

مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دینامیک و همبستگی خطی چند متغیره در پیش‌بینی آبدهی

به کمک داده‌های سنجش از دور

محمدابراهیم بنی حبیب^{1*}، فریماه سادات جمالی²

تاریخ دریافت: 88/9/16 تاریخ پذیرش: 89/4/22

1- استادیار، گروه مهندسی آبیاری و زهکشی، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران

2- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی منابع آب، دانشگاه تهران

* مسئول مکاتبه : Email: banihabib@ut.ac.ir

چکیده

هدف تحقیق حاضر، مقایسه توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل همبستگی خطی چند متغیره در پیش‌بینی شش ماه آینده جریان ورودی به مخزن سد شاهچراغی در استان سمنان، بر اساس داده‌های ماهانه آبدهی، دمای متوسط، بارش و سطح پوشش برف چند ماه قبل می‌باشد. برای تعیین سطح پوشش برف، از تصاویر سنجنده AVHRR ماهواره NOAA استفاده گردیده و جداسازی سطح برف با استفاده از روش جداسازی پدیده‌ها بر اساس حد آستانه هیستوگرام آنها در باندهای مرئی و حرارتی انجام شده است. یک لایه مخفی و تابع انتقال سیگموئید و تابع آموزش لونبرگ-مارکوورت در ساختار مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردیده است. پنج مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک و پنج مدل همبستگی خطی چند متغیره با داده‌های ورودی متفاوت ساخته شده و نتایج آنها مقایسه شد. معیارهای انتخاب بهترین مدل، شامل جذر متوسط خطا (RMSE)، انحراف خطای میانگین (MBE)، میانگین قدرمطلق خطای نسبی (MARE)، حداکثر خطای نسبی (RE_{max}) و ضریب همبستگی (R^2) بوده و بهترین نتیجه با مدلی حاصل گردید که داده‌های بارش، آبدهی و سطح پوشش برف را به عنوان ورودی مدل استفاده کرده است. همچنین بهبود نتایج مدل منتخب نسبت به مدل همبستگی خطی چند متغیره که در تحقیقات قبلی برای پیش‌بینی جریان به کار رفته است، بررسی شده است. نتایج نشان می‌دهد شاخص خطای نسبی حداکثر در مدل شبکه عصبی ۸۰٪ کمتر از مدل رگرسیون خطی چند متغیره است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی جریان، سد شاهچراغی، سطح پوشش برف، شبکه عصبی مصنوعی دینامیک، همبستگی خطی چند متغیره

Comparison of Dynamic Artificial Neural Network and Multivariate Linear Regression Models for Inflow Forecasting Using Remote Sensing Data

Mohammad Ebrahim Banihabib¹ and Farimah Sadat Jamali²

Received: 7 December 2009 Accepted: 13 July 2010

¹Assist. Prof., Dept. of Irrig. and Drainage Engin., Univ. College of Abureihan, Univ. of Tehran, Iran.

²M.Sc. Student, Dept. of Water Resources Engin., Univ. of Tehran, Iran.

*Corresponding author: Email: banihabib@ut.ac.ir

Abstract

This study aims to compare the ability of dynamic artificial neural network (DANN) and multivariate linear regression (LR) in forecasting monthly inflow to Shahcheraghi reservoir in Semnan province, Iran. The input data consisted monthly flow discharge, precipitation, mean temperature and snow cover area. Snow cover area was estimated using NOAA-AVHRR images, based on thresholds in histograms of different phenomena in visible and thermal channels. Dynamic artificial neural networks were determined with one hidden layer, Levenberg-Marquardt as training function, and sigmoid as transfer function. Moreover, five DANN and five LR models were run with different input data and the results were compared. Root mean square (RMSE), mean bias error (MBE), mean absolute relative error (MARE), maximum relative error (RE_{max}) and R^2 (coefficient of determination) are the criteria that were used for models evaluation. The best result is gained with three inputs (inflow discharge, precipitation and snow cover area) by DANN. Regarding linear regression as a classic model in inflow forecasting, the improvement of the results by using DANN was obvious. The RE_{max} of the selected DANN model was almost 85% less than RE_{max} of the selected LR.

Keywords: dynamic artificial neural network, multivariate linear regression, reservoir inflow forecasting, Shahcheraghi reservoir, snow cover area

مقدمه

زمانی $ARIMA$ ^۱، جریان ورودی سد کرج پیش‌بینی نمودند. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با دو لایه میانی، سری زمانی $ARIMA$ و چهار ترکیب برای رگرسیون استفاده شد. نتایج بدست آمده نشانگر برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی بر دو مدل دیگر بود. جاگادیش و همکاران (۲۰۰۰)، شبکه‌های عصبی را با ساختارهای گوناگون جهت تخمین رواناب ماهانه در سه حوضه آبخیز ایالت

پیش‌بینی چند ماه آینده جریان حاصل از نوب برف یا بارش در بهره‌برداری از مخازن سدها و مدیریت منابع آب دارای اهمیت زیادی بوده و دانستن جریان ورودی به مخازن سدها از چندماه قبل برای استفاده بهینه و کاهش عدم قطعیت برنامه‌ریزی مخزن سدها موثر می‌باشد. محمدی و همکاران (۲۰۰۵)، با استفاده از داده‌های دبی جریان بهاره و بارش در طی دوره سی ساله، با سه روش رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی و مدل سری

¹Auto regressive integrated moving average

بر اساس این داده‌ها، مدل‌های پیش‌بینی جریان در همان دوره‌های یک تا شش ماهه تهیه شده‌اند. مقایسه نتایج این دو روش نشان داده است که کاربرد داده‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای، میزان پیش‌بینی را تا حدود ۲۲٪ برای مدل‌های یک ماهه و ۱۰٪ برای مدل‌های شش ماهه بهبود می‌بخشد. همچنین مشخص شد در شرایطی که به هر دلیل اندازه‌گیری زمینی از برف وجود نداشته باشد، بکارگیری مساحت پوشش برفی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به نتایج قابل قبولی منجر می‌شود.

