

طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها با استفاده از اطلاعات مایکروویو ماهواره‌ای و روش شبکه‌های عصبی

ابوالحسن غیبی¹، آذرمهر خواجه‌ای²، سعیده خوارزمی³

1- استادیار گروه فیزیک دانشگاه هرمزگان

2- دانشجوی کارشناسی ارشد هواشناسی - دانشگاه هرمزگان

چکیده

آب‌شهاب‌های موجود در جو، به هر شکلی که باشند (جامد، مایع و گاز)، با تابش مایکروویو (از طریق پراکندگی، جذب و گسیل) برهمکنش می‌کنند. اندازه‌گیری‌های گمانه‌زن مایکروویو پیشرفته واحد B (AMSU-B) روی ماهواره‌های NOAA به نوع، شکل و توزیع اندازه و همچنین رفتار سقوطی آب‌شهاب‌ها در حجم تفکیک ابزار سنجش حساس و در نتیجه برای مطالعه انواع مختلف آب‌شهاب‌های جوی مفید می‌باشند. از جمله کاربرد اطلاعات خرد فیزیکی و طبقه‌بندی آب‌شهاب‌های جوی می‌توان به مقاردهی اولیه مدل‌های ابر و مدل‌های عددی پیش‌بینی آب و هوا، مطالعه در خصوص شکل‌گیری و چرخه زندگی بارش و همچنین انتخاب الگوریتم مناسب برای برآورد بارش اشاره کرد. با توجه به این مهم، در این مقاله با استفاده از دمای تابشی اندازه‌گیری شده توسط گمانه‌زن AMSU-B و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی بطور همزمان هشت نوع آب‌شهاب مختلف، 1- توفان تندی (TS) 2- باران سنگین (HR) 3- باران سبک (LR) 4- باران متوسط (MR) 5- بارش برف (SF) 6- پوشش برف (SC) 7- آسمان ابری (CLS) 8- آسمان صاف (CS) به هشت کلاس مجزا طبقه‌بندی شده‌اند. از حدود 200 گذر ماهواره طی دوره‌ی مورد مطالعه، بین سال‌های 2000 تا 2010، برای هر نوع آب‌شهاب 200 نمونه و در مجموع 1600 نمونه که تقریباً با گزارش‌های سازمان هواشناسی همزمان بوده‌اند جمع‌آوری شده است. نتایج نشان می‌دهد که انواع کلاس‌های بارش باران، نرمه بارش، بارش متوسط و بارش شدید، با دقتی بین 54 تا 62 درصد، نسبت به سایر کلاس‌های آب‌شهاب‌ها، با دقت کمتری، و انواع دیگر آب‌شهاب‌ها تقریباً با دقتی بیش از 80 درصد بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. با قراردادن تمام کلاس‌های بارش باران در یک کلاس واحد (بارش باران RF) روی هم‌رفته دقت طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی به حدود 85٪ (340 الگو از 400 الگو بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند) ارتقاء می‌یابد.

کلمات کلیدی: آب‌شهاب‌ها، گمانه‌زن مایکروویو پیشرفته واحد B

مقدمه

داشتن مزیت‌های ذاتی بیش از روش‌های دیگر مورد توجه است. در شبکه‌های عصبی به جای معادلات تحلیلی، قواعد ساده‌ای برای توصیف سیستم مورد نظر بکار می‌رود و در نتیجه کاربرد آن برای طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها ساده است. بر اساس دلایل فوق و همچنین مزایای دیگر، نظیر سرعت و استحکام، شبکه‌های عصبی بهترین گزینه برای طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها می‌باشند. شبکه‌های عصبی، اعمال مغز نظیر تشخیص الگو، طبقه‌بندی و تعمیم را بطور ریاضی مدل‌سازی می‌کنند. این روش در سال‌های اخیر برای تعداد زیادی از کاربردهای هواشناسی از جمله بازیابی دما، رطوبت (بخار آب)، بارش باران، برآورد باد و طبقه‌بندی پارامترهای هواشناسی با استفاده از داده‌های مایکروویو و فرسرخ ماهواره‌ای بکار برده شده‌اند. اکثر این محققین اظهار داشته‌اند که شبکه‌های عصبی بعضی از پارامترهای جوی از جمله دما را بهتر از روش‌های آماری بازیابی کند. با توجه به اینکه اندازه‌گیری‌های AMSU-B¹ به ویژگی‌های مختلف آب‌شهاب‌ها از جمله نوع، شکل، اندازه و رفتار سقوطی آنها بستگی دارد لذا انتظار می‌رود اطلاعات مفید زیادی درباره خرد فیزیک آب‌شهاب‌ها در اندازه‌گیری‌های این سنجنده موجود باشد. بازیابی اطلاعات خرد فیزیکی (میکروفیزیکی) از مشاهدات AMSU-B، بدلیل جدید بودن این ابزار، موضوع تحقیقاتی فعال روز می‌باشد. بسیاری از محققین در سراسر دنیا تاکنون ویژگی‌های مختلفی از آب‌شهاب‌ها را با استفاده از این مشاهدات بازیابی نموده‌اند. تا آنجایی که ما اطلاع داریم تاکنون هیچکس فقط به تنهایی از 5 کانال AMSU-B برای تشخیص و طبقه‌بندی پدیده‌های جوی (آب‌شهاب‌ها) بطور همزمان در کشور استفاده نکرده است. بنابراین هدف این مقاله معرفی و توسعه تکنیک تشخیص نشان مایکروویو و طبقه‌بندی خودآگاهانه انواع مختلف آب‌شهاب‌ها در فضای کشور ایران می‌باشد. برای دستیابی به این هدف، پتانسیل شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تشخیص نشان مایکروویو و طبقه‌بندی انواع مختلف آب‌شهاب‌ها فقط بر

