

SID



ابزارهای
پژوهش



سرویس ترجمه
تخصصی



کارگاه های
آموزشی



بلاگ
مرکز اطلاعات علمی



سامانه ویراستاری
STES



فیلم های
آموزشی

کارگاه های آموزشی مرکز اطلاعات علمی



آموزش مهارت های کاربردی در تدوین و چاپ مقالات ISI

آموزش مهارت های کاربردی
در تدوین و چاپ مقالات ISI



روش تحقیق کمی

روش تحقیق کمی



آموزش نرم افزار Word برای پژوهشگران

آموزش نرم افزار Word
برای پژوهشگران

تخمین تبخیر تشت کلاس A به وسیله شبکه عصبی مصنوعی در منطقه همدان

عادل قاسمی^۱ - حمید زارع ایبانه^۲ - مریم بیات ورکشی^۱

۱- دانشجویان کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی دانشگاه بوعلی سینا ۲- استادیار دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا

چکیده

در این مقاله با منظور نمودن میانگین دمای هوا، میانگین رطوبت نسبی و سرعت باد در شبکه عصبی سه لایه، پارامتر تبخیر برآورد گردید. حساسیت شبکه نسبت به ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای ورودی شامل یک، دو و سه داده در لایه اول و تعداد نرونهای لایه میانی ۳۰-۱ سلول بررسی شد. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی با آرایش ۱-۱۴-۲ با تابع آموزش لومبرگ مارکوات و تابع محرک سیگموئید نسبت به سایر مدل‌های عصبی مناسب بود. همچنین نتایج نشان داد که افزایش تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و لایه میانی لزوماً به نتایج مطلوب‌تری برای مدل‌های شبکه عصبی ختم نمی‌شود. ارزیابی و پیشنهاد مدل‌های انتخابی برای برآورد تبخیر براساس داده‌های ایستگاه هواشناسی سینوپتیک همدان صورت گرفت.

کلمات کلیدی: تخمین تبخیر، شبکه عصبی، همدان

مقدمه

فرآیند تبخیر به عنوان یکی از اجزای چرخه هیدرولوژی، نقش به‌سزایی در تغییرهای جوی نظیر دما و بارش دارد. تبخیر یکی از پارامترهای مهم مدیریتی است که در مقیاس محلی و منطقه‌ای در پیش‌بینی میزان کاهش آب و برنامه‌ریزی آبیاری گیاهان نقش دارد. بنا به گفته جاکسون [۱۶] و بروتسارت [۹] تبخیر و کمبود منابع آب حتی در مناطق معتدل نیز امری اجتناب‌ناپذیر است. یکی از مسائل مهم در بحث تبخیر، ثبت مقدار تبخیر است، به طوری که مقادیر اندازه‌گیری شده بیان‌گر کل تبخیر باشد. زیرا مقدار تبخیر به عنوان شاخصی از تبخیر و تعرق گیاهی و تبخیر از سطوح بزرگتر (دریاچه) قلمداد می‌شود (ایرمیک و همکاران [۱۵]). یکی از راه‌های نیل به این هدف، نصب ظرف استاندارد بنام تشت تبخیرسنجی در ایستگاه‌های هواشناسی است. به موازات راهکار فوق، محققان توانسته‌اند با بکارگیری تکنیک‌های ریاضی، تجربی و یا ترکیبی از هر دو روش، پارامتر تبخیر را تحلیل نمایند ((کولومب^۱ [۱۱]، گاوین^۲ [۱۳]، استفان استوارت^۳ [۲۵]، لینیاکر^۴ [۲۲]، بورمن^۵ [۱۰]). هدف از راهکار دوم برآورد تبخیر بدون نیاز به تشت است. شاید یکی از دلایل محققان در این خصوص علاوه بر هزینه‌های تعمیر و نگهداری تشتک‌ها و عدم امکان نصب آن در همه مناطق، برآوردهای کمتر از واقعیت تشت بخصوص در اقلیم‌های خشک باشد (رزنبرگ و پاورز [۲۴]). سودر [۲۶] بیان تبخیر را در قالب روابط خطی به دلیل غیرخطی بودن آن نامناسب دانسته و استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی را در برآورد تبخیر توصیه نموده‌است. مزیت اصلی شبکه عصبی مصنوعی سرعت و دقت بیشتر در دستیابی به متغیر مجهول به عنوان روشی غیرمستقیم است. برتن و

