

کلیدواژه‌ها: تنش برشی تسلیم، رودخانه لویر فرانسه، ویژگی‌های سیال و رسوب، تحلیل حساسیت فرسایش، مدل عددی Mike، شبکه عصبی MLP.

پیش‌بینی نرخ فرسایش رسوبات چسبنده و تحلیل پارامترهای مؤثر بر آن به کمک شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

مسئله رسوب در مواردی هم‌چون زبری و مقاومت اصطکاکی آبراهه‌های طبیعی، پایداری بستر و سواحل در مقابل فرسایش، رسوب‌گذاری در رودخانه‌ها و کانال‌های مصنوعی و هم‌چنین عمر مفید مخازن سدها حائز اهمیت می‌باشد. حفاظت و ساماندهی آبراهه‌های کشتیرانی در مصب دریاها به نرخ رسوب‌گذاری مصالح ریزدانه حمل شده توسط رودخانه به مصب دریا، شرایط جریان رودخانه، غلظت این رسوبات و واکنش‌های فیزیکی و شیمیایی صورت گرفته روی این مصالح در محیط دریا بستگی دارد. آلودگی آب‌ها توسط رسوبات مشکل مهم دیگری است که در مصب رودخانه‌ها رخ می‌دهد و منجر به تغییرات اکولوژی در محیط آبی می‌گردد. میزان نرخ فرسایش در رسوبات چسبنده وابسته به پارامترهای جریان، مشخصه‌های سیال و ویژگی‌های رسوبات چسبنده است. پارامترهای جریان شامل عمق جریان، شیب آبراهه و سرعت جریان و هم‌چنین مشخصه‌های سیال نظیر دانسیته، ویسکوزیته، میزان نمک، اسیدیته و توانایی تبادل کاتیونی^۵ است. پارامترهای مشخصه رسوبات چسبنده نیز شامل مواردی چون اندازه ذره، دانسیته خشک ذرات، شاخص خمیری^۶، میزان چسبندگی ذرات، دما، میزان درصد رس موجود در رسوب، میزان جذب سدیم و غلظت رسوبات در سیال می‌باشد [۱۳].

یکی از پارامترهای مهم در مشخص کردن میزان فعالیت رسوبات چسبنده در محیط‌های قطبی میزان ظرفیت تبادل کاتیون‌ها می‌باشد. با افزایش ظرفیت تبادل کاتیون‌ها، میزان چسبندگی نیز افزایش یافته و موجب تشکیل ذرات لخته و پیوستگی آن‌ها در آب خواهد شد [۱۳]. محققین زیادی از جمله فن‌راین، راویزانگر و همکاران با توجه به ویژگی‌های رسوب مورد آزمایش خود، تنش‌های برشی بحرانی و نرخ‌های فرسایش مختلفی را برای رسوبات ارائه کرده‌اند [۱۵]، [۲۰]. پارتیاداس [۱۳] نیز در بخشی از مطالعات خود در مورد تأثیر میزان نمک در فرسایش رسوبات چسبنده تحقیقاتی را انجام داده

مهران خیرخواهان^۱، خسرو حسینی^۲، شهاب نیر^۳

تاریخ دریافت: ۹۸/۰۵/۰۳ تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۷/۰۹

چکیده

مکانیک انتقال رسوبات چسبنده متفاوت از رسوبات غیرچسبنده است. در تعیین نرخ فرسایش رسوبات غیرچسبنده از پارامترهای فیزیکی استفاده می‌گردد، در حالی که به علت ماهیت رسوبات چسبنده نرخ فرسایش آن‌ها به صورت رابطه‌ای با تنش برشی بستر با ضرایب ثابت مربوط به ویژگی هر نوع رسوب تعریف می‌گردند. در این تحقیق از اطلاعات آزمایشگاهی رسوبات چسبنده مصب رودخانه لویر استفاده شده است که پس از صحت‌سنجی نتایج در نرم‌افزار مایک^۴، داده‌های آزمایشگاهی توسعه داده شدند تا بتوان با داده‌های بیشتر و شرایط هیدرولیکی متفاوت‌تری، پدیده فرسایش رسوبات را مورد مطالعه قرار داد. در ادامه نظر به تعداد پارامترهای متعدد مؤثر در پدیده فرسایش رسوبات، از شبکه عصبی برای ایجاد ارتباط میان داده‌ها استفاده گردید. پارامترهای استفاده شده در مدل شامل مؤلفه‌های جریان و مشخصه‌های رسوبات و سیال می‌باشند. به علت عملکرد بهتر شبکه عصبی این داده‌ها پس از بی‌بعدسازی مورد استفاده قرار گرفتند. ضریب همبستگی و میانگین قدر مطلق خطای داده‌ها در شبکه عصبی مورد استفاده به ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۰۰۳۶ به دست آمدند که بیان‌گر عملکرد مناسب شبکه بودند. در نهایت پس از انجام تحلیل حساسیت وزنی، پارامترهای $\frac{p_s}{p_w}$ و $\frac{V}{\sqrt{v_y/p_w}}$ به ترتیب به‌عنوان مؤثرترین پارامترهای افزایش و کاهش نرخ فرسایش معرفی شدند.

۱- دانش‌آموخته دکتری مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان.

۲- نویسنده مسئول و دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، khoseini@semnan.ac.ir

۳- دانشجوی دکتری مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان.

4. Mike software

5. CEC

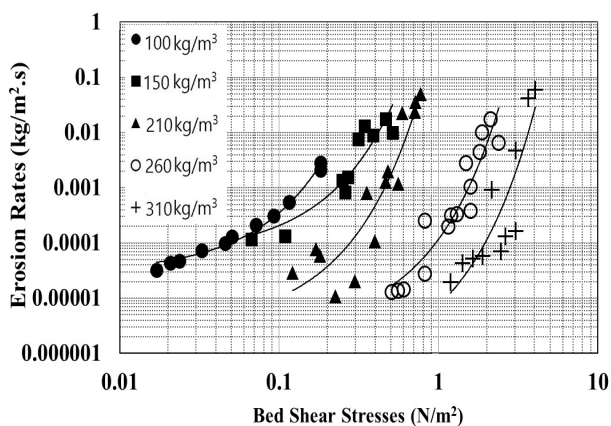
6. PI

نتایج مطالعه نشان داد برای رسوبات غیر چسبنده الگوی فرسایش پس‌رونده بوده و برای رسوبات چسبنده، فرسایش به صورت کنده شدن توده رسوب است. هم‌چنین شکل مخروط رسوب‌شویی برای رسوبات چسبنده نسبت به غیرچسبنده نامنظم‌تر و شیب آن بزرگتر و تندتر است.

تاکنون در تمامی مطالعات انجام شده به بررسی تأثیر عوامل مختلف بر رئولوژی و میزان فرسایش پرداخته شده است و برای اهداف مورد نظر تنها یک یا چند پارامتر مؤثر، مورد نظر قرار گرفته است در حالی‌که هدف از ارائه این مقاله، بررسی رفتار فرسایشی رسوبات چسبنده با توجه به خواص ماکروسکوپی آن‌ها از جمله تنش برشی بحرانی، چگالی، تنش برشی تسلیم و چسبندگی به همراه شرایط مختلف جریان می‌باشد. در نهایت خواص فیزیکی رسوبات به دست آمده در آزمایشگاه با شرایط مختلف جریان به کمک شبکه عصبی تلفیق شده و به این روش اثر تمامی پارامترهای هیدرولیکی در این پدیده بررسی خواهد شد.