فرآیند طبقه‌بندی انواع آب‌شهاب‌ها از داده‌های سنجنش از دور مایکروویو ماهواره‌ای، نمی‌تواند از یک جدول مراجعه ساده بدست آید. زیرا نشان مایکروویو برای انواع آب‌شهاب‌ها خاص و واحد نیستند. در طول دهه گذشته، از هنگامی که مشاهدات مایکروویو ماهواره‌ای و راداری متداول شده‌اند، تلاش‌ها و همچنین پیشرفت‌های زیادی در زمینه شناسایی آب‌شهاب‌ها در جو با استفاده از این مشاهدات صورت گرفته است [1]، [2] و [3]. وضعیت کنونی شامل استفاده از دمای تابشی چندین کانال گمانه‌زن مایکروویو و قدری دانش تجربی برای دستیابی به یک تصمیم درباره نوع آب‌شهاب است. فرآیند دستی چنین تصمیمی اگر توسط متخصصین انجام شود قابل اطمینان بوده، اما به دلیل حجم زیاد داده‌های ماهواره‌ای و مشکلات مربوطه نمی‌تواند در زمان مناسب پردازش شود. در نتیجه طراحی یک سیستم خودآگاهانه طبقه‌بندی کننده آب‌شهاب‌ها بسیار ضروری است. بعضی از تکنیک‌های بالقوه که بطور خودآگاهانه برای طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها بکار می‌روند عبارتند از: (1) روش تصمیم‌گیری درختی (2) تئوری تصمیم آماری کلاسیک و (3) تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی. بسیاری از اندازه‌گیری‌های ماهواره‌ای برای هر نوع آب‌شهاب در یک فضای اندازه‌گیری محدود قرار می‌گیرند. روش تصمیم‌گیری درختی اساساً بر اساس آستانه‌ها و منطق بولی است و در داده‌کاوی معمولاً برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی بکار می‌رود. بدلیل اینکه مجموعه اندازه‌گیری‌ها برای آب‌شهاب‌های مختلف منحصر بفرد نیست، روش تصمیم‌گیری درختی برای مسئله طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها مناسب نمی‌باشد. یکی دیگر از تکنیک‌های بالقوه‌ای که می‌تواند برای مسئله طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها بکار رود، تئوری تصمیم‌گیری آماری کلاسیک است. اما طراحی و ساخت مدل‌های آماری نیز ساده نیست. بعنوان مثال مدل آماری تشخیص بارش نیازمند توابع احتمال قبلی و چگالی احتمال است که بدست آوردن این توابع بسیار مشکل است. در بین این روش‌ها، روش شبکه عصبی بدلیل

تابش مایکروویو حرارتی گسیل شده از زمین و جو آن را در باند اکسیژن از 50 تا 58 گیگاهرتز، دو خط جذبی بخار آب در 22 و 183 گیگاهرتز و چندین کانال پنجره جوی بین این خطوط اندازه می‌گیرند. $AMSU-B$ در هر $\frac{8}{3}$ ثانیه، 90 پیکسل داده از زمین جمع‌آوری می‌کند. زاویه دید آن از $48.95^\circ -$ تا $48.95^\circ +$ در اطراف نادر² (نقطه زیرین ماهواره) با گام 1.1° تغییر می‌کند. این تابش سنج بصورت عمود بر مسیر حرکت ماهواره با تفکیک فضائی 16 کیلومتر عمل جاروب را انجام می‌دهد. با توجه به وظیفه اصلی $AMSU-B$ که گمانه‌زنی بخار آب می‌باشد، برای طبقه‌بندی آب‌شهاب‌های جوی در این مقاله فقط از اطلاعات این تابش سنج استفاده شده است. محدوده باند فرکانسی و ویژگی‌های پاسخ طیفی آن در جدول 1 داده شده‌اند.

اساس داده‌های مایکروویو از گمانه‌زن مایکروویو پیشرفته واحد B ($AMSU-B$) روی ماهواره‌های NOAA مورد کنکاش قرار گرفته است.

واحد گمانه زن مایکروویو پیشرفته B ($AMSU-B$)

نصب گمانه‌زن مایکروویو روی ماهواره‌های مدار قطبی یک گام بزرگ در تاریخ گمانه‌زنی جو زمین از فضا محسوب می‌شود. واحد گمانه‌زن مایکروویو پیشرفته ($AMSU$) نسل جدید تابش‌سنج‌های مایکروویو و یک ابزار سنجش از دور مفید برای مطالعه پدیده‌های جوی از جمله بارش باران و برف، پوشش ابر، پوشش برف و ... است. این تابش سنج دارای 20 کانال است و از سه سنجنده مجزا، $AMSU-A1$ (کانال‌های 15-3)، $AMSU-A2$ (کانال‌های 1 و 2)، و $AMSU-B$ (کانال‌های 16-20) تشکیل شده است که همراه با یکدیگر

جدول شماره 1- توصیف کانال‌های تابش سنج $AMSU-B$ و نواحی پاسخ طیفی به آب‌شهاب‌ها

شماره کانال	فرکانس (GHz)	پاسخ به ناحیه جذبی
16	0±89/9	زمین سطح (1-0km)
17	0±150/9	زمین و بخار آب سطح (~2-1km)
20	183/7±31	بخار آب (~5-3km)
19	183/3±31	بخار آب (~8-6km)
18	183/1±31	بخار آب (~12-9km)

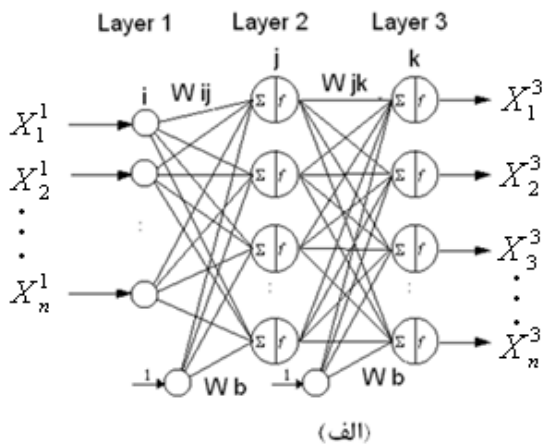
نصب شده است (جدول 2). جدول 2 تاریخ پرتاب و دو زمان محلی عبور از استوای این ماهواره‌ها را نشان می‌دهد.

گمانه‌زن $AMSU-B$ تاکنون بر روی 6 ماهواره عملیاتی که در زمان‌های مختلفی از شبانه‌روز فضای ایران را پوشش می‌دهند

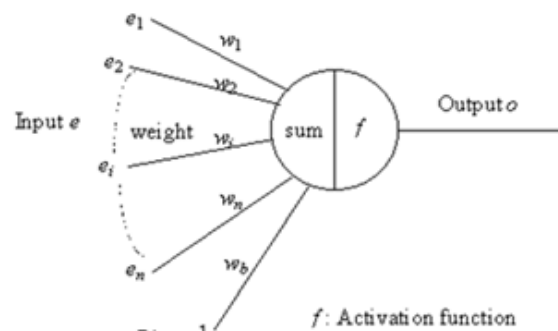
جدول شماره 2- زمان عبور از استوا و تاریخ پرتاب ماهواره‌های هواشناسی NOAA

ماهواره	تاریخ پرتاب	زمان عبور از استوا به وقت محلی	
		صعود (Ascending)	نزول (Descending)
NOAA-15	13 می 1998	18 : 30	07 : 30
NOAA-16	21 سپتامبر 2000	13 : 30	01 : 30
NOAA-17	24 جون 2002	21 : 27	09 : 27
NOAA-18	20 می 2005	13 : 45	01 : 45
NOAA-19	6 فوریه 2009	13 : 54	01 : 54
METOP-A	19 اکتبر 2006	21 : 30	09 : 30

وزن‌ها به نورون‌ها در لایه‌های مجاور وصل و سیگنال خروجی نورون که مجموع وزن‌های اتصالات ورودی به آن است توسط یک تابع تحریک (Activation function) به جلو منتقل می‌شود و به طور ضمنی جهت پردازش اطلاعات را نیز نشان می‌دهد. نورون‌ها در یک لایه با اوزان مختلف به نورون‌های لایه مجاور متصل می‌شوند. این نوع شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای بعنوان شبکه‌های عصبی پیش‌خوران نامیده می‌شوند. برای به دست آوردن رابطه بین تنظیمات مختلف و تحول حالت، شبکه حداقل به سه لایه نیاز دارد. ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خوران سه لایه‌ای همراه با ساختار داخلی یک نورون تنها در شکل 1 نشان داده شده است. لایه‌های 1، 2 و 3 در شکل 1 به ترتیب لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی شبکه را نشان می‌دهند.



