

پیش‌بینی مقدار تشعشع خورشیدی با کمک داده‌های مرسوم هواشناسی برای شهرستان مشهد

حنیفرضا معتمدالشریعتی^{*}، حسین مبلی^۲، محمد شریفی^۳، حجت احمدی^۴

۱. دانشجوی دکترا مهندسی مکانیزاسیون کشاورزی پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲. استاد، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۳. استادیار، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۴. استاد، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۶/۱۶ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۴/۱۰/۱۶)

چکیده

با توجه به افزایش جمعیت جهان طی قرن اخیر، نیاز به خوراک و انرژی بیشتر شده است. تأمین انرژی مورد نیاز از مهم‌ترین دغدغه‌های کشورها می‌باشد. استفاده از منابع تجدیدپذیر انرژی در دستور کار بسیاری از کشورها قرار گرفته است زیرا منابع فسیلی علاوه بر این که رو به اتمام هستند، باعث آلودگی محیط زیست و انتشار گازهای گلخانه‌ای می‌شوند. یکی از مهم‌ترین منابع انرژی تجدیدپذیر، خورشید است. برای تخمین میزان تشعشع قابل دریافت از روی داده‌های هواشناسی در مشهد با کمک شبکه عصبی مصنوعی، تحقیقی صورت پذیرفت. نتایج نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی با شش متغیر ورودی شامل دمای میانگین، رطوبت، ساعات آفتابی، تابش خارج از جو، شماره روز سال و درجه حرارت خشک، با دو لایه پنهان ۳۷ و ۱۸ نرون، توانست با دقت مناسبی میزان تشعشع را تخمین بزند. مقادیر MAE، R، MSE و RMSE برای مدل مذکور به ترتیب ۰/۹۵۳۳، ۱/۴۳۹۱، ۴/۱۷۹۰ و ۲/۰۴۴۳ به دست آمد. بنابراین در مشهد و نیز مناطقی مشابه با اقلیم مشهد که امکان ثبت تشعشع وجود ندارد، می‌توان از داده‌های مرسوم هواشناسی به قرار ذکر شده، برای تخمین میزان تشعشع با دقت بالا استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: انرژی تجدیدپذیر، پیش‌بینی، تشعشع خورشید، داده‌های هواشناسی، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

افزایش مصرف انرژی به عنوان عامل مهم تولید در سال‌های اخیر اهمیت قابل ملاحظه‌ای پیدا کرده است. انرژی در بخش کشاورزی یک نهاده تولیدی مهم است. تأمین به موقع، مطمئن و ارزان انرژی مورد نیاز این بخش اهمیت ویژه‌ای در افزایش تولیدات این بخش و افزایش صادرات غیرنفتی کشور دارد. زندگی بدون استفاده از انرژی الکتریکی تقریباً غیر ممکن است و برق را می‌توان کالایی حساب کرد که کمتر جایگزینی برای آن پیدا می‌شود (Jalaie et al., 2013). استفاده از سوخت‌های فسیلی برای تولید انرژی الکتریسیته باعث انتشار کربن و گازهای گلخانه‌ای می‌شود که آلودگی محیط زیست را در پی خواهد داشت و این نکته قابل تأمل است که سوخت‌های فسیلی جزء منابع تجدیدناپذیر انرژی بوده و تمام خواهند شد (Mahdavi & Ghanbari, 2013) بنابراین رویکرد استفاده از منابع تجدیدپذیر برای تولید انرژی باید در دستور کار قرار بگیرد. امروزه استفاده از انرژی خورشیدی در کشاورزی، به ویژه در بخش گلخانه

اهمیت بسیار زیادی دارد. به دام انداختن انرژی حرارتی خورشید جهت استفاده در گلخانه‌ها و نیز استفاده از الکتریسیته‌ی تولید شده از انرژی خورشیدی به ویژه در دامداری‌ها و واحدهای کوچک تولیدی از راهبردهای مهم استفاده از آن می‌باشد (Amadeh, 2013).

