

## برآورد تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی

ابوالفضل مساعدی<sup>۱\*</sup> و محمد قبائی سوق<sup>۲</sup>

### چکیده

فرایند تبخیر یکی از اجزای اصلی چرخه‌ی هیدرولوژی است. تخمین صحیح این پدیده در مدیریت آبیاری و پیش‌بینی جریان رودخانه نقش حیاتی دارد. به‌منظور تخمین تبخیر از تشت از آمار روزانه ۵ پارامتر هواشناسی دمای میانگین، رطوبت نسبی، سرعت باد، کمبود فشار بخار و تابش برون زمینی در ایستگاه سینوپتیک شیراز طی سال‌های ۱۹۹۳ تا ۲۰۰۷ استفاده شد. ابتدا با استفاده از گاماتست (GT) از میان ۳۱ ترکیب مختلف از پارامترهای ورودی، بهترین ترکیب شامل پارامترهای رطوبت نسبی، کمبود فشار بخار و تابش برون‌زمینی بود، انتخاب شد. سپس با استفاده از آزمون M تست ۱۱۰۰ الگو برای آموزش مدل تعیین شد و از ۳۸۳۹ الگوی باقی‌مانده برای ارزیابی آن استفاده گردید. آن‌گاه با به‌کارگیری نتایج حاصل از روش پیش‌پردازش GT، به مدل‌سازی تبخیر با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) پرداخته شد. هم‌چنین نتایج حاصل از این روش با نتایج دو معادله‌ی تجربی مارکیانو و معادله‌ی واسنجی شده‌ی استیفان-استیوارت (S-S) مقایسه گردید. نتایج ارزیابی مدل‌ها در دوره آزمون، نشان داد که مدل ANFIS و معادله S-S به‌ترتیب با  $R^2$  برابر با ۰/۹۰۲۳ و ۰/۸۶۰۴ روی خط (۱:۱) و RMSE برابر ۱/۳۴۲ و ۱/۶۱۴ میلی‌متر بر روز دقیق‌تر است.

واژه‌های کلیدی: تبخیر، گاماتست، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS)، معادلات تجربی.

ارجاع: مساعدی ا. و قبائی سوق م. ۱۳۹۰. برآورد تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی. مجله پژوهش آب ایران. ۱۷۰-۱۶۱: (۸)۵

۱- دانشیار دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد.

۲- دانش آموخته‌ی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

\* نویسنده مسئول: [mosaedi@yahoo.com](mailto:mosaedi@yahoo.com)

تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۰۵/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۰/۰۳/۰۳

## مقدمه

هرساله هزاران میلیارد مترمکعب آب شیرین از مخازن سدها که با هزینه‌ی زیادی جمع‌آوری شده، تبخیر می‌شود و املاح و نمک به‌جای‌مانده از آب تبخیر شده، کیفیت آب را کاهش می‌دهد (کارآموز و عراقی‌نژاد، ۱۳۸۴). فرایند تبخیر<sup>۱</sup> یکی از اجزای اصلی چرخه‌ی هیدرولوژی و توازن آب، در طبیعت و اکوسیستم‌های کشاورزی به‌شمار می‌رود (مدینا و همکاران، ۱۹۹۸). اگرچه بیش‌ترین تبخیری که رخ می‌دهد از سطح آزاد آب است ولی در صورت وجود انرژی، تبخیر از سطح مرطوب خاک یا از سطح گیاه نیز رخ می‌دهد که این مسئله از نقطه نظر کشاورزی و امر آبیاری مزارع اهمیت به‌سزایی دارد (مارتینز و همکاران، ۲۰۰۶).

در پدیده‌ی تبخیر عوامل متعددی دخالت دارند که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به دمای هوا، سرعت باد، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی، عرض جغرافیایی محل و مقدار مواد محلول در آب اشاره کرد (چاو و همکاران، ۱۹۸۹). روش‌های مستقیم و غیرمستقیم متعددی شامل روش‌های تجربی، بیلان آب، بیلان انرژی، روش‌های ترکیبی، سنجش از دور و تشت تبخیر<sup>۲</sup> برای تخمین تبخیر ارائه شده که هر کدام از آن‌ها محدودیت‌هایی دارند (قبادیان و همکاران، ۱۳۸۷). روش‌های غیرمستقیم شامل روش‌هایی است که داده‌های هواشناسی را برای برآورد تبخیر از طریق روش‌های تجربی، آماری و فرمول‌های مبتنی بر موازنه جرم به‌کار می‌برند (طبری و همکاران، ۱۳۸۷). تشت تبخیر یکی از روش‌های مستقیم برآورد تبخیر می‌باشد که مقدار تبخیر از سطح آن می‌تواند به‌عنوان شاخصی از ترکیب اثرات تابش، دما، رطوبت و باد بر تبخیر در نظر گرفته شود (استانهیل، ۲۰۰۲).

طی دهه‌ی اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> (ANN) و سیستم استنتاج فازی<sup>۴</sup> (FIS) توسط محققین مختلف (براتون و همکاران، ۲۰۰۰؛ کیسی، ۲۰۰۶؛ کسکین و ترزای، ۲۰۰۶؛ مقدم‌نیا و همکاران، ۲۰۰۸؛ کیسی، ۲۰۰۹؛ کسکین و همکاران، ۲۰۰۹؛ دوغان و همکاران، ۲۰۱۰) به‌منظور

مدل‌سازی تبخیر با استفاده از داده‌های هواشناسی در نقاط مختلف دنیا به‌کار برده شده‌اند.

کیسی (۲۰۰۹) روش‌های مختلف رگرسیون چند متغیره، معادله تجربی استفان-استیوارت<sup>۵</sup> (S-S) و ANN را برای مدل‌سازی تبخیر ماهانه با استفاده از داده‌های هواشناسی در سه ناحیه از ایالت کالیفرنیا با هم مقایسه کردند. نتایج ارزیابی روش‌های مختلف نشان داد که شبکه‌های عصبی (RBF, MLP) در مقایسه با روش‌های رگرسیون خطی چند متغیره و معادله تجربی S-S براساس معیارهای آماری مختلف سنجش خطا، از کارایی و دقت بیشتری برخوردارند. دوغان و همکاران (۲۰۱۰) با استفاده از ANFIS و ترکیب‌های مختلف از پارامترهای هواشناسی ورودی در مدل‌های رگرسیونی خطی چند متغیره مقدار تبخیر از مخزن سد یواجیک<sup>۶</sup> در ترکیه را مدل‌سازی کردند و نشان دادند که مدل ANFIS پارامترهای تابش خورشیدی، دمای میانگین، رطوبت نسبی و سرعت باد نسبت به مدل‌های رگرسیونی از دقت بالاتری برخوردار است. طبری و همکاران (۱۳۸۷) مقدار تبخیر از تشت ایستگاه زاهدان را با دو روش رگرسیون غیرخطی و ANN برآورد کردند. نتایج آن‌ها نشان داد دو روش مذکور از دقت خوبی برای تخمین تبخیر روزانه برخوردارند و مدل ANN دارای دقت بیشتری است.

