

## تخمین بیشینه، متوسط و کمینه دمای هوای شهر تبریز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی

محمدعلی قربانی<sup>1\*</sup>، جلال شیری<sup>2</sup> و هانیه کاظمی<sup>3</sup>

تاریخ دریافت: 88/3/25 تاریخ پذیرش: 88/6/3

1- استادیار، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

2 و 3- دانشجوی دکتری و ارشد گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

\* مسئول مکاتبه: Email: [cusp2004@yahoo.com](mailto:cusp2004@yahoo.com)

### چکیده

تخمین دمای هوای هر منطقه یکی از مسائل مهم در برنامه‌ریزی کشاورزی و نیز مدیریت منابع آب می‌باشد که به روش‌های مختلفی همچون مدل‌های تجربی، نیمه تجربی و هوشمند قابل انجام است. در تحقیق حاضر از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک برای تخمین مقادیر دمای هوا در ایستگاه سینوپتیک شهر تبریز، واقع در شمال غرب ایران استفاده شده است. با توجه به شاخص‌های آماری، هر سه مدل با دقت قابل قبولی قادر به تخمین دقیق مقادیر دمای کمینه، متوسط و بیشینه هوا می‌باشند و با وجود تفاوت جزئی در دقت تخمین و خطای مدل‌ها، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک به- ترتیب در اولویت‌های اول تا سوم قرار می‌گیرند. همچنین راه حل‌های صریحی که نشانگر ارتباط بین متغیرهای ورودی و خروجی باشد، بر مبنای برنامه‌ریزی ژنتیک ارائه گردیده است که ارجحیت برنامه‌ریزی ژنتیک بر دو مدل دیگر را در این زمینه می‌رساند.

واژه‌های کلیدی: برنامه‌ریزی ژنتیک، دمای هوای تبریز، سیستم عصبی فازی، شبکه‌های عصبی

## Estimation of Maximum, Mean and Minimum Air Temperature in Tabriz City Using Artificial Intelligent Methods

MA Ghorbani<sup>1\*</sup>, J Shiri<sup>2</sup> and H Kazemi<sup>3</sup>

Received: 15 June 2009 Accepted: 25 August 2009

<sup>1</sup> Assist. Prof., Dept. of Water Engin., Univ. of Tabriz, Iran

<sup>2,3</sup> PhD and MSc students, Dept. of Water Engin., Univ. of Tabriz, Iran

\*Corresponding author: E-mail: [custp2004@yahoo.com](mailto:custp2004@yahoo.com)

### Abstract

Estimating air temperature is one of the important issues in agricultural planning and in water resources management which can be accomplished by using different methods such as empirical, semi-empirical and intelligent methods. In the present study, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Artificial Neural Networks and Genetic Programming were used to estimate air temperature in the synoptic station of Tabriz City, northwest of Iran. Considering the statistical indices, all three models were able to estimate accurately minimum, mean and maximum air temperature. In spite of slight differences in the prediction accuracy and errors by the models, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Artificial Neural Networks and Genetic Programming were in the order of priority. Also explicit solutions that show the relation between input and output variables are presented based on Genetic Programming. This adds to the superiority of Genetic Programming over the other two models.

**Keywords:** Adaptive neuro fuzzy inference system, Artificial neural networks, Genetic programming, Tabriz air temperature

مقدمه  
زراعی با منطقه مورد نظر به کار گرفته می شود (هادسون و واگرنالگ 1994) و از این رهیافت، زیستگاه های متناسب با هر نوع گونه گیاهی تعیین می شود (روبیو و همکاران 2002). زازل و کاکس (1975) گزارش کردند که مهم ترین فاکتور در پیش بینی مقدار ذوب برف ها، دمای هوا می باشد. اطلاع از نحوه تغییرات دمای هوا در پیش بینی دمای سطح خاک (جورج 2001) و مدل سازی تابش آفتابی (سارس و همکاران 2003) به کار بسته می شود. اقلیم کره زمین در طول قرن بیستم، به ویژه در دو دهه اخیر تعادل خود را از دست داده و

پیش بینی میزان دمای هوا اهمیت فراوانی در زمینه مدیریت منابع آب، کشاورزی، آبرسانی و بسیاری از مسائل روزمره دارد. دمای هوا همچنین یکی از مؤلفه های ورودی مدل های ارزیابی اراضی و نیز مدل های هیدرولوژیکی و اکولوژیکی می باشد (بناویدس و همکاران 2007). چنین مدلی از دمای هوا به منظور استخراج مقادیر تبخیر آب، هوادیدگی خاک و محصول گیاهان بهره می برند (دادسون و مارکس 1997). دمای هوا یک ویژگی مهمی است که در تعیین تناسب گیاهان

از این مدل‌ها می‌گردد، روابط تجربی یاد شده حالت منطقه‌ای به خود گرفته است (بگدوناس و همکاران 1978). همچنین تلاش‌های متعددی توسط محققین مختلف به منظور حصول مدل‌های نیمه تجربی انجام پذیرفته است که از آن جمله می‌توان به مدل برانت (1941) اشاره نمود که یکی از پرکاربردترین مدل‌ها در زمینه پیش بینی دمای هوا بوده و بر مبنای حل تحلیلی معادله توازن انرژی استوار است. جاگر (1945) با اعمال تغییراتی در مدل برانت به شرایطی دست یافت که بتوان اثرات بادهای شبانه را در خنک نمودن هوای منطقه مشخص نمود. برخی از مدل‌ها نیز نظیر مدل فیگورول و مازووا (1997) و نیز مدل کراسووتسکی و همکاران (1996) برای پیش بینی کمینه دمای شب به کار بسته می‌شوند. در سال‌های اخیر روش‌های جدید هوش مصنوعی به‌طور وسیعی در تمامی زمینه‌های علوم و مهندسی به کار گرفته شده‌اند (فرانکل و پانیگراهی 1997، الیزوندو و همکاران 1994). کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی به سرعت رو به افزایش است که علت این امر به سهولت کاربرد و دقت بالای این مدل‌ها در تقریب معادلات غیر خطی و پیچیده ریاضی بر می‌گردد (پارولو و توماسل 1997، پترسون 1996). شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور رده‌بندی و تخمین مقادیر کمینه دمای هوا نیز به کار بسته شده‌اند (روبینسون و مورت 1997، عبدالعال و الحدیدی 1994). دُمبیک و همکاران (2009) یک مدل شبکه عصبی برای پیش بینی دمای متوسط روزانه در دنیزلی، جنوب غربی ترکیه توسعه دادند. نتایج نشان داد که روش ANN می‌تواند به‌طور قابل اطمینان در تخمین دما مورد استفاده قرار گیرد. اسمیت و همکاران (2009) کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش بینی دمای هوا در طول کل سال را بر اساس داده‌های به‌هنگام مورد بررسی قرار دادند. شبکه‌های عصبی مصنوعی امکان پیش بینی دمای هوا را برای کل سال فراهم کردند. اوستاوقلو و همکاران (2009) سه روش مختلف شبکه‌های عصبی را برای پیش بینی دمای کمینه، بیشینه و متوسط روزانه به کار بستند.