در تحقیقی که در سال ۱۳۸۷ روی انرژی خورشیدی در ایران صورت پذیرفت، بیان شد ۱۷۶ کیلووات ظرفیت تولید برق خورشیدی و ۳۷۸۸ حمام خورشیدی در روستاها نصب شده است. پتانسیل فنی انرژی حرارتی خورشیدی ۹۱۰۰۰ تراوات ساعت برآورد گردید و نتیجه‌گیری شد با حذف پارانه‌های انرژی فسیلی، انرژی‌های تجدیدپذیر از موقعیت بهتری برای توسعه برخوردار خواهند بود (Sherbafian, 2008). Khaledost & Biganetalab (2012) با توجه به بار حرارتی مورد نیاز ساختمان در ماه‌های مختلف سال، سیستم ذخیره سازی انرژی خورشید را طراحی و سطح بهینه‌ی کلکتور مورد نیاز برای هر ماه را در تهران به دست آوردند. بر اساس گزارش سازمان بین‌المللی انرژی در سال ۲۰۱۳ میلادی، بیشترین منبع تجدیدپذیر تولید برق، انرژی آبی بوده است (IEA, 2014).

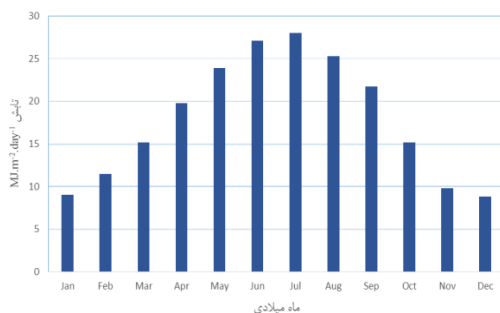
مواد و روش‌ها

جهت تخمین و پیش‌بینی مقدار انرژی قابل استحصال از خورشید، اطلاعات مربوط به ایستگاه هواشناسی مشهد از سال ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۴ میلادی تهیه شد. این اطلاعات شامل داده‌های مرسوم هواشناسی و نیز مقدار انرژی تابش خورشید می‌باشد. بر طبق این آمار میانگین تابش سالانه برای مشهد $17/96^1 \text{ MJ.m}^{-2}.\text{day}^{-1}$ می‌باشد. کمترین دمای ثبت شده ۲۱- و بیشترین آن $43/4$ درجه سلسیوس، و کمترین رطوبت $10/5$ و بیشترین $94/75$ در طی این مدت می‌باشند. شکل (۱) میانگین تابش روزانه را برای ماه‌های مختلف سال نمایش می‌دهد.

تشعشع خارج از جو مقداری از انرژی خورشیدی است که به بالای اتمسفر زمین می‌رسد و با توجه به عرض جغرافیایی و شماره‌ی روز از سال (میلادی) متفاوت است. با توجه به استانداردهای FAO مقدار تشعشع خورشیدی از رابطه زیر محاسبه می‌شود (FAO, 2009):

$$R_a = \frac{24 \times 60}{\pi} G_{sc} d_r [\omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s)]$$

که در آن R_a تشعشع خارج از جو بر حسب $\text{MJ.m}^{-2}.\text{day}^{-1}$ ، d_r معکوس نسبی فاصله زمین و خورشید که بدون بعد است و از رابطه (۲) به دست می‌آید، $G_{sc}=0.0820$ ثابت تابش بر حسب $\text{MJ.m}^{-2}.\text{min}^{-1}$ ، ω_s زاویه ساعت خورشیدی بر اساس رادیان که از رابطه (۳) به دست می‌آید، δ زاویه میل خورشید بر حسب رادیان که از رابطه (۴) به دست می‌آید و φ عرض جغرافیایی محل بر اساس رادیان می‌باشند.



