



## ارزیابی دقت دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی دمای روزانه هوا

سعید مهدی‌زاده<sup>۱</sup>، جواد بهمنش<sup>۲\*</sup>، حمید سعادت‌نژاد قراحسنلو<sup>۳</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۷/۱۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۰/۲۵

### چکیده

دمای هوا یکی از مهم‌ترین متغیرهای مورد نیاز در مطالعات اقلیمی و برآورد نیاز آبی گیاهان می‌باشد. در سال‌های اخیر مدل‌های هوشمند متعددی از جمله دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین برای تخمین دمای هوا به کار گرفته شده‌اند. هدف از تحقیق حاضر، ارزیابی دقت این دو مدل در پیش‌بینی عوامل دمایی یک روز معین بر اساس داده‌های یک تا هفت روز قبل است. برای این منظور از داده‌های ۲۵ ساله دمای هوا ایستگاه‌های سینوپتیک ارومیه و تبریز استفاده شد. نتایج نشان داد که هر دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین با دقت خوبی قادر به مدل‌سازی دمای حداقل، متوسط و حداکثر هوا بودند. با این حال، روش شبکه‌های بیزین دقت بیشتری نسبت به روش برنامه‌ریزی بیان ژن داشت. بر طبق یافته‌های تحقیق، در روش شبکه‌های بیزین و ایستگاه ارومیه در مرحله آزمون، مقادیر شاخص‌های ضریب تبیین ( $R^2$ ) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در بهترین سناریو به ترتیب برابر ۰/۹۲ و ۲/۵۰ درجه سانتی‌گراد برای دمای حداقل، ۰/۹۶ و ۱/۸۳ درجه سانتی‌گراد برای دمای متوسط و ۰/۹۶ و ۲/۳۲ درجه سانتی‌گراد برای دمای حداکثر بودند. مقادیر شاخص‌های آماری مذکور در ایستگاه تبریز در بهترین سناریوهای مرحله آزمون و روش شبکه‌های بیزین برابر ۰/۹۳ و ۲/۴۲ درجه سانتی‌گراد برای دمای حداقل، ۰/۹۷ و ۱/۹۰ درجه سانتی‌گراد برای دمای متوسط و ۰/۹۵ و ۲/۴۲ درجه سانتی‌گراد برای دمای حداکثر به دست آمدند. در مجموع دقت پیش‌بینی دمای متوسط نسبت به دمای حداکثر و حداقل با هر دو روش در ایستگاه‌های مطالعاتی بیشتر بود.

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی، دمای هوا، مدل‌های هوشمند

### مقدمه

همکاران<sup>۸</sup>، ۲۰۱۰؛ اسمیت<sup>۹</sup>، ۲۰۱۱؛ هدینگ و همکاران<sup>۱۰</sup>، ۲۰۱۱)، تعیین شار تابش خورشیدی (برانسل و همکاران<sup>۱۱</sup>، ۲۰۱۱)، محاسبه کمبود فشار بخار اشباع و پتانسیل آب (آساما و سوبر<sup>۱۲</sup>، ۲۰۱۱)، هیدرولوژی (جین و همکاران<sup>۱۳</sup>، ۲۰۱۱) و مدیریت کشاورزی (ونکاداش و همکاران<sup>۱۴</sup>، ۲۰۱۳) دارد. در زمینه مهندسی منابع آب مانند سیستم‌های آبیاری و تأمین آب برای فعالیت‌های کشاورزی، فهم نیاز آبی گیاهان (تبخیر-تعرق) یک ضرورت می‌باشد که با ضرب نمودن تبخیر-تعرق مرجع در ضریب گیاهی گیاه مزبور به دست می‌آید. این یک

دمای هوا یکی از متغیرهای مهم هواشناسی است که رشد و عملکرد گیاهان را تحت تأثیر قرار می‌دهد. برآورد صحیح دمای هوا کاربردهای متعددی در تعیین تابش طول موج بلند و کوتاه (استنل و همکاران<sup>۴</sup>، ۲۰۱۰)، پیش‌بینی وضعیت آب و هوا و تغییر اقلیم (کوچاریک و همکاران<sup>۵</sup>، ۲۰۱۰؛ بوچیولا و دیولایوتی<sup>۶</sup>، ۲۰۱۰؛ کیتل و همکاران<sup>۷</sup>، ۲۰۱۱)، مسائل زیست محیطی (مینت و

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

<sup>۲</sup> دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

(\*نویسنده مسئول: j.behmanesh@urmia.ac.ir)

<sup>۳</sup> دانش‌آموخته کارشناسی ارشد سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهر

<sup>۴</sup> Stanelle et al.

<sup>۵</sup> Kucharik et al.

<sup>۶</sup> Bocchiola and Diolaiuti

<sup>۷</sup> Kittel et al.

<sup>۸</sup> Myint et al.

<sup>۹</sup> Smith

<sup>۱۰</sup> Heding et al.

<sup>۱۱</sup> Brunsell et al.

<sup>۱۲</sup> Aasamaa and Sober

<sup>۱۳</sup> Jain et al.

<sup>۱۴</sup> Venkadas et al.

و همکاران (۲۰۱۱) اقدام به پیش‌بینی مقادیر دمای هوای محیط با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نموده و قابلیت بالای مدل را تأیید نمودند. شاهین<sup>۶</sup> (۲۰۱۲) دمای روزانه هوا را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سنجش از راه دور در ترکیه مدل‌سازی نمود و نتیجه گرفت که شبکه‌های عصبی مصنوعی به خوبی قادر به تخمین دمای هوا می‌باشند. زارع امینی و همکاران (۱۳۹۳) قابلیت برنامه‌ریزی ژنتیک را در تخمین دمای خاک بررسی نمودند. نتایج پژوهش نشان داد که روش برنامه‌ریزی ژنتیک بدلیل ارائه راه‌حل‌های صریح بر روش شبکه‌های عصبی مصنوعی برتری دارد. کوبانر و همکاران<sup>۷</sup> (۲۰۱۴) متوسط دمای ماهانه کشور ترکیه را با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی تخمین مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که سیستم استنتاج عصبی-فازی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برتری دارد. از دیگر پژوهش‌های انجام‌گرفته توسط روش برنامه‌ریزی بیان ژن (برنامه‌ریزی ژنتیک) نیز می‌توان به پیش‌بینی رواناب ساعتی حوضه‌ای در فرانسه (خو و همکاران<sup>۸</sup>، ۲۰۰۱)، پیش‌بینی روابط بارش-رواناب (آیتک و همکاران<sup>۹</sup>، ۲۰۰۸)، پیش‌بینی دبی روزانه رودخانه شوپیل کیل در ایالات متحده (گوون<sup>۱۰</sup>، ۲۰۰۹) و تخمین دبی روزانه رودخانه کارون (زمانی و همکاران، ۱۳۹۳) اشاره کرد. با بررسی منابع صورت گرفته تاکنون تخمین دمای هوا توسط شبکه‌های بیزین مورد بررسی قرار نگرفته است. با این حال در مورد استفاده از شبکه‌های بیزین در سایر زمینه‌ها مطالعات زیادی انجام شده است. به طوری که می‌توان به استفاده از شبکه‌های بیزین در کشف نشت از شبکه‌های توزیع آب (پولاکیس و همکاران<sup>۱۱</sup>، ۲۰۰۳)، مطالعه تغذیه‌گرایی مصب رودخانه‌ها (بوساک و همکاران<sup>۱۲</sup>، ۲۰۰۴)، ارزیابی کارایی بیزین در مدیریت کیفیت آب رودخانه‌ها (نیکو و کراچیان، ۱۳۸۸) و مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان بارندگی (خان‌تیموری و ثامنی، ۱۳۹۰) اشاره کرد. پیرو مطالب ارائه شده و اهمیت تخمین صحیح دمای هوا در مدیریت