تمایل به افزایش دما نشان داده است. از طرف دیگر پیش بینی‌ها برای قرن 21 نیز افزایش دمای جهانی ناشی از افزایش گازهای گلخانه‌ای و هواویزه‌های<sup>1</sup> جو را هشدار می‌دهد. افزایش سریع دمای هوا به‌طور بالقوه می‌تواند منجر به تغییر چرخه آب و بارش بیش‌تر، تبخیر سریع‌تر و تغییر در آب‌های جاری شده و ناهنجاری‌های هیدرولوژیک، همچون خشکسالی‌ها و سیلاب‌ها را تشدید کند. پیامدهایی نظیر خشکسالی، سیلاب‌های شدید و ناگهانی، امواج هوای سرد و گرم، از جمله آثار و شواهد ناهنجاری‌های اقلیمی است که کره زمین را با بحران‌های مختلف مواجه کرده است. مطالعات انجام گرفته در مورد تغییرات اقلیم معاصر بر محور تغییرات دما متمرکز می‌باشد (عزیزی و روشن 1387). قویدل رحیمی (1385) آثار دو برابر شدن  $CO_2$  جو بر دو عنصر بسیار مهم اقلیمی دما و بارش را در ایستگاه سینوپتیک تبریز با استفاده از مدل‌های گردش جهانی پیوندی جوی - اقیانوسی<sup>2</sup> ارزیابی کرده است. با توجه به شبیه سازی - ها، تغییر اقلیم شهر تبریز در مقابل دو برابر شدن  $CO_2$  اتمسفر به صورت کاهش مدت و شدت دوره سرد، کاهش روزهای همراه با یخبندان، کاهش بارش بهار و زمستانی، تغییر شکل بارش زمستانی از برف به باران، طولانی شدن دوره رشد گیاهان، افزایش دما و تشدید خشکی خود را نشان خواهد داد.

مروری بر منابع مختلف حاکی از وجود مدل‌های متعدد برای پیش بینی دمای کمینه هوا می‌باشد که به منظور بررسی راهکارهای مقابله با خطر سرما زدگی و یخ بندان مورد استفاده قرار می‌گیرند. برخی از مدل‌های یاد شده بر اساس تحلیل آماری روابط بین دمای کمینه و سایر مؤلفه‌های هیدرومتئورولوژیکی که در هنگام غروب آفتاب یا ساعات دیگری از شبانه روز اندازه گیری می‌شوند استوارند (آلن 1957). لیکن از آنجا که تأثیرات شرایط خاص اقلیمی حاکم بر هر منطقه مورد مطالعه، سبب ایجاد تغییرات قابل توجهی در نتایج حاصل

<sup>1</sup> Aerosol<sup>2</sup> Coupled atmosphere-ocean global circulation

هر سه جزو محاسبات نرم<sup>1</sup> (برگرفته از طبیعت) می-باشند جهت تخمین دمای هوای کمینه، بیشینه و متوسط در ایستگاه سینوپتیک شهر تبریز که یکی از ایستگاه‌های مهم هواشناسی کشور است بهره برده شود.

### مواد و روش‌ها

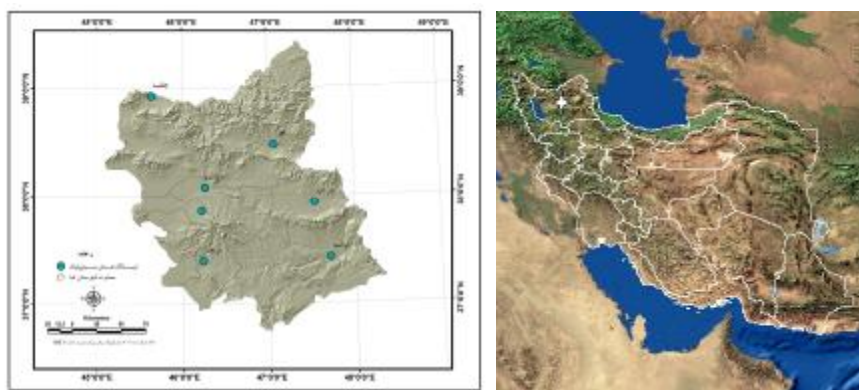
#### مشخصات ایستگاه هواشناسی تبریز

در این تحقیق از آمار روزانه دمای هوا در ایستگاه هواشناسی سینوپتیک تبریز استفاده به عمل آمد. این ایستگاه در ارتفاع 1364 متری از سطح دریا قرار گرفته و دارای طول جغرافیایی ' 17 ° 46 و عرض جغرافیایی ' 4 ° 38 می‌باشد. شهرستان تبریز، واقع در شمال غربی ایران در موقعیت " 48 ' 4 ° 38 شمالی و " 31 ' 17 ° 46 شرقی در استان آذربایجان شرقی واقع شده است. شکل 1 موقعیت جغرافیایی منطقه مورد نظر را نشان می‌دهد. جدول 1 نیز مشخصات آماری داده‌های به‌کار رفته در طول دوره آماری 15 ساله در این تحقیق را از 1371/1/1 تا 1385/12/29 (از 21 ماه مارس 1992 میلادی تا 20 مارس سال 2007 میلادی) نشان می‌دهد. با توجه به جدول یاد شده ملاحظه می‌شود که دمای کمینه دارای حداقل میزان واریانس بوده و بیشترین میزان واریانس نیز مربوط به دمای بیشینه می‌باشد. همچنین مقادیر چولگی و انحراف از معیار مربوط به دمای بیشینه، بیش‌تر از دماهای کمینه و متوسط است.

برنامه ریزی ژنتیک جزء الگوریتم‌های فرا کاوشی محسوب می‌شود که مبنای تمامی آن‌ها بر اساس نظریه تکامل داروین استوار است. الگوریتم‌های یاد شده اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کیفی نموده و سپس تابع یاد شده را برای اندازه گیری و مقایسه روش‌های مختلف حل، در یک فرآیند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها به‌کار می‌گیرند و در نهایت، روش حل مناسب را ارائه می‌نمایند. پیش‌بینی رواناب در حوضه اورگوال فرانسه (خو و همکاران 2001)، مطالعه بارش - رواناب (لی یونگ و همکاران 2002)، پدیده حمل رسوب (آیتک و کیشی 2008) از جمله تحقیقاتی است که با استفاده از برنامه ریزی ژنتیک انجام شده و برتری آن نسبت به سایر روش‌ها به اثبات رسیده است.

همچنین سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، از جمله روش‌هایی است که در تحلیل پدیده‌های غیر خطی و بررسی رابطه بین ورودی-خروجی در سیستم‌های چند پارامتری، به‌کار بسته می‌شود. تاکنون برخی مطالعات در زمینه‌های اگروهیدرولوژیکی (هیدرولوژی کشاورزی) با استفاده از سیستم یاد شده به انجام رسیده است. مقدم نیا و همکاران (2009) از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی برای تخمین میزان تبخیر روزانه در دشت سیستان بهره بردند. کیشی و اوزترک (2007) با استفاده از این سیستم به پیش‌بینی میزان نیاز آبی گیاه مرجع پرداختند. با عنایت به موارد فوق می‌توان دریافت تخمین پارامترهای هواشناسی همچون دمای هوا از دیرباز مورد توجه محققین امر بوده و بدین منظور روش‌های متعددی از جمله مدل‌های تجربی-نیمه تجربی، سری‌های زمانی و مدل‌های هوشمند توسعه یافته‌اند که در این میان مدل‌های هوشمند با الهام گرفتن از طبیعت قادر به تخمین پارامترهای مربوط به پدیده‌های طبیعی با دقت قابل قبول می‌باشند و نیز دقت قابل توجهی نسبت به سایر روش‌ها دارند. لذا در این تحقیق سعی گردیده است از سه مدل هوشمند شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه ریزی ژنتیک و سیستم استنتاج عصبی- فازی که

<sup>1</sup> Soft computing



شکل 1- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

جدول 1- مشخصه‌های آماری داده‌های به کار گرفته شده در تحقیق حاضر

شاخص آماری	دمای بیشینه روزانه (C°)	دمای کمینه روزانه (C°)	دمای میانگین روزانه (C°)
تعداد	5478	5478	5478
میانگین (C°)	18/85	7/94	12/93
واریانس (C°)	125/65	84/68	104/89
چولگی (C° <sup>2</sup> )	-0/13	-0/11	-0/10
انحراف معیار (C°)	11/21	9/20	10/24
حداکثر (C°)	40/60	28/00	23/20
حداقل (C°)	-8/40	-19/50	-15/00

