

## ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان هدایت الکتریکی رودخانه زرینه رود

علی خوشنظر<sup>۱</sup>

تورج نصرآبادی<sup>۲</sup>

پویان عباسی مائده<sup>۳\*</sup>

[P.abbasi84@gmail.com](mailto:P.abbasi84@gmail.com)

### چکیده

جهت بررسی کیفیت آب رودخانه زرینه رود تعداد ۱۶ ایستگاه نمونه‌گیری انتخاب گردیده و بر روی نمونه‌ها آزمایشات مربوط به پارامترهای درجه حرارت، قلیائیت، pH، هدایت الکتریکی، اکسیژن محلول و آنیون‌ها و کاتیون‌های اصلی انجام پذیرفت. با مشخص شدن نتایج آزمایشات فیزیکی و شیمیایی و ایجاد ارتباط همبستگی به روش پیرسون، پارامترهای وابسته به پارامتر هدایت الکتریکی با در نظر گرفتن حداقل قیمت آزمایشات به عنوان پارامتر ورودی مدل‌های شبکه عصبی انتخاب گردیده و در مدل‌های مختلف از تعداد آن‌ها کاسته شده است. در نهایت مدل پیشنهادی شماره ۵ با تابع محرک تانژانت و قانون آموزش لورنبرگ مارکوات با حداقل خطای پیش‌بینی مورد پذیرش می‌باشد. بیشینه‌ی ضریب تعیین برابر ۰/۹۸ و کمینه ریشه‌ی میانگین مربعات خطا ۱۶۸/۳۳ می‌باشد، همچنین مقدار خطای نرمال میانگین مربعات خطا ۰/۲۴ خواهد بود. همچنین در بررسی تاثیرگذاری پارامترهای شبکه عصبی مشخص می‌شود که پارامتر pH دارای تاثیر گذاری بالای ۶۰٪ بر مدل شبکه عصبی خواهد بود.

**کلمات کلیدی:** زرینه رود، رسانایی الکتریکی، شبکه عصبی، پیش‌بینی.

۱- استاد دانشکده محیط زیست دانشگاه تهران .

۲- دانشیار دانشکده محیط زیست دانشگاه تهران.

۴- دانشجوی کارشناسی ارشد پردیس ارس دانشگاه تهران\* (مسئول مکاتبات).

## مقدمه

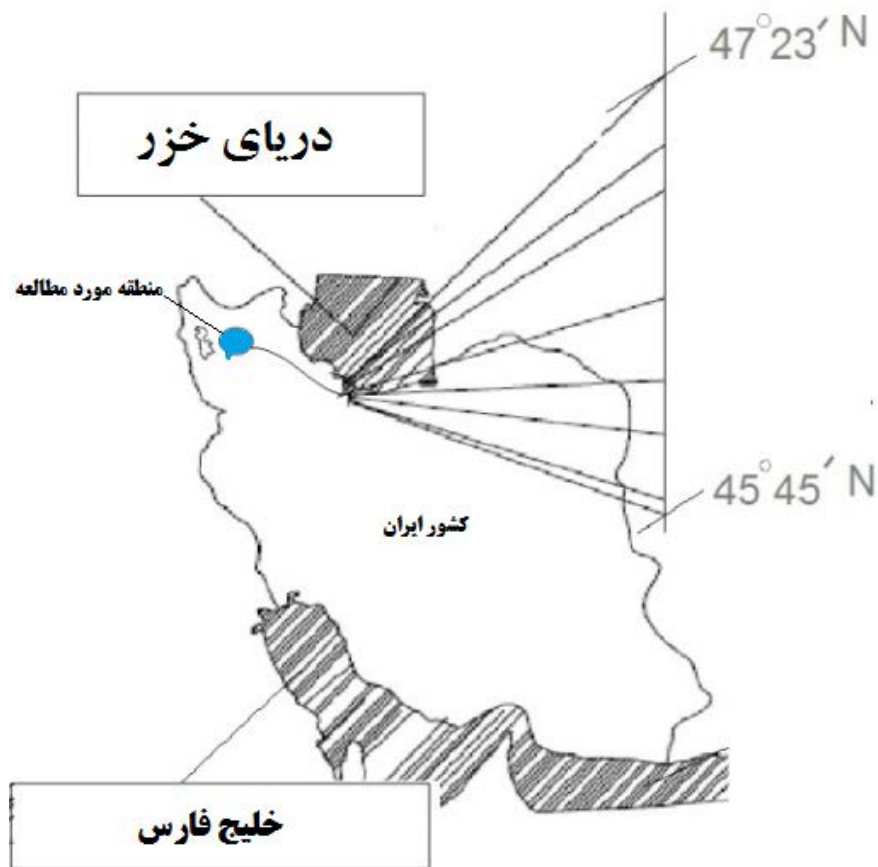
پیش‌بینی کیفیت آب زیرزمینی برای مدیریت تأمین و بهره‌برداری از منابع آب، امری لازم است. نوسان‌های کیفیت آب زیرزمینی، اثریافته از عوامل زیادی است که قطعی نبودن آن‌ها، به دلیل تعدد متغیرهای مؤثر بر کیفیت آب حایز اهمیت می‌باشد. نامتجانس بودن محیط، سبب پیچیدگی پیش‌بینی کیفیت آب شده است. یکی از رویکردهای مناسب در مطالعه رفتار آب‌های زیرزمینی، استفاده از مدل‌های رایانه‌ای است بنابراین، شناخت سازوکار تغییرات سطح کیفیت در طول زمان و پیش‌بینی آن با استفاده از روند حاکم برای اطلاع از وضعیت سفره و میزان آب قابل دسترسی، ضروری است. در این راستا، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، به دلیل نبود درک فیزیکی از ماهیت مسئله، تنها براساس آموزش قادر به مدل‌سازی رفتار دینامیکی فرایند غیرخطی هستند و ویژگی پیش‌گفته سبب انعطاف‌پذیری شبکه عصبی مصنوعی در برابر خطاهای ناخواسته و بی‌تأثیر شدن آن‌ها در روند کار است (۱).

شبکه‌های عصبی مصنوعی با قابلیت اعتماد بیشتر زمانی و سازگاری با تغییرات پیش‌بینی نشده، جایگزین مناسب مدل‌های تجربی و رگرسیونی برای پیش‌بینی رفتار منابع آب به شمار می‌روند (۲،۳). کار برد شبکه‌های عصبی نه تنها در پیش‌بینی وضعیت کیفی بلکه حتی در پیش‌بینی وضعیت سطوح آب‌های زیرزمینی و میزان احجام آن‌ها به کار می‌رود و مدل‌سازی‌های فراوانی در این زمینه‌ها صورت گرفته است (۴، ۵، ۶). در بررسی‌های صورت گرفته درخصوص

کاربرد مدل‌های عصبی جهت پیش‌بینی کیفیت آب، می‌توان به پیش‌بینی پارامتر نیترات با مدل شبکه عصبی مصنوعی اشاره کرد که بیان‌گر موفقیت آمیز بودن کاربرد مدل عصبی مصنوعی بوده است (۷). همچنین در تحقیق مشابهی مدل‌سازی به جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت ملایر صورت پذیرفته است که نتایج قابل قبول با مدل‌سازی مشابه حاصل شده است (۸) پارامتر TDS جزو پارامترهای اصلی در پیش‌بینی کیفیت آب به لحاظ شرب و کشاورزی بوده (۸) که ارتباط مستقیم با میزان شوری آب، میزان جذب سدیم و میزان کیفیت شرب آب دارد (۹). در رابطه با پیش‌بینی این پارامتر با کمک شبکه عصبی می‌توان به مطالعه مهرداد و همکاران در سال ۲۰۱۲ در تصفیه خانه فاضلاب فجر در جنوب کشور اشاره کرد (۱۰). با توجه به اهمیت پارامتر شوری در مباحث کیفیت کاربری آب شرب و کشاورزی (۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۴)، این مطالعه با هدف بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی این پارامتر صورت گرفت.

## منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز رودخانه زرینه رود واقع در مختصات جغرافیایی  $35^{\circ}40'$  تا  $28^{\circ}37'$  طول شرقی و  $45^{\circ}$  تا  $45^{\circ}23'$  عرض شمالی در شمال غرب کشور ایران می‌باشد (شکل ۱).



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

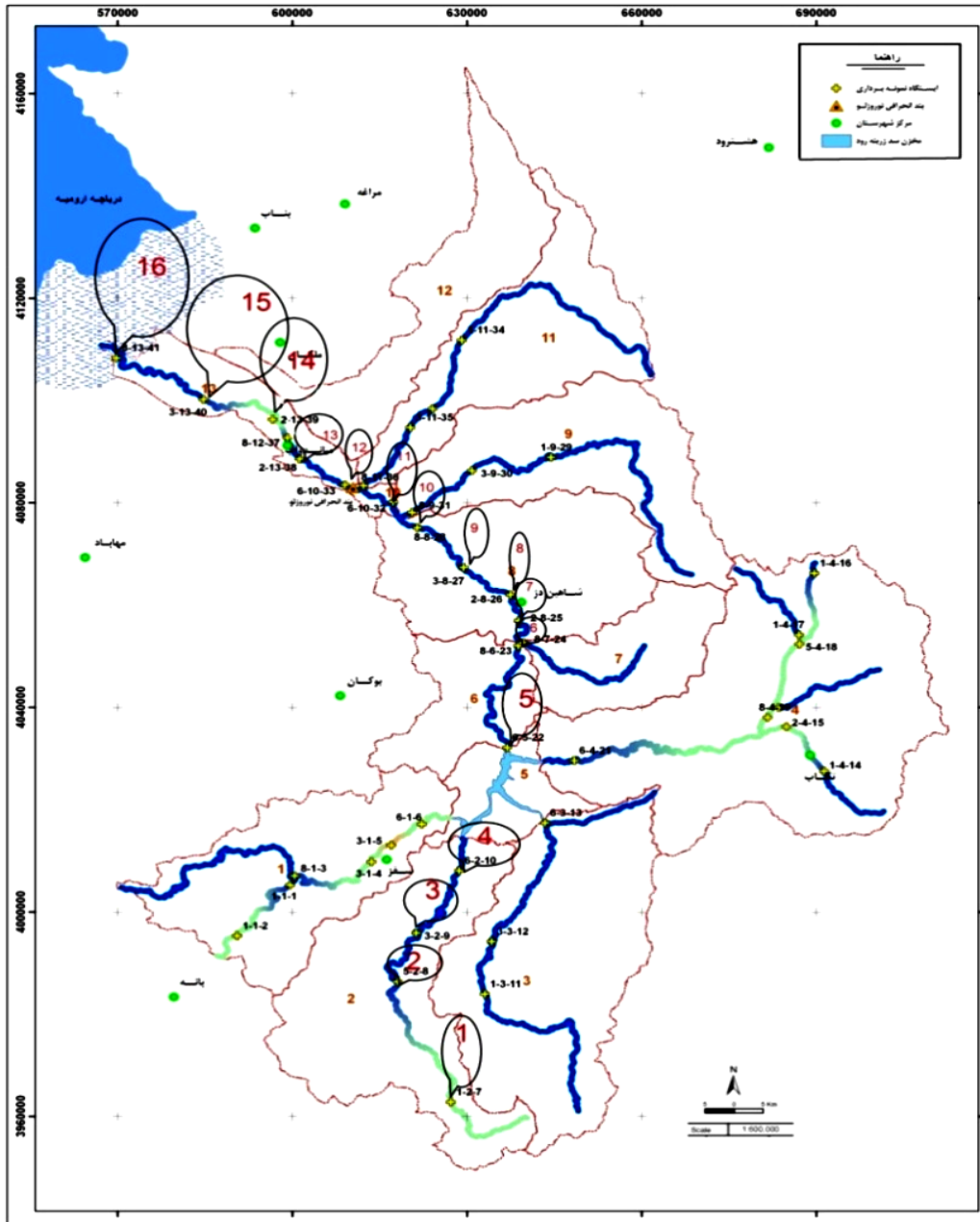
#### مواد و روش ها

ارومیه می ریزد. رودخانه زرينه رود تقريباً ۲۷۵ كيلومتر طول دارد و مساحت آن نيز تقريباً ۱۲۹۲۷۱۸ كيلومتر مربع می باشد. با احداث سد بوکان بر روی اين رودخانه، عملاً حوضه آبريز آن به دو حوضه آبريز بالادستی و پايين دستی سد تقسيم شده است. عمده مساحت حوضه آبريز بالادستی در استان کردستان و حوضه پايين دستی در استان آذربايجان غربی قرار گرفته است. سد بوکان واقع بر اهداف عمده بهره برداری از اين سد تامین آب کشاورزی و شرب است. یکی از مهم ترين منابع آلاينده حوضه فاضلاب های مسکونی است، که در چاه های جاذب حفر شده در کنار رودخانه که با عمق کم حفره شده اند دفع می گردند. قسمت عمده اراضی واقع در اين منطقه دارای اراضی کشاورزی دييم هستند و تنها اراضی واقع در

جهت شيب عمومی اين رودخانه از جنوب شرق به سمت شمال غربی است و حداکثر ارتفاع اين حوضه ۳۳۰۰ متر از سطح دریا می باشد. سه ارتفاع مهم واقع در اين حوضه شامل کوه چهل چشمه و قره الیاس در جنوب حوضه و از نو در شرق و جنوب شرقی آن است. اين رودخانه در قسمت های مرکزی و شمالی در دشت مرتفعی با کمترین ارتفاع برابر با ۱۲۶۰ متر به دریاچه ارومیه منتهی می شود. رودخانه مذکور که به رودخانه چم چغاتو مشهور است از جمله مهم ترين و طویل ترين رودخانه های حوضه آبريز دریاچه ارومیه می باشد. شاخه های اوليه اين رودخانه از کوه های پر برف چهل چشمه کردستان در مجاورت شاخه های اوليه قزل اوزن سرچشمه گرفته و تقريباً موازی سيمينه رود جريان می یابد و در نهايت به دریاچه

شده در ۱۶ ایستگاه مطالعاتی واقع بر رودخانه زربینه رود در فصل های بهار، تابستان، پاییز و زمستان (چهار دوره) استفاده شد. موقعیت ایستگاه های مذکور در شکل ۲ و جدول ۱ آورده شده است.