گاماتست<sup>۷</sup> (GT) یک ابزار مدل‌سازی غیرخطی است که نخستین بار توسط کانسکر (۱۹۹۷) و کمی بعد استفانسون و همکاران (۱۹۹۷) به‌صورت خلاصه معرفی و در سال‌های بعد توسط دورانت (۲۰۰۱) و جونس و همکاران (۲۰۰۲) با جزئیات بیشتر مورد بررسی و استفاده قرار گرفت (ریمسان و همکاران، ۲۰۰۸). ریمسان و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از GT بهترین ترکیب پارامترهای مؤثر بر تابش خورشیدی را تعیین کردند و سپس با استفاده از دو مدل LLR<sup>۸</sup> و ANN به مدل‌سازی تابش خورشیدی پرداختند. مقدم‌نیا و همکاران (۲۰۰۸) برای تخمین تبخیر روزانه منطقه‌ی چاه‌نیمه، از مدل‌های ANN و ANFIS استفاده کردند. آن‌ها با استفاده از GT پارامترهای کمبود فشار بخار، رطوبت نسبی و سرعت باد را به‌عنوان ورودی مدل‌های ANN و ANFIS، انتخاب

5- Stephens-Stewart

6- Yuvacic

7- Gamma Test

8- Local linear regression (LLR)

1- Evaporation

2- Pan evaporation

3- Artificial neural network (ANN)

4- Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

هم‌چنین نتایج حاصل از این روش را با نتایج دو معادله‌ی تجربی مارکیانو و معادله واسنجی شده‌ی S-S، مقایسه کند.

### مواد و روش‌ها

#### موقعیت منطقه و داده‌های مورد استفاده

برای این تحقیق از داده‌های ایستگاه سینوپتیک شیراز با مختصات جغرافیایی طول ۵۲ درجه و ۳۶ دقیقه شرقی، عرض ۲۹ درجه و ۳۲ دقیقه شمالی، ارتفاع ۱۴۸۴ متر از سطح دریا و متوسط بارندگی سالانه ۳۴۶ میلی‌متر (متوسط دوره‌ی ۵۰ ساله منتهی به سال ۲۰۰۷) استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده شامل دمای میانگین (Tmean)، تابش برون‌زمینی (Ra)، رطوبت نسبی (RH)، کمبود فشار بخار (Ed)، سرعت باد در ارتفاع دو متری (U<sub>2</sub>) و داده‌های تبخیر از تشت به‌صورت روزانه از سال ۱۹۹۳ تا پایان سال ۲۰۰۷ میلادی می‌باشند که محدوده‌ی برخی از پارامترهای آماری آن‌ها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱- برخی از پارامترهای آماری داده‌های ایستگاه سینوپتیک شیراز در طول دوره آماری ۲۰۰۷-۱۹۹۳

پارامتر	دمای میانگین °C	کمبود فشار بخار kPa	رطوبت نسبی	سرعت باد m/s <sup>-1</sup>	تابش برون زمینی MJ,m <sup>2</sup> /d <sup>-1</sup>	تبخیر از تشت Mm/day
حداکثر	۳۵/۶۰	۴/۸۸	۹۸/۵۰	۵/۶۲	۴۱/۱۴	۱۸
حداقل	۱/۳۰	۰/۰۲	۱۱	۰/۰۰	۱۹/۹۴	۰/۰۰
میانگین	۱۹/۰۴	۱/۷۵	۳۸/۵۱	۱/۱۸	۳۱/۵۷	۷/۴۴
انحراف معیار	۸/۱۳	۱/۱۰	۱۸/۱۱	۱/۸۵	۷/۴۷	۴/۴۲

#### روابط تجربی برآورد تبخیر

شمار زیادی از محققان از جمله استفان-استیوارت (۱۹۶۳)، لینارس (۱۹۶۷)، برمن (۱۹۷۶)، ریس و دیاس (۱۹۹۸)، کالمب و همکاران (۲۰۰۱) و گاوین و آگنیو (۲۰۰۴) تلاش کردند تا مقدار تبخیر را از روی متغیرهای هواشناسی تعیین کنند، اما اکثر این روابط و معادلات تجربی نیاز به متغیرهایی دارند که به‌راحتی در دسترس نیست (دوغان و همکاران، ۲۰۱۰). معادله مارکیانو یکی از فرمول‌های تجربی است که در طرح‌های هیدرولوژی مورد استفاده قرار می‌گیرد و براساس کمبود فشار بخار یا معادله دالتون استوار می‌باشد.

$$E = 0.03U(e_s - e_a) \quad (1)$$

در این معادله  $e_s$  و  $e_a$  به‌ترتیب فشار بخار اشباع و فشار بخار واقعی (میلی‌متر جیوه) و  $U$  سرعت باد در ارتفاع دو متری از

سطح زمین (کیلومتر در ساعت) و  $E$  (میلی‌متر در روز) است (علیزاده، ۱۳۸۴).

معادله استفان-استیوارت S-S یکی از ساده‌ترین مدل‌هایی است که برای تخمین تبخیر پیشنهاد شده است. در این معادله  $E$  تبخیر از تشت کلاس A (میلی‌متر در روز)،  $R_s$  مقدار تابش خورشیدی (مگاژول بر مترمربع در روز)،  $T_{mean}$  میانگین دمای هوا (سانتی‌گراد) و ضرایب  $a$  و  $b$  نیز از طریق برازش خط رگرسیون براساس حداقل مربعات خطا بین نسبت تبخیر بر تابش خورشیدی و دمای هوا به‌دست می‌آید (کیسی، ۲۰۰۶).

$$E = Rs(a + bT_{mean}) \quad (2)$$

$$\delta_M(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_{N(i,k)} - x_i|^2 \quad 1 \leq k \leq p \quad (۶)$$

$$\gamma_M(k) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M |y_{N(i,k)} - y_i|^2 \quad 1 \leq k \leq p \quad (۷)$$