شکل ۱- میانگین تابش روزانه برای ماه‌های مختلف در شهر مشهد

که در آن R_a تشعشع خارج از جو بر حسب $\text{MJ.m}^{-2}.\text{day}^{-1}$ ، d_r معکوس نسبی فاصله زمین و خورشید که بدون بعد است و از رابطه (۲) به دست می‌آید، $G_{sc}=0.0820$ ثابت تابش بر حسب $\text{MJ.m}^{-2}.\text{min}^{-1}$ ، ω_s زاویه ساعت خورشیدی بر اساس رادیان که از رابطه (۳) به دست می‌آید، δ زاویه میل خورشید بر حسب

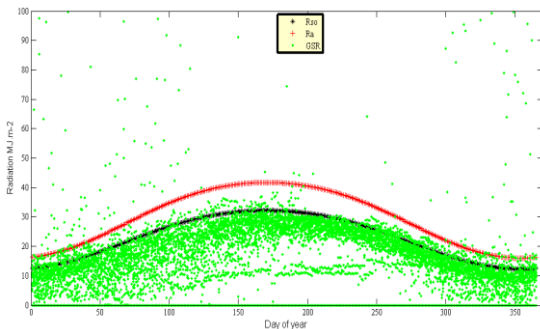
پیش‌بینی سهم هر یک از انرژی‌های تجدیدپذیر در تولید الکتریسیته در سال ۲۰۳۰ و ۲۰۵۰ میلادی بیانگر افزایش سهم انرژی خورشیدی نسبت به قبل در تأمین الکتریسیته می‌باشد (Krewitt *et al.*, 2008). با توجه به الزام قوانین اتحادیه اروپا برای ساخت و ساز از تاریخ ۳۱ دسامبر ۲۰۲۰ مبنی بر پایا بودن انرژی در ساختمان و هدر رفت صفر در آن، استفاده از انرژی خورشید برای تولید آب گرم و هوای مطبوع مورد مطالعه و پژوهش قرار گرفته است و شبیه‌سازی عددی صورت پذیرفته که نتایج حاصل در تمام سناریوهای فرض شده، حاکی از هزینه‌های بالا برای اجرای این شرایط بود (Aeleneia & Gonçal, 2014; Macedon *et al.*, 2013).

Ramdani *et al.* (2013) با کمک شبکه‌ی عصبی مصنوعی و با داده‌های هواشناسی مرسوم منطقه، مقدار تابش خورشید را برای استان تهران پیش‌بینی کردند و نتیجه گرفتند شبکه‌ی عصبی توانایی پیش‌بینی خوبی برای به دست آوردن مقدار تابش در این ناحیه دارد (Ramedani *et al.*, 2013). در تحقیقی برای به دست آوردن زاویه بهینه پنل‌های خورشیدی در کرمان، به این نتیجه رسیدند که شیب بهینه برای میانگین سالانه برابر با $27/35$ درجه است که به عرض جغرافیایی کرمان نزدیک است و $0/88$ و حداکثر آن $60/71$ درجه برای ماه‌های مختلف سال گزارش شد (Abdolzade *et al.*, 2008). بسیاری از پژوهشگران در بیان مدل‌های تجربی برای برآورد و تعیین انرژی خورشیدی از پارامترهای ساعات آفتابی، دمای بیشینه هوا، رطوبت نسبی (Sabbagh *et al.*, 1977) و یا ضریب ابر و زاویه سمت الرأس خورشیدی (Paltridge & Proctor, 1976) و همچنین ساعات آفتابی و ضریب گذردهی جو (Yaghoubi & Sabazevari, 1996) و نیز ساعات آفتابی، ضریب ابر، رطوبت نسبی و دمای بیشینه (Sabziparvar & Shetaee, 2007) استفاده کردند. همچنین برای پیش‌بینی تابش دمای بیشینه و کمینه در مناطقی که ابزار اندازه‌گیری برای تعیین تابش وجود ندارد، مورد استفاده قرار گرفته است (Hargreaves & Samani, 1982). استفاده از عدد روز سال (Gani *et al.*, 2015; Javadi & Moini, 2010; Li *et al.*, 2010) و به‌کارگیری راهبرد سری زمانی (Azadeh *et al.*, 2009; Behrang *et al.*, 2010; Ghaderi & Bamdad, 2005; Sozen *et al.*, 2004) مطالعات سایر پژوهشگران در این زمینه بوده است. در این مطالعه، با استفاده از داده‌های مرسوم هواشناسی ایستگاه هواشناسی و سینوپتیک شهر مشهد، مقدار تشعشع قابل استحصال از انرژی خورشیدی در این شهر تخمین زده خواهد شد.

