

تولید ضرایب پاسخ آبخوان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

عباس افشار و سعید علیمحمدی

چکیده: جهت تبدیل معادلات دیفرانسیلی جریان در محیط متخلخل به معادلات قابل حل در مدل‌های بهینه‌سازی معمولاً از دو روش درون‌گذاری و ماتریس پاسخ واحد استفاده می‌شود. در این میان استفاده از روش دوم به دلایل متعددی بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. در این روش لازم است ابتدا به کمک یک مدل شبیه‌سازی پارامترگسترده، ضرایب پاسخ واحد در بازه‌های زمانی و مکانی مورد نیاز تولید گردیده و سپس از این ضرایب برای برآورد رفتار سیستم و محاسبه افت آبخوان در مدل‌های مدیریتی استفاده شود. برای تولید ضرایب پاسخ واحد با استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی لازم است زمان زیادی صرف کالیبراسیون مدل شبیه‌سازی و تولید ضرایب پاسخ گردد. در این مقاله روشی جهت تولید این ضرایب بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شده است. جهت آموزش شبکه‌های عصبی مورد بررسی، ترکیبات مختلفی از مختصات مکانی چاه پمپاژ، فاصله چاه پمپاژ و چاه مشاهداتی، و هدایت هیدرولیکی چاه پمپاژ در نظر گرفته شد و ملاحظه گردید که تنها با استفاده از مختصات مکانی چاه‌های پمپاژ می‌توان ضرایب پاسخ را با دقت کافی تولید نمود. جهت ارزیابی نتایج در این مطالعه از یک آبخوان فرضی استفاده شده است و ضرایب پاسخ آن به سه روش تولید و با هم مقایسه شده‌اند. این روشها عبارتند از: روش معمول استفاده مکرر از یک مدل شبیه‌سازی، استفاده از یک مدل رگرسیونی چندگانه، و شبکه‌های عصبی مصنوعی. نتایج حاصل حاکی از دقت بالای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و عملکرد ضعیف روش رگرسیونی در تولید ضرایب پاسخ آبخوان برای مجموعه‌ای ثابت از داده‌های موجود می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ماتریس پاسخ واحد، شبکه‌های عصبی مصنوعی، آبخوان

۱. مقدمه

معادلات جبری همزمان تبدیل شده، و به صورت قیدهایی بطور مستقیم وارد مدل بهینه‌سازی می‌شود. مدلی که به این ترتیب حاصل می‌گردد، معمولاً بسیار بزرگ و گاه غیر خطی می‌باشد و حل آن مشکلات فراوانی به همراه دارد. در مقابل در روش ماتریس پاسخ واحد، آبخوان در ابتدا با استفاده از یک مدل شبیه‌سازی پارامتر توزیعی^۴ تحلیل شده و سپس ضرایب پاسخ واحد آبخوان تولید می‌گردند. در ادامه این ضرایب در معادله افت - پمپاژ که یک رابطه خطی است قرار گرفته و وارد مدل بهینه‌سازی می‌شوند. اگر تابع هدف و سایر قیدها نیز خطی باشند، مدل حاصل یک مدل برنامه‌ریزی خطی^۵ خواهد بود. رابطه خطی بین افت تراز آب و دبی پمپاژ، در آبخوان‌های تحت فشار کاملاً خطی است. در سایر آبخوانها، چنانچه تغییرات تراز آبخوان در مقایسه با ضخامت لایه اشباع اندک باشد، تقریباً خطی است [۲].

استفاده از مدل‌های ریاضی جهت شبیه‌سازی و بهینه‌سازی سیستم‌های آب زیر زمینی در دو دهه اخیر رشد چشمگیری داشته است. نظر به اینکه جریان در محیط متخلخل از یک معادله دیفرانسیلی جزئی (معادله بوسینسک^۱) تبعیت می‌نماید، نمی‌توان آن را بطور مستقیم در مدل‌های بهینه‌سازی داخل نمود. بدین منظور معمولاً از دو روش: ۱- روش درون‌گذاری^۲، و ۲- روش ماتریس پاسخ واحد^۳ استفاده می‌گردد [۱]. در روش درون‌گذاری، معادله دیفرانسیلی جریان با استفاده از یک روش عددی به مجموعه‌ای از

مقاله در تاریخ ۱۳۸۳/۱/۱۹ دریافت شده و در تاریخ ۱۳۸۴/۷/۳ به تصویب نهایی رسیده است.

دکتر عباس افشار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

A_Afshar@just.ac.ir

دکتر سعید علیمحمدی، دانشکده مهندسی آب، دانشگاه شهید عباسپور.

Alimohammadi@pwut.ac.ir

⁴ Distributed parameter simulation model

⁵ Linear programming model

¹ Bossinesque equation

² Embedding method

³ Unit response matrix method

با مشابه سازی انتقال جریان در محیط متخلخل و انتقال دما در یک جسم جامد، از حل معادله ۱ رابطه زیر بین افت تراز و دبی پمپاژ آبخوان به دست می آید [۳،۴،۵]:

$$S_{k,n} = \sum_{p=1}^n \sum_{j=1}^J \beta_{k,j,n,p} \cdot q_{j,p} \quad (2)$$

که در آن :

$S_{k,n}$: افت تراز آبخوان در سلول (چاه) k ام در پایان n امین دوره زمانی،

$\beta_{k,j,n,p}$: ضریب پاسخ واحد که عبارت است از افت واحد در سلول (چاه) k ام در پایان n امین دوره زمانی، در اثر پمپاژ واحد در سلول (چاه) j در طی دوره زمانی p ،

$q_{j,p}$: عبارت است از حجم آب پمپاژ شده از سلول (چاه) j در طی دوره زمانی p ،

J : تعداد کل سلولهای پمپاژ.

رابطه فوق، رابطه اصلی روش ماتریس پاسخ واحد است. کار اصلی در این روش تولید ضرایب β است. روش معمول برای تولید این ضرایب استفاده مکرر از یک مدل شبیه سازی پارامتر گسترده می باشد. مدل های شبیه سازی مختلفی جهت مدلسازی پارامتر گسترده سیستم های آب زیرزمینی ارائه گردیده اند. در این میان مدل Modflow [۶،۷] بیش از سایر مدلها مورد توجه قرار گرفته است. علت این امر قابلیتها و ابزارهای متعددی است که این بسته نرم افزاری جهت شبیه سازی کمی و کیفی جریان آبهای زیر زمینی در اختیار کاربر قرار می دهد.

در واقع با ارائه آن، اغلب مطالعات مدیریت منابع آب زیر زمینی و مدیریت تلفیقی، با استفاده توأم این نرم افزار و یک نرم افزار حل مسائل بهینه سازی انجام می گردد.