(الف)



(ب)

شکل شماره 1- طرح یک شبکه عصبی سه لایه ای (الف) و ساختار داخلی یک نورون (ب)

پیکربندی‌های مورد نظر در شبکه متناسب است و هر نورون یک پیکربندی خاص در شبکه را تعریف می‌کند. انتخاب تعداد نورون‌ها در لایه میانی با توافق بین کارایی و دقت تعیین می‌شود. فعالیت داخلی یک نورون واحد، محاسبه مجموع وزن‌های ورودی مطابق معادله 1 و تولید سیگنال خروجی (O) با اعمال یک تابع تبدیل غیرری خطی f (بنام تابع فعالیت یا تابع تحریک)

این ماهواره‌ها همگی از ارتفاع اسمی 850 کیلومتری تقریباً هر 102 دقیقه یکبار زمین را دور می‌زنند و هر موقعیت خاص در روی زمین تقریباً دو بار در شبانه‌روز در معرض دید هر ماهواره قرار می‌گیرد. جزئیات بیشتر در مورد این ابزار سنجش و هندسه اسکن در مرجع (12) یافت می‌شود.

شبکه عصبی

شبکه‌ی عصبی آرایه‌ای از تعداد زیادی عناصر متصل به هم بنام نورون تشکیل شده است که در آن ارتباط بین بردار ورودی و بردار خروجی با یک نگاشت غیرخطی نمایش داده می‌شود. بطور کلی هر شبکه عصبی یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی (Hidden layer) و نهایتاً یک لایه خروجی دارد. یک لایه، در شبکه عصبی، به مجموعه‌ای از نورون‌های غیر متصل به هم اطلاق می‌شود. نورون‌های یک لایه بوسیله

به جز نورون‌های لایه ورودی، هر نورون سیگنال‌هایی از نورون‌های لایه قبلی دریافت می‌نماید که در مقادیر اتصال بین نورون‌ها وزن شده و نهایتاً سیگنال خروجی را تولید می‌کند. لایه ورودی ارگان حسی شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل می‌دهد و تعداد نورون‌ها در این لایه با تعداد متغیرهای حالت متناظر است. تعداد نورون‌ها در لایه خروجی با تعداد

بر مجموع ورودی‌ها می‌باشد.

$$Net = \sum_{i=1}^n w_i e_i + w_b \Rightarrow O = f(Net) \quad (1)$$

که w_b بایاس وابسته به این مجموع می‌باشد (شکل 1). تابع f یک تابع تحریک غیر خطی است. تقریباً تمام توابع غیر خطی می‌توانند بعنوان تابع تحریک بکار روند. به هر حال در روش پس‌انتشار این تابع باید مشتق‌پذیر باشد. به خاطر اینکه توابع محدود، نظیر تابع لوجستیک و تانژانت هایپربولیک، مانع از این خواهند شد تا وزن‌ها مقادیر خیلی بزرگ به خود گرفته و طی فرایند یادگیری به کندی همگرا شوند، مقدم هستند. در این مقاله، به دلیل سادگی در محاسبه‌ی مشتق، تابع لوجستیک (معادله 2) به عنوان تابع تحریک انتخاب شده است.

$$f(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}} \quad (2)$$

برای مثال انتشار داده‌ها در شبکه برای آمین نورون در لایه خروجی، مقدار y_i ، با رابطه 3 داده می‌شود.

$$y_i = f \left(\sum_{j=1}^{2m} \left(w_{ij} f \left(\sum_{k=1}^n v_{jk} e_k + v_{\delta j} \right) + w_{\delta j} \right) \right) \quad (3)$$

این بر هم نهی تعدادی تابع انتقال غیر خطی ساده است که شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای را قادر می‌سازد تا توابع بدخیم غیر خطی را تخمین بزنند. شبکه‌های عصبی نسبت به روش‌های معمولی طبقه‌بندی به چند دلیل برتری دارند. اولین و مهم‌ترین برتری شبکه‌های عصبی این است که آن‌ها به هیچ فرض قبلی در ارتباط با توزیع داده‌های آموزشی نیاز ندارند. طبقه‌بندی‌هایی

که قضیه بایاس را بکار می‌برند، متکی به توزیع گوسی (نرمال) داده‌ها هستند، این حالتی نیست که اغلب در کاربردهای عملی بکار رود. فایده دیگر روش شبکه‌های عصبی این است که هیچ تصمیمی در ارتباط با اهمیت نسبی اندازه‌گیری‌های ورودی مختلف لازم نیست گرفته شود. در طی مرحله آموزش وزن‌ها اصلاح شده تا اندازه‌گیری‌های ورودی دقیق‌تر انتخاب شوند. با این همه شبکه‌های عصبی داروی همه دردها نیستند.

