پیش‌بینی بیشینه دمای هوای استان خوزستان بر اساس داده‌های ماهواره نوا و مدل شبکه عصبی مصنوعی

علی رحیمی خوب*، سید محمود رضا بهبهانی و محمدهادی نظری فر[۱]

(تاریخ دریافت مقاله : ۸۵/۹/۴ ؛ پذیرش مقاله : ۸۶/۴/۱۰)

چکیده

مدل‌های پیش‌بینی دمای هوا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای، مبتنی بر متغیرهای دمای سطح زمین و شاخص پوشش گیاهی هستند. این متغیرها با اعمال تصحیحات اتمسفری بر روی داده‌های فوق تعیین می‌شوند. میزان بخار آب، اوزن و عمق اپتیکی ذرات معلق در جو از داده‌های مورد نیاز برای تصحیح اتمسفری باندهای مرئی هستند ولی در اغلب مناطق ایران، این پارامترها اندازه‌گیری نمی‌شوند. هم‌چنین با استفاده از روش‌های موجود، دمای سطح زمین تا دقت ۲ درجه سانتی‌گراد تعیین می‌شود. در این تحقیق با توجه به محدودیت‌های فوق، دقت پیش‌بینی دمای بیشینه هوا با استفاده از داده‌های بدون تصحیح اتمسفری شده ماهواره نوا و مدل شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور، مدل‌های مختلف شبکه عصبی، حاصل از ترکیب‌های مختلف داده‌های ۴ باند ماهواره نوا و ۳ متغیر جغرافیایی به عنوان ورودی‌های مدل ساخته شدند و بهترین مدل انتخاب شد. نتایج نشان داد، مدل شبکه عصبی با ساختار ۶ نرون در لایه ورودی (شامل ۴ باند ماهواره نوا، روز شمار سال و ارتفاع زمین) و ۱۹ نرون در لایه پنهان بهترین مدل می‌باشد. در این ساختار حدود ۹۱/۴ درصد نتایج در محدوده دقت ۳ درجه سانتی‌گراد واقع شدند و معیارهای آماری R^2 ، RMSE و MBE به ترتیب ۰/۶۲، ۱/۷ درجه سانتی‌گراد و ۰/۰۱- درجه سانتی‌گراد می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: دمای هوا، ماهواره نوا، مدل شبکه عصبی، دمای سطح زمین، شاخص پوشش گیاهی

مقدمه

دمای بیشینه روزانه هوا (T_{max}) کاربرد زیادی در مطالعات هواشناسی، برآورد نیاز آبی و مطالعات زیست محیطی دارد. این پارامتر در ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری می‌شود و معرف دمای هوا در محدوده اطراف ایستگاه است و نمی‌توان آن را به مناطق دور از ایستگاه تعمیم داد زیرا که دمای هوا تحت تأثیر خصوصیات سطح زمین است و این خصوصیات نسبت به زمان و مکان تغییر می‌یابد (۱۴). تصاویر ماهواره‌ای به دلیل پیوستگی مکانی داده‌های آن، کاربرد بهتری برای مطالعات ناحیه‌ای نسبت به داده‌های اخذ شده از ایستگاه‌های هواشناسی دارد.

دو روش برای تعیین دمای هوا با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای ارائه شده است. در اولین روش موسوم به روش TVX (Surface Temperature/Spectral Vegetation index)، دمای هوا با استفاده از هم‌بستگی بین دمای سطح زمین و تراکم

۱. به ترتیب استادیار، دانشیار و کارشناس پژوهشی آبیاری، دانشکده کشاورزی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران
* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: akhob@ut.ac.ir

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]

پوشش گیاهی تعیین می‌شود. این روش توسط سجکاسکی و همکاران (۵) و پریهودکو و گوارد (۱۷) مورد آزمون قرار گرفت. در دومین روش که توسط کرسول و همکاران (۷) بررسی شد، دمای هوا با استفاده از روش هم‌بستگی آماری پیش‌بینی می‌شود.

متغیرهای مورد استفاده در روش‌های فوق، دمای سطح زمین و شاخص پوشش گیاهی هستند و لذا دقت پیش‌بینی دمای هوا بستگی به دقت برآورد این متغیرها دارد. الگوریتم‌های مختلفی تحت عنوان روزنه مجزا (Split Window) برای تعیین دمای سطح زمین ارائه شده است (۳، ۶، ۱۲، ۱۵، ۱۶ و ۲۱). خطای برآورد این الگوریتم‌ها حدود ۲ درجه سانتی‌گراد تعیین شده (۲، ۶، ۱۸، ۱۹) و این مقدار خطا باعث ۳ درجه سانتی‌گراد خطا در پیش‌بینی دمای هوا می‌شود (۵، ۱۷ و ۷). برای تعیین شاخص پوشش گیاهی، باندهای مادون قرمز و مادون قرمز حرارتی تصحیح اتمسفری می‌شوند و برای انجام آن نیاز به داده‌های بخار آب، اوزون و عمق اپتیکی ذرات معلق (Aerosol optical depth) در سطوح مختلف جو است. ولی در اکثر مناطق ایران، این داده‌ها در دسترس نیستند.

