

## ارزیابی سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی و توابع انتقالی رگرسیونی در برآورد هدایت آبی اشباع خاک

یاسر حسینی<sup>1</sup>

دانشیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی مغان- دانشگاه محقق اردبیلی؛ [Y\\_hoseini@uma.ac.ir](mailto:Y_hoseini@uma.ac.ir)

دریافت: 1400/5/10 و پذیرش: 1400/9/29

### چکیده

اندازه‌گیری ویژگی‌های هیدرولیکی خاک مانند هدایت آبی اشباع خاک که از مهم‌ترین ویژگی‌های فیزیکی خاک می‌باشد. در این تحقیق از روش توابع انتقالی و سامانه استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS<sup>2</sup>) برای برآورد هدایت آبی اشباع خاک از بافت خاک استفاده شده است. ورودی‌های مدل شامل درصد رس، سیلت و شن خاک بود. برای ارزیابی عملکرد مدل از پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی (E)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R<sup>2</sup>) استفاده شد که برای مدل (ANFIS) به ترتیب 0/557 (میلی‌متر بر روز)، 0/627 (درصد)، 0/844 (میلی‌متر بر روز) و 0/997 به دست آمد. همچنین دقت توابع انتقالی، به ترتیب از مدل فرر-جولیا و همکاران (2004)، رزتا، دنی و پوکت (1994)، کاسبای و همکاران (1984)، پوکت و همکاران (1985) و کمپل و شوزاوا (1994) کاهش یافت. از میان روش‌های توابع انتقالی روش فرر-جولیا و همکاران (2004) با (R<sup>2</sup>=0/89) و خطای (میلی‌متر بر روز 2/1) (RMSE) از دقت بالاتری برخوردار بود. نتایج نشان‌داد سامانه استنتاج فازی-عصبی ANFIS نسبت به توابع انتقالی رگرسیونی از دقت بیشتری برخوردار می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: شبکه آبیاری و زهکشی، ویژگی‌های هیدرولیکی خاک، مدل فرر-جولیا

<sup>1</sup> نویسنده مسئول، آدرس: دانشگاه محقق اردبیلی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی مغان، گروه مهندسی و فناوری کشاورزی

<sup>2</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

## مقدمه

هدایت هیدرولیکی اشباع خاک در طراحی و امکان پذیر بودن فنی و اقتصادی پروژه های زه کشی نقش بسزائی دارد. اندازه گیری این ویژگی ها به دلیل نیاز به صرف هزینه و زمان زیاد و تغییر پذیری مکانی و زمانی فراوان آنها، اغلب با دشواری هایی همراه است، بنابراین استفاده از روش هایی که بتوانند این ویژگی ها را با استفاده از پارامترهای زود یافت خاک مانند بافت، کربن آلی و چگالی ظاهری با دقت مناسب تخمین بزنند، لازم به نظر می رسد. یکی از این روش ها، روش سامانه استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS) است. در گذشته، از مدل های ریاضی برای پیدا کردن رابطه بین ورودی ها و خروجی های یک فرآیند استفاده می شد. اما این رویکرد منطق کلاسیک نیاز به تعریف دقیقی از معادلات مدل ریاضی توصیف شده برای آن پدیده داشت. امروزه، اثبات شده است که در بسیاری از کاربردها روش منطق فازی (FL)<sup>1</sup> به عنوان یکی از راه حل های تحقق اهداف هوش مصنوعی (AI)<sup>2</sup> نسبت به چارچوب های ریاضی کلاسیک برتری دارند.

زیرا منطق فازی از نظر مفهومی بسیار ساده و انعطاف پذیر می باشد. در واقع به آسانی می توان یک سامانه فازی را برای حل یک مسئله پیچیده با استفاده از قوانین اگر - آنگاه سازماندهی نمود. شبکه عصبی مصنوعی، دیگر روشی است که با مدل سازی ارتباطات سیناپسی و ساختار نرونی مغز انسان، رویکردی برای پیاده سازی مصنوعی ویژگی های فیزیولوژیک مغز است. هر چند که شبکه های عصبی مصنوعی با مدل واقعی مغز فاصله زیادی دارند، اما توانایی این شبکه ها در کشف روابط غیرخطی میان داده های ورودی و استخراج مدل دینامیک غیرخطی حاکم بر داده ها قابل ملاحظه بوده و در مقایسه با مدل های مرسوم، این مدل ها به ورودی های کمتر و تلاش محاسباتی اندکی نیاز دارند. در بسیاری از تحقیقات انجام

شده برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی کلاسیک گزارش شده است (رحیمی و عباسپور، 2011). در واقع هر کدام از سامانه های فازی و شبکه های عصبی مصنوعی، دارای مزایا و نواقص هستند. سامانه فازی قادر به استفاده از زبان بشری می باشد و می تواند از تجربیات بشری و افراد متخصص و خبره استفاده کند در حالی که قادر به یادگیری نمی باشد. به عبارت دیگر با استفاده از داده های مشاهده ای نمی توان سامانه فازی را آموزش داد. اما شبکه های عصبی با استفاده از مجموعه داده ها، قابلیت خودآموزی دارند. در عین حال شبکه های عصبی غیر صریح هستند و قادر به استفاده از زبان بشری نمی باشند (کارتالوپوس، 2000). تحقیقاتی برای استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای مدل سازی هدایت آبی اشباع و منحنی مشخصه آب خاک صورت گرفته است و مشخص گردیده که با افزایش تعداد ورودی در شبکه عصبی مصنوعی، دقت برآوردها افزایش می یابد. به طوریکه RMSE برآورد هدایت آبی اشباع توسط شبکه عصبی مصنوعی با سه ورودی (درصد های شن، سیلت و رس) برابر 0/831 (میلی متر بر ساعت) و با چهار ورودی (درصد های شن، سیلت، رس و جرم مخصوص ظاهری) برابر با 0/775 (میلی متر بر ساعت) می باشد (شاپ و لیج، 1998؛ مارشال، 1958).

در تحقیقی دیگر به منظور برآورد هدایت آبی اشباع، مدل فرش سرپینسکی با معادله هدایت آبی ترکیب گردید، نتایج نشان داد که معادله هدایت آبی اشباع تعدیل شده مارشال برآوردهایی منطقی از هدایت آبی اشباع ماتریس و منافذ درشت خاک می دهد در این تحقیق، ضریب همبستگی بین مقادیر هدایت آبی اشباع برآورد شده و اندازه گیری شده توسط این محققین 0/89 به دست آمد (رالز، 2004). رضایی ارشد و همکاران (1391) از شبکه عصبی نوع پرسپترون چند لایه (MLP) و مدل های رگرسیونی حذف تدریجی متغیرها و گام به گام ورود متغیرها برای بسط این توابع برای تخمین هدایت آبی اشباع

1. Fuzzy logic

2. Artificial Intelligent

هدایت هیدرولیکی و تحلیل عدم قطعیت برآورد با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی چندگانه شامل منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی و نورو فازی استفاده نمود. نتایج این تحقیق نشان داد که نتایج مدل بیزین پراکندگی کمتری نسبت به سایر مدل‌ها داشته و خطای باقیمانده در مدل بیزین نسبت به سایر مدل‌ها کمتر است.

