

پیش‌بینی جابجایی‌های روزانه بدنه یک سد قوسی با استفاده از پرسپترون‌های چندلایه (مطالعه موردی سد کارون ۳)

حامد محبوب^{۱*}، آرمان روشن روان^۲، رضا تاری نژاد^۳

۱- کارشناس ارشد سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه تبریز

۲- دانشجوی دکتری سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه ارومیه

۳- دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

*h.mahjoob@hotmail.com

ارسال: بهمن ماه ۹۵ پذیرش: اسفند ماه ۹۵

خلاصه

با توسعه‌ی ابزارهای رفتارسنجی در سدها، این امکان برای مهندسين سد فراهم شده تا به صورت روزانه از نحوه‌ی رفتار بدنه‌ی سدها آگاهی لازم را بدست آورند. ممکن است برای مدت کوتاهی خروجی تعدادی از ابزارهای رفتار سنجی یک سد در دسترس نباشد. در چنین شرایطی مهندسين بهره‌بردار نیاز به استفاده از روش‌هایی دارند تا با صرف کمترین هزینه و وقت، بتوانند کماکان از نحوه‌ی رفتار بدنه‌ی سد، آگاهی لازم را داشته باشند. هدف از انجام این تحقیق آن است که با توسعه یک برنامه مبتنی بر تاریخچه رفتار سد در شرایط عادی، این امکان را فراهم سازد تا با دقت مناسب، سادگی و سرعت بالا، بتوان تغییر شکل های بدنه سد را در یک بازه زمانی مشخص پیش‌بینی نمود. در تحقیق حاضر با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی به نام پرسپترون چندلایه، جابجایی‌های شعاعی و مماسی بدنه‌ی یک سد بتنی دو قوسی، به مدت ۲ ماه به صورت روزانه پیش‌بینی و با داده‌های ثبت شده توسط ابزار دقیق نصب شده روی سد مقایسه شده‌اند. برای در نظر گرفتن اثرات دما، از یک رویکرد مناسب‌تری نسبت به روش‌های موجود استفاده شده است. همچنین اثر نوسانات دمای بتن بدنه‌ی سد بر میزان جابجایی‌ها، مورد بررسی قرار گرفته است. جهت مطالعه‌ی موردی و صحت‌سنجی نتایج، از سد بتنی کارون ۳ استفاده شده است. طراحی و آموزش پرسپترون و صحت‌سنجی خروجی‌های مدل در محیط نرم افزار MATLAB انجام شده است. خروجی‌های بدست آمده نشان می‌دهند که روش پیشنهادی با دقت مناسب و سرعت بالا جابجایی‌های شعاعی و مماسی بدنه‌ی یک سد دو قوسی را مدل‌سازی و پیش‌بینی می‌نماید.

کلمات کلیدی: جابجایی‌های سد قوسی، پرسپترون چند لایه، اثرات دما، سد کارون ۳.

۱. مقدمه

سدهای بتنی بلند به دلیل حساسیت و اهمیت زیاد، نیازمند برنامه‌ریزی‌هایی هستند که تضمین‌کننده‌ی پایداری و سلامت آن‌ها باشد. سنجش پارامترهای رفتاری بدنه‌ی سد از روی ابزار دقیق نصب شده، مهم‌ترین بخش برنامه‌ی کنترل سلامت یک سد است [۱]. با توسعه‌ی ابزارهای رفتارسنجی^۱ در سازه‌ها، این امکان برای مهندسين بهره‌بردار سد فراهم شده تا به صورت لحظه به لحظه از نحوه‌ی رفتار سدها آگاهی لازم را بدست آورند. ممکن است برای مدت کوتاهی خروجی تعدادی از ابزارهای رفتار سنجی یک سد، در دسترس نباشد. در چنین شرایطی، مهندسين بهره‌بردار نیاز به استفاده از روش‌هایی دارند تا با صرف

¹ Instrumentation

کمترین هزینه و وقت، بتواند کماکان از نحوه رفتار بدنه‌ی سد، آگاهی لازم را داشته باشند. از سوی دیگر همواره نیاز است تا خروجی‌های ابزار دقیق یک سد بوسیله یک سیستم منطقی و قابل اطمینان مورد ارزیابی قرار گیرند تا به محض عملکرد غیرعادی، این ابزارها تعمیر و یا تعویض گردند. این سیستم قابل اطمینان می‌تواند یک برنامه مبتنی بر داده‌های پیشین رفتارنگاری سد باشد که حاوی اطلاعات مفیدی از تاریخچه رفتار سد در شرایط عادی است. هدف این تحقیق آن است که با توسعه یک برنامه مبتنی بر تاریخچه رفتار سد در شرایط عادی، این امکان را فراهم سازد تا با دقت مناسب، سادگی و سرعت بالا، بتوان تغییرشکل‌های بدنه سد را در یک بازه زمانی مشخص پیش‌بینی نمود.

به منظور مدل‌سازی رفتار بدنه‌ی سدهای بتنی، به طور کلی سه روش می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. اولین روش، استفاده از مدل‌هایی می‌باشد که مبتنی بر اصول مکانیکی هستند، ساخت این مدل‌ها اغلب دشوار بوده و نیازمند در نظر گرفتن پارامترهای گوناگون مکانیکی است [۲]. دومین روش، استفاده از مدل‌های آماری می‌باشد که با آنالیز مجموعه‌ی بزرگی از داده‌های موردنظر در پی ایجاد یک رابطه، بین متغیرهای پاسخ (وابسته) و متغیرهای محرک (مستقل) هستند. دسته‌ی سوم که جدیدترین روش برای حل انواع مسائل مهندسی می‌باشد، استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی است. از جمله‌ی این روش‌ها، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ در مدل‌سازی پدیده‌های فیزیکی است که در مقاله‌ی حاضر از آن استفاده شده است. تحقیقات انجام شده نشان داده‌اند که این روش‌ها در مجموع قابلیت‌های بیشتری نسبت به روش‌های آماری در مدل‌سازی مسائل پیچیده‌ی مهندسی دارند [۲ و ۳].

