

توسعه مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکاملی جهت پیش‌بینی عدد فرود جریان در کانال‌های باز در مدل‌سازی انتقال رسوب

ناصر آریا آذر، سامی قوردویی میلان و نازیلا کاردان

دوره ۷، شماره ۱، بهار ۱۴۰۰، صفحات ۷۳-۸۷

Vol. 7(1), Spring 2021, 73-87

DOI: 10.22034/jewe.2020.248209.1421

**Development of a Hybrid ANN-Evolutionary Algorithms Models to Predict the Froude Number in Open Channel Flows in Modeling of Sediment Transport**

Arya Azar, N., Ghordoyee Milan, S. and Kardan, N.



[www.jewe.ir](http://www.jewe.ir)

OPEN  ACCESS

ارجاع به این مقاله:

آریا آذر ن، قوردویی میلان س. و کاردان ن. (۱۴۰۰). توسعه مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکاملی جهت پیش‌بینی عدد فرود جریان در کانال‌های باز در مدل‌سازی انتقال رسوب. محیط‌زیست و مهندسی آب، دوره ۷، شماره ۱، صفحات: ۷۳-۸۷.

**Citing this paper:** Arya Azar, N., Ghordoyee Milan, S. and Kardan, N. (2021). Development of a hybrid ANN-evolutionary algorithms models to predict the Froude number in open channel flows in modeling of sediment transport. Environ. Water Eng., 7(1), 73-87. DOI: 10.22034/jewe.2020.248209.1421

## مقاله پژوهشی

# توسعه مدل های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکاملی جهت پیش بینی عدد فرود جریان در کانال های باز در مدل سازی انتقال رسوب

## ناصر آریا آذر<sup>۱</sup>، سامی قوردویی میلان<sup>۲</sup> و نازیلا کاردان<sup>۳\*</sup>

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران  
<sup>۲</sup> کارشناس ارشد، گروه مهندسی آب، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، تهران، ایران  
<sup>۳</sup> استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران

\* نویسنده مسئول: [n.kardan@azaruniv.ac.ir](mailto:n.kardan@azaruniv.ac.ir)

تاریخ دریافت: [۱۳۹۹/۰۶/۲۴] تاریخ بازنگری: [۱۳۹۹/۰۸/۲۰] تاریخ پذیرش: [۱۳۹۹/۰۸/۲۶]

## چکیده

تخمین مقدار عدد فرود در مهندسی آب بسیار مهم است. از طرفی استفاده از مدل های یادگیری ماشین به دلیل اینکه نیاز به اطلاعات ساختمانی سامانه ها ندارند، مورد توجه قرار گرفته اند. در پژوهش حاضر از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شده و از الگوریتم های تکاملی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم کرم شبتاب (FA) و الگوریتم تکاملی تفاضلی (DE) جهت بهبود نتایج ANN در پیش بینی مقدار عدد فرود بهره گرفته شد. پارامترهای مؤثر بر پیش بینی عدد فرود پارامترهای رسوب حجمی، اندازه دانه ها، عامل اصطکاک و نسبت اندازه دانه ها به شعاع هیدرولیکی بودند که با هم ترکیب شدند و الگوهای ورودی مختلفی به عنوان ورودی به مدل ها تدوین شد. نتایج نشان داد الگویی که با مشارکت همه پارامترهای ورودی باشد بیشترین دقت را در پیش بینی عدد فرود دارد. استفاده از الگوریتم های تکاملی پیشنهادی توانست دقت مدل ANN را به صورت قابل توجهی بهبود بخشد. در بین الگوریتم های مورد بررسی، الگوریتم های FA و PSO در بیشترین معیارهای ارزیابی دقت مناسبی داشتند. در حالت کلی استفاده از الگوریتم های تکاملی، دقت مدل ANN را به میزان ۰/۸۹ m، ۰/۰۷ m و ۰/۱ به ترتیب برای معیار ارزیابی RMSE، MAPE و  $R^2$  بهبود بخشید. نتایج مدل های یادگیری ماشین در مقایسه با معادلات تجربی نیز اختلاف چشم گیری داشتند و حاکی از دقت بسیار مناسب مدل های یادگیری ماشین بودند. به همین سبب استفاده از مدل های یادگیری ماشین به جای استفاده از معادلات تجربی در برآورد مقدار عدد فرود پیشنهاد می گردد.

**واژه های کلیدی:** انتقال رسوب؛ عدد فرود؛ مدل هیبریدی؛ ANN.



## ۱- مقدمه

یکی از مشکلات عمده کانال‌های باز، ته‌نشینی رسوب در بستر کانال‌ها است. اگر سرعت ذرات در یک کانال باز با شیب ثابت پایین بیاید، رسوب‌گذاری در عمق کانال رخ می‌دهد. وجود مواد جامد در بستر کانال نیز موجب می‌گردد سطح مقطع جریان کاهش و زبری بستر افزایش یابد، بر این اساس سرعت و توزیع تنش برشی نیز تغییر می‌کنند (Safari et al. 2018; Butler et al. 2003; Delleur 2001). به لحاظ تئوری، هنگامی که سرعت جریان به‌طور قابل‌توجهی پایین‌تر از سرعت بحرانی باشد، رسوبات تمایل به ته‌نشینی دارند و با گذشت زمان تا عمق خاصی انباشته می‌شوند (Montes et al. 2020). با این حال ذرات می‌توانند کندتر از سرعت جریان حتی در شرایط جریانیه که در آن رسوب اتفاق نمی‌افتد، حرکت کنند (Ota and Perrusquía 2013). طراحی بهینه و عملکرد مناسب سازه‌های منابع آب، نظیر مخزن، سد کانال، نیازمند تخمین دقیق از بار رسوبی رودخانه است (Kisi and Shiri 2012). بار رسوب معلق رودخانه‌ای که حدود ۷۵ تا ۹۵٪ کل رسوب رودخانه را شامل می‌گردد، از جنبه‌های مختلف نظیر مهندسی منابع آب، مسائل محیط‌زیستی و کیفیت آب حائز اهمیت بوده و می‌تواند به‌عنوان شاخصی از وضعیت فرسایش خاک و شرایط بوم‌شناختی حوزه در نظر گرفته شود (Zhu et al. 2007).

در چند دهه اخیر جهت برآورد مقدار عدد فرود از روابط تجربی بهره می‌بردند. رابطه Novak and Nalluri (1975) به‌طور تجربی حرکت رسوب اولیه بسترهای سخت را از نظر سرعت بحرانی (Vc) شرح می‌دهد. روابط ایشان توسط El-Zaemey (1991)، Salem (2013) و Bong (2013) با توجه به اندازه رسوبات مختلف و ضخامت بستر رسوب گسترش‌یافته است. بر اساس این معادله‌ها سرعت بحرانی برای تعیین تأثیر جریان روی رسوب بسیار مهم بوده و تابعی از ضخامت رسوب، اندازه رسوب متوسط و عمق آب طبیعی است (Bong et al. 2016). اخیراً به‌دلیل ماهیت پیچیده فرآیند انتقال رسوب در جریان کانال باز و تأثیر عدد فرود بر این فرآیند، فن‌های یادگیری ماشین برای تخمین عدد فرود و میزان انتقال رسوب مورد توجه بسیاری از پژوهش‌گران قرار گرفته است (Olyaie et al. 2015; Chen 2015).

and Chau 2016). شبکه‌های عصبی یکی از پرکاربردترین مدل‌های یادگیری است که کارایی مناسب آن در شبیه‌سازی‌های مختلف اثبات شده است. این مدل می‌تواند با داشتن حداقل اطلاعات ممکن از هر سامانه با دقت مناسبی عملکرد آن را شبیه‌سازی و با توجه به تغییرات عوامل مؤثر بر آن به پیش‌بینی تغییرات عملکرد آن بپردازد. مدل شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم‌های آموزشی پس انتشار خطا برای همگرایی خطا استفاده می‌کند اما به دلیل سرعت همگرایی پایین و همچنین گیر افتادن در بهینه‌های محلی قادر به تخمین بهینه سرتاسری نیست (Zhang 2006)؛ بنابراین برای رفع مشکلات به وجود آمده جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی از دیگر الگوریتم‌های بهینه‌سازی نظیر ازدحام ذرات استفاده می‌شود، در این زمینه به‌عنوان نمونه می‌توان به پژوهش‌های انجام‌گرفته جهت پیش‌بینی سطح آب رودخانه شینگون در هنگ‌کنگ اشاره کرد (Chau 2006). در پژوهش دیگری جهت پیش‌بینی رواناب در حوضه رودخانه آنابولیس کانادا از روش‌های مختلف برای آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شده است (Piotrowski 2011). نتایج حاکی از کارایی مناسب شبکه عصبی در جهت پیش‌بینی رواناب بود.