با توجه به تحقیقات پیشین انجام شده، مشاهده می‌شود که عموماً مدل‌های همبستگی خطی و شبکه عصبی استاتیک برای پیش‌بینی جریان به کار رفته است و شبکه دینامیک نیز تنها با داده ورودی آبدی مورد بررسی قرار گرفته است (بنی‌حیب و همکاران ۱۳۸۷). لذا هدف از انجام این تحقیق، مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و همبستگی خطی برای پیش‌بینی جریان رودخانه ورودی به مخزن سد شاهچراغی بر اساس سطح پوشش برف بدست آمده از تصاویر ماهواره-ای NOAA^۱ سنجنده AVHRR^۲ است. در این تحقیق هر دو مدل با داده‌های ورودی بارش، آبدی، دما و سطح پوشش برف ساخته شده و امکان افزایش دقت پیش‌بینی جریان شش ماه آینده ورودی به مخزن سد با کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک بررسی گردیده است.

۲- مواد و روش‌ها

2-1- منطقه مورد مطالعه

حوضه سد شهید شاهچراغی دامغان به مساحت تقریبی ۱۳۷۳ کیلومتر مربع، در حد فاصل ۳۰°۵۳ تا ۳۰°۵۴ طول شرقی و ۳۶° تا ۳۰°۲۶ عرض شمالی قرار گرفته است. این سد در دوازده کیلومتری شمال غرب

کانزاس آمریکا، مورد ارزیابی قرار دادند. در مقایسه با روش‌های تجربی، روش شبکه عصبی مصنوعی از دقت بیشتری برخوردار بود.

بنی‌حیب و همکاران (۲۰۰۹)، پیش‌بینی آبدی روزانه و ماهانه ورودی به مخزن سد دز را با مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی و در دو مرحله، مدلسازی کردند. در مرحله اول، پیش‌بینی دبی ایستگاه هدف با مقادیر متناظر در تک تک ایستگاه‌های پیش‌بینی کننده با بررسی همبستگی زمانی بین دبی روزانه ایستگاه پیش‌بینی کننده با مقادیر دبی در تأخیرهای زمانی قبل و در مرحله دوم، پیش‌بینی دبی ایستگاه هدف بر اساس الگوهای زمانی بهینه بدست آمده از مرحله قبل به صورت مکانی بررسی شد. نتایج بدست آمده نشان داد که بهترین مدت پیش‌بینی یک ماهه و با استفاده داده‌های آبدی تمام هفت ایستگاه بالادست سد است. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی جریان را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند. بنی‌حیب و همکاران (۱۳۸۷) قابلیت مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی مخزن سد دز در مقایسه با مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی استاتیک مقایسه کردند. داده‌های ورودی مدل فقط آبدی چند ماه قبل رودخانه در ایستگاه مورد نظر بود. در این تحقیق همچنین دو نوع تابع فعالیت شعاعی و سیگموئیدی و تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی، بررسی شد. نتایج نشان داد که بهترین مدل در پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد دز، مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با تابع فعالیت سیگموئیدی می‌باشد.

برهانی و همکاران (۱۳۸۳)، برای پیش‌بینی بلندمدت جریان ورودی به سد دز به کمک داده‌های سنجنش از دور، مدلی برفابی تهیه کردند. با تکنیک‌های متداول سنجنش از دور، سطح پوشش برف حاصل از تصاویر، جایگزین اندازه‌گیری‌های زمینی آب معادل برف گردید و

¹National Oceanic and Atmospheric Administration

²Advanced very high-resolution radiometer

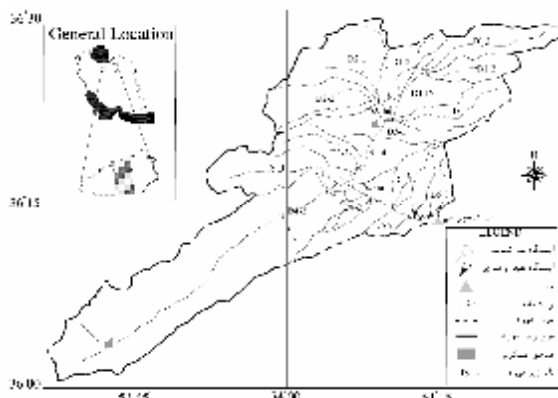
برف‌سنجی، سطح پوشش برف بر اساس تحلیل داده‌های ماهواره NOAA تعیین گردید. برای محاسبه سطح پوشش برف با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، تصاویر NOAA-AVHRR به صورت سه تصویر در هر ماه (هر ده روز یک تصویر) از سال ۱۳۶۴ تا ۱۳۸۶ دریافت شد. سری زمانی داده‌های ورودی از مهر ۱۳۶۴ تا شهریور ۱۳۸۶ در شکل ۲ و خصوصیات آماری آنها در جدول ۱ نمایش داده شده است.

