

## پیش‌بینی تقاضای آب شهر همدان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

بابک بالالی مقدم\*، محمد‌هادی دارابی\*\*

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۹/۹  
تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۱۱/۱۱

### چکیده

پیش‌بینی تقاضای آب شهری کمک مؤثری به مدیران و بجهه‌برداران سیستم‌های آب شهری می‌باشد تا بتوانند نسبت به مدیریت صحیح مصرف، مخازن، پمپ‌ها، شیرآلات و تصفیه‌خانه‌ها اقدام نمایند. مصرف کوتاه‌مدت آب تابعی از پارامترهای مختلف و متنوع مانند شرایط اقلیمی و هواشناسی، مناسبت‌های فرهنگی، اقتصادی، اجتماعی و مصارف گذشته می‌باشد. به دلیل همین تنوع، پیش‌بینی مصرف کوتاه‌مدت به صورت تحلیلی بسیار مشکل و یا ناممکن می‌باشد. در این شرایط استفاده از سیستم‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند به عنوان یک گزینه راهگشا مطرح گردد. در این تحقیق با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا، میزان مصرف یک‌روزه آب شهر همدان بر اساس پارامترهای هواشناسی و داده‌های تاریخی مصارف گذشته پیش‌بینی می‌شود. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که با اطلاعات محدود قابل دسترسی، شبکه عصبی با دولاًیه نهان که به ترتیب دارای یک و هفت نرون می‌باشد توانسته است میزان تقاضای روزانه آب شهر همدان را با ضریب همبستگی بیش از ۸۵ درصد و خطای متوسط حدود دو درصد تخمین بزند. بدیهی است با افزایش تعداد داده‌ها در یک دوره زمانی گسترده‌تر، میزان دقت مدل قابل بهبود می‌باشد. در این مقاله همچنین با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک فرمول ساده برای پیش‌بینی میزان مصرف روزانه آب شهر همدان تولیدشده است و با ورود داده‌های درجه حرارت هوا و مصرف آب روز قبل، میزان مصرف روز بعد به دست می‌اید. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که این فرمول قادر است میزان تقاضای روزانه آب شهر همدان را با میانگین خطای مطلق حدود ۲/۷۵ درصد، تخمین بزند.

### واژگان کلیدی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، تقاضای کوتاه‌مدت آب، پارامترهای هواشناسی، مصرف آب

## مقدمه

برای مدیریت سیستم‌های آب شهری و تصمیم‌گیری در خصوص تأمین آب و بهره‌برداری بهینه از شبکه‌های توزیع، نیاز به اطلاعات و ابزارهایی است که یکی از مهم‌ترین واصلی‌ترین آن‌ها، پیش‌بینی نیاز آبی تقاضا به عنوان بار وارد بر شبکه می‌باشد. پیش‌بینی مصرف آب را در دوره‌های کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت می‌توان مطرح نمود (Monzavi, 1999; Taebi & Chamni, 2000). پیش‌بینی بلندمدت معمولاً بازه‌ای از یک‌چند سال را در بر می‌گیرد و از اطلاعات به دست آمده به منظور طراحی شبکه، تأمین منابع آبی پیش‌بینی بلندمدت معمولاً بازه‌ای از یک‌چند سال را در بر می‌گیرد. پیش‌بینی کوتاه‌مدت معمولاً جدید و توسعه شبکه استفاده می‌شود. پیش‌بینی میان‌مدت برای بازه‌های ماهانه و فصلی صورت می‌گیرد. پیش‌بینی کوتاه‌مدت معمولاً بازه‌ای از یک ساعت تا چند روز را شامل می‌گردد. در مدیریت آب شهری دانستن تقاضای کوتاه‌مدت بسیار مهم و حیاتی است و از آن می‌توان در موارد زیر بهره برد: مدیریت منابع آب، مدیریت بهره‌برداری مخازن و تصفیه‌خانه‌های آب، برنامه‌ریزی و مدیریت پمپ‌ها و شیرآلات شبکه، تعیین قابلیت اطمینان شبکه، کنترل کیفیت آب، مدیریت بهره‌برداری در تصفیه‌خانه، تعیین بهترین زمان جهت تعمیرات و بازسازی شبکه، کاهش آب به حساب نیامده، پیش‌بینی مقدار فروش آب، هزینه‌های دریافتی و مقایسه عرضه و تقاضا. بیشتر مقلاتی که به بحث در مورد پیش‌بینی مصرف آب شهری می‌پردازند، مصرف ماهانه یا سالانه و به عبارتی میان‌مدت و بلندمدت را در نظر گرفته‌اند و تنها تعداد اندکی از آن‌ها مصرف کوتاه‌مدت را بررسی کرده‌اند. این تحقیقات بیشتر بر اساس مدل‌های آماری، رگرسیون چندگانه و سری‌های زمانی به پیش‌بینی مصرف پرداخته‌اند (Zhou et al, 2000; Zhou et al, 2001).

