نشریه علمی- پژوهشی

علوم و مهندسی آبخیزداری ایران
Iran-Watershed Management Science & Engineering

سال دوازدهم- شماره ۴۳- زمستان ۱۳۹۷ Vol. 12, No. 43, Winter 2019

# بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی رسوب با استفاده از روش تاگوچی

سمانه رضوی‌زاده[1] و فاطمه درگاهیان[2]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۹/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۵/۱۴

## چکیده

**در دهه‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری موفق در تخمین و پیش‌بینی پدیده‌های هیدرولوژیکی به کار گرفته شده‌اند. اگرچه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی امکان برآورد بار معلق رسوب رودخانه‌ها را با دقت و سرعت مناسب فراهم کرده است، اما دقت پیش‌بینی این مدل‌ها، به میزان زیادی تحت‌تاثیر دانش و درک کاربر از شبکه عصبی مصنوعی قرار دارد. در مطالعات منابع طبیعی و به ویژه مطالعات هیدرولوژی و رسوب‌سنجی، توجه کمی به بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی مصنوعی شده است و بطور معمول از روش آزمون و خطا برای ایجاد یک ساختار بهینه استفاده می‌شود. در تحقیق حاضر برای یافتن بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بار رسوبی رودخانه نکا از روش بهینه‌سازی تاگوچی استفاده شد. چهار فاکتور مهم در ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل تعداد نرون در لایه پنهان اول، تعداد نرون در لایه پنهان دوم، الگوریتم آموزش و تابع انتقال که از عوامل اثرگذار بر برآورد خروجی شبکه عصبی مصنوعی هستند، در سه سطح مختلف در طراحی آزمایشات تاگوچی در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که ساختار بهینه شبکه عصبی با ۳ نرون در لایهٔ پنهان اول (سطح سه)، ۷ نرون در لایهٔ پنهان دوم (سطح دو)، الگوریتم آموزش لونبرگ- مارکوارت (سطح سه) و تابع انتقال پیورلاین[3] (سطح دو) می‌باشد که می‌تواند دبی رسوب نکارود را با دقت بالا برآورد کند.**

۱- نویسنده مسئول و استادیار پژوهشی، بخش تحقیقات بیابان، موسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران.
پست الکترونیکی: srazavizadeh@ymail.com
۲- استادیار پژوهشی، بخش تحقیقات بیابان، موسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی تهران.

3- PURELIN

**کلید واژه‌ها:** بار رسوبی رودخانه، روش طراحی آزمایشات تاگوچی، حوزه آبخیز نکارود

## مقدمه

بار معلق رسوب در رودخانه‌ها به عنوان شاخص وضعیت فرسایشی حوضه، پارامتر مهمی در مدیریت حوزه‌های آبخیز می‌باشد.برآورد رسوب در طیف گسترده‌ای از مسائل از قبیل طراحی سدها، بررسی حمل و نقل رسوبات و آلاینده‌ها در رودخانه‌ها، تعیین اثرات مدیریت حوزه آبخیز و ارزیابی اثرات زیست محیطی مورد نیاز می‌باشد. روش‌های رایج مورد استفاده برای محاسبه میزان رسوب، معمولا تخمین‌هایی نه چندان دقیق از مقدار بار رسوبی را ارائه می‌دهند. همچنین شرایط هیدرولوژیکی و خصوصیات حوزه آبخیز در طی زمان و مکان متغیر می‌باشند که این مسئله خود منجر به دوچندان شدن مشکل و ترغیب محققان به کاربرد مدل‌های جعبه سیاه در برآورد رسوب می‌شود [۲۱]. لذا محققان همواره در جستجوی روش‌هایی نوین هستند که با حداقل داده‌های ورودی، برآورد بار رسوبی را با دقت بالا انجام دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN[4]) در دهه‌های اخیر، به عنوان ابزاری جدید و توانمند در مسائل هیدرولوژیکی و از جمله در پیش بینی بار معلق رسوب استفاده شده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله مدل‌های جعبه سیاه می‌باشند که در مدلسازی غیرخطی رفتار سیستم‌ها استفاده می‌شوند [۷].

ساختارهای متفاوت شبکه‌های عصبی مصنوعی، پاسخ‌های متفاوتی ارائه می‌دهند. طراحی ساختار مناسب یا بهینه‌سازی پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی (تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون در لایه‌های پنهان، الگوریتم آموزش و نرخ یادگیری)، عملکرد و دقت شبکه عصبی مصنوعی را افزایش می‌دهد [۱]. روش آزمون و خطا معمول‌ترین روش تعیین ساختار شبکه عصبی است [۲۰]. از آنجا که یافتن بهترین ساختار شبکه بر مبنای آزمون و خطا زمانبر است و مهم‌تر اینکه بر مبنای آزمون و خطا هیچ تضمینی در یافتن بهترین ساختار وجود ندارد، محققین در تحقیق حاضر برای یافتن بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی و در نتیجه یافتن بهترین جواب با کمترین خطا، از روش طراحی آزمایشات تاگوچی استفاده کردند.

3- Artificial Neural Network

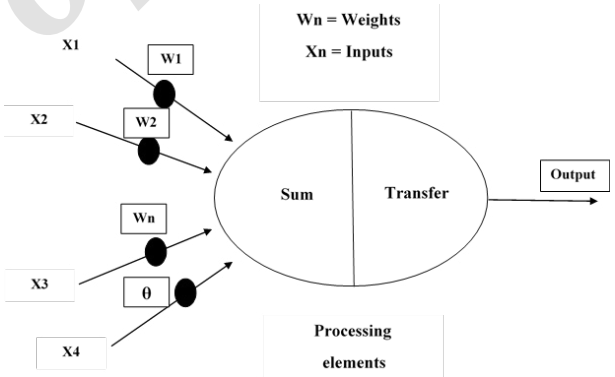


Archive of SID
www.SID.ir

شبکه‌های عصبی مصنوعی

یکی از روش‌های نوظهور در حل مسائل مهندسی، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. این روش بر اساس ساختمان مغز انسان و برای اهداف مختلفی چون شبیه‌سازی، تشخیص الگو، کلاس‌بندی و بهینه‌سازی در علوم مهندسی به کار گرفته شده‌اند. قابلیت شبکه‌های عصبی برای نگاشت بین اطلاعات ورودی و خروجی با خطای قابل قبول، این روش را به ابزاری مناسب برای مدلسازی فرایندهای هیدرولوژی و مهندسی تبدیل کرده است [۳]. شبکه‌های عصبی مصنوعی در دسته‌ای از سیستم‌های پویا قرار دارند که با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند [۱۷].