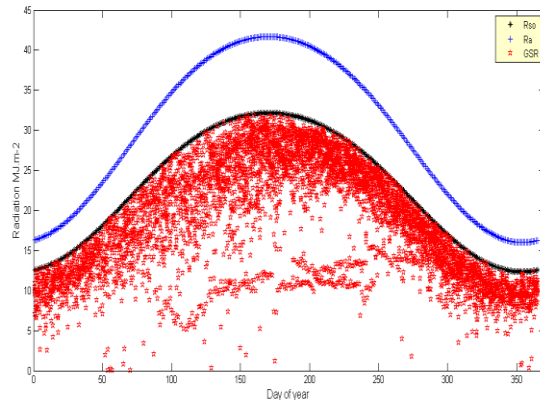
استفاده از داده‌های هواشناسی برای تخمین تشعشع، استفاده از داده‌های دمای هوا (بیشینه و کمینه) بود که در سال ۱۹۸۲ ارایه گردید (Hargreaves & Samani, 1982). این مدل که توسط هارگریوز و سامانی ارایه شده بود از رابطه (۷) به دست می‌آید.

$$HS = \alpha(T_{max} - T_{min})^{0.5}R_a \quad (\text{رابطه ۷})$$

که در آن HS مقدار تشعشع، α ضریب ناحیه، T_{max} دمای بیشینه و T_{min} دمای کمینه می‌باشند.



شکل ۲- داده‌های اولیه تشعشع قبل از غروب‌گری (منبع: داده‌های ایستگاه هواشناسی مشهد)



شکل ۳- داده‌های تشعشع پس از غروب‌گری (منبع: داده‌های ایستگاه هواشناسی مشهد)

مقدار ضریب α برای مناطق ساحلی و دور از ساحل (داخلی) متفاوت است. برای مناطق داخلی که دور از ساحل است و تحت تأثیر نم و رطوبت هوا قرار نمی‌گیرند مقدار آن حدود ۰/۱۶ و برای مناطق ساحلی که شرایط آب و هوایی تحت تأثیر دریا و رطوبت آن قرار دارد، این ضریب حدود ۰/۱۹ است (FAO, 2009). در این تحقیق چون مشهد دور از ساحل است ضریب ۰/۱۶ برای آن انتخاب می‌گردد. از این معادله برای مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی و مقدار واقعی تشعشع استفاده می‌گردد.

رادیان که از رابطه (۴) به دست می‌آید و φ عرض جغرافیایی محل بر اساس رادیان می‌باشند.

$$d_r = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi J}{365}\right) \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$\omega_s = \arccos(-\tan \varphi \tan \delta) \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$\delta = 0.409 \sin\left(\frac{2\pi J}{365} - 1.39\right) \quad (\text{رابطه ۴})$$

که در این روابط J شماره روز سال بر اساس سال میلادی (اول ژانویه برابر ۱ و انتهای دسامبر برابر ۳۶۵ یا ۳۶۶) می‌باشد. این مقدار بیشینه‌ی تشعشع می‌باشد، اما با توجه به ارتفاع محل و مقداری ابری بودن آسمان، انرژی خورشیدی قابل استفاده توسط FAO به صورت رابطه‌ی زیر بیان شد (FAO, 2009):

$$R_{so} = (0.75 + 2 \times 10^{-5}z)R_a \quad (\text{رابطه ۵})$$

که در آن R_{so} تشعشع قابل دریافت در سطح زمین بر حسب $\text{MJ.m}^{-2}.\text{day}^{-1}$ و z ارتفاع محل از سطح دریا بر حسب متر می‌باشند.

