

ایستگاه آب‌سنجی دیگر انجام شده است که در هر سه ایستگاه شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی بالاتری نسبت به نروفازی در پیش‌بینی جریان بوده و دخالت دادن ارتفاع آب معادل برف در دو ایستگاه باعث افزایش کارایی ساختار شبکه شده و افزایش تعداد ورودی‌ها از یک دوره زمانی پیشین به سه دوره زمانی پیشین در دو ایستگاه باعث عملکرد نامناسب‌تر مدل‌ها شده است.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، پیش‌بینی رواناب، آب معادل برف و حوزه آبخیز طالقان.

مقدمه

در علوم مهندسی منابع آب و آب‌شناختی، شناخت و تحلیل تغییرات زمانی و مکانی بارش و آبدوی سطحی از نیازهای اساسی محسوب می‌شود. برآورد بلندمدت و کوتاه‌مدت رواناب حاصل از بارش در یک حوزه آبخیز دارای اهمیت می‌باشد. پیش‌بینی کوتاه‌مدت به طور عموم برای مدیریت نیروگاه‌های برقی و پیش‌بینی وقوع سیلاب مورد استفاده قرار گرفته، در حالی که پیش‌بینی بلندمدت بیشتر برای مدیریت حوزه آبخیز و تدوین سیاست‌های بهره‌برداری از مخزن مورد استفاده قرار می‌گیرد [۷]. فرآیند بارندگی - رواناب، فرآیندی غیر خطی و از حیث زمانی و مکانی به طور کامل تصادفی می‌باشد و تشریح آن با مدل‌های ساده به راحتی امکان پذیر نیست. برای بررسی این فرآیند پیچیده تاکنون مدل‌های زیادی پیشنهاد شده است. تمامی این مدل‌ها به سه دسته اصلی فیزیکی، تجربی و تحلیلی تقسیم می‌شوند. مدل‌های تجربی از توابع انتقالی ریاضی برای نشان دادن ارتباط بین تغییرات جوی و رواناب بهره می‌گیرند. مدل‌های تحلیلی در واقع شکل ساده شده قوانین فیزیکی که بر سیکل آب‌شناختی حاکم است، طراحی شده و با عامل‌هایی که بیانگر ویژگی‌های حوزه است نشان داده می‌شوند [۱۱]. در روش‌های مرسوم گذشته به طور عمده پیش‌بینی جریان بر اساس مدل‌های معادله همبستگی و سری زمانی بوده‌اند. شبکه عصبی مصنوعی به تازگی به طور وسیعی در زمینه‌های مختلف مهندسی مورد توجه قرار گرفته و نتایج مفیدی را به همراه داشته‌اند. از ویژگی‌های مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی، توانایی آنها در برقرار کردن ارتباط بین ورودی و خروجی یک فرآیند بدون در نظر گرفتن فیزیک آن مساله است [۵].

در این رابطه در خارج از کشور لورایی و سچی [۳۱]، ضمن تشریح روش شبیه‌سازی بارش - رواناب با شبکه عصبی، کارآمدی

شبیه‌سازی رواناب حاصل از ذوب برف به کمک شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در حوزه آبخیز طالقان

مهدی وفاخواه^۱، محسن محسنی ساروی^۲، محمد مهدوی^۳ و سیدکاظم علوی‌پناه^۴

تاریخ دریافت: ۸۸/۱۲/۰۸ تاریخ پذیرش: ۹۰/۰۲/۲۱

چکیده

پیش‌بینی رواناب حاصل از ذوب برف یکی از چالش‌های مهم در مدیریت حوزه‌های آبخیز می‌باشد. پژوهش حاضر با هدف شبیه‌سازی رواناب حاصل از ذوب برف به کمک شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در حوزه آبخیز طالقان واقع در استان البرز صورت گرفته است. بدین منظور ۳۸ تصویر سنجنده مودیس مربوط به سال‌های ۲۰۰۳، ۲۰۰۴، ۲۰۰۵ و ۲۰۰۶ از سازمان فضایی ایران دریافت گردید و سطح پوشش برف در هر یک از تصاویر استخراج و با توجه به عمق و چگالی برف میزان حجم آب معادل برف در طی سالهای فوق‌الذکر محاسبه گردید. همچنین داده‌های ارتفاع بارندگی روزانه، درجه حرارت روزانه، ارتفاع معادل برف روزانه و دبی روزانه در سالهای فوق‌الذکر در دسترس بوده که از شبکه‌هایی به فرم پرسپترون چندلایه و الگوریتم پس‌انتشار خطا برای یافتن ساختار شبکه استفاده، و با مدل نروفازی مقایسه شده است. نتایج نشان داد که در ایستگاه آب‌سنجی گلینک شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش با ریشه میانگین مربعات خطا $0/133$ و ضریب تعیین $0/71$ نسبت به نروفازی با ریشه میانگین مربعات خطا $0/84$ و ضریب تعیین $0/52$ عملکرد بهتری داشته است. در این ایستگاه مدل‌های بدون ارتفاع آب معادل برف عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های با ارتفاع آب معادل برف داشته‌اند و افزایش تعداد ورودی‌های از یک دوره زمانی پیشین به سه دوره زمانی پیشین باعث عملکرد مناسب‌تر مدل‌ها شده است. در قسمت دیگر پژوهش همین مقایسه برای سه

۱- نویسنده مسئول و استادیار دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تربیت مدرس
vafakhah@modares.ac.ir

۲- استاد گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران

۳- استاد گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران

۴- استاد گروه جغرافیا دانشگاه تهران

پوشش گیاهی، توپوگرافی و شرایط رطوبت خاک پیش‌بینی می‌باشد. آن‌امال و همکاران [۱۳] قابلیت به کارگیری شبکه‌های عصبی پیش‌خور و پس‌خور را به منظور پیش‌بینی جریان سیلاب در سه حوزه آبخیز مجزا در کانزاس آمریکا مورد مطالعه قرار دادند. مقایسه بین روش شبکه عصبی و روش‌های تجربی مشخص می‌کند که شبکه عصبی پس‌خور توانایی بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی پیش‌خور نشان می‌دهد.

توکار و مارکوس [۳۸] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی رابطه بارندگی- رواناب را برای پیش‌بینی جریان ماهانه در سه حوزه آبخیز با شرایط آب و هوایی و فیزیوگرافی متفاوت در مرینلد آمریکا مدل‌سازی کرده و نتایج حاصله را با مدل مفهومی^۴ Watbal مقایسه کردند. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی در همه موارد دارای کارایی بالاتری است.

دیبیک و سولمتین [۲۴] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه^۵ و شبکه شعاعی^۶ روابط بارش- رواناب را در حوزه آپور^۷ ونزیولا شبیه‌سازی کردند. آنها نتیجه گرفتند که شبیه‌سازی جریان رودخانه با شبکه عصبی شعاعی از دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برخوردار است.

کانون و وایتفیلد [۱۹] شبکه عصبی مصنوعی را برتر از روش‌های معادله همبستگی خطی پیدا کرده‌اند.

کاستلانومندز و همکاران [۲۰] پیش‌بینی دبی ماهانه و روزانه را در رودخانه خالاس^۸ در شمال غرب اسپانیا با استفاده از مدل باکس جنکینز^۹ و شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پیش‌بینی دقیق‌تری انجام می‌دهد.

براتی و همکاران [۱۸] پیش‌بینی دبی ماهانه یکی از رودخانه‌های ایتالیا را با استفاده از ARMAX^{۱۰} و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش لونیبرگ مارکوورت^{۱۱} انجام دادند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پیش‌بینی دقیق‌تری انجام می‌دهد.

راجرکار و همکاران [۳۴] مدل بارندگی- رواناب روزانه را با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ساده خطی در دو حوزه بزرگ در هند تهیه کرده‌اند و برای مقایسه عملکرد مدل‌ها از چهار حوزه دیگر استفاده کردند نتایج بر اساس موقعیت جغرافیایی حوزه‌ها نتایج متفاوتی ارائه نمود.

اکبرپور [۱۵] با استفاده از مدل HEC-HMS^{۱۲}، شبکه عصبی

این مدل را تایید نموده و عنوان کردند که شبکه عصبی مصنوعی حتی در مواردی که تنها اطلاعات مربوط به بارندگی و دما در دست باشد پاسخ مناسبی می‌دهد.

شمس‌دین [۳۷] مدل‌سازی بارش- رواناب را با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی انجام داده و با مدل‌های معادله همبستگی، اغتشاش خطی^۱ و اغتشاش نزدیکترین همسایه خطی مقایسه نمود نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی کارایی بالاتری نسبت به مدل‌های مذکور دارد می‌باشد. به طوری که شبکه عصبی مصنوعی ابزار قدرتمندی برای توصیف نظام‌های پیچیده می‌باشد در حالی که معادلات ریاضی برای این نظام‌ها توصیف ضعیفی ارائه می‌نمایند.

ساجکومار و تهنداوسوارا [۳۶] یک مدل غیر خطی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تهیه نمودند. این مدل قابل کاربرد در کشورهای توسعه یافته مانند هند، که دارای طول دوره آماری کوتاه مدت می‌باشد، است.

دانه و همکاران [۲۲] در حوزه آبخیز رینالدز واقع در کوه‌های اوهایو آمریکا، روابط بارندگی- رواناب با استفاده از روش الگوریتم ژنتیکی و شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام دادند. این حوزه آبخیز دارای شرایط کوهستانی، اقلیم نیمه خشک، پوشش گیاهی مرتعی بوده و مساحت آن ۲۳۹ کیلومتر مربع است. نتایج پژوهش نشان داد که روش به کارگیری ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیکی نسبت به کاربرد جداگانه آنها از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد. بهترین نتایج، حاصل به کارگیری خوشه‌هایی از آبنمودهای سیلاب است که با استفاده از داده‌های دبی با گام زمانی یک ساعته ساخته شده ولی از ضوابط دسته‌بندی روزانه آبنمودها بهره‌مند شده باشند.