شبکه‌های عصبی مصنوعی از واحدهای ساده پردازشگر به نام نرون ساخته شده اند. نرون‌های لایه اطلاعات ورودی را دریافت کرده و جهت پردازش به لایه بعدی که همان لایه پنهان می‌باشد، انتقال می‌دهد. داده‌های پردازش شده نهایتا به لایه خروجی منتقل می‌شوند. شکل (۱)، مفهوم کلی یک نرون مصنوعی را نمایش می‌دهد. در این شکل داده‌های ورودی مختلف به شبکه با xn نمایش داده شده است. ورودی دیگر بایس[1] نامیده می‌شود و در شکل با θ نمایش داده شده، همواره مساوی با یک می‌باشد. هر یک از این ورودی‌ها در یک وزن ضرب می‌شوند. این وزن‌ها با wn نمایش داده می‌شوند[۲۴].




**شکل ۱- مفهوم نرون عصبی**

Figure 1.Concept of an artificial neuron

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان مدل‌های ریاضی الگو گرفته از ساختار بیولوژیکی مغز انسان، دارای مفروضاتی است:

– پردازش اطلاعات در ساختارهای بسیار ساده‌ای انجام می‌گیرد که نرون یا گره گفته می‌شود.

– سیگنال‌ها میان نرون‌ها از طریق لینک‌های ارتباطی منتقل می‌شود.

– هر لینک ارتباطی یک ضریب وزنی دارد که در سیگنال انتقالی ضرب می‌شود.

– هر نرون برای تبدیل داده‌های ورودی به خروجی یک تابع فعالسازی (معمولا غیرخطی) را بر داده‌های ورودی خود اعمال می‌کند [۲۱].

یک شبکه عصبی با ویژگی‌هایی معرفی می‌شود که شامل معماری شبکه (الگوی ارتباطی بین نرون‌ها)، الگوریتم آموزش یا یادگیری (روش تعیین ضرایب بین ارتباطات) و تابع فعالسازی شبکه می‌باشد [۴].

طراحی آزمایشات تاگوچی

با استفاده از روش‌های طراحی آزمایشات، می‌توان میزان تاثیرگذاری عوامل مختلف موثر بر فرایند تبدیل ورودی به خروجی را مشخص نمود. روش تاگوچی یکی از بهترین روش‌های طراحی آزمایشات است؛ زیرا تاگوچی از رویکرد ایجاد ساختار متعامد[2] به منظور کاهش تعداد آزمایشات، استفاده می‌کند. همچنینجهت شناسایی مناسب‌ترین ترکیب و موثرترین معیارها،نسبت سیگنال به نویز یا مطلوبیت به بدی کارکرد (S/N) را مورد توجه قرار می‌دهد [۶].

در غالب مطالعات از روش سعی و خطا برای تنظیم پارامترهای شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود، که برای رسیدن به مناسب‌ترین ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی راه حل مطمئنی نیست. در مطالعات بسیار کمی در ایران، به مبحث بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شده است. زنجیرچی و همکاران [۲۶]، با استفاده از رویکرد آزمایشات تاگوچی به بهبود کارایی پیش‌بینی بهره‌وری صنایع غذایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته و سطوح بهینهٔ پارامترها را که منجر به مطلوب‌ترین پیش‌بینی در شبکه عصبی می‌شود، شناسایی کردند. نتیجهٔ نهایی تحقیق نشان داد که به کارگیری روش تاگوچی به همراه شبکه عصبی مصنوعی، منجر به کاهش زمان و هزینه‌های پیش‌بینی می‌شود. مروتی شریف‌آبادی و خوانچه مهر[۱۷]، به منظور پیش‌بینی نفت‌گاز در استان هرمزگان با استفاده از روش تاگوچی، مناسب‌ترین ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی را تعیین کردند. نتایج نشان داد که سهم مشارکت تعداد نرون در لایه پنهان اول در تغییر میانگین مربع خطای شبکه حدود ۴۱ درصد و سهم مشارکت الگوریتم یادگیری نیز حدود ۲۷ درصد می‌باشد.

فتاحی و همکاران [۱۰]، در تحقیقی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (MLP) رسوب رودخانه نکا را پیش‌بینی و نتایج بدست آمده را با روش منحنی سنجه رسوب مقایسه کردند. نتایج بیانگر برتری شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش منحنی سنجه رسوب بود. رضوی‌زاده و همکاران [۲۲]، با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی به تخمین بار معلق رسوب رودخانهٔ طالقان پرداختند. آنها با ایجاد ترکیب‌های متفاوتی از متغیرهای ورودی و همچنین با تغییر تعداد نرون‌های لایهٔ پنهان و تابع آستانه، ۸۰ ساختار متفاوت شبکهٔ عصبی مصنوعی ایجاد کردند که با مقایسهٔ دو پارامتر $R^2$ و RMSE