در تحقیق حاضر با استفاده از یک نوع شبکه‌ی عصبی مصنوعی به نام پرسپترون چندلایه^۲، جابجایی‌های روزانه‌ی بدنه سد بتنی کارون ۳ به مدت ۲ ماه پیش‌بینی شده است. تاریخچه رفتار این سد با در نظر گرفتن پارامترهایی که در ادامه معرفی می‌شوند به مدت دو سال بررسی شده است. جابجایی شعاعی^۳ بدنه سد، یکی از مهم‌ترین پارامترها در رفتار سنجی سدهای بتنی است که مقادیر روزانه‌ی آن توسط پاندول‌های نصب شده روی بدنه سد اندازه‌گیری می‌شود. علاوه بر جابجایی‌های شعاعی، حرکت‌های مماسی^۴ بدنه سد نیز می‌تواند مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرد. این پارامتر در اکثر تحقیقات پیشین مورد بررسی قرار نگرفته است. در این تحقیق فرض شده است که داده‌های مربوط به جابجایی‌های شعاعی تاج سد در طره‌ی مرکزی و جابجایی‌های مماسی بدنه در یکی از بلوک‌ها (بلوک شماره‌ی ۹ در تراز ۸۴۰ متری)، به مدت دو ماه در دسترس نباشد. در این شرایط با طراحی یک پرسپترون چندلایه که با داده‌های ابزار دقیق قبل و بعد از این دو ماه، طراحی و آموزش داده شده است، می‌توانیم خروجی‌های روزانه‌ی این پاندول‌ها را در این دو ماه در نقاط مشخص شده، با سرعت بسیار بالا و با دقت مناسب پیش‌بینی نماییم.

با توجه به اینکه تغییرشکل‌های استاتیکی بدنه‌ی سدهای قوسی در نتیجه‌ی عواملی مانند تغییرات تراز آب مخزن، تغییرات دمای هوا، دمای بتن و دمای آب و همچنین اثرات فاکتور زمان (مانند خزش بتن و...) ایجاد می‌شوند [۴]، لذا در این تحقیق از سه عامل مهم و تاثیر گذار یعنی نوسانات تراز آب مخزن، نوسانات دمای هوا و نوسانات دمای بتن بدنه‌ی سد استفاده شده است. از آنجاییکه طول بازه‌ی مورد بررسی (دو سال) در مقایسه با عمر یک سد بتنی چندان طولانی نیست، لذا از تغییرشکل‌های وابسته به زمان به دلیل ناچیز بودن صرف نظر شده است.

۲. پیشینه تحقیق

ماتا (۲۰۱۱) در تحقیق خود به تفسیر رفتار استاتیکی یک سد دوقوسی با استفاده از روش‌های آماری و هوشمند پرداخت. وی با مقایسه‌ی روش تحلیل رگرسیون چندگانه با روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به این نتیجه رسید که در مجموع شبکه‌های

¹ Artificial Neural Network

² Multi-Layer Perceptron

³ Radial displacement

⁴ Tangential displacement

عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رفتار سدهای بتنی کارایی بالاتری دارند. او بجای لحاظ کردن نوسانات واقعی دمای هوا از مجموع توابع پریودیک سینوسی و کسینوسی استفاده کرد که به نوعی همانند یک برازش روی نقاط مشاهداتی دما بودند. ماما در محاسبات خود اثرات دمای بتن بدنه‌ی سد را لحاظ نکرده بود [۲]. دمیرکایا و بالجیلار (۲۰۱۲) در تحقیق خود جابجایی-های شعاعی یک سد بتنی را با دو روش شبکه‌ی عصبی و آنالیز رگرسیون خطی پیش‌بینی کردند. آنها اگرچه تعداد نقاط زیادی را برای در نظر گرفتن اثرات دمای بتن بدنه‌ی سد، انتخاب کرده بودند، اما تمامی این نقاط تنها روی طره‌ی مرکزی انتخاب شده بودند، حال آنکه دما در سایر نقاط نیز بر روی تغییر شکل‌های تاج سد در طره‌ی مرکزی تاثیر می‌گذارد [۴]. تارینژاد و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از یک شبکه عصبی حافظه‌دار (NARX) جابجایی‌های لرزه‌ای یک سد قوسی را برای چند زلزله شدید و خفیف پیش‌بینی نمودند [۵]. سایر تحقیقات در این زمینه توسط محققینی مانند کیم و همکارانش (۲۰۰۸) [۶]، وانگ و همکارانش (۲۰۱۲) [۷] و کائو و همکارانش (۲۰۱۳) [۸] انجام شده است.

نکته‌ی مهم موجود در اکثر تحقیقات پیشین که بر روی سدهای بتنی صورت گرفته، این است که تغییرات دمای هوا و بتن را مستقل از مقادیر واقعی آنها و تنها وابسته به روزهای سال دانسته‌اند (استفاده از توابع پریودیک سینوسی و کسینوسی). در تحقیق حاضر این مساله با اتخاذ رویکرد مناسب‌تری (روش برازش روی مقادیر واقعی دما) لحاظ شده است که باعث بهبود دقت پیش‌بینی‌ها می‌شود. بررسی اثرات تغییرات دمای بتن بدنه، بر روی جابجایی‌ها نیز در تحقیقات پیشین مورد واکاوی جدی قرار نگرفته است، در این تحقیق چرایی در نظر گرفتن این پارامتر و اثرات آن بررسی شده است.

۳. سد کارون ۳

سد کارون ۳ که برای مطالعه موردی در این تحقیق انتخاب شده است یکی از سدهای بلند و مهم کشور ایران محسوب می‌شود. موقعیت سد در ۲۸ کیلومتری شرق شهرستان ایزد در استان خوزستان قرار دارد و بدنه آن از نوع بتنی دوقوسی نازک به ارتفاع ۲۰۵ متر می‌باشد. هدف از احداث سد و نیروگاه کارون ۳ تولید برق، کنترل سیلاب‌های رودخانه کارون و افزایش قدرت تنظیم آب برای مصارف شرب و کشاورزی بوده است. جرم مخصوص بتن بدنه سد 2400 kg/m^3 و مدول الاستیسیته آن ۲۴ GPa می‌باشد.



