

مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین رسوبدهی حوزه‌های آبخیز

محمدابراهیم بنی‌حبیب^۱، استادیار گروه آبیاری، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران
احسان امامی، دانش‌آموخته گروه آبیاری، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران

پذیرش مقاله: ۱۳۸۹/۰۸/۳۰

دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۰۴/۱۰

چکیده

امروزه رسوبدهی حوزه‌های آبخیز از جمله مشکلات بهره‌برداری از منابع آب‌های سطحی در جهان است. با توجه به نقش و اهمیت رسوب در عمر مفید سدهای کشور، عدم توجه به اندازه‌گیری و محاسبه دقیق آن، باعث اتلاف سرمایه‌های ملی می‌شود. بدیهی است که دقت تخمین میزان رسوبدهی، بستگی زیادی به روش‌های محاسباتی، معادلات ارائه شده و داده‌ها یا اطلاعات تخمین رسوب دارد. چون عوامل مختلفی در فرسایش و تولید رسوب مؤثر است و بر اساس شرایط هر حوزه ممکن است یک یا چند عامل در تشدید آن مؤثر باشد. از این‌رو، برای بررسی مسئله رسوبدهی هر حوزه باید عوامل مختلف مؤثر در رسوبدهی آن منطقه را شناسایی و به‌طور صحیح برآورد کرد و سپس تأثیر عوامل مختلف را بر روی رسوبدهی مشخص نمود. در این تحقیق، شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان روشی جدید برای تخمین رسوبدهی حوزه، به‌کار گرفته شده است. شبکه‌ای با ساختار و آموزش مناسب و داده‌های کافی، قادر است تأثیرات و ارتباط بین رسوب و سایر متغیرهای مؤثر در رسوبدهی را بدون استفاده از روابط اختصاصی و معادلات مربوطه فراگیرد. برای تخمین رسوبدهی زیرحوزه‌ها، از ساختار MLP استفاده شد. پس از آموزش و آزمایش داده‌ها، بهترین حالت در نظر گرفته شده و سپس با روش رگرسیون‌های چندمتغیره مقایسه شد. نتایج نشان‌دهنده بهبود قابل توجهی در محاسبه و تخمین رسوب و کارایی روش شبکه‌های عصبی نسبت به روش رگرسیون‌های چندمتغیره است.

واژه‌های کلیدی: انتقال رسوب، رگرسیون چندمتغیره، ساختار MLP، منابع آب سطحی

مقدمه

برای مدیریت حوزه‌های آبخیز و طرح‌های تأمین آب، تخمین رسوبدهی حوزه‌های آبخیز ضروری است. بدین منظور، از روابطی نظیر معادله جهانی فرسایش (USLE) استفاده می‌شود. با وجود استفاده وسیع از این معادله فرسایش، به‌علت شکل ساده آن، در سال‌های اخیر انتقاداتی به استفاده از این معادله متوجه بوده است. این معادله حاصل ضرب چند عامل بوده، خطاهای عامل‌ها در هم ضرب شده و خطای کل معادله به‌شدت افزایش پیدا می‌کند. از سوی دیگر، نتایج معادله با مقادیر مشاهداتی همبستگی نسبتاً کمی دارد (Sonneveld و همکاران، ۲۰۰۳). روش دیگر، استفاده از مدل‌های تحلیل منطقه‌ای است که براساس داده‌های واقعی یک منطقه، رسوبدهی حوزه آبخیز تخمین زده می‌شود (عرب‌خداری و زرگر، ۱۳۷۴؛ مهرسرشت، ۱۳۷۶؛ Branson و Owen، ۱۹۷۰؛ Xie و Bray، ۱۹۹۳؛ Dendi و Bolton، ۱۹۷۶؛ Ferrarsi، ۱۹۹۰؛ Flaxman، ۱۹۷۲؛ Jansen و Painter، ۱۹۷۴). بررسی این مدل‌ها نشان می‌دهد که عوامل مدل‌ها از مدلی به مدل دیگر متفاوت بوده و مدل ارائه شده مختص منطقه خاص است (حکیم‌خانی، ۱۳۷۷).

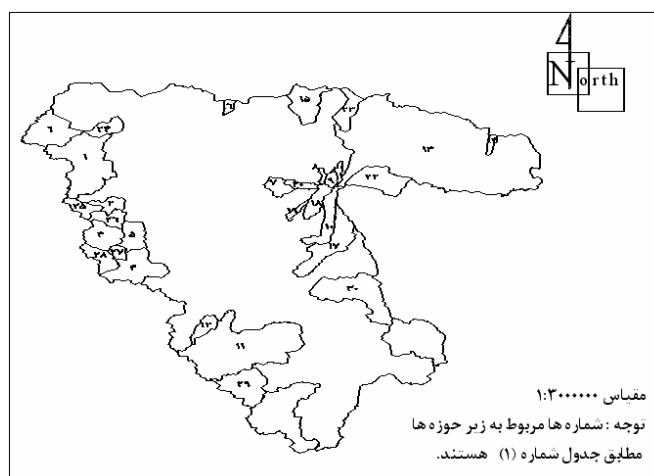
^۱ banihabib@ut.ac.ir

در سال‌های اخیر، از روش‌های هیدروانفورماتیک نظیر شبکه عصبی مصنوعی برای محاسبات رسوب استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در محاسبه رسوب معلق رودخانه‌ها اشاره نمود (آوریده و همکاران، ۱۳۷۹؛ Nagy و همکاران، ۲۰۰۲؛ Sarangi و Bhattacharya، ۲۰۰۵). مدل شبکه عصبی برای تخمین فرسایش در کرت‌های آزمایشی نیز به کار رفته است و نتایج خود را در حد مدل WEPP¹ ارائه داده است (Sonneveld و همکاران، ۲۰۰۳). در تحقیق فوق نتایج مدل شبکه عصبی در حوزه‌های واقعی بررسی نشده است. ولی در تحقیق حاضر کاربرد مدل شبکه عصبی در حوزه‌های واقعی مورد بررسی قرار می‌گیرد. از مدل‌های همبستگی چندمتغیره نیز به‌عنوان مدل تحلیل منطقه‌ای رسوب استفاده شده است (حکیم‌خانی، ۱۳۷۷ و عرب‌خداری و همکاران، ۱۳۷۴) که در این بررسی شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان مدل تحلیل منطقه‌ای با مدل همبستگی چندمتغیره زیرحوزه‌های دریاچه ارومیه مقایسه شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: حوزه دریاچه ارومیه در شمال باختر ایران قرار گرفته و به‌وسیله بخش شمالی کوه‌های زاگرس و دامنه‌های جنوبی کوه سبلان و نیز دامنه‌های شمالی، باختری و جنوبی کوه سهند احاطه شده است. این حوزه بین مختصات جغرافیایی ۴۴ درجه و ۷ ثانیه تا ۴۷ درجه و ۵۳ ثانیه طول خاوری و ۳۵ درجه و ۴۰ ثانیه تا ۳۸ درجه و ۳۰ ثانیه عرض شمالی واقع شده است. مساحت آن حدود ۵۱۸۶۶ کیلومتر مربع است که حدود ۳۵۱۴۷ کیلومتر مربع آن را مناطق کوهستانی و ۹۵۶۹ کیلومتر مربع آن را دشت‌ها و کوه‌پایه‌ها و ۷۱۵۰ کیلومتر مربع آن را دریاچه ارومیه و باتلاق‌های اطراف تشکیل می‌دهند.