1. bias

2. Orthogonal Arrays



Archive of SID
www.SID.ir

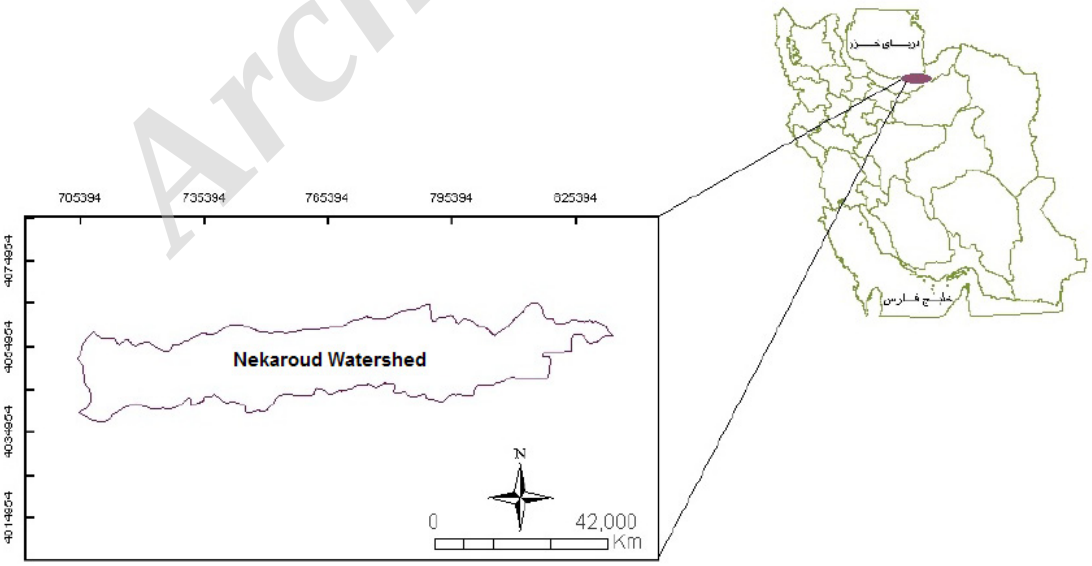
در مدل‌های متفاوت، بهترین ساختار را تعیین کردند. حیات‌زاده و همکاران [۱۲]، به مقایسه دو روش منحنی سنجهٔ رسوب و شبکهٔ عصبی مصنوعی در برآورد رسوب روزانهٔ حوضهٔ باغ عباس پرداختند. نتایج بدست آمده نشان داد که روش شبکهٔ عصبی مصنوعی به مراتب از دقت بالاتری نسبت به روش منحنی سنجهٔ رسوب برخوردار است. قربانی و دهقانی [۱۱]، به مقایسه دو روش شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوبات معلق سیمینه‌رود پرداختند. نتایج نشان داد که هر دو روش از دقت قابل قبولی در تخمین بار رسوبی برخوردار هستند، لیکن مدل شبکه عصبی بیزین در اولویت قرار دارد.

جین[۱۳]، از شبکه عصبی مصنوعی جهت بررسی رابطه اشل، دبی آب و غلظت رسوب، در دو ایستگاه رودخانه می‌سی‌سی‌پی استفاده کرد. او از پنج ترکیب متفاوت متغیرهای ورودی شامل اشل، دبی آب و غلظت رسوب در دو زمان حال و گذشته، استفاده کرد. نورانی و همکاران [۱۹]، از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک جعبه سیاه برای ارزیابی تاثیر دبی جریان و دما بر بار معلق رسوب استفاده کردند. در مطالعه آنها حوضه لیقوان چای به عنوان منطقه مطالعاتی انتخاب شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی از مدل‌های کلاسیک آماری قابلیت بالاتری در مطالعات بار رسوبی برخوردار هستند.

برزگری و همکاران [۲]، با استفاده از سه روش شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم و منحنی سنجه رسوب، بار معلق رسوب را ده ایستگاه هیدرومتری استان لرستان برآورد کردند. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم لونبرگ- مارکوارت از دو روش دیگر از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.

موسوی و همکاران [۱۶]، از روش تاگوچی برای بهینه‌سازی ساختار مدل‌های ترکیبی Wavelet-ANN و Wavelet-ANFIS در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، استفاده کردند. نتایج بدست آمده نشان داد که ساختار بهینه مدل Wavelet-ANN ساختاری با ۱۴ نرون در لایهٔ پنهان، تابع انتقال Tangent Sigmoid و الگوریتم آموزش Levenberg-Marquardt و ساختار بهینه مدل Wavelet-ANFIS ساختاری با ۷۰۰ تکرار، تابع عضویت bell-shaped و ۵ تابع عضویت می‌باشد. دهنویی و طاهری [۹] با استفاده از روش تاگوچی، نسبت به کاهش تعداد پارامترهای موثر در اندازه‌گیری کیفیت آب رودخانه کرج اقدام کردند. نتایج نشان داد که با استفاده از روش بهینه‌سازی تاگوچی می‌توان بدون کاهش دقت نتایج، کیفیت آب رودخانه کرج را با ۴ پارامتر(به جای ۹ پارامتر در روش استاندارد) اندازه‌گیری کرده و بدین ترتیب در وقت و هزینه صرفه‌جویی نمود.

اگرچه شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل هیدرولوژیکی به صورت موفقیت‌آمیزی استفاده شده‌اند اما دقت پیش‌بینی مدل‌ها،به میزان زیادی تحت‌تاثیر دانش و درک کاربر از شبکه عصبی مصنوعی قرار دارد [۸]. یک مدل ANN می‌تواند با ساختارهای بسیار متنوعی طراحی شود و تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نرون در هر لایه را می‌توان به دلخواه تغییر داده و شبکه‌های با توپولوژی متفاوت و در نتیجه با دقت متفاوت طراحی کرد. مرور منابع موجود نشان می‌دهد که توجه کمی به ارزیابی ساختارهای متفاوت شبکه عصبی مصنوعی به منظور شناسایی ساختار با بالاترین دقت، شده است و بطور معمول از روش آزمون و خطا استفاده می‌شود. به ویژه در تحقیقات مربوط به پیش‌بینی بار رسوب رودخانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، تاکنون به مبحث بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی طراحی شده پرداخته نشده است. لذا در تحقیق حاضر برای اولین بار با استفاده از روش تاگوچی نسبت به شناسایی شبکه عصبی مصنوعی بهینه، جهت برآورد بار رسوب نکارود اقدام شد.




**شکل۲- حوزهٔ آبخیز نکارود**

Figure 2.Nekaroud watershed

Archive of SID



www.SID.ir

## مواد و روش‌ها

منطقهٔ مورد مطالعه

حوزهٔ آبخیز نکارود با وسعت ۱۹۰۱/۸۴ کیلومترمربع در طول شرقی ´۱۷ °۵۳ تا ´۴۴ °۵۴ و عرض شمالی ´۲۵ °۳۶ تا ´۴۲ °۳۶ واقع شده است. رودخانهٔ نکا از شاه‌کوه بالا و شاه‌کوه پایین واقع در جنوب گرگان سرچشمه گرفته و پس از گذر از جنوب شهرستان بهشهر و مرکز شهرستان نکا، به دریاچهٔ خزر می‌ریزد [۱۸]. کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه در قسمت بالادست حوضه، مرتع و در قسمت‌های میانی، پوشش جنگلی غالب می‌باشد. پایین دست حوضه ترکیبی از اراضی کشاورزی و مسکونی می‌باشد [۱۵].