2-3- تعیین سطح پوشش برف

در حوضه‌های کوهستانی، ذوب برف بخش اصلی جریان رودخانه‌ها به شمار می‌رود. برف به دلیل خصوصیات طیفی خود مانند بازتابش زیاد در طول موج مرئی، از دیگر عوارض زمینی قابل تفکیک است. اما نکته قابل توجه در مورد پایش برف، تشابه برخی خصوصیات آن با خصوصیات طیفی ابر، خصوصاً ابرهای با ارتفاع زیاد در تصاویر ماهواره‌ای است. برای مثال هر دو در طول موج مرئی ($0.63 \mu m$) بازتاب بالا و در طول موج مادون قرمز گرمایی ($11 \mu m$) دمای درخشندگی پایینی دارند. از خصوصیات مهم طیفی برف می‌توان به بازتاب بسیار زیاد در طول موج مرئی اشاره کرد که در طول موج مادون قرمز نزدیک به شدت افت می‌کند. به همین دلیل طول موج مادون قرمز میانی برای جداسازی برف و ابر مفید است. برای تشخیص این دو پدیده از هم، می‌توان از شاخص‌هایی مانند تفاضل دمای درخشندگی طول موج $3/7 \mu m$ و $11 \mu m$ استفاده کرد (بوم و تریپ ۱۹۹۹).

در 2-AVHRR از شاخص‌های بازتاب باند ۱، بازتاب باند ۲، دمای درخشندگی باند ۳ و تفاوت دمای درخشندگی باندهای ۳ و ۴ در تفکیک برف از ابر و زمین استفاده می‌شود (پرهمت و همکاران ۱۳۸۱). طول موج $1/6 \mu m$ در پایش برف بسیار مفید است که این طول موج در باند 3A ماهواره AVHRR-3 موجود می‌باشد.

دامغان بر روی رودخانه چشمه‌علی احداث شده است (شکل ۱). دو رودخانه مهم حوضه این سد، رودخانه‌های دامغانرود و چشمه‌علی می‌باشند که ایستگاه‌های هیدرومتری و هواشناسی مجاور آنها به صورتی که در ادامه بحث می‌شود به عنوان ایستگاه‌های منتخب حوضه در نظر گرفته شده است.



شکل ۱- حوضه سد شاهچراغی

2-2- داده‌های ورودی

به منظور پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد شاهچراغی، داده‌های آبهی، بارش، دمای متوسط و سطح پوشش برف به صورت ماهانه جمع‌آوری شده‌اند. برای تعیین مناسب‌ترین ایستگاه هیدرومتری منطقه، ایستگاه‌های هیدرومتری در داخل و خارج حوضه با دوره آماری طولانی بررسی شده و ایستگاه‌های مناسب انتخاب شدند. ایستگاه لبرود بعلت داشتن طولانی‌ترین دوره آماری و نزدیک بودن به ساختگاه سد به عنوان ایستگاه منتخب آبسنجی منطقه در نظر گرفته شد.

برای تعیین ایستگاه هواشناسی مناسب، ایستگاه‌های داخل و مجاور منطقه بررسی شدند. ایستگاه مناسب باید در عین داشتن دوره آماری قابل قبول متناسب با ارتفاع متوسط حوضه باشد تا نمایانگر دما و بارش کل حوضه شود. از این‌رو بارش ایستگاه آستانه و دمای ایستگاه بسطام - تحقیقات به عنوان داده‌های منتخب در نظر گرفته شدند. در حوضه سد شاهچراغی، ایستگاه برف-سنجی فعال وجود ندارد. به دلیل عدم وجود داده‌های

در برداشت روزانه تصاویر این سنجنده، از نسبت بازتاب باند ۱ به بازتاب باند 3A استفاده می‌شود (ارتورک و همکاران ۲۰۰۸). پس از اجرای مدل جدا کننده ابر، برف و زمین که شامل شروط جداسازی بر اساس نسبت گیری طیفی و تفاوت درجه روشنایی حدود آستانه هیستوگرام باندهای مرئی و گرمایی می‌باشد، سطح برف جدا می‌شود و مساحت آن با استفاده از تحلیل سنجنش از دور با نرم‌افزار ERDAS محاسبه می‌شود (جمالی و همکاران ۱۳۸۸).

4-2- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به دو دسته دینامیک و استاتیک طبقه‌بندی می‌شوند. شبکه‌های استاتیک هیچ عنصر بازخوردی ندارند و هیچ تاخیر در داده‌های ورودی شبکه را نمی‌پذیرند و خروجی مستقیماً از ورودی با اتصالات پیش خور محاسبه می‌شود. در شبکه‌های دینامیک خروجی نه تنها به ورودی جاری شبکه، بلکه به ورودی‌ها و خروجی‌ها در حالت جاری و قبلی وابسته است. شبکه‌های دینامیک عموماً در شبیه سازی پدیده‌های دینامیک قوی تر از شبکه‌های استاتیک هستند (گرچه آموزش آنها کمی سخت تر است) به دلیل اینکه شبکه‌های دینامیک حافظه زمانی دارند، قابلیت آموزش الگوهای متوالی یا متغیر با زمان را دارند (بنی-حبیب و همکاران ۱۳۸۷). شکل ۳-الف شبکه عصبی مصنوعی استاتیک و ۳-ب شبکه عصبی مصنوعی دینامیک بازگشتی ساده را نشان می‌دهد. در این شکل p بردار ورودی به ابعاد R, n ورودی تابع انتقال (f) ، b پارامتر اریب، W ماتریس وزن، $l, 1, iw1, 1$ ماتریس وزن ورودی، $l, 1, lw1, 1$ ماتریس وزن لایه، a جواب خروجی و D تاخیر است. در مدل دینامیک جواب خروجی $a(t)$ با تاخیر D به عنوان ورودی مدل برای محاسبه جواب بعدی به کار می‌رود. بر همین اساس، در شبکه دینامیک بازگشتی آینده هر ماه بر اساس ماه قبل پیش‌بینی می‌شود و می‌توان انتظار داشت که این مدل بعلت استفاده