یکی از الگوریتم‌های تکاملی، الگوریتم کرم شب‌تاب است که در سال ۲۰۱۰ معرفی گردید (Yang 2010). برای اولین بار این الگوریتم جهت بهره‌برداری بهینه از مخزن سد آغدوش مورد استفاده قرار گرفت، نتایج این الگوریتم رضایت‌بخش ارزیابی شد (Garooosi Nejhad and Bozorg Hadad 2011). همچنین عملکرد الگوریتم کرم شب‌تاب برای مقایسه بهره‌برداری بهینه از مخزن سد بازفت برای تأمین نیاز کشاورزی بررسی شد. نتایج الگوریتم مذکور با نتایج الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات مقایسه گردیده و نشان داده شد الگوریتم کرم شب‌تاب نسبت به دو الگوریتم دیگر دارای دقت بالاتری است (Hosseini-Moghari and Banihabib 2014). با این وجود انتظار می‌رود با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در جهت به دست آوردن مقدار بهینه وزن‌ها و بایاس‌ها به‌جای الگوریتم‌های موجود در شبکه عصبی، نتایج قابل قبول‌تری ارائه گردد. با توجه به پژوهش‌های صورت گرفته در خصوص انتقال رسوب در کانال‌های باز و پیش‌بینی عدد فرود، نتیجه کلی بررسی



مورد مقایسه قرار گرفت. از بین مدل های مذکور مناسب ترین مدل جهت پیش بینی عدد فرود انتخاب شد.

## ۲- موارد و روش

### ۲-۱- داده های مورد استفاده

روابط تجربی زیادی برای برآورد این پارامتر ارائه شده است که مطابق جدول (۱) مشخص است که بیش تر روابط مذکور در سال های بین ۱۹۹۰ - ۲۰۱۰ بوده است. این روابط با وجود آنکه توسط پژوهش گران مختلفی توسعه یافتند اما همواره از دقت ضعیفی در تخمین مقدار عدد فرود برخوردار هستند. در جدول (۱)،  $C_v$  رسوب حجمی،  $D_{gr}$  اندازه دانه ها،  $d$  اندازه متوسط دانه ها (mm)، شعاع هیدرولیکی  $R$  (mm)،  $\lambda$  عامل اصطکاک،  $g$  شتاب گرانش ( $m/s^2$ )،  $V$  سرعت متوسط جریان ( $m/s$ ) و  $F_{tp}$  عدد فرود جریان است.

پژوهشات گذشته بیان می کند معادلات تجربی مختلفی جهت برآورد مقدار عدد فرود ارائه شده است. در سال های اخیر نیز برخی مدل های یادگیری ماشین جهت برآورد مقدار عدد فرود مورد استفاده قرار گرفته اند. کارایی این مدل ها نسبت به معادلات تجربی کمتر مورد توجه قرار گرفته و بررسی و مقایسه کافی انجام نشده است. در سال های اخیر، استفاده از الگوریتم های تکاملی توانسته اند دقت شبکه های عصبی مصنوعی را تا حدود زیادی بهبود بخشند و این نکته مورد توجه محققان مختلفی قرار گرفته است. لذا استفاده از الگوریتم های جدید و ارزیابی کارایی آن ها در بهبود دقت شبکه عصبی ضروری به نظر می رسد. به همین منظور در پژوهش حاضر به ارزیابی الگوریتم کرم شبتاب در آموزش شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد مقادیر عدد فرود پرداخته شد. نتایج مدل هیبریدی مذکور همچنین با نتایج شبکه عصبی و شبکه عصبی- الگوریتم ازدحام ذرات الگوریتم تکامل تفاضلی

جدول ۱- برخی معادلات تجربی پیشنهاد شده در خصوص برآورد مقدار عدد فرود (Bong et al. 2016)

Table 1 Some of proposed experimental equations for estimating the Froude number (Bong et al. 2016)

| No | Author (year)                 | Equation                                                                                                            |
|----|-------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1  | Salem (2013)                  | $\frac{V_c}{\sqrt{gd(s-1)}} = 1.07 \left( \frac{d}{R} \right)^{-0.23}$                                              |
| 2  | Mayerle et al. (1991)         | $\frac{V}{\sqrt{gd(s-1)}} = 14.43 C_v^{0.18} D_{gr}^{-0.14} (d/R)^{-0.43} \lambda^{0.18}$                           |
| 3  | Vongvisessomjai et al. (2010) | $\frac{V}{\sqrt{gd(s-1)}} = 4.31 C_v^{0.226} (d/R)^{-0.616}$                                                        |
| 4  | Mayerle (1998)                | $\frac{V_t}{\sqrt{gd(SG-1)}} = 4.32 C_v^{0.23} \left( \frac{d}{R} \right)^{-0.68}$                                  |
| 5  | Ab Ghani (1993)               | $\frac{V_t}{\sqrt{gd(SG-1)}} = 3.08 C_v^{0.21} D_{gr}^{-0.09} \left( \frac{d}{R} \right)^{-0.53} \lambda_s^{-0.21}$ |
| 6  | Montes (2020)                 | $\frac{V_t}{\sqrt{gd(SG-1)}} = C_v^{0.209} \left( \frac{d}{R} \right)^{-0.593} 4.79 \lambda^{0.058}$                |

Vongvisessomjai et al. (2010) در این مطالعه استفاده شده است. خلاصه پارامترهای آماری داده های مورد استفاده در جدول (۲) ارائه شده است.

به منظور پیش بینی عدد فرود و مدل سازی انتقال رسوب در کانال های مرزی صلب، از چهار مجموعه داده Mayerle (1988), May (1993), Ab Ghani (1993) and

جدول ۲- خلاصه پارامترهای آماری برای داده‌های مورد استفاده

Table 2 Summary of statistical parameters for the used data

| Statistical parameter | Fr <sub>p</sub> | $\lambda$ | d/R    | D <sub>gr</sub> (mm) | C <sub>v</sub> (ppm) |
|-----------------------|-----------------|-----------|--------|----------------------|----------------------|
| Maximum               | 13.52           | 0.050     | 0.4162 | 215.5                | 0.0001568            |
| Average               | 4.400           | 0.020     | 0.0671 | 65.10                | 0.0002830            |
| Minimum               | 1.290           | 0.011     | 0.0052 | 5.00                 | 0.0000002            |
| Standard deviation    | 4.900           | 0.023     | 0.1006 | 88.26                | 0.0004320            |

### ۲-۳- مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکاملی

شکل (۱) فلوچارت پژوهش حاضر و نحوه ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های تکاملی را نشان می‌دهد. در بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی متغیرهای بهینه‌سازی در آموزش یک شبکه عصبی شامل وزن‌ها و بایاس‌های مربوط به شبکه می‌شوند (Mehra and Wah 1990). مراحل مدل‌سازی بدین‌صورت است که ابتدا N بردار موقعیت Xi که N برابر با تعداد اعضای دسته است، به‌صورت تصادفی تولید می‌گردد. شبکه عصبی به ازای پارامترهایی این بردارها اجرا شده و خطای به‌دست‌آمده از هر اجرا به‌عنوان میزان برانندگی بردار متغیر آن شبکه در نظر گرفته می‌شود. این روند آن‌قدر تکرار می‌شود تا هم‌گرایی نهایی حاصل گردد. در واقع در نقطه هم‌گرایی نهایی مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها به حالت بهینه رسیده به‌نحوی که خطای آموزش به ازای آن کمینه گردد. با این‌وجود تابع هدف مسئله، کمینه کردن میزان خطا است.

