

(بررسی و مقایسه الگوریتم‌های SVM و CNN در شناسایی تصاویر آب‌وهوایی)

نام و نام خانوادگی نویسنده اول (امیر جلیلی ایرانی)

دانشکده مهارت و کارآفرینی، واحد اردبیل، دانشگاه آزاد اسلامی، اردبیل، ایران

نام و نام خانوادگی نویسنده دوم (آیسل پورعلی)

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر-نرم‌افزار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اردبیل، ایران

چکیده

طبقه‌بندی تصاویر یکی از چالش‌های مهم در زمینه بینایی ماشین و یادگیری ماشین محسوب می‌شود. این مطالعه به بررسی و مقایسه دو الگوریتم معروف در این حوزه، یعنی ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN)، می‌پردازد. شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN) به طور تخصصی برای پردازش و تحلیل داده‌های تصویری طراحی شده‌اند. این الگوریتم‌ها با استفاده از لایه‌های مختلف کانولوشن، قادر به شناسایی الگوهای پیچیده در تصاویر هستند. به همین دلیل، آنها کاربرد فراوانی در زمینه‌هایی مانند شناسایی اشیاء، تشخیص چهره و طبقه‌بندی انواع تصاویر دارند. در مقابل، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) یک الگوریتم یادگیری نظارتی است که معمولاً برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود. این الگوریتم مناسب داده‌های با ابعاد بالا و همچنین می‌تواند نویز را کاهش دهد. SVM به طور مؤثری در مسائل طبقه‌بندی متنی، شناسایی بیماری‌ها، مشکلات ترافیکی و سایر مسایل یادگیری ماشین کاربرد دارد. به طور خلاصه، در حالی که CNN‌ها به طور خاص برای پردازش تصویر و بینایی ماشین طراحی شده‌اند، SVM در زمینه‌های مختلفی از طبقه‌بندی کاربرد دارد. هدف ما در این مطالعه، معرفی هر دو الگوریتم در حوزه تشخیص تصاویر آب و هوایی و به اشتراک‌گذاری نتایج بهینه با استفاده از هر دو روش است.

واژگان کلیدی: یادگیری ماشین، یادگیری با نظارت، شبکه‌های عصبی پیچشی، پردازش تصویر

۱- مقدمه

در دنیای امروز، با افزایش چشمگیر حجم داده‌های تصویری، تحلیل و دسته‌بندی تصاویر به یکی از مسائل مهم در حوزه‌های علمی و صنعتی تبدیل شده است. تصاویر به عنوان یکی از متداول‌ترین اشکال داده، در زمینه‌هایی مانند پزشکی، امنیت، حمل‌ونقل و بسیاری از کاربردهای دیگر اهمیت ویژه‌ای دارند. دو روش اصلی برای طبقه‌بندی تصاویر عبارت‌اند از ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN). الگوریتم

SVM که یکی از روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین محسوب می‌شود، به دلیل توانایی بالای خود در جداسازی داده‌ها با استفاده از حداکثر حاشیه، شناخته شده است. این الگوریتم به‌ویژه در مسائل با ویژگی‌های چندبعدی و مجموعه داده‌های کوچک عملکرد مناسبی دارد، اما در مواجهه با داده‌های تصویری پیچیده ممکن است با چالش‌هایی روبه‌رو شود. در مقابل، شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN) که از تکنیک‌های یادگیری عمیق به شمار می‌روند، به‌طور خاص برای پردازش تصاویر طراحی شده‌اند. این الگوریتم‌ها با استفاده از چندین لایه پردازشی، قابلیت استخراج ویژگی‌های مهم و شناسایی الگوهای تصویری را دارند. در حوزه تحلیل تصاویر آب‌وهوایی، الگوریتم‌های SVM و CNN به دلیل توانایی بالای خود در پردازش داده‌ها و استخراج ویژگی‌های پیچیده، کاربرد گسترده‌ای دارند. SVM به‌واسطه قدرت بالای خود در دسته‌بندی داده‌ها، به‌ویژه در برخورد با داده‌های پر نویز و با ابعاد بالا، می‌تواند وضعیت جوی را به‌دقت مدل‌سازی کند. در مقابل، CNN به دلیل ساختار چندلایه‌ای خود، امکان شناسایی خودکار الگوها و ویژگی‌های فضایی در تصاویر را فراهم می‌آورد. این قابلیت‌ها به ما اجازه می‌دهد تا اطلاعات ارزشمندی در مورد تغییرات آب‌وهوا، پیش‌بینی پدیده‌های جوی و شناسایی رخدادهای خاص مانند طوفان‌ها و بارش‌ها به دست آوریم. ترکیب این دو الگوریتم می‌تواند دقت و کارایی تحلیل‌های آب‌وهوایی را افزایش داده و به تصمیم‌گیری‌های بهتر در زمینه مدیریت منابع طبیعی و پیش‌بینی حوادث جوی کمک کند.

در این مقاله، ابتدا هر دو الگوریتم SVM و CNN بررسی و مقایسه می‌شوند. سپس به معرفی تحقیقات و مطالعات انجام‌شده در زمینه طبقه‌بندی تصاویر آب‌وهوایی پرداخته خواهد شد تا تأثیر پیشرفت‌های جدید بر شناسایی و تحلیل این تصاویر مشخص شود. در نهایت، بر اساس نتایج حاصل، پیشنهادهایی برای انتخاب بهینه‌ترین روش در این حوزه ارائه می‌شود. هدف این پژوهش، ارائه راهکاری مناسب برای محققان و مهندسان است تا بتوانند در زمینه تحلیل و طبقه‌بندی تصاویر آب‌وهوایی، به نتایج دقیق‌تری دست یابند.

۲- مبانی نظری الگوریتم‌های SVM و CNN

آشنایی با الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN) برای پژوهشگران و متخصصان علم داده و یادگیری ماشین از اهمیت زیادی برخوردار است. الگوریتم SVM یک روش طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری نظارت‌شده است که (Bishop, ۲۰۰۶) بر اساس تعریف مرزهای تصمیم‌گیری^۱ به دسته‌بندی داده‌ها می‌پردازد. این الگوریتم برای داده‌هایی که به‌صورت خطی^۲ قابل تفکیک هستند، عملکرد بسیار خوبی دارد. با این حال، پیچیدگی محاسباتی بالا و حساسیت به انتخاب پارامترها از جمله چالش‌های آن محسوب می‌شوند (Rosebrock, ۲۰۱۷). در مقابل شبکه‌های عصبی پیچشی (Alex Krizhevsky, ۲۰۱۲) بر پایه لایه‌های پیچشی و لایه‌های تماماً متصل کار می‌کنند. این مدل‌ها قابلیت یادگیری خودکار ویژگی‌های داده و بهبود عملکرد در مواجهه با داده‌های پیچیده و غیرخطی را دارند. استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق در CNN باعث می‌شود که این روش در پردازش تصاویر و الگوهای پیچیده، کارایی بالاتری نسبت به SVM داشته باشد.