1. Coulomb
2. Gavin
3. Stephens-Stewart
4. Linarce
5. Burman

همکاران [۸] با برآورد تبخیر روزانه برخی شهرهای جهان از ساختار شبکه عصبی نشان دادند که خطا حداکثر به ۰/۱۱ میلیمتر در روز در مقایسه با روش‌های تجربی کاهش یافت. تحقیق دیگر در زمینه استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تبخیر از تشت کلاس A و تکمیل داده‌های مفقوده سنوات قبل، توسط آرکا [۷] انجام گردید. در این تحقیق تاکید زیادی بر کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل غیرخطی و هنگامی که اطلاعات ناقص و یا تحت تاثیر خطاهای اندازه‌گیری باشند، شده است. کیسی [۱۸] توانمندی تکنیک‌های تطبیقی عصبی-فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل آماری استوفان استوارت را در خصوص پیش‌بینی پارامتر تبخیر مورد بررسی و مقایسه قرار داد. نتایج نشان داد که روش تطبیقی عصبی-فازی و روش شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب جایگزین‌های مناسبی برای برآورد تبخیر می‌باشند. مطالعه ترز و همکاران [۲۷] نشان داد، شبکه‌های عصبی مصنوعی توانمندی بالاتری در تبیین رابطه بین تبخیر از تشتک با تبخیر از سطح دریاچه دارند. بهمنی و همکاران [۲] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی موفق شدند تبخیر و تعرق گیاه مرجع را به کمک داده‌های تشت تبخیر برآورد نمایند.

نتیجه‌گیری از تحقیقات انجام شده بر روی تبخیر بیان‌گر آن است که تبخیر فرآیندی غیرخطی و شدیداً وابسته به اقلیم است. بکارگیری سیستم‌های شبکه عصبی مصنوعی در ایران و به خصوص در علوم وابسته به اقلیم در آغاز راه است. اما به دلیل توانایی آن‌ها در مدل‌سازی فرآیندهای بسیار پیچیده متأثر از عوامل محیطی امکان استفاده از آن در علوم هواشناسی وجود دارد. هدف از انجام این پژوهش، تخمین و یا به عبارتی پیش‌بینی پارامتر تبخیر در منطقه همدان با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی است.

مواد و روش‌ها

در دو دهه گذشته روش‌های رگرسیونی، مدل‌های آماری و مدل‌های تجربی روش‌های رایج در تحلیل و پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی محسوب می‌شدند. در حالی که امروزه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور گسترده مورد توجه پژوهندگان واقع شده است (کیسی [۱۸]). عموماً پیش‌بینی از شبکه عصبی مصنوعی شامل مراحل (شش‌گانه) زیر است:

نخستین گام در شبکه عصبی نیز همانند هر تحلیل آماری دیگر، انتخاب سری زمانی کاملی از داده‌های مشاهداتی است. بیشتر شیوه‌های تحلیل تبخیر مبتنی بر استفاده از داده‌های تبخیر ماهانه است، در حالی که می‌توان از سری‌های جزئی‌تر نیز استفاده کرد. لذا این بررسی بر روی داده‌های تبخیر تشتک کلاس A ایستگاه هواشناسی سینوپتیک اکباتان (استان همدان) انجام شد. ایستگاه فوق در ارتفاع ۱۷۳۰ متری از سطح دریا با طول جغرافیایی $32^{\circ} E$ و $34^{\circ} 52' N$ قرار دارد. اقلیم منطقه مورد مطالعه براساس اقلیم‌نمای یونسکو نیمه‌خشک با تیپ زمستانه سرد است (غفاری و همکاران [۵]). طول دوره آماری ۲ سال از فروردین ماه تا آذر ماه سال‌های ۱۳۷۶ و ۱۳۷۷ بود. ثبت داده‌های تبخیر به عنوان متغیر اصلی مسئله در مقیاس روزانه بود که در جمع ۵۵۲ عدد تبخیر ثبت شده مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