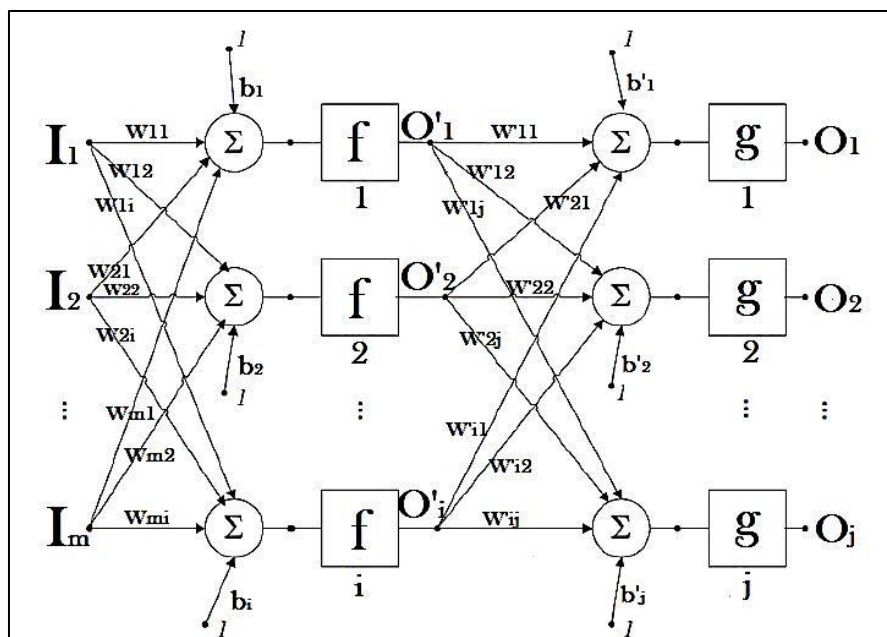
شکل ۱- سد بتنی دوقوسی کارون ۳

۴. پرسپترون چندلایه

شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله ابزارهای پرکاربرد در مدل‌سازی مسائل مهندسی می‌باشند. به دلیل آنکه شیوه‌ی پردازشی این شبکه‌ها به عملکرد مغز انسان شبیه بوده و می‌تواند تا اندازه‌ای عملکردی مشابه با شبکه‌های زیستی در یادگیری داشته باشد

و این یادگیری را تعمیم دهد، دامنه‌ی تحقیقات در این زمینه روز به روز گسترده‌تر می‌شود [۹]. این شبکه‌ها در واقع با کشف الگوی حاکم بر داده‌های موجود، به پیش‌بینی یک فرایند فیزیکی در یک شرایط کاملاً جدید می‌پردازند. همانگونه که در مغز انسان یادگیری توسط رصد کردن جفت‌های ورودی (محرك) و خروجی (پاسخ) انجام می‌شود، در شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز روند یادگیری با استفاده از همین جفت ورودی‌ها و خروجی‌ها انجام می‌شود، که به نوعی گویای یک رابطه بین عوامل محرك و پاسخ می‌باشد [۱۰]. در واقع شبکه‌های عصبی با تجربه کردن روی داده‌های آموزشی دارای قابلیت پیش‌بینی^۱ و تعمیم‌دهی^۲ برای شرایط جدید می‌شود.

یکی از کاربردی‌ترین نوع شبکه‌های عصبی، شبکه‌های پرسپترون چند لایه می‌باشد. در این نوع از شبکه‌ها هر نورون^۳ (گره) از هر لایه به تمامی نورون‌های لایه‌ی بعد از خود، با دارا بودن یک سری ضرایب وزن، متصل است. بردار ورودی شبکه با وارد شدن به هر نورون و فعال شدن به وسیله‌ی توابع محرك که در ادامه توضیح داده خواهند شد، مقادیر جدیدی به خود می‌گیرد که این روال تا رسیدن به لایه‌ی آخر ادامه دارد. خروجی لایه‌ی آخر که بردار خروجی شبکه نام دارد توسط یک الگوریتم آموزشی با خروجی‌های هدف (داده‌های واقعی) مقایسه می‌شود و سپس در صورت عدم تطابق با مقادیر بردار هدف، به سمت لایه‌ی اول بازخورد داده می‌شود. یک بار دیگر با اصلاح ضرایب وزن^۴ و متعادل کننده‌های بایاس^۵، بردار ورودی به سمت لایه‌ی آخر پیش می‌رود تا خروجی‌های اصلاح شده با ضرایب وزن و بایاس جدید بدست آیند، این روال تغذیه‌ی پیش رونده^۶ و عقب‌گرد خطا^۷ تا رسیدن به خروجی‌های مطلوب که کمترین فاصله را با بردار هدف دارند، ادامه می‌یابد. در نهایت ساختاری از شبکه که کمترین خطا را تولید میکند، برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مساله‌ی مورد بررسی استفاده می‌شود [۱۱]. شکل شماره ۲ یک پرسپترون چند لایه را در حالت کلی همراه با جزئیات کامل نمایش می‌دهد [۱۲].



شکل ۲ - پرسپترون چند لایه با جزئیات در حالت کلی [۱۲]

¹ Prediction

² Generalization

³ Neuron

⁴ Weights

⁵ Bias

⁶ Feed forward

⁷ Error backpropagation

همان گونه که دیده می شود در این شبکه ی عصبی، یک لایه ی ورودی، یک لایه ی پنهان و یک لایه ی خروجی وجود دارد. برای غالب مسائل مهندسی، شبکه های با یک لایه ی مخفی مناسب اند. طبق شکل، بردارهای ورودی با I_m نمایش داده می شوند و خروجی شبکه نیز با O_j نمایش داده شده است. توابع فعال ساز اساساً بر مبنای ماهیت و نحوه ی توزیع داده ها انتخاب می شوند، در تحقیق حاضر با توجه به پیوستگی و هموار بودن تابع مورد تقریب (تغییرات جابجایی سد)، تابع فعال ساز لایه ی پنهان یک تابع هموار سیگموئیدی از نوع تانژانت هایپربولیک انتخاب شده است [۱۳]:

$$f(n) = \text{tansig}(n) = \frac{2}{1+e^{-2n}} - 1 \quad (1)$$

معمولاً در مواردی که خروجی مساله یک تابع پیوسته است یا از شبکه برای کاربردهای تقریب توابع که موضوع بحث حاضر نیز می باشد، استفاده می شود، از تابع خطی (همانی) برای فعال ساز لایه ی خروجی استفاده می شود.