حاشیه رودخانه از آب رودخانه جهت آبیاری استفاده می کنند. در محدوده حوضه مذکور از جمله صنایع موجود، شهرک صنعتی تکاب با ۷ واحد صنعتی و دفع فاضلاب در چاه های جاذب را می توان نام برد. در این تحقیق از اطلاعات انداره گیری



شکل ۲- محل استقرار ایستگاه های نمونه برداری واقع بر رودخانه زربینه رود

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ایستگاه های نمونه برداری واقع بر رودخانه زرینه رود

ارتفاع (متر)	کد ایستگاه	مختصات جغرافیایی
۱۷۳۰	۱	$N : 35^{\circ}48'02''$ $E : 46^{\circ}24'20''$
۱۵۴۰	۲	$N : 36^{\circ}00'53.3''$ $E : 46^{\circ}18'38.1''$
۱۴۷۵	۳	$N : 36^{\circ}05'59.7''$ $E : 46^{\circ}20'50.5''$
۱۴۳۵	۴	$N : 36^{\circ}12'31.5''$ $E : 46^{\circ}25'53.4''$
۱۳۹۵	۵	$N : 36^{\circ}25'30.7''$ $E : 46^{\circ}31'42.5''$
۱۳۶۵	۶	$N : 36^{\circ}36'23.1''$ $E : 46^{\circ}33'07.4''$
۱۳۵۵	۷	$N : 36^{\circ}38'52.6''$ $E : 46^{\circ}33'14.2''$
۱۳۵۲	۸	$N : 36^{\circ}41'32.9''$ $E : 46^{\circ}33'52.6''$
۱۳۴۶	۹	$N : 36^{\circ}44'34.2''$ $E : 46^{\circ}26'59.2''$
۱۳۴۶	۱۰	$N : 36^{\circ}48'49.5''$ $E : 46^{\circ}21'44.7''$
۱۳۳۰	۱۱	$N : 36^{\circ}51'35.5''$ $E : 46^{\circ}18'59.4''$
۱۳۲۱	۱۲	$N : 36^{\circ}53'27.4''$ $E : 46^{\circ}13'54.4''$
۱۲۸۸	۱۳	$N : 36^{\circ}56'15.2''$ $E : 46^{\circ}08'15.5''$
۱۳۰۰	۱۴	$N : 37^{\circ}00'27.8''$ $E : 46^{\circ}05'11.4''$
۱۳۰۱	۱۵	$N : 36^{\circ}23'59.7''$ $E : 47^{\circ}06'13.6''$
۱۲۹۱	۱۶	$N : 37^{\circ}07'05.9''$ $E : 45^{\circ}47'08''$

## مواد و روش ها

### آنالیز آزمایشگاهی

اطلاعات مورد استفاده شامل درجه حرارت (T)، قلیاییت (pH)، هدایت الکتریکی (EC) و اکسیژن محلول (DO) کاتیون ها و آنیون ها بود. پارامترهایی نظیر درجه حرارت، pH، هدایت الکتریکی و اکسیژن محلول در محل نمونه برداری توسط دستگاه های قابل حمل و سایر پارامترها در آزمایشگاه آنالیز شده است. اندازه گیری نیترات، نیتريت، سولفات و فلوئور با استفاده از دستگاه هک انجام شده که به ترتیب از روش های شماره ۸۰۳۹، ۸۵۰۷، ۸۰۵۱ و ۸۰۲۹

استفاده شده است (۱۳). کلیه کاتیون ها توسط روش ۳۰۰۵ EPA- با دستگاه پلاسما جفت شونده القایی اندازه گیری شده است. جهت اندازه گیری آنیون های کربنات و بی کربنات از روش استاندارد متد با شماره ۴۵۰۰ شده و اندازه گیری آنیون کلرور به روش آرگنومتريک (استاندارد متد با شماره ۲۳۳۰) صورت گرفته است (۴،۱۱). مقادير مختلف بیشینه، کمینه، میانگین و انحراف از معیار با کمک نرم افزار SPSS 19 انجام گرفت که خلاصه نتایج در جدول ۲ نمایش داده شده است (۱۴،۱۵،۱۶).

جدول ۲- نتایج به دست آمده از برداشت ها در فصول مختلف

میانگین		بیشینه	کمینه	تعداد	پارامتر
۰/۲۰	۲/۴۵	۲۲/۱	۰	۱۱۲	Nitrate
۱۱۸/۲	۶۸۹/۱۹	۶۸۲۰	۲۳۷	۱۱۲	EC
۱/۵۱	۶۵/۸۳	۱۰۲	۳۳	۱۱۲	DO
۱/۱۸	۲۱/۷۱	۵۱	۲	۱۱۲	COD
۰/۲۸	۴/۱۲	۱۹	۱	۱۱۲	BOD
۲/۶۳	۱۹/۷۹	۱۷۰	۲،۰۴	۱۱۲	TUR
۰/۴۹	۷/۱۱	۸/۴۲	۵/۵۱	۱۱۲	pH
۰/۷۸	۱۶/۳۲	۳۰	۳/۲	۱۱۲	TEMP.

### آنالیز آماری

جهت آنالیز و بررسی ارتباط میان آلاینده ها بر ایجاد برقراری رابطه بین آنها از روش پیرسون با نرم افزار SPSS 19 اقدام شد (جدول ۳). با مطالعه ضرایب همبستگی به وجود آمده مشخص می شود که میزان تاثیر پذیری هر پارامتر نسبت به

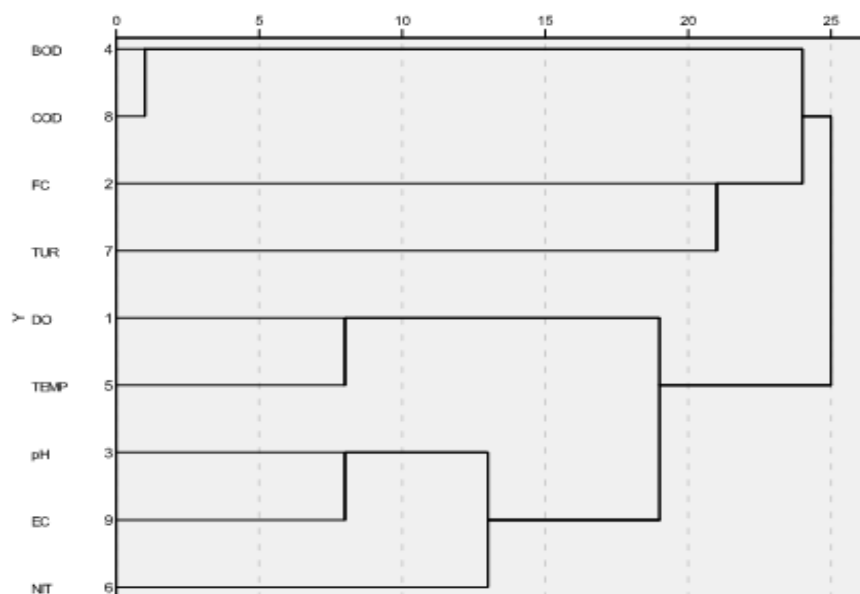
پارامتر های دیگر چقدر است. در انتها نیز به بررسی مدل های پیشنهادی با شبکه عصبی طراحی شده جهت پیش بینی پارامتر EC خواهیم پرداخت.