روش کار بدین ترتیب است که هر بار یک پمپاژ واحد در طول یک دوره زمانی برای یک چاه در نظر گرفته شده (سایر چاهها خاموشند) و تغییرات زمانی و مکانی افت تراز آب در آن چاه و چاههای دیگر ثبت می شود. این کار برای کلیه چاههای (سلولهای) فعال سیستم تکرار می شود تا درایه های ماتریس پاسخ واحد به دست آیند. Maddock در ۱۹۷۲ [۳] برای نخستین بار از روش ماتریس پاسخ در یک مدل بهینه سازی بهره برداری از یک سیستم ساده آب زیر زمینی (شامل سه چاه) استفاده نمود. وی عبارت «تابع تکنولوژیکی جبری» را برای ضرایب پاسخ به کار برد. Morel-Seytoux در ۱۹۷۵ [۴] روش ماتریس پاسخ را به سیستم های رودخانه- آبخوان تعمیم داد. وی عبارت «کرنل های گسسته» را به ضرایب پاسخ اطلاق نمود. Heidari در ۱۹۸۲ [۵] از این روش در یک مدل برنامه ریزی خطی جهت بهینه سازی بهره برداری از یک آبخوان در کانزاس استفاده نمود. Yazicigil در ۱۹۹۰ [۸] از این روش جهت بهینه سازی بهره برداری از یک سیستم چند آبخوانی

روش ماتریس پاسخ واحد اگر چه برتری های عمده ای بر روش درونگذاری دارد ولی مدت زمان زیادی از مدل سازی صرف تولید ضرایب پاسخ می گردد. این در حالی است که شبکه های عصبی مصنوعی^۱ ابزاری را در اختیار قرار می دهند که به کمک آن می توان بدون استفاده از مدل شبیه سازی و با صرف زمان کمتری این ضرایب را تولید نمود. گرچه ممکن است داده های پمپاژ به شکل مطلوب در اختیار نباشد، ولی در اغلب اوقات می توان با کمک نتایج موجود، داده های مورد نیاز را تولید نمود.

در صورت ناکافی بودن داده ها ممکن است از یک مدل شبیه سازی جهت تکمیل آنها کمک گرفته شود. در این مقاله سعی شده است تا با ارائه ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی برای تولید ضرایب پاسخ واحد یک آبخوان آزاد، چگونگی آموزش شبکه، و انتخاب و ترکیب پارامترهای ورودی، تبیین و ویژگیهای آن ترسیم شود.

با استفاده از نتایج این بخش در قسمت بعدی ضرایب پاسخ یک آبخوان فرضی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی تولید گردیده و با دو روش دیگر مقایسه شده است.

این روشها عبارتند از روش معمول استفاده مکرر از یک مدل شبیه سازی پارامتر گسترده (مانند مدل Modflow)، و استفاده از یک مدل رگرسیونی چندگانه. نتایج این روشها در برآورد میزان افت آبخوان در یک چاه مشاهداتی با هم مقایسه و تحلیل شده است.

۲. روش ماتریس پاسخ واحد

این روش در ابتدا در استخراج میدان های نفتی مورد استفاده قرار گرفت و سپس در مدلسازی آبهای زیر زمینی از آن استفاده شد [۱]. معادله بوسینسک برای جریان دو بعدی در یک آبخوان ناهمگن و غیر همسانگرد^۲ به صورت زیر است:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(T_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(T_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) = S \frac{\partial h}{\partial t} + W \quad (1)$$

که در آن :

T_y, T_x	: به ترتیب قابلیت گذردهی ^۳ آبخوان در جهت X و Y،
h	: تراز آب در آبخوان،
S	: ضریب ذخیره آبخوان ^۴ ،
W	: ورودی و خروجی آبخوان (چشمه، چاه ^۵ و ...)،
y, x	: مختصات مکانی، و
t	: شاخص زمان.

¹ Artificial neural networks

² Heterogeneous anisotropic aquifer

³ Transmissivity

⁴ Storage coefficient

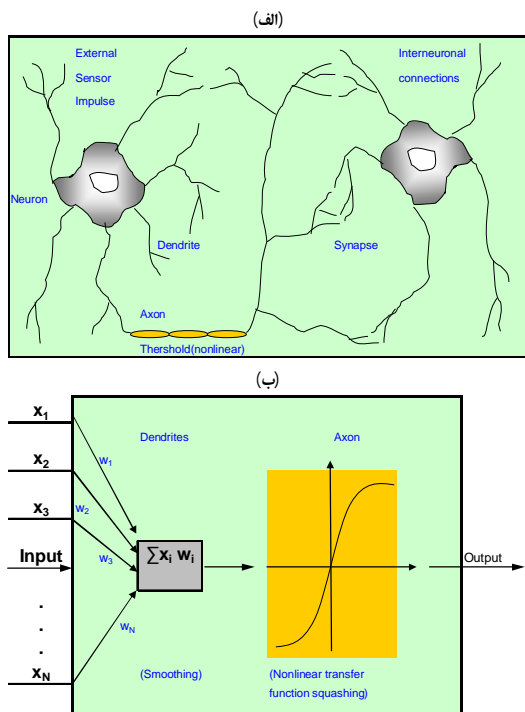
⁵ Source and sink terms

⁶ Algebraic technological function

⁷ Discrete kernels

که در آن $W=(w_1, w_2, \dots, w_N)$ بردار وزن نرون هاست. کمیت S سپس وارد یک تابع تبدیل غیر خطی f می‌شود تا خروجی را نتیجه دهد:

$$y = f(s) \quad (۴)$$



شکل ۱. شبکه های عصبی : (الف) ساختار یک شبکه بیولوژیک ، (ب) ساختار یک شبکه مصنوعی

تابع غیر خطی انتقال معمولاً به فرم تابع سیگموئید^۷ یا تانژانت هذلولی است که فرم اولی معمول تر است. تابع سیگموئید به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f(s) = (1 + \exp(-s))^{-1} \quad (۵)$$

خروجی y می‌تواند نتیجه مدل باشد، یا خود ورودی لایه بعدی در شبکه های چند لایه باشد.

شکل ۲ ساختار یک شبکه عصبی را نمایش می‌دهد. چنانچه دیده می‌شود هر شبکه از یک لایه ورودی، یک (یا چند) لایه مخفی، و یک لایه خروجی تشکیل شده است.

الگوریتم‌های مختلفی جهت محاسبه وزنه‌های بهینه ارائه شده اند که در این میان الگوریتم "پس انتشار خطا"^۸ پرکاربردترین آنها است. در این الگوریتم، ابتدا وزنه‌های کوچکی به طور تصادفی به گره ها داده می‌شود. سپس طی یک فرآیند رفت و برگشتی، با هدف حداقل سازی اختلاف مقادیر مشاهداتی و محاسباتی این وزنها اصلاح می‌گردند.

⁷ Sigmoid

⁸ Back propagation error algorithm

در عربستان سعودی استفاده نمود. Reichard در ۱۹۹۵ [۹] از روش ماتریس پاسخ در قالب یک مدل بهینه‌سازی احتمالاتی، جهت بهره برداری بهینه از یک سیستم رودخانه- آبخوان که دارای مؤلفه تغذیه مصنوعی نیز بود استفاده کرد.

Nishikawa در ۱۹۹۸ [۱۰] از روش مذکور جهت بهینه سازی بهره‌برداری تلفیقی از یک آبخوان ساحلی دولایه در سانتا باربارا کالیفرنیا استفاده نمود. وی روابطی را به عنوان منحنی فرمان بهره برداری^۱ از مخازن، در مدل خود مورد استفاده قرار داد. Garge و Ali در ۲۰۰۰ [۱۱] این روش را جهت مدیریت منابع آب زیرزمینی، در حوضه سند به کار بردند. Barlow و همکاران [۱۲] از روش ماتریس پاسخ در یک مدل بهینه سازی، جهت مدیریت بهره برداری از یک سیستم رودخانه- آبخوان استفاده نمودند. Tokgoz و همکاران در ۲۰۰۲ [۱۳] از این روش جهت به دست آوردن الگوی بهینه آبکشی^۲ از یک آبخوان جهت حفر ترانشه‌های زهکشی استفاده نمودند. و بالاخره Miller و همکاران در ۲۰۰۳ [۱۴] مدل‌سازی اندرکنش آبهای سطحی و زیرزمینی را در مقیاس منطقه ای مورد توجه قرار دادند. آنها از روش ماتریس پاسخ استفاده نموده و ضرایب این ماتریس را به کمک مدل Modflow تولید نمودند.