^۱ decision boundary

^۲ linearly separable

۲-۱- مزایا و معایب SVM و CNN

یکی از مزایای اصلی الگوریتم SVM، عملکرد بالای آن در پردازش داده‌هایی با ابعاد زیاد است. این الگوریتم با استفاده از مفاهیم پیچیده ریاضی و روش‌های بهینه‌سازی، دقت بالایی را در فرآیند دسته‌بندی داده‌ها ارائه می‌دهد و همچنین قابلیت کنترل بیش‌برازش را دارد (Mohammad Reza Najafi, S.M.ASCE, ۲۰۱۱). در مقابل، الگوریتم CNN دارای مزیت مهمی است که شامل توانایی استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر می‌شود (Rosebrock, ۲۰۱۷). در شرایطی که روش‌های سنتی عملکرد مطلوبی ندارند، CNN می‌تواند گزینه‌ای مناسب باشد. برای مثال، در تشخیص اشیا و طبقه‌بندی تصاویر مختلف، این الگوریتم به دلیل قدرت بالای خود در شناسایی الگوها و ویژگی‌های متنوع، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک دارد. با این حال، از معایب CNN می‌توان به پیچیدگی بالای فرایند آموزش و وابستگی زیاد به حجم داده‌های آموزشی اشاره کرد که ممکن است در برخی موارد چالش‌برانگیز باشد. با وجود این، توانایی این مدل در تعمیم ویژگی‌ها و پردازش داده‌های پیچیده، آن را به یکی از قدرتمندترین ابزارها در حوزه یادگیری عمیق تبدیل کرده است.

۳- مرور مطالعات

همانطور که در بخش اول معرفی شد الگوریتم‌های (SVM) و (CNN) به عنوان ابزارهای قوی در حوزه یادگیری ماشین هستند. همچنین این الگوریتم‌ها به دلیل توانایی بالای خود در شناسایی الگوها و ویژگی‌های پیچیده، به صورت گسترده‌ای در طبقه‌بندی داده‌های آب و هوایی، پیش‌بینی وضعیت جوی و شناسایی تغییرات اقلیمی به کار گرفته شده‌اند. در این بخش، به بررسی مقالات منتشرشده در این حوزه خواهیم پرداخت که به استفاده از SVM و CNN در پردازش تصاویر آب و هوایی می‌پردازند و نتایج و دستاوردهای آن‌ها را مورد تجزیه و تحلیل قرار خواهیم داد. این بررسی به روشن‌سازی چالش‌ها و امکانات موجود در این زمینه کمک خواهد کرد و به درک بهتر استفاده از این تکنیک‌ها در پیشرفت‌های علمی و عملی در مطالعات آب و هوا خواهد انجامید.

۳-۱- مطالعات مربوط به الگوریتم SVM

در همین راستا در مطالعه انجام شده در مقاله (Gaohong Yin, ۲۰۲۲) به بررسی شش روش ترکیبی شامل SVM، QM^۱، CDF^۲ و... می‌پردازد که هدف نهایی بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و کاهش خطاهای مرتبط با بارش‌های سنگین و شدید است. الگوریتم SVM یک روش یادگیری ماشین تحت نظارت است که به طور گسترده‌ای در مطالعات تغییرات آب و هوایی استفاده می‌شود. ایده اصلی رگرسیون SVM پیدا کردن بهترین هایپرپلان و لایه‌های مرزی به منظور کمینه کردن یک تابع خطای تعریف شده است. یکی از روشهای استفاده شده در این مقاله روش (QM) یک تکنیک آماری است که برای اصلاح داده‌های پیش‌بینی با هدف بهبود دقت و کاهش سوگیری‌ها به کار می‌رود به این معنی که اگر پیش‌بینی‌های SVM دارای سوگیری بودند (به عنوان مثال، بارش‌هایی که کمتر از واقعیت برآورد شدند)، با استفاده از محاسبات QM، این پیش‌بینی‌ها به مقدار مناسب اصلاح می‌شوند این روش معمولاً در زمینه پیش‌بینی‌های آب‌وهوایی و اقلیمی مورد

^۱ Quantile Mapping

^۲ Cumulative Distribution Function Transform

استفاده قرار می گیرد و به ویژه در مواقعی که داده های مدل پیش بینی دارای توزیع نادرست یا سوگیری نسبت به داده های مشاهده ای هستند، کاربردی است.

روش دوم (CDFt) که به توزیع تجمعی داده ها اشاره دارد و نشان دهنده احتمال وقوع مقادیر مشخصی از یک متغیر تصادفی است. این روش بیشتر برای مدل سازی ویژگی های آماری داده ها استفاده می شود. در این روش، CDFt به داده های پیش بینی شده از SVM اعمال می شود تا توزیع بارش ها اصلاح شود. این کار به بهبود دقت پیش بینی کمک می کند، به خصوص هنگامی که بارش های شدید یا کم باران در داده ها وجود دارد.

در ادامه در توضیح روش استفاده شده آمده است که به جای اینکه هر بارش مشاهده شده را مستقیماً با بارش مدل شده مقایسه کند، یک دامنه متشکل از نقاط مختلف در نظر گرفته میشود. این کار کمک می کند تا ویژگی های بارش در نقاط مختلف نسبت به یکدیگر مقایسه شود. برای هر بارش مشاهده شده در یک نقطه خاص، بارش های مدل شده در یک ناحیه وسیع تر (مثلاً 21×21) مورد بررسی قرار میگیرد و به عنوان ورودی به مدل داده میشود. همچنین فرض میشود الگوهای جوی که باعث بارش می شوند، در نواحی مختلف مشابه هستند.

برای بهینه سازی مدل SVM، از هایپر پارامترهایی بهره گرفته میشود که دقت مدل را تحت تأثیر قرار می دهند. این هایپر پارامترها شامل: C: تعیین می کند که مدل چقدر می تواند به داده های آموزش نزدیک شود.

γ (گاما): نحوه شکل گیری مرزهای تصمیم گیری بین طبقات مختلف داده ها را تنظیم می کند.

ϵ (اپسیلون): سطح تحمل خطا در پیش بینی ها را تعیین می کند.

برای یافتن بهترین ترکیب این هایپر پارامترها، یک روش جستجوی تصادفی استفاده می شود.

در این مطالعه شش حالت آزمایشی مختلف برای ارزیابی پیش بینی بارش در نظر گرفته شده است. این حالت ها شامل مدل سازی های مختلف بارش مانند MSM-GPV و روش های پس پردازش مانند SVM، QM، و CDFt هستند.

۳-۱-۱ استفاده از SVM

در SVM، داده های آموزشی هر سه ساعت یکبار انتخاب شده و پیش بینی برای تمام ساعت ها در سال اعتبارسنجی انجام می شود. این کار به منظور افزایش کارایی محاسباتی انجام می شود. همچنین به دلیل وجود تعداد زیادی از رویدادهای بدون بارش و بارش های سبک، یک استراتژی زیر نمونه گیری برای کاهش نسبت داده های بدون بارش به داده های بارش به ۱:۱ اتخاذ شده است. این کار به بهبود دقت پیش بینی کمک می کند. از سوی دیگر در موارد ترکیبی، QM و CDFt به عنوان مراحل اضافی پس از رگرسیون SVM برای تنظیم CDF بارش پس پردازش شده استفاده می شوند. این کار به منظور بهبود دقت پیش بینی انجام می شود.

۳-۱-۲ ترکیب SVM و CDFt (SVM-CDFt)

ابتدا اطلاعات تاریخی بارش و ویژگی های مرتبط جمع آوری می شود و با استفاده از آن SVM آموزش داده می شود. این مرحله شامل انتخاب هایپر پارامترها و آموزش مدل است. بعد از آموزش مدل، داده های جدید ورودی به مدل داده می شود و پیش بینی بارش ها انجام می شود. پس از دریافت مقادیر پیش بینی شده از SVM، CDFt به این مقادیر اعمال می شود. با استفاده از توزیع تجمعی، مقادیر بارش های پیش بینی شده مطابق با داده های واقعی و توزیع آن ها تنظیم می شود. با ترکیب این دو روش، می توان نواقص مدل های پیش بینی مانند مقادیر غیر واقعی یا بیش از حد بارش را کاهش داد.