جدول ۳- همبستگی پارامترهای مورد بررسی از روش پیرسون با نرم افزار SPSS

pH	TUR	TEMP.	BOD	COD	DO	EC	NIT.		
							۱	Pearson Correlation	NIT.
						۰		Sig. (2-tailed)	
						۱۱۲	۱۱۲	N	
						۱	۰/۳۸۴	Pearson Correlation	EC
					۰/۰۰۴		۰	Sig. (2-tailed)	
					۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	
					۱	۰/۲۶۹	-۰/۰۴۷	Pearson Correlation	DO
				۰/۰۱۵		۰/۰۰۴	۰/۶۲۱	Sig. (2-tailed)	
				۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	
				۱	-۰/۲۲۹	۰/۴	۰/۱۱۳	Pearson Correlation	COD
			۰		۰/۰۱۵	۰	۰/۲۳۴	Sig. (2-tailed)	
			۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	
			۱	۰/۶۸۵	-۰/۲۴۶	۰/۱۵۸	۰/۰۲۴	Pearson Correlation	BOD
		۰/۰۱۰		۰	۰/۰۰۹	۰/۰۹۷	۰/۷۹۹	Sig. (2-tailed)	
		۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	
		۱	-۰/۲۴۲	-۰/۰۶۱	۰/۴۷۳	۰/۳۳۷	۰/۰۴۳	Pearson Correlation	TEMP.
	۰/۸		۰/۰۱۰	۰/۵۲۴	۰	۰	۰/۶۵۶	Sig. (2-tailed)	
	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	
	۱	-۰/۰۲۴	۰/۰۸۸	۰/۰۲۹	۰/۲۵۰	۰/۰۰۷	۰/۰۴۴	Pearson Correlation	TUR
۰/۹۶۹		۰/۸	۰/۳۵۵	۰/۷۶۱	۰/۰۰۸	۰/۹۳۸	۰/۶۴۵	Sig. (2-tailed)	
۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	
۱	-۰/۰۰۴	-۰/۰۰۴	۰/۱۱۳	۰/۰۹۶۱	۰/۳۵۵	۰/۴۷۹	۰/۲۹۵	Pearson Correlation	pH
	۰/۹۶۹	۰/۹۶۶	۰/۲۳۴	۰/۳۴۲	۰	۰	۰/۰۰۲	Sig. (2-tailed)	
۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	۱۱۲	N	

بعدی با پارامترهای درجه حرارت و اکسیژن محلول در ارتباط می باشد. در شکل ۳ طبقه بندی خوشه ای این ارتباطات مشخص شده است.

بر اساس اطلاعات به دست آمده از جدول ۳ خروجی نرم افزار SPSS مشخص می شود که بیشترین میزان همبستگی پارامتر EC با پارامترهای نظیر pH و COD و نیترات و درجه حرارت می باشد. همچنین در بررسی دقیق تر با روش آنالیز خوشه ای (۱۱،۱۲) مشخص می شود که پارامتر EC تحت تاثیر پارامترهای نیترات و pH خواهد بود و در پله



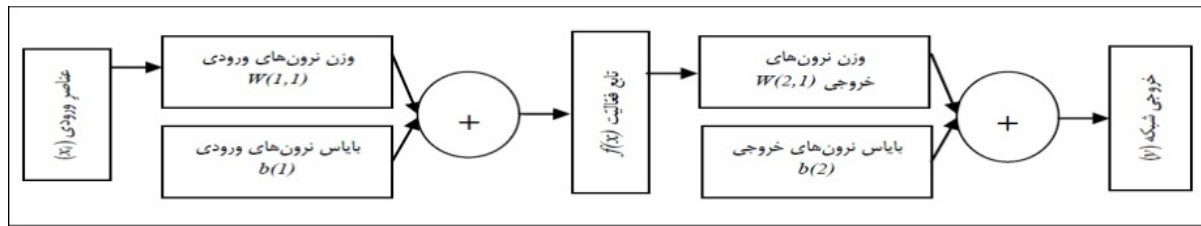
شکل ۳- همبستگی خوشه ای پارامترهای مورد بررسی

### ساختار شبکه عصبی

ساختارها، اطلاعات ورودی پس از پردازش، از راه خروجی نرون های لایه ی اول، به نرون های لایه (های) بعدی و در نهایت، در صورت قابل قبول بودن به خروجی شبکه منتقل می شود. در غیر این صورت با انتشار خطای محاسباتی به لایه های پیش، محاسبه ها دوباره تکرار می شوند. این روند تا کسب نتیجه ی قابل قبول ادامه می یابد. برای افزایش سرعت پردازش اطلاعات و عدم توقف شبکه در حداقل های محلی، از اطلاعات نرمال شده به عنوان ورودی شبکه استفاده شده. در ساختار اول اجرای این ساختارها در نرم افزار تحت ویندوز Neuro Solution با قابلیت نرمال سازی داده ها انجام گرفت. از مزایای دیگر این نرم افزار، وجود توابع مختلف با الگوریتم های گوناگون در بانک نرم افزار است (۶،۷).

برای بررسی نوسان های سطح کیفیت آب زیر زمینی دشت ارومیه، از روش شبکه ی عصبی مصنوعی نوع پرسپترون چندلایه استفاده شده است. این روش امکان بررسی تغییرات کیفی سفره ی آب زیرزمینی را در گام های مختلف زمانی با لحاظ اطلاعات گزینش شده در ورودی شبکه، فراهم می کند. طراحی ساختارهای مختلف شبکه ی عصبی با توجه به مطالعات انجام شده در این زمینه، از نوع پرسپترون چندلایه (MLP) با الگوریتم پس انتشارخطا (BP) استفاده شده است (۱۶،۱۷). در شبکه ی عصبی چندلایه، براساس شکل ارتباط بین عناصر ورودی در لایه ی اول ( $x_i$ ) و خروجی در لایه ی آخر ( $y$ )، به کمک وزنه های نرونی ( $W$ )، بایاس ( $b$ ) و تابع فعالیت ( $f(x)$ ) در لایه (های) میانی است. طراحی شبکه براساس ترکیبی از اطلاعات پارامترهای تاثیر گذار در کیفیت سفره در زمان های قبل، در قالب ساختارهای متفاوت از اطلاعات در لایه ی ورودی انجام شده است. در هر یک از





شکل ۴- مدل شبکه عصبی به کار رفته در تحقیق

خروجی های جدول ۴ ظاهر می شود. معیارهای پذیرش نتایج پیش بینی شده در هر یک از ساختارهای شبکه ی عصبی، بر مبنای کمتر بودن خطای کمی حاصل از مقادیر محاسباتی و مقادیر مشاهداتی شامل، بیشینه ی ضریب تعیین ( $R^2$ )، کمینه ی ریشه ی میانگین مربعات خطا (RMSE)، و خطای نرمال نسبی NRMSE با روابط ذیل خواهد بود (۱،۴).

