

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی مقاومت به سرمای نشاهای گوجه‌فرنگی پس از پیش‌تیمار تنش خشکی

فریدین قنبری^۱، فخرالدین صالحی^۲، محمد سیاری^{۳*}

۱. عضو باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد خرم‌آباد

۲. استادیار گروه علوم و مهندسی صنایع غذایی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

۳. دانشیار گروه علوم باغبانی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

تاریخ دریافت: ۹۵/۰۲/۱۷؛ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۸/۱۲

چکیده

دمای پایین منجر به آسیب‌های فیزیولوژیکی به سلول گیاهان حساس به سرمازدگی و از بین رفتن محصولات گرمسیری و نیمه گرمسیری می‌شود. در این مطالعه مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی بعد از اعمال پیش‌تیمار خشکی با ۱۰ و ۲۰ درصد پلی‌اتیلن گلیکول استفاده گردید. امکان افزایش تحمل تنش سرمایی در نشاهای گوجه‌فرنگی با کاربرد پلی‌اتیلن گلیکول بررسی و پس از اعمال تنش سرما به مدت ۶ ساعت در روز به مدت ۶ روز متوالی و در دمای ۳ درجه سلسیوس، داده‌ها جمع‌آوری گردید. به منظور پیش‌بینی اثر تنش سرما بر خصوصیات نشاء گوجه‌فرنگی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پیش‌خور با ۲ ورودی (اثر تنش خشکی و اثر تنش سرمایی) و ۸ خروجی (کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه و پرولین) استفاده شد. نتایج نشان داد شبکه‌ای با تعداد ۷ نرون در یک لایه پنهان و با استفاده از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک و روش بهینه‌سازی لیونبرگ مارکوت و درصد داده‌های مورداستفاده برای تربیت/آزمون/ارزیابی برابر ۴۰/۲۰/۴۰ می‌توان اثر تنش خشکی بر میزان مقاومت به سرمای نشاهای گوجه‌فرنگی را با میانگین ضریب همبستگی برابر ۰/۹۲ تخمین زد. بر اساس نتایج آنالیز حساسیت توسط شبکه عصبی بهینه، شدت تنش خشکی اعمال شده با پلی‌اتیلن گلیکول مؤثرترین عامل در تخمین تحمل به سرما و خصوصیات فیزیولوژیکی گوجه‌فرنگی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: پرولین، فلورسانس بیشینه، فنل کل، کلروفیل.

مقدمه

آسیب برگ‌ها و افزایش حساسیت گیاه به بیماری‌ها و پاتوژن‌ها شواهدی است (Hallgreen and Oquest, 1999). معمولاً این نشانه‌ها پس از ۴۸ تا ۷۲ ساعت در گیاهان ظاهر می‌شود، اگرچه این زمان بسته به نوع گیاه و میزان حساسیت آن به سرما متفاوت است (Mahajan and Tuteja, 2005). در کشاورزی نوین برخی راهکارهای مقابله با آثار سوء تنش بر گیاهان شامل انتخاب ژنوتیپ‌های مقاوم، شناسایی و انتقال ژن‌های مقاومت به گیاهان به‌وسیله روش‌های مهندسی ژنتیک، استفاده از مواد شیمیایی و هورمون‌ها و تغییر عملیات

دمای پایین یکی از مهم‌ترین عوامل محیطی محدودکننده رشد گیاهان است. گونه‌های مختلف گیاهی از نظر قابلیت تحمل به تنش دمای پایین، بسیار متفاوت‌اند. گیاهان گرمسیری حساس به سرما، حتی در دمای بالاتر از دمای انجماد بافت‌ها، به‌طور جبران‌ناپذیری آسیب می‌بینند. گیاهان بومی مناطق گرمسیری از جمله ذرت، گوجه‌فرنگی، هندوانه و خیار در دماهای زیر ۱۰ درجه سانتی‌گراد دچار آسیب سرما می‌شوند (Saltveit, 2000). قرارگیری این گیاهان در معرض دماهای پایین ممکن است سبب توقف رشد گیاه، پژمردگی و

می‌باشند. مدل‌سازی و بهینه کردن مقاومت روزنه‌ای زیتون در شرایط تنش شوری ناشی از کلرید سدیم با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک انجام شده است (Rezaie and Rouhani, 2013). نتایج پیش‌بینی شده نشان داد که شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی نتایج آزمایشگاهی بوده و بیش‌ترین درصد خطا بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده کمتر از $2/57$ و ضریب همبستگی بین آن‌ها $0/994$ می‌باشد. از شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره جهت برآورد عملکرد گندم نیز استفاده شده است (Hosaini et al., 2008). نتایج حاکی از آن است که مدل شبکه عصبی مصنوعی، مقدار عملکرد گندم را قبل از برداشت محصول با قابلیت برآورد بسیار بالا پیش‌بینی می‌نماید.