نتایج نشان داد که SVM به طور مؤثری نمایندگی فضایی بارش ساعتی را در ماه های ژانویه و ژوئیه بهبود بخشید. با این حال، به دلیل کشیدگی بالای داده های بارش ساعتی و ویژگی های ذاتی رگرسیون SVM، این روش نتوانست رویدادهای بارش سنگین را به درستی شبیه سازی کند و تنوع بارش را به ویژه در ماه های مرطوب (یعنی ژوئیه) دست کم گرفت پس به معرفی یک روش ترکیبی SVM و QM (یا CDFt) می پردازد که از مزایای هر دو

روش استفاده کرده و بارش ساعتی پردازش شده را با همبستگی فضایی بالا، سوگیری پایین و نرخ موفقیت بالا، به ویژه در مورد SVM-CDFt ارائه می‌دهد. روش SVM-CDFt ساده است و نیازی به اطلاعات اضافی از سایر متغیرهای هیدرولوژیکی یا هواشناسی ندارد. جدول ۱-۳ معیارهای ارزیابی بارش ساعتی تخمینی در تمامی موارد آزمایشی بررسی شده در طول ماه‌های ژانویه و ژوئیه در آزمایش اعتبارسنجی متقابل را نمایش می‌دهد. به طور کلی، دقت بالا و زمان محاسباتی کارآمد SVM-CDFt را به ابزاری مناسب برای بهبود پیش‌بینی‌های بارش ساعتی در زمان واقعی تبدیل کرده است.

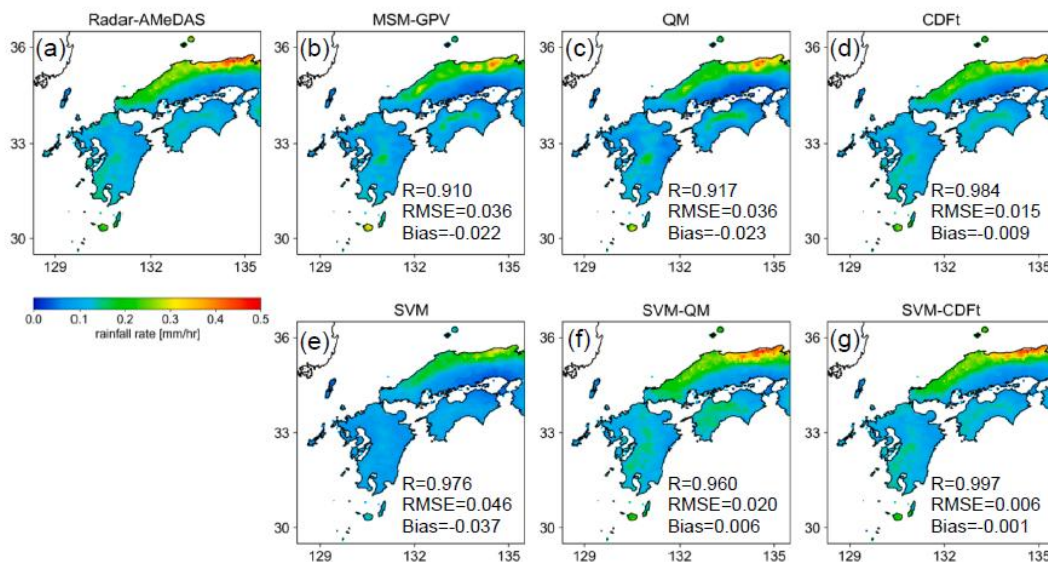
		R	RMSE	Bias	ARD _m	ARD _d	ARD _{sk}	ARD _{kr}
		[-]	[mm]	[mm]	[-]	[-]	[-]	[-]
January	MSM-GPV	0.387	0.246	-0.022	0.930	0.533	0.758	4.186
	SVM	0.490	0.213	-0.037	0.742	0.630	0.748	2.797
	QM	0.385	0.250	-0.023	1.131	0.546	0.695	3.376
	CDFt	0.397	0.256	-0.009	1.149	0.567	0.708	3.524
	SVM-QM	0.460	0.232	0.006	0.931	0.535	0.759	2.647
	SVM-CDFt	0.475	0.228	-0.001	0.869	0.544	0.744	2.731
July	MSM-GPV	0.235	1.387	-0.109	1.633	0.892	0.528	1.407
	SVM	0.296	1.234	-0.197	4.994	0.793	0.644	1.054
	QM	0.228	1.502	-0.045	1.710	0.969	0.553	1.720
	CDFt	0.234	1.545	0.021	2.202	1.069	0.543	1.441
	SVM-QM	0.282	1.435	0.098	1.670	0.826	0.663	1.389
	SVM-CDFt	0.280	1.378	0.033	1.653	0.816	0.668	1.337

جدول ۱-۳- تفاوت‌های نسبی مطلق برای میانگین (ARD_m)، انحراف معیار (ARD_{sd})، چولگی (ARD_{sk}) و کشیدگی (ARD_{kr}) توزیع بارش ساعتی که مورد بررسی قرار گرفته است (Gaohong Yin, ۲۰۲۲)

در شکل ۱-۳ معیارهای آماری که در مقایسه با رادار-آمیداس ارزیابی شده‌اند در هر زیرمردار نشان داده شده‌اند. واحدها از جمله ضریب همبستگی پیرسون^۱ (به اختصار R نشان‌دهنده قدرت و جهت رابطه خطی بین دو متغیر)، خطای میانگین مربعات^۲ و انحراف به ترتیب بدون واحد و میلی‌متر در ساعت هستند. این مدل با مقدار $R=0.997$ بهترین عملکرد را داشته است. این عدد یک مقیاس بدون بعد است و مقدار آن بین -۱ و +۱ متغیر است. مقدار نزدیک به ۱ نشان‌دهنده همبستگی قوی مثبت است.

^۱ Pearson Correlation Coefficient

^۲ Root Mean Square Error



شکل ۳-۱- میانگین بارش ساعتی در ژانویه: (الف) رادار-آمیداس، (ب) MSM-GPV، (ج) QM، (د) CDFt، (ه) SVM، (و) SVM-QM، و (ز) SVM-CDFt. (Gaohong Yin, ۲۰۲۲)

همچنین با تفسیر نتایج به دست آمده از داده های ژانویه و ژوئیه مشخص میشود که مدل های SVM-QM و SVM-CDFt دقت بالاتری در تشخیص شرایط مرطوب و خشک داشته اند، اما در مواردی که مقدار آستانه کمتر از ۲۰ میلی متر در ساعت باشد. با وجود نتایج دلگرم کننده از SVM-CDFt، مشکلاتی نیز در ارتباط با روش پیشنهادی مشاهده شد. مشخص شد که SVM-CDFt تمایل به برآورد بیش از حد مساحت پوشش بارش دارد، به ویژه در زمان رویدادهای بارش سنگین، که منجر به ط بالای بارش برآورد شده می شود. علاوه بر این، قابلیت SVM-CDFt برای بهبود پیش بینی بارش های شدید محدود است.

بنابراین نیاز به بهبودهای بیشتری در روش ها احساس میشود که منجر به معرفی الگوریتم های دیگری در این زمینه همچون CNN شد.