توکار و جوهانسون [۳۹] روش شبکه عصبی مصنوعی را در حوزه آبخیز رودخانه پاتونزنت^۲ در ایالت مرینلد آمریکا به عنوان تابعی از بارندگی روزانه، درجه حرارت و ذوب برف به کار بردند. نتایج پژوهش نشان داد که مدل‌سازی بارش- رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نتایج مطلوب‌تری نسبت به مدل‌های معادله همبستگی و مفهومی ساده ارائه می‌نماید.

زونگ و همکاران [۴۱]، کاربرد مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی سیل در حوزه کارستی فرگوس کشور ایرلند را مورد مطالعه و بررسی قرار دادند. نتیجه نشان داد که این مدل می‌تواند برای پیش‌بینی سیل در حوزه‌های کارستی استفاده بشود زیرا در این مناطق روابط بارش- رواناب غیر خطی و پیچیده می‌باشند.

انجمن مهندسان آمریکا (ASCE)^۳ [۱۶ و ۱۷] مفاهیم اولیه و کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی در آب‌شناختی را در قالب کتابی ارائه نموده‌اند. همچنین بیان می‌نمایند که ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی به طور معمول متغیرهای هواشناسی مانند بارندگی، درجه حرارت، تبخیر و تعرق و ذوب برف و ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی،

4- Water Balance
5- Multilayer Perceptron
6- Radial Basic Function
7- Apure
8- Xallas River
9- Box-Jenkins
10- Auto-regressive Moving Average with Exogenous Inputs
11- Levenberg-Marquart
12- Hydrological Engineering Center, Hydrological Modeling System

1- Linear Perturbation Model (LPM)
2- Patuxent
3- American Society of Civil Engineers

سجادخان و کولیالی [۳۵] شبکه عصبی بیزی را برای مدل‌سازی بارش-رواناب استفاده نمودند و با نتایج شبکه عصبی مصنوعی استاندارد و مدل بارش-رواناب HBV-۹۶^{۱۲} مقایسه کردند. نتایج پژوهش نشان داد که شبکه عصبی بیزی جریان رودخانه و ورودی به مخزن را به صورت واقعی در مقایسه با شبکه عصبی استاندارد و مدل مفهومی HBV برآورد می‌نماید.

دولاکشی و همکاران [۲۵] پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبگونه^{۱۳} دبی رودخانه می‌سی‌سی‌پی آمریکا را با شبکه پرسپترون چند لایه مقایسه کردند. در این پژوهش آنها با دو روش پیش‌بینی غیرخطی^{۱۴} (مدل محلی) و شبکه عصبی (مدل جهانی) به ترتیب زمانهای ۱، ۳ و ۵ ساعت جلوتر را پیش‌بینی نمودند. نتایج نشان داد شبکه عصبی پیش‌بینی دقیق‌تری انجام می‌دهد.

جانسونگ و همکاران [۲۶] به منظور مدل‌سازش بارش-رواناب از شبکه عصبی مصنوعی در رودخانه مای‌تون^{۱۵} در تایلند استفاده نمودند. نتایج پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های تصادفی جواب قابل قبول‌تری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های رتبه‌بندی شده می‌دهد.

در ایران نیز، حسینی [۴]، از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی آبنمود سیل در سه حوزه باروت آغاجی، ناورود آسالم و ابوالعباس استفاده نمودند. نتایج نشان داد که در این حوزه‌ها دقت پیش‌بینی مدل شبکه عصبی بهتر از مدل‌های HEC-HMS و آبنمود واحد است.

میثاقی و محمدی [۹] در شبیه‌سازی روزانه بارش-رواناب و روندیابی رودخانه از شبکه عصبی با بردارهای ورودی مختلف استفاده کردند و عنوان نمودند با کاهش تعداد نرون‌های لایه خروجی، توانایی شبکه در آموزش و رسیدن به نتایج مطلوب بهبود خواهد یافت. همچنین شبکه پرسپترون چند لایه با استفاده از قانون دلتا در مراحل آموزش و صحت‌یابی، از کارایی بیشتر برخوردار بوده و استفاده از توابع محرک متنوع به جای یک تابع محرک ثابت، رضایت‌بخش‌تر است.

رادمان و همکاران [۵] در مطالعه‌ای روی رودخانه کرج با عنوان مقایسه مدل‌های کلاسیک و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان رودخانه، توانایی شبکه عصبی را برای پیش‌بینی جریان در مقایسه با مدل‌های متداول پیشین مورد بررسی قرار دادند.

حسامی رستمی و همکاران [۳] در مطالعه‌ای دبی ماکزیمم سیلاب حوزه آبخیز کرخه را با فازی-عصبی تطبیقی و معادله همبستگی پیش‌بینی و با هم مقایسه نمودند. آنها نتیجه گرفتند که فازی-عصبی تطبیقی در مقایسه با معادله همبستگی کمترین خطای ممکن را تولید می‌کند.

مصنوعی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی شعاعی^۱ روابط بارش-رواناب را در ۱۴ واقعه سیل رودخانه زرد در استان خوزستان شبیه‌سازی کردند. نتایج نشان داد که شبیه‌سازی جریان رودخانه با شبکه عصبی شعاعی از دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و مدل HEC-HMS دارا می‌باشد.

احمت نور[۱۴] مدل‌سازی بارش-رواناب را با استفاده از ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی در حوزه‌های آبخیز سونگایی بکوک^۲، سونگایی کتیل^۳، سونگایی گلانگ^۴ و سونگایی سلیم^۵ در مالزی انجام داده و با نتایج مدل‌های HEC-HMS، XP-SWMM^۶ و معادله همبستگی چند متغیره مقایسه نمود. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی به طور مطلوبی می‌تواند رواناب را شبیه‌سازی نماید و همبستگی بالای با نتایج خروجی مدل‌های مذکور دارد.

کائو و جو [۲۸] با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی پیشخور^۷ و پسخور^۸ و مدل NARMAX^۹ اقدام به پیش‌بینی سری‌های زمانی داده‌های بازار سهام کردند. نتایج نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی فازی پیشخور نسبت به شبکه‌های عصبی فازی پسخور نتایج دقیق‌تر و هر دو نوع شبکه نسبت به مدل NARMAX دقت بالاتری دارند.

نیلسون و همکاران [۳۲] با استفاده از مدل‌های مفهومی و شبکه‌های عصبی مصنوعی و ترکیب آنها، مقادیر ماهانه رواناب خروجی از دو حوزه آبخیز در نروژ را شبیه‌سازی نمودند و به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب آن با مدل‌های مفهومی برآورد بهتری از رواناب ماهیانه برای هر دو حوزه ارائه می‌دهد.

وانگ و همکاران [۴۰] در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی روزانه جریان رودخانه با شبکه عصبی مصنوعی هیبرید^{۱۰} سه نوع شبکه را (شبکه عصبی خوشه‌ای، شبکه عصبی دوره‌ای و شبکه عصبی آستانه‌ای) با هم مقایسه کردند.

راگوانشی و همکاران [۳۳] مدل‌سازی تولید رسوب و رواناب روزانه و هفتگی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در رودخانه سیوان^{۱۱} بالا در هند انجام دادند. پنج مدل مختلف، سه مدل برای دوره روزانه و دو مدل برای دوره هفتگی، با یک یا دو لایه پنهان با ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی توسعه دادند. نتایج نشان داد که مدل‌های که درجه حرارت و بارندگی را به کار بردند نتایج بهتری نسبت به مدل‌های که تنها بارندگی را استفاده کردند ارائه

- 1- Radial Base Function Neural Network
- 2- Sungai Bekok
- 3- Sungai Ketil
- 4- Sungai Klang
- 5- Sungai Slim
- 6- Stormwater and Wastewater Management Modeling
- 7- Feed forward Fuzzy Neural Network
- 8- Recurrent Fuzzy Neural Network
- 9- Nonlinear Autoregressive Moving Average with Exogenous Inputs
- 10- Hybrid ANN
- 11- Siwane

- 12- Hydrologiska Byråns Vattenbalansmodell
- 13- Chaotic Time Series
- 14- Nonlinear Prediction Method
- 15- Mae Tun

عصبی برای پیش‌بینی خشکسالی حوزه‌های آبخیز سد استفاده نمودند. نتایج نشان داد که ترکیب موجک و شبکه عصبی توانایی پیش‌بینی شبکه عصبی را به میزان قابل توجهی افزایش می‌دهد و باعث افزایش سرعت پیش‌بینی بدون کاهش در دقت عملیات می‌شود.

یزدانی و چاوشی [۱۲] در مطالعه‌ای با استفاده از ۵ ایستگاه باران‌سنجی و یک ایستگاه اندازه‌گیری دما به عنوان ورودی شبکه دبی خروجی را پیش‌بینی کردند. شبکه آنها از نوع پرسپترون چند لایه بوده و آنها نتیجه گرفتند که با افزایش تعداد لایه مخفی میزان خطای شبکه افزایش می‌یابد.

با توجه به مزایای متعدد و کاربردهای گوناگون شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در آب‌شناسی و منابع آب، استفاده از این روش‌ها به صورت روزافزونی در حال افزایش می‌باشد. یکی از مشکلات مدل‌های بارش- رواناب عدم امکان شبیه‌سازی برف می‌باشد. به همین دلیل پژوهش حاضر با هدف شبیه‌سازی رواناب حاصل از ذوب برف به کمک شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در حوزه آبخیز طالقان انجام شده است.

مواد و روش‌ها

ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش بخشی از حوزه آبخیز طالقان است که خروجی آن نزدیک روستای گلینک در محل ایستگاه آب‌سنجی می‌باشد. این بخش شامل سراب حوزه آبخیز طالقان و بخشی از حوزه میانی آن است. منطقه مورد مطالعه، بین عرض جغرافیایی ۳۰° و ۰۵° تا ۱۵° و ۱۱° و ۳۶° شمالی و طول جغرافیایی ۰۰° و ۴۵° تا ۲۲° و ۱۱° و ۵۱° شرقی واقع است. این بخش حوزه به طور عمده کوهستانی می‌باشد که حداکثر و حداقل ارتفاع آن به ترتیب ۴۴۰۰ و ۱۷۹۰ متر از سطح دریا بوده و ارتفاع متوسط منطقه نیز ۲۷۳۴ متر از سطح دریا است. طول رودخانه تا محل ایستگاه گلینک حدود ۳۹ کیلومتر است. مساحت منطقه مورد مطالعه ۸۰۴۳۷/۵ هکتار می‌باشد [۸].