بحث پیش‌بینی بلندمدت مصرف ابتداءً توسط Wong در سال ۱۹۷۲ و Young در سال ۱۹۷۴ در مطری شد. آن‌ها با استفاده از سری‌های زمانی، مصرف سالانه آب را بر اساس جمعیت، درآمد سرانه، قیمت آب، بارندگی، درجه حرارت و تغییر مدل نمودند. در سال ۱۹۸۴ Parzen و Maidment مصرف ماهیانه (میان‌مدت) آب در تگزاس را توسط سری زمانی تخمین زدند. در این تحقیق آن‌ها ابتدا مقادیر سری زمانی را به دو مؤلفه همیشگی و تصادفی تقسیم نمودند. مؤلفه‌های همیشگی، شامل مؤلفه‌های روند و فصلی می‌شد که مؤلفه روند را به وسیله رگرسیون بین میانگین مصرف آب سالیانه و جمعیت شهر مدل کردند و مؤلفه فصلی را نیز با استفاده از سری‌های فوريه تخمین زدند. آن‌ها برای مدل کردن مؤلفه تصادفی از دو معادله استفاده نمودند. یکی از این معادلات، همبستگی مصرف آب با مقادیر مصرف شده در روزهای قبل و معادله دیگر، همبستگی مصرف آب با متغیرهای آب و هوایی، تغییر حداکثر درجه حرارت ماهانه، تغییر و بارش را بررسی می‌کرد. در سال ۱۹۸۵ Maidment و همکارانش یک تابع انتقال<sup>۱</sup> برای پیش‌بینی مصرف روزانه آب برای شهر تگزاس بکار برdenد. همچنین آن‌ها یک مدل مصرف کوتاه‌مدت توسط سری‌های زمانی Box-Jenkins ساختند که در آن از اطلاعات بلندمدت و کوتاه‌مدت به صورت توازن استفاده گردید. استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی مصرف کوتاه‌مدت ابتداء در سال ۲۰۰۰ توسط Stark و همکارانش برای شهر آلبتا در کانادا بکار رفت. آن‌ها مصرف روزانه آب و همچنین مصرف روزانه ده روز آتی را با استفاده از پارامترهای ماکریزم و مینیزم درجه حرارت، بارش روز گذشته، مجموع بارش ۵ روز گذشته، مجموع بارش ۳۰ روز گذشته، اندیس تعطیلی و غیر تعطیلی و اندیس فصل پیش‌بینی نمودند. این روش در سال ۲۰۰۲ توسط Yu و همکارانش برای سؤول در کره جنوبی بکار رفت. آن‌ها از یک شبکه عصبی سه لایه استفاده نمودند. در این تحقیق از ماکریزم درجه حرارت، تعطیلات و مصرف روز گذشته به عنوان پارامتر ورودی در تمام فصول سال استفاده گردید. علاوه بر پارامترهای فوق، سرعت باد در فصل بهار و رطوبت در فصل زمستان نیز به ورودی‌های مدل اضافه گردیدند.

Liu و همکارانش در سال ۲۰۰۲ شبکه‌های عصبی مصنوع را برای پیش‌بینی مصرف ماهانه آب در شهر Weinan در کشور چین بکار برdenد. آن‌ها از پارامترهای اقتصادی نرمالیزه نظری درآمد سرانه، تعداد افراد خانواده و قیمت آب برای این منظور استفاده نمودند. میزان مصرف آب، پدیده‌ای بسیار پیچیده است که تابعی غیرخطی از عوامل بسیاری است که این عوامل از ناحیه‌ای به ناحیه دیگر و در طی زمان تغییر می‌نمایند. به همین دلیل تاکنون فرمول کامل و جامعی برای میزان مصرف آب ارائه نشده است. فرمول‌های موجود یا دقیق نیستند و یا اینکه از زاویه‌ای خاص، مثلاً از لحاظ اقتصادی (Buchberger & Wells, 1996; Buchberger & Wells, 1995)، میزان مصرف آب را موربدبرسی قرار می‌دهند و از سایر عوامل موجود صرف‌نظر می‌شود. همچنین فرمول‌ها و روابط موجود، بیشتر میزان مصرف را در اروپا و آمریکا محاسبه می‌کنند و مطابق با شرایط منطقه‌ای، اجتماعی و اقتصادی آنجا کالیبره شده‌اند و با شرایط شهرهای ایران تطبیق ندارند. برای استفاده و کالیبراسیون روش‌های فوق، تهیه اطلاعات و آمار مناسب و طولانی‌مدت و با دقت بالا نیاز می‌باشد. حال آنکه در کشور ما به لحاظ برخی از مشکلات تکنولوژیک و ضعف در جمع‌آوری آمار و تهیه بانک‌های اطلاعاتی، چین پایگاه کاملی از داده‌ها در دسترس نمی‌باشد، یا اینکه پارامترهای اندازه‌گیری شده قابل اطمینان

نیستند. با توجه به اینکه پیش‌بینی تقاضای روزانه آب شهری در شهرهای مهمی همچون همدان گام مهمی در بهبود مدیریت این شبکه‌ها می‌باشد؛ ولی به علت محدودیت فراوان اطلاعات، تاکنون اقدام مناسبی در این زمینه صورت نگرفته است، هدف این مقاله ارائه یک روش مناسب و قابل اطمینان برای به دست آوردن میزان تقاضای روزانه آب شهر همدان می‌باشد. با توجه به عوامل ذکر شده مشخص می‌گردد که به ارزاری جهت پیش‌بینی نیاز است که توانایی یادگیری برداشت‌های میدانی ناقص موجود را داشته باشد و به علاوه بتواند در مقابل نوسان‌های ناشی از عدم دقت درداده‌ها مقاومت نماید. در این شرایط، شبکه‌های عصبی یکی از گزینه‌های مناسب بشمار می‌آیند؛ زیرا به دلیل هوشمند بودن، قابلیت یادگیری الگوی مصرف پیچیده آب را دارد و هم با اطلاعات آماری محدود در حد چند سال - می‌توانند به جواب مطلوب برسند. در این تحقیق با استفاده از پارامترهای هواشناسی و داده‌های تاریخی مصرف روزانه آب در گذشته، مصرف روزانه آب همدان به وسیله شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل می‌شود؛ بنابراین مزیت این تحقیق نسبت به کارهای قلی تر نوع بیشتر و تفاوت ساختارها و تفاوت پارامترهای مدل و کاربرد مدل برای اولین بار در مورد داده‌های آب شهر همدان می‌باشد. علاوه بر این در این مقاله جهت ساده‌سازی و استفاده راحت کاربران، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک فرمول ساده برای پیش‌بینی میزان تقاضای روزانه آب شهر همدان تولید شده است.

## بررسی و انتخاب پارامترهای ورودی به مدل (آنالیز حساسیت)

برای آنکه بتوان میزان مصرف آب را پیش‌بینی نمود، باید در مورد نوع مصرف کنندگان هم شناخت کافی داشت. مصرف آب شهری را می‌توان در چهار شاخه طبقبندی کرد: مصرف خانگی، صنعتی، تجاری و عمومی. البته به موارد فوق مصرف آتش‌نشانی و میزان آب به حساب نیامده را هم می‌توان اضافه نمود. عوامل بسیاری در میزان مصرف آب شهری تأثیر می‌گذارند که از جمله می‌توان به عوامل اقلیمی (هواشناسی) شامل دما، نزولات جوی، فشار هوا، باد، ساعت‌آفتابی و اثر رطوبت هوا، عوامل اجتماعی و اقتصادی شامل سطح زندگی مردم، میزان درآمد سرانه، تعداد افراد در هر خانه، اندازه زمین خانه، فرهنگ زندگی و قیمت آب، جمعیت و بافت شهری، کیفیت شبکه توزیع آب شامل نحوه اجرای شبکه و کیفیت آن، عمر شبکه، مدیریت شبکه و مدیریت مصرف و عوامل متفرقه مانند پریود صدور قبض آب و سن افراد اشاره نمود. از بین این عوامل تنها پارامترهای هواشناسی و اقلیمی بر مصرف کوتاه‌مدت آب مؤثر می‌باشند. علاوه بر موارد فوق که میزان مصرف پایه را مشخص می‌کند تغییر فصول سال، روزهای هفته و تعطیلات نیز موجب نوسان مصرف آب می‌شوند (Taebi & Chamni, 2000; Chattejee, 2001; Management and Budget Organization and Ministry of Energy, 1994; Merritt, 1983).

