

## عملکرد سیستم‌های فرامدل در تخمین عمق آبخستگی پایه‌های پل در خاک‌های غیرچسبنده

کیومرث روشنگر\*<sup>۱</sup> و بهزاد روح‌پرور<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

<sup>۲</sup> دانش‌آموخته کارشناسی ارشد سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، باشگاه پژوهشگران جوان اهر

### چکیده

آبخستگی اطراف پایه‌های پل به عنوان یکی از اصلی‌ترین و مهم‌ترین عوامل تخریب پل‌ها، در اثر برخورد و جدا شدن خطوط جریان از پایه پل و ایجاد جریان‌های گردابی پیچیده شکل می‌گیرد. با توجه به تأثیر پارامترهای متعدد در آبخستگی، تعیین پارامترهای مؤثر و ایجاد رابطه ریاضی میان آن‌ها بسیار پیچیده و مشکل می‌باشد. در این تحقیق به کمک داده‌های آزمایشگاهی و صحرایی برای پایه استوانه‌ای و مستطیلی شکل برای بستر با خاک غیرچسبنده از قابلیت سیستم‌های مبتنی بر داده کاوی و فرامدل در شبیه‌سازی میزان عمق آبخستگی پایه‌های پل استفاده شده است. بدین منظور با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌خور، شعاع مینا، رگرسیون تعمیمی، از یک سو و نیز شبکه فازی-عصبی از سوی دیگر برای هر دو حالت داده‌های با بعد و بی‌بعد و نیز معادلات تجربی، عمق آبخستگی محاسبه شده و با انجام آنالیز حساسیت به بررسی تأثیر پارامترها در عمق آبخستگی پرداخته شده است. نتایج حاصله حاکی از این است که شبکه پیش‌خور با داشتن ضریب تعیین بالا و خطای کمتر نسبت به شبکه‌های شعاع مینا، رگرسیون تعمیمی و شبکه فازی-عصبی از کارایی بالایی برخوردار است. همچنین آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای مؤثر بر پدیده نشان داد که سرعت جریان برای داده‌های با بعد، و تنش برشی بی‌بعد برای داده‌های بی‌بعد بیشترین تأثیر را بر روی عمق آبخستگی دارند. **واژگان کلیدی:** آبخستگی، خاک‌های غیرچسبنده، شبکه‌های عصبی پیش‌خور، شعاع مینا، رگرسیون تعمیمی، شبکه فازی-عصبی.

### ۱- مقدمه

طی دهه‌ی اخیر، مطالعات متنوعی در زمینه تخمین عمق آبخستگی پایه‌های پل انجام پذیرفته است. Laursen [۱] با مطالعاتی که در آزمایشگاه دانشگاه آیوا آمریکا انجام داد، نشان داد که مقدار آبخستگی در شرایط آب زلال (بدون حرکت مواد بستر) بیشتر از مقدار آبخستگی در شرایط بستر متحرک می‌باشد. و همچنین عمق جریان در بالادست پایه، اثر مستقیم بر روی آبخستگی دارد. Melville و Melville Sutherland [۲] ماکزیمم عمق آبخستگی برای نسبت عمق جریان به عرض پایه بزرگتر از ۲/۶ را به سرعت جریان در بالادست پایه وابسته می‌دانند. Lee و همکاران [۳] ضمن بررسی مدل شبکه عصبی برای تخمین عمق آبخستگی در خاک‌های غیرچسبنده به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی در مقایسه با روابط تجربی توانایی خوبی در پیش‌بینی عمق آبخستگی دارد. Firat و Gungor [۴] در بررسی مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی عمق آبخستگی نشان دادند که مدل شبکه عصبی دارای کارایی مناسبی می‌باشد و قطر پایه و اندازه متوسط ذرات بیش‌ترین تأثیر را روی آبخستگی در خاک‌های غیرچسبنده دارند. بیدختی و اسدی [۵] در بررسی آبخستگی پایه پل‌ها با استفاده از نرم‌افزار BRI-STARS نشان دادند که این نرم‌افزار عمق آبخستگی پایه پل‌ها

وجود سازه‌های هیدرولیکی در بستر رودخانه‌ها باعث برهم زدن مرفولوژی و هیدرولیک جریان رودخانه می‌شود. پل‌های رودخانه‌ای از سازه‌های تأثیرگذار در رودخانه‌ها می‌باشند. در اثر برخورد جریان به پایه و جدا شدن خطوط جریان سیستم گرداب نعل اسبی شکل گرفته و جدایی جریان از پایه باعث به وجود آمدن گرداب‌های برخاستگی می‌شود. سیستم‌های گردابی عامل اصلی فرسایش بستر رودخانه در اطراف پایه است. امروزه اساس تئوری طراحی سازه‌های پل‌ها پیشرفت چشمگیری داشته است، اما برآورد دقیق عمق فرسایش اطراف پایه‌ها هنوز موضوع تحقیق می‌باشد که دلیل اصلی آن طبیعت پیچیده مسأله فرسایش است. در چند دهه اخیر تحقیقات زیادی برای یافتن روابط معتبر جهت تخمین عمق آبخستگی در اطراف پایه‌های پل صورت گرفته است. در نتیجه این تحقیقات تاکنون روابط مختلفی توسط محققین برای پیش‌بینی عمق آبخستگی اطراف پایه‌های پل ارائه گردیده است. به دلیل عدم قطعیت در عملکرد و تأثیر پارامترهای متعددی از قبیل ویژگی‌های هیدرولیکی سیال، مشخصات هندسی پایه و مواد رسوبی، تاکنون روابط موجود به نتایج جامع و قابل قبولی منجر نشده است.

شده بود، تهیه شد [۱۰]. پارامترهای اندازه‌گیری شده به صورت تابع زیر می‌باشد.

$$Y_S = f(\rho, \mu, g, V, D, Y, \tau, D_{50}, \sigma, S_0) \quad (1)$$

که در آن:

$$\begin{aligned} \rho &= \text{جرم مخصوص آب} \\ \mu &= \text{لزجت دینامیکی آب} \\ g &= \text{شتاب ثقل زمین} \\ V &= \text{سرعت جریان در بالادست پایه} \\ D &= \text{عرض پایه} \\ Y &= \text{عمق جریان در بالادست پایه} \\ \tau &= \text{تنش برشی بستر} \\ D_{50} &= \text{اندازه متوسط ذرات} \\ S_0 &= \text{شیب بستر} \\ \sigma &= \text{توزیع دانه‌بندی مواد بستر} \\ Y_S &= \text{عمق آبشستگی} \end{aligned}$$

با استفاده از آنالیز ابعادی و انتخاب  $D$ ،  $\rho$  و  $\mu$  به عنوان متغیرهای تکراری پارامترهای بی‌بعد به شرح زیر به دست می‌آیند:

$$\frac{Y_S}{D} = f(Fr_p, Re_p, Fr, Re, F_g, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, \sigma, S_0) \quad (2)$$

$$Re_p = \frac{\rho V D}{\mu} \quad (3)$$

$$Fr_p = \frac{V}{\sqrt{g D}} \quad (4)$$

$$Re = \frac{\rho V Y}{\mu} \quad (5)$$

$$Fr = \frac{V}{\sqrt{g Y}} \quad (6)$$

$$F_g = \frac{V}{\sqrt{g D_{50}}} \quad (7)$$

$$\hat{\tau} = \frac{\tau}{\rho V^2} \quad (8)$$

را زیاد تخمین می‌زند، اما مقدار خطای آن از HEC-18 کمتر است. امیری تکلدانی و همکاران [۶] در بررسی آبشستگی پایه پل‌ها با استفاده از مدل عددی HEC-RAS4 و نتایج آزمایشگاهی نشان دادند که مدل HEC-RAS مدلی مناسب جهت تخمین مناسب عمق آبشستگی در کارهای مهندسی می‌باشد. در مورد روابط غیرخطی تجربی جهت تخمین میزان آبشستگی در جریان حامل ذرات رسوبی می‌توان به رابطه Raudkivi [۷] و در مورد آبشستگی آب زلال به رابطه Johnson [۸] اشاره نمود [۹].

داده‌کاوی فرایندی تحلیلی است که برای کاوش داده‌ها صورت می‌گیرد و یافته‌ها با به کارگیری الگوهایی، احراز اعتبار می‌کنند. هدف اصلی داده‌کاوی پیش‌بینی است. در واقع این سیستم‌ها فرایندی هستند که با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی، دانش را از مجموعه‌ای از داده‌ها استخراج می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> (ANN) به عنوان یکی از شاخه‌های اصلی این سیستم‌ها از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته شده که به صورت موازی در کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. این شبکه‌ها از انواع مدل‌های محاسباتی هستند که قادرند رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی (هرچند پیچیده و غیرخطی) را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی به هم متصل هستند، تعیین نمایند. سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی<sup>۲</sup> (ANFIS) که ترکیب شبکه‌های عصبی و سیستم فازی که بر مبنای ریاضیات فازی است، می‌توانند جایگزین مناسبی برای مدل‌های دیگر باشند. سیستم استنتاجی فازی-عصبی قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد. هدف از این تحقیق، بررسی کارایی شبکه‌های عصبی و فازی-عصبی در مقایسه با روابط تجربی در تخمین عمق آبشستگی پایه پل برای داده‌های میدانی و آزمایشگاهی، و میزان تأثیر پارامترها در عمق آبشستگی می‌باشد.

