



مدل سازی و تخمین نیروی بالابرنده وارد بر سدهای وزنی با استفاده از روش های المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم وال

بهرام نورانی^۱، فرزین سلماسی*^۲، محمدعلی قربانی^۳

^۱ دانشجوی دکترای سازه های آبی، دانشکده کشاورزی، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز، ایران
^۲ دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، ایران
^۳ استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، ایران

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۷-۱۰-۰۸
بازنگری: ۱۳۹۷-۱۰-۱۸
پذیرش: ۱۳۹۷-۱۰-۳۰
ارائه آنلاین: ۱۳۹۷-۱۱-۲۷

کلمات کلیدی:

سد وزنی
نیروی بالابرنده
روش المان محدود
هیبرید شبکه عصبی مصنوعی
الگوریتم بهینه سازی وال

خلاصه: شناخت صحیح نیروی بالابرنده نقش مهمی در تحلیل پایداری سدهای وزنی دارد. لذا تخمین آن با روش های دقیق بسیار حائز اهمیت می باشد. بدین منظور یک مدل عددی از پی سد وزنی در گاوآنگزو چین، به روش المان محدود انجام گرفت و بعد از شبیه سازی، مقادیر نیروی بالابرنده در موقعیت های مختلف قرارگیری زهکش حاصل گردید. نیاز به تخصص، زمان بر بودن محاسبات و تعیین دقیق شرایط اولیه مسئله در مدل های عددی سبب گردیده است که گرایش به استفاده از مدل های هوشمند گسترش پیدا کند. بدین منظور علاوه بر مدل شبکه عصبی مصنوعی مرسوم ANN با ۴ نرون ورودی، یک لایه پنهان (دارای ۸ نرون) و یک نرون خروجی، یک مدل جدید هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال، ANN-WOA، توسعه داده شد. نسبت پارامترهای فاصله ردیف زهکش از بالادست، فاصله مرکز به مرکز زهکش ها از هم، قطر زهکش ها و سطح آب بالادست مخزن سد به عرض کف سد به عنوان ورودی و نیروی بالابرنده نسبی به عنوان خروجی مد نظر قرار گرفتند. نتایج تحقیق نشان داد مدل هیبریدی با مقادیر R^2 ، $RMSE$ و RE به ترتیب برابر با ۰/۹۹۸، ۰/۰۲۱ و ۳/۵۰٪ نسبت به مقادیر مدل شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب برابر ۰/۹۹۵، ۰/۰۲۶۱ و ۴/۶۷٪ از قابلیت بالایی در تخمین نیروی بالابرنده برخوردار می باشد. همچنین نمودارهای چگالی داده ها و دیاگرام ویلن نشان داد که پراکندگی و توزیع احتمال داده های تخمینی با مدل هیبریدی با داده های حاصل از شبیه سازی عددی تطابق بسیار نزدیک و مشابهی دارد.

۱- مقدمه

بالا به بدنه سد می گردد که اصطلاحاً به عنوان نیروی بالابرنده^۱ نامیده می شود. نیروی بالابرنده گاهی به قدری زیاد است که موجب واژگونی سد حول پنجه می شود. از این رو لازم است پیش بینی ها و تدارکاتی را در طراحی منظور داشت تا حتی الامکان میزان این نیرو را در پی سد کاهش داد. این عمل ممکن است با تعبیه گالری زهکش در بدنه سد صورت گیرد. در داخل گالری زهکش، چاهک های زهک وجود دارند که نقش آنها جمع آوری آب تراوش یافته از بدنه سد (درزهای انبساطی و اجرایی) و به خصوص از پی سد می باشند. زهکش ها معمولاً در سنگ های ترک خورده برای کاهش نیروی

نشت از پی سدها و افزایش نیروی بالابرنده، یکی از عوامل مهم تخریب سدها به شمار می رود. تمامی سدها و سازه های نگهداری و ذخیره آب در معرض عبور آب از پی، کناره ها و بعضاً بدنه خود هستند. به این ترتیب که آب موجود در مخزن سد، هر لحظه تمایل دارد از درز و شکاف موجود در محل اتصال بدنه سد به پی آن و خلل و فرج موجود در خاک پی به صورت نشت آب از زیر سد جاری شده و در پایین دست ظاهر گردد. این جریان باعث اعمال نیرویی از پایین به

1 Uplift force

* نویسنده عهده دار مکاتبات: Salmasi@Tabrizu.ac.ir



زیاد، مایل کردن به سمت بالادست، کارایی آن‌ها را افزایش می‌دهد، ولی برای زهکش‌های میانی، بهترین زاویه، بیشترین مقدار نخواهد بود. به عنوان نمونه در این سد که بیشترین زاویه ممکن از لحاظ اجرایی برای زهکش‌ها حدود ۲۳ درجه با راستای قائم است، در زهکش‌های واقع در کنسول مرکزی، زاویه ۱۵ درجه بهترین کارایی را در کاهش نیروی بالابرنده خواهد داشت. هم چنین مشخص گردید که افزایش قطر به مقدار ناچیزی در کارایی زهکش‌ها تاثیر خواهد داشت، به طوری که با تغییر قطر آن‌ها تا ۴ برابر کارایی در حدود ۱٪ تغییر کرده است. نجاتی [۸] با استفاده از نرم افزار SEEP/W به بررسی کارکرد چاهک‌های فشارشکن در پایین دست سدهای خاکی پرداخت. این شبیه سازی در سه حالت مختلف بار آبی و برای ۵ شعاع مختلف که هر کدام از آن‌ها در فواصل ۵، ۱۰، ۲۵ و ۵۰ متری از هم قرار گرفتند، انجام شد و با توجه به محدوده شبیه سازی انجام گرفته مناسب ترین فاصله قرارگیری چاه‌ها فاصله ۵ متری از یکدیگر تعیین گردید. هم چنین با بررسی گرادیان هیدرولیکی نیز مشاهده شد که با افزایش فاصله چاه‌ها، گرادیان هیدرولیکی بیشینه افزایش می‌یابد و این مساله نشان دهنده ضروری بودن فیلتر در اطراف چاهک‌ها می‌باشد. خلیلی شایان و همکاران [۹] به ارزیابی آزمایشگاهی و عددی روش برآورد زیرفشار موثر بر پی سدهای انحرافی پرداختند و کارایی روش‌های متداول در تخمین صحیح نیروی زیرفشار و دبی نشت و گرادیان هیدرولیکی از قبیل تئوری خزش لین، بلای، خوسلا و حل معادله لاپلاس مبتنی بر اجزای محدود به این نتیجه رسیدند که روش خوسلا در تخمین زیرفشار و گرادیان نسبت به تئوری بلای و لین در مقایسه با داده‌های آزمایشگاهی (۱۱۰ آزمایش روی مدل فیزیکی در شرایط متناظر) از دقت بیشتر برخوردار است. نصر و همکاران [۱۰] به بررسی اثر زهکش در پایین آوردن سطح آب زیرزمینی زیر کانال و در نتیجه کاهش نیروی هیدرواستاتیک پرداختند. برای این منظور از مدل فیزیکی و نیز مدل عددی المان محدود برای شبیه سازی و بررسی موقعیت بهینه زهکش در حداقل کردن نیروی بالابرنده در زیر کانال پوشش دار استفاده شد. حداکثر اختلاف بین نتایج آزمایشگاهی و عددی کمتر از ۱۰ درصد بود. در علم مهندسی سد، تغییر شکل و مقاومت سازه‌های ژئوتکنیکی به طور چشم گیری، تحت تاثیر جریان نشت در داخل سد و پی آن هستند. به منظور کنترل جریان نشت و حذف تاثیرات ناخوشایند آن، سیستم‌های زهکش پیچیده