مواد و روش‌ها

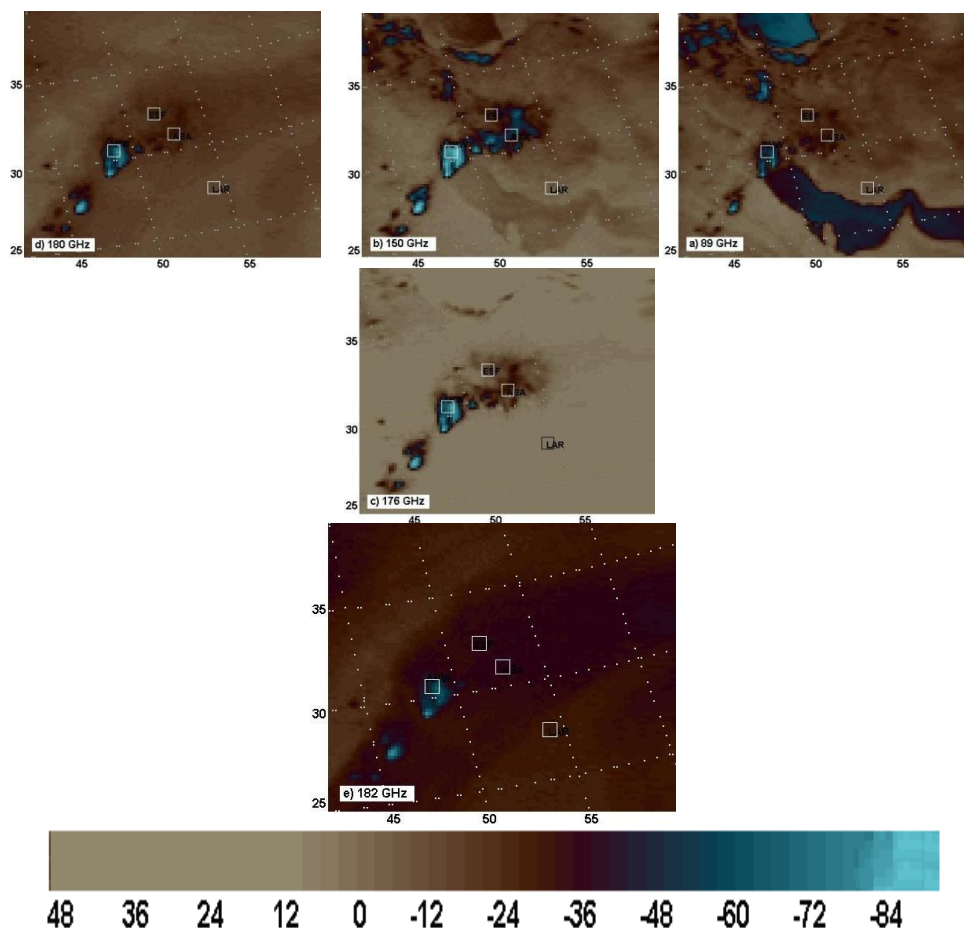
داده‌های مورد استفاده در این مقاله شامل دو دسته می‌باشند: (الف) مشاهدات ایستگاهی که از سازمان هواشناسی کشور قابل دسترس می‌باشند. (ب) داده‌های گمانه‌زن مایکروویو پیشرفته واحد B (AMSU-B) که از وب سایت NOAA (www.class.noaa.gov) بصورت دمای تابشی قابل دسترس هستند. گزارش‌های سازمان هواشناسی بصورت ساعتی شامل آب‌شهاب قابل بارش، توفان تندی (TS)، بارش باران شدید (HR)، بارش باران متوسط (MR)، نرمه بارش (LR) و بارش برف (SF) و دو نوع آب‌شهاب غیر بارشی، شرایط ابری (CC) و آسمان صاف (CS) به همراه پوشش برف (SC)، بیان می‌شوند (جدول 3) که بصورت همزمان با وقوع پدیده (بجز پوشش برف) در وب سایت فوق انتشار می‌یابد.

جدول شماره 3 - پدیده‌های جوی همراه با تعداد کل و همچنین داده آموزش، تأیید آموزش و آزمون مدل 1

آب‌شهاب	تعداد رخدادها	تعداد کل داده	داده‌های آموزش	داده‌های تأیید آموزش	داده‌های آزمون
آسمان صاف (CS)	50	200	100	50	50
شرایط ابری (CC)	50	200	100	50	50
نرمه باران (LR)	50	200	100	50	50
بارش متوسط (MR)	50	200	100	50	50
پوشش برف (SC)	30	200	100	50	50
بارش شدید باران (HR)	35	200	100	50	50
بارش برف (SF)	30	200	100	50	50
توفان تندی (TS)	35	200	100	50	50

و برای پدیده‌های جوی دیگر 30 دقیقه در نظر گرفته شده است. در مجموع تعداد 330 گزارش که با داده‌های تابش سنج مایکروویو همزمانی داشته انتخاب شده‌اند (ستون اول جدول 3). برای انتخاب داده‌های ماهواره‌ای، ابتدا گزارش‌های هواشناسی (ستون اول جدول 3) تعیین و موقعیت هر پدیده روی تمام 5 کانال AMSU-B نهاده می‌شود. سپس مساحتی (با روشنائی تقریباً یکسان، از نظر بصری) اطراف این موقعیت، روی تمام 5 کانال AMSU-B، مشخص می‌شود (شکل 2). برای مثال مساحتی حدود 20×20 پیکسل روی تصاویر دمای تابشی 5 کانال AMSU-B در شکل 2 توفان تندی در اهواز، بارش شدید باران در آباءه، بارش باران متوسط در اصفهان و آسمان صاف در لار را نشان می‌دهد.

با استفاده از چنین گزارش‌هایی از ایستگاه‌های زمینی و همچنین با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای مرئی و فروسرخ ماهواره متئوست 7 (www.sat.dundee.ac.uk) پدیده‌های جوی فوق انتخاب شده‌اند. سپس اطلاعات تابش سنج مایکروویو AMSU-B متناظر با این پدیده‌ها، که بصورت دمای تابشی مایکروویو می‌باشند، از مرکز آرشیو داده‌های ماهواره‌ای NOAA، از وب سایت معرفی شده در بالا، جمع‌آوری شده است. قابل ذکر است که ماکزیمم اختلاف زمانی بین زمان گذر ماهواره و گزارش سازمان هواشناسی برای پدیده‌های مختلف (بسته به طول عمر معمولی پدیده‌ها) متفاوت انتخاب شده است. این اختلاف زمانی برای طوفان‌های تندی و رگبار، که نسبت به سایر پدیده‌های جوی طول عمر کوتاه‌تری دارند، 10 دقیقه، برای انواع باران و برف 20 دقیقه



شکل شماره 2- تصاویر دمای تابش 5 کانال AMSU-B به همراه 4 پدیده‌ی جوی گزارش شده، فرکانس کانال‌های AMSU-B در گوشه‌های سمت چپ تصاویر داده شده است.