بلندترین ارتفاع منطقه ۴۸۱۱ متر مربوط به کوه سبلان و کم‌ترین ارتفاع آن خود دریاچه ارومیه است که ارتفاع آن به‌طور متوسط ۱۲۸۰ متر است. میانگین درجه حرارت سالانه در حوزه از حدود ۱۰ درجه سانتی‌گراد در مناطق اطراف دریاچه تا کم‌تر از ۲/۵ درجه در سال در ارتفاعات سهند و سبلان متغیر است. در حوزه دریاچه ارومیه تا کنون ۱۲۳ ایستگاه آب‌سنجی احداث شده است که تقریباً ۱۱۵ مورد آن در حال حاضر فعال هستند. از میان این ایستگاه‌ها در ۵۵ مورد رسوب نیز اندازه‌گیری می‌شود. طولانی‌ترین آمار دبی جریان در این حوزه از رودخانه آجی‌چای، ایستگاه و نیار؛ شهرچای، ایستگاه بندر ارومیه؛ باراندوز چای، ایستگاه بابارود؛ و سیمینه رود، ایستگاه داشبند بوکان موجود است و تاریخ شروع آماربرداری از دبی جریان، سال ۱۳۲۸ و غلظت رسوب، سال ۱۳۴۳ است. در این تحقیق، ۳۰ ایستگاه رسوب‌سنجی انتخاب شده است. در شکل ۱ حوزه دریاچه ارومیه و موقعیت حوزه‌های انتخابی مشخص شده است. عوامل موثر بر رسوب‌دهی این حوزه‌ها براساس تحقیقات پیشین انتخاب شده است و در جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۱- موقعیت زیرحوزه‌های انتخابی در محدوده حوزه دریاچه ارومیه

¹ Water Erosion Prediction Project

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌ها و زیرحوزه‌های دریاچه ارومیه (Ferrarsi, ۱۹۹۰; Jansen, ۱۹۷۴)

ردیف	حوزه	ایستگاه	دمای متوسط سالانه (C)	بارش متوسط سالانه (mm)	شیب متوسط حوزه (%)	اراضی رو به شمال (%)	سنگ‌های حساس به فرسایش (%)	ارتفاع متوسط حوزه (m)	مساحت حوزه (km ²)	دبی متوسط سالانه (m ³ /s)	رسوب متوسط سالانه (t/y)
۱	نازلوچای	تپیک	۷/۸۸	۳۷۷/۳۶	۱۰/۵۸	۳۱/۳۲	۲۴/۶۷	۲۰۵۴/۲۹	۱۲۶۵/۷۰	۱۳/۱۰	۷۵۱۹۲۴
۲	شهرچای	بند ارومیه	۵/۸۶	۵۲۶/۸۴	۱۶/۷۲	۲۸/۱۴	۳۱/۵۵	۲۱۵۲/۱۰	۳۶۳/۸۱	۵/۱۷	۱۸۱۸۳۶
۳	باراندوزچای	بیبکران	۳/۱۹	۵۴۶/۹۵	۱۳/۰۹	۴۲/۳۸	۲۵/۳۷	۲۰۶۳/۹۶	۴۰۴/۹۷	۶/۸۹	۸۷۳۹۰
۴	گادارچای	نقده	۹/۰۷	۴۴۸/۲۵	۱۰/۳۴	۲۴/۷۴	۳۰/۵۶	۱۹۳۵/۳۴	۸۲۰/۶۶	۱۱/۹۵	۲۰۰۷۲۰
۵	بالانچ چای	قاسملو	۹/۵۷	۴۳۷/۰۶	۱۰/۳۰	۲۶/۱۵	۵/۱۹	۱۹۳۶/۷۰	۳۱۱/۸۶	۱/۴۴	۱۵۹۳۵
۶	زولاچای	چهریق علیا	۸/۳۳	۳۳۶/۹۸	۷/۶۵	۳۲/۴۷	۴۵/۸۳	۲۳۵۹/۳۱	۶۱۹/۸۰	۴/۳۱	۱۷۳۹۴۵
۷	اذر شهر چای	اذر شهر	۹/۶۳	۳۴۱/۹۸	۱۱/۱۹	۳۷/۸۴	۲۴/۹۲	۲۱۳۴/۰۶	۲۷۴/۱۰	۱/۱۰	۱۲۹۳۱
۸	سرد رود	زینچنا ب	۳/۵۲	۳۲۴/۷۰	۱۲/۳۲	۴۹/۵۵	۱۱/۴۲	۲۶۸۲/۰۷	۴۰/۸۹	-۰/۳۲	۳۸۰۲
۹	لیقوان چای	لیقوان	۲/۳۶	۳۵۴/۳۶	۱۱/۱۷	۴۰/۳۳	۲۰/۱۶	۲۷۵۳/۰۲	۷۲/۹۶	-۰/۷۶	۴۹۹۶
۱۰	مردوق چای	قشلاق امیر	۵/۴۵	۵/۴۵	۵/۷۲	۱۰/۴۴	۴۶/۳۸	۲۳۶۶/۲۵	۳۷۰/۳۶	۲/۸۰	۸۰۵۳۰
۱۱	سیمینه رود	داهشند	۱۰/۵۷	۵۶۶/۰۴	۴/۶۰	۲۶/۲۰	۳۱/۷۹	۱۶۶۱/۸۶	۲۲۹۹/۱۷	۱۶/۳۰	۳۸۱۷۳۶
۱۲	مهاباد	بیطاس	۱۰/۵۴	۵۹۰/۸۷	۸/۳۸	۲۵/۹۰	۰/۰۰	۱۷۷۹/۹۴	۱۸۰/۸۵	۱/۵۳	۳۰۹۹۱
۱۳	اجی چای	ونیار	۷/۳۶	۳۵۳/۷۷	۴/۸۰	۳۲/۲۱	۴۶/۳۸	۲۰۲۳/۴۱	۷۲۲۴/۴۲	۱۵/۸۸	۲۵۸۵۴۳۰
۱۴	تاجیار سراب	اسبقران	۸/۵۰	۳۲۰/۷۲	۶/۶۷	-۰/۴۸	۰/۰۰	۱۸۴۴/۷۵	۶۳/۵۰	۱/۴۶	۱۷۱۰۵
۱۵	سنخ چای	پل سنخ	۹/۶۷	۲۸۶/۵۱	۶/۵۵	۸/۵۴	۴۲/۹۱	۱۸۴۴/۷۵	۴۸۲/۳۵	۱/۰۵	۷۷۱۴۸
۱۶	دریان چای	دریان	۹/۳۶	۴۰۹/۱۱	۱۴/۶۶	۲/۵۹	۶۶/۷۰	۲۲۵۱/۱۶	۶۵/۹۰	-۰/۵۵	۸۷۲۲۳
۱۷	لیلان چای	شیرین کندی	۷/۶۵	۴۴۸/۶۳	۱/۸۸	۱۸/۸۸	۳۰/۳۰	۲۰۵۴/۸۷	۶۶۸/۳۳	۱/۷۲	۱۹۲۲۵۵
۱۸	صوفی چای	تازه کند	۳/۸۸	۳۵۶/۲۵	۹/۶۸	۵/۵۱	۵۶/۶۷	۲۴۶۲/۸۲	۲۳۱/۳۷	۴/۰۱	۱۱۴۳۸۵
۱۹	ماهبری	خرمازرد	۱۱/۱۴	۳۷۰/۰۴	۶/۶۴	۶/۵۸	۶۴/۷۳	۲۰۹۶/۴۱	۶۳/۵۷	-۰/۳۶	۵۰۲۹
۲۰	گمبرچای	قرمزگل	۵/۲۹	۳۲۵/۰۰	۱۱/۱۴	۳۶/۸۹	۴۱/۸۳	۲۴۷۴/۴۶	۹۶/۸۸	۱/۳۳	۳۴۴۷۰
۲۱	لیقوان چای	هروی	۳/۶۵	۳۴۶/۹۴	۹/۳۹	۴۹/۶۰	۱۷/۳۹	۲۵۹۵/۵۷	۱۳۵/۲۶	-۰/۶۹	۷۷۱۰
۲۲	اوجان چای	بستان آباد	۵/۵۶	۳۷۴/۶۸	۳/۷۵	۳۲/۰۱	۲۷/۲۷	۲۰۷۴/۴۵	۵۴۷/۸۳	۲/۲۸	۶۹۱۸۷
۲۳	نهند چای	پل نهند	۷/۸۶	۲۵۵/۹۱	۹/۱۸	۲۳/۲۷	۳۶/۸۴	۲۱۰۴/۶۵	۲۹۵/۹۴	۱/۲۲	۹۸۹۵۱
۲۴	خرخره چای	تمر	۱۰/۱۹	۴۵۷/۱۸	۸/۶۸	۲۸/۴۴	۱۳/۵۱	۱۸۷۳/۶۵	۲۱۱/۱۳	-۰/۲۷	۳۳۹۶۵
۲۵	شهر چای	میر آباد	۲/۶۸	۵۰۹/۹۰	۲۳/۲۳	۲۳/۰۸	۴۳/۱۲	۲۴۶۷/۳۵	۱۸۹/۱۵	۵/۸۲	۷۰۱۳۳
۲۶	باراندوز چای	دیج	۴/۶۰	۵۶۴/۳۱	۱۲/۸۹	۳۴/۲۹	۳۰/۳۲	۲۰۲۲/۹۹	۶۲۵/۷۵	۸/۹۹	۲۲۲۶۰۶
۲۷	گلارچای	اشویه	۶/۹۲	۵۲۴/۰۱	۱۴/۸۲	۲۶/۶۹	۰/۰۰	۲۲۸۰/۳۳	۹۹/۴۳	۱/۶۵	۱۷۲۳۹
۲۸	گادارچای	پی قلعه	۳/۹۰	۴۷۳/۷۶	۱۶/۸۵	۱۶/۲۴	۲۸/۵۹	۲۲۸۹/۷۶	۲۵۶/۱۶	۹/۴۷	۹۰۲۸۹
۲۹	سقر چای	قیقلو	۶/۰۲	۴۵۰/۸۶	۷/۳۵	۳۳/۰۷	۰/۶۹	۲۰۰۷/۸۶	۶۰۹/۳۱	۱۰/۷۳	۹۵۲۴۹
۳۰	اجرلو	چوبلوچه	۸/۲۳	۴۳۵/۰۰	۱۰/۴۹	۳۰/۷۷	۲۶/۷۷	۲۱۲۱/۹۰	۱۰۷۲/۴۰	۴/۸۷	۱۲۶۲۳۱