در انتخاب پارامترهای ورودی به مدل، دو اصل مدنظر قرار می‌گیرند. اول آنکه متغیرهایی انتخاب گردد که با توجه به شرایط اقلیمی و اقتصادی - اجتماعی شهر موردنظر یعنی همدان، بر مصرف آب کوتاه‌مدت تأثیر محسوس داشته باشند. دیگر اینکه اطلاعات آماری این پارامترها به عنوان ورودی به مدل عصبی در دسترس باشد. اطلاعات مربوط به هواشناسی، از طریق سازمان هواشناسی کل کشور تهیه شده است که مربوط به ده سال می‌باشد. میزان مصرف آب روزانه از سازمان آب و فاضلاب کشور تهیه شد که مصرف روزانه پنج سال را شامل می‌گردد. در نهایت از آنچاکه محدوده زمانی این داده‌ها در یک دوره حدود چهار سال (فروردین ۱۳۸۵ تا دی ۱۳۸۸) با یکدیگر انطباق داشتند، اطلاعات مصرف آب و پارامترهای هواشناسی این دوره زمانی برای مدل سازی انتخاب شدند. برای بررسی تأثیر پارامترها بر مصرف آب از آنالیز حساسیت استفاده می‌گردد. در این مقاله از ضریب حساسیت نرمال استفاده می‌شود که از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$S_{ij} = \frac{\partial y_i}{\partial x_j} \div \frac{\partial x_j}{\partial x_i} = \frac{\partial y_i}{\partial x_j} \cdot \frac{x_j}{y_i} \quad (1)$$

که  $S_{ij}$  حساسیت متغیر وابسته  $i$  نسبت به متغیر مستقل  $j$ ،  $y$  متغیر وابسته و  $X$  مستقل می‌باشند. برای محاسبه ضریب حساسیت داده‌ها از بسته نرم‌افزاری SPSS (نگارش ۱۹) استفاده و نتایج در جدول (۱) نشان داده شده است. با بررسی نتایج حاصل از نرم‌افزار SPSS مشاهده می‌شود که در فصول مختلف، تأثیر پارامترهای مختلف بر مصرف آب متغیر می‌باشد؛ لذا در این تحقیق هرسال به دو دوره زمانی تقسیم می‌شود و برای هر دوره، یک مدل عصبی تولید می‌گردد تا عملکرد شبکه‌های عصبی در مدل سازی شرایط واقعی بهبود یابد. این دو دوره زمانی به عنوان ماههای گرم و ماههای سرد نام گذاری شدند. ماههای گرم از ۱۵ فروردین الی ۳۰ مهر و ماههای سرد از اول آبان الی ۱۵ اسفندماه انتخاب گردید. همچنین اطلاعات مربوط به یک ماه از سال،

۱۶ اسفند تا ۱۵ فروردین، به دلیل شرایط خاص عید نوروز که متأثر از پارامترهای هواشناسی نبوده؛ ولی در عین حال باعث نوسانات مصرف می‌شود. افزایش مصرف در دوران خانه‌تکانی و کاهش مصرف به دلیل مسافرت‌های گستردگی در تعطیلات نوروز لحاظ نگردید. در این مقاله از اطلاعات نرماییزه شده استفاده گردیده است. در نرمال‌سازی، پراکندگی و فاصله‌ها به یک ناحیه اشباع (بین صفر و یک) تبدیل می‌شود. روش‌های متعددی برای نرمال‌سازی وجود دارد.

جدول ۱- نتایج آنالیز حساسیت

پارامترهای ورودی مدل		ضریب همبستگی		پارامتر	شماره
مرحله دوم	مرحله اول	ماههای سرد	ماههای گرم		
+	+	0.431	0.254	سال	۱
+	+	-0.216	0.424	ماه	۲
+	+	0.440	0.066	هفته روز	۳
+	+	0.379	0.016	آخر هفته	۴
-	+	0.577	0.921	دیروز مصرف آب	۵
+	+	0.390	0.886	صرف آب ۲ روز پیش	۶
+	+	0.435	0.883	صرف آب از ۳ روز پیش	۷
-	+	0.704	0.858	صرف آب از ۷ روز پیش	۸
-	+	0.454	0.850	دمای خشک	۹
-	+	0.396	0.851	دیروز دما خشک	۱۰
+	+	0.368	0.835	دمای خشک از ۲ روز پیش	۱۱
+	+	0.342	0.816	دمای خشک از ۳ روز پیش	۱۲
-	+	0.434	0.793	درجه حرارت مرطوب	۱۳
-	+	0.407	0.794	دیروز دما مرطوب	۱۴
+	+	0.375	0.784	درجه حرارت مرطوب از ۲ روز پیش	۱۵
+	+	0.360	0.820	حداقل دما	۱۶
+	+	0.358	0.815	دیروز حداقل دما	۱۷
+	+	0.339	0.795	حداقل درجه حرارت ۲ روز پیش	۱۸
-	+	0.489	0.852	حداکثر درجه حرارت	۱۹
-	+	0.408	0.848	دیروز حداکثر دما	۲۰
+	+	0.371	0.830	حداکثر درجه حرارت ۲ روز پیش	۲۱
-	+	0.442	0.850	دماه میانگین	۲۲
-	+	0.396	0.845	دیروز میانگین دما	۲۳
+	+	0.365	0.826	میانگین دما ۲ روز پیش	۲۴
+	+	0.338	0.808	میانگین دما ۳ روز پیش	۲۵

در این تحقیق از فرمول زیر استفاده شده است:

$$x_{nor} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

که در آن  $x$  مقدار غیر نرماییزه،  $x_{nor}$  مقدار نرماییزه و  $x_{\max}$  و  $x_{\min}$  به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار مربوط به یک پارامتر می‌باشد.