۳-۲- مطالعات مربوط به الگوریتم CNN

تحقیقات متعدد در این راستا به بررسی و توسعه روش های جدید برای تحلیل تصاویر پرداخته اند. به عنوان مثال، مطالعه ای (ZHU SUN, ۲۰۲۰) به توصیف یک تحقیق علمی در زمینه پیش بینی شرایط آب و هوایی با استفاده از یادگیری ماشین و تکنیک های بینایی ماشین می پردازد و نحوه جمع آوری داده ها و راهکارهای آموزشی مختلف را بررسی میکند. این مطالعه نتایج مقایسه ای را بین مدل های مبتنی بر ویژگی های دستی و مدل های مبتنی بر ویژگی های عمیق را ارائه می دهد. تصاویر از یک سیستم نظارت دوربین که از بزرگراه های استان شانسی چین پوشش می دهد، جمع آوری شده اند. این سیستم به طور مداوم تصاویر را هر ساعت به مدت یک سال ضبط کرده است. این مطالعه به بررسی یک نوع شبکه عصبی به نام شبکه عصبی پیچشی عمیق با نظارت عمیق (DS-CNN) ^۱ می پردازد که بر اساس یک معماری بهینه سازی شده از طریق جستجوی معماری عصبی ^۲ طراحی شده است.

^۱ Deeply Supervised Convolutional Neural Network

DS-CNN ایده تکرار و انباشت سلول ها را که در ماژول اینسپشن^۱ و ResNet^۲ معرفی شده است، دنبال می کند.

در DS-CNN دو نوع سلول وجود دارد:

سلول کاهش^۳: این سلول ابعاد نقشه ویژگی ها^۴ را به نصف کاهش می دهد.

سلول نرمال: این سلول ابعاد نقشه ویژگی های خروجی را برابر با ورودی نگه می دارد.

این شبکه شامل ۴ سلول کاهش و ۱۸ سلول نرمال است. سلول های نرمال به ۳ گروه تقسیم می شوند و هر گروه بعد از یک سلول کاهش قرار می گیرد.

مشابه معماری DS-CNN, ResNet نیز دارای اتصالات عبوری^۵ است که به هر سلول تکراری خروجی نقشه ویژگی ها از دو سلول قبلی را می دهد.

سلول کاهش در DS-CNN شامل پنج بلوک است که هر بلوک شامل دو عمل اصلی و یک جمع است. این عملیات شامل سه نوع عمل است:

کانولوشن قابل تفکیک عمیق^۶: این نوع کانولوشن شامل دو گروه از عملیات متوالی است که هر گروه شامل یک واحد غیر خطی (ReLU)، یک کانولوشن قابل تفکیک و نرمال سازی دسته ای^۷ است.

عملکرد کانولوشن قابل تفکیک: کانولوشن قابل تفکیک دوم به گونه ای طراحی شده است که ابعاد نقشه ویژگی ها را ثابت نگه دارد، در حالی که فاصله حرکت^۸ کانولوشن اول بسته به ورودی متفاوت است. اگر ورودی از سلول 1 باشد، فاصله حرکت کانولوشن اول دو خواهد بود تا ابعاد را نصف کند، در غیر این صورت، فاصله حرکت آن یک خواهد بود.

سلول نرمال: معماری مشابه با سلول کاهش دارد. همانند سلول کاهش، معماری سلول نرمال نیز از روش جستجوی معماری عصبی استنتاج کردن می شود. هر سلول نرمال شامل پنج بلوک است و هر بلوک شامل دو عمل اصلی و یک عمل اضافی می باشد. تفاوت اصلی بین سلول نرمال و سلول کاهش در انتخاب عملیات های اولیه و نحوه اتصال آن ها در هر بلوک است. این امر به DS-CNN این امکان را می دهد که در شرایط مختلف، ویژگی های مناسب تری استخراج کند. در این تحقیق، VGGNet، Inception v۳، ResNet و DenseNet برای طبقه بندی وضعیت آب و هوا مورد بررسی قرار گرفته اند.

۱-۲-۳ روش آزمایشات

- برای ارزیابی مدل ها، یک مجموعه داده شرایط جوی جاده ساخته شده است که شامل تصاویری از سابقه دوربین های نظارتی می باشد.

- منطقه جغرافیایی: این دوربین ها تمام آزادراه های استان شانشی چین را پوشش می دهند و در مجموع ۵۵۱۷.۷ کیلومتر را شامل می شود.

- تاریخچه تصاویر: تصاویر هر ساعت به مدت تقریباً یک سال ذخیره شده است.

- تقسیم بندی کلاس ها: ۱۲۵۱۵ تصویر در شرایط جوی مختلف (آفتابی، ابری، بارانی، برفی و مه آلود) انتخاب شده که به طور تقریبی برای هر کلاس ۲۵۰۰ تصویر وجود دارد.

- تقسیم مجموعه داده: مجموعه داده به سه بخش آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم شده است (۸۰٪ برای آموزش، ۱۰٪ برای اعتبارسنجی و ۱۰٪ برای آزمایش).

^۲ Neural Architecture Search

^۱ Inception

^۲ Residual Network

^۳ Reduction Cell

^۴ feature maps

^۵ skip connections

^۶ Depth-wise Separable Convolution

^۷ Batch Normalization

^۸ stride



-مدل‌های مبتنی بر ویژگی‌های دستی: یک مدل جنگل تصادفی^۱ با ۲۰۰ درخت آموزش داده شده است و از معیار گینی برای ارزیابی همگنی در تولید درخت استفاده شده است.

-مدل‌های مبتنی بر ویژگی‌های عمیق: برای مدل‌های VGGNet، Inception، ResNet و DenseNet، طبقه‌بندی‌کننده‌های جدید با استفاده از یادآوری انتقال^۲ مجدداً آموزش داده شدند.

هر مدل بر روی مجموعه آزمایشی شامل ۱۲۵۵ تصویر ارزیابی شده است. توزیع تصاویر بر اساس شرایط جوی به صورت زیر است: آفتابی: ۲۶۵ تصویر - ابری: ۲۶۱ تصویر - بارانی: ۲۴۸ تصویر - برفی: ۲۴۴ تصویر - مه‌آلود: ۲۳۴ تصویر
بررسی پیش‌بینی‌های نادرست نشان داد که روزهای آفتابی اغلب به عنوان روزهای ابری پیش‌بینی می‌شوند، که احتمالاً به دلیل شباهت‌های ظاهری تصاویر این دو دسته است.