در مطالعه انجام یافته توسط بهمنش و رضایی (2015) به مقایسه و ارزیابی توابع انتقالی رگرسیونی و نروفازی به منظور برآورد هدایت هیدرولیکی اشباع خاک در قسمتی از دشت ارومیه پرداخته شد. نتایج بیانگر برتری مدل نروفازی نسبت به تابع رگرسیونی بوده و همچنین نشان داده شده که مدل نروفازی قادر است در بافت‌های خاک مختلف قدرت برآورد خود را با دقت بالا حفظ نماید. در رابطه با توانایی توابع رگرسیونی، محققینی توانایی سه تابع انتقالی رگرسیونی کمپل و شوزاوا (1994)، وان‌گونختن (1980) و وریکین (1990) را برای تعیین منحنی مشخصه آب خاک و هدایت آبی غیر اشباع خاک‌های شنی نیجر آزمودند. ایشان گزارش کردند تابع انتقالی کمپل و شوزاوا (1994) و وریکین (1990) هدایت آبی را کم برآورد می‌نماید (مانیام و همکاران، 2007). با توجه به قدرت پیش‌بینی فرایندها با استفاده از سامانه‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS) در چند سال اخیر، این سامانه‌ها در علوم مختلف به کار برده می‌شود. این نوع سامانه‌ها با بهره‌گیری از قدرت آموزش شبکه‌های عصبی و مزیت زبانی سامانه‌های فازی توانسته‌اند بسیار قدرتمند عمل نمایند (اکبر زاده و همکاران، 2009). با توجه به مطالب بیان شده، هدف اصلی از این تحقیق توسعه و ارزیابی مدل انفیس برای برآورد هدایت آبی اشباع خاک با استفاده از بافت خاک و مقایسه آن با توابع انتقالی رگرسیونی می‌باشد.

### مواد و روش‌ها

محدوده مورد مطالعه به وسعت 5181 هکتار بخشی از اراضی دشت فتحعلی در فاصله تقریباً 35 کیلومتری جنوب غربی شهرستان پارس آباد و 230 کیلومتری شمال

خاک با استفاده از چگالی ظاهری، تخلخل کل و درصد توزیع اندازه ذرات خاک استفاده نمودند. نتایج نشان داد که شبکه MLP با الگوریتم آموزشی بیزین با ضریب تعیین 0/7 و مجموع مربعات خطای 0/4 نسبت به مدل‌های رگرسیونی کارایی بهتری در تخمین هدایت آبی اشباع خاک دارد. در تحقیقی اصغری و همکاران (1398)، مقایسه‌ی دقت توابع انتقالی (PTFs) رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نروفازی را در برآورد هدایت آبی اشباع خاک‌های دریاچه‌ی ارومیه بررسی نمودند. نتایج نشان داد که تابع انتقالی با دو متغیر سیلت و جرم مخصوص ظاهری، بهترین تابع برای برآورد هدایت آبی اشباع خاک در منطقه‌ی مورد مطالعه است. همچنین مقایسه روش‌های مختلف نشان داد، توابع ANN به دلیل داشتن ضریب تعیین 0/65 و مجموع مربعات خطای 0/11 در مقایسه با توابع رگرسیونی و نروفازی، دقت بیشتری در برآورد هدایت آبی اشباع خاک در منطقه‌ی مورد مطالعه دارد.

در تحقیق دیگری حسن زاده و همکاران (1399)، روش میانگین‌گیری مدل بیزین (BMA) توسعه داده شده که شامل ترکیب مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و نروفازی در تخمین هدایت آبی و ارزیابی عدم قطعیت است را برای تخمین هدایت آبی اشباع آبخوان دشت ارومیه استفاده نمودند، نتایج نشان داد، مدل نروفازی نسبت به شبکه‌های عصبی و منطق فازی از دقت بیشتری در برآورد هدایت آبی اشباع برخوردار است. ندیری و یوسف زاده (2017) از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی ممدانی<sup>1</sup>، و منطق فازی سوگنو<sup>2</sup> و سیستم‌های استنتاج نروفازی تطبیقی، برای تعیین هدایت آبی دشت بناب استفاده نمودند. نتایج تحقیق ایشان نشان داد که روش نروفازی دارای کمترین ریشه میانگین مربعات خطا بود و از دقت بالاتری برخوردار بود. همچنین در تحقیق حسن زاده و همکاران (1399) از روش میانگین‌گیری مدل بیزین برای برآورد

1. Mamdani Fuzzy logic

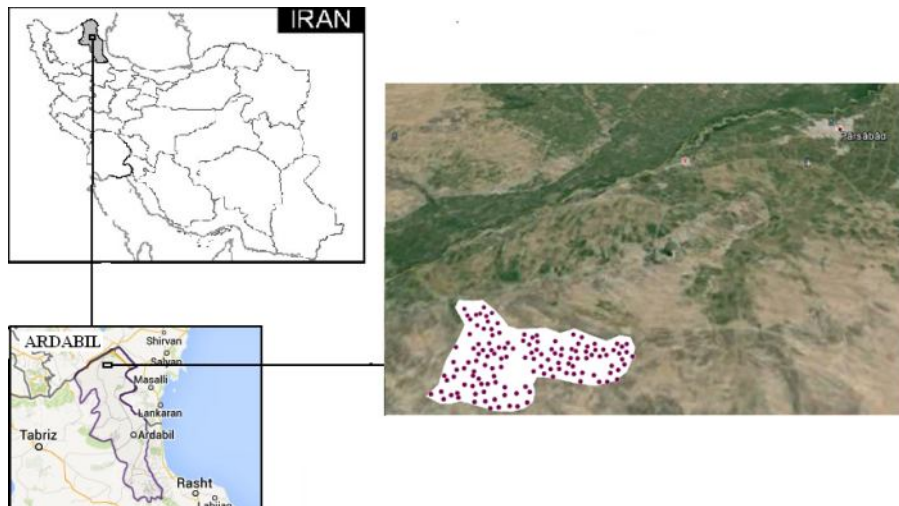
2. Sugeno Fuzzy logic

برداری در مثلث بافت خاک USDA نشان داده شده است.

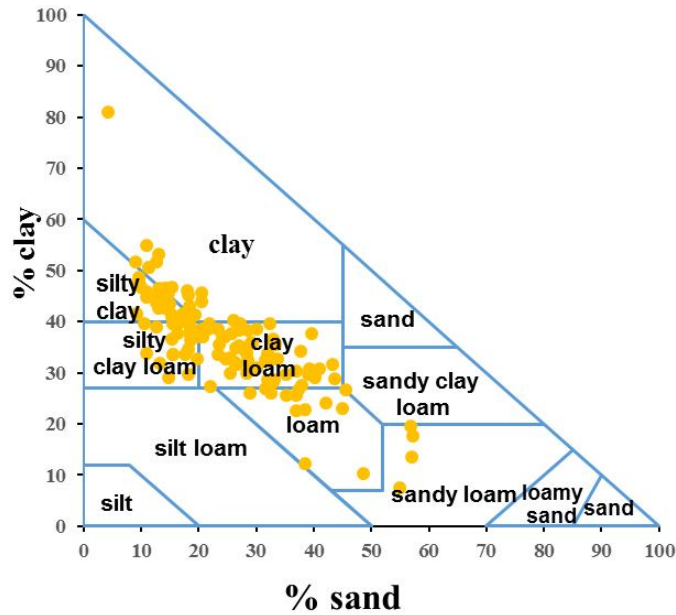
#### روش کار با دستگاه پرماتر گلف

دو نوع نفوذسنج تجارتي گلف وجود دارد. نوع اول برای خاک‌های با آبگذری بالا طراحی شده و نوع دوم برای خاک‌های با هدایت هیدرولیکی کم کاربرد دارد. آزمایش‌های گلف به وسیله دستگاه نفوذسنج گلف مدلی 2800k انجام گردید. برای انجام آزمایش‌ها چاهک‌هایی به عمق 25 سانتی‌متر و شعاع 5 سانتی‌متر حفر گردید. اندازه‌گیری دبی خروجی از دستگاه در بار آبی 5 و 10 سانتی‌متر اندازه‌گیری گردید. اندازه‌گیری تا زمانی ادامه داشت که افت سطح آب در چهار فاصله زمانی متوالی دو دقیقه‌ای مساوی گردد (رینولدز و الریک، 1985). پس از انجام آزمایش‌ها هدایت هیدرولیکی اشباع خاک به روش آنالیز دو عمقی گلف با استفاده از روابط زیر محاسبه گردید (رینولدز و همکاران، 1985). اگر دو عمق استغراق  $H_1$  و  $H_2$  در یک چاهک موجود باشد در نتیجه دو شدت جریان  $Q_1$  و  $Q_2$  به دست می‌آید.