عملکرد اساسی نرون مصنوعی شامل جمع زدن سیگنال‌های ورودی وزن‌دار آن و اعمال تابع خروجی یا تابع فعال‌سازی^۱ است. از توابع فعال‌سازی خطی، سیگموئیدی^۲ (رابطه ۲) و تانژانت هیپربولیک^۳ (رابطه ۳) که متداول‌ترین نوع توابع فعال‌سازی هستند، در لایه پنهان و خروجی استفاده گردید. این توابع مزایای ویژه‌ای برای استفاده در شبکه‌های عصبی‌ای که با روش پس انتشار آموزش داده می‌شوند، دارند، زیرا در این توابع ارتباط ساده‌ای بین مقدار تابع در یک نقطه و مقدار مشتق آن تابع در همان نقطه وجود دارد. این مسئله باعث می‌شود که بار محاسباتی الگوریتم پس انتشار خطا در حین آموزش کاهش یابد (Salehi and Razavi, 2016). اکبرپور و همکاران (Akbarpour et al., 2013) با ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در محاسبه عملکرد محصول زعفران بر اساس پارامترهای اقلیمی گزارش کردند که عملکرد محصول بیشترین حساسیت را به عامل بارندگی و سپس دما و در نهایت رطوبت دارد. به‌طور کلی نتایج این تحقیق نشان داد که کاربرد شبکه عصبی انتخابی در این تحقیق می‌تواند زمینه ارتقای عملکرد محصول زعفران را در شرایط اقلیمی منطقه مورد مطالعه، با دقت بسیار بالایی فراهم نماید. با بررسی منابع مشخص شد که هیچ‌گونه مدل‌سازی در رابطه با مقاوم‌سازی نشاهای گوجه‌فرنگی با پیش‌تیمار تنش خشکی انجام نگرفته است. لذا در این پژوهش به مدل‌سازی اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی بعد از اعمال پیش‌تیمار خشکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

تولید محصول است. تغییر شرایط محیطی و تکنیک‌های زراعی مورد استفاده طی تولید نشاء می‌تواند درجات مختلفی از مقاوم‌سازی نشاء به شرایط نامساعد محیطی را ایجاد کند. برای مثال کمبود آب از عواملی است که اثرات فیزیولوژیکی و مورفولوژیکی بسیاری را در گیاهان موجب می‌شود. تنظیم اسمزی، تغییر در میزان هورمون‌ها و هدایت روزنه‌ای، کاهش رشد قسمت هوایی، افزایش ریشه‌ها از جمله این اثرات می‌باشند (Javanmardi, 2009) که ممکن است سبب مقاومت گیاهان به تنش‌های بعدی شود. در این مورد شدت اعمال محدودیت آب تعیین‌کننده است. چنانچه کمبود آب در یک سطح قابل‌قبول باشد، نشاهای قوی و مقاوم به تنش ایجاد می‌شوند که قادرند پس از نشاکاری در برابر عوامل نامناسب محیطی مقاومت کنند. این تکنیک بسیار ساده، ارزان، قابل‌اعتماد و ایمن است که می‌تواند جایگزین مناسبی برای تکنیک‌های حاضر مانند استفاده از مواد شیمیایی شود. مطالعات پراکنده و عمدتاً قدیمی در زمینه مقاوم‌سازی نشاهای گوجه‌فرنگی به شرایط مزرعه با استفاده از تغییر عوامل محیطی از جمله محدود کردن آب و مواد غذایی، تغییر نور و تیمارهای مکانیکی انجام گرفته است. در این آزمایش‌ها بیشتر بحث استقرار بهتر نشاء در مزرعه و کوتاه کردن ارتفاع نشاء مدنظر بوده و در بیشتر موارد مکانیسم‌های فیزیولوژیکی، بیوشیمیایی، هورمونی و مولکولی آن ناشناخته مانده و کمبود اطلاعات در این مورد احساس می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی یکی از دست‌آوردهایی است که با الگوبرداری از شبکه مغز انسان، قادر است پدیده‌های پیچیده و ناشناخته را به‌خوبی بررسی نماید. همچنین شبکه عصبی مصنوعی بخشی از سیستم‌های دینامیکی هوشمند هستند که با پردازش داده‌های مشاهده‌ای، قوانین نهفته در ورای اطلاعات را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند؛ به‌عبارت‌دیگر، شبکه عصبی مصنوعی، مدلی ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط غیرخطی برای درون‌یابی داده‌ها را دارد. امروزه با توسعه فناوری‌های پردازش رایانه‌ای، از شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای به‌منظور مدل‌سازی فرایندهای نگهداری و پس از برداشت و نیز به‌منظور پیش‌بینی پارامترهای موردنظر در طراحی و توسعه سیستم‌ها استفاده شده است. شبکه‌های عصبی قادر به مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی و پیچیده با تعداد زیادی داده ورودی و خروجی

³. Hyperbolic tangent function

¹. Activation function

². Sigmoid functions

کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه و پرولین به‌عنوان شاخص‌های مقاومت به تنش سرمایی) با استفاده از روش‌های به‌کاررفته توسط بیتس و همکاران (Battes et al., 1972)، استراین و سوک (Strain and Svc, 1986) و مک‌دونالد و همکاران (McDonald et al., 2001) آغاز شد.

مدل‌سازی فرآیند

مدل‌سازی اثر تنش خشکی بر نشاء گوجه‌فرنگی جهت پیش‌بینی کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه، پرولین توسط شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون پیش‌خور با ۲ ورودی اثر تنش خشکی و اثر تنش سرمایی، انجام پذیرفت (شکل ۱). میزان پیچیدگی شبکه عصبی وابسته به تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در هر لایه پنهان است. بر اساس نظریه تقریب جهانی یک شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان با تعداد نرون کافی قادر به پیش‌بینی هر نوع خروجی با صحت بالا می‌باشد. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی ۳ لایه استفاده گردید (Salehi and Razavi, 2016). نرون‌ها در این نوع شبکه در سه لایه ورودی، پنهان و خروجی دسته‌بندی می‌شوند. پردازش اطلاعات درون نرون‌ها صورت می‌گیرد. یک نرون در یک شبکه می‌تواند ورودی‌های مختلفی را نه فقط از یک نرون، بلکه از چند یا حتی تعداد زیادی نرون دریافت نماید. خروجی نرون‌های لایه پنهان و خروجی (y) از طریق افزایش بایاس^۱ به مجموع ورودی‌های وزن‌دار شده با استفاده از رابطه ۱ محاسبه می‌شود.

