های ارتباطی مختلف هستند. پیاده سازی، نصب و راه اندازی ایستگاه های هواشناسی خودکار وظیفه ای است که به صورت تحلیلی در انتشارات و دستورالعمل های سازمان جهانی هواشناسی توضیح داده شده است[۹].

ایستگاه های هواشناسی خودکار توسط سازمان جهانی هواشناسی به عنوان یک ایستگاه هواشناسی که مشاهدات در آن انجام می شود و به طور خودکار مخابره می شود، تعریف می¬شود. یک ایستگاه های هواشناسی خودکار به منظور افزایش تعداد و قابلیت اطمینان مشاهدات سطحی استفاده می شود. طبق سازمان جهانی هواشناسی، چهار دسته ایستگاه های هواشناسی خودکار به شرح ذیل وجود دارد[۹].

۱- ایستگاه های هواشناسی خودکار سبک برای اندازه گیری چند متغیر (بارش و/یا دمای هوا).

۲- ایستگاه های هواشناسی خودکار پایه برای اندازه گیری اندازه گیری های اولیه هواشناسی (دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت و جهت باد، بارش و فشار اتمسفر).

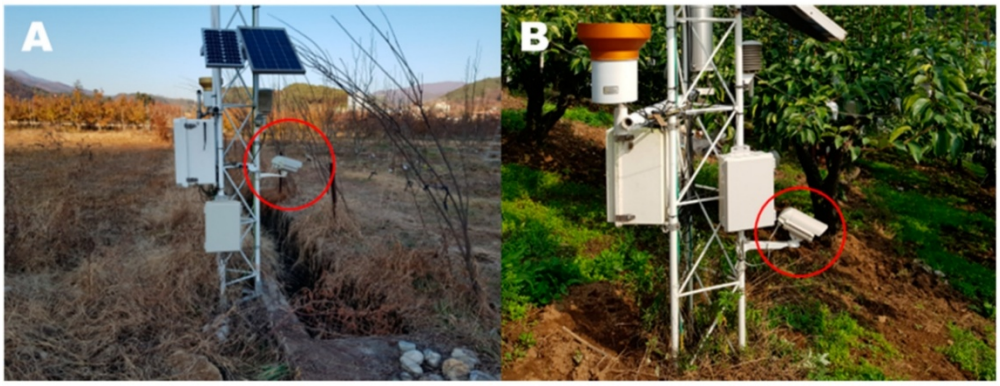
۳- ایستگاه های هواشناسی خودکار توسعه یافته که تابش خورشیدی، مدت زمان تابش آفتاب، دمای خاک و تبخیر را نیز اندازه گیری می کند.

٤- ایستگاه های هواشناسی خودکار با اتوماسیون مشاهدات بصری (ارتفاع پایه ابر و آب و هوای فعلی).

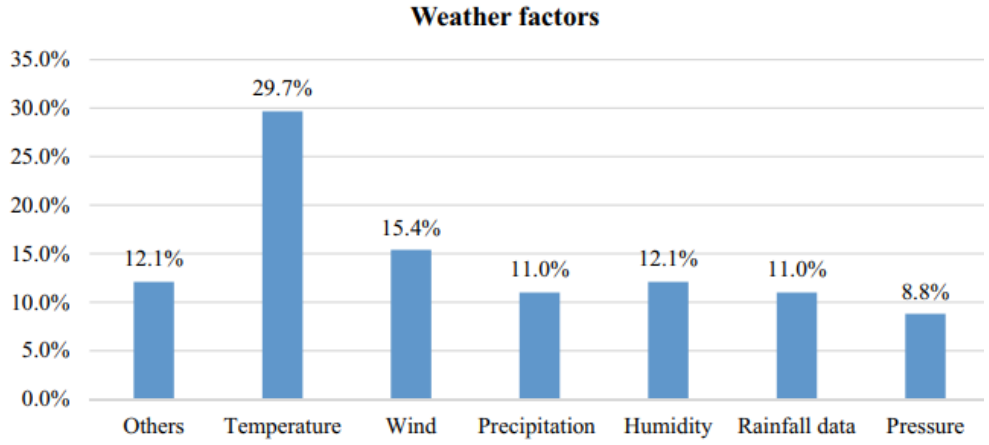
همه دسته ها قابلیت ثبت داده ها با استفاده از گردآوری کننده اختصاصی و همچنین امکان انتقال داده ها با استفاده از روش-های مختلف را فراهم می کنند .

علاوه بر این، سازمان جهانی هواشناسی به دسته‌های فوق‌الذکر ایستگاه های هواشناسی خودکار، نوع دیگری از ایستگاه‌های هواشناسی را با عنوان ایستگاه هواشناسی خودکار و کم هزینه (AWS-LC) شناسایی می‌کند. از ویژگی های این نوع ایستگاه¬ها می توان به هزینه کم استفاده و خرید و همچنین مصرف برق کم، قابلیت انتقال اطلاعات به صورت بلادرنگو در نهایت اندازه کوچک و فشرده آنها اشاره کرد. با این حال، به دلیل جهت گیری بازار مصرف کننده و استفاده از الکترونیک و حسگرهای تولید شده توسط فروشندگان بدون تجربه گسترده در اندازه گیری¬های هواشناسی، کیفیت داده های جمع آوری شده به سرعت ناشناخته می شود و ایستگاه های AWS-LC در حال حاضر استاندارد نشده اند [۹]. در شکل(۱)، یک سیستم گردآوری اطلاعات آب و هوایی پیشرفته که دارای انواع حسگرها از جمله دوربین¬ها، پنلهای خورشیدی، رطوبت سنج و دماسنج است نمایش داده شده است. این حسگرها و اشیاء هوشمند در واقع یک ایستگاه آب و هوایی کوچک اما هوشمند را برای گردآوری اطلاعات و ارسال آنها به ایستگاه پایه انجام می دهد. این نوع ایستگاه هواشناسی برای مکان یابی و انتخاب ابزار اندازه گیری فردی بهینه شده است[۱۰].

مطالعات نشان می دهد که ویژگی ها و فاکتورهای پیش بینی نیز باید به درستی انتخاب و به عنوان ورودی پیش بینی در نظر گرفته شوند. تعدادی از فاکتورهای مهم در پیش بینی وضعیت آب و هوایی در یادگیری ماشین در نمودار شکل(۲)، نشان داده شده است.



شکل۱: ساختار AWS-LC یک پیشرفته در گردآوری اطلاعات آب و هوایی[۱۰]



شکل۲: فاکتورهای مهم در پیش بینی وضعیت آب و هوایی در مطالعات مرور شده[۱۱]

برای تشخیص و پیش بینی وضعیت آب و هوایی تاکنون مطالعات مختلفی ارایه شده است که بیشتر آنها بر پایه یادگیری ماشین و یادگیری عمیق است که در ادامه تعدادی از آنها مرور می¬شود .