$$g(n) = n \quad (2)$$

خروجی های لایه ی پنهان به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$O'_1 = f(I_1 W_{11} + I_2 W_{21} + \dots + I_m W_{m1} + 1 \times b_1) \quad (3)$$

$$O'_i = f(I_1 W_{1i} + I_2 W_{2i} + \dots + I_m W_{mi} + 1 \times b_i) \quad \text{به همین ترتیب داریم:}$$

که m تعداد متغیرهای ورودی و i تعداد نورون های لایه ی مخفی است. برای خروجی های لایه آخر که خروجی های کلی شبکه می باشند داریم:

$$O_1 = g(O'_1 W'_{11} + O'_2 W'_{21} + \dots + O'_i W'_{i1} + 1 \times b'_1) \quad (4)$$

$$O_j = g(O'_1 W'_{1j} + O'_2 W'_{2j} + \dots + O'_i W'_{ij} + 1 \times b'_j) \quad \text{به همین ترتیب داریم:}$$

که j تعداد متغیرهای پاسخ یا خروجی است که برابر با تعداد نورون های لایه آخر است.

اگر داشته باشیم $O_1 = (o_1, o_2, o_3, \dots, o_k)$ که k تعداد کل نمونه ها در بردار خروجی O_1 می باشد و $T_1 = (t_1, t_2, t_3, \dots, t_k)$ که T_1 بردار هدف برای متغیر اول می باشد، آنگاه مقدار خطا برای هر نمونه داده برابر است با:

$$e_i = t_i - o_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, k \quad (5)$$

بر مبنای مقدار خطای بدست آمده، معیارهای کارایی شبکه شامل میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین به صورت زیر تعریف می شوند:

$$\text{MSE} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (e_i)^2 \quad (6)$$

$$R^2 = \text{DC} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k (o_i - t_i)^2}{\sum_{i=1}^k (o_i - o_i^{\text{ave}})^2} \quad (7)$$

برای آموزش^۱ شبکه های عصبی در این تحقیق از الگوریتم لونیگ-مارکوآد^۲ استفاده شده است. این الگوریتم یک روش استاندارد برای پیدا کردن مینیمم یک تابع غیرخطی چند متغیره، می باشد. این الگوریتم، متداول ترین روش کلاسیک برای مسائل تقریب توابع می باشد. با توجه به علائم بکار برده شده در قسمت قبل، وزن های کالیبره شده با استفاده از این الگوریتم به شکل معادله ی زیر محاسبه می شوند:

$$W_{i+1} = W_i - \frac{J_i^T e_i}{J_i^T J_i + \mu_i I} \quad (8)$$

در این رابطه I ماتریس شناسایی، μ فاکتور وفقی و J ژاکوبین ماتریس خطاهای ایجاد شده در انتهای شبکه است. همانند سایر روش های کمینه ی مربعات^۳، این روش نیز با تعدادی تکرار به مقدار مینیمم می رسد. شبکه پرسپترون مورد استفاده در این تحقیق در نرم افزار MATLAB پیاده سازی و آموزش داده شده است [۱۴].

¹ Training

² Levenberg-Marquardt

³ Least Squares

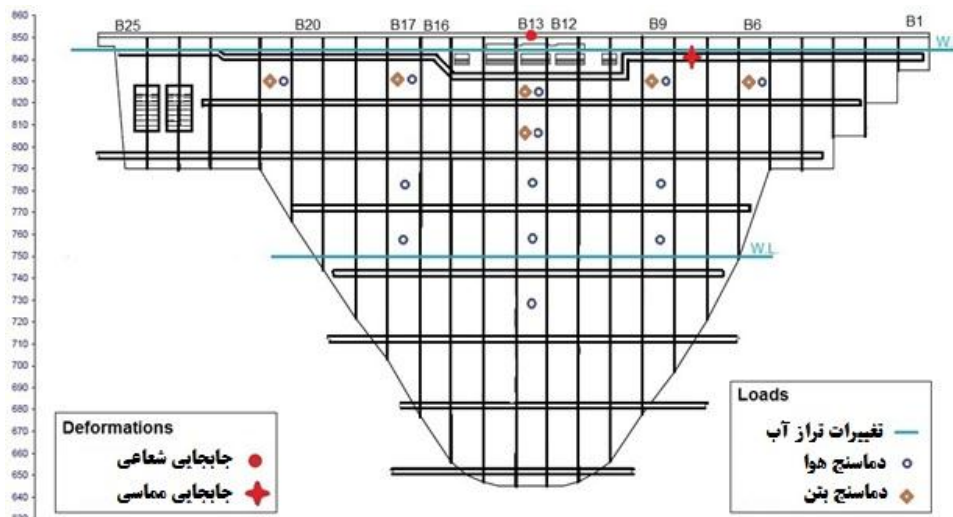
۵. تعیین نوروں های لایه ی ورودی (متغیرهای محرک)

