

## تخمین ضریب اختلاط عرضی آلاینده‌ها در جریان کانال‌های روباز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

عالیه سعادت پور<sup>1\*</sup>، الهام ایزدی‌نیا<sup>2</sup>، منوچهر حیدرپور<sup>3</sup>

تاریخ دریافت: 1394/4/29 تاریخ پذیرش: 1394/9/11

### چکیده

درک خودپالایی و از بین رفتن آلودگی در رودخانه‌ها جهت کنترل مؤثر آلودگی در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است. اختلاط عرضی آلاینده در کانال‌های باز به نسبت از اهمیت بیش‌تری نسبت به اختلاط طولی برخوردار است. تلاش‌های بسیاری جهت برقراری رابطه‌ای بین ضریب اختلاط عرضی و پارامترهای کانال و جریان مانند عرض، عمق، سرعت برشی، فاکتور اصطکاک و انحنای کانال انجام گرفته است. با هدف ساده‌سازی پیش‌بینی ضریب اختلاط عرضی، در این تحقیق، با استفاده از اطلاعات پارامترهای هیدرولیکی و هندسی رودخانه‌ها و کانال‌ها، مدل‌سازی و سپس پیش‌بینی ضریب اختلاط عرضی به کمک شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفته است. فرآیند توسعه و ارزیابی مدل با استفاده از مجموعه داده‌های واقعی و معیارهای آماری و گرافیکی مختلف صورت گرفت. مدل شبکه عصبی مصنوعی، نتایج قابل قبولی در پیش‌بینی ضریب اختلاط عرضی نسبت به مدل خطی، ارائه کرد. چنان‌چه در بهترین مدل، میزان ضریب همبستگی و میانگین مجذور مربعات خطا، به ترتیب 0/82 و 0/1035 بدست آمده است.

واژه‌های کلیدی: اختلاط، انتقال آلودگی، پراکندگی، جریان سطحی

### مقدمه

تحت تأثیر فرآیندهای انتقال و اختلاط انتشار می‌یابد (Tayfur and Singh., 2005). قابلیت و قدرت جریان رودخانه‌ها و دیگر جریانهای سطحی در پراکنش مواد اضافه شده به آن در جهات طولی، عرضی و قائم توسط ضرایب پراکندگی  $K_z$  و  $K_y$ ،  $K_x$  بیان می‌شود (Tayfur and Singh., 2005). اختلاط عرضی در مدیریت کیفیت آب مهم‌تر از اختلاط طولی و عمقی می‌باشد به خصوص هنگامی که در مورد تخلیه آلاینده‌ها از منبع نقطه‌ای صحبت می‌شود (Beltaos., 1980). در صورتی که داده‌های واقعی در دسترس باشند به سادگی می‌توان این ضرائب را تعیین کرد ولی در رودخانه‌هایی که مشخصات و ویژگیهای اختلاط و پراکنش ناشناخته باشند، می‌بایست از روش‌های جایگزین استفاده نمود (ریاحی‌مدوار و ایوب‌زاده، 1387).  
عمده تحقیقات انجام شده در 40 سال گذشته راجع به دینامیک اختلاط<sup>4</sup> (عمدتاً در رودخانه‌ها) توسط (Fischer et al., 1979) و (Holley and Jirka., 1986) و (Rutherford., 1994) انجام گرفته است.

فیشر و همکاران برای اولین بار مبحث تأثیر پدیده اختلاط بر پخش و کاهش غلظت رسوبات در رودخانه را مطرح نمود. او پدیده اختلاط را شامل سه مرحله در نظر گرفت: در مرحله اول (حد فاصل

در سال‌های اخیر حفاظت رودخانه‌ها و پاک‌سازی آن‌ها مورد توجه سازمان‌های ملی و بین‌المللی مسئول کنترل کیفیت و حفاظت منابع آب قرار گرفته است. این موضوع در مناطقی که شهرها و صنایع بزرگ در نزدیکی رودخانه‌ها قرار دارند و رودخانه‌ها تأمین‌کننده اصلی نیازهای آبی می‌باشند، به منظور حفظ سلامت عمومی، بیش‌تر مورد توجه قرار گرفته است (Tayfur and Singh, 2005; Li et al., 1998) (پورآبادی، 1382). بدین جهت توانایی تخمین و شبیه‌سازی جریان، انتقال آلودگی و رسوب در سیستم‌های رودخانه‌ای برای برنامه‌ریزی منابع آب اهمیت زیادی دارد. این قابلیت موجب کاهش خطر خسارت به محیط زیست در آینده و افزایش تأثیر مهندسی محیط زیست بر مدیریت منابع آب می‌شود (Li et al., 1998). با تزریق آلاینده‌های مختلف به رودخانه، انتقال آن‌ها به پایین دست توسط فرآیند اختلاط با جریان و پراکنش‌های طولی، عرضی و عمقی

- 1- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد
  - 2- استادیار گروه عمران، دانشگاه غیردولتی شهید اشرفی اصفهانی
  - 3- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان
- \* - نویسنده مسئول: (Email: alieh.saadat@gmail.com)

$$0.18 \leq \frac{\varepsilon_z}{du_*} \leq 0.9 \quad (5)$$

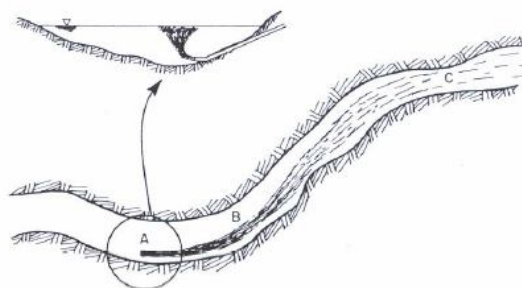
از آنجاکه ضریب پراکندگی عرضی آلودگی در رودخانه‌ها به علت پیچیده بودن فرآیند حاکم، اغلب با استفاده از روابط ساده شده تجربی، تعیین می‌شود، هیچ‌کدام از این روابط تجربی نتایج خوبی ندارد و خطای قابل ملاحظه‌ای در مقایسه با داده‌های اندازه‌گیری شده دارند (Ahmad et al., 2011).