در پژوهش[۱۲]، پیش بینی آب و هوا بر اساس اینترنت اشیا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را پیشنهاد دادند. توپولوژی پیشنهادی یک نظارت آب و هوایی مبتنی بر اینترنت اشیا را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی فرموله کرد. هدف اصلی این سیستم توپولوژی طراحی شده ، نظارت بر پارامترهای آب و هوا مانند دما/رطوبت/فشار/بارندگی و غیره است. اینترنت اشیا برای جمع آوری داده ها از حسگرها سازماندهی شده و از طریق شبکه Wi-Fi ارتباط برقرار می¬کند. شبکه عصبی برای پیش بینی آب و هوا طراحی شده است. تجزیه و تحلیل ثابت می کند که معماری پیشنهادی کارآیی بهتری در پیش بینی آب و هوا نسبت به روش های معمولی نشان می دهد اما چالش مهم آن عدم بهینه سازی وزن و بایاس بکار رفته در شبکه عصبی مصنوعی برای کاهش دادن خطای پیش بینی است .

در پژوهش[۱۳]، نظارت و پیش بینی آب و هوا در زمان واقعی با استفاده از اتوبوس های شهری و یادگیری ماشین را پیشنهاد دادند. در مرحله اول ، با توجه به داده های سنجش هوا ، مدل حافظه کوتاه مدت (LSTM) و مدل پرسپترون چند لایه (MLP)آموزش داده می شوند و با استفاده از داده های دما ، رطوبت و فشار هوا محیط آزمایش ، تأیید می شوند. در مرحله دوم ، مدل یادگیری آموزش دیده برای پیش بینی سری زمانی اطلاعات آب و هوا استفاده می¬شود. به منظور ارزیابی عملکرد سیستم، داده های آب و هوای پیش بینی شده را با اندازه گیری های واقعی سنجش از اداره حفاظت محیط زیست و اداره هواشناسی مرکزی ایستگاه رصد مقایسه می شود تا دقت پیش بینی مورد ارزیابی قرار گرفته شود. نتایج آزمایشات نشان می¬دهد که سیستم پیشنهادی دارای عملکرد قابل اطمینان در نظارت بر آب و هوا و پیش بینی خوب برای پیش بینی آب و هوا یک روزه از طریق مدل های آموزش دیده است.

در پژوهش[۱٤]، یک راه حل با پیچیدگی اندک برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی در زمان واقعی با حسگرهای تعبیه شده و رگرسیون ارایه دادند. این سیستم متشکل از یک ایستگاه هواشناسی تجاری است که با یک ماژول پردازش داده صنعتی IOT-edge ادغام شده است که جهت و پیش بینی سرعت باد را بدون نیاز به اتصال به اینترنت محاسبه می¬کند. الگوریتم یادگیری ماشین رگرسیون به گونه ای انتخاب شد که به کمترین مقدار منابع (حافظه ، CPU) نیاز داشته باشد و بتواند در یک میکروکنترلر اجرا شود. الگوریتم زیر شرایط و مشخصات خاصی طراحی و کدگذاری شده است. این سیستم بر روی داده های آب و هوایی واقعی جمع آوری شده از ایستگاه های آب و هوایی ساکن و در طول یک سفر آزمایشی آزمایش شده است. کارایی سیستم با معیارهای مختلف خطا ثابت شده است.

در پژوهش[۱۵]، یک الگوریتم جدید یادگیری ماشین برای پیش بینی عددی سنسورهای محیط نزدیک زمین پیشنهاد دادند. مدل پیشنهادی جدید با ترکیب یک رمزگذار خودکار انباشته و یک شبکه حافظه بلند مدت و کوتاه مدت پیش بینی

می شود. رمزگذار خودکار انباشته ویژگی ها را به حداکثر می رساند و افزونگی را از داده های حسگر ایستگاه هواشناسی هدف حذف می کند و ویژگی های زمانی را با استفاده از یک شبکه حافظه بلند مدت و کوتاه مدت از داده های سنسور استخراج می کند. مدل جدید پیشنهادی عملکرد پیش بینی و قابلیت تعمیم را در چهار مکان مشاهده در عرض های جغرافیایی مختلف قطب جنوب شرقی (شامل حداکثر قطب جنوب و منطقه ساحلی) ارزیابی می کند. عملکرد پنج شبکه یادگیری عمیق از طریق پنج معیار ارزیابی مقایسه می شود و شکل بهینه ترکیب ورودی مورد بحث قرار می گیرد. نتایج نشان می دهد که قابلیت پیش بینی مدل از سایر مدلها بهتر عمل می کند. این روش جدیدی برای پیش بینی کوتاه مدت هواشناسی در یک منطقه کوچک داخلی قطب جنوب ارائه می¬دهد.

در پژوهش[۱٦]، یک روش آماری و یادگیری ماشین برای پیش بینی آب و هوایی ارایه دادند. مجموعه ای از مدلهای یادگیری ماشین ، شامل رگرسیون ، درخت تصمیم گیری و روشهای یادگیری عمیق برای برآورد دمای سطح دریا توسعه داده شد. داده های آموزشی شامل اطلاعات دریافتی از ماهواره و داده های جوی است. مدل ها از نظر دقت و پیچیدگی محاسباتی مورد ارزیابی قرار گرفتند. مهارت های پیش بینی در برابر مشاهدات و یک مدل مدرن و مبتنی بر فیزیک از مرکز اروپایی پیش بینی آب و هوای متوسط ارزیابی شد. نتایج نشان داد که با ترکیب مهندسی ویژگی¬های خودکار با رویکردهای یادگیری ماشین، می توان دقت پیش بینی را افزایش دهد. آزمایشات آنها نشان داد که رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین می تواند به عنوان ابزارهای پیش بینی قابل حمل برای متغیرهای آب و هوایی استفاده شود.

در پژوهش[۱۷]، یک شبکه عصبی برای پیش بینی موثر آب و هوا با استفاده از داده های سری زمانی از ایستگاه هواشناسی محلی ارایه دادند. نتایج تجربی حاصل از آزمایشات نشان می¬دهد که مدل پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن پیش بینی بهتری را در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی LSTM و سایر روشهای کلاسیک یادگیری ماشین ارایه می دهد. مدل پیشنهادی آنها می تواند به عنوان یک ابزار پیش بینی آب و هوای محلی کارآمد برای جامعه کاربران استفاده شود و می تواند بر روی یک رایانه شخصی مستقل اجرا شود.

در پژوهش[۱۸]، یک روش یادگیری عمیق برای پیش بینی بارندگی و وضعیت آب و هوایی ارایه دادند. امروزه از مدلهای آب و هوایی برای ارزیابی تأثیر تغییرات آب و هوایی بر خطر سیل و وقوع بارش شدید مورد استفاده قرار می ¬گیرند. برای بهبود پیش بینی بارش با وضوح بالا در این پژوهش از روش یادگیری عمیق با استفاده از داده های ورودی از یک محصول تجزیه و تحلیل مجدد استفاده شده است. که با خروجی مدل آب و هوا قابل مقایسه است. آنها برای پیش بینی یک مدل رمزگذار رمزگشایی که دارای یک مکانیسم توجه دو بعدی جدید بین لایه های پیوسته متقابل-تکراری است تا به طور موثر فرایندهای آب و هوایی فضایی-زمانی چند مقیاس را مدل سازی کند.