داده‌های مورد استفاده در تحقیق

در تحقیق حاضر از نتایج مطالعات آزمایشگاهی حسینی در فلوم مستقیم استفاده شده است که در آن از پنج نمونه رسوب تحکیم نیافته رودخانه لویر در مصب اقیانوس آتلانتیک در نزدیک شهر نانت کشور فرانسه با مشخصاتی همچون حد خمیری ۱۲۵ درصد و حد پلاستیسیته ۶۲ درصد، استفاده شده است. در آزمایشات با اضافه نمودن آب شیرین به رسوب، غلظت‌های مختلفی تهیه گردیده است که این غلظت‌ها دارای چگالی‌های متفاوتی هستند که در جدول (۱) به آن‌ها اشاره شده است. این رسوبات با غلظت‌های مختلف به عنوان مصالح بستر برای بررسی نرخ فرسایش، تابع مشخصات رسوب و جریان استفاده شده است. در شکل (۱) نرخ‌های فرسایش در مقابل تنش‌های برشی بستر، که توسط حسینی [۶] گزارش شد، آورده شده است.



شکل ۱- نرخ‌های فرسایش در مقابل تنش‌های برشی بستر [۴]
Fig 1. Erosion rates versus bed shear stresses [4]

در جدول (۱) مشاهده می‌شود که با افزایش غلظت رسوبات بستر

است. مهتا و همکاران [۱۰] در مطالعات خود بر رسوبات چسبنده به رابطه‌ای تجربی دست پیدا کردند که شامل تنش‌های برشی ناشی از جریان در بستر، مقاومت برشی رسوبات و ضرایبی آزمایشگاهی است که با توجه به ویژگی‌های هر نوع رسوب تعیین می‌گردد. کیمیاقلم و همکاران [۸] به بررسی تأثیر پارامترهای مختلف بر نرخ فرسایش خاک‌های چسبنده پرداختند و چسبندگی را مهم‌ترین عامل مؤثر در تنش برشی بحرانی نشان دادند. حسینی [۶] در آزمایشات خود اثر غلظت رسوبات چسبنده بستر را در نرخ فرسایش مطالعه کرد.

در زمینه استفاده از هوش مصنوعی در پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده طبیعی از جمله مکانیک انتقال رسوبات تلاش‌های بسیاری صورت پذیرفته که از این میان می‌توان به نمونه‌هایی اشاره کرد. ون کیسترن [۱۹] برای لایه رسوبی چسبنده یکنواخت با چگالی خشک یکنواخت مدلی توسعه داد که با در نظر گرفتن تورم بستر، نرخ فرسایش را در حالت تعادل بین اختلاط و نرمی بستر ارائه می‌دهد. سن‌فورد و ما [۱۷] در مطالعه خود سعی کردند که پروفیل پیوسته فرسایش را بدون شناخت ویژگی‌های بستر به صورت تابعی از عمق بازسازی کنند.

ماکارینسکی و همکاران [۹] به کمک شبکه مصنوعی میزان بار معلق رسوبات درشت‌دانه را پیش‌بینی کردند. یانگ و همکاران [۲۱]، روش شبکه عصبی مصنوعی را با روابط انتقال بار کل رسوب مقایسه کردند و نشان دادند که نتایج حاصل شده از این روش دارای دقت مناسبی می‌باشد. باطنی و همکاران [۴] به کمک روش‌های فازی عصبی و شبکه عصبی، عمق آب‌شستگی پایه پل را تخمین زدند. عظمت‌اله و همکاران [۲] نیز به کمک مدل‌های شبکه عصبی به برآورد عمق آب‌شستگی موضعی پایه پل پرداختند.

رستمی و همکاران [۱۶] با استفاده از شبکه عصبی انتقال بار بستر را برای رسوبات چسبنده پیش‌بینی کردند. ایشان بیان داشتند که به دلیل پیچیدگی و تنوع عوامل مؤثر بر فرایند انتقال بار بستر، دستیابی به روابط قطعی یا تحلیلی بسیار مشکل است. هم‌چنین بر اساس معیارهای آماری مختلف، نشان دادند که مدل توسعه‌یافته کارایی بالایی دارد.

مدل‌های معتبر برآورد نرخ فرسایش بستر چسبنده توسط فولادفر و همکاران [۵] به صورت آزمایشگاهی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج ایشان نشان داد که علیرغم پیش‌بینی مدل پارتیاداس، فرسایش به شدت به دوره تحکیم حساس می‌باشد و روند تغییرات نرخ فرسایش صعودی نیست و دارای یک روند نمایی نقصانی است. مدل گویندراجو و وینتروپ-ون کیسترن نیز در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفتند که مدل گویندراجو به دوره تحکیم حساس است.

رسولی و همکاران [۱۴] اثر نوع رسوب بر حفره رسوب‌شویی در شرایط تحت فشار مورد بررسی و تحلیل قرار دادند. ایشان در مطالعات خود از رسوبات چسبنده و غیرچسبنده استفاده کردند.

جدول ۱- مشخصات فیزیکی رسوبات مورد استفاده در مطالعه [۶]
Table 1. Physical Properties of the Sediments Used in the Study [6]

Sediment Type	Concentration Sediment (m ³ /kg)	Density (m ³ /kg)	(m ² /N)	(m ² /N)	(m ² /N)
1	100	1065	0.0169	0.728	0.74
2	150	1092	0.067	1.21	1.22
3	210	1127	0.121	5.35	6.44
4	260	1153	0.508	20.8	39.57
5	310	1188	1.185	55.2	100.33

که تغییرات تنش برشی به $\dot{\gamma}$ (نرخ کرنش) وابسته نیست. حالت B مدل شبه پلاستیک^۱ را نشان داده که تنش برشی در مقابل $\dot{\gamma}$ دچار تغییر می‌شود، به این معنا که با کاهش μ ، مقدار $\dot{\gamma}$ افزایش پیدا می‌کند.

حالت C مدل بینگهام^۲ نام دارد و بیان گر مواد ویسکوپلاستیک است، که همانند شرایط حالت نیوتنی است با این تفاوت که τ با مقدار اولیه بیش تری (τ_B) شروع می‌شود و رفتاری همچون رفتار مواد جامد را نشان می‌دهد، یعنی تا مقدار معینی در مقابل تنش برشی مقاومت می‌کند که به مقاومت تسلیم بینگهام شناخته می‌شود.

منحنی D نیز شبیه منحنی B می‌باشد با این تفاوت که با افزایش μ مقدار $\dot{\gamma}$ نیز افزایش پیدا می‌کند.

عملکرد لای‌های طبیعی همانند منحنی B می‌باشد. در ورودی دریاها و سواحل عملکرد رسوبات همانند منحنی C (مدل بینگهام) می‌باشد. گارسیا، کرون و تورمن در مطالعات خود رسوبات چسبنده را در این دسته از رفتار سیالات قرار داده‌اند [۱۳، ۱۸].

مواد و روش‌ها

معرفی نرم‌افزار تحلیل جریان و معادلات حاکم بر آن

به منظور افزایش داده‌های مورد استفاده در شبکه مصنوعی از مدل هیدرودینامیکی جریان مایک ۲۱^۳ استفاده شد که یک سیستم جامع مدل‌سازی جریان در سواحل، خلیج‌ها و نیز مصب دریاها می‌باشد. این نرم‌افزار جریان را به صورت غیردائمی، دو بعدی و در یک لایه شبه‌سازی می‌کند. علت اصلی این انتخاب مطابقت میان نرخ فرسایش رسوبات مورد مطالعه با رابطه مورد استفاده در این نرم‌افزار بوده است.