بالابرنده حفر می‌شوند. احداث زهکش‌ها در سنگ‌هایی که تزریق آن‌ها با مشکلاتی برخوردار است، می‌تواند کمک شایان توجهی در کاهش این مشکلات و حفظ پتانسیل هیدرولیکی در مقدار مناسب نماید. این زهکش‌ها معمولاً در راستای قائم حفر می‌شوند اگرچه در مورد سدهای قوسی، برخی مهندسان ترجیح می‌دهند زهکش‌ها را به سمت بالادست مایل کنند [۱]. فشار بالابرنده را می‌توان به روش تحلیلی با کاربرد روش نگاشت همدیس و تئوری نشت تعیین کرد [۲، ۳]. یک راه حل تحلیلی بر مبنای تئوری نشت توسط چاولا و همکاران [۴]، برای تعیین میانگین فشار بالابرنده در عرض قسمت سد وزنی دارای سیستم چاهک‌های زهکش با فاصله برابر و قطر یکسان، ارائه شد. نامبردگان مقادیر فشار بالابرنده را به ازای قطر (d)، فاصله مرکز به مرکز آن‌ها از هم (n) و فاصله آن‌ها از پاشنه بالادست سد (s) به دست آوردند. سپس شرایطی که حداقل نیروی بالابرنده بر سازه سد وارد می‌شود، به عنوان بهترین موقعیت زهکش‌ها تعیین گردید [۵]. عبدالرزاق و همکاران [۶]، موقعیت گالری زهکش در زیر سدهای بتنی را با مدل آزمایشگاهی مورد مطالعه قرار دادند. موقعیت گالری زهکش در زیر سازه سد به ازای حداکثر کاهش در نیروی بالابرنده که تحت این شرایط دبی نشت در گالری زهکش حداکثر مقدار خود را داشت، به دست آمد. براساس نتایجی که حاصل شد، موقعیت بهینه گالری زهکش به ازای فاصله نسبی از بالادست ($\frac{b}{B}$) برابر ۰/۵ تعیین گردید که در این شرایط نیروی زیرفشار حداکثر کاهش در مقدار خود (۵۴ درصد) را داشت. همچنین یک رابطه ای برای محاسبه فشار بالابرنده با لحاظ تاثیر موقعیت گالری زهکش ارائه گردید. ملوندی و همکاران [۷] به منظور دستیابی به رفتار و شرایط مناسب زهکش‌ها از جمله شعاع (r)، زاویه (θ)، عمق (d) و فاصله از بالادست (s) در راستای کمینه کردن نیروی بالابرنده، معادله تراوش سه بعدی در حالت پایدار را به کمک روش المان محدود و با استفاده از نرم افزار ANSYS5.4 برای سد وزنی زاوین به عنوان مطالعه موردی، بررسی کردند. برای ایجاد مدل هندسی المان محدود، سد به همراه بخشی از سنگ بستر که در پلان از هر طرف سد به مقدار $\frac{H_{max}}{2}$ در اطراف آن و در عمق به مقدار H_{max} واقع است، انتخاب شد که در آن H_{max} ارتفاع بلندترین مقطع سد است. نتایج حاصل از این بررسی نشان داد که با افزایش عمق زهکش‌ها تا عمقی معادل ۰/۸ ارتفاع سد در محل زهکش، کارایی آن‌ها قابل توجه بوده اما افزایش بیشتر از این، تاثیر چندانی در کارایی آن‌ها نخواهد داشت. هم چنین نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که میزان تاثیر افزایش زاویه زهکش با راستای قائم و متمایل کردن آن به سمت بالادست برای زهکش‌ها و بر حسب عمق متفاوت است. بدین مفهوم که در زهکش‌های کناری و در اعماق

مدل عددی از پی سد وزنی به روش قدرتمند المان محدود در محیط نرم افزار SEEP/W که جزئی از بسته نرم افزاری Geo Studio می باشد، انجام گرفت و بعد از اعتبار سنجی نتایج مدل عددی به کار رفته در این تحقیق با روش چاولا و همکاران [۴]، به منظور تخمین نیروی بالابرنده با استفاده از مدل های هوشمند علاوه بر مدل شبکه عصبی مصنوعی^۱ اقدام به توسعه مدل جدید هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال^۲ گردید و نتایج آن ها مورد مقایسه قرار گرفت.

۲- الگوسازی نظری یا تجربی

۲-۱- معادلات حاکم

معادله عمومی جریان در محیط های متخلخل رابطه داری است که در تلفیق با معادله پیوستگی به رابطه ریچاردز تبدیل می شود:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) + Q = \frac{\partial \theta}{\partial t} \quad (1)$$

که در آن h بار آبی کل، Q نرخ جریان به کار رفته (دبی در واحد حجم)، θ شاخص رطوبت حجمی آب، k_x هدایت هیدرولیکی در جهت x ، k_y هدایت هیدرولیکی در جهت y و t زمان می باشند. معادله فوق در حالت دائمی به صورت زیر تغییر می یابد:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) + Q = 0 \quad (2)$$

در صورتی که محیط همگن و ایزوتروپ باشد ($k_x = k_y = k$) و هیچ جریانی به محیط خاک وارد و خارج نشود) رابطه ۲ به شکل رابطه ۳ ساده تر می شود که به معادله لاپلاس معروف است.

$$\nabla^2 h = 0 \quad (3)$$

برای حل معادله حاکم، در این تحقیق به روش اجزا محدود از نرم افزار SEEP/W که متعلق به بسته نرم افزاری Geo Studio می باشد، استفاده شده است. این نرم افزار توانایی حل معادله ریچاردز با شرایط مرزی و اولیه را دارا می باشد [۲۰].

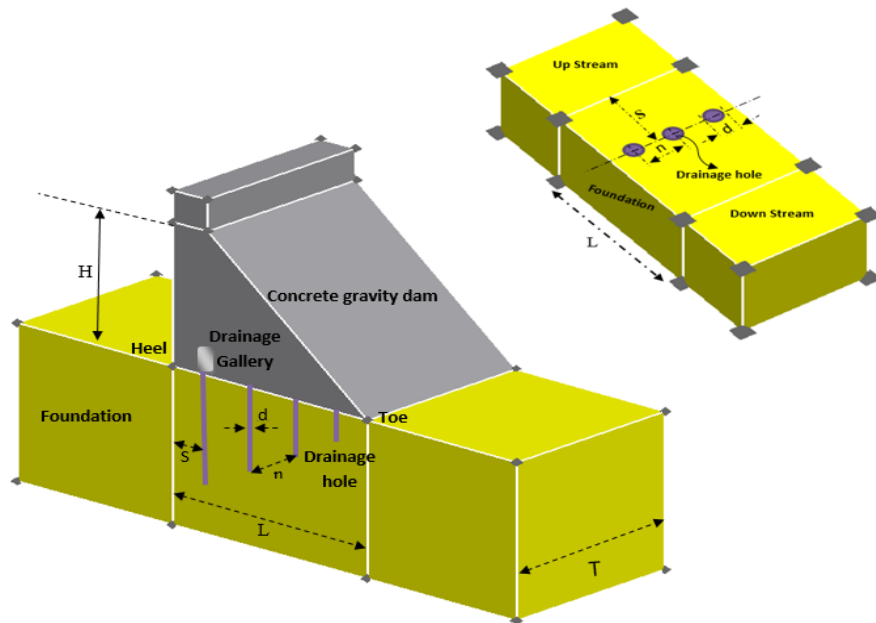
۲-۲- نحوه مدل سازی عددی

در این تحقیق، یک سد وزنی بتنی به همراه پی آن که در شکل ۱ نشان داده شده در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که در

شامل گالری زهکش، تونل های زهکش، و چاه های زهکش طراحی و گسترش یافته است. به منظور ارزیابی و بهینه سازی طراحی سیستم زهکش نیاز به بررسی عددی خواهد بود [۱۱]. نورانی و همکاران [۱۲] به بررسی موقعیت بهینه زهکش ها در سدهای وزنی با استفاده از مدل عددی المان محدود پرداختند و نتایج نشان داد که با کاهش فاصله زهکش ها از هم و افزایش قطر آن ها، نیروی زیر فشار وارده بر زیر سد کاهش پیدا می کند. با توجه به محدوده مدل سازی انجام گرفته، بهترین موقعیت گالری زهکش در فاصله معین از وجه بالادست که حداقل نیروی بالابرنده را ایجاد می کند، انتخاب گردید و معین شد که موقعیت بهینه زهکش های پی سد ثابت نبوده بلکه با افزایش در فاصله زهکش ها و کاهش قطر زهکش ها به طرف پایین دست منتقل می گردد و بالعکس. سلماسی و همکاران [۱۳] بررسی عددی اثر زهکش طولی در زیر کانال پوشش دار برای کاهش نیروی بالابرنده را انجام دادند. نتایج نشان داد که استفاده از زهکش به عنوان عامل کارساز در حذف و تقلیل آثار سوء آب های زیرزمینی می تواند مطرح گردد. هم چنین هرچه زهکش ها در گوشه های تحتانی و عمق های پایین کف کانال قرار گیرد، سطح ایستابی در موقعیت پایین تری نسبت به کف کانال قرار می گیرد و به تبع آن نیروی بالابرنده وارده شده کمتر می گردد. عمق کارگذاری زهکش ها ثابت نبوده بلکه با بالا رفتن سطح ایستابی و کاهش قطر زهکش ها به تراز پایین تر منتقل می گردد و بالعکس. دهقانی و همکاران [۱۴] به استفاده از روش الگوریتم ژنتیکی و شبکه عصبی مصنوعی در بهینه سازی مقطع سد وزنی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل های فوق الذکر می توانند در تخمین مقطع بهینه سد به خوبی مورد استفاده قرار گیرند. مطالعات متعددی با روش های هوشمند شبکه های عصبی مصنوعی در مسائل مختلف استفاده گردیده که می توان به بررسی طراحی تزریق پی سدها توسط کمک پناه و بختیاری [۱۵]، تعیین آستانه لغزش پایداری شیروانی و بهینه یابی حجم عملیات خاکریزی سد خاکی توسط صبا و همکاران [۱۶]، همچنین برآورد پروفیل پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش توسط هنر و پورحمزه [۱۷]، برآورد دبی رودخانه بختیاری توسط اسکندری نیا [۱۸]، پیش بینی میزان رواناب روزانه خروجی حوضه آبریز پلاسجان زاینده رود از روی بارش روزانه نقطه ای حوضه توسط نصری و همکاران [۱۹] اشاره نمود.