۳-روش پیشنهادی

یک از کاربردهای مهم شبکه عصبی کانولوشن، پیش بینی وضعیت آب و هوایی است و در این حالت ورودی های یادگیری تحویل لایه کانولوشن می شود و سپس توسط لایه¬های بعدی پردازش می شود تا در نهایت خروجی پیش بینی تولید می شود. چالش¬های مهم شبکه عصبی کانولوشن برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی آن است که این شبکه یادگیری را روی ویژگی های انجام می دهد که با عملیات کانولوشن انجام می دهد. انتخاب ویژگی که توسط شبکه عصبی کانولوشن انجام می¬شود به شیوه محاسبات ضرب ماتریس ها در عملیات کانولوشن است و هوشمندی بالایی ندارد. در این پژوهش برای آنکه دقت شبکه عصبی کانولوشن افزایش داده شود انتخاب ویژگی در لایه اول آن به الگوریتم هوش گروهی حشره آبسوار داده می شود که دارای دقت بالایی است. الگوریتم های تکاملی از اولین روش های فراابتکاری توسعه یافته بودنند و این روش ها بیشتر بر اساس رقابت و بقاء عمل می کنند. در این روش ها مانند الگوریتم ژنتیک، هر راه حل که دارای شایستگی بیشتری باشد آنگاه دارای شانس بیشتری برای بقاء می باشد. در روش های مبتنی بر رویداد های فیزیکی مانند الگوریتم جستجوی گرانشی هر راه حل بر اساس قوانین فیزیکی کدگذاری و برای حل مسئله استفاده می شود. در روشهای مبتنی بر رفتار انسان یک

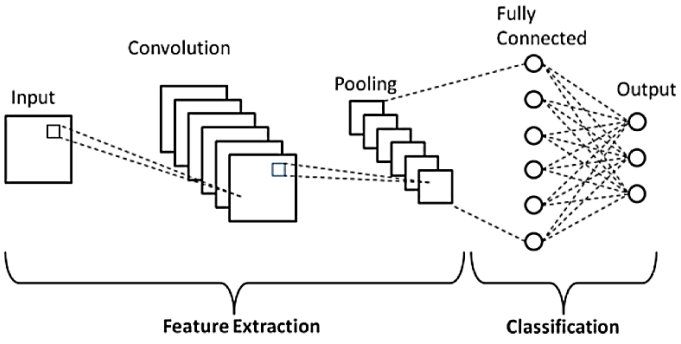
الگوریتم تلاش دارد تا یک رویداد آموزشی، فرهنگی، اقتصادی و مرتبط با انسان را برای حل مسئله استفاده نماید. مزیت این روش¬ها در آن است که هوشمندی بالایی دارند اما مدلسازی این روش¬ها سخت و دشوار است. رفتارهای هوش گروهی از رفتار هوشمند و گروهی جانداران برای بقاء استفاده می شود. در این الگوریتم ها تعدادی راه حل وجود دارد که با مشارکت هم سعی در یافتن جواب بهینه دارند. در اینجا هر راه¬حل که شایستگی بیشتری دارد نقش بیشتری در هدایت جمعیت به سمت جواب بهینه دارد. در این بخش روش پیشنهادی برای بهبود شبکه عصبی کانولوشن با استفاده از هوش گروهی حشرات آب سوار ارایه و معرفی می¬شود .

۱-۳-شبکه عصبی کانولوشن

شبکه عصبی پیچشی، رده ای از شبکه های عصبی ژرف هستند که معمولا برای انجام تحلیل های تصویری یا گفتاری در یادگیری ماشین استفاده می¬شوند. شبکه های عصبی پیچشی به منظور کمینه کردن پیش پردازش¬ها از گونه ای از پرسپترونهای چند لایه استفاده می¬کنند. به جای شبکه پیچشی گاهی از این شبکه ها با نام شبکه های عصبی تغییرناپذیر با انتقال[15] یا تغییرناپذیر با فضا[16] هم یاد می شود.این نامگذاری برمبنای ساختار این شبکه است. در یادگیری عمیق، CNN ها رایج ترین شبکه¬هایی هستند که برای طبقه بندی تصاویر استفاده می¬شوند .CNN ها از سیستم بینایی انسان پیشنهاد شده توسط فوکوشیما و همکاران الهام گرفته شده است. آنها رویکردهای پیشرفته¬ای برای تشخیص الگو، تشخیص اشیا و بسیاری از کاربردهای تصویر دیگر هستند¬CNN .ها بسیار متفاوت از سایر الگوریتم¬های تشخیص الگو هستند زیرا ¬CNNها استخراج ویژگی و طبقه بندی را ترکیب می¬کنند. شکل(۳)، نمونه¬ای از یک نمایش شماتیک ساده از یک CNN پایه را نشان می¬دهد. این شبکه ساده از پنج لایه مختلف تشکیل شده است که عبارتند از یک لایه ورودی، یک لایه کانولوشن، یک لایه ادغام، یک لایه کاملا متصل و یک لایه خروجی است. این لایه¬ها به دو بخش ذیل تقسیم می¬شوند:

۱- استخراج ویژگی [17]

۲- طبقه بندی[18]



شکل ۳: ساختار شبکه عصبی کانولوشن با اجزای آن[۱۹]

استخراج ویژگی از یک لایه ورودی، یک لایه کانولوشن و یک لایه ادغام تشکیل شده است در حالی که طبقه بندی شامل یک لایه کاملاً متصل و یک لایه خروجی است. لایه ورودی یک اندازه ثابت برای تصاویر ورودی مشخص می¬کند که در صورت نیاز اندازه آن تغییر می¬کند. سپس تصویر با چندین هسته آموخته شده با استفاده از وزن¬های مشترک توسط لایه کانولوشن در هم می¬پیچد. در مرحله بعد، لایه ادغام اندازه تصویر را کاهش می¬دهد در حالی که سعی می¬کند اطلاعات موجود را حفظ کند. خروجی¬های استخراج ویژگی به عنوان نقشه¬های ویژگی شناخته می¬شوند. این طبقه¬بندی ویژگی¬های استخراج شده را در لایه های کاملاً متصل ترکیب می¬کند. در نهایت، یک نورون خروجی برای هر دسته شی

15 Shift invariaut
16 Space invariaut
17 Feature extraction
18 Classification

در لایه خروجی وجود دارد. در این شبکه خروجی قسمت طبقه بندی، نتیجه طبقه بندی داده¬ها است. یک معماری CNNاز چندین لایه متوالی به شرح ذیل تشکیل شده است:

۱- یک لایه ورودی دو بعدی [۱۹]