نسبت به مدل‌های مبتنی بر ویژگی‌های عمیق، روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های دست‌ساز^۳ عملکرد پایین‌تری دارند:
-دقت^۴ ۷۴۶۵/۰ - فراخوانی^۵ ۶۷۸۱/۰

مدل‌های مبتنی بر ویژگی‌های عمیق در طبقه‌بندی وضعیت جوی جاده‌ای برتر هستند. دلیل این موضوع احتمالاً این است که بسیاری از ویژگی‌های دست‌ساز به ظاهر آسمان در تصویر وابسته‌اند، در حالی که بسیاری از تصاویر دوربین‌های جاده‌ای شامل ناحیه آسمان نمی‌شوند. با مقایسه امتیازهای عملکرد معماری‌های طراحی‌شده توسط انسان مانند VGGNet تا DenseNet، به وضوح مشاهده می‌شود که با افزایش عمق مدل، عملکرد بهبود می‌یابد همچنین شبکه‌هایی با معماری عمیق‌تر معمولاً عملکرد بهتری دارند، که نشان‌دهنده ارتباط میان نمایش ویژگی‌های DCNN و معماری آن‌ها است

در نهایت، DS-CNN بهترین عملکرد را ارائه می‌دهد و به دقت و فراخوانی برابر با ۰.۹۶۸۱ دست می‌یابد. این نتیجه نشان می‌دهد که معماری طراحی‌شده با روش جستجوی شبکه‌های عصبی، از معماری‌های طراحی‌شده توسط انسان برتر است. در جدول ۲-۳ نتایج به وضوح قابل تشخیص است

Model	precision rate	recall rate	f-measure
Random Forest	0.7465	0.6781	0.7107
VGGnet-19	0.8910	0.8890	0.8883
Inception-v3	0.9641	0.9640	0.9640
Resnet-101	0.9668	0.9664	0.9664
Densenet-161	0.9681	0.9680	0.9680
DS-CNN	0.9681	0.9681	0.9681

جدول ۲-۳ نتایج طبقه‌بندی (ZHU SUN, ۲۰۲۰)

^۱ Random Forest

^۲ Transfer Learning

^۳ hand-crafted features

^۴ Precision

^۵ Recall

همچنین مطالعه بعدی (YANPING JIANG, ۲۰۱۹) که به منظور پیش‌بینی طوفان‌ها در جهت کاهش خسارت به مناطق کشاورزی انجام شده است. روشی برای پیش‌بینی طوفان‌های محلی و وضعیت طوفانی ارائه می‌دهد که در آن یک شبکه عصبی پیچشی چندمنبع برای استخراج ویژگی‌های داده‌های مرتبط با آب و هوا از رادار داپلر ساخته شده است. به‌منظور بهبود قدرت تفکیک ویژگی‌ها و بهبود فاصله بین کلاس‌ها و درون کلاس‌ها از ترکیب Center-Loss و Softmax به‌عنوان تابع هزینه در آموزش استفاده شده و سپس ویژگی‌های به‌دست‌آمده با SVM طبقه‌بندی ترکیب می‌شوند. علاوه بر این، یک آزمایش مقایسه‌ای از شبکه عصبی پیچشی چندمنبع بر اساس CNN-۴، ResNet۳۰، ResNet۵۰ و VGG۱۶ طراحی شده است که در آن ResNet۳۰ بالاترین دقت را به‌دست می‌آورد.

یکی از چالش‌های مهم در یادگیری ماشین، به‌ویژه در شناسایی الگوها و تجزیه و تحلیل تصاویر، این است که داده‌های ورودی فقط از یک منبع (در اینجا یک تصویر) باشند. این موضوع می‌تواند به محدودیت در اطلاعات منجر شود، و ممکن است مدل نتواند ویژگی‌های لازم برای پیش‌بینی‌های دقیق را یاد بگیرد. به عبارت دیگر، اگر داده‌های آموزشی کم یا ناکافی باشند، دقت پیش‌بینی مدل به شدت کاهش می‌یابد. برای حل این مشکل، مقاله مذکور پیشنهاد می‌کند که از چندین تصویر ورودی با معانی فیزیکی مختلف استفاده کنند. فرمول (۱) در همین راستا برای تولید ویژگی از تصاویر معرفی شده است.

$$y = \bigcup_{k=1}^c f(X_k) \quad (1)$$

این معادله نشان‌دهنده این است که با استفاده از چندین تصویر که می‌تواند شامل انواع مختلفی از تصاویر باشد می‌توانیم چندین ویژگی تولید کنیم. k اندیسی است که از ۱ تا C حرکت می‌کند و اجتماع تمام ویژگی‌های استخراج شده از ورودی‌های مختلف با یکدیگر را ترکیب می‌کند. X_k نشان‌دهنده مجموعه داده‌های ورودی مختلف است پس $f(X_k)$ ویژگی‌هایی است که از هر مجموعه ورودی استخراج می‌شود. Center-Loss: به مدل کمک می‌کند تا فاصله بین ویژگی‌های مربوط به یک کلاس را (درون‌کلاسی) کاهش دهد و در عین حال فاصله بین ویژگی‌های مختلف کلاس‌ها (بین‌کلاسی) را افزایش دهد. Softmax: به مدل اجازه می‌دهد که توزیع احتمالی کلاس‌ها را محاسبه کند و اقدام به طبقه‌بندی ورودی‌ها بر اساس ویژگی‌های استخراج‌شده کند. در جدول ۳-۳ می‌توان دقت شبکه‌های عصبی پیچشی چند منبعی را مشاهده کرد.

Multisource convolutional neural network	Accuracy of logical classification/%	The accuracy of SVM with RBF classification /%
CNN-4	64.32	61.77
ResNet30	75.25	78.20
ResNet50	71.34	73.48
Vgg16	74.48	77.27

جدول ۳-۳ دقت شبکه‌های عصبی پیچشی چند منبعی مختلف (YANPING JIANG, ۲۰۱۹)

همان‌طور که در جدول ۳-۳ نشان داده شده است، مشخص می‌شود که دقت شبکه عصبی پیچشی چندمنبعی مبتنی بر لایه CNN-۴ از دقت سایر شبکه‌ها پایین‌تر است. این نشان می‌دهد که هرچه لایه‌های پیچشی عمیق‌تر باشند، ویژگی‌های استخراج‌شده تفکیک‌پذیرتر خواهند بود. در ادامه، دقت شبکه‌های عصبی پیچشی چندمنبعی ساخته‌شده با ResNet۳۰، VGG۱۶ و ResNet۵۰ مقایسه شده است. مشخص شد که استفاده از SVM با طبقه‌بندی RBF بر اساس شبکه ResNet۳۰ دقت بالاتری نسبت به طبقه‌بندی Softmax دارد.