شکل 2- سری زمانی داده‌های ورودی

جدول 1- خصوصیات آماری داده‌های ورودی.

داده ورودی	حداکثر	حداقل	متوسط	چولگی
آبدهی $m^3 s^{-1}$	3/68	1/42	1/99	1/31
بارش (mm)	99/50	0/00	10/47	2/76
دمای متوسط ($^{\circ}C$)	26/40	-4/30	12/26	-0/10
سطح پوشش برف (Km^2)	693/28	0/00	96/54	1/79

- در مجموعه آزمایشی: داده‌های Q_{61} تا Q_{204} به عنوان داده ورودی و Q_{205} تا Q_{264} به عنوان داده‌های هدف.

در این تقسیم بندی، Q_i دبی ماهانه در ماه i ام که از مهر ۱۳۶۴ شروع شده و به شهریور ۱۳۸۶ ختم می شود. سری ورودی مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی در ماتریس‌هایی به شکل زیر مشخص شدند: مجموعه آموزشی:

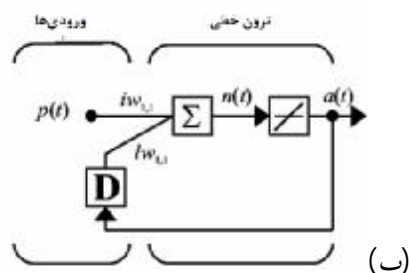
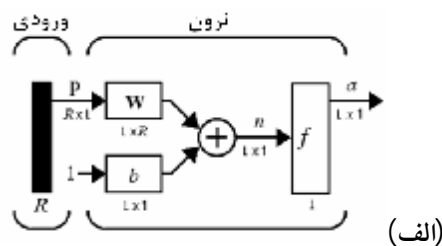
$$\begin{bmatrix} Q_1 & Q_2 & L & Q_{84} & Q_{85} \\ Q_2 & Q_3 & L & Q_{85} & Q_{86} \\ M & M & L & M & M \\ Q_{59} & Q_{60} & L & Q_{142} & Q_{143} \\ Q_{60} & Q_{61} & L & Q_{143} & Q_{144} \end{bmatrix}$$

مجموعه آزمایشی:

$$\begin{bmatrix} Q_{61} & Q_{62} & L & Q_{144} & Q_{145} \\ Q_{62} & Q_{63} & L & Q_{145} & Q_{146} \\ M & M & L & M & M \\ Q_{119} & Q_{120} & L & Q_{202} & Q_{203} \\ Q_{120} & Q_{121} & L & Q_{203} & Q_{204} \end{bmatrix}$$

برای تعیین بهترین تعداد داده‌های مجموعه‌های آموزش و آزمون، مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با تعداد متفاوت داده‌های ورودی (ستون‌های ماتریس فوق) اجرا شد و ساختار بهترین جواب‌ها به عنوان بهترین تعداد ورودی انتخاب شد. لازم به ذکر است که تعداد داده‌های ورودی برای مجموعه‌های آموزش و آزمون مساوی در نظر گرفته شد. با توجه به تقسیم بندی داده‌ها به صورت فوق، در آموزش شبکه از داده‌های مهرماه سال ۱۳۶۴ تا شهریورماه سال ۱۳۷۶ بعنوان مجموعه ورودی و داده‌های مهرماه سال ۱۳۷۶ تا شهریورماه سال ۱۳۸۱ بعنوان مجموعه هدف استفاده گردیده است. هدف پیش‌بینی آبدی شش ماه ابتدای دوره مهر ماه سال ۱۳۸۱ تا شهریور ماه سال ۱۳۸۶ بوده که به این منظور از آبدی مهر ۱۳۶۹ تا شهریور ۱۳۸۱ به عنوان ورودی استفاده می‌شود.

از خروجی خود در ماه‌های قبل به عنوان ورودی مدل در ماه جاری، امکان پیش‌بینی طولانی‌تر نسبت به شبکه‌های عصبی استاتیک را داشته باشد. با توجه به اینکه تحقیق حاضر در ادامه تحقیق تعیین قابلیت مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی مخزن سد دز در مقایسه با مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی استاتیک (بنی حبیب و همکاران، ۱۳۸۷)، صورت گرفته است و نتایج حاصل از آن به عنوان فرضیات اولیه تحقیق حاضر مورد استفاده قرار گرفته است، لذا در این تحقیق از مدل دینامیک استفاده شده است.