روش تحقیق

به منظور تعیین ساختار بهینهٔ شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی رسوب نکارود، از یک رویکرد هفت مرحله‌ای استفاده شد که به شرح زیر می‌باشد.

مرحلهٔ اول: جمع‌آوری و آماده سازی داده‌ها

در تحقیق حاضر از ۳۹۳ دادهٔ روزانهٔ دبی آب، اشل و دبی رسوب نکارود در خروجی ایستگاه هیدرومتری آبلو مورد استفاده قرار گرفت، که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای آزمون شبکه‌های عصبی مصنوعی درنظر گرفته شد. پارامترهای ورودی به مدل شامل ۲ پارامتر دبی جریان و اشل روزانه بوده و خروجی شبکه عصبی مصنوعی دبی رسوب روزانه می‌باشد.

داده‌های ورودی و خروجی مدل، از پارامترهای متفاوت با واحدهای متفاوت تشکیل شده‌اند که دارای محدوده عددی بسیار متفاوتی می‌باشند. لذا برای اطمینان از عملکرد یکسان تمام پارامترها در مدل، داده‌ها معمولا طی فرایند استانداردسازی در محدوده‌های یکسانی قرار می‌گیرند، برای مثال [۱، ۱-]، [۰/۹، ۰/۱] و [۱، ۰]. داده‌های ورودی و خروجی در تحقیق حاضر در محدوده [۱، ۰] استاندارد شدند.

$$X_n = \frac{Xi - Xmin}{Xmax - Xmin} \quad [۱]$$

در این رابطه $X_n$ معرف داده‌های استاندارد شده، $X_i$ معرف داده‌های مشاهداتی و $X_{max}$ و $X_{min}$ به ترتیب معرف داده‌های حداکثر و حداقل می‌باشند [۲۴].

مرحلهٔ دوم: تعیین پارامترهای اثرگذار شبکهٔ عصبی مصنوعی و سطوح آن

به منظور بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی مصنوعی در تخمین بار رسوبی رودخانه، از طراحی آزمایش‌ها استفاده گردید و از میان روش‌های مختلف طراحی آزمایش‌ها، روش تاگوچی در این مطالعه استفاده شد. بدین منظور چهار فاکتور مهم در ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل (تعداد نرون در لایه پنهان اول، تعداد نرون در لایه پنهان دوم، الگوریتم آموزش و تابع انتقال) که از عوامل اثرگذار بر برآورد خروجی ANN هستند، درسه سطح مختلف در نظر گرفته شد. سطوح و عوامل مذکور در جدول ۱ نمایش داده شده است (N معرف تعداد ورودی‌ها و P معرف تعداد خروجی‌ها می‌باشد). تعداد نرون‌ها در سطوح مختلف لایهٔ پنهان اول و دوم از روش چن و همکاران [۵]، محاسبه شده و در جدول (۲) ارائه شده است. طراحی

**جدول ۱- فاکتورها و سطوح در نظر گرفته شده در طراحی آزمایش‌ها (چن و همکاران [۵])**

Table 1. Factors and levels in design of experiments (chen et al., [5])

| شماره | فاکتور | Factor | سطح ۱ Level 1 | سطح ۲ Level 2 | سطح ۳ Level 3 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | تعداد نرون در لایه پنهان اول | Number of neurons in the first hidden layer | $\sqrt{N+P}$ | 2N + 1 | P*(N + 1) |
| 2 | تعداد نرون در لایه پنهان دوم | Number of neurons in the second hidden layer | $\frac{N+P}{2}$ | $2N+1+\frac{2N+1}{3}$ | $P*(N+1)+\frac{P*(N+1)}{3}$ |
| 3 | الگوریتم آموزش | Training algorithm | Scaled Conjugate Gradiante | Levenberg-Marquarate | Baysian Regularization |
| 4 | تابع انتقال | Transfer function | LOGSIG | PURELIN | TANSIG |

**جدول ۲- تعداد نرون در لایهٔ پنهان اول و دوم، در نظر گرفته شده در سطوح آزمایش‌ها**

Table 2. Number of neurons in the first and second hidden layers, considering in experiment levels

| شماره Number | فاکتور | Factor | سطح ۱ Level 1 | سطح ۲ Level 2 | سطح ۳ Level 3 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | تعداد نرون در لایه پنهان اول | Number of neurons in the first hidden layer | 2 | 5 | 3 |
| 2 | تعداد نرون در لایه پنهان دوم | Number of neurons in the second hidden layer | 2 | 7 | 4 |



Archive of SID
www.SID.ir

آزمایش‌ها در نرم‌افزار Minitab- 17 انجام شد.

مرحلهٔ سوم: استخراج جدول آرایه‌های متعامد

در روش تاگوچی از روش آرایه‌های متعامد استفاده می‌شود. بدین معنی که چنانچه تمامی حالت‌های ممکن مورد آزمایش قرار بگیرد، تعداد کل آزمایش‌ها از فرمول "تعداد سطح هر پارامتر به توان تعداد پارامترها" بدست می‌آید که در تحقیق حاضر برابر با ۸۱ آزمایش می‌باشد. از آنجاکه انجام این تعداد آزمایش بسیار زمانبر است، بسته به تعداد پارامترها و سطوح، جدولی به نام جدول آرایه‌های متعامد از سوی تاگوچی پیشنهاد می‌شود تا به جای انجام تمامی حالت‌ها، تنها کسری از حالت‌ها مورد آزمایش قرار گیرند [۲۶]. این جدول نشان می‌دهد که چه تعداد آزمایش باید انجام شود و در هر آزمایش، هر پارامتر در چه سطحی از مقادیر انتخابی باشد.

مرحلهٔ چهارم: انتخاب معیار مناسب به منظور سنجش کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی

پیش از آنکه آزمایش‌ها انجام شوند، لازم است به منظور ارزیابی میزان تطابق مقادیر رسوب پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و مقادیر واقعی رسوب، معیاری مناسب انتخاب شود. لذا به منظور سنجش کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده، از پارامتر ضریب همبستگی (R) استفاده شد.