وقتی قرار است تعدادی پارامتر به عنوان متغیر ورودی یک شبکه در نظر گرفته شوند، باید چرایی انتخاب آنها مشخص باشد و میزان ارتباطشان با متغیرهای خروجی مشخص شود. در تحقیق پیش رو، سه پارامتر ورودی یا سه نوروں ورودی تعریف شده است. تغییرات تراز آب مخزن و نوسانات دمای هوا در غالب تحقیقات موجود، به عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده اند. از طرفی دمای بتن بدنه سد نیز روی جابجایی های بدنه اثر گذار است. دمای بتن بدنه خود تابعی از دمای هواست، اما در یک روز هیچ رابطه ی معناداری بین این دو متغیر نمی توان یافت، چراکه به دلیل خاصیت انتقال حرارت بتن، زمان زیادی طول خواهد کشید تا دمای هوا اثر حرارتی خود را روی بتن بگذارد. دمای بتن با یک میزان تاخیر مشخصی با دمای هوا وابستگی پیدا می کند. در تحقیق حاضر، میزان ضریب همبستگی بین دمای هوا و دمای بتن در یک روز برابر 0.7 - بدست آمد که نشان دهنده ی عدم ارتباط این دو پارامتر است. در ادامه با ایجاد تاخیرهای متوالی هفتگی، میزان این همبستگی محاسبه شد، که نتیجتاً با ایجاد ۹۸ روز تاخیر، ضریب همبستگی بین این دو دما به بالاترین مقدار خود یعنی 0.96 رسید. این بدان معناست که دمای بتن با یک تاخیر ۹۸ روزه وابستگی بالایی به دمای هوا دارد، اما با در نظر گرفتن دما در یک روز می توان این دو پارامتر را مستقل فرض کرد و یک نوروں جداگانه برای دمای بتن به عنوان سومین ورودی مستقل در نظر گرفت. در قسمت بررسی خروجی ها اثر در نظر گرفتن این پارامتر به عنوان ورودی مستقل شبکه بیان خواهد شد.

۶. آماده سازی و پیش پردازش داده ها

مدل سازی تغییر شکل های بدنه ی سد کارون ۳ بوسیله ی سه پارامتر ورودی یا محرک و دو پارامتر خروجی یا پاسخ انجام شده است. بردارهای ورودی شامل تغییرات تراز آب مخزن، تغییرات متوسط دمای هوا و نیز تغییرات متوسط دمای صفحه ی میانی بدنه ی سد می باشند. بردارهای پاسخ نیز شامل جابجایی های شعاعی تاج سد در محل طره ی مرکزی و جابجایی های مماسی بدنه ی سد در بلوک ۹ در تراز ۸۴۰ متری می باشند (درایه های هر ۵ بردار از سال ۸۳ تا سال ۸۵ به صورت روزانه در دست می باشند).

شکل شماره ی ۳ موقعیت ثبت تغییر شکل های بدنه ی سد و نیز جانمایی ترمومترهای سنجش دمای هوا و بتن را نشان می دهد [۱۲]. تعداد ۱۳ ایستگاه برای سنجش دمای هوا انتخاب شده که با میانگین گیری روزانه از مقادیر ۱۳ ایستگاه یک مقدار متوسط برای دمای هوا بدست آمده که نماینده ی منطقی تری نسبت به انتخاب دمای هوای ثبت شده در تاج سد است. برای دمای بتن نیز تعداد ۶ ایستگاه که همگی آنها در فوقانی ترین قسمت تاج سد هستند انتخاب شده است، چرا که تغییرات دمای بدنه ی سد در ترازهای پایین تر از نقاط نشان داده شده در شکل، بسیار ناچیز است. دلیل این امر زیاد شدن ضخامت بدنه در ترازهای پایینی و نیز کمتر شدن تغییرات دمای آب مجاور بدنه در ترازهای پایینی است (دمای آب در ترازهای پایینی مخزن سد تقریباً مقدار ثابتی دارد و فاقد نوسان است). برای دمای بتن نیز میانگین گیری روزانه انجام شده و مقادیر متوسط در محاسبات وارد شده اند.



شکل ۳- موقعیت قرارگیری ابزارهای ثبت تغییر شکل‌ها، موقعیت قرارگیری ترمومترها و محدوده‌ی نوسانات تراز آب کارون ۳ [۱۲]

۷. مراحل حل مساله

در این تحقیق ۳ پرسپترون چندلایه با شرایط زیر طراحی و هر کدام جداگانه آموزش داده شده و در مرحله پیش‌بینی تست شده اند:

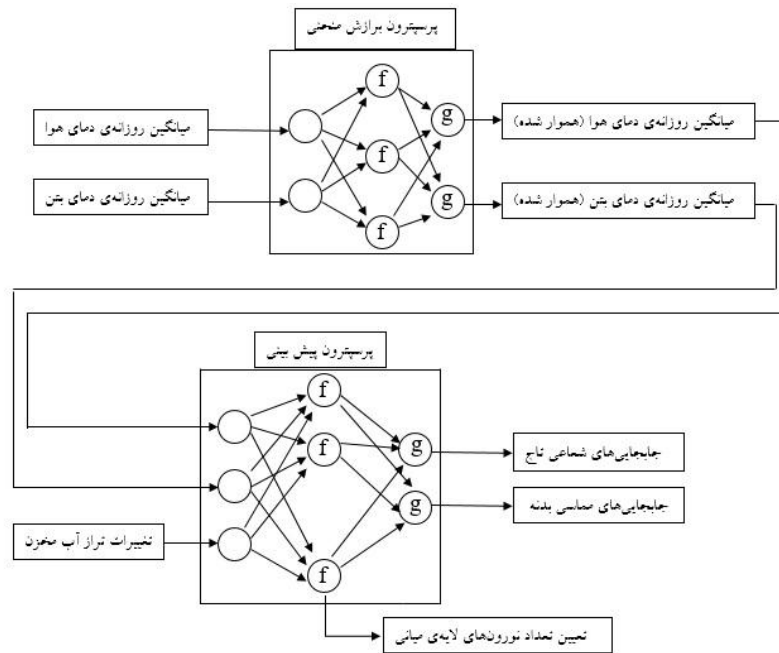
شبکه شماره ۱) استفاده از روش برازش روی مقادیر واقعی دما با لحاظ کردن اثرات دمای بتن (روش پیشنهادی این تحقیق)

شبکه شماره ۲) استفاده از روش برازش روی مقادیر واقعی دما بدون لحاظ کردن اثرات دمای بتن