با توجه به داده‌های هواشناسی موجود، پیش از استفاده از آنها لازم بود این داده‌ها غربال و کنترل شوند. داده‌های ثبت نشده و مقادیر تشعشع بیشتر از R_a و R_{so} حذف شدند (Ramedani et al., 2013). همچنین با توجه به مقدار طول روز که FAO مقدار آن را (رابطه ۶) پیشنهاد کرد (FAO, 2009)، مقادیر ساعت‌های آفتابی بیش از طول روز و مقادیری که نسبت ساعات آفتابی به طول روز کمتر از ۰/۳ بودند نیز حذف شدند (Tymvios et al., 2005).

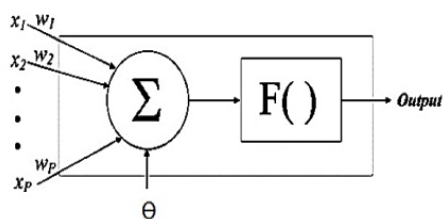
$$N = \frac{24}{\pi} \omega_s \quad (\text{رابطه ۶})$$

که در آن N طول روز محاسبه شده می‌باشد. در مرحله اول با حذف داده‌های تابش^۱ ثبت نشده از کل داده‌های هواشناسی موجود، تعداد داده‌ها به ۸۱۲۶ رسید که در شکل (۲) نمایش داده شده‌اند. سپس با اعمال محدودیت‌ها و کنترل‌های دیگر که در بالا اشاره شد، تعداد کل داده‌ها به ۴۹۸۷ رسید که داده‌های قابل قبول برای انجام این پژوهش به شمار می‌روند (شکل ۳). همچنین با کمک روش‌های داده‌کاوی، تعدادی از داده‌های پرت که خطای اندازه‌گیری زیادی ایجاد می‌کردند به صورت دستی از مجموعه‌ی داده‌ها حذف شدند.

داشتن مدل‌های پیش‌بینی تشعشع در مکان‌هایی که داده‌های تشعشع وجود ندارد یا داده‌های ثبت شده اندکی دارند، یک ضرورت و البته یک امتیاز محسوب می‌شود (Chineke, 2008). یکی از قدیمی‌ترین مدل‌های مطرح شده در زمینه

1. Global Solar Radiation (GSR)

عصبی، الگوریتم LM^۱ بود. با توجه به کارهای مشابه صورت گرفته در این زمینه، برای پیش‌بینی میزان تشعشع از روی متغیرهای هواشناسی، شش مدل آزمایشی در نظر گرفته شد (Ramedani et al., 2013). متغیرهای مورد استفاده مدل‌ها در جدول (۱) آورده شده‌اند.



شکل ۴- ساختار کلی یک شبکه عصبی مصنوعی

امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی که یکی از زیر شاخه‌های هوش مصنوعی هستند، برای شبیه‌سازی رفتار متغیرهای عددی گسترش زیادی کرده‌اند. به طور خلاصه این شبکه‌ها (شکل ۴) با دادن وزن به ورودی‌ها، مقدار خروجی را تقریب می‌زنند (Bayati & Najafi, 2013; Wang, 2003). در شکل (۴) ورودی‌های شبکه (Xi ها)، وزن‌های ورودی (Wi ها)، عدد ثابت به عنوان بایاس (θ) و تابع برگردان کننده (F) از اجزاء اصلی یک شبکه عصبی هستند.