غربی شهرستان اردبیل می‌باشد. ارتفاع اراضی 158 تا 254 متر از سطح دریا متغیر است. این منطقه با متوسط بارندگی سالانه 284/6 میلی‌متر و دمای متوسط سالانه 14/7 درجه سانتی‌گراد طبق روش آمبرژه اقلیم نیمه مرطوب معتدل و طبق روش دومارتن اقلیم نیمه خشک دارد. شکل (1) نمای دشت فتحعلی و نقاط نمونه‌برداری شده را نشان می‌دهد. ضرائب آبگذری خاک در منطقه مورد مطالعه جمعاً در 150 ایستگاه به روش پرماتر گلف، اندازه‌گیری شده است، که در این تحقیق از داده‌های 135 ایستگاه استفاده شده است. با بررسی آماری داده‌های فیزیکی خاک، مشخص شد که تغییرات میزان شن خاک بین 4/3 تا 57/3 با میانگین 24/9 درصد متغیر می‌باشد. میزان سیلت خاک بین 14/7 تا 56/3 با میانگین 38/9 درصد می‌باشد و همچنین میزان رس خاک بین 7/8 تا 81 درصد با میانگین 36/2 درصد متغیر است. دامنه تغییرات هدایت آبی 108/7 تا 166/6 میلی‌متر بر روز بامیانگین 131/2 میلی‌متر بر روز می‌باشد. دامنه زیاد تغییرات در پارامترهای فیزیکی خاک می‌تواند به دلیل محدوده وسیع مورد مطالعه باشد. در شکل (2)، بافت خاک نقاط نمونه



شکل 1- شمای دشت فتحعلی



شکل 2- محل قرارگیری نقاط در مثلث بافت خاک USDA

(3)

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

که در آن:  $X_{\text{norm}}$ : مقادیر نرمال شده،  $X$ : مقدار مشاهده شده،  $X_{\text{max}}$  و  $X_{\text{min}}$ : به ترتیب مقادیر ماکسیمم و مینیمم مشاهده شده است.

سامانه‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی

(ANFIS)

اساس ANFIS بر پایه‌ای از مجموعه داده‌های ورودی/خروجی یک سامانه استنتاج فازی (FIS) است. این سامانه بر پایه قوانین ترکیبی از سه قسمت توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی (فازی کردن)، قوانین فازی (پایگاه قواعد)، استنتاج مکانیزم (ترکیب قواعد با ورودی فازی) و مشخصه‌های خروجی و نتایج سامانه (غیر فازی سازی) است. اولین بار (چانگ، 1993) توانست از قدرت زبانی سامانه‌های فازی و آموزش شبکه‌های عصبی استفاده نماید و سامانه‌ای تحت عنوان سامانه‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه نماید، که این سامانه‌ها به سامانه‌های انفیس معروف شدند. غالباً سامانه‌های انفیس را با استفاده از یک سامانه فازی تاکاگی-

(1)

$$K_{fs} = G_2 Q_2 - G_1 Q_1$$

که در معادله بالا مقادیر  $G_1$  و  $G_2$  از روابط زیر محاسبه می‌گردند در معادلات  $C_1$  و  $C_2$  مقادیر متناسب با  $H_1$  و  $H_2$  هستند.

(2)

$$G_2 = \frac{H_1 C_2}{\pi [2H_1 H_2 (H_2 - H_1) + a^2 (H_1 C_2 - H_2 C_1)]}$$

$$G_1 = G_2 \left( \frac{H_2 C_1}{H_1 C_2} \right)$$

آماده‌سازی داده‌ها

تعداد کل داده‌های بدست آمده 135 عدد بود که از این داده‌ها 120 داده برای مرحله آموزش<sup>1</sup> مدل و 15 داده برای مرحله واریسی<sup>2</sup> مورد استفاده قرار گرفت. برای افزایش دقت و سرعت عملکرد مدل، داده‌ها در رنج [0-1] طبق رابطه (1) نرمال شدند (ساجی کومار و تانداوسوارا، 1999).

1. Training  
2. Checking

(9)

$$\mu A_i(x) = \exp\left[-\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^2\right]$$

لایه دوم: (گره‌های قاعده) هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند:

(10)

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y), \quad i = 1, 2$$

لایه سوم: خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است:

(11)

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2$$

لایه چهارم: (گره‌های نتیجه) در این لایه خروجی هر گره برابر است با

(12)

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (P_i x + q_i y + r_i)$$

لایه پنجم: (گره‌های خروجی) در این لایه هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی هاست):

(13)

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

آموزش این سامانه‌ها به این مفهوم است که با استفاده از داده‌های آموزشی پارامترهای غیرخطی مربوط به توابع عضویت فازی در لایه اول و پارامترهای خطی لایه چهارم طوری تعیین شوند که به ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل شود. روش آموزش هیبرید<sup>4</sup> یکی از مهم‌ترین روش‌های آموزش سامانه‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی می‌باشد. در این روش جهت آموزش در لایه اول از روش پسا انتشار خطا و در لایه چهارم سامانه از روش تخمین کمترین مربعات استفاده میشود (چانگ و سان، 1997).

سوگنو-کانگ (TSK)<sup>1</sup> به صورت ساختار شبکه‌ای پیش رونده به کار می‌برند. برای سادگی کار فرض می‌کنیم که سامانه فازی ما دو ورودی  $x$  و  $y$  دارد و خروجی آن  $z$  است. حال اگر قوانین به صورت زیر باشند:

(4)

*Rule 1: if  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$*

*then  $f_1 = P_1 x + q_1 y + r_1$*

(5)

*Rule 2: if  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$*

*then  $f_2 = P_2 x + q_2 y + r_2$*

اگر برای غیرفازی‌سازی (تبدیل خروجی نهایی سامانه به یک عدد کلاسیک) از روش میانگین مراکز استفاده کنیم خروجی به صورت زیر خواهد بود: ساختار معادل ANFIS که از پنج لایه تشکیل شده است به صورت زیر است (شکل 3):

(6)

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2$$

$$\bar{w}_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}, \quad \bar{w}_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2}$$

لایه اول: (گره‌های ورودی) در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت، مشخص می‌گردد:

(7)

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \text{ for } i = 1, 2$$

(8)

$$O_{1,i} = \mu B_i(y), \text{ for } i = 3, 4$$

تابع عضویت گوسین<sup>2</sup>  $\mu A_i(x)$  به صورت زیر بیان می‌گردد که در آن  $c_i$  و  $a_i$  مجموعه پارامتر (پارامترهای اولیه)<sup>3</sup> و  $x$  ورودی گره  $i$  ام می‌باشد.