شکل 3- شبکه عصبی مصنوعی الف) استاتیک، ب) دینامیک بازگشتی

2-4-1- انتخاب مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی

در تحقیق حاضر برای هر پارامتر ورودی شبکه شامل آبدی، بارش، دما و سطح برف، برای دوره‌های آموزش و آزمون، ۲۶۴ داده ماهانه حاصل از ۲۲ سال آمار ایستگاه‌های لبرود، آستانه، بسطام-تحقیقات و تصاویر ماهواره‌ای، به شکل زیر دسته بندی شدند:

-در مجموعه آموزشی: داده‌های Q_1 تا Q_{144} به عنوان داده ورودی و Q_{145} تا Q_{204} به عنوان داده‌های هدف،

می‌شود. روش حداقل مربعات به گونه‌ای است که برآوردکننده‌های b_i برای b_i که مقدار برازش شده پاسخ یعنی $\hat{y}_i = \sum_{i=1}^n b_i x_i$ را بدست می‌دهد دارای حداقل مجموع مربعات مانده‌ها یعنی $\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ باشد (مصدقی ۱۳۸۳).

2-6- معیار انتخاب بهترین ساختار پیش‌بینی

به منظور مقایسه نتایج و انتخاب بهترین ساختار بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل همبستگی خطی چند متغیره با ورودی‌های متفاوت، از شاخص‌های زیر استفاده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{oi} - Q_{ci})^2 / n} \quad [2]$$

$$MARE = \left(\sum \frac{|Q_{oi} - Q_{ci}|}{Q_{oi}} \right) / n \quad [3]$$

$$RE_{\max} = |Q_{oi} - Q_{ci}| / Q_{oi} \quad [4]$$

[5]

$$MBE = \left(\sum_{i=1}^n (Q_{oi} - Q_{ci}) \right) / n \quad [6]$$

$$R^2 = 1 - \left(\sum_{i=1}^n (Q_{ci} - Q_{oi})^2 / \sum_{i=1}^n (Q_{oi} - \bar{Q}_{obs})^2 \right)$$

در روابط فوق، Q_{ci} دبی محاسبه شده توسط مدل در ماه i ام، Q_{oi} دبی مشاهداتی ایستگاه آبسنجی در ماه i ام، n تعداد داده‌ها، \bar{Q}_{obs} متوسط دبی مشاهداتی، $RMSE^1$ مجذور متوسط خطا، $MARE^2$ میانگین قدرمطلق خطای نسبی، MBE^3 انحراف خطای میانگین، RE_{\max} حداکثر خطای نسبی و R^2 ضریب همبستگی می‌باشند.

پنج مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد با داده‌های ورودی مختلف مطابق ستون اول جدول ۲ ساخته شده و شبکه عصبی دینامیک هر پنج مدل دارای شبکه سه لایه با یک لایه مخفی، تابع فعالیت سیگموئید و الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکواریت می‌باشند. انتخاب تابع فعالیت سیگموئید و الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکواریت بر اساس تحقیقات پیشین بوده است (بنی‌حبیب و همکاران ۱۳۸۷). ولی تعداد گره‌های لایه مخفی و تعداد داده‌های ورودی هر مدل بر اساس آزمون و حداقل کردن شاخص‌های خطا که در ادامه بحث می‌شود انتخاب گردید. نوع داده‌های ورودی پنج مدل متفاوت بوده و در ادامه بحث، مدل با داده ورودی آبدهی، مدل ۱، مدل با داده ورودی آبدهی و بارش، مدل ۲، مدل با داده ورودی آبدهی، دما و بارش، مدل ۳، مدل با داده ورودی آبدهی، سطح برف و بارش، مدل ۴ و مدل با داده ورودی آبدهی، دما، سطح برف و بارش، مدل ۵ نامیده می‌شود.

2-5- مدل همبستگی خطی چند متغیره

برای تعیین میزان تاثیر کاربرد شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد، نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با نتایج مدل همبستگی خطی مقایسه شد. تحلیل همبستگی روشی آماری است که در آن از رابطه بین دو یا چند متغیر کمی (متغیرهای مستقل و یا پیش‌بینی کننده) به منظور پیش‌بینی متغیر وابسته (متغیر پاسخ) استفاده می‌شود. یک مدل همبستگی خطی چند متغیره بصورت زیر بیان می‌شود:

$$y = \sum_{i=1}^n b_i x_i + e \quad [1]$$

که در آن، b_i : ضرایب همبستگی (پارامترهای همبستگی)، x_i : متغیرهای مستقل، e : خروج از مرکز و n : تعداد متغیرهای مستقل می‌باشد. به منظور تخمین ضرایب همبستگی (b_i) از روش حداقل مربعات استفاده