گردیده و  $W_{IH}$  و  $W_{HO}$  نشانگر وزن‌های مربوط به اتصالات بین لایه‌ها می‌باشد. تخمین اولیه وزن‌های یاد شده با پیشرفت مدل تصحیح می‌گردند که این امر در طی مرحله آموزش (مقایسه مقادیر خروجی مشاهداتی و شبیه سازی شده) انجام پذیرفته و خطاهای موجود به سمت عقب (از سمت راست به چپ، در شکل 2) منتشر می‌گردند و نتیجه امر تعیین تصحیح لازم برای به حداقل رساندن خطا می‌باشد. با توجه به تکرار استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در منابع مختلف، از آوردن جزئیات این تکنیک پرهیز گردیده و خوانندگان

#### شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)<sup>1</sup>

شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس استنباط از سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است. در میان نمونه‌های متعدد شبکه‌های عصبی، شبکه انتشار به عقب دارای کاربرد بیشتری می‌باشد (لیپ من 1987). شبکه یاد شده متشکل از لایه‌هایی است که این لایه‌ها دارای عناصری با عملکرد موازی هستند که به آنها نرون (عصب) گفته می‌شود. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است. شکل 2 شمای کلی یک شبکه عصبی را نشان می‌دهد که از سه لایه تشکیل

<sup>1</sup>Artificial neural networks (ANN)

روش حداقل مربعات می‌باشد به صورت زیر قابل بیان خواهد بود. یک سیستم استنتاج فازی با دو متغیر ورودی  $x$  و  $y$  و یک متغیر خروجی  $f$  در نظر گرفته می‌شود. مدل فازی مرتبه اول سوگنو، که شامل دو قانون فازی "اگر - آنگاه" می‌باشد؛ می‌تواند به صورت زیر نشان داده شود:

قانون اول: اگر  $x$  برابر  $A_1$  و  $y$  برابر  $B_1$  باشد آنگاه

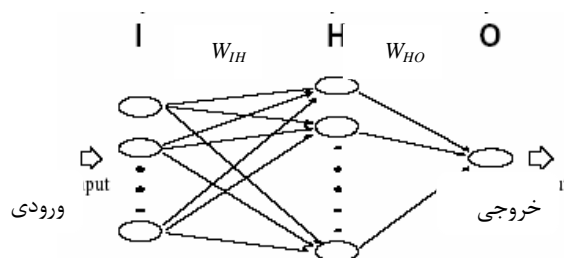
$$f_1 = p_1 A_1 + q_1 B_1 + r_1 \quad [1]$$

قانون دوم: اگر  $x$  برابر  $A_2$  و  $y$  برابر  $B_2$  باشد آنگاه

$$f_2 = p_2 A_2 + q_2 B_2 + r_2 \quad [2]$$

سیستم فازی حاصل در شکل 3 نشان داده شده است. در این‌جا متغیر خروجی  $f$  عبارت از میانگین وزنی خروجی‌های مربوط به هر یک از قانون‌های یاد شده می‌باشد. شمای سیستم حاصل نیز در شکل 4 نشان داده شده است. گره‌های موجود در هر لایه دارای توابع مشابهی هستند. خروجی مربوط به گره  $i$  ام در لایه  $l$  با علامت  $O_{l,i}$  نشان داده می‌شود. خوانندگان گرامی مقاله جهت اطلاع از نحوه عملکرد لایه‌ها، توابع عضویت و سایر جزئیات می‌توانند به رفرنس‌های ذکر شده در بخش منابع مراجعه نمایند.

برای اطلاع بیشتر از مفاهیم و اصول این روش می‌توانند به هایکین (1998) مراجعه نمایند.

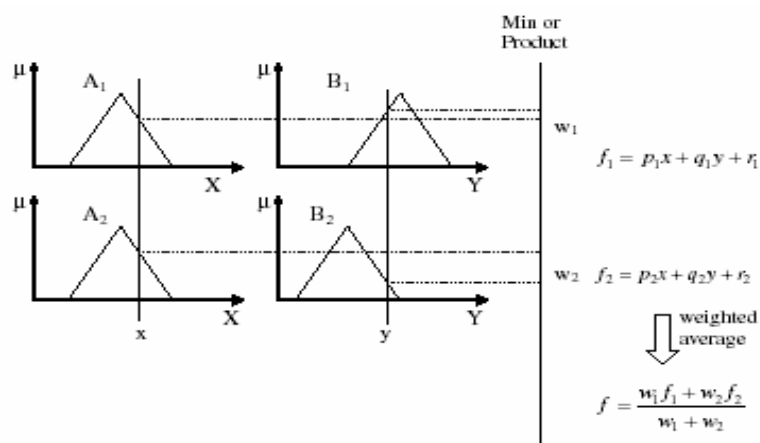


شکل 2- ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی

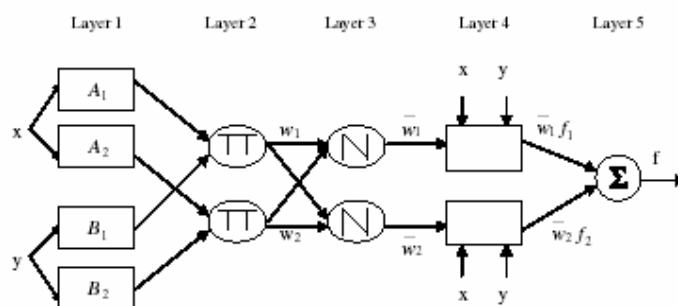
سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی<sup>1</sup> (ANFIS)

سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) شامل شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای می‌باشند و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کنند. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته است. سیستم ANFIS در ابتدا توسط جانگ (1993) معرفی گردید و از آن پس به عنوان یکی از ابزارهای تقریب ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت (جانگ و همکاران 1997). این سیستم از نظر عملکرد مشابه سیستم‌های استنتاج فازی می‌باشد (جانگ و همکاران 1997). سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی به کار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو می‌باشد (جانگ و همکاران 1997؛ دریک 2000). الگوریتم هیبرید آموزشی که شامل کاهش شیب و

<sup>1</sup> Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS)



شکل 3 - مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو متغیر ورودی (X و Y)



شکل 4- شمای سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی معادل

### برنامه ریزی ژنتیک<sup>1</sup> (GP)

زمینه اصلی برنامه ریزی ژنتیک (کوزا 1992) روش الگوریتم ژنتیک (گلد برگ 1989) می باشد. برنامه ریزی ژنتیک می تواند به طور موفقیت آمیزی در شرایط زیر (بنزهف و همکاران 1998) به کار بسته شود: 1) رابطه موجود بین متغیرهای مسئله، به خوبی شناخته نشده باشد یا صحت و سقم شناخت فعلی از رابطه مذکور با تردید همراه باشد، 2) پیدا کردن اندازه و شکل روش حل نهایی، بسیار سخت بوده و بخش

در تحقیق حاضر نیز از توابع عضویت گوسی استفاده به عمل آمد و در هر مرحله، پس از آزمون توابع عضویت متعدد، بهترین تابع با توجه به مقدار حداقل مربع خطاها انتخاب گردید. بر مبنای مراحل سعی و خطای انجام یافته در این تحقیق، تعداد توابع عضویت در هر مورد و برای هر یک از متغیرهای ورودی برابر با 4 در نظر گرفته شد.

<sup>1</sup> Genetic programming (GP)

برنامه ریزی ژنتیک استفاده به عمل آمد. برنامه یاد شده بر اساس برنامه ریزی صریح ژنتیک (GEP) استوار است. GEP ویرایش جدیدی از برنامه ریزی ژنتیک می باشد که به استنتاج برنامه های رایانه ای با اندازه ها و شکل های مختلف می پردازد. یکی از نقاط قوت GEP آنست که معیار تنوع ژنتیکی بسیار ساده بوده و لذا عملگرهای ژنتیک در سطح کروموزومی عمل می نمایند. همچنین یکی دیگر از نقاط قوت این روش، عبارت از طبیعت منحصر به فرد چند ژنه آنست که زمینه ارزیابی مدل های پیچیده ای را که شامل چندین زیر مدل می باشند فراهم می آورد (فریرا 2001).