$$y_j = \sum_{i=1}^p W_{ij} X_i + b_j \quad [1]$$

در معادله فوق W_{ij} ضریب وزنی نرون شماره i که به نرون شماره j متصل است، می‌باشد. p تعداد ورودی‌های هر نرون و b_j بردار بایاس نرون j است (Salehi and Razavi, 2012). به‌منظور انتخاب نوع تابع فعال‌سازی با حداقل خطا، توابع تانژانت هیپربولیک، سیگموئیدی و خطی در توپولوژی‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی به‌صورت آزمون و خطا موردبررسی قرار گرفتند (Salehi and Razavi, 2012).

پرداخته شده است تا کارایی این نوع مدل‌سازی در پیش‌بینی اثر تنش سرما بر کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه و پرولین موردبررسی قرار گرفته و بهترین توپولوژی شبکه عصبی مصنوعی معرفی گردد.

مواد و روش‌ها

اندازه‌گیری خصوصیات

این آزمایش در سال ۱۳۹۴ در گلخانه و آزمایشگاه‌های تحقیقاتی دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا انجام شد. ابتدا بذرهای گیاه گوجه‌فرنگی رقم سی اچ فلات (*Lycopersicon esculentum* cv. CH Falat) در محیط کشت با نسبت ۲:۱ پرلایت و ورمیکولایت در تاریخ ۱۷ شهریور سال ۱۳۹۴ کشت‌شده و در گلخانه با نور طبیعی و دمای روزانه 25 ± 2 و شبانه 18 ± 2 درجه سانتی‌گراد رشد یافتند. پس از ۳۵ روز رشد در گلخانه، نشاهای چهار برگی حاصل شد. برای جلوگیری از کمبود عناصر غذایی آبیاری نشاها به‌صورت یک روز در میان با استفاده از غلظت یک در هزار کود کامل فوسامکو بویو در تمام مدت انجام آزمایش انجام گرفت. در مرحله چهار برگ کاملاً توسعه‌یافته گیاهچه‌ها به مدت ده روز، تحت تنش خشکی با استفاده از پلی‌اتیلن گلیکول در سه سطح شاهد (صفر درصد PEG)، تنش متوسط (۱۰ درصد PEG، معادل پتانسیل اسمزی ۰/۱۸ مگاپاسکال) و تنش شدید (۲۰ درصد PEG، معادل پتانسیل اسمزی ۰/۵۷ مگاپاسکال) قرار گرفتند (Dong et al., 2013). برای اجتناب از شوک ناگهانی به نشاها، تیمار خشکی به‌صورت ملایم و در سه روز متوالی هر روز افزایش یک‌سوم تیمار مربوطه تا رسیدن به سطوح موردنظر اعمال شد. پس از اعمال سطوح مختلف تنش خشکی و فرصت ۴۸ ساعته برای ریکاوری نشاها دو سطح تنش سرما نیز شامل شرایط بدون سرما (شاهد) و تنش سرمایی اعمال گردید. سرما در اتاقک رشد (مجهز به سیستم کنترل دما در سیکل ۲۴ ساعته) در دمای سه درجه سانتی‌گراد به مدت ۶ روز متوالی و هرروز شش ساعت بکار گرفته شد. با احتساب تیمارها، چهار تکرار و در هر تکرار ۱۰ نشاء به‌عنوان شاهد، در مجموع برای این آزمایش ۲۴۰ عدد نشاء استفاده شد. ۷۲ ساعت پس از اتمام اعمال تنش سرما اندازه‌گیری صفات موردنظر (کلروفیل a،

1. Bias

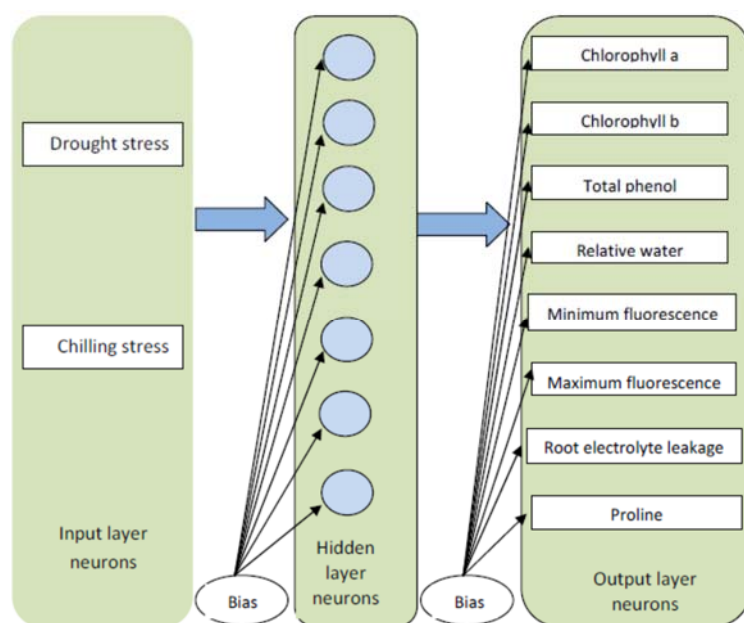
که اطلاعاتی درباره آموزش شبکه می‌دهد. هر چه عدد ضریب همبستگی به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان می‌دهد که آموزش به‌خوبی انجام شده است. بر اساس روش آزمون و خطا مشخص شد در صورتی که ۴۰ درصد داده‌ها برای آموزش استفاده گردد، شبکه به‌خوبی قادر به یادگیری روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد. ۲۰ درصد داده‌ها هم برای آزمون شبکه آموزش دیده استفاده گردید. به‌منظور ارزیابی شبکه نیز از باقی‌مانده داده‌ها (۴۰ درصد) استفاده گردید. نرم‌افزار نروسولوشن^۵ نسخه ۶ جهت مدل‌سازی اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی مقاوم شده با استفاده از تنش خشکی استفاده گردید. در این نرم‌افزار با تغییر تعداد نرون‌ها در لایه پنهان؛ نوع تابع فعال‌سازی (تانژانت هیپربولیک، سیگموئیدی و خطی)؛ تعداد داده‌های استفاده شده جهت یادگیری، آزمون و ارزیابی و قاعده یادگیری لیونبرگ-مارکت^۶، بهترین توپولوژی^۷ شبکه جهت دستیابی به شبکه بهینه نیز بررسی شد.