با توجه به محدودیت‌های فوق برای تعیین دمای سطح زمین و شاخص پوشش گیاهی، سئوال این است، اگر داده‌های ماهواره نوا (NOAA) به طور مستقیم و بدون انجام تصحیحات اتمسفری استفاده شود، دقت پیش‌بینی T_{max} چه مقدار است؟ هم‌چنین اضافه شدن پارامترهای جغرافیایی موثر در دمای هوا به ورودی‌های مدل، چه مقدار دقت پیش‌بینی افزایش می‌یابد، سئوال دیگر این تحقیق است. با توجه به نتایج خوب مدل‌های شبکه عصبی به خصوص در زمینه‌های مرتبط با داده‌های تصاویر ماهواره‌ای، برای بررسی دو سئوال فوق از مدل شبکه عصبی استفاده شده است.

مواد و روش‌ها

محدوده مطالعه و منابع داده‌ها

محدوده مورد مطالعه این تحقیق، استان خوزستان واقع در جنوب غرب ایران انتخاب شده است. برای تدوین مدل شبکه عصبی پیش‌بینی T_{max} ، مقادیر اندازه‌گیری شده آن در ۹ ایستگاه هواشناسی این استان به عنوان داده‌های واقعی استفاده شد. مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده در این تحقیق، در جدول ۱ و موقعیت کلی این ایستگاه‌ها در شکل ۱ ملاحظه می‌گردد.

داده‌های ماهواره‌ای

در این بررسی ۳۶۵ تصویر روز و بدون پوشش ابر ماهواره نوا مربوط به سال‌های ۱۹۹۷ تا ۲۰۰۳ از ماه‌های می تا سپتامبر از سایت اینترنتی ماهواره فوق اخذ گردید . در این سایت، داده‌های هر تصویر به صورت رقومی همراه با ضرایب واسنجی در یک فایل ذخیره می‌شوند. این ضرایب برای تبدیل اعداد رقومی باندهای مرئی ۱ و ۲ به آلبیدو و باندهای حرارتی ۳، ۴ و ۵ به دما استفاده می‌شوند. دقت مکانی (ابعاد پیکسل‌ها) تصویر ماهواره نوا حدود ۱ کیلومتر مربع در نقطه نادیر (Nadir) برای تمام باندها است.

مقادیر واسنجی شده باندهای ۱ و ۲ (B1 و B2) و باندهای ۴ و ۵ (B4 و B5) در پنجره‌هایی به ابعاد ۳×۳ پیکسل که ایستگاه‌های هواشناسی در مرکز آن قرار دارند، استخراج و میانگین آنها به عنوان متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار گرفت. صاف و بدون ابر بودن هوا علت انتخاب ماه‌های فوق بوده است و لذا نتایج این بررسی برای این دوره زمانی که مصادف با ماه‌های حداکثر نیاز آبیاری استان خوزستان است، صادق می‌باشد. با توجه به هدف این تحقیق که تعیین T_{max} است، تصاویر ماهواره‌ای به صورتی انتخاب شدند که زمان گذر آنها در محدوده زمانی وقوع دمای بیشینه هوا باشد و این زمان به وقت ایران در حدود ساعات ۱۲ تا ۱۶ است.

مدل شبکه عصبی

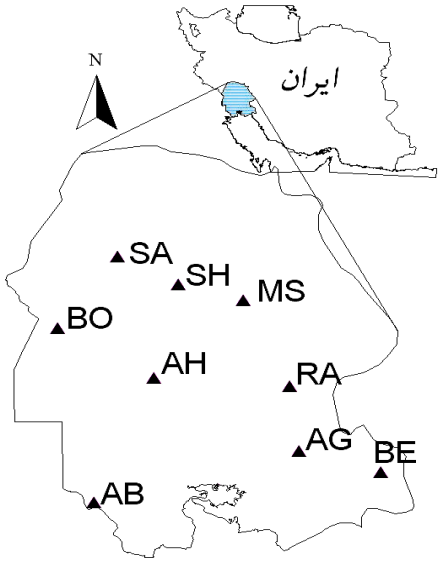
مدل شبکه عصبی با ساختار پیش‌خور چند لایه (Multiple Layer Feed forward- MLF) برای تعیین T_{max} استفاده شد. ساختار مورد استفاده این تحقیق، شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی با تابع انتقال از نوع سیگموئید است. این نوع ساختار از شبکه‌ها در مطالعات