<sup>1</sup>. Takagi - Sugeno - Kang

<sup>2</sup>. Gaussian membership function

<sup>3</sup>. premise parameters

<sup>4</sup>. Hybrid Learning

ارزیابی عملکرد مدل

(16)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q_i - P_i|$$

(17)

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})(Q_i - \bar{Q}) \right]^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2}$$

(18)

$$nRMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - P_i)^2} \times \frac{100}{Q_i}$$

معیارهای مختلفی برای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی وجود دارد که به‌طور عمده بر اساس اختلاف بین خروجی‌های پیش‌بینی شده و خروجی‌های مطلوب و واقعی استوارند. برای ارزیابی عملکرد مدل از پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، مجذور میانگین مربعات خطای نرمال شده (nRMSE)، درصد خطای نسبی ( $\varepsilon$ )، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) استفاده شد:

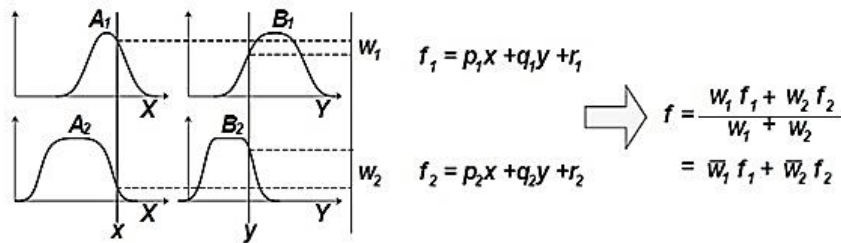
(14)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - P_i)^2}$$

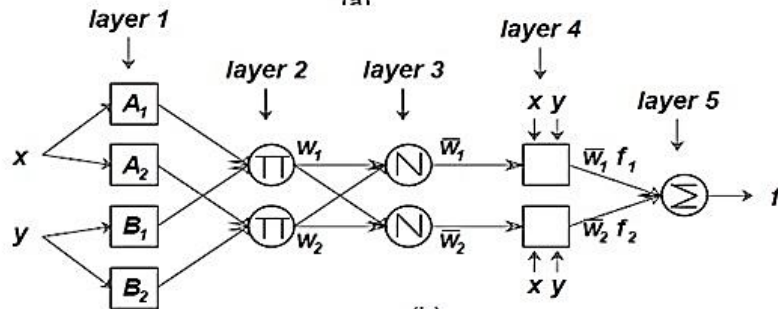
(15)

$$\varepsilon = \frac{100\%}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Q_i - P_i}{Q_i} \right|$$

در روابط فوق، N: تعداد نمونه،  $P_i$ : مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل،  $Q_i$ : مقادیر واقعی،  $\bar{P}$ : میانگین مقادیر پیش‌بینی شده،  $\bar{Q}$ : میانگین مقادیر واقعی می‌باشد (جاکوویلز، 1997).



(a)



(b)

شکل 3- (a): مدل فازی مرتبه اول سوگنو، (b): ساختار انفیس (چانگ، 1993)

## توابع انتقالی رگرسیونی

در این تحقیق جهت برآورد میزان هدایت آبی اشباع خاک با استفاده از بافت خاک از توابع انتقالی پوکت و همکاران (1985)، دنی و پوکت (1994)، کمپل و شوزاوا (1994)، فرر-جولیا و همکاران (2004)، کاسبای و همکاران (1984) و همچنین نرم افزار رزتا استفاده گردید. در روابط 19 تا 23 هر یک از توابع انتقالی ذکر شده بیان شده است.

پوکت (19)

$$K_s (mm/h) = 156.96 \times \exp(-0.1975 Clay)$$

کاسبای (20)

$$K_s (mm/h) = 303.84 \times \exp(-0.144 Clay)$$

دنی (21)

$$K_s (mm/h) = 54 \times \exp(-0.07 Sand - 0.167 Clay)$$

کمپل (22)

$$K_s (mm/h) = 156.96 \times \exp(-0.1975 Clay)$$

فرر-جولیا (23)

$$K_s (m/s) = 7.055556 \times 10^{-6} \cdot (10^{[-0.6 + 0.0126(Sand) - 0.0064(Clay)])}$$

## نتایج و بحث

## تخمین هدایت آبی اشباع با استفاده از مدل انفیس

در این تحقیق، مدل انفیس با سه ورودی درصد شن، سیلت و رس و خروجی هدایت آبی اشباع خاک در نرم افزار MATLAB (Version 7.12.0) و در قسمت Fuzzy Logic Toolbox انجام شد. شکل (4) ساختار مدل را نشان می‌دهد. برای توابع عضویت متغیرهای ورودی از تابع عضویت گوسین و متغیرهای زبانی پایین (Low)، متوسط (Medium) و بالا (High) استفاده شد (شکل 5). این مدل شامل 27 قانون است. همچنین این مدل دارای 78 گره، 108 پارامتر خطی (در لایه دوم)، 18 پارامتر غیرخطی (در لایه اول) و در کل شامل 126 پارامتر می‌باشد. برای آموزش سامانه استنتاج فازی از روش هیبرید استفاده شد. شکل (6) رابطه بین مجذور میانگین مربعات خطا و تکرارها را برای مراحل آموزش و واری

نشان می‌دهد. شکل (7) نتایج خروجی مدل فازی انفیس به صورت نمودارهای سه بعدی برحسب پارامترهای ورودی و خروجی می‌باشد که بیانگر تأثیر تغییرات پارامترهای ورودی (شن، سیلت، رس) بر خروجی مدل (Ks) است. برای آموزش شبکه از روش هیبرید استفاده گردید. در این روش ورودی‌های مدل برای تعیین قوانین در لایه اول مورد استفاده قرار می‌گیرند و روش‌های مختلفی برای انتخاب قوانین در اختیار می‌باشد (اقیل و همکاران، 2007؛ ایلماز، 2001). همچنین داده‌ها، جهت استفاده در این سامانه می‌بایست نرمال گردند، زیرا تحقیقات نشان داده‌اند که داده‌هایی که نرمالیزه گردند، در کاربرد در منطق فازی نتایج بهتری را خواهند داشت (لوک و همکاران، 2000). محققین بسیاری روش RMSE و MAE را برای ارزیابی دقت مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی و منطق فازی ارائه داده‌اند. (فینل و همکاران، 2001، گکسکلو، 2002، کاراکس و همکاران، 2006).