$$\text{Sig} = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad [۲]$$

$$\text{tanh} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad [۳]$$

به‌منظور مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی، داده‌ها به سه دسته داده‌های آموزش، آزمون و ارزیابی تقسیم شدند. تعداد سیکل‌های یادگیری برابر ۱۰۰۰ انتخاب شد و برای جلوگیری از یادگیری بیش‌ازحد، فرآیند یادگیری در صورتی که میانگین مربعات خطای^۱ یادگیری پس از ۱۰۰ سیکل یادگیری تغییری نمی‌کرد، متوقف می‌شد.

به‌منظور ارزیابی شبکه‌های عصبی و انتخاب بهترین توپولوژی شبکه برای پیش‌بینی پارامترهای موردبررسی، از شاخص میانگین مربعات خطا، میانگین مربعات خطای نرمالیزه^۲، میانگین خطای مطلق^۳ و ضریب همبستگی^۴ استفاده گردید. ضریب همبستگی مقداری بین -۱ و ۱ دارد



شکل ۱. شماتیک شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در پیش اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی بعد از اعمال پیش تیمار خشکی
Fig. 1. Schematic of artificial neural network used in the effect of cold stress on tomato seedlings after the drought pre-treatment

⁵ Neurosolution software (Excel software release 6.0) presented by NeuroDimension, Inc., USA

⁶ Levenberg-Marquardt (LM)

⁷ Topology

¹ Mean squared error (MSE)

² Normalized mean squared error (NMSE)

³ Mean absolute error (MAE)

⁴ Correlation coefficient (r)

نتایج و بحث

با توجه به مقدار خطای کمتری که با استفاده از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک به دست آمد، این نوع تابع به‌عنوان تابع فعال‌سازی در لایه پنهان و خروجی انتخاب گردید. مقدار ضریب همبستگی مشاهده‌شده برای پیش‌بینی داده‌های ارزیابی که طی فرآیند آموزش مورداستفاده قرار نگرفته‌اند، با استفاده از ۲ تا ۱۰ نرون در لایه پنهان در جدول ۱ گزارش شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود شبکه‌ای با ۷ نرون در لایه پنهان بالاترین ضریب همبستگی برای پیش‌بینی کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه، پرولین با میانگین ۰/۹۲ را داشت.

داده‌های آزمایشگاهی اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی بعد از اعمال پیش‌ تیمار خشکی در برابر مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی بهینه برای داده‌های ارزیابی (داده‌های استفاده‌نشده توسط شبکه) در شکل ۲ گزارش شده است. این نمودارها به‌خوبی توانایی مدل بهینه‌شده جهت پیش‌بینی صفات موردنظر را نمایش می‌دهند.

در شکل ۲-a مقادیر آزمایشگاهی در برابر مقادیر پیش‌گویی شده مربوط به کلروفیل a گزارش شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود شبکه عصبی به‌خوبی قادر به پیش‌گویی این متغیر وابسته می‌باشد. در شکل ۲-b نیز مقادیر آزمایشگاهی در برابر مقادیر پیش‌بینی‌شده کلروفیل

b گزارش شده است. ضریب همبستگی به‌دست‌آمده برای این متغیر وابسته برابر ۰/۹۴ به دست آمد (جدول ۲). ضریب همبستگی به‌دست‌آمده برای فنل کل برابر ۰/۹۶ است که در شکل ۲-c این مورد مشاهده می‌شود (حداقل پراکندگی داده‌ها).

مقادیر آزمایشگاهی در برابر مقادیر پیش‌گویی شده مربوط به محتوای آب نسبی در شکل ۲-d به نمایش درآمده است. توانایی شبکه عصبی برای پیش‌بینی این متغیر کمتر از سایر متغیرها بوده و کمترین ضریب همبستگی محاسبه‌شده مربوط به این متغیر است (۰/۸۴) که در شکل نیز پراکندگی داده‌ها این مورد را نشان می‌دهد.