با این حال با توجه به مطالعات انجام شده میتوان دقت الگوریتم ها را با ابزارهای بهتر تقویت کرد. در ادامه میتوان مقاله زیر را مطرح کرد (Md Nasim Khan, ۲۰۲۱) که اشاره دارد که شناسایی شرایط جوی و سطح جاده یک کار چالش برانگیز است زیرا نیاز به استقرار ایستگاههای جوی پرهزینه دارد و اغلب نیاز به شناسایی و یا تأیید دستی دارد. بیشتر وزارت های حمل و نقل در ایالات متحده دوربین هایی برای پایش شرایط در کنار جاده نصب کرده اند. مدل های به کار رفته در این مطالعه بر روی سه وضعیت جوی متمرکز هستند: صاف، برف سبک و برف سنگین؛ و همچنین سه وضعیت سطح: خشک، برفی و مرطوب یا گل آلود. چندین مدل شبکه عصبی پیچشی (CNN) پیش آموزش دیده، از جمله GoogLeNet, AlexNet و ResNet^{۱۸}، با تغییرات مناسب از طریق یادگیری انتقالی برای انجام وظایف طبقه بندی به کار رفته اند. برای آموزش و اعتبارسنجی مدل های شناسایی وضعیت آب و هوا و سطح، این مطالعه از یک تکنیک پیشرفته یادگیری عمیق به نام شبکه های عصبی پیچشی (CNN) بهره برد. مشابه سایر مدل های یادگیری عمیق، معماری CNN به طور کلی به سه نوع لایه تقسیم می شود: لایه ورودی، لایه های پنهان و لایه خروجی. هدف اصلی لایه ورودی دریافت تصاویر ورودی حاوی برجسب و انتقال آن ها به لایه های پنهان بعدی است. بیشتر محاسبات در لایه های پنهان انجام می شود که می توان آن ها را به سه نوع لایه تقسیم کرد: لایه پیچشی، واحد خطی اصلاح شده^۱ ReLU و لایه تجمیع. لایه پیچشی بلوک اصلی ساختاری CNN است و شامل چندین فیلتر با اندازه های کمتر از تصاویر ورودی می باشد. این فیلترها به گونه ای بر روی تصویر ورودی حرکت می کنند که تمام پیکسل ها حداقل یک بار پوشش داده شوند و حاصل ضرب نقطه ای بین فیلتر و ورودی در هر موقعیت فضایی تصویر تولید می شود. خروجی های حاصل از تمام فیلترها سپس در امتداد بعد عمق انباشته می شوند تا خروجی لایه کانولوشن به دست آید. هدف لایه ReLU انجام یک عملیات آستانه ای بر روی هر عنصر از ورودی ها به منظور تضمین آموزش سریع و پایدار است. لایه ReLU تابعی را اعمال می کند که مقادیر مثبت را به طور مستقیم بازمی گرداند و مقادیر منفی را به صفر تبدیل می کند در نهایت، لایه تجمیع^۲ مقدار اطلاعات تولید شده از لایه کانولوشن قبلی را کاهش می دهد تا تنها اطلاعات اساسی به لایه های بعدی منتقل شود. برای این مطالعه، مدل های GoogLeNet, AlexNet و ResNet^{۱۸} آموزش داده شده و به طور مقایسه ای ارزیابی می شوند تا بهترین مدل های شناسایی شرایط آب و هوایی و سطحی پیدا شوند. این مدل ها با توجه به ساختار ساده، زمان آموزش سریع، قابلیت دستیابی به دقت بالا و نیاز نسبتاً کمتر به قدرت محاسباتی انتخاب شده اند. معماری AlexNet شامل پنج لایه کانولوشنی و سه لایه کاملاً متصل است. علاوه بر این، این معماری برای اولین بار لایه های ReLU را معرفی کرد که به طور قابل توجهی زمان آموزش مدل را بهبود بخشید. AlexNet با استفاده از یک زیرمجموعه از مجموعه داده های ImageNet آموزش داده شده و قادر به شناسایی ۱۰۰۰ کلاس ممکن است. شایان ذکر است که ImageNet یک مجموعه داده تصویری بزرگ با حدود ۱۵ میلیون تصویر حاشیه نویسی شده و شامل بیش از ۲۰,۰۰۰ دسته است. GoogLeNet توسط تیمی در گوگل توسعه یافته است تا منابع محاسباتی داخل شبکه را به حداکثر برساند. مشکل بیش پرازش به دلیل لایه های عمیق متعدد نیز در این معماری با معرفی فیلترهایی با اندازه های متعدد که قادر به عملکرد در همان سطح بودند، مورد توجه قرار گرفت. با این حال، مزیت اصلی آن معرفی "ماژول اینسپشن" بود که تعداد پارامترها را به تنها ۴ میلیون در مقایسه با ۶۰ میلیون در AlexNet به طور قابل توجهی کاهش داد. معماری GoogLeNet شامل ۲۲ لایه عمیق با ۹ ماژول اینسپشن به صورت خطی ترتیب داده شده است. ResNet^{۱۸} یک چارچوب یادگیری باقی مانده به راحتی قابل بهینه سازی را ارائه می دهد که به معماری این امکان را می دهد تا شبکه های عصبی فوق عمیق را آموزش دهد. آموزش شبکه های عصبی عمیق دشوار است زیرا با افزایش تعداد لایه ها در شبکه، مشکل انحطاط سریع دقت به وجود می آید. ResNet^{۱۸} این مشکل را با معرفی یک چارچوب یادگیری باقی مانده عمیق حل می کند و بنابراین می تواند دقت بالایی را در مقایسه با سایر

^۱ Rectified Linear Unit

^۲ Pooling



مدل های CNN با عمق مشابه ارائه دهد. ResNet-۱۸ دارای ۱۸ لایه است که بلوک های پایه به صورت سری به هم متصل شده اند و همچنین اتصالات کوتاه مدت موازی با هر بلوک پایه وجود دارد. پیشرفت آموزش مدل های تشخیص وضعیت آب و هوا در جدول ۳-۴ نمایش داده شده است.

	Models	Precision (%)	Recall (%)	Specificity (%)	Accuracy (%)
Weather Detection	CART	86.2	86.2	93.1	86.1
	K-NN	95.5	95.4	97.7	95.4
	SVM	93.0	93.0	96.5	93.0
	RF	94.9	94.9	97.4	94.9
	GB	90.8	90.8	95.4	90.7
	NB	68.4	68.1	84.0	67.9
	AlexNet	92.5	92.4	96.1	92.4
	GoogLeNet	97.2	97.2	98.6	97.2
	ResNet18	97.3	97.3	98.6	97.3
	CART	77.9	77.9	88.9	77.8
Surface Condition Detection	K-NN	92.6	92.7	96.3	92.6
	SVM	90.4	90.5	95.2	90.4
	RF	92.5	92.4	96.2	92.4
	GB	85.5	85.5	92.7	85.5
	NB	59.3	58.0	79.2	58.4
	AlexNet	94.7	94.7	97.3	94.7
	GoogLeNet	96.9	97.0	98.4	96.7
	ResNet18	99.2	99.6	99.2	99.1

جدول ۳-۴ مقایسه مدل های CNN از پیش آموزش دیده با مدل های یادگیری ماشین سنتی (Md Nasim Khan, ۲۰۲۱)

در روند ارائه مطالعات انجام شده در این حوزه همچنین میتوان به مقاله (Moshira S. Ghaleb, ۲۰۲۲) نیز اشاره کرد که سه مدل هوشمند متفاوت را با استفاده از یک مجموعه داده تصویری هواشناسی مقایسه می کند. مدل اول از یک شبکه عصبی پیچشی (CNN) برای طبقه بندی پنج دسته از تصاویر هواشناسی استفاده می کند. مدل دوم از ترکیب شبکه عصبی پیچشی و درخت تصمیم (DT) بهره می برد. مدل سوم از ترکیب CNN و ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده می کند. این مطالعه به ترتیب ۹۲٪، ۹۳٪ و ۹۴٪ دقت را برای CNN، CNN+DT و CNN+SVM به دست آورده است. روش های پیشنهادی دقت های بالایی در شناسایی برای پیش بینی وضعیت هوا کسب کرده اند و به وضوح تاثیر استفاده از شبکه های پیچشی را در تحلیل تصاویر به نمایش می گذارد. در مدل اول که CNN است تابع softmax به عنوان تابع فعال سازی در لایه خروجی استفاده می شود.