استخراج مدل های دمای هوا بر اساس برنامه ریزی ژنتیک فرآیند مدل سازی میزان دمای هوا با استفاده از رهیافت برنامه ریزی ژنتیک به صورت زیر می باشد:

گام اول، انتخاب تابع برازش مناسب می باشد. در مطالعه حاضر، تابع  $RMSE$  (جذر میانگین مربع خطاها) به عنوان تابع برازش انتخاب گردید. گام دوم، انتخاب مجموعه ترمینال (متغیرهای ورودی) و مجموعه توابع به منظور تولید کروموزوم ها می باشد. در مسئله حاضر، مجموعه ترمینال متشکل از مقادیر دمای هوا است. انتخاب مجموعه توابع نیز گرچه یک امر صریح و ساده نمی باشد، لیکن یک حدس اولیه در این گونه موارد کافی خواهد بود. در این مطالعه از چهار عملگر اصلی که شامل  $\{+, -, /, *\}$  و نیز توابع اصلی ریاضی  $\{ \ln(x), \log(x) \}$  استفاده به عمل آمد. گام سوم شامل انتخاب ساختار و معماری کروموزوم ها می باشد. اندازه طول هر رأس برابر با 8 و تعداد ژن ها نیز برابر با 3 در نظر گرفته شد. گام چهارم انتخاب تابع پیوندی است که در این مطالعه تابع جمع کننده (مجموع) برای ایجاد پیوند بین زیر شاخه ها مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت، در گام پنجم عملگرهای ژنتیک و نرخ هر یک از آنها انتخاب می گردد. در مورد مدل سازی دمای هوا در مطالعه حاضر، ترکیبی از کلیه عملگرها نظیر جهش،

عمده مسئله را تشکیل دهد، (3) روش های معمول تحلیل ریاضی قادر به ارائه روش های حل تحلیل نباشند، (4) راه حل تقریبی، قابل قبول باشد، (5) هر گونه بهبود جزئی در عملکرد، به صورت منظم اندازه گیری شده و این بهبود از ارزش زیادی برخوردار باشد و (6) تعداد داده هایی که بایستی توسط رایانه مورد آزمون، دسته بندی و جمع بندی قرار گیرند زیاد باشد (نظیر داده های مربوط به ستاره شناسی، داده های مشاهداتی ماهواره ها، داده های مالی و یا هرگونه داده دیگر).

تفاوت اساسی موجود بین برنامه ریزی ژنتیک و الگوریتم ژنتیک به طبیعت هر یک از افراد بر می گردد، به نحوی که افراد در الگوریتم ژنتیک، ردیف های خطی با طول ثابت می باشند (کروموزوم ها) ولی در برنامه ریزی ژنتیک، همان شاخه های مجزا می باشند. همچنین در برنامه ریزی ژنتیک بر ساختار درختی مجموعه ها تأکید می شود ولی الگوریتم ژنتیک، بر اساس سیستم ارقام دو دویی عمل می نماید. فرآیند گام به گام حل یک مسأله با استفاده از برنامه ریزی ژنتیک متشکل از 5 مرحله به شرح زیر می باشد:

- 1) انتخاب مجموعه ترمینال، که همان متغیرهای مستقل مسأله و متغیرهای حالت سامانه می باشد،
- 2) انتخاب مجموعه توابع؛ که شامل عملگرهای حسابی، توابع آزمون و توابع بولی می باشد،
- 3) شاخص اندازه گیری دقت مدل که بر مبنای آن می توان مشخص نمود که توانایی یک مدل در حل یک مسأله خاص تا چه اندازه می باشد،
- 4) مؤلفه های کنترل؛ مقادیر مؤلفه های عددی و متغیرهای کیفی که برای کنترل اجرای برنامه های به کار بسته می شوند.
- 5) شروط توقف اجرای برنامه؛ که معیاری برای حصول به نتایج و توقف اجرای برنامه می باشد.

در تحقیق حاضر از برنامه GeneXproTools (فریرا 2001) برای توسعه و اجرای مدل های مبتنی بر



### نتایج و بحث

داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر شامل مقادیر کمینه، بیشینه و متوسط دمای روزانه هوای ایستگاه سینوپتیک تبریز می‌باشند که در طی یک دوره آماری 15 ساله، از 1371/1/1 تا 1385/12/29 (از 21 ماه مارس 1992 میلادی تا 20 مارس سال 2007 میلادی) و با اختصاص حدود 10 سال برای دوره آموزش و حدود 5 سال برای دوره آزمون، در ترکیب‌های مختلف ورودی به مدل‌ها وارد گردیدند. به منظور بررسی دقت هر یک از روش‌های یاد شده، ترکیب‌های مختلفی از مقادیر دمای هوا تا سه روز قبل تشکیل گردیده و به عنوان ورودی-های این مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

#### دوره آموزش (واسنجی)

جدول 2 مقادیر مربوط به هر یک از شاخص-های آماری مربوط به مدل‌های مختلف دمای هوا را در دوره آموزش نشان می‌دهد. همان طور که قبلاً اشاره شد برای ارزیابی مدل‌ها از نمایه‌های ضریب تبیین ( $R^2$ ) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) بهره برده می‌شود. با بررسی این شاخص‌ها برای مدل‌ها و حالت-های مختلف ملاحظه می‌شود در هر سه مدل، حالت سوم یعنی الگوی ورودی تا سه روز قبل بهترین حالت می‌باشد. به عبارتی افزایش مقادیر دمای هوای مربوط به گام‌های زمانی مختلف به عنوان پارامترهای ورودی، سبب تغییر و بهبود نسبی این مدل‌ها می‌شود. هرچند که اختلاف در دقت مدل‌ها تا ده هزارم اعشار و اختلاف در خطای مدل‌ها نیز در حدود صدم اعشار می‌باشد، می‌توان گفت هر سه مدل جواب قابل قبول و نزدیک به هم داده و قابل استفاده در دوره آزمون (صحت سنجی) هستند.

برگشت، سه نوع مختلف ترانهش و سه نوع عملگر ترکیب مجدد مورد استفاده قرار گرفت. مقادیر عددی این پارامترها به صورت خلاصه به شرح زیر است: تعداد کروموزوم 30، تعداد ژن 3، نرخ جهش 0/044، نرخ برگشت 0/1، نرخ ترکیب مجدد ژنی 0/3، نرخ ترکیب مجدد تک نقطه‌ای 0/3، نرخ ترکیب مجدد دو نقطه‌ای 0/3 و نرخ ترانهش 0/1.

بر پایه مطالعات انجام یافته توسط نگارندگان، کاربرد هر سه روش فوق در تخمین مقادیر دمای هوا بسیار محدود بوده و لذا تحقیق حاضر یکی از اولین مطالعات انجام یافته در این زمینه در ایران می‌باشد.

#### شاخص‌های تعیین دقت مدل

شاخص‌های آماری ضریب تبیین<sup>1</sup>، جذر میانگین مربع خطاها<sup>2</sup> و نیز نمایه پراکندگی<sup>3</sup> به منظور بررسی و ارزیابی دقت مدل‌ها مورد استفاده واقع شدند. شاخص-های یاد شده به ترتیب با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه است:

$$R^2 = \frac{\left( \sum_{i=1}^N (T_i^O - \bar{T}^O)(T_i^E - \bar{T}^E) \right)^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (T_i^O - \bar{T}^O)^2 \sum_{i=1}^N (T_i^E - \bar{T}^E)^2}} \quad [3]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_i^E - T_i^O)^2}{N}} \quad [4]$$

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{T}^O} \quad [5]$$

در روابط اخیر،  $T_i^O$  و  $T_i^E$  به ترتیب مقادیر دمای مشاهداتی و تخمینی در گام زمانی  $i$  ام بوده و  $\bar{T}^O$  و  $\bar{T}^E$  نیز میانگین مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای هوا می‌باشد.  $N$  نیز نشانگر تعداد داده‌ها است.