## شاخص‌های ارزیابی مدل

با توجه به اینکه در این تحقیق مدل‌های زیادی تولید خواهند شد باید مشخص شود که کدام مدل بهترین تطابق را با واقعیت دارد و می‌تواند میزان مصرف را با بهترین تقریب و کمترین خطای محاسبه نماید و نهایتاً با توجه به اهداف موردنظر، کدام مدل، تولیدکننده بهترین جواب می‌باشد. برای این منظور باید به ارزیابی مدل و نتایج خروجی آن پرداخت. منظور از ارزیابی مدل این است که مدل تا چه حد قادر است با توجه به آموزشی که دیده است نسبت به ورودی‌های جدید جواب قابل قبولی ارائه دهد. روش‌های متعددی در ارزیابی یک مدل وجود دارد. در این تحقیق دو شاخص زیر به عنوان معیار برای ارزیابی انتخاب شده‌اند:

**میانگین درصد خطای مطلق (MAPE):** این معیار که به‌وسیله تعداد زیادی محقق برای ارزیابی پیش‌بینی انتخاب شده است

به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Actual_i - Forecast_i|}{Actual_i} \times 100 \quad (3)$$

که  $n$  تعداد داده‌ها،  $Actual_i$  داده‌های واقعی و  $Forecast_i$  داده‌های پیش‌بینی شده می‌باشند. هرچقدر این شاخص به صفر نزدیک‌تر باشد بیانگر کارایی بهتر مدل است. در این تحقیق با توجه به سایر تحقیقات انجام گرفته، میانگین درصد خطای مطلق ۵ درصد به عنوان یک حد مطلوب در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که علاوه بر میانگین درصد خطای مطلق، از مقادیر خطای ماقریم و مینیمم نیز به عنوان شاخص‌هایی برای مقایسه استفاده شده است که در آن‌ها برای تعیین درصد خطای فرم رابطه (۳) بدون قدر مطلق و میانگین گیری استفاده می‌شود.

**ضریب همبستگی (R):** ضریب همبستگی به عنوان یک معیار برای ارتباط بین داده‌ها بکار می‌رود و بیانگر شدت وابستگی میان  $X$  و  $Y$  در یک فضای نمونه می‌باشد. ضریب همبستگی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$R = R(x, y) = \frac{cov(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_i - \mu_x)^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \mu_y)^2}} \quad (4)$$

که  $x$  و  $y$  به ترتیب مقدار مصرف روزانه واقعی و مقدار مصرف روزانه پیش‌بینی شده توسط مدل  $cov(x, y)$  کوواریانس  $x$  و  $y$ ،  $\mu_x$  مقدار میانگین مصارف روزانه واقعی و  $\mu_y$  مقدار میانگین مصارف روزانه پیش‌بینی شده،  $\sigma_x^2$  واریانس داده‌های  $x$  و  $\sigma_y^2$  واریانس داده‌های  $y$  می‌باشند. مقدار  $R$  همواره بین محدوده یک قرار دارد و هرچقدر  $R$  به یک نزدیک‌تر باشد بیانگر عملکرد بهتر مدل است. در این تحقیق ضریب همبستگی بالای ۸۵٪ به عنوان یک حد مطلوب در نظر گرفته شده است.

**تهییه مدل شبکه عصبی:** همان‌گونه که قبلاً ذکر شد در این تحقیق از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی دارای ویژگی‌هایی به شرح زیر هستند:

قابلیت تقریب زنی عمومی دارند و تقریباً می‌توانند هر تابعی را تقریب بزنند. این مدل‌ها به صورت خودکار قابلیت تطبیق دارند و هنگامی که رابطه موجود در اطلاعات آماری تغییر می‌کند خود را بهروز می‌نمایند. شبکه‌های عصبی در مقایسه با سایر روش‌های پیش‌بینی بسیار پایدارتر می‌باشند. برای استفاده از شبکه‌های عصبی، احتیاج به یادگیری روش‌های پیچیده نبوده و فقط به اطلاعات اولیه آماری احتیاج است. برای کار با شبکه‌های عصبی به شناخت عمیق از ارتباط و واکنش بین متغیرهای موجود در مسئله و نیز رابطه متغیرها و یا تابع موجود نیازی نمی‌باشد. همچنین به دلیل خاصیت پردازش متنی در شبکه‌های عصبی، متغیرهای آماری نادرست و خطدار تأثیر بسیار کمی بر نتایج می‌گذارند.

تاکنون روش‌ها و الگوریتم‌های مختلفی برای آموزش شبکه‌های عصبی ارائه شده است. یکی از مهم‌ترین این الگوریتم‌ها، الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد که در این تحقیق مورداستفاده قرار گرفته است. این الگوریتم مکمل توبولوژی شبکه‌های عصبی چندلایه پیش رو است (Chattejee, 2001). همچنین به همراه الگوریتم پس انتشار خطا از شبکه‌های پرسپترون چندلایه که در شناخت الگو و تابع حاکم بر یک مسئله خاص بسیار متأخر هستند استفاده شده است. Matlab در این تحقیق از بسته نرم‌افزاری (ویرایش ۱۲) که