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]

جدول ۱. مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده این تحقیق

ایستگاه	کد	ارتفاع (m)	طول جغرافیایی (°E)	عرض جغرافیایی (°N)
آبادان	AB	۶/۶	۴۸/۲۵	۳۰/۳۷
اهواز	AH	۲۲/۵	۴۸/۶۵	۳۱/۳۳
مسجد سلیمان	MS	۳۲۰/۵	۴۹/۲۸	۳۱/۹۳
بوستان	BO	۷/۸	۴۸/۰۱	۳۱/۷۲
شوشتر	SH	۶۷	۴۸/۸۳	۳۲/۰۵
صفی آباد	SA	۸۲/۹	۴۸/۴۲	۳۲/۲۷
رامهرمز	RA	۱۵۰/۵	۴۹/۶۰	۳۱/۲۷
بهبهان	BE	۳۱۳	۵۰/۲۳	۳۰/۶۰
آغاجری	AG	۲۷	۴۹/۶۷	۳۰/۷۷



شکل ۱. موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده این تحقیق در استان خوزستان

سنجش از دور کارایی خوبی نشان داده است (۱، ۴، ۱۰، ۱۱ و ۱۳). در داخل هر یک از لایه‌های فوق، تعدادی نرون قرار دارند که با اتصالات وزن‌دار به هم مربوط می‌شوند. تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی معمولاً بستگی به تعداد متغیرهای ورودی و خروجی مدل دارد ولی انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی به صورت سعی و خطا تعیین می‌شود. قبل از استفاده از مدل شبکه عصبی، وزن‌ها و اریب‌های ارتباط دهنده نرون‌های شبکه تعیین می‌شوند. به همین منظور با استفاده از یک سری داده شبکه آموزش می‌بینند. در این تحقیق از روش آموزشی انتشار به عقب (Back propagation) برای آموزش شبکه استفاده شد و از میان الگوریتم‌های مختلف این روش آموزشی، الگوریتم لونبرگ مارکوارت (Levenberg Marquardt- LM) انتخاب گردید. تحقیقات نشان داده که برای اکثر کاربردها، این الگوریتم نتایج دقیق و سریعی نسبت به سایر روش‌های آموزشی ارائه می‌دهد (۹ و ۲۰). در این الگوریتم، تمام داده‌ها برای تدوین ساختار مدل به سه گروه تقسیم می‌شود (۸). اولین گروه داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش، برای تعیین وزن‌ها و اریب‌های شبکه و دومین گروه از داده‌ها برای ارزیابی آنها و تصمیم‌گیری برای توقف مرحله آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرند. تعیین دقت عملکرد مدل روی داده‌های جدید که در تدوین مدل استفاده نشدند و یا به عبارتی آزمون مدل، با استفاده از سومین گروه داده‌ها انجام می‌شود. در این تحقیق به طور کلی ۲۹۵۷ داده برای تدوین مدل مورد استفاده قرار گرفت. داده‌ها بر مبنای مقایر T_{max} به صورت صعودی مرتب شدند و به ترتیب از بالاترین تا کمترین اعداد یکی برای آموزش، یکی برای ارزیابی و یکی برای آزمون جدا شدند.

متغیرهای جغرافیایی

در این تحقیق، متغیرهای جغرافیایی ارتفاع زمین (AL) بر حسب متر، زاویه سمت الرأس خورشید (SZA) بر حسب

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]

درجه و روز شمار سال (JD) همراه با داده‌های ماهواره‌ای فوق به عنوان ورودی‌های مدل مورد بررسی قرار گرفتند.

معیارهای آماری

به منظور ارزیابی مدل شبکه عصبی تدوین یافته در این تحقیق و هم‌چنین مقایسه آن با کارهای دیگران، معیارهای آماری ضریب تعیین (R^2)، ضریب همبستگی (CC)، جذر میانگین مربع خطاها (RMSE) و خطای انحراف از میانگین (MBE) استفاده شدند. هم‌چنین درصد نتایجی که اختلافشان با داده‌های واقعی کمتر از ۳ درجه سانتی‌گراد است به عنوان یکی دیگر از معیارها استفاده گردید و با نماد In3D نشان داده شده است.