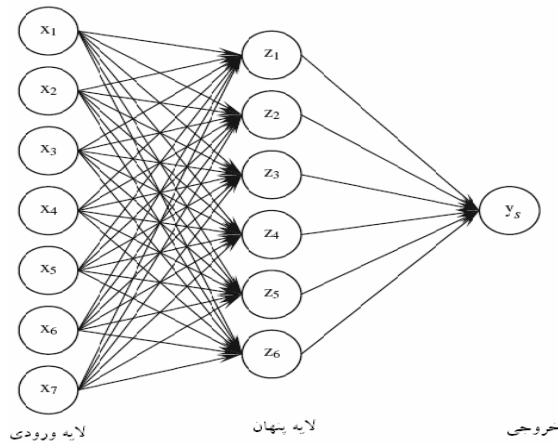
## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- داده‌های مورد استفاده

#### الف) داده‌های آزمایشگاهی

این داده‌ها از گزارش سازمان بزرگراه‌های آمریکا<sup>۳</sup> از آزمایش بر روی خاک‌های غیرچسبنده که برای پایه‌های استوانه‌ای انجام

1- Artificial neural network  
2- Adaptive neuro-fuzzy inference system  
3- Federal highway administration



شکل ۱- شبکه عصبی پیش‌خور

نتایج شبکه با نتایج واقعی مقایسه شده و خطای شبکه توسط معادله (۱۴) محاسبه می‌شود. روند آموزش تا زمانی که خطا به مقدار قابل قبولی برسد ادامه می‌یابد.

$$Y_{net} = \sum_{i=1}^n X_i.W_i + W_0 \quad (12)$$

$$Y = f(Y_{net}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{net}}} \quad (13)$$

$$Jr = 0.5 \sum_{i=1}^k (Y_i - O_i)^2 \quad (14)$$

$Y_i$  پاسخ نرون  $i$  تابع متحرک غیرخطی،  $Y_{net}$  مجموع وزن‌های ورودی،  $X_i$  نرون ورودی،  $W_i$  نرون ورودی،  $O_i$  مقدار مشاهده شده نرون  $i$ ،  $W_0$  بایاس و  $Jr$  خطای بین مقدار مشاهداتی و پاسخ شبکه می‌باشد [۱۲].

### ۲-۳- شبکه‌های شعاع مینا<sup>۲</sup>

شبکه‌های عصبی شعاع مینا بر اساس یادگیری با سرپرست می‌باشند. تابع عملکرد که در شبکه عصبی شعاع مینا که بر مبنای توزیع گوسین می‌باشد، فاصله اقلیدسی بین بردار ورودی و مرکز نورون متناظر را مورد پردازش قرار می‌دهد و در ضمن به طور توانی با استفاده از کاهش پارامترهای غیرخطی محلی، نگاشت ورودی-خروجی غیرخطی را به طور محلی تخمین می‌زند. نرون لایه مخفی شبکه‌های عصبی شعاع مینا فقط برای

در روابط اخیر:

- $=Fr_p$  عدد فرود پایه
- $=Re_p$  عدد رینولدز پایه
- $=Fr$  عدد فرود جریان
- $=Re$  عدد رینولدز جریان
- $=F_g$  عدد فرود ذره
- $=\hat{\tau}$  تنش برشی بی‌بعد

### ب) داده‌های صحرائی

رودخانه South platte در نزدیکی شهر Masters قرار گرفته است. مصالح بستر رودخانه ماسه‌ای می‌باشد. قدمت پل در حدود ۴۰ سال، طول پل ۳۶۱ فوت، دارای ۸ پایه بتنی مستطیلی شکل مجزا به عرض ۰/۹۵ فوت و طول ۲۴ فوت می‌باشد. این داده‌ها از گزارش سازمان نقشه برداری آمریکا تهیه شد [۱۱]. پارامترهای اندازه‌گیری شده به صورت تابع زیر می‌باشد:

$$Y_S = f(\rho, \mu, g, V, D, D', Y, \tau, D_{50}, \sigma) \quad (9)$$

$$D' = D (\cos \theta_p) \quad (10)$$

- $=D'$  عرض مؤثر پایه
- $=\theta_p$  زاویه برخورد جریان با پایه

با استفاده از آنالیز ابعادی و انتخاب  $D$ ،  $\rho$  و  $\mu$  به عنوان متغیرهای تکراری تابع کلی آبخستگی به صورت زیر تعریف شده است:

$$\frac{Y_S}{D} = f(Fr_p, Re_p, Fr, Re, F_g, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \frac{D'}{D} \hat{\tau}, \sigma) \quad (11)$$

### ۲-۲- شبکه‌های پیش‌خور<sup>۱</sup>

شبکه‌های پیش‌خور مطابق شکل (۱) حداقل شامل سه لایه ورودی، خروجی و لایه مخفی است. هر نرون در یک لایه وزن ورودی را از لایه قبلی دریافت کرده، آن را به عنوان خروجی نرون در لایه بعدی انتقال می‌دهد. مجموع وزن‌های ورودی اشاره شده توسط معادله (۱۲) محاسبه می‌شود؛ و این مجموع به وسیله یک تابع غیرخطی (معادله (۱۳)) انتقال می‌یابد.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، شبکه‌های تعمیمی رگرسیونی دارای ساختاری سه لایه هستند که ساختار و عملکرد لایه اول دقیقاً مشابه شبکه‌های شعاع مینا است. در این لایه ابتدا بردار فاصله میان بردار وزن و بردار ورودی به کمک یک ضرب اسکالر محاسبه می‌شود. سپس بردار حاصل در بردار بایاس ضرب گردیده و حاصل ضرب آن به عنوان بردار ورودی شبکه در نظر گرفته می‌شود [۱۴].

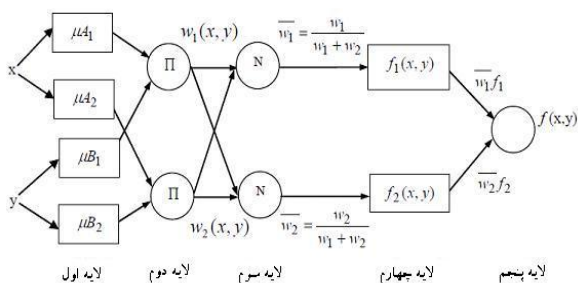
### ۲-۵- ANFIS

یادگیری فازی- عصبی دارای عملکردی مشابه با شبکه‌های عصبی می‌باشد. شبکه عصبی پیش‌خور که مقادیر وزن خود را به صورت تصادفی در نظر می‌گیرد، ممکن است در طی فرایند آموزش در حداقل محلی گرفتار شود، که در نهایت باعث می‌شود شبکه خوب آموزش ندیده و کارایی لازم را نداشته باشد. تکنیک‌های یادگیری فازی- عصبی روشی را برای ایجاد یک رویه مدل‌سازی فازی در راستای یادگیری اطلاعات از یک مجموعه داده فراهم می‌آورند. منطق فازی پارامترهای تابع عضویت را طوری محاسبه می‌کند که سیستم استنتاج فازی بر مجموعه داده‌های ورودی- خروجی منطبق گردد. در این راستا از تابع ANFIS استفاده می‌شود.