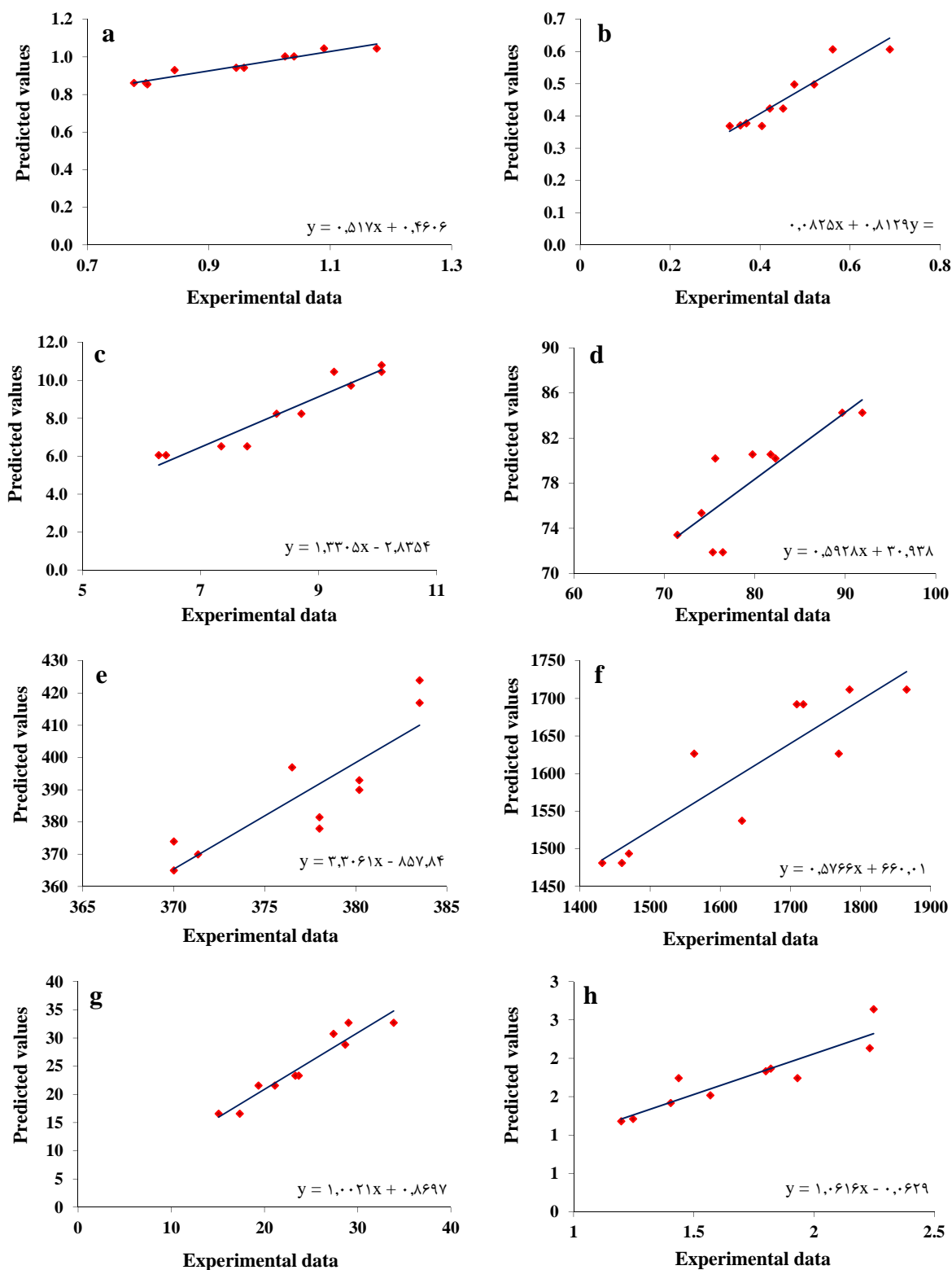
مقادیر آزمایشگاهی در برابر مقادیر پیش‌بینی‌شده مربوط به فلورسانس کمینه و فلورسانس بیشینه به ترتیب در شکل ۲-e و ۲-f به نمایش درآمده است. ضریب همبستگی به‌دست‌آمده برای فلورسانس بیشینه بالاتر از فلورسانس کمینه است (۰/۹۰ در برابر ۰/۸۷). در مقایسه این دو شکل نیز مشاهده می‌شود که پراکندگی داده‌ها برای فلورسانس بیشینه کمتر است.

مقادیر پیش‌بینی‌شده در برابر مقادیر آزمایشگاهی مربوط به نشت یونی ریشه و پرولین به ترتیب در شکل ۲-g و ۲-h به نمایش درآمده است. شیب خط عبوری از بین داده‌های عبور از بین این دو متغیر به ترتیب برابر ۱/۰۰۲ و ۱/۰۶۱ می‌باشد که نشان‌دهنده کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌گویی این دو متغیر است.

جدول ۱. مقادیر ضریب همبستگی در پیش‌بینی داده‌های ارزیابی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای ۲ تا ۱۰ نرون در لایه پنهان به‌منظور تخمین مقاومت به سرما و خصوصیات رشدی نشاهای گوجه‌فرنگی

Table 1. Correlation coefficient in prediction artificial neural networks with 2 to 10 neurons in the hidden layer in order to estimate the tomato seedling cold tolerance and growth characteristics