مدل دوم مدل CNN + DT (درخت تصمیم): درخت تصمیم یکی از الگوریتم های یادگیری نظارت شده است که برای مسائل رگرسیون و شناسایی نیز کاربرد دارد. این مدل ترکیبی از CNN و درخت تصمیم است که لایه های پیچشی برای استخراج ویژگی ها و سپس استفاده از الگوریتم درخت تصمیم برای مرحله طبقه بندی به کار می رود. هدف از این ترکیب بهبود دقت طبقه بندی است. و در نهایت مدل سوم مدل CNN + SVM (ماشین بردار پشتیبان): این مدل نیز ترکیبی از CNN و SVM است که لایه های پیچشی مسئول استخراج ویژگی ها و الگوریتم SVM برای طبقه بندی استفاده می شود. مانند مدل قبلی، هدف بهبود دقت طبقه بندی است. نتایج دقت مدل اول یعنی CNN به شرح زیر است:

- بارانی: ۹۵٪- ابری: ۹۳٪- طلوع: ۹۱٪- درخشان: ۱۰۰٪- مه آلود: ۸۱٪
- دقت متوسط: ۹۲٪

آزمایش دوم: مدل CNN + DT (درخت تصمیم)
- نتایج دقت به شرح زیر است:

- بارانی: ۹۶٪- ابری: ۹۷٪- طلوع: ۹۴٪- درخشان: ۹۵٪- مه آلود: ۸۲٪
- دقت متوسط: ۹۳٪



این مدل به طور کلی دقت متوسط بالاتری نسبت به مدل CNN داشت و آزمایش سوم: مدل CNN + SVM (ماشین بردار پشتیبان) - نتایج دقت به شرح زیر است:
- بارانی: ۹۸٪ - ابری: ۹۷٪ - طلوع: ۹۵٪ - درخشان: ۹۶٪ - مه آلود: ۸۳٪
- دقت متوسط: ۹۴٪

همینطور که از نتایج برمی آید این مدل بالاترین دقت را داراست. در جدول ۳-۵ نتایج قابل دسترسی است.

Model	Average Accuracy
Proposed CNN	92%
Proposed CNN+DT	93%
Proposed CNN+SVM	94%
MeteCNN [33]	92%

جدول ۳-۵ مقایسه دقت طبقه بندی برای مدل های CNN, CNN+DT, CNN+SVM (Moshira S. Ghaleb, ۲۰۲۲)

در مطالعه دیگر (XIANKUN SUN, ۲۰۱۹) به معرفی یک روش جدید برای طبقه بندی تصاویر سنجش از دور می پردازد که بر روی طبقه بندی ابر خاکستر آتشفشانی کار میکند. این تحقیق یک شبکه عصبی پیچشی هفت لایه طراحی کرده و از تابع ReLU به عنوان تابع فعال سازی استفاده کرده است. این ساختار به استخراج ویژگی های مهم از داده های ورودی (RSI) کمک می کند. خروجی CNN به یک طبقه بندی SVM متصل می شود که امکان طبقه بندی بهینه تری را فراهم می کند. این روش باعث می شود که اطلاعات استخراج شده به طور موثرتری مورد تحلیل قرار گیرد. نتایجی که بدست آمد قابل توجه بود و نشان دهنده دقت بالای طبقه بندی با استفاده از این روش جدید بود. پژوهش شامل دو روش است: CNN-SVM که بهبود یافته و CNN-Softmax که سنتی تر است. نتیجه گیری ها بیان می کند که روش CNN-Softmax در طبقه بندی مناطق مسکونی و شهری مشکلاتی دارد و دقت پایین (حداکثر ۸۵٪) را نشان می دهد اما دقت طبقه بندی روش بهبود یافته به ۹۶.۴۲٪ می رسد، که نشان دهنده دقت بالا و کارایی خوب روش در طبقه بندی است. نتایج نشان می دهند که هر دو روش، پس از تعداد مشخصی از تکرارها به ثبات می رسند. اما روش CNN-SVM کمترین تابع ضرر و به دنبال آن، دقت بالاتری نسبت به CNN-Softmax دارد. در جدول ۳-۶ نتایج طبقه بندی دو روش CNN-SVM و CNN-Softmax نشان داده شده است، که شامل دقت طبقه بندی برای هر یک از کلاس های مختلف تصاویر است.

	Classification accuracy	Kappa coefficient
CNN-Softmax method	92.14%	0.9189
Improved CNN-SVM method	96.42%	0.9624

جدول ۳-۶ دقت طبقه بندی (XIANKUN SUN, ۲۰۱۹)

۴- مقایسه نتایج مطالعات و نتیجه گیری

با توجه به اینکه در مطالعات مربوط به الگوریتم های SVM-CDTf (Gaohong Yin, ۲۰۲۲) و DS-CNN (ZHU SUN, ۲۰۲۰)، دقت نتایج ارائه شده بر حسب درصد بیان نشده بودند و ما برای مقایسه با مطالعات دیگر نیازمند درصد مشخصی از نتایج این مطالعات بودیم با استفاده از



روش‌های متعارف، دقت محاسبه شده به درصد تبدیل شد که این امر به تحلیل دقیق‌تر و ارزیابی صحیح‌تری از کارایی این الگوریتم‌ها در شناسایی وضعیت جاده و شرایط جوی کمک کرد

۴-۱- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

بررسی تحقیقات و مقالات نشان می‌دهد که دو روش SVM-CDFt و ResNet-۱۸ نزدیک‌ترین نتایج را ارائه داده‌اند. با این حال، تفاوت‌های اساسی میان این دو مدل وجود دارد که انتخاب الگوریتم مناسب را بر اساس شرایط مسئله ضروری می‌سازد. همان‌طور که در جدول ۴-۱ مشاهده می‌شود، این دو روش بالاترین نرخ دقت را در بین الگوریتم‌های بررسی شده دارند.

مدل	نرخ دقت
SVM-CDFt	٪۹۹.۷
ResNet۳۰	٪۷۴
DS-CNN	٪۹۶.۸۱
CNN-SVM	٪۹۴
CNN-SVM+ReLU	٪۹۶.۴۲
ResNet۱۸	٪۹۷.۳

جدول ۴-۱ نرخ دقت مدل‌ها

SVM-CDFt که ترکیبی از دو تکنیک یادگیری ماشین است، با هدف بهبود دقت پیش‌بینی در مسائل طبقه‌بندی طراحی شده است. در این روش، بخش SVM وظیفه‌ی طبقه‌بندی داده‌ها را بر عهده دارد و CDF به افزایش دقت پیش‌بینی و کاهش عدم قطعیت کمک می‌کند. این مدل به دو مرحله نیاز دارد: مرحله CDF معمولاً پس از آموزش SVM و پیش از مرحله طبقه‌بندی اعمال می‌شود. در این مرحله، توزیع ویژگی‌های پیش‌بینی شده را مدل‌سازی کرده و احتمال دسته‌بندی صحیح هر کلاس را تحلیل می‌کند. در مقابل، ResNet-۱۸ یک شبکه عصبی عمیق است که از ساختار لایه‌های باقی‌مانده (Residual Layers) برای عبور بهتر اطلاعات بین لایه‌ها بهره می‌برد. این ویژگی به کاهش مشکلاتی مانند ناپایداری و افت دقت در شبکه‌های عمیق‌تر کمک می‌کند. علاوه بر این، ResNet-۱۸ به روش‌های بهینه‌سازی یادگیری مانند نرمال‌سازی داده‌ها و بهبود سیستم‌های یادگیری عمیق مجهز است که زمان یادگیری را کاهش داده و کارایی مدل را افزایش می‌دهد. ResNet-۱۸ تمام مراحل استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی را به صورت یکپارچه انجام داده و به دلیل فرآیند پردازش گسترده، معمولاً زمان آموزش بیشتری نسبت به مدل‌های ترکیبی دارد. در نهایت، مقایسه این دو روش نشان می‌دهد که اگر هدف، دقت بالا و توانایی پردازش داده‌های پیچیده باشد، ResNet-۱۸ انتخاب مناسب‌تری خواهد بود. در مقابل، اگر سادگی در پیاده‌سازی و کار با مجموعه داده‌های کوچک‌تر مدنظر باشد، SVM-CDFt گزینه‌ی بهتری محسوب می‌شود.