ANFIS قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد. همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی را از اطلاعات عددی یا دانش متخصص می‌دهد و به طور تطبیقی یک قاعده- بنیاد می‌سازد. مطابق شکل (۴) اگر سیستم منطق فازی دارای دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $z$  باشد برای مدل فازی sugeno درجه اول، مجموعه قوانین معمولی سیستم فازی به صورت دو قانون اگر- آن گاه به شکل زیر در می‌آید:

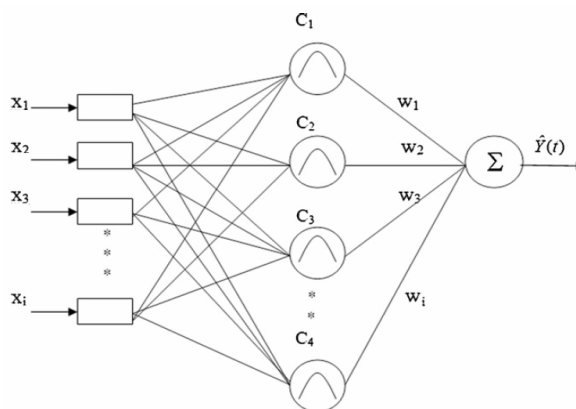
If (x is  $A_1$ ) and (y is  $B_1$ ) then ( $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ )

If (x is  $A_2$ ) and (y is  $B_2$ ) then ( $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ )



شکل ۴- مدل ANFIS برای دو ورودی

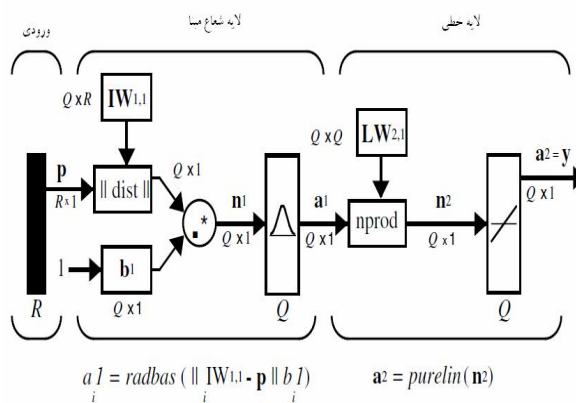
آن ورودی‌هایی که نزدیک به مرکز هستند، مؤثر است؛ به همین دلیل به تعداد زیادی از نرون‌های مخفی برای پوشش کل فضای ورودی نیاز داریم [۱۳]. شکل (۲) یک شبکه شعاع مینا را نشان می‌دهد که در آن لایه شعاع مینا با نماد  $dist$  نمایش داده شده است.



شکل ۲- شبکه عصبی شعاع مینا

### ۲-۴- شبکه‌های رگرسیونی تعمیمی<sup>۱</sup>

شبکه‌های تعمیمی رگرسیونی، شبکه‌هایی حافظه مینا و با الگوی یادگیری با سرپرست می‌باشند که از لحاظ معماری در گروه شبکه‌های پیش‌خور دسته‌بندی می‌شوند. مبنای این شبکه‌ها تخمین توابع نگاشت ورودی- هدف بر اساس تئوری رگرسیون غیرخطی است. ساختار این شبکه در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳- شبکه عصبی رگرسیونی تعمیمی

آموزش دیده شده از دستور reverse برای برگرداندن بردارها به حالت اولیه استفاده شد.

$$X_n = \frac{(Y_{\max} - Y_{\min}) * (X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} + Y_{\min} \quad (15)$$

$$Y_{\max} = 1, \quad Y_{\min} = -1$$

در رابطه (۱۵)،  $X_n$  داده نرمالیزه شده،  $X$  داده ورودی،  $X_{\max}$  ماکزیمم داده‌ها و  $X_{\min}$  مینیمم داده‌ها می‌باشد.

### ۲-۷-۲- میانگین و انحراف معیار

این روش، بردارهای ورودی و هدف را طوری تنظیم می‌کند که میانگین آن‌ها صفر و انحراف معیار آن‌ها یک شود. برای این کار در نرم‌افزار MATLAB از دستور mapstd استفاده و پس از شبیه‌سازی شبکه آموزش دیده شده از دستور reverse برای برگرداندن بردارها به حالت اولیه استفاده شد.

$$X_n = (X - X_{\text{mean}}) * \left(\frac{Y_{\text{std}}}{X_{\text{std}}}\right) + Y_{\text{mean}} \quad (16)$$

$$Y_{\text{mean}} = 0, \quad Y_{\text{std}} = 1$$

در رابطه (۱۶)،  $X_{\text{mean}}$  میانگین داده‌ها و  $X_{\text{std}}$  انحراف معیار داده‌ها می‌باشد.

$f_i$  خروجی هریک از قواعد و  $P_i, q_i$  و  $r_i$  پارامترهای طراحی هستند که در طی روند آموزش تعیین می‌شوند [۱۲].

### ۲-۶- روابط تجربی

تاکنون روابط تجربی و نیمه تجربی متعددی برای برآورد آبشستگی پایه پل ارائه شده است. در میان روابط ارائه شده، مطابق جدول (۱)، رابطه (۱) CSU (Colorado State University) و Froehlich توصیه کاربردی در نرم‌افزار HEC-RAS4 و رابطه CSU توصیه نرم‌افزار HEC-18 است. در جدول (۱)  $K_1$  ضریب شکل پایه،  $K_2$  ضریب زاویه برخورد جریان با پایه،  $K_3$  ضریب تصحیح برای شرط بستر،  $K_4$  ضریب تصحیح برای اندازه مصالح بستر،  $\phi$  ضریب شکل پایه بوده و  $b'$  تأثیر طول پایه و هجوم آب به پایه را در نظر می‌گیرد.

### ۲-۷-۲- نرمالیزه کردن داده‌ها

آموزش شبکه‌های عصبی در صورت اعمال یک سری پیش پردازش‌ها بر روی ورودی‌ها و هدف می‌تواند کارایی بالاتری داشته باشد. در این تحقیق از دو روش برای پیش پردازش داده‌ها استفاده شد که به شرح زیر می‌باشد [۱۱].

### ۲-۷-۱- مینیمم و ماکزیمم

این روش بردارهای ورودی و هدف را در بازه  $[-1, 1]$  مقیاس‌بندی می‌کند. برای این کار در نرم‌افزار MATLAB از دستور mapminmax استفاده و پس از شبیه‌سازی شبکه

جدول ۱- معادلات عمق آبشستگی بدست آمده از مطالعات آزمایشگاهی

محقق	معادله	ملاحظات
Shen(II) [15]	$ds = 11 Fr_p^2$	$Fr_p < 2$
Shen(II) [15]	$ds = 3.4 Fr_p^{0.67}$	$Fr_p > 2$
Hancu [16]	$\frac{ds}{b} = 3.3 \left(\frac{D_{50}}{b}\right)^{0.2} \left(\frac{y}{b}\right)^{0.13}$	
CSU [17]	$\frac{ds}{y} = 2K_1 K_2 K_3 K_4 \left(\frac{b}{y}\right)^{0.65} Fr^{0.43}$	$K_2 = \left(\sin \theta_p + \frac{l}{a} \cos \theta_p\right)^{0.65}$
Froehlich [18]	$\frac{ds}{b} = 0.32 \phi \left(\frac{b'}{b}\right)^{0.65} \left(\frac{y}{b}\right)^{0.46} Fr^{0.2} \left(\frac{b}{D_{50}}\right)^{0.08} + 1$	$b' = b \cos \theta_p + L \sin \theta_p$
Ettema [19]	$\frac{ds}{b} = \left(\frac{y}{b}\right)^{0.62} Fr^{0.2} \left(\frac{b}{D_{50}}\right)^{0.08}$	

میانگین مربعات خطاها، میانگین قدرمطلق خطاها، میانگین قدرمطلق نسبت خطاها و ضریب تعیین استفاده شده است. با توجه به این که معیار میانگین قدرمطلق نسبت خطاها بی‌بعد است، به همین دلیل این معیار و ضریب تعیین برای بررسی کارایی مدل‌ها، برای داده‌های با بعد و بی‌بعد استفاده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_M - \bar{Y}_P)^2}{N}} \quad (17)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_M - Y_P| \quad (18)$$

$$MARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Y_M - Y_P}{Y_M} \right| \times 100 \quad (19)$$

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (Y_M - \bar{Y}_M) \cdot (Y_P - \bar{Y}_P)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_M - \bar{Y}_M)^2 \sum_{i=1}^N (Y_P - \bar{Y}_P)^2}} \right]^2 \quad (20)$$

در روابط یاد شده،  $Y_M$  عمق آبهستگی اندازه‌گیری شده،  $\bar{Y}_M$  متوسط عمق آبهستگی اندازه‌گیری شده،  $Y_P$  عمق آبهستگی پیش‌بینی شده و  $\bar{Y}_P$  متوسط عمق آبهستگی پیش‌بینی شده را توصیف می‌کند.

### ۳- نتایج و بحث

۳-۱- تخمین عمق آبهستگی برای داده‌های آزمایشگاهی  
اجرای اولیه مدل‌های مختلف برای پارامترهای با بعد توسط شبکه FFNN مطابق شکل (۵-الف) نشان داد که در Model(II) با ۷ پارامتر ورودی، شامل عدد فرود پایه، نسبت عمق جریان به عرض پایه، نسبت عرض پایه به اندازه متوسط ذرات، تنش برشی بی‌بعد و شیب بستر، در مقایسه با Model(I) با ۱۰ پارامتر ورودی، معیار MARE حدود ۷٪ کاهش یافته است.