با ایجاد رابطه‌ی رگرسیون خطی بین  $P$  مجموعه  $(\delta_M(k), \gamma_M(k))$  مقدار آماره گاما برابر عرض از مبدا خط رگرسیون ایجاد شده است که معادله‌ی این خط در معادله ۸ ارائه شده است (ریمسان و همکاران، ۲۰۰۸).

$$\gamma = A\delta + \Gamma \quad (۸)$$

با ترسیم گرافیکی خط رگرسیون فوق، عرض از مبدا آن نشان‌دهنده مقدار گاماتست و شیب آن نشان‌دهنده پیچیدگی مدل مورد بررسی است که هرچه شیب تندتر باشد پیچیدگی مدل نیز بیش‌تر است. همچنین مقدار خطای استاندارد هرچه به عدد صفر نزدیک‌تر باشد با اطمینان بیشتری می‌توان مقدار گاما را نشان‌دهنده اغتشاش موجود در داده‌ها دانست. معیار بدون بعد  $V_{Ratio}$  هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد، نمایانگر دقت بالای مدل برای یافتن خروجی‌های مطلوب از ورودی‌هاست. (مقدم‌نیا و همکاران، ۲۰۰۸).

برای مشخص کردن ترتیب اهمیت پارامترهای ورودی ابتدا آزمون GT برای ترکیبی که همه‌ی پارامترهای ورودی ( $N$ ) در آن حضور دارند اجرا می‌شود، سپس در گام بعدی یکی از پارامترها به دلخواه از مجموعه‌ی اولیه حذف و گاماتست با  $(N-1)$  پارامتر باقی‌مانده محاسبه می‌شود. سپس در گام بعدی متغیر حذف شده را به مجموعه پارامترهای اصلی اضافه و پارامتر دیگری را حذف می‌کنند. این فرایند برای تمام متغیرها به ترتیب انجام می‌گیرد و هر مرتبه مقدار آماره‌ی گاماتست محاسبه می‌شود. در این آزمون با حذف پارامتر تأثیرگذار مقدار آماره‌ی GT افزایش می‌یابد و با حذف پارامتری که از اهمیت کمتری برخوردار است، مقدار این آماره کاهش می‌یابد (نوری و همکاران، ۲۰۰۹).

یکی از چالش‌های اصلی در مدل‌سازی پدیده‌ها، ارزیابی اطلاعات موجود و کفایت داده‌ها است. اگرچه به‌طور کلی با افزودن اطلاعات بیشتر عملکرد مدل در مرحله کالیبراسیون بهبود می‌یابد ولی باید توجه داشت که افزودن اطلاعات بیشتر به چه میزان می‌تواند عملکرد مدل را بهبود ببخشد؟

هارگریوز و سامانی (۱۹۸۲) فرض کردند که اختلاف بین دمای حداکثر و حداقل به تابش خورشیدی روزانه وابسته است.

$$R_s = K_r R_a \sqrt{T_{max} - T_{min}} \quad (۳)$$

در معادله ۳ ضریب تجربی  $K_r$  برای مناطق غیرساحلی ۰/۱۶ در نظر گرفته شده است (فورتین و همکاران، ۲۰۰۸).  
**گاماتست (GT)**

اگر فرض شود  $N$  پارامتر ورودی بر وقوع پدیده‌ای مؤثر باشد تعداد  $2N-1$  ترکیب معنی‌دار از پارامترهای ورودی ایجاد می‌شود که بررسی تک‌تک ترکیبات ایجاد شده برای یافتن بهترین ترکیب کاری بسیار وقت‌گیر و خسته‌کننده است. گاماتست یک ابزار مدل‌سازی غیرخطی است که به کمک آن می‌توان ترکیب مناسبی را از پارامترهای ورودی برای مدل‌سازی داده‌های خروجی و ایجاد یک مدل هموار، قبل از ایجاد مدل بررسی کرد. با استفاده از تکنیک پیش‌پردازش GT می‌توان ترتیب اهمیت پارامترهای ورودی، بهترین ترکیب از میان تمام ترکیب‌های ممکن و تعداد داده‌های لازم برای آموزش مدل را به‌دست آورد. با فرض آن‌که مجموعه‌ای از داده‌های ورودی  $x_i$  و خروجی  $y_i$  مشاهده شده از پدیده‌ای به‌صورت معادله ۴ در اختیار باشد.

$$\{(x_i, y_i), 1 \leq i \leq M\} \quad (۴)$$

در صورتی‌که با توجه به مجموعه ورودی  $x_i$  خروجی  $y_i$  به‌دست آید و  $M$  تعداد سری مجموعه مشاهده شده از پدیده‌ی مورد بررسی باشد، آن‌گاه GT با فرض عدم قطعیت و پذیرش خطا در به‌دست آوردن خروجی از روی ورودی بخاطر پیچیدگی و غیرخطی بودن پدیده‌های مدل‌سازی این خطا را به‌صورت معادله ۵ بین مجموعه داده‌های ورودی و خروجی با تابع  $f$  نشان می‌دهد.

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) + r \quad (۵)$$

که در آن:  $f$  نمایانگر تابع مدل‌سازی و  $r$  نشان دهنده‌ی متغیر تصادفی است که برای نمایش خطا به‌کار می‌رود.

گاماتست براساس  $N[i,k]$  می‌باشد که در آن  $p$  بیانگر نزدیک‌ترین همسایگی است. مقادیر این آزمون برای مجموعه داده‌های ورودی و خروجی براساس معادلات ۶ و ۷ به‌دست می‌آید که  $\dots$  فاصله‌ی اقلیدسی است.

روش آموزش اصلی در این سیستم، روش پس انتشار خطا است که در ترکیب با کمترین مربعات خطا، روش ترکیبی هیبرید به دست می‌آید. در هر دور آموزش، هنگام حرکت رو به جلو، خروجی‌های گره‌ها به صورت عادی تا لایه چهارم محاسبه می‌شوند و سپس پارامترهای نتیجه به روش کمترین مجموع مربعات خطا محاسبه می‌شوند. در ادامه پس از محاسبه‌ی خطا در بازگشت با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا<sup>۱</sup>، مقدار خطا به سمت ورودی‌ها پخش و پارامترها تصحیح می‌شوند (ریاحی مدوار و ایوب‌زاده، ۱۳۸۷). در ANFIS قوانین ثابت می‌باشند و آنچه بهینه‌سازی می‌شود، شکل توابع عضویت است. ساختار مناسب ANFIS متناسب با داده‌های ورودی، نوع توابع عضویت ورودی و خروجی، قوانین و تعداد تابع عضویت انتخاب می‌شود. برای طبقه‌بندی داده‌های ورودی و ایجاد قوانین فازی روش‌های متعددی پیشنهاد شده‌است، که مرسوم‌ترین آن‌ها، دو روش تفکیک شبکه‌ای<sup>۲</sup> و تفکیک خوشه‌ای<sup>۳</sup> است. تفاوت این روش در چگونگی تعیین تابع عضویت است. هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی کم باشد، روش تفکیک شبکه‌ای برای طبقه‌بندی داده‌ها مناسب است (نوری و همکاران، ۲۰۰۹).