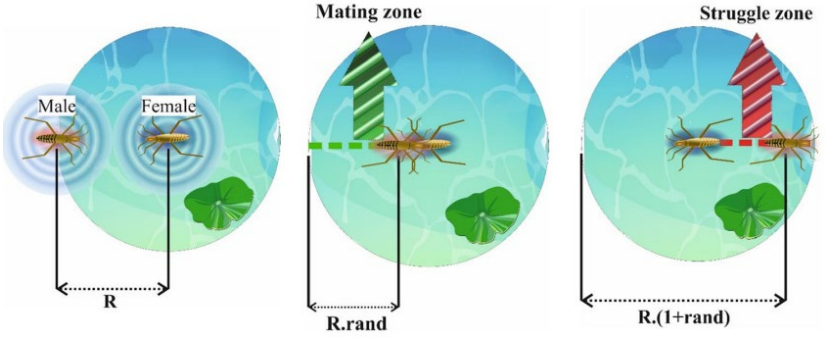
۲- یک لایه کانولوشن [۲۰]

۳- یک لایه حداکثر تجمعی [۲۱]

٤- یک لایه کاملا متصل [۲۲]

۳-۲ -الگوریتم حشره آبسوار

یکی از رفتارهای جالب هوش گروهی که اخیراً ارایه شده است، رفتار الگوریتم حشره آبسوار[۲۳] است. در این الگوریتم رفتارهای نظیر غذایابی و جفت¬گیری برای یافتن جواب بهینه و جستجوی فضای مسئله مورد استفاده قرار گرفته می¬شود. در شکل(٤)، رفتار جفت¬گیری و فرار از جفت¬گیری در حشرات آبسوار را نشان می¬دهد.



شکل٤: یک نمونه از رفتار هوش گروهی بر اساس جفت گیری و فرار [۲۱]

با توجه به شکل فوق، راه¬حل نر یا غیر بهینه به راه¬حل بهینه یا ماده نزدیک شده و در صورت جفت¬گیری نوعی جستجوی محلی را انجام داده و در صورت فرار نر از ماده نوعی جستجوی سراسری برای یافتن جواب بهینه انجام می¬شود. الگوریتم-های هوش گروهی به دلیل آنکه فضای مسئله را موازی و به کمک تعداد زیادی راه¬حل مورد جستجو قرار می¬دهند توانایی بالایی در فرار از بهینه¬های محلی دارند و می¬توانند به موازات هم فضای مسئله را برای یافتن جوابهای بهینه جستجو نمایند .

۳-۳ -چارچوب پیشنهادی

در شکل(٥)، چارچوب روش پیشنهادی برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی نمایش داده شده است. با توجه به چارچوب روش پیشنهادی، فازهای ذیل وجود دارد. در فلوچارت پیشنهادی دو شرط وجود دارد و شرط اول برای انتخاب ویژگی است تا مطمن شویم که همه بردارهای ویژگی به روزرسانی شده و شرط دوم برای بهینه¬سازی بردارهای وزن و بایاس شبکه عصبی است تا با تکرار الگوریتم موفق به یافتن بردار وزن و بایاس بهینه شویم .

۱- تجزیه و تحلیل ورودی¬های و پیش پردازش نمونه¬های آب و هوایی

۲- نرمالسازی نمونه¬های پیش بینی

۳- تقسیم داده¬ها به نمونه آموزشی و آزمون

٤- انتخاب ویژگی برای بهینه¬سازی ورودی شبکه عصبی مصنوعی کانولوشن

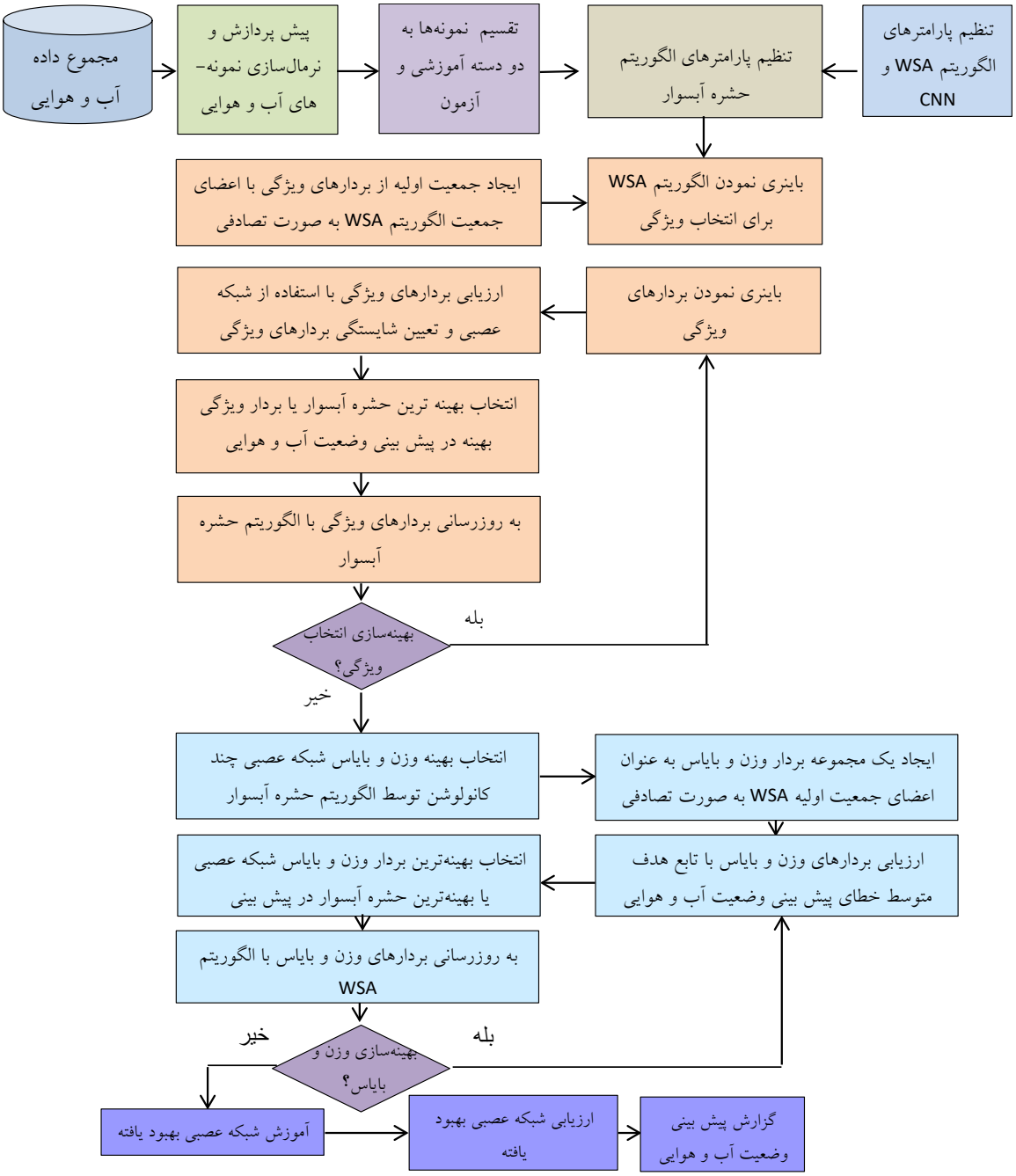
٥- بهینه¬سازی وزن و بایاس بکار رفته در شبکه عصبی کانولوشن با الگوریتم حشره آبسوار