داده‌های مورد نیاز برای شبیه‌سازی: عواملی که در مدل‌های تحلیل منطقه‌ای رسوب‌دهی موثرند (Ferrarsi, ۱۹۹۰; Jansen و همکاران, ۱۹۷۴) براساس تحقیقات پیشین عبارتند از: دمای متوسط سالانه زیرحوزه (CO)، بارش متوسط سالانه زیرحوزه (mm)، شیب متوسط زیرحوزه (درصد)، اراضی رو به شمال (درصد)، سنگ‌های حساس به فرسایش (درصد)، ارتفاع متوسط زیرحوزه (m) مساحت زیرحوزه (km²)، و دبی متوسط زیرحوزه (m³/s). این عوامل به‌عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی انتخاب می‌گردد و عاملی که به‌عنوان خروجی از شبکه مد نظر است، عبارت است از رسوب معلق زیرحوزه (t/y). باتوجه به موارد فوق، ماتریس داده‌های شبکه به‌صورت ۹ ستونی تشکیل می‌شود که ستون ۹ آن (رسوب معلق زیرحوزه)، خروجی واقعی، همان رسوب معلق زیرحوزه است و در ستون‌های یک

تا هشت بقیه اطلاعات ثبت شده هستند که شامل دمای متوسط سالانه، بارش متوسط، شیب متوسط، درصد اراضی رو به شمال، درصد سنگ‌های حساس به فرسایش، ارتفاع متوسط زیرحوزه، مساحت زیرحوزه و دبی متوسط سالانه است. بنابراین در این نوع ساختار مدل، لایه ورودی شامل هشت گره و لایه خروجی تنها یک گره خواهد داشت. در این مدل، برای آن که شبکه خوب آموزش داده شود، ابتدا داده‌ها را برحسب رسوب معلق سالانه به ترتیب صعودی مرتب کرده^۱ و سپس به صورت یک‌در میان ۱۵ داده برای آموزش شبکه و ۱۵ تای دیگر برای آزمایش شبکه در نظر گرفته می‌شود. تعداد گره‌ها در لایه مخفی ۱، ۲ و ۳ همچنین قانون یادگیری و تابع انتقال مرتباً تغییر داده تا به بهترین پاسخ، یعنی کم‌ترین خطای RMS دست یافت. شبکه به تعداد دفعاتی که توسط کاربر تعیین می‌شود، آموزش می‌بیند و تا زمانی که مقدار خطای RMS به حد مطلوب برسد یا روند کم شدن خطا کند شود، باید آموزش ادامه یابد. در صورت آموزش زیاد، ممکن است مقدار خطای RMS بالا برود و یا دچار نوسان شده، دوباره کم شود.