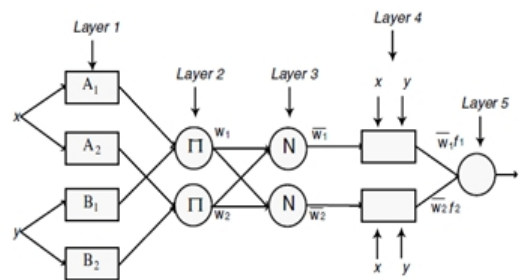
#### معیارهای ارزیابی نتایج

برای ارزیابی نتایج مدل ANFIS و معادلات تجربی از آماره‌های متداول سنجش خطا ضریب تبیین  $R^2$ ، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۴</sup> (RMSE) و میانگین خطای مطلق<sup>۵</sup> (MAE) (معادلات ۹ تا ۱۱) استفاده شده است. بهترین عملکرد براساس معیار  $R^2$  یک و براساس معیارهای دیگر صفر است. اما این شاخص‌ها مبین متوسطی از خطا در عملکرد مدل هستند و اطلاعاتی در مورد توزیع خطا ارائه نمی‌دهند. بنابراین، برای ارزیابی کارایی مدل‌های مورد بررسی، دو روش شاخص میانگین قدر مطلق خطای نسبی<sup>۶</sup> (AARE) (رابطه ۱۲) و تحلیل آستانه خطا<sup>۷</sup> (TS) (معادله ۱۳) نیز مورد استفاده قرار گرفت. شاخص TSX برای مقدار  $x$  درصد از پیش‌بینی‌ها، نشان‌دهنده توزیع خطا

با استفاده از گاماتست می‌توان چگونگی میزان تغییرات منحنی مجانب مقادیر آماره‌های گاما و خطای استاندارد را برای ترکیب منتخب با افزایش تعداد الگوهای ورودی  $M$  بررسی و تعداد الگوهای ورودی که مقدار این آماره‌ها را به حالت پایدار برای ایجاد مدل هموار می‌رساند، تعیین کرد که به  $M$  تست موسوم است (مقدم‌نیا و همکاران، ۲۰۰۸).

#### سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS)

سیستم ANFIS نوعی شبکه تطبیقی چند لایه، متشکل از عناصر اصلی و توابع سیستم‌های منطق فازی است که توسط یانگ (۱۹۹۳) بسط داده شد. این مدل همانند مدل فازی از دانش تجربی بهره گرفته و نیز همانند مدل شبکه عصبی می‌تواند آموزش ببیند. در مجموع سیستم ANFIS متشکل از ساختاری ۵ لایه با تعدادی متغیر ورودی است که هر ورودی دو یا چند تابع عضویت دارد. شکل ۱ نمایشی از معماری شبکه ANFIS با دو ورودی، یک خروجی و دو قانون است. در لایه اول (ورودی) میزان تعلق هر ورودی به بازه‌های مختلف فازی توسط کاربر مشخص می‌شود. با ضرب مقادیر ورودی به هر گره در یکدیگر، وزن قانون‌ها ( $W_i$ ) در لایه دوم به دست می‌آید. در لایه سوم وزن نسبی قوانین ( $W_i$ ) محاسبه می‌شود. لایه چهارم لایه قوانین است که از اجرای عملیات بر روی سیگنال‌های ورودی به این لایه حاصل می‌شود ( $\bar{W}_i f_i$ ). لایه‌ی آخر خروجی شبکه ( $f$ ) است که هدف آن حداقل نمودن اختلاف خروجی شبکه و خروجی واقعی است (کیسی، ۲۰۰۶).



شکل ۱- معماری سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS)

سیستم نشان داده شده در شکل ۱ دارای دو لایه ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $f$  با قانون زیر است:

$$\begin{aligned} \text{IF } x \text{ is } A1 \text{ and } y \text{ is } B1, \text{ Then } f &= p1x + q1y + r1 \\ \text{IF } x \text{ is } A2 \text{ and } y \text{ is } B2, \text{ Then } f &= p2x + q2y + r2 \end{aligned}$$

1- Gradient descent method (GDM)  
2 - Gril partition  
3- Sub clustering  
4- Root mean square error (RMSE)  
5- Mean absolute error (MAE)  
6- Average absolute relative error (AARE)  
7- Threshold statistics

مدل هموار غیرخطی است، تعیین می‌کند. نتایج مقادیر آماره‌های گاما، گرادبان، خطای استاندارد و VRatio حاصل از این آزمون برای برخی از ترکیبات ایجاد شده در جدول ۲ آمده است. مطابق نتایج این جدول براساس آماره‌ی گاما، بهترین ترکیب، ترکیبی است که شامل پارامترهای تابش برون‌زمینی، کمبود فشار بخار و رطوبت نسبی است (ستون آخر جدول ۲).

برای تعیین ترتیب اهمیت پارامترهای ورودی، ابتدا آزمون GT برای ترکیبی که همه‌ی پارامترهای ورودی در آن حضور دارند (All) اجرا شد که مقدار گاما برابر ۰/۰۲۰۹۰۶ به‌دست آمد. در گام بعدی در هر مرحله یکی از ۵ پارامتر ورودی را به دلخواه از مجموعه اولیه حذف و GT با ۴ پارامتر باقی‌مانده محاسبه شد. این فرایند برای تمام متغیرها به‌ترتیب صورت گرفت و هر مرتبه مقدار آماره‌ی گاماتست محاسبه شد. نتایج این آزمون برای تبخیر روزانه در جدول ۲ آورده شده است. براساس آن با حذف پارامتر تابش برون‌زمینی، آماره‌ی گاما دارای بیش‌ترین مقدار می‌شود. بنابراین تابش برون‌زمینی مؤثرترین پارامتر بر تبخیر است و پارامترهای رطوبت نسبی، دمای متوسط، کمبود فشار بخار و سرعت باد به‌ترتیب در مرتبه‌های بعدی اهمیت قرار دارند.