<sup>1</sup>Coefficient of determination

<sup>2</sup>Root mean square error

<sup>3</sup>Scatter index

دوره آزمون (صحت سنجی)

- دمای کمینه

این اساس، معادله مربوط به تخمین دمای کمینه در حالتی که از مقادیر دمای کمینه در یک دوره سه روزه استفاده شود به صورت زیر خواهد بود:

[6]

$$T_i = T_{i-1} - 0.2254 \text{Arc tan}(T_{i-2}) - 0.1127(T_{i-1} - T_{i-3}) - 0.1573 \text{Arc tan}((T_{i-1} - T_{i-3}) \times \text{Arc tan}(T_{i-3}))$$

که در آن،  $T_i$  دمای کمینه در روز  $i$  ام بوده و  $T_{i-1}$ ،  $T_{i-2}$  و  $T_{i-3}$  نیز به ترتیب مقادیر کمینه دمای هوا در یک، دو و سه روز قبل می باشند.

دمای بیشینه

در خصوص دمای بیشینه با توجه به جدول 3 می توان گفت، در این حالت نیز الگوی سوم، یعنی ورودی یک روز، دو روز و سه روز قبل با توجه به مقادیر  $R^2$  بالا و RMSE و SI پایین نسبت به سایر الگوها از دقت بالایی برخوردار می باشند. در مورد دقت و اولویت مدلها مشاهده می شود که مدل ANFIS در اولویت اول، مدل ANN در اولویت دوم و مدل GP در اولویت سوم قرار می گیرد. همان طور که در شکل 6 نیز مشخص است در این حالت نیز هر سه مدل علی رغم اختلاف جزئی در دقت و خطای تخمین، از قابلیت قابل قبولی برخوردار می باشند و می توان از هر یک با اطمینان خاطر جهت تخمین دمای بیشینه استفاده نمود.

در جدول 3، معیارهای ارزیابی سه مدل استنتاج عصبی - فازی تطبیقی، شبکه های عصبی مصنوعی و برنامه ریزی ژنتیک آورده شده است. همان طوری که از مقادیر جدول مشخص است برای هر سه مدل، دقت الگوی سوم یعنی ترکیب یک روز، دو روز و سه روز قبل از بقیه حالات بیش تر نشان می دهد که این امر به دلیل حافظه دار بودن مدلها می باشد. از سویی دیگر با توجه به مقادیر معیارهای  $R^2$  و RMSE و SI، مدل ANN در اولویت نخست، مدل ANFIS در اولویت دوم و بالاخره مدل GP در اولویت سوم قرار می گیرد. شکل 5 مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای کمینه را در حالتی که از داده های آماری در طی سه روز قبل به عنوان ورودی مدل استفاده گردد، نشان می دهد. با توجه به جدول 3 و نمودارهای نشان داده شده در شکل 5، می توان دریافت که هر سه مدل از دقت قابل قبولی برخوردارند و لذا می توان آنها را در تخمین دمای کمینه هوا به کار بست. از سوی دیگر مدل های مبتنی بر برنامه ریزی ژنتیک دارای ارجحیت نسبی در مقایسه با سایر مدلها می باشند و آن عبارت از ارائه یک روش حل صریح بین مؤلفه های ورودی و خروجی مدل می باشد. به بیان دیگر، برنامه ریزی ژنتیک قادر به ارائه معادله تقریبی موجود بین ورودیها و خروجی مدل می باشد و این ویژگی، آن را از سایر مدلها نظیر شبکه عصبی و سیستم عصبی - فازی متمایز می سازد. بر

جدول 2- مؤلفه‌های آماری مربوط به مدل‌های مختلف تخمین دمای هوا در دوره آموزش<sup>1</sup>

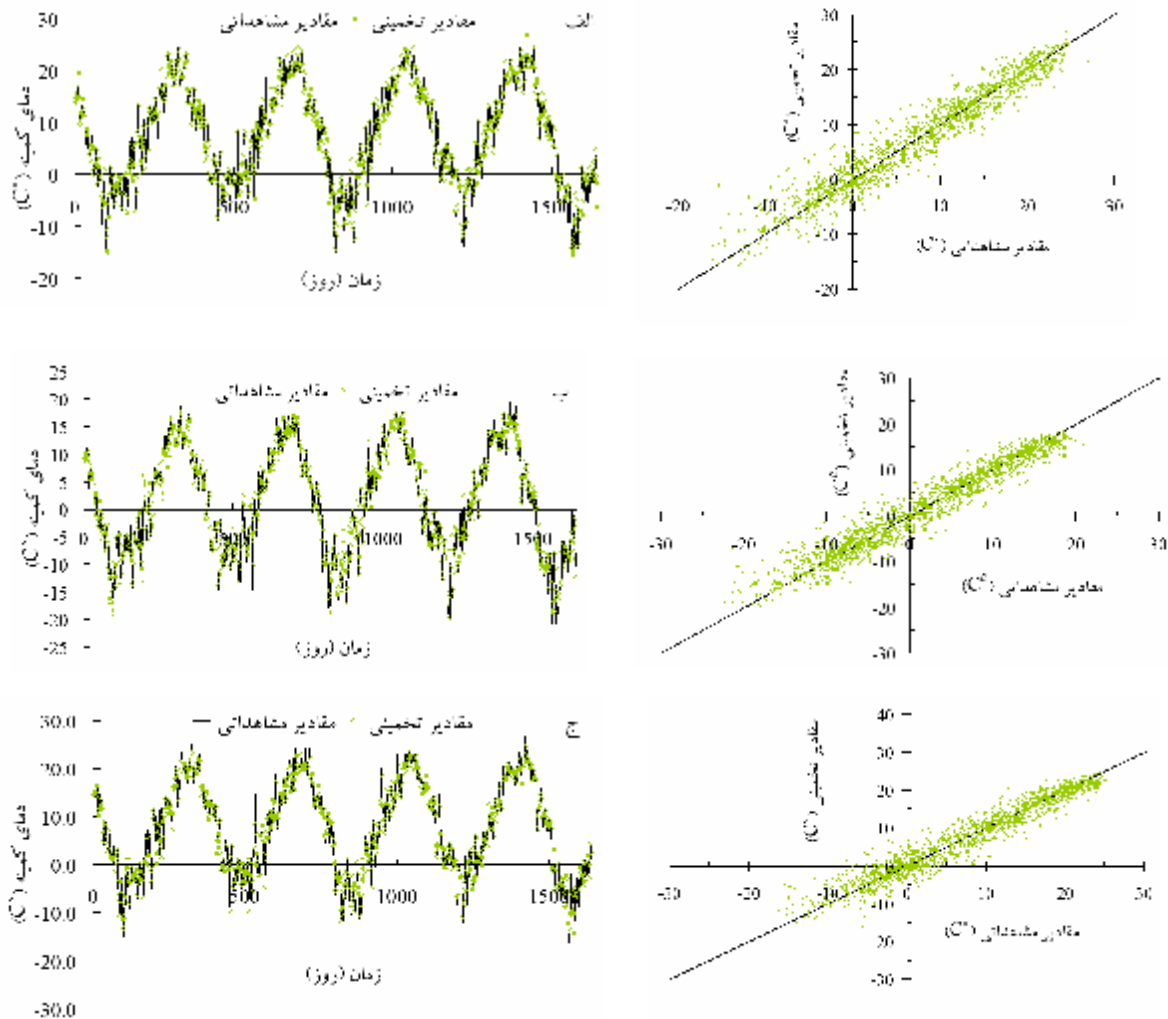
T <sub>mean</sub>			T <sub>min</sub>			T <sub>max</sub>			مدل	
SI	RMSE(C <sup>o</sup> )	R <sup>2</sup>	SI	RMSE(C <sup>o</sup> )	R <sup>2</sup>	SI	RMSE(C <sup>o</sup> )	R <sup>2</sup>		
0/1448	1/8726	0/9652	0/2906	2/3070	0/9346	0/1305	2/4597	0/9504	T <sub>i-1</sub>	GP
0/1447	1/8714	0/9654	0/2908	2/3087	0/9346	0/1304	2/4585	0/9503	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub>	
0/1439	1/8616	0/9656	0/2906	2/3070	0/9347	0/1303	2/4570	0/9503	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub> , T <sub>i-3</sub>	
0/1443	1/8666	0/9654	0/2884	2/2897	0/9356	0/1299	2/4489	0/9506	T <sub>i-1</sub>	ANN
0/1525	1/9729	0/9662	0/2850	2/2627	0/9371	0/1298	2/4460	0/9508	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub>	
0/1564	2/0236	0/9674	0/2825	2/2430	0/9382	0/1287	2/4260	0/9516	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub> , T <sub>i-3</sub>	
0/1494	1/9328	0/9629	0/2992	2/3755	0/9307	0/1334	2/5149	0/9479	T <sub>i-1</sub>	ANFIS
0/1438	1/8606	0/9656	0/2868	2/2767	0/9363	0/1308	2/4646	0/9500	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub>	
0/1371	1/7733	0/9688	0/2811	2/2316	0/9388	0/1271	2/3950	0/9528	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub> , T <sub>i-3</sub>	