پس از بررسی‌های لازم در پژوهش‌های محققین از میانگین دمای هوا (Tave)، میانگین رطوبت نسبی (RHAVE) و سرعت باد (U) در دوره زمانی مورد مطالعه به عنوان پارامترهای ورودی به لایه اول شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد (کیسی، ۲۰۰۵). منبع این داده‌های آماری، اداره هواشناسی استان همدان می‌باشد (بی‌نام [۱]). سه مدل شبکه عصبی براساس تعداد داده‌های ورودی به لایه اول انتخاب شد. داده‌های ورودی در مدل ANN1 شامل میانگین دمای هوا و در مدل ANN2 میانگین دمای هوا و میانگین رطوبت نسبی بودند. برای مدل ANN3 میانگین دمای هوا، میانگین رطوبت نسبی و سرعت باد بکار گرفته شد.

گام دوم، پس از انتخاب داده‌ها، بررسی دقیق داده‌های مشاهداتی، ناهمگنی داده‌ها و رفع خطاهای بزرگ است. در اینجا درجه و اهمیت ایستگاه، میزان مهارت دیده‌بان و دقت نصب دستگاه‌های اندازه‌گیری بر صحت و درستی داده‌ها تاثیرگذار است. از آنجایی که خصوصیات یک متغیر ناحیه‌ای تحت تاثیر بزرگی بخشی است که به طور فیزیکی تحت عنوان نمونه همگن شده مورد اندازه‌گیری قرار می‌گیرد لازم است تا با همگن‌سازی تغییرپذیری داده‌ها در مقیاس کوچک حذف شود (حسنی‌پاک و عزیزیان [۳]). نرمال‌سازی نیز بخشی از عملیات آماده‌سازی داده‌ها است که سبب افزایش سرعت پاسخ شبکه عصبی به سیگنال‌های ورودی می‌شود (کمار [۲۰]).

پس از نرمال‌سازی داده‌ها، در گام سوم، ساختار مناسبی از شبکه عصبی انتخاب می‌گردد. این یک مشکل عمومی است که معمولاً با تحقیق اسنادی و کتابخانه‌ای در پژوهش‌های مشابه حل می‌شود. پژوهش‌های صورت‌گرفته نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون چند لایه ۶ (MLP) با قانون یادگیری پس انتشار خطا^۷ (BP) ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است (هجت [۱۴]). مشابه چنین توصیه‌ای را بهمنی [۲] و کارآموز و همکاران [۴] در خصوص شبکه پرسپترون چند لایه با قانون آموزش پس انتشار بر اساس قضیه کلموگروف برای نگاشت بین متغیرهای اقلیمی داشته‌اند. کلیه شبکه‌ها در این تحقیق دارای یک لایه میانی و یک لایه خروجی هستند. از توابع آموزشی گرادیان مزدوج و لومبرگ مارکوات و توابع محرک سیگموئید و تانژانت هیپربولیک در لایه میانی و خروجی استفاده شد. (کیسی [۱۸]، لاندراکس و همکاران [۲۱]). برای تعیین تعداد سلول‌های بهینه در لایه میانی، تعداد سلول‌های لایه میانی از ۱ تا ۳۰ عدد منظور شد. برای برآورد تبخیر سه مدل عصبی متفاوت ANN1، ANN2 و ANN3 از نظر نوع و تعداد داده‌های ورودی بررسی شد.