حاوی مازول شبکه‌های عصبی می‌باشد، استفاده شده است. مازول شبکه عصبی نرم‌افزار دارای یک رابط گرافیکی ۵ می‌باشد که کاربر Matlab دوست بوده و امکان ساخت شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلف را در حدائق زمان فراهم می‌سازد. با در نظر گرفتن ماهیت این تحقیق که نیازمند ساخت و آموزش تعداد زیادی مدل عصبی است، نرم‌افزار بسیار مناسب می‌باشد. در مدل‌سازی شبکه Matlab های عصبی توصیه شده است، قبل از آموزش، وزن‌های شبکه عصبی با مقادیر کوچک و تصادفی مقداردهی شود. این امر به آموزش بهتر شبکه کمک می‌کند. در این مطلب را می‌توان با استفاده از Matlab نرم‌افزار یک گرینه، به صورت خودکار و سریع انجام داد. باید توجه داشت که یک مدل شبکه عصبی با ساختار و بردارهای آموزشی یکسان که وزن‌ها با مقداردهی اولیه مختلف آموزش یابد، نتایج یکسان ارائه نمی‌کنند، هرچند که غالباً نتایج آن‌ها نسبتاً نزدیک به هم می‌باشد. در این تحقیق هر مدل عصبی حداقل پنج بار با مقداردهی اولیه متفاوت آموزش داده شده و بهترین نتایج خروجی انتخاب می‌گردد. همان‌طور که ذکر شد، در این پژوهش اطلاعات چهار سال (فوردهن ۱۳۸۵ الی بهمن ۱۳۸۸) که طی آن داده‌های هواشناسی و مصرف آب تقریباً بر یکدیگر منطبق می‌باشند موجود بوده است. برای آنکه ورودی کافی برای آموزش شبکه‌های عصبی در دسترس باشد، از اطلاعات دو سال متواتی به طور تأمین برای هر مدل استفاده می‌شود. مشخصات مدل‌ها در جدول (۲) خلاصه شده است.

برای مدل‌سازی دو مجھول اساسی وجود دارد. اولین مجھول، ساختار شبکه عصبی است که شامل تعداد لایه‌ها، نرون‌های هر لایه و توابع فعالیت می‌باشد. دومین مجھول، ترکیب پارامترهای ورودی در مدل است. در انتخاب پارامترها بهتر است کاربردی بودن مدل هم مدنظر قرار گیرد. بدینهی است اگر مدل تعداد زیادی پارامتر ورودی داشته باشد، استفاده از آن با دشواری همراه خواهد بود. برای یافتن بهترین ساختار در شبکه‌های عصبی چاره‌ای جز بررسی ساختارهای مختلف به روش سعی و خطأ نمی‌باشد. در این تحقیق مدل‌های زیادی ساخته شده و آزمایش گردیده است.

مدل‌سازی از ساده‌ترین ساختار آغاز و به تدریج تعداد نرون‌ها و لایه‌ها افزایش می‌پابد. به دلیل آنکه خروجی مدل فقط میزان مصرف آب روزانه است، لذا لایه خروجی تنها یک نرون خواهد داشت. در این مقاله، توابع فعالیت تمام نرون‌های یک لایه، یکسان انتخاب می‌شوند. توابع فعالیت لایه خروجی می‌تواند غیرخطی و یا خطی باشد. در این تحقیق توابع فعالیت لایه‌های میانی از نوع غیرخطی LogSig انتخاب گردیده‌اند.

جدول ۲- معرفی مدل‌های عصبی

شماره مدل	دوره مورد نظر	زمان یادگیری (آموزش)	زمان تست
۱	ماههای گرم (۱۳۸۷-۱۳۸۵)	۱۳۸۵/۱/۱۵ تا ۱۳۸۶/۷/۳۰ ۱۳۸۶/۷/۳۰ تا ۱۳۸۷/۱/۱۵	۱۳۸۶/۷/۱ تا ۱۳۸۶/۷/۳۰
۲	ماههای گرم (۱۳۸۷-۱۳۸۵)	۱۳۸۷/۱/۱۵ تا ۱۳۸۸/۷/۳۰ ۱۳۸۸/۷/۳۰ تا ۱۳۸۸/۱/۱۵	۱۳۸۸/۷/۱ تا ۱۳۸۸/۷/۳۰
۳	ماههای گرم (۱۳۸۷-۱۳۸۵)	۱۳۸۵/۱۲/۱۵ تا ۱۳۸۵/۸/۱ ۱۳۸۵/۱۲/۱۵ تا ۱۳۸۶/۸/۱	۱۳۸۶/۱۱/۱۵ تا ۱۳۸۶/۱۱/۱۵
۴	ماههای گرم (۱۳۸۷-۱۳۸۵)	۱۳۸۷/۱۲/۱۵ تا ۱۳۸۷/۸/۱ ۱۳۸۷/۱۲/۱۵ تا ۱۳۸۸/۸/۱	۱۳۸۸/۱۱/۱۵ تا ۱۳۸۸/۱۱/۱۵

این انتخاب بر پایه دو عامل بود. اول آنکه این تابع غیرخطی بوده و در نتیجه عملکرد غیرخطی مصرف آب را بهتر مدل می‌نماید. ثانیاً بازه‌ای از صفرتا یک که برای اطلاعات نرمالیزه شده ایده آل است. در لایه خروجی هم از تابع خطی PureLine و هم تابع غیرخطی LogSig استفاده شده است. در مرحله اول از همه پارامترهای جدول (۱) به عنوان ورودی استفاده گردید و فقط ساختار مدل تعییر یافت. نتایج حاصل در جدول (۳) آورده شده است. در گام بعد با توجه به آزمون حساسیت ارائه شده، تعداد پارامترهای ورودی در ماههای گرم و ماههای سرد کاهش می‌یابند (جدول ۱). در این انتخاب دو عامل در نظر گرفته شده است. اول اینکه پارامترهایی انتخاب شوند که بیشترین تأثیر را بر میزان مصرف آب داشته باشند و دوم آنکه برای کاربردی شدن مدل پارامترهای اضافی حذف گردند. همچنین با توجه به نتایج مرحله اول، فقط از ساختار شماره دو و سه استفاده شده است. نتایج مدل‌سازی در این مرحله و مقایسه ساختارهای مرحله دوم در جداول (۴) و (۵) ارائه شده است. با بررسی نتایج ساختارهای مختلف جدول (۵)، ساختار نهایی مدل

عصبی با دولايه نهان که لايه اول يك نرون و لايه دوم آن داراي هفت نرون مي باشد، انتخاب مي شود. نحوه تعين ساختار مدل شبکه عصبی در تصویر (۱) آورده شده است.

### بررسی نتایج مدل سازی

اکنون نتایج پیش‌بینی این مدل در تمام ماههای سال بررسی می‌گردد. برای این منظور از اطلاعات دی ۱۳۸۷ الی دی ۱۳۸۸ که آخرین سال بوده و جدیدترین آمار را دارد، استفاده می‌شود. در جدول (۶) نتایج مربوط به آموزش و در جدول (۷) نتایج مربوط به آزمایش ارائه شده است.