در این تحقیق با کمک نرم افزار MATLAB و نوشتن ده‌های شبکه عصبی مصنوعی جهت کنترل بهتر متغیرها، شبیه سازی صورت گرفت. الگوریتم مورد استفاده برای آموزش شبکه

1. Levenberg-Marquardt

جدول ۱- ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی در هر مدل

مدل	دمای میانگین	دمای کمینه	دمای بیشینه	رطوبت هوا	ساعات آفتابی	میزان بارندگی	ساعات روز	تابش خارج از جو	شماره روز سال	درجه حرارت خشک
ANN1	✓	✓	✓	✓			✓	✓		
ANN2		✓	✓		✓		✓	✓	✓	
ANN3					✓			✓	✓	
ANN4					✓	✓				
ANN5				✓		✓	✓		✓	
ANN6				✓	✓			✓	✓	✓
HS	✓	✓								

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N} \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N}} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

$$R = \sqrt{\frac{(\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_i)(O_i - \bar{O}_i))^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_i)^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2}} \quad (\text{رابطه ۱۱})$$

که در این روابط، P_i تشعشع پیش‌بینی شده، \bar{P}_i میانگین تشعشع پیش‌بینی شده، O_i تشعشع اندازه‌گیری شده، \bar{O}_i میانگین تشعشع اندازه‌گیری شده و N تعداد داده‌های ثبت شده می‌باشند.

نتایج و بحث

پس از ساخت شبکه‌های مورد نظر (۱۸ شبکه) هر ساختار به صورت مجزا آموزش دید و نتایج حاصل از مقادیر خطاهای تعریف شده برای شبکه و نیز برای داده‌های تست در جدول (۲) آورده شده است. تجزیه و تحلیل، مقایسه و تصمیم‌گیری از روی نتایج شبکه انجام می‌شود و داده‌های تست فقط برای اهمیت و توانایی شبکه‌ی عصبی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی آورده شده است.

پس از تشکیل ساختار شبکه عصبی چند لایه^۲ در محیط نرم افزار MATLAB 2014a برنامه برای هر مدل اجرا شد که ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش^۳، ۱۵ درصد برای اعتبار سنجی^۴ و ۱۵ درصد برای تست^۵ شبکه‌ی آموزش دیده استفاده شدند.

پس از انجام و اجرای شبکه عصبی طراحی شده برای مدل‌های ارایه شده در این تحقیق، برای مقایسه و انتخاب مدل بهینه از پارامترهای قدرمطلق میانگین خطا (MAE)، میانگین مربعات خطا (MSE)، جذر مجموع مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R) بین متغیرها استفاده شد (Hamidianpoor et al., 2013; Ramedani et al., 2013) که در معادلات (۸) تا (۱۱) آمده‌اند.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - O_i|}{N} \quad (\text{رابطه ۸})$$

- 2. Multi-Layer Perceptron (MLP)
- 3. Train data
- 4. Validation data
- 5. Test data

جدول ۲- خطاهای شبکه‌های عصبی و داده‌های تست (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