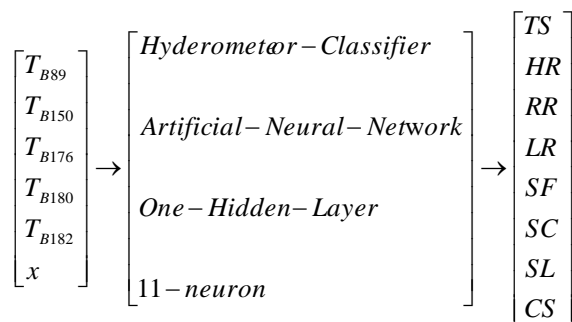
شاخص بالایی، یعنی 1، شماره لایه و شاخص پایین شماره نورون در لایه و n تعداد کل نورون‌ها در لایه است. در طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها n تعداد اعضای بردار ورودی برابر 6 است ($n = 6$). پنج عضو این مجموعه 5 دمای تابشی از 5 کانال گمانه‌زن مایکروویو پیشرفته ($T_{B89}, T_{B150}, T_{B176}, T_{B180}, T_{B182}$) و ششمین عضو موقعیت پیکسل در خط جاروب می‌باشد (شکل 3). موقعیت پیکسل نسبت به پیکسل مرکزی تعریف می‌شود و از هر دو طرف بازه نسبت به مرکز ارزش یکسانی دارند. در AMSU-B، پیکسل‌ها طوری شماره‌گذاری می‌شوند که پیکسل شماره 1، در ابتدای خط جاروب، جایی که جاروب شروع می‌شود، پیکسل‌های شماره 45 و 46 در $\pm 0.55^0$ از مرکز و در طرفین نقطه زیرین ماهواره و پیکسل شماره 90 در انتهای خط جاروب قرار می‌گیرند. بدین ترتیب پیکسل‌های شماره 1 و 90 ارزش مکانی یکسانی خواهند داشت. موقعیت پیکسل به این دلیل به ورودی-ها اضافه شده تا اثرات لبه‌ای جاروب در نظر گرفته شود. تعداد نورون‌ها در لایه خروجی برابر تعداد متغیرهای مسئله می‌باشد و در شکل 1 با بردار X^3 نشان داده شده‌اند. در این مقاله برای حالت اول 8 و برای حالت دوم 6 کلاس آب‌شهاب دیده‌بانی شده مختلف می‌باشند (شکل 3).

به منظور فراگیری داده‌ها، برای هر وضعیت جوی از حدود 30 تا 50 گزارش سازمان هواشناسی، 200 عدد پیکسل در تمام فصول، تمام زمان‌های روز و شرایط توپوگرافی مختلف از سراسر کشور انتخاب شده است. بعنوان مثال، از 35 رخداد توفان تندی، در مجموع 200 پیکسل برای هر کانال برگزیده شده و از این مقدار بطور تصادفی 100، 50 و 50 پیکسل بترتیب برای آموزش، تعمیم آموزش و آزمون مورد استفاده قرار گرفته است (ستون‌های سوم تا پنجم جدول 3). داده‌های مربوط به سایر پدیده‌های جوی نیز به روشی مشابه انتخاب گردیده‌اند. تعداد داده‌ها برای هر موقعیت جوی خاص از حدود 200 گذر ماهواره طی دوره‌ی مورد مطالعه، از سال 2000 تا 2010، جمع‌آوری شده است. برای تمام این پدیده‌ها در مجموع 1600 پیکسل برای هر کانال ماهواره‌ای که تقریباً با گزارش‌های سازمان هواشناسی همزمان بوده‌اند انتخاب شده است (جدول 3).

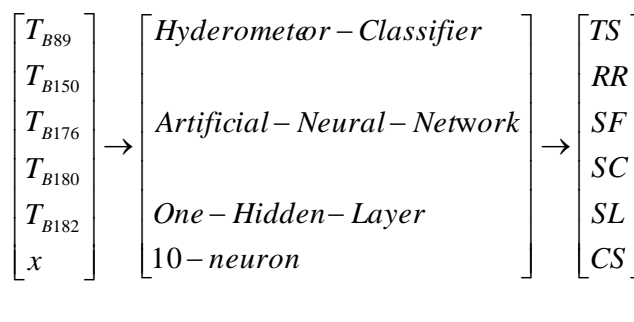
روش تحقیق

در این مقاله امکان‌سنجی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی انواع آب‌شهاب‌ها از مشاهدات مایکروویو ماهواره‌ای در کشور مورد بررسی قرار گرفته است. ساختار پایه‌ای شبکه عصبی مصنوعی سه لایه‌ای مورد استفاده در این تحقیق در شکل 1 نشان داده شده است. نورون‌های لایه ورودی با بردار $X^1(X_1^1, X_2^1, \dots, X_n^1)$ نشان داده می‌شوند که در آن

A) - MODEL - 1 \rightarrow (6:11:8)



B) - MODEL - 2 \rightarrow (6:10:6)



شکل شماره 3- شمانیک دیاگرام دو نوع شبکه عصبی بکار رفته در این تحقیق

شبکه بطور تصادفی انتخاب می‌شوند. حال اگر دامنه ورودی یکی بزرگ و دیگری دامنه کوچک داشته باشد، اما مقدار واریانس هر دو مشابه باشد، شبکه ممکن است از ورودی کوچک‌تر، بخاطر سهم زیاد ورودی دیگر، صرف نظر کند. در نتیجه مناسب‌تر است که قبل از آموزش تمام مقادیر داده‌ها آموزشی و آزمون استاندارد شوند. در این مطالعه دماهای تابشی مطابق با رابطه 4 بطور خطی در محدوده 0 و 1 استاندارد شده‌اند.

$$T_N = \frac{(T_B - T_{\min})}{(T_{\max} - T_{\min})} \quad (4)$$

در این رابطه T_N دمای تابشی نرمالیزه شده یک پیکسل فرضی، T_B دمای تابشی مشاهده شده پیکسل فوق، و T_{\max} و T_{\min} بترتیب کمینه و بیشینه دمای تابشی (همه بر حسب کلونین) مشاهده شده در کل مجموعه داده‌ها است. بیشینه و کمینه دمای تابشی مشاهده شده در مجموعه داده‌های تمامی پنج کانال بترتیب 323 و 133 درجه کلونین می‌باشد. بدلیل اجتناب از حالت اشباع، که بخاطر استفاده از تابع تحریک لوجستیک ممکن است در شبکه‌های عصبی روی دهد، خروجی‌ها (یعنی انواع آب‌شهاب‌ها) به جای 0 و 1 با 0 و 0.9 نمایش داده شده‌اند. خروجی 0 و 0.9 بترتیب معرف عدم وجود و وجود یک آب‌شهاب فرضی است. برای مثال در حالتی که هشت گروه آب‌شهاب مد نظر است، بردار خروجی کلاس توفان تندی [0,0,0,0,0,0,0,0]، کلاس باران شدید [0,0,0,0,0,0,0,0] و به همین ترتیب برای سایر کلاس‌ها نمایش داده می‌شوند. هدف از آموزش شبکه عصبی، پیدا کردن ترکیبی از وزن‌ها است که منجر به کمترین مقدار خطا شود. الگوریتم‌های زیادی برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. یک روش معمول، که الگوریتم یادگیری پس‌انتشار¹ نامیده می‌شود برای پیدا کردن محل مینیمم مطلق سطح خطا بکار می‌رود. این الگوریتم از نظر محاسباتی، ساده‌ترین الگوریتم برای آموزش و در اکثر کاربردهای شبکه‌های عصبی بکار می‌رود. در این مقاله نیز روش پس‌انتشار خطا برای آموزش شبکه عصبی بکار رفته