تعداد نرون Number of neurons	کلروفیل a Chlorophyll a	کلروفیل b Chlorophyll b	فنل کل Total phenol	محتوای آب نسبی Relative water content	فلورسانس کمینه Minimum fluorescence	فلورسانس بیشینه Maximum fluorescence	نشت یونی ریشه Root electrolyte leakage	پرولین Proline	میانگین ضریب همبستگی Mean correlation coefficient
2	0.94	0.80	0.91	0.78	0.81	0.89	0.94	0.86	0.87
3	0.93	0.79	0.84	0.71	0.81	0.89	0.95	0.84	0.84
4	0.94	0.92	0.94	0.76	0.78	0.89	0.96	0.85	0.88
5	0.95	0.92	0.93	0.81	0.83	0.91	0.96	0.81	0.89
6	0.87	0.87	0.92	0.79	0.83	0.87	0.95	0.87	0.87
7	0.97	0.94	0.96	0.84	0.87	0.90	0.96	0.91	0.92
8	0.90	0.90	0.84	0.75	0.84	0.87	0.95	0.87	0.87
9	0.96	0.91	0.88	0.77	0.79	0.89	0.95	0.82	0.87
10	0.91	0.84	0.93	0.73	0.81	0.89	0.93	0.86	0.86



شکل ۲. داده‌های آزمایشگاهی اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی بعد از اعمال پیش‌ تیمار خشکی در برابر مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی بهینه. a: کلروفیل a؛ b: کلروفیل b؛ c: فنل کل؛ d: محتوای آب نسبی؛ e: فلورسانس کمینه؛ f: فلورسانس بیشینه؛ g: نشأت یونی ریشه؛ h: پرولین.

Fig. 2. Experimental data of the effect of cold stress on tomato seedlings after the drought pre-treatment versus predicted values by optimal artificial neural network. a: Chlorophyll a; b: Chlorophyll b; c: Total phenol; d: Relative water; e: Minimum fluorescence; f: Maximum fluorescence; g: i: Root electrolyte leakage; h: Proline.

پیش‌تیمار خشکی می‌باشد. احتمال بروز تنش محیطی در گیاه پسته با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توسط تبریزیان و همکاران (Tabrizian et al., 2012) بررسی شده است. نتایج نشان داد شبکه‌ای با ساختار ۱-۱۰-۲۸ که دارای یک لایه پنهان با تابع انتقال سیگموئید و یک لایه خروجی با تابع انتقال خطی ساده، دارای کمترین میانگین مربعات خطا می‌باشد. شبیه‌سازی با استفاده از داده‌های جدید که شبکه با آن مواجه نشده بود انجام شد و میانگین خطا برای داده‌های جدید ۹/۶۳ محاسبه شد.

در جدول ۲ مقادیر میانگین مربعات خطا، میانگین مربعات خطای نرمالیزه، میانگین خطای مطلق و ضریب همبستگی برای پیش‌بینی کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه و پرولین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دارای ۷ نرون در لایه پنهان گزارش شده است. مقادیر بالای ضریب همبستگی و خطاهای کم گزارش شده در این جدول نشان‌دهنده کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی بعد از اعمال

جدول ۲. مقادیر خطاها در پیش‌بینی داده‌های ارزیابی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه دارای ۷ نرون در لایه پنهان به منظور تخمین مقاومت به سرما و خصوصیات رشدی نشاهای گوجه‌فرنگی

Table 2. Errors in data values predicted by artificial neural networks optimized with 7 neurons in the hidden layer in order to estimate cold tolerance and tomato seedling growth characteristics

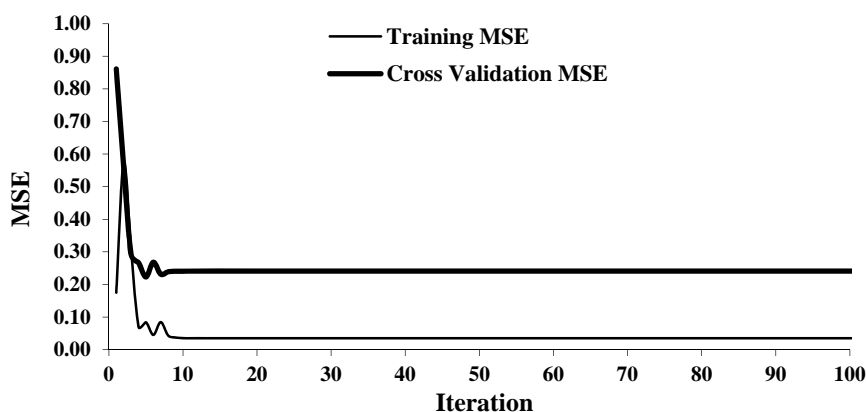
Error	کلروفیل a	کلروفیل b	فنل کل	محتوای آب نسبی	فلورسانس کمینه	فلورسانس بیشینه	نشت یونی ریشه	پرولین
	Chlorophyll a	Chlorophyll b	Total phenol	Relative water content	Minimum fluorescence	Maximum fluorescence	Root electrolyte leakage	Proline
میانگین مربعات خطا Mean squared error	0.004	0.001	0.485	15.274	349.82	6623.18	3.438	0.046
میانگین مربعات خطای نرمالیزه شده Normalized mean squared error	0.252	0.125	0.276	0.378	1.020	0.315	0.111	0.387
میانگین خطای مطلق Mean absolute error	0.055	0.030	0.569	3.295	13.09	66.32	1.367	0.139
ضریب همبستگی Correlation coefficient	0.97	0.94	0.96	0.84	0.87	0.90	0.96	0.91

که در این شکل ملاحظه می‌شود، فرآیند یادگیری بعد از حدود ۹ سیکل کامل شده و خطا به مقدار ثابتی رسیده است. هدف از فرآیند آموزش شبکه عصبی مصنوعی به دست آوردن بردارهای وزن و بایاس شبکه عصبی بهینه است. در جدول ۳، مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های متناظر با هر نرون برای شبکه عصبی دارای ۷ نرون در لایه پنهان آورده شده است. با استفاده از داده‌های گزارش شده در این جدول، می‌توان اثر تنش سرما بر نشاء گوجه‌فرنگی را در سایر غلظت‌های پلی‌اتیلن گلیکول که در این پژوهش بررسی نشده است را نیز با دقت بالا پیش‌بینی نمود.

شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند رابطه بین مجموعه‌ای از ورودی‌ها و خروجی‌ها برای پیش‌بینی هر خروجی متناظر با ورودی دلخواه را پیدا کند. مقدار میانگین مربعات خطا در طی فرآیند یادگیری، آزمون و ارزیابی در برابر سیکل‌های یادگیری شبکه بهینه در شکل ۳ به نمایش در آمده است. کاهش سریع در نمودار میانگین مربعات خطا در سیکل‌های اولیه آموزش نشان از یادگیری سریع شبکه می‌باشد که این از ویژگی‌های شناخته‌شده روش بهینه‌سازی لیونبرگ - مارکت می‌باشد (Salehi and Razavi, 2012). همان‌طور

جدول ۳. مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های متناظر با هر نرون در شبکه پهنه (۸-۷-۴) به منظور تخصیص مقاومت به سرما و خصوصیات رشدی نشای گوجه‌فرنگی.
 Table 3. Biases values corresponding to each neuron in the network optimization (8-7-2) to estimate cold resistance and growth characteristics of tomato seedlings.

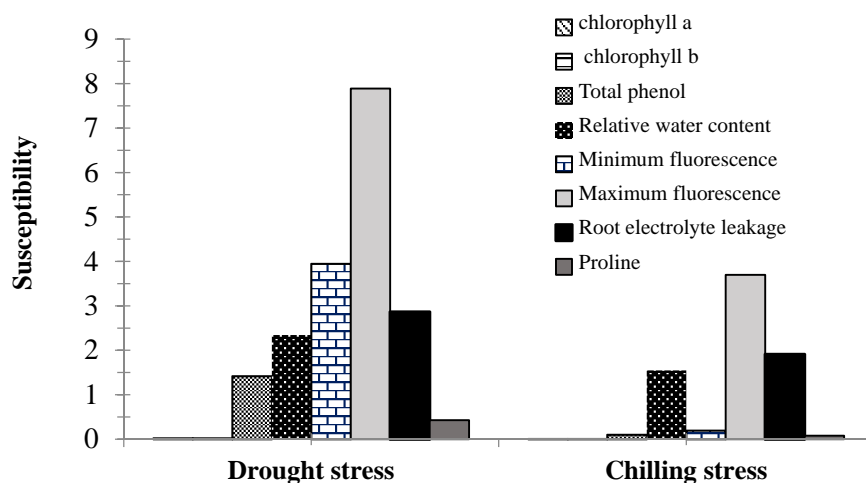
Hidden layer neurons	نرون‌های ورودی Input neurons				نرون‌های خروجی Output neurons											
	بایاس	اثر تنش خشکی	اثر تنش سرمایی	Chilling stress effect	پایاس	اثر تنش خشکی	اثر تنش سرمایی	Chilling stress effect	کلروفیل a	کلروفیل b	فنل کل	نسبت رطوبت	نسبت کلروفانس کمینه	کلروفانس بیشینه	نش یونی	پرولین
	Bias	Drought stress effect	Drought stress effect	Chilling stress effect	Bias	Drought stress effect	Drought stress effect	Chilling stress effect	Chlorophyll a	Chlorophyll b	Total phenol	Relative water	Minimum fluorescence	Maximum fluorescence	Root electrolyte leakage	Proline
1	-0.466	-0.055	-0.122	-0.122	1.245	2.256	2.256	2.256	1.245	2.256	-0.785	0.985	0.254	0.325	-0.256	0.325
2	-0.314	0.008	0.036	0.036	0.136	0.107	0.107	0.107	0.136	0.107	0.374	0.201	-3.591	-0.667	-0.676	-0.556
3	0.366	-0.347	-0.538	-0.538	0.6464	0.008	0.008	0.008	0.6464	0.008	0.652	-0.129	-0.225	0.112	0.256	0.254
4	0.639	0.489	0.356	0.356	1.265	0.254	0.254	0.254	1.265	0.254	0.365	0.367	-0.311	0.625	-0.328	0.652
5	-0.310	-1.422	-0.475	-0.475	0.134	0.378	0.378	0.378	0.134	0.378	0.201	1.256	0.639	-0.310	0.367	0.256
6	0.151	-0.830	0.165	0.165	0.046	0.652	0.652	0.652	0.046	0.652	-0.129	-0.609	0.780	0.235	0.652	-1.775
7	0.637	0.120	0.427	0.427	-0.609	0.107	0.107	0.107	-0.609	0.107	0.631	-0.311	-0.115	0.341	0.5637	-0.311
Bias					0.476	-0.371	-0.371	-0.371	0.476	-0.371	-0.219	0.193	0.423	-0.019	0.002	0.506



شکل ۳. مقادیر میانگین مربعات خطا به‌عنوان تابعی از تعداد سیکل‌های یادگیری طی فرآیند یادگیری و آزمون شبکه عصبی مصنوعی.
Fig. 3. Mean square error as a function of the number of cycles of learning and testing artificial neural network during the learning process.

گلیکول مؤثرترین عامل در پیش‌بینی اثر تنش سرما بر خصوصیات نشاء گوجه‌فرنگی شامل کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی، فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه و پرولین می‌باشد.