داده‌های تست شبکه			داده‌های شبکه (کل داده‌ها)				ساختار پیشنهادی	شبکه عصبی چند لایه (MLP)	
R	RMSE	MSE	MAE	R	RMSE	MSE	MAE		
ANN1 (دمای کمینه، دمای بیشینه، رطوبت، ساعات روز، تابش)									
۰/۹۳۴۱	۲/۴۶۲۱	۶/۰۶۱۹	۱/۷۲۹۳	۰/۹۳۹۷	۲/۳۱۲۷	۵/۳۴۸۶	۱/۶۷۸۱	۵-۴۳-۱	ANN1-1
۰/۹۳۹۷	۲/۳۷۱۷	۵/۶۲۵۲	۱/۷۶۵۷	۰/۹۳۴۲	۲/۴۱۴۳	۵/۸۲۸۹	۱/۷۵۷۸	۵-۴۳-۲۱-۱	ANN1-2
۰/۹۲۶۶	۲/۵۶۹۸	۶/۶۰۴۰	۱/۸۴۳۱	۰/۹۳۴۷	۲/۴۰۵۶	۵/۷۸۶۸	۱/۷۴۵۲	۵-۴۳-۲۱-۱۴-۱	ANN1-3
ANN2 (دمای کمینه، دمای بیشینه، ساعات آفتابی، ساعات روز، تابش، روز سال)									
۰/۹۳۵۸	۲/۴۳۴۱	۵/۹۲۴۷	۱/۷۴۸۷	۰/۹۴۰۹	۲/۲۹۷۲	۵/۲۷۷۰	۱/۶۶۱۷	۶-۳۷-۱	ANN2-1
۰/۹۳۷۰	۲/۳۹۵۴	۵/۷۳۷۷	۱/۶۵۷۴	۰/۹۴۳۴	۲/۲۴۵۷	۵/۰۴۳۲	۱/۵۹۲۷	۶-۳۷-۱۸-۱	ANN2-2
۰/۹۲۸۷	۲/۴۷۲۴	۶/۱۱۲۹	۱/۷۶۵۰	۰/۹۴۲۲	۲/۲۷۱۳	۵/۱۵۸۸	۱/۶۱۵۸	۶-۳۷-۱۸-۱۲-۱	ANN2-3
ANN3 (ساعات آفتابی، تابش، روز سال)									
۰/۹۳۶۸	۲/۴۴۳۶	۵/۷۹۱۲	۱/۶۸۸۲	۰/۹۳۹۲	۲/۳۲۳۲	۵/۳۹۷۳	۱/۶۵۰۴	۳-۵۰-۱	ANN3-1
۰/۹۳۰۴	۲/۵۰۴۶	۶/۲۷۲۸	۱/۷۴۴۲	۰/۹۳۹۸	۲/۳۱۱۸	۵/۳۴۴۴	۱/۶۳۸۶	۳-۵۰-۳۲-۱	ANN3-2
۰/۹۴۱۴	۲/۳۶۱۹	۱/۵۷۸۷	۱/۶۸۴۶	۰/۹۴۰۳	۲/۳۰۳۲	۵/۳۰۴۸	۱/۶۳۰۹	۳-۵۰-۳۲-۲۱-۱	ANN3-3
ANN4 (دمای میانگین، ساعات آفتابی، بارندگی)									
۰/۸۷۰۱	۳/۳۳۵۷	۱۱/۱۲۶	۲/۴۶۰۰	۰/۸۸۶۲	۳/۱۳۵۶	۹/۸۳۱۸	۲/۳۱۲۶	۳-۵۰-۱	ANN4-1
۰/۸۹۱۲	۳/۰۸۷۶	۹/۵۳۳۲	۲/۳۰۶۲	۰/۸۸۶۵	۳/۱۳۳۵	۹/۸۱۹۱	۲/۳۲۵۸	۳-۵۰-۳۲-۱	ANN4-2
۰/۸۵۱۵	۳/۶۰۵۳	۱۲/۹۹۸	۲/۶۰۰۹	۰/۸۸۶۴	۳/۱۳۳۷	۹/۹۱۹۸	۲/۳۰۸۰	۳-۵۰-۳۲-۲۱-۱	ANN4-3
ANN5 (رطوبت، بارندگی، ساعات روز، روز سال)									
۰/۹۱۶۸	۲/۶۷۴۷	۷/۱۵۴۰	۱/۸۷۳۹	۰/۹۲۷۸	۲/۵۲۳۹	۶/۳۶۹۹	۱/۸۲۳۷	۴-۵۰-۱	ANN5-1
۰/۹۲۳۲	۲/۵۸۷۵	۶/۶۹۵۴	۱/۸۷۴۰	۰/۹۳۱۸	۲/۴۵۶۱	۶/۰۳۲۴	۱/۷۸۲۹	۴-۵۰-۲۵-۱	ANN5-2
۰/۹۱۸۲	۲/۶۷۱۲	۷/۱۳۵۳	۱/۹۶۴۷	۰/۹۳۰۲	۲/۴۸۶۲	۶/۱۸۱۲	۱/۸۰۵۶	۴-۵۰-۲۵-۱۷-۱	ANN5-3
ANN6 (دمای میانگین، رطوبت، ساعات آفتابی، تابش، روز سال، درجه حرارت خشک)									
۰/۹۴۹۰	۲/۲۰۶۵	۴/۸۶۸۶	۱/۵۷۰۲	۰/۹۵۲۶	۲/۱۰۳۵	۴/۴۲۴۸	۱/۵۳۴۸	۶-۳۷-۱	ANN6-1
۰/۹۵۳۵	۲/۰۸۸۹	۴/۳۶۳۳	۱/۴۹۸۹	۰/۹۵۳۳	۲/۰۴۴۳	۴/۱۷۹۰	۱/۴۳۹۱	۶-۳۷-۱۸-۱	ANN6-2
۰/۹۲۱۶	۲/۶۷۳۲	۷/۱۴۵۸	۲/۰۰۰۰	۰/۹۵۰۳	۲/۱۰۶۴	۴/۴۳۶۸	۱/۵۰۲۲	۶-۳۷-۱۸-۱۲-۱	ANN6-3