¹ Root mean square error

² Mean absolute relative error

³ Mean bias error

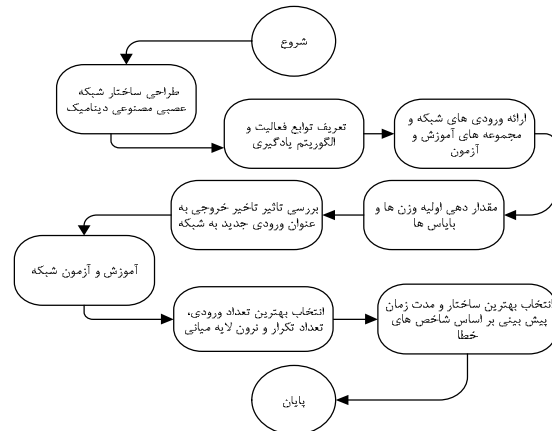
۳- نتایج و بحث

3-1- انتخاب مدل برتر شبکه عصبی مصنوعی دینامیک

برای تهیه هر مدل شبکه عصبی مصنوعی، ابتدا ساختار مدل شامل تعداد لایه‌ها، تعداد گره در هر لایه، نوع تابع فعالیت، الگوریتم آموزش و تعداد تکرار شبکه تعیین می‌شود. در تحقیق حاضر بر اساس مطالعات انجام شده در تحقیقات پیشین، شبکه سه لایه (یک لایه مخفی) با تابع فعالیت سیگموئید در لایه مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی، الگوریتم آموزش لوبز-مارکواریت و یک تاخیر در خروجی انتخاب شد (بنی حبیب و همکاران ۱۳۸۷). شکل ۴ مراحل رسیدن به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی دینامیک را نشان می‌دهد. در هر پنج مدل مراحل نشان داده شده در این فلوچارت اجرا می‌شود و در نهایت بر اساس شاخص‌های خطا، بهترین ساختار از بین پنج مدل با ورودی‌های مختلف انتخاب می‌شود.

گرفت که بهترین تعداد ورودی مدل‌های یک تا پنج بترتیب ۲۱، ۱۵، ۸، ۱۳ و ۷ می‌باشد.

بهترین تعداد تکرار هر مدل نیز بر اساس حداقل نمودن شاخص جذر میانگین مربعات خطا بدست می‌آید. در یک ساختار شبکه عصبی دینامیک با اوزان اولیه ثابت، خطای مجموعه آموزشی همیشه نزولی می‌باشد، ولی خطای مجموعه آزمون تا نقطه‌ای (که بر اساس ساختار شبکه تغییر می‌کند) نزولی و سپس صعودی است. بهترین تعداد تکرار، نقطه بهینه منحنی نشانگر جذر میانگین مربعات خطای آموزش و آزمون می‌باشد. برای مثال، شکل ۶ نمودار تغییرات RMSE نسبت به تعداد تکرار برای مدل دو نشان داده شده است. نمودار نشان می‌دهد که بهترین تعداد تکرار برای مدل مورد نظر، ۷۰ تکرار می‌باشد. با روش مشابه بهترین تعداد تکرار برای مدل‌های یک، سه، چهار و پنج، بترتیب ۹۰، ۵۰، ۵۰ و ۶۰ تکرار تعیین گردید.



شکل 4- مراحل تعیین ساختار بهترین مدل شبکه عصبی

مصنوعی دینامیک

بهترین تعداد بردار ورودی مجموعه‌های آموزش و آزمایشی و بهترین وزن‌های ورودی در هر مدل با ورودی‌های متفاوت بر اساس معیارهای خطای گفته شده در بند ۲-۶ مقاله، تعیین می‌شود. شکل ۵ تغییرات RMSE بر اساس تعداد ورودی برای مدل‌های مختلف را نشان می‌دهد. از بررسی این شکل می‌توان نتیجه

شکل 5- انتخاب بهترین تعداد ورودی در ساختار شبکه عصبی

مصنوعی دینامیک

شکل 6- مقایسه خطای مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی به ازای افزایش تکرار در مدل دوم

داده‌های دما عموماً باعث افزایش نوسانات داده‌های محاسبه شده در مرحله پیش‌بینی شده‌اند و بهمین دلیل شاخص خطای نسبی حداکثر در مدل سه نسبت به مدل دو افزایش یافته است.

شکل ۸ داده‌های مشاهداتی را در برابر داده‌های پیش‌بینی شده با شبکه عصبی در دوره آموزش مدل منتخب (مدل چهار) نشان می‌دهد که بیانگر آموزش مناسب شبکه و تطبیق کامل مدل و داده‌های مشاهداتی می‌باشد. شکل ۹ نشان‌دهنده نتایج پیش‌بینی مدل منتخب شبکه عصبی مصنوعی (با ورودی آبدهی، بارش و سطح برف) در برابر داده‌های مشاهداتی می‌باشد. مشاهده می‌شود آبدهی به طور مطلوبی پیش بینی شده است.

سپس بهترین تعداد گره (نرون) لایه مخفی هر مدل بر اساس کمترین مقدار RMSE تعیین گردید. شکل ۷ نمودار تغییرات جذر میانگین مربعات خطا نسبت به تعداد نرون برای مدل یک نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که ۱۹ نرون کمترین میزان خطا را دارد. به همین ترتیب بهترین تعداد نرون برای مدل‌های دو تا پنج، بترتیب ۳۰، ۱۰، ۳۹ و ۲۰ نرون تعیین گردید.

شکل ۷- تغییرات RMSE نسبت به تعداد نرون در ساختار شبکه عصبی مصنوعی دینامیک مدل یک

پس از انتخاب بهترین ساختار شبکه مدل‌های یک تا پنج، نتایج مدل‌ها برای تعیین بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی جریان با هم مقایسه گردیده و پس از انتخاب مدل همبستگی خطی چند متغیره برتر به طریق مشابه، نتایج این دو مدل برتر با هم مقایسه گردیده است که در ادامه به آن پرداخته شده است.