روش تحقیق

در این تحقیق، از نرم افزار Neural works professional II /plus برای مدل کردن رسوب‌دهی حوزه استفاده شده است. به منظور مدل‌سازی با شبکه عصبی باید با آزمون و خطا به بهترین حالت آموزش شبکه دست یافت. نخستین مسأله‌ای که باید به آن توجه شود، نحوه تقسیم‌بندی داده‌های آموزش و آزمون است. ابتدا باید دو پرونده جداگانه از داده‌ها تهیه کرد که یکی از آن‌ها برای یادگیری و دیگری برای آزمون استفاده شود. همان‌طور که مطرح شد، برای آن که داده‌های آموزش دارای قدرت تعمیم‌دهی خوبی باشند، داده‌ها به صورت صعودی مرتب شده و نیمی از آن‌ها به صورت یکی در میان برای آموزش شبکه و دیگری برای آزمایش شبکه به کار برده می‌شود. در تحقیق حاضر از ساختار MLP استفاده شده است. علت انتخاب این ساختار، استفاده وسیع در سایر مباحث مهندسی آب بوده است (آوریده و همکاران، ۱۳۷۹؛ حکیم خانی، ۱۳۷۷؛ Sarangi و همکاران، ۲۰۰۵).

مفاهیم و اجزای شبکه‌های عصبی مصنوعی: در ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی، با الهام از سلول‌های طبیعی می‌توان مدلی تهیه کرد که مشابه حالت طبیعی شبکه‌های عصبی مغز انسان باشد. در شکل ۲ یک شبکه عصبی مصنوعی به‌طور شماتیک نشان داده شده است. هر شبکه از سه نوع لایه تشکیل شده که شامل لایه ورودی^۲، لایه خروجی^۳ و لایه مخفی^۴ است. بر روی هر یک از این لایه‌ها تعدادی واحد پردازش‌گر^۵ به نام نرون^۶ قرار دارد. که با اتصالاتی وزن‌دار کاملاً بهم مرتبط هستند و وزن^۷ آن‌ها طبق برنامه خاصی که برای شبکه تنظیم شده است، تغییر می‌یابد. لایه اول، لایه ورودی است که کار آن تنها گرفتن سیگنال از خارج شبکه و انتقال آن به واحدهای لایه بعدی است. روند تغییرات و اصلاحات با عنوان یادگیری^۸ نام برده شده است. چنان‌چه خروجی آخرین لایه با پاسخ واقعی یکسان نبود، شبکه طبق برنامه خاصی (الگوریتم یادگیری)، وزن‌ها را طوری اصلاح می‌کند که مقدار خطا کم‌تر می‌شود. این عمل آن قدر تکرار می‌شود تا پاسخ شبکه با دقت مورد نظر مطابق نتیجه واقعی به دست آید. به این عمل آموزش شبکه گویند.

پردازش داده‌ها با شبکه MLP یک لایه مخفی: در شروع آموزش، مرتباً قوانین یادگیری مختلف در ارتباط با توابع انتقال مختلف به صورت دو به دو آزمایش می‌شوند تا زمانی که بهترین حالت به دست آید. برای شبکه‌هایی با الگوریتم پس‌انتشار، توصیه شده است که از قوانین Delta و توابع انتقال تانژانت هیپربولیک یا سیگموئید و سایر توابع استفاده شود. شبکه را در حالت تک‌لایه و با فرض ۶ و ۷ گره مخفی در لایه مخفی اول، دو سوم عوامل ورودی، آموزش داده

¹ Sort

² Input Layer

³ Output Layer

⁴ Hidden Layer

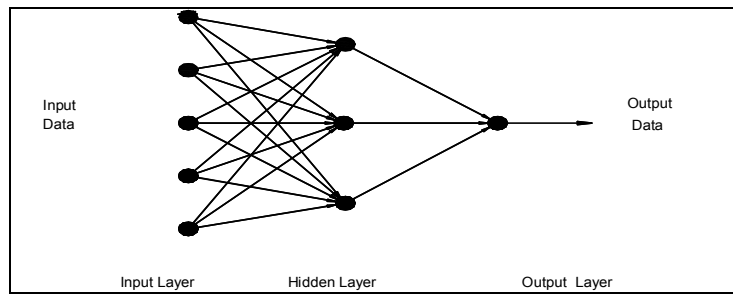
⁵ Processing Element or Unit

⁶ Neuron

⁷ Weight

⁸ Learning

می‌شود. در جدول ۲ می‌توان میزان خطای Scaled RMS شبکه را پس از آموزش آن با قوانین یادگیری و توابع انتقال مختلف مشاهده کرد.



شکل ۲- ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۲- مقایسه خطاهای Scaled RMS حاصل از آموزش شبکه تک لایه با قوانین یادگیری و توابع انتقال مختلف

Scaled RMS	Learn Count	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 1	Scaled RMS	Learn Count	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 1
0.0351	2,000,000	Linear	Delta	7	0.0351	2,000,000	Linear	Delta	6
0.0033	2,000,000	TanH	Delta	7	0.0074	2,000,000	TanH	Delta	6
0.0063	2,000,000	Sigmoid	Delta	7	0.007	2,000,000	Sigmoid	Delta	6
0.0109	2,000,000	Dnna	Delta	7	0.0096	2,000,000	Dnna	Delta	6
0.0037	2,000,000	Since	Delta	7	0.0042	2,000,000	Since	Delta	6
0.0352	2,000,000	Linear	NCD	7	0.0353	2,000,000	Linear	NCD	6
0.0093	2,000,000	Tan H	NCD	7	0.0104	2,000,000	Tan H	NCD	6
0.0126	2,000,000	Sigmoid	NCD	7	0.0113	2,000,000	Sigmoid	NCD	6
0.0196	2,000,000	Dnna	NCD	7	0.019	2,000,000	Dnna	NCD	6
0.0095	2,000,000	Since	NCD	7	0.0122	2,000,000	Since	NCD	6
0.0351	2,000,000	Linear	Ext DBD	7	0.0353	2,000,000	Linear	Ext DBD	6
0.0001	2,000,000	Tan H	Ext DBD	7	< 0.0001	2,000,000	Tan H	Ext DBD	6
0.0041	2,000,000	Sigmoid	Ext DBD	7	0.0042	2,000,000	Sigmoid	Ext DBD	6
0.0027	2,000,000	Donna	Ext DBD	7	0.004	2,000,000	Donna	Ext DBD	6
< 0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	7	< 0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	6
0.0367	2,000,000	Linear	Quick prop	7	0.0371	2,000,000	Linear	Quick prop	6
0.0113	2,000,000	Tan H	Quickprop	7	0.0122	2,000,000	Tan H	Quickprop	6
0.0133	2,000,000	Sigmoid	Quick prop	7	0.0111	2,000,000	Sigmoid	Quick prop	6
0.0179	2,000,000	Dnna	Quick prop	7	0.0139	2,000,000	Dnna	Quick prop	6
0.0114	2,000,000	Since	Quick prop	7	0.0131	2,000,000	Since	Quick prop	6
0.0434	2,000,000	Linear	Max prop	7	0.0374	2,000,000	Linear	Max prop	6
0.0309	2,000,000	Tan H	Max prop	7	0.0257	2,000,000	Tan H	Max prop	6
0.1031	2,000,000	Sigmoid	Max prop	7	0.0776	2,000,000	Sigmoid	Max prop	6
0.1659	2,000,000	Dnna	Max prop	7	0.1132	2,000,000	Dnna	Max prop	6
0.0362	2,000,000	Since	Max prop	7	0.0297	2,000,000	Since	Max prop	6
0.0351	2,000,000	Linear	DBD	7	0.0351	2,000,000	Linear	DBD	6
0.0068	2,000,000	Tan H	DBD	7	0.0078	2,000,000	Tan H	DBD	6
0.0074	2,000,000	Sigmoid	DBD	7	0.0078	2,000,000	Sigmoid	DBD	6
0.0117	2,000,000	Donna	DBD	7	0.009	2,000,000	Donna	DBD	6
0.0101	2,000,000	Since	DBD	7	0.0056	2,000,000	Since	DBD	6