### ۲-۴- الگوریتم ازدحام ذرات

الگوریتم ازدحام ذرات (PSO<sup>۱</sup>) یکی از روش‌های بهینه‌سازی الهام گرفته از طبیعت است که اولین بار در سال ۱۹۹۵ مطرح شد (Eberhart and Kennedy 1995). الگوریتم PSO با ایجاد یک جمعیت تصادفی شروع می‌شود. هر جزئی در طبیعت مجموعه مختلف متغیرهای تصمیم است که مقادیر بهینه آن‌ها باید تأمین گردد و درواقع هر ذره یک بردار را در فضای حل مسئله

در جدول (۲)، C<sub>v</sub> رسوب حجمی، D<sub>gr</sub> اندازه دانه-ها که مقادیر آن در بازه (mm) ۲۱۵/۵ - ۵ در نوسان بوده و متوسط مقدار آن (mm) ۶۵/۱ است، d<sub>50</sub> اندازه متوسط داده‌ها، R شعاع هیدرولیکی (mm)،  $\lambda$  عامل اصطکاک، g شتاب گرانش (m/s<sup>2</sup>)، V سرعت متوسط جریان (m/s) و Fr<sub>p</sub> عدد فرود جریان است که برای رودخانه‌های مورد مطالعه در چهار پژوهش فوق، مقدار آن در محدوده ۱/۲۹ و ۱۳/۵۲ قرار دارد. مقدار عدد فرود از رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$Fr_p = \frac{V}{\sqrt{gd(s-1)}} \quad (1)$$

### ۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی

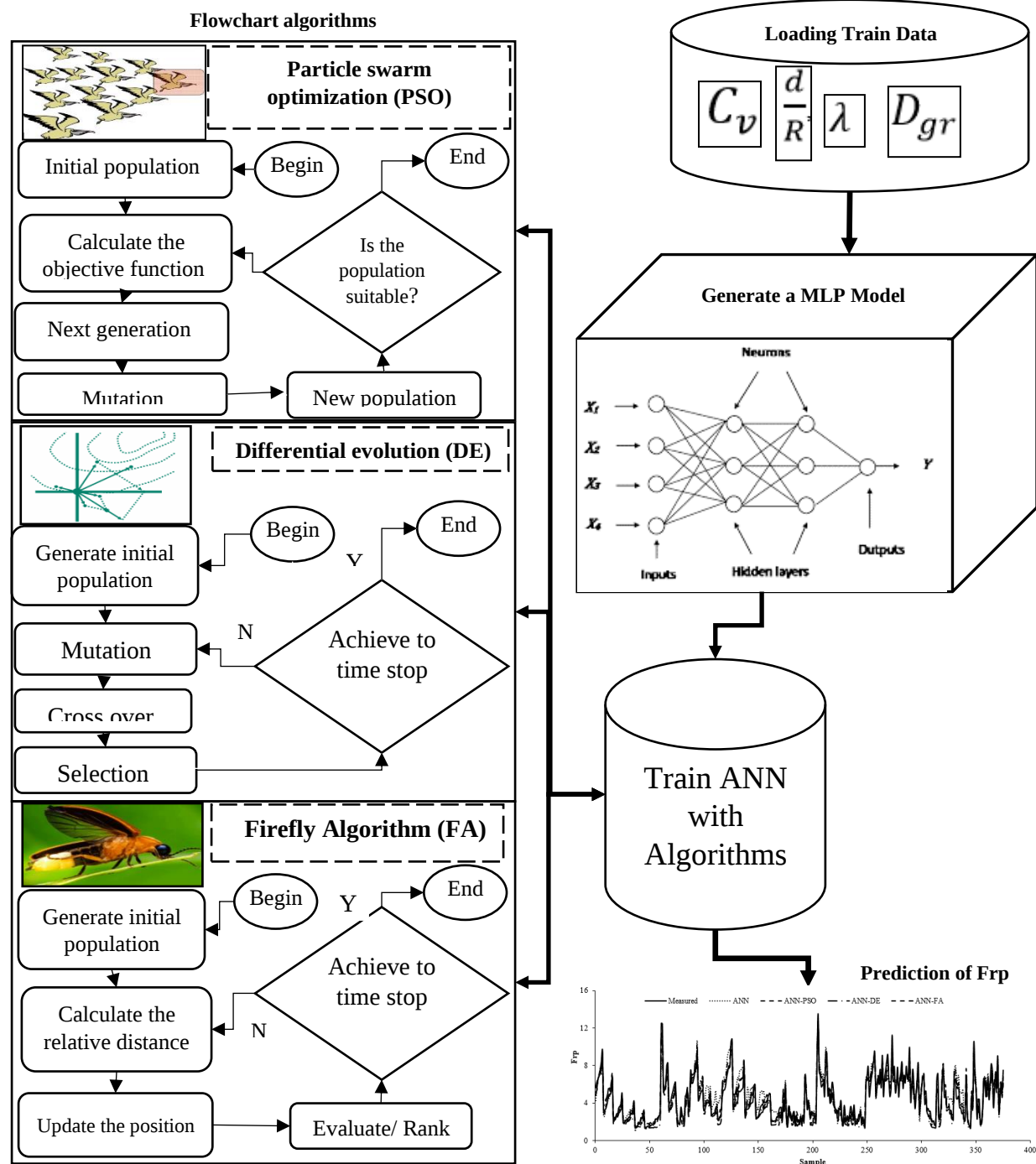
مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN<sup>۱</sup>)، سال‌های زیادی به امید رسیدن به عملکردی مشابه کارایی انسان در زمینه سرعت و شناخت مورد مطالعه قرار گرفته‌اند (Lippman 1987). در شبکه عصبی مصنوعی، بعد از انتخاب ورودی‌های مختلف، ابتدا باید تعداد لایه‌های میانی و خروجی تعیین گردد و برای هر لایه میانی مقدار نرون اولیه داده شود. در ادامه معیار ارزیابی شبکه انتخاب می‌گردد تا مقدار خطای مشاهداتی و تخمینی شبکه را محاسبه کند (Haykin 1999). در بخش نتایج، معماری منتخب و تعداد نرون مناسب برای لایه‌های میانی، توابع انتقال و الگوریتم منتخب جهت آموزش شبکه آورده شده است. برای انجام مدل‌سازی، داده‌ها پس از نرمال‌سازی به دو زیرمجموعه شامل مرحله آموزش (۷۵٪ از کل داده‌ها)، مرحله آزمایش (۲۵٪ از کل داده‌ها) تقسیم شده‌اند.

<sup>1</sup>Artificial Neural Network (ANN)

<sup>2</sup>Particle Swarm Optimization



نشان می دهد (Arumugam et al. 2008).



شکل ۱- فلوچارت مدل در پژوهش حاضر در خصوص ترکیب و نحوه آموزش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم های تکاملی پیشنهادی

Fig. 1 Model flowchart in the present study on the combination of artificial neural networks with proposed evolutionary algorithms

می‌دهند. در جستجوی یک فضای D بعدی، مکان I امین ذره به وسیله یک بردار D بعدی به نام  $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$  و سرعت هر ذره به وسیله یک بردار D بعدی سرعت به نام  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  نشان داده می‌شود. سرانجام جمعیت، با استفاده از روابط (۲) و (۳) به صورت هدفمند به سمت نقطه بهینه حرکت می‌کند.

$$V_{id}^{n+1} = X \left( \omega_1 v_{id}^n + c_1 r_1^n (p_{id}^n - x_{id}^n) + c_2 r_2^n (p_{pg}^n - x_{id}^n) \right) \quad (2)$$

پارامترهای مورد استفاده در این الگوریتم که به حالت مطلوب رسیده است آورده شده است.