۳. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی (ANN's) به عنوان یک روش محاسباتی نخستین بار توسط Rosenblatt (شبکه‌های پرسپترون^۳) و Widrow (شبکه‌های آدالین^۴) ارائه گردیدند [۱۵].

این روش بر اساس تئوری درونی پیچیده و فرآیندهای موازی سیستم‌های عصبی بیولوژیک برقرار است. المان‌های اصلی یک شبکه عصبی، عصبها یا نرونهای مصنوعی هستند، که از آنها با اسامی گره، واحد، یا اجزای فرآیندی^۵ نیز یاد می‌شود. شکل ۱ اجزای اصلی یک نرون بیولوژیک را همراه با یک نرون مصنوعی، جهت تناظر یک به یک نمایش می‌دهد. الگوی ورودی به یک گره شبیه دندریت^۶ یک سلول بیولوژیک است که می‌توان آنرا با برداری با N المان نشان داد:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

مجموع حاصلضرب ورودیها در وزنه‌های نظیرشان را می‌توان با کمیت اسکالر S نمایش داد:

$$s = \sum_{n=1}^N w_n \cdot x_n = W^T \cdot X \quad (۳)$$

¹ Rule curve

² Dewatering

³ Perceptron

⁴ Adaline

⁵ Node, unit, or processing elements

⁶ Dendrite

۲- داده‌های آموزشی به چه میزان بایستی باشند؟

۳- ساختار شبکه عصبی مصنوعی به چه صورتی است؟

۴- تابع انتقال و الگوریتم یادگیری شبکه چیست؟

۵- معیار انتخاب شبکه نهایی چیست؟

جهت پاسخ به سؤال نخست، بایستی طبیعت مسئله و جواب آن مورد توجه قرار گیرد.

مثلاً در مورد افت تراز آبخوان با توجه به رفتار آب زیرزمینی، میزان افت در هر نقطه می‌تواند تابعی از فاصله تا محل پمپاژ، دبی پمپاژ، شرایط مرزی، و ویژگیهای هیدرودینامیکی آبخوان باشد.

لذا در نگاه اول ممکن است افت تراز آبخوان در یک نقطه مشخص را به صورت تابعی از فاصله آن نقطه تا چاه پمپاژ (d)، ضریب هدایت هیدرولیکی چاه پمپاژ (k)، دبی پمپاژ (Q)، و موقعیت مکانی چاه پمپاژ (x,y)، به عنوان اثر شرایط مرزی در نظر بگیریم.

ولی بایستی توجه نمود که مقادیر افت حاصل در اثر پمپاژ واحد، در نهایت یک تابع دو بعدی از موقعیت چاههای پمپاژ خواهند بود.

در واقع ممکن است با انتخاب موقعیت مکانی چاههای پمپاژ به عنوان ورودی، تمامی عوامل بالا مد نظر قرار گرفته و نیازی به ورودی دیگری نباشد.

پاسخ سؤال دوم و سوم بطور صریح مشخص نیست و عملاً این موارد از طریق آزمون و خطا معلوم می‌شوند. به هر حال مروری بر مطالعات پیشین در این باره می‌تواند بسیار راهگشا بوده و از حجم محاسبات بکاهد.

در مورد سؤال چهارم، بررسیها نشان می‌دهد که تابع سیگموئید در اغلب موارد کارایی مناسبی دارد. همچنین الگوریتم پس انتشار خطا به عنوان الگوریتمی مناسب و استاندارد مورد استفاده قرار می‌گیرد. به هر حال در حال حاضر با توجه به امکانات نرم‌افزارهای موجود، تمامی این موارد قابل بررسی و موشکافی است.

بالاخره در مورد سؤال پنجم، معیارهای مختلفی را جهت ارزیابی کارایی و انتخاب شبکه مناسب می‌توان به کار گرفت. مهمترین این معیارها عبارتند از جذر میانگین مربع خطا^۳ (RMSE) و ضریب همبستگی (R²) در آموزش و آزمایش مدل.

۵. مثال کاربردی

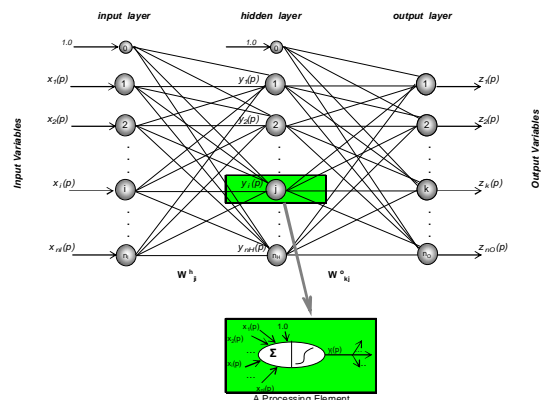
جهت نمایش مراحل طراحی و آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی و نیز بررسی موارد فوق در این قسمت از یک آبخوان آزاد فرضی مطابق شکل ۳ استفاده شده است.

آبخوان مورد نظر به شکل مربعی به ابعاد ۱۸۰۰×۱۸۰۰ متر می‌باشد که به سلولهای مربعی با ضلع ۱۰۰ متری تقسیم شده است.

شرق و غرب آبخوان دارای مرز نفوذ ناپذیر و شمال و جنوب آن دارای مرز هد ثابت است.

اغلب مطالعات انجام شده بر پایه شبکه‌های عصبی مصنوعی در مهندسی منابع آب در زمینه مدل‌سازی بارش- رواناب و شبیه‌سازی جریانهای سطحی بوده است و در زمینه مدل سازی آبهای زیرزمینی کمتر مورد استفاده قرار گرفته است.

Rizzo و Dougherty در ۱۹۹۴ [۱۶] با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش کرایجینگ روشی را تحت عنوان Neural Kriging جهت تعیین مشخصه‌های هیدرودینامیکی آبخوان در گستره مکانی، ارائه نمودند.



شکل ۲. ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی

Dowla و Rogers در ۱۹۹۴ [۱۵] از شبکه‌های عصبی مصنوعی همراه با یک مدل شبیه‌سازی اجزای محدود، یک مدل شبیه سازی- بهینه‌سازی جهت حفاظت یک آبخوان^۱ ارائه نمودند.

آنها از الگوریتم ژنتیک^۲ برای رسیدن به پاسخهای شبه بهینه استفاده نمودند. Rogers و Johnson در ۲۰۰۰ [۱۷]، بهینه سازی کمی- کیفی یک سیستم آبخوان را با استفاده از این روش مورد توجه قرار دادند. روش برخورد آنها کمابیش مانند روش Dowla و Rogers بود با این تفاوت که از الگوریتم Simulated Annealing برای رسیدن به حل شبه بهینه استفاده نمودند. و بالاخره Coulibaly و همکاران در ۲۰۰۱ [۱۸] از سه شبکه عصبی مصنوعی متفاوت جهت مدل سازی نوسانات تراز آب زیر زمینی در یک آبخوان در بورکینا فاسو استفاده نمودند. هدف از این کار تحقیقاتی، تولید ضرایب پاسخ واحد یک آبخوان با داده‌های محدود به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و ارزیابی مطلوبیت این روش در قیاس با روشهای معمول تولید ضرایب مذکور است.