٦- ایجاد یک مدل پیش بینی توسط شبکه عصبی مصنوعی بهبود یافته برای پیش بینی وضعیت آب و هوای

۷- ارزیابی روش پیشنهادی برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی با استفاده از مدل آموزش دیده و توسط داده¬ها و نمونه¬های آزمون

19 Two-dimensional input laye
20 Convolutional layer
21 Max-pooling layer
22 Fully connected layer
23Water strider algorithm

۸- ارزیابی مدل پیشنهادی با استفاده از نمونه¬هاب آزمون و تحلیل روش پیشنهادی با شاخص¬های مانند دقت، صحت و حساسیت در پیش بینی وضعیت آب و هوایی



شکل ۵: چارچوب روش پیشنهادی برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی

۳-٤- نرمالسازی و پیش پردازش

مهمترین بخش پیش پردازش را می‌توان فاز نرمالسازی[24] در نظر گرفت. نرمال‌سازی به فرآیندی گفته می‌شود که باعث می‌شود مقادیر تغییرات ویژگی‌ها یکسان شود. به عبارت بهتر در بیشتر موارد ستون‌ها یا ویژگی‌های مجموعه داده دارای کران پایین و بالای متفاوتی می‌باشند و این موضوع دقت یادگیری ماشین را کاهش می‌دهد. فرض کنید مجموعه داده نرمال شده در بازه $[a, b]$ مورد نرمالسازی قرار گرفته شود.

24 Normalization

برای نرمالیزه نمودن یک ویژگی با مقدار f از رابطه(۱)، استفاده می‌شود و f' مقدار نرمال شده ویژگی f است.

$$f' = \frac{f - min}{max - min}(b - a) + a \qquad ۱$$

در این رابطه، min ،max به ترتیب کمینه و بیشینه یک ویژگی نظیر f در نظر گرفته می‌شود و می‌توان بازه نرمالسازی را بین صفر و یک در نظر گرفت و نرمالسازی مطابق رابطه(۲)، انجام می‌شود:

$$f' = \frac{f - min}{max - min} \qquad ۲$$

نرمال‌سازی باعث می‌شود تا دامنه تغییرات همه ویژگی‌های مرتبط با پیش بینی وضعیت آب و هوایی یکسان شود و دقت یادگیری ماشین با نرمالسازی افزایش پیدا می‌کند. برای انتخاب ویژگی انجام فرآیند نرمالسازی روی داده‌ها مهم و حیاتی است و باعث می‌شود تا ویژگی‌های مهم انتخاب شود.

۳-۵- بهینه سازی شبکه عصبی کانولوشن

در روش پیشنهادی مطابق معادله رابطه(۳)، یک جمعیت از بردارهای ویژگی به عنوان جمعیت الگوریتم حشره آبسوار در نظر گرفته می‌شود و هر سطر این ماتریس یک بردار ویژگی یا یک حشره آبسوار است. در این معادله هر ستون یک ویژگی مرتبط با مجموعه داده است که در اینجا فرض شده d بعد دارد:

$$F = \begin{bmatrix} (X_{11}, X_{12}, X_{13}, \dots, X_{1d}) => X_1 \\ (X_{21}, X_{22}, X_{23}, \dots, X_{2d}) => X_2 \\ (X_{31}, X_{32}, X_{33}, \dots, X_{3d}) => X_3 \\ \vdots \\ (X_{n1}, X_{n2}, X_{n3}, \dots, X_{nd}) => X_n \end{bmatrix} \qquad ۳$$

در روش پیشنهادی یک بردار ویژگی یا حشره آبسوار i–ام با $(X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{id}) => X_i$ نمایش داده می‌شود. هر بردار ویژگی نظیر X_i در واقع ورودی‌های شبکه عصبی را تعیین می‌کند. و هر بردار ویژگی یا حشره آبسوار برای ارزیابی نیاز به یک تابع هدف دارد که یکی از آنها که در بیشتر مطالعات استفاده می‌شود در معادله(٤)، فرموله شده است:

$$Cost(X_i) = w_1 Error(X_i) + w_2 \frac{|n|}{|m|} \qquad ٤$$

در این رابطه، $Error(X_i)$ خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی توسط بردار ویژگی X_i است. $|n|$ تعداد ویژگی‌های مجموعه داده است و $|m|$ تعداد ویژگی‌های انتخاب شده و بکار گرفته شده در بردار ویژگی X_i است. در اینجا دو وزن w_1 و w_2 وجود دارد که اهمیت دو عامل خطا و کاهش ابعاد را نشان می‌دهد. مطابق رابطه(۵)، مجموعه این دو بردار برابر یک است و w_1 را می‌توان تصادفی بین صفر و یک انتخاب نمود و بر اساس آن مقدار w_2 را محاسبه نمود.

$$w_1 + w_2 = ۱ \qquad ۵$$

با توجه به رابطه(۵) می‌توان تابع هدف را مانند رابطه(٦)، بازنویسی نمود:

$$Cost(X_i) = w_1 Error(X_i) + (1 - w_1)\frac{|n|}{|m|} \qquad ٦$$

در این معادله، $Error(X_i)$ برابر خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی توسط بردار ویژگی یا حشره آبسوار X_i است و طبق رابطه(۷)، محاسبه می‌شود:

$$Error(X_i) = \frac{\sum_{i=1}^{total}(Class_i^{real} - Class_i^{est})^2}{total} \qquad ۷$$

در اینجا $Class_i^{real}$ شماره کلاس واقعی از نظر نوع وضعیت آب و هوایی برای نمونه i و $Class_i^{est}$ مقدار پیش بینی آن است. در اینجا، $total$ تعداد نمونه‌های آب و هوایی برای ارزیابی است و $Error(X_i)$ خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی به ازای یک بردار ویژگی است. می‌توان معادلات را تجمیع نمود و تابع هدف مناسب را مانند معادله(۸)، بازنویسی نمود:

هر بردار ویژگی که بتواند این تابع هدف را کمینه نماید به

$$Cost(X_i) = w_1 \frac{\sum_{i=1}^{total}\left(Class_i^{real} - Class_i^{est}\right)^2}{total} + (1 - w_1)\frac{|n|}{|m|} \qquad ۸$$

عنوان بردار ویژگی بهینه برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی در نظر گرفته می‌شود و به عنوان موقعیت طعمه در الگوریتم حشره آبسوار در نظر گرفته می‌شود.