شکل ۸- مقایسه آبدهی ماهانه مشاهداتی با نتایج مدل چهارم شبکه عصبی مصنوعی دینامیک منتخب در مرحله آموزش

3-2- مقایسه نتایج مدل‌ها

جدول ۲ حداقل میزان شاخص‌های خطا را برای مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد. با توجه به نتایج ارائه شده در این جدول، مدل چهار به دلیل کمترین خطای نسبی حداکثر و مقادیر قابل قبول سایر معیارهای خطا به عنوان مدل برتر شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شده است. مشاهده می‌شود که افزودن داده‌های بارش و سطح برف به مدلی که تنها داده ورودی آن آبدهی باشد، باعث بهبود نتایج مدل می‌شود.

شکل ۹- مقایسه آبدهی مشاهداتی با نتایج پیش‌بینی شش ماه آینده آبدهی توسط مدل چهارم شبکه عصبی مصنوعی دینامیک منتخب

3-3- بررسی نتایج مدل همبستگی خطی چندمتغیره و انتخاب مدل برتر

برای تعیین میزان تاثیر کاربرد شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد، نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با نتایج مدل رگرسیون خطی مقایسه شد. مدل رگرسیون خطی برای شش ماهه اول دوره پیش‌بینی برای پنج مدل مختلف با ورودی‌های متفاوت (همانند مدل شبکه عصبی مصنوعی) ساخته شد و نتایج دو مدل مقایسه گردید. برای قابل مقایسه بودن نتایج، تعداد ورودی‌های مدل رگرسیون همانند تعداد ورودی‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با داده‌های مختلف در نظر گرفته شد.

جدول ۳ مقایسه نتایج مدل‌های مختلف رگرسیون خطی را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که مدل با داده‌های ورودی آبدهی، بارش و دمای متوسط ماهانه نسبت به دیگر مدل‌ها، جریان شش ماه آینده را بهتر پیش‌بینی می‌کند و شاخص خطای نسبی حداکثر این مدل، از دیگر مدل‌ها کمتر است. نکته قابل توجه تفاوت نوع داده‌های ورودی مدل‌های برتر شبکه عصبی مصنوعی و همبستگی خطی چند متغیره است. با توجه به غیر خطی بودن رفتار حاکم بر داده‌های سطح پوشش برف، مدل رگرسیون خطی قادر به شناسایی و دخالت موثر این پارامتر نیست. به همین دلیل مدل برتر همبستگی خطی چند متغیره با داده‌های ورودی آبدهی، بارش و دما می‌باشد.

برای مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک و مدل رگرسیون خطی، بهترین نتایج دو مدل در جدول ۴ نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که شاخص‌های خطا در مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک به طور چشمگیری کمتر از شاخص‌های خطا در

مدل رگرسیون خطی می‌باشد و خطای نسبی حداکثر در مدل شبکه عصبی دینامیک در حدود ۱۵٪ خطای مدل همبستگی خطی چند متغیره است.

شکل ۱۰ نتایج دو مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک و رگرسیون خطی را در شش ماهه اول دوره پیش‌بینی در مقابل داده‌های مشاهداتی نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با داده‌های آبدهی، بارش و سطح برف هیدروگراف آبدهی در دوره پیش‌بینی را در شش ماه اول به خوبی پیش‌بینی می‌نماید. بر این اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با داده‌های ورودی آبدهی، بارش و سطح برف، مدل منتخب پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن سد شاهچراغی می‌باشد. این مدل متوسط MARE را در پیش‌بینی شش ماه آینده جریان ورودی سد شاهچراغی را به حدود یک ششم مدل متداول خطی کاهش داد. بدین ترتیب ۸۵٪ دقت پیش‌بینی بهبود یافت.

شکل 10- مقایسه داده‌های مشاهداتی با داده‌های شبکه عصبی مصنوعی دینامیک و رگرسیون خطی در دوره آزمون

جدول 2- مقایسه بهترین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با ورودی‌های متفاوت در دوره آزمون

مدل	داده های ورودی مدل	تعداد ورودی‌ها	نرون لایه میانی	$R^2(\text{test})$	MARE	MBE	RE_{\max}
1	آبدهی	21	19	0/4838	0/1273	-0/1009	0/2095
2	آبدهی، بارش	15	30	0/6173	0/0976	0/1906	0/1907
3	آبدهی، بارش و دما	8	10	0/4677	0/1068	0/0128	0/2263
4	آبدهی، بارش و سطح پوشش برف	13	39	0/9641	0/0436	-0/0805	0/0852
5	آبدهی، بارش، سطح پوشش برف و دما	7	20	0/1547	0/1342	-0/1068	0/2650

جدول 3- مقایسه نتایج مدل رگرسیون خطی با ورودی‌های متفاوت در دوره آزمون

مدل	داده‌های ورودی مدل	$R^2(\text{test})$	MARE	MBE	RE_{\max}
1	آبدهی	0/6677	0/4291	0/7960	0/5530
2	آبدهی، بارش	0/4833	0/1856	0/1026	0/5972
3	آبدهی، بارش و دما	0/6108	0/2632	0/4506	0/5521
4	آبدهی، بارش و سطح پوشش برف	0/7416	0/2118	0/1042	0/6993
5	آبدهی، بارش، سطح پوشش برف و دما	0/6108	0/2704	0/4702	0/5647

جدول 4- مقایسه بهترین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دینامیک و رگرسیون خطی در دوره آزمون