نتایج و بحث

مدل شبکه عصبی با استفاده از داده‌های ماهواره نوا

در مرحله اول این بررسی، مدل‌های شبکه عصبی با ترکیب‌های مختلف ۴ باند (B1، B2، B4 وB5) به عنوان ورودی‌های مدل T_{max} تدوین شدند. لایه پنهان تمام مدل‌ها با ۱۰ نرون اجرا و نتایج آماری آنها در جدول ۲ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود، باندهای حرارتی ۴ و ۵ که برای تعیین دمای سطح زمین استفاده می‌شوند، بیشترین هم‌بستگی را با T_{max} دارند و به خصوص باند ۴ که کمتر تحت تأثیر بخار آب اتمسفر است، هم‌بستگی بیشتری نشان می‌دهد. برخلاف روش‌های روزنه مجزا که از اختلاف این دو باند برای تصحیحات اتمسفری و تعیین دمای سطح زمین استفاده می‌شود، با ترکیب این ۲ باند در مدل شبکه عصبی، شاخص‌های آماری به مقدار کمی بهتر می‌شوند. نتایج نشان می‌دهند، مدل با ورودی‌های چهار باند ماهواره نوا (4B)، هم‌بستگی بیشتری با T_{max} دارد (CC= ۰/۵۸) و حدود ۸۴ درصد از نتایج در محدوده دقت ۳ درجه سانتی‌گراد قرار می‌گیرند (IN3D= ٪ ۸۳/۸) و RMSE آن ۲/۲۱ درجه سانتی‌گراد است. مقدار R^2 برابر ۰/۳۶ در این مدل نشان می‌دهد، T_{max} تا حدود ۳۶ درصد با استفاده از ۴ باند نوا توجیه می‌شود و برای افزایش دقت باید متغیرهای موثر دیگری به ورودی‌های مدل اضافه گردند. معیار آماری MBE از صفر تا ۰/۰۹ درجه سانتی‌گراد تغییر می‌یابد و لذا نتایج مدل‌های مختلف از نظر این شاخص مطلوب است.

مدل شبکه عصبی با استفاده از داده‌های ماهواره نوا و داده‌های جغرافیایی

در مرحله دوم این بررسی، مدل‌های مختلف شبکه عصبی با استفاده از ترکیب‌های مختلف از متغیرهای ورودی چهار باند ماهواره نوا (4B)، ارتفاع زمین، زاویه سمت الرأس خورشید و روز شمار سال آموزش داده شدند و نتایج آماری آنها در جدول ۳ ارائه شده است. برای تمام مدل‌های فوق، تعداد ۱۰ نرون در لایه پنهان در نظر گرفته شد. ملاحظه می‌شود، ترکیب متغیرهای جغرافیایی با داده‌های ماهواره‌ای باعث افزایش دقت مدل می‌شود و در این میان، با توجه به شاخص‌های آماری، متغیر روز شمار سال تأثیر بیشتری در افزایش دقت مدل دارد. شبکه‌های شامل این متغیر، دقت بیشتری نسبت به شبکه‌های فاقد آن دارد. حتی شبکه با چهار باند نوا و روز شمار سال (4B,JD) از نظر شاخص‌های آماری، عملکرد بهتری از ترکیب چهار باند، زاویه سمت الرأس خورشید و ارتفاع زمین (4B,SZA,EL) نشان می‌دهد. هم‌چنین با اضافه شدن ارتفاع زمین به ترکیب شبکه، شاخص‌های آماری نسبت به اضافه شدن زاویه سمت الرأس خورشید عملکرد بهتری دارند. اگرچه استفاده از زاویه سمت الرأس خورشید در ترکیب با سایر داده‌ها، دقت مدل را نسبت به شرایطی که فقط از چهار باند (4B) استفاده شود، افزایش می‌دهد، ولی شاخص‌های آماری ساختارهای فاقد این متغیر، عملکرد بهتری نشان می‌دهند. همان طور که در جدول ۳ ملاحظه می‌شود، در کلیه ساختارهای مدل شبکه عصبی، مقدار پارامتر آماری MBE نزدیک صفر است و نشان می‌دهد این مدل‌ها به طور متوسط بیش برآورد (Overestimation) و کم برآورد (Underestimation) نیستند. در مجموع بهترین مدل از نظر دقت وقتی به دست می‌آید که از چهار باند، روز شمار سال و ارتفاع زمین (4B,JD,AL) به عنوان داده‌های ورودی مدل استفاده شود.

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]

جدول ۲. نتایج آماری شبکه‌های عصبی آموزش یافته با ترکیب‌های مختلف از داده‌های ماهواره نوا

داده ورودی	RMSE (°C)	R^2	CC	MBE (°C)	IN3D %
B1	۲/۸۶	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۶	۷۵/۳۰
B2	۲/۸۶	۰/۰۱	۰/۰۷	۰/۰۹	۷۵/۲۹
B1 و B2	۲/۵۹	۰/۰۲	۰/۱۴	۰/۰	۷۸/۴۷
B4	۲/۳۳	۰/۲۸	۰/۵۳	۰/۰۵	۸۰/۹۲
B5	۲/۴۱	۰/۲۵	۰/۵۰	۰/۰۲	۸۰/۱۰
B4 و B5	۲/۳۲	۰/۳۴	۰/۵۵	۰/۰۶	۸۱/۲۲
B1 , B4 و B5	۲/۳۱	۰/۳۳	۰/۵۶	۰/۰۴	۸۰/۹۱
B2 , B4 و B5	۲/۳۲	۰/۳۳	۰/۵۴	۰/۰۱	۸۰/۸۹
B2, B1 ,B4 و B5	۲/۲۱	۰/۳۶	۰/۵۸	۰/۰۸	۸۳/۷۷