جدول 3- مؤلفه‌های آماری مربوط به مدل‌های مختلف تخمین دمای هوا در دوره آزمون<sup>2</sup>

T <sub>mean</sub>			T <sub>min</sub>			T <sub>max</sub>			مدل	
SI	RMSE(C <sup>o</sup> )	R <sup>2</sup>	SI	RMSE(C <sup>o</sup> )	R <sup>2</sup>	SI	RMSE(C <sup>o</sup> )	R <sup>2</sup>		
0/150	1/948	0/9668	0/322	2/560	0/9287	0/137	2/568	0/9513	T <sub>i-1</sub>	GP
0/150	1/944	0/9670	0/322	2/563	0/9286	0/136	2/573	0/9511	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub>	
0/149	1/927	0/9675	0/319	2/537	0/9290	0/135	2/553	0/9512	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub> , T <sub>i-3</sub>	
0/150	1/945	0/9669	0/321	2/546	0/9295	0/136	2/563	0/9513	T <sub>i-1</sub>	ANN
0/155	2/011	0/9684	0/317	2/517	0/9311	0/136	2/562	0/9514	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub>	
0/159	2/056	0/9696	0/314	2/492	0/9325	0/135	2/547	0/9519	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub> , T <sub>i-3</sub>	
0/155	2/010	0/9646	0/326	2/592	0/9270	0/138	2/603	0/9597	T <sub>i-1</sub>	ANFIS
0/149	1/928	0/9675	0/316	2/510	0/9314	0/136	2/560	0/9515	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub>	
0/145	1/883	0/9690	0/318	2/523	0/9307	0/134	2/540	0/9522	T <sub>i-1</sub> , T <sub>i-2</sub> , T <sub>i-3</sub>	

<sup>1</sup> Training

<sup>2</sup> Testing



شکل 5- دیاگرام پراکنش و نمودار مقادیر مشاهده‌ای و تخمینی دمای کمیته (C°) با کاربرد مدل‌های: الف) برنامه ریزی ژنتیک، ب) شبکه عصبی مصنوعی و ج) سیستم عصبی - فازی تطبیقی

برنامه ریزی ژنتیک بر اساس مقادیر دمای یک روز، دو روز و سه روز قبل به صورت زیر خواهد بود:

[7]

$$T_i = T_{i-1} + \cos \left( \left( \arctan \left( \arctan \left( T_{i-2} - T_{i-1} \right) \right) \right) + \left( e^{T_{i-1}} \times T_{i-3} \right) \right) + \cos \left( \arctan \left( \arctan \left( T_{i-2} - T_{i-3} \right) \right) + e^{T_{i-1}} \times T_{i-3} \right)$$

شکل 6 نیز مؤید این امر می‌باشد. در این حالت نیز همانند حالت قبل، مدل برنامه ریزی ژنتیک قادر به ارائه یک روش حل صریح به منظور تخمین میزان دمای بیشینه با استفاده از داده‌های آماری روزهای قبل خواهد بود. در صورتی که از داده‌های دمای بیشینه در طی سه روز متوالی برای تخمین میزان دمای بیشینه در روز چهارم استفاده شود (مدل مبتنی بر داده‌های آماری سه روز قبل)، معادله ارائه شده توسط مدل

بیشینه و متوسط به کار برده شوند. نکته مهم دیگر این که شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی فازی با فرآوری داده‌های ورودی و ایجاد ترکیب‌های مختلف، هرچند بهترین حالت را از نظر به حداقل رسیدن خطا انتخاب می‌نمایند، ولی هیچگونه اطلاعی از وضعیت رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی حاصل نمی‌شود؛ ولی برنامه ریزی ژنتیک می‌تواند چنین رابطه‌ای را شناسایی و ارائه دهد و لذا با استفاده از این مدل می‌توان اقدام به بررسی و صحت سنجی برخی از مدل‌های تجربی نمود که این امر می‌تواند به عنوان یک موضوع تحقیق مطرح شود.

### نتیجه گیری

مدل‌سازی و تخمین دمای هوا یکی از مؤلفه‌های مهم و قابل توجه در زمینه هواشناسی کشاورزی و نیز برنامه ریزی، طراحی و مدیریت منابع آب می‌باشد. در برخی از موارد، دمای هوا به مقادیر بحرانی میل می‌نماید که این امر از نظر دماهای کمینه و بیشینه به‌عنوان یک تحدید برای محصولات زراعی محسوب می‌شود و این امر لزوم وجود روش‌های دقیق مدل‌سازی تغییرات دمای هوا را مشخص می‌نماید. در تحقیق حاضر از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی و نیز سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی و برنامه ریزی ژنتیک به‌منظور تخمین میزان دماهای کمینه، بیشینه و متوسط بهره برده شد. بر پایه محاسبات انجام یافته، هر سه روش داری توانایی قابل توجهی در تخمین میزان دمای هوا بوده و لذا با اطمینان کافی می‌توان از آن‌ها در تخمین مقادیر کمینه و بیشینه دمای هوا و نیز دمای متوسط بهره برد. شایان ذکر است که دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی در برخی موارد به‌طور