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\bar{Y})^2}} \qquad [۲]$$

که در آن R ضریب همبستگی بین متغیرهای ورودی و متغیر خروجی (به ترتیب X و Y) و n تعداد کل داده‌ها است.

مرحلهٔ پنجم: اجرای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

در تحقیق حاضر از شبکه پرسپترون چند لایه(MLP) استفاده شده و بر اساس جدول آرایه‌های متعامد ارائه شده توسط تاگوچی، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم‌افزار MATLAB طراحی و اجراء شد. برای ارزیابی دقیق‌تر هر یک از ساختارهای شبکه‌های عصبی مصنوعی و حصول اطمینان از نتایج بدست آمده، هر ساختار طراحی شده (آزمایش) ۵ بار اجرا شد. تاگوچی به منظور تحلیل ساختارهای ANN طراحی شده و ارتباط پارامترهای موثر با دقت شبکه‌های طراحی شده (از طریق پارامتر R) ازپارامتری تحت عنوان S/N استفاده می‌کند. منظور از S (سیگنال)، اثر فاکتورهای قابل کنترل و منظور از N (نویز)، اثر فاکتورهای اغتشاشی است. بنابراین مقادیر بالاتر برای نسبت S/N همواره بهتر بوده و بیانگر این است که متغیر پاسخ بیشتر تحت‌تاثیر متغیرهای قابل کنترل است [۵].

نحوهٔ محاسبهٔ S/N به شرح زیر است:

$$\frac{S}{N}=-10\log10\,(MSD) \qquad [۳]$$

که در آن MSD برابر است با میانگین مربع انحراف. در تحقیق حاضر که متغیر پاسخ (R) از نوع بیشتر–بهتر است، مقدار MSD، از رابطهٔ زیر محاسبه می‌شود:

$$MSD=\frac{(\frac{1}{Y_1^2}+\frac{1}{Y_2^2}+\frac{1}{Y_3^2}+\dots)}{n} \qquad [۴]$$

که در این رابطه Y متغیر پاسخ هر آزمایش و n تعداد تکرارهای هر آزمایش است.

مرحلهٔ ششم: تعیین سطوح بهینهٔ هر یک از پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی

مقادیر بدست آمدهٔ R در هر ساختار شبکه عصبی (در ۹ آزمایش پیشنهادی تاگوچی) در این مرحله به نرم‌افزار Minitab که نرم‌افزاری برای تحلیل طراحی آزمایشات تاگوچی است، وارد شد تا حالت بهینه برای هر پارامتر بدست آید.

مرحلهٔ هفتم: انجام آزمایش تأییدی

در مرحلهٔ آخر لازم است تا یک آزمایش تأییدی برای اثبات درستی نتایج تحقیق انجام گیرد.

## نتایج

با ورود اطلاعات به نرم‌افزار Minitab، جدول آرایه‌های متعامد پیشنهادیِ تاگوچی، در بردارندهٔ ۹ آزمایش می‌باشد که در هر آزمایش، سطح هر پارامتر مشخص شده است (جدول ۳).

**جدول ۳- آرایه‌های متعامد ارائه شده در روش تاگوچی**

Table 3. Orthogonal array experiments offered by Taguchi method

| شمارهٔ آزمایش Number of examinations | تعداد نرون در لایهٔ پنهان اول Number of neurons in the first hidden layer | تعداد نرون در لایهٔ پنهان دوم Number of neurons in the second hidden layer | الگوریتم آموزش Training algorithm | تابع انتقال Transfer function |
|---|---|---|---|---|
| 1 | سطح یک Level 1 | سطح یک Level 1 | سطح یک Level 1 | سطح یک Level 1 |
| 2 | سطح یک Level 1 | سطح دو Level 2 | سطح دو Level 2 | سطح دو Level 2 |
| 3 | سطح یک Level 1 | سطح سه Level 3 | سطح سه Level 3 | سطح سه Level 3 |
| 4 | سطح دو Level 2 | سطح یک Level 1 | سطح دو Level 2 | سطح سه Level 3 |
| 5 | سطح دو Level 2 | سطح دو Level 2 | سطح سه Level 3 | سطح یک Level 1 |



Archive of SID
www.SID.ir

**ادامه جدول ۳- آرایه‌های متعامد ارائه شده در روش تاگوچی**

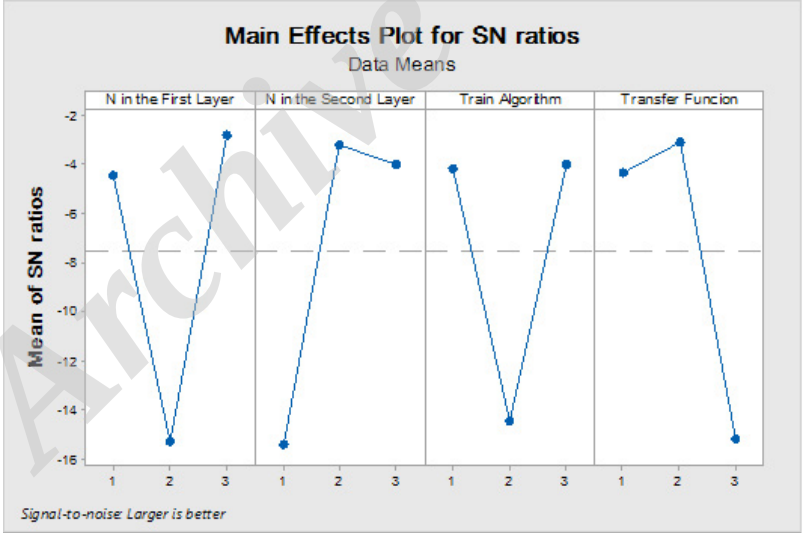
Table 3. Orthogonal array experiments offered by Taguchi method

| شمارهٔ آزمایش Number of examinations | تعداد نرون در لایهٔ پنهان اول Number of neurons in the first hidden layer | تعداد نرون در لایهٔ پنهان دوم Number of neurons in the second hidden layer | الگوریتم آموزش Training algorithm | تابع انتقال Transfer function |
|---|---|---|---|---|
| 6 | سطح دو Level 2 | سطح سه Level 3 | سطح یک Level 1 | سطح دو Level 2 |
| 7 | سطح سه Level 3 | سطح یک Level 1 | سطح سه Level 3 | سطح دو Level 2 |
| 8 | سطح سه Level 3 | سطح دو Level 2 | سطح یک Level 1 | سطح سه Level 3 |
| 9 | سطح سه Level 3 | سطح سه Level 3 | سطح دو Level 2 | سطح یک Level 1 |