مدل‌سازی جریان در نرم‌افزار مایک با حل هم‌زمان معادلات پیوستگی و اندازه حرکت صورت می‌گیرد. این معادلات به ترتیب در روابط (۱) و (۲) ارائه شده‌اند.

مقادیر تنش برشی تسلیم و چسبندگی افزایش می‌یابند که بیان‌گر پیوند قوی‌تر میان ذرات و فلوکوله‌های رس با افزایش میزان درصد ریزدانه‌ها در آب می‌باشد.

پارامترهای مشخصه فیزیکی رسوبات چسبنده

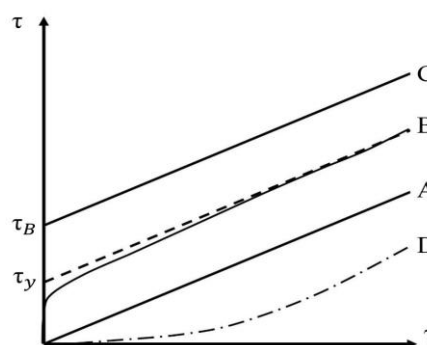
در این تحقیق از مشخصه‌های اصلی رسوبات ریزدانه از جمله چسبندگی و تنش برشی تسلیم استفاده شده است که به صورت مختصر در بخش بعدی درباره آن‌ها توضیح داده شده است.

چسبندگی

مهم‌ترین ویژگی و تفاوت خاک‌های ریزدانه از خاک‌های درشت‌دانه را می‌توان خاصیت چسبندگی دانست. این خاصیت ناشی از سطح مخصوص بزرگ ذرات و خاصیت خمیری ریزدانه‌ها می‌باشد که عامل اصلی مقاومت این نوع خاک‌ها در مقابل تنش برشی می‌گردد.

تنش برشی تسلیم

سیالات با توجه به ویژگی‌های خود رفتار متفاوتی را در مقابل تنش برشی اعمال شده نشان می‌دهند. نرخ کرنش انواع سیالات در مقابل تنش برشی وارده بر آن‌ها در شکل (۲) قابل مشاهده است.



شکل ۲- نمودار نرخ کرنش در مقابل تنش برشی وارده برای انواع مختلف سیال (رئولوژی)

Fig 2. Characteristic of strain rate versus shear stress for different types of fluid (rheology)

حالت A مدل نیوتنی با لزجت دینامیکی ثابت می‌باشد ($\mu = \frac{\tau}{\dot{\gamma}}$)

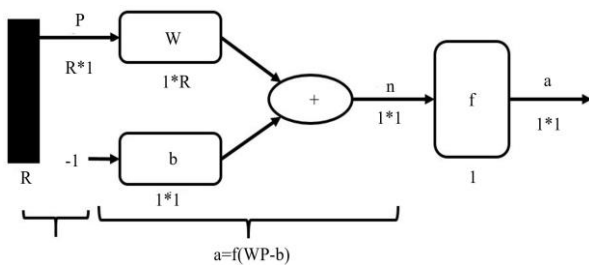
1. Pseudo plastic
2. Bingham
3. Mike21

پایه تجربه استوار است [۱۱].

عنصر کلیدی این الگو، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات آن می‌باشد و از تعداد زیادی عنصر (نورون^۱) با ارتباطات قوی داخلی موسوم به ارتباطات وزنی^۲ به یکدیگر مرتبط شده و به صورت هماهنگ با هم برای حل مسأله‌ای خاص کار می‌کنند، تشکیل شده‌اند.

شبکه عصبی، پردازشگر بسیار موازی و پراکنده می‌باشد که از واحدهای پردازشگر کوچک تشکیل شده و تمایل ذاتی برای ذخیره اطلاعات تجربی و آماده سازی آن برای استفاده را دارا می‌باشد. در شکل (۳) مدل یک نورون با یک ورودی نمایش داده شده است. این نورون ساده از عنصر کلیدی وزن w و تابع انتقال f تشکیل شده است.

ورودی p به نورون اعمال شده از طریق ضرب در وزن w و وزن دار می‌شود و حاصل به تابع انتقال f به عنوان ورودی اعمال شده، و خروجی نهایی حاصل می‌گردد.



شکل ۳- مدل یک نورون با یک ورودی [۱۱]

Fig 3. Model of a neuron with one input [11]

تابع محرک برای محدود کردن دامنه خروجی عصب به کار می‌رود. هم‌چنین به این تابع، تابع فشرده کننده نیز اطلاق می‌شود. معمولاً محدوده دامنه نرمال شده خروجی یک عصب در محدوده‌های $[0 \ 1]$ و یا $[-1 \ 1]$ قرار می‌گیرد [۱۶].

بایاس یک ورودی مطلق نیست بلکه یک پارامتر قابل تنظیم نورون‌ها می‌باشد؛ و با توجه به مثبت و یا منفی بودن، می‌تواند اثر کاهشی و یا افزایشی بر روی ورودی خالص داشته باشد [۱۱].

ورودی بایاس یک مقدار ثابت 1 است. مقدار بایاس با حاصل $w.p$ جمع شده و در واقع تابع را به سمت راست انتقال می‌دهد. منظور از f تابع انتقال می‌باشد. این تابع معمولاً یک تابع پله‌ای^۳ و یا یک تابع سیگموئید^۴ می‌باشد که آرگومان n را دریافت کرده و خروجی a را تولید می‌کند. در واقع می‌توان گفت خروجی نورون به صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$a = f(wp + b) \quad (5)$$

مقادیر b و w پارامتر تنظیم شونده در نورون‌ها می‌باشند. در این

$$\frac{\partial \zeta}{\partial t} + \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{\partial q}{\partial y} = \frac{\partial d}{\partial t} \quad (1)$$

$$\frac{\partial p}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{p^2}{h} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{pq}{h} \right) + gh \frac{\partial \zeta}{\partial x} + \frac{gp\sqrt{p^2+q^2}}{C^2 h^2} - \frac{1}{\rho_w} \left(\frac{\partial}{\partial x} (h\tau_{xx}) \frac{\partial}{\partial y} (h\tau_{xy}) \right) + \frac{h}{\rho_w} \frac{\partial}{\partial x} (p_a) = 0 \quad (2)$$

در روابط بالا $h(m)$ عمق آب، $d(m)$ عمق آب متغیر با زمان، $\zeta(m)$ تراز سطح آب، $p(m^2/s)$ دبی واحد عرض در راستای محور x $q(m^2/s)$ دبی واحد عرض در راستای محور y ، ضریب سزای $g(m/s^2)$ شتاب گرانش زمین، فشار اتمسفر، $p_a(kg/ms^2)$ تنش‌های $\tau_{xx}, \tau_{xy}, \tau_{yy} \left(\frac{N}{m^2} \right)$ و زمان $t(s)$ و $\rho_w(kg/ms^3)$ چگالی آب، برشی در راستاهای مختلف می‌باشند.

نرم‌افزار مایک ۲۱ برای مدل‌سازی رسوب معلق و تعیین میزان رسوبات فرسایش یافته و یا ته نشین شده در هر نقطه، از معادله انتقال-انتشار به صورت معادله (۳) استفاده می‌کند.

$$\frac{\partial \bar{c}}{\partial t} + u \frac{\partial \bar{c}}{\partial x} + v \frac{\partial \bar{c}}{\partial y} = \frac{1}{h} \frac{\partial}{\partial x} \left(h D_x \frac{\partial \bar{c}}{\partial x} \right) + \frac{1}{h} \frac{\partial}{\partial y} \left(h D_y \frac{\partial \bar{c}}{\partial y} \right) + Q_L C_L \frac{1}{h} - S \quad (3)$$

در رابطه بالا $\bar{c}(kg/m^3)$ میزان غلظت متوسط رسوب موجود در عمق مورد نظر، $u(m/s)$ و $v(m/s)$ سرعت جریان به ترتیب در راستاهای x و y ، $D_x(m^2/s)$ و $D_y(m^2/s)$ ضرایب پخشیدگی در راستاهای x و y ، عمق آب $h(m)$ ، ضریب فرسایش، $S(kg/m^2s)$ دبی خروجی از واحد سطح و $C_L(kg/m^2)$ غلظت جریان خروجی از واحد سطح می‌باشند.