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، تقریباً برای بیشینه قوانین یادگیری، تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و سینوس، بهترین نتایج را نشان داده‌اند. همچنین در بین قوانین یادگیری، قانون یادگیری DBD بسط یافته (Ext DBD) کم‌ترین خطا را ایجاد کرده است. خطای کم Scaled RMS در داده‌های آموزش، شرط لازم برای ساختار بهینه است و شرط کافی، خطای RMS در داده‌های آزمایش است. روی این اصل در حالت‌هایی که لایه مخفی دارای ۴، ۵، ۶، ۷، ۸ و ۹ گره مخفی می‌باشد، در دو حالت تابع انتقال Since و Tan H مقدار RMS به دست آورده می‌شود و سپس کم‌ترین خطای RMS به عنوان بهترین حالت در شبکه تک‌لایه انتخاب می‌شود. معمولاً در شبکه‌های عصبی تعداد نرون‌های لایه مخفی اول را از تعداد ورودی‌ها بیش‌تر نمی‌گیرند. این امر به جهت آن است که افزایش بیش‌تر گره‌های لایه مخفی اول نسبت به لایه ورودی، سبب سنگین‌تر شدن خود شبکه و روند آموزش و آزمایش کند آن می‌شود (www.neuralwave.com). جدول ۳ نتایج شبکه را در حالت آموزش و آزمایش با ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹ گره مخفی در یک لایه مخفی نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود آموزش خوب، شرط لازم بوده و شرط کافی نیست. شبکه در حالتی که دارای ۷ گره مخفی در لایه خروجی اول است و قانون یادگیری Ext DBD و تابع انتقال Tan H می‌باشد، بهترین نتیجه را داده است. برای مقایسه خروجی‌های واقعی و خروجی‌های محاسبه شده توسط شبکه عصبی در هنگام آموزش و آزمایش، نتایج حاصله در جدول ۴ آمده است.

همان‌طور که اشاره شد، در حالت شبکه MLP با یک لایه مخفی، شبکه در حالتی که ۷ گره در لایه اول داشته باشد، با استفاده از قانون یادگیری Ext DBD و تابع انتقال Tan H بهترین نتیجه را می‌دهد. شبکه در این حالت آموزش خوبی ندیده است ولی نسبت به بقیه حالات، تعمیم خوبی برای داده‌های آزمایش دیده است.

جدول ۳- نتایج شبکه عصبی در حالت آموزش و آزمایش با یک لایه مخفی

Scaled RMS	Learn Count	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 1	Scaled RMS	Learn Count	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 1
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	11	0.0101	2,000,000	Since	Ext DBD	1
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	12	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	2
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	13	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	3
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	14	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	4
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	15	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	5
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	16	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	6
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	17	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	7
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	18	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	8
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	19	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	9
<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	20	<0.0001	2,000,000	Since	Ext DBD	10

جدول ۴- نتایج حاصل از آموزش و آزمایش شبکه در بهترین حالت یادگیری برای یک لایه مخفی

خطای RMS (t/y)	شیب خط رگرسیون	ضریب رگرسیون (R^2)	تعداد داده‌ها	نوع داده‌ها	ردیف
۱۱۸/۰۳	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۱۵	آموزش	۱
۱۵۸۵۱۲/۹۰	۰/۳۷۸۵	۰/۵۱۹۹	۱۵	آزمایش	۲

پردازش داده‌ها با شبکه MLP دو لایه مخفی: در این مرحله، یک لایه مخفی اضافه می‌شود و در نهایت شبکه دارای دو لایه مخفی یا میانی خواهد بود. تعداد گره‌های این لایه نیز باید در حالت‌های مختلف امتحان شود تا به بهترین تعداد گره دست یابیم. در این حالت تعداد گره‌های لایه اول را از ۴ تا ۷ در نظر گرفته می‌شود و گره‌های لایه دوم را از ۱ تا یکی کم‌تر از گره‌های لایه اول در نظر گرفته می‌شوند. در این حالت نیز توابع انتقال Tan H و Since

استفاده شده و از قانون یادگیری Ext DBD نیز استفاده شده است. جدول ۵ نتایج حاصل از این مدل‌سازی را به ترتیب با توابع انتقال TanH و Since نمایش می‌دهد.

برای دستیابی به بهترین حالت آموزش، که تعمیم دهی خوبی برای آزمون نیز داشته باشد، از بین نتایج بالا آن‌هایی که خطای Scaled RMS آن‌ها کم‌تر از 0.0001 است را انتخاب کرده و سپس RMS در حالت آزمون به دست می‌آید. ساختاری که کم‌ترین RMS را در حالت آزمون داشته باشد، به‌عنوان بهترین ساختار در حالت دو لایه مخفی شناخته می‌شود. جدول ۶ نتایج شبکه عصبی را در حالت آموزش و آزمایش با تعداد دو لایه مخفی نمایش می‌دهد. همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود شبکه در حالت دو لایه مخفی، در صورتی که ۵ گره مخفی در لایه اول و ۳ گره مخفی دیگر در لایه دوم داشته باشد، بهترین نتیجه را می‌دهد.