در مقادیر پیش‌بینی شده برای هر مدل است. این شاخص برای مقادیر مختلف قدر مطلق خطای نسبی ارائه می‌شود. مقدار TS برای x درصد از پیش‌بینی‌ها طبق معادله ۱۳ به‌دست می‌آید، که در آن، Yx تعداد تبخیرهای پیش‌بینی شده (از کل تعداد N) برای هر مقدار مطلق خطای نسبی کمتر از x درصد باشد (ریاحی مدوار و ایوب‌زاده، ۱۳۸۷).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |E_{Modeli} - E_{Pani}|}{n} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_{Modeli} - E_{Pani})^2}{n}} \quad (10)$$

$$RE_i = \frac{E_{Modeli} - E_{Pani}}{E_{Pani}} \times 100 \quad (11)$$

$$AARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |RE_i| \quad (12)$$

$$TS_x = \frac{Y_x}{N} \cdot 100 \quad (13)$$

## نتایج و بحث

### نتایج حاصل از گاماتست

گاماتست با بررسی ۳۱ ترکیب مختلف ایجاد شده، ترکیبی را که دارای کم‌ترین میانگین مربعات خطا برای ایجاد یک

جدول ۲- نتایج مقادیر آماره‌های گاما، گرادبان، SE و VRatio برای ترکیبات مختلف پارامترهای ورودی

ترکیبات مختلف پارامترهای ورودی							معیار آماری
All - Tmean, &U2	All - Ra	All - Ed	All - U2	All - Tmean	All - RH	All	
۰/۰۲۰۸۱۱	۰/۰۲۵۶	۰/۰۲۱۱۱۴	۰/۰۲۱۱۰۳	۰/۰۲۱۳۴۳	۰/۰۲۱۶۵	۰/۰۲۰۹۹۶	گاما
۰/۱۹۵۷۴	۰/۰۵۲۰۰	۰/۰۲۹۰۴	۰/۰۳۶۸۹۷	۰/۰۲۸۸۷۶	۰/۱۲۹۶۲	۰/۰۳۰۲۵	گرادبان
۰/۰۰۰۱۷۶	۰/۰۰۰۵۲	۰/۰۰۰۱۸	۰/۰۰۰۳۱	۰/۰۰۰۲۸	۰/۰۰۰۳۸	۰/۰۰۰۳۵	SE
۰/۰۸۳۲۴	۰/۱۰۲۴	۰/۰۸۴۵۷	۰/۰۸۴۴۱	۰/۰۸۵۳۷	۰/۰۸۶۶۰	۰/۰۸۳۹۸	VRatio

مقدم‌نیا و همکاران (۲۰۰۸) در مدل‌سازی تبخیر بیان کردند که با حضور سه پارامتر سرعت باد، رطوبت نسبی و کمبود فشار بخار، پارامتر دمای میانگین نمی‌تواند در مدل نهایی حضور داشته باشد. در ارتباط با تحقیقات فوق، ذکر این نکته ضروری است که عوامل مؤثر بر تبخیر تابع شرایط آب و هوایی منطقه مورد بررسی است و با توجه به وضعیت اقلیمی منطقه این پارامترها می‌تواند متفاوت باشند. همچنین در برخی از تحقیقات ذکر شده از جمله براتون و همکاران (۲۰۰۰) هیچ‌گونه پیش‌پردازشی روی

با بررسی پارامترهای بهترین ترکیب مشاهده می‌شود که در این مدل، پارامترهای سرعت باد و دمای میانگین دخالت داده نشده‌اند و نتایج پارامترهای مؤثر به‌دست آمده از این تحقیق با نتایج پارامترهای ذکر شده توسط برخی محققان از جمله براتون و همکاران (۲۰۰۰)، کیسی (۲۰۰۶) و دوغان و همکاران (۲۰۱۰) در بررسی پدیده تبخیر تا حدودی متفاوت است. زیرا در اکثر تحقیقاتی که در بررسی منابع این تحقیق به آنها اشاره شده است پارامترهای دما و سرعت باد در مدل نهایی حضور دارند.

است که مقدار این پارامتر خود تابعی از عرض جغرافیایی و روزی از سال است که در آن تبخیر محاسبه می‌شود و می‌تواند بیانگر وضعیت تابش خورشید و دما در آن منطقه باشد. به نظر می‌رسد که پارامتر  $U_2$  می‌تواند از دیگر پارامترهای ورودی مستقل باشد و پیش‌بینی می‌شد که در مدل نهایی حضور داشته باشد. ولی با توجه به میانگین پایین سرعت باد  $1/18$  متر بر ثانیه که مطابق جدول سازمان هواشناسی (علیزاده، ۱۳۸۷) در گروه دوم (۳-۱) (نات) طبقه‌بندی می‌شود دارای سرعت نسبتاً آرامی است. ضمن آن‌که در جدول ۳،  $U_2$  دارای کمترین مقدار همبستگی ( $0/26$ ) با تبخیر از تست می‌باشد. مطابق نتایج حاصل از ترتیب اهمیت پارامترهای ورودی (جدول ۲) پارامتر  $U_2$  کم‌ترین اهمیت را دارد.

جدول ۳- ماتریس مقادیر ضریب همبستگی ساده بین پارامترها

پارامتر	$T_{mean}$	$E_d$	RH	$U_2$	$R_a$	E
E	۰/۹۱۵	۰/۹۳۵	-۰/۷۸۸	۰/۲۸۴	۰/۸۴۶	۱
$R_a$	۰/۸۲۵	۰/۷۹۵	-۰/۶۳۰	۰/۳۵۰	۱	۱
$U_2$	۰/۲۲۵	۰/۲۱۶	-۰/۲۰۱	۱		
RH	-۰/۷۴۴	-۰/۸۱۶	۱			
$E_d$	۰/۹۶۸	۱				
$T_{mean}$	۱					

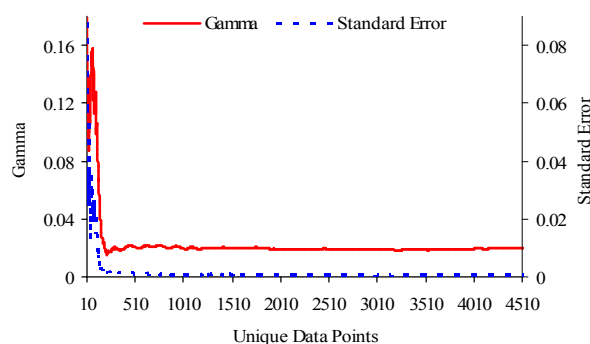
#### طراحی ساختار مدل‌های ANFIS

برای طراحی ساختار مدل ANFIS، از نتایج به‌دست آمده از پیش‌پردازش پارامترهای ورودی توسط تکنیک GT استفاده شد. بدین منظور با توجه به انتخاب بهترین ترکیب که شامل پارامترهای کمبود فشار بخار، رطوبت نسبی و تابش برون زمینی است (جدول ۲ و شکل ۲)، در لایه‌ی ورودی از این سه پارامتر به‌عنوان پارامترهای ورودی استفاده شد. همچنین با توجه به نتایج حاصل از آزمون M تست (شکل ۲)، تعداد ۱۱۰۰ الگو برای آموزش مدل ANFIS مورد استفاده واقع شد و از الگوهای باقی‌مانده برای ارزیابی مدل‌های ایجاد شده با معیارهای مختلف آماری سنجش خطا استفاده شد.