در این تحقیق برای تخمین نیروی بالابرنده در سدهای وزنی ابتدا یک

1 ANN
2 ANN-WOA



شکل ۱. نمایی از مقطع سد وزنی بتنی و نحوه قرارگیری زهکش های قائم داخل گالری زهکش در پی سد
 Fig. 1. Illustration of a concrete gravity dam section and drain holes array in drainage gallery of dam

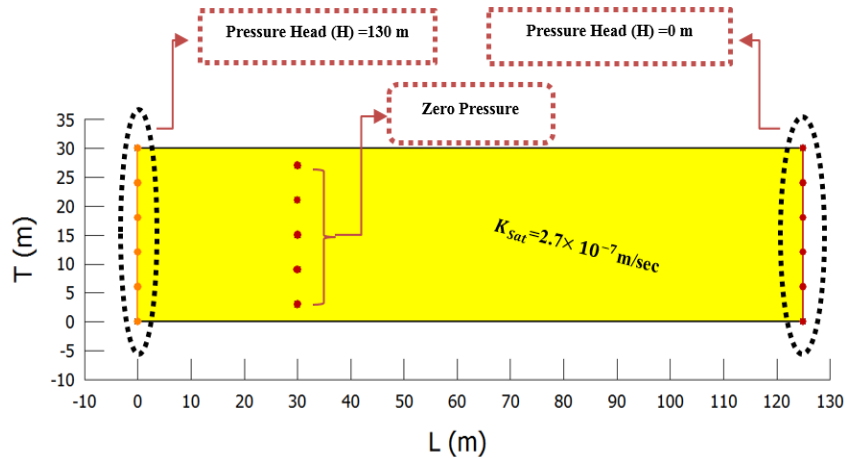
می باشد که بسته به شرایط تحقیق حاضر از مدل نمای پلان^۱ در جهت شبیه سازی پی سد وزنی به همراه زهکش های قائم موجود در آن استفاده گردیده است. شکل ۲ نمای پلان سد وزنی و موقعیت زهکش های قائم را که در فاصله ۳۰ متری از بالادست قرار دارند را در محیط نرم افزار SEEP/W نشان می دهد. جهت شبیه سازی عددی شرایط مرزی^۲ در بالادست و پایین دست پی سد وزنی به ترتیب برابر با ارتفاع آب در مخزن و ارتفاع آب در پایاب سد به صورت بار فشاری^۳ تعریف گردیده است، شایان ذکر هست که به دلیل نبود آب در پایاب سد شرایط مرزی در پایین دست سد به صورت بار آبی صفر در نظر گرفته شده است. همچنین برای زهکش های قائم در پی سد بار آبی به صورت فشار صفر^۴ در نظر گرفته شده است. مصالح خاکی پی سد وزنی مورد مطالعه به صورت یک محیط متخلخل همگن^۵ و ایزوتروپ^۶ با ضریب هدایت هیدرولیکی اشباع $2.7 \times 10^{-7} (K_{sat})^v$ متر بر ثانیه در نظر گرفته شده است (شکل ۲).

برای تعیین تعداد المان های مناسب برای شبکه بندی^۸ مدل،

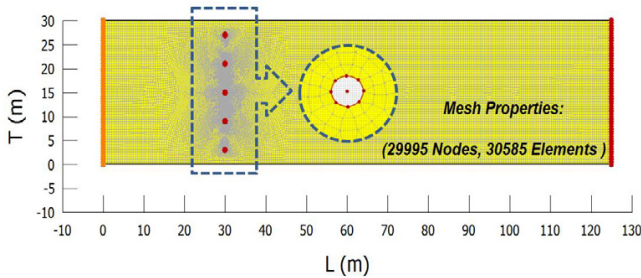
این تحقیق عرض کف سد (L) و طول سد (T) به ترتیب ۱۲۵ و ۳۰ متر در نظر گرفته شده است.

نیروی بالابرنده در زیر سد وزنی تابعی از عملکرد زهکش های قائم داخل گالری زهکش است. عوامل موثر عبارتند از قطر، فاصله زهکش ها از هم، فاصله از پاشنه بالادست سد و ارتفاع آب در مخزن سد. در این تحقیق علاوه بر شبیه سازی سد وزنی در حالت بدون گالری زهکش، تعداد ۱۲ مدل دیگر با زهکش های قائم داخل گالری زهکش در قطرهای متفاوت (d) ۵، ۱۰ و ۱۵ سانتی متری که هرکدام از آن ها نیز در ۴ حالت به فاصله (n) ۳، ۴، ۵ و ۶ متری از هم هستند، در نظر گرفته شده است. همچنین به بررسی اثر فاصله زهکش ها از بالادست سد (s) نیز پرداخته شده که برای این منظور فاصله از بالادست سد در ۱۲ موقعیت مختلف ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰، ۴۰، ۶۰، ۸۰، ۱۰۰ و ۱۲۵ متر فرض شده است. ضمناً شرایط فوق الذکر برای دو حالت برای ارتفاع آب مخزن پشت سد (H)، ۱۶۸ و ۱۳۰ متری انجام گردیده است تا اثر تراز سطح آب پشت مخزن نیز مورد ارزیابی قرار گیرد. در شکل ۱ نمای شماتیکی از موقعیت زهکش های قائم داخل گالری زهکش و پارامترهای مورد مطالعه، دیده می شود. در نرم افزار SEEP/W مدل های مختلفی برای حل مساله موجود

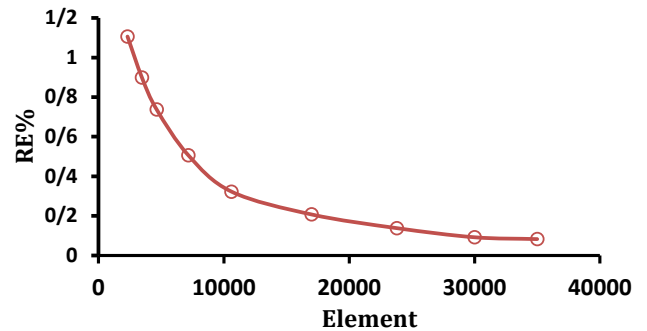
- 1 Plan iew
- 2 Boundary condition
- 3 Pressure head
- 4 Zero pressure
- 5 Homogenous
- 6 Isotropic
- 7 Saturated hydraulic conductivity
- 8 Mesh generation



شکل ۲. نمای پلان پی سد بتنی وزنی به همراه بارآبی بالادست و پایبندست و زهکشهای قائم پی ($H=130\text{ m}$, $n=6\text{ m}$, $d=0.015\text{ m}$, $s=30\text{ m}$)
 Fig. 2. Plan view of foundation of gravity dam with head of upstream, head downstream and drain holes of foundation ($H=130\text{ m}$, $n=6\text{ m}$, $d=0.015\text{ m}$, $s=30\text{ m}$)



شکل ۴. شبکه بندی پی سد به همراه زهکش های پی با قطر ۱۵ سانتیمتر و در فواصل ۶ متری از یکدیگر
 Fig. 4. Meshing foundation of dam with foundation drains ($d=0.15\text{ m}$ and $n=6\text{ m}$)



شکل ۳. آزمون مستقل بودن المان ها.
 Fig. 3. Independent test of elements

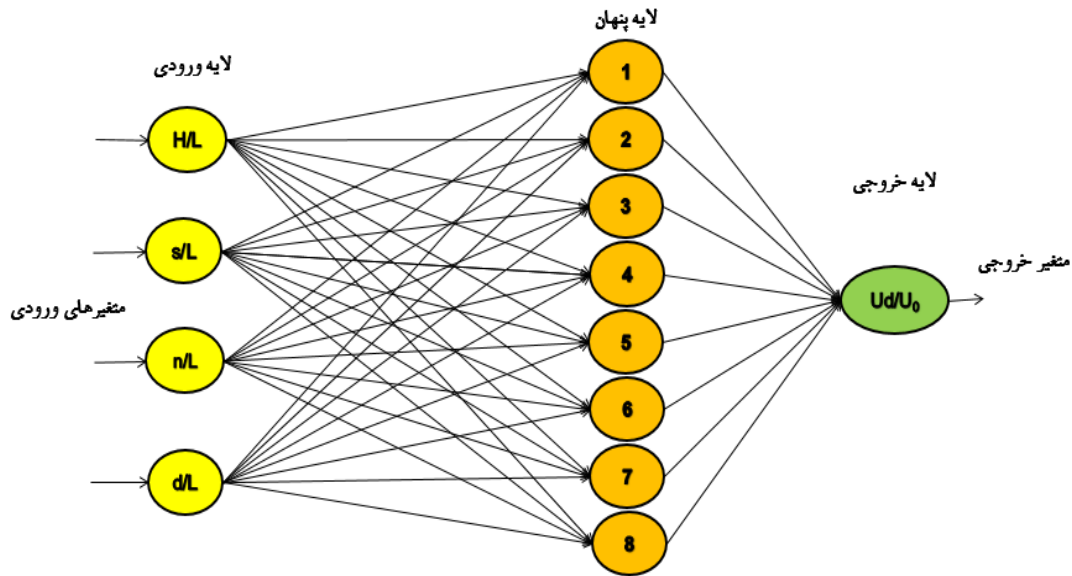
وزنی مورد مطالعه را نشان می دهد که دارای زهکش های پی با قطر ۵۱ سانتی متر و فاصله از هم ۶ متر می باشد که در فاصله ۳۰ متری از بالادست سد قرار دارند.