۴. طراحی و آموزش شبکه عصبی مصنوعی

طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی مستلزم پاسخ دادن به این پرسش‌هاست:

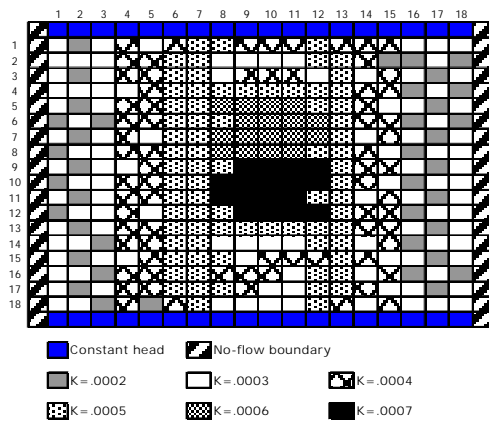
۱- از چه پارامترهایی به عنوان ورودی بایستی استفاده نمود؟

^۱ Aquifer remediation

^۲ Genetic algorithm

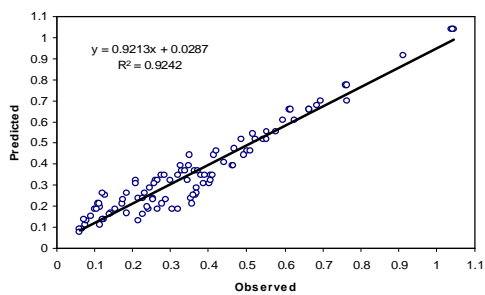
^۳ -Root of mean square error

- مدل ANN3 با دوگره ورودی X و y،
 - مدل ANN4 با چهار گره ورودی d، k، x، و y.
 لایه خروجی شبکه عبارتست از میزان افت تراز در سلول مشاهده‌ای در انتهای روزهای اول تا دهم. لذا شبکه‌های مورد بررسی همگی دارای یک لایه خروجی با ۱۰ گره خواهند بود.
 به کمک یک نرم‌افزار شبکه عصبی مصنوعی با بررسی‌های به عمل آمده پس از تکرارهای متعدد، دو لایه مخفی هر یک با ۱۰ گره انتخاب شد. تابع سیگموئید و الگوریتم پس انتشار خطا، به عنوان تابع انتقال و الگوریتم یادگیری انتخاب شدند.
 از مدل Modflow جهت تولید ضرایب پاسخ در سلولهای آبخوان فرضی استفاده شد. شبکه‌های فوق بدین ترتیب آموزش دیده و مورد آزمایش قرار گرفتند. شکل‌های ۵ الی ۱۲ نتایج این بررسی را برای افت‌های مشاهده شده و پیش بینی شده آموزشی و آزمایشی نشان می‌دهند.

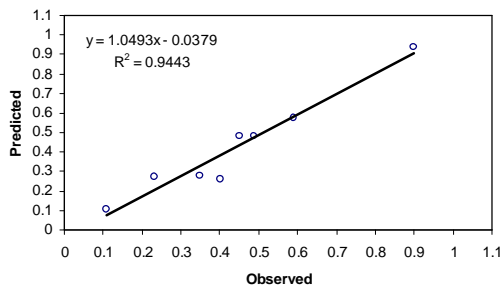


شکل ۳. آبخوان فرضی مورد بررسی همراه با شرایط مرزی و تغییرات هدایت هیدرولیکی

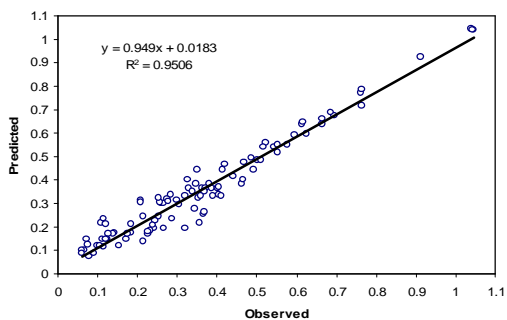
آبخوان کاملاً ناهمگن بوده و تغییرات ضریب هدایت هیدرولیکی در گستره آن مطابق شکل ۳ می‌باشد.
 ضریب ذخیره آبخوان برای سرتاسر آن برابر ۰/۲ در نظر گرفته شده است. عمق سنگ کف، ۱۰۰ متر و تراز اولیه آبخوان ۹۰ متر بوده است.
 مسئله عبارت است از تعیین ضرایب پاسخ واحد در چاه مشاهده‌ای مرکزی (شکل ۴) در اثر پمپاژ در هر یک از چاههای بهره‌بردار (سلولهای مشکی در شکل ۴) با دبی ثابت ۱۰۰۰۰ مترمکعب در روز. فرض می‌گردد که عناصر ماتریس‌های پاسخ در مکانهای مختلفی از آبخوان در دسترس است (سلولهای خاکستری در شکل ۴) یا در صورت نیاز بتوان آنها را با استفاده از یک مدل شبیه‌سازی، تولید نمود.



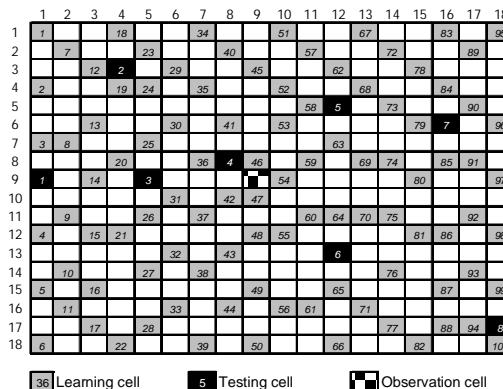
شکل ۵. همبستگی مقادیر افت آموزشی در مدل ANN1



شکل ۶. همبستگی مقادیر افت آزمایشی در مدل ANN1



شکل ۷. همبستگی مقادیر افت آموزشی در مدل ANN2



شکل ۴. موقعیت سلولهای آموزشی، آزمایشی، و مشاهده‌ای در آبخوان فرضی

ترکیبات مختلفی از عوامل موثر در افت تراز آبخوان در نظر گرفته شده و به عنوان نمونه نتایج چهار مدل زیر مورد بررسی قرار گرفته است:

- مدل ANN1 با یک گره ورودی d،
- مدل ANN2 با دوگره ورودی d و k.

خلاصه بررسی‌ها همراه با خطاهای آموزشی و آزمایشی نیز در جدول شماره ۱ آمده است.

مطابق شکل‌های ۵ و ۶ ملاحظه می‌گردد که تنها به کمک عامل d ، افتها تا حدود زیادی برآورد گردیده‌اند. اختلاف‌های حاصل به دلیل عدم در نظر گرفتن اثر شرایط مرزی است.

به هر حال جهت کارهای عملی مقادیر خطا بالاست. در شکل‌های ۷ و ۸ دیده می‌شود که افزودن ضریب هدایت هیدرولیکی چاه پمپاژ تأثیر چندانی در آموزش نداشته و دیده شد که در شبکه‌هایی با تعداد سلولهای آموزشی کمتر باعث کاهش دقت نتایج آزمایش می‌گردد.

جدول ۱. خلاصه نتایج تحلیلی مدلها

Model Name	Learning			Testing	
	# of Cells	R ²	Mean Error (%)	R ²	Mean Error (%)
ANN1	100	0.924	22.8	0.944	11.1
ANN2	100	0.951	17.7	0.962	8.2
ANN3	100	0.991	7.8	0.991	5.2
ANN4	100	0.993	7.3	0.987	5.6
ANN5	50	0.988	9.5	0.965	7.5
ANN6	25	0.981	8.1	0.990	5.8
ANN7	13	0.990	7.0	0.980	7.0

در مدل ANN3 تنها موقعیت مکانی سلولهای پمپاژ (x,y) به عنوان ورودی در نظر گرفته شده و مطابق شکل‌های ۹ و ۱۰ دیده می‌شود که مدل هم در آموزش و هم در آزمایش به خوبی عمل نموده است. همچنین در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ ملاحظه می‌گردد که در نظر گرفتن همه عوامل با هم در لایه ورودی (به عبارتی d,k,x,y) اگر چه باعث اندکی بهبود در آموزش مدل ANN4 شده، ولی در آزمایش مدل بهبودی حاصل نکرده است.