مدل	داده های ورودی مدل	$R^2(\text{test})$	MARE	MBE	RE_{\max}
شبکه عصبی مصنوعی	آبدهی، بارش و سطح پوشش برف	0/9641	0/0436	-0/0805	0/0852
رگرسیون خطی	آبدهی، بارش و دما	0/6108	0/2632	0/4506	0/5521

4- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

باند‌های طیفی محاسبه شده است. پنج مدل شبکه عصبی دینامیک و همبستگی خطی چند متغیره در نظر گرفته شد که تفاوت اصلی آنها در نوع داده‌های ورودی می باشد. نتایج حاصل از تحقیق را در بندهای زیر می توان خلاصه نمود:

- مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک با داده‌های ورودی آبدهی، بارش و سطح پوشش برف با تابع فعالیت سیگموئید، تابع آموزش لونیبرگ- مارکوارت، ۳۹ نرون در لایه مخفی و یک تاخیر در خروجی، دارای کمترین شاخص خطا بوده و آبدهی ماهانه شش ماه

در تحقیق حاضر، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ورودی در شش ماه آینده به مخزن سد شاهچراغی مورد بررسی قرار گرفته است. داده‌های مورد استفاده شامل آبدهی، بارش، دمای متوسط و سطح پوشش برف به صورت ماهانه بوده است. برای تعیین سطح پوشش برف حوضه، در دوره‌های ده روزه در هر ماه، سطح پوشش برف تصاویر ماهواره‌ای NOAA-AVHRR بر اساس جداسازی پدیده‌ها بر مبنای حدود آستانه هیستوگرام

آینده را به نحوه مناسبی پیش‌بینی می‌نماید.

- مدل همبستگی خطی چند متغیره با داده‌های ورودی آبدی، بارش و دمای متوسط ماهانه، دارای شاخص‌های خطای کوچکتر می‌باشد.

- مقادیر شاخص‌های خطای بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیک از مقادیر خطای بهترین مدل رگرسیون خطی به طور چشمگیری کمتر می‌باشد. مدل شبکه عصبی مصنوعی متوسط قدرمطلق خطای نسبی (MARE) و حداکثر خطای نسبی (RE_{MAX}) را در پیش‌بینی شش ماه آینده جریان ورودی سد شاهچراغی را به حدود یک ششم مدل متداول خطی کاهش می‌دهد.

بدین ترتیب ۸۵٪ دقت پیش‌بینی بهبود می‌یابد.

۵- تقدیر و تشکر

بدین وسیله مؤلفین مقاله از شرکت سهامی آب منطقه‌ای سمنان برای حمایت مالی و از دانشگاه تهران و موسسه رایان آب نوآور (هیدروانفورماتیک) برای فراهم سازی امکانات تحقیق قدردانی می‌نمایند.

منابع مورد استفاده

برهانی داریان ع، ضاهرپور ج و فاتحی مرج ا، ۱۳۸۳. مدل‌های برفابی پیش‌بینی جریان حوضه آبریز به کمک RS و GIS. مجله بین المللی علوم مهندسی، جلد ۱۵، شماره ۲، صفحه‌های ۲۲۵-۲۴۳.

بنی حبیب م. ا، ولی پور، م و بهبهانی س. م، ۱۳۸۷. مدل خود همبسته شبکه عصبی مصنوعی دینامیک برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد دز. صفحه ۱۵۴. مجموعه مقالات پنجمین کنفرانس آبخیزداری - گرگان.

پرهمت، ج، تقفیان ب و صدقی ح، ۱۳۸۱. مدل تکنیک برف، ابر و زمین در تصاویر ماهواره‌ای نوا NOAA. مجله پژوهش و سازندگی، شماره ۵۶ و ۵۷، صفحه‌های ۲-۱۴.

جمالی ف. س، بنی حبیب، م. ا و تقفیان ب، ۱۳۸۸. پایش سطح برف با استفاده از تصاویر NOAA-AVHRR حوضه سد دامغان. صفحه‌های ۳۶۸-۳۷۵. مجموعه مقالات اولین کنفرانس بین المللی منابع آب، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود.

مصداقی م، ۱۳۸۳. روش‌های رگرسیون در تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی. انتشارات دانشگاه امام رضا (ع).

Banihabib ME, Jamali FS, Mousavi SM, 2009. An artificial neural network model, detecting spatial and temporal correlation among stations in reservoir inflow forecasting. Pp. 406-413. Proceeding of 33rd IAHR Congress: Water Engineering for a Sustainable Environment. Vancouver, Canada.

Baum B, Trepte Q, 1999. A grouped threshold approach for scene identification in AVHRR imagery. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology 16: 793-800.

- Erturk, GA Sonmez, I Unal Soomen A 2008. The Validation of the snow cover mapping derived from NOAA AVHRR/3 OVER Turkey. Proceeding of EUMETSAT Meteorological Satellite Conference, Darmstadt, Germany, EUMETSAT P. 52, CD-ROM ISBN 978-92-9110-082-8, ISSN 1011-3932.
- Jagadeesh A, Zhang B, Govindaraju R, 2000. Comparison of ANNs and empirical approaches for predicting watershed runoff. *Journal of Water Resources Planning and Management* 126: 156-166.
- Mohammadi K, Eslami HR, and Dayyani Dardashti, Sh, 2005. Comparison of regression, ARIMA, and ANN models for reservoir inflow forecasting using snowmelt equivalent (a case study of Karaj). *Journal of Agriculture Science Technology*, 7: 17-30.