جدول ۳- نتایج بهدست‌آمده از مدل سازی، مرحله اول (ساخت مدل با تمام پارامترها در دوره آموزش)

پارامتر	ساختار شماره ۲	ساختار شماره ۱	ساختار شماره ۰	ساختار شماره ۳
تعداد لايهها	۲	۲	۲	۱
تعداد نرون‌ها در لايه پنهان	۳	۲	۱	۵۰-۰
تعداد نرون در لايه پنهان	۵۰-۰	۵۰-۰	۵۰-۰	-
میانگین خطأ	۳ تا ۸ درصد	۱ تا ۴ درصد	۳ تا ۵/۵ درصد	۳ تا ۷ درصد
تابع فعال در لايه خارجي	هیچ تفاوتی بين توابع خطى و غيرخطى ندارد	با توابع غيرخطى نتایج بهتر تولید می‌کند	با توابع خطى نتایج بهتر تولید می‌کند	هیچ تفاوتی بين توابع خطى و غيرخطى ندارد.

جدول ۴- نتایج بهدست‌آمده از مدل سازی، مرحله دوم (ساخت مدل با تمام پارامترها در دوره آموزش)

پارامتر	ساختار شماره ۰	ساختار شماره ۲
تعداد لايهها	۲	۲
تعداد نرون در لايه پنهان اول	۲	۱
تعداد نرون در لايه پنهان دوم	۵۰-۰	۵۰-۰
میانگین خطأ	۱ تا ۲ درصد	۱ تا ۱/۵ درصد
تابع فعال در لايه خروجي	با توابع غيرخطى نتایج بهتر تولید می‌کند	با توابع خطى نتایج بهتر تولید می‌کند

جدول ۵- مقایسه نتایج ساختارهای مختلف مدل عصبی

شماره	شماره ساختار	زمان مدل سازی	MAPE	حداکثر خطأ	حداقل خطأ	R
۱	۲	ماههای گرم (۱۳۸۵-۱۳۸۶)	1.830	4.10	-6.07	0.405
۲	۳	ماههای گرم (۱۳۸۵-۱۳۸۶)	1.743	5.25	-5.54	0.419
۳	۲	ماههای سرد (۱۳۸۵-۱۳۸۶)	1.579	6.38	-3.30	0.727
۴	۳	ماههای سرد (۱۳۸۵-۱۳۸۶)	1.699	5.90	-4.03	0.831
۵	۲	ماههای گرم (۱۳۸۷-۱۳۸۸)	1.685	4.30	-1.66	0.621

R	حداقل خطا	حداکثر خطا	MAPE	زمان مدل‌سازی	شماره ساختار	شماره
0.549	-2.15	4.19	1.715	ماههای گرم (۱۳۸۷-۱۳۸۸)	۳	۶
0.461	-1.17	4.10	0.891	ماههای سرد (۱۳۸۷-۱۳۸۸)	۲	۷
0.358	-1.04	4.33	0.920	ماههای سرد (۱۳۸۷-۱۳۸۸)	۳	۸

جدول ۶- نتایج خروجی مدل عصبی نهایی، دوره آموزش

R	حداقل خطا	حداکثر خطا	MAPE	زمان مدل‌سازی	شماره
0.405	-6.07	4.10	1.830	30.10.1387 تا 15.9.1387	۱
0.419	-5.54	5.25	1.743	15.12.1387 تا 1.11.1387	۲
0.727	-3.30	6.38	1.579	31.2.1378 تا 16.1.1388	۳
0.831	-4.03	5.90	1.699	15.4.1388 تا 1.3.1388	۴
0.621	-1.66	4.30	1.685	31.5.1388 تا 16.4.1388	۵
0.549	-2.15	4.19	1.715	15.7.1388 تا 1.6.1388	۶
0.461	-1.17	4.10	0.891	30.8.1388 تا 16.7.1388	۷
0.358	-1.04	4.33	0.920	15.10.1388 تا 1.9.1388	۸

جدول ۷- نتایج خروجی مدل عصبی نهایی، دوره آزمایش

R	حداقل خطا	حداکثر خطا	MAPE	زمان مدل‌سازی	شماره
0.405	-6.07	4.10	1.830	30.10.1387 تا 15.9.1387	۱
0.419	-5.54	5.25	1.743	15.12.1387 تا 1.11.1387	۲
0.727	-3.30	6.38	1.579	31.2.1378 تا 16.1.1388	۳
0.831	-4.03	5.90	1.699	1.3.1388 تا 15.4.1388	۴
0.621	-1.66	4.30	1.685	31.5.1388 تا 16.4.1388	۵
0.549	-2.15	4.19	1.715	1.6.1388 تا 15.7.1388	۶
0.461	-1.17	4.10	0.891	30.8.1388 تا 16.7.1388	۷
0.358	-1.04	4.33	0.920	1.9.1388 تا 15.10.1388	۸

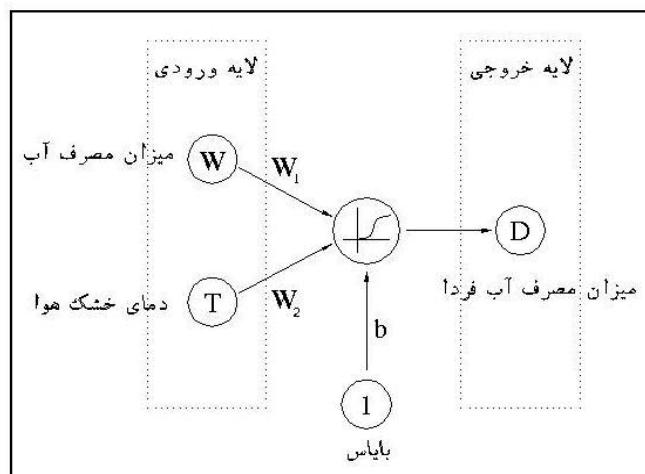
جداول (۶) و (۷) و نمودارهای نمونه ارائه شده در تصویرهای (۲) و (۳) نمایانگر قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مصرف روزانه آب شهر همدان می‌باشند. همچنین با بررسی نتایج، مشاهده می‌شود که نتایج حاصل از مدل عصبی در فصول گرم سال بسیار بهتر است. این امر به دلیل این اصل است که در ماههای گرم سال، پارامترهای هواشناسی تأثیر بیشتری بر مصرف آب دارند.