این نرم‌افزار از رابطه ارائه شده توسط مهتا (رابطه ۴) برای تعیین نرخ فرسایش بار بستر استفاده می‌نماید.

$$E = E_0 \exp \left[\alpha (\tau_b - \tau_c)^2 \right], \quad \tau_b < \tau_c \quad (4)$$

که در آن $E_0 \left(\frac{kg}{m^2s} \right)$ ثابت فرسایش‌پذیری بستر، $\tau_c \left(\frac{N}{m^2} \right)$ تنش برشی بحرانی بستر آستانه فرسایش، $\tau_b \left(\frac{N}{m^2} \right)$ تنش برشی موجود بستر و $\alpha \left(\frac{m}{N^{1/2}} \right)$ ضریب ثابت می‌باشند. پارامترهای فوق برای یک رسوب با مشخصات منحصر به خود در آزمایشگاه تعیین می‌گردند.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی الگویی برای پردازش اطلاعات می‌باشند که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مثل مغز انسان ساخته شده‌اند، که مکانیسم فراگیری و آموزش آن‌ها همانند مغز بر

1. Neuron
2. Synaptic Weights
3. step function
4. sigmoid function

توسط یک مدل، و مقادیر واقعی مشاهده شده آن متغیر می‌باشد. میانگین قدر مطلق خطا نیز یک کمیت برای اندازه‌گیری میزان نزدیکی مقادیر پیش‌بینی شده و خروجی‌های واقعی مدل‌ها می‌باشد. شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا مثبت بوده و هرچه به صفر نزدیک‌تر باشند، دلالت بر وجود خطای کم‌تری دارند.

بی‌بعد سازی و نرمال‌سازی داده‌ها

از جمله مهم‌ترین روش‌های پیش پردازش داده‌ها، بی‌بعدسازی می‌باشد. کاهش در تعداد داده‌های ورودی و عدم وابستگی به سیستم آحاد و تعمیم‌پذیر بودن نتایج حاصل از آزمایش‌ها از بارزترین مزایای بی‌بعدسازی در مکانیک سیالات می‌باشد. تئوری باکینگهام^۶ از جمله رایج‌ترین روش‌های تحلیل ابعادی است، و در این تحقیق به منظور تخمین میزان فرسایش از این روش استفاده شده است. پارامترهای مؤثر در نرخ فرسایش رسوبات چسبنده در رابطه (۱۱) آمده است [۵، ۹، ۱۰].

$$E=f(y, V, S, \rho_s, \rho_w, c_u, \tau_y, g, \mu) \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)، V (m/s) عمق جریان، S شیب بستر، ρ_s (kg/m³) چگالی ذرات، ρ_w (kg/m³) چگالی آب، c_u (N/m²) چسبندگی مصالح بستر، τ_y (N/m²) تنش برشی تسلیم مصالح بستر، g (m/s²) شتاب گرانش زمین و μ (kg/m^s) لزجت سیال می‌باشند. به منظور بی‌بعدسازی داده‌های موجود در رابطه بالا، با آنالیز ابعادی و استفاده از تئوری باکینگهام رابطه (۱۲) بدست می‌آید.

$$\frac{E}{\rho_w V} = f\left(\text{Fr}, \text{Re}, S, \frac{\rho_s}{\rho_w}, \frac{\tau_y}{c_u}, \frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}\right) \quad (12)$$

رابطه (۱۲) در برگیرنده پارامترهای بی‌بعد عدد Fr ، عدد Re ، S شیب بستر، $\frac{\rho_s}{\rho_w}$ دانسیته و $\frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$ پارامتر ویژگی‌های سیال و رسوب و پارامتر ویژگی‌های رسوب می‌باشند. هر چقدر میزان غلظت رسوب بستر افزایش یابد مقدار $\frac{\tau_y}{c_u}$ نیز افزایش می‌یابد.

در خصوص استفاده از شبکه‌های عصبی بایستی توجه داشت که این شبکه‌ها در عین داشتن توانایی‌های زیاد، محدودیت‌هایی نیز دارند. از آن جمله می‌توان به عدم انجام برخی از اعمال ریاضی از جمله برون‌یابی اشاره کرد. به عبارت دیگر شبکه در تخمین خروجی داده‌هایی که در مرحله آموزش به شبکه معرفی نگردیده باشد دچار چالش شده و دقت خوبی ندارد. به منظور جلوگیری از این مسأله می‌بایست داده‌های مورد استفاده شبکه به بازه خاصی محدود گردند [۱۱].

در این تحقیق با استفاده از رابطه (۱۳) به نرمال‌سازی داده‌ها در بازه صفر و یک پرداخته شده است.

مطالعه از شبکه چندلایه پیش‌خور استفاده شده است. عموماً این شبکه‌ها متشکل از واحدهای دریافتی (گره‌های مبدا) که تشکیل دهنده لایه ورودی می‌باشند، یک و یا چند لایه پنهان در گره‌های محاسباتی و هم‌چنین لایه‌ای خروجی از گره‌های محاسباتی می‌باشد. سیگنال ورودی در درون شبکه و به سمت جلو انتشار می‌یابد. این دسته از شبکه‌های عصبی عموماً به نام پرسپترون‌های چند لایه (شکل ۴) نامیده می‌شوند و درحقیقت فرمی تعمیم یافته از پرسپترون‌های تک لایه می‌باشند [۱۱].

پرسپترون‌های چند لایه به شکلی موفق برای حل مسائل پیچیده و متنوعی به کار رفته‌اند. این شبکه‌ها در یک روش یادگیری با ناظر و توسط الگوریتم پس انتشار خطا ترتیب می‌شوند. این الگوریتم بر اساس قانون یادگیری تصحیح خطا می‌باشد.

به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی در شبکه‌های عصبی، از شاخص‌های آماری نظیر ضریب همبستگی^۱، ریشه میانگین مربعات^۲ [۱، ۷]، میانگین قدر مطلق خطا^۳، واریانس^۴ و میانگین خطای نسبی مطلق^۵ [۳] به ترتیب مطابق روابط (۶)، (۷)، (۸) و (۹) استفاده می‌شود.

$$\text{CORR} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i^o - \bar{x}^o)(x_i^p - \bar{x}^p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^o - \bar{x}^o)^2 \sum_{i=1}^n (x_i^p - \bar{x}^p)^2}} \quad (6)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i^o - x_i^p)^2}{n}} \quad (7)$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i^o - x_i^p|}{n} \quad (8)$$

$$\eta_q = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i^o - x_i^p)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i^o - \bar{x}_{\text{OBS}})^2} \right] \times 100 \quad (9)$$

$$\text{MARE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i^o - x_i^p|}{x_i^o} \quad (10)$$

که در روابط فوق، x_i^o پارامتر مشاهده شده، x_i^p پارامتر پیش‌بینی شده و n تعداد داده‌ها و \bar{x}_{OBS} متوسط مقادیر مشاهداتی است.