بنابر این ملاحظه می‌گردد که تنها با دو عامل x و y شبکه به خوبی آموزش دیده است. جهت پاسخ به سؤال دوم مبنی بر تعداد داده‌های آموزشی مورد نیاز، در این مرحله بر اساس نتایج حاصل شبکه‌هایی با تعداد داده‌های آموزشی کمتر مورد توجه قرار گرفته اند.

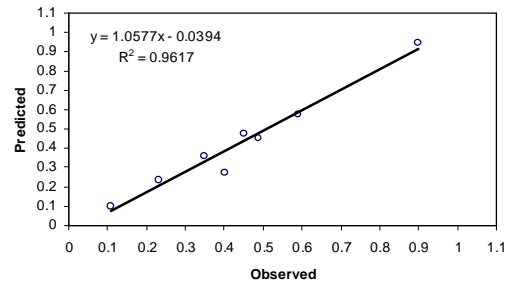
ساختار شبکه‌ها و ورودی آنها شبیه مدل ANN3 بوده اما تعداد داده‌های آموزشی آنها به قرار زیر می‌باشد:

-مدل ANN5 با ۵۰ سلول آموزشی،

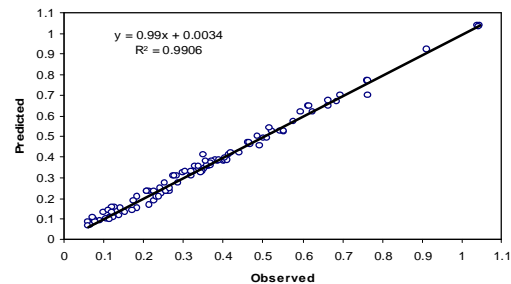
-مدل ANN6 با ۲۵ سلول آموزشی،

-مدل ANN7 با ۱۳ سلول آموزشی.

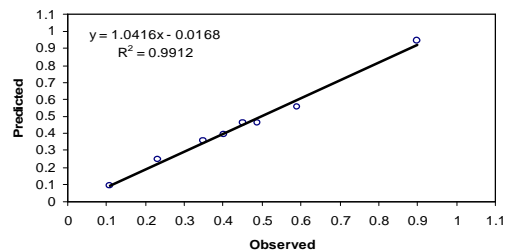
سلول‌های آموزشی فوق از میان سلول‌های اولیه و با حذف متناوب سلول‌های آموزشی انتخاب گردیده‌اند. سلولها بایستی به گونه‌ای حذف گردند که سلولهای باقیمانده گستردگی مناسبی در سطح آبخوان داشته باشند. سلول‌های آزمایشی نیز همان ۸ سلول می‌باشند. شکل‌های ۱۳ الی ۱۵ موقعیت سلولها را در گستره آبخوان نمایش می‌دهند.



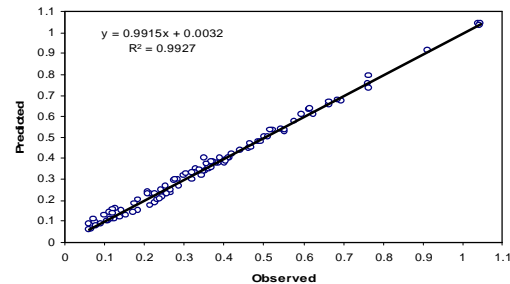
شکل ۸. همبستگی مقادیر افت آزمایشی در مدل ANN2



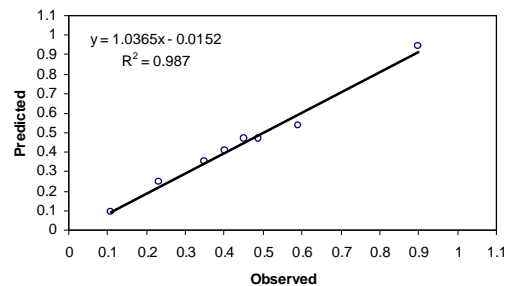
شکل ۹. همبستگی مقادیر افت آموزشی در مدل ANN3



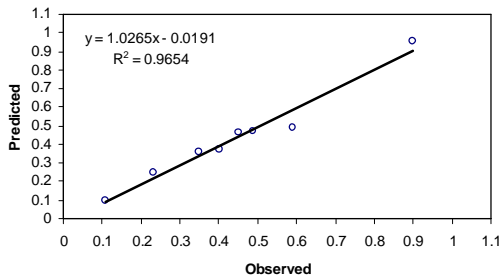
شکل ۱۰. همبستگی مقادیر افت آزمایشی در مدل ANN3



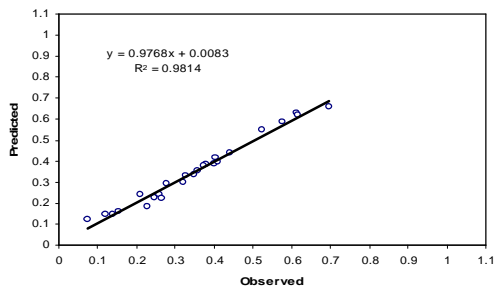
شکل ۱۱. همبستگی مقادیر افت آموزشی در مدل ANN4



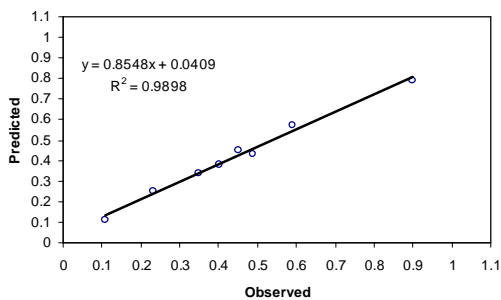
شکل ۱۲. همبستگی مقادیر افت آزمایشی در مدل ANN4



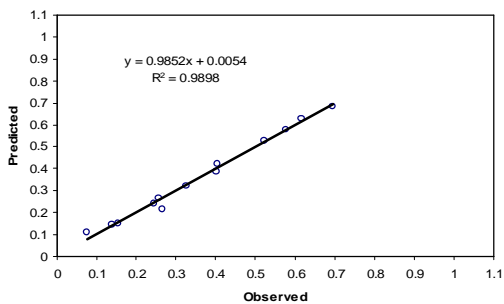
شکل ۱۷. همبستگی مقادیرافت آزمایشی، مدل ANN5



شکل ۱۸. همبستگی مقادیرافت آموزشی، مدل ANN6



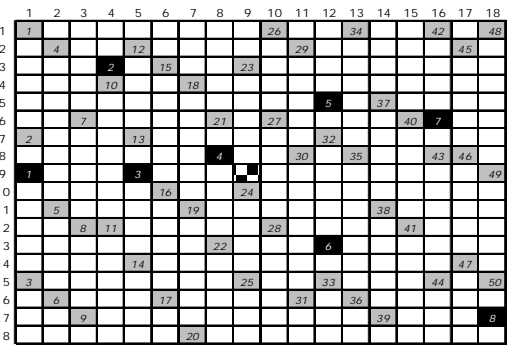
شکل ۱۹. همبستگی مقادیرافت آزمایشی، مدل ANN6



شکل ۲۰. همبستگی مقادیرافت آموزشی، مدل ANN7

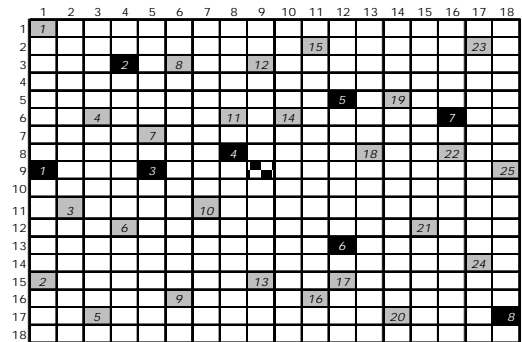
شایان ذکر است که در اینجا، هدف مقایسه این مدلها باهم نیست، زیرا شبکه‌های مذکور با داده‌های متفاوتی آموزش دیده‌اند. بلکه هدف ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی در زمینه حجم داده‌های آموزشی می‌باشد.