روش پژوهش

استخراج سطح پوشش برف از تصاویر سنجنده MODIS

تصاویر مورد استفاده طبق مشخصات عمومی مندرج در Header گذرها، زمین مرجع شدند. نمونه‌گیری مجدد^۲ به روش نزدیکترین همسایه^۳ صورت پذیرفت. تصحیحات جوی بر روی تصاویر توسط نرم‌افزار انجام گرفت. به جزء موارد جزئی تصاویر مورد استفاده فاقد پوشش ابر بر روی منطقه مورد مطالعه بود. در سایر موارد ابرها به روش تصحیح پیکسل و استفاده از داده‌های زمانی قبل یا بعد، نزدیک به زمان تصویربرداری، پوشش ابر در آنها از بین رفت. برای

کارآموز و همکاران [۷] کاربرد شبکه عصبی مصنوعی را در مدل‌سازی هیدرواقلمی پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن مورد بررسی قرار دادند. برای پیش‌بینی بلندمدت جریان رودخانه دو رویکرد مختلف پیشنهاد شده است در رویکرد اول از یک مدل برای ارتباط بین متغیرهای هیدرواقلمی و جریان رودخانه استفاده شده است. به طوریکه متغیرهای بارش، دمای هوا، رواناب و بودجه برفی مشاهده شده در زمان حال به عنوان ورودی‌های مدل استفاده می‌شود. در رویکرد دوم از ترکیب دو مدل پیش‌بینی هواشناسی برای پیش‌بینی متغیرهای بارش و دمای هوا و یک مدل آب‌شناسی برای شبکه‌های انتشار خطا به عقب و آدلاین تطبیقی برای مدل‌سازی برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه زاینده‌رود در محل ورودی به سد زاینده‌رود استفاده شد. نتایج به دست آمده از دو رویکرد فوق نشان دهنده برتری عملکرد شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رویکرد اول می‌باشد.

نوری و همکاران [۱۱] در مطالعه‌ای فرآیند شبیه‌سازی جریان را با شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی موجک مقایسه نمود آنها نتیجه گرفتند که استفاده از موجک در شناسایی سیگنال‌های خطا بسیار مفید بوده و می‌توان شبکه عصبی موجک را جایگزین مناسبی برای شبکه عصبی مصنوعی معرفی کرد.

رضایی [۶] به مدل‌سازی دبی حداکثر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در حوزه آبخیز سفیدرود پرداخته است. او با جمع‌آوری و انتخاب آبنمودهای با منشاء بارندگی در ۱۲ زیر حوزه با زمان تمرکز برابر و یا کمتر از ۲۴ ساعت و متغیرهای ورودی مساحت زیر حوزه، طول آبراهه اصلی، شیب ۸۵-۱۰ درصد آبراهه اصلی، ارتفاع میانه حوزه، بارندگی یک روزه سیل‌زا، بارندگی پنج روزه قبل نظیر و گروه‌های آب‌شناسی خاک به این نتیجه رسیده است که شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی بیشتری نسبت به معادله همبستگی چند متغیره است و مدل‌های به دست آمده در سطح یک درصد معنی‌دار می‌باشند.

نظرنژاد و قربانی [۱۰] کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی حداکثر رودخانه نازلو را انجام داده‌اند. پس از بررسی ترکیبات مختلف ساختاری، کمترین خطای کل شبکه در حالتی به دست آمد که ورودی‌های شبکه، دبی ماه قبل، بارش ماه قبل و ماه جاری بوده و شبکه در این حالت در لایه‌ی با تعداد گره‌های هر لایه برابر هفت، با تعداد تکرار ۵۰۰۰ و بر اساس تابع محرک لوجستیک می‌باشد. در این نوع ساختار، شبکه از دقت بالایی برخوردار بوده و تناسب خوبی با مقادیر دبی‌های مشاهده‌ای دارد.

ابراهیمی و بارانی [۲]، در مطالعه‌ای از تبدیل موجک‌ها^۱ برای تجزیه و تحلیل دبی ماهانه سدونیار تبریز استفاده کردند. نتایج نشان داد که این تجزیه و تحلیل برای مدیریت بهینه مخزن همچنین تجزیه و تحلیل ریسک مخزن قابل استفاده خواهد بود.

ابراهیمی و بارانی [۱]، از مدل تلفیقی تبدیل موجک و شبکه‌های

2- Resampling

3- Nearest Neighbour

1- Wavelets Transform

از تصاویر سنجنده MODIS، سطح پوشش برف در روزهای بدون تصویر، با استفاده از عمق تجمعی ذوب برف (ΔM) به دست آمد. عمق تجمعی ذوب برف (ΔM) تابعی از فاکتور درجه-روز (a) و تعداد درجه روز بالای درجه-روز بحرانی (T^+) است و در بازه زمانی بین t_1 و t_2 از رابطه ۳ به دست می‌آید [۲۳].

$$\Delta M(t_1, t_2) = \sum_{t_1}^{t_2} (aT^+) \quad t_1 \langle t_x \langle t_2 \quad (3)$$

مقدار فاکتور درجه روز (a) با استفاده از رابطه تجربی ۴ به دست آمد [۲۳].

$$a = 1/1 \frac{\rho_s}{\rho_w} \quad (4)$$

در این رابطه ρ_s چگالی برف و ρ_w چگالی آب می‌باشد و در صورت بارش برف جدید مقدار فاکتور درجه روز (a) اصلاح و وارد مدل گردید. فرض کنید دو تصویر ماهواره‌ای در زمان‌های t_1 و t_2 موجود است و سطح پوشش برف استخراج شده با استفاده از این دو تصویر $SCA(t_1)$ و $SCA(t_2)$ می‌باشد. اگر در فاصله زمانی بین t_A و t_E دما پایین‌تر از دمای بحرانی باشد، ذوب برف متوقف می‌شود که در این صورت سطح پوشش برف در زمان t_k از رابطه ۵ به دست می‌آید [۲۳].

$$SCA(t_x) = SCA(t_{x-1}) - \frac{SCA(t_1) - SCA(t_2)}{\Delta M(t_1, t_A) + \Delta M(t_E, t_2)} \Delta M(t_{x-1}, t_x) \quad (5)$$

در این رابطه $SCA(t_x)$ سطح پوشش برف در زمان t_x ، $SCA(t_{x-1})$ سطح پوشش برف در زمان t_{x-1} ، $SCA(t_1)$ سطح پوشش برف در زمان t_1 ، $SCA(t_2)$ سطح پوشش برف در زمان t_2 ، $\Delta M(t_1, t_A)$ عمق تجمعی ذوب برف در بین زمان t_A و t_1 ، $\Delta M(t_E, t_2)$ عمق تجمعی ذوب برف در بین زمان t_E و t_2 و $\Delta M(t_{x-1}, t_x)$ عمق تجمعی ذوب برف در بین زمان t_{x-1} و t_x می‌باشد.

تعیین آب معادل برف

با مراجعه به سازمان پژوهش‌های منابع آب، آمار عمق و چگالی برف در ایستگاه‌های برف‌سنجی موجود در حوزه آبخیز طالقان (زیدشت، گلینک، هرنج، جوسان، دوک‌پل و خچیره) در سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ دریافت شد. به منظور تعیین میزان آب معادل برف از طریق هم‌پوشانی چند ضلعی‌های تیسن و نقشه پهنه‌بندی پوشش برف، میزان آب معادل برفی در هر ایستگاه محاسبه گردید (شکل ۱). در نهایت، با توجه به سطح تحت پوشش هر ایستگاه و رابطه ۶ حجم آب معادل برف برای هر یک از تصاویر سنجنده MODIS محاسبه گردید.

$$SWE = \frac{SD_1}{WD} \times SCA \times SD_2 \quad (6)$$

که در آن SWE حجم آب معادل برف بر حسب مترمکعب، DS_1 چگالی برف در هر یک از ایستگاه‌ها بر حسب گرم بر سانتیمتر مربع، WD چگالی آب معادل یک گرم بر سانتیمتر مربع، SCA سطح تحت پوشش برف بر حسب مترمربع و SD_2 عمق برف در

تهیه نقشه پوشش برف الگوریتمی به وسیله هال و همکاران [۲۷] با استفاده از باندهای با قدرت تفکیک زمینی ۵۰۰ متر به منظور جدا نمودن برف از ابر ارایه شده است. الگوریتم استفاده شده برای تهیه نقشه پوشش برف بر این اساس می‌باشد که برف در طول موج مرئی (۰/۷ تا ۰/۷ میکرومتر) دارای انعکاس زیاد و در طول موج کوتاه مادون قرمز (۱ تا ۴ میکرومتر) دارای انعکاس کم است. از باندهای ۴ و ۶ به طور خودکار برای استخراج نمایانه برفی تفاضلی نرمال شده (NDSI) و بر اساس معادله ۱ محاسبه می‌گردد.

$$NDSI = \frac{MODIS_{Band4} - MODIS_{Band6}}{MODIS_{Band4} + MODIS_{Band6}} \quad (1)$$

در این رابطه: NDSI نمایانه برفی تفاضلی نرمال شده، $MODIS_{Band4}$ تصویر باند چهارم سنجنده MODIS پس از انجام تصحیحات رادیومتریک و $MODIS_{Band6}$ تصویر باند شش سنجنده MODIS پس از انجام تصحیحات رادیومتریک است. از این نمایانه می‌توان برای تفکیک برف و یخ از یکدیگر و همچنین برای جداسازی برف از ابرهای ارتفاع بالای اتمسفر نظیر ابرهای کومولونیبوس استفاده نمود. با توجه به این معیار، در صورتی می‌توان نتایج نمایانه NDSI را قبول کرد که میزان انعکاس باند دو بیشتر از ۱۱ درصد باشد.