ضریب همبستگی که رابطه بین دو متغیر را تعیین می‌کند، در بازه -۱ و +۱ تغییر می‌نماید. هرچه مقدار این شاخص به +۱ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده قوی‌تر بودن رابطه مستقیم همبستگی، بین متغیرهای مورد بررسی می‌باشد. ریشه میانگین مربعات خطا شاخصی پرکاربرد جهت اندازه‌گیری اختلافات بین مقادیر پیش‌بینی شده یک متغیر

1. Correlation Coefficient
2. Root Mean Square Error
3. Mean Absolute Error
4. Variance
5. Mean Absolutely Relative Error

6. Buckingham π theorem

در شکل (۵) میزان همبستگی مقادیر نرخ فرسایش از رابطه مهتا و داده‌های آزمایشگاهی قابل مشاهده است. برای صحت سنجی مدل عددی، از متوسط سرعت جریان آزمایشگاهی در ورودی فلوم استفاده شد. با این شرایط، نرخ فرسایش رسوبات با توجه به پارامترهای کالیبره شده رابطه مهتا (که در بخش قبل توضیح داده شد) توسط نرم‌افزار تعیین گردید. برای این منظور فلوم آزمایشگاهی با ابعاد ۱۶ سانتی‌متر عرض و ۲ متر طول و رسوب با ضخامت ۵ سانتی‌متر در کف در نرم‌افزار مدل‌سازی شد و به کمک روش سعی و خطا فاصله شبکه‌های یک سانتی‌متری برای بهترین شرایط مدل انتخاب شد. سپس مرز ورودی جریان را سرعت متوسط آزمایشگاهی قرار داده و در نهایت میزان فرسایش بدست آمده از مدل با مقادیر آزمایشگاهی مقایسه گردید و تعدادی از نتایج مطابق جدول (۳) بدست آمد.

جدول ۲- میانگین مربعات خطا
Table 2. Mean squared error

Sediment Type	E_0 (Kg/m ² s)	α (m/N ^{0.5})	MSE
1	6.26*10 ⁻⁶	8.925	8.8*10 ⁻⁷
2	4.21*10 ⁻⁴	5.353	1.27*10 ⁻⁴
3	7.11*10 ⁻⁶	10.93	2.64*10 ⁻⁴
4	7.98*10 ⁻⁵	3.657	1.55*10 ⁻⁴
5	3.8*10 ⁻⁶	5.746	2.35*10 ⁻⁴

$$x_i = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (13)$$

رابطه (۱۳)، x_i مقدار نرمال شده، X مقدار واقعی و X_{\min} و X_{\max} به ترتیب مقادیر حداقل و حداکثر داده‌ها می‌باشند.

نتایج

تعیین پارامترهای رابطه مهتا

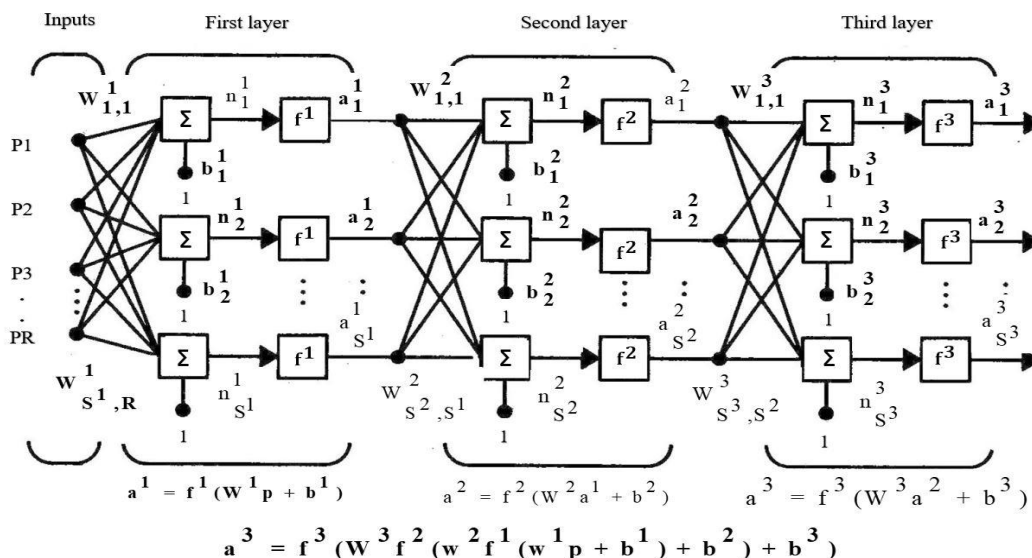
به منظور واسنجی مدل استفاده شده برای انتقال بار بستر چسبنده در نرم‌افزار (رابطه مهتا)، ضرایب E_0 و α برای هر نوع رسوب، با استفاده از روش آماری موجود در نرم‌افزار اکسل و به حداقل رساندن میانگین مربعات خطا (MSE) میان مقادیر نرخ فرسایش حاصل از نتایج آزمایشگاهی و نتایج رابطه مهتا، تعیین گشتند. مقدار ضریب میانگین مربعات خطا از رابطه (۱۴) محاسبه می‌گردد.

$$MSE = \sum_{i=1}^n (x_i^o - x_i^p)^2 \quad (14)$$

که در رابطه (۱۴)، x_i^o پارامتر مشاهده شده، x_i^p پارامتر پیش‌بینی شده و n تعداد داده‌هاست. در جدول (۲) ضرایب ثابت رسوبات نشان داده شده است.

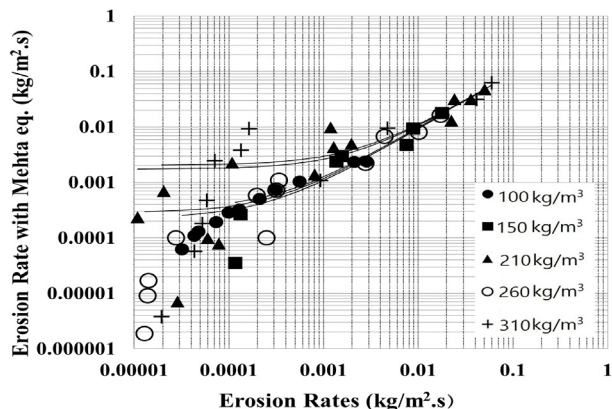
صحت سنجی مدل عددی

جهت استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نیاز به توسعه داده‌های یکسان با ویژگی‌های رسوبات مورد مطالعه می‌بود. به همین علت سعی شد تا با واسنجی مدل عددی، داده‌هایی مرتبط با ویژگی رسوبات تولید کرد که در نهایت با تلفیق آن‌ها با داده‌های آزمایشگاهی بتوان در شبکه عصبی مورد استفاده قرار داد.