در شکل‌های ۱۶ تا ۲۱ نتایج حاصل آمده است. در جدول ۱ نیز خلاصه این نتایج منعکس گردیده است. بر اساس این نتایج ملاحظه



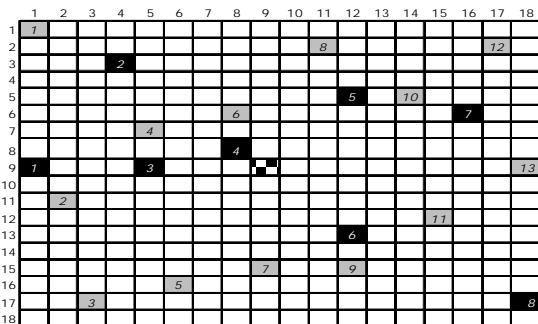
شکل ۱۳. موقعیت سلولهای آموزشی، آزمایشی، و مشاهدهای

در مدل ANN5



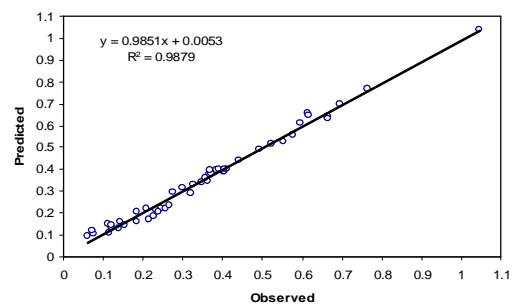
شکل ۱۴. موقعیت سلولهای آموزشی، آزمایشی، و مشاهدهای

در مدل ANN6



شکل ۱۵. موقعیت سلولهای آموزشی، آزمایشی، و مشاهدهای

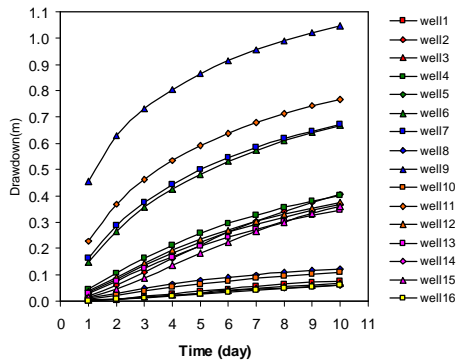
در مدل ANN7



شکل ۱۶. همبستگی مقادیرافت آموزشی، مدل ANN5

است. دبی هر چاه برابر ۱۰۰۰۰ متر مکعب در روز (به عنوان پمپاژ واحد) در نظر گرفته شده است. شکل ۲۲ موقعیت ۱۶ چاه مذکور (سلولهای آزمایشی مشکی رنگ) را نمایش می‌دهد. همچنین فرض نماییم ضرایب ماتریسهای پاسخ در محل ۱۶ چاه دیگر در دسترس است. (سلولهای آموزشی خاکستری رنگ).

نتایج آزمایشهای پمپاژ که به صورت تغییرات میزان افت در سلول مشاهداتی در اثر برداشت از هر یک از این چاهها (ضرایب پاسخ چاه مشاهداتی) می‌باشد در شکل ۲۳ آمده است. شایان ذکر است که معمولاً این نتایج به همین صورت ممکن است وجود نداشته باشد، اما با استفاده از نتایج آزمایشات پمپاژ قبلی انجام شده (و در صورت لزوم، استفاده محدود از یک مدل شبیه‌سازی) می‌توان این داده‌ها را تولید نمود. در ادامه سه روش جهت تولید ضرایب پاسخ و برآورد افت سلول مرکزی به کار رفته و نتایج آنها در ادامه آمده است.



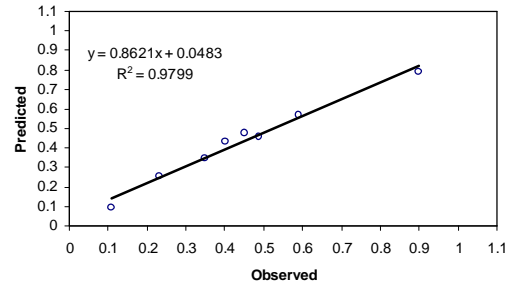
شکل ۲۳. ضرایب پاسخ در چاههای پمپاژ (سلولهای آموزشی)

۱-۶. استفاده مستقیم از مدل شبیه سازی

روش مرسوم تولید ضرایب پاسخ، استفاده مستقیم از یک مدل شبیه سازی پارامتر گسترده مانند مدل Modflow است. جهت تولید این ضرایب، لازم است هر بار یک چاه، فعال گردیده (پمپاژ واحد در روز اول) و سایر چاهها خاموش باشند. در عمل ابتدا لازم است مشخصه های هیدرو دینامیکی آبخوان شکل ۳ معلوم باشند.

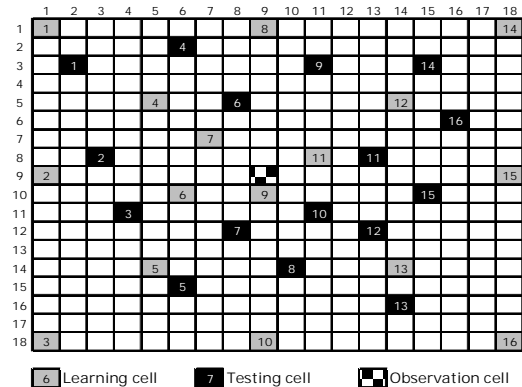
بدین منظور مدل بر اساس اطلاعات چاههای اکتشافی و مشاهداتی، کالیبره شده و نتیجه این کالیبراسیون تعیین ضرایب هیدرو دینامیکی، و منابع ورودی و خروجی آبخوان است. ضرایب پاسخ چاههای مورد نظر مطابق شکل ۲۴ حاصل گردیده‌اند. از حاصل جمع این ضرایب بر اساس اصل جمع آثار قوا، میزان افت در سلول مرکزی به دست می‌آید. جدول ۲ مقادیر عددی این افتها را نمایش می‌دهد.

می‌گردد که در این مساله خاص، کاهش قابل ملاحظه تعداد سلولهای آموزشی باعث افزایش اندکی در خطای آزمایش می‌گردد. به گونه‌ای که مثلاً با کاهش ۷۸٪ سلولهای آموزشی، خطا کمتر از ۲٪ (نسبت به مدل ANN3) افزایش داشته است. البته میزان خطاها بستگی به موقعیت سلولهای آموزشی دارد.