واقعیت شناخته‌شده است که دمای هوا یکی از مهم‌ترین پارامترهایی است که فرآیند تبخیر-تعرق را تحت تأثیر قرار می‌دهد. گوان و همکاران<sup>۱</sup> (۲۰۰۷) نیز بیان نمودند که دیگر متغیرهای هواشناسی مانند تابش خورشیدی، رطوبت هوا، فشار اتمسفری و سرعت باد همگی با دمای هوا در ارتباط می‌باشند. تخمین دقیق دمای هوا دشوار و پیچیده به نظر می‌رسد (عبدل‌آل<sup>۲</sup>، ۲۰۰۴). با این حال روش‌ها و مدل‌های بسیاری برای این منظور توسعه داده شده‌اند. دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین از مدل‌های مطرح در دهه‌های اخیر هستند که کاربردهای بسیاری در زمینه‌های مختلف نظیر پیش‌بینی وضعیت آب و هوایی (مانند دمای هوا) پیدا کرده‌اند. برنامه‌ریزی بیان ژن یک روش خودکار است که راه‌حل مسئله را با برنامه‌نویسی ارائه می‌کند. در برنامه‌ریزی بیان ژن، ابتدا ساختار بلوک‌ها (متغیرهای ورودی، هدف و مجموع توابع) تعریف‌شده و سپس ساختار بهینه مدل و ضرایب طی فرآیند آموزش تعیین می‌شوند. شبکه‌های بیزین نیز در واقع یک نوع خاص از مدل‌های گرافیکی هستند که نماینده ساختار وابستگی بین چندین متغیر اثرگذار بر هم می‌باشند. به عبارت دیگر، شبکه‌های بیزین ساختارهایی محاسباتی هستند که توسط آن‌ها توزیع احتمالاتی پیوسته توأم مجموعه‌ای از متغیرهای مربوط به هم از طریق داده‌های مشاهداتی استنباط می‌گردند (نیکو و کراچیان، ۱۳۸۸). تاکنون مطالعات اندکی در زمینه تخمین دمای هوا با استفاده از روش شبکه‌های بیزین در ایران انجام‌گرفته است. با این حال، جین و همکاران<sup>۳</sup> (۲۰۰۳)، اسمیت و همکاران<sup>۴</sup> (۲۰۰۹) و دومبیک و گولجو<sup>۵</sup> (۲۰۰۹) مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را در تخمین دمای هوا مورد استفاده قرار دادند. قربانی و همکاران (۱۳۸۹) تخمین دمای بیشینه، متوسط و کمینه هوای تبریز را با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی (سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک) مورد مطالعه قرار دادند. نتایج بیانگر ارجحیت روش برنامه‌ریزی ژنتیک بر دو روش دیگر در تخمین دمای هوا بود. افضل‌ی

<sup>6</sup> Şahin

<sup>7</sup> Cobaner et al.

<sup>8</sup> Khu et al.

<sup>9</sup> AYTEK et al.

<sup>10</sup> Guven

<sup>11</sup> Poulakis et al.

<sup>12</sup> Borsuk et al.

<sup>1</sup> Guan et al.

<sup>2</sup> Abdel-Aal

<sup>3</sup> Jain et al.

<sup>4</sup> Smith et al.

<sup>5</sup> Dombayc and Golcu

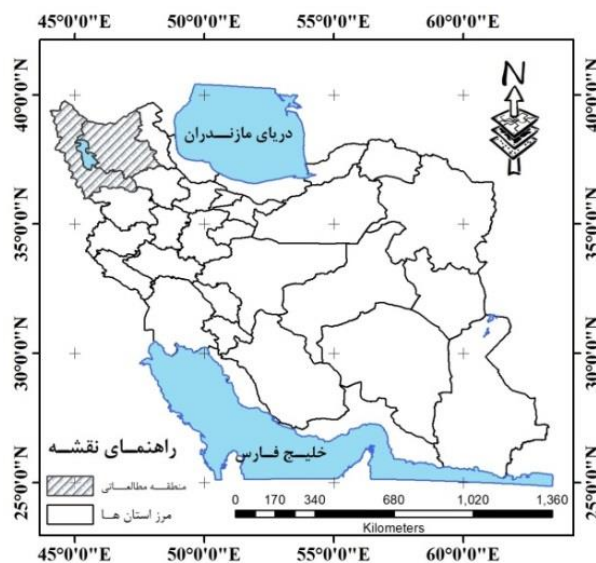
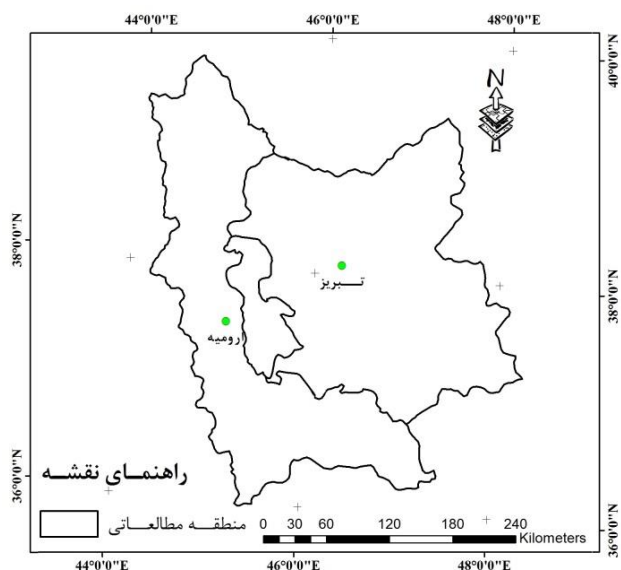
۴۵ درجه و ۳ دقیقه، عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۴۰ دقیقه و ارتفاع از سطح آب‌های آزاد ۱۳۲۸ متر می‌باشد. همچنین مختصات جغرافیایی مزبور برای ایستگاه سینوپتیک تبریز به ترتیب ۴۶ درجه و ۱۷ دقیقه، ۳۸ دقیقه و ۵ دقیقه و ۱۳۶۱ متر هستند. شکل ۱ نقشه منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. جدول ۱ و ۲ نیز به ترتیب مشخصات آماری داده‌های روزانه دمای هوا را برای دو ایستگاه ارومیه و تبریز از ۱۳۶۵/۱/۱ تا ۱۳۸۹/۱۲/۲۹ نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود خصوصیات آماری مراحل آموزش و آزمون در هر دو ایستگاه مورد مطالعه تا حدودی مشابه یکدیگر می‌باشند. همچنین میزان واریانس دمای حداقل کمتر از دمای متوسط و حداکثر در هر دو مرحله آموزش و آزمون می‌باشد. هر سه متغیر دمایی دارای چولگی چپ (منفی) هستند.

صحیح کشاورزی و با توجه به اینکه تاکنون تخمین دمای هوا توسط شبکه‌های بیزین در ایستگاه‌های سینوپتیک ارومیه و تبریز مورد مطالعه و بررسی قرار نگرفته است، در این پژوهش با استفاده از دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین، دمای حداقل، متوسط و حداکثر روزانه هوا در ایستگاه‌های مورد مطالعه برآورد و سپس دقت دو روش مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش برای تخمین دمای روزانه حداقل، متوسط و حداکثر منطقه مطالعاتی با استفاده از دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین، از داده‌های دمای ثبت‌شده دو ایستگاه سینوپتیک ارومیه و تبریز استفاده شد. ایستگاه سینوپتیک ارومیه دارای طول جغرافیایی



شکل ۱- نقشه موقعیت منطقه مورد مطالعه

جدول ۱- مشخصات آماری دمای روزانه هوا (درجه سانتی‌گراد) در ایستگاه سینوپتیک ارومیه

شاخص آماری	آزمون			آموزش	
	دمای حداکثر	دمای متوسط	دمای حداقل	دمای حداکثر	دمای حداقل
حداقل	-۶/۴	-۱۱/۲	-۱۸/۲	-۸/۰	-۲۲/۸
حداکثر	۳۹/۲	۲۸/۶	۲۱/۲	۳۷/۴	۲۳/۰۰
میانگین	۱۸/۴	۱۱/۶	۴/۹	۱۷/۴	۵/۲
واریانس	۱۳۰/۴	۹۵/۲	۷۸/۲	۱۱۲/۸	۶۷/۷
انحراف معیار	۱۱/۰	۹/۸	۸/۸	۱۰/۶	۸/۲
چولگی	-۰/۳	-۰/۴	-۰/۴	-۰/۲	-۰/۲

جدول ۲- مشخصات آماری دمای روزانه هوا (درجه سانتی‌گراد) در ایستگاه سینوپتیک تبریز

شاخص آماری	آموزش		آزمون	
	دمای حداقل	دمای متوسط	دمای حداکثر	دمای حداقل
حداقل	-۲۱/۶	-۱۴/۰	-۹/۲	-۱۶/۸
حداکثر	۲۸/۰	۳۳/۶	۴۰/۰	۳۴/۳
میانگین	۷/۶	۱۳/۱	۱۸/۶	۱۳/۸
واریانس	۸۶/۰	۱۰۴/۴	۱۲۸/۴	۱۰۵/۲
انحراف معیار	۹/۳	۱۰/۲	۱۱/۳	۱۰/۳
چولگی	-۰/۱	-۰/۱	-۰/۱	-۰/۲

### برنامه‌ریزی بیان ژن GEP<sup>۱</sup>

روش برنامه‌ریزی بیان ژن توسط فریرا<sup>۲</sup> (۲۰۰۱) ارائه شد. این روش که در ادامه سیر تکاملی مدل‌های هوشمند به وجود آمده و به ابزارهای مدل‌سازی مسائل مربوط به تعیین ساختار پدیده‌ها افزوده شده، جزء روش‌های الگوریتم‌گرددشی محسوب می‌شود که مبنای تمامی آن‌ها بر اساس نظریه تکامل داروین استوار است. مزیت برنامه‌ریزی بیان ژن نسبت به مدل‌های دیگر از جمله شبکه‌های عصبی این است که در برنامه‌ریزی بیان ژن ابتدا ساختار بلوک‌ها (متغیرهای ورودی، هدف و مجموع توابع) تعریف شده و سپس ساختار بهینه مدل و ضرایب طی فرآیند آموزش تعیین می‌شوند. همچنین این الگوریتم به‌طور خودکار می‌تواند متغیرهای ورودی که در مدل بیشترین تأثیر را دارند انتخاب کند. فرآیند گام به گام حل یک مسئله با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن شامل ۵ مرحله می‌باشد که در زیر اشاره می‌شود (قربانی و همکاران، ۲۰۱۰):

- انتخاب مجموعه ترمینال: که همان متغیرهای مستقل مسئله و متغیرهای حالت سامانه می‌باشند.
- انتخاب مجموعه توابع: که شامل عملگرهای حسابی، توابع آزمون و توابع بولی می‌باشند.
- شاخص اندازه‌گیری دقت مدل: که بر مبنای آن می‌توان مشخص نمود که توانایی مدل در حل یک مسئله خاص تا چه اندازه می‌باشد.
- مؤلفه‌های کنترل: مقادیر مؤلفه‌های عددی و متغیرهای کیفی که برای کنترل اجرای برنامه‌ها استفاده می‌شوند.
- شرط توقف اجرای برنامه: که معیاری برای حصول نتایج و توقف اجرای برنامه می‌باشد.

در این مطالعه از برنامه Gene Xpro Tools 4.0 برای توسعه و اجرای مدل‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی بیان ژن استفاده شده است. این برنامه بر اساس برنامه‌ریزی صریح ژنتیک استوار است. فلوچارت روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در شکل ۲ نشان شده است. در فرآیند تخمین حداقل، متوسط و حداکثر دمای روزانه هوا در دو ایستگاه سینوپتیک ارومیه و تبریز با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن به شکل زیر رفتار شده است:

نخستین گام، انتخاب تابع برازش است که می‌تواند بر اساس روابط متعددی صورت گیرد که در این پژوهش از تابع برازش ریشه میانگین مربعات خطا استفاده شده است. در گام دوم، مجموعه متغیرهای ورودی و مجموعه توابع به منظور تولید کروموزوم‌ها انتخاب می‌شوند. در این پژوهش مجموعه متغیرهای ورودی شامل دمای روزانه هوا با تأخیرهای زمانی است. از چهار عملگر اصلی شامل  $\{+, -, \times, \div\}$  و نیز توابع ریاضی  $\{\sqrt{x}, \sqrt[3]{x}, x^2, x^3, \ln(x), e^x, \sin(x), \cos(x), \text{Arctan}(x)\}$  استفاده شد. در گام سوم ساختار و معماری کروموزوم‌ها انتخاب شدند. به طوری که اندازه طول هر رأس و تعداد ژن‌ها بترتیب برابر ۸ و ۳ مورد استفاده قرار گرفت. گام چهارم انتخاب تابع پیوندی است که تابع جمع برای ایجاد پیوند بین زیرشاخه‌ها استفاده شد. در گام پنجم نیز عملگرهای ژنتیک و نرخ هر یک از آن‌ها انتخاب گردید (جدول ۳).

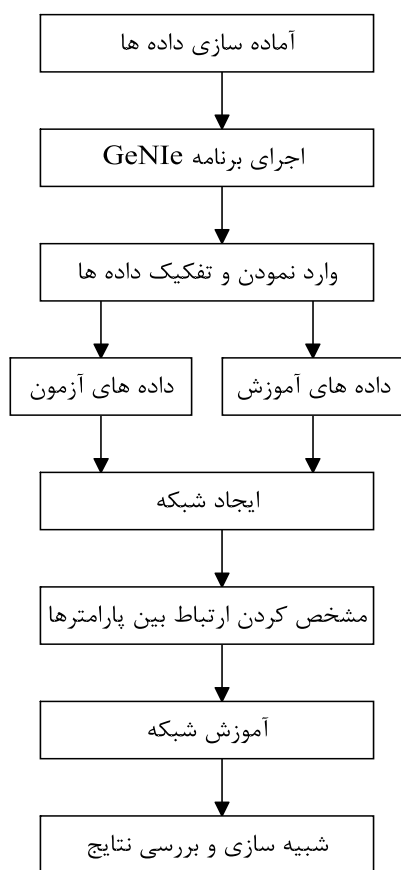
جدول ۳- مقادیر عددی عملگرهای ژنتیک به کار گرفته شده

در برنامه‌ریزی بیان ژن			
تعداد کروموزوم‌ها	۲۰	نرخ برگشت	۰/۱
طول هر رأس	۸	نرخ ترانهش ژنی	۰/۱
تعداد ژن‌ها	۳	نرخ جهش	۰/۰۴۴
		نرخ ترکیب تک نقطه‌ای	۰/۳
		نرخ ترکیب دو نقطه‌ای	۰/۳
		نرخ ترکیب ژنی	۰/۱

<sup>1</sup> Gene Expression Programming

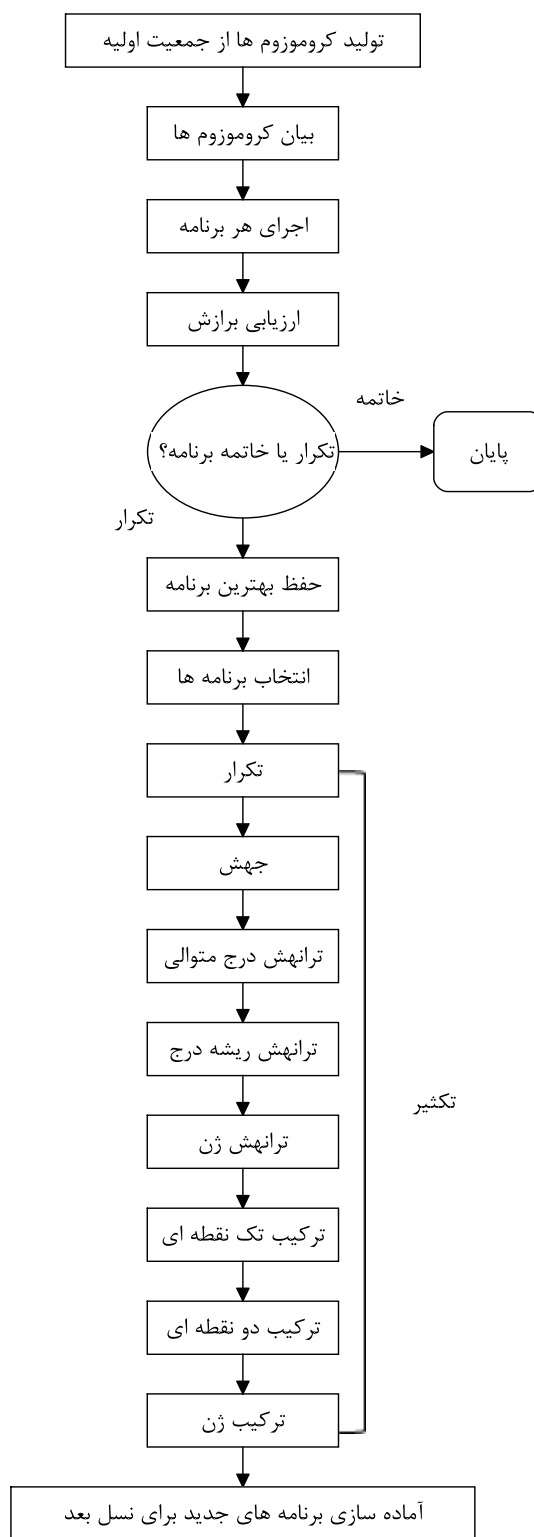
<sup>2</sup> Ferreira

کاربردهای هوش مصنوعی تبدیل گشته است (تواردی و همکاران<sup>۲</sup>، ۱۹۸۰). شبکه‌های بی‌زین که با نام شبکه‌های اعتقاد یا باور نیز شناخته می‌شوند متعلق به خانواده مدل‌های گرافیکی احتمالاتی هستند. این ساختارهای گرافیکی برای نشان دادن اطلاعات در یک حوزه دارای عدم قطعیت به کار می‌روند. به‌طور خاص، هر گره در گراف نشان‌دهنده یک متغیر تصادفی بوده و شاخه‌ها یا کمان‌ها وابستگی‌های احتمالاتی بین متغیرها را نشان می‌دهند. به دو گره (متغیر) که توسط یک کمان ارتباطی به هم متصل شده‌اند یک‌لبه می‌گویند. برای هر دو متغیر که ارتباط سببی بین آن‌ها وجود دارد لبه به صورت یک خط جهت‌دار است که متغیر تأثیرگذار (مسبب) را به متغیر تأثیرپذیر متصل می‌کند. شبکه‌های بی‌زین برای حالتی مفیدند که وضعیت فعلی سیستم به وضعیت قبلی آن بستگی دارد. فلوجارت روش شبکه‌های بی‌زین (BN) در شکل ۳ ارائه شده است.



شکل ۳- فلوجارت روش شبکه‌های بی‌زین

در این پژوهش از برنامه GeNIe 2.0 برای تخمین دمای روزانه هوا توسط شبکه‌های بی‌زین استفاده به عمل



شکل ۲- فلوجارت روش برنامه‌ریزی بیان ژن

### شبکه‌های بی‌زین BN<sup>۱</sup>

شبکه‌های بی‌زین و الگوریتم‌های مرتبط با آن در سال ۱۹۸۰ توسعه یافت و با سرعت به یک ابزار انتخاب برای

<sup>2</sup> Twardy et al.

<sup>1</sup> Bayesian Networks

که در این معادله‌ها؛  $n$  تعداد مشاهدات،  $O_i$  دمای واقعی مشاهده شده،  $P_i$  دمای برآورد شده با دو روش مورد استفاده در این پژوهش،  $O_{av}$  میانگین مقادیر دمای واقعی مشاهده شده (متوسط  $O_i$  ها) و  $P_{av}$  میانگین مقادیر دمای تخمین زده شده (متوسط  $P_i$  ها) هستند. مقادیر  $R^2$  نزدیک به یک و RMSE نزدیک به صفر بیانگر عملکرد بهتر مدل مربوطه می‌باشد.

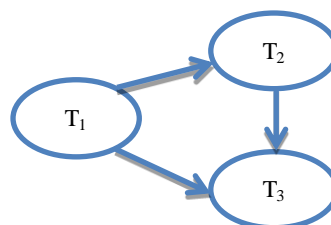
### نتایج و بحث

در پژوهش حاضر، از داده‌های ۲۰ سال (۱۳۶۵/۱/۱) تا (۱۳۸۴/۱۲/۲۹) برای دوره آموزش (واسنجی) و از داده‌های ۵ سال بعد (۱۳۸۵/۱/۱ تا ۱۳۸۹/۱۲/۲۹) برای دوره آزمون (صحت‌سنجی) استفاده شد. سپس با در نظر گرفتن سناریوهای مورد اشاره در جدول ۴ دمای حداقل، متوسط و حداکثر روزانه دو ایستگاه سینوپتیک ارومیه و تبریز توسط دو روش برآورد گردید. شاخص‌های آماری ضریب تبیین ( $R^2$ ) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) دو روش در ایستگاه‌های ارومیه و تبریز در دوره آموزش به ترتیب در جداول ۵ و ۶ و در دوره آزمون در جداول ۷ و ۸ ارائه شده است.

#### دوره آموزش (واسنجی)

با توجه به مقادیر شاخص‌های آماری جداول ۵ و ۶ مشاهده می‌شود که هر دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و شبکه‌های بیزین (BN) با دقت بالا و قابل قبولی قادر به تخمین دمای حداقل، متوسط و حداکثر در سناریوهای مورد استفاده بودند. با این تفاوت که در هر سناریو یکسان، مقادیر  $R^2$  و RMSE دو روش در دو ایستگاه مورد مطالعه به ترتیب در حد ده‌هزارم و هزارم با یکدیگر اختلاف دارند. بنابراین این دو روش قابل‌استفاده برای دوره آزمون می‌باشند. مقادیر بالای  $R^2$  و پایین RMSE در روش شبکه‌های بیزین حاکی از عملکرد نسبی بهتر این روش نسبت به روش برنامه‌ریزی بیان ژن است. همچنین دقت تخمین دمای متوسط توسط هر دو روش بیشتر از دقت تخمین دماهای حداکثر و حداقل بود. بهترین سناریوها برای تخمین دمای هوا در ایستگاه ارومیه برای دمای حداقل، متوسط و حداکثر در روش GEP، به ترتیب سناریوهای سوم، چهارم و چهارم و در روش BN، سناریو ششم بودند.

آمد. نمونه‌ای از ساختار ایجادشده توسط شبکه‌های بیزین در شکل ۴ ارائه شده است. همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود دمای فردا ( $T_3$ ) از دمای دیروز ( $T_1$ ) و دمای امروز ( $T_2$ )، همچنین دمای امروز ( $T_2$ ) از دمای دیروز ( $T_1$ ) تأثیر می‌پذیرند.



شکل ۴- نمونه‌ای از ساختار تشکیل شده در شبکه بیزین برای تخمین دمای هوا

#### سناریوهای مورد استفاده

در این پژوهش، از سناریوهای مختلفی برای تخمین دمای روزانه هوا توسط دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین در ایستگاه‌های مطالعاتی استفاده شد که در جدول ۴ آمده است. برای مثال، در سناریو اول فرض بر این است که دمای هر روز فقط از دمای دیروز تأثیر می‌پذیرد. به‌طور مشابه، در سناریو هفتم از داده‌های هفت روز قبل برای تخمین دمای هر روز استفاده شده است.

جدول ۴- سناریوهای مورد استفاده در تخمین دمای روزانه هوا

سناریو	الگوی مورد استفاده
۱	$T_t = f\{T_{t-1}\}$
۲	$T_t = f\{T_{t-1}, T_{t-2}\}$
۳	$T_t = f\{T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}\}$
۴	$T_t = f\{T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}, T_{t-4}\}$
۵	$T_t = f\{T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}, T_{t-4}, T_{t-5}\}$
۶	$T_t = f\{T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}, T_{t-4}, T_{t-5}, T_{t-6}\}$
۷	$T_t = f\{T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}, T_{t-4}, T_{t-5}, T_{t-6}, T_{t-7}\}$

#### معیارهای ارزیابی روش‌ها

برای ارزیابی دقت دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین در تخمین دمای روزانه هوا، از دو شاخص ضریب تبیین ( $R^2$ ) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد که این معادله‌ها در زیر ارائه شده‌اند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (1)$$

$$R^2 = \left( \frac{[\sum_{i=1}^n (P_i - P_{av})(O_i - O_{av})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - P_{av})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - O_{av})^2}} \right)^2 \quad (2)$$

جدول ۵- شاخص‌های آماری دو روش GEP و BN برای تخمین دمای هوا در ایستگاه ارومیه (دوره آموزش)

روش	سناریو	$T_{max}$		$T_{mean}$		$T_{min}$	
		RMSE (°C)	R <sup>2</sup>	RMSE (°C)	R <sup>2</sup>	RMSE (°C)	R <sup>2</sup>
GEP	۱	۲/۳۸۳	۰/۹۴۹۷	۱/۸۰۵	۰/۹۶۲۲	۲/۵	۰/۹۱۰۱
	۲	۲/۳۸۲	۰/۹۴۹۸	۱/۸۰۲	۰/۹۶۲۳	۲/۴۰۸	۰/۹۱۴۳
	۳	۲/۳۸۲	۰/۹۵	۱/۸۰۱	۰/۹۶۲۴	۲/۴۰۱	۰/۹۱۵۷
	۴	۲/۳۶۱	۰/۹۵۰۹	۱/۷۹۵	۰/۹۶۲۸	۲/۴۲۲	۰/۹۱۳۵
	۵	۲/۳۶۵	۰/۹۵۰۴	۱/۷۹۸	۰/۹۶۲۵	۲/۴۸۵	۰/۹۱۰۸
BN	۱	۲/۴۲۶	۰/۹۴۹۶	۱/۸۱۷	۰/۹۶۲۲	۲/۴۷۱	۰/۹۱۰۶
	۲	۲/۴۲۱	۰/۹۴۹۷	۱/۸۱۶	۰/۹۶۲۲	۲/۴۱۵	۰/۹۱۴۳
	۳	۲/۳۹۵	۰/۹۵۰۴	۱/۸۰۰	۰/۹۶۲۸	۲/۳۸۲	۰/۹۱۶۵
	۴	۲/۳۶۵	۰/۹۵۱۴	۱/۷۸۴	۰/۹۶۳۴	۲/۳۵۷	۰/۹۱۸۲
	۵	۲/۳۵۳	۰/۹۵۱۷	۱/۷۷۷	۰/۹۶۳۶	۲/۳۴۶	۰/۹۱۸۹
	۶	۲/۳۴۱	۰/۹۵۲۱	۱/۷۷۱	۰/۹۶۳۸	۲/۳۳۷	۰/۹۱۹۵
	۷	۲/۳۵۵	۰/۹۵۱۵	۱/۷۸۵	۰/۹۶۳	۲/۳۴۵	۰/۹۱۸

جدول ۶- شاخص‌های آماری دو روش GEP و BN برای تخمین دمای هوا در ایستگاه تبریز (دوره آموزش)

روش	سناریو	$T_{max}$		$T_{mean}$		$T_{min}$	
		RMSE (°C)	R <sup>2</sup>	RMSE (°C)	R <sup>2</sup>	RMSE (°C)	R <sup>2</sup>
GEP	۱	۲/۴۴۸	۰/۹۵۳۴	۱/۹۶۰	۰/۹۶۳۳	۲/۳۴۵	۰/۹۳۶۵
	۲	۲/۴۴۱	۰/۹۵۳۶	۱/۹۴۸	۰/۹۶۳۷	۲/۳۲۲	۰/۹۳۷۱
	۳	۲/۴۵۳	۰/۹۵۳۴	۱/۹۴۰	۰/۹۶۴۰	۲/۳۴۴	۰/۹۳۶۲
	۴	۲/۴۰۸	۰/۹۵۵۰	۱/۹۲۳	۰/۹۶۴۷	۲/۲۲۹	۰/۹۳۸۸
	۵	۲/۴۴۵	۰/۹۵۳۵	۱/۹۳۷	۰/۹۶۴۳	۲/۳۹۹	۰/۹۳۶۶
BN	۱	۲/۴۸۸	۰/۹۵۳۳	۱/۹۷۲	۰/۹۶۳۳	۲/۳۵۶	۰/۹۳۶۲
	۲	۲/۴۸۹	۰/۹۵۳۳	۱/۹۶۷	۰/۹۶۳۶	۲/۳۴۰	۰/۹۳۶۹
	۳	۲/۴۵۷	۰/۹۵۴۲	۱/۹۳۷	۰/۹۶۴۵	۲/۳۱۵	۰/۹۳۸۱
	۴	۲/۴۳۰	۰/۹۵۴۹	۱/۹۲۱	۰/۹۶۵۰	۲/۲۹۰	۰/۹۳۹۴
	۵	۲/۴۱۳	۰/۹۵۵۴	۱/۹۱۳	۰/۹۶۵۳	۲/۲۶۸	۰/۹۴۰۴
	۶	۲/۴۰۳	۰/۹۵۵۶	۱/۹۰۵	۰/۹۶۵۵	۲/۲۷۶	۰/۹۴۰۰
	۷	۲/۴۰۵	۰/۹۵۵۶	۱/۹۰۸	۰/۹۶۵۴	۲/۲۸۲	۰/۹۳۰۷

روند مشابه در سناریوهای دیگر نیز مشاهده شد. بنابراین روش شبکه‌های بیزین نسبت به روش برنامه‌ریزی بیان ژن دارای عملکرد نسبی بهتری می‌باشد. با مقایسه مقادیر شاخص‌های آماری ۵ سناریو مختلف در روش برنامه‌ریزی بیان ژن، در ایستگاه ارومیه مشاهده می‌شود که سناریو دوم نسبت به سناریو اول و سناریوهای سوم تا پنجم با دقت بیشتری قادر به تخمین دمای حداقل بود (RMSE=۲/۵۸۴ °C و R<sup>2</sup>=۰/۹۱۴۶). به طوری که مقادیر R<sup>2</sup> و RMSE از سناریو دوم به بعد به ترتیب دارای روند کاهشی و افزایشی هستند که حاکی از عملکرد نامطلوب سناریوهای موردنظر در تخمین حداقل دمای هوا است. نتایج مشابه در ایستگاه تبریز نیز مشاهده شد. از مقادیر شاخص‌های آماری ارائه شده در جدول ۸ می‌توان

همچنین با توجه به شاخص‌های آماری جدول ۶، سناریوهای برتر در ایستگاه تبریز در روش GEP، سناریو چهارم و در روش BN، سناریوهای پنجم، ششم و ششم به ترتیب برای دماهای حداقل، متوسط و حداکثر بودند.

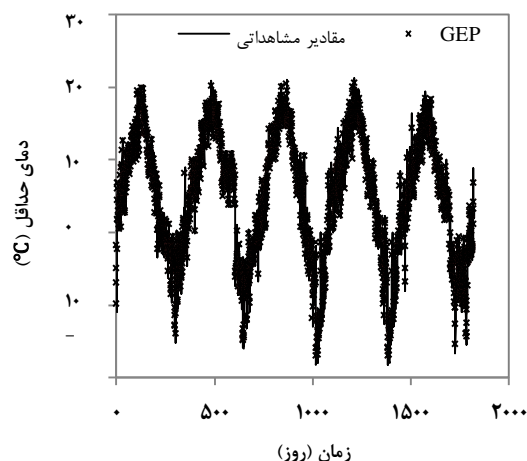
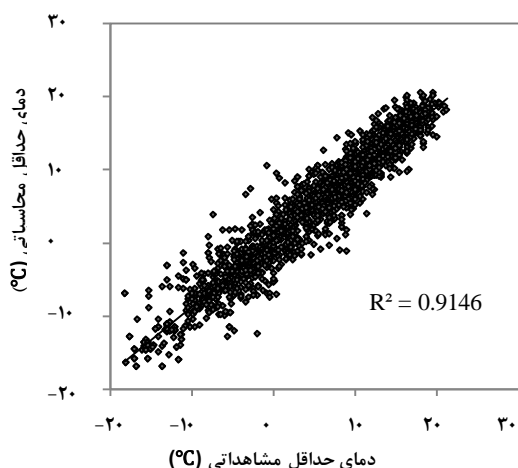
#### دوره آزمون (صحت‌سنجی)

#### نتایج شبیه‌سازی دمای حداقل

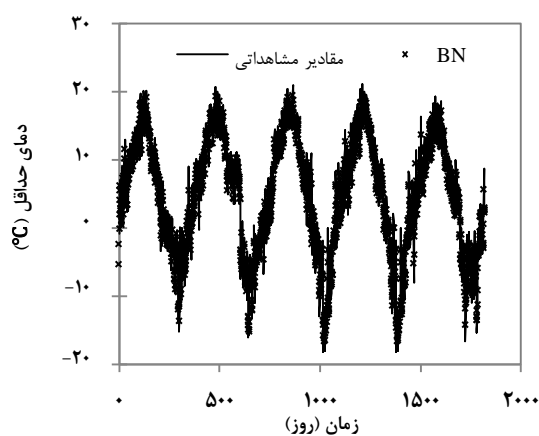
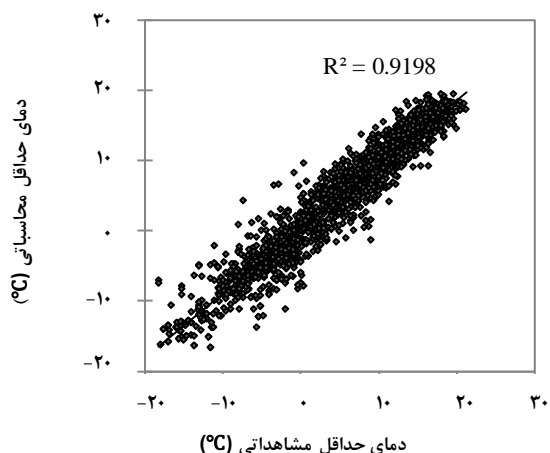
شاخص‌های آماری مربوط به دمای حداقل در دوره آزمون در جداول ۷ و ۸ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در سناریو اول برای ایستگاه ارومیه (یعنی استفاده از داده‌های یک روز قبل برای تخمین دمای هر روز)، مقادیر R<sup>2</sup> و RMSE روش برنامه‌ریزی بیان ژن به ترتیب ۰/۹۱۰۸ و ۲/۶۴۶ °C و در روش شبکه‌های بیزین به ترتیب ۰/۹۱۱۴ و ۲/۶۴۲ °C هستند.

و در ایستگاه تبریز  $0.9347$  و  $2/421$  °C به دست آمدند. نمودار پراکنش و نمودار مقایسه‌ای مقادیر دمای حداقل مشاهداتی و محاسباتی توسط دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین برای ۵ سال دوره آزمون برای بهترین سناریو ایستگاه ارومیه در شکل‌های ۵ و ۶ ارائه شده است.

مشاهده نمود که سناریو دوم نسبت به سایر سناریوهای مورد استفاده دارای بهترین عملکرد می‌باشد ( $R^2=0.9311$  و  $RMSE=2/516$  °C). در روش شبکه‌های بیزین نیز از بین ۷ سناریو مورد استفاده، سناریو پنجم در ایستگاه‌های ارومیه و تبریز بالاترین دقت را داشت. به طوری که مقادیر ضرایب  $R^2$  و  $RMSE$  در این سناریو برای ایستگاه ارومیه به ترتیب برابر  $0.9198$  و  $2/503$  °C



شکل ۵- نتایج حاصل از شبیه‌سازی دمای حداقل روزانه با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن در ایستگاه ارومیه



شکل ۶- نتایج حاصل از شبیه‌سازی دمای حداقل روزانه با استفاده از روش شبکه‌های بیزین در ایستگاه ارومیه

تخمین دما می‌باشد که رابطه استخراج شده برای سناریو پنجم (بهترین سناریو) ایستگاه ارومیه در معادله ۳ ارائه شده است.

$$T_t = 0.0933639 T_{t-1} + 0.0708091 T_{t-2} + 0.0522116 T_{t-3} + 0.06724 T_{t-4} + 0.692378 T_{t-5} \quad (3)$$

در این معادله،  $T_t$  دمای هر روز،  $T_{t-1}$ ،  $T_{t-2}$ ،  $T_{t-3}$ ،  $T_{t-4}$  و  $T_{t-5}$  به ترتیب دمای یک، دو، سه، چهار و پنج روز قبل می‌باشند.

همان‌طور که مشاهده می‌شود هر دو روش با دقت قابل قبولی قادر به برآورد دمای حداقل روزانه می‌باشند (هر چند روش شبکه‌های بیزین به دلیل شاخص‌های عملکرد بهتر، برتری نسبی بر روش برنامه‌ریزی بیان ژن دارد). شایان ذکر است که به دلیل جلوگیری از افزایش حجم مقاله، از ارائه شکل‌های مربوط به ایستگاه تبریز در دماهای حداقل، متوسط و حداکثر اجتناب گردید. همچنین روش شبکه‌های بیزین قادر به ارائه رابطه تقریبی موجود بین ورودی‌ها و خروجی مدل برای



جدول ۷- شاخص‌های آماری دو روش GEP و BN برای تخمین دمای هوا (حسب درجه سانتی‌گراد) در ایستگاه ارومیه (دوره آزمون)

روش	سناریو	T <sub>max</sub>		T <sub>mean</sub>		T <sub>min</sub>	
		RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>
GEP	۱	۲/۳۷۲	۰/۹۵۳۳	۱/۸۸۱	۰/۹۶۲۹	۲/۶۴۶	۰/۹۱۰۸
	۲	۲/۳۵۹	۰/۹۵۳۸	۱/۸۵۸	۰/۹۶۳۷	۲/۵۸۴	۰/۹۱۴۶
	۳	۲/۳۵۷	۰/۹۵۳۹	۱/۸۶۵	۰/۹۶۳۷	۲/۵۸۹	۰/۹۱۴۴
	۴	۲/۳۵۳	۰/۹۵۴۲	۱/۸۷۰	۰/۹۶۳۵	۲/۶۰۹	۰/۹۱۴۲
	۵	۲/۳۵۷	۰/۹۵۳۷	۱/۸۷۷	۰/۹۶۳۱	۲/۶۵۱	۰/۹۱۱۹
BN	۱	۲/۴۱۸	۰/۹۵۳۲	۱/۸۹۰	۰/۹۶۳	۲/۶۴۲	۰/۹۱۱۴
	۲	۲/۳۹۸	۰/۹۵۳۹	۱/۸۷۵	۰/۹۶۳۶	۲/۵۹۱	۰/۹۱۴۵
	۳	۲/۳۷۶	۰/۹۵۴۴	۱/۸۵۵	۰/۹۶۴۲	۲/۵۵۱	۰/۹۱۷
	۴	۲/۳۵۶	۰/۹۵۴۸	۱/۸۴۱	۰/۹۶۴۶	۲/۵۱۵	۰/۹۱۹۲
	۵	۲/۳۳۸	۰/۹۵۵۳	۱/۸۳۱	۰/۹۶۴۹	۲/۵۰۳	۰/۹۱۹۸
	۶	۲/۳۲۴	۰/۹۵۵۷	۱/۸۳۸	۰/۹۶۴۵	۲/۵۱۰	۰/۹۱۹۲
	۷	۲/۳۳۵	۰/۹۵۵۰	۱/۸۴۳	۰/۹۶۳۵	۲/۵۲۵	۰/۹۱۸۰

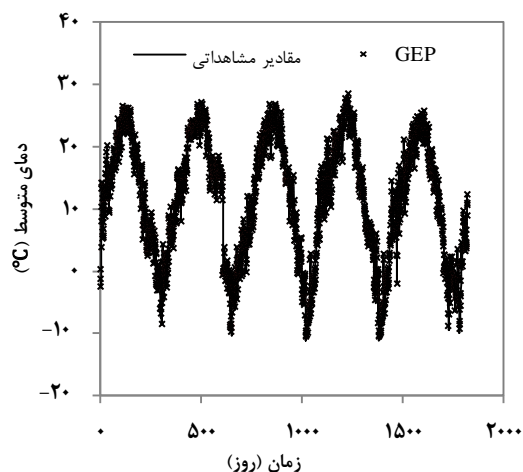
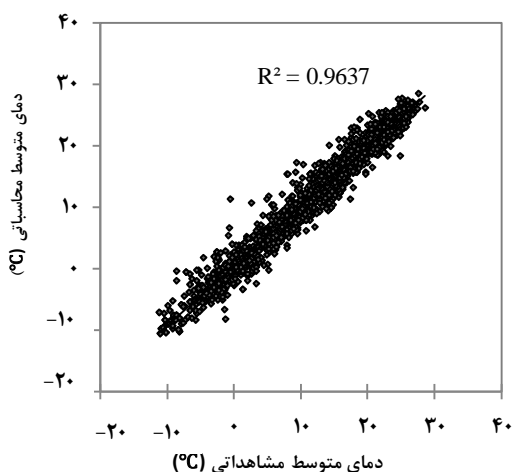
جدول ۸- شاخص‌های آماری دو روش GEP و BN برای تخمین دمای هوا (حسب درجه سانتی‌گراد) در ایستگاه تبریز (دوره آزمون)

روش	سناریو	T <sub>max</sub>		T <sub>mean</sub>		T <sub>min</sub>	
		RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>
GEP	۱	۲/۴۶۹	۰/۹۵۱۱	۱/۹۵۹	۰/۹۶۳۶	۲/۵۳۸	۰/۹۳۰۲
	۲	۲/۴۷۴	۰/۹۵۰۸	۱/۹۵۱	۰/۹۶۳۸	۲/۵۱۶	۰/۹۳۱۱
	۳	۲/۴۷۱	۰/۹۵۱۱	۱/۹۴۵	۰/۹۶۴۰	۲/۵۳۷	۰/۹۳۹۷
	۴	۲/۴۳۱	۰/۹۵۲۶	۱/۹۲۱	۰/۹۶۵۰	۲/۵۴۰	۰/۹۳۸۵
	۵	۲/۴۶۶	۰/۹۵۱۲	۱/۹۳۷	۰/۹۶۴۵	۲/۵۷۳	۰/۹۳۸۰
BN	۱	۲/۵۱۰	۰/۹۵۱۰	۱/۹۷۳	۰/۹۶۳۶	۲/۵۳۴	۰/۹۳۰۳
	۲	۲/۵۱۳	۰/۹۵۰۹	۱/۹۷۱	۰/۹۶۳۸	۲/۵۱۳	۰/۹۳۱۳
	۳	۲/۴۸۴	۰/۹۵۱۶	۱/۹۴۳	۰/۹۶۴۶	۲/۴۸۴	۰/۹۳۳۰
	۴	۲/۴۵۱	۰/۹۵۲۷	۱/۹۲۴	۰/۹۶۵۲	۲/۴۶۴	۰/۹۳۳۹
	۵	۲/۴۲۲	۰/۹۵۲۸	۱/۹۰۱	۰/۹۶۵۵	۲/۴۲۱	۰/۹۳۴۷
	۶	۲/۴۳۳	۰/۹۵۲۴	۱/۹۰۷	۰/۹۶۵۲	۲/۴۳۹	۰/۹۳۴۲
	۷	۲/۴۴۱	۰/۹۵۲۲	۱/۹۰۹	۰/۹۶۴۸	۲/۴۴۳	۰/۹۳۴۰

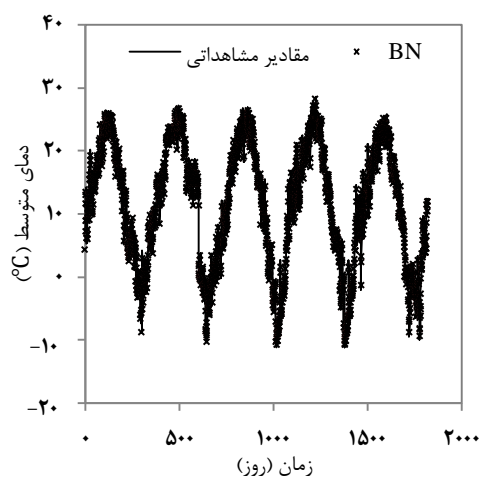
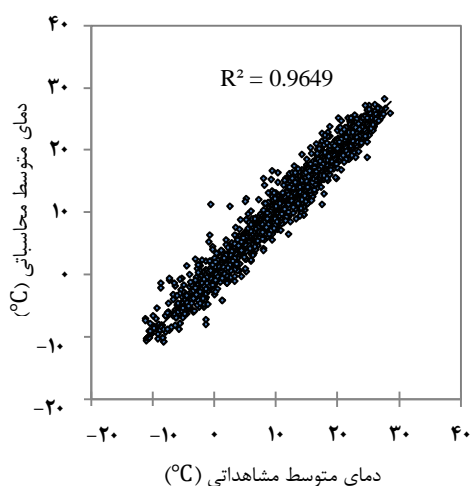
### نتایج شبیه‌سازی دمای متوسط

در ایستگاه تبریز نیز سناریوهای چهارم ( $R^2=0/9650$ ) و پنجم ( $RMSE=1/921$  درجه سانتی‌گراد) و پنجم ( $R^2=0/9655$  و  $RMSE=1/901$  درجه سانتی‌گراد) به ترتیب در روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین بالاترین دقت را داشتند. همان‌طوری که از جداول ۷ و ۸ مشاهده می‌شود از بهترین سناریو به بعد میزان خطای تخمین برآورد دمای متوسط در هر دو روش افزایش می‌یابد. نمودار پراکنش و نمودار مقایسه‌ای مقادیر دمای متوسط مشاهداتی و محاسباتی در دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین برای ایستگاه ارومیه در شکل‌های ۷ و ۸ نشان داده شده است. با توجه به این شکل‌ها می‌توان نتیجه گرفت که هر دو روش به خوبی توانایی مدل‌سازی و تخمین دمای متوسط را دارند.

با توجه به شاخص‌های آماری مربوط به دمای متوسط در جداول ۷ و ۸ مشاهده می‌شود که هر دو روش مورد استفاده قادر به تخمین دمای متوسط روزانه هستند. با این حال، در سناریوهای با تأخیر بیشتر، روش شبکه‌های بیزین دارای شاخص‌های آماری نسبی بهتری نسبت به روش برنامه‌ریزی بیان ژن می‌باشد. در ایستگاه ارومیه و روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین به ترتیب سناریو دوم و سناریو پنجم (همانند دمای حداقل) دارای عملکرد بهتری نسبت به سناریوهای دیگر بودند (با مقادیر ضرایب  $R^2$  و  $RMSE$  به ترتیب  $0/9637$  و  $1/858$  درجه سانتی‌گراد برای روش برنامه‌ریزی بیان ژن و  $0/9649$  و  $1/831$  درجه سانتی‌گراد برای روش شبکه‌های بیزین).



شکل ۷- نتایج حاصل از شبیه‌سازی دمای متوسط روزانه با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن در ایستگاه ارومیه



شکل ۸- نتایج حاصل از شبیه‌سازی دمای متوسط روزانه با استفاده از روش شبکه‌های بیزین در ایستگاه ارومیه

عملکرد را در تخمین دمای حداکثر روزانه داشتند (با مقادیر شاخص‌های  $R^2$  و RMSE به ترتیب  $0.9542$  و  $2/353$  درجه سانتی‌گراد برای روش برنامه‌ریزی بیان ژن و  $0.9557$  و  $2/324$  درجه سانتی‌گراد برای روش شبکه‌های بیزین). در ایستگاه تبریز نیز سناریوهای چهارم و پنجم به ترتیب سناریوهای برتر برای تخمین دمای حداکثر روزانه بودند (جدول ۸). شکل‌های ۹ و ۱۰ نمودار پراکنش و نمودار مقایسه‌ای دمای حداکثر مشاهده‌ای و محاسباتی را برای سناریوهای برتر دو روش در ایستگاه ارومیه نشان می‌دهند. معادله استخراج‌شده از روش شبکه‌های بیزین برای سناریو ششم (بهترین سناریو) در ایستگاه ارومیه در معادله ۵ ارائه شده است.

$$T_t = 0.0835239 T_{t-1} + 0.00323155 T_{t-2} + 0.0694723 T_{t-3} + 0.000159492 T_{t-4} - 0.0751052 T_{t-5} + 0.902775 T_{t-6} \quad (5)$$

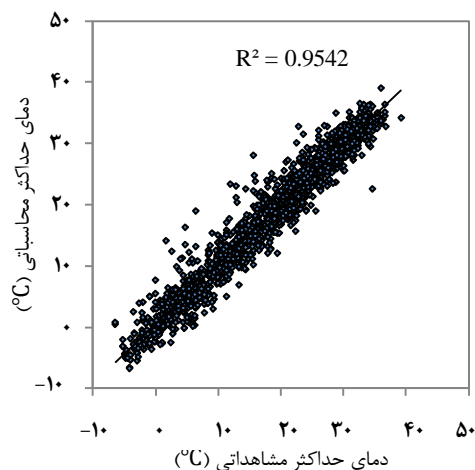
معادله ارائه شده برای تخمین دمای متوسط در بهترین سناریو ایستگاه ارومیه (سناریو پنجم) برای روش شبکه‌های بیزین، در معادله ۴ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در معادله ارائه شده برای شبیه‌سازی دمای متوسط، روز سوم در نظر گرفته نشده است که این به دلیل تأثیر ناچیز روز سوم (ضریب صفر) می‌باشد.

$$T_t = 0.0709919 T_{t-1} + 0.0592629 T_{t-2} - 0.0864029 T_{t-4} + 0.942506 T_{t-5} \quad (4)$$

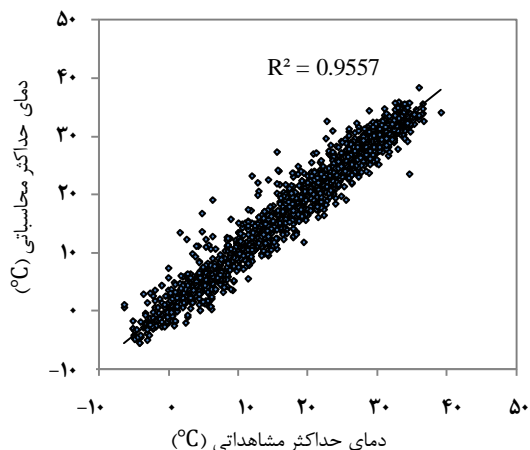
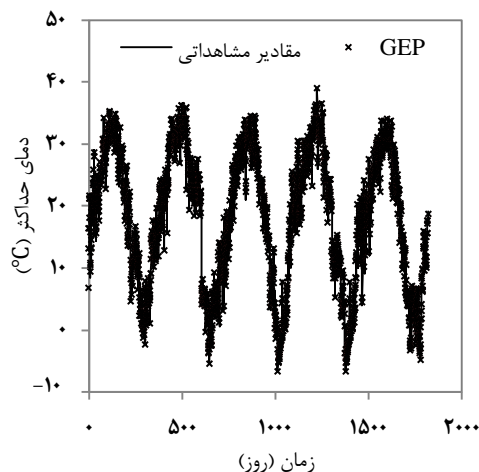
#### نتایج شبیه‌سازی دمای حداکثر

مشابه نتایج به دست آمده برای دماهای حداقل و متوسط، برای دمای حداکثر نیز حاصل شد. به طوری که میزان اختلاف دو روش در برآورد دما ناچیز بود. با توجه به شاخص‌های آماری ارائه شده در جدول ۷ برای ایستگاه ارومیه، سناریوهای چهارم و ششم به ترتیب در دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین بهترین

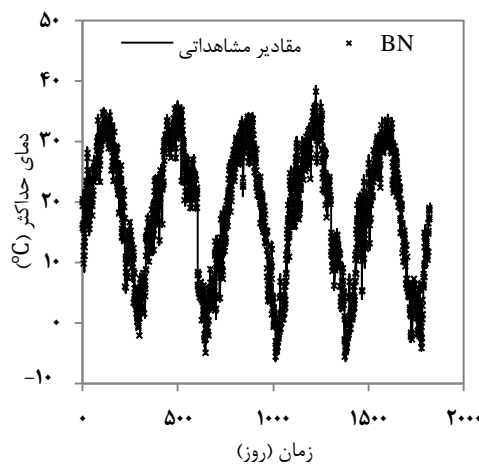
تأیید قابلیت روش برنامه‌ریزی بیان ژن در تخمین دمای هوا، روش شبکه‌های بیزین به عنوان یکی دیگر از روش‌های هوش مصنوعی معرفی شد که قادر به مدل‌سازی تخمین دمای هوا با دقتی حتی بالاتر از روش برنامه‌ریزی بیان ژن می‌باشد.



شکل ۹- نتایج حاصل از شبیه‌سازی دمای حداکثر روزانه با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن در ایستگاه ارومیه



شکل ۱۰- نتایج حاصل از شبیه‌سازی دمای حداکثر روزانه با استفاده از روش شبکه‌های بیزین در ایستگاه ارومیه



دارای عملکرد نسبتاً بهتری نسبت به روش برنامه‌ریزی بیان ژن بود. همچنین در هر دو روش، دقت تخمین دمای متوسط بیشتر از دقت تخمین دمای حداکثر و حداقل بود. بهترین سناریو (الگو) پیشنهادی برای تخمین دمای حداقل، متوسط و حداکثر در مرحله آزمون در ایستگاه ارومیه، به ترتیب سناریوهای دوم، دوم و چهارم در روش برنامه‌ریزی بیان ژن و سناریوهای پنجم، پنجم و ششم در روش شبکه‌های بیزین بودند. در ایستگاه تبریز نیز سناریوهای دوم، چهارم و چهارم سناریوهای برتر روش برنامه‌ریزی بیان ژن برای تخمین دمای حداقل، متوسط و حداکثر

مشابه نتایج حاصل‌شده، قربانی و همکاران (۱۳۸۹) و زارع امینی و همکاران (۱۳۹۳) به ترتیب در برآورد تخمین دمای هوا و دمای اعماق مختلف خاک بر عملکرد مطلوب روش برنامه‌ریزی ژنتیک بر سایر روش‌های هوش مصنوعی تأکید کرده بودند. در این پژوهش علاوه بر

## نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، از دو روش برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های بیزین به منظور تخمین دمای حداقل، متوسط و حداکثر دو ایستگاه سینوپتیک ارومیه و تبریز استفاده شد. نتایج بیان‌گر توانایی مطلوب هر دو روش در برآورد دمای هوا بود. بنابراین می‌توان هر دو روش را برای پیش‌بینی دمای هوا مورد استفاده قرار داد. به طوری که اختلاف مقادیر ضرایب تبیین ( $R^2$ ) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در دو روش در ایستگاه‌های مطالعاتی به ترتیب در حد ده‌هزارم و هزارم اعشار بود. با این حال، روش شبکه‌های بیزین

- Borsuk, M. E., Stow, C. A., Reckhow, K. H. 2004. A bayesian network of eutrophication models for synthesis, prediction, and uncertainty analysis. *Ecol. Modell.*, 173(2-3): 219-239.
- Brunsell, N. A., Mechem, D. B., Anderson, M. C. 2011. Surface heterogeneity impacts on boundary layer dynamics via energy balance partitioning. *Atmos. Chem. Phys.*, 11: 3403-3416.
- Cobaner, M., Citakoglu, H., Kisi, O., Haktanir, T. 2014. Estimation of mean monthly air temperatures in Turkey. *Comput. Electron. Agric.*, 109: 71-79.
- Dombayc, O. A., Golcu, M. 2009. Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method: A case study of Turkey. *Renew. Energy.*, 34(4): 1158-1161.
- Ferreira, C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Syst.*, 13(2): 87-129.
- Ghorbani, M. A., Kisi, O., Aalinezhad, M. 2010. A probe into the chaotic nature of daily streamflow time series by correlation dimension and largest Lyapunov methods. *Appl. Math. Model.*, 34 (12): 4050-4057.
- Guan, L., Yang, J., Bell, J.M. 2007. Cross-correlation between weather variables in Australia. *Build. Environ.*, 42(3): 1054-1070.
- Guyen, A. 2009. Linear genetic programming for time-series modeling of daily flow rate. *J. Earth. Sys. Sci.*, 118(2): 137-146.
- Heding, S., Kai, L., Hanchun, C., Xianlong, C., Yongan, H., Zhiyi, S. 2011. Experimental ecology and hibernation of onchidium struma (Gastropoda: Pulmonata: Systellommatophora). *J. Exp. Mar. Biol. Ecol.*, 396 (2): 71-76.
- Jain, A., McClendon, R., Hoogenboom, G., Ramyaa, R. 2003. Prediction of frost for fruit protection using artificial neural networks, American Society of Agricultural Engineers, ASAE Paper 03-3075.
- Jain, S. K., Jain, S. K., Hariprasad, V., Choudhry, A. 2011. Water balance study for a basin integrating remote sensing data and GIS. *J. Indian Society of Remote Sens.*, 39 (2): 259-270.
- Khu, S.T., Liong, S.Y., Babovic, V., Madsen, H., Muttill, N. 2001. Genetic programming and its application in real- time runoff forming. *Am. Water Resour. Assoc.*, 37(2): 439-451.
- Kittel, T.G.F., Baker, B.B., Higgins, J.V., Haney, J.C. 2011. Climate vulnerability of ecosystems and landscapes on Alaska's North Slope. *Reg. Environ. Change.*, 11(1): 249-264.
- بودند. همچنین سناریو پنجم بهترین عملکرد را در برآورد دماهای حداقل، متوسط و حداکثر در ایستگاه تبریز در روش شبکه‌های بیزین از خود نشان داد.
- ### منابع
- خان‌تیموری، ع. ر.، ثامنی، م. ۱۳۹۰. مدلسازی بارندگی با استفاده از شبکه‌های بیزین. پنجمین کنفرانس داده‌کاوی ایران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- زارع‌امینی، ف.، قربانی، م. ع.، دربندی، ص. ۱۳۹۳. ارزیابی قابلیت برنامه‌ریزی ژنتیک در تخمین دمای خاک. نشریه فضای جغرافیایی، ۴(۴۷): ۱۹-۳۸.
- زمانی، ر.، احمدی، ف.، رادمنش، ف. ۱۳۹۳. ارزیابی روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن، سری زمانی غیرخطی، خطی و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین دبی روزانه (مطالعه موردی: رودخانه کارون). نشریه آب و خاک، ۲۸(۶): ۱۱۷۲-۱۱۸۲.
- قربانی، م. ع.، شیری، ج.، کاظمی، ه. ۱۳۸۹. تخمین بیشینه، متوسط و کمینه دمای هوای شهر تبریز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی. نشریه دانش آب و خاک، ۱(۳): ۸۷-۱۰۴.
- نیکو، م. ر.، کراچیان، ر. ۱۳۸۸. ارزیابی کارایی شبکه‌های بیزی در مدیریت کیفیت آب رودخانه: کاربرد سیستم نسبت-تجارت. نشریه آب و فاضلاب، ۲۳-۲۳: ۱(۱).
- Aasamaa, K., Sober, A. 2011. Stomatal sensitivities to changes in leaf water potential, air humidity, CO<sub>2</sub> concentration and light intensity and the effect of abscisic acid on the sensitivities in six temperate deciduous tree species. *Environ. Exp. Bot.*, 71 (1): 72-78.
- Abdel-Aal, R. E. 2004. Hourly temperature forecasting using abductive networks. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 17(5): 543-556.
- Afzali, M., Afzali, A., Zahedi, GH. R. 2011. Ambient Air Temperature Forecasting Using Artificial Neural Network Approach. *International Conference on Environmental and Computer Science, Singapore*, 176-180.
- Aytek, A., Asce, M., Alp, M. 2008. An application of artificial intelligence for rainfall runoff modeling. *J. Earth. Sys. Sci.*, 117 (2): 145-155.
- Bocchiola, D., Diolaiuti, G. 2010. Evidence of climate change within the Adamello Glacier of Italy. *Theor. Appl. Climatol.*, 100(3): 351-369.

- automated year-round temperature prediction. *Comput. Electron. Agric.*, 68 (1):52–61.
- Smith, L.C. 2011. Agents of change in the New North. *Eurasian Geogr. Econ.*, 52 (1): 30–55.
- Stanelle, T., Vogel, B., Vogel, H., Baumer, D., Kottmeier, C. 2010. Feedback between dust particles and atmospheric processes over West Africa during dust episodes in March 2006 and June 2007. *Atmos. Chem. Phys.*, 10: 10771–10788.
- Twardy, C.R., Nicholson, A.E., Korb, K.B., McNeil, J. 1980. Data mining cardiovascular Bayesian networks. Monash University, Clayton, Vic. 3900, Australia.
- Venkadash, S., Hoogenboom, G., Potter, W., McClendon, R. 2013. A genetic algorithm to refine input data selection for air temperature prediction using artificial neural networks. *Appl. Soft. Comput.*, 13(5): 2253–2260.
- Kucharik, C.J., Serbin, S.P., Vavrus, S., Hopkins, E.J., Motew, M.M. 2010. Patterns of climate change across Wisconsin from 1950 to 2006. *Phys. Geogr.*, 31 (1): 1–28.
- Myint, S.W., Brazel, A., Okin, G., Buyantuyev, A. 2010. Combined effects of impervious surface and vegetation cover on air temperature variations in a rapidly expanding desert city. *GISci. Remote Sens.*, 47(3): 301–320.
- Poulakis, Z., Valougeorgis, D., Papadimitriou, C. 2003. Leakage detection in water pipe networks using a Bayesian probabilistic framework. *Probabilist. Eng. Mech.*, 18(4): 315–327.
- Şahin, M. 2012. Modelling of air temperature using remote sensing and artificial neural network in Turkey. *Adv. Space Res.*, 50(7): 973–985.
- Smith, B.A., Hoogenboom, G., McClendon, R.W. 2009. Artificial neural networks for

# Evaluation of gene expression programming and Bayesian networks methods in predicting daily air temperature

S. Mehdizadeh<sup>1</sup>, J. Behmanesh<sup>2\*</sup>, H. Saadatnejad Gharahassanlou<sup>3</sup>

Received: 11/10/2015

Accepted: 14/01/2017

## Abstract

Air temperature is one of the most important variables in estimating crop water requirement and climatic studies. In recent years, several intelligent models such as Gene Expression Programming and Bayesian Networks have been used to estimate air temperature. The purpose of the present research is to evaluate the accuracy of these two approaches in prediction of air temperature in a specific day (t) using data of one to seven days before, i.e. t-1 to t-7. For this purpose, a 25-years dataset of daily temperature of two stations in northwest of Iran, namely Urmia and Tabriz were collected and used for models performance comparison. The results showed that Gen Expression Programming and Bayesian Networks methods were capable to predict the minimum, mean and maximum air temperature with acceptable accuracy. However, the Bayesian networks method showed relatively better performance comparing to the Gene Expression Programming. The findings revealed that in testing stage of Bayesian networks method for Urmia station, the values of determination coefficient ( $R^2$ ) and root mean square error (RMSE) in the best scenario are 0.92 and 2.5 °C for minimum temperature, 0.96 and 1.83 °C for mean temperature, 0.96 °C and 2.3 °C for maximum temperature respectively. The corresponding values of statistical indices for Tabriz station in Bayesian networks method were found to be 0.93 and 2.42 °C for minimum temperature, 0.97 and 1.90 °C for mean temperature and 0.95 and 2.42 °C for maximum temperature. In general the mean temperature was predicted more accurately by both approaches in study stations.

**Keywords:** Air temperature, Intelligent models, Prediction, Iran



---

<sup>1</sup> Ph. D. Student of Irrigation and Drainage, Water Engineering Department, Faculty of Agriculture, Urmia University

<sup>2</sup> Associate Professor of Water Engineering Department, Faculty of Agriculture, Urmia University

(\*Corresponding author's email address: j.behmanesh@urmia.ac.ir)

<sup>3</sup> M.Sc. of Hydraulic Structures, Islamic Azad University, Ahar Branch