۳-۲- شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی بر اساس استنباط از سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است. این شیوه از ساختاری نرونی و هوشمند با الگوبرداری مناسب از نرون های موجود در مغز انسان سعی می کند تا از طریق توابع تعریف شده ریاضی، رفتار درون سلولی نرون های مغز را شبیه سازی کند و از طریق وزن های محاسباتی موجود در خطوط ارتباطی نرون های مصنوعی، عملکرد سیناپسی را در نرون های طبیعی به مدل در آورد. ماهیت و ذات تجربی و منعطف این روش باعث

آزمون مستقل بودن المان بندی انجام گرفته شده است. برای این منظور، در تعداد المان های مختلف، میزان درصد خطای نسبی^۱ در تعیین زیر فشار در یکی از حالت های شبیه سازی، استخراج شد. نتیجه حاصل از این آزمون، در شکل ۳ نشان داده شده است. با توجه به شکل مشاهده می گردد که در تعداد المان های ۳۰۰۰۰ به بالا، میزان درصد خطا تقریباً ثابت شده و نتایج تقریباً یکسانی از نظر مقدار زیر فشار بالابرنده در یک محل معین از زهکش ها مشاهده خواهد شد. به همین دلیل در شبکه بندی مدل مورد مطالعه، از تعداد المان های ۳۰۰۰۰ استفاده شده است و نیازی به تعداد المان های زیاد نخواهد بود. لازم به ذکر است که تعداد المان ها با تغییر قطر زهکش های پی، کمی تغییر پیدا می کند. شکل ۴ شبکه بندی نمای پلان پی سد

1 Percent relative error, RE%



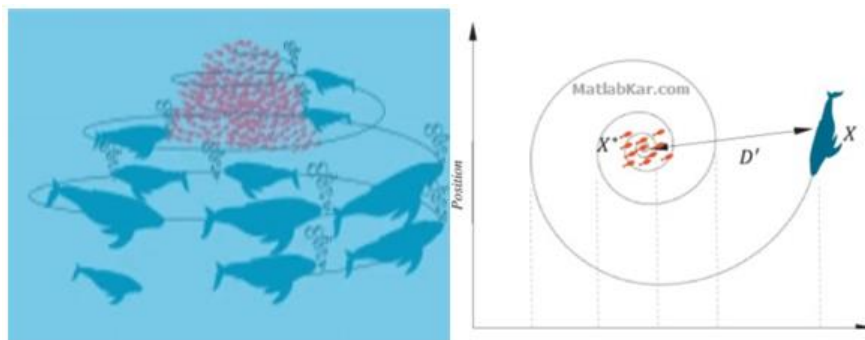
شکل ۵. ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در تحقیق حاضر
 Fig. 5. Arrangement of the used artificial neural network in this study

۴-۲- مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال

مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال، یکی از الگوریتم های بهینه سازی الهام گرفته شده از طبیعت است که در زمینه های مختلف می توان از آن استفاده کرد. یکی از بزرگ باله ترین نهنگ ها، نهنگ گوژپشت است. شکار مورد علاقه آن ها، کرپل و گروه های ماهی کوچک است. جالب ترین نکته در مورد نهنگ های گوژپشت روش خاص شکار آن ها می باشد. این رفتار کاوش گرانه به نام روش تغذیه حباب تور شناخته می شود. نهنگ های گوژپشت ترجیح می دهند تا دسته ای از کرپل ها و یا ماهی های کوچک را در نزدیک سطح آب شکار کنند. این نکته مشاهده شده است که این کاوش و شکار، با ایجاد حباب های شاخصی در امتداد یک دایره یا مسیرهایی به انجام می رسد. نهنگ های گوژپشت می توانند مکان شکار را شناسایی کرده و آن ها را محاصره کنند. از آنجایی که مکان طراحی بهینه در فضای جستجو از راه قیاس شناخته نمی شود، مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال، فرض می کند که بهترین راه حل نامزد حال حاضر، شکار هدف بوده و یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از اینکه بهترین عامل جستجو شناسایی شد، عوامل دیگر جستجو سعی می کنند تا مکان خود را نسبت به بهترین عامل جستجو، به روزرسانی کنند (شکل ۶). این رفتار از طریق روابط

می شود تا در مسائلی مانند مقوله پیش بینی که یک چنین نگرشی در ساختار آن ها مشاهده می شود و از رفتاری غیرخطی برخوردار هستند، به خوبی قابل استفاده باشد. این مدل بر اساس یادگیری فرآیند حل مسئله و به عبارتی رسیدن به خروجی از طریق یافتن رابطه نهفته در فرآیند مورد نظر کار می کند. بدین منظور الگو، با دسته ای از داده ها آموزش داده شده تا در مورد ورودی های جدید با توجه به رابطه پیدا شده در مرحله آموزش، خروجی مناسب را محاسبه نماید. در میان نمونه های متعدد شبکه های عصبی، شبکه انتشار به عقب دارای کاربرد بیشتری می باشد [۲۱]. شبکه یاد شده متشکل از لایه هایی است که این لایه ها دارای عناصری با عملکرد موازی هستند که به آن ها نرون (عصب) گفته می شود. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است. معماری بهینه شبکه در تحقیق حاضر بصورت ۱-۸-۴ (۴ نرون ورودی^۱، یک لایه پنهان^۲ دارای ۸ نرون و یک نرون خروجی^۳) و با تابع انتقال تانژانت سیگموئید برای لایه ورودی و تابع خطی برای لایه خروجی به همراه الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکوارت (LMA) و با تکرار ۲۰۰ انجام گردید. شکل ۵ ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در تحقیق حاضر را نشان می دهد.

- | | |
|---|--------------|
| 1 | Input layer |
| 2 | Hidden layer |
| 3 | Output layer |



شکل ۶. مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی نهنگ یا وال (ANN-AOW)
 Fig. 6. Artificial neural network-whale optimization algorithm model (ANN-WOA)

تاکنون یا راه حل پیشنهادی (X^*) محاسبه شده است. پس از آن برای ایجاد موقعیت نماینده جستجوی همسایه، یک معادله مارپیچی به صورت زیر ایجاد می شود:

$$\vec{X}(t+1) = D' \cdot e^{bL} \cdot \cos(2\pi L) + \vec{X}^*(t) \quad (9)$$

که در آن D' فاصله نهنگ i و طعمه است (بهترین راه حل به دست آمده تا کنون) که به شکل $D' = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)|$ محاسبه می شود و b پارامتر ثابتی برای تعیین شکل مارپیچ لگاریتمی و L به صورت تصادفی در فواصل $[-1, 1]$ است. در طی فرایند بهینه سازی، ۵۰ درصد احتمال دارد بین آن ها انتخاب شود. بنابراین در صورتی که P کمتر از ۰/۵ باشد $\vec{X}(t+1)$ از رابطه ۵ و در صورتی که P بزرگتر مساوی ۰/۵ باشد از رابطه ۹ بدست خواهد آمد. مقدار P به صورت تصادفی در فواصل ۰ و ۱ در طی تکرارها انتخاب می گردد [۲۲]. در تحقیق حاضر، مقادیر P و L به ترتیب ۰/۶۵ و ۰/۳۷ و همچنین اندازه جمعیت و حداکثر تکرار ۳۰ و ۵۰ در نظر گرفته شده است. تعداد نرون های بهینه در لایه پنهان ۸ می باشد.