جدول ۳. نتایج آماری مدل‌های شبکه عصبی با استفاده از ترکیب‌های مختلف از چهار باند نوا، ارتفاع زمین، روز شمار سال وزاویه سمت الرأس خورشید

داده ورودی	RMSE (°C)	R^2	CC	MBE (°C)	IN3D %
4B و AL	۲/۰۷	۰/۴۹	۰/۶۶	−۰/۰۱	۸۶/۲۸
4B و JD	۱/۸۷	۰/۵۴	۰/۷۳	−۰/۰۴	۸۸/۸۵
4B و SZA	۲/۱۵	۰/۴۵	۰/۶۳	۰/۰۴	۸۴/۶۲
4B, JD وAL	۱/۷۲	۰/۵۹	۰/۷۸	۰−/۰۱	۹۰/۹۲
4B, AL و SZA	۱/۹۹	۰/۵۳	۰/۶۹	۰/۰۳	۸۷/۸۲
4B , JD وSZA	۱/۷۹	۰/۵۷	۰/۷۶	۰/۰۱	۹۰/۶۱
4B, AL, JD وSZA	۱/۸۱	۰/۵۸	۰/۷۵	۰/۰۲	۹۰/۳۰

مدل شبکه عصبی با تعداد نرون مختلف لایه پنهان

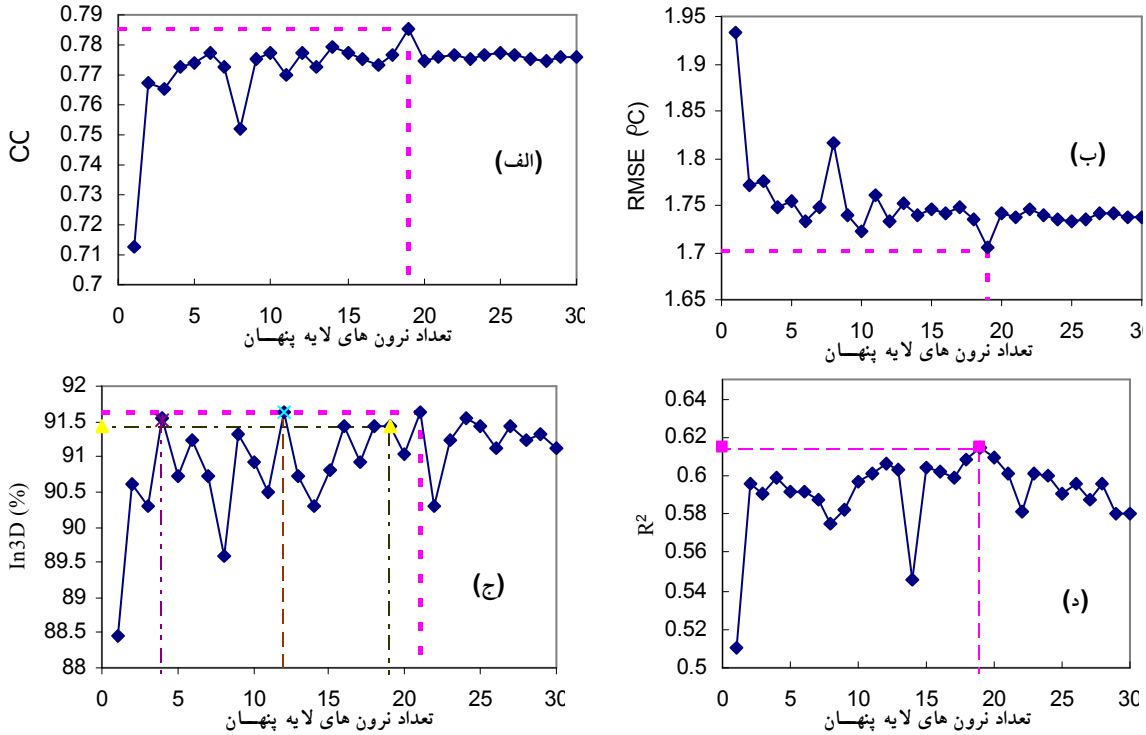
تعداد نرون‌های شبکه عصبی به طوری که کمترین خطا را داشته باشد، به روش سعی و خطا تعیین می‌شود. برای یافتن بهترین تعداد نرون لایه پنهان، مدل‌های شبکه عصبی با ساختار ۱ تا ۳۰ نرون با استفاده از داده‌های ورودی چهار باند، روز شمار سال و ارتفاع زمین آموزش داده شد و نتایج در شکل ۲ ارائه شده است. مشاهده می‌شود با افزایش تعداد نرون از ۱ به ۵، مقدار ضریب CC (شکل ۲، الف) افزایش زیادی می‌یابد و منحنی این ضریب از نرون‌های ۵ تا ۳۰، دارای نوسان کم و حالت پایدار دارد و بیشترین مقدار CC برابر ۰/۷۸۵ با ۱۹ نرون حاصل می‌شود. شیب و نوسانات منحنی RMSE (شکل ۲، ب) مشابه منحنی ضریب هم‌بستگی بوده ولی جهت آن برعکس است و کمترین RMSE به مقدار ۱/۷ درجه سانتی‌گراد، مثل منحنی CC با ۱۹ نرون به دست می‌آید. نوسان منحنی IN3D (شکل ۲، ج) بیشتر از منحنی‌های ضریب هم‌بستگی و RMSE است ولی بیشترین مقدار IN3D با تعداد نرون‌های ۴، ۱۲ و ۲۱ به دست می‌آید (IN3D = ٪۹۱/۶). در شرایط ۱۹ نرون در لایه پنهان که پارامترهای CC و RMSE بهترین نتیجه را دارند، مقدار پارامتر IN3D برابر ۹۱/۴٪ است. منحنی تغییرات R^2 (شکل ۲، د) مشابه منحنی CC است و بهترین نتیجه تقریباً برابر ۰/۶۲ با تعداد ۱۹ نرون حاصل می‌شود. در مجموع بهترین ساختار مدل شبکه عصبی با ۱۹ نرون حاصل می‌شود.