### ۲-۸- تعیین ساختار شبکه‌های عصبی، فازی-عصبی و آموزش آن‌ها

برای این منظور کلیه پارامترهای آموزشی، تعداد نرون‌ها و لایه‌ها، تابع انتقال و الگوریتم آموزش با استفاده از سعی و خطا انتخاب شدند. بطوری که برای داده‌های با بعد شبکه با یک لایه پنهان و ۶ نرون و برای داده‌های بی‌بعد شبکه با دو لایه پنهان و ۱۰ نرون برای مدل پیش‌خور استفاده شد. ضمناً بردارهای ورودی برای شبکه پیش‌خور به صورت تصادفی توسط نرم‌افزار به سه مجموعه به شرح زیر تقسیم می‌شوند.

۶۰٪ داده‌ها در مجموعه آموزشی، ۲۰٪ داده‌ها در مجموعه ارزیابی در راستای جلوگیری از بیش‌برازش شبکه و ۲۰٪ داده‌ها در مجموعه تست برای بررسی کارایی شبکه نهایی در نظر گرفته شد. با توجه به این که مجموعه بالا تصادفی انتخاب می‌شود، برای رسیدن به نتایج بهتر و با دقت بالا، روند آموزش چند بار تکرار شد تا خروجی هر سه مجموعه نزدیک به هم باشد. برای شبکه‌های شعاع مبنا، رگرسیونی تعمیمی و فازی-عصبی، ۳۰٪ داده‌ها جهت تست و ۷۰٪ داده‌ها جهت آموزش شبکه انتخاب شدند. نکته مهم در انتخاب داده‌های آزمون آن است که گستره وسیع از انواع داده‌ها را در بر می‌گیرد. بدین منظور در گزینش داده‌های آزمون سعی شده اولاً مقادیر حداکثر و حداقل را در بر نگیرد و ضمناً سری داده‌های آزمون و آموزش به لحاظ پارامترهای میانگین و انحراف معیار به هم نزدیک باشند.

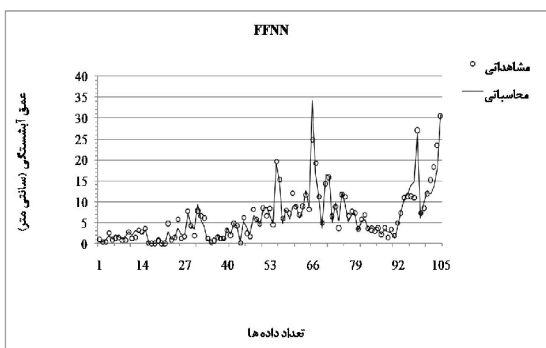
در مدل فازی-عصبی، با توجه به این که با افزایش تعداد ورودی‌ها، تعداد قواعد و توابع عضویت افزایش یافته، و این امر مشکل‌ساز است، بنابر این ساختار اولیه مدل فازی، با اعمال خوشه‌بندی کاهشی روی داده‌ها ایجاد شد. در این روش، داده‌ها به چند گروه تحت عنوان خوشه تقسیم شده و سپس مدل فازی با حداقل تعداد قواعد مورد نیاز، برای تمیز دادن هر یک از خوشه‌ها ایجاد می‌گردد. برای آموزش پارامترهای تابع عضویت، از روش بهینه‌سازی hybrid برای تخمین پارامترهای مربوط به توابع عضویت خروجی استفاده شد. تعداد تکرار و خطای مطلوب به ترتیب ۲۰۰ و ۰، انتخاب شدند.

### ۲-۹- مدل‌های پیشنهادی و ارزیابی اعتبار مدل‌ها

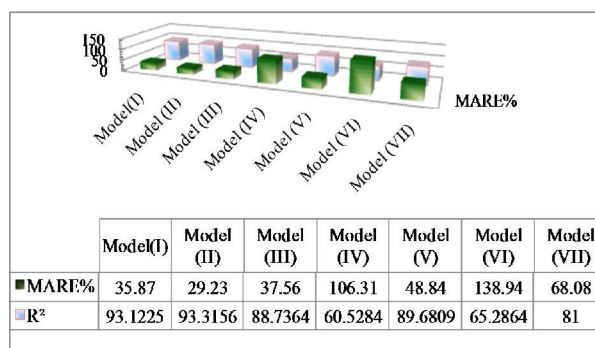
در گام نخست مطابق جدول (۲)، هفت مدل به عنوان مدل‌های اولیه با ورودی‌های مختلف به شبکه FFNN معرفی شدند. به منظور ارزیابی و بررسی کارایی روش‌های استفاده شده برای تخمین عمق آبهستگی، در این تحقیق از توابع، جذر

جدول ۲- ساخت مدل‌های مختلف برای ورودی‌های با بعد و بی‌بعد

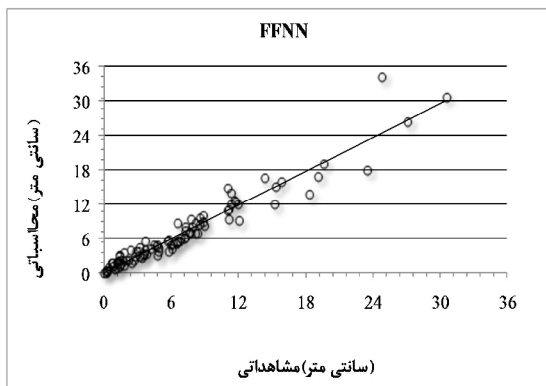
	با بعد	بی‌بعد
Model (I)	$\rho, \mu, g, V, D, Y, \tau, D_{50}, S_0, \sigma$	$FrP, ReP, Fg, Fr, Re, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, S_0, \sigma$
Model (II)	$V, D, Y, \tau, D_{50}, S_0, \sigma$	$FrP, ReP, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, S_0, \sigma$
Model (III)	$V, D, Y, D_{50}, \sigma$	$FrP, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, S_0, \sigma$
Model (IV)	$V, Y, \tau, D_{50}, \sigma$	$Fr, Re, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, S_0, \sigma$
Model (V)	$V, D, D_{50}, \sigma$	$Fg, Fr, Re, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, S_0, \sigma$
Model (VI)	$V, \tau, \sigma$	$Fr, \frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, S_0, \sigma$
Model (VII)	$D, Y, D_{50}, \sigma$	$\frac{Y}{D}, \frac{D}{D_{50}}, \hat{\tau}, \sigma$



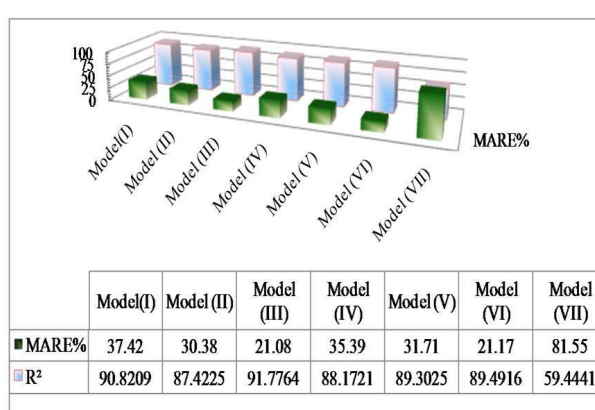
(الف)



(الف)



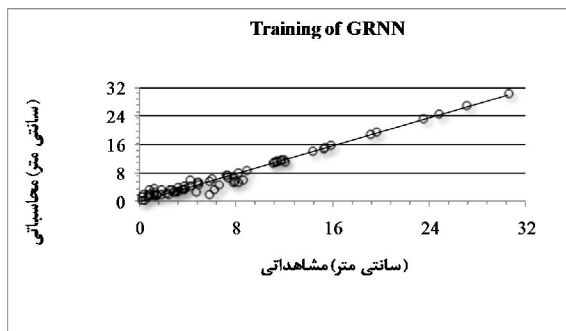
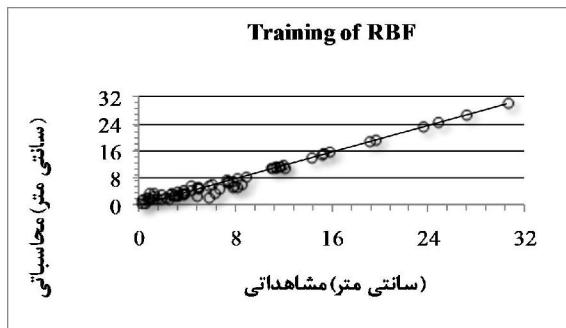
(ب)