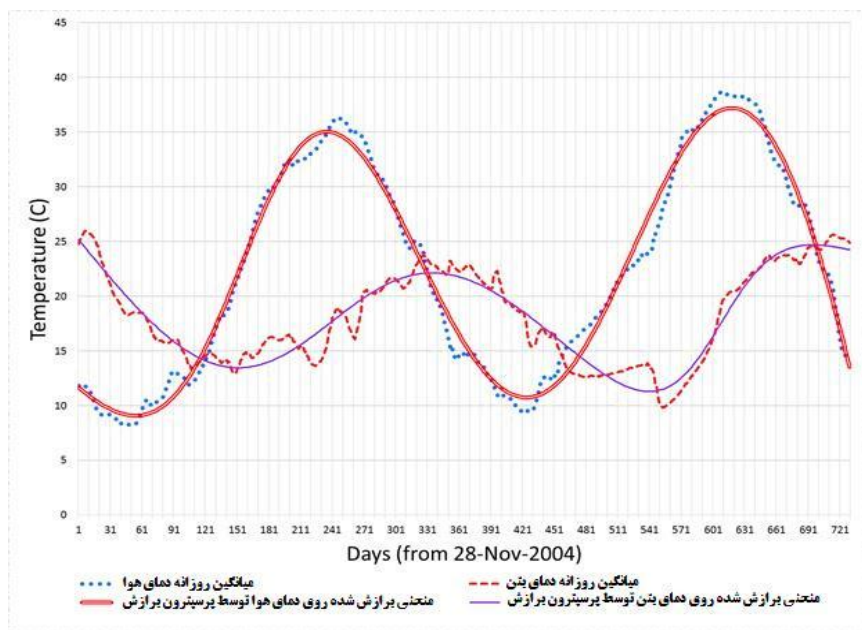
شبکه شماره ۳) استفاده از توابع سینوس و کسینوس (روش قدیمی) برای لحاظ کردن اثرات دما

در تحقیقات انجام شده‌ی پیشین به جای در نظر گرفتن تغییرات واقعی دما از توابع سینوسی و کسینوسی که تنها دارای فرم کلی نوسانات دمایی هستند استفاده شده است، در این تحقیق از روش برازش روی مقادیر واقعی دماها در مدل‌سازی استفاده شده است. با این کار مقدار افزایش و یا کاهش قابل ملاحظه‌ی دمای هوا در دو یا چند سال متوالی، در نظر گرفته می‌شود، درحالی‌که طبق روش به کار برده شده در سایر تحقیقات، ماکزیمم و مینیمم دماها، در سالهای متوالی مقادیر یکسانی دارند که اندکی دور از واقعیت است. این مساله به ویژه وقتی که در دوره‌ی مورد بررسی یک طوفان گرمایی اتفاق افتاده باشد بسیار تأثیر گذار می‌شود، چراکه طوفان‌های گرمایی، نقاط پیک منحنی دما را به میزان قابل توجهی بالا می‌برند و اگر این افزایش ناگهانی با یک روش مناسب لحاظ نشود پاسخ‌ها حتماً دارای مقداری خطا خواهند بود.

برای این کار ابتدا با استفاده از پرسپترون برازش (طبق شکل شماره ۴) بهترین منحنی بر روی نمودارهای دمای هوا و دمای بتن برازش داده شده است. سپس بردارهای دمایی برازش شده که نمودار همواری دارند (شکل شماره ۵) به همراه بردار تغییرات تراز آب مخزن به عنوان ورودی به پرسپترون پیش‌بینی (طبق شکل شماره ۴) وارد شده اند. بردارهای تغییرات جابجایی شعاعی تاج و تغییرات جابجایی مماسی بدنه نیز به عنوان بردارهای هدف در نظر گرفته شده‌اند. شکل شماره ۴ مراحل کلی حل مساله را نمایش می‌دهد.

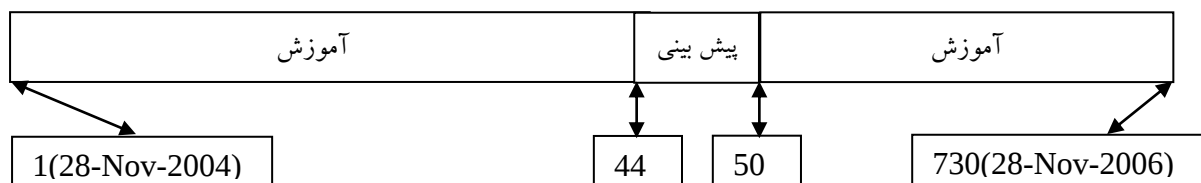


شکل ۴- مراحل کلی حل مساله با استفاده از پرسپترون های برازش و پیش‌بینی



شکل ۵- دماهای هموار شده هوا و بتن (خروجی پرسپترون برازش)

تعداد کل نمونه‌های مورد بررسی ۷۳۰ نمونه (هر روز یک نمونه از سال ۸۳ تا ۸۵) می‌باشد. در شکل شماره ۶ نحوه تقسیم بندی این نمونه‌ها به دو قسمت داده‌های آموزش و پیش‌بینی (تست) نمایش داده شده است.



شکل ۶- نحوه تقسیم بندی داده‌ها به دو قسمت آموزشی و تست (پیش‌بینی)

انتخاب از نمودار تغییرات جابجایی که قرار است توسط روش ارائه شده پیش‌بینی شود، از ناحیه‌ای صورت گرفته است که جابجایی‌های سد دارای نوسانات روزانه‌ی قابل ملاحظه‌ای باشند تا قابلیت روش ارائه شده برای پیش‌بینی تغییر شکل‌های روزانه‌ی با نوسانات بالا در بدنه‌ی سد، مشخص شود اگرچه روش ارائه شده کلی بوده و قادر است برای پیش‌بینی سایر نواحی نیز به کار برده شود.