جدول (1) خصوصیات مدل انفیس و ارزیابی آنرا بر اساس پارامترهای آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی (ε)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R<sup>2</sup>) ارائه می‌کند. در مدل انفیس پس از آنکه آموزش شبکه کامل شد مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) به مقادیر 0/55 و 0/032 (میلی‌متر بر روز) به ترتیب در مرحله آموزش و واری در دومین تکرار رسید. همان‌طور که در جدول (1) مشخص است، مقدار R<sup>2</sup> در مدل انفیس برابر 0/99 و مقدار RMSE برابر 0/032 (میلی‌متر بر روز) می‌باشد. همچنین nRMSE مدل برابر 0/6 برآورد شده است که بر اساس طبقه بندی جیمسون و همکاران (1991)، از آنجا که مقدار مجذور میانگین مربعات خطای نرمال شده مدل انفیس کمتر از 10 درصد می‌باشد، لذا مدل با درجه "عالی" قادر به پیشبینی مقادیر هدایت آبی بوده است. بر اساس تحقیق ایشان اگر نتایج مقدار مجذور میانگین مربعات خطای نرمال شده مدل بین 10 تا 20 درصد باشد، "خوب" و اگر بین 20 تا 30 درصد باشد "متوسط" و اگر بیش از 30 درصد باشد،

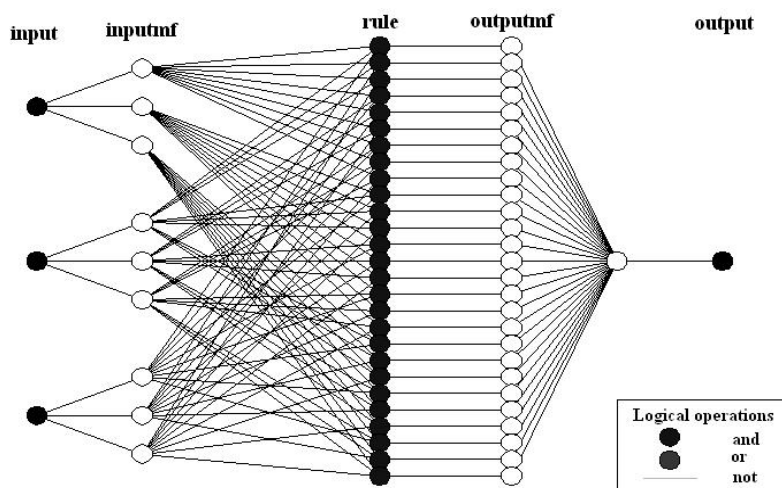


کمتر از مقادیر ضریب تبیین حاصل از این تحقیق می‌باشد. در مطالعه دیگری نیز مقدار  $R^2$  برابر 0/95 و مقدار RMSE برابر 0/44 میلی‌متر بر ساعت برآورد شده است که نزدیک به نتایج این تحقیق می‌باشد (ندرلو و همکاران، 2012). در شکل (8) نمودار پراکندگی نتایج حاصل از مدل انفیس حول خط یک به یک نشان داده شده است که نشان‌دهنده دقت بالای مدل انفیس در تخمین هدایت آبی اشباع خاک با استفاده از بافت خاک است.

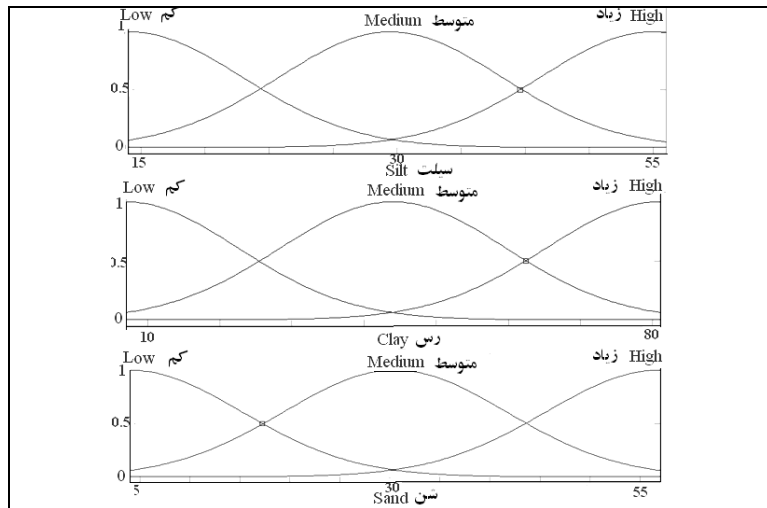
"ضعیف" طبقه‌بندی می‌گردد. که حاکی از توانایی مدل انفیس در ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی و نزدیکی آن نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده است. این مقدار از مطالعات اقیار و همکاران (2007) که مقدار RMSE برابر 0/4 میلی‌متر بر ساعت و  $R^2$  را برابر 0/6 برآورد نموده‌اند بسیار دقیق‌تر می‌باشد. همچنین در تحقیق اصغری و همکاران (1398) و حسن زاده و همکاران (1399) نیز مقادیر ضریب تبیین را در حدود 0/65 برآورد نمودند که

جدول 1- ارزیابی مدل انفیس بر اساس پارامترهای آماری

نوع تابع عضویت		تعداد پارمترها		روش خطی سازی	RMSE (mm/d)	nRMSE (%)	$\epsilon$ (%)	MAE (mm/d)	$R^2$
ورودی	خروجی	ورودی	تکرار	هیبرید	0/032	0.6	0/627	0/18	0/997
گوسی	خطی	3	30						



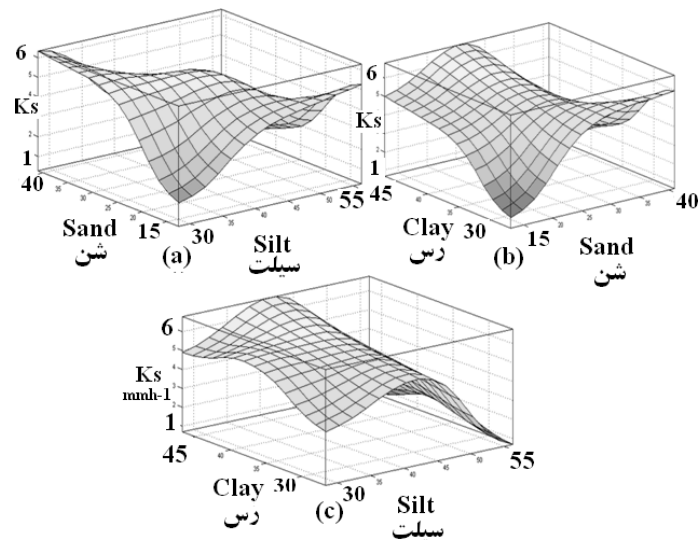
شکل 4- ساختار مدل انفیس برای برای برآورد هدایت آبی اشباع خاک با استفاده از بافت خاک



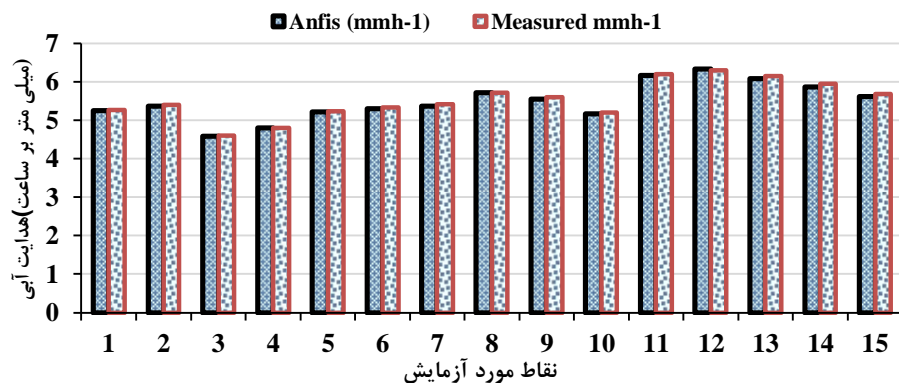
شکل 5- توابع عضویت متغیرهای ورودی: درصد شن، سیلت رس



شکل 6- تعداد اپاکها در مقابل مجذور میانگین مربعات خطا برای آموزش و واری دادهها



شکل 7- هدایت آبی اشباع خاک در مقابل: (a): درصد شن و سیلت, (b): درصد شن و رس, (c): درصد رس و سیلت