شکل ۴- شبکه پرسپترون‌های چند لایه

Fig 4. Multi-layer perceptron network



شکل ۵- نرخ فرسایش آزمایشگاهی در مقابل نرخ فرسایش حاصل از رابطه مهتا برای غلظت‌های مختلف

Fig 5. Experimental erosion rate versus erosion rate due to Mehta relationship for different concentrations

در نهایت با انجام سعی و خطای مختلف تعداد ۱۰ نورون برای لایه میانی شبکه انتخاب شد و همچنین از تابع logsig تابع محرک میانی و تابع purelin تابع محرک خروجی استفاده گردید. همان‌طور که در جداول (۴) و (۵) مشخص است، با افزایش تعداد لایه‌ها تا ۱۰ لایه نتایج آزمون‌ها با توجه مقادیر ارائه شده در جدول‌های (۴) و (۵) بهبود داشته و بعد از ۱۰ لایه کاهش یافته است، بنابراین در دوره آزمون مدل استفاده شده نتیجه خوبی برای ۱۰ لایه ارائه می‌دهد. همچنین با توجه به نتایج دوره آزمون می‌توان

در این بخش سعی شده است که با کمک مدل شبکه عصبی، نرخ فرسایش رسوبات چسبیده را همانند رسوبات غیرچسبیده به مشخصه‌های اصلی آن‌ها از جمله میزان چسبندگی و تنش برشی تسلیم و همچنین به پارامترهای جریان از جمله عمق و سرعت وابسته کرد. برای تعیین میزان فرسایش از ۱۵۵ مجموعه داده بی‌بعد شده حاصل از مدل و آزمایش‌ها استفاده شده است که با توجه به رابطه (۱۲) شش عدد بعد $Fr. Re. S. \frac{\rho_s}{\rho_w} \frac{I_y}{c_u} \frac{V}{\sqrt{I_y/\rho_w}}$ به عنوان ورودی و عدد بی‌بعد $\frac{E}{\rho_w V}$ به عنوان خروجی شبکه می‌باشند. از این تعداد داده ۶۰٪ برای آموزش، ۲۰٪ برای ارزیابی شبکه و ۲۰٪ باقی‌مانده نیز برای آزمون استفاده شده است.

همان‌طور که در جدول (۳) قابل مشاهده است خطای کمی میان مقادیر مدل و آزمایش‌ها دیده می‌شود.

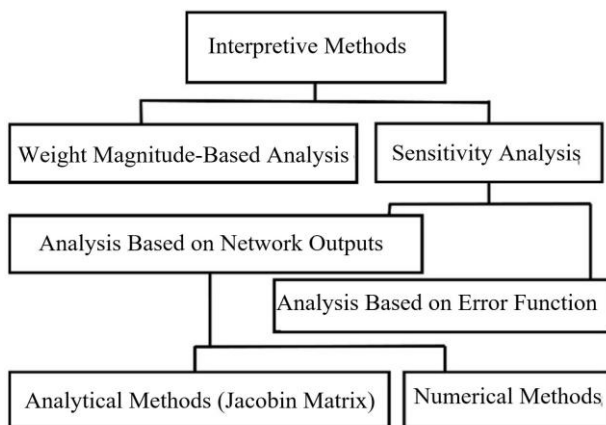
تأثیر تعداد نورون‌های لایه میانی و نوع توابع محرک بر عملکرد شبکه MLP

تعداد نورون‌های لایه ورودی و خروجی با توجه به نوع و شرایط مسأله مورد بررسی قابل تعیین می‌باشد. اما تعداد نورون‌های لایه میانی از قبل مشخص نبوده بلکه بایستی با سعی و خطا و با توجه به برآورد خطای شبکه در حالات مختلف به تعداد بهینه آن دست یافت. جدول‌های (۴) و (۵) نشان دهنده تعداد نورون بهینه برای دو تابع محرک logsig و tansig با تابع آموزشی LM می‌باشد. در این جدول‌ها مقادیر شاخص‌های آماری برای نورون‌های مختلف می‌باشد و تابع آموزشی LM در نظر گرفته شده است.

جدول ۳- درصد خطای مدل عددی با نتایج مدل آزمایشگاهی

Table 3. Error of numerical model in compare with experimental results

Sediment Type	Mean Flow Velocity (m/s)	Experimental Shear stress (N/m ²)	Experimental Erosion *10 ⁻³ (Kg/m ² s)	Model Shear Stress (N/m ²)	Model Erosion *10 ⁻³ (Kg/m ² s)	Error %
1	0.55	0.766	30	0.750624	28.5	4
1	0.5	0.646	14.8	0.63293	14.22	4
1	0.44	0.486	1.93	0.474382	1.89	4.5
1	0.36	0.326	0.247	0.315176	0.225	9
3	0.17	0.071	0.212	0.068947	0.201	5
3	0.22	0.125	0.696	0.120093	0.65	6
3	0.26	0.17	1.5	0.164337	1.46	2.7
3	0.27	0.188	1.9	0.17649	1.88	3.1
5	0.87	1.9	0.073	1.905264	0.077	6.4
5	0.97	2.35	0.36	2.369968	0.371	3
5	1.11	3.1	3.09	3.134212	3.25	5
5	1.19	3.55	9.04	3.586603	9.323	3.1
5	1.24	3.85	17.48	3.741125	15.87	9.2



شکل ۶- روش‌های موجود برای تفسیر عملکرد شبکه‌های عصبی

Fig 6. Available techniques for interpreting the performance of neural networks

$$P_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^{n \text{ hidden}} \frac{W_{ij}}{\sum_{r=1}^{n \text{ hidden}} |W_{rj}|} V_{jk}}{\sum_{i=1}^{n \text{ inputs}} \left(\sum_{j=1}^{n \text{ hidden}} \left| \frac{W_{ij}}{\sum_{r=1}^{n \text{ inputs}} |W_{rj}|} V_{jk} \right| \right)} \quad (15)$$

در رابطه (۱۵) مقدار P_{ik} میزان تأثیر هر یک از داده‌های ورودی شبکه را نشان می‌دهد. $\sum_{r=1}^N W_{rj}$ مجموع ارتباط بین نورون‌های ورودی n و نورون‌های مخفی j ، W_{ij} ارتباط وزنی بین نورون‌های ورودی i و نورون‌های مخفی j ، V_{jk} ارتباط وزنی بین نورون‌های مخفی j و نورون‌های خروجی k می‌باشند. نتایج حاصل از آنالیز حساسیت از روش میلن [۱۲] با توجه به مجموعه داده‌های مورد استفاده از مدل عددی و پارامترهای آزمایشگاهی بر اساس درصد اهمیت در شکل (۷) نشان داده شده است.

همان‌طور که در شکل (۷) دیده می‌شود مهم‌ترین عامل در کاهش نرخ فرسایش وزن رسوبات چسبنده و پس از آن میزان چسبندگی یا تنش برشی تسلیم می‌باشد و پارامترهای افزایش فرسایش $\frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$ و Fr می‌باشند.

در شکل‌های (۸) و (۹) نرخ فرسایش بی‌بعد، در مقابل پارامترهای $\frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$ و Fr برای ترکیب داده‌های آزمایشگاهی و مدل عددی رسم شده‌اند. این نمودارها برای رسوبات با غلظت‌های مختلف می‌باشند.

دریافت که مدل استفاده شده برای داده‌های جدید نتایج خوبی داشته و به کالیبراسیون وابسته نبوده است.

تحلیل حساسیت

تا به امروز بیشتر تحقیقاتی که در زمینه دانش شبکه‌های عصبی انجام شده است متمرکز بر توسعه روش‌های یادگیری جدید، کشف معماری‌های جدید شبکه و توسعه کاربردهای شبکه‌ها در علوم جدید بوده است. از سویی دیگر متأسفانه توجه چندانی به ابداع و مطالعه روش‌های جدید برای درک طبیعت و ماهیت روابط پیچیده درون شبکه‌ای نشده است. در واقع شبکه‌ها عموماً به عنوان یک جعبه سیاه معرفی می‌شوند که تنها توانایی تبدیل ورودی‌ها به خروجی‌های مورد نظر را دارند. به بیان دیگر امکان درک سریع رابطه بین وزن‌ها و یا توابع تحریک شبکه با مجموعه داده‌های تربیتی وجود ندارد. بنابراین برخلاف مدل‌های کلاسیک آماری، در شبکه‌های عصبی درک نحوه اثرگذاری متغیرهای ورودی بر روی متغیرهای خروجی چندان ساده نمی‌باشد. تا پایان سال‌های ۱۹۸۰ روش‌های متعددی برای تفسیر عملکرد شبکه‌های چند لایه پیش خور^۱ ارائه شدند همان‌گونه که در شکل (۶) مشاهده می‌شود این روش‌ها به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند که عبارتند از: تحلیل بر اساس بزرگای وزن‌های شبکه و آنالیز حساسیت. در ادامه این روش‌ها شرح داده می‌شوند.