در این تحقیق از دو مدل هوشمند مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال در تخمین مقدار نیروی بالابرنده نسبی $\left(\frac{Ud}{Uo}\right)$ با استفاده از ۴ پارامتر بی بعد $\frac{H}{L}$ ، $\frac{d}{L}$ ، $\frac{n}{L}$ و $\frac{s}{L}$ استفاده شده است. داده های موجود بعد از شبیه سازی عددی پی سد وزنی مورد مطالعه در محیط نرم افزار SEEP/W از مجموعه نرم افزاری Geo Studio که از روش قدرتمند المان محدود در استخراج نتایج استفاده می کند، بدست آمده اند. تعداد کل داده های تولید شده ۲۸۸ عدد می باشد. در هر

(۴) و (۵) بیان شده است:

$$|\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (4)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A}\vec{D} \quad (5)$$

که در آن t تکرار جاری را نشان می دهد، A و C بردارهای ضرائب، X^* بردار مکان بهترین راه حل بدست آمده در حال حاضر و X بردار مکان است. لازم به ذکر است که در صورت وجود راه حل بهتر، X^* در هر تکرار باید به روز شود. بنابراین a در رابطه ۶ به رابطه ۸ تغییر می یابد:

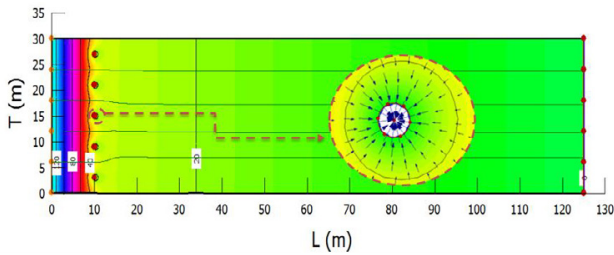
$$\vec{A} = 2\vec{a}\vec{r} - \vec{a} \quad (6)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (7)$$

مقدار a به صورت خطی از مقدار ۲ تا ۰ و در طی تکرارها کاهش می یابد و r بردار تصادفی در فاصله ۰ تا ۱ است. بر طبق رابطه ۵ راه حل ها (عامل جستجو یا نهنگ ها) موقعیت خود را بر اساس موقعیت بهترین راه حل که شناخته شده است به روز می کند. نهنگ گوژپشت دام با در حال حرکت در یک مسیر مارپیچی در اطراف طعمه و در WOA برای دستیابی به رفتار کاهش محاصره، در رابطه ایجاد می کند. بنابراین a در رابطه ۶ به معادله زیر تغییر می یابد.

$$a = 2 - t \frac{2}{MaxIter} \quad (8)$$

در رابطه ۸، t تعداد تکرار است و $MaxIter$ حداکثر تعداد تکرارهای مجاز است. به منظور شبیه سازی مسیرهای مارپیچ شکل، فاصله بین عامل جستجو یا راه حل (X) و عامل جستجو شناخته شده



شکل ۷. نمایش خطوط هم پتانسیل و خطوط جریان و بردارهای سرعت در پی سد همراه با زهکش پی (H=130 m، n=6 m، d=0.015 m، s=10 m)

Fig. 7. Potential contour lines, flow lines and velocity vectors at foundation of the gravity dam with drains (H=130 m, n=6 m, d=0.015 m, s=10 m)

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2} \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (11)$$

$$RE \% = \frac{\sum_{i=1}^n |P_i - O_i|}{\sum_{i=1}^n P_i} \quad (12)$$

در این روابط O_i مقادیر حاصل از مقادیر مشاهداتی (استخراجی از نرم افزار SEEP/W)، P_i مقادیر حاصل از روش مدل های پیش بینی کننده، \bar{O} میانگین مقادیر حاصل از مقدار مشاهداتی و n تعداد داده ها می باشد.

۳- نتایج و بحث

بعد از شبیه سازی زهکش های پی و انجام آنالیز نمای پلان نرم افزار SEEP/W، می توان منحنی های هم پتانسیل و خطوط جریان و بردارهای سرعت جریان را در پی سد مشاهده کرد. در شکل ۷ منحنی های هم پتانسیل برای زهکش با قطر ۱۵ سانتی متری و برای حالتی که زهکش های پی در فاصله ۶ متری از یکدیگر و سطح آب بالادست ۱۳۰ متر باشد نشان داده شده است.

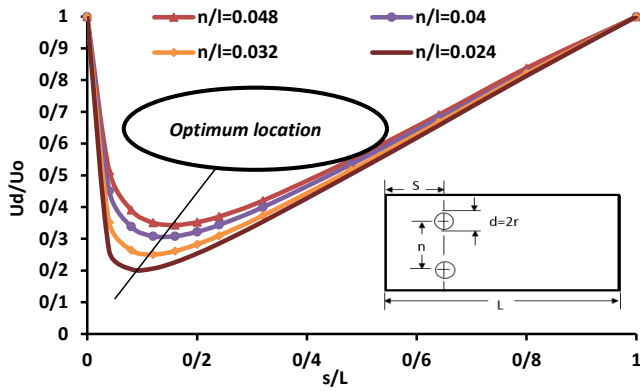
بعد از اجرای مدل عددی با رسم دیاگرام توزیع زیر فشار در محل اتصال سد به پی، مقادیر فاکتور $\frac{H_d}{H}$ (بار فشاری در محل زهکش نسبت به بار آبی بالادست سد) برای پارامترهای $\frac{H}{L}$ ، $\frac{d}{L}$ و $\frac{n}{L}$ به دست آمده است. مقادیر $\frac{H_d}{H}$ برای $\frac{n}{L} = 0.032$ ، 0.04 ، 0.048 و $\frac{H}{L} = 0.24$ ؛ و $\frac{d}{L} = 0.0004$ ، 0.0008 و 0.0012 ؛ $0.04 = \frac{H}{L}$

دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی و مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال پارامترهای بی بعد $\frac{H}{L}$ ، $\frac{d}{L}$ ، $\frac{Ud}{Uo}$ به عنوان ورودی و پارامتر بی بعد $\frac{s}{L}$ یعنی نسبت نیروی بالابرنده در حالت سد وزنی با زهکش به سد بدون زهکش به عنوان خروجی معرفی گردید. در هر دو مدل ۷۰ درصد کل داده های موجود (۲۰۰ عدد) برای دوره آموزش و ۳۰ درصد آن ها (۸۸ عدد) نیز برای دوره آزمون مورد استفاده قرار گرفته است. لازم به ذکر است که مدل تخمینی در محیط نرم افزار متمتیکا^۱ به گونه ای تنظیم گردید که داده ها به صورت تصادفی^۲ برای هر دو دوره آزمون و آموزش انتخاب گردد. سپس فرایند تخمین با مدل مورد نظر انجام گیرد. بعد از انتخاب تصادفی داده ها برای هر دوره در مرحله بعدی تخمین با مدل مورد نظر انجام گردید و مقدار پارامترهای آماری ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا نیز تعیین گردید. با توجه به اینکه داده ها در هر مرحله به صورت تصادفی انتخاب می شد، در هر مرحله مقادیر مختلفی برای ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا حاصل می گشت، بنابراین برنامه به نحوی نوشته شد که داده هایی که بالاترین ضریب تبیین و کمترین جذر میانگین مربعات خطا را دارند، در نظر گرفته شود و فرایند تخمین با مدل مورد نظر، برای این سری از داده ها انجام گیرد. بعد از ۵۰ بار تکرار شرایط انتخاب تصادفی فوق الذکر در نرم افزار متمتیکا، بهترین شرایط از لحاظ ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا انتخاب گردید ($R^2 = 0.995$ و $RMSE = 0.222$).

۵-۲- معیارهای ارزیابی دقت

برای ارزیابی، توانایی و دقت عملکرد مدل های شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال در تخمین نیروی بالابرنده، از سه شاخص آماری استفاده شده است. معیارهای ارزیابی جهت تخمین پارامتر نسبت نیروی بالابرنده در حالت با زهکش به بدون زهکش ($\frac{Ud}{Uo}$)، شامل ضریب تبیین^۳، جذر میانگین مربعات خطا^۴ و درصد خطای نسبی^۵ می باشند که هر کدام از آن ها به ترتیب از روابط (۱۰)، (۱۱) و (۱۲) محاسبه می گردند.

- 1 Wolfram Mathematica
- 2 Random sample
- 3 Determination coefficient, R^2
- 4 Root mean square error, RMSE
- 5 Percent relative error, RE%



شکل ۹. نیروی بالابرنده کل نسبی نسبت به فاصله نسبی از بالادست.

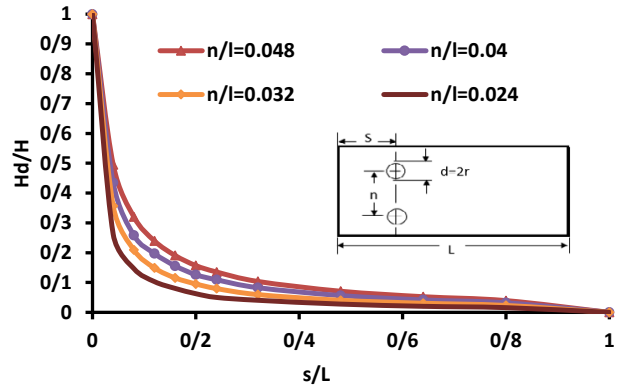
Fig. 9. Variation of resultant of uplift force (U_d/U_o) versus the relative distance from the upstream of dam (s/L) for $d/L=0.0004$ and $H/L=1.344$

مقدار به خصوصی از $\frac{s}{L}$ کاهش می یابد و سپس با افزایش مقادیر $\frac{s}{L}$ افزایش پیدا می کند. بنابراین بهترین موقعیت زهکش ها (محل) که کمترین نیروی بالابرنده بر سد اعمال می گردد) ثابت نبوده و به ازای شرایط معین قطر (d) و فاصله مرکز به مرکز زهکش ها (n) به ازای یک ارتفاع آب ثابت مشخص در پشت سد (H) قابل تعیین خواهد بود (جدول ۱). همچنین با توجه به جدول ۱ می توان مشاهده کرد که به ازای یک ارتفاع آب معین در پشت سد، تاثیر قطر زهکش ها نسبت به فاصله زهکش ها از هم در تعیین بهترین موقعیت زهکش ها کمتر می باشد به طوری که با دو برابر شدن قطر زهکش ها و فاصله زهکش ها از هم، موقعیت بهینه زهکش ها به ترتیب ۲ و ۷ درصد تغییر می نماید.