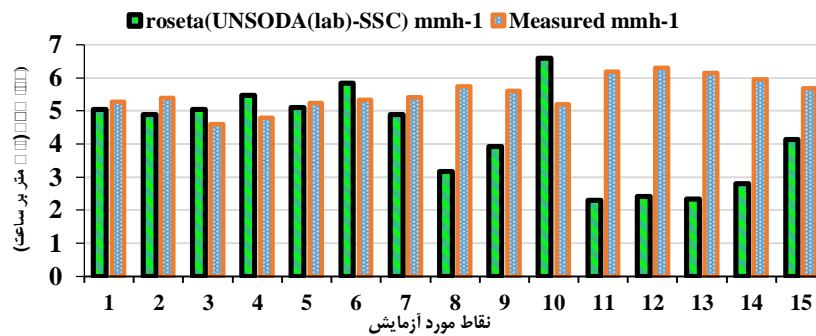
شکل 8- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل انفیس

مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌گردد. در نقطه مقابل مدل‌های پوکت و همکاران (1985) و دین و پوکت (1994) که درصد میزان رس را ملاک برآورد هدایت آبی اشباع قرار داده‌اند میزان هدایت آبی اشباع را در خاک‌های با بافت درشت‌تر کمتر برآورد می‌نمایند. البته تابع دین و پوکت (1994) به دلیل لحاظ کردن ضریب بیشتر در معادله خود نسبت به تابع دین و پوکت (1994) کمی نتایج را به مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک‌تر ساخته است. مدل رزتا نیز توانست برآورد خوبی از مقادیر هدایت آبی اشباع داشته باشد که علت آن بانک اطلاعاتی کامل موجود در این نرم‌افزار می‌باشد. از آنجا که بانک اطلاعاتی مورد استفاده در این نرم افزار بیشتر دارای بافت متوسط می‌باشد، لذا همان‌طور که در شکل (9) نشان داده شده است، این مدل میزان هدایت آبی اشباع خاک‌هایی که در محدوده کلی- لوم قرار می‌گیرند را بهتر برآورد می‌نماید. از میان روابطی که درصد شن و رس را هم‌زمان در برآوردها لحاظ می‌نمایند، نتایج در رابطه با مدل کمپل و شوزاوا (1994) و کاسبای و همکاران (1984) نشان‌داد که برخلاف مدل کمپل و شوزاوا (1994) که میزان هدایت آبی را بسیار کمتر از مقادیر واقعی برآورد می‌نماید، روش کاسبای و همکاران (1984) دارای برآوردی بیش‌تر از مقدار واقعی می‌باشد و با بررسی نتایج حاصل از این روش مشخص می‌گردد که نسبت مقادیر برآورد شده به این روش به مقادیر واقعی از رابطه  $Y=0.1365X+0.36$  با

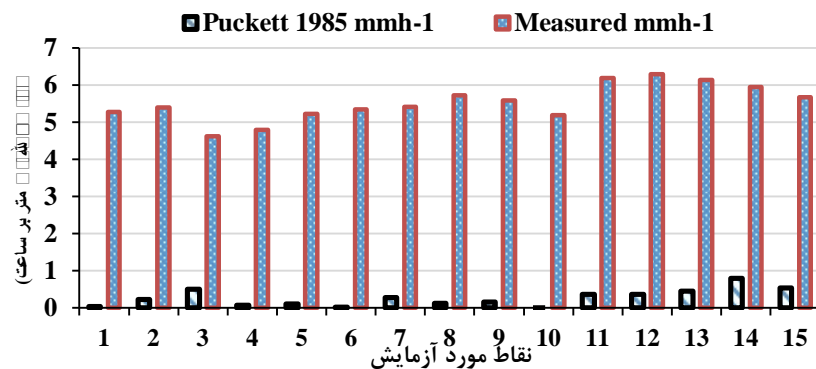
تخمین هدایت آبی اشباع با استفاده از توابع انتقالی شکل‌های (9) الی (14) میزان دقت توابع انتقالی مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل (9) مشخص است در مدل رزتا میزان هدایت آبی برآورد شده کمتر از مقادیر اندازه‌گیری شده می‌باشد که با تحقیق سالازار و همکاران (2008) هم‌خوانی دارد در تحقیق ایشان، جریان زهکشی با استفاده از هدایت آبی اشباع برآورد شده با توابع انتقالی رزتا (با ماهیت شبکه عصبی مصنوعی) ارزیابی گردید و مشخص گردید، هدایت آبی برآورد شده توسط رزتا، 15 درصد هدایت آبی اندازه‌گیری شده در شرایط آزمایشگاهی می‌باشد. جدول (2) پارامترهای آماری توابع انتقالی را نشان می‌دهد. با توجه به جدول (2) و بررسی پراکندگی نقاط در اطراف خط یک به یک و محک‌های آماری انجام شده می‌توان مشاهده کرد که دقت برآورد توابع انتقالی به ترتیب از مدل انفیس، فر-جولیا و همکاران (2004)، رزتا، دین و پوکت (1994)، کاسبای و همکاران (1984)، پوکت و همکاران (1985) و کمپل و شوزاوا (1994)، کاهش می‌یابد. از میان روش‌های توابع انتقالی روش فر-جولیا و همکاران (2004) از دقت بیش‌تری برخوردار می‌باشد و باید توجه داشت که در این مدل، مبنا میزان درصد شن موجود در خاک است. همان‌طور که در شکل (13) نشان داده شده است، در شرایطی که خاک دارای مقادیر بیش‌تری از نسبت شن است، برآوردهای فر-جولیا و همکاران (2004) به

(2004) و رزتا، مقدار هدایت آبی اشباع را کمتر از مقادیر واقعی نشان می‌دهند (واگنر و همکاران، 2001) که با نتایج حاصل از این تحقیق همخوانی دارد. همانطور که نتایج جدول (2) نشان می‌دهد، مقادیر به دست آمده برای مجذور میانگین مربعات خطای نرمال شده بر اساس طبقه بندی جیمسون و همکاران (1991)، کلیه مدل‌ها برآوردی بیش از 30 درصد را به دست آورده‌اند که نشان دهنده ضعیف بودن پیش‌بینی مدل‌های توابع انتقالی است.

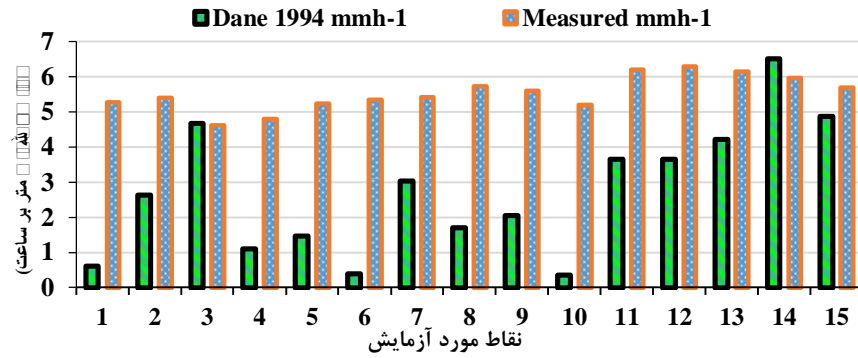
$R^2=0.97$  پیروی می‌نماید که در این رابطه X مقدار اندازه گیری شده هدایت آبی اشباع به روش کاسبای و همکاران (1984) و Y مقدار ضریب اصلاحی مربوط برای تبدیل آن به مقدار اندازه‌گیری شده می‌باشد. همان‌طور که از نتایج مشخص است بیشتر مدل‌ها، میزان هدایت آبی اشباع را کمتر از مقدار واقعی برآورد نموده‌اند و این می‌تواند به دلیل در نظر نگرفتن ساختمان خاک در برآورد توسط مدل‌ها باشد. در تحقیق دیگری نیز نشان داده شده است که تابع کمپل و شوزاوا (1994)، فرر-جولیا و همکاران