گام چهارم آموزش شبکه عصبی می‌باشد. در این مرحله شبکه می‌آموزد تا الگوی موجود در ورودی‌ها را که به صورت مجموع داده‌های آموزشی است، بشناسد. برای این منظور از ۷۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی در فرآیند آموزش استفاده شد. به منظور ارزیابی توانایی شبکه برای ارایه جواب قابل قبول، نوعی کنترل شبکه با عنوان اعتبارسنجی در قبال ورودی‌های غایب در مجموعه آموزشی (۲۰ درصد) صورت گرفت. ۱۰ درصد داده‌ها نیز برای آزمون شبکه بکار گرفته شد. لازم است تا خطای داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون شبکه در کمترین مقدار و نزدیک به یکدیگر باشند. در این صورت آموزش شبکه صحیح بوده و در صورت اعمال داده‌های دیگر، شبکه قادر به تخمین است. از این رو لزوم انجام اعتبارسنجی در شبکه مشخص می‌گردد (حسنی‌پاک و عزیزیان [۳]).

گام پنجم و ششم به ترتیب به برآورد متغیر مجهول و ارزیابی برآوردها ختم می‌شود.

تمامی عملیات مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار NeuroSolutions Ver.5 با قابلیت اجرا در محیط ویندوز انجام گردید. نرم‌افزار فوق در سال ۲۰۰۵-۱۹۹۳ ارائه شد و توانایی برآورد و شبیه‌سازی حالات مختلف پدیده‌های هیدرولوژیکی را در غالب شبکه‌های عصبی مصنوعی دارد. صحت برآوردهای نرم‌افزار فوق برای متغیرهای هیدرولوژیکی توسط محققین مختلف به اثبات رسیده است (اوبات و یوزکا [۲۳]).

برای مشخص شدن توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی تبخیر، تبخیر برآورد شده از شبکه عصبی با مقدار واقعی تبخیر از تشت مقایسه شد.

نتایج و بحث

پس از آماده‌سازی داده‌ها و آموزش شبکه عصبی، متغیرهای مربوط به خروجی شبکه به عنوان ورودی، به شبکه عصبی وارد و خروجی مورد نظر با استفاده از پارامتر تبخیر که به عنوان خروجی آموزش شبکه به آن داده شده، محاسبه گردید. نتایج این محاسبات برای یافتن شبکه بهینه در جدول ۱ آورده شده است. جدول ۱ حاصل اجرای سه مدل شبکه عصبی با تعداد نرون میانی مختلف است که حالت بهینه هر یک ارایه شده است.

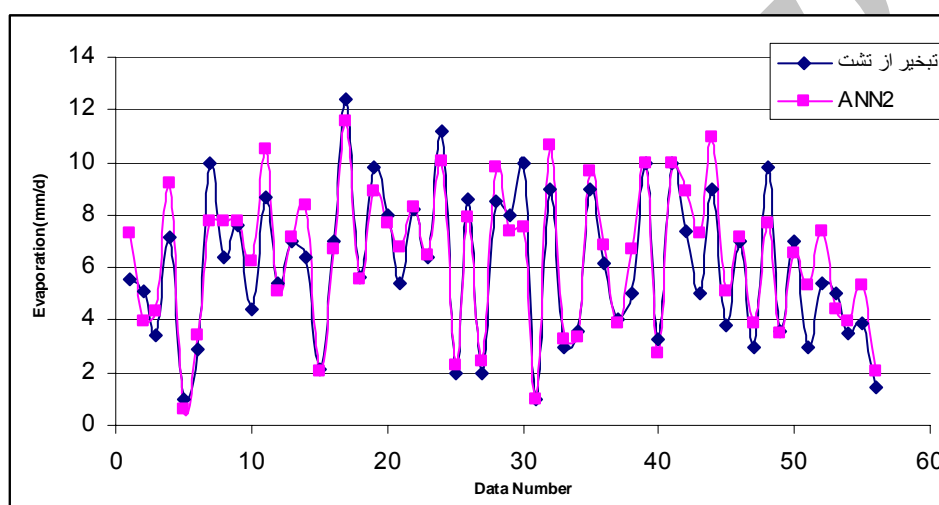
جدول ۱- ارزیابی کارایی اجراهای مختلف شبکه عصبی با تغییر تعداد سلول‌های میانی