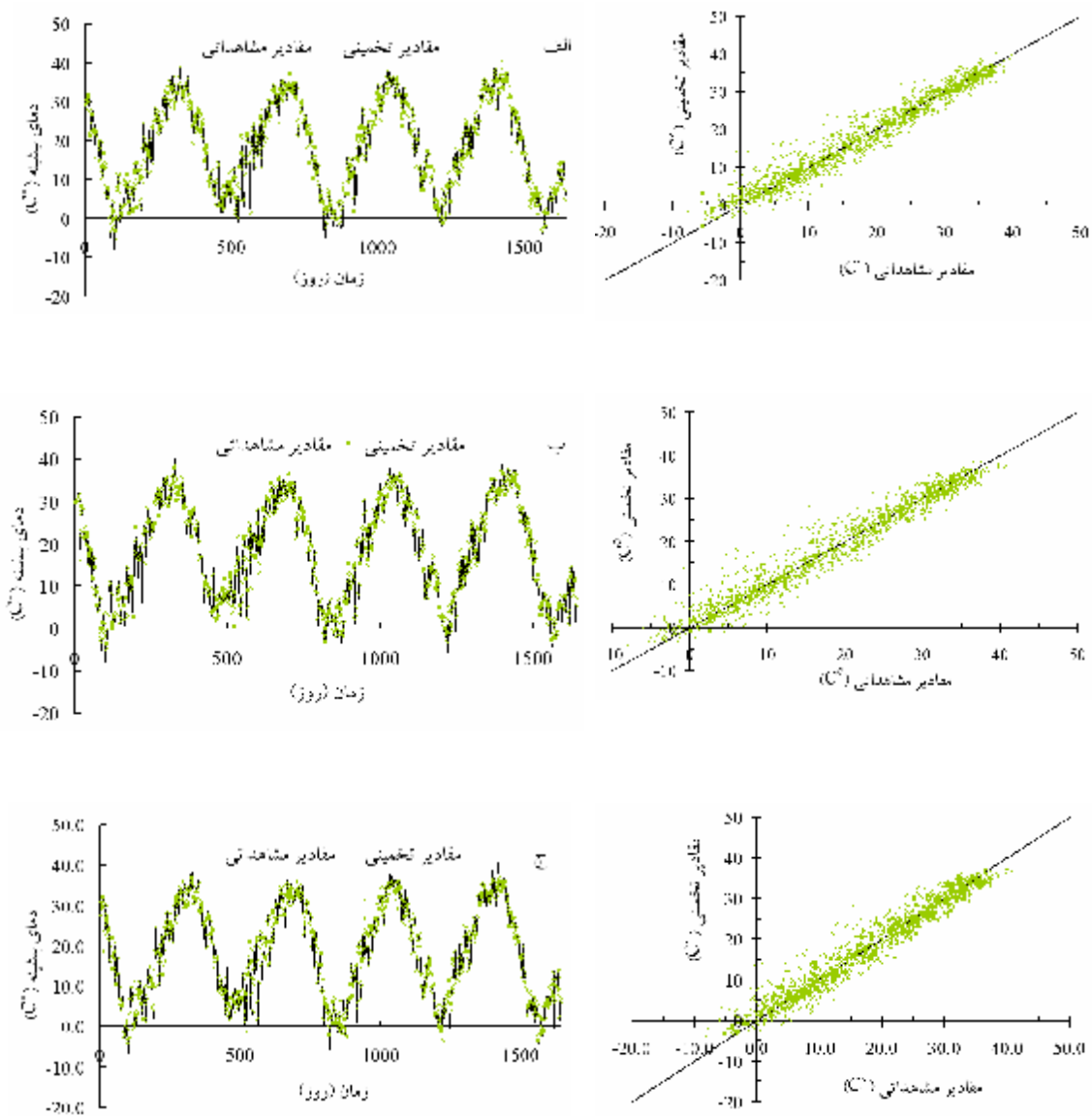
### - دمای متوسط

در خصوص دمای متوسط نیز همانند دمای بیشینه و کمینه دقت هر یک از مدل‌ها در حالت الگوی سوم یعنی با سه ورودی از بقیه حالات بیش‌تر می‌باشد و با توجه به معیارهای دقت و خطاها در جدول 3، مدل ANFIS، مدل GP و مدل ANN به‌ترتیب در اولویت‌های اول تا سوم قرار می‌گیرند. در این حالت نیز با توجه به اختلاف خطای جزئی هر یک از مدل‌ها می‌توان از هر یک جهت تخمین مقادیر دمای متوسط بهره برد. شکل 7 دیاگرام پراکنش و نمودار مقادیر تخمینی و مشاهداتی دمای متوسط را در دوره آزمون برای هر سه مدل ژنتیک، عصبی و عصبی - فازی نشان می‌دهد. معادله ارائه شده توسط برنامه ریزی ژنتیک برای تخمین میزان دمای متوسط در روز  $i$  ام نیز بر مبنای داده‌های دمای متوسط در طی سه روز قبل به‌شکل زیر خواهد بود:

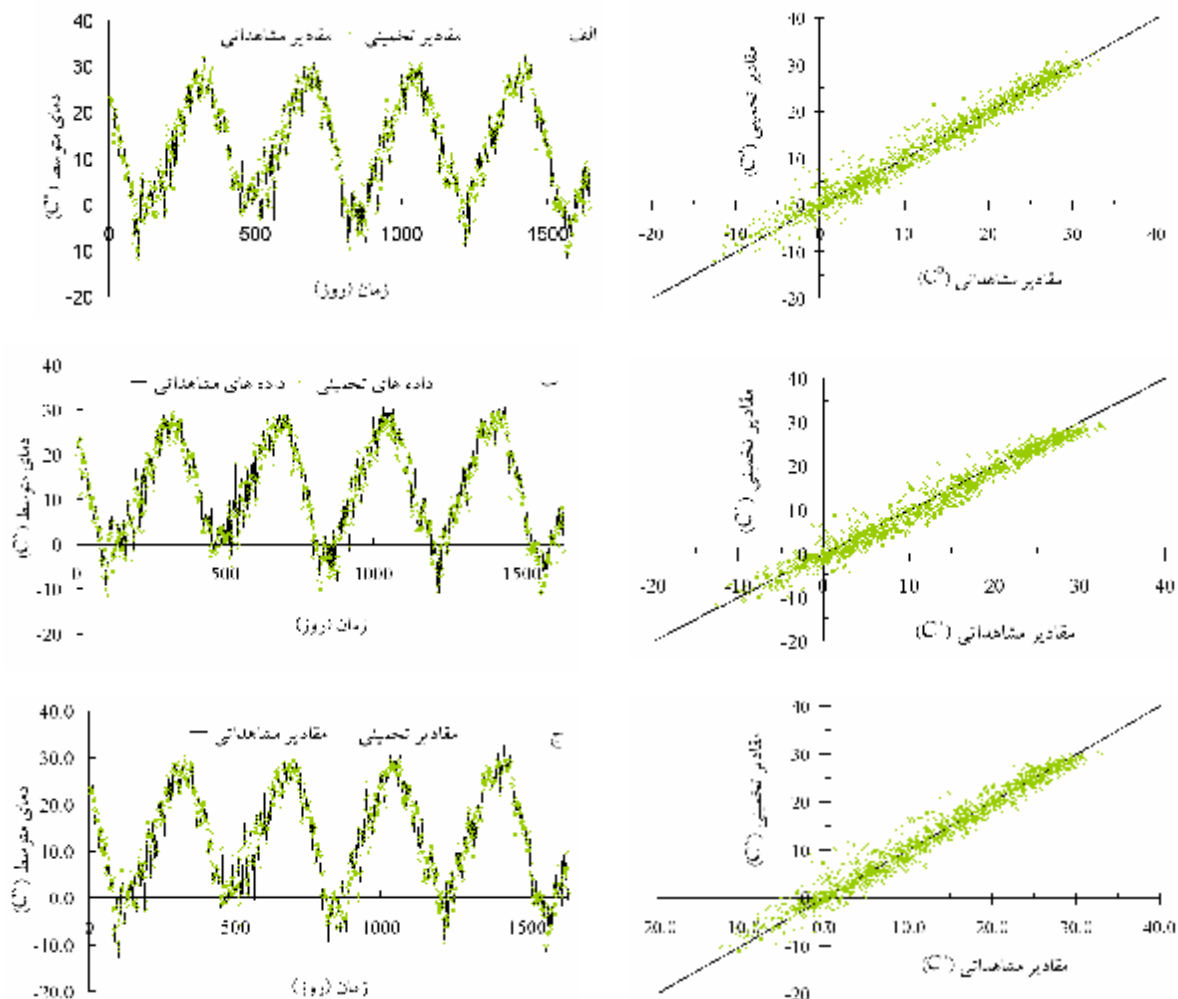
$$T_i = 30.0368 + T_{i-1} \quad [8]$$

بنابراین می‌توان تخمین دمای متوسط با استفاده از داده‌های آماری مربوط به سه روز قبل را به‌عنوان بهترین مدل در این تحقیق در نظر گرفت.