٤- تجزیه و تحلیل روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی برای تجزیه و تحلیل در محیط پیاده–سازی متلب مورد ارزیابی قرار گرفته می‌شود. برای ارزیابی از

نرم‌فزار متلب ۲۰۲۱ استفاده می‌شود. در روش پیشنهادی از داده‌های مرتبط با سازمان هواشناسی ایران استفاده می‌شود و این داده‌ها دو وضعیت بارش و حالت عادی را در نظر می‌گیرند. در آزمایشات از ۷۰٪ از این داده‌ها به عنوان داده آموزشی و از ۳۰٪ دیگر داده‌ها به عنوان داده آزمون استفاده می‌شود. در روش پیشنهادی از شبکه عصبی کانولوشن با کرنلهای ۳ در ۳ استفاده می‌شود و از طرفی تعداد بردارهای ویژگی به ترتیب برابر ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ در نظر گرفته شده و تعداد تکرار نیز برابر ۳۰ تنظیم شده و تعداد آزمایشات برابر ۲۵ عدد می‌باشد. در نمودار شکل(٦)، مقدار تابع هدف بر حسب تکرار الگوریتم پیشنهادی نمایش داده شده است. ارزیابی‌ها نشان می‌دهد مقدار تابع هدف بر حسب تکرار الگوریتم پیشنهادی در پیش بینی وضعیت آب و هوایی در حال کاهش است. کاهش یافتن تابع هدف به دلیل آن است که همزمان خطای پیش بینی وضعیت آب هوایی و تعداد ویژگی انتخاب شده در حال کاهش است زیرا تابع هدف از این دو عامل ساخته شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی می‌توان از متوسط خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی استفاده نمود که در اینجا دو شاخص مهم پیش بینی نظیر MSE و RMSE وجود دارند که به ترتیب در روابط(۹) و (۱۰)، ارایه شده‌اند:

$$mse = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 \qquad ۹$$

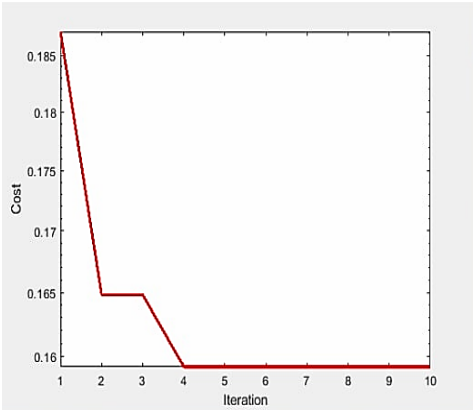
$$rmse = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} \qquad ۱۰$$

در این رابطه¬ها، y_i شماره کلاس واقعی یک نمونه آب و هوایی از نظر عادی یا دارای بارش است و y^_i نیز شماره کلاس تخمین زده شده توسط روش پیشنهادی از وضعیت نمونه آب و هوایی است و از طرفی N تعداد نمونه¬های مورد استفاده در ارزیابی است. برای ارزیابی و پیش بینی وضعیت آب و هوایی در روش پیشنهادی می¬توان شاخص¬های مانند دقت و حساسیت استفاده نمود که ضابطه آنها در رابطه(۱۱) و (۱۲) بیان شده است:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \qquad ۱۱$$

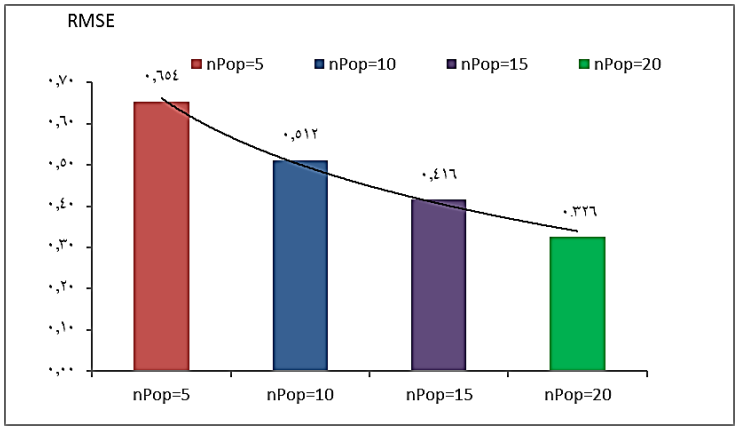
$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \qquad ۱۲$$

برای ارزیابی روش پیشنهادی بر اساس شاخص¬های دقت[25] و حساسیت[26] در پیش بینی وضعیت آب و هوایی از شمارش نمونه¬های صحیح مثبت (TP)، نمونه¬های غلط مثبت (FP) ، نمونه¬های صحیح منفی (TN)، و نمونه¬های غلط منفی (FN)، استفاده می¬گردد. در نمودار شکل(۷)، متوسط شاخص خطای RMSE در پیش بینی وضعیت آب و هوایی توسط روش پیشنهادی ارایه شده است. در این نمودار اندازه جمعیت الگوریتم حشره آب سوار متغییر در نظر گرفته شده است تا تاثیر آن مشخص شود.



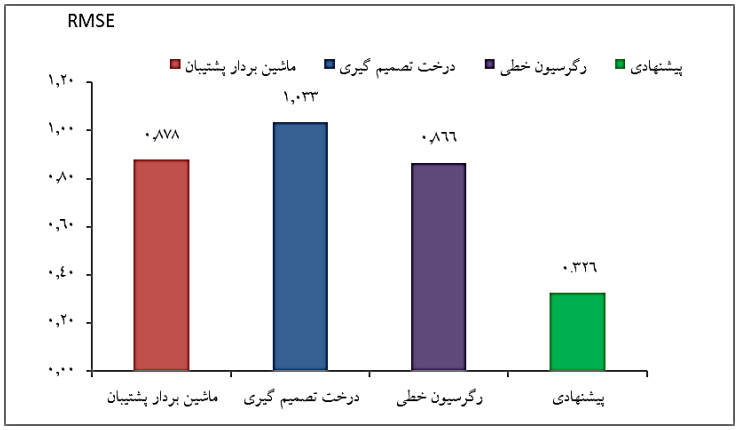
شکل ٦: مقدار تابع هدف در فاز انتخاب ویژگی

25 Accuracy
26 Sensitivity



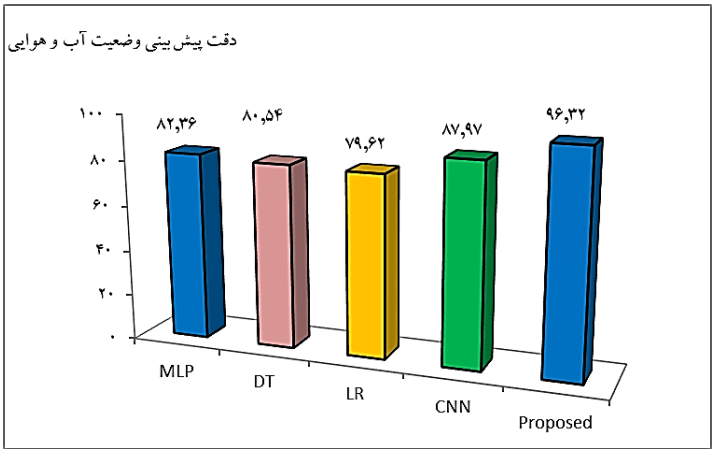
شکل ۷: شاخص RMSE روش پیشنهادی برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی بر اساس اندازه جمعیت بردار ویژگی

تجزیه و تحلیل روش پیشنهادی نشان می¬دهد شاخص خطای پیش بینی RMSE به ازای جمعیت برابر ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ به ترتیب برابر ۰.٦۵٤، ۰.۵۱۲، ۰.٤۱٦ و ۰.۳۲٦ است. با افزایش جمعیت بردارهای ویژگی خطای پیش بینی از ۰.٦۵٤ به ۰.۳۲٦ کاهش داشته است و این کاهش در حدود ۵۰.۱۵٪ است. در نمودار شکل(۸)، خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی با روشهای یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم¬گیری و رگرسیون خطی مقایسه شده است.