تابع آموزش		گرادیان مزدوج				لومبرگ مارکوات			
تابع محرک		سیگموئید		تانژانت هیپربولیک		سیگموئید		تانژانت هیپربولیک	
تعداد سلول میانی		۱۹	۱۹	۱۹	۲۰	۲۲	۲۰	۲۲	۲۲
معیار خطا		R ²	RMS E	R ²	RMS E	R ²	RMSE	R ²	RMSE
ANN1		۰/۷۹	۰/۲۰	۰/۷۹	۰/۱۰	۰/۷۹	۰/۲۰	۰/۷۹	۰/۲۰
تعداد سلول میانی		۱۲	۱۲	۱۳	۱۲	۱۴	۱۲	۱۴	۱۴
معیار خطا		R ²	RMS E	R ²	RMS E	R ²	RMSE	R ²	RMSE
ANN2		۰/۸۳	۰/۰۹	۰/۸۳	۰/۱۴	۰/۸۵	۰/۰۸	۰/۸۵	۰/۰۸
تعداد سلول میانی		۱۲	۱۲	۱۵	۱۳	۱۱	۱۳	۱۱	۱۱
معیار خطا		R ²	RMS E	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
ANN3		۰/۸۳	۰/۰۹	۰/۸۳	۰/۱۴	۰/۸۵	۰/۰۸	۰/۸۵	۰/۱۶

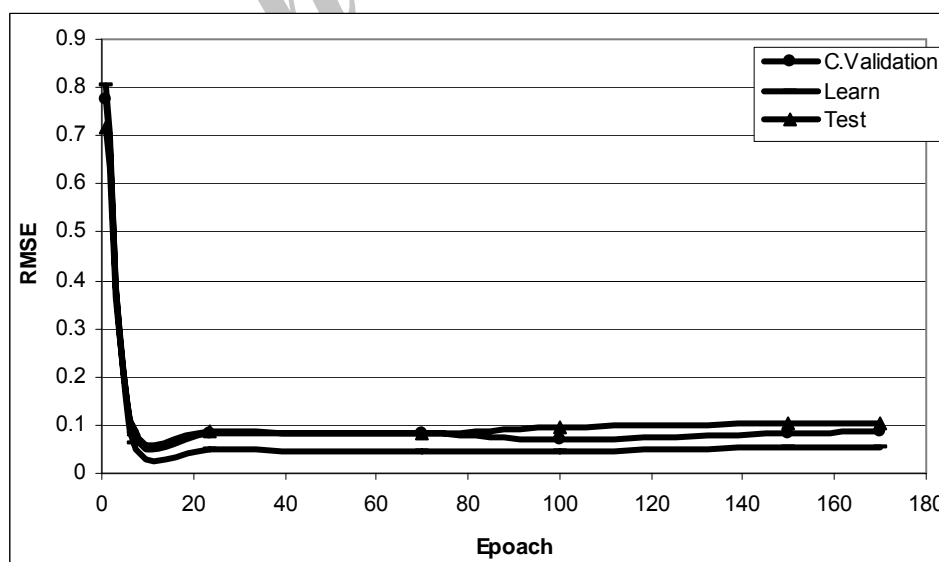
همان‌گونه که از جدول ۱ ملاحظه می‌شود شبکه عصبی مدل ANN₁ با داشتن ضریب تعیین ۰/۷۹ و جذر میانگین مربعات خطای ۰/۲۰-۰/۱۰ در مقابل دو مدل شبکه عصبی دیگر قابل حذف است. از جمله دلایل حذف شبکه عصبی مدل ANN₁ شاید تعداد سلول لایه میانی باشد که هرچه تعداد سلول لایه میانی بیشتر باشد تعداد داده مورد نیاز برای آموزش شبکه بیشتر و توان پیش‌بینی شبکه کم می‌شود (یاوری و مهدوری [۶]). جدول ۱ هم نشان می‌دهد در مدل‌های ANN₂ و ANN₃ که تعداد سلول‌های لایه میانی کاهش یافته است معیارهای خطا بهبود یافته‌اند. در مدل شبکه عصبی ANN₃ نیز ضریب تعیین و یا جذر میانگین مربعات خطا به جز آرایش ۱-۱۳-۳ شرایط مناسبی ندارند، به عبارت دیگر تنها آرایش ۱-۱۳-۳ در مدل ANN₃ قابل توجه است. در آرایش فوق تابع آموزش لومبرگ مارکوات و تابع محرک سیگموئید است (جدول ۱).