**جدول ۴- نتایج حاصل از ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده توسط روش تاگوچی**

Table 4. Results of different Artificial Neural Network Structures, offered by Taguchi method

| شمارهٔ آزمایش Number of examinations | تکرار ۱ (R1) Iteration 1 | تکرار ۲ (R2) Iteration 2 | تکرار ۳ (R3) Iteration 3 | تکرار ۴ (R4) Iteration 4 | تکرار ۵ (R5) Iteration 5 | S/N |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0.33 | 0.732 | 0.478 | 0.734 | 0.734 | -5.79 |
| 2 | 0.74 | 0.7428 | 0.74 | 0.7428 | 0.74 | -2.60 |
| 3 | 0.735 | 0.7355 | 0.673 | 0.335 | 0.998 | -5 |
| 4 | 0.013 | 0.013 | 0.013 | 0.013 | 0.013 | -37.72 |
| 5 | 0.656 | 0.59 | 0.589 | 0.58 | 0.67 | -4.24 |
| 6 | 0.614 | 0.614 | 0.614 | 0.614 | 0.729 | -3.97 |
| 7 | 0736 | 0.736 | 0.736 | 0.736 | 0.696 | -2.76 |
| 8 | 0.73 | 0.73 | 0.73 | 0.73 | 0.73 | -2.73 |
| 9 | 0.63 | 0.745 | 0.738 | 0.738 | 0.738 | -2.93 |




**شکل۲- سطوح بهینه پارامترها**

Figure 2. Optimal levels of parameters

سپس ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی، مطابق با آرایه‌های متعامد جدول (۳)، طراحی و در محیط نرم‌افزار MATLAB اجرا شد؛ به عنوان مثال، برای انجام آزمایش نهم، شبکه عصبی با ۳ نرون در لایهٔ پنهان اول، ۴ نرون در لایهٔ پنهان دوم، الگوریتم آموزش Levenberg-Marquarate و تابع انتقال LOGSIG طراحی و اجرا شد. هر آزمایش با تکرار ۵ بار انجام شد که نتایج (مقدار R حاصل از تکرارهای هر آزمایش) در جدول (۴) نمایش داده شده است.

با انجام پردازش ۹ آزمایش ارائه شده در جدول آرایه‌های متعامد توسط تاگوچی و نتایج بدست آمده توسط نرم‌افزار Minitab، همان‌گونه که در ستون آخر جدول (۴) مشاهده می‌شود، آزمایش



Archive of SID
www.SID.ir

شماره دو دارای بیشترین مقدار S/N است و بهترین حالت سطوح پارامترها را در میان ۹ آزمایش دارد.

همچنین شکل (۲) میزان S/N مربوط به سطوح مختلف از پارامترهای اثرگذار شبکهٔ عصبی مصنوعی را نمایش می‌دهد. مقادیر بالاتر برای نسبت S/N همواره بهتر بوده و بیانگر این است که متغیر پاسخ بیشتر تحت‌تاثیر متغیرهای قابل کنترل است [۵]؛ لذا نمودارهای شکل (۲) نشان می‌دهند که ساختاری با ۳ نرون در لایهٔ پنهان اول(سطح سه)، ۷ نرون در لایهٔ پنهان دوم (سطح دو)، الگوریتم آموزش Levenberg-Marquarate (سطح سه) و تابع انتقال PURELIN (سطح دو)، به عنوان ساختار بهینهٔ شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی دبی رسوب حوضه نکارود را شناسایی و معرفی می‌شود.

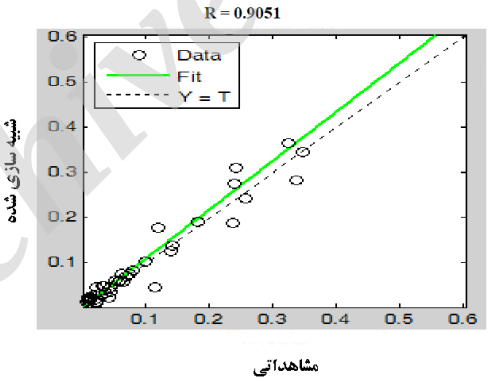
نتایج آزمون تائیدی

با توجه به اینکه آزمایش‌های ارائه شده با روش تاگوچی در جدول آرایه‌های متعامد، تنها کسری از حالات آزمایشی ممکن می‌باشد، لذا ممکن است حالت بهینه در میان آزمایش‌های انجام شده نباشد. نقطه قوت روش بهینه‌سازی تاگوچی این است که می‌تواند تنها با انجام کسری از کل آزمایش‌ها، حالت بهینه را در میان کلیه حالات ممکن شناسایی کند. در تحقیق حاضر نیز همانگونه که نتایج نشان داد، ساختار بهینهٔ شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بار رسوبی نکارود با استفاده از نسبت S/N (شکل ۲) شناسایی شد. این ساختار در میان آرایه‌های متعامد ارائه شده در روش تاگوچی (۹ آزمایش ارائه شده در جدول ۳) وجود ندارد؛ لذابرای اطمینان از درستی شبکه بهینه شناسایی شده، لزوم یک آزمون تائیدی وجود دارد. به همین منظور پیش‌بینی بار رسوب نکارود با ساختار بهینهٔ شبکه عصبی مصنوعی با ۵ تکرار، در نرم‌افزار MATLAB آزموده شد که نتایج آن در جدول (۵) ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود مقدار S/N در حالت بهینه از تمامی ۹ آزمایش قبلی بیشتر است و این تأییدکننده انتخاب صحیح سطوح بهینه پارامترهای قابل تنظیم شبکه عصبی مصنوعی با به کارگیری روش تاگوچی است.