## ۲-۶- الگوریتم کرم شب تاب

الگوریتم کرم شب تاب (1FA) برای اولین بار توسط یانگ در سال ۲۰۱۰ پیشنهاد شده است (Yang 2010). ایده اصلی این الگوریتم از ارتباط نوری بین کرم شب تاب الهام گرفته شده است. کرم‌های شب تاب نورهای موزون و کوتاه تولید می‌کنند. الگوی نوری هر کدام از کرم‌های شب تاب با یکدیگر متفاوت است. فرض می‌شود n تعداد کرم‌های تابشی است و  $x_i$  i امین موقعیت ذره است بنابراین میزان روشنایی هر کرم شب تاب برابر با مقدار تابع هزینه است (رابطه ۴):

$$I_i = f(x_i) \quad 1 \leq i \leq n \quad (4)$$

کرم شب تاب دارای یک ویژگی تابشی است که نشان دهنده قدرت آن است. این ویژگی یک مقدار نسبی است که با تغییر فاصله بین کرم شب تاب i و کرم شب تاب j تغییر می‌کند. تابع جاذبه به شرح رابطه (۵) است.

$$\beta(r) = \beta e^{-\gamma r^2} \quad (5)$$

که در آن  $\beta_0$  بیانگر بیشینه جذابیت با دامنه تغییرات [0, 1]،  $\gamma$  بیانگر ضریب جذب با دامنه تغییرات [0, ∞] است. r بیانگر فاصله حشره i ام از حشره j ام است که رابطه آن به صورت رابطه (۶) می‌باشد.

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (6)$$

حرکت حشره i ام به سمت حشره j ام با رابطه (۷) به دست

این الگوریتم علاوه بر داشتن بردار حرکت دارای یک بردار سرعت نیز است که اعضای مجموعه را به تغییر موقعیت در فضای جستجو وادار می‌کند. این بردار سرعت خود برآیند دو بردار به نام‌های P و  $P_g$  است. P بهترین موقعیتی است که یک ذره تاکنون به آن رسیده است و  $P_g$  بهترین موقعیتی است که بهترین ذره در همسایگی آن ذره تاکنون به آن رسیده است. در این الگوریتم هر کدام از اعضای مجموعه در هر تکرار یک راه حل را ارائه

$$X_{id}^{n+1} = x_{id}^n + v_{id}^{n+1} \quad (3)$$

که در آن X فاکتور انقباض است و از آن برای نرخ کارایی و سرعت هم‌گرایی شدن استفاده می‌شود.  $I_1$  و  $I_2$  عداد تصادفی در بازه صفر و یک با توزیع یکنواخت است. N شماره تکرارها،  $C_1$  مؤلفه شناختی و بهترین راه‌حلی که یک ذره به دست می‌آورد،  $C_2$  مؤلفه اجتماعی و بهترین راه‌حلی توسط کل گروه تشخیص داده می‌شود. انتخاب مقادیر مناسب برای مؤلفه شناختی و اجتماعی منجر به تسریع الگوریتم و جلوگیری از هم‌گرایی زودرس در نقاط بهینه محلی می‌شود.

## ۲-۵- الگوریتم تکاملی تفاضلی

در سال ۱۹۹۵ این الگوریتم برای حل مسائل بهینه‌سازی ارائه شد (Storn and Price 1997). این الگوریتم از یک اپراتور تفاضلی جهت تولید جواب‌های جدید بهره می‌گیرد که این اپراتور باعث مبادله اطلاعات بین اعضای جمعیت می‌شود. در این الگوریتم همه اعضای یک جمعیت شانس مساوی برای انتخاب شدن به عنوان یکی از والدین را دارند. به این صورت که نسل نوزاد با نسل والد از نظر میزان شایستگی که توسط تابع هدف سنجیده می‌شود، مقایسه می‌گردد. سپس بهترین اعضا به عنوان نسل بعدی وارد مرحله بعد می‌گردند. این روش تنها با تنظیم سه پارامتر جهش، متقاطع و انتخاب شروع به کار می‌کند و به نقطه بهینه می‌رسد. از مهم‌ترین ویژگی این الگوریتم سادگی، سرعت بالا و قدرتمند بودن آن است. مشابه سایر الگوریتم‌های مورد استفاده در این پژوهش، هدف این الگوریتم در ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه کردن حداقل خطای بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده است. در قسمت نتایج مقادیر

<sup>1</sup>Firefly Algorithm (FA)



جدول ۳- تدوین الگوهای ورودی مختلف جهت برآورد عدد فرود  
Table 3 Developing different input patterns to estimate the Froude number

| Pattern | Input Parameters |       |          |       | Output |
|---------|------------------|-------|----------|-------|--------|
|         | $\lambda$        | $d/R$ | $D_{gr}$ | $C_p$ |        |
| P1      | ✓                | ✓     | ✗        | ✓     | $Fr_p$ |
| P2      | ✓                | ✓     | ✓        | ✗     |        |
| P3      | ✗                | ✓     | ✓        | ✓     |        |
| P4      | ✓                | ✓     | ✓        | ✓     |        |

جدول (۴) مشخصات نهایی مدل های ANN-PSO، ANN-FA و ANN-DE را نشان می دهد. برای هر مدل، تعداد جمعیت، مشخصات کد الگوریتم ها و تکرارهای مختلفی ارزیابی شده است و مقادیر پارامترهای نهایی در جدول آمده است. تعداد تکرار در هر الگوریتم متفاوت بوده و به کارگیری تعداد بیشتر، از مقداری که در جداول آورده شده است تأثیری در بهبود نتایج نداشته است. قبل از ارائه نتایج مربوط به هر یک از الگوها، ضروری است که معماری شبکه عصبی بکار رفته در پژوهش مشخص گردد، برخی از مشخصات این معماری در جدول (۴) ارائه شده است. برای همه الگوهای موردنظر معماری های مختلفی در نظر گرفته شده و در نهایت معماری مناسب برای همه ورودی ها مطابق جدول مذکور به دست آمد.

نتایج معیارهای ارزیابی خطا برای الگوهای مختلف در جدول (۵) ارائه شده است. برحسب نتایج این جدول، الگوی P4 که شامل تمام پارامترهای ورودی است دارای بیشترین دقت نسبت به سایر الگوها است. در این الگو و از بین مدل های مختلف، مدل ANN-FA و ANN-DE بیشترین دقت در خروجی نتایج را داشته اند. مقادیر معیارهای ارزیابی RMSE، MAPE و  $R^2$  برای مدل ANN-DE برابر  $0.075$  m،  $0.176$  و  $0.92$  برای داده های آزمون به دست آمد. مدل ANN-FA نیز نتایج مشابه و بسیار نزدیکی نسبت به ANN-DE ارائه کرد که معیارهای ارزیابی به-ترتیب  $0.076$ ،  $0.143$  و  $0.91$  m برای داده های آزمون به دست آمد.

همان طور که ملاحظه می شود نتایج هر دو مدل بسیار نزدیک به هم بوده و از دقت یکسانی در پیش بینی مقدار عدد فرود برای داده های آزمون برخوردار هستند. در صورتی که دقت داده های

می آید.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_r(x_j - x_i) \quad (7)$$

۷-۲- معیارهای ارزیابی برای مقایسه الگوها و مدل ها  
برای ارزیابی الگوها، معیارهای ارزیابی میانگین قدر مطلق درصد خطا ( $MAPE^1$ ) (رابطه ۸)، خطای جذر میانگین مربعات ( $RMSE^2$ ) (رابطه ۹) و ضریب تبیین  $R^2$  (رابطه ۱۰) استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_o - x_p)^2}{n}} \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_o - x_p}{x_o} \right| \quad (9)$$

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^n (x_o - \bar{x})(x_p - \bar{x}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (x_o - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (x_p - \bar{x})^2} \quad (10)$$

که در آن  $x_o$  داده های مشاهداتی (اندازه گیری شده) و  $x_p$  داده های شبیه سازی شده توسط روابط تجربی و مدل های به کار رفته می باشد. هرچقدر RMSE و MAPE به صفر نزدیک تر و مقدار  $R^2$  به یک نزدیک باشد نشان از دقت مناسب مدل استفاده شده دارد.