در ANFIS قوانین ثابت می‌باشند و آنچه بهینه‌سازی می‌شود، شکل توابع عضویت می‌باشد و ساختار مناسب ANFIS متناسب با داده‌های ورودی، نوع توابع عضویت ورودی و خروجی، قوانین و تعداد تابع عضویت انتخاب می‌شود. در این تحقیق با انتخاب سه پارامتر کمبود

پارامترهای ورودی انجام نگرفته است و تمام عوامل مؤثر را در مدل نهایی دخالت دادند و در برخی دیگر کیسی (۲۰۰۶) و دوغان و همکاران (۲۰۱۰) نیز پس از آزمون ترکیب‌های محدود (نه تمام ترکیبات ممکن) به روش سعی و خطا، بهترین ترکیب را مرکب از تمام پارامترهای ورودی انتخاب کردند.

برای تعیین تعداد الگوهای لازم برای مدل‌سازی تبخیر از آزمون M تست استفاده شد که نتایج آن در شکل ۲ آورده شده است. شکل مذکور نشان می‌دهد که منحنی‌های مجانب آماره‌های گاما و خطای استاندارد تقریباً در اطراف نقطه‌ی ۱۱۰۰ به‌حالت پایدار می‌رسد که با افزایش تعداد الگوهای ورودی M مجانب‌های گاما و خطای استاندارد تغییرات چندانی به خود نمی‌بیند. بنابراین، تعداد الگوهای لازم برای آموزش مدل ANFIS برابر با ۱۱۰۰ مجموعه انتخاب می‌شود و از این مجموعه الگوی به‌دست آمده برای آموزش مدل ANFIS و واسنجی معادله تجربی S-S استفاده و از ۳۸۳۹ الگوی باقی‌مانده برای ارزیابی مدل‌های ایجاد شده با استفاده از آماره‌های خطا استفاده می‌شود.



شکل ۲- نمودار M تست مقادیر گاما و خطای استاندارد برای ترکیب منتخب در گامانست

مطابق روابط همبستگی ارائه شده بین پارامترها در جدول ۳ بین برخی از پارامترهای ورودی مؤثر بر تبخیر نظیر:  $T_{mean}$  با RH،  $R_a$  و  $E_d$  همبستگی بالایی وجود دارد. بنابراین، پارامترهای مذکور مستقل از هم نیستند، زیرا پارامتر  $E_d$  از روی پارامترهای  $T_{mean}$  و RH استخراج می‌شود. وجود پارامترهای وابسته در یک مدل سبب ایجاد پدیده چند هم‌خطی می‌شود. در جدول ۳ بیشترین مقدار همبستگی بین پارامترها مربوط به دو پارامتر  $E_d$  و  $T_{mean}$  با مقدار  $0/968$  است که همبستگی نسبتاً بالایی است. بنابراین، با توجه به نکات ذکر شده چنین می‌توان نتیجه‌گیری کرد که با وجود سه پارامتر RH،  $E_d$  و  $R_a$ ، سه پارامتر مذکور در خود اثر  $T_{mean}$  را هم دارند. همچنین پارامتر دیگری که در این تحقیق مؤثرترین پارامتر بر تبخیر در نظر گرفته شد، پارامتر  $R_a$

و در خروجی توابع عضویت ثابت و خطی مورد آزمون قرار گرفتند. همچنین تعداد توابع عضویت هم از ۲ تا ۵ از طریق آزمون و خطا بررسی شد. با بهره‌گیری از معیارهای آماری  $R^2$  و RMSE بهترین مدل منتخب، با تابع عضویت گوسی، تعداد توابع عضویت ۳-۳-۳ و تابع عضویت خروجی ثابت انتخاب شد که نتایج آن در جدول ۴ ارائه شده است.

فشاریخار، رطوبت نسبی و تابش برون‌زمینی به‌عنوان پارامترهای ورودی در مدل ANFIS، از روش تفکیک شبکه‌ای موجود در نرم‌افزار Matlab استفاده شد که در آن نوع تابع عضویت و تعداد توابع عضویت برای ورودی‌ها و خروجی‌ها به روش سعی و خطا توسط کاربر تعیین می‌شود. بنابراین توابع عضویت ورودی: گوسی، مثلثی، ذوزنقه‌ای، زنگوله‌ای، حلقوی و توابع تفاضل و حاصل‌ضرب توابع حلقوی

جدول ۴- نتایج حاصل از دوره‌ی آموزش و آزمون مدل ANFIS با معیارهای آماری مختلف سنجش خطا

دوره	ساختار مدل		آماره‌های سنجش مقدار خطا				
	تابع عضویت	تعداد توابع عضویت	تکرار	$R^2$	RMSE	MAE	AARE
آموزش	گوسی- ثابت	۳-۳-۳	۲۴	۰/۹۱۳۴	۱/۳۰۱۲	۱/۰۵۳۳	۳۱/۷۲۸۳
آزمون	گوسی- ثابت	۳-۳-۳	۲۴	۰/۹۰۲۳	۱/۳۴۱۶	۱/۰۶۱۵	۳۰/۴۵۰۳

معادله خطی S-S برآورد شد که معادله واسنجی شده در معادله ۱۴ ارائه شده است.

$$E = Rs(0.0609 + 0.0155T_{mean}) \quad (14)$$

سپس مدل به‌دست آمده و معادله تجربی مارکیانو برای تعداد الگوهای باقی‌مانده با معیارهای مختلف آماری سنجش مقدار خطا محاسبه شد که نتایج آن به‌همراه پارامترهای لازم برای محاسبه هر مدل در جدول ۵ ارائه شده است.