تحلیل داده‌های شبکه بر اساس بزرگای وزن

در این تحلیل مقادیر نهایی وزن داده‌های متغیرهای ورودی بر روی مقادیر خروجی شبکه مورد تفسیر و ارزیابی قرار می‌گیرند. تاکنون معادلات متنوعی بر اساس بزرگای وزن‌های شبکه ارائه شده‌اند. یکی از انواع این معادلات، معادله‌ای است که توسط میلن (رابطه ۱۵) ارائه شد که در آن هم وزن‌های مثبت و هم وزن‌های منفی قابلیت تحلیل دارند [۱۲].

1. MLP

جدول ۴- اثر تعداد نورون با تابع محرک logsig بر عملکرد شبکه مصنوعی

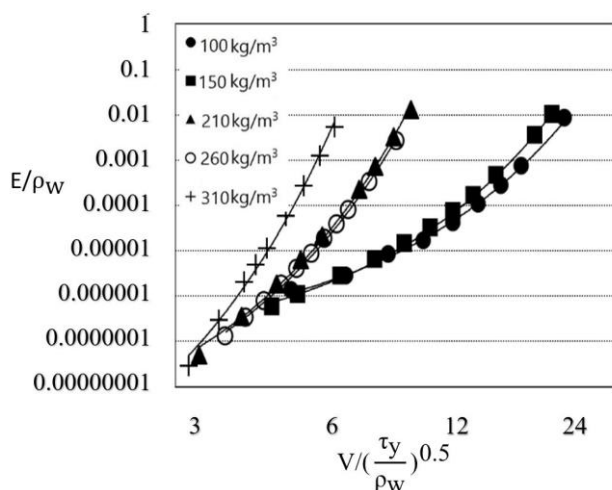
Table 4. Effect of the number of neurons with the logsig function on artificial network performance

Number of Neurons in Middle Layer	Actuator Function	MAE	RMSE	CORR	MARE	η_q
2	logsig	0.0251	0.0499	0.91	0.088	93.8
4	logsig	0.0098	0.0032	0.94	0.065	95.7
6	logsig	0.0167	0.0743	0.93	0.072	94.3
7	logsig	0.017	0.1197	0.89	0.094	91.2
8	logsig	0.004	0.0311	0.92	0.085	93.4
9	logsig	0.008	0.003	0.97	0.041	96.9
10	logsig	0.0036	0.0246	0.98	0.027	98.7
12	logsig	0.0054	0.0312	0.96	0.047	96.6
14	logsig	0.0067	0.0385	0.95	0.062	96.1

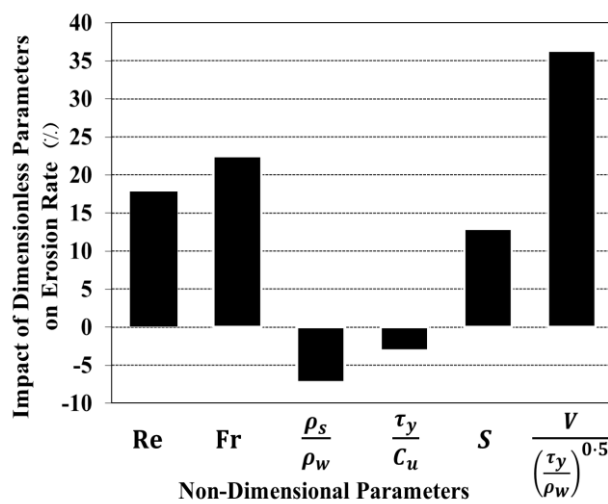
جدول ۵- اثر تعداد نورون با تابع محرک tansig بر عملکرد شبکه مصنوعی

Table 5. Effect of number of neurons with the tansig function on artificial network performance

Number of Neurons in Middle Layer	Actuator Function	MAE	RMSE	CORR	MARE	η_q
2	tansig	0.0087	0.0063	0.92	0.082	93.3
4	tansig	0.0149	0.0891	0.91	0.087	92.4
6	tansig	0.0144	0.0947	0.95	0.059	96.1
7	tansig	0.0112	0.0099	0.95	0.061	96.3
8	tansig	0.005	0.0312	0.94	0.073	95.7
9	tansig	0.0123	0.0416	0.96	0.054	97.8
10	tansig	0.0041	0.0213	0.96	0.031	98.3
12	tansig	0.0121	0.0295	0.96	0.035	97.1
14	tansig	0.0128	0.031	0.95	0.041	96.5



شکل ۸- تغییرات فرسایش در مقابل عدد بدون بعد $\frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$ بعد $\frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$
 Fig 8. Erosion changes versus the dimensionless number $\frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$

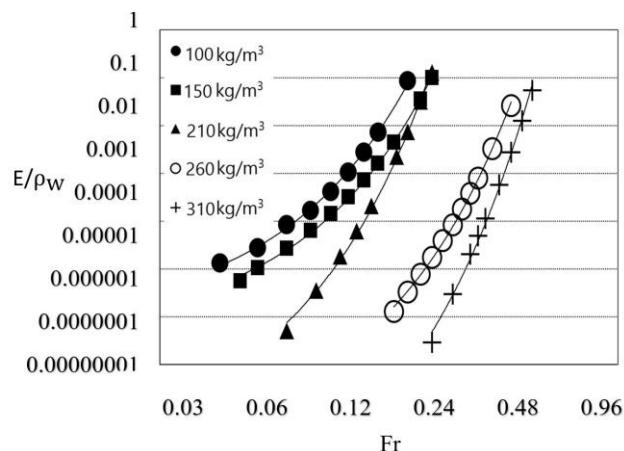


شکل ۷- درصد تأثیر پارامترهای بی بعد بر نرخ فرسایش
 Fig 7. Impact of dimensionless parameters on erosion rate

و مواردی دیگر بر مقاومت آستانه حرکت اثر گذار می‌باشند که می‌تواند مورد توجه محققان در پژوهش‌های آینده باشد.