جدول ۱. موقعیت بهینه زهکش های قائم (s/L) به ازای مقادیر مختلف ($H/L=1/344$) در حالت ($n/L, d/L$)

Table 1. Optimum location of vertical drains (s/L) for different values of d/L and n/L in such a way that $H/L=1.344$

$\frac{H}{L}=1/344$			
$\frac{d}{L}=0.0012$	$\frac{d}{L}=0.0008$	$\frac{d}{L}=0.0004$	
$\frac{s}{L}$	$\frac{s}{L}$	$\frac{s}{L}$	$\frac{n}{L}$
0.060	0.070	0.090	0.024
0.090	0.100	0.120	0.032
0.110	0.130	0.145	0.040
0.125	0.145	0.160	0.048



شکل ۸. متوسط زیر فشار نسبی نسبت به فاصله نسبی از بالادست.

Fig. 8. Variation the average of uplift pressure (H_d/H) versus the relative distance from the upstream of dam (s/L) for ($d/L=0.0004$ and $H/L=1.344$)

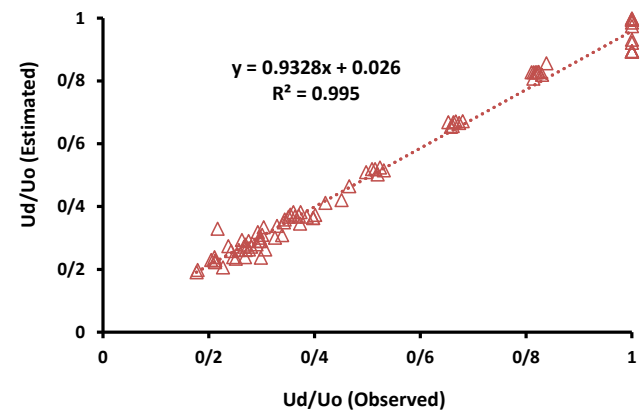
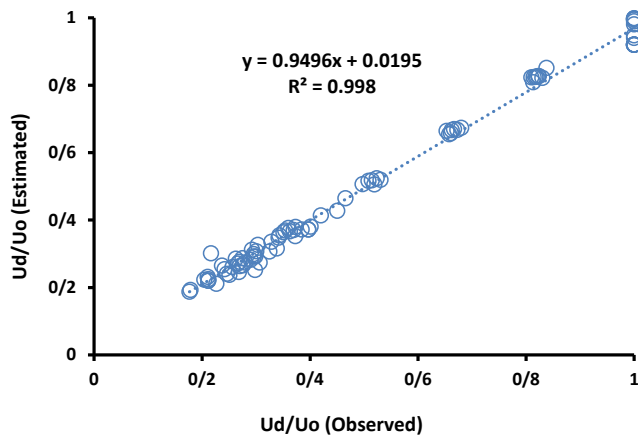
$1/344$ و مقادیر $\frac{s}{L}$ در محدوده بین ۰ و ۱ نیز بدست آمد که نتایج آن برای شرایطی که $\frac{d}{L}=0.0004$ و $\frac{H}{L}=1/344$ باشد، به صورت شکل ۸ می باشد.

همان طور که مشاهده می شود متوسط فشار بالابرنده در محل زهکش های پی تابعی از قطر- (d)، فاصله (n) و موقعیت زهکش ها (s) می باشد. بدین ترتیب که در صورتی که فاصله زهکش ها از پاشنه سد افزایش می یابد بار فشاری در مکانی که زهکش ها قرار می گیرند، کاهش پیدا می کند. با وجود این فشار بالابرنده کل ممکن است با افزایش در مقدار $\frac{s}{L}$ به وسیله انتقال موقعیت زهکش های پی به سمت پایین دست کاهش نیابد. همچنین در صورتی که زهکش ها در موقعیت خیلی نزدیکتری به بالادست سد نزدیک شوند، ممکن است زهکش پی هیچ تأثیری در کاهش فشار بالابرنده نداشته باشند. از طرف دیگر منتقل شدن زهکش های پی به فاصله دور از وجه بالادست سد باعث افزایش نیروی بالابرنده می گردد. بنابراین موقعیت بهینه زهکش ها در مکانی که نیروی بالابرنده کل حداقل مقدار خود را داشته باشد بایستی انتخاب گردد. بدین منظور مقادیر $\frac{U_d}{U_o}$ (نسبت نیروی بالابرنده کل در حالت سد با زهکش به حالت سد بدون زهکش) به ازای مقادیر $\frac{s}{L}$ برای $\frac{d}{L}=0.0004, 0.0008, 0.0012$ و $\frac{n}{L}=0.024, 0.032, 0.04, 0.048, 0.04$ بدست آمده است که نتایج آن در شکل ۹ برای شرایطی که $\frac{d}{L}=0.0004$ و $\frac{H}{L}=1/344$ باشد آورده شده است. همان طور که مشاهده می شود نیروی بالابرنده نسبی ($\frac{U_d}{U_o}$) با افزایش مقادیر $\frac{s}{L}$ تا یک

جدول ۲. محدوده پارامترها برای داده‌های ورودی و خروجی در دوره تست و آموزش.

Table 2. Range of parameters for input and output data in training and testing phases

	داده‌های آموزش					داده‌های آزمون				
	$\frac{s}{L}$	$\frac{n}{L}$	$\frac{d}{L}$	$\frac{H}{L}$	$\frac{Ud}{Uo}$	$\frac{s}{L}$	$\frac{n}{L}$	$\frac{d}{L}$	$\frac{H}{L}$	$\frac{Ud}{Uo}$
حداقل	۰	۰/۰۲۴	۰/۰۰۰۴	۱/۰۴	۰/۱۶۲	۰	۰/۰۲۴	۰/۰۰۰۴	۱/۰۴	۰/۱۷۶
حداکثر	۱	۰/۰۴۸	۰/۰۰۱۲	۱/۳۴۴	۱	۱	۰/۰۴۸	۰/۰۰۱۲	۱/۳۴۴	۱
میانگین	۰/۳۱۷	۰/۰۳۱۸	۰/۰۰۰۸	۱/۲۰۸	۰/۴۵۳	۰/۳۳۲	۰/۰۳۰۱	۰/۰۰۰۸	۱/۱۷۱	۰/۵۲۵
انحراف معیار	۰/۲۷۲	۰/۰۰۸۷	۰/۰۰۰۳۲	۰/۱۵۱	۰/۲۴۳	۰/۳۰۶	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۰۳۲	۰/۱۵۱	۰/۲۸۷
ضریب تغییرات	۰/۸۵۸	۰/۲۷۳	۰/۴۰۰	۰/۱۲۵	۰/۵۳۶	۰/۹۲۱	۰/۲۶۹	۰/۴۰۰	۰/۱۲۹	۰/۵۴۷



شکل ۱۱. مقایسه نمودار پراکندگی داده‌ها برای دوره تست مدل ANN- (WOA)

Fig. 11. Scatter plot of the observed and estimated data for testing phase using ANN-WOA model

شکل ۱۰. مقایسه نمودار پراکندگی داده‌ها برای دوره تست مدل ANN)

Fig. 10. Scatter plot of the observed and estimated data for testing phase using ANN model

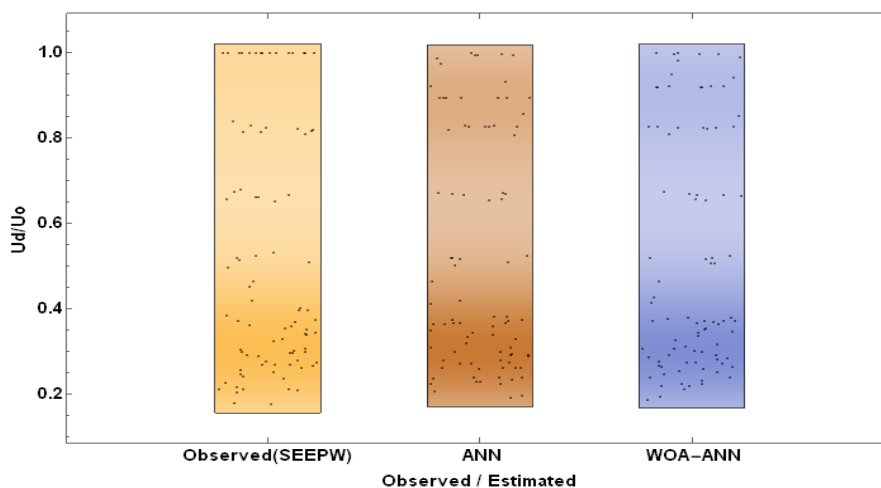
مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی وال نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به مقادیر مشاهداتی تخمین زده است و بنابراین از دقت بسیار بالایی در تخمین پارامتر مورد نظر یعنی مقدار $(\frac{Ud}{Uo})$ برخوردار است.