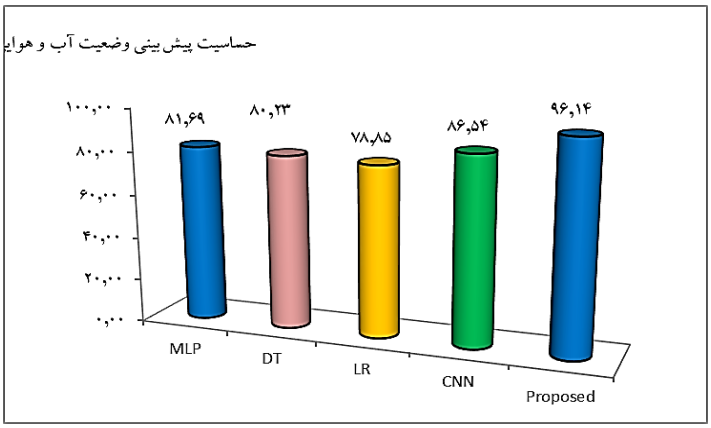
شکل ۸: مقایسه شاخص RMSE روش پیشنهادی برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی با روشهای یادگیری ماشین

ارزیابی¬ها نشان داد خطای پیش بینی روش پیشنهادی با جمعیت ۱۰ برابر ۰.۵۱۲ است و این در حالی است که خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی در روش ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم¬گیری و رگرسیون خطی به ترتیب برابر ۰.۸۷۸، ۱.۰۳۳ و ۰.۸٦٦ است و روش پیشنهادی دارای خطای کمتری نسبت به این روشها است. برای ارزیابی روش پیشنهادی می¬توان از شاخص¬های مانند دقت و حساسیت استفاده نمود. آزمایشات نشان می¬دهد روش پیشنهادی دارای دقت و حساسیتی به ترتیب برابر ۹٦.۳۲٪ و ۹٦.۱٤٪ در پیش بینی آب و هوا است. در نمودار شکل(۹) و (۱۰) به ترتیب متوسط شاخص دقت و حساسیت روش پیشنهادی با شبکه عصبی چند لایه، درخت تصمیم¬گیری، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی کانولوشن برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی مورد مقایسه قرار گرفته شده است.



شکل ۹: مقایسه دقت پیش بینی وضعیت آب و هوایی

تجزیه و تحلیل و آزمایشات نشان می¬دهد روش پیشنهادی در پیش بینی وضعیت آب و هوایی دارای دقتی برابر ۹۶.۳۲٪ است و این در حالی است که دقت روش شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم¬گیری، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی کانولوشن به ترتیب برابر ۸۲.۳۶٪، ۸۰.۵۴٪، ۷۹.۶۲٪ و ۸۷.۹۷٪ است. به عبارت بهتر روش پیشنهادی نسبت به روش-های مورد مقایسه در پیش بینی وضعیت آب و هوایی دارای دقت بیشتری است. با توجه به نمودار حساسیت می¬توان گفت که حساسیت روش شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم¬گیری، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی کانولوشن برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی به ترتیب برابر ۸۱.۶۹٪، ۸۰.۲۳٪، ۷۸.۸۵٪، ۸۶.۵۴٪ است و روش پیشنهادی نسبت به این روش¬ها دقت بیشتری در پیش بینی دارد.



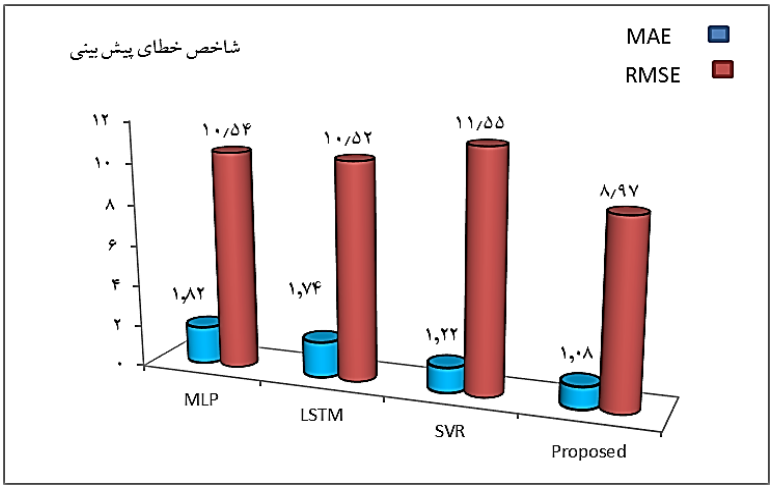
شکل ۱۰: مقایسه حساسیت پیش بینی وضعیت آب و هوایی

ارزیابی¬ها نشان می¬دهد روش پیشنهادی نسبت به شبکه یادگیری عمیق CNN، توانسته دقت پیش بینی را در حدود ۸.۳۵٪ افزایش دهد. در اینجا برای تکمیل آزمایشات روش پیشنهادی با نتایج مقاله[۲۲] که در سال ۲۰۲۱ ارایه شده است مورد مقایسه قرار گرفته می¬شود. در جدول(۱)، شاخص MAE و MSE روش پیشنهادی در خطای پیش بینی وضعیت آب و هوایی با سه روش شبکه عصبی چند لایه[۲۷]، شبکه یادگیری عمیق مبتنی بر حافظه[۲۸] و رگرسیون بردار پشتیبان[۲۹] مورد مقایسه قرار گرفته شده است. در نمودار شکل(۱۱)، نیز روش پیشنهادی با روشهای مورد نظر مورد مقایسه قرار گرفته شده و مورد تحلیل قرار گرفته شه است.