شکل (۳) همبستگی میان داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده دبی بار معلق رسوب، مربوط به ساختار بهینهٔ شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

## بحث و نتیجه‌گیری

برآورد بار رسوبی رودخانه‌ها با توجه به خسارات ناشی از آنها، یکی از مهم‌ترین و مشکل‌ترین قسمت‌های مطالعات انتقال رسوب و مهندسی رودخانه است. روش‌ها و معادلات تجربی مختلفی برای حل مسائل رسوب ابداع و به کار گرفته شده‌اند، که این معادلات در نقاط مختلف جهان و بر اساس شرایط اقلیمی یا آزمایشگاهی متفاوت تهیه شده‌اند [۱۴]. لذا نیاز به واسنجی به منظور تطابق با شرایط منطقه مورد مطالعه، همواره دقت آنها را مورد تردید قرار داده است. مشکلات روش‌های فوق، محققین را به سمت استفاده از




**شکل ۳- همبستگی میان داده‌های مشاهداتی و شبیه سازی شده دبی بار معلق در شبکه عصبی مصنوعی بهینه**

Figure 3. Correlation between observed and simulated data of suspended sediment load using Optimal ANN

**جدول۵- نتایج آزمون تائیدی ساختار بهینهٔ شبکه عصبی مصنوعی**

Table 5. Results of the optimal structure of Artificial Neural Network verification test

| تعداد نرون در لایهٔ پنهان اول Number of neurons in the first hidden | تعداد نرون در لایهٔ پنهان دوم Number of neurons in the first hidden | الگوریتم آموزش Training algorithm | تابع انتقال Transfer Function | مقدار R در تکرارها R in different iterations | | | | | نسبت S/N |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | تکرار اول Iteration 1 | تکرار دوم Iteration 2 | تکرار سوم Iteration 3 | تکرار چهارم Iteration 4 | تکرار پنجم Iteration 5 | |
| 3 | 7 | Levenberg-Marquarate | PURELINE | 0.736 | 0.742 | 0.861 | 0.905 | 0.745 | -2.5 |



Archive of SID
www.SID.ir

روش‌های نوین سوق داده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزاری مناسب در مسائل غیرخطی و پیچیده رسوب هستند و در اکثر موارد جواب‌های منطقی و قابل اعتمادی نسبت به منحنی‌های سنجه رسوب (به عنوان متداول‌ترین روش مورد استفاده در برآورد رسوب) ارائه می‌دهند [۲۳]. بدین منظور در تحقیق حاضر با استفاده از ۳۹۳ دادهٔ روزانهٔ دبی جریان و اشل، به برآورد دبی بار رسوبی روزانه نکارود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد. با توجه به اینکه توجه کمی به ارزیابی ساختارهای متفاوت شبکه عصبی مصنوعی به منظور شناسایی ساختار با بالاترین دقت شده است و بطور معمول از روش آزمون و خطا استفاده می‌شود، در تحقیق حاضر برای اولین بار با استفاده از روش تاگوچی نسبت به شناسایی شبکه عصبی مصنوعی بهینه، جهت برآورد بار رسوب نکارود اقدام شد.

در مطالعات مختلف، پارامترهای بسیار متنوعی در ساختار شبکه عصبی مصنوعی به عنوان پارامترهای موثر بر خروجی ANN، معرفی شده‌اند. در تحقیق حاضر چهار فاکتور مهم در ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل تعداد نرون در لایه پنهان اول، تعداد نرون در لایه پنهان دوم، الگوریتم آموزش و تابع انتقال که از عوامل اثرگذار بر برآورد خروجی ANN هستند، در سه سطح مختلف در نظر گرفته شد. Chen و همکاران [۵]، چهار پارامتر تعداد نرون در لایه پنهان اول، تعداد نرون در لایه پنهان دوم، نرخ یادگیری و فاکتور تعداد دوره‌های محاسباتی[1] را به عنوان پارامترهای موثر در بهینه‌سازی ساختار ANN توسط تاگوچی استفاده نمودند. مروتی شریف آبادی و خوانچه مهر [۱۷] چهار فاکتور تعداد نرون در لایه پنهان اول، تعداد نرون در لایه پنهان دوم، نرخ یادگیری و الگوریتم آموزش را به عنوان پارامترهای موثر در بهینه‌سازی ساختار ANN توسط تاگوچی استفاده نمودند. همچنین زنجیرچی و همکاران [۲۶] چهار فاکتور تعداد نرون در لایه پنهان اول، تعداد نرون در لایه پنهان دوم، نرخ یادگیری و تعداد ورودی‌های شبکه را به عنوان پارامترهای موثر در بهینه‌سازی ساختار ANN توسط تاگوچی استفاده نمودند.

نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که با استفاده از روش تاگوچی می‌توان در زمان کم و بدون نیاز به آزمون و خطای تمامی ساختارهای ممکن شبکه عصبی مصنوعی، ساختار بهینه را به خوبی شناسایی کرده و پارامتر هدف (در اینجا دبی رسوب) را با بالاترین دقت ممکن برآورد نمود. نتایج بدست آمده توسط زنجیرچی و همکاران [۲۶]و مروتی شریف آبادی و خوانچه مهر [۱۷] در یافتن مناسب‌ترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی در سایر شاخه‌ها علوم نیز نشان داد که استفاده از روش تاگوچی در بهینه‌سازی ساختار ANN، منجر به افزایش دقت و عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود. همچنین در مقایسه با سایر روش‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک باید گفت که روش تاگوچی از سهولت کارکرد بالاتری برخوردار است. علاوه بر اینکه به کارگیری الگوریتم ژنتیک نیاز به مهارت بالا در کدنویسی داشته و از پیچیدگی بالایی برخوردار است، این الگوریتم از محدودیت‌هایی نیز برخوردار است که از آن جمله می‌توان به کندی عملکرد آن در برخی مسائل، ارائه پاسخ متفاوت در هر بار به کارگیری و غیره اشاره نمود [۲۶]. برآورد دبی رسوب روزانهٔ نکارود با ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی شناسایی شده نشان می‌دهد که این شبکه از دقت بالایی برخوردار بوده و مقدار S/N در حالت بهینه از تمامی ۹ آزمایش قبلی بیشتر است و این تأییدکننده انتخاب صحیح سطوح بهینه پارامترهای قابل تنظیم شبکه عصبی مصنوعی با به کارگیری روش تاگوچی است.