۸. نتایج و بحث

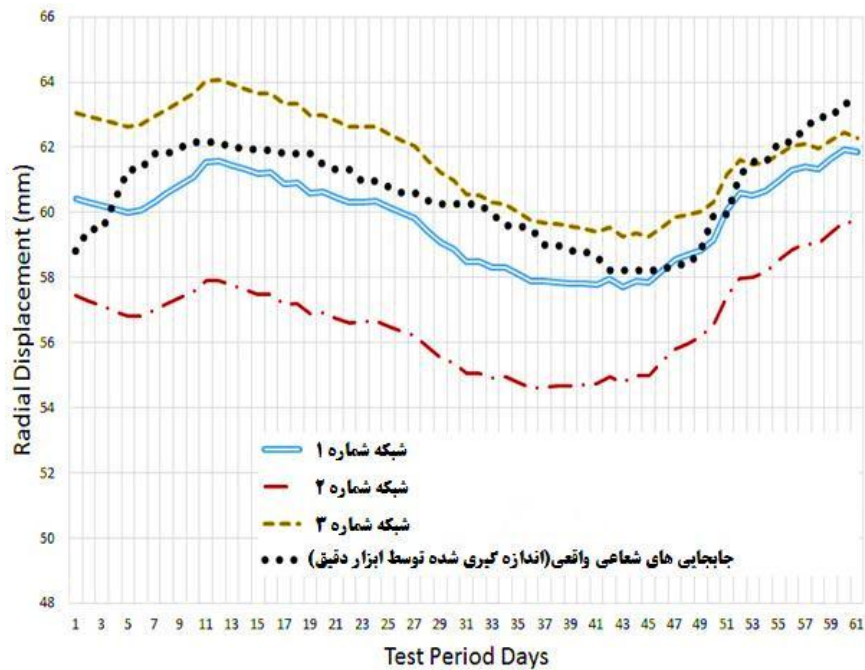
تعیین ساختار شبکه: جدول شماره ۱ اثر افزایش تعداد نورون در لایه‌ی میانی (در پرسپترون پیش‌بینی) را بر روی پارامترهای ارزیابی شبکه نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد نورون‌ها، مقدار خطای کل شبکه و ضریب تبیین برای کل شبکه بهبود می‌یابند. در نگاه اول چنین به نظر می‌رسد که با افزایش تعداد نورون‌های لایه‌ی میانی، کارایی شبکه بهبود یافته است، اما حقیقت آن است که با افزایش تعداد نورون‌ها تمرکز شبکه بر تقریب تابع در نواحی آموزشی بیش از حد می‌شود و اصطلاحاً شبکه دچار بیش‌آموزشی^۱ (حفظ کردن الگوها) می‌شود و باعث می‌شود که قابلیت پیش‌بینی خود را از دست دهد. با توجه به خروجی جدول ۱ می‌توان دریافت که بهترین ساختار شبکه برای پیش‌بینی جابجایی‌های بدنه‌ی سد کارون ۳، شبکه با یک نورون در لایه‌ی پنهان می‌باشد، که خطای آن در حد قابل قبول و پیش‌بینی آن دقیق‌تر است.

جدول ۱- نتایج مرحله تعیین ساختار پرسپترون پیش‌بینی

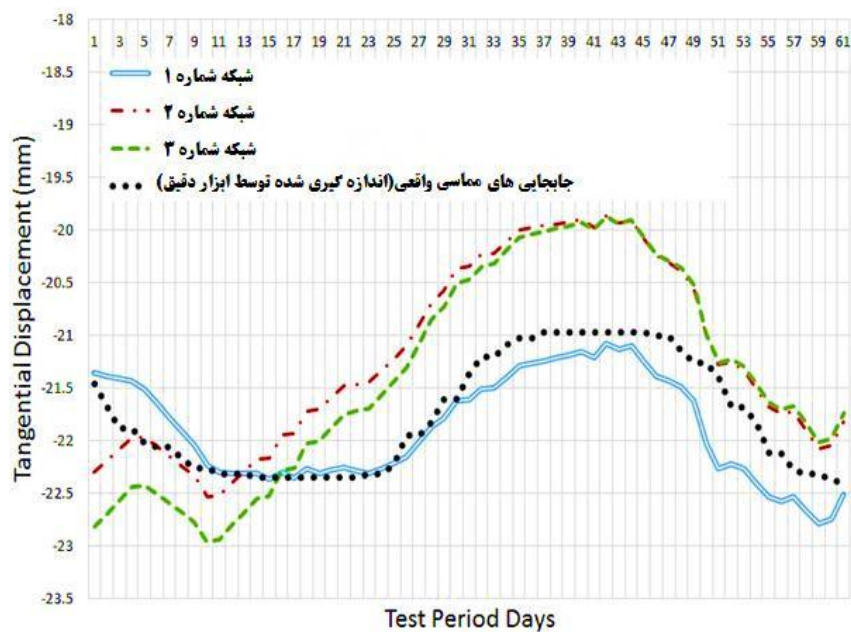
تعداد نورون در لایه میانی	۱	۲	۳	۴	۵
Total MSE	۵/۵۴	۴/۰۹	۲/۴۹	۱/۱۷	۰/۶۸
Total DC	۰/۹۸۲	۰/۹۸۸	۰/۹۹۲	۰/۹۹۶	۰/۹۹۶
Test DC	۰/۸۵	۰/۸۲	۰/۵۶	۰/۵۷	۰/۱۶

در شکل شماره ۷ خروجی شبکه‌های پرسپترون پیش‌بینی شماره ۱ و ۲ و ۳ در ناحیه تست (۲ ماه میانی) نشان داده شده و این خروجی‌ها با داده‌های اندازه‌گیری شده روی سد (داده‌های واقعی) مقایسه شده‌اند. شکل شماره ۸ نیز مربوط به جابجایی‌های مماسی بوده و خروجی‌های شبکه‌های پرسپترون پیش‌بینی شماره ۱ و ۲ و ۳ و مقایسه آنها با جابجایی‌های مماسی واقعی را نشان می‌دهد. با دقت در این دو نمودار و مقایسه پیش‌بینی شبکه‌ها با مقادیر واقعی، مشاهده می‌شود که شبکه شماره ۱ بهترین عملکرد را نسبت به دو شبکه دیگر داشته و مقادیر جابجایی‌های شعاعی و مماسی بدنه سد را با خطای کمتری تخمین زده است.

^۱ Overtraining



شکل ۷- خروجی شبکه های ۱ و ۲ و ۳ و مقایسه آنها با داده های واقعی (جابجایی شعاعی)



شکل ۸- خروجی شبکه های ۱ و ۲ و ۳ و مقایسه آنها با داده های واقعی (جابجایی مماسی)

جدول شماره ۲ نیز معیارهای سنجش کارایی و دقت پیش‌بینی را برای سه شبکه طراحی شده نشان می‌دهد. با مقایسه نتایج، مشاهده می‌شود که بهترین شبکه برای پیش‌بینی جابجایی‌های شعاعی و مماسی بدنه سد کارون ۳ شبکه شماره ۱ می‌باشد که در آن برای لحاظ نمودن اثرات دما از یک روش مناسب تر به نام برازش روی مقادیر واقعی استفاده شده و ضمناً اثرات تغییرات دمای بتن بدنه سد را نیز به صورت جداگانه در مدلسازی لحاظ کرده است.