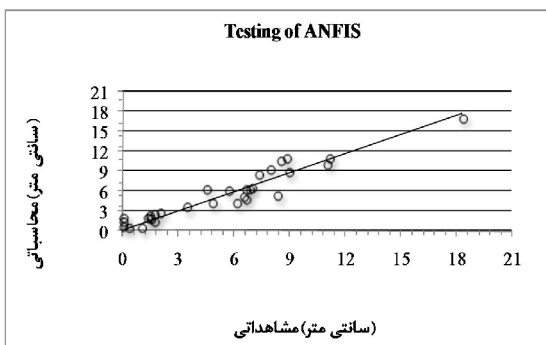
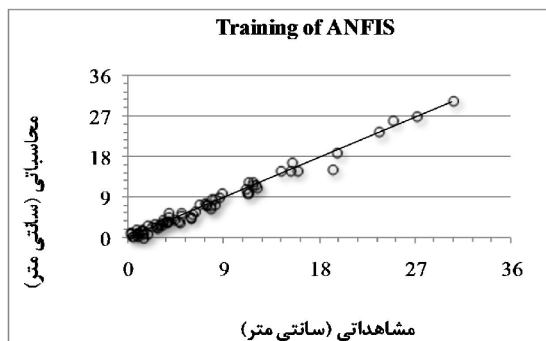
(ب)

شکل ۶- Ys مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط FFNN برای مدل برتر داده‌های آزمایشگاهی

شکل ۵- نتایج عملکرد شبکه FFNN به ازای مدل‌های مختلف (الف) با بعد و (ب) بی‌بعد



شکل ۸- Ys مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط RBF و GRNN برای مدل برتر داده‌های آزمایشگاهی (آموزش)



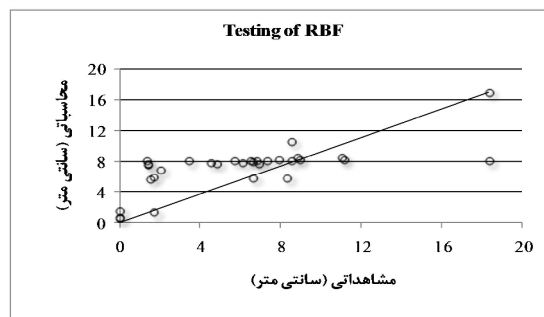
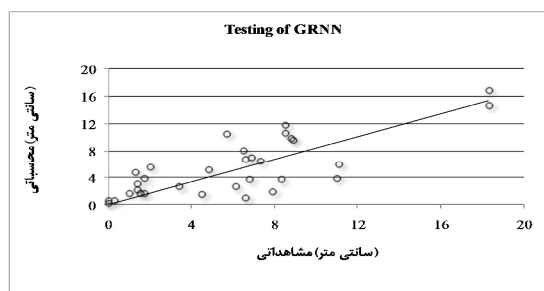
شکل ۹- Ys مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط ANFIS برای مدل برتر داده‌های آزمایشگاهی (آموزش و تست)

می‌توان مشاهده کرد که مدل RBF در آموزش از  $R^2$  بالایی نسبت به مدل GRNN برخوردار بوده ولی در تست شبکه‌ها، RBF از ضریب تعیین پایینی برخوردار بوده است. مقایسه

همچنین برای پارمترهای بی‌بعد مطابق شکل (۵-ب)، Model(III) با ۶ پارامتر ورودی شامل اندازه متوسط ذرات، توزیع دانه‌بندی مواد بستر، عرض پایه، عمق جریان، سرعت جریان، شیب بستر و تنش برشی بستر، در مقایسه با Model (I) با ۱۰ پارامتر ورودی، MARE حدود ۱۷٪ کاهش یافته است. نتایج فوق حاکی از این است که شبکه‌های عصبی توانایی کاهش پارامترهای ورودی و رسیدن به نتایج مطلوب با حداقل پارامترها را دارند، که به دلیل طبیعت غیرخطی توابع فعال‌ساز این شبکه‌ها می‌باشد.

### ۳-۱-۱- تخمین عمق آبشستگی برای داده‌های با بعد

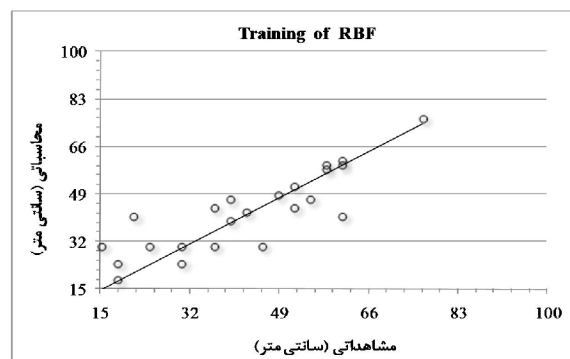
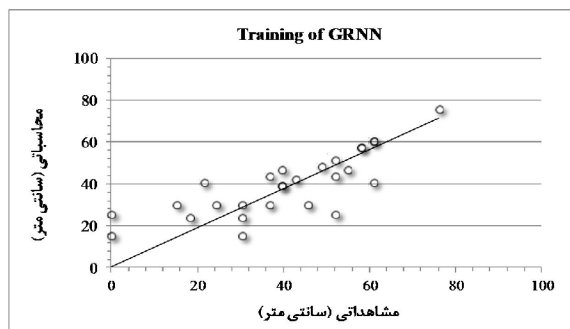
در شبکه FFNN برای پارامترهای با بعد شبکه با ۱ لایه میانی و ۶ نرون در این لایه عملکرد مناسبی را از خود نشان داد. در شبکه شعاع مبنا میزان گستردگی گوسی ۱، و در شبکه رگرسیون تعمیمی میزان گستردگی گوسی ۲ انتخاب شد. در مدل فازی-عصبی به دلیل کثرت پارامترهای ورودی از خوشه‌بندی فازی که در حقیقت فرآیندی برای شناخت الگوی واقعی مربوط به عامل‌های مختلف است استفاده گردید که ۹ تابع گوسی به عنوان تابع عضویت بهینه انتخاب شد. شکل (۶) عملکرد شبکه FFNN را نشان می‌دهد که حاکی از انطباق بالای داده‌های مشاهداتی و محاسبه شده توسط این شبکه است. شکل‌های (۷) و (۸) عملکرد شبکه RBF و GRNN را نشان می‌دهند.



شکل ۷- Ys مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط RBF و GRNN برای مدل برتر داده‌های آزمایشگاهی (تست)



با مقایسه شکل‌های (۶) الی (۱۰) می‌توان مشاهده کرد که در همه مدل‌ها عملکرد شبکه با بی‌بعد کردن داده‌ها افزایش پیدا کرده است. برای تعیین الگوریتم آموزش و تابع انتقال بهینه در مدل FFNN، شبکه با آرایش‌های مختلف ایجاد، و در نهایت شبکه با تابع انتقال tansig در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی با الگوریتم آموزش لونیگ مارکوت، دارای ضریب تعیین بالا و خطای کمتر در هر چهار معیار بود.



شکل ۱۱- Ys مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط RBF و GRNN برای مدل برتر داده‌های میدانی

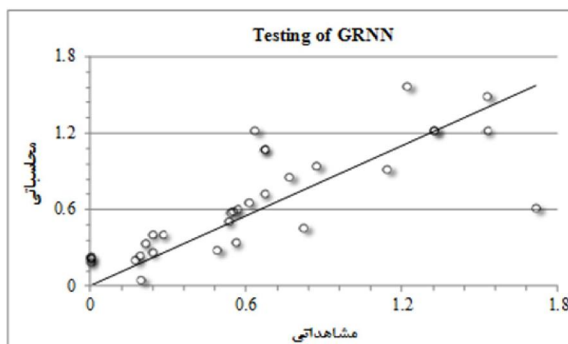
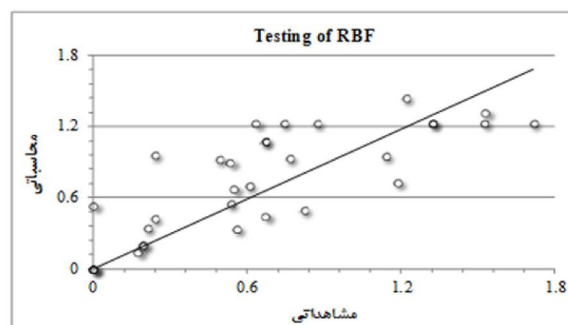
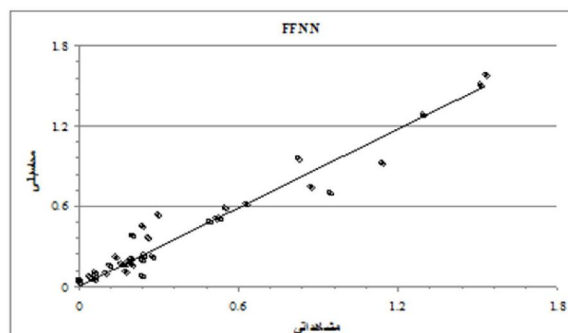
### ۳-۲- تخمین عمق آبستگي برای داده‌های میدانی

با توجه به این نکته که طبق گزارش سازمان نقشه‌برداری آمریکا بیش از ۱۵٪ در اندازه‌گیری عمق آبستگي خطا وجود داشته، نتایج قابل قبولی به دست آمد. شکل‌های (۱۱) الی (۱۳) نتایج کارایی مدل ANN و ANFIS را برای پارامترهای با بعد بی‌بعد در تخمین عمق آبستگي نشان می‌دهد. انطباق مناسب داده‌های مشاهده شده و محاسبه شده در پارامترهای با بعد بی‌بعد توسط شبکه FFNN کارایی مناسب این شبکه را نشان می‌دهد. عملکرد مناسب شبکه RBF در مرحله آموزش نسبت به شبکه GRNN، قابل مشاهده است. همچنین کارایی مناسب مدل FFNN نسبت به مدل ANFIS قابل مشاهده است. مقایسه شکل‌های (۱۲) و (۱۳) حاکی از افزایش کارایی مدل ANN با بی‌بعد کردن داده‌ها است.