۴-۲- جدول مقایسه

در جدول ۴-۱ در خصوص مزایا و معایب مقالات مورد مطالعه، به طور خلاصه و منسجم، نقاط قوت و ضعف هر یک از پژوهش‌ها را به نمایش گذاشته‌ایم. این جدول به پژوهشگران این امکان را می‌دهد که به راحتی به مقایسه و ارزیابی روش‌های مختلف پرداخته و درک بهتری از نتایج به دست آمده از الگوریتم‌های معرفی شده در پردازش تصاویر آب و هوایی به دست آورند.

جدول ۴-۱ مزایا و معایب مقالات مورد مطالعه

مقالات معرفی شده	مزایا	معایب
A support vector machine-based method for improving real-time hourly precipitation forecast in Japan	۱. دقت بالا و زمان محاسباتی کارآمد ۲. سوگیری پایین	۱. تمایل به برآورد بیش از حد مساحت پوشش بارش ۲. قابلیت این روش برای بهبود پیش‌بینی بارش‌های شدید مخصوصاً در بارش‌های بالای ۲۰ mm محدود است.
A Practical Weather Detection Method Built in the Surveillance System Currently Used to Monitor the Large-Scale Freeway in China	۱. هرلایه میانی به طور مستقل به یادگیری ویژگی‌ها کمک میکند ۲. استخراج ویژگی‌های مناسب‌تر به دلیل سلول نرمال سازی	۱. پیچیدگی محاسباتی ۲. احتمال بیش‌برازش ۳. مدیریت و تنظیم پارامترها سخت است ۳. حساسیت به مقیاس ورودی و نیاز به نرمال سازی که در غیر این صورت باعث کاهش کارایی یادگیری میشود
A Method of Forecasting Thunderstorms and Gale Weather Based on Multisource Convolution Neural Network	۱. استفاده از اتصالات باقی مانده برای تسهیل یادگیری ۲. تعمیم بهتر ۳. دارای مدل‌های پیش ساخته	۱. احتمال بیش‌برازش در دلمه‌های کوچک ۲. افزایش تعداد لایه‌ها و اتصالات باعث پیچیدگی مدل میشود ۳. احتمال افزایش زمان آموزش
Weather and surface condition detection based on road-side webcams: Application of pre-trained Convolutional Neural Networ	۱. انعطاف در بیش‌برازش به دلیل عمق کمتر نسبت به مشکلات ۲. نیاز به دلمه‌های کمتر ۳. آموزش راحت‌تر	۱. احتمال محدودیت در یادگیری‌های پیچیده ۲. در برخی دلمه‌های بزرگ احتمال کارایی پایین وجود دارد
Weather Classification using Fusion Of Deep Convolutional Neural Networks and Traditional Classification Methods	۱. مناسب دلمه‌های غیر خطی ۲. قابلیت تعمیم ۳. قابلیت عالی SVM در طبقه‌بندی	۱. همگرایی دشوار ۲. زمان بر بودن راه اندازی CNN و طبقه‌بندی جداگانه با SVM
Classification for Remote Sensing Data With Improved CNN-SVM Method	استفاده از تابع ReLU باعث ۱. محاسبات آسان ۲. یادگیری سریع ۳. مقابله با ناپدید شدن گرادیان ۴. غیر خطی بودن خروجی ۵. افزایش دقت طبقه‌بندی	۱. تنظیم هاپیر پارامترها ۲. مشکل نشت در نرون‌هایی که همیشه صفر باشند ۳. عدم محدودیت برای خروجی مثبت

سپاس گزاری

با کمال احترام و ارادت، بدین وسیله از زحمات و حمایت‌های ارزشمند استاد گرامی، جناب آقای دکتر امیر جلیلی ایرانی و استاد عزیزم خانم دکتر شیوا رزاق‌زاده به‌عنوان اساتید راهنما و مشاور خود، صمیمانه قدردانی می‌کنم. تلاش‌های مستمر و راهنمایی‌های کارساز شما در طول فرآیند تحقیق، نه تنها موجب ارتقای کیفیت پژوهش من شد، بلکه باعث افزایش انگیزه و اشتیاق بنده برای دستیابی به اهداف علمی‌ام گردید.
با تشکر و احترام، آیسل پورعلی

منابع

- Alex Krizhevsky, I. S. (۲۰۱۲). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *NIPS (Neural Information Processing Systems)*.
- Bishop, C. M. (۲۰۰۶). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
- Gaohong Yin, T. Y. (۲۰۲۲). A support vector machine-based method for improving real-time hourly precipitation forecast in Japan. *Elsevier B.V.*, ۱۳.
- Hast, T. T. (۲۰۱۷). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. springer.
- Ian Goodfellow, Y. B. (۲۰۱۶). *Deep Learning*. The MIT Press.
- Md Nasim Khan, M. M. (۲۰۲۱). Weather and surface condition detection based on road-side webcams: Application of pre-trained Convolutional Neural Network. *Elsevier*, ۱۶.
- Mohammad Reza Najafi, S. H. (۲۰۱۱). Statistical Downscaling of Precipitation Using Machine Learning with Optimal Predictor Selection. *Journal of Hydrologic Engineering*.
- Moshira S. Ghaleb, H. M. (۲۰۲۲). Weather Classification using Fusion Of Deep Convolutional Neural Networks and Traditional Classification Methods. *International Journal of Intelligent Computing and Information Sciences*, 22, ۱۳.
- Rafael C. Gonzalez, R. E. (۲۰۰۲). A Survey of Image Processing Techniques. *IEEE Transactions on Image Processing*.
- Rosebrock, A. (۲۰۱۷). *Deep Learning for Computer Vision with Python*. PyImageSearch.
- XIANKUN SUN, L. L. (۲۰۱۹). Classification for Remote Sensing Data With Improved CNN-SVM Method. *IEEE*, 7, ۱۰.
- YANPING JIANG, J. Y. (۲۰۱۹). A Method of Forecasting Thunderstorms and Gale Weather Based on Multisource Convolution Neural Network. *IEEE*, 7, ۴.
- ZHU SUN, P. W. (۲۰۲۰). A Practical Weather Detection Method Built in the Surveillance System Currently Used to Monitor the Large-Scale Freeway in China. *IEEE*, 8, ۱۱.



(Review and comparison of SVM and CNN algorithms in weather image recognition)

First Author : Amir jalili irani

Affiliation : College of skills and entrepreneurship, ardabil branch,
islamic azad university, ardabil, iran

Second Author: Aysel pourali

Affiliation : Master's student in Computer Engineering, Islamic Azad University,
Ardabil Branch, Iran

Abstract

Image classification is one of the major challenges in the field of computer vision and machine learning. This study investigates and compares two well-known algorithms in this domain: Support Vector Machines (SVM) and Convolutional Neural Networks (CNN). CNNs are specifically designed for processing and analyzing image data. Utilizing various convolutional layers, these algorithms are capable of identifying complex patterns within images. Consequently, they have extensive applications in areas such as object recognition, facial detection, and classification of different types of images. In contrast, Support Vector Machines (SVM) are a supervised learning algorithm commonly used for data classification. This algorithm is well-suited for high-dimensional data and can effectively reduce noise. SVM is efficiently applied in text classification, disease diagnosis, traffic issues, and other machine learning tasks. In summary, while CNNs are specifically designed for image processing and computer vision, SVM has applications across various classification domains. The objective of this study is to introduce both algorithms in the realm of weather image detection and to share optimal results achieved through both methods.

Keywords: Machine learning, supervised learning, convolutional neural networks, image processing