$$(۱) \text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{EC actual} - \text{EC forecast})^2}{n}}$$

$$(۲) \text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\text{EC average}}$$

$$(۳) R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\text{EC actual} - \text{EC forecast})^2}{\sum_{i=1}^n (\text{EC actual} - \text{EC average})^2}$$

در روابط فوق:

در مقادیر فوق EC actual میزان EC به دست آمده توسط آزمایش و نمونه گیری، EC forecast میزان EC محاسبه شده توسط شبکه عصبی، EC average میزان میانگین EC به دست آمده از آزمایشات، n تعداد پارامترهای مورد بررسی خواهد بود که با توجه به جدول ۳ بیشترین وابستگی را با پارامتر EC داشته و به لحاظ اقتصادی کمترین هزینه آزمایش را دارا می باشند (۱۹،۲۰). ترتیب ساختن پارامترهای هر مدل با توجه به همبستگی های جدول ۳ خواهد بود و به ترتیب آسانی و ارزانی ارزش آزمایشات در مدل ها حذف می شوند. در جدول ۴ ترتیب از تعداد پارامترها کاسته خواهد شد (۲۱) و در نهایت مدل پنجم با کمترین تعداد پارامتر و بیشترین میزان وابستگی به پارامتر EC ساخته شده است. با توجه به پارامترهای ورودی مدل ها مشاهده می شود که مدل شماره ۵ با کمترین ورودی، بیشترین مقدار وابستگی و ارزان ترین روش های آزمایش جهت بررسی های بعدی ساخته می شود.

در این مطالعه، داده ها به صورت تصادفی و براساس تجربه های پژوهشگران دیگر، به دو گروه داده ی آموزش (۷۰٪) و داده آزمون (۳۰٪) تقسیم بندی شده اند و کلیه مراحل به صورت آزمون و خطا بوده است (۱۸). در اجرای شبکه ی عصبی مصنوعی، توابع محرک سیگموئید، تانژانت، سیگموئید خطی و تانژانت خطی استفاده شد. همچنین برای هر تابع محرک، از قوانین مختلف آموزشی همچون، لوبنبرگ مارکوات، مونتوم و گرادیان مزدوج استفاده شده است. برای دستیابی به ساختار بهینه، تلاش شد تا تمامی قوانین آموزشی و توابع محرک تعریف شده در محیط نرم افزار فوق، به شکل سعی و خطا مورد آزمون قرار گیرد. برای تعیین مقدار بهینه ی تعداد تکرار محاسباتی شبکه از روش سعی و خطا استفاده و خطای پیش بینی آن با مقادیر مختلفی از تکرارهای محاسباتی برای شبکه ی بهینه، محاسبه شد. گفتنی است که توابع محرک نرون های ورودی، میانی و خروجی یکسان در نظر گرفته شدند (۶،۷). در این راستا، مطالعات نیز نشان داد که یکسان در نظر گرفتن توابع محرک نسبت به متفاوت بودن توابع محرک لایه های مختلف، منجر به نتایج بهتری میشود. تعداد کل پارامترهای مورد بررسی سری زمانی ۱۱۲ مورد می باشد که ۷۹ مورد جهت آموزش شبکه و ۳۳ پارامتر جهت بررسی و تست نهایی استفاده شده اند. جهت ساخت مدل ۵ مدل پیشنهادی به صورت حذفی با توجه به درصد اهمیت وابستگی، ارزانی آزمایش و روش آسان آزمایش که در جدول مشخص شده است به وجود آمده اند. پارامترهای ورودی هر مدل نیز در جدول ۲ به وضوح نمایش داده شده است. با توجه به توضیحات بالا و ورود اطلاعات کامل هر مدل در نرم افزار NeuroSolutions و استفاده از سیستم تحت نرم افزار EXCEL و تعاریف مربوط به شبکه عصبی در نرم افزار

جدول ۴- پارامترهای مورد بررسی در ۵ مدل ساخته شده

پارامترهای ورودی	مدل
pH, COD, Nitrate, T, DO, Turbidity, BOD, FC	۱
pH, COD, Nitrate, T, DO, Turbidity, BOD, FC*	۲
pH, COD, Nitrate, T, DO, Turbidity, BOD, FC	۳
pH, T, Turbidity	۴
pH, T	۵

Fecal coliform\*

## بحث و نتیجه گیری

عصبی خواهیم بود تا جایی که در مدل شماره پنج با توجه به کاهش تعداد ورودی به ۲ میزان خطا در مقایسه با مدل شماره ۳ مقدار غیر قابل توجهی افزایش پیدا خواهد کرد و مورد قبول خواهد بود، در نتیجه مدل شماره ۵ با حداقل ورودی و حداقل هزینه های آزمایش جهت اندازه گیری مورد قبول و بررسی می باشد.

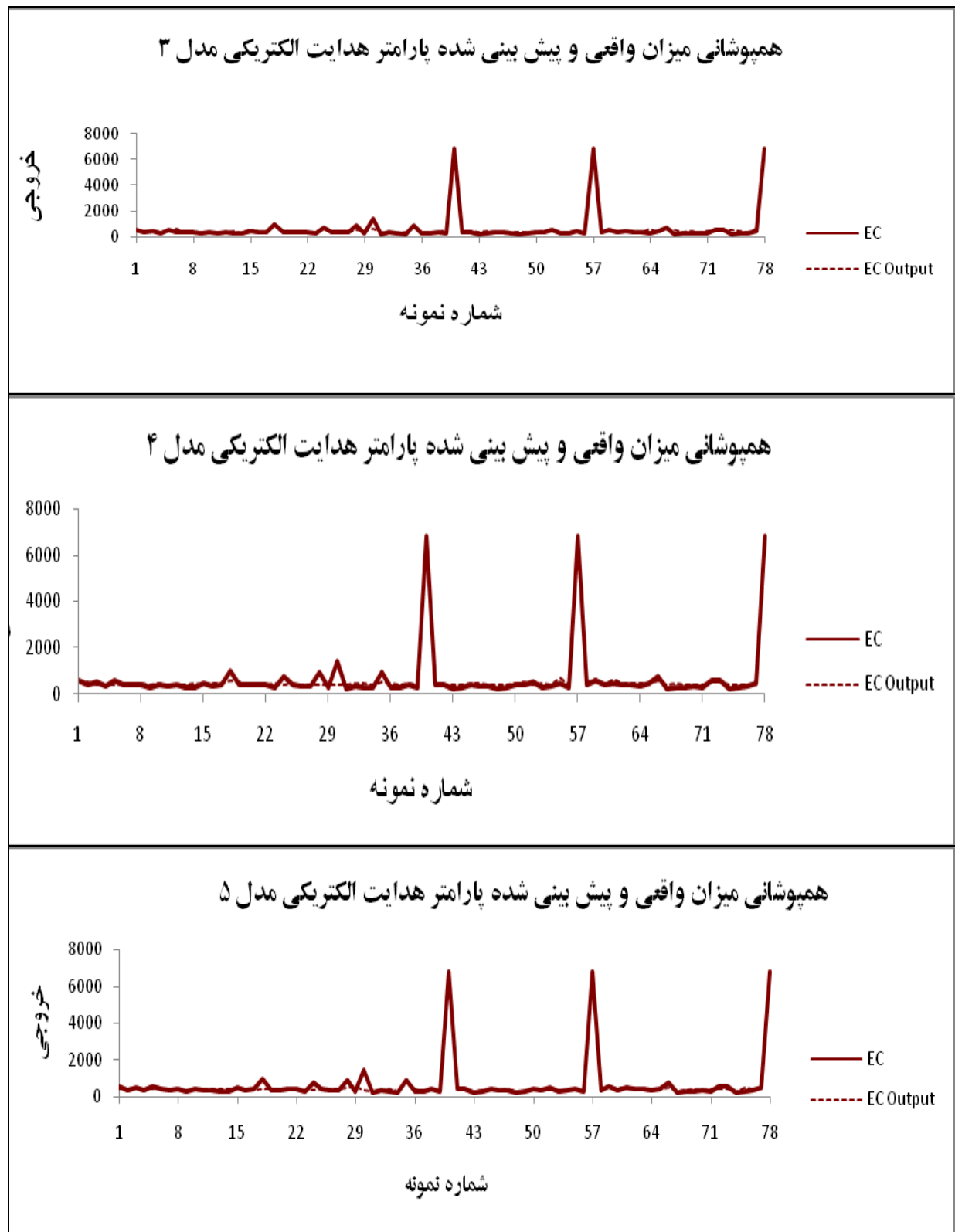
با انجام سعی و خطاهای مختلف در انتخاب ساختار شبکه عصبی جهت هر مدل با توجه به جدول ۵ مشخص می شود که میزان خطای حاصل از ساختار مدل با تابع لورنبرگ-مارکوات (تابع آموزش) و تانژانت (تابع محرک) کمتر از مدل هایی با ساختار قانون آموزشی مومنتوم و محرک تانژانت خواهد بود. در نتیجه با ثابت نگه داشتن مدل شبکه عصبی و کم کردن پارامترها شاهد عدم افزایش خطا در شبکه