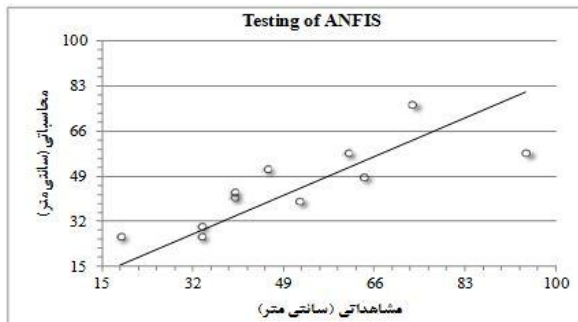
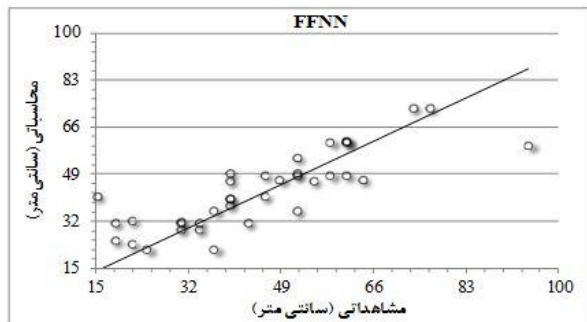
شکل‌های (۶)، (۷) و (۹) نشان می‌دهد که مدل ANFIS در مرحله تست نسبت به مدل‌های RBF و GRNN از ضریب تعیین و انطباق بالایی برخوردار بوده ولی در مقایسه با شبکه FFNN عملکرد نسبتاً ضعیفی داشته است.

### ۳-۱-۲- تخمین عمق آبستگي برای داده‌های بی‌بعد

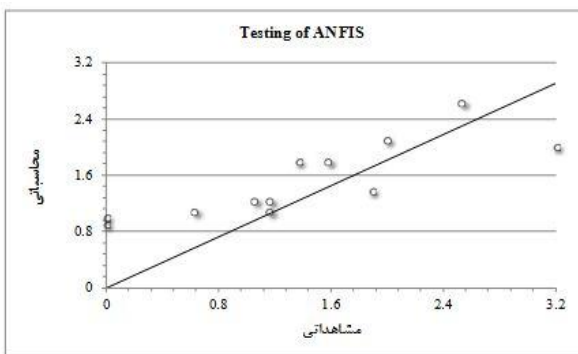
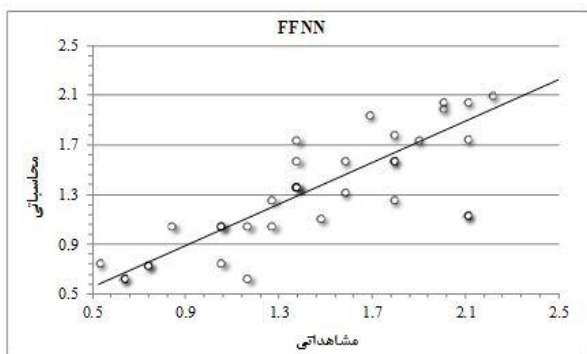
در شبکه FFNN برای پارامترهای با بعد شبکه با ۲ لایه میانی و ۱۰ نرون در این لایه عملکرد مناسبی را از خود نشان داد. در شبکه شعاع مبنا و رگرسیونی تعمیمی میزان گستردگی گوسی ۱ انتخاب شد. در مدل فازی-عصبی از ۹ تابع عضویت گوسی به عنوان تابع عضویت بهینه استفاده شد. شکل (۱۰) عملکرد شبکه‌های ANN برای مدل برتر پارامترهای بی‌بعد را نشان می‌دهد.



شکل ۱۰- Ys / D مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط RBF، GRNN و FFNN برای مدل برتر داده‌های آزمایشگاهی



شکل ۱۲- Ys مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط FFNN و ANFIS برای مدل برتر داده‌های میدانی



شکل ۱۳- Ys/D مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط FFNN و ANFIS برای مدل برتر داده‌های میدانی

مرحله تست در هر چهار معیار نسبت به RBF را نشان می‌دهد. نتایج حاکی از برتری مدل FFNN در هر چهار معیار برای پارامترهای با بعد و بی‌بعد در هر دو دسته داده‌های آزمایشگاهی و میدانی نسبت به سایر مدل‌ها است. نتایج روابط تجربی نشان می‌دهد که معادله CSU به ویژه برای داده‌های میدانی نسبت به سایر معادلات از نتایج قابل قبول‌تری برخوردار است. مقایسه معادله مذکور با مدل برتر FFNN و ANFIS حاکی از این است که این مدل‌ها با داشتن MARE، RMSE و MAE پایین و  $R^2$  بالا از قابلیت بالایی در تخمین عمق آبشستگی برخوردارند.

### ۳-۳- مقایسه مدل ANN، ANFIS و روابط تجربی

جداول (۴) الی (۷) نتایج مدل‌های ANN و ANFIS و روابط تجربی در تخمین عمق آبشستگی برای داده‌های آزمایشگاهی و میدانی را نشان می‌دهند. مدل ANFIS با داشتن MARE، RMSE و MAE پایین و  $R^2$  بالا در مقایسه با شبکه‌های RBF و GRNN از کارایی بالایی در تخمین عمق آبشستگی در پارامترهای با بعد و بی‌بعد برخوردار است. همچنین مقایسه نتایج از عملکرد مناسب شبکه RBF در مرحله آموزش با داشتن MARE، RMSE و MAE پایین و ضریب تعیین بالا در مقایسه با شبکه GRNN ولی عملکرد مناسب شبکه GRNN

جدول ۳- نتایج شبکه پیش‌خور برای توابع و الگوریتم‌های مختلف

	تابع انتقال			MARE (%)	RMSE (cm)	MAE (cm)	$R^2$
	لایه پنهان	لایه خروجی	الگوریتم آموزش				
FFNN	tansig	purline	trainlm	۲۹/۲۳	۱/۵۹۵۱	۰/۹۸۴۶	۰/۹۳۴
FFNN	tansig	purline	trainbr	۴۰/۱۷	۱/۷۷۳۲	۰/۱۷۶۳	۰/۹۲۵
FFNN	logsig	purline	trainbr	۳۱/۹۲	۱/۵۸۰۱	۱/۰۱۸۳	۰/۹۳۵
FFNN	logsig	purline	trainlm	۳۶/۱۱	۱/۸۴	۱/۹۹۶	۰/۹۱
FFNN	purline	tansig	trainlm	۹۱/۵۸	۲/۷۳۹۱	۱/۹۴۴۸	۰/۷۹۷
FFNN	tansig	tansig	trainlm	۸۳/۱۷	۲/۳۲۱	۱/۱۵۳۶	۰/۸۵۹

جدول ۴- مقایسه نتایج مدل‌های ANN و ANFIS برای داده‌های میدانی (داده‌های با بعد)

مدل	آموزش			R <sup>2</sup>	تست			R <sup>2</sup>
	MARE (%)	RMSE (cm)	MAE (cm)		MARE (%)	RMSE (cm)	MAE (cm)	
FFNN	۲۲/۹۵	۱۳/۰۰۱	۸/۰۰۸۶	۰/۶۹	۲۲/۹۵	۱۳/۰۰۱	۸/۰۰۸۶	۰/۶۹
GRNN	۲۰/۸۸	۱۱/۲۸۳۲	۷/۶۷۶۴	۰/۶۳۹	۵۱/۵	۲۳/۸۷۰۶	۱۹/۳۰۴	۰/۶۲۸
RBF	۱۵/۸۵	۷/۷۸۲۰	۴/۷۴۱۳	۰/۷۵۳	۳۲	۲۳/۰۴۶	۱۸/۲۸۸	۰/۵۹
ANFIS	۲۰/۸۸	۱۱/۲۸۳۲	۷/۶۷۶۸	۰/۷۳۷	۲۶	۲۲/۵۰۲۱	۱۶/۳۱۸۳	۰/۶۵۳