جدول ۲- دقت پیش‌بینی جابجایی های شعاعی و مماسی در سه شبکه طراحی شده

جابجایی شعاعی		جابجایی مماسی		شرایط مدل سازی	شماره
Test MSE	Test DC	Test MSE	Test DC		شبکه
۰/۱۱	۰/۷۳	۱/۰۷	۰/۸۵	استفاده از برازش روی مقادیر واقعی دما با لحاظ کردن دمای بتن	شماره ۱
۰/۵۴	۰/۷۶	۱/۶۱	۰/۷۳	استفاده از برازش روی مقادیر واقعی دما بدون لحاظ کردن دمای بتن	شماره ۲
۰/۵۲	۰/۷۲	۱/۸۵	۰/۶۴	استفاده از توابع سینوس و کسینوس برای لحاظ کردن اثرات دما	شماره ۳

۹. نتیجه گیری

در این تحقیق برای پیش‌بینی تغییر شکل های روزانه ی بدنه ی سد بتنی کارون ۳، از یک شبکه ی عصبی مصنوعی به نام پرسپترون چند لایه استفاده شد. داده های ۲۴ ماه مورد بررسی قرار گرفتند. از داده های ۲۲ ماه برای آموزش شبکه و از داده های ۲ ماه برای پیش‌بینی و تست شبکه استفاده شد. دو پارامتر جابجایی شعاعی و مماسی انتخاب شدند و با تاثیر عوامل محرک شامل تراز آب، دمای هوا و دمای بتن، مقادیر روزانه ی جابجایی ها برای مدت دو ماه با دقت قابل قبولی پیش‌بینی شدند.

نتایج حاصله نشان دادند که در نظر گرفتن دمای بتن به عنوان یک متغیر مستقل نتایج بهتری را بدست می دهد، چراکه بین دمای بتن و دمای هوا در یک روز و یا حتی یک هفته وابستگی معناداری دیده نمی شود. این وابستگی بین دماها، در تحقیق حاضر، پس از ۹۸ روز تاخیر مشاهده شد. به جای استفاده از توابع تقریبی سینوسی و کسینوسی برای لحاظ کردن اثرات دما، از روش برازش روی مقادیر واقعی دماها استفاده شد. روش برازش روی مقادیر واقعی دما، قابلیت بیشتری برای اعمال کردن بیشینه و کمینه های دمایی در سال های متوالی را دارد. استفاده از روش پیشنهادی در این تحقیق برای اثر دادن پارامتر دما، باعث شد تا خطای پیش‌بینی برای جابجایی های شعاعی سد تا ۴۲ درصد کاهش پیدا کند، همچنین برای جابجایی های مماسی بدنه، این کاهش خطا به میزان ۷۸ درصد بدست آمد. طبق نتایج بدست آمده، در نظر گرفتن تغییرات دمای بتن بدنه، اثر قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی ها دارد. با در نظر گرفتن این دما به عنوان ورودی، شبکه در پیش‌بینی جابجایی ها کارایی بهتری را از خود نشان داد. نتایج مدل سازی نشان دادند که روش پیشنهادی قادر است جابجایی های مماسی را نیز مانند جابجایی های شعاعی با دقت قابل قبولی پیش‌بینی نماید.

۱۰. مراجع

1. Jeon, J. Lee, J. Shin, D. and Park, H. (2009). Development of dam safety management system, Advances in Engineering Software, Vol. 40, pp. 554-563.
2. Mata, J. (2011). Interpretation of concrete dam behavior with artificial neural network and multiple linear regression models, Engineering Structures, Vol. 33, pp. 903-910.
3. Stojanovic, B. Milivojevic, M. Ivanovic, M. Milivojevic, N. and Divac, D. (2013). Adaptive system for dam behavior modeling based on linear regression and genetic algorithms, Advances in Engineering Software, Vol. 65, pp. 182-190.

4. Demirkaya, S. and Balcilar, M. (2012). The contribution of soft computing techniques for the interpretation of dam deformation, TS01F, Dam and Reservoir Engineering Surveying, Rome, Italy.
5. Tarinejad, R. Mahjoob, H. Roshanravan, A. (2014). Development of a Neural-Autoregressive Model for Time History Analysis of an Arch Dam-Reservoir System, 10th ICCE, University of Tabriz, Tabriz, Iran,.
6. Kim, Y. S. and Kim, B. T. (2008). Prediction of relative crest settlement of concrete-faced rockfill dams analyzed using an artificial neural network model, Computers and Geotechnics, Vol. 35,pp. 313-322.
7. Wang, X. Kang, F. Li, J. and Wang, X. (2012). Inverse parametric analysis of seismic permanent deformation for earth-rockfill dams using artificial neural networks, Mathematical Problems in Engineering,
8. Kao, CY. and Loh, CH. (2013). Monitoring of long term static deformation data of Fei-Tsui arch dam using artificial neural network-based approaches, Structural Control & Health Monitoring , Vol. 20,pp. 282-303.
۹. منهاج، م. (۱۳۹۲). مبانی شبکه‌های عصبی (جلد اول)، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
10. Haykin, S. (1999). Neural Networks: a comprehensive foundation, Englewood Cliffs , Prantice Hall, USA.
11. Bishop, CM. (1995). Neural Networks for pattern recognition, Oxford, Clarendon press.
۱۲. محجوب، ح. (۱۳۹۳). ارزیابی رفتار سدهای بتنی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز، تبریز.
13. Noroozinejad, E. and Adnan, A. (2011). Dam safety control by using artificial intelligence and non-linear finite element analysis, Australian Journal of Basic and Applied Sciences, Vol. 8,pp. 292-306.
14. Demuth, H. and Beale, M. Neural Network Toolbox for use with MATLAB, The Mathworks, Ver 4.