جدول ۵ - نتایج مدل های مختلف شبکه عصبی و ساختار مربوط به هر مدل

مدل	تعداد نرون ورودی	قانون آموزشی	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	تعداد پردازنده لایه میانی	$R^2$	NRMSE (-)	RMSE (mS/l)
۱	۸	مومنتوم	تانژانت	۱	۴	۰/۹۳	۰/۶۳	۴۵۲/۸۸
۲	۸	مومنتوم	تانژانت	۱	۸	۰/۹۲	۰/۵۹	۳۹۸/۵۲
۳	۸	لورنبرگ مارکوات	تانژانت	۱	۴	۰/۹۸	۰/۲۴	۱۶۶/۷۲
۴	۳	لورنبرگ مارکوات	تانژانت	۱	۴	۰/۹۷	۰/۲۷	۱۸۳/۹۵
۵	۲	لورنبرگ مارکوات	تانژانت	۱	۴	۰/۹۸	۰/۲۴	۱۶۸/۳۸

می گردد که نشان دهنده میزان همپوشانی مقادیر به دست آمده از آزمایشات و میزان خروجی شبکه عصبی می باشد.

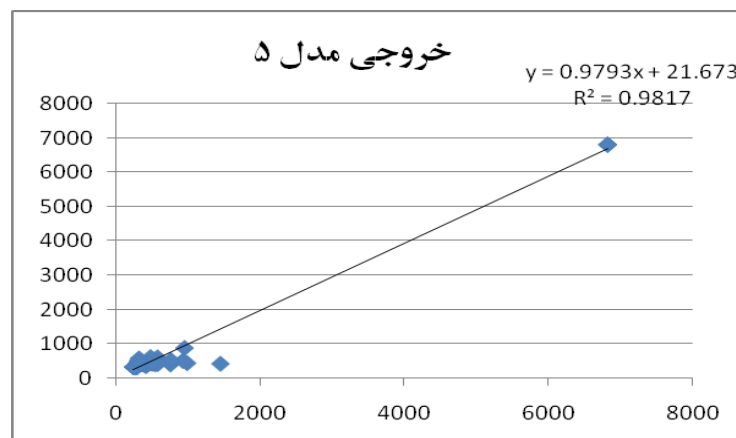
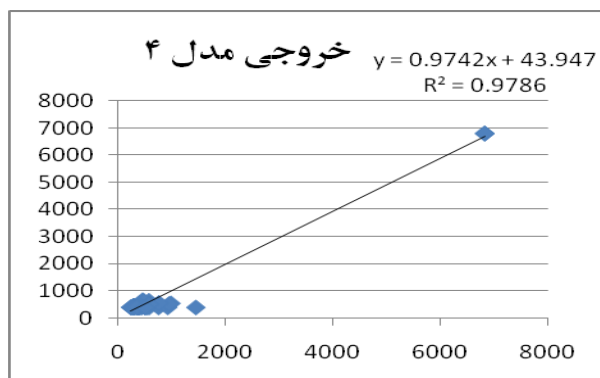
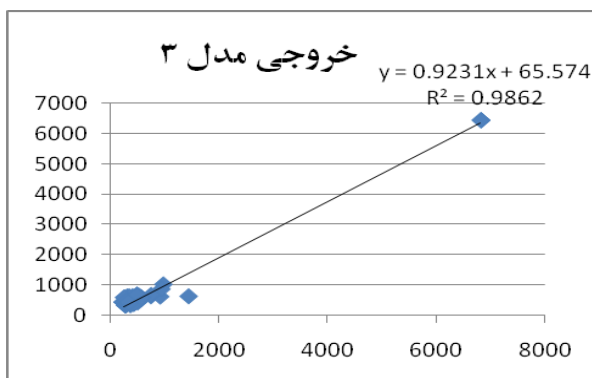
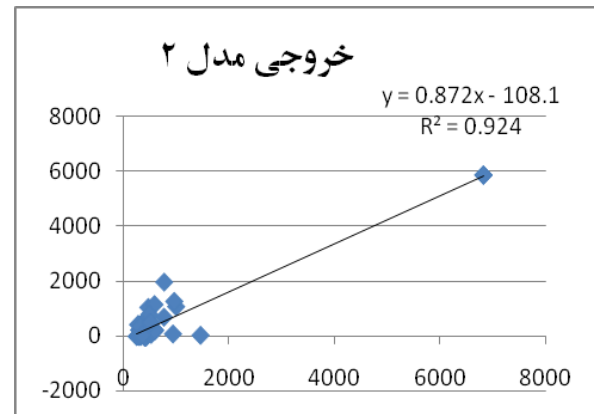
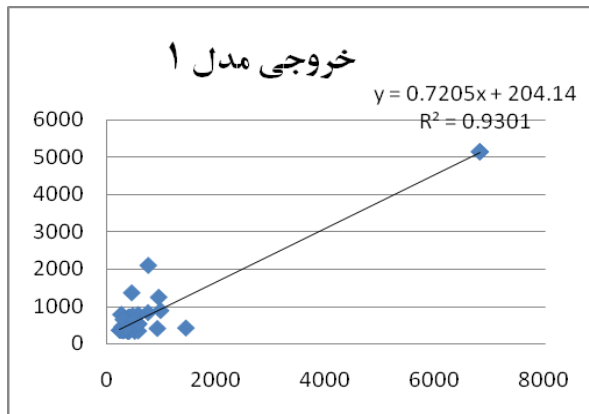
از نتایج خروجی ساختار با تابع لورنبرگ-مارکوات (تابع آموزش) و تانژانت (تابع محرک)، شکل شماره پنج حاصل



شکل ۵ - همپوشانی میزان مشاهده شده پارامتر EC در آزمایشات و میزان پیش بینی شده مدل ۳ تا ۵

انحراف از معیار از نیمساز ربع اول مشخص شده است. لازم به ذکر است هر چقدر داده ها به نمودار یک به یک نزدیک تر باشند، نشان دهنده توانایی بیشتر مدل در سنجش میزان رسانایی الکتریکی خواهد بود (۸).