در شکل ۱۲ (الف و ب) نمودار چگالی^۱ و ویلن^۲ در دوره آزمون برای داده‌های مشاهداتی حاصل از شبیه‌سازی عددی و تخمین زده شده با مدل‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی وال نشان داده شده است. شکل ۱۲-الف نمودار دانسیته جعبه مستطیلی را نشان می‌دهد که

در جدول ۲ پارامترهای آماری مجموعه داده‌ها برای دوره آموزش و آزمون برای بهترین شرایط انتخاب تصادفی (بالاترین ضریب تبیین و کمترین جذر میانگین مربعات خطا) نشان داده شده است.

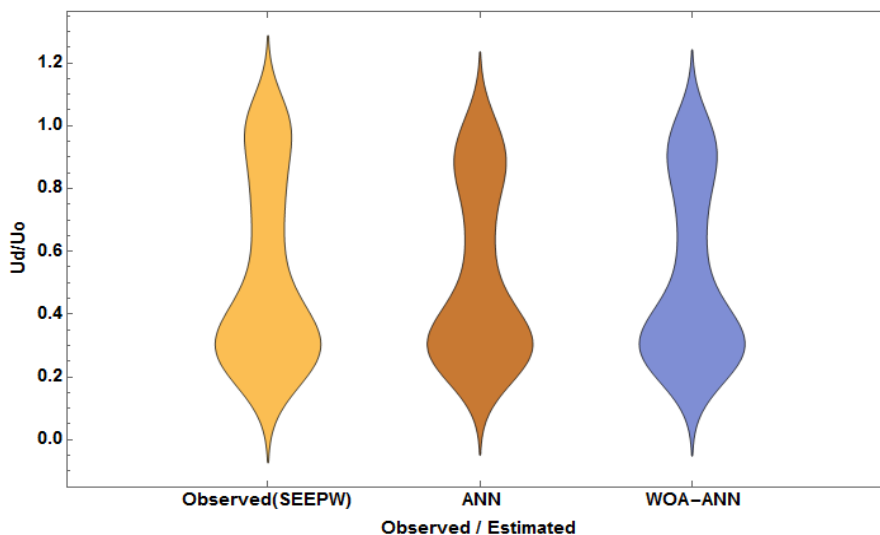
با توجه به شکل‌های ۱۰ و ۱۱ پراکندگی داده‌ها برای دوره آزمون به ترتیب با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی وال نشان داده شده است. با توجه به شکل‌های ۱۱ و ۱۲ مشاهده می‌گردد که بیشتر نقاط بر روی یا نزدیکی خط نیمساز قرار گرفته‌اند که این مقبولیت هر دو مدل در تخمین مقدار $(\frac{Ud}{Uo})$ را نشان می‌دهد ولی مدل هیبریدی عصبی

1 Density plot
2 iolin plot



شکل ۱۲. الف- نمودار دانسیته برای داده ها در دوره تست برای داده های مشاهداتی و تخمینی

Fig. 12. (a) Point density plots of observed and estimated data for testing phase for ANN and ANN-WOA models



شکل ۱۲. ب- نمودار ویلن برای داده ها در دوره تست برای داده های مشاهداتی و تخمینی

Fig. 12. (b) Violin plots of observed and estimated data for testing phase for ANN and ANN-WOA models

شبکه عصبی مصنوعی و تخمینی با مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال مقادیر احتمال به ازای مقادیر حداکثر ۰/۲۷۹، ۰/۳۸، ۰/۸۱۴، ۱) به ترتیب، و حداقل، ۰/۲۵، ۰/۵۰، ۰/۷۵، و ۰/۱۷۵)، (۰/۹۹۸، ۰/۸۲۷، ۰/۳۷۳، ۰/۲۸، ۰/۱۹ و ۰/۹۹۸) و ۰/۸۲۳، ۰/۳۷۲، ۰/۲۸۵، ۰/۱۸۷) به دست آمده است.

معیارهای آماری نشان می دهند که مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال نسبت روش شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالایی برخوردار می باشد. همان طور مشاهده می گردد، هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال نتایج

درون آن پراکندگی نقاط برای داده های مشاهداتی و تخمینی زده شده دیده می شود. مطابق نمودار دانسیته جعبه ای معلوم می گردد که مدل هیبریدی عصبی بهینه سازی وال تطابق بسیار نزدیکی با داده های مشاهداتی حاصل از شبیه سازی عددی را دارد. همچنین شکل ۱۲ ب نمودار ویلن تابع توزیع احتمال را برای داده های مشاهداتی و تخمین زده شده را ارائه می دهد. مجدداً مطابق نمودار ویلن واضح است که مدل هیبریدی عصبی بهینه سازی وال تشابه بسیار نزدیکی با داده های مشاهداتی حاصل از شبیه سازی عددی را دارد. برای داده های مشاهداتی حاصل از مدل عددی، تخمینی با

جدول ۳. نتایج مدل ANN و ANN-WOA برای دوره آموزش و تست

Table 3. Results of ANN and ANN-WOA models in training and testing phases

	داده‌های آزمون			داده‌های آموزش		
	R ²	RMSE	RE%	R ²	RMSE	RE%
ANN	۰/۹۹۵	۰/۰۲۲۳	۴/۶۷	۰/۹۹۴	۰/۰۲۳۶	۳/۴
ANN-WOA	۰/۹۹۸	۰/۰۲۱	۳/۵۰	۰/۹۹۱	۰/۰۱۷۷	۲/۶

۴- نتیجه گیری کلی

در این تحقیق برای تخمین نیروی بالابرنده در سدهای وزنی از دو مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی وال استفاده شده است. مقادیر داده های نیروی بالابرنده نسبی ($\frac{U_d}{U_o}$)، با استفاده از ایجاد یک مدل عددی در محیط نرم افزار SEEP/W که جزئی از بسته نرم افزاری Geo Studio می باشد، به دست آمد. سپس مقادیر تخمینی ($\frac{U_d}{U_o}$) با مدل های مذکور با استفاده از معیارهای ارزیابی مورد مقایسه قرار گرفت. لازم به ذکر است که مدل شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم افزار برنامه نویسی با روش انتخاب تصادفی از کل داده ها (۲۸۸ عدد) به عنوان داده های آزمون و آموزش به ترتیب با ۳۰ درصد (۸۸ عدد) و ۷۰ درصد (۲۰۰ عدد)، به طریقی انجام گرفت که بعد از تکرار چندین انتخاب تصادفی متفاوت از کل داده های موجود، داده های

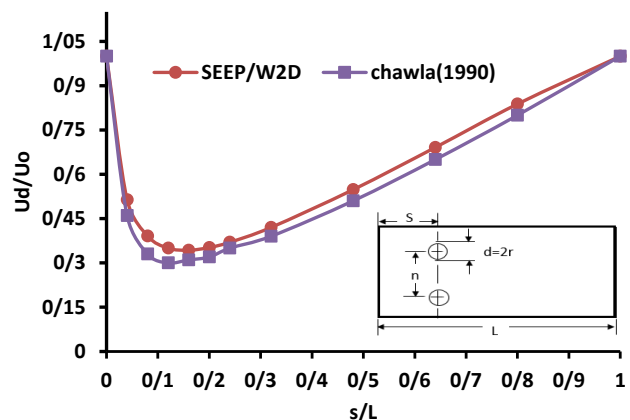
بسیار مشابهی نسبت به مقادیر مشاهداتی استخراجی از نرم افزار SEEP/W در تخمین مقدار نسبت نیروی بالابرنده در حالت با زهکش به بدون زهکش را ارائه داده است (جدول ۳).

برای اعتبار سنجی مدل عددی در این تحقیق از روش چاولا و همکاران [۴] استفاده شده است. در شکل ۱۳ نیروی بالابرنده نسبی برای شرایطی که پارامترهای بی بعد $\frac{d}{L}$ و $\frac{n}{L}$ در روش چاولا و همکاران [۴] به ترتیب برابر ۰/۰۰۰۶ و ۰/۰۵۰ و در روش عددی با نرم افزار SEEP/W به ترتیب برابر ۰/۰۰۰۴ و ۰/۰۴۸ آورده شده است. در جدول ۴ نتایج روش چاولا و همکاران (۱۹۹۰) و مدل عدد SEEP/W با مدل های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی برای شرایطی که $\frac{d}{L} = ۰/۰۰۰۴$ ؛ $\frac{n}{L} = ۰/۰۴۸$ ؛ $\frac{H}{L} = ۱/۳۴۴$ باشد برای دو حالت $\frac{S}{L} = ۰/۲۴$ و $۰/۳۲$ نشان داده شده است.