### ۳- نتایج و بحث

۳-۱- ارزیابی نتایج مدل های هیبریدی-الگوریتم تکاملی  
ابتدا نتایج مدل های یادگیری ماشین در قالب الگوهای مختلف ورودی تشریح شده و سپس نتایج برخی معادلات تجربی ارائه شده است. در نهایت نتایج مدل یادگیری ماشین و مدل های تجربی، مقایسه گردیده است. از آنجایی که عدد فرود از ورودی های مختلف تأثیر می پذیرد، از چهار ترکیب ورودی مطابق جدول (۳) برای شبیه سازی عدد فرود استفاده شده است. ترکیب این ورودی ها برای هر مدل یادگیری ماشین باید مورد ارزیابی قرار گیرد تا بهترین ترکیب از بین آن ها انتخاب گردد

<sup>2</sup>Root Mean Square Error

<sup>1</sup>Mean Absolute Percent Error



آموزش نتایج متفاوتی را نشان می‌دهد؛ اما از آنجایی که معمولاً نتایج بخش آزمون مورد توجه است از این جهت مدل‌های مذکور دارای بیشترین دقت هستند. از بین الگوها، الگوی P1 در تمام مدل‌ها دارای کمترین دقت در پیش‌بینی  $Frb$  بود. پارامترهای ورودی در این الگو شامل همه پارامترهای ورودی به جز اندازه دانه‌ها بود. این نکته نشان می‌دهد مقادیر اندازه دانه‌ها تأثیر بیش‌تری در تخمین درست مقدار عدد فرود نسبت به سایر پارامترهای ورودی دیگر دارد. از این‌رو مؤثرترین پارامتر در بین پارامترهای مورد استفاده است.

جدول ۴- خصوصیات معماری در نظر گرفته‌شده برای مدل ANN

Table 4 Architecture parameters of the ANN Model

| Model   | Parameter                                       | Value               |
|---------|-------------------------------------------------|---------------------|
| ANN     | Number of network layers                        | 2                   |
|         | Number of neurons in hidden layer               | 12                  |
|         | Transform function of hidden layer              | logsig              |
|         | Transform function of output layer              | Purlin              |
|         | Learning algorithm                              | Levenberg-Marquardt |
|         | Iteration                                       | 2000                |
| ANN-PSO | Population size                                 | 30                  |
|         | Maximum particles number                        | 2000                |
|         | Initial inertia weight (Wmin)                   | 1                   |
|         | Inertia weight damping ratio (Wdamp)            | 0.99                |
|         | Cognitive acceleration (C1)                     | 1                   |
|         | Social acceleration (C2)                        | 2                   |
| ANN-FA  | Population size                                 | 25                  |
|         | Maximum number of generation in DE              | 2000                |
|         | Lower Bound of scaling factor (beta_min)        | 0.2                 |
|         | Upper Bound of scaling factor (beta_max)        | 0.8                 |
|         | Crossover Probability (pCR)                     | 0.1                 |
|         |                                                 |                     |
| ANN-DE  | Population size                                 | 30                  |
|         | Maximum number of generation in FA              | 2000                |
|         | Light Absorption Coefficient ( $\gamma$ )       | 1                   |
|         | Attraction Coefficient Base Value ( $\beta_0$ ) | 2                   |
|         | Mutation Coefficient ( $\alpha$ )               | 0.2                 |
|         |                                                 |                     |

جدول ۵- نتایج معیارهای ارزیابی خطا برای الگوها و مدل‌های مختلف به‌کاررفته در پژوهش حاضر.

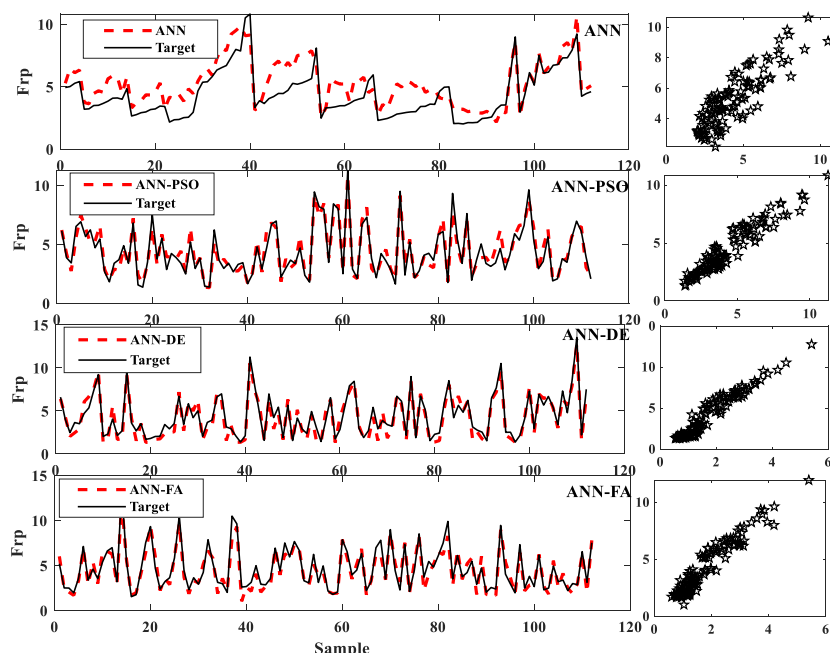
Table 5 Evaluation criteria of studied scenarios using different models

| Model   | Pattern | MAPE (m) |      | RMSE (m) |      | R <sup>2</sup> |      |
|---------|---------|----------|------|----------|------|----------------|------|
|         |         | train    | Test | train    | test | Train          | test |
| ANN     | P1      | 0.23     | 0.27 | 1.30     | 1.42 | 0.74           | 0.72 |
|         | P2      | 0.18     | 0.22 | 0.96     | 1.00 | 0.80           | 0.79 |
|         | P3      | 0.17     | 0.22 | 0.98     | 1.10 | 0.79           | 0.77 |
|         | P4      | 0.15     | 0.16 | 0.93     | 0.97 | 0.84           | 0.82 |
| PSO-ANN | P1      | 0.19     | 0.20 | 1.10     | 1.00 | 0.77           | 0.79 |
|         | P2      | 0.18     | 0.21 | 1.10     | 1.14 | 0.75           | 0.76 |
|         | P3      | 0.14     | 0.14 | 0.90     | 0.96 | 0.83           | 0.80 |
|         | P4      | 0.11     | 0.13 | 0.80     | 0.85 | 0.87           | 0.85 |
| ANN-FA  | P1      | 0.19     | 0.18 | 1.08     | 1.13 | 0.76           | 0.76 |
|         | P2      | 0.18     | 0.19 | 0.89     | 0.92 | 0.84           | 0.81 |
|         | P3      | 0.15     | 0.16 | 0.85     | 0.88 | 0.86           | 0.84 |
|         | P4      | 0.10     | 0.12 | 0.70     | 0.76 | 0.90           | 0.91 |
| ANN-DE  | P1      | 0.20     | 0.21 | 1.12     | 1.15 | 0.78           | 0.75 |
|         | P2      | 0.16     | 0.14 | 0.83     | 0.81 | 0.84           | 0.85 |
|         | P3      | 0.13     | 0.15 | 0.81     | 0.88 | 0.86           | 0.82 |
|         | P4      | 0.13     | 0.11 | 0.77     | 0.75 | 0.89           | 0.92 |



مطابق نتایج حاصله از جدول (۵) از معیارهای ارزیابی، می توان بیان کرد الگوریتم های FA و DE توانایی بالایی در به کارگیری آموزش شبکه عصبی برخوردار هستند و بهتر از الگوریتم PSO شبکه عصبی را آموزش داده اند. هرچند که مدل هیبریدی ANN-PSO نتایج قابل قبولی در شبیه سازی مقدار خروجی داشته است اما نسبت به دو الگوریتم دیگر از دقت کمتری برخوردار بود. نتایج ارزیابی معیارهای ارزیابی خطا هم چنین نشان می دهد مدل های هیبریدی و استفاده از الگوریتم های تکاملی نتایج بهتر و قابل قبول تری از مدل انفرادی شبکه عصبی ارائه می دهند؛ بنابراین با توجه به نتایج معیارهای ارزیابی خطا اگر رتبه بندی مدل ها مدنظر باشد از نظر دقت در تخمین مقدار  $F_{rb}$  می توان مدل ها را به ترتیب ANN-FA، ANN-DE و در ادامه