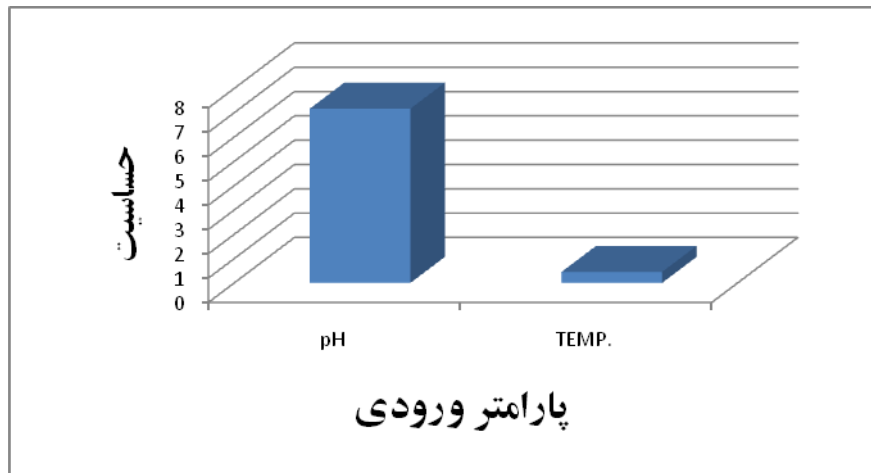
در نمودارهای شکل ۶ پراکندگی داده‌های پیش‌بینی شده (محور عمودی) و داده‌های مشاهده‌ای (محور افقی) در مرحله آزمون مدل اول تا سوم نمایش داده شده است. در این شکل ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی شبکه عصبی به شکل یک معادله درجه یک نشان داده شده است و میزان



شکل ۶ - نمودار پراکندگی میزان رسانایی الکتریکی پیش‌بینی شده و مشاهده شده (محور افقی مقادیر پیش‌بینی شده و محور عمودی مقادیر واقعی)

دست آمده شماره ۷ و نتیجه مشابه نتیجه جدول همبستگی پیرسون خواهد بود. در حقیقت تاثیر گذار ترین عامل بر شبکه عصبی طراحی شده با ۲ پارامتر ورودی، pH می باشد و تغییرات عمده در میزان پیش بینی به این پارامتر وابستگی خواهد داشت.

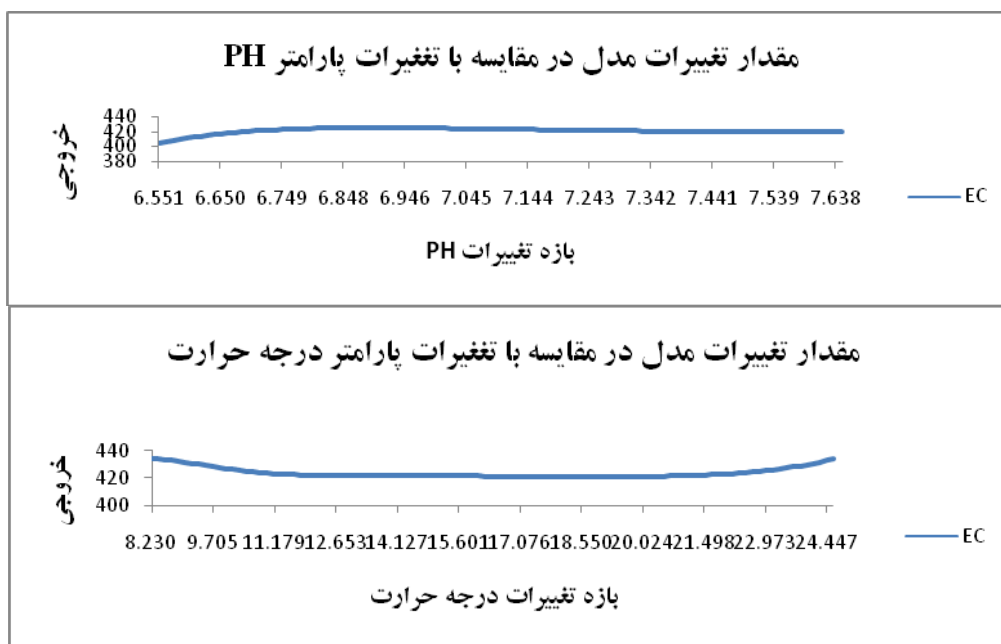
جهت بررسی مقدار حساسیت هر پارامتر خاص در مدل انتخابی (شماره ۵) با توجه به نمودار رسم شده در شکل ۷ معلوم می شود که میزان حساسیت پارامترهای مختلف در پیش بینی شبکه عصبی مدل سوم به ترتیب برای پارامترهای pH و درجه حرارت میباشد. در حقیقت با توجه به شکل به



شکل ۷- میزان حساسیت پارامترهای مختلف در پیش بینی شبکه عصبی مدل ۵

پردازش تغییر ایجاد کرده و مقدار جدید را پیش بینی خواهد نمود.

با توجه به نمودارهای شکل ۸ میزان ثابت بودن پارامترهای pH و درجه حرارت مشخص می شود و معلوم است که با تغییرات این پارامترها به چه میزان شبکه در میزان