دومین معیار تحت عنوان اهداف تیره توسط کلاین و همکاران [۲۹ و ۳۰] مطرح شده است. در این حالت، انعکاس ۱۰ درصد در باند چهارم به عنوان حد پایین تشخیص و تفکیک پوشش گیاهی از برف شناخته می‌شود. برای پیکسل‌های طبقه‌بندی شده به عنوان برف، انعکاس در باند چهارم باید مساوی یا بیشتر از ۱۰ درصد بوده باشد. علی‌رغم ارزش بالای نمایانه NDSI، در مواردی هدف‌های تیره مانع طبقه‌بندی صحیح برف می‌شوند. بنابراین، با توجه به دو معیار فوق الذکر، الگوریتم پوشش برف در صورتی یک پیکسل را برف تلقی خواهد نمود که باند دو دارای بازتابش بیش از ۱۱ درصد باشد، باند چهارم دارای بازتابش برابر یا بیشتر از ۱۰ درصد باشد، و در مجموع باید مقدار NDSI بیشتر از ۰/۴ برآورد گردد. لازم به توضیح است که نقشه‌ی برفی نهایی در فرمت دو دویی بوده و از منطق بولین پیروی می‌کند و در این مدل، کل تصویر به دو پهنه برفی و بدون برف طبقه‌بندی می‌گردد. همراه با تصاویر درخواست شده از سازمان فضایی ایران، فایل اطلاعات جانبی شامل عرض از مبداء و شیب روابط معادله همبستگی بین مقادیر رقومی (DN) و بازتابش دریافت گردید و میزان بازتابش در سنجنده MODIS که در الگوریتم تعیین سطح پوشش برف کاربرد دارد مطابق رابطه ۲ می‌باشد.

$$Refl.Bandi = Refl.Scales(DN - Refl.offsets) \quad (2)$$

که در آن $Refl.Bandi$ بازتابش باند i ام، $Refl.Scales$ شیب و $Refl.offsets$ عرض از مبداء می‌باشد.

استخراج سطح پوشش برف در روزهای بدون تصویر ماهواره بعد از استخراج سطح پوشش برف در زمان‌های مختلف با استفاده

$$N_i = 0.8 \times \left(\frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) + 0.1 \quad (7)$$

که در آن N_i مقادیر استاندارد شده، x_i مقادیر واقعی، x_{\min} حداقل مقادیر واقعی و x_{\max} حداکثر مقادیر واقعی می‌باشد که این رابطه ورودی‌های شبکه عصبی را بین ۰/۱ و ۰/۹ نرمال می‌نماید.

ب- دسته‌بندی داده‌ها

در این پژوهش داده‌های متوسط بارندگی روزانه (P) بر حسب میلی‌متر، متوسط دمای روزانه (t) بر حسب درجه سانتی‌گراد، ارتفاع آب معادل برف روزانه (SWE) بر حسب متر و متوسط رواناب ناشی از ذوب برف (Q) بر حسب مترمکعب بر ثانیه در ایستگاه‌های آب‌سنجی جوستان، مهران جوستان، علیزان جوستان و گلینک در سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ به مدت چهار سال در ماه‌های ژانویه (دی)، فوریه (بهمن)، مارس (اسفند) و آوریل (فروردین) و کلاً ۴۸۱ داده در هر ایستگاه آب‌سنجی موجود است. به منظور شبیه‌سازی رواناب ناشی از ذوب برف (Q_t) سه نوع ساختار اطلاعات شامل شبکه‌های با ورودی‌های یک دوره زمانی پیشین شامل ورودی‌های بارندگی روز قبل (P_{t-1})، درجه حرارت روز قبل (t_{t-1}) و ارتفاع آب معادل برف روز قبل (SWE_{t-1})، دو دوره زمانی پیشین شامل ورودی‌های بارندگی روز قبل (P_{t-2})، بارندگی دو روز قبل (P_{t-1})، درجه حرارت روز قبل (t_{t-1})، درجه حرارت دو روز قبل (t_{t-2})، ارتفاع آب معادل برف روز قبل (SWE_{t-1}) و ارتفاع آب معادل دو روز قبل (SWE_{t-2}) و سه دوره زمانی پیشین شامل ورودی‌های بارندگی روز قبل (P_{t-1})، بارندگی دو روز قبل (P_{t-2})، بارندگی سه روز قبل (P_{t-3})، درجه حرارت روز قبل (t_{t-1})، درجه حرارت دو روز قبل (t_{t-2})، درجه حرارت سه روز قبل (t_{t-3})، ارتفاع آب معادل برف روز قبل (SWE_{t-1})، ارتفاع آب معادل دو روز قبل (SWE_{t-2}) و ارتفاع آب معادل سه روز قبل (SWE_{t-3}) انتخاب گردید.

هر یک از ایستگاه‌ها بر حسب متر می‌باشد. همچنین به منظور تعیین عمق و چگالی برف در روزهای فاقد اندازه‌گیری از رابطه معادله همبستگی بین عمق و چگالی برف و سطح پوشش برف استفاده گردید. با توجه به شکل (۱) این ایستگاه‌ها از پراکنش مناسبی در حوزه آبخیز طالقان برخوردار هستند. همچنین حداقل و حداکثر ارتفاع حوزه آبخیز را پوشش می‌دهند.

داده‌های هواشناسی و آب‌سنجی

با مراجعه به سازمان تحقیقات منابع آب آمار بارندگی روزانه در ایستگاه‌های هواشناسی (جوستان، زیدشت، دیزان، گلیرد، گنده، سقرانچال و گلینک)، آمار دمای روزانه در ایستگاه‌های هواشناسی (جوستان، زیدشت و گلینک) و دبی روزانه در ایستگاه‌های آب‌سنجی (جوستان، مهران جوستان، علیزان جوستان و گلینک) در سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ دریافت شد. به منظور تعیین متوسط روزانه بارندگی حوزه آبخیز طالقان از چند ضلعی‌های تیسن استفاده شد (شکل ۲). با توجه به شکل (۲) ایستگاه‌های باران‌سنجی از پراکنش مناسبی در سطح حوزه آبخیز برخوردار هستند و ارتفاع حداکثر و حداقل حوزه آبخیز را پوشش می‌دهند. در ضمن در طی سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ تنها ایستگاه جوستان دارای آمار دمای روزانه بود که این ایستگاه نزدیک مرکز ثقل و ارتفاع متوسط حوزه آبخیز می‌باشد.

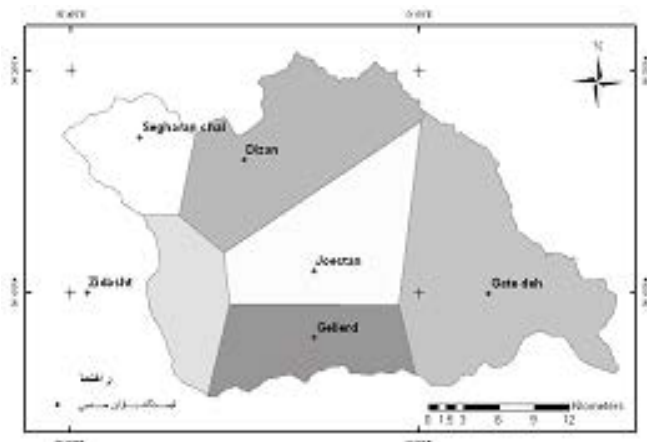
روش‌های آماری

شبکه‌های عصبی مصنوعی

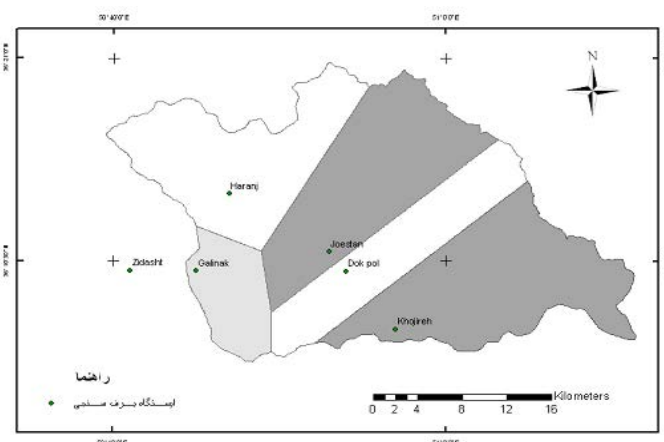
به منظور استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مراحل زیر انجام گردید:

الف- استاندارد کردن داده‌ها

برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، ورودی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی باید استاندارد شوند. در این پژوهش نیز به منظور استانداردسازی داده‌ها



شکل ۲- محل ایستگاه‌های هواشناسی و باران‌سنجی همراه با چند ضلعی‌های تیسن در حوزه آبخیز طالقان