محاسبه تعداد ایده‌آل نورون‌ها در لایه میانی، برای یک تعداد معین نورون‌های ورودی و خروجی داده شده در یک شبکه عصبی هنوز بطور قطعی شناخته نشده است و معمولاً به روش سعی و خطا بدست می‌آید. بدین معنی که هنگام طراحی ساختار شبکه، تعداد نورون‌ها در لایه میانی طوری انتخاب می‌شوند تا بهترین عملکرد شبکه حاصل شود. در این مطالعه از دو شبکه عصبی چند لایه‌ای با روش یادگیری پس انتشار خطا استفاده شده است. شبکه عصبی اول که دارای 6 ورودی و 8 خروجی می‌باشد، بهترین عملکرد شبکه با یک لایه میانی با 11 نورون (6:11:8) و شبکه دوم که شامل 6 ورودی و 6 خروجی می‌باشد، بهترین عملکرد شبکه با یک لایه میانی با 10 نورون حاصل شد (6:10:6). شمای کلی این دو نوع شبکه در شکل 3 داده شده است. ساختار شبکه عصبی پس انتشار 4 لایه‌ای (2 لایه میانی) نیز مورد آزمون قرار گرفت اما هیچ پیشرفت قابل ملاحظه‌ای در نتایج بدست نیامد. در نتیجه در طبقه‌بندی آب شهاب‌ها، برای ساده‌سازی تجزیه و تحلیل داده‌ها، شبکه عصبی پس انتشار سه لایه‌ای انتخاب شده است. از تعداد کل الگوی جمع‌آوری شده برای هر آب‌شهاب (جدول 3)، 50٪ (100 الگو) بصورت تصادفی برای ساخت مجموعه داده‌های آموزشی، 25٪ (50 الگو) بصورت تصادفی برای ساخت مجموعه داده‌های اعتبارسنجی آموزش و 25٪ الگوی باقیمانده (50 الگو) برای ساخت مجموعه داده‌های آزمون و مطالعات آماری بعدی برگزیده شده‌اند (جدول 3). مجموعه داده‌های اعتبارسنجی آموزش برای بررسی شیوه عملکرد شبکه روی داده‌های آموزشی و مانع از آموزش بیش از اندازه (Overtraining) شبکه می‌شود، وضعیتی که ممکن است در حین تعمیم شبکه روی داده‌های جدید رخ دهد. تنظیم مجدد داده‌های ورودی و خروجی بین صفر و یک، اگر چه از نظر تئوری ضروری نیست، زیرا هر تنظیم مجددی می‌تواند بوسیله تنظیم وزن‌های ورودی به لایه میانی (مخفی) در داخل شبکه جبران شود، ولی در اغلب مقالاتی که کاربردهای شبکه‌های عصبی را بیان می‌کنند گزارش شده است. چون وزن‌های اولیه

که با خروجی مورد نظر (مقدار دیده‌بانی) تعریف شده در مجموعه داده‌های آموزش مقایسه و مقدار خطا برای هر نورون در لایه خروجی محاسبه می‌شود (رابطه 5). شبکه پارامترهای داخلی اش (وزن‌ها) را در جهت کاهش خطا اصلاح می‌کند. مکانیزم اصلاح از نورون‌ها در لایه خروجی به سمت عقب به نورون‌ها در لایه‌های میانی و نهایتاً به نورون‌ها در لایه ورودی انتشار می‌یابد. این فرایند برای چندین هزار بار طی آموزش شبکه انجام می‌شود و در مطالعه حاضر نیز 30000 دور تکرار شده است. ساختاری از شبکه که در آن سطح خطا روی داده‌های آموزش و اعتبارسنجی آموزش به پایین‌ترین مقدار ممکن خود می‌رسد بعنوان ساختار بهینه و وزن‌های متناظر با آن بعنوان مقدار بهینه وزن‌ها انتخاب و ذخیره می‌گردد. بعد از آموزش، شبکه بر روی الگوهای آزمون (الگوهایی که به هیچ وجه در حین آموزش توسط شبکه مشاهده نشده‌اند) اجرا و بر طبق رابطه (1) مقدار خروجی برای تمام نورون‌ها در لایه خروجی محاسبه شده است. شیوه طبقه‌بندی به این صورت است که اگر مقدار خروجی نورون j ام در لایه خروجی دارای بیشترین احتمال پسین باشد ورودی متناظر با آن کلاس j را نشان می‌دهد. برای مثال اگر برای یک الگوی ورودی خاص (مثلاً شرایط ابری CC) مقدار خروجی نورون دوم ($j=2$) دارای بیشترین احتمال پسین باشد، این آب‌شهاب بطور صحیح و در غیر اینصورت اشتباها طبقه‌بندی شده است. یعنی اگر خروجی به صورت $[0.1, 0.6, 0.2, 0.0, 0.1, 0.3, 0.2, 0.4]$ باشد، کلاس شرایط ابری محتمل‌ترین طبقه‌بندی خواهد بود.

نتایج

همانطور که گفته شد برای طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها براساس اطلاعات میکروویو ماهواره‌ای دو مدل شبکه عصبی طراحی گردیده است. نتایج حاصل از دو مدل فوق بشرح ذیل می‌باشد.

مدل 1 (8 : 11 : 6)

دمای روشنایی 5 کانال تابش سنج AMSU-B، موقعیت پیکسل ورودی و آب‌شهاب‌های جوی جدول 3، خروجی‌های

است. الگوریتم پس‌انتشار شامل دو پارامتر تنظیم، نرخ یادگیری و عبارت ممنت است که مانع از گرفتار شدن شبکه در دام می‌نیمیم‌های موضعی می‌شوند. آموزش شبکه نیازمند مجموعه‌ای از الگوهای آموزشی است که خود شامل مجموعه‌ای از بردارهای ورودی و خروجی متناظر می‌باشند. در فرایند یادگیری، مقدار خروجی محاسبه شده توسط شبکه با مقدار خروجی هدف، که در مجموعه داده‌های آموزش و همچنین آزمون تعریف شده، مقایسه و مجموع مربعات خطا (SSE) روی کل الگوها با استفاده از رابطه 5 محاسبه می‌شود.

$$SSE = \sum_{p=1}^N \sum_{j=1}^n (t_{pj} - z_{pj})^2 \quad (5)$$

که در آن t_{pj} و z_{pj} بترتیب خروجی مورد نظر و خروجی واقعی نورون j مربوط به الگوی p هستند، N و n نیز بترتیب تعداد کل الگوها و تعداد نورون‌ها در لایه خروجی را نشان می‌دهند. این فرایند تا زمانی که هیچ‌گونه پیشرفتی در عملکرد شبکه روی پردازش داده‌ها حاصل نشود ادامه می‌یابد. همان‌طور که بالا ذکر شده، در یک شبکه عصبی پس‌انتشار خطا، نورون‌ها در هر لایه بطور کامل با نورون‌ها در لایه‌های قبلی و بعدی توسط وزن‌هایی متصل هستند. قبل از اینکه شبکه آموزش داده شود باید به وزن‌ها مقدار اولیه‌ای داده شود، در غیر اینصورت توسط شبکه بطور تصادفی مقادیر کوچکی به وزن‌ها اختصاص می‌یابد. در اینجا برای اختصاص مقادیر اولیه وزن اتصالات و بایاس نورون‌ها از تابع وزن تصادفی، که مقادیر تصادفی وزن‌ها را بین ± 1 و مقادیر اولیه نورون‌ها را صفر انتخاب می‌کند، استفاده شده است. توابع تحریک (انتقال) مختلفی هنگام ایجاد ساختار شبکه عصبی پس‌انتشار خطا مورد آزمون قرار گرفت و مشخص شد که تابع تحریک لوجستیک، که با رابطه 2 در بالا داده شده، منجر به عملکرد بهینه شبکه می‌شود. وقتی که یک بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود، بروز رسانی مقادیر فعالیت رو به جلو از نورون‌های لایه ورودی به نورون‌های لایه‌های میانی و نهایتاً به نورون‌ها در لایه خروجی انتشار می‌یابد، هر نورون در لایه خروجی یک مقدار خروجی تولید می‌کند