در شبکه عصبی مدل ANN₂ با آرایش ۱-۱۴-۲ با ضریب تعیین ۰/۸۵ و جذر میانگین مربعات خطای ۰/۰۸ به دلیل تعداد ورودی کمتر نسبت به آرایش بهینه در مدل ANN₃ مناسب‌تر به نظر می‌رسد. لذا شبکه عصبی مدل ANN₂ با آرایش ۱-۱۴-۲، تابع آموزش لومبرگ مارکوات و تابع محرک تانژانت هیپربولیک قابل پیشنهاد است. فراوانی داده‌های تخمین تبخیر با استفاده از متغیرهای اقلیمی وارد شده در لایه اول شبکه عصبی مدل ANN₂ با آرایش ۱-۱۴-۲ به عنوان شبکه مطلوب در شکل ۱ نشان داده شده است. در شکل ۱ محور Xها ۱۰ در صد مقدار داده‌هایی است که در آموزش شبکه غایب بوده و به صورت تصادفی از مجموع کل داده-ها (۵۵۲ داده) برای آزمون شبکه جدا شدند. میزان انحراف نقاط بیان‌گر تفاوت میزان خروجی شبکه با مقادیر واقعی تبخیر است.

خطای مربعات میانگین (RMSE) برای مدل‌های شبکه عصبی ANN_1 ، ANN_2 و ANN_3 به ترتیب ۰/۱۰، ۰/۰۸ و ۰/۰۸ است. در مدل شبکه عصبی ANN_2 با دو داده ورودی در لایه اول دقتی معادل ANN_3 با سه داده در لایه ورودی است. این نتایج نشان می‌دهد که افزایش ورودی‌ها لزوماً "سبب افزایش دقت پیش‌بینی نیست. این امر با نتایج حسنی‌پاک و عزیزیان [۳] همخوانی دارد. آنان در مطالعه خود نشان دادند که افزایش تعداد داده‌های آموزشی برای شبکه عصبی از ۶۶ داده به ۱۰۰ داده برای آموزش شبکه چندان مناسب نمی‌باشد. و سبب کاهش ضرایب رگرسیونی افزایش تعداد داده‌ها در شبکه عصبی لزوماً به افزایش دقت پیش‌بینی‌ها منجر نمی‌شود. نتایج برآورد تبخیر از شبکه عصبی نشان داد که شبکه عصبی ضمن صرف زمان و هزینه کمتر به واسطه نیاز به داده کمتر از دقت برآورد بالاتری برخوردار است. لذا می‌تواند جایگزین مناسبی برای مدل‌های تجربی برآورد تبخیر باشد. آنچه را که شکل ۲ نشان می‌دهد بیان‌گر این است که مدل بهینه شبکه عصبی در حداقل زمان ممکن یعنی با ۷۰ تکرار به حداقل خطا رسیده است.