شکل ۱- محل ایستگاه‌های برف‌سنجی همراه با چند ضلعی‌های تیسن در حوزه آبخیز طالقان

کل دوره	۲۰۰۶	۲۰۰۵	۲۰۰۴	۲۰۰۳	ایستگاه آب‌سنجی / سال
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها
۴۷۲/۶۲	۴۹۶/۳۴	۳۰۳/۰۶	۷۲۵/۲۳	۳۶۳/۸۳	میانگین
۵۶۴/۱۱	۵۷۶/۸۴	۴۷۴/۷۷	۵۹۰/۶۳	۵۱۶/۹۶	انحراف از معیار
۳۲۷۵/۵۴	۱۳۸۰/۷۵	۱۳۸۰/۷۵	۱۳۸۰/۷۵	۳۲۷۵/۵۴	حداکثر
.	حداقل
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها
۹۳/۲۳	۹۰/۷۰	۷۲/۳۲	۱۴۴/۴۱	۶۵/۰۷	میانگین
۱۱۹/۸۹	۱۰۴/۴۵	۱۰۱/۴۷	۱۶۲/۲۷	۷۹/۴۶	انحراف از معیار
۹۴۲/۸۰	۴۹۵/۵۷	۸۲۷/۲۷	۹۴۲/۸۰	۴۷۹	حداکثر
.	حداقل
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها
۱۷۶/۹۵	۱۵۷/۸۴	۱۸۴/۸۰	۲۱۱/۸۷	۱۵۳/۰۲	میانگین
۱۳۸/۵۷	۱۵۷/۰۶	۱۱۰/۹۵	۱۴۶/۴۶	۱۳۲/۴	انحراف از معیار
۳۵۹/۱۸	۳۵۹/۱۸	۳۵۹/۱۵	۳۵۹/۰۸	۳۵۹/۱۷	حداکثر
.	حداقل
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها
۲۰۰/۰۷	۱۶۲/۸۲	۱۱۷/۷۶	۳۶۸/۱۹	۱۵۰/۱۰	میانگین
۴۸۷/۱۲	۲۵۰/۸۷	۳۰۸/۸۴	۷۵۴/۶	۴۳۰/۲۵	انحراف از معیار
۵۶۶۴/۸۸	۱۳۶۶/۰۷	۲۹۵۹/۷۷	۵۴۶۴/۸۸	۳۵۰۵/۱۸	حداکثر
.	حداقل

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_o - Q_E)^2}$$

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_{Ave}) \times (Q_E - Q_{Ave-E}))^2}{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_{Ave})^2 \sum_{i=1}^n (Q_E - Q_{Ave-E})^2}$$

است.

(۸)

(۹)

که در آن Q_o و Q_E به ترتیب دبی‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای، Q_{Ave-E} میانگین دبی‌های محاسبه‌ای و Q_{Ave} متوسط دبی‌های مشاهده‌ای است. مقادیر $RMSE$ و R^2 میزان اریبی را نشان می‌دهند و در حالت ایده‌آل باید به ترتیب مساوی صفر و یک یا منفی یک باشند. مقادیر قابل توجه مثبت $RMSE$ و کمتر از یک یا بیشتر از منفی یک نشان‌دهنده برآورد بیشتر یا کمتر از مقدار واقعی‌اند.

نروفازی

در طراحی مدل نروفازی، از شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور (MFNN) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و نظام استنتاج فازی ساگو با تابع ورودی تفاوت دو سیگموئید و تابع خروجی خطی و برای غیر فازی نمودن از تابع میانگین متحرک استفاده گردید. تعداد توابع عضویت استفاده شده در این پژوهش، ۱۲۵

کل داده‌ها به سه دسته آموزش^۱، صحت‌سنجی^۲ و آزمایش^۳ تقسیم شد به طوری که ۵۰٪ داده‌ها برای آموزش (۲۳۹ داده)، ۲۵٪ برای صحت‌سنجی (۱۱۹ داده) و ۲۵٪ برای آزمایش (۱۱۹ داده) استفاده گردید. در ضمن سه ساختار فوق با حذف آب معادل برف نیز انجام گردید.

ج- توابع محرک

در این پژوهش از تابع سیگموئید و تانژانت هیپربولیک استفاده شد.

د- معماری و الگوریتم آموزش شبکه‌ها

در این پژوهش، با توجه به مقاله کولیبالی و همکاران [۲۱]، شبکه پیش‌خور با الگوریتم آموزش انتشار خطا به عقب و توقف آموزش مورد استفاده قرار گرفت.

ه- معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه‌ها

در این پژوهش برای انتخاب مدل بهینه مطلوب از نمایانه‌های آماری استفاده شده است. نمایانه‌های آماری شامل ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE$) (رابطه ۸) و ضریب تعیین (R^2) (رابطه ۹)

- 1- Training Set
- 2- Validation Set
- 3- Test Set

جدول ۲- داده‌های خام بارندگی (میلی‌متر)

کل دوره	۲۰۰۶	۲۰۰۵	۲۰۰۴	۲۰۰۳	ایستگاه آب‌سنجی / سال	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	گلینک
۱/۷۹	۳/۴۶	۱/۳۵	۱/۳۶	۱	میانگین	
۳/۶۲	۵/۵۷	۲/۲۴	۲/۶۶	۲/۴۵	انحراف از معیار	
۲۸/۶۵	۲۸/۶۵	۹/۶۱	۱۴/۰۸	۲۱/۳۳	حداکثر	
۰	۰	۰	۰	۰	حداقل	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	جوستان
۱/۹۷	۴/۱۹	۱/۲۷	۱/۲۹	۱/۱۲	میانگین	
۴/۱۸	۶/۶۱	۲/۵۴	۲/۵۹	۲/۶۲	انحراف از معیار	
۳۵/۴۰	۳۵/۴۰	۱۲/۸۶	۱۲/۸۶	۲۲/۳۳	حداکثر	
۰	۰	۰	۰	۰	حداقل	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	مهران جوستان
۲/۵۴	۴/۴۴	۱/۹۸	۱/۸۰	۱/۹۳	میانگین	
۴/۵۴	۵/۸۹	۴/۱۷	۳/۵۷	۳/۶۵	انحراف از معیار	
۲۸/۳۴	۲۴/۱۷	۲۸/۳۴	۱۸/۱۶	۲۱/۶۸	حداکثر	
۰	۰	۰	۰	۰	حداقل	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	علیزان جوستان
۲/۳۱	۵/۲۱	۱/۲۷	۱/۲۹	۱/۴۸	میانگین	
۴/۸۷	۷/۶۷	۲/۵۴	۲/۵۹	۳/۵۰	انحراف از معیار	
۳۷/۸۳	۳۷/۸۳	۱۲/۸۶	۱۲/۸۶	۲۵/۷۲	حداکثر	
۰	۰	۰	۰	۰	حداقل	

جدول ۳- داده‌های خام دبی (مترمکعب بر ثانیه)

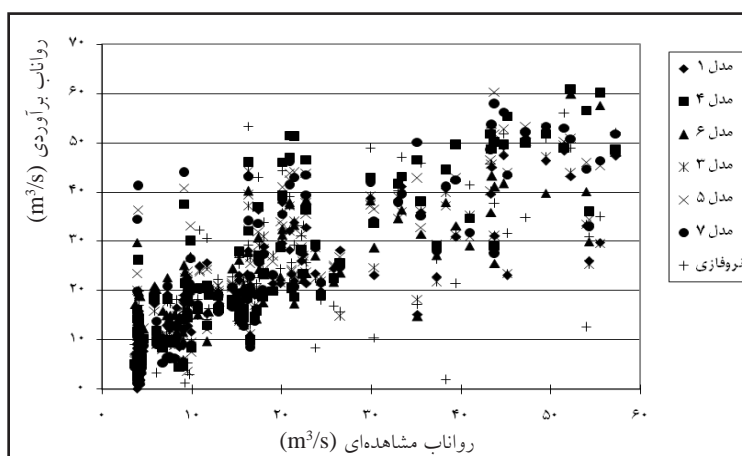
کل دوره	۲۰۰۶	۲۰۰۵	۲۰۰۴	۲۰۰۳	ایستگاه آب‌سنجی / سال	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	گلینک
۱۸/۶۱	۱۷/۶۶	۲۰/۱۲	۱۷/۸۹	۱۸/۷۶	میانگین	
۱۷/۶۵	۱۴/۷۱	۲۰/۳۵	۱۵/۶۸	۱۹/۳۳	انحراف از معیار	
۹۸/۱۰	۵۷/۳۰	۹۸/۱۰	۸۵/۴۰	۷۸/۶۰	حداکثر	
۳/۴۳	۳/۷۷	۳/۴۳	۴/۶۰	۳/۹۳	حداقل	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	جوستان
۱۰/۴۷	۹/۵۹	۱۰/۸۸	۱۰/۳۰	۱۱/۱۲	میانگین	
۹/۷۹	۷/۷۶	۸/۷۹	۸/۱۰	۱۳/۴۶	انحراف از معیار	
۵۷/۱	۳۰/۲۰	۳۳/۲۰	۴۶/۷۰	۵۷/۱۰	حداکثر	
۲/۱۹	۲/۱۹	۳/۶۵	۳/۴۴	۲/۵۱	حداقل	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	مهران جوستان
۲/۵۲	۲/۴۹	۲/۵۶	۱/۸۰	۲/۵۸	میانگین	
۲/۲۳	۲/۵۹	۱/۸۴	۳/۵۷	۲/۵۹	انحراف از معیار	
۱۲/۴۰	۱۲/۴۰	۸/۶۴	۷/۵۹	۱۱/۸۰	حداکثر	
۰/۱۴	۰/۱۴	۰/۲۰	۰/۹۹	۰/۳۷	حداقل	
۴۸۱	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	تعداد داده‌ها	علیزان جوستان
۲/۴۴	۲/۶۳	۲/۶۳	۲/۳۳	۲/۱۸	میانگین	
۲/۴۱	۲/۶۷	۲/۳۶	۲	۲/۵۳	انحراف از معیار	
۱۶/۵۰	۱۶/۵۰	۱۵/۳۰	۱۱/۹۰	۱۱/۴۰	حداکثر	
۰/۳۴	۰/۳۴	۰/۶۴	۰/۵۵	۰/۶۰	حداقل	

۳۲۷۵/۵۴ تا حداقل صفر متر و دارای انحراف معیار ۵۶۴۸ متر می‌باشد. همچنین بررسی تغییرات آب معادل برف در طول دوره آماری مورد استفاده تعداد روزهایی که بدون سطح پوشش برف و با آب معادل برف صفر است محدود بوده و رواناب ایجاد شده در ماه‌های دی، بهمن، اسفند و فروردین با توجه به بیلاقی بودن منطقه فقط ناشی از ذوب برف می‌باشد. جداول (۵)، (۶)، (۷) و (۸) و اشکال (۳)، (۴)، (۵) و (۶) به ترتیب عملکرد مدل‌های ورودی برای پیش‌بینی رواناب حاصل از ذوب برف در ایستگاه‌های آب‌سنجی گلینک، جوستان، مهران جوستان و علیزان جوستان را نشان می‌دهند. با توجه به جدول (۵) شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش

تابع می‌باشد و به منظور ارزیابی مدل از ریشه میانگین مربع خطا ($RMSE$) (رابطه ۸) و ضریب تعیین (R^2) (رابطه ۹) استفاده شد. به منظور اجرایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی از نرم‌افزار Matlab استفاده شد.