تغییرات مکانی نتایج مدل شبکه عصبی

آخرین ارزیابی که روی مدل تدوین شده این تحقیق انجام گرفت، بررسی تغییرات مکانی نتایج مدل است. به همین منظور مدل شبکه عصبی آموزش یافته با داده‌های ورودی ۴ باند ماهواره

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]



شکل ۲. نتایج آماری آموزش شبکه‌های عصبی با تعداد نرون‌های مختلف در لایه پنهان. الف) CC ، ب) RMSE ، ج) IN3D و د) R^2

نوا، روز شمار سال و ارتفاع زمین و تعداد ۱۹ نرون در لایه پنهان برای داده‌های آزمون ایستگاه‌های هواشناسی به طور جداگانه اجرا شد. پراکنش T_{max} اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده مدل در ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده این تحقیق در شکل ۳ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود پارامترIN3D از ۸۶/۱ تا ۹۵/۳ درصد و RMSE از ۱/۴۱ تا ۱/۹۹ درجه سانتی‌گراد در بین ایستگاه‌های هواشناسی تغییر می‌یابد. هم‌چنین مقدار R^2 از ۰/۴۲ تا ۰/۷۱ تغییر می‌کند که کمترین آن مربوط به ایستگاه رامهرمز (RA) و بیشترین آن مربوط به ایستگاه صفی‌آباد (SA) است. لذا در استفاده از مدل شبکه عصبی تدوین شده در این تحقیق باید به حدود دقت و تغییرات پیش‌بینی T_{max} توجه شود.