## رابطه پیش‌بینی تقاضای روزانه آب شهری

با توجه به پیچیدگی روند ساخت، آموزش و اجرای مدل شبکه عصبی و به منظور کاربردی کردن و ساده‌سازی آن، در ادامه این تحقیق سعی شده است که با استفاده از نتایج مدل شبکه عصبی ارائه شود که کاربران بدون نیاز به شناخت و اجرای یک مدل پیچیده بتوانند به راحتی و با تعداد ورودی اندک، با دقت مناسبی تقاضای آب روز بعد را پیش‌بینی نمایند. برای به دست آوردن فرمول حاکم بر تقاضای آب شهر همدان یک مدل شبکه عصبی پرسپترون یک‌لایه و با یک نرون مطابق تصویر (۴) در نظر گرفته می‌شود. این فرض به دلیل سادگی ساختار مدل می‌باشد تا امکان استخراج فرمول حاکم بر مدل عصبی فراهم آید. به دلیل آنکه میزان مصرف آب، یک تابع غیرخطی است؛ لذا تابع فعالیت نرون، LogSig فرض می‌شود. همچنین با توجه به آنکه درجه حرارت خشک و میزان مصرف روز قبل بیشترین تأثیر را در مصرف آب دارند، صرفاً این دو پارامتر به عنوان ورودی‌های مدل در نظر گرفته می‌شوند. با توجه به ساختار ارائه شده در تصویر (۴)، فرمول حاکم بر این شبکه را می‌توان به صورت زیر نمایش داد.

$$\text{LogSig}(W.T + W.W + 1.b) = D \quad (5)$$

متغیرهای فوق در جدول (۹) معرفی گردیده‌اند. مقادیر  $b$ ,  $W_1$  و  $W_2$  از آموزش شبکه عصبی حاصل می‌گردد.



تصویر ۴- ساختار شبکه عصبی تک نرون

جدول ۸- تعریف متغیرهای به کار رفته در فرمول تقاضای آب شهر همدان

واحد	نوع پارامتر	تعریف نماد	نماد
میلیون مترمکعب/روز	ورودی	مصرف آب روزانه	W
درجه سانتی‌گراد	ورودی	دماهی خشک هوا	T
-	وزن	-	W <sub>1</sub>
-	وزن	-	W <sub>2</sub>
میلیون مترمکعب/روز	خروجی	پیش‌بینی آب فردا	D

پارامتر  $\eta$  که به عنوان فاکتور مصرف نام‌گذاری می‌گردد و تابع فعالیت LogSig به صورت روابط زیر تعریف می‌شوند:

$$\eta = W_1.T + W_2.W + 1.b$$

$$\text{LogSig}(x) = I/(1+e^{-z})$$

خروجی تابع LogSig همواره بین صفر و یک می‌باشد. برای اینکه خروجی مدل برحسب متزمکعب در روز باشد از تکنیک زیر استفاده می‌شود. هنگام آموزش مدل، میزان مصرف برحسب میلیون متزمکعب در روز و میزان دمای حرارت هوا برحسب درجه سانتی‌گراد است ولی میزان مصرف روز بعد (خروجی مدل) بر عدد ده تقسیم می‌گردد تا در محدوده صفر و یک قرار بگیرد؛ یعنی واحد خروجی مدل یکدهم میلیون متزمکعب در روز خواهد بود. برای آنکه خروجی فرمول برحسب میلیون متزمکعب در روز به دست آید، یک ضریب ۱۰ در فرمول وارد می‌شود. با جایگذاری رابطه (۶) در رابطه (۵) می‌توان فرمول میزان تقاضای آب را به دست آورد.

$$D = 10 / (1 + e^{-n}) \quad (8)$$

نتایج بهدست آمده از مدل‌سازی که در آن فصول ۳ سال اول به عنوان دوره آموزش و سال آخر (۱۳۸۸) به عنوان دوره آزمایش بوده‌اند در جداول (۱۰) و (۱۱) آرائه گردیده است. در جدول (۱۰) ضرایب رابطه (۶) که از آموزش شبکه عصبی بهدست آمده‌اند و در جدول (۱۱) نتایج مربوط به آزمایش مدل عصبی که همان پیش‌بینی محسوب می‌شود، ارائه شده‌اند. همچنین در تصویر (۵) نتایج خروجی شبکه‌های عصبی همراه با خطای مدل برای فصل تابستان به عنوان نمونه ارائه گردیده است که این نتایج بیانگر تطبیق خوب مدل با واقعیت است.

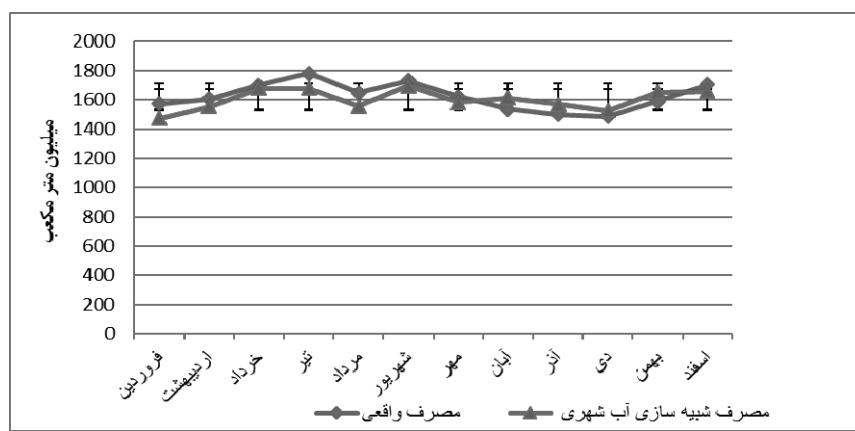
جدول ۹- نتایج بهدست آمده از مدل شبکه عصبی یک‌لایه - دوره آموزش

B	W <sub>2</sub>	W <sub>1</sub>	فصل
-۲/۱۲۰۶	.۰/۰۰۸۵	.۰/۲۹۱۴	بهار
-۲/۱۳۱۸	.۰/۰۰۴۳	.۰/۳۲۸۷	تابستان
-۱/۹۲۰۶	.۰/۰۰۴۶	.۰/۲۷۶۳	پاییز
-۲/۰۵۰۷	.۰/۰۰۱۲	.۰/۳۱۹۰	زمستان

مقایسه نتایج شبکه عصبی اصلی با دولایه نهان و فرمول (۸) نشان می‌دهد که برای داده‌های آزمایش در سال ۱۳۸۸، دقت نتایج ناشی از فرمول، حدود یک درصد از نتایج مدل اصلی کمتر می‌باشد. استفاده از فرمول (۸) باعث سهولت در پیش‌بینی می‌شود، هرچند که به دلیل استفاده از تنها دو پارامتر ورودی در مدل عصبی، بهتر است در فواصل زمانی کوتاه‌تری کالیبره گرددند تا صحت و W<sub>1</sub> و W<sub>2</sub>، b پارامترهای دقت نتایج در محدوده قابل قبول تضمین گردد.