جدول ۵- نتایج حاصل از آموزش شبکه دو لایه مخفی با تعداد گره‌های مختلف

Scaled RMS	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 2	Hidden 1	Scaled RMS	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 2	Hidden 1
0.0002	Tan H	Ext DBD	1	4	<0.0001	Since	Ext DBD	1	4
0.0004	Tan H	Ext DBD	2	4	0.0004	Since	Ext DBD	2	4
0.0006	Tan H	Ext DBD	3	4	0.003	Since	Ext DBD	3	4
0.0012	Tan H	Ext DBD	1	5	0.0003	Since	Ext DBD	1	5
0.0002	Tan H	Ext DBD	2	5	<0.0001	Since	Ext DBD	2	5
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	5	<0.0001	Since	Ext DBD	3	5
0.0001	Tan H	Ext DBD	4	5	0.0001	Since	Ext DBD	4	5
0.0001	Tan H	Ext DBD	1	6	<0.0001	Since	Ext DBD	1	6
0.0001	Tan H	Ext DBD	2	6	<0.0001	Since	Ext DBD	2	6
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	6	<0.0001	Since	Ext DBD	3	6
<0.0001	Tan H	Ext DBD	4	6	<0.0001	Since	Ext DBD	4	6
<0.0001	Tan H	Ext DBD	5	6	0.0001	Since	Ext DBD	5	6
<0.0001	Tan H	Ext DBD	1	7	0.0002	Since	Ext DBD	1	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	2	7	<0.0001	Since	Ext DBD	2	7
0.0001	Tan H	Ext DBD	3	7	<0.0001	Since	Ext DBD	3	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	4	7	<0.0001	Since	Ext DBD	4	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	5	7	<0.0001	Since	Ext DBD	5	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	6	7	<0.0001	Since	Ext DBD	6	7

پردازش داده‌ها با شبکه MLP سه لایه مخفی: در این مرحله، یک لایه مخفی به لایه‌های مخفی افزوده می‌شود و در نهایت شبکه دارای ۳ لایه مخفی یا میانی خواهد بود. تعداد گره‌های این لایه نیز باید در حالات مختلف امتحان شود تا بهترین حالت ممکن به دست آید. در این حالت، از بین حالت‌هایی که در ساختار دو لایه، پاسخ‌های بهتری دارند استفاده شده و با افزودن یک لایه مخفی به آن‌ها نتایج حاصل از مدل‌سازی بررسی می‌شود. در این حالت نیز تابع‌های انتقال Tan H و Since فرض شده و قانون یادگیری Ext DBD است. جدول ۸ نتایج حاصل از این مدل‌سازی را به ترتیب با توابع انتقال Tan H و Since نمایش می‌دهد.

برای دستیابی به بهترین حالت آموزش که تعمیم دهی خوبی برای آزمون داشته باشد، از بین نتایج بالا آن‌هایی که خطای Scaled RMS آن‌ها کم‌تر از 0.0001 است را انتخاب کرده و سپس RMS را در حالت آزمون به دست می‌آوریم. ساختاری که کم‌ترین RMS را در حالت آزمون داشته باشد، به‌عنوان بهترین ساختار در حالت ۳ لایه مخفی شناخته می‌شود. در این قسمت باز به جهت تکراری بودن مطلب و جلوگیری از ازدیاد حجم مقاله از ذکر جداول نتایج خودداری به عمل آمده و تنها این مطلب گفته می‌شود که بهترین حالت ساختاری شبکه در این حالت، شبکه‌ای با ۷ گره مخفی در لایه اول و ۴ گره مخفی در لایه دوم و ۳ گره مخفی در لایه سوم است.

جدول ۶- نتایج شبکه عصبی در حالت آزمایش با دو لایه مخفی

Test RMS (t/y)	Learn count	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 2	Hidden 1
184005.46	2,000,000	Since	Ext DBD	1	4
186048.32	2,000,000	Since	Ext DBD	2	5
171032.81	2,000,000	Since	Ext DBD	3	5
185496.34	2,000,000	Since	Ext DBD	1	6
164462.62	2,000,000	Since	Ext DBD	2	6
189624.21	2,000,000	Since	Ext DBD	3	6
180274.23	2,000,000	Since	Ext DBD	4	6
180177.83	2,000,000	Since	Ext DBD	2	7
183958.08	2,000,000	Since	Ext DBD	3	7
167080.46	2,000,000	Since	Ext DBD	4	7
185548.6	2,000,000	Since	Ext DBD	5	7
188805.16	2,000,000	Since	Ext DBD	6	7
115901	2,000,000	Tan H	Ext DBD	3	5
225517.8	2,000,000	Tan H	Ext DBD	3	6
165738.7	2,000,000	Tan H	Ext DBD	4	6
193708	2,000,000	Tan H	Ext DBD	5	6
197473.46	2,000,000	Tan H	Ext DBD	1	7
172999.5	2,000,000	Tan H	Ext DBD	2	7
192820.24	2,000,000	Tan H	Ext DBD	4	7
171285.7	2,000,000	Tan H	Ext DBD	5	7
169243.79	2,000,000	Tan H	Ext DBD	6	7

جدول ۷- نتایج حاصل از آموزش و آزمایش شبکه در بهترین حالت یادگیری برای دو لایه مخفی

خطای RMS (t/y)	شیب خط رگرسیون	ضریب رگرسیون	تعداد داده‌ها	نوع داده‌ها	ردیف
۴۵/۰۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۱۵	آموزش	۱
۱۱۵۹۰۱	۰/۵۵۳۱	۰/۷۷۳۹	۱۵	آزمایش	۲

نتایج شبکه MLP سه لایه مخفی: بنابراین در حالت شبکه MLP با سه لایه مخفی، شبکه در حالتی که ۷ گره مخفی در لایه اول و ۴ گره مخفی در لایه دوم و ۳ گره مخفی در لایه سوم داشته باشد، بهترین نتیجه را با استفاده از قانون یادگیری Ext DBD و تابع انتقال Tan H می‌دهد. برای مقایسه خروجی‌های واقعی و خروجی‌های محاسبه شده به‌وسیله شبکه عصبی در هنگام آموزش و آزمایش، نتایج حاصله در جدول ۹ آمده است.

انتخاب ساختار مناسب: در این بخش، برای بهترین ساختار شبکه از لحاظ آموزشی و آزمایشی شبکه‌های مختلفی مورد آموزش و آزمایش واقع شدند و در بین آن‌ها برای هر حالت از لحاظ لایه‌های مخفی بهترین شبکه انتخاب شد. با توجه به مقایسه نتایج به‌دست آمده مشخص است که شبکه MLP دو لایه مخفی با ۵ گره در لایه اول و ۳ گره در لایه دوم با قانون یادگیری Ext DBD و تابع انتقال Tan H به‌عنوان بهترین الگوی مدل انتخاب می‌شود. چون هم از لحاظ ضریب رگرسیون و انطباق پذیری داده‌های مشاهداتی و شبکه عصبی و هم از لحاظ خطای RMS نسبت به بقیه داده‌ها پاسخ بهتری داده است.