برای محاسبه تبخیر از روش S-S به‌علت عدم وجود داده‌های تابش خورشیدی در دوره‌ی آماری مورد بررسی، مقادیر تابش خورشیدی از معادله ۳ محاسبه و سپس با ایجاد رابطه رگرسیونی بین مقادیر نسبت تبخیر بر تابش خورشیدی و دمای میانگین برای همان تعداد الگوی به‌دست آمده از آزمون M تست (۱۱۰۰ الگو) مقادیر ضرایب رگرسیونی

جدول ۵- نتایج حاصل از دوره‌ی آزمون دو مدل تجربی S-S و Marciano با معیارهای آماری مختلف سنجش خطا

مدل	پارامترهای ورودی	$R^2$	RMSE	MAE	AARE
S-S	Tmean, Ra	۰/۸۶۰۴	۱/۶۱۳۵	۱/۲۷۵۶	۳۸/۰۷۲۰
Marciano	Ed, U <sub>2</sub>	۰/۶۳۳۵	۵/۷۸۶۲	۵/۰۱۶۸	۷۲/۲۹۹۲

S-S و Marciano به‌ترتیب برابر مقدار ۰/۸۶۰۴ و ۰/۶۳۳۵ به دست آمد. همچنین توزیع خطا برای معادلات تجربی یادشده به‌ترتیب دارای سطح آستانه ۱۳/۵ و ۱۴/۸ است.

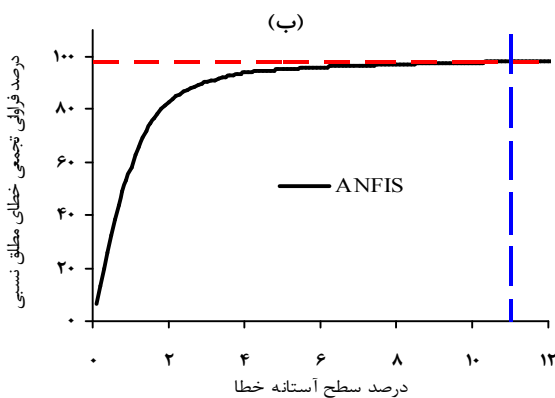
#### نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای تخمین مقدار تبخیر روزانه از تشت تبخیر از مدل ANFIS و معادلات تجربی (مارکیانو و معادله S-S) استفاده شد. برای پیش‌پردازش پارامترهای ورودی و انتخاب ترکیب مناسب از آن‌ها ابزار جدید گاماتست (GT) به‌کار گرفته شد. نتایج حاصل از این تکنیک نشان داد که از میان ۳۱ ترکیب مختلف حاصل از ۵ پارامتر ورودی، بهترین ترکیب شامل RH, Ed, Ra می‌باشد و از میان پارامترهای

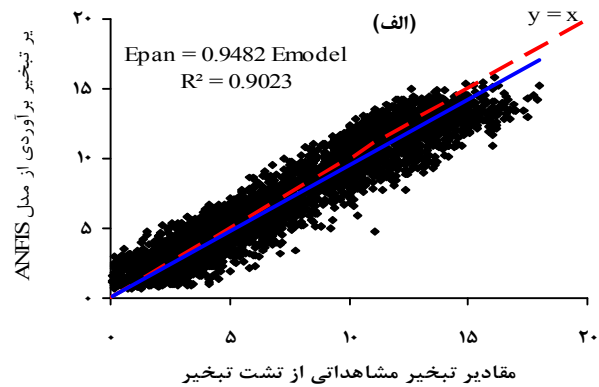
به‌منظور مقایسه بهتر نتایج، نمودار پراکنش مقادیر محاسبه شده توسط مدل‌های مختلف در برابر مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر از تشت حول خطی با شیب ۴۵ درجه در شکل‌های ۳ تا ۵ رسم شده است. همچنین برای اطلاع از توزیع خطا، نمودار درصد فراوانی تجمعی خطا برحسب درصد سطح آستانه خطا (معادلات ۱۲ و ۱۳) در شکل‌های ۳ تا ۵ ترسیم و سطح آستانه خطا به‌ازای درصد فراوانی تجمعی ۹۸ درصد نیز مشخص شده است. مطابق نمودار پراکنش در شکل ۳ (الف) مدل ANFIS دارای ضریب تبیین ۰/۹۰۲۳ است و مطابق شکل ۳ (ب)، در ۹۸ درصد موارد سطح آستانه خطای مطلق نسبی کمتر از ۱۱ است. در شکل‌های ۴ و ۵ نتایج ضرایب تبیین برای معادلات تجربی



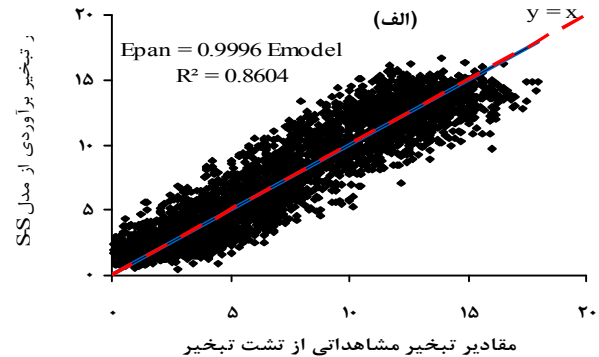
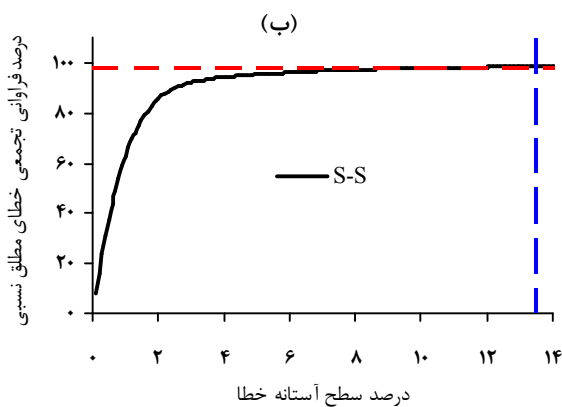
مدل ANFIS دقیق تر است. ضمن آن که معادله واسنجی شده S-S در عین سادگی از دقت نسبتاً بالایی برای تخمین تبخیر از تشت برخوردار است. بنابراین به نظر می رسد روش پیش پردازش GT با انتخاب ترکیب مناسب از داده های ورودی، تعیین ترتیب اهمیت آن ها و تعیین تعداد الگوهای لازم برای آموزش و ساخت یک مدل هموار از داده ها می تواند موجب کاهش مراحل سعی و خطا در مدل سازی پدیده ها با استفاده از روش های هوشمند شود.