شکل ۲۱. همبستگی مقادیر افت آزمایشی، مدل ANN7

در کارهای عملی لازم است هنگام جمع‌آوری آمار و اطلاعات به این مسأله توجه گردد و موقعیت چاهها جهت انجام آزمایشات پمپاژ با این دید انتخاب شوند. مسأله تعیین تعداد و موقعیت بهینه سلولهای آزمایشی، نیاز به بررسیهای مفصل‌تری دارد تا بتوان نتایج حاصل از آن را تعمیم داد و آنچه در اینجا مطرح گردیده محدود به نتایج این مثال خاص است.

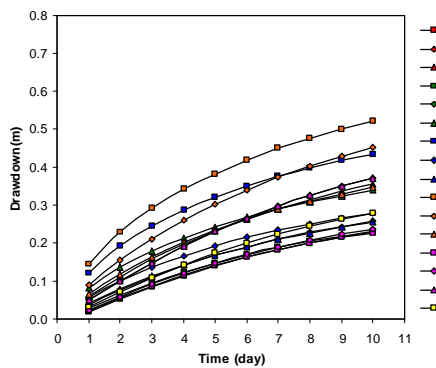


شکل ۲۲. موقعیت چاههای پمپاژ (سلولهای آموزشی) و بهره برداری (سلولهای آزمایشی)

۶. تولید ضرایب پاسخ آبخوان

در این قسمت با استفاده از مطالب قسمت قبل و جهت ارزیابی روش ارائه شده، ضرایب پاسخ یک آبخوان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی تولید گردیده و نتایج حاصل با نتایج دو روش دیگر مقایسه شده‌اند.

آبخوان فرضی مورد بررسی شکل ۳ را مجدداً در نظر بگیرید. فرض کنیم هدف محاسبه ضرایب پاسخ واحد در سلول مرکزی در انتهای روزهای اول تا دهم در اثر برداشت از تعداد ۱۶ چاه بهره‌برداری

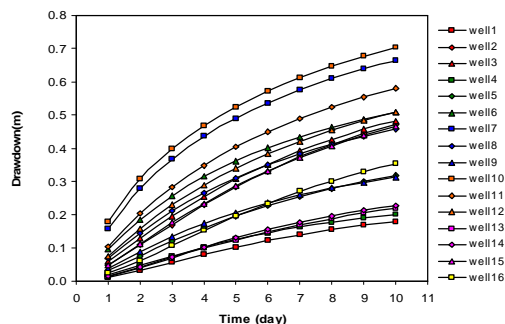


شکل ۲۵. ضرایب پاسخ در چاههای بهره برداری (سلولهای آزمایشی) تولید شده با مدل رگرسیونی

میزان افت در سلول مرکزی مطابق جدول ۲ حاصل می‌شود. خطای حاصل از ۴/۹٪ برای روز اول تا ۲۳/۵٪ در روز دهم متغیر هستند. این خطاها به حدی هستند که نمی‌توان از نتایج این روش در مدل‌های بهینه‌سازی استفاده نمود.

۳-۶. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

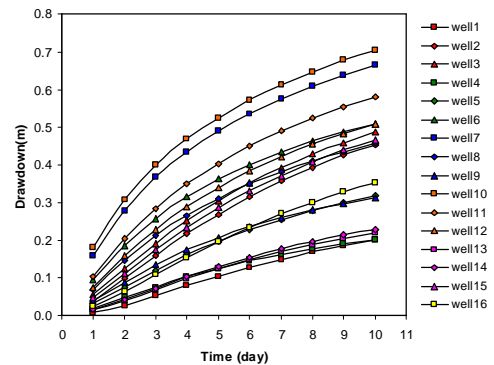
در این روش بر اساس نتایج حاصل از قسمت قبل یک شبکه با ساختار ۱۰-۱۰-۱۰-۲ (یک لایه ورودی با دوگره (x, y) سلولهای پمپاژ)، دو لایه مخفی هر یک با ۱۰ گره، و یک لایه خروجی با ۱۰ گره (ضریب پاسخ واحد در پایان هر روز در یک دوره ۱۰ روزه در سلول مشاهده‌ای))، با داده‌های چاههای پمپاژ (سلولهای خاکستری) آموزش دیده و سپس برای چاههای بهره‌برداری (سلولهای مشکی) مورد آزمایش قرار گرفته است. در واقع این شبکه دارای همان ساختار ANN3 می‌باشد. شکل ۲۶ ضرایب پاسخ چاه مشاهده‌ای را در اثر پمپاژ ۱۶ چاه آزمایشی، نمایش می‌دهد.



شکل ۲۶. ضرایب پاسخ در چاههای بهره برداری (سلولهای آزمایشی) تولید شده با مدل شبکه عصبی

در مقایسه با روش شبیه‌سازی مستقیم دیده می‌شود که نتایج دو روش بسیار به هم نزدیک است.

جهت مقایسه بهتر در شکل ۲۷ مقادیر افت برای هر چاه بهره برداری بطور مجزا آمده است. از طرفی در مقایسه با روش رگرسیونی دقت مدل بسیار بالاتر است. ضمن اینکه در اینجا برای



شکل ۲۴. ضرایب پاسخ در چاههای بهره برداری (سلولهای آزمایشی) تولید شده با مدل Modflow

در این جدول میزان افت واقعی سلول مرکزی در اثر پمپاژ ۱۶ چاه نیز آمده است. این افتها به کمک مدل Modflow و با فعال نمودن همه ۱۶ چاه بطور همزمان در مدل، محاسبه شده‌اند. با مقایسه این مقادیر با مقادیر قبلی ملاحظه می‌گردد که با افزایش زمان، خطا افزایش می‌یابد و از مقدار ۰/۰۳٪ برای روز اول تا ۱/۷۳٪ برای روز دهم متغیر است.

۲-۶. استفاده از مدل رگرسیونی

از آنجاییکه از شبکه‌های عصبی می‌توان در برازش توابع استفاده نمود، و میزان افتها در مسئله مورد بررسی نیز یک تابع دو بعدی (نامشخص) از موقعیت مکانی چاههای بهره‌برداری است، لذا ممکن است این ایده مطرح گردد که بتوان ضرایب پاسخ را با استفاده از مدل‌های رگرسیونی نیز تولید نمود. بدین منظور در این قسمت از تکنیک رگرسیون چندگانه استفاده شده است. با استفاده از داده‌های آزمایش‌های پمپاژ شکل ۲۲، میزان افت در سلول مشاهده‌ای در هر روز، به صورت تابعی از موقعیت مکانی (x, y) چاههای پمپاژ (سلولهای خاکستری) در نظر گرفته شده است. توابع مختلف خطی و غیرخطی مورد بررسی قرار گرفته و فرم خطی بهترین نتایج را حاصل نمود. توابع حاصل به فرم کلی زیر می‌باشند:

$$S_t = a_{0t} + a_{1t}x + a_{2t}y \quad (6)$$

که در آن S_t افت سلول مرکزی در انتهای روز t ، x, y مختصات مکانی سلول پمپاژ، و a_{0t}, a_{1t}, a_{2t} ضرایب رگرسیون می‌باشند. بدین ترتیب ۱۰ رابطه رگرسیونی به شکل فوق حاصل شد (برای هر روز یک رابطه). ضرایب همبستگی (R^2) روابط از ۰/۹۹ برای روز اول تا ۰/۸۶ برای روز دهم متغیر بودند. به کمک این روابط، ضرایب پاسخ مطابق شکل ۲۵ حاصل گردیدند که در مقایسه با شکل ۲۴ اختلاف زیادی وجود دارد.