مطابق نتایج حاصله از جدول (۵) از معیارهای ارزیابی، می توان بیان کرد الگوریتم های FA و DE توانایی بالایی در به کارگیری آموزش شبکه عصبی برخوردار هستند و بهتر از الگوریتم PSO شبکه عصبی را آموزش داده اند. هرچند که مدل هیبریدی ANN-PSO نتایج قابل قبولی در شبیه سازی مقدار خروجی داشته است اما نسبت به دو الگوریتم دیگر از دقت کمتری برخوردار بود. نتایج ارزیابی معیارهای ارزیابی خطا هم چنین نشان می دهد مدل های هیبریدی و استفاده از الگوریتم های تکاملی نتایج بهتر و قابل قبول تری از مدل انفرادی شبکه عصبی ارائه می دهند؛ بنابراین با توجه به نتایج معیارهای ارزیابی خطا اگر رتبه بندی مدل ها مدنظر باشد از نظر دقت در تخمین مقدار  $F_{rb}$  می توان مدل ها را به ترتیب ANN-FA، ANN-DE و در ادامه



شکل ۲- مقادیر داده های اندازه گیری شده و شبیه سازی شده مدل های مختلف برای داده های آزمون الگوی منتخب.

Fig. 2 Values of measured and simulated data of different models for selected pattern test data

پیش بینی شده و اندازه گیری شده خیلی به همدیگر نزدیک هستند و در اطراف خط رگرسیونی به صورت متراکم پخش شده اند. شکل مذکور هم چنین بیان می کند مدل های هیبریدی به درستی تغییرات رفتار پارامتر خروجی را تشخیص داده اند و در نتیجه سری زمانی شبیه سازی شده مقادیر توسط مدل هیبریدی بسیار

بررسی روند تغییرات این پارامتر نشان می دهد مدل شبکه عصبی مصنوعی با دقت کمتری قادر به تخمین این پارامتر است و پراکندگی داده ها در اطراف خط رگرسیون نیز صحت این مسئله را تأیید می کند؛ اما استفاده از الگوریتم های تکاملی این مشکلات را برطرف نموده تا جایی که به عنوان نمونه در ANN-FA مقادیر

نزدیک به داده‌های اندازه‌گیری شده مشاهده شده است.

### ۳-۲- مقایسه نتایج مدل‌های هیبریدی-الگوریتم تکاملی با روابط تجربی

در سال‌های اخیر معادلات تجربی توسط محققین مختلفی در خصوص تعیین مقدار عدد فرود پیشنهاد شده است. در ادامه نتایج روابط تجربی پیشنهاد شده برخی پژوهش‌گران با نتایج مدل‌های یادگیری ماشین مورد ارزیابی قرار گرفته است. عملکرد مدل‌ها از نظر سه شاخص آماری  $R^2$ ، MAPE و RMSE در جدول (۶) بررسی شده است. مقادیر ارزیابی خطا برای مدل‌های تجربی و مدل‌های یادگیری ماشین نشان می‌دهد این مدل‌ها دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های تجربی هستند. مقادیر تغییرات درصد خطا در بین مدل‌های یادگیری ماشین بسیار کم‌تر از معادلات تجربی بود. به عنوان نمونه نتایج بهترین معادله تجربی مربوط به Montes است که پیش‌بینی با دقت MAPE، RMSE و ضریب تبیین نزدیک به  $0.136$  m،  $0.20$  و  $0.79$  داشته است. در حالی که بدترین دقت مدل‌های یادگیری ماشین به کاررفته برای معیارهای ارزیابی خطابه ترتیب برابر  $0.096$  m،  $0.16$  و  $0.83$  بود که مختص مدل ANN است. این نکته بیانگر آن است که استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین تا حد زیادی نتایج قابل قبول‌تری در این خصوص ارائه می‌دهند.

در بین الگوریتم‌های مختلف نیز الگوریتم کرم شبتاب قادر به آموزش بهتر ساختار شبکه عصبی مصنوعی بوده است به طوری که معیارهای ارزیابی نشان می‌دهد در حدود  $0.089$  m،  $0.107$  و  $0.1$  به ترتیب مقادیر MAPE، RMSE و ضریب تبیین نسبت به مدل شبکه عصبی بهبود داده شده‌اند. مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده معادلات تجربی و مدل‌های یادگیری ماشین

جدول ۶- نتایج معیارهای ارزیابی خطا برای نتایج معادلات تجربی و الگوی منتخب مدل‌های یادگیری ماشین

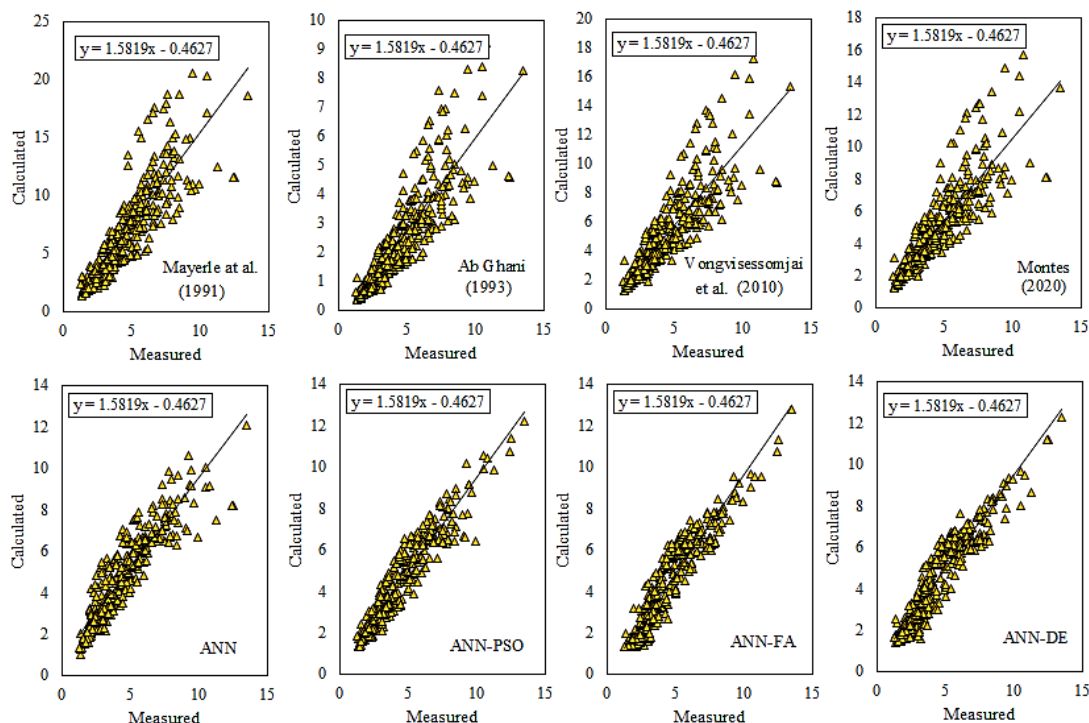
Table 6 Value of error criteria for the results achieved by experimental equations and the selected model of machine learning models

| Parameter | ANN-FA | ANN-DE | ANN-PSO | ANN  | Montes (2020) | Vongvisessomjai et al. (2010) | Ab Ghani (1993) | Mayerle et al. (1991) |
|-----------|--------|--------|---------|------|---------------|-------------------------------|-----------------|-----------------------|
| $R^2$     | 0.89   | 0.89   | 0.90    | 0.83 | 0.79          | 0.75                          | 0.78            | 0.77                  |
| RMSE      | 0.70   | 0.74   | 0.73    | 0.93 | 1.36          | 1.61                          | 2.36            | 3.16                  |
| MAPE      | 0.10   | 0.14   | 0.12    | 0.16 | 0.20          | 0.22                          | 0.50            | 0.44                  |

نسبت به همدیگر و خط رگرسیون ترسیم و در شکل (۳) آورده شده است. هرچقدر تراکم نقاط بیشتر و نزدیک به خط رگرسیون باشد بیان‌گر مناسب بودن دقت پیش‌بینی است. پراکندگی و تراکم نقاط نسبت به خط مذکور برای معادلات تجربی و مدل‌های یادگیری ماشین مشهود است. در بین مدل‌های هیبریدی تراکم داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده نسبت به خط رگرسیون نزدیک به هم و تشابه زیادی دارند اما این تراکم تفاوت نسبتاً محسوسی با مدل شبکه عصبی دارد و به نوعی تراکم داده‌ها در گراف مربوط به شبکه عصبی تا حدودی کاسته شده است.