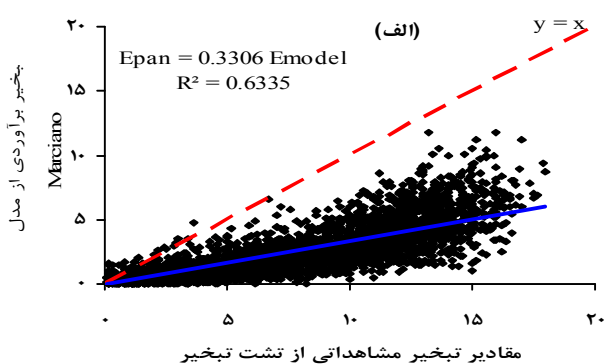
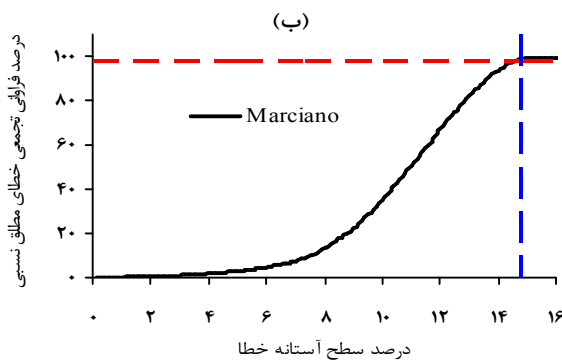
ورودی Ra مهم ترین پارامتر و  $U_2$  کم اهمیت ترین است. این واقعیت می تواند ناشی از همبستگی و ارتباط بین برخی از پارامترهای ورودی مؤثر بر تبخیر نظیر:  $T_{mean}$  با RH ، Ed و Ra باشد بنابراین، پارامترهای مذکور غیرمستقل اند و در خود اثر دمای میانگین را هم دارند. ضمن آن که عدم حضور پارامتر  $U_2$  با توجه به میانگین پایین سرعت آن و مقدار همبستگی کم با تبخیر چندان دور از واقعیت نیست. نتایج ارزیابی مدل های ANFIS و معادلات تجربی نشان داد که



شکل ۳- نمودارهای پراکنش روی خط ۴۵ درجه (الف) و توزیع خطا در دوره آزمون برای مدل ANFIS (ب)



شکل ۴- نمودارهای پراکنش روی خط ۴۵ درجه (الف) و توزیع خطا در دوره آزمون برای مدل S-S (ب)



شکل ۵- نمودارهای پراکنش روی خط ۴۵ درجه (الف) و توزیع خطا در دوره آزمون برای مدل Marciano (ب)

- منابع**
- 12- Kisi O. 2006. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique. *Journal of Hydrology*, 329: 636–646.
  - 13- Keskin M. E and Terzi O. 2006. Artificial neural network models of daily pan evaporation. *ASCE J Hydrology Eng*, 11(1):65–70.
  - 14- Keskin M. E. Terzi O. and Taylan D. 2009. Estimating daily pan evaporation using adaptive neural based fuzzy inference system. *Theoretical and Applied Climatology*, 98: 79-87.
  - 15- Molina Martinez J. M. Martinez A. V. Gonzalez-Real M.M. and Baille A. 2006. Simulation model for predicting hourly pan evaporation from meteorological data. *Journal of Hydrology*, 318: 250–261.
  - 16- Moghaddamnia A. Ghafari Gousheh M. Piri J. Amin S. and Han D. 2008. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*, 32: 88–97.
  - 17- Moghaddamnia A. Remesan R. Hassanpour Kashani M. Mohammadi M. Han D. and Piri J. 2009. Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS Models with a case study in solar radiation estimation. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 71: 975–982.
  - 18- Noori R. Karbassi A. and Sabahi M. S. 2009. Evaluation of PCA and gamma test techniques on ANN operation for weekly solid waste prediction. *Journal of Environmental Management*, 91: 767-771
  - 19- Noori R. Hoshyaripour G. Ashrafi K. and Najdar Araabi B. 2009. Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration. *Atmospheric Environment*, 44:476-482.
  - 20- Remesan R. Shamim M. A. and Han D. 2008. Model data selection using Gamma test for daily solar radiation estimation. *Hydrological Processes*, 22: 4301–4309.
  - 21- Stanhill G. 2002. Is the Class A evaporation pan still the most practical and accurate meteorological method for determining irrigation water requirements? *Agricultural and Forest Meteorology*, 112 (3–4): 233–236.
  - ۱- ریاحی مدوار ح. ایوبزاده س. ع. ۱۳۸۷. تخمین ضریب پراکندگی طولی آلودگی با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی. *مجله آب و فاضلاب* شماره ۶۷: ۳۴–۴۶.
  - ۲- طبری ح. آئینی ع. سبزی پرور ع. ا. و معروفی ص. ۱۳۸۷. مقایسه‌ی رگرسیون غیرخطی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر روزانه از تشت تبخیر کلاس A در یک منطقه‌ی خشک. *سومین کنفرانس ملی مدیریت منابع آب ایران*، چکیده مقالات ۵۶۴.
  - ۳- علیزاده ا. ۱۳۸۷. اصول هیدرولوژی کاربردی. انتشارات آستان قدس رضوی. ۸۷۲ صفحه.
  - ۴- قبادیان ر. یعقوبی م. و حیدری م. ط. ۱۳۸۷. تهیه مدل پیش‌بینی تبخیر از سطح آزاد در محدوده‌ی شهر کرمانشاه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه با روابط تجربی موجود. *سومین کنفرانس ملی مدیریت منابع آب ایران*، چکیده مقالات ۵۴۴.
  - ۵- کارآموز م. و عراقی‌نژاد ش. ۱۳۸۴. هیدرولوژی پیشرفته، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۴۶۰ صفحه.
  - 6- Ahmadi A. Han D. Karamouz M. and Remesan R. 2009. Input data selection for solar radiation estimation. *Hydrological Processes* 23: 2754–2764.
  - 7- Bruton J. M. McClendon R. W. and Hoogenboom G. 2000. Estimating daily pan evaporation with artificial neural networks. *Trans. ASAE*. 43 (2): 491–496.
  - 8- Chow V. T. Maidment D. R. and Mays L.W. 1988. *Applied Hydrology*. McGraw hill, Newyork, 570 p.
  - 9- Dogan E. Gumrukcuoglu M. Sandalci M. and Opan M. 2010. Modelling of evaporation from the reservoir of yuvacik dam using adaptive neuro-fuzzy inference systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 23: 961–967.
  - 10- Fortin J. G. Anctil F. Parent L. E and Bolinder M. A. 2008. Comparison of empirical daily surface incoming solar radiation models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148: 1332–1340.
  - 11- Kisi O. 2009. Modeling monthly evaporation using two different neural computing, techniques *Irrigation Science*, 27(5): 417-430.