مقایسه نتایج این بررسی با تحقیقات قبلی

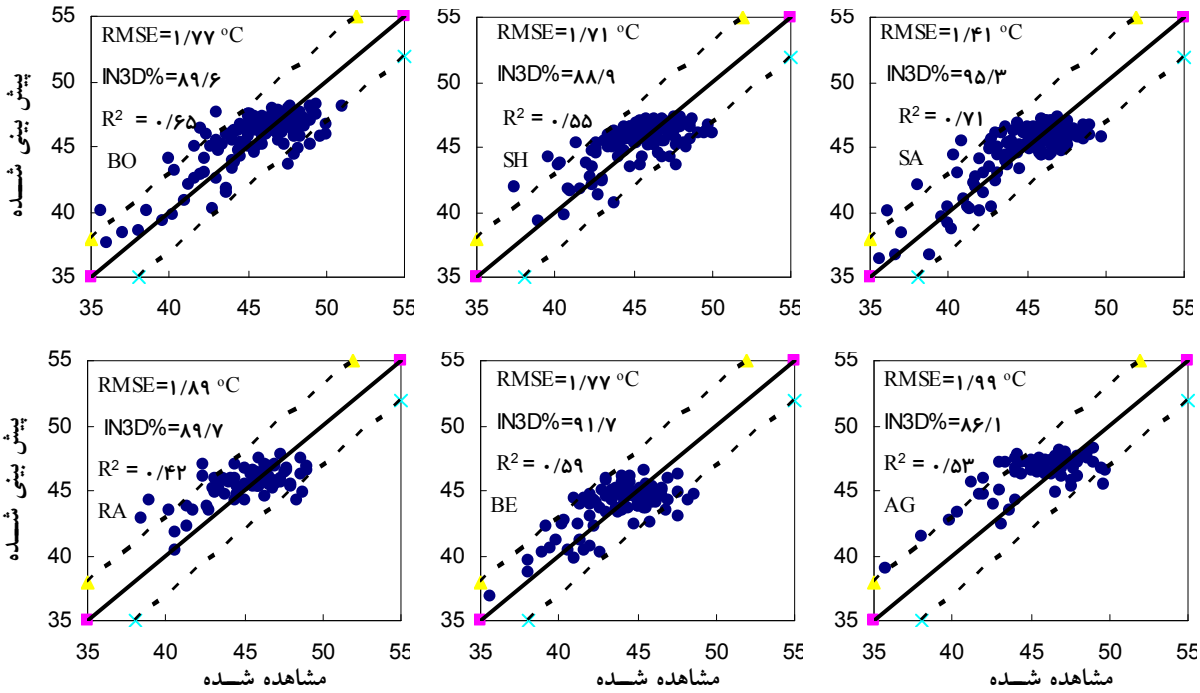
در جدول ۴، نتایج این بررسی و نتایج تحقیقات گذشته که از روش‌های TVX و هم‌بستگی آماری برای تعیین دمای هوا استفاده شده، جهت مقایسه ارائه شده است. ملاحظه می‌شود، هر چند مدل TVX، ضریب هم‌بستگی بیشتری از مدل شبکه عصبی تدوین شده در این تحقیق دارد ولی RMSE آن به مراتب کمتر می‌باشد. در روش هم‌بستگی آماری که توسط کرسول و همکاران مورد استفاده قرار گرفته، ۷۲ درصد از نتایج در محدوده انحراف تا ۳ درجه سانتی‌گراد قرار دارد و ۲۸ درصد از نتایج، اختلافشان با اندازه‌گیری‌های واقعی بیش از ۳ درجه سانتی‌گراد است، ولی در روش شبکه عصبی حدود ۹۱ درصد از نتایج در محدوده انحراف ۳ درجه سانتی‌گراد واقع می‌شود. نتایج این جدول نشان می‌دهد، علی‌رغم این که داده‌های ماهواره‌ای تصحیح اتمسفری نشدند، مدل شبکه عصب با دقت بیشتری دمای هوا را پیش‌بینی می‌کند.

نتیجه‌گیری

نتایج این تحقیق نشان داد که از میان باندهای ماهواره نوا، باندهای ۴ و ۵ داده‌های مهم‌تری برای تعیین T_{max} هستند و باند ۴ تأثیر بیشتری دارد. باندهای مرئی و مادون قرمز نزدیک، سهم کمتری در پیش‌بینی T_{max} دارند ولی اضافه شدن داده‌های این باندها به داده‌های ورودی مدل باعث افزایش دقت می‌شود. در صورتی که فقط از داده‌های ماهواره نوا در تدوین مدل شبکه

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]



شکل ۳. پراکنش و نتایج آماری T_{max} مشاهده شده و پیش بینی مدل (درجه سانتی‌گراد) در ایستگاه‌های هواشناسی. خطوط منقطع معرف محدوده انحراف ۳ درجه سانتی‌گراد است.

جدول ۴. مقایسه نتایج این بررسی با سایر تحقیقات گذشته

محقق	روش	cc	RMSE (°C)	IN3D %
سجکاسکی و همکاران (۱۹۹۷)	TVX	۰/۸	۳	–
پریهودکو و گوارد (۱۹۹۷)	TVX	۰/۹۳	۲/۹۲	–
کرسول و همکاران (۱۹۹۹)	هم‌بستگی آماری	–	–	۷۲
تحقیق حاضر	مدل شبکه عصبی	۰/۷۸	۱/۷	۹۱/۴

عصبی استفاده شود، RMSE و IN3D نتایج به ترتیب ۲/۲۱ درجه سانتی‌گراد و ۸۴ درصد می‌باشند.

بررسی تأثیر استفاده از متغیرهای جغرافیایی به ورودی‌های مدل نشان داد که روز شمار سال متغیر مهمتری نسبت به ارتفاع زمین و زاویه سمت الرأس خورشید است. مدل با متغیرهای ورودی چهار باند نوا، روز شمار سال و ارتفاع زمین، دقیق‌ترین مدل انتخاب شد. شاخص‌های آماری RMSE، R^2، CC و IN3D این مدل نسبت به مدل با ورودی‌های فقط چهار باند نوا به ترتیب ۲۲، ۶۴، ۳۴ و ۹ درصد بهتر شد.