منابع

1. Alizadeh, M. J. Shahheydari, H. Kavianpour, M. R. Shamloo, H. and Barati, R. 2017. Prediction of longitudinal dispersion coefficient in natural rivers using a cluster-based Bayesian network. *Environmental Earth Sciences*. 76(2): 86-97.
2. Azemathullah, H. M. Deo, M. C. Deolalikar, P. B. 2005. Neural Network for Estimation of Scour Downstream of a Ski-Jump Bucket. *Journal of Hydraulic Engineering*. 131(10): 898-908
3. Barati, R. 2013. Application of excel solver for parameter estimation of the nonlinear Muskingum models. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 17(5):1139-1148.
4. Bateni, S.M. Borghei, S.M. and Jeng, D.S. 2007. Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(3): 401-414.
5. Fuladfar, H. Shafaei Bajestan, M. Fathi Moghaddam M. 2013. Laboratory Evaluation of Well-Known Models in Determination of Cohesive Bed Erosion Flux. *jwmseir*. 7(22): 63-74. (In Persian)
6. Hosseini, K. 1999. Relative between the yield stress and the undrained cohesion in the soft cohesive. PhD thesis, University of Nantes, Nantes, France.
7. Hosseini, K. Nodoushan, E. J. Barati, R. and Shahheydari, H. 2016. Optimal design of labyrinth spillways using meta-heuristic algorithms. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 20(1): 468-477.
8. Kimiaghalam, N. Clark, S.P. and Ahmari, H. 2016. An experimental study on the effects of physical, mechanical, and electrochemical properties of natural cohesive soils on critical shear stress and erosion rate. *International Journal of Sediment Research*. 31(1): 1-15.
9. M akarynskyy, O. Makarynska, D. Rayson, M. and Langtry, S. 2015. Combining deterministic modelling with artificial neural networks for suspended sediment estimates. *Applied Soft Computing*. 35: 247-256.
10. Mehta, A. J. Hayter, E.J. Parker, W.R. Krone, R.B. Teeter, A.M. 1989. Cohesive Sediment Transport. I: Process Description. *Journal of Hydraulic Eng*. 115(8): 1076-1093.
11. Menhaj, M.B. 2002. Computational Intelligence (Vol. 1), Fundamentals of Neural Networks. Amirkabir university of technology press, Tehran-Iran. (In Persian)
12. Milne, L. 1995. Feature selection using neural networks with contribution measures. in *Ai-Conferenc*. World Scientific Publishing.
13. Partheniades, E. 2009. Cohesive sediments in open channels: erosion, transport and deposition. Butterworth-Heinemann.
14. Rasouli, A. Bordbar, A. Heidarnajad, M. Kamanbedast, A. Masjedi, A. 2019. Effect the kind of sediments on Scour Cone in



شکل ۹- تغییرات فرسایش در مقابل عدد فرود

Fig 9. Erosion variations versus Froude

بحث و نتیجه گیری

در این تحقیق از نتایج مدل آزمایشگاهی حسینی در رابطه با رسوبات چسبنده استفاده شد که از جمله این پارامترها می‌توان به تنش برشی تسلیم رسوبات، چسبندگی آن‌ها، تنش برشی بستر و میزان فرسایش هر رسوب نام برد. در مرحله بعد از مدل عددی متناسب با کار آزمایشگاهی استفاده شد و ضرایب ثابت رابطه نرخ فرسایش برای هر رسوب با توجه به منحنی‌های آزمایشگاهی نرخ فرسایش به تنش برشی بستر، تعیین گردیدند. پس از مدل‌سازی و صحت‌سنجی مدل عددی برای چندین نمونه از رسوبات آزمایش شده، به خطای کمتر از ۱۰ درصد، میان خروجی‌های مدل عددی و مطالعات آزمایشگاهی دست یافته شد. پس از آن برای پیش‌بینی میزان فرسایش برای رسوبات چسبنده با مشخصه‌های متفاوت جریان و رسوب از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. با توجه به عدم نیاز به سیستم آحاد و کاهش تعداد داده‌های ورودی برای آموزش شبکه، با به کارگیری روش باکینگهام، هفت پارامتر بدون بعد $\frac{E}{\rho_w V} \cdot Fr \cdot Re \cdot S \cdot \frac{\rho_s}{\rho_w} \cdot \frac{\tau_y}{c_u} \cdot \frac{V}{\sqrt{\tau_y/\rho_w}}$ مورد استفاده قرار گرفته شد. در نهایت با کمک گرفتن از روش سعی و خطا، معماری شبکه از ۱۰ نورون برای لایه میانی و تابع logsig برای تابع محرک میانی و تابع purelin برای تابع محرک خروجی و نیز تابع آموزشی LM برای دستیابی به کم‌ترین خطا میان داده‌های ورودی و خروجی مورد استفاده قرار گرفت. در مرحله پایانی برای انجام تحلیل حساسیت میان داده‌های شبکه با توجه به وجود وزن‌های منفی از روش میلن استفاده شد و مؤثرترین اعداد بدون بعد در افزایش فرسایش، به ترتیب $\frac{E}{\rho_w V}$ و Fr با مقادیر $۳۶/۳$ و $۲۲/۵$ درصد و در کاهش فرسایش، به ترتیب دو پارامتر وزن و چسبندگی یا تنش برشی تسلیم معرفی گردیدند. در پژوهش حاضر از پارامترهای فیزیکی جریان و رسوب در تحلیل نتایج و بررسی موضوع مورد مطالعه استفاده شد. در رسوبات چسبنده همان‌طور که پیش از این عنوان شد پارامترهای شیمیایی از جمله میزان اسیدیته، نمک

19. Van Kesteren, W.G.M. Cornelisse, J.M. and Kuijper, C. 1997. DYNASTAR bed model: Bed strength, liquefaction and erosion. Series on Cohesive Sediments. Rep, 55.
20. Van Rijn, L.C. 1993. Principles of sediment transport in rivers, estuaries and coastal seas (Vol. 1006). Amsterdam: Aqua publications.
21. Yang, C.T. Marsooli, R. and Aalami, M.T. 2009. Evaluation of total load sediment transport formulas using ANN. International Journal of Sediment Research. 24(3): 274-286.
- Pressure Flushing. jwmseir. 16 (44) :83-89. (In Persian)
15. Ravisanger, V. Dennett, K.E. Sturm, T. W. and Amirtharajah, A. 2001. Effect of Sediment pH on Resuspension of Kaolinite Sediments. Journal of Hydraulic Engineering. 124(12): 1261-1267.
16. Rostami, M. salaghegeh, A. 2015. Neural Network Prediction of Bed Material Ioad Transport. jwmseir. 8(27) :11-18. (In Persian)
17. Sanford, L.P. and Maa, J.P.Y. 2001. A unified erosion formulation for fine sediments. Marine Geology. 179(1-2): 9-23.
18. Toorman, E. A. 1995. Contorolled rate concentric cylinder rheometry of estuarine suspensions. Report HYD148, Hydraulics Laboratory, Civil Engineering Department, Catholic University of Leuven, Leuven, Belgium.

*Abstract*

Prediction of Cohesive Sediments Erosion Rate and Analyzing the Effective Parameters Using Artificial Neural Network

M. Kheirkhahan¹, Kh. Hosseini² and Sh. Nayyer³

Received: 25-07-2019 Accepted: 01-10-2019

Abstract

Transferring mechanic of cohesive sediments are different from non-cohesive sediments. For determining the erosion rate of non-cohesive sediments, physical parameters such as average diameter and density are used. Due to the nature of the cohesive sediments, their erosion rates are determined interrelated with the shear stress of the bed with fixed coefficients related to the characteristics of each sediment. In this study, experimental results on the cohesive sediments of the Loire estuary of France has been used. After validating the results in Mike software, experimental data were developed to study the erosion of sediment with more data and different hydraulic conditions. Due to the number of various parameters affecting the sediment erosion phenomenon, a neural network was used to analyze the data. The parameters used in the model include flow components, sediment and fluid characteristics. Due to the better performance of the neural network, these data were used for dimensionless data. The R2 coefficient and MAE of data in the neural network were 0.98 and 0.0036, respectively, which indicated the proper performance of the network. Finally, after performing the sensitivity analysis, the and parameters were introduced as the most effective parameters for increasing and decreasing erosion rates, respectively.

Keywords: *Yield shear stress, Loire estuary, Flow and sediment characteristics, Erosion sensitive analyze, Mike numerical model, MLP neural network.*

1. Ph.D. in water engineering and hydraulic structures, faculty of civil engineering, Semnan University, Semnan.

2. Corresponding author and associate Prof. in water engineering and hydraulic structures, faculty of civil engineering, Semnan University, Semnan. khhoseini@semnan.ac.ir

3. Ph.D. student in water engineering and hydraulic structures, faculty of civil engineering, Semnan University, Semnan.