جدول ۴. مقایسه مقادیر نیروی بالابرنده نسبی استخراجی از نرم افزار SEEP/W و روش (Chawla et al. 1990) با نتایج حاصل از مدل ANN و ANN-WOA در دوره تست.

Table 4. Comparison of the relative total uplift force (U_d/U_o) obtained by SEEP/W software and Chawla et al. (1990) with ANN and ANN-WOA models in testing phase

	$(\frac{S}{L}) = ۰/۲۴$	$(\frac{S}{L}) = ۰/۳۲$
	$\frac{U_d}{U_o}$	$\frac{U_d}{U_o}$
Chawla et al.(1990)	۰/۳۵۰	۰/۳۹۱
SEEP/W	۰/۳۶۹	۰/۴۲۰
ANN-WOA	۰/۳۷۱	۰/۴۱۴
ANN	۰/۳۷۲	۰/۴۱۱



شکل ۱۳. نیروی بالابرنده کل نسبی به ازای فاصله نسبی از بالادست
Fig. 13. Variation the relative total uplift forces (U_d/U_o) versus relative distance from the upstream of dam (s/L)

۶- علائم

U_d	نیروی بالا برنده در حالت وجود زهکش ، kN
U_o	نیروی بالا برنده در حالت بدون زهکش ، kN
H_d	بار آبی در موقعیت زهکش ، m
H	ارتفاع آب در پشت مخزن ، m
L	عرض کف سد ، m
S	فاصله زهکش از بالادست سد ، m
n	فاصله مرکز به مرکز زهکش از هم ، m
d	قطر زهکش ، m
T	عرض پی سد ، m
K_{sat}	هدایت هیدرولیکی اشباع ، m/s

۷- منابع و مراجع

- [1] R.S. Varshney, Concrete Dams, Oxford and IBH Publishing CO. New Delhi, 1982.
- [2] A.S. Chawla, M. Nathi, Uplift pressures on hollow gravity dams, Hydraulics Division, ASCE, 273-257 (1979) (3)105.
- [3] R.K. Ransford, Uplift Computations for Masonry Dams, in, La Houille Blanche, 1972.
- [4] A.S. Chawla, R. Thakur, K. Akhlesh, , Optimum location of drain in concrete dams, Energy Engineering, ASCE, 1990) (7)116).
- [5] A.S. Chawla, A. Kumar, Average Uplift Computations for hollow gravity dams, Hydraulic Engineering, ASCE, 466-455 (1985) (3)108.
- [6] A.E. Mohamed, M.A. Magdy, Optimum Position of Drainage Gallery underneath Gravity Dam, in: Sixth International Water Technology Conference, IWTC, Alexandria, Egypt, 2001.
- [7] B. Melvandi, , Investigating the behavior of deep drainage in reducing lifting force in concrete concrete weights by solving three-dimensional drainage equation, in: 6th Iranian Hydraulic Conference, Shahrekord Iran 2007.
- [8] S. Nejati, Numerical simulation of relief wells in downstream of embankment dams, University of Tabriz agriculture faculty, 2014.
- [9] H. Khalili Shayan, E. Amiri Takledani, A. Yeganeh, Laboratory and Numerical Evaluation of Estimating

مربوط به شرایطی که بالاترین ضریب تبیین و کمترین جذر میانگین مربعات را دارد، برای فرایند تخمینی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی فراخوانی گردد. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که هر دو مدل هوشمند از دقت بهتری در تخمین نیروی بالا برنده نسبی $(\frac{U_d}{U_o})$ برخوردار می باشند. ولی مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال نسبت به شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین، جذر میانگین مربعات خطا و درصد خطای نسبی به ترتیب برابر $0/998$ ، $0/021$ و $3/50\%$ برای مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال و $0/995$ ، $0/0261$ و $4/67\%$ برای مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت بسیار بالایی برخوردار می باشد. همچنین نمودارهای چگالی داده ها و دیاگرام ویلن نیز استخراج شد و مشاهده گردید که پراکندگی و توزیع احتمال داده ها با نتایج مدل هیبریدی عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی وال با داده های حاصل از شبیه سازی عددی تطابق خوبی دارد.

۵- پیشنهادات تحقیقات آتی

این مدل سازی به صورت دو بعدی و در حالت پلان انجام شده است. پیشنهاد می شود مدل سازی به صورت سه بعدی نیز انجام گیرد تا نتایج حاصل از آن با نتایج به دست آمده در حالت پلان مقایسه شود. می توان با شبیه سازی در حالت سه بعدی اثر عمق و زاویه دار کردن زهکش ها را نیز در کاهش نیروی بالا برنده بررسی نمود. در صورت در اختیار داشتن سدی واقعی با سیستم گالری زهکش می توان نتایج حاصل از روش عددی را با مقادیر ثبت شده فشار آب منفذی پیژومترها مورد مقایسه قرار داد. طبق بررسی های بعمل آمده، ملاحظه گردید که اندازه گیری های پیژومتری برای تعیین فشار آب منفذی در سد گاونگژو چین گزارش نشده است. لذا مقایسه بین مقادیر مشاهده ای و مقادیر حاصل از روش المان های محدود میسر نگردید. لیکن برای رفع این نقیصه، در این تحقیق نتایج حاصله از مدل عددی با روش تحلیلی چاولا و همکاران (۱۹۹۰) مقایسه شد و جهت صحت سنجی استفاده شد. همچنین پیشنهاد می گردد از مدل های هوشمند دیگر نیز در تخمین نیروی بالا برنده استفاده شود تا دقت نتایج آن ها در تخمین نیروی بالا برنده مورد مقایسه قرار گیرد.

- Determining Impending Slip of Slope and Optimized Embankment Operation Volume of Earth Dams Using a Combination of Neural Networks and Genetic Algorithms (GA), *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, (4)50 754-747 (2018).
- [17] T. Honar, S. Pourhamzeh, A neural network model to predict characteristics of Hydraulic Jump in Stilling Basins with Convergent Wall, *Water and soil science*, 109-99 (2012) (2)23.
- [18] Eskandariyan, Effect of previous rainfall in river flow estimation by rainfall-runoff intelligent modeling, in: *Proceedings of the 8th International Congress on Civil Engineering*, Shiraz 2008.
- [19] M. Nasri, R. Modarres, M. Guidance, Application of neural network model in runoff estimation (Case Study: Plassajan Basin), *Quarterly Journal of Environment*, (5)2 37-23 (2009).
- [20] Anonymous, *Geo-Studio, Version 8.15.11236, User Manual*. GEOSLOPE International, Calgary, in, Alberta, Canada, 2012.
- [21] R. Lippman, An introduction to computing with neural nets, *IEEE ASSP Mag*, in, 22-4 (1987) (2)4.
- [22] Aljarah, H. Faris, S. Mirjalili, Optimizing connection weights in neural networks using the whale optimization algorithm, *Soft Computing*, 15-1 (2016) (1)22.
- Effective Inflatable Force Effects on Deviant Dams, in: *3rd National Conference on Irrigation and Drainage Networks Management*, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahwaz, 2010.
- [10] R.I. Nasr, B.A. Zeydan, M.F. Bakhry, M.S. Saloom, Uplift pressure relief on lined canals using tile drains, *Alexandria Engineering* 507-497 (2003) (4)42.
- [11] Y. Chen, C. Zhou, H. Zheng, A numerical solution to seepage problems with complex drainage systems, *Computers and Geotechnics*, .393-383 (2008) 35
- [12] B. Nourani, F. Salmasi, A. Abbaspour, B. Oghati, Numerical investigation of the optimum location for vertical drains in gravity dams, *Geotechnical and Geological Engineering*, 808-799 (2016) (2)35.
- [13] F. Salmasi, R. Khatibi, B. Nourani, Investigating reduction of uplift forces by longitudinal drains with underlined canals, *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 91-81 (2017) (1)24.
- [14] Dehghani, G.H. Montazeri, F. Nasiri, M. Ghodsian, Using genetic algorithm and artificial neural network in optimizing deights Dams, *Special Issue of Civil Engineering*, 112-99 (2006) 25.
- [15] Komakpanah, S. Bakhtiari, Use of neural network in the design of python injections, *Special Issue of Civil Engineering* .98-91 (2009) 35
- [16] H.R. Saba, M. Mohsen Kamalian, I. Raeisizadeh,

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

B. Nourani, F. Salmasi, M.A. Ghorbani, Modeling and Estimating the Uplift Force of Gravity Dams Using Finite Element and Artificial Neural Network Whale Optimization Algorithm Methods, Amirkabir J. Civil Eng., 52(7) (2020) : 1595-1608.

DOI: [10.22060/ceej.2019.15532.5939](https://doi.org/10.22060/ceej.2019.15532.5939)