آزمون تعداد نرون‌های مختلف در لایه پنهان مدل منتخب نشان داد، مدل با ۱۹ نرون بیشترین دقت را دارد. معیارهای آماری R^2، RMSE و IN3D این مدل بترتیب ۰/۶۲، ۱/۷ درجه سانتی‌گراد و ۹۱/۴ درصد برآورد گردید. مقدار R^2 مدل منتخب نشان می‌دهد، داده‌های ورودی استفاده شده در مدل، تا میزان ۶۲ درصد T_{max} را توجیه می‌کنند و اگر متغیرهای دیگری که بر T_{max} مؤثر هستند به ورودی‌های مدل اضافه شوند، دقت مدل قابل افزایش است.

مقایسه نتایج این بررسی و روش‌های TVX و هم‌بستگی آماری نشان داد، علی‌رغم این که داده‌های ماهواره‌ای تصحیح اتمسفری نشدند، مدل شبکه عصبی با دقت بیشتری T_{max} را پیش‌بینی می‌کند.

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]

منابع مورد استفاده

1. Atkinson, P. M. and A. R. L. Tatnall. 1997. Introduction neural networks in remote sensing. Intern. J. Remote Sens. 18: 699-709
2. Becker, F. 1987. The impact of spectral emissivity on the measurement of land surface temperature from a satellite. Intern. J. Remote Sens. 8: 1509-1522.
3. Becker, F. and Z. L. Li. 1990. Towards a local split window method over land surfaces. Intern. J. Remote Sens. 11: 369-393.
4. Benediktsson, J. A. and J. R. Sveinsson. 1997. Feature extraction for multisource data classification with artificial neural networks. Interna. J. Remote Sens. 18: 727-740.
5. Cazjkowski, K. P., T. Mulherm, S. N. Goward, J. Cihlar, R. O. Dubayah and S. D. Prince. 1997. Biospheric environmental monitoring at Boreas with AVHRR observation. J. Geophys. Res. 102: 29651-29662.
6. Coll, C., V. Caselles and T. J. Schmugge. 1994. Estimation of land surface emissivity differences in the split-window channels of AVHRR. Remote Sens. of Environ. 48: 127-134.
7. Cresswell, M. P., A. P. Morse, M. C. Thomson and S. J. Connor 1999. Estimating surface air temperatures, from Meteosat land surface temperatures, using an empirical solar zenith angle model. Intern. J. Remote Sens. 20: 1125-1132.
8. Coulibaly, P., F. Anctil and B. Bobee. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. J. Hydrol. 230: 214-257.
9. Hagan, M. T. and M. B. Menhaj. 1994. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. IEEE Trans. on Neural Networks 5: 989-993.
10. Hornik, K., M. Stinchcombe and H. White. 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Networks 2: 359-366.
11. Kaminsky, E. J., H. Barad and W. Brown. 1997. Textural neural network and version space classifiers for remote sensing. Intern. J. Remote Sens. 18: 741-762.
12. Kerr, Y. H., J. P. Lagouarde and J. Imbernon. 1992. Accurate land surface temperature retrieval from AVHRR data with use of an improved split window algorithm. Remote Sens. of Environ. 41: 197-209.
13. Lippmann, R. P. 1987. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine. 4: 4-22.
14. Oke, T. R. 1987. Boundary Layer Climates. Routledge, London.
15. Prata, A. J. and C. M. R. Platt. 1991. Land surface temperature measurements from the AVHRR. Proceeding of the 5th AVHRR Data Users' Meeting. Tromso, Norway. 433-438.
16. Price, J. C. 1984. Land surface temperature measurements from the split window channels of the NOAA 7 Advanced Very High Resolution Radiometer. J. Geophys. Res. 89: 7231-7237.
17. Prihodko, L. and S. N. Goward. 1997. Estimation of air temperature from remotely sensed surface observation. Remote Sens. Environ. 60: 335-346.
18. Qin, Z. and A. Karnieli 1999. Progress in the remote sensing of land surface temperature and ground emissivity using NOAA-AVHRR data. Intern. J. Remote Sens. 20: 2367-2393.
19. Sobrino, J. A., C. Coll and V. Caselles. 1991. Atmospheric correction for land surface temperature using NOAA-11 AVHRR channels4 and 5. Remote Sens. Environ. 38: 19-34.
20. Tan, Y. and A. Van Cauwenberghe. 1999. Neural-network-based d-step-ahead predictors for nonlinear systems with time delay. Eng. Appl. of Artificial Intell. 12: 21-25.
21. Ulivieri, C., M. M. Castronouvo, R. Francioni and A. Cardillo. 1994. A split-window algorithm for estimationg land surface temperature from satellites. Adv. in Space Res. 14: 59-65.

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2024-04-25]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.42.30.9]