باران 2٪) دارد. انواع کلاس‌های بارش باران (نرمه بارش، بارش متوسط و بارش شدید) نسبت به سایر کلاس‌های آب‌شهاب‌ها با دقت کمتری طبقه‌بندی شده‌اند. برای مثال فقط 54 درصد از الگوهای مربوط به کلاس بارش متوسط (MR)، 60 درصد از الگوهای مربوط به کلاس بارش شدید (HR) و 62 درصد از الگوهای کلاس نرمه بارش (LR) بطور صحیح و مابقی بطور اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند. همچنین جدول فوق نشان می‌دهد که اکثر الگوهای کلاس‌های مختلف بارش که بطور اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند به کلاس‌های دیگر بارش مربوط می‌شوند. برای مثال از 38 درصد الگوهای کلاس بارش متوسط (MR) که بطور اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند، 20 درصد به کلاس نرمه بارش (LR) و 2 درصد به کلاس بارش شدید (HR)، یا 22 درصد از الگوهای کلاس بارش شدید به کلاس‌های بارش متوسط و نرمه بارش طبقه‌بندی شده‌اند. بجز کلاس‌های بارش باران، انواع دیگر آب‌شهاب‌ها تقریباً با دقتی بیش از 80 درصد بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. روی هم‌رفته دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی در این حالت 76.25٪ (305 الگو از 400 الگو بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند) می‌باشد.

شبکه‌ی عصبی در مدل 1 را تشکیل می‌دهند. ابتدا این مدل با داده‌های آموزشی متناظر خود در جدول 3، آموزش داده شد. بعد از آموزش، تنظیم و تثبیت وزن اتصالات، شبکه روی داده‌های آزمون اجرا گردید. نتایج طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها برای این مدل بصورت ماتریس درهم‌ریخته در جدول 4 داده شده است. در جدول 4 جزئیات طبقه‌بندی برای کلیه کلاس‌های آب‌شهاب‌ها، اعم از الگوهایی که بطور صحیح و یا اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند، آورده شده است. برای مثال از 100 درصد الگوهای مورد آزمون برای پدیده نرمه بارش، 64 درصد آن بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند، 8 درصد اشتباه‌ها در کلاس آسمان صاف، 14 درصد در کلاس آسمان ابری 10 درصد در کلاس بارش متوسط و 6 درصد در کلاس بارش برف طبقه‌بندی شده‌اند. همان‌طور که از جدول 4 مشاهده می‌شود، کلاس 6 (پوشش برف) دارای بالاترین دقت (94٪) است و تمام الگوهای اشتباه طبقه‌بندی شده در کلاس 5 (بارش برف) طبقه‌بندی شده‌اند. کلاس 4 (بارش متوسط) دارای کمترین دقت (54٪) است که گرایش زیادی به طبقه‌بندی در کلاس سه (نرمه باران 20٪) یا کلاس 5 (بارش برف 14٪) و گرایش اندکی به کلاس 2 (شرایط ابری 4٪) و کلاس 7 (بارش شدید

جدول شماره 4: نتایج حاصل از آزمون شبکه عصبی برای طبقه‌بندی 8 نوع آب‌شهاب بصورت ماتریس درهم‌ریختگی

آب‌شهاب	CS	CC	LR	MR	SF	SC	HR	TS
CS	86	12	2	0	0	0	0	0
CC	10	84	2	4	2	0	0	0
LR	8	14	62	10	6	0	0	0
MR	6	4	20	54	14	0	2	0
SF	0	0	0	10	82	8	0	0
SC	0	0	0	0	6	94	0	0
HR	0	14	10	12	4	0	60	0
TS	0	0	0	0	0	0	12	88

روشنایی 5 کانال تابش سنسور AMSU-B و موقعیت پیکسل‌ها در خط جاروب می‌باشند. تعداد خروجی‌ها به جای 8 در این مدل به 6 تقلیل یافته است (جدول 5). جدول 5 شش کلاس مختلف آب‌شهاب‌ها و همچنین تعداد الگوهای کلی، آموزش، تأیید آموزش و آزمون در مدل 2 را نشان می‌دهد. تعداد کل

مدل 2 (6 : 10 : 6)

چون در مدل 1 انواع کلاس‌های بارش باران (HR, MR, LR) نسبت به سایر کلاس‌های آب‌شهاب‌ها از دقت کمتری برخوردار بودند در مدل 2 تمام کلاس‌های بارش باران در یک کلاس واحد (RF) قرار داده شدند. در مدل 2 پارامترهای ورودی شبکه عصبی بدون تغییر باقی مانده‌اند یعنی همان دمای

الگوها در این مدل روی همرفته تغییر نکرده است، اما تعداد الگوهای کلاس بارش باران شامل مجموع سه کلاس LR، MR و HR یعنی 600 و برای بقیه کلاس همان 200 الگو در مدل 1 می‌باشند.