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی K بسیار کم است. مقادیر ضریب اختلاط طولی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی می‌گردد. مطالعات نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی مقدار ضریب اختلاط طولی را با دقت بالایی پیش‌بینی می‌کند. با این وجود، مطالعات آن‌ها کمبودهایی داشت، بطوری که تمام پارامترهای ورودی مهم و مؤثر اختلاط طولی را در نظر نگرفتند (Tayfur and Singh, 2005). پنج مدل شبکه عصبی مصنوعی را توسعه دادند، و متغیرهای ورودی در بهترین مدل ارائه شده، عمق متوسط جریان (H)، عرض جریان (W)، و سرعت متوسط جریان طولی (U) بود. آن‌ها سرعت برشی متوسط بستر (U\*) و انحنای کانال (C) را در نظر نگرفتند. توپراک و سیگیزوگلا، سه ساختار متفاوت شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی K را با استفاده از 65 سری داده منتشر شده انجام دادند. بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی آن‌ها روش تغذیه شونده به جلو<sup>2</sup> با U، H، W، و U\* به عنوان پارامترهای ورودی بود و از انحنای کانال صرف نظر کردند (Toprak and Cigizoglu 2008). ساهای نشان داد که با در نظر گرفتن پارامترهای (U\*, C) کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی به طور قابل توجهی بهبود می‌یابد (Sahay, 2010).

احمد و همکاران با استفاده از مدل تلفیقی شبکه عصبی-فازی مقدار ضریب اختلاط عرضی را تخمین زد و نتایج قابل قبولی را نسبت به پیش‌بینی‌های موجود برای ضریب اختلاط عرضی بدست آورد (Ahmad et al., 2011). هم‌چنین احمد و عظمت‌الله از روش الگوریتم ژنتیک برای تخمین ضریب اختلاط عرضی استفاده کردند و با مقایسه نتایج با مطالعات گذشته خود نشان داد که نتایج بهتری حاصل گردید (Azamathulla and Ahmad, 2012).

در مطالعه حاضر با استفاده از آنالیز ابعادی که روشی قابل اطمینان برای بیان پارامترهای بدون بعد است، پارامترهای بدون بعد مؤثر تشخیص داده شد. سپس با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی که مطالعات قبل نشان داده روشی مناسب برای پیش‌بینی ضریب انتشار عرضی است، مدل گردید. هم‌چنین تأثیر تعداد نرون‌های لایه پنهان و توابع انتقال بر خروجی مدل شبکه عصبی بررسی شد. از اهداف اصلی این تحقیق تخمین ضریب پخش عرضی آلودگی

نقاط A و B در شکل 1 مواد آلاینده از منبع آلاینده خارج شده و وارد جریان رودخانه می‌شود. در این مرحله مومنتوم اولیه و شناوری جریان دو عاملی هستند که باعث رقیق‌سازی پساب می‌گردد. مرحله دوم (حد فاصل نقاط B و C در شکل 1 در حالی که پساب‌ها در حال گسترش در عرض و رقیق شدن هستند مومنتوم اولیه و شناوری جریان به تدریج محو شده و در این مرحله آشفتگی و جریان‌های ثانویه ناشی از آن، عامل فرایند پخش و اختلاط می‌گردند. مرحله سوم (نقطه C به بعد در شکل 1 هنگامی است که پساب‌های ورودی در عرض کانال به طور کامل اختلاط پیدا کرده، برش‌های طولی جریان شروع به فعالیت می‌نمایند. در پایان این مرحله غلظت در تمام سطح مقطع به یک مقدار ثابت رسیده و اختلاط به طور کامل انجام شده است (Fischer et al., 1979).



شکل 1- نمای پخش آلودگی در رودخانه تحت سه مرحله متوالی

در مورد ضریب اختلاط عرضی<sup>1</sup> به دلیل تغییرات عرض و پروفیل جریان در رودخانه‌ها، به ناچار از کانال‌های تحقیقاتی استفاده شده است. نتایج آزمایش بر روی 75 کانال تحقیقاتی توسط فیشر و همکاران (Fischer et al., 1979) جمع‌آوری شد. نتایج این تحقیقات را می‌توان بصورت رابطه 1 بیان کرد.

$$\varepsilon_z \cong 0.15 du_* \quad (1)$$

که در آن d عمق جریان و  $u_*$  سرعت برشی می‌باشد.

روابط گسترده‌تری در ارتباط با ضرایب پخشیدگی ارائه شد (رابطه‌های 2، 3 و 4) (Rutherford, 1994):

$$\frac{\varepsilon_z}{du_*} = 0.13 \quad (2)$$

$$0.3 \leq \frac{\varepsilon_z}{du_*} \leq 0.9 \quad (3)$$

$$1 \leq \frac{\varepsilon_z}{du_*} \leq 3 \quad (4)$$

دنگ و همکاران با اندازه‌گیری در 70 آبراهه و کانال مارپیچ در ایالات متحده رابطه 5 را برای ضریب اختلاط عرضی ارائه کردند (Deng et al., 2002).