مقایسه روش شبکه‌های عصبی با همبستگی چندمتغیره: در این بخش نتایج به‌دست آمده از تخمین رسوب معلق زیرحوزه‌های دریاچه ارومیه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار، با روش همبستگی چندمتغیره مقایسه می‌شود. داده‌های مربوط به هر زیرحوزه در معادله تحلیل همبستگی وارد شده، خطای حاصل محاسبه و با خطای حاصل از شبکه عصبی مقایسه می‌شود. براساس تحقیقات پیشین رابطه‌ای که برای برآورد

تولید رسوب معلق حوزه‌های آبخیز دریاچه ارومیه با استفاده از روش رگرسیون‌های چندمتغیره به دست آورده‌اند، به صورت ذیل است (عرب‌خدری و همکاران، ۱۳۷۴).

$$\text{LogSy} = 0.893\text{Log}Q + 0.634\text{Log}(Li + 2) - 1.894\text{Log}N - 12.122\text{Log}R + 36.395 \quad (6)$$

که در آن، Sy تولید رسوب معلق در هر یک از زیرحوزه‌ها (t/y)، Q دبی متوسط سالانه (m^3/s)، Li سنگ‌های حساس به فرسایش (درصد)، N اراضی رو به شمال (درصد)، و R مقدار بارش متوسط سالانه (mm) است.

جدول ۸- نتایج حاصل از آموزش شبکه سه لایه مخفی با تعداد گره‌های مختلف

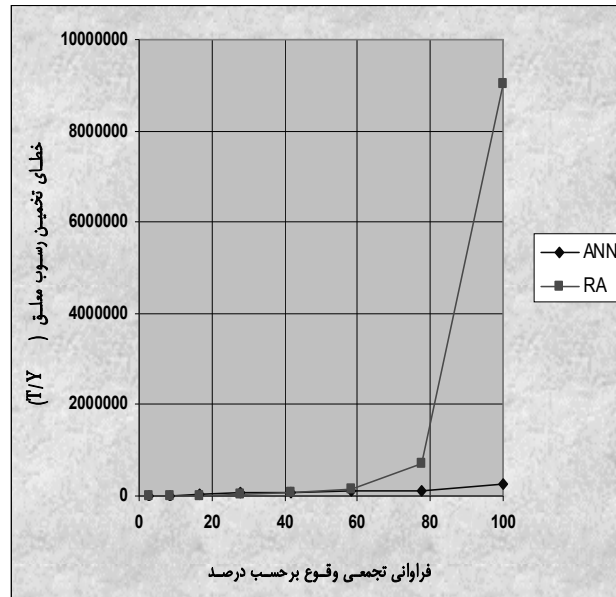
Scaled RMS	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 3	Hidden 2	Hidden 1	Scaled RMS	Transfer Function	Learning Rule	Hidden 3	Hidden 2	Hidden 1
0.0001	Tan H	Ext DBD	3	4	4	0.0006	Since	Ext DBD	1	1	4
0.0008	Tan H	Ext DBD	1	2	5	0.0001	Since	Ext DBD	1	4	4
0.0003	Tan H	Ext DBD	1	3	5	0.0001	Since	Ext DBD	1	2	5
0.0003	Tan H	Ext DBD	2	3	5	0.0001	Since	Ext DBD	2	3	5
0.0014	Tan H	Ext DBD	1	4	5	0.0008	Since	Ext DBD	1	3	5
<0.0001	Tan H	Ext DBD	2	4	5	<0.0001	Since	Ext DBD	1	4	5
0.0004	Tan H	Ext DBD	3	4	5	0.0001	Since	Ext DBD	2	4	5
0.0001	Tan H	Ext DBD	1	5	5	0.0005	Since	Ext DBD	3	4	5
<0.0001	Tan H	Ext DBD	2	5	5	0.0014	Since	Ext DBD	1	2	6
0.0001	Tan H	Ext DBD	3	5	5	0.0003	Since	Ext DBD	1	3	6
<0.0001	Tan H	Ext DBD	4	5	5	<0.0001	Since	Ext DBD	2	3	6
0.0007	Tan H	Ext DBD	1	3	6	<0.0001	Since	Ext DBD	1	4	6
0.0005	Tan H	Ext DBD	2	3	6	0.0001	Since	Ext DBD	2	4	6
<0.0001	Tan H	Ext DBD	1	4	6	<0.0001	Since	Ext DBD	3	4	6
0.0001	Tan H	Ext DBD	2	4	6	0.0001	Since	Ext DBD	1	3	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	4	6	<0.0001	Since	Ext DBD	2	3	7
0.0001	Tan H	Ext DBD	1	5	6	0.0004	Since	Ext DBD	1	4	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	2	5	6	0.0001	Since	Ext DBD	2	4	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	5	6	<0.0001	Since	Ext DBD	3	4	7
0.0003	Tan H	Ext DBD	4	5	6	<0.0001	Since	Ext DBD	1	5	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	1	2	7	<0.0001	Since	Ext DBD	2	5	7
0.0003	Tan H	Ext DBD	1	4	7	<0.0001	Since	Ext DBD	3	5	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	2	4	7	<0.0001	Since	Ext DBD	4	5	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	4	7	0.0003	Since	Ext DBD	1	6	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	1	5	7	<0.0001	Since	Ext DBD	2	6	7
0.0001	Tan H	Ext DBD	2	5	7	<0.0001	Since	Ext DBD	3	6	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	5	7	<0.0001	Since	Ext DBD	4	6	7
<0.0001	Tan H	Ext DBD	4	5	7	<0.0001	Since	Ext DBD	5	6	7
0.0004	Tan H	Ext DBD	1	6	7	0.0003	Tan H	Ext DBD	1	2	4
0.0002	Tan H	Ext DBD	2	6	7	0.0002	Tan H	Ext DBD	1	3	4
<0.0001	Tan H	Ext DBD	3	6	7	0.0004	Tan H	Ext DBD	2	3	4
<0.0001	Tan H	Ext DBD	4	6	7	0.0001	Tan H	Ext DBD	1	4	4
<0.0001	Tan H	Ext DBD	5	6	7	0.0012	Tan H	Ext DBD	2	4	4

پس از جای‌گذاری داده‌های آزمون در معادله مربوطه و محاسبه میزان خطای آن‌ها در نهایت در شکل ۳ میزان خطای حاصل از شبکه عصبی و رابطه رگرسیون به صورت مطلق و بر حسب درصد تعداد وقوع، ملاحظه می‌شود. شکل ۴ توزیع خطای مطلق حاصل از تخمین رسوب معلق با استفاده از شبکه عصبی و رابطه رگرسیون‌های چندمتغیره را نشان

می‌دهد. بیشترین خطا در روش رگرسیون‌های چندمتغیره برابر $9042083/9$ تن در سال و کمترین خطا برابر $2770/44$ تن در سال است. جدول ۱۰ نمایش‌گر خطای حاصل از روش شبکه عصبی و خطای روش رگرسیون‌های چندمتغیره است.