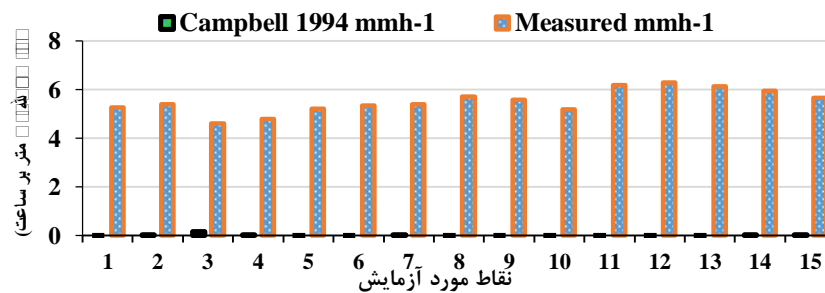
شکل 9- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل رزتا



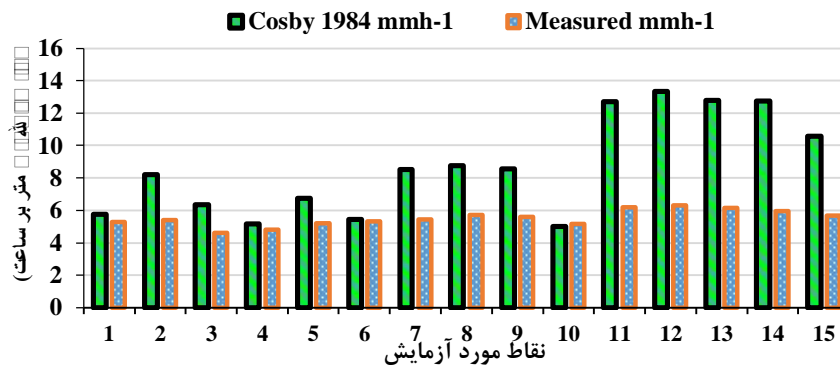
شکل 10- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل پوکت



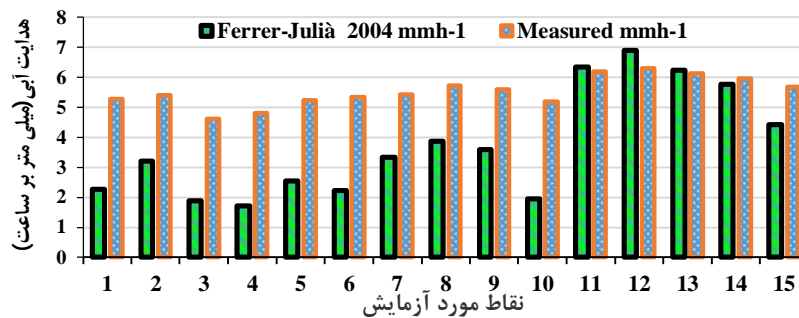
شکل 11- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل دین



شکل 12- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل کمپل



شکل 13- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل کاسبی



شکل 14- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هدایت آبی با استفاده از مدل فرر - جولیا

جدول 2- ارزیابی توابع انتقالی بر اساس پارامترهای آماری

تابع انتقالی	RMSE(mm/d)	nRMSE (%)	$\epsilon$ (%)	MAE(mm/d)	R <sup>2</sup>
Cosby 1984	4/05	73.3	55/4	1/61	0/8
Ferrer-Julià	2/1	38	35/8	1/27	0/89
Campbell 1994	5/5	98	99/3	2/34	0/21
Dane 1994	3/2	57.2	52/6	1/6	0/18
Puckett 1985	5/2	93	95/1	2/28	0/16
Roseta	2/1	37.5	28/2	1/15	0/72

### نتیجه گیری

استنتاج فازی - عصبی (ANFIS) به خاطر ساختار ساده و استفاده از قواعدی که بر پایه داده‌های اندازه‌گیری شده، نوشته شده و همچنین ایجاد یک رابطه خطی تر بین داده‌های ورودی و خروجی توانسته برآورد دقیق‌تری از هدایت آبی اشباع با استفاده از بافت خاک داشته باشد.

### تشکر و قدردانی

این مقاله با حمایت معاونت محترم پژوهشی دانشگاه محقق اردبیلی طی قرارداد طرح شماره 22343، تهیه شده است و از ایشان تشکر و قدردانی می‌گردد.

در این تحقیق از سامانه استنتاج فازی - عصبی (ANFIS) و توابع انتقالی رگرسیونی برای برآورد هدایت آبی اشباع خاک استفاده شد. برای ارزیابی این مدل‌ها از پارامترهای آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی ( $\epsilon$ )، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) استفاده گردید. نتایج نشان داد سامانه استنتاج فازی - عصبی (ANFIS) نسبت به توابع انتقالی رگرسیونی از دقت بالاتری برخوردار است. لذا سامانه

### فهرست منابع:

1. اصغری، ش.، و حاتم وند، م.، و حسنیورکاشانی، م. (1398). اشتقاق توابع انتقالی برای برآورد هدایت هیدرولیکی اشباع خاک در شمال غرب دریاچه ارومیه. پژوهش‌های فرسایش محیطی، 9(3 (پیاپی 35))، 102-118.
2. حسن زاده، ی.، معظم نیا، م.، صادق فام، س. و، ندیری. 1398. تخمین هدایت هیدرولیکی و ارزیابی عدم قطعیت بین مدل‌ها و داده‌های ورودی توسط متوسط‌گیری بیزین از مدل‌های هوش مصنوعی. نشریه مهندسی عمران امیرکبیر. 52(9):1-13.
3. رضایی ارشد، ر. صیاد، غ. مظلوم، م. شرفا، م. و م. جعفرنژادی. 1391. مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی برای پیش‌بینی هدایت آبی اشباع خاکهای استان خوزستان، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک، 6(60): 107-117.
4. Agyare, W. A., Park, S. J. and P. L. G. Vlek. 2007. Artificial neural network estimation of saturated hydraulic conductivity. Vadose Zone Journal, 6(2): 423-431.
5. Akbarzadeh, A., Mehrjardi, R.T., Rouhipour, H., Gorji, M. and H.G. Rahimi. 2009. Estimating of soil erosion covered with rolled erosion control systems using rainfall simulator (neuro-fuzzy and artificial neural network approaches). Journal of Applied Science Research, 5 (5): 505-514.