۳- روش مدل شبیه‌سازی به دلیل استفاده از آمار و اطلاعات گسترده، دارای دقت بالایی است. بهر حال استفاده از آن مستلزم صرف زمان زیاد و کالیبراسیون مدل است.

۴- روش شبکه عصبی دارای دقتی نزدیک به روش مدل شبیه سازی بوده و زمان و داده‌های کمتری را نیاز دارد. مزیت دیگر این روش در این است که با یک بار اجرای مدل، تمامی ضرایب پاسخ تولید می‌گردند.

۵- با یکبار آموزش مناسب شبکه عصبی، می‌توان ماتریس‌های پاسخ را در موقعیت‌ها و زمانهای مختلف تولید نمود و با تغییر موقعیت چاههای بهره‌برداری نیازی به تغییر مدل نیست.

۶- روش رگرسیون چندگانه دارای عملکرد ضعیفی در تولید ضرایب پاسخ می‌باشد.

۸. تقدیر و تشکر

بدین وسیله از حمایت‌های مالی و اطلاعاتی سازمان مدیریت منابع آب ایران در اجرای این طرح پژوهشی (کد WRE2-79518) سپاسگزاری می‌گردد.

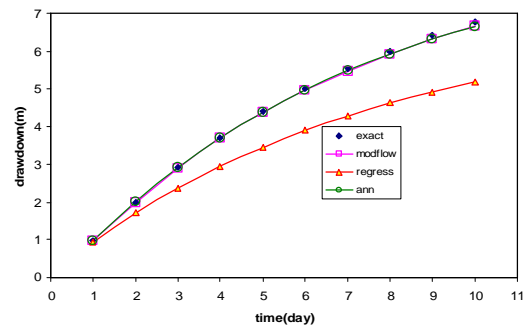
مراجع

- [1] Gorelick, S.M., "A Review of distributed parameter groundwater management modeling methods", Water Resour. Res., 19(2), 1983, 305-319.
- [2] Barlow, P.M., and Dickerman, D.C. "Numerical – simulation and conjunctive-management of the Hunt-Annaquatucket-Pettaquamscutt stream-aquifer system, Rhode Island", 2001, U.S. Geological survey, Reston, Va.
- [3] Maddock III, T., "Algebraic technological function from a simulation model", 1972, Water Res. Reserch, 8(1), 129-134.
- [4] Morel-Seytoux, H.J., "A Simple case of conjunctive surface-groundwater management", Groundwater, 13(6), 1975, 505-515.
- [5] Heidari, M., "Application linear system's theory and linear programming to groundwater management in Kansas", Water Resour. Bull., 18(6), 1982, 1003, 1012.
- [6] McDonald, M.G., and Harbough, A.W., "A modular three-dimensional finite difference groundwater flow model", 1984, U.S. Geological Survey, techniques of water resources invest, Book 6.
- [7] Harbough A.W., and McDonald, M.G., "User's documentation for MODFLOW-96, an update to the U.S. Geological Survey modular finite-difference groundwater model", U.S. Geological Survey open file report, 1996, 96-485, 56p.
- [8] Yazicigil, H., "Optimal planning and operation of multiaquifer system", Jour. of Water Res. Plann. Manage., ASCE, 116(4), 1990, 435-454.

برآورد افتها در ۱۰ روز تنها از یک مدل استفاده شده است. مقادیر افتها در این روش در جدول ۲ آمده است.

ملاحظه می‌گردد که مقادیر خطا از ۰/۷۰٪ تا ۱/۸۶٪ متغیر بوده است. نظر به اینکه موقعیت چاههای (سلولهای) بهره‌برداری را می‌توان از وضعیت فعلی تغییر داد و نتایج مشابهی گرفت، لذا یک بار که شبکه آموزش مناسبی ببیند، می‌توان از آن جهت تولید ضرایب پاسخ در مکانهای مختلف آبخوان استفاده نمود و این از مزایای روش شبکه عصبی نسبت به روش شبیه‌سازی است.

شکل ۲۸ مقادیر واقعی افت در چاه مشاهده‌ای را همراه با نتایج مدل‌های شبیه‌سازی، رگرسیونی، و شبکه عصبی نمایش می‌دهد.



شکل ۲۸. مقایسه مقدار واقعی تغییرات میزان افت در چاه مشاهده‌ای با زمان و مقادیر برآورد شده توسط مدل‌های مختلف

۷. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مطالعه از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تولید ضرایب پاسخ آبخوان استفاده گردید.

بررسی‌ها نشان داد که تنها با در نظر گرفتن مختصات مکانی چاهها به عنوان ورودی، می‌توان شبکه را به خوبی آموزش داد.

نتایج آزمایشی شبکه مؤید این مطلب است. نتایج حاصل از این روش بسیار نزدیک به نتایج استفاده از مدل شبیه‌سازی می‌باشد.

این درحالی است که کالیبراسیون مدل شبیه‌سازی و تولید ضرایب با آن زمان بسیار بیشتری را صرف می‌نماید و به داده‌های بیشتری نیازمند است. نتایج حاصل از این مطالعه عبارتند از:

۱- به کمک دو عامل X و Y چاههای آموزشی به عنوان ورودی، می‌توان یک شبکه مناسب جهت تولید ضرایب آبخوان ایجاد نمود. به کمک این دو عامل، هم عامل فاصله و هم شرایط مرزی مدنظر قرار گرفته‌اند. اینها عواملی هستند که در تعیین میزان افت مؤثر می‌باشند.

۲- موقعیت مکانی و تعداد سلولهای آموزشی در میزان خطای آزمایش مؤثر بوده و با توجه به موقعیت و تعداد سلولهای آزمایشی می‌توان تعداد و موقعیت مناسب را به دست آورد.

- [14] Miller, S.A., Johnson, G.S., Cosgrove, D.M., and Larson, R., "Regional scale modeling of surface and groundwater interaction in the snake river basin", *Jour. of American Water Res. Ass.* 2003, June, 517-28.
- [15] Rogers L.L., and Dowla, F.U., "Optimization of groundwater remediation using artificial neural network with parallel solute transport modeling", *Water Resour. Res.*, 30(2), 1994, 457-481.
- [16] Rizzo, D.M., and Dogherly, D.E., "Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural Kriging.", *Water Resour. Res.*, Vol.30, No.2, 1994, 483-497.
- [17] Johnson, V.M., and Rogers, L.L., "Accuracy of neural network approximators in simulation and optimization", *Jour. of Water Resour. Plann. and Manage.*, ASCE, 126(2), 2000, 48-56.
- [18] Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R., and Bobée, B., "Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations", *Water Resour. Res.*, Vol.37, No.4, 2001, 885-896.
- [9] Riechard, E.G., "Groundwater-surface water management with stochastic surface water supplies: simulation-optimization approach", *Water Resour. Res.*, 1995, 31(11), 2845-2865.
- [10] Nishikawa T., "Water resource optimization model for Santa Barbara California", *Jour. of Water Res. Plann. Manage.*, ASCE, 124(5), 1998, 252-263.
- [11] Garg, N.K., and Ali, A., "Groundwater management for lower Indus basin", *Agricultural Water Management*, 2000, 42, 273-290.
- [12] Barlow, P.M., Ahlfeld, D.P., and Dickerman, D.C., "Conjunctive-management model for sustained yield of stream-aquifer systems", *Jour. Water Resour. Plann. Manage.* ASCE, Vol.129. No.1, 2001, 35-48.
- [13] Tokgoz, M., Yilmaz, K.K., and Yazicigil, H., "Optimal aquifer dewatering schemes for excavation of collector line", *Jour. of Water Res. Plann. Manage.*, ASCE, 128(4), 2002, 248-261.