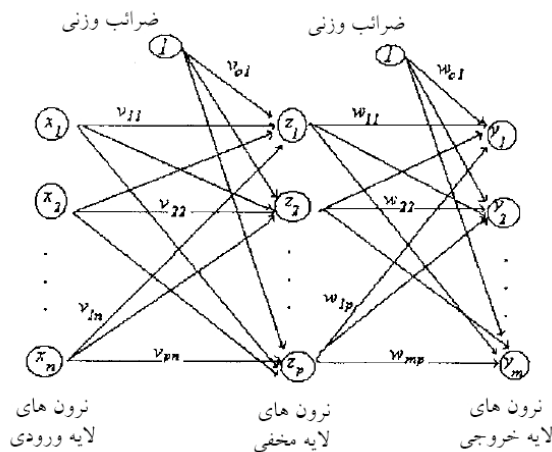
نهایتاً ضریب اختلاط عرضی ( $e_z$ ) را می‌توان توسط رابطه 9 به صورت بدون بعد بیان کرد:

$$\theta = \frac{e_z}{u_* h} \quad (9)$$

در رابطه 9،  $\theta$  = ضریب بدون بعد اختلاط عرضی می‌باشد که مقدار آن حتی برای کانال‌های مستقیم نیز بسیار متغیر است. به این ترتیب می‌توان انتظار داشت که فاکتور اصطکاک نشان دهنده تنش باشد که باعث توربولانس در جریان می‌شود و نسبت عرض به عمق بر چرخش‌های ثانویه در کانال تأثیر می‌گذارد (Lau and Krishnappan., 1977).

### شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یکی از دستاوردهایی هستند که با الگوبرداری از شبکه عصبی مغز انسان، قادرند پدیده‌های پیچیده و ناشناخته را به خوبی بررسی نمایند منهای (1391). شبکه عصبی مصنوعی این قابلیت را دارد که رابطه بین داده‌های ورودی را دریافت کند و این توانایی باعث می‌شود که در حل مسائل پیچیده در مقیاس بزرگ استفاده شود (Tayfur and Singh., 2005).



شکل 2- شماتیک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه تغذیه شونده به جلو

روش سه لایه تغذیه شونده به جلو شبکه عصبی مصنوعی به طور کلی در عمل استفاده می‌شود. شکل 2 نمونه مدل، سه لایه تغذیه شونده به جلو را نشان می‌دهد. در این روش، مقادیر ورودی، به نرون‌های لایه ورودی تغذیه می‌شود که به نوبه خود، بعد از ضرب کردن وزن، آن‌ها را به نرون‌های لایه مخفی منتقل می‌کند. نرون‌های لایه مخفی، وزن دریافتی ورودی از هر نرون ورودی را اضافه

با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در جریان‌های باز و ارزیابی دقت این روش در مقایسه با داده‌های اندازه‌گیری شده واقعی و مدل خطی و آنالیز حساسیت پارامترهای زبری و نسبت عرض به عمق در کانال بر ضریب اختلاط عرضی می‌باشد. در نهایت مدل‌هایی با دقت قابل قبول پیشنهاد شد تا با توجه به دقت مورد نظر و پارامترهای ورودی در دسترس بتوان تخمین مناسبی از ضریب انتشار عرضی آلودگی بدست آورد.

### مواد و روش‌ها

#### آنالیز ابعادی

از آنجایی که رابطه تئوری برای ضریب اختلاط عرضی ( $e_z$ ) وجود ندارد نیاز است که آنالیز ابعادی انجام گیرد و متغیرهای مهم بدست آید. در یک کانال مستطیلی روباز، پارامترهای مؤثر بر ضریب پخش عرضی عبارتند از سرعت متوسط جریان  $u$ ، عمق جریان  $h$ ، عرض آبراهه  $w$ ، تنش برشی کف یا سرعت برشی  $u_*$ ، چگالی سیال  $\rho$  و لزجت دینامیکی جریان  $\mu$ . به عبارت دیگر می‌توان به صورت رابطه 6 نوشت:

$$e_z = \varphi(u, h, w, u_*, \rho, \mu) \quad (6)$$

چنانچه  $u_*$ ،  $h$  و  $\rho$  به عنوان پارامترهای پایه (تکرار) انتخاب شوند، می‌توان رابطه (6) را با توجه به قانون باکینگام<sup>1</sup> چنین بازنویسی نمود (رابطه 7):

$$\frac{e_z}{u_* h} = \varphi\left(\frac{u_*}{u}, \frac{w}{h}, \frac{\rho u_* h}{\mu}\right) \quad (7)$$

که در آن  $e_z / u_* h$  ضریب اختلاط عرضی بدون بعد بوده و با  $K$  نشان داده می‌شود.

در رابطه 7 پارامتر بی بعد سوم، عدد رینولدز برشی است که در صورتی که جریان آشفتۀ زیر باشد ( $Re \geq 70$ ) می‌توان از تأثیر ویسکوزیته سیال صرف نظر نمود. بنابراین رابطه 7 را می‌توان به صورت رابطه 8 خلاصه کرد:

$$\frac{e_z}{u_* h} = \varphi\left(f, \frac{w}{h}\right) \quad (8)$$

در رابطه 8،  $f$  = فاکتور اصطکاک داریسی - ویسباخ بوده و برابر با  $8(u_* / u)^2$  است. بنابراین ضریب بدون بعد پخش عرضی تابعی از فاکتور اصطکاک و نسبت عرض به عمق می‌باشد. در رابطه 8، فاکتور اصطکاک بیانگر برش‌های کف بوده که آنها نیز تولید کننده اغتشاش و آشفتگی در جریان هستند. همچنین نسبت عرض به عمق نیز تا حدودی معرف جریان‌های ثانویه در کانال روباز می‌باشد (Chau., 2000; Lau and Krishnappan., 1977).