جدول ۹- نتایج حاصل از آموزش و آزمایش شبکه در بهترین حالت یادگیری برای سه لایه مخفی

ردیف	نوع داده‌ها	تعداد داده‌ها	ضریب رگرسیون	شیب خط رگرسیون	خطای RMS (t/y)
۱	آموزش	۱۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۴۸/۵۳
۲	آزمایش	۱۵	۰/۵۲۰۳	۰/۳۲۶۵	۱۵۵۹۷۴/۸۷



شکل ۳- توزیع خطاهای مطلق در رسوب معلق پیش بینی شده

جدول ۱۰- نمایش‌گر خطای حاصل از روش شبکه عصبی و خطای روش رگرسیون‌های چندمتغیره

خطا	شبکه عصبی	رگرسیون چندمتغیره
RMS (t/y)	۱۱۵/۹۰۱	۲/۳۴۲/۳۸۹
مطلق متوسط (t/y)	۲۶/۰۰۰/۴۲	۱/۰۰۵/۱۰۲/۵۷
نسبی متوسط (%)	۱۸	۴۰
مطلق ماگزیمم (t/y)	۲۷۸/۰۰۵/۷۸	۹/۰۴۲/۰۸۳/۹۵
نسبی ماگزیمم (%)	۳۶	۶۳

با توجه به نتایج حاصل از مقایسه درونی، ملاحظه می‌شود که شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیون‌های چندمتغیره نتایج بسیار خوبی را نشان می‌دهد. به دلیل پیچیدگی فرآیند رسوب‌دهی حوزه‌ها و عوامل مؤثر بر آن، روابط رگرسیونی به‌طور دقیق نمی‌تواند پیچیدگی بین متغیرها را به‌درستی بیان کند. این روابط در مواقعی که آمار و اطلاعات کافی در اختیار نباشد، مؤثر است. ولی استفاده از شبکه عصبی در مواردی که آمار و اطلاعات کافی در اختیار باشد، توصیه می‌شود.

نتایج و بحث

شبیه‌سازی یا تخمین رسوب معلق حوزه با روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحت تأثیر عوامل مختلفی مانند عوامل ژئومورفولوژیک، هیدرولوژیک، زمین‌شناختی و اقلیمی در هیچ‌کدام از مطالعات پیشین انجام نگرفته

است. بررسی مدل منطقه‌ای رسوب با استفاده از تئوری شبکه‌های عصبی، انگیزه اصلی این پژوهش بوده است. از روش شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی رسوب معلق متوسط سالانه در زیرحوزه‌های دریاچه ارومیه استفاده شد. نتایج این پژوهش به شرح ذیل است.

۱. شبکه عصبی مصنوعی قابلیت مدل‌کردن رسوب معلق حوزه را دارد و نتایج خوبی می‌دهد.
۲. مناسب‌ترین قانون یادگیری، قانون دلتای بسط‌یافته (ExtDBD) و مناسب‌ترین تابع انتقال، تانژانت هیپربولیک است. بهترین ساختار شبکه، ساختار دو لایه و مثلثی شکل است. به طوری که تعداد نرون‌های لایه مخفی اول ۵ و لایه مخفی دوم ۳ گره است.
۳. با افزایش تعداد دفعات آموزش، مقدار خطا تا حد زیادی کاهش می‌یابد ولی روند کاهش به تدریج کند شده و متوقف می‌شود.
۴. آموزش خوب شرط لازم برای یک شبکه عصبی است. در حالی که شرط کافی برای آن انجام آزمایش خوب بر روی داده‌ها است.
۵. روش شبکه‌های عصبی با دقت بسیار بیش‌تر نسبت به روش همبستگی چندمتغیره، میزان رسوب معلق را در زیرحوزه‌های دریاچه ارومیه برآورد کرده است.

منابع مورد استفاده

۱. آوریده، ف. م. ا. بنی‌حبیب و ط. شمس. ۱۳۷۹. تخمین بار رسوبی رودخانه‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. سومین کنفرانس هیدرولیک ایران، تهران.
۲. حکیم‌خانی، ش. ۱۳۷۷. ارائه مدل رگوسیونی چندمتغیره براساس عوامل موثر بر رسوب‌دهی معلق حوزه‌های آبخیز دریاچه ارومیه. پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران.
۳. عرب‌خدری، م. و ا. زرگر. ۱۳۷۴. برآورد تولید رسوب در بخش شمالی البرز با استفاده از مدل‌های رگرسیونی. پژوهش و سازندگی، شماره ۲۹، صفحات ۲۲ تا ۲۸.
۴. مهرسرشت، ب. ۱۳۷۶. تحلیل منطقه‌ای بار معلق در سرشاخه‌های رودخانه کرخه. پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته خاک‌شناسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، ۹۳ صفحه.
5. Branson, F.A. and J.B. Owen. 1970. Plant cover, runoff and sediment yield relationships on Monocot shale in Western Colorado. *Water Resources Research*, 6(3):783-790.
6. Bray, D.I. and H. Xie. 1993. Arcgression method for estimating suspended seiment yield for ungaugeds in Atlantic, Canada. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 20:82-87.
7. Dendi, F.E. and G.C. Bolton. 1976. Sediment yield, runoff-drainage area relationships in the United States. *Journal of and Water Conservation*, 31(6):2674-2666.
8. Ferrarsi, M. 1990. The regionalization of fluvial sediment yield in Emlila- Romagna (Northern Italy), In: *Reginalization in Hydrorlgy (Proe. The Ljubljana Symposium, April 190)*, IAHS public, 191:253-260.
9. Flaxman, E.M. 1972. Predicting sediment yield in western United States. *Journal of Hydraulc Division*, 98(12):2073-2085.
10. Jansen, J.M.L. and R.B. Painter. 1974. Prediction sediment yield from climate and topography. *Journal of Hydrology*, 21:371-380.
11. Nagy, H.M., K. Watanade and M. Hirano. 2002. Prediction of sediment load concen kation in rivers using artiificial neural network model. *Journal of Hydramlc Engineering*, 128(6):588-595.
12. Sarangi, A. and A.K. Bhattacharya. 2005. Comparison of artificial naual network and regression model for sodiment loss prediction from banda watershed in India. Elsevier, <http://eprints.iari.res.in/99/1/Sarangi-AKB-AWM1.pdf>
13. Sonneveld, B.G.J.S. and M.A. Nearing. 2003. A nonparametric/parametric analysis of the univer sal soil loss equation. *Catena*, 52:9-21.

An artificial neural network model for estimation of sediment yield

Mohammad Ebrahim Banihabib¹, Assistant Professor, Abourayhan Pardis, Tehran University, Iran

Ehsan Emami, Former MSc Student, Abourayhan Pardis, Tehran University, Iran

Received: 30 June 2010

Accepted: 20 November 2010

Abstract

Sediment yield of watersheds is considered as a problem of water resources management and operation. Considering important role of sedimentation, accurate measurement and estimation of it is important for national investment in water resources development. Accuracy of sediment yield estimation depends on the estimation methods. There are different parameters affectingt sediment yield. These parameters should be considered in simulation of sediment yield. An artificial neural network model is used for estimation of sediment yield in this research. The model with proper structure and sufficient data is trained and tested and it can recognize the relation of the parameters and sediment yield. The proper structure is found to be MLP. The result of the model is compared with a regional analysis model and it shows notable increasing of accuracy by the artificial neural network model.

Key words: MLP structure, Multi variable regression, Sediment transport, Surface water resources

¹ banihabib@ut.ac.ir