جدول ۱۰- نتایج بهدست آمده از مدل شبکه عصبی یک‌لایه - دوره آموزش

مینیمم خطأ (%)	ماکریم خطأ (%)	خطای مطلق (%)	فصل
-۲/۱۲۰۶	۶.۷۵	۱.۷۹۵	بهار
-۲/۱۳۱۸	۵.۹۴	۲.۰۲۳	تابستان
-۳/۹۲۰۶	۷.۷۸	۲.۴۹۹	پاییز
-۷/۰۵۰۷	۹.۹۸	۲.۹۰۱	زمستان



تصویر ۵- نتایج خروجی مدل برای فصل تابستان

## جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی میزان مصرف روزانه آب شهر همدان پیش‌بینی شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی از قابلیت بالایی برای درک الگوی مصرف آب برخوردارند و به عنوان ابزاری قدرتمند برای تخمین میزان مصرف کوتاه‌مدت آب به شمار می‌آیند. با توجه به بررسی چهار ساختار مختلف با تعداد متفاوت نرون و لایه‌های نهان، شبکه عصبی مصنوعی با دولایه نهان که دارای یک نرون در لایه نهان اول و هفت نرون در لایه نهان دوم می‌باشد، بهترین نتیجه را برای تخمین تقاضای کوتاه‌مدت آب شهر همدان نشان داد. با مقایسه توابع فعالیت خطی و غیرخطی مشخص شد که در لایه خروجی مدل عصبی، توابع فعالیت غیرخطی عملکرد بهتری نسبت به توابع خطی از خود نشان می‌دهند. همچنین نتایج حاصل نشان می‌دهد که پارامترهای هواشناسی تأثیر قابل ملاحظه‌ای بر میزان مصرف آب دارند. تأثیر پارامترهای هواشناسی بر میزان مصرف آب در ماههای گرم سال بسیار بیشتر از ماههای سرد سال می‌باشد. در میان پارامترهای هواشناسی، دما بیشترین تأثیر را بر مصرف آب شهری دارد. میزان تأثیر پارامترهای هواشناسی بر میزان مصرف آب شهری در زمان‌های مختلف متفاوت است و گاهی تأثیر معکوس دارد. برای مثال باد در ماههای گرم موجب کاهش مصرف می‌گردد ولی در ماههای سرد موجب افزایش آن می‌شود.

در ادامه این تحقیق، با استفاده از یک مدل عصبی تک نرون، یک رابطه ساده برای تخمین میزان مصرف آب روزانه شهر همدان به دست آمد. نتایج این تحقیق بیانگر توانایی خوب این رابطه در پیش‌بینی تقاضای کوتاه‌مدت آب است. نتایج نشان می‌دهد که دقت این فرمول از دقت یک مدل عصبی چندلایه حدود یک درصد کمتر است؛ ولی استفاده از این فرمول به زمان کمتری نیاز دارد و کاربرد آن بسیار ساده‌تر است؛ لذا می‌تواند به راحتی به وسیله کاربران مورداستفاده قرار گیرد. با توجه به اینکه متغیرهای مؤثر در مصرف آب، ماهیت‌داری طبیعتی تصادفی هستند، برای ارتقا اعتمادپذیری مدل می‌توان از شبکه‌های تصادفی استفاده نمود که این ایده هم‌اینک توسعه مؤلفین تحت بررسی است.

## منابع

- Buchberger, G., & Wu, L. (1995). Model for instantaneous residential water demand. *J. of Hydraulic Engineering*, Vol. 121, No. 3, 232-246.
- Buchberger, G., & Wells, G. J. (1996). Intensity, duration and frequency of residential water demands. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, Vol. 122, No. 11, 11-18.
- Devore, J. L. (2000). Probability and statistics, Fifth Edition, California Polytechnic State University, 755.
- Liu, J., Savenije, H. G., & Xu, J. (2002). Forecast of water demand in Weinan city in China using WDF-ANN model. *Physics and Chemistry of the Earth*, Vol. 28, 219-224.
- Maidment, D. R., Miaou, S. P., & Crawford, M. M. (1985). Transfer function models of daily urban water use. *J. of Water Resources Research*, Vol. 21, No. 4, 425-432.
- Management & Budget Organization and Ministry of Energy. (1992). Urban water supply design codes, Report No. 117-3, Technical Standards, (in Farsi).
- Maidment, D. R., & Parzen, E. (1984). Cascade model of monthly municipal water use. *J. of Water Resources Research*, Vol. 20, No. 1, 15-23.
- Merritt, F. S. (1983). Standard Handbook for Civil Engineers, Third Eedition, McGraw-Hill, 1492.
- Monzavi, M. T. (1999). Water supply, University of Tehran Press, 0th Edition, 379. (In Farsi).
- Stark, H. L., Stanley, J. S. and Buchanan, I. D. (2000). Water demand forecasting using artificial neural networks, University of Alberta.
- Taebi, A., & Chamani, M. R. (2000). Urban water distribution networks, Isfahan University of Technology Press, 628. (In Farsi).
- Wong, S. T. (1972). A model on municipal water demand: a case study of northeastern Illinois. *Land Econ.*, Vol. 48, No.1, 34-44.
- Young, R. A. (1973). Price elasticity of demand for municipal water: a case study of Tucson and Arizona. *J. of Water Resources Research*, Vol. 9, No. 4, 1068-1072.
- Yu, M. J., Joo, C. N. & Koo, J. Y. (2002). Application of short-term water demand prediction model to Seoul. *J. of Water Science & Technology*, Vol. 46, No. 6-7, 255–261.