نتایج

بر اساس روش پژوهش ارزیابی شده مدل‌های پیش‌بینی به دست آمد. جداول (۱) تا (۴) عامل‌های آماری داده‌های ورودی و خروجی (دبی مشاهده‌ی) مورد استفاده را نشان می‌دهد. با توجه به جدول (۲) ارتفاع آب معادل برف تا ایستگاه آب‌سنجی گلینک که در خروجی حوزه قرار دارد دارای تغییرات حداکثر



شکل ۳- نمودار پراکنش رواناب مشاهده‌ای و برآوردی توسط مدل‌های مختلف در مرحله آزمایش در ایستگاه آب‌سنجی گلینک (شماره مدل‌ها بر اساس جدول ۵ می‌باشد)

جدول ۴- داده‌های خام دما (درجه سانتیگراد)

سال	۲۰۰۳	۲۰۰۴	۲۰۰۵	۲۰۰۶	کل دوره
تعداد داده‌ها	۱۲۰	۱۲۱	۱۲۰	۱۲۰	۴۸۱
میانگین	۳/۳۹	۴/۵۲	۳/۰۸	۴/۱۶	۳/۷۹
انحراف از معیار	۵/۲۳	۵/۳۵	۷/۰۳	۶/۳۹	۶/۰۵
حداکثر	۱۷/۳۳	۱۵/۲۰	۲۰/۴۰	۱۷/۵۳	۲۰/۴۰
حداقل	-۶/۱۳	-۴/۲۰	-۱۱/۲۷	-۹/۴۷	-۱۱/۲۷

جدول ۵- عملکرد مدل‌های ورودی برای پیش‌بینی رواناب حاصل از ذوب برف در ایستگاه آب‌سنجی گلینک

ورودی	شماره مدل	معماری شبکه	آموزش		صحت‌سنجی		آزمایش	
			R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
یک دوره زمانی پیشین	۱	۳-۹-۱	۰/۷۵	۰/۰۹۲	۰/۷۲	۰/۰۹۸	۰/۷۱	۰/۱۳۳
	۲	نروفازی	۰/۶۸	۰/۰۵۲	۰/۵۹	۰/۷۳	۰/۵۲	۰/۸۴
دو دوره زمانی پیشین	۳	۲-۴-۱	۰/۶۷	۰/۱۱۳	۰/۷۴	۰/۰۸۹	۰/۸۰	۰/۰۹۷
	۴	۶-۶-۱	۰/۷۸	۰/۰۹۹	۰/۷۷	۰/۰۷۶	۰/۷۳	۰/۱۰۴
سه دوره زمانی پیشین	۵	۴-۴-۱	۰/۷۵	۰/۰۳۲	۰/۷۹	۰/۰۹۶	۰/۷۷	۰/۰۸۶
	۶	۹-۹-۱	۰/۷۹	۰/۰۸۹	۰/۷۹	۰/۰۸۹	۰/۷۰	۰/۱۲
	۷	۶-۶-۱	۰/۷۷	۰/۰۹۸	۰/۷۴	۰/۰۹۰	۰/۸۱	۰/۲۷۴

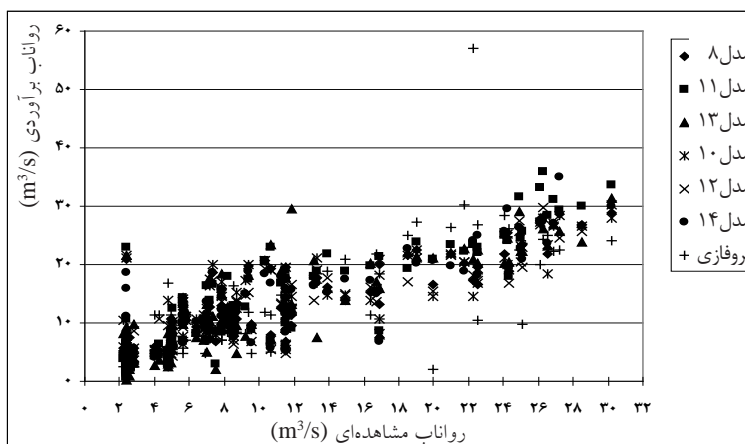
(۱۶/۳۸ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه که با توجه به نتایج حاصله مشخص می‌گردد که مدل‌های ۳ و ۴ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند.

با توجه به جدول (۶) شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش با ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۶۶ و ضریب تعیین ۰/۷۷ نسبت به نروفازی با ریشه میانگین مربعات خطا ۱/۸۸۹ و ضریب تعیین ۰/۶۸ عملکرد بهتری داشته است. در این ایستگاه مدل‌های با ارتفاع آب معادل برف عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های بدون ارتفاع آب معادل برف داشته‌اند و افزایش تعداد ورودی‌های از یک دوره زمانی پیشین به سه دوره زمانی پیشین باعث عملکرد نامناسب‌تر مدل‌ها شده است.

با توجه به شکل (۴) مدل‌های ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ اولین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۳۰/۲۰ مترمکعب بر ثانیه) را به ترتیب به میزان ۲۸/۹۷ (۴/۰۷ درصد کمتر)، ۳۳/۶۳ (۱۱/۳۶ درصد بیشتر)، ۳۱/۳۵ (۳/۸۱ درصد بیشتر)، ۲۷/۹۲ (۷/۵۵ درصد کمتر)، ۳۰/۲۴ (۰/۱۳ درصد بیشتر)، ۳۰/۰۸ (۰/۴۰ درصد کمتر) و ۲۴/۱۶ (۲۰ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه برآورد کرده است که با توجه به این نتیجه مدل‌های ۵ و ۶ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند. در ضمن دومین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۲۸/۵۰

با ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۱۳۳ و ضریب تعیین ۰/۷۱ نسبت به نروفازی با ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۸۴ و ضریب تعیین ۰/۵۲ عملکرد بهتری داشته است. در این ایستگاه مدل‌های بدون ارتفاع آب معادل برف عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های با ارتفاع آب معادل برف داشته‌اند و افزایش تعداد ورودی‌های از یک دوره زمانی پیشین به سه دوره زمانی پیشین باعث عملکرد مناسب‌تر مدل‌ها شده است.

با توجه به شکل (۳) مدل‌های ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ اولین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۵۷/۳ مترمکعب بر ثانیه) را به ترتیب به میزان ۴۷/۳۵ (۱۷/۳۶ درصد کمتر)، ۵۲/۱۶ (۸/۹۷ درصد کمتر)، ۴۸/۵۵ (۱۵/۲۷ درصد کمتر)، ۴۸/۱۱ (۱۶/۰۴ درصد کمتر) و ۵۱/۸۸ (۹/۴۶ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه برآورد کرده است که با توجه به این نتیجه نروفازی و مدل ۷ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند. در ضمن دومین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۵۵/۵ مترمکعب بر ثانیه) را مدل‌های ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ به ترتیب به میزان ۲۹/۸۱ (۴۶/۲۹ درصد کمتر)، ۳۴/۹۳ (۳۷/۰۶ درصد کمتر)، ۶۰/۰۵ (۸/۲۰ درصد بیشتر)، ۵۷/۶۴ (۳/۱۷ درصد بیشتر)، ۲۹/۶۵ (۴۶/۵۸ درصد کمتر)، ۴۵/۴۰ (۱۸/۲۰ درصد کمتر) و ۴۶/۴۱



شکل ۴- نمودار پراکنش رواناب مشاهده‌ای و برآوردی توسط مدل‌های مختلف در مرحله آزمایش در ایستگاه آب‌سنجی جوستان (شماره مدل‌ها بر اساس جدول ۶ می‌باشد)

جدول ۶- عملکرد مدل‌های ورودی برای پیش‌بینی رواناب حاصل از ذوب برف در ایستگاه آب‌سنجی جوستان

آزمایش		صحت‌سنجی		آموزش		معماری شبکه	شماره مدل	ورودی	
R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE				
۰/۷۷	۰/۰۶۶	۰/۸۷	۰/۰۵۵	۰/۸۲	۰/۰۶۸	۳-۳-۱	۸	با ارتفاع آب معادل برف	یک دوره زمانی پیشین
۰/۶۸	۱/۸۸۹	۰/۶۹	۰/۵۸۵	۰/۷۱	۰/۰۶۶	نروفازی	۹	بدون ارتفاع آب معادل برف	
۰/۸۰	۰/۰۸۲	۰/۷۹	۰/۰۸۴	۰/۶۹	۰/۱۰۵	۲-۴-۱	۱۰	با ارتفاع آب معادل برف	دو دوره زمانی پیشین
۰/۸۰	۰/۰۷۹	۰/۷۹	۰/۰۳۲	۰/۷۴	۰/۰۹۶	۶-۱۲-۱	۱۱	بدون ارتفاع آب معادل برف	
۰/۷۷	۰/۰۸۴	۰/۷۷	۰/۰۹۹	۰/۷۱	۰/۰۳۲	۴-۴-۱	۱۲	با ارتفاع آب معادل برف	سه دوره زمانی پیشین
۰/۷۱	۰/۰۹۲	۰/۷۷	۰/۰۸۷	۰/۷۴	۰/۰۳۲	۹-۱۸-۱	۱۳	بدون ارتفاع آب معادل برف	
۰/۷۸	۰/۰۸۱	۰/۷۶	۰/۰۸۸	۰/۷۳	۰/۰۳۳	۶-۶-۱	۱۴	با ارتفاع آب معادل برف	