شکل ۸ - میزان تغییرات پارامترهای ورودی مدل شماره ۵ و مقادیر خروجی شبکه عصبی

## نتیجه گیری

با توجه به نتایج ارائه شده در مدل های مختلف و بررسی مقدار خطاهای ارائه شده توسط مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی، مدل شماره پنج دارای حداقل مقدار پارامتر ورودی بوده و در نتیجه در میان پارامتر های وابسته به هدایت الکتریکی در محدوده مورد مطالعه دارای کمترین مقدار هزینه های آزمایشات خواهد بود. در نهایت پس از اجرای مدل با الگوی قانون آموزش لورنبرگ - مارکوات تابع محرک تانژانت میزان بیشینه ضریب تعیین دارای عدد ۰/۹۸ و کمینه ی ریشه ی میانگین مربعات خطا ۱۶۸/۳۸ و خطای نرمال نسبی ۰/۲۸ خواهد بود که در مقایسه با مدل های با ورودی های بیشتر و توابع ثابت آموزش و محرک دارای حداقل میزان خطا بوده و دارای نتایج قابل قبول خواهد بود. در طراحی مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در ابتدا با در نظر گرفتن توابع آموزش مومنتوم و محرک تانژانت و تعداد ورودی زیاد نتایج حاصل قابل قبول بوده اما بعد از تغییرات توابع به تانژانت و مارکوات لورنبرگ و کم کردن مقدار پارامتر های ورودی که موجب کمتر کردن آزمایشات می شود مشاهده می شود که توابع آموزش مارکوات لورنبرگ و تابع محرک تانژانت مشاهده می شود که با کم تر کردن پارامتر های ورودی شبکه عصبی میزان تخمین تقریباً ثابت می ماند و دارای نتایج قابل قبول خواهد بود. همچنین در بررسی تاثیر گذاری پارامتر های ورودی مدل مشاهده می شود که تاثیرات پارامتر هدایت الکتریکی نسبت به پارامتر درجه حرارت بسیار پر رنگ تر بوده و با کمترین تغییرات تاثیرات عمده ای بر میزان تخمین پارامتر هدایت الکتریکی خواهد داشت. بدیهی است که هم پارامتر pH و هم پارامتر هدایت الکتریکی دارای ارتباط مستقیم با میزان پارامتر های اندازه گیری شده می باشند. در ادامه مطالعه بازه تغییرات pH و درجه حرارت مشخص شده و مقدار تغییرات نتایج مدل شماره پنج در صورت تغییرات هر دو پارامتر ورودی مشخص شده است. بدیهی است که مقدار بازه تغییرات pH از مقدار بازه درجه حرارت کوچک تر بوده اما دارای تاثیرات فراوان در تغییرات هدایت الکتریکی می باشد.

## منابع

1. Asghari Moghaddam, A., Nadiri, A. and Fijani, E. 2006. Ability to Study Different Models of Artificial Neural Networks to Evaluate Groundwater Water Level in the Hard Formation, Tenth. Conference of Geological Society, Tehran.
2. Dehghani, A.A., Asgari, M. and Mosaedi, A. 2009. Comparison of Geostatistics, Artifitial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Approaches in Groundwater Level Interpolation (Case study: Ghazvin aquifer). Journal of Agriculture Science Natural Resource. 16 (1): 517-528.
3. Esmaeili Varaki, M., Khayat khalaghi, M. and Shafiei, M. 2004. Provide a Model for Intelligent Water Level Fluctuations Estimated Alluvial Groundwater Aquifer Using an Artificial Neural Network. Articles First Annual Conference of Iran Water Resources Management. 1-11.
4. Coppola, E., Szidarovszky, F., Poulton, M. and Charles, E. 2003. Artificial Neural Network Approach for Predicting Transient Water Levels in a Multi Layered Groundwater System under Variable State. Pumping, and Climate Conditions, Hydrologic Engineering. 8 (6): 348-360.
5. Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R. and Bobée, B. 2001. Artificial Neural Network Modeling of Water Table Depth Fluctuations. Water Resources Research. 37(4): 885-896.
6. Zare Abyaneh, H., Bayat Varkeshi, M., and Daneshkare Arasteh, P. 2011. Forecasting Nitrate Concentration in

13. Jamshidzadeh, Z., Mirbagheri, S. A. 2011. Evaluation of groundwater quantity and quality in the Kashan Basin, Central Iran. *Desalination*, 270: 23-30.
14. Tahmasebi, A.R. and Zomorrodian, S.M.A. 2004. Estimation of Soil Liquefaction Potential Using Artificial Neural Network. Second National Student Conference on Water and Soil Resources.
15. Baghvand, A., Nasrabadi, T., Nabi Bidhendi, G.R., Vosough, A., Karbassi, A.R., Mehrdadi, N. 2010. Groundwater quality degradation of an aquifer in Iran central desert. *Desalination*. 260: 264-275.
16. Biswas, A. 2005. An Assessment of Future Global Water Issues. *Water Resources Development Journal*. 21 (2): 229-237.
17. Sreekanth, P.D., Geethanjali, N., Sreedevi, P.D., Shakeel Ahmed, N. and Kamala Jayanthi, P.D. 2009. Forecasting Groundwater Level Using Artificial Neural Networks. *Current Science*. 96 (7): 933- 939.
18. Kumar, M., Raghuwanshi, N., Singh, R., Wallender, W. and Pruitt, W. 2002. Estimating Evapotranspiration Using Artificial Neural Networks. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, ASCE. 128 (4): 224-233.
19. Hosaini, M.T., Siosemarde, A. Fathi, P. and Siosemarde, M. 2007. Application of Artificial Neural Networks (ANN) and Multiple Regressions for Estimating Assessing the Performance of Dry Farming Wheat Yield in Ghorveh Region, Kurdistan Province. *Agricultural Research: Water and Soil and Plant*. 7 (1): 41-54.
- Groundwater using Artificial Neural Network and Linear Regression Models. *International Agrophysics*. 25 (2): 187-192.
7. Zare abyaneh, H., Yazdani, V. and Azhdari, KH. 2009. Comparative Study of Four Meteorological Drought Index Based on Relative Yield of Rain Fed Wheat in Hamedan Province. *Physical Geography Research Quarterly*. 69: 35-49.
۸. مهردادى ن، عباسى مائده پ. ۱۳۹۱. كیفى آب زیر زمينى شهر تهران به كمك شاخص جهانى WHO. نشریه بین المللی عمران آب شماره ۶۴.
9. Asadpour, G.A., Nasrabadi, T. 2011. Municipal and medical solid waste management in different districts of Tehran, Iran. *Fresenius Environmental Bulletin*. 20 (12): 3241-3245.
10. Mehrdadi, N., Hasanlou, H., Jafarzadeh, M.T., Hasanlou, H., Abodolabadi, H. 2012. Simulation of low TDS and biological units of fajr industrial wastewater Treatment plant using artificial neural network and principal component analysis hybrid method. *journal of water resource and protection*. 4: 370-376
11. Mehrdadi, N., Nabi bidhendi, G.R., Nasrabadi, T., Hoveidi, H., Amjadi, M., Shojae, M.A. 2009. Monitoring the arsenic concentration in groundwater resources, case study: Ghezel ozan Water Basin, Kurdistan, Iran. *Asian Journal of Chemistry* 21 (1): 446-450.
12. Nasrabadi, T., Nabi Bidhendi, G.R., Yavari, A.R, Mohammadnejad, S. 2008. Evaluating Citizen Attitudes and Participation in Solid Waste Management in Tehran, Iran. *Journal of Environmental Health*. 71 (5): 30-33.

21. Zare Abyaneh, H., Bayat Varkeshi, M., Marofi, S. and Amiri Chayjan, R. 2010. Evaluation of Artificial Neural Network and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System in Decreasing of Reference Evapotranspiration Parameters. Journal of Water and Soil. 24 (2): 297-305.
20. Khalili, S.R., Davari, K. and Mousavi Baygi, M. 2008. Monthly Precipitation Forecasting Using Artificial Neural Networks: A Case Study For Synoptic Station of Mashad. Journal Water and Soil, Agricultural Science & Technology Ferdowsi University of Mashhad. 22(1): 39-99.