جدول ۵- مقایسه نتایج مدل‌های ANN و ANFIS برای داده‌های میدانی (داده‌های بی‌بعد)

مدل	آموزش			R <sup>2</sup>	تست			R <sup>2</sup>
	MARE (%)	RMSE	MAE		MARE (%)	RMSE	MAE	
FFNN	۱۷/۷۰	۰/۴۵۶۳	۰/۲۷۶۸	۰/۷۹۲	۱۷/۷۰	۰/۴۵۶۳	۰/۲۷۶	۰/۷۹۲
GRNN	۱۹/۰۴	۰/۳۹۱۴	۰/۱۹۶۵	۰/۷۰۶	۵۲/۵۲	۰/۹۴۱	۰/۷۹۳	۰/۶۳۴
RBF	۱۸/۲۲	۰/۲۸۶۵	۰/۱۸۷۱	۰/۷۱۴	۴۸/۲۴	۰/۸۷۱۲	۰/۷۱۹	۰/۶۱
ANFIS	۲۵/۰۸	۰/۳۲۱۶	۰/۲۰۲۸	۰/۷۶۷	۳۸/۲۷	۰/۶۴۶	۰/۴۷۳	۰/۶۸۴

جدول ۶- مقایسه نتایج مدل‌های ANN و ANFIS برای داده‌های آزمایشگاهی (داده‌های بی‌بعد)

مدل	MARE (%)	آموزش		R <sup>2</sup>	MARE (%)	تست		R <sup>2</sup>
		RMSE	MAE			RMSE	MAE	
FFNN	۲۱/۰۸	۰/۱۳۲۹	۰/۰۸۷۹	۰/۹۱۲	۲۱/۰۸	۰/۱۳۲۹	۰/۰۸۷	۰/۹۱۲
GRNN	۳۰/۶۲	۰/۱۱۲۷	۰/۰۷۳	۰/۹۴۱	۳۸/۲۱	۰/۴۰۰۴	۰/۲۴۷	۰/۶۳۳
RBF	۵/۳۳e-۱۳	۱/۲۸e-۱۶	۹/۱۵e-۱۶	۰/۹۹۸	۷۷/۱۱	۰/۴۰۳۹	۰/۳۱۰	۰/۶۱۴
ANFIS	۲۲/۱۸	۰/۱۳۴۲	۰/۰۹۵۷	۰/۹۱۶	۲۴/۵	۰/۱۶۷	۰/۱۱۸	۰/۸۵۷

جدول ۷- مقایسه نتایج مدل‌های ANN و ANFIS برای داده‌های آزمایشگاهی (داده‌های با بعد)

مدل	MARE (%)	آموزش		R <sup>2</sup>	MARE (%)	تست		R <sup>2</sup>
		RMSE (cm)	MAE (cm)			RMSE (cm)	MAE (cm)	
FFNN	۲۹/۲۳	۱/۵۹۵۱	۰/۹۸۴۶	۰/۹۳۳	۲۹/۲۳	۱/۵۹۵۱	۰/۹۸۴	۰/۹۳۳
GRNN	۴۹/۴۲	۱/۱۰۶۳	۰/۷	۰/۹۷۲	۵۳/۰۹	۲/۶۱۸۵	۱/۵۹۴	۰/۶۴۳
RBF	۴۹/۲	۱/۰۶	۰/۶۸	۰/۹۹۶	۹۳/۴۳	۴/۱۱۰۶	۳/۲۵۲	۰/۴۹
ANFIS	۲۹/۱۶	۰/۸۵۶۹	۰/۶۳۲۹	۰/۹۸۴	۳۱/۱۴	۱/۲۳۷۶	۱/۰۱۵	۰/۹۲

جدول ۸- نتایج معادلات تجربی در تخمین عمق آبهستگی

روش	داده‌های آزمایشگاهی				داده‌های صحرایی			
	MARE (%)	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>	MARE (%)	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
CSU	۳۱۸/۱۱	۰/۵۹۷۱	۰/۵۱۶	۰/۲۸۶	۴۷/۴۱	۹/۷۸۳۹	۲/۵۰۶۸	۰/۲۵۷
HANCU	۴۳۹/۳۴	۱/۱۴۳۴	۱/۰۰۵۹	۰/۱۸۳	۴۱/۵۹	۱/۲۱۳۴	۱/۰۴۰۵	۰/۰۱۵
SHEN	۴۱۵/۰۱	۱/۴۷۹۶	۱/۲۷۶۲	۰/۲۲۱	۸۴/۱۴	۰/۷۱۸۵	۰/۵۱۷۴	۰/۲۳۴
ETTEMA	۳۴۰/۰۶	۱/۱۰۷۹	۰/۹۵۰۶	۰/۱۷۶	۴۵/۵۸	۲/۸۷۵۱	۱/۳۲۴۲	۰/۰۵۴۷
FROEHLICH	۳۶۲/۲۸	۰/۹۰۵۸	۰/۸۲۴۵	۰/۲۳۴	۲۲۷/۷	۲/۹۳۴۶	۱/۶۸۳۳	۰/۰۲۴

جدول ۱۲- نتایج آنالیز حساسیت برای داده‌های میدانی (باعد)

پارامتر حذف شده	MARE (%)	RMSE (cm)	MAE (cm)	R <sup>2</sup>
V	۶۶/۱۴	۳۱/۳۱۱۹	۲۴/۷۳۳۵	۰/۰۴۵
$\tau$	۴۷/۷	۲۲/۸۵۴۸	۱۷/۰۸۷۶	۰/۰۷۷
Y	۴۰/۷۳	۲۰/۶۶	۱۵/۹۹۴۲	۰/۰۳۶
D	۳۷/۶۸	۱۹/۴۱۰۳	۱۴/۵۱۰۵	۰/۰۶۶
$\sigma$	۳۶/۹۲	۱۸/۱۶۶	۱۴/۲۷۳۹	۰/۲۰۱
D <sub>50</sub>	۳۴/۷	۱۷/۶۷۷۲	۱۳/۹۲۱۶	۰/۲۰۲
D'	۲۹/۸۲	۱۶/۲۲۸۸	۱۰/۵۳۳۹	۰/۳۵۶

جدول ۱۳- نتایج آنالیز حساسیت برای داده‌های میدانی

(داده‌های بی‌بعد)

پارامتر حذف شده	MARE (%)	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
$\hat{z}$	۵۴/۵۶	۰/۸۵۹۶	۰/۷۲۷۸	۰/۰۵۸
$\sigma$	۴۴/۷۳	۰/۷۱۵۳	۰/۵۷۰۳	۰/۱۸۸
D/D <sub>50</sub>	۳۷/۲۲	۰/۶۷۶۸	۰/۵۲۲۸	۰/۲۵
Fr <sub>p</sub>	۳۶/۸۲	۰/۶۴۴	۰/۵۰۹۸	۰/۲۸
Y/D	۳۳/۸۵	۰/۶۲۸۵	۰/۴۷۷۹	۰/۲۸۴
D'/D	۳۲/۷۸	۰/۵۶۸۸	۰/۴۲۷۲	۰/۳۵۸

در بررسی آنالیز حساسیت در آبهستگی پایه‌های پل برای داده‌های صحرایی در خاک‌های غیرچسبده برای پایه‌های مستطیلی شکل در حالت باعد، سرعت، تنش برشی، عمق جریان، عرض پایه، ضریب یکنواختی ذرات، اندازه متوسط ذرات و عرض مؤثر به ترتیب بیشترین تأثیر را داشته‌اند. در حالت بی‌بعد، تنش برشی بی‌بعد، ضریب یکنواختی ذرات، نسبت عرض پایه به اندازه متوسط ذرات، عدد فرود پایه، نسبت عمق جریان به عرض پایه و نسبت عرض پایه به عرض مؤثر پایه به ترتیب بیشترین تأثیر را داشته‌اند. در حالت باعد با حذف سرعت، MARE حدود ۴۳٪ افزایش و R<sup>2</sup> بیش از ۶۵٪ کاهش داشته و در حالت بی‌بعد با حذف تنش برشی بی‌بعد MARE حدود ۳۷٪ افزایش و R<sup>2</sup> بیش از ۷۵٪ کاهش یافته است.

## ۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، قابلیت و کارایی شبکه‌های عصبی پیش‌خور، شعاع مینا، رگرسیون تعمیمی و شبکه فازی-عصبی برای شبیه‌سازی عمق آبهستگی اطراف پایه پل مورد بررسی و تجزیه

برای تعیین تأثیر پیش‌پردازش داده‌ها بر روی عملکرد شبکه FFNN، پارامترهای بی‌بعد برای داده‌های آزمایشگاهی نرمالیزه شده و پس از آموزش و تست، خروجی شبکه به حالت اولیه بازگردانده شده و مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای هر دو تابع پیش‌پردازش مورد استفاده قرار گرفته، کارایی شبکه در هر چهار معیار کاهش یافت. جدول (۹) نتایج عملکرد شبکه FFNN برای ورودی‌های پیش‌پردازش شده را نشان می‌دهد.

جدول ۹- تأثیر پیش‌پردازش داده‌ها بر روی شبکه پیش‌خور

	MARE (%)	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
Mapstd	۷۷/۲۵	۲/۲۳۲	۱/۵۲۹	۰/۱۷۸
Mapminmax	۷۴/۲۷	۳/۳۱	۲/۱۴	۰/۷۲۹
	MARE (%)	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
Mapstd	۷۷/۲۵	۲/۲۳۲	۱/۵۲۹	۰/۱۷۸
Mapminmax	۷۴/۲۷	۳/۳۱	۲/۱۴	۰/۷۲۹

## ۳-۴- آنالیز حساسیت

مطابق جداول (۱۰) الی (۱۳)، برای تعیین میزان تأثیر پارامترها در آبهستگی پایه‌های پل، آنالیز حساسیت انجام شد. برای داده‌های آزمایشگاهی در حالت باعد، سرعت، تنش برشی، عمق جریان، ضریب یکنواختی، اندازه متوسط ذرات و قطر پایه به ترتیب بیشترین تأثیر را داشته‌اند. در حالت بی‌بعد، تنش برشی بی‌بعد، ضریب یکنواختی ذرات، نسبت قطر پایه به اندازه متوسط ذرات، عدد فرود پایه، نسبت عمق جریان به قطر پایه و شیب بستر به ترتیب بیشترین تأثیر را داشته‌اند. در حالت باعد با حذف سرعت، MARE حدود ۶۰٪ افزایش و R<sup>2</sup> ۲۰٪ کاهش، در حالت بی‌بعد با حذف تنش برشی بی‌بعد، MARE حدود ۵۷٪ افزایش و R<sup>2</sup> حدود ۲۵٪ کاهش یافته است.

جدول ۱۰- نتایج آنالیز حساسیت برای داده‌های آزمایشگاهی

(داده‌های باعد)

پارامتر حذف شده	MARE (%)	RMSE (cm)	R <sup>2</sup>
V	۹۲/۸۲	۳/۱۱	۰/۷۴۵
$\tau$	۷۴/۷۵	۲/۴۴۳۰	۰/۱۸۳۹
Y	۶۴/۷۱	۲/۲۹۱۷	۰/۱۸۶۱
$\sigma$	۵۷/۷۲	۲/۱۲۱۷	۰/۹۳۹
D <sub>50</sub>	۵۶/۵۲	۱/۹۳۰۳	۰/۱۸۸۲
D	۴۱/۳۵	۱/۸۶۰۲	۰/۹۱۶

- [4] Firat, M., Gungor, M., "Generalized Regression Neural Networks and Feed Forward Neural Networks for Prediction of Scour Depth around Bridge Piers", *Advances in Engineering Software*, 2009, 40, 731-737.
- [۵] طالب‌بیدختی، ن.، اسدی، م.، "بررسی آبشستگی پایه پل‌ها با استفاده از نرم‌افزار "BRI-STRAS"، اولین کنفرانس سالانه مدیریت منابع آب.
- [۶] امیری تکلدانی، ا.، عزیزیان، ا.، قلی‌زاده، م.، "ارزیابی آبشستگی پایه پل‌ها با استفاده از مدل عددی HEC-RAS4 و نتایج آزمایشگاهی"، پنجمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۹.
- [7] Breusers, H., Raudkivi, A., "Scouring", A. A., Balkema, Rotterdam, 1991, pp 143.
- [8] Johnson, P. A., "Comparision of Pier-Scour Equations Using Field Data", *Civil Engineering*, 1995, 121, JHF 8.
- [۹] محمدی، م. ع.، "هیدرولیک جریان در کانال‌ها و رودخانه‌ها"، انتشارات دانشگاه ارومیه، ۱۳۸۲.
- [10] Federal Highway Administration, "Bridge Scour in Nonuniform Sediment Mixtures and in Cohesive Materials", No. FHWA-RD-083, 2003.
- [11] BSDMS Summary Report, "South Platte River at C.R. 87 near Masters, CO", [http://water.usgs.gov/site\\_list.htm](http://water.usgs.gov/site_list.htm), 1984.
- [12] Jang, J. S. R., Sun, C. T., Mizutani E., "Neuro-Fuzzy and Soft Computing. Upper Saddle", River (NJ), Prentice Hall, 1997.
- [۱۳] مهناج، م. ب.، "مبانی شبکه‌های عصبی"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۱.
- [۱۴] کیا، م.، "محاسبات نرم در Matlab"، کیان رایانه سبز، ۱۳۸۹.
- [15] Shen, H. W., Schneider, V. R., Karaki, S. S., "Local Scour around Bridge Piers", *Hydraulic Division, ASCE*, 1969, 95, Hy11, 1919-1940.
- [16] Hancu, S., "Sur le calcul des affouillements locaux dans la zone des piles des ponts", *Proceedings of the 14<sup>th</sup> International Association of Hydraulic Research Congress*, Paris, France, 1971, pp 299-313.
- [17] U. S. Department of Transportation, "Evaluating Scour at Bridges", *Hydr. Engrg. Circular No. 18, Rep No. FHWA-IP-90-017*, Federal Hwy. Administration (FHWA), Washington, D.C., USA, 1993.
- [18] Froehlich, D. C., "Local Scour at Bridge Piers from Onsite Measurements", *U.S. Geological Survey, Water Resources Division*, 1987.
- و تحلیل قرار گرفت. در مجموع از ۱۰۵ داده آزمایشگاهی که سازمان بزرگراه‌های آمریکا در خصوص آبشستگی موضعی اطراف پایه استوانه‌ای انجام داده بود، استفاده شد. همچنین ۳۹ داده نیز از گزارشی که سازمان نقشه‌برداری آمریکا در مورد پل رودخانه South platte با پایه‌های مستطیلی شکل تهیه کرده بود، مورد استفاده قرار گرفت. با ساخت ۷ مدل برای پارامترهای باعد و بی‌بعد با ورودی‌های مختلف برای پایه‌های استوانه‌ای شکل مشخص شد که شبکه‌های عصبی و فازی-عصبی توانایی تعیین روابط غیرخطی حاکم بر پدیده آبشستگی با حداقل پارامترهای اندازه‌گیری شده و محاسبه شده را دارا می‌باشد. نتایج بدست آمده حاکی از این است که:
- شبکه RBF در آموزش عملکرد مناسبی نسبت به بقیه شبکه‌ها داشته، ولی نتایج نهایی این مدل نسبت به مدل‌های دیگر از دقت کافی برخوردار نیست.
- ANFIS کارایی بهتری نسبت به شبکه‌های GRNN و RBF در هر چهار معیار مورد ارزیابی قرار گرفته داشته ولی در مقایسه با شبکه FFNN کارایی ضعیف‌تری داشته است.
- استفاده از تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی و الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوت کارایی شبکه FFNN را افزایش داده است.
- کارایی نهایی مدل با پیش‌پردازش داده‌ها کاهش یافته است.
- شبکه‌های عصبی و فازی-عصبی نسبت به روابط تجربی از قابلیت خوبی برای تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه‌های پل برخوردار بوده و معادله CSU نسبت به سایر معادلات نتایج قابل قبول‌تری داشته است.
- با بی‌بعد کردن داده‌ها کارایی مدل افزایش پیدا کرده است.
- نتایج آنالیز حساسیت نشان می‌دهد که  $\hat{t}$  برای داده‌های بی‌بعد شده و سرعت برای داده‌های باعد، بیشترین تأثیر را بر عمق آبشستگی داشته است.

##### ۵- مراجع

- [1] Laursen, E. M., "Scour at Bridge Crossings", *Transation ASCE*, 1962, 127, 166-180.
- [2] Melville, B. W., Sutherland, A. J., "Design Method for Local Scour in Bridge Piers", *Hydraulic Engineering*, 1988, 114 (10), 1210 - 1226.
- [3] Lee, T. L., Jeng, D. S., Zhang, G. H., Hong, J. H., "Neural Network Modeling for Estimation of Scour Depth Around Bridge Piers", *hydrodynamics*, 2007, 19 (3), Ser. B, 378- 386.

- [19] Ettema, R. E., "Scour at Bridge Piers [R]", Rep. No. 216, Auckland, New Zealand: University of Auckland, 1980.