27 MLP
28 LSTM
29 SVR

جدول(۱): مقایسه شاخص MAE و MSE در پیش بینی وضعیت آب و هوایی با روشهای مشابه

روش	MAE	MSE
MLP	۱.۸۲	۱۰.۵٤
LSTM	۱.۷٤	۱۰.۵۲
SVR	۱.۲۲	۱۱.۵۵
Prposed method	۱.۰۸	۸.۹۷



شکل ۱۱: مقایسه شاخص MAE و MSE در پیش بینی وضعیت آب و هوایی

با توجه به آزمایشات انجام شده شاخص MAE و MSE در پیش بینی وضعیت آب و هوایی در روش پیشنهادی به ترتیب برابر ۱.۰۸ و ۸.۹۷ است و خطای روش پیشنهادی در پیش بینی وضعیت آب و هوایی از روشهای شبکه عصبی چند لایه، شبکه یادگیری عمیق مبتنی بر حافظه و رگرسیون بردار پشتیبان کمتر است.

۵- نتیجه گیری و پیشنهادات آتی

امروزه پیش بینی وضعیت آب و هوایی یک موضوع تحقیقاتی مهم است و باعث شده است تا بسیاری از پژوهشگران به سمت این موضوع هدایت شوند. پیش بینی وضعیت آب و هوایی بر اساس متغییرهای محیطی در دورهای قبلی و فعلی باعث می¬شود تا از وقوع آسیب¬های حوادثی مانند سیل کاسته شود. امروزه از پیش بینی هواشناسی برای کاربردهای مانند کشاورزی و برنامه¬ریزی سفرها استفاده می¬شود. یکی از روش¬های پیش بینی وضعیت آب و هوایی استفاده از روشهای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مانند شبکه عصبی کانولوشن است. در این مقاله برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی از یک مدل دو لایه استفاده شده است. در ابتدا انتخاب ویژگی با الگوریتم حشره آبسوار انجام شده و سپس در ادامه ویژگی-های مهم مرتبط با شرایط آب و هوایی تحویل شبکه عصبی کانولوشن می¬شود تا بتوان شرایط آب و هوایی را پیش بینی نمود. ارزیابی¬ها نشان داد روش پیشنهادی در پیش بینی وضعیت آب و هوایی دارای خطای کمتری نسبت به ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم¬گیری و رگرسیون خطی است. ارزیابی¬ها نشان می¬دهد که روش پیشنهادی در شاخص دقت و حساسیت برای پیش بینی وضعیت آب و هوایی از شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم¬گیری، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی کانولوشن دقیق¬تر است. در پژوهش آتی تلاش می¬شود چند کلاس به جای دو کلاس برای شرایط آب و هوایی در نظر گرفته شود و خروجی طبقه¬بندی کننده مبتنی بر رای¬گیری اکثریت باشد.

منابع:

1. Xu, Y. Characteristics and Psychological Response in the Post-disaster Era. Logist. Chin. Gov. 2020, 68–69 .

2. Fang, W., Xue, Q., Shen, L., & Sheng, V. S. (2021). Survey on the application of deep learning in extreme weather prediction. Atmosphere, 12(6), 661.

3. Jiang, Z., Yang, S., Liu, Z., Xu, Y., Xiong, Y., Qi, S., ... & Xu, T. (2022). Coupling machine learning and weather forecast to predict farmland flood disaster: A case study in Yangtze River basin. Environmental Modelling & Software, 105436.

4. Gao, Y., Miyata, S., & Akashi, Y. (2022). Multi-step solar irradiation prediction based on weather forecast and generative deep learning model. Renewable Energy, 188, 637-650.

5. Li, W., Pan, B., Xia, J., & Duan, Q. (2022). Convolutional neural network-based statistical post-processing of ensemble precipitation forecasts. Journal of Hydrology, 605, 127301.

6. Suleman, M. A. R., & Shridevi, S. (2022). Short-term weather Forecasting using Spatial Feature Attention based LSTM model. IEEE Access.

7. Brecht, R., & Bihlo, A. (2022). Computing the ensemble spread from deterministic weather predictions using conditional generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:2205.09182.

8. Chandrayan, S. S., Singh, K., & Bhoi, A. K. (2022). Atmospheric Weather Fluctuation Prediction Using Machine Learning. In Cognitive Informatics and Soft Computing (pp. 431-443). Springer, Singapore.

9. Ioannou, K., Karampatzakis, D., Amanatidis, P., Aggelopoulos, V., & Karmiris, I. (2021). Low-Cost Automatic Weather Stations in the Internet of Things. Information, 12(4), 146.

10. Noh, I., Doh, H. W., Kim, S. O., Kim, S. H., Shin, S., & Lee, S. J. (2021). Machine Learning-Based Hourly Frost-Prediction System Optimized for Orchards Using Automatic Weather Station and Digital Camera Image Data. Atmosphere, 12(7), 846.

11. Fathi, M., Haghi Kashani, M., Jameii, S. M., & Mahdipour, E. (2021). Big data analytics in weather forecasting: A systematic review. Archives of Computational Methods in Engineering, 1-29.

12. Rani, S. S., Janet, J., Ramya, K. C., & Gomathy, V. (2020, December). IoT based climate prediction using ANN for green networking. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 993, No. 1, p. 012090). IOP Publishing.

13. Huang, Z. Q., Chen, Y. C., & Wen, C. Y. (2020). Real-time weather monitoring and prediction using city buses and machine learning. Sensors, 20(18), 5173.

14. Karvelis, P., Mazzei, D., Biviano, M., & Stylios, C. (2020). PortWeather: A lightweight onboard solution for real-time weather prediction. Sensors, 20(11), 3181.

15. Wang, Y., Dou, Y., Yang, W., Guo, J., Chang, X., Ding, M., & Tang, X. (2021). A New Machine Learning Algorithm for Numerical Prediction of Near-Earth Environment Sensors along the Inland of East Antarctica. Sensors, 21(3), 755.

16. Wolff, S., O'Donncha, F., & Chen, B. (2020). Statistical and machine learning ensemble modelling to forecast sea surface temperature. Journal of Marine Systems, 208, 103347.

17. Hewage, P., Behera, A., Trovati, M., Pereira, E., Ghahremani, M., Palmieri, F., & Liu, Y. (2020). Temporal convolutional neural (TCN) network for an effective weather forecasting using time-series data from the local weather station. Soft Computing, 24(21), 16453-16482.

18. Adewoyin, R. A., Dueben, P., Watson, P., He, Y., & Dutta, R. (2021). TRU-NET: a deep learning approach to high resolution prediction of rainfall. Machine Learning, 1-28.

19. Phung, V. H., & Rhee, E. J. (2019). A high-accuracy model average ensemble of convolutional neural networks for classification of cloud image patches on small datasets. Applied Sciences, 9(21), 4500.

20. Kaveh, A., & Eslamlou, A. D. (2020, June). Water strider algorithm: A new metaheuristic and applications. In Structures (Vol. 25, pp. 520-541). Elsevier.

21. Kaveh, A., Rahmani, P., & Dadras Eslamlou, A. (2021). Guided water strider algorithm for structural damage detection using incomplete modal data. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, 1-18.

22. Bączkiewicz, A., Wątróbski, J., Sałabun, W., & Kołodziejczyk, J. (2021). An ANN Model Trained on Regional Data in the Prediction of Particular Weather Conditions. Applied Sciences, 11(11), 4757.