پارامترهای مورد نیاز ارائه شده بود، اقدام به توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی و هم‌چنین ارزیابی دقت آن شده است. در یک تحقیق شبکه عصبی مصنوعی داده‌ها معمولاً به دو قسمت تقسیم می‌شود. یک قسمت برای آموزش یا واسنجی کردن شبکه و قسمت دیگر برای صحت‌سنجی مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به برون‌یابی در خارج از محدوده تعریف شده داده‌ها نیستند، زمانی که محدوده داده‌های صحت‌سنجی خارج از محدوده داده‌های آموزشی باشد شبکه نتایج خوبی نخواهد داشت. بنابراین بایستی مقادیر بیشینه و کمینه داده‌ها در مجموعه آموزشی قرار بگیرد. مجموعه این داده‌ها به دو دسته داده‌های آموزشی (75 درصد داده‌ها) و صحت‌سنجی (25 درصد داده‌ها) تقسیم گردید. شایان ذکر است که تقسیم‌بندی داده‌ها به دو گروه آموزش و ارزیابی به صورت تصادفی انجام شده است. معماری بهینه هر مدل با استفاده از پیش‌فرض‌های جعبه ابزار نرم‌افزار Matlab 2014 و آزمون و خطا بر ساختار مدل تعیین شده است. با آزمون ترکیبات مختلفی از معماری مدل، حالت بهینه با توجه به ضریب همبستگی و مقادیر خطای حاصله به دست آمد (ریاحی مدوار، 1387).

در جدول 1 متغیرهای مورد نیاز روابط تجربی و پارامترهای استفاده شده در توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی و محدوده تغییرات آن آمده است.

#### پارامترهای آماری

معیاره‌های عمومی مورد استفاده در این تحقیق جهت مقایسه و ارزیابی نتایج روابط تجربی و مدل شبکه عصبی با استفاده از معیارهای ضریب تشخیص  $R^2$ ، میانگین خطای مطلق MAE<sup>2</sup>، ریشه میانگین مربعات خطا RMSE<sup>3</sup> و میانگین مربعات خطا MSE<sup>4</sup> که به صورت معادلات 10 تا 13 آورده شده است، می‌باشند. این شاخص‌ها مبین متوسطی از خطا در عملکرد مدل می‌باشند و در ضمن آماره‌های عمومی هستند که اطلاعاتی در مورد توزیع خطا در نتایج را ارائه نمی‌کنند و برای ارزیابی قدرتمندی مدل‌های مورد بررسی باید از معیارهای دیگری استفاده کرد. به همین دلیل روش شاخص میانگین قدرمطلق خطای نسبی AARE<sup>5</sup> نیز به صورت معادله 14، مورد استفاده قرار گرفت. این معیار نه تنها شاخص عملکرد را به صورت عبارتهایی از مقادیر پیش‌بینی شده ارائه می‌دهد بلکه توزیع خطا را نیز نشان می‌دهد (ریاحی مدوار و ایوب‌زاده، 1387). واضح است که هر چه مقدار AARE کوچک‌تر باشد، عملکرد بهتر خواهد بود.

می‌کند و سپس نتایج را از طریق یک تابع انتقال غیرخطی انتقال می‌دهد. نرون‌های خروجی، عملیات مشابه نرون‌های مخفی را انجام می‌دهند (Tayfur and Singh, 2005). قبل از کاربرد برای هرگونه مسئله‌ای، ابتدا شبکه آموزش داده می‌شود. بدین صورت با تنظیم وزن از طریق آموزش الگوریتم، اختلاف بین خروجی و مدل محاسبه شده به حداقل می‌رسد. آموزش شبکه عصبی مصنوعی شامل سه اصل است: (1) وزن بین نرون‌ها که معرف اهمیت نسبی داده‌های ورودی است (2) یک تابع انتقال که نسل خروجی از هر نرون را کنترل می‌کند و (3) قوانین یادگیری که توصیف می‌کند چگونه تنظیمات وزن در طول آموزش ساخته می‌شود (Tayfur and Singh., 2005).

در طول آموزش، یک نرون، داده‌ها را از لایه‌های قبل می‌گیرد، هر داده را با مقدار از پیش مرتب شده وزن می‌دهد و وزن داده‌های ورودی را با هم ترکیب می‌کند. اگر فعالیت یک نرون به اندازه کافی قدرتمند باشد، باعث تولید یک خروجی می‌شود که به عنوان ورودی به سایر نرون‌ها در لایه موفق فرستاده می‌شود. به طور معمول تابع سیگموئید به عنوان تابع فعال در مرحله آموزش شبکه استفاده می‌شود. تابع سیگموئید، در یک شبکه، نقشه‌ای برای رفتار غیرخطی فراهم می‌کند و پاسخ غیر خطی مدرج، محدود، یکنواخت و غیر کاهشی تهیه می‌کند. یکی از دلایل اصلی که تابع سیگموئید به کارگرفته می‌شود به دلیل سادگی مشتق آن است که در طول فرایند آموزش مورد نیاز است. آموزش شبکه عصبی مصنوعی به طور گسترده توسط الگوریتم پس انتشار خطا<sup>1</sup> بدست آمده. این الگوریتم پر کاربردترین الگوریتم ناظر آموزشی در شبکه‌های چند لایه تغذیه شونده رو به جلو می‌باشد. در الگوریتم پس انتشار خطا، اطلاعات در جهت رو به جلو و از لایه ورودی به لایه مخفی و سپس به لایه خروجی پردازش می‌شود. هدف الگوریتم پس انتشار خطا آن است که با مینیمم کردن تابع خطای پیش‌بینی شده، بهترین وزنی که منجر به بدست آمدن بردار خروجی می‌شود را تا نزدیک‌ترین حد ممکن به مقدار هدف بردار خروجی با قاطعیت انتخاب شده بدست آورد.