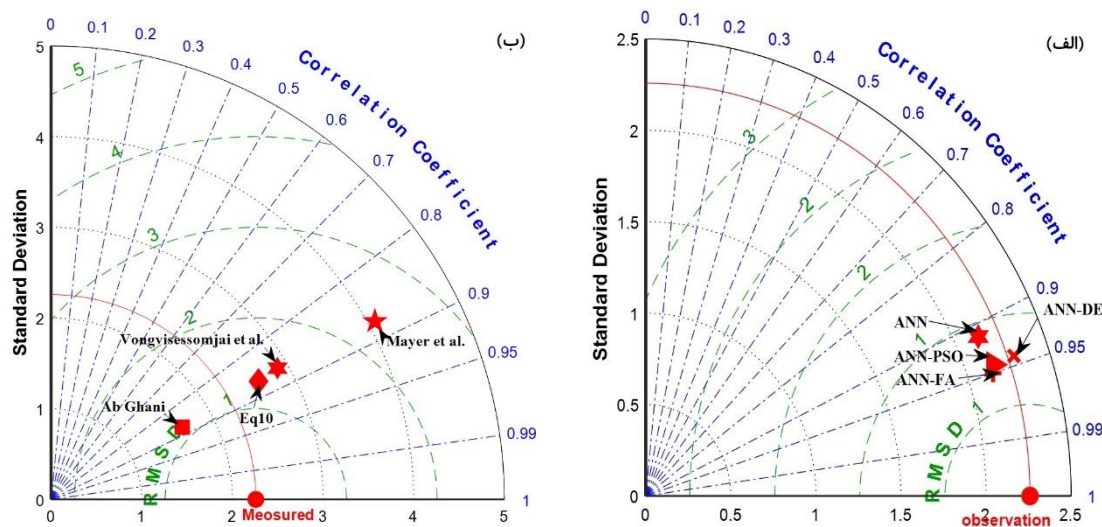
به منظور ارزیابی بهتر نتایج حاصل از مدل‌های تجربی و الگوریتم هیبریدی-تکاملی از گراف تیلور نیز استفاده شد. در این گراف، محور افقی و عمودی بیانگر ضریب تغییرات و مکان ربع دایره ضریب همبستگی را نشان می‌دهد. برای نشان دادن RMSD از کمان‌های داخل ربع دایره استفاده می‌شود. در این گراف، هرچقدر نتایج حاصل از مدل‌ها به مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک باشد، ضریب همبستگی برای آن بیش‌تر خواهد بود. گراف تیلور برای مدل‌های تجربی و الگوریتم هیبریدی-الگوریتم تکاملی در شکل (۴) نشان داده شده است. در گراف مربوط به معادلات تجربی مشاهده می‌شود مقادیر ضریب همبستگی در دامنه  $0.8$  تا  $0.9$  قرار دارد. بیش‌ترین ضریب همبستگی در مدل‌های تجربی مربوط به معادله (Ab Ghani 1993) است که مقداری نزدیک به  $0.9$  دارد و مقدار RMSD آن روی کمان  $1$  m قرار دارد. بیش‌ترین مقدار RMSD برای (Mayrel et al. 1991) است که بیش‌تر از  $2$  m می‌باشد. این ارقام نشان می‌دهد هیچ‌یک از معادلات تجربی قادر به پیش‌بینی مقدار عدد فرود با دقت مناسب نبودند.





شکل ۳ - مقایسه مدل ها برای مقادیر اندازه گیری شده و شبیه سازی شده نسبت به خط رگرسیون

Fig. 3. Comparison of models for measured and simulated values regarding to regression line



شکل ۴ - نمودار تیلور ترسیم شده، (الف) مدل های یادگیری ماشین، (ب) معادلات تجربی

Fig. 4. Plotted Taylor diagrams, by (a) machine learning models, (f) experimental equations

۰/۹۱ است؛ اما سه مدل دیگر که از الگوریتم های تکاملی جهت بهبود آموزش مدل شبکه عصبی استفاده شده بود ضریب همبستگی نزدیک به هم و در حدود ۰/۹۵ داشتند. به جز مدل

اما در مدل های یادگیری ماشین و تکاملی ضریب همبستگی بیش تر از ۰/۹ است، کم ترین ضریب همبستگی مربوط به داده های شبکه عصبی مصنوعی است که مقدار آن در حدود

RMSE، MAE،  $R^2$  و نمودار تیلور استفاده گردید. نتایج کلی نشان از عملکرد مناسب الگوریتم‌های مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی مصنوعی و در نتیجه دقت پیش‌بینی عدد فرود گردید. در نهایت نیز نتایج پژوهش حاضر را می‌توان به موارد ذیل اشاره کرد:

۱- الگوریتم‌های تکاملی PSO، DE و FA در این پژوهش به‌خوبی توانستند دقت مدل ANN را تا حدود زیادی بهبود بخشند. این الگوریتم‌ها نتایج قابل قبول و نزدیکی نسبت به همدیگر داشتند و در نتیجه پیش‌بینی با دقت مناسبی انجام گردید.

۲- بر اساس معیارهای ارزیابی خطا و نمودار تیلور ANN-FA مناسب‌ترین مدل از بین مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی عدد فرود انتخاب شد.

۳- استفاده از مدل‌های هیبریدی دقت پیش‌بینی را به‌صورت چشم‌گیری نسبت به معادلات تجربی افزایش می‌دهد.

۴- ترکیب تمام پارامترهای ورودی به‌عنوان بهترین الگو انتخاب گردید که می‌تواند مقدار عدد فرود را با بیش‌ترین دقت ممکن پیش‌بینی نماید.

### دسترسی به داده‌ها

داده‌ها حسب درخواست، از طرف نویسنده مسئول از طریق ایمیل قابل ارسال است.

## References

- Ab Ghani, A. (1993). Sediment Transport in Sewers. PhD Thesis, University of Newcastle upon Tyne, UK.
- Arumugam, M. S., Rao, M. V. C. and Chandramohan, A. (2008). A new and improved version of particle swarm optimization algorithm with global-local best parameters. Knowl. Inf. Syst., 16(3), 331-357.

ANN-DE که انحراف معیار بیش‌تر از مقدار ۲/۵ دارد، سایر مدل‌های یادگیری انحراف معیار نزدیک به هم و در حدود ۲/۲۵ را دارا هستند. از این تحلیل‌های صورت گرفته و نمودار تیلور می‌توان نتیجه گرفت مدل هیبریدی ANN-FA و ANN-PSO نزدیک‌ترین معیارها به مقادیر اندازه‌گیری شده هستند و از نظر این معیار ANN-FA و ANN-PSO مناسب‌ترین مدل جهت پیش‌بینی عدد فرود می‌باشند.

مطابق نتایج دیاگرام تیلور و اختلاف زیاد دقت پیش‌بینی مقدار عدد فرود با معادلات تجربی و مدل‌های یادگیری ماشین، امروزه دیگر استفاده از معادلات تجربی پیشنهاد نمی‌گردد و با استفاده از مدل‌های یادگیری مانند شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های هیبریدی آن می‌توان مقادیر را با دقت بالاتری پیش‌بینی نمود. به‌علاوه نتایج این دیاگرام کمی متفاوت از نتایج معیارهای ارزیابی موجود در جدول (۵) می‌باشد چرا که در تحلیل نتایج جدول مذکور مناسب‌ترین مدل‌ها ANN-FA و ANN-DE پیشنهاد شدند. با این وجود اختلاف دقت نتایج مدل‌های هیبریدی نسبت به یکدیگر ناچیز است و نشان می‌دهد هر سه الگوریتم از دقت بالایی در پیش‌بینی مقدار عدد فرود برخوردار هستند.