شکل ۱- مقادیر واقعی تبخیر و برآوردی از شبکه عصبی با آرایش ۱-۱۴-۲



شکل ۲- نتایج مقادیر خطای آموزش صحت یابی و آزمون در شبکه عصبی بهینه

نتیجه گیری

مطالعه حاضر نشان داد که می توان تبخیر را با داشتن متغیرهای اقلیمی به کمک شبکه عصبی برآورد نمود. بنابراین شبکه عصبی می تواند به عنوان ابزاری در پیش بینی تبخیر هم بکار گرفته شود. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی با آرایش ۱-۱۴-۲، تابع آموزش لومبرگ مارکوات و تابع محرک سیگموئید نسبت به سایر مدل های عصبی از خطای کمتر و ضریب تعیین بالاتر برخوردار است. همچنین نتایج نشان داد که افزایش تعداد سلول ها در لایه ورودی و لایه میانی لزوماً به نتایج مطلوب تری برای مدل های شبکه عصبی ختم نمی شود.

مراجع

۱. بی نام؛ اداره کل هواشناسی استان همدان، سالنامه هواشناسی، ۱۳۸۶.
۲. بهمنی، ع. کوچک زاده، م و فتحی، پ. ۱۳۸۵. "تهیه مدل ANN در تخمین فرآیند تبخیر و تعرق به کمک داده های تشت تبخیر" مجموعه مقالات دومین کنفرانس مدیریت منابع آب، دانشگاه صنعتی اصفهان.
۳. حسینی پاک، ع. ا. و عزیزیان، م. ۱۳۸۵. تخمین پارامترهای پتروفیزیکی با استفاده از نشان گره های لرزه ای به وسیله شبکه عصبی در یکی از میادین نفتی جنوب غرب ایران. نشریه دانشکده فنی دانشگاه تهران. جلد ۴۰، شماره ۱ (پیاپی، ۹۵). ص.ص. ۱۲-۱.
۴. کاراموز، م. رحیمی فراهانی، م و مریدی، ع. ۱۳۸۵. پیش بینی بلند مدت بارش با استفاده از سیگنال های هواشناسی و کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی منطقه جنوب شرق ایران. مجموعه مقالات دومین کنفرانس مدیریت منابع آب دانشگاه صنعتی اصفهان
۵. غفاری، ع. ع. قاسمی، و. ر. و دپائو، ا. سال ۱۳۸۳. پهنه بندی اقلیم کشاورزی ایران با روش یونسکو. مجله خشکی و خشکسالی. شماره ۱۲.
۶. یاوری، م. و مهدوری، س. ۱۳۸۵. پیش بینی نرخ نفوذ ماشین های تونل بری با استفاده از شبکه عصبی. نشریه دانشکده فنی دانشگاه تهران. جلد ۴۰، شماره ۱ (پیاپی، ۹۵). ص.ص. ۱۲۱-۱۱۵.
7. Arca, b., et al, 2000. Evaluation of Neural Network technique for estimating evapotranspiration. National Research council-(IMAes).
8. Bruton, J.M., McClendon, R.W. and Hoogenboom, G. 2000. Estimating daily pan evaporation with artificial neural network. Trans. ASAE. 43(2): 492-496.
9. Brutsaert, W.H., 1982. Evaporation into the Atmosphere. D. Reidel, Dordrecht, Holland.
10. Burman, R.D., 1976. Intercontinental comparison of evaporation estimates. ASCE J. Irrig. Drain. Eng. 102, 109-118.
11. Coulomb, C.V., Legesse, D., Gasse, F., Travi, Y., Chernet, T., 2001. Lake evaporation estimates in tropical Africa (Lake Ziway, Ethiopia). J. Hydrol. 245, 1-18.
12. Dayhoff, J. E. 1990. Neural Networks Principles. Prentice-Hall International, U.S.A.
13. Gavin, H., Agnew, C.A., 2004. Modeling actual, reference and equilibrium evaporation from a temperate wet grassland. Hydrol. Process. 18, 229-246.
14. Hecht, N. R. 1987. Kolmogorov Mapping, Neural network existence theorem. 1st IEEE ICNN, Vol.3. san Diego, CA.