جدول شماره 5- پدیده‌های جوی همراه با تعداد کل و همچنین داده آموزش، تأیید آموزش و آزمون مدل 2

آب‌شهاب	تعداد کل داده	داده‌های آموزش	داده‌های تأیید آموزش	داده‌های آزمون
آسمان صاف (CS)	200	100	50	50
شرایط ابری (CC)	200	100	50	50
پوشش برف (SC)	200	100	50	50
بارش باران (RF)	600	300	150	150
بارش برف (SF)	200	100	50	50
توفان تندری (TS)	200	100	50	50

نتایج

هدف این مقاله معرفی و توسعه تکنیک تشخیص نشان مایکروویو و طبقه‌بندی خودآگاهانه انواع مختلف آب‌شهاب‌ها (توفان تندری، بارش باران سنگین، نرمة بارش، بارش متوسط، بارش برف، پوشش برف، آسمان ابری و آسمان صاف) در فضای کشور ایران می‌باشد. برای دستیابی به این هدف اطلاعات گمانه‌زن مایکروویو AMSU-B روی ماهواره‌های مدار قطبی NOAA و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی بعنوان یک تکنیک پردازش داده‌ها برای پی بردن به نشان مایکروویو آب‌شهاب‌ها و الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا برای تنظیم خودآگاهانه مجموعه پارامترهای شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است. در مجموع از حدود 200 گذر ماهواره طی دوره‌ی مورد مطالعه، بین سال‌های 2000 تا 2010، تعداد 1600 نمونه که تقریباً با گزارش‌های سازمان هواشناسی همزمان بوده‌اند برای طبقه‌بندی انتخاب شده است. برای طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها بر اساس اطلاعات مایکروویو ماهواره‌ای دو مدل شبکه عصبی طراحی گردید. بهترین عملکرد در مدل اول با 6 ورودی، 8 خروجی و یک لایه میانی با 11 نورون (8:11:6) و در مدل دوم با 6 ورودی، 6 خروجی و یک لایه میانی با 10 نورون (6:10:6) بدست آمد. نتایج نشان می‌دهد که انواع کلاس‌های بارش باران، نرمة بارش، بارش متوسط و بارش شدید، در مدل اول با دقتی بین 54 تا 62 درصد، نسبت

شبکه عصبی مورد استفاده در مدل 2 شامل 6 نورون در لایه ورودی، 10 نورون در لایه میانی و 6 نورون در لایه خروجی است. این شبکه نیز با همان روش بکار رفته در شبکه عصبی قبلی (پس انتشار خطا) آموزش داده شد و سپس روی همان تعداد الگوهای آزمون تست گردید. نتایج طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها برای این مدل نیز بصورت ماتریس درهم ریخته در جدول 6 نشان داده شده‌اند.

جدول شماره 6- نتایج حاصل از آزمون شبکه عصبی 2 بصورت ماتریس درهم‌ریخته

آب‌شهاب	CS	CC	LR	SF	SC	TS
CS	84	12	2	0	0	0
CC	10	74	2	2	0	0
RF	8	14	87	6	0	0
SF	0	0	0	82	8	0
SC	0	0	0	6	94	0
TS	0	0	0	0	0	88

در این حالت دقت و همچنین طبقه‌بندی کلاس‌های CS، CC، SF، TS و SC تقریباً بدون تغییر باقی می‌ماند، اما دقت کلاس RF (مجموعه کلاس بارشی) به 87٪ افزایش یافته است. روی همرفته دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی در این حالت تقریباً 85٪ (340 از 400 الگو بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند) می‌باشد که باعث افزایش دقت طبقه‌بندی آب‌شهاب‌ها در مدل 2 به میزان تقریبی 9٪ روی همان داده‌های آزمون قبلی شده است.

- Operational Polarimetric C-Band Radar in the United Kingdom: Comparison with a Gauge Network and Error Analysis. *Journal of Hydrometeorology* 12:5, 935-954
- 7- Hongping and Chandrasekar, V., 1999, Classification of Hydrometeors Based on Polarimetric Radar Measurements: Development of Fuzzy Logic and Neuro-Fuzzy Systems, and In Situ Verification, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, Vol. 17, pp. 140-164.
 - 8- Gheiby, A., Sen, P. N., Puranik, D. M., and Karekar, R. N., 2003, Thunderstorm identification from AMSU- B data using an artificial neural network, *Meteorological Applications*, Vol.10, No. 4, pp. 329-336.
 - 9- Gheiby, A., Sen, P. N., Puranik, D. M., and Karekar, R. N., 2002: Recognition and Classification of Weather features from AMSU-B Remotely Sensed Information Using an Artificial neural network, *IAPRS and SIS*, Vol.34, Part 7, pp. 104-107,
 - 10- Gheiby, A., and Mirzadeh, M., Multi-Spectral Classification of Hydrometeors Using AMSU-B Data, presented in 21st Conference on Weather Analysis and Forecasting/17th Conference on Numerical Weather Prediction, American Meteorology Society at Washington Dc, USA.
 - 11- Gheiby, A. H., Sen, P. N., Tillu, A. D., Puranik, D. M., and Karekar, R. N., Signatures of rain and thunderstorm and their location using AMSU-B data onboard NOAA-15, 16 satellites, *Microwave Measurement and Techniques and Applications*, Edited by J. Behari, 2003, Anamaya Publisher, New Dehli, India, pp. 134-146.
 - 12- Goodrum, G., Kidwell K. B., and Winston W., 2007, NOAA K L M User's Guide, Online at: <http://www.ncdc.noaa.gov/oa/pod-guide/ncdc/docs/klm/>
 - 13- Priddy, Kevin L., Keller, Paul E., *Artificial Neural Networks: An Introduction*, SPIE Book Store, pp. 180, 2005.
- به سایر کلاس‌های آب‌شهاب‌ها از دقت کمتری و انواع دیگر آب‌شهاب‌ها تقریباً با دقتی بیش از 80 درصد بطور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. با قرار دادن تمام کلاس‌های بارش باران در یک کلاس واحد (بارش باران RF) روی هم‌رفته دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی به حدود 85٪ ارتقاء می‌یابد. نتایج بدست آمده می‌تواند در مقداردهی اولیه مدل‌های عددی پیش‌بینی وضع هوا، مطالعه در خصوص شکل‌گیری و چرخه زندگی بارش و همچنین انتخاب الگوریتم مناسب برای برآورد بارش بکار رود.
- ### منابع
- 1- Gourley, Jonathan J., Tabary, Pierre., and Chatelet, Jacques parent du., 2006, a fuzzy logic algorithm for the separation of precipitating from nonprecipitating echoes using polarimetric radar observations journal of atmospheric and oceanic technology, vol. 24, pp. 1439-1451.
 - 2- Marchand, Roger., Mace, Gerald g., Ackerman, Thomas., and Stephens, Graeme., 2008, hydrometeor detection using cloudsat an earth-orbiting 94-ghz cloud radar, journal of atmospheric and oceanic technology, vol. 25, pp. 519-533.
 - 3- Mace, Gerald G., Zhang, Qiuqing., Vaughan, Mark., Marchand, Roger., Graeme Stephens, Trepte, Chip., and Winker, Dave., 2009, a description of hydrometeor layer occurrence statistics derived from the first year of merged cloudsat and calipso data, journal of geophysical research, vol. 114, d00a26, doi:10.1029/2007jd009755, 2009
 - 4- Introduction to data mining and knowledge discovery, third edition, two Crowds Corporation, <http://www.twocrows.com/intro-dm.pdf>, accessed on 12 april 2009.
 - 5- Gupta, Shanti s., and Berger, James o., 1982, statistical decision theory vol. 2, pp.38.
 - 6- Bringi, V. N., Rico-Ramirez, M. A., Thurai, M., 2011, Rainfall Estimation with