#### مجموعه داده‌های مورد استفاده در تحقیق

جهت برآورد ضریب اختلاط عرضی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به مجموعه‌ای از داده‌های هیدرولیکی و هندسی نیاز است. در این تحقیق با جمع‌آوری مجموعه‌ای وسیع از داده‌های محققان مختلف از مراجع (Engman., 1974)، (Elder (1959)Holley and، (Okoye., (Kalinske and Pien., 1944)، (Jirka., 1986)، (1970)، (Prych., 1970)، (Sullivan., 1968)، (Chau., 2000)، (Lau and Krishnappan., (Miller and Richardson., 1974) (Sayre and Chang., 1968)، 1977) که در آن‌ها مقادیر تمامی

2-Mean Absolute Error (MAE)

3-Root Mean Square Error (RMSE)

4-Mean Square Error (MSE)

5-Average Absolute Relative Error (AARE)

1-Backpropagation

جدول 1- محدودده تغییرات داده‌های مورد استفاده در تحقیق

متوسط	محدوده تغییرات	نماد	پارامتر
33/77	94/5-11/2	u	سرعت جریان (سانتی متر در ثانیه)
7/52	37/1-1/2	h	عمق جریان (سانتی متر)
109/17	400-30	w	عرض جریان (سانتی متر)
2/74	0/6-16/4	u <sub>*</sub>	سرعت برشی (سانتی متر در ثانیه)
4	0/3-36/24	e <sub>z</sub>	ضریب پراکندگی عرضی (سانتی مترمربع در ثانیه)

لایه ورودی با توجه به تعداد پارامترهای ورودی دو نرون می‌باشد و خروجی شامل یک نرون است که همان ضریب پخش عرضی است. تعداد نرون‌های لایه میانی با سعی و خطا تعیین گردید و تعداد 10، 20، و 30 نرون مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به غیر خطی بودن تغییرات ضریب پخشیدگی نسبت به پارامترهای ورودی، در این تحقیق از دو تابع انتقال غیرخطی متداول تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید استفاده گردید. روش شبکه آموزش از نوع پس انتشار خطا می‌باشد. خلاصه نتایج در جدول 2 آورده شده است.

هرچه ضریب تعیین همبستگی بزرگتر و تابع خطا دارای مقدار کم‌تری باشد دقت مدل در پیش‌بینی بیش‌تر است. از مقایسه تعداد نرون‌های لایه مخفی، با توجه به جدول 2 مشخص است که شبکه عصبی با 30 نرون در لایه میانی (ANN<sub>3</sub>) نتایج بهتری را نشان می‌دهد به طوری که دارای ضریب همبستگی 0/82 و مقدار تابع خطای 0/103 است. با کاربرد دو تابع انتقال تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید به ترتیب در دو شبکه ANN<sub>3</sub> و ANN<sub>4</sub> مشخص گردید رفتار ضریب پخشیدگی عرضی بر اساس تابع انتقال تانژانت سیگموئید بهتر پیش‌بینی می‌گردد.

به منظور بررسی تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر ضریب پخشیدگی عرضی، هر یک از پارامترهای ورودی به صورت مجزا در شبکه‌های ANN<sub>5</sub> و ANN<sub>6</sub> هر یک با تعداد 30 نرون در لایه پنهان و تابع انتقال تانژانت سیگموئید مورد ارزیابی قرار گرفت.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (10)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n} \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad (13)$$

$$AARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |RE_t| \quad (14)$$

$$RE_t = \frac{X_i - Y_i}{Y_i} 100 \quad (15)$$

که در آن،  $X_i$  و  $Y_i$  به ترتیب آامین داده واقعی و شبیه سازی شده توسط مدل،  $\bar{X}$  و  $\bar{Y}$  میانگین کل داده‌های  $X_i$  و  $Y_i$  در جامعه آماری و  $n$  تعداد کل نمونه‌های مورد ارزیابی می‌باشند. همچنین  $RE_t$  درصد خطای نسبی پیش‌بینی شده می‌باشد.

## نتایج و بحث

شبکه به کار گرفته شده یک شبکه پرسپترون چندلایه است که به صورت پیش‌خور عمل می‌کند و در سه لایه (یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی) طراحی شده است. تعداد نرون‌های

جدول 2- خلاصه نتایج داده‌های مورد استفاده در تحقیق

نام شبکه	تعداد نرون لایه میانی	تابع انتقال	پارامترهای ورودی	R <sup>2</sup>	RMSE	MSE	MAE	AARE (%)
ANN <sub>1</sub>	10	TANSIG	( $\frac{u}{w}$ )	0/75	0/112	0/012	0/097	18/06
ANN <sub>2</sub>	20	TANSIG	( $\frac{u}{w}, \frac{u}{h}$ )	0/63	0/128	0/016	0/105	18/99
ANN <sub>3</sub>	30	TANSIG	( $\frac{u}{w}, \frac{u}{h}$ )	0/82	0/103	0/011	0/085	14/85
ANN <sub>4</sub>	30	LOGSIG	( $\frac{u}{w}, \frac{u}{h}$ )	0/50	0/169	0/029	0/130	36/68
ANN <sub>5</sub>	30	TANSIG	( $\frac{u}{w}, \frac{u}{h}$ )	0/72	0/147	0/021	0/125	43/50
ANN <sub>6</sub>	30	TANSIG	( $\frac{u}{w}, \frac{u}{h}$ )	0/30	0/257	0/066	0/211	73/01

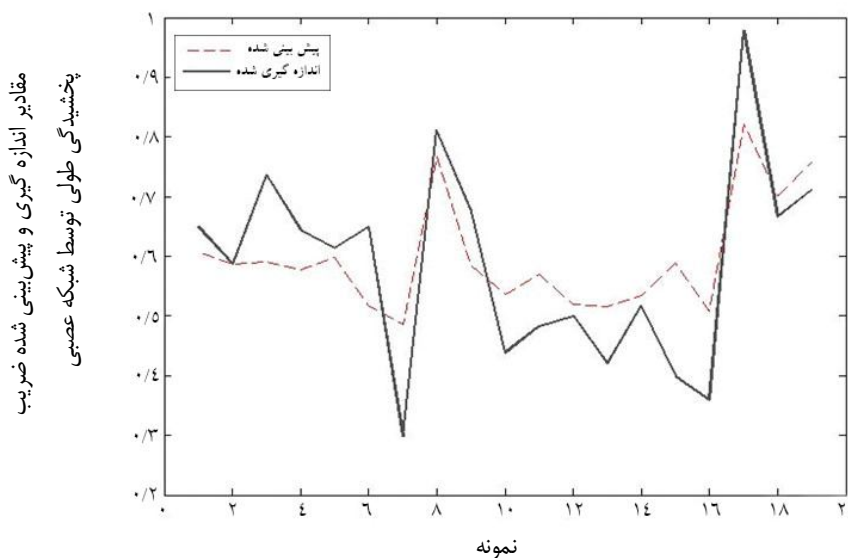
آلودگی و ضریب پراکندگی عرضی را درک نموده و آن را برآورد نماید. در شکل 4 مقادیر اندازه گیری شده و تخمین زده شده ضریب اختلاط عرضی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ترسیم شده است. خط 45 درجه، جهت نشان دادن تخمین کم تر یا بیش تر از مقدار واقعی کشیده شده است. اگرچه داده ها به نظر می رسد که به طور مساوی اطراف خط پراکنده شده است ولی اندکی بیش برآورد داریم. با استفاده از نرم افزار آماری Minitab، رابطه بین  $u/u_*$ ،  $e_z/u_*h$  و  $w/h$  به صورت رابطه ای خطی 16 ارائه می گردد. این رابطه حاصل رگرسیون گیری خطی بوده و مدل از نظر آماری معنی دار ( $p < 0.05$ ) و جهت تخمین دقیق یک رابطه، به اندازه کافی بزرگ می باشد ( $n=61$ ). با توجه به آنکه سطح معنی داری تمام پارامترهای مستقل کوچکتر از 0/05 در سطح 95 درصد اطمینان می باشد، پارامترهای مستقل به کار رفته در رابطه 16 دارای تأثیر معنی داری بر ضریب اختلاط عرضی می باشد.

$$\frac{\varepsilon_z}{du_*} = 0.3267 + 0.2053u/u_* + 0.607w/d \quad (16)$$

به منظور بررسی میزان دقت و اعتبار شبکه عصبی، نتایج حاصل از مدل ANN<sub>3</sub> با دو پارامتر ورودی نسبت سرعت به سرعت برشی نرمال شده و نسبت عرض به عمق نرمال شده با استفاده از داده های مرحله صحت سنجی با مدل خطی رابطه 16 مورد ارزیابی قرار گرفت و در جدول 3 آورده شده است.

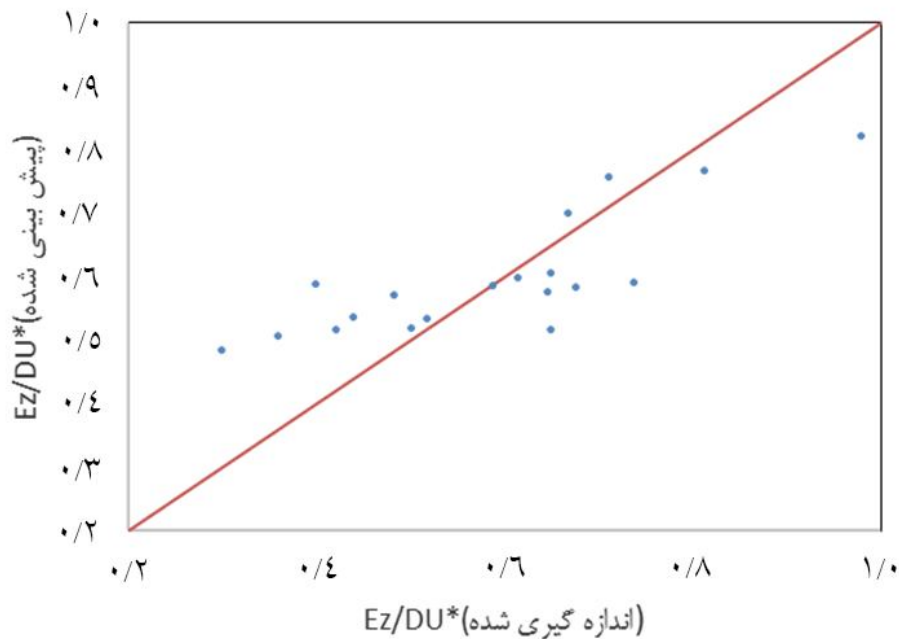
با توجه به آن که در شبکه ANN<sub>5</sub> با پارامتر ورودی  $(\frac{W}{h})$  مقدار ضریب همبستگی و مقدار تابع خطا به ترتیب برابر با 0/72 و 0/147 و در شبکه ANN<sub>6</sub> با پارامتر ورودی  $(\frac{u}{u_*})$  برابر مقدار ضریب همبستگی و مقدار تابع خطا برابر با 0/3 و 0/257 است مشخص می گردد  $(\frac{W}{h})$  نسبت به  $(\frac{u}{u_*})$  دارای تأثیر بیش تری می باشد. همان گونه که بیان شد نسبت  $(\frac{W}{h})$  نشان دهنده فاکتور عرض به عمق می باشد. بنابراین می توان اذعان داشت آن چه در یک فرایند اختلاط عرضی آلودگی اهمیت بیش تری دارد نسبت عرض به عمق مقطع است. به عبارت دیگر هر چه عمق جریان کم تر شود، توزیع عرضی اهمیت بیش تری پیدا خواهد کرد و باعث کاهش طول پخشیدگی آلاینده ها در طول رودخانه ها می گردد.

با توجه به جدول 2، ANN<sub>5</sub> با پارامتر ورودی  $(\frac{W}{h})$  نسبت به سایر شبکه ها دارای ضریب همبستگی بالاتر و تابع خطای کمتری است. از آن جا که در شبکه ANN<sub>6</sub> با پارامتر ورودی  $(\frac{u}{u_*})$  همبستگی مثبتی وجود دارد، نمی توان از تأثیر  $(\frac{u}{u_*})$  صرف نظر نمود. بنابراین شبکه ANN<sub>3</sub> با دو پارامتر ورودی که دارای ضریب همبستگی 0/82 و مقدار تابع خطای 0/103 می باشد به عنوان بهترین شبکه پیشنهاد می گردد. شکل 3 نشان دهنده عملکرد شبکه عصبی ANN<sub>3</sub> در مرحله صحت سنجی می باشد. همان گونه که مشخص است روند کلی مدل بر مشاهدات منطبق است و مدل توانسته است الگوی حاکم بر انتقال



شکل 3- عملکرد شبکه عصبی در مرحله ارزیابی مدل





شکل 4- مقایسه مقادیر اندازه گیری شده و تخمین زده شده ضریب اختلاط عرضی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

جدول 3- مقایسه نتایج شبکه عصبی با مدل خطی برازش شده توسط نرم‌افزار آماری Minitab

AARE(%)	MAE	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>	
24/64	0/1305	0/0213	0/146	0/27	مدل خطی رابطه (16)
14/85	0/085	0/011	0/103	0/82	شبکه عصبی ANN3

پراکندگی عرضی آلودگی برخوردار است. از آنالیز حساسیت صورت گرفته مشخص گردید تأثیر نسبت عرض به عمق بیشتر از زبری‌های موجود در بستر رودخانه می‌باشد. به عبارت دیگر هر چه عمق جریان کمتر شود، توزیع عرضی اهمیت بیشتری پیدا خواهد کرد و باعث کاهش طول پخشیدگی آلاینده‌ها در طول رودخانه‌ها می‌گردد. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در محدوده داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد و لازم است در کانال‌ها و رودخانه‌های طبیعی نیز نمونه برداری صورت گرفته و دقت شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گیرد.

### مراجع

ایزدی‌نیا، و عابدی، ج. 1390. تعیین ضریب پراکندگی طولی آلودگی در رودخانه‌ها، مجله تحقیقات منابع آب ایران، سال هفتم، شماره 1.

پورآبادی، م.، تکلدانی، ا. و لیاقت، ع. 1382. بررسی تأثیر پارامترهای جریان بر ضریب پخش آلودگی در کانال مستطیلی، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران، شهرکرد، 29-38.

ریاحی مدوار، ح و ایوب‌زاده، ع. 1387. تخمین ضریب پراکندگی طولی

با توجه به جدول 3 و مقایسه پارامترهای آماری نتایج شبکه عصبی و رابطه خطی، مشاهده می‌گردد که شبکه عصبی با 30 نرون در لایه میانی (ANN<sub>3</sub>) نسبت به رابطه خطی اختلاط عرضی ضریب همبستگی بیشتر و هم‌چنین مقدار تابع خطای کم‌تری دارد. معیار AARE که نشان‌دهنده توزیع خطا می‌باشد در شبکه عصبی مقدار کم‌تر که نشان‌دهنده عملکرد بهتری است را نشان می‌دهد.

### نتیجه‌گیری

تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل پیچیده غیرخطی کاربرد موفقیت‌آمیزی دارند. در این تحقیق برای تخمین ضریب پراکندگی عرضی در کانال‌های باز از روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون پیش‌خور پس‌انتشار خطا استفاده گردید. با توجه به آنکه شبکه عصبی به پارامترهای ورودی حساس می‌باشد با استفاده از آنالیز ابعادی پارامترهای مؤثر بر ضریب پخشیدگی تعیین گردید و به عنوان پارامتر ورودی به مدل داده شد. سپس با استفاده از فرایند سعی و خطا تعداد نرون‌های لایه میانی و تابع انتقال تعیین گردید. نتایج نشان داد شبکه عصبی با 30 نرون در لایه میانی و تابع انتقال غیرخطی تانژانت سیگموئید از دقت مناسبی نسبت به رابطه خطی برای تخمین ضریب

- dispersion in rectangular channels, Journal of Hydraulics Division. ASCE. 103.10: 1173-1189.
- Li,Z.H.,Huang,J and Li,J.1998. Preliminary study on longitudinal dispersion coefficient for the Gorges reservoir. Proc. of the 7th International Symposium Environmental Hydraulics, 16-18 December, Hong Kong, China.
- Miller,A.C and Richardson,E.V. 1974. Diffusion and dispersion in open channel flow, Journal of Hydraulics Division. ASCE. 100.1: 159-171.
- Okoye,J.K. 1970. Characteristics of Transverse Mixing in Open Channel Flows, Report No. KH-R-23, W. M. Keck Laboratory of Hydraulics and Water Resources, California Institute of Technology, Pasadena, Calif.
- Prych,E.A. 1970. Effects of Density Differences on Lateral Mixing in Open Channel Flows. Report No. KH-R-21, W. M. Keck Laboratory of Hydraulics and water Resources, California Institute of Technology, Pasadena, California.
- Rutherford,J.C. 1994. River Mixing, John Wiley Publication.
- Sahay,R.R. 2011. Prediction of longitudinal dispersion coefficients in natural rivers using artificial neural network. Environmental Fluid Mechanics. 11.3: 247-261.
- Sayre,W.W and Chang,F.M.1968. A Laboratory Investigation of the Open Channel Dispersion Process for Dissolved, Suspended and Floating Dispersants, U.S. Geological Survey Professional Paper 433-E, 77pp.
- Sullivan,P.J. 1968. Dispersion in a Turbulent Shear Flow. Thesis presented to Churchill College, University of Cambridge, at Cambridge, England, in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy.
- Tayfur,G and Singh,V.P.2005. Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by artificial neural network. Journal of Hydraulic Engineering. 131.11: 991-1000.
- Toprak,Z.F and Cigizoglu,H.K. 2008. Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by artificial intelligence methods. Hydrology Process 22:4106-4129.
- آلودگی با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی انطباقی، مجله آب و فاضلاب، شماره 67.
- منهاج،م.ب. 1391. مبانی شبکه‌های عصبی، چاپ هشتم. انتشارات دانشگاه امیرکبیر.
- Ahmad,Z., Azamathulla,H.M and Zakaria,N.A. 2011. ANFIS-based approach for estimation transverse mixing coefficient. IWA – Water Science. Technology. 63: 1004-1009.
- Ahmad,Z. 2009. Mixing length for establishment of longitudinal dispersion in streams. International. Journal of Modell. Simulation. Acta Press. 29:1-10.
- Ahmad,Z. 2008. Finite volume model for steady-state transverse mixing in streams. IAHR Journal of Hydraulic Resarch. 46, 72-80.
- Azamathulla,H.M and Ahmad,Z. 2012. Gene-expression programming for transverse mixing coefficient. Journal of Hydrology. 434: 142-148.
- Chau,K.W. 2000. Transverse mixing coefficient measurements in an open rectangular channel. Advances in Environmental Research. 4.4:287-294.
- Deng,Z.Q., Bengtsson,L., Singh,V.P and Adrian,D.D. 2002. Longitudinal dispersion coefficient in single-channel streams. Journal of Hydraulic Engineering. 128.10: 901-916.
- Elder,J.W.1959. The Dispersion of Marked Fluid in Turbulent Shear Flow. Journal of fluid Mechanics. 5: 544-560.
- Engman,E.O. 1974. Discussion of Diffusion and Dispersion in Open Channel Flow. HydrDiv, ASCE. 100: 1850-1851.
- Fischer,H.B., List,E.J., Koh,R.C.Y., Imberger,J and Brooks.N.H. 1979. Mixing in Inland and Coastal Waters Academic Press, N.Y.
- Fischer,H.B. 1968. Dispersion predictions in natural streams. J SanitEng ASCE 94:927-43.
- Holley,E.R and Jirka,G.H. 1986. Mixing in Rivers, Technical Report E-86-11, U.S. Army Engineers, Waterways Experiment Station, Vicksburg, MS.
- Kalinske,A.A and Pien,C.L. 1944. Eddy Diffusion. Ind. Eng. Chem. 36: 220-223.
- Lau,Y.L and Krishnappan,B.G. 1977. Transverse



## Estimating Transverse Mixing Coefficient of Pollutants in Open Channel Flows Using Artificial Neural Networks

A.Saadatpour<sup>1\*</sup>, E.Izadinia<sup>2</sup>, M.Heidarpour<sup>3</sup>

Received: Jul.20, 2015 Accepted: Dec.02, 2015

### Abstract

Understanding of the fate of pollutants, disposed of in streams, is a matter of concern in recent years for the effective control of pollution. Transverse mixing of the pollutants in open channels is arguably more important than the longitudinal mixing and near-field mixing. Several attempts have been made to establish the relationship between the transverse mixing coefficient and bulk channel and flow parameters such as width, depth, shear velocity, friction factor, curvature and sinuosity. The training and testing of this model are accomplished using a set of available published filed data. Several statistical and graphical criteria are used to check the accuracy of the model. The proposed ANN approach produces satisfactory results ( $R^2=0.82$ ,  $RMSE=0.103$ ) in the best try in comparison to linear model.

**Keyword:** Artificial neural network, Dispersion, Open channel flow, Pollutant, Transverse mixing coefficient,.

---

1-Ph.D Student of Irrigation and Drainage, College of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad

2-Assistant Professor, Civil Department, Ashrafi Esfahani Institute of Higher Education

3-Professor, Water Engineering Department, Faculty of Agriculture, Isfahan University of Technology

(\*-Corresponding Author Email: alieh.saadat@gmail.com)