1. Number of calculation generation

## منابع


1.Asafa, T.B. Tabet, N. and Said, S.A.M. 2013. Taguchi method-ANN integration for predictive model of intrinsic stress in hydrogenated amorphous silicon film deposited by plasma enhanced chemical vapour deposition. Neurocomputing. 106: 86–94.

2.Barzegari, F. Yosefi, M. and Talebi, A. 2014. Estimating suspended sediment by artificial neural network (ANN), Decision Tree (DT) and Sediment Rating Curve (SRC) models (Case study: Lorestan Province, Iran). Civil Engineering Infrastructures Journal. 48(2): 373-380.

3.Bayazdi, Sh. Yasi, M. Fattahi, R.V. and Kargar, A. 2005. Estimation daily suspended load using artificial neural networks-MLP model. The 5th Hydraulic Conference, Kerman, Iran.(In Persian)

4.Bekele, F.G. 2007. Integrated modelling System for multi- objective management of ecosystem services in a watershed. University of Carbondale, United States.

5. Chen, W.C. Lee, A.H.I. Deng, W.J. and Liu, K.Y. 2007. The implementation of neural network for semiconductor PECVD process. Expert Systems with Applications. 32(2007): 1148-1153.

6. Chen, C. and Chuang, M. 2008. Integrating the Kano model into robust design approach to enhance customer satisfaction with product design. International Journal of production economics. 114: 667-681.

7.Cigizoglu, H.K. 2002. Suspended sediment estimation for rivers using artificial neural networks and sediment rating curves. Turkish Journal of Engineering and Environmental Sciences. 26 (1): 27-36.

8. Cigizoglu, H.K. and Alp, M. 2004. Rainfall–runoff modeling using three neural network methods, Lecture notes in artificial intelligence (Lecture notes in computer science).





Archive of SID

www.SID.ir

ngdir.ir/

19.Nourani, V. Alami, M.T. Aminfar, M.H. and Nourpour, A. 2006. Application of artificial neuron network in sensitivity analysis of suspended sediment effective parameters (Case study: Lighvanchay watershed). The 3th Civil Engineering Conference, Tabriz, Iran.(In Persian)

20. Pontes, F.J. de Paiva, A.P. Balestrassi, P.P. Ferreira, J.R. and da Silva, M.B. 2012. Optimization of Radial Basis Function neural network employed for prediction of surface roughness in hard turning process using Taguchi's orthogonal arrays. Expert Systems with Applications. 39 (90): 7776–7787.

21. Razavizadeh, S. and Solaimani, K. 2012. Artificial Neural Networks in suspended sediment estimating. Climate Change and Dendrochronology Conference, Sari Agricultural and Natural Resources University. (In Persian)

22. Razavizadeh, S. Kavian, A. and Vafakhah, M. 2014. Estimation of Suspended Sediment Discharge by the Optimal Structure of Artificial Neural Network in Taleghan Watershed. Journal of Water and Soil Science. 18(68): 79-87.(In Persian)

23.Toloui, S. Hosseinzadeh, D. FakheriFard, A. and Salmasi, F. 2011. Spatial and temporal estimation of suspended sediment load in Aji-Chayriver using geostatistics and artificial neural network. Water and Soil Science. 21(4): 93-104.(In Persian)

24. 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 (2009): 274-286.

25. Yao, A.W. and Chi, S.C. 2004. Analysis and design of a Taguchi–Grey based electricity demand predictor for energy management systems. Energy Conversion and Management. 45(7): 1205-1217.

26.Zanjirchi, S.M. HatamiManesh, M. Kadkhodazadeh, H.R. and BaniFatemeh, S.A. 2015. Improving productivity prediction by using Taguchi Test Design Approach (Case study: Iranian Food Industry). Quarterly Journal of Productivity Management. 8(32): 69-87. (In Persian)

27. Yang, C.T.Marsooli, R. and Aalami, M.T. 2009. Evaluation of total load sediment transport formulas using ANN. Int. J. Sediment Res. 24(3): 274-286.

Springer-Verlag, pp. 166–171.

9.Dehnoei, A. and Taheri, R. 2017. A new strategy to reduce factors number in water quality measurements using Taguchi method- case study: The karaj River. Desalination and Water Treatment. 60(2017): 106-113.

10. Fatahi, M. Toosi, S. and ZiatabarAhmadi, M. 2006. Estimating Nekaroud sediment, using ANN. The 7thInternational Conference on River Engineerin, Ahavaz, Iran.(In Persian)

11.Ghorbani, M.A. and Dehghani, R. 2017. Comparison of bayesian neural networks and artificial neural network to estimate suspended sediment in the rivers (Case study: Simineh Rood). Journal of Environmental Science and Technology. 19 (2): 1-13.(In Persian)

12.Hayatzadeh, M. Chezgi, J. and Dastorani, M.T. 2015. Evaluation of sediment using rating curve andartificial neural network methods by combining morphological parameters of basin (Case study: Bagh Abbas Basin). Journal of Water and soil science. 19(72): 217-227.(In Persian)

13. Jain, S.K. 2001. Development of integrated sediment rating curves using ANNs. Journal of Hydraulic Engineering 127, 30-37.

14.Khazaipoor , A. and Talebi, A. 2013. Investigation of possibility of suspended sediment prediction using a combination of sedimemnt rating curve and artificial neural network, case study: Ghatorchairiver, Yazdakan Bridge. Environmental Erosion Research Journal. 3(1): 73-82.(In Persian)

15.Khoshravesh, M. Abedi-Koupai, J. and Nikzad-Taheri, E. 2016. Detection of trends in hydro-climatological variables using parametric and non-parametric tests in Neka basin. Journal of Water and Soil Science. 19(74): 1-14.(In Persian)

16. Moosavi, V. Vafakhah, M. Shirmohammadi, B. and Ranjbar, M. 2014. Optimization of wavelet-ANFIS and wavelet-ANN hybrid models by Taguchi method for groundwater level forecasting. Arabian Journal for Science and Engineering. 39(3): 1785-1796.

17.Morovati Sharif Abadi, A. and KhanchehMehr R. 2014 .Detecting the optimum structure of ANN using Taguchi experimental method. Journal of Industrial Management Perspective. 4(1): 121-142.(In Persian)

18. National Geoscience Database of Iran,/http://www.



Archive of SID
www.SID.ir