آزمایش		صحت‌سنجی		آموزش		معماری شبکه	شماره مدل	ورودی	
R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE			مدل	شماره
۰/۷۶	۰/۰۷۹	۰/۷۹	۰/۰۹۶	۰/۷۵	۰/۰۹۷	۳-۳-۱	۱۵	با ارتفاع آب معادل برف	یک دوره زمانی پیشین
۰/۴۲	۱/۲۷	۰/۶۴	۰/۴۰۴	۰/۶۸	۰/۰۵۲	نروفازی	۱۶		
۰/۸۰	۰/۰۹۲	۰/۶۷	۰/۰۹۳	۰/۷۶	۰/۰۹۹	۲-۸-۱	۱۷	بدون ارتفاع آب معادل برف	دو دوره زمانی پیشین
۰/۷۸	۰/۰۸۲	۰/۸۲	۰/۱۰۴	۰/۷۵	۰/۰۹۳	۶-۶-۱	۱۸	با ارتفاع آب معادل برف	
۰/۷۵	۰/۰۹۳	۰/۷۳	۰/۰۸۷	۰/۷۷	۰/۰۹۸	۴-۴-۱	۱۹	بدون ارتفاع آب معادل برف	سه دوره زمانی پیشین
۰/۷۵	۰/۰۹۷	۰/۷۶	۰/۰۹۹	۰/۸۱	۰/۰۸۵	۹-۲۷-۱	۲۰	با ارتفاع آب معادل برف	
۰/۷۳	۰/۰۹۴	۰/۸۲	۰/۰۹۴	۰/۷۴	۰/۰۹۶	۶-۱۲-۱	۲۱	بدون ارتفاع آب معادل برف	

جدول ۸- عملکرد مدل‌های ورودی برای پیش‌بینی رواناب حاصل از ذوب برف در ایستگاه آب‌سنجی عزیزان جویستان

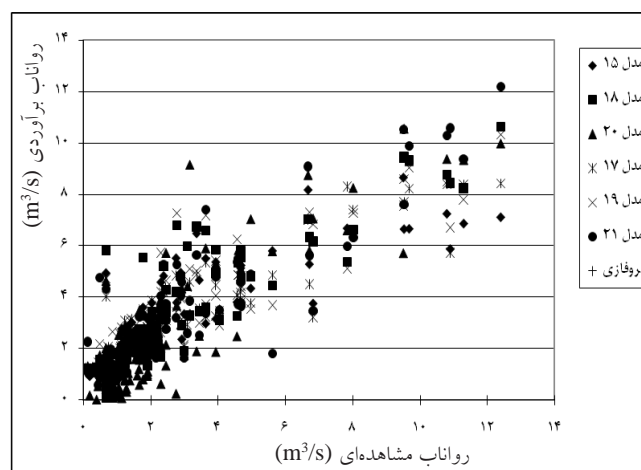
آزمایش		صحت‌سنجی		آموزش		معماری شبکه	شماره مدل	ورودی	
R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE			مدل	شماره
۰/۷۷	۰/۰۶۶	۰/۸۷	۰/۰۵۵	۰/۸۲	۰/۰۶۸	۳-۳-۱	۲۲	با ارتفاع آب معادل برف	یک دوره زمانی پیشین
۰/۵۹	۲/۹۸	۰/۶۱	۰/۱۸۴	۰/۶۸	۰/۰۵۲	نروفازی	۲۳		
۰/۷۵	۰/۰۸۰	۰/۷۴	۰/۰۷۴	۰/۷۶	۰/۰۷۴	۲-۲-۱	۲۴	بدون ارتفاع آب معادل برف	دو دوره زمانی پیشین
۰/۷۴	۰/۰۷۴	۰/۷۱	۰/۰۷۶	۰/۸۵	۰/۰۶۲	۶-۱۲-۱	۲۵	با ارتفاع آب معادل برف	
۰/۸۰	۰/۰۶۵	۰/۷۵	۰/۰۸۲	۰/۷۵	۰/۰۷۵	۴-۴-۱	۲۶	بدون ارتفاع آب معادل برف	سه دوره زمانی پیشین
۰/۶۸	۰/۰۷۱	۰/۸۱	۰/۰۷۳	۰/۸۵	۰/۰۶۴	۹-۱۸-۱	۲۷	با ارتفاع آب معادل برف	
۰/۸۵	۰/۰۶۱	۰/۷۰	۰/۱۰۱	۰/۷۸	۰/۰۶۶	۶-۶-۱	۲۸	بدون ارتفاع آب معادل برف	

می‌گردد که نروفازی و مدل ۱ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند.

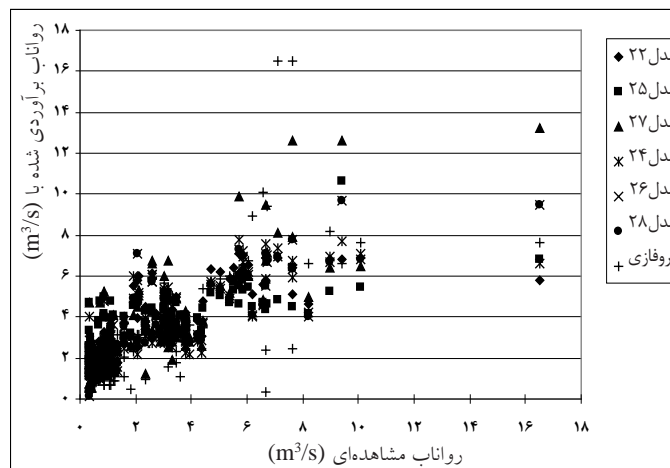
با توجه به جدول (۷) شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش با ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۷۹ و ضریب تعیین ۰/۴۲ نسبت به نروفازی با ریشه میانگین مربعات خطا ۱/۲۷ و ضریب تعیین ۰/۴۲ عملکرد بهتری داشته است. در این ایستگاه مدل‌های با ارتفاع آب معادل برف عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های بدون ارتفاع آب معادل برف داشته‌اند و افزایش تعداد ورودی‌های از یک دوره زمانی پیشین به سه دوره زمانی پیشین باعث عملکرد نامناسب‌تر مدل‌ها شده است.

با توجه به شکل (۵) مدل‌های ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ اولین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۱۲/۴۰ مترمکعب بر ثانیه) را به ترتیب به میزان ۷/۱۰ (۴۲/۷۴ درصد کمتر)، ۵/۵۶ (۵۵/۱۶ درصد کمتر)، ۸/۴۴ (۱۰/۶۱ درصد کمتر)، ۱۴/۴۵ (۱۹/۴۳ درصد کمتر)، ۹/۹۹ (۳۱/۹۴ درصد کمتر)، ۱۰/۳۲ (۱۶/۷۷ درصد کمتر) و ۱۲/۱۷ (۱/۸۵ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه برآورد کرده است که با توجه به این نتیجه مدل‌های ۷ و ۳ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند. در ضمن دومین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۱۱/۳۰ مترمکعب بر ثانیه) را مدل‌های ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ به ترتیب به میزان ۶/۸۵ (۳۹/۳۸ درصد کمتر)، ۶/۶۹ (۴۰/۸۰ درصد کمتر)، ۸/۲۳ (۲۷/۱۷ درصد کمتر)، ۹/۳۴ (۱۷/۳۵ درصد کمتر)، ۸/۴۰ (۲۵/۶۶ درصد کمتر)، ۷/۸۰ (۳۰/۹۷ درصد کمتر) و ۹/۳۶

مترمکعب بر ثانیه) را مدل‌های ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ به ترتیب به میزان ۲۶/۸۰ (۵/۹۶ درصد کمتر)، ۳۰/۰۶ (۵/۴۷ درصد بیشتر)، ۲۳/۹۸ (۱۵/۸۶ درصد کمتر)، ۲۶/۴۹ (۷/۰۵ درصد کمتر)، ۲۵/۶۸ (۹/۸۹ درصد کمتر)، ۲۶/۶۰ (۶/۶۷ درصد کمتر) و ۲۶/۴۶ (۷/۱۶ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه که با توجه به نتایج حاصله مشخص



شکل ۵- نمودار پراکنش رواناب مشاهده‌ای و برآوردی توسط مدل‌های مختلف در مرحله آزمایش در ایستگاه آب‌سنجی مهران جویستان (شماره مدل‌ها بر اساس جدول ۷ می‌باشد)



شکل ۶- نمودار پراکنش رواناب مشاهده‌ای و برآوردی توسط مدل‌های مختلف در مرحله آزمایش در ایستگاه آب‌سنجی جویستان (شماره مدل‌ها بر اساس جدول ۸ می‌باشد)

صورت استفاده از ارتفاع آب معادل برف در اکثر موارد عملکرد شبکه بهبود یافته و میزان خطا کاهش می‌یابد. از طرف دیگر شبکه با داده‌های ورودی مربوط به سه دوره زمانی پیشین دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه با داده‌های ورودی مربوط به دو دوره زمانی پیشین و آن نیز دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه با داده‌های ورودی مربوط به یک دوره زمانی پیشین هستند.

بحث و نتیجه گیری

در این پژوهش هدف انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی به منظور شبیه‌سازی رواناب حاصل از ذوب برف بود. نتایج این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی دارای کارایی بالایی در شبیه‌سازی رواناب حاصل از ذوب برف بوده به طوری که تنها با استفاده از بارندگی و درجه حرارت می‌توان آن را شبیه‌سازی نمود ولی دخالت دادن ارتفاع آب معادل برف باعث افزایش کارایی شبیه‌سازی شده و میزان خطا کاهش خواهد یافت. از طرف دیگر افزایش تعداد نرونها در لایه ورودی باعث کاهش عملکرد شبکه عصبی مصنوعی می‌شود. بهترین ساختار شبکه در ایستگاه آب‌سنجی گلینک ساختاری با سه نرون در لایه ورودی، نه نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی (۱-۹-۳) و در ایستگاه‌های جویستان، مهران جویستان و علیزان جویستان سه نرون در لایه ورودی، سه نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی (۱-۳-۳) است. در مقایسه بین شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی، در هر چهار ایستگاه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی بالاتری نسبت به نروفازی بودند.

نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش‌های لورایی و سچی [۳۱]، شمسدین [۳۷]، توکار و جوهانسون [۳۹]، کانون و وایتفیلد [۱۹]، کاستلانومندز و همکاران [۲۰]، براتی و همکاران [۱۸]، احم‌نور [۱۴]، راگوانشی و همکاران [۳۲]، حسینی [۴]، میثاقی و محمدی [۹]،

(۱۷/۱۷ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه که با توجه به نتایج حاصله مشخص می‌گردد که مدل‌های ۷ و ۴ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند.

با توجه به جدول (۸) شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش با ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۶۶ و ضریب تعیین ۰/۷۷ نسبت به نروفازی با ریشه میانگین مربعات خطا ۲/۹۸ و ضریب تعیین ۰/۵۹ عملکرد بهتری داشته است. در این ایستگاه مدل‌های بدون ارتفاع آب معادل برف به جزء در یک دوره زمانی پیشین عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های با ارتفاع آب معادل برف داشته‌اند و افزایش تعداد ورودی‌های از یک دوره زمانی پیشین به سه دوره زمانی پیشین باعث عملکرد مناسب‌تر مدل‌ها شده است.

با توجه به شکل (۶) مدل ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ اولین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۱۶/۵۰ مترمکعب بر ثانیه) را به ترتیب به میزان ۵/۷۶ (۶۵/۰۹ درصد کمتر)، ۶/۸۲ (۵۸/۶۷ درصد کمتر)، ۱۳/۲۲ (۱۹/۸۸ درصد کمتر)، ۶/۶۱ (۵۹/۹۴ درصد کمتر)، ۹/۴۸ (۴۲/۵۵ درصد کمتر)، ۹/۴۸ (۴۲/۵۵ درصد کمتر) و ۷/۶۲ (۵۳/۸۲ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه برآورد کرده است که با توجه به این نتیجه مدل‌های ۳، ۵ و ۶ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند. در ضمن دومین حداکثر رواناب مشاهده‌ای (۱۰/۱۰ مترمکعب بر ثانیه) را مدل ۱، نروفازی، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ به ترتیب به میزان ۶/۸۹ (۳۱/۷۸ درصد کمتر)، ۵/۴۶ (۴۵/۹۴ درصد کمتر)، ۶/۵۱ (۳۵/۵۴ درصد بیشتر)، ۷/۱۰ (۲۹/۷۰ درصد بیشتر)، ۶/۸۰ (۳۲/۶۷ درصد کمتر)، ۶/۸۰ (۳۲/۶۷ درصد کمتر) و ۷/۶۲ (۲۴/۴۶ درصد کمتر) مترمکعب بر ثانیه که با توجه به نتایج حاصله مشخص می‌گردد که مدل‌های ۷ و ۴ نسبت به بقیه مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده‌اند. با بررسی جداول فوق مشخص می‌گردد که مدل‌های با ساختار شبکه عصبی مصنوعی در همه موارد دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های نروفازی بوده و دارای ریشه میانگین مربعات خطای (RMSE) کمتری در مرحله آزمایش می‌باشند. همچنین در

۱۰. نظرزاد، ح. و قربانی، م. ۱۳۸۴. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی حداکثر رودخانه، CD مجموعه مقالات پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشکده مهندسی دانشگاه باهنر کرمان، ۲۲۳۰-۲۲۲۳ ص.

۱۱. نوری، م.، رهنما، م.ب. و پیره، ع. ۱۳۸۴. مقایسه مدل جدید ANN و NWN در فرآیند شبیه سازی جریان رودخانه غازان چای، CD مجموعه مقالات پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشکده مهندسی دانشگاه باهنر کرمان.

۱۲. یزدانی، م. و چاوشی، س. ۱۳۸۴. پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی. پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشکده مهندسی شهید باهنر کرمان.

13- with Global Model: Artificial Neural Network, Journal of Hydrology, 323: 92-105.

14- Junsawang, P., Asavanant, J. and Lursinsap, C. 2007, Artificial Neural Network Model for Rainfall-Runoff Relationship, Proceeding of the 2nd Asian Simulation and Modelling (ASSIMOD2007), 9-11 January, Chaing Mai, Thailand, 267-274.

15- Hall, D. K., Riggs, G. A., Salomonson, V. V., 2001. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for the MODIS Snow and Sea Ice Mapping Algorithms, Available at: http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod10.pdf.

16- Gao, Y., Joo Er, M., 2005. NARMAX Time Series Model Prediction: Feed Forward and Recurrent Fuzzy Neural Network Approaches, Fuzzy Sets and Systems, 150:331-350.

17- Klein, A. G., Hall, D. K., and Seidel, G. A., 1998a. Algorithm Intercomparison for Accuracy Assessment of the MODIS Snow-mapping Algorithm. 55th Annual Eastern Snow Conference. New Hampshire, June 2 – 3' Jackson.

18- Klein, A. G., Hall, D. K. and Riggs, G. A. 1998b. Improving Snow Cover Mapping in Forests through the use of a Canopy Reflectance Model. Hydrological Processes, 12:1723– 1744.

19- Lorrai, M. and Sechi, H.M. 1995. Neural Networks for Modeling Rainfall-Runoff Transformations, Water Resources Management, 9: 299-313.

20- Nilsson, P., Uvo, C.B., and Bentsen, R. 2005. Monthly Runoff Simulation: Comparing and Combining

رادمان و همکاران [۵]، رضایی [۶] و یزدانی و چاوشی [۱۲] در رابطه با کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی همخوانی دارد. پیشنهاد می‌شود این پژوهش به خاطر لحاظ نمودن شرایط مختلف منطقه‌ای و جغرافیایی در مناطق دیگری تکرار و نتایج مورد آزمون قرار گیرد و از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی متفاوت در پژوهش حاضر استفاده شود.

منابع

۱. ابراهیمی، ل. و بارانی، غ. ۱۳۸۴. معرفی مدل تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی خشکسالی حوزه‌های آبخیز سدها، مجموعه مقالات دومین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه کرمان، ص ۲۳۵۹-۲۳۵۴.

۲. ابراهیمی، ل. و بارانی، غ. ۱۳۸۴. تجزیه و تحلیل موجکی دبی‌های ورودی به مخزن سد و نیار تبریز، مجموعه مقالات دومین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه کرمان، ص ۲۳۴۲-۲۳۳۵.

۳. حسامی رستمی، ر.، افشار، ع. و موسوی، س.ج. ۱۳۸۳. مدل پیش‌بینی سیلاب با استفاده از نظام استنباط فازی-عصبی تطبیقی و مقایسه آن با روش معادله همبستگی همراه با حل مثال موردی حوزه آبخیز کرخه، CD مجموعه مقالات اولین کنفرانس سالانه منابع آب ایران، انجمن علوم و مهندسی منابع آب ایران، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

۴. حسینی، ه. ۱۳۷۸. مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین آبنمود سیلاب، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی عمران دانشگاه علم و صنعت ایران، ۱۰۳ ص.

۵. رادمان، ر.، علی محمدی، س. و جباری، ا. ۱۳۸۳. مقایسه مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان رودخانه، CD مجموعه مقالات اولین کنفرانس سالانه منابع آب ایران، انجمن علوم و مهندسی منابع آب ایران، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

۶. رضایی، ع. ۱۳۸۴. مدل سازی دبی اوج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، CD مجموعه مقالات دومین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه شهید باهنر کرمان، ص ۲۳۵۳-۲۳۴۳.

۷. کارآموز، م.، عراقی، ش. و رضوی، س. س. ۱۳۸۳. مدل‌سازی هیدرواقليمی پیش‌بینی جریان ورودی به مخزن: کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، CD مجموعه مقالات اولین کنفرانس سالانه منابع آب ایران، انجمن علوم و مهندسی منابع آب ایران، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

۸. گروه مهندسی آبیاری و آبادانی دانشکده کشاورزی دانشگاه تهران. ۱۳۷۲. مطالعات آبخیزداری حوزه آبخیز طالقان، سازمان آب منطقه‌ای استان تهران.

۹. میتاقي، ف. و محمدی، ک. ۱۳۸۱. شبیه‌سازی بارش- رواناب و روندیابی رودخانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجموعه

Archive of SID
25- Shamseldin, A. Y. 1997. Application of a Neural Network Technique to Rainfall-Runoff Modeling, Journal of Hydrology, 199: 272-294.

26- Toker, A. S. and Markus, M. 2000. Precipitation-Runoff Modeling using Artificial Neural Network and Conceptual Models, Journal of Hydrologic Engineering, 5(2):156-161.

27- Tokar, A. S. and Johnson, P. A. 1999. Rainfall-Runoff Modeling using Artificial Neural Networks, Journal of Hydrologic Engineering, 4(3):232-239.

28- Wang, W., Van Gelder, P.H.A.J.M., Vrijling, J. K., Ma, J. 2006. Forecasting Daily Stream Flow using Hybrid ANN Models, Journal of Hydrology, 324(1-4):383-399.

29- Xiong, L., O'Connor, K. M. and Goswami, M. 1999. Application of the Artificial Neural Network (ANN) in Flood Forecasting on a Karstic Catchment,

Conceptual and Neural Network Models, Journal of Hydrology, 321(1-4):344-363.

21- Raghuwanshi, N. S., Singh, R. and Reddy, L. S. 2006. Runoff and Sediment Yield Modeling using Artificial Neural Networks: Upper Siwane River, India, Journal of Hydrologic Engineering, 11(1):71-79.

22- Rajurkar, M.P., Kothiyari, U.C. and Chaube, U.C. 2004. Modeling of the Daily Rainfall-Runoff Relationship with Artificial Neural Network. Journal of Hydrology, 285(2004):96-113.

23- Sajjad Khan, M. and Coulibaly, P. 2006. Bayesian Neural Network for Rainfall-Runoff Modeling, Water Resources Research, 42(W07409).

24- Sajikumar, N. and Thandaveswara, B.S. 1999. A Non-Linear Rainfall-Runoff Model using an Artificial Neural Network. Journal of Hydrology, 216(1999):32-55.