15. Irmak, S., Haman, D., Jones, J.W., 2002. Evaluation of class 'A' pan coefficients for estimating reference evapotranspiration in a humid location. *J. Irrig. Drain. Eng. ASCE* 128 (3), 153–159.
16. Jackson, R.D., 1985. Evaluating evapotranspiration at local and regional scales. *Proc. IEEE* 73 (6), 1086–1096.
17. Jensen, M.E., 1974. *Consumptive use of Water and Irrigation Requirements*. Report by the Technical Committee of the Irrigation Water Requirements of the Irrigation and Drainage Division, ASCE, New York.
18. Kisi, O., 2005b. Daily river flow forecasting using artificial neural networks and auto-regressive models. *Turk. J. Eng. Environ. Sci.* 29, 9–20.
19. Kisi, O., 2006 Daily pan evaporation modeling using a neuro-fuzzy computing technique. *J. Hydrol.* 329, 636-464.
20. Kumar, D.N., Raju, K.S., Sathish, T., 2004. River flow forecasting using recurrent neural networks. *Water Res. Manag.* 18, 143–161.
21. Landeras. Ortiz, A., Javier Lopez, j. (2007). "Comparison of artificial neural network models and empirical and semi empirical equation for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque country (northern Spain). agricultural water management.
22. Linarce, E.T., 1967. Climate and the evaporation from crops. *ASCEJ. Irrig. Drain. Eng.* 93, 61–79.
23. Obot, o.u. and Uzoka Faite-Michael E.2008. A framework for application of neuro-case-rule base hybridization in medical diagnosis .
24. Rosenberg, N.J. and powers, W. 1970. Potential for evapotranspiration and its manipulation in the plains region. *Proc. Symp. Evapotranspiration Great Plains. Great Plains Agric. Council Publ. No. 50. Pp. 275-300.*
25. Stephens, J.C., Stewart, E.H., 1963. A comparison of procedures for computing evaporation and evapotranspiration. Publication 62, International Association of Scientific Hydrology. International Union of Geodynamics and Geophysics, Berkeley, CA, pp. 123–133.
26. Sudheer, K P. 2000. Modeling hydrological processes using neural computing technique. PhD Thesis, Indian Institute of Technology, Delhi.
27. Terz, O., et al, 2005 "Modeling of Daily Pan Evaporation" journal of Applied Sciences, Vol.5, Issue.2, pp.368-372.

The estimation of the evaporation of class A pan through the Artificial Neural Network in Hamadan District

Ghasemi⁸, A., Zare abyaneh⁹, Bayat Varkeshi, M¹

Abstract:

In this essay, by including the average of air temperature, relative humidity average and wind speed in 3-layers Neural Network, the evaporation parameter was estimated. The sensitivity of system in comparison with the different compositions of entering parameters including one, two, or three inputs in the first layer and the number of neurons in the middle layer of 1-30 cells was investigated. The results showed that the model of Neural Networks with 2-14-1 arrangement with learning rule Levenberg Marquat and transfer function tangantHyporbolic was suitable that the other Neural Network models. The results also showed that the increase in the number of neurons in entrance layer and middle layer ended in much more favorable results for the Neural Network models. The evaluation and suggestion of selective models for estimating evaporation was done according to synoptic weather station data in Hamadan.

Key words: The evaporation estimation, Neural Network, Hamadan

⁸ MSe. Students irrigation and drainage, Bu Ali Sina University

⁹ Assistant Prof. Department of irrigation and drainage Eng., Bu Ali Sina University

SID



ابزارهای
پژوهش



سرویس ترجمه
تخصصی



کارگاه های
آموزشی



بلاگ
مرکز اطلاعات علمی



سامانه ویراستاری
STES



فیلم های
آموزشی

کارگاه های آموزشی مرکز اطلاعات علمی



تازه های آموزش
آموزش مهارت های کاربردی در تدوین و چاپ مقالات ISI

آموزش مهارت های کاربردی
در تدوین و چاپ مقالات ISI



تازه های آموزش
روش تحقیق کمی

روش تحقیق کمی



تازه های آموزش
آموزش نرم افزار Word برای پژوهشگران

آموزش نرم افزار Word
برای پژوهشگران