با توجه به نتایج حاصله می‌توان اظهار نظر داشت مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای دمای کمینه و مدل سیستم استنتاج عصبی - فازی (ANFIS) برای دمای بیشینه و دمای متوسط دقت قابل قبولی از خود نشان می‌دهد. در خصوص مناسب بودن و قابل اطمینان بودن مدل‌ها، با مراجعه به جداول می‌توان دریافت تفاوت هر سه مدل بسیار ناچیز می‌باشد لذا هر یک از مدل‌ها می‌توانند به‌تنهایی در تخمین میزان دمای کمینه،



شکل 6- دیاگرام پراکنش و نمودار مقادیر مشاهده‌ای و تخمینی دمای پیشینه (C°) با کاربرد مدل‌های: الف) برنامه ریزی ژنتیک، ب) شبکه عصبی مصنوعی و ج) سیستم عصبی - فازی تطبیقی



شکل 7- دیاگرام پراکنش و نمودار مقادیر مشاهده‌ای و تخمینی دمای متوسط (C°) با کاربرد مدل‌های: الف) برنامه ریزی ژنتیک، ب) شبکه عصبی مصنوعی و ج) سیستم عصبی - فازی تطبیقی

می‌توان رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را مشخص نمود. در این تحقیق چنین رابطه‌های صریحی برای تخمین میزان دمای هوا ارائه گردید که بر مبنای آن‌ها می‌توان مدل‌های تجربی تخمین دمای کمینه، بیشینه و متوسط را صحت سنجی نمود. این امر می‌تواند

جزئی بیش‌تر از دو روش دیگر می‌باشد ولی این تفاوت چندان قابل ملاحظه نبوده و در حالت کلی می‌توان هر سه مدل را به عنوان مدل‌های قابل قبول تخمین دمای هوا معرفی نمود. مدل‌های مبتنی بر برنامه ریزی ژنتیک راه‌های صریحی ارائه می‌نمایند که بر مبنای آن‌ها

به عنوان یک موضوع تحقیق در آینده مطرح شود. نتیجه کلی این که مدل‌های هوشمند می‌توانند با دقت قابل قبولی جهت مدل‌سازی پارامترهای هواشناسی همچون دمای هوا به‌کار برده شوند که نتایج تحقیق اوستاوقلو و همکاران (2009) برای مدل‌سازی دمای حداکثر، حداقل و متوسط روزانه با شبکه‌های عصبی این امر را تایید می‌کند.

## منابع مورد استفاده

عزیزی ق و روشن م؛ 1387. مطالعه تغییر اقلیم در سواحل جنوبی دریای خزر به روش من - کندال؛ فصلنامه پژوهش‌های جغرافیایی، شماره 64، صفحات 13 تا 28.

قویدل رحیمی ی؛ 1385. ارزیابی حساسیت پذیری دما و بارش تبریز به افزایش کربن دی اکسید جو با استفاده از مدل‌های گردش جهانی پیوندی جوی - اقیانوسی؛ فصلنامه مدرس علوم انسانی، ویژه‌نامه جغرافیا، شماره 48، صفحات 103 تا 123.

Abde-Al ME and Elhadidi MA, 1994. A machine learning approach to modeling and forecasting the minimum temperature at Hdahran, Saudi Arabia Energy 7:739-749.

Allen CC, 1957. A simplified equation for minimum temperature prediction. Monthly Weather Review 85, pp. 119-120.

Aytek A and Kisi O, 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modeling. Journal of Hydrology 351:288-298.

Bagdonas A, Georg JC and Gerber JF, 1978. Techniques of frost prediction and methods of frost and cold protection. WMO, Tech note No 157. Geneva.

Banzhaf, W, Nordin P, Keller RE and Francone FD, 1998. Genetic Programming. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA.

Benavides R, Montes F, Rubio A and Osoro K, 2007. Geostatistical modeling of air temperature in a mountainous region of northern Spain. Agric and Forest Meteorol 146:173-188.

Brunt D, 1941. Physical and Dynamical Meteorology. 2<sup>nd</sup> edition, Cambridge University Press, New York.

Dadson R and Marks D, 1997. Daily air temperature interpolated at high spatial resolution over a large mountainous region. Climatic Res 8:1-20.

Dombayc, ÖA and Gölcü M, 2009. Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method: A case study of Turkey. Renewable Energy 34:1158-1161.

Drake JT, 2000. Communications phase synchronization using the adaptive network fuzzy inference system. Ph.D. Thesis, New Mexico State University, Las Cruces, New Mexico, USA.



- Elizondo DA, McClendon RW and Hoogenboom G, 1994. Neural network models for predicting flowering and physiological maturity of soybean. *Trans ASABE* 37: 981-988.
- Ferreira C, 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Syst* 13: 87-129.
- Figuerola PI and Mazzeo NA, 1997. An analytical model for the prediction of nocturnal and dawn surface temperatures under calm, clear sky conditions. *Agric and Forest Meteorol* 85: 229- 237.
- Francel LJ and Panigrahi S, 1997. Artificial neural network models of wheat leaf wetness. *Agric. and Forest Meteorol* 88: 57-65.
- George RK, 2001. Prediction of soil temperature by using artificial neural networks algorithms. *Non linear analysis* 47:1737-1748.
- Goldberg, D. E., 1989. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison –Wesley, Reading, Mass.
- Haykin S, 1998. *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Hudson G and Wackernagel H, 1994. Mapping temperature using kriging with external drift: theory and example from Scotland. *Int J Climatol* 14: 77-91.
- Jaeger JC, 1945. Note on the effect of wind on nocturnal cooling. *Q J R Meteorol Soc* 71:388-390.
- Jang JSR, 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Trans Syst Manag Cyber* 23: 665-685.
- Jang JSR, Sun CT and Mizutani E, 1997. *Neurofuzzy and Software Computing: a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Khu ST, Liong SY, Babovic V, Madsen H and Muttill N, 2001. Genetic programming and its application in real- time runoff forming. *Journal of American Water Resources Association* 37:439-451.
- Kisi O, Ozturk O, 2007. Adaptive neuro-fuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. *J Irrig. and Drain Eng ASCE* 133: 368-379.
- Kozza JR, 1992. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Krasovitski B, Kimmel A and Amir I, 1996. Forecasting air surface temperature for the optimal application of frost protection methods. *J Agric Eng Res* 63: 93-102.
- Liong SY, Gautam TR, Khu ST, Babovic V, Keijzer M and Muttill N, 2002. Genetic programming: A new paradigm in rainfall runoff modeling. *Journal of American Water Resources Association* 38:705-718.
- Lippman R, 1987. An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Mag* 4:4-22.

- Moghaddamnia A, Ghafari Gousheh M, Piri J, Amin S and Han D, 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*. 32:88-97.
- Paruelo JM and Tomasel F, 1997. Prediction of functional characteristics of ecosystems: a comparison of artificial neural networks and regression models. *Ecological modeling*. 98:173-186.
- Patterson DW, 1996. *Artificial Neural Networks: Theory and Applications*. Simon and Schuster, Singapore.
- Robinson C and Mort N, 1997. A neural network system for the protection of citrus crops from frost damage. *Comput and Electro Agric* 16: 177-187.
- Rubio A, Sanchez O, Gomez V, Grana D, Elena R and Blanco A, 2002. Auto-ecology of chestnut tree forest in Castilla, Spain. *Investigation Agraria: Sistemas de Recursos Forestales*. 11:373-393.
- Smith BA, Hoogenboom G and McClendon RW, 2009. Artificial neural networks for automated year-round temperature prediction. *Comput and Electro Agric* 68:52-61.
- Soarse J, Oliveria AP, Boznar MZ, Mlakar P, Escobedo JF and Machado AJ, 2003. Modeling hourly diffuse solar radiation in the city of Sao Paulo using a neural network technique. *Applied Energy* 79:201-214.
- Ustaoglu B, Cigizoglu HK and Karaca M, 2008. Forecast of daily minimum, maximum and mean temperature time series by three artificial neural networks. *Meteorol Appl* 15, 431-445.
- Zuzel JF and Cox LM, 1975. Relative importance of meteorological variables in snowmelt. *Water Resour Res* 11:174-176.