6. Aqil, M., Kita, I., Yano, A. and S. Nishiyama. 2007. A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behavior of runoff, *Journal of Hydrology*, 337 (1-2): 22–34.
7. Campbell, G.S. and S. Shozawa. 1994. Prediction of hydraulic properties of soils using particle-size distribution and bulk density data. *Proceedings of International Workshop on Indirect Methods*. University Of California, 30: 211–223.
8. Cosby, B. J., Hornberger, G. M., Clapp, R. B. and T. R. Ginn. 1984. A statistical exploration of the relationship of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resources Research*, 20 (6): 682-690.
9. Gokceoglu, C. 2002. A fuzzy triangular chart to predict the uniaxial compressive strength of the Ankara agglomerates from their petrographic composition. *Engineering Geology*, 66: 39–51.
10. Dane, J.H. and W. Puckett. 1994. Field soil hydraulic properties based on physical and mineralogical information. p. 389-403. In: M.Th. van Genuchten et al. (eds) *Proceedings of the International workshop on indirect methods for estimating the hydraulic properties of unsaturated soils*. Univ. of California, Riverside, CA.
11. Elrick, D.E., Reynolds, W.D., Tan, K.A. 1989. Hydraulic conductivity measurements in the unsaturated zone using improved well analyses. *Ground water monitoring*, 9:184-193.
12. Ferrer-Julíà, M., Estrela Monreal, T., Sánchez Del Corral Jiménez, A. and E. García Meléndez. 2004. Constructing a saturated hydraulic conductivity map of Spain using pedotransfer functions and spatial prediction. *Geoderma*, 123: 275-277.
13. Finol, J., Guo, Y.K. and X.D. Jing. 2001. A rule based fuzzy model for the prediction of petro physical rock parameters, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 29: 97–113.
14. Jacovides, C.P. 1997. Reply to comment on Statistical procedures for the evaluation of evapotranspiration models. *Agricultural Water Management*, 3: 95-97.
15. Jang, J. S. R. 1993. ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, *IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23 (3): 665–683.
16. Jamieson, P.D., Porter, J.R. and D.R. Wilson. 1991. A test of the computer simulation model ARC-WHEAT1 on wheat crops grown in New Zealand. *Field Crops Res.* 27: 337–350.
17. Jang, J. S. R. and C. T. Sun. 1997. Neuro-Fuzzy Modeling and Control, *Proceedings of the IEEE*, 83 (3): 378-406.
18. hassanzadeh, y., Moazamnia, M., Sadeghfam, S., Nadiri, A. A. 2020. Hydraulic conductivity and uncertainty analysis of between-models and input data by using Bayesian model averaging of artificial intelligence model. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*. 52(9):2171-2190.
19. Karakus, M. and B. Tutmez. 2006. Fuzzy and multiple regression modelling for evaluation of intact rock strength based on point load, Schmidt hammer and sonic velocity, *Rock Mech. Rock Eng.* 39 (1): 45–57.
20. Karatalopoulos, S. V. 2000. *Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic- Basic Concepts and Applications*; Prentice Hall, New-Delhi, India.
21. Luk, K. C., Ball, J. E. and A. Sharma. 2000. a study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting, *Journal of Hydrology*, 227: (1-4): 56–65.
22. Marshal, T. J. 1958. A relationship between permeability and size distribution of pores. *Soil Science*, 9:1-8.
23. Manyam, C., Morgan, C. L., Heilman, J. L., Fatondji, D., Gerard, B. and W.A. Payne. 2007. Modeling hydraulic properties of sandy soils of Niger using pedotransfer functions. *Geoderma*, 141: 407 – 415.

24. Nadiri, A.A., Yousefzadeh, S. 2017. A Comparison of the Performance of Artificial Neural Network, Fuzzy Logic and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems Models in the Estimation of Aquifer Hydraulic Conductivity. A Case Study: Maraghe-Bonab Aquifer, *Hydrogeomorphology*, 3(10): 21-40.
25. Naderloo, L., Alimardani, R., Omid, M., Sarmadian, F., Javadikia, P., Yaser Torabi, M. and F. Alimardani. 2012. Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs. *Measurement*, 45: 1406-1413.
26. Puckett, W. E., Dane, J. H. and B. F. Hajek. 1985. Physical and mineralogical data to determine Soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 49: 831-836.
27. Rawls, W. J. 2004. Pedotransfer functions for the United States. *Developments in Soil Science*, 30: 437-447.
28. Reynolds, W.D., Elrick, D.E., Clothier, B.E. 1985. The constant head well permeameter Effect on unsaturated flow. *Soil Science*. 139(2): 172-18.
29. Reynolds, W.D., Elrick D.E. 1985. In situ measurement of field saturated hydraulic conductivity sorpitivity a parameter using Guelph permeameter. *Soil science*. 140 (4): 292-302.
30. Rahimi-Ajdadi, F. and Y. Abbaspour-Gilandeh. 2011. Artificial neural network and stepwise multiple range regression methods for prediction of tractor fuel consumption. *Measurement*, 44 (10): 2104-2111.
31. Sajikumar, N. and B.S. Thandaveswara. 1999. A nonlinear rainfall-runoff model using artificial neural networks, *Journal of Hydrology*, 216: 32-55.
32. Schaap, M. G. and F. J. Leij. 1998. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research*, 47: 37-42.
33. Salazar, O., Westrom, I. and A. Joel. 2008. Evaluation of Drain mod using saturated hydraulic conductivity estimated by a pedotransfer function model. *Journal of Agricultural Water Management*, 95: 1135 – 1143.
34. Wagner, B., Tarnawski, V. R., Hennings, V., Müller, U., Wessolek, G. and R. Plagge. 2001. Evaluation of pedo-transfer functions for unsaturated soil hydraulic conductivity using an independent data set. *Geoderma*.102: 275-297.
35. Van Genuchten, M.T. 1980. A closed form equation for predicting the hydraulic conductivity of soils. *Soil Sci. Soc. Amer. J*, 44: 892-898.
36. Vereecken, H., Maes, J. and J. Feyen, 1990. Estimating unsaturated hydraulic conductivity from easily measured soil property. *Soil Science*, 149: 1-12.
37. Yilmaz, I. and O. Kaynar, 2011. Multiple regressions, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils. *Expert Systems with Applications*. 38(5): 5958–5966.



## Evaluation of Adaptive Neuro Fuzzy Inference System and Regression-Based Pedo Transfer Functions for Estimating Saturated Hydraulic Conductivity

Y. Hoseini<sup>1</sup>

Assistance Professor, Faculty of Agriculture and Environmental Science, University of Mohaghegh, Ardabili, Iran; E-mail: Y\_hoseini@uma.ac.ir

Received: August, 2021, and Accepted: December, 2021

### Abstract

Measurement of soil hydraulic properties such as soil saturated hydraulic conductivity is one of the most important physical properties of soil. In this study, adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) and pedo-transfer functions (PTFs) are used to estimate soil saturated hydraulic conductivity. The model inputs included soil texture, the percent of silt, clay, and sand. To evaluate the performance of the model, parameters of root mean square error (RMSE), percentage of relative error ( $\epsilon$ ), mean absolute error (MAE) and the coefficient of determination ( $R^2$ ) were used, which for (ANFIS) model were determined as 0.557, 0.627%, 0.844, and 0.997, respectively. Accuracy of PTFs methods decreased from Ferrer-Julià (2004), Roseta (UNSODA(lab)-SSC), Dane (1994), Cosby (1984), Puckett (1985), and Campbell (1994). Among PTFs methods, Ferrer-Julià (2004) had more accuracy with a regression coefficient of ( $R^2 = 0.89$ ) and (RMSE = 2.1). Performance evaluation of the models showed that the ANFIS model compared with PTFs was able to predict soil hydraulic conductivity with more accuracy.

**Keywords:** Irrigation and Drainage Networks, Soil hydraulic properties, Ferrer-Julià method

---

<sup>1</sup> Corresponding author: Agricultural engineering & Technology Department, Moghan Faculty of Agriculture and Environmental Science - University of Mohaghegh Ardabili