### ۴- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر به‌منظور پیش‌بینی مقدار عدد فرود در فرآیند انتقال رسوب از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و در ادامه از سه الگوریتم تکاملی PSO، DE و FA جهت آموزش بهتر ANN و بهبود نتایج آن استفاده شد. هم‌چنین پارامترهای مؤثر بر پیش‌بینی عدد فرود پارامترهای  $\lambda$ ،  $d/R$ ،  $D_{gr}$ ،  $C_v$  بوده که باهم ترکیب و الگوهای مختلفی به‌عنوان ورودی به مدل‌ها تدوین شده است. برای تحلیل و ارزیابی الگوها و مدل‌ها از معیارهای ارزیابی

Bong, C. H. J. (2013). Self-cleansing Urban Drain Using Sediment Flushing Gate Based on Incipient Motion. Ph.D. Thesis. Universiti Sains Malaysia.

Bong, C. H. J., Lau, T. L., Ab Ghani, A. and Chan, N. W. (2016). Sediment deposit thickness and its effect on critical velocity for incipient motion. Water Sci. Technol. 74(8), 1876-1884.

Butler, D., May, R. and Ackers, J. (2003). Self-cleansing sewer design based on sediment



- transport principles. *J. Hydraul. Eng., ASCE*, 129(4), 276–282.
- Chen, X. Y. and Chau, K. W. (2016). A hybrid double feedforward neural network for suspended sediment load estimation. *Water Resour Manag.*, 30(7), 2179–2194.
- Chau, K. W. (2006). Particle swarm optimization training algorithm for ANNs in stage prediction of Shing Mun River. *J. Hydrol.*, 329(3-4), 363–367.
- Delleur, J. W. (2001). New results and research needs on sediment movement in urban drainage. *J. Water Resour. Plan. Manag.*, 127(3), 186–193.
- Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942–1948). Citeseer.
- El-Zaemey, A. K. S. (1991). *Sediment Transport Over Deposited Beds in Sewers*. PhD Thesis, University of Newcastle upon Tyne, UK.
- Garoosi Nejhad, A. and Bozorg Hadad, O. (2011). Optimal operation of the tank using algorithm implementation Optimization of firefly. Fifth Iranian Water Resources Management Conference, Shahid Beheshti University, Iran [In Persian].
- Haykin, S. (1999). *Neural network a comprehensive foundation*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Hosseini-Moghari, S. and Banihabib, M. (2014). Optimizing operation of reservoir for agricultural water supply using firefly algorithm. *J. Soil Water Conserv.*, 3(4), 17–31 [In Persian].
- Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. IV. pp. 1942–1948.
- Kisi, O. and Shiri, J. (2012). River suspended sediment estimation by climatic variables implication: Comparative study among soft computing techniques. *Comput. Geosci.*, 43, 73–82.
- Lippman, R. (1987). An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Mag.*, 4(2), 4–22.
- May, R. (1993). *Sediment Transport in Pipes and Sewers with Deposited Beds*. Report SR 320, HR Wallingford, Oxfordshire, UK.
- Mayerle, R., Nalluri, C. and Novak, P. (1991). Sediment transport in rigid bed conveyances. *J. Hydraul. Res.*, 29(4), 475–495.
- Mayerle, R. (1988). *Sediment Transport in Rigid Boundary Channels*. PhD thesis, University of Newcastle upon Tyne, Newcastle upon Tyne, UK.
- Mehra, P. and Wah, B. W. (1990). *Artificial neural networks: concepts and theory*. IEEE Computer Society Press.
- Montes, C., Vanegas, S., Kapelan Z., Berardi, L. and Saldarriaga, J. (2020). Non-deposition self-cleansing models for large sewer pipes. *Water Sci. Technol.*, 81(3), 606–621.
- Novak, P. and Nalluri, C. (1975). Sediment transport in smooth fixed bed channels. *J. Hydraul. Div.*, 101(9), 1139–1154.
- Olyaie, E., Banejad, H., Chau, K. W. and Melesse, A. M. (2015). A comparison of various artificial intelligence approaches performance for estimating suspended sediment load of river systems: a case study in United States. *Environ. Monit. Assess.*, 87(4), 189.
- Ota, J. J. and Perrusquia, G. S. (2013). Particle velocity and sediment transport at the limit of deposition in sewers. *Water Sci. Technol.*, 67(5), 959–967.
- Piotrowski, A. P. and Napiorkowski, J. J. (2011). Optimizing neural networks for river flow forecasting—Evolutionary Computation methods versus the Levenberg–Marquardt approach. *J. Hydrol.*, 407(1-4), 12–27.
- Safari, M. J. S., Ebtehaj, I., Bonkdari, H. and Es-haghi, M. S. (2019). Sediment transport modeling in rigid boundary open channels



- using generalize structure of group method of data handling. *J. Hydrol.*, 577, 125-142.
- Safari, M. J. S. and Danandeh Mehr, A. (2018). Multigene genetic programming for sediment transport modeling in sewers at non-deposition with deposited bed condition. *Int. J. Sediment Res.*, 33(3), 262–270.
- Salem, A. M. (2013). The effects of the sediment bed thickness on the incipient motion of particles in a rigid rectangular channel. Seventeenth International Water Technology Conference (IWTC17), Istanbul, Turkey.
- Storn, R. and Price, K. (1997). Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces. *J. Global Optim.*, 11, 341–359.
- Vongvisessomjai, N., Tingsanchali, T. and Babel, M. S. (2010). Non-deposition design criteria for sewers with part-full flow. *Urban Water J.*, 7(1), 61–77.
- Yang, X-S. (2010). Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization. *Int. J. Bio-Inspired Comput.*, 2(2), 78–84.
- Zhang, Y. (2006). Towards piecewise-linear primal neural networks for optimization and redundant robotics. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*, pp. 374–379. IEEE Computer Society Press, Los Alamitos.
- Zhu Y. M., Lu X. X. and Zhou Y. (2007). Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Long Chuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. *Geomorph.*, 84(1), 111-125.



## Research Paper

# Development of a Hybrid ANN-evolutionary Algorithms Models to Predict the Froude Number in Open Channel Flows in Modeling of Sediment Transport

Naser Arya Azar<sup>1</sup>, Sami Ghordoyee Milan<sup>2</sup> and Nazila Kardan<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>M. Sc., Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

<sup>2</sup>M. Sc., Department of Irrigation and Drainage Engineering, Aburaihan Campus, University of Tehran, Tehran, Iran

<sup>3</sup>Assist. Professor, Department of Civil Engineering, Azarabaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran

\*Corresponding author: n.kardan@azaruniv.ac.ir

Received: September 14, 2020

Revised: November 10, 2020

Accepted: November 16, 2020

## Abstract

In water engineering, estimating Froude number's value is very important. The applying of machine learning models has received much attention because it does not require system building information. For this purpose, in the present study, the artificial neural network (ANN) model was used. To improve the ANN results, evolutionary algorithms including Particle Swarm Algorithm (PSO), Firefly Algorithm (FA) and Differential Evolution Algorithm (DE) have been used to predict the amount of Froude number. The parameters affecting the prediction of Froude number were  $\lambda$ ,  $d/R$ ,  $D_{gr}$ ,  $C_v$  that combined, and different input patterns have been developed as input to the models. The results showed that the model involving all the affecting input parameters has the highest accuracy in predicting the Froude number. The proposed evolutionary algorithms significantly improved the accuracy of the ANN model. Among the algorithms, FA and PSO algorithms had good accuracy in most evaluation criteria. In general, the applying of evolutionary algorithms improved the accuracy of the ANN model by 0.89 m, 0.07 m and 0.1. The results of machine learning models were also significantly different from the experimental equations and indicated the high accuracy of machine learning models. Therefore, it is recommended to use them instead of using experimental equations in estimating the value of the Froude number.

**Key words:** ANN Hybrid Model; ANN; Froude Number; Sediment Transport.