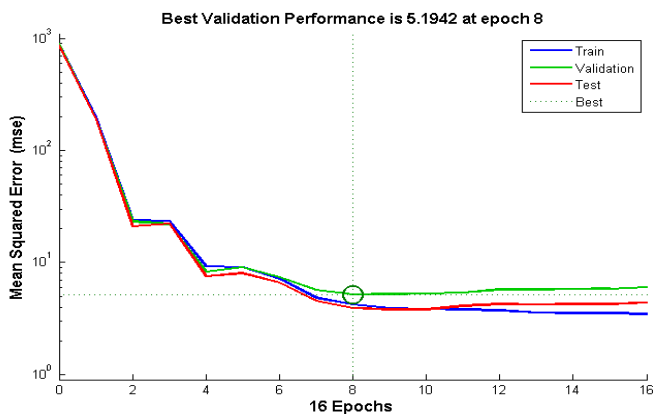
جدید بدتر از قبلی باشد، خطا اتفاق افتاده است و در واقع الگوریتم در جهت نامناسب حرکت کرده است. برای این برنامه تعداد خطا برای خاتمه الگوریتم، شش خطای پشت سر هم در نظر گرفته شد. با در نظر گرفتن شرط خاتمه برنامه، شبکه به epoch شماره ۱۶ رسید و با توجه به جدول (۲) از نظر مقدار خطای آموزش و تست در حد بسیار قابل قبولی قرار گرفت. مقادیر ضریب هم‌بستگی برای داده‌های ورودی (آموزش، اعتبارسنجی، تست و تمام داده‌ها) در شکل (۶) آورده شده است. بیشترین مقادیر MAE، MSE، RMSE و کمترین R برای مدل‌های ارائه شده به ترتیب ۲/۳۲۵۸، ۹/۹۱۹۸، ۳/۱۳۵۶ و ۰/۸۸۶۲ به دست آمد که مربوط به ساختارهای شبکه ANN3 بودند و در واقع متغیرهای انتخاب شده به عنوان ورودی برای این شبکه (ساعات آفتابی، تابش خارج از جو و شماره روز سال) بدترین ورودی‌ها برای پیش‌بینی مقدار تشعشع برای مشهد هستند.

با توجه به نتایج به دست آمده برای شبکه‌ها کمترین مقادیر MAE، MSE، RMSE و بیشترین مقدار R به ترتیب ۱/۴۳۹۱، ۴/۱۷۹۰، ۲/۰۴۴۳ و ۰/۹۵۳۳ هستند که مربوط به ساختار دوم شبکه ANN6 می‌باشد. بنابراین شبکه ANN6-2 با ورودی‌های دمای میانگین، رطوبت، ساعات آفتابی، تابش خارج از جو، شماره روز سال و درجه حرارت خشک و با دو لایه پنهان که در لایه اول ۳۷ نرون و در لایه دوم ۱۸ نرون دارد، بهترین شبکه برای پیش‌بینی تشعشع برای شهر مشهد می‌باشد. برای کنترل کارایی و عملکرد شبکه در حین آموزