

برآورد ضریب انتشار طولی در مجاری روباز طبیعی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

سید محمود کاشفی‌پور

دانشیار دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهیدچمران اهواز

اهواز، صندوق پستی ۸۳۱۵۱ - ۶۱۳۵۷

Kashefipour@excite.com

چکیده- این مقاله کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای مدلسازی ضریب انتشار طولی - که از مهمترین پارامترهای هیدرولیکی معادله دینامیکی پخش و انتشار است - شرح می‌دهد. مقدار بدون بعد انتشار (D_1/HU_*) براساس چهار پارامتر بدون بعد دیگر شامل زبری نسبی (k_s/H)، نسبت عمق به عرض بالای جریان (H/W)، نسبت سرعت برشی به سرعت متوسط جریان (U_*/U) و عدد رینولدز جریان (UH/v) مدلسازی شده است. ۸۱ گروه اندازه‌گیری در رودخانه‌های کوچک و بزرگ موجود در منابع، جمع‌آوری و برای مدل شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. مدل نهایی پس از صحت‌یابی، با نتایج دو مدل منتشر شده در منابع مقایسه شد. نتیجه این مقایسه نشان داد که مدل شبکه عصبی می‌تواند تا حدود ۱۴ درصد، ضریب انتشار طولی را دقیق‌تر برآورد کند.

کلید واژگان: شبکه‌های عصبی مصنوعی، ضریب انتشار طولی، انتقال آلودگی، انتقال رسوب، معادله دینامیکی پخش و انتشار.

۱- مقدمه

میزان و شدت اختلاط ماده آلوده کننده یا پخش شدن رسوبهای معلق در طول آبراهه است. تحقیقات نشان داده است که این پارامتر هیدرولیکی خود تابعی از عوامل هیدرولیکی و هیدرودینامیکی مقطع از جمله عمق، سرعت و عرض بالای جریان، سرعت و تنش برشی، شیب و زبری آبراهه است (فیشر و همکاران، ۱۹۷۹). از سال ۱۹۵۹ میلادی روابط تجربی و نیمه تئوری متعددی برای بیان این پارامتر در منابع ارائه شده که بیشتر آنها براساس روشهای برازش آماری ارائه شده‌اند. از آنجا که پدیده انتشار پیچیده به نظر می‌رسد و تخمین درست از آن می‌تواند به دقت مدل‌های ریاضی کمک کند لذا به نظر می‌رسد این روشها نتوانند این پدیده پیچیده را با دقت بالایی مدلسازی کنند.

وقتی ماده‌ای قابل انتشار در مسیر جریان آب وارد می‌شود، به تدریج با آب مخلوط و در جهتهای مختلف پخش شده و پس از طی کردن مسافتی و بعد از زمان مشخصی در تمام مقطع عمود بر جریان، به صورت یکنواخت پخش می‌شود. بعد از این زمان کم کم به دلیل انتشار و پخش شدن، غلظت آن در طول مسیر کاهش می‌یابد. در سالهای اخیر مسأله آلودگی، انتقال و انتشار آن به دلیل مسائل و مشکلات زیست محیطی از اهمیت به‌سزایی برخوردار شده است.

ضریب انتشار طولی یکی از مهمترین پارامترهای هیدرولیکی مورد نیاز برای مدلسازی عددی آلودگی آبهای جاری و فرایند انتقال رسوب است. این پارامتر بیانگر

یکسان در مجاری با سطح مقطع مشخص و هندسی باشد. اولین رابطه هیدرولیکی برای این ضریب در سال ۱۹۵۹ توسط الدر^۲ و براساس فرضیات تیلور^۳ و با فرض توزیع سرعت در مقطع به شکل لگاریتمی به صورت معادله (۲) ارائه شد:

$$D_l = 5/93 HU_* \quad (2)$$

که در آن U_* سرعت برشی کف و H عمق جریان است. مقادیر اندازه‌گیری شده ضریب انتشار طولی در مجاری طبیعی توسط محققین مختلف نشان داده که نسبت D_l/HU_* ممکن است بین $1/6$ تا 7500 متغیر باشد که مقادیر اندازه‌گیری شده معمولاً به مراتب بالاتر از مقدار رابطه (۲) بوده است (فیشرو همکاران، ۱۹۷۹). بنابراین رابطه (۲) نمی‌تواند مقدار واقعی ضریب انتشار طولی را در آبراه‌های طبیعی برآورد کند، بلکه این کمیت را به نحو بسیار چشمگیری پایین‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زند.

روابط متعدد تجربی و نیمه تئوری برای تخمین ضریب انتشار طولی در منابع ارائه شده است؛ از آن جمله می‌توان به روابط ارائه شده توسط مکیووی و کیفر (۱۹۷۴)، فیشر (۱۹۷۵)، کواسیس و رودریگز-میراسل (۱۹۹۸) و سوامی و همکاران (۲۰۰۰) اشاره کرد. این روابط اغلب به کمک روشهای برازش آماری توسعه یافته‌اند. سئو و چونگ (۱۹۹۸) و کاشفی پور و فالکونر (۲۰۰۲) روابط نسبتاً جدیدی را برای محاسبه این کمیت انتشار داده‌اند. کاشفی پور و فالکونر (۲۰۰۲) ضمن مرور تحقیقات در سالهای اخیر در زمینه ضریب انتشار طولی، معادلاتی را ارائه کرده و آنها را با تعداد زیادی معادلات تجربی و نیمه تجربی اخیر مقایسه کرده و نتیجه گرفته‌اند که رابطه سئو و چونگ (۱۹۹۸) و رابطه پیشنهادی خودشان - که به ترتیب در معادلات (۳) و (۴) آمده، بهترین معادلات پیشنهادی برای برآورد این ضریب هیدرودینامیکی هستند.

در مقاله حاضر ضریب انتشار طولی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی شده است.

۲- ضریب انتشار طولی (D_l)

معادله دینامیکی انتقال و انتشار (ADE)^۱ بیشتر برای مدل‌سازی دینامیکی آلودگی آبهای جاری و همچنین فرایند انتقال رسوب در رودخانه‌ها، خلیج‌ها و آبهای سواحل استفاده می‌شود. این رابطه ممکن است در یک، دو و سه بعد - بسته به وسعت و شرایط آبهای جاری - به کار رود. برای جریان غیردائمی و غیریکنواخت یک‌بعدی این معادله به شکل زیر به نحو بسیار گسترده‌ای در مدل‌های ریاضی برای محاسبه غلظت آلودگی در نقاط مختلف آبهای رودخانه‌ای یا غلظت رسوبهای معلق استفاده می‌شود (راترفورد و اسولیان، ۱۹۷۴):

$$\frac{\partial CA}{\partial t} + \frac{\partial CAU}{\partial x} - \frac{\partial}{\partial x} \left(AD_l \frac{\partial C}{\partial x} \right) = S_T \quad (1)$$

در این رابطه A سطح مقطع جریان، C متوسط غلظت در مقطع، U متوسط سرعت جریان در مقطع، t زمان، x فاصله در مسیر جریان، D_l ضریب انتشار طولی و S_T بیانگر منبع افزایش دهنده و یا کاهنده آلودگی یا رسوبهای معلق است.

تحقیقات نشان داده است که عوامل متعدد هیدرولیکی در ضریب انتشار طولی، به خصوص در مجاری طبیعی، مؤثر هستند. اندازه‌گیریها در مجاری روباز طبیعی نشان داده است که مقدار این ضریب به نحو بسیار بالایی از مقادیر بسیار کم تا بسیار بالا تغییر می‌کند (فیشر، ۱۹۶۷). دلیل این پدیده آن است که این پارامتر به نحو چشمگیری به مقیاس وابسته است. مقادیر آن در فلوم‌های آزمایشگاهی بسیار پایین و در رودخانه‌های بزرگ با شکل نامنظم هندسی، بسیار بالا است (فیشر و همکاران ۱۹۷۹). گایمر (۱۹۹۸) نشان داده که این ضریب در مجاری طبیعی می‌تواند حتی تا ۱۵۰٪ بیشتر از مقدار آن در شرایط

می‌شود. به ازای هر ارتباط، وزنی معادل w_{ji} (شکل ۱) در نظر گرفته می‌شود. مجموعه حاصلضرب وزنها در مقدار متغیرهای ورودی به هر لایه توسط معادله‌ای خاص به لایه بعدی منتقل می‌شود. این معادله می‌تواند به طور مثال معادله زیگموئید، معادله تانژانت هایپربولیک و نظیر آن باشد. معادله (۵) رابطه زیگموئید را نشان می‌دهد که کاربرد نسبتاً زیادی دارد و در آن مقدار y_j به کمک وزن‌های w_{ji} و مقادیر متغیر لایه قبل x_i محاسبه می‌شود.

$$y_j = f\left(\sum w_{ji}x_i\right) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum w_{ji}x_i\right)}} \quad (5)$$

وزنهای انتخاب شده در روش پس انتشار خطا و با مقایسه نتایج محاسبه شده توسط مدل (نتایج نهایی لایه خروجی) و مقادیر اندازه‌گیری شده با تکرارهای متوالی و فراوان تصحیح می‌شوند تا نهایتاً ضریب همبستگی نتایج مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده در حد قابل قبولی باشند. این بخش را اصطلاحاً مرحله آموزش مدل نام‌گذاری کرده‌اند. پس از مرحله آموزش، مدل باید با استفاده از مقادیر جدیدی که در آموزش شرکت داده نشده‌اند، آزمایش شود. این مرحله را مرحله صحت‌یابی مدل می‌نامند. در این مرحله وزنها تغییر نمی‌کنند و فقط مقادیر ورودی به مدل وارد شده و نتایج، با مقادیر اندازه‌گیری شده مقایسه می‌شوند.

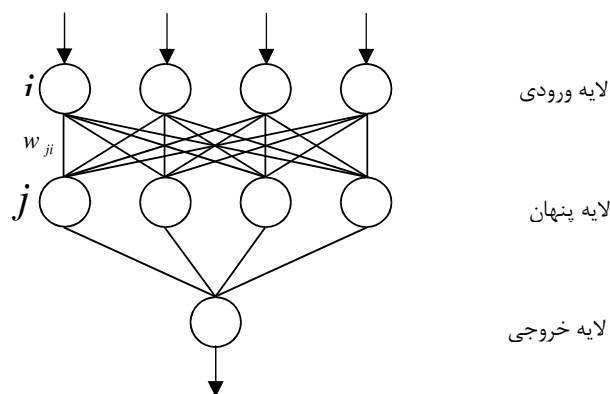
در این معادلات W عرض آبراهه است.

$$\frac{D_l}{HU_*} = 5.915 \left(\frac{W}{H}\right)^{0.62} \left(\frac{U}{U_*}\right)^{1.428} \quad (3)$$

$$\frac{D_l}{HU_*} = \left[7.428 + 1.775 \left(\frac{W}{H}\right)^{0.62} \left(\frac{U}{U_*}\right)^{0.572} \right] \left(\frac{U}{U_*}\right)^2 \quad (4)$$

۳- روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

در سالهای اخیر شبکه‌های عصبی کاربرد بسیار زیادی را در کلیه شاخه‌های علوم، صنعت و تجارت پیدا کرده است. از دهه ۱۹۸۰ به بعد این فن به مهندسی آب نیز وارد شده و در بخشهای مختلف - به خصوص هیدرولوژی- توسعه یافته است. شبکه عصبی مصنوعی از تعدادی واحدهای محاسباتی با نام نرون یا گره تشکیل می‌شود که در لایه‌هایی به صورت منظم و یا نامنظم گرد آمده‌اند. تحقیقات نشان داده است که در بیشتر علوم مهندسی شبکه‌های عصبی پیشخور با لایه‌های منظم کارایی بالاتری دارند. شبکه عصبی مصنوعی پیشخور، از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل می‌شود که در این لایه‌ها، تعدادی نرون وجود دارد (زنگ و همکاران، ۱۹۹۸). شکل ۱ مجموعه سه لایه‌ای از شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد. در این نوع شبکه گره‌های هر لایه با یکدیگر ارتباطی نداشته اما هر گره در هر لایه با کلیه گره‌ها در لایه بعدی مرتبط



شکل ۱ شبکه عصبی مصنوعی سه‌لایه

۸۱ گروه از اطلاعات هیدرولیکی در اندازه‌گیری ضریب انتشار طولی از ۳۰ رودخانه در آمریکا - منتشر شده در منابع - جمع‌آوری و در جدول ۱ خلاصه شده است. تعداد ۵۰ گروه از این داده‌ها برای آموزش مدل و ۳۱ گروه باقیمانده برای صحت‌یابی آن استفاده شدند. اعدادی که در هر گروه با علامت (*) مشخص شده برای آموزش مدل و بقیه برای صحت‌یابی مدل استفاده شدند. لگاریتم نسبت‌های مورد استفاده، هم در مرحله آموزش مدل شبکه عصبی مصنوعی و هم در مرحله صحت‌یابی آن به کار برده شد. علت آن است که پارامترهای مورد استفاده در محدوده بسیار وسیعی تغییر می‌کنند و عموماً تا حدود پنج دوره لگاریتمی را پوشش می‌دهند.

در جدول ۱ کلیه مقادیر مورد نیاز برای محاسبه اعداد بدون بعد مورد استفاده به عنوان ورودیهای شبکه عصبی مصنوعی آورده شده است. لزجت V به کمک دمای متوسط آب رودخانه‌ها و جداول موجود در کتب مکانیک سیالات تهیه شده و k_s از روش پیشنهادی توسط چو (۱۹۷۳) به کمک رابطه زیر محاسبه شده است:

$$C = 2\sqrt{8g} \log \frac{12.2R}{k_s} \quad (7)$$

که در آن R شعاع هیدرولیکی و C ضریب شزی است $\left(C = \frac{U}{U_*} \sqrt{g}\right)$. با توجه به اطلاعات رودخانه‌ها (جدول ۱)، رودخانه در اکثر موارد عریض فرض شده و به جای R از H یعنی عمق جریان استفاده شده است.

مقادیر لگاریتم ضریب انتشار طولی بدون بعد D_l/HU_* پیش‌بینی شده توسط مدل، با مقادیر اندازه‌گیری شده آن برای مراحل آموزش و صحت‌یابی در شکل ۲ نمایش داده شده است. به طوری که از این شکل پیداست مدل توانسته است در هر دو مرحله، مقادیر اندازه‌گیری شده را به خوبی پیش‌بینی نماید. در این شکل داده‌های شماره ۱ تا ۵۰ مربوط به مرحله آموزش و داده‌های شماره ۵۱ تا ۸۱ مربوط به مرحله صحت‌یابی مدل است.

طبیعت داده‌ها گاهی چنان است که می‌توان یک مرحله موسوم به آزمون را نیز اضافه کرد. در این مرحله نیز اطلاعات استفاده نشده در مرحله آموزش، با نظم خاصی که در یک پدیده اتفاق می‌افتد - به طور مثال اطلاعات مربوط به یک هیدروگراف - بکار برده شده و نتایج مدل، با مقادیر اندازه‌گیری شده مقایسه می‌شوند. در مرحله سوم، در عمل توانایی مدل در برآورد حداکثرها، حداقل‌ها و نقاط عطف منحینها ارزیابی می‌شود. برای اطلاعات جامع‌تر در این زمینه می‌توان به فام و لیو (۱۹۹۹) مراجعه کرد.

۴- روش تحقیق در توسعه مدل پیشنهادی

تحقیقات گذشته نشان داده است که ضریب انتشار طولی می‌تواند تابعی از خصوصیات هیدرولیکی و هندسی مقطع باشد. در بیشتر روابط ارائه شده در منابع خصوصیات مانند: $D_l, U, H, U_*, W, k_s, V$ به عنوان متغیرهای اصلی و مؤثر مطرح بوده‌اند. بنابراین رابطه کلی زیر را می‌توان نوشت:

$$D_l = f(U, U_*, H, W, V, k_s) \quad (6)$$

که در آن V لزجت سینماتیکی و k_s ضریب معادل زبری مطلق نیکورادزه است. نکته مهم انتخاب بردارهای ورودی شبکه عصبی است. در انتخاب پارامترهای ورودی لایه اول باید از قاعده خاصی که مفهوم فیزیکی پدیده را ملحوظ می‌کند، تبعیت شود. برای اینکه بتوان این پارامترها را پیدا کرد از روش تحلیل ابعادی استفاده شده است. با روش تحلیل ابعادی چهار پارامتر بدون بعد معنادار از بین این مجموعه، شامل زبری نسبی k_s/H ، سرعت برشی نسبی U_*/U ، نسبت عمق جریان به عرض آن H/W و عدد رینولدز UH/V ایجاد می‌شود. این اعداد بدون بعد به عنوان ورودیهای شبکه عصبی مصنوعی (لایه ورودی) انتخاب و خروجی آن، عدد بدون بعد D_l/HU_* است.

کمترین حساسیت را داشته است. نسبت k_s/H با $33/6$ درصد و نسبت H/W با $15/8$ درصد، در رده‌های بعدی قرار داشته‌اند.

تحلیل حساسیت مدل شبکه عصبی مصنوعی به داده‌های ورودی نشان می‌دهد که نسبت U_*/U با حداکثر $43/4$ درصد، بیشترین حساسیت و عدد رینولدز با $7/2$ درصد

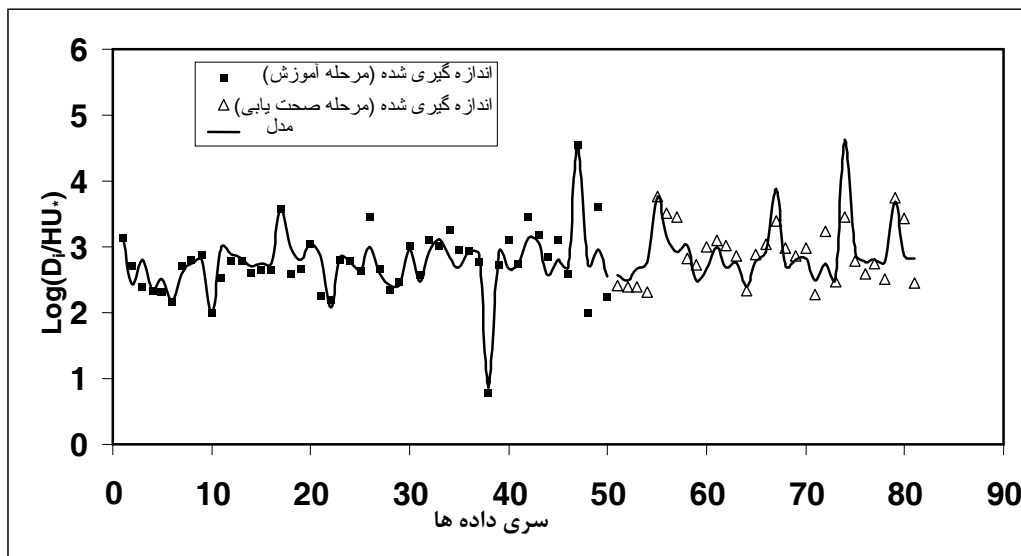
جدول ۱ مقادیر اندازه‌گیری ضریب انتشار طولی در مجاری طبیعی

$D_i (m^2/s)$	$U_* (m/s)$	$U (m/s)$	$W (m)$	$H (m)$	آبراهه	منبع
۱۹/۵۲*	۰/۰۷۹	۰/۲۱	۱۵/۹	۰/۴۹	Copper Creek, VA	فیشر (۱۹۶۸)
۲۱/۴۰	۰/۱۰۰	۰/۵۲	۱۸/۳	۰/۸۴	(below gage)	
۹/۵۰	۰/۰۷۹	۰/۲۵	۱۶/۲	۰/۴۹		
۱۳/۹۳	۰/۰۶۷	۰/۲۸	۴۶/۹	۰/۸۶	Clinch River, Tenn.	
۵۳/۸۱*	۰/۱۰۴	۰/۸۶	۵۹/۴	۲/۱۳	(below gage)	
۴۶/۴۵	۰/۱۰۷	۰/۷۹	۵۳/۳	۲/۰۹		
۹/۸۵*	۰/۱۱۶	۰/۱۴	۱۸/۶	۰/۳۹	Copper Creek, VA	
					(above gage)	
۹/۵۰*	۰/۰۵۵	۰/۱۶	۳۳/۸	۰/۸۵	Power River, Tenn.	
۸/۰۸*	۰/۰۴۹	۰/۳۰	۳۶/۰	۰/۵۸	Clinch River, VA	
۹/۵۷*	۰/۰۴۳	۰/۶۷	۲۴/۴	۱/۵۶	Coachell Canal, CA	
۳۲/۵۲*	۰/۰۶۷	۰/۳۴	۲۵/۹	۰/۹۴	Bayou Anacoco	
۳۹/۴۸*	۰/۰۶۷	۰/۴۰	۳۶/۶	۰/۹۱		
۱۳/۹۴*	۰/۰۴۴	۰/۲۹	۱۹/۸	۰/۴۱		
۳۴/۸۴*	۰/۲۶۷	۰/۶۷	۶۴/۰	۰/۷۶	Nooksack River	
۱۵۴/۲۹*	۰/۵۱۴	۱/۲۰	۸۶/۰	۲/۹۴		
۹/۲۹*	۰/۰۶۰	۰/۳۲	۱۵/۸	۰/۳۹	Antietam Creek	
۱۶/۲۶*	۰/۰۶۹	۰/۴۳	۱۹/۸	۰/۵۲		
۲۵/۵۵*	۰/۰۸۱	۰/۵۲	۲۴/۴	۰/۷۱		
۴/۶۵*	۰/۰۴۳	۰/۲۱	۳۵/۱	۰/۳۲	Monocacy River	
۱۳/۹۴*	۰/۰۵۱	۰/۳۲	۳۶/۶	۰/۴۵		
۳۷/۱۶*	۰/۰۷۰	۰/۴۴	۴۷/۵	۰/۸۷		
۴۶۴/۵۲	۰/۰۶۵	۰/۹۳	۱۸۲/۹	۲/۲۳	Missouri River	
۸۳۶/۱۳	۰/۰۸۲	۱/۲۷	۲۰۱/۲	۳/۵۶		
۸۹۱/۸۷*	۰/۰۷۷	۱/۵۳	۱۹۶/۶	۳/۱۱		
۴۱/۸۱*	۰/۱۱۰	۰/۸۸	۶۷/۱	۰/۹۸	Wind/Bighorn Rivers	
۱۶۲/۵۸*	۰/۱۶۱	۱/۵۵	۶۸/۶	۲/۱۶		
۹/۲۹	۰/۰۴۶	۰/۴۳	۳۲/۶	۰/۳۰	Elkhorn River	
۲۰/۹۰*	۰/۰۴۶	۰/۴۶	۵۰/۶	۰/۴۲		
۱۳/۹۴*	۰/۱۳۷	۱/۰۱	۲۵/۰	۰/۵۶	John Day River	
۶۵/۰۳*	۰/۱۶۹	۰/۸۲	۳۴/۱	۲/۴۶		
۶/۹۷*	۰/۰۴۳	۰/۳۱	۱۲/۵	۰/۲۶	Comite River	
۱۳/۹۴*	۰/۰۵۵	۰/۳۷	۱۵/۸	۰/۴۱		
۲۳/۲۳*	۰/۰۶۸	۰/۲۹	۳۶/۶	۰/۸۱	Amite River	
۳۰/۱۹	۰/۰۶۸	۰/۴۲	۴۲/۴	۰/۸۰		
۳۱۵/۸۷*	۰/۰۵۴	۰/۵۶	۱۰۳/۶	۲/۰۴	Sabine River	
۶۶۸/۹۰	۰/۰۸۱	۰/۶۴	۱۲۷/۴	۴/۷۵		
۱۱۱/۴۸*	۰/۱۰۱	۰/۴۳	۷۰/۱	۲/۳۵	Yadkin River	
۲۶۰/۱۳	۰/۱۲۸	۰/۷۶	۷۱/۶	۳/۸۴		

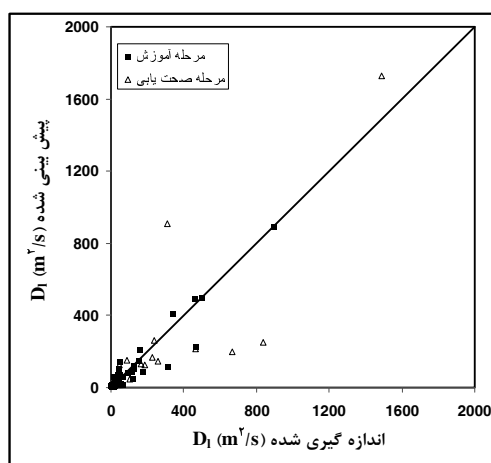
ادامه جدول ۱

۱۳/۹۴*	۰/۰۷۷	۰/۳۷	۱۳/۴	۰/۸۱	Muddy Creek	
۳۲/۵۲*	۰/۰۹۳	۰/۴۵	۱۹/۵	۱/۲۰		
۳۹/۴۸	۰/۰۴۱	۰/۲۱	۳۵/۱	۰/۹۸	Sabine River, Texas	
۳۰/۱۹	۰/۰۴۴	۰/۳۵	۶۷/۱	۰/۵۵	White River	
۳۲/۵۲	۰/۰۷۵	۰/۳۹	۶۵/۵	۱/۱۳	Chattahoochee River	
۹۲/۹۰*	۰/۰۶۵	۰/۳۹	۲۰۲/۷	۱/۳۵	Susquehanna River	
۱۰۱/۵۰	۰/۰۹۸	۰/۵۹	۲۴/۱	۰/۹۸	Antietam Creek, MD	
۲۰/۹۰*	۰/۰۸۵	۰/۴۳	۱۱/۹	۰/۶۶		
۴۱/۴۰*	۰/۰۴۶	۰/۱۶	۹۳/۰	۰/۷۱	Monocacy River, MD	
۲۹/۶۰*	۰/۰۴۴	۰/۶۲	۵۱/۲	۰/۶۵		
۱۱۹/۸۰*	۰/۰۵۸	۰/۳۲	۹۷/۵	۱/۱۵		
۶۶/۵۰*	۰/۰۴۰	۰/۲۳	۴۰/۵	۰/۴۱		
۴۰/۸۰*	۰/۰۶۴	۰/۲۳	۴۲/۲	۰/۶۹	Conococheague Creek, MD	
۲۹/۳۰*	۰/۰۸۱	۰/۱۵	۴۹/۷	۰/۴۱		
۵۳/۳۰*	۰/۰۸۱	۰/۶۳	۴۳/۰	۱/۱۳		
۸۸/۹۰	۰/۱۳۸	۰/۷۴	۷۵/۶	۱/۹۵	Chattahoochee River, GA	
۱۶۶/۹۰	۰/۰۹۴	۰/۵۲	۹۱/۹	۲/۴۴		
۵۲/۲۰	۰/۰۳۸	۰/۲۴	۳۲/۰	۰/۵۰	Salt Creek, NE	
۱/۹۰*	۰/۰۶۲	۰/۲۵	۱۴/۵	۰/۳۱	Difficult Run, VA	
۲/۹۰*	۰/۵۵۳	۱/۲۹	۱۳/۷	۰/۸۵	Bear Creek, CO	
۷/۱۰	۰/۰۵۳	۰/۳۹	۱۵/۹	۰/۲۲	Little Pincy Creek, MD	
۵/۸۰*	۰/۰۲۴	۰/۳۲	۱۷/۵	۰/۴۵	Bayou Anacoco, LA	
۵۴/۷۰*	۰/۰۳۱	۰/۲۰	۳۳/۴	۱/۴۰	Bayou Bartholomew, LA	
۵۰/۱/۴۰*	۰/۰۲۷	۰/۵۴	۲۱/۳	۰/۵۲	Amite River, LA	
۱۰/۳۰	۰/۰۸۰	۰/۲۷	۱۴/۹	۰/۵۹	Tickfau River, LA	
۴۵/۱۰	۰/۰۷۲	۰/۴۸	۳۱/۴	۰/۸۱	Tangipahoa River, LA	
۴۴/۰۰	۰/۰۲۰	۰/۳۴	۲۹/۹	۰/۴۰		
۱۴۳/۸۰	۰/۰۳۲	۰/۶۱	۲۵۳/۶	۱/۶۲	Red River, LA	
۱۳۰/۵۰*	۰/۰۶۰	۰/۲۹	۱۶۱/۵	۳/۹۶		
۲۲۷/۶۰	۰/۰۵۷	۰/۴۵	۱۵۲/۴	۳/۶۶		
۱۷۷/۷۰*	۰/۰۳۶	۰/۴۷	۱۵۵/۱	۱/۷۴		
۱۳۱/۳۰*	۰/۰۵۴	۰/۵۸	۱۱۶/۴	۱/۶۵	Sabine River, LA	
۳۰۸/۹۰	۰/۰۵۴	۱/۰۶	۱۶۰/۲	۲/۳۲		
۱۲/۸۰*	۰/۰۳۷	۰/۱۳	۱۴/۲	۰/۵۰	Sabine River, TX	
۱۴/۷۰	۰/۰۳۰	۰/۲۳	۱۲/۲	۰/۵۱		
۲۴/۲۰	۰/۰۳۵	۰/۳۶	۲۱/۳	۰/۹۳		
۲۳۷/۲۰	۰/۰۴۱	۰/۵۶	۷۱۱/۲	۱۹/۹۴	Mississippi River, LA	
۴۵۷/۷۰*	۰/۰۶۹	۱/۰۵	۵۳۳/۴	۴/۹۴	Mississippi River, MO	
۳۴۱/۱۰*	۰/۰۹۷	۱/۵۱	۵۳۷/۴	۸/۹۰		
۱۸۴/۶۰	۰/۱۴۲	۰/۹۹	۴۴/۲	۱/۳۷	Wind/Bighorn River, WY	
۴۶۴/۶۰*	۰/۱۵۳	۱/۷۴	۸۵/۳	۲/۳۸		
۱۴/۷۶	۰/۰۶۹	۰/۲۱	۴۸/۵	۱/۱۶	Clinch River, VA	
۱۴۸۶/۴۵	۰/۰۷۸	۱/۶۲	۱۸۰/۶	۳/۲۸	Missouri River	

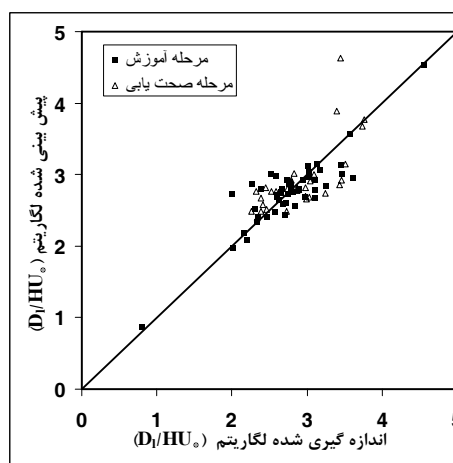
سنو و چونگ
(۱۹۹۸)



شکل ۲ مقایسه مقادیر لگاریتم $\left(D_1/HU_*\right)$ پیش‌بینی شده توسط مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده در دو مرحله آموزش و صحت‌یابی



ب



الف

شکل ۳ مقایسه مقادیر لگاریتم $\left(D_1/HU_*\right)$ و D_1 اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل ANN

همبستگی بالایی را با مقادیر متناظر اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد. ضریب همبستگی (R^2) در شکل ۳-الف در مرحله آموزشی $0/85$ و در مرحله صحت‌یابی $0/65$ محاسبه شده است. در شکل ۳-ب ضریب همبستگی (R^2) بین مقادیر پیش‌بینی شده ضریب انتشار طولی و مقادیر اندازه‌گیری شده برای دو مرحله آموزشی و صحت‌یابی به ترتیب برابر $0/95$ و $0/81$ بدست آمده است.

آزمونهای اضافی با حذف عدد رینولدز نشان داده که ضریب همبستگی در هر دو مرحله آموزش و صحت‌یابی مدل شبکه عصبی مصنوعی، کاهش یافته است.

در شکل‌های ۳-الف و ۳-ب به ترتیب لگاریتم ضریب انتشار طولی نسبی (D_1/HU_*) و مقدار ضریب انتشار طولی (D_1) پیش‌بینی شده توسط مدل با مقادیر متناظر اندازه‌گیری شده مقایسه شده است. همان‌طور که در شکل‌ها ملاحظه می‌شود، مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل،

۵- مقایسه مدل شبکه عصبی مصنوعی با سایر مدلها

مدل شبکه عصبی مصنوعی با دو مدل ستو و چونگ (۱۹۹۸) و کاشفی پور و فالکونر (۲۰۰۲) که به تازگی ارائه شده و در روابط ۳ و ۴ آمده مقایسه شده است. همان طور که ذکر شد کاشفی پور و فالکونر مدل خود را با تعدادی از مدل‌های موجود مقایسه کرده و نشان دادند که در مقادیر ضریب انتشار طولی اندازه‌گیری شده در منابع (جدول ۱) با مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های معرفی شده با روابط ۳ و ۴، بهترین همبستگی را نسبت به سایر مدل‌های مقایسه شده داشته‌اند. لذا در اینجا نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی با نتایج حاصل از این دو مدل، با استفاده از روش‌های آماری زیر مقایسه شده است:

۱- نسبت اختلاف (DR) تعریف شده توسط وایت و همکاران (۱۹۷۳):

$$DR = \log_{(10)} \frac{D_{lp}}{D_{lm}} \quad (۸)$$

۲- متوسط خطا:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |DR_i| \quad (۹)$$

۳- درصد خطا:

$$E = \frac{ME}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log D_{lmi}} \times 100\% \quad (۱۰)$$

در روابط بالا D_{lp} و D_{lm} به ترتیب ضریب انتشار طولی پیش‌بینی شده توسط مدل و اندازه‌گیری شده است. در صورتی که مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل به مقادیر اندازه‌گیری نزدیک یا برابر آن باشند، DR به صفر نزدیک خواهد بود. برای DR بزرگتر از صفر مدل ضریب انتشار طولی را بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده و در حالتی که DR کمتر از صفر محاسبه شود، مدل این ضریب را کمتر از مقادیر اندازه‌گیری شده تخمین می‌زند. با توجه به محدوده بسیار وسیع تغییرات ضریب انتشار طولی، دقت

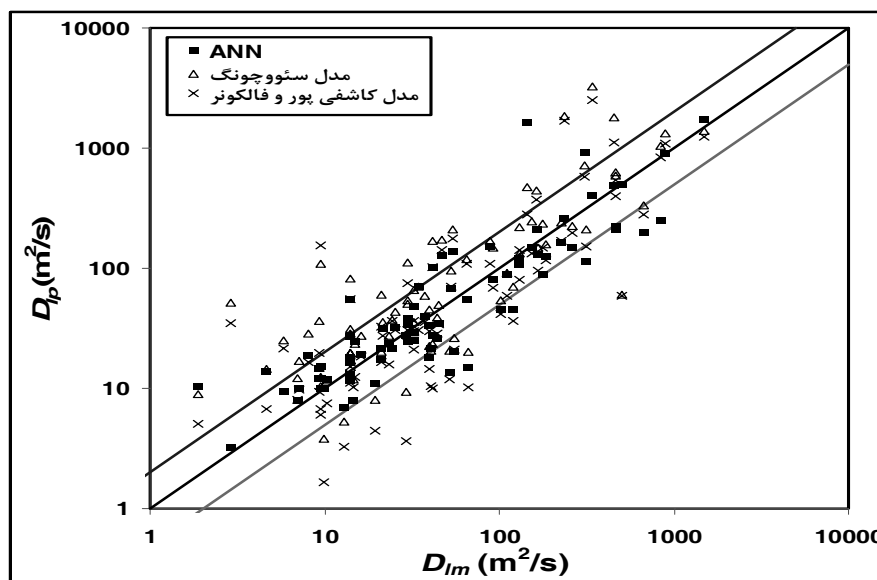
اندازه‌گیری توسط مدل در سه دسته تقسیم‌بندی می‌شود. دسته اول برای $DR < -0.3$ که در این صورت مقدار اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی و اندازه‌گیری بالاتر از 100% است. دسته دوم برای $DR > +0.3$ که در این صورت اختلاف مذکور بالاتر از 100% است. دسته سوم حالتی است که DR بین این دو عدد واقع شده باشد $(-0.3 < DR < +0.3)$. مقادیر پیش‌بینی شده ضریب انتشار طولی توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های بیان شده توسط روابط ۳ و ۴ به کمک روابط آماری بیان شده با مقادیر متناظر اندازه‌گیری شده مقایسه و خلاصه آنها در جدول ۲ آمده است.

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود حدود $77/8$ درصد از ضرایب انتشار طولی پیش‌بینی شده توسط مدل پیشنهادی شبکه عصبی مصنوعی، با ± 100 درصد اختلاف پیش‌بینی شده است. در حالی که سایر مدل‌ها این مقدار را 63 درصد و $64/2$ درصد تخمین زده‌اند. یعنی به طور متوسط مدل پیشنهادی، حدود $14/2$ درصد این پارامتر را دقیق‌تر پیش‌بینی کرده است. سایر پارامترهای آماری در جدول ۲، برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی را نسبت به مدل‌های ارائه شده با رابطه‌های ۳ و ۴ در پیش‌بینی و تخمین ضریب انتشار طولی نشان می‌دهند. نتایج مقایسه مدل‌ها در شکل ۴ ارائه شده است.

به طوری که ملاحظه می‌شود مدل پیشنهادی می‌تواند ضریب انتشار طولی را که به رغم اهمیت و تأثیر مقدار آن در انتشار آلودگی و رسوب‌های معلق، عموماً در مدل‌های دینامیکی مقداری ثابت در نظر گرفته می‌شود، به خوبی و با دقت نسبتاً بالایی به کمک پارامترهای هیدرولیکی محاسبه کند. این ضریب به خصوص در جریان‌هایی که سرعت جریان، عامل اصلی انتقال آلودگی نباشد (سرعت‌های کم) از اهمیت خاصی برخوردار است در حالی که این ضریب در بسیاری از مدل‌های هیدرودینامیکی تجارتي و تحقیقاتی معروف عموماً مقداری ثابت دارد.

جدول ۲ مقایسه مدل‌های مختلف به کمک روش‌های آماری

%E	ME	تعداد داده‌های DR از ۸۱ داده			مدل
		$DR > +0/3$	$-0/3 < DR < +0/3$	$DR < -0/3$	
۱۱/۹	۰/۱۹۸	۸	۶۳	۱۰	شبکه عصبی
۱۸/۷	۰/۳۱۱	۲۲	۵۱	۸	رابطه ۳
۱۷/۶	۰/۲۹۲	۱۴	۵۲	۱۵	رابطه ۴



شکل ۴ مقایسه ضریب انتشار طولی DI پیش بینی شده توسط مدل‌های مختلف با مقادیر اندازه‌گیری شده

۸۱ گروه اطلاعات جمع‌آوری شده از منابع برای آموزش مدل و ۳۱ گروه برای صحت‌یابی استفاده شده است. نتایج ضریب همبستگی داده‌ها نشان داده است که مدل ANN پیشنهادی به خوبی توانایی پیش‌بینی نسبتاً دقیق این پارامتر هیدرولیکی مهم را دارد. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده توسط این مدل و دو مدل جدید ارائه شده در منابع نشان داده است که حدود ۷۸ درصد از ضرایب انتشار طولی پیش‌بینی شده توسط مدل پیشنهادی، بین $0.5D_1$ (خط پایین در شکل ۴) تا $2D_1$ (خط بالا در شکل ۴) مقادیر متناظر اندازه‌گیری شده واقع شده‌اند، حال آنکه این مقدار برای دو مدل مقایسه شده در این مقاله، به طور متوسط حدود ۶۴٪ بوده است. به عبارت دیگر، مدل پیشنهادی در مقاله حاضر دقت بالاتری (حدود ۱۴٪) در پیش‌بینی ضریب انتشار طولی نسبت به دو مدل مقایسه

نتایج این مدل به راحتی قابل کاربرد و اضافه کردن به مدل‌های هیدرودینامیکی بوده و می‌تواند به کمک پارامترهای هیدرولیکی محاسبه و سپس در حل معادله دینامیکی انتقال و پخش آلودگی و رسوبهای معلق (رابطه ۱) به کار برده شود.

۶- نتیجه‌گیری

در مقاله حاضر یک مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای تخمین و پیش‌بینی مقدار ضریب انتشار طولی آلودگی و یا رسوبهای معلق، توسعه یافته که در آن مقدار ضریب انتشار طولی نسبی (بدون بعد) (D_1/HU_*) به ۴ پارامتر بدون بعد شامل زبری نسبی (k_s/H) ، نسبت عمق به عرض جریان (H/W) ، سرعت برشی نسبی (U_*/U) و عدد رینولدز ارتباط داده شده است. تعداد ۵۰ گروه از

of dispersion in natural streams". Journal of Hydraulic Division. ASCE, Vol. 93, pp. 187-216.

[4] Fischer, H.B. (1975). Discussion of "simple method for predicting dispersion in stream". by R.S. McQuivey and T.N. Keefer. Journal of Environmental Engineering Division. ASCE; Vol. 101, pp. 453-455.

[5] Fischer, H.B., E.J. List, R.C.Y. Koh, J. Imberger, and N.H. Brooks (1979). "Mixing in inland and coastal waters". Academic Press Inc., USA, pp. 483.

[6] Guymer, I. (1998). "Longitudinal dispersion in sinuous channel with changes in shape". Journal of Hydraulic Engineering. ASCE, Vol. 124, pp. 33-40.

[7] Kashefipour, S.M., and R.A. Falconer (2002). "Longitudinal dispersion coefficients in natural channels". Water Research. Vol. 36(6), pp. 1596-1608.

[8] Koussis, A.D. and J. Rodriguez-Mirasol (1998). "Hydraulic estimation of dispersion coefficient for streams". Technical Note. Journal of Hydraulic Engineering. ASCE; Vol. 124, pp. 317-20.

[9] McQuivey, R.S., and T.N. Keefer (1974). "Simple method for predicting dispersion in streams". Journal of Environmental Engineering. ASCE, Vol. 100, pp. 997-1011.

[10] Pham, D.T. and X. Liu (1999). *Neural networks for identification, prediction and control*. Springer-Verlag London Limited. pp. 238.

[11] Rutherford, J.C., and M.J. O'Sullivan (1974). "Simulation of water quality in Tarawera river". Journal of Environmental Engineering Division. ASCE, Vol. 100, pp. 369-390.

[12] Seo I.W, and T.S. Cheong (1998). "Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams". Journal of Hydraulic Engineering. ASCE, Vol. 124, pp. 25-32.

[13] Swamee PK, S.K., Pathak and M.

شده در این مقاله داشته است.

۷- فهرست علائم

A	سطح مقطع جریان
C	ضریب شزی و غلظت آلودگی یا رسوب
D_ℓ	ضریب انتشار طولی
$D_{\ell\rho}$	ضریب انتشار طولی پیش بینی
$D_{\ell m}$	ضریب انتشار طولی اندازه گیری
DR	نسبت اختلاف
E	درصد خطا
g	شتاب ثقل
H	عمق جریان
k_s	زبری مطلق
ME	متوسط خطا
R	شعاع هیدرولیکی
S_T	منبع تولید کننده آلودگی
t	زمان
U	سرعت متوسط جریان
U_*	سرعت برشی جریان
v	لزوجت کنماتیکی
W	عرض بالای آبراهه
w_{ji}	وزن اتصال نود i به j
x	فاصله
x_i	متغیر در نود i
y_i	مقدار تابع در نود j

۸- منابع

[1] Chow, V. T. (1973). *Open channel Hydraulics*. McGraw-Hill Company. pp. 680.

[2] Elder, J.W. (1959). "The dispersion of a marked fluid in turbulent shear flow". Journal of Fluid Mechanics. Cambridge, U.K., Vol. 5, pp. 544-560.

[3] Fischer, H.B. (1967). "The mechanics

and field data". Hydraulic Research Station. Report No. IT119, Wallingford, U.K.

[15] Zhang, G., B.E. Patuwo, and M.Y.Hu (1998). "Forecasting with artificial neural networks: The state of art". International Journal of Forecasting. Vol. 14, pp. 35-62.

Sohrab (2000). "Empirical relations for longitudinal dispersion in streams". Journal of Hydraulic Engineering. ASCE, Vol. 126. pp. 10-56.

[14] White W.R., H. Milli, and A.D. Crabbe (1973). "Sediment transport: an appraisal methods, Vol. 2: Performance of theoretical methods when applied to flume