برای بررسی مقدار تأثیرگذاری پارامترهای ورودی (اثر تنش خشکی و اثر تنش سرمایی) و شناسایی تأثیرگذارترین عامل، تست آنالیز حساسیت^۱ بر روی شبکه بهینه انجام شد. همان‌طوری که در شکل ۴ مشاهده می‌شود در میان متغیرهای ورودی، شدت تنش خشکی اعمال‌شده با پلی‌اتیلن



شکل ۴. نتایج آنالیز حساسیت توسط شبکه عصبی بهینه در نشاهاى گوجه‌فرنگی تحت تنش سرمایی (۸-۷-۲).
Fig. 4. Results of sensitivity analysis by optimum neural network in tomato seedlings under chilling stress (2-7-8).

فلورسانس کمینه، فلورسانس بیشینه، نشت یونی ریشه، پرولین) انجام شد. نتایج نشان داد با استفاده از شبکه‌ای با تعداد ۷ نرون در یک لایه پنهان و با استفاده از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک و روش بهینه‌سازی لیونبرگ مارکوت می‌توان اثر تنش خشکی بر میزان مقاومت به

نتیجه‌گیری کلی

پیش‌بینی اثر تنش سرما بر خصوصیات نشاء گوجه‌فرنگی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پیش‌خور با ۲ ورودی (اثر تنش خشکی و اثر تنش سرمایی) و ۸ خروجی (کلروفیل a، کلروفیل b، فنل کل، محتوای آب نسبی،

به‌عنوان مؤثرترین عامل در پیش‌بینی تحمل به سرما و خصوصیات فیزیولوژیکی نشاء گوجه‌فرنگی معرفی نمود.

سرما‌ی نشاهای گوجه‌فرنگی را با ضریب همبستگی بالا ($r=0/92$) پیش‌بینی نمود. تست حساسیت با شبکه عصبی بهینه، شدت تنش خشکی اعمال‌شده با پلی‌اتیلن گلیکول را

منابع

- Akbarpour, A., Khorashadizadeh, O., Shahidi, A., Ghochanian, E., 2013. Performance evaluation of artificial neural network models in estimate production of yield saffron based on climate parameters. *Journal of Saffron Research*. 1(1), 27-35. [In Persian with English Summary].
- Baldi, P., Pedron, L., Hietala, A.M., Porta, N.A., 2011. Cold tolerance in cypress (*Cupressus sempervirens* L.): a physiological and molecular study. *Tree Genetics Genomes*. 7, 79-90.
- Baninasab, B., 2009. Amelioration of chilling stress by paclobutrazol in watermelon seedlings. *Scientia Horticulture*. 121, 144-148.
- Battes, L.S., Waldren, A., Teare, I.D., 1973. Rapid determination of free proline for water stress studies. *Plant and Soil*. 29, 205-207.
- Chandra Rai, A., Singh, M., Shah, K., 2013. Engineering drought tolerance tomato plants over-Expressing BcZAt12 gene encoding aC2H2 zinc finger transcription factor. *Phytochemistry*. 85, 44-50.
- Dong, X., Bi, H., Wu, G. & Ai, X. (2013). Drought-induced chilling tolerance in cucumber involves membrane stabilisation improved by antioxidant system. *International Journal of Plant Production*, 7(1): 67-79.
- Hällgreen, J.E., Öquest, G., 1990. Adaptations to Low Temperatures, Stress Responses in Plants: Adaptation and Acclimation Mechanisms. Wiley-Liss Inc. New York
- Hosaini, M.T., Siosemarde, A., Fathi, A., Siosemarde M., 2008. Application of artificial neural network (ANN) and multiple regression for estimating assessing the performance of dry farming wheat yield in Ghoraveh region, Kurdistan province. *Agricultural research*. 7, 41-54. [In Persian with English Summary].
- Javanmardi, J., 2009. Vegetable Transplant Production. Jehade Daneshgahi Publication. 256P. [In Persian].
- Krasensky, J., Jonak, C., 2012. Drought, salt, and temperature stress-induced metabolic rearrangements and regulatory networks. *Journal of Experimental Botany*. 63, 1593-1608.
- Mahajan, S.H., Tuteja, N., 2005. Cold, salinity and drought stresses: An overview. *Archives of Biochemistry and Biophysics*. 444, 139-158.
- McDonald, S., Prenzler, P.D., Autolovich, M., Robards, K., 2001. Phenolic content and antioxidant activity of olive extracts. *Food Chemistry*. 73, 73-84.
- Rezaie, M., Rouhani, A., 2013. Modeling and optimization of stomatal resistance in olive under NaCl salinity stress by using artificial neural network and genetic algorithm. *Plant Improvement*. 15, 53-64. [In Persian with English Summary].
- Salehi, F., Razavi, S.M.A., 2016. Modeling of waste brine nanofiltration process using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Desalination and Water Treatment*.
- Salehi, F., Razavi, S.M.A., 2012. Dynamic modeling of flux and total hydraulic resistance in nanofiltration treatment of regeneration waste brine using artificial neural network. *Desalination and Water Treatment*. 41, 95-104.
- Saltveit, M.E., 2000. Chilling injury is reduced in cucumber and rice seedlings and in tomato pericarp discs by heat-shocks applied after chilling. *Postharvest Biology and Technolog*. 21, 169-177.
- Strain, H.H., Svec, W.A., 1966. Extraction, separation and isolation of chlorophylls. *Chlorophylls*. Academic Press, New York. 24-61 pages.
- Tabrizian, H.A., Ghaforian, H., Hakimabadi, V., 2012. The possibility of environmental stress in pistachio plant based on climate data using artificial neural network. MSc thesis. Garmsar University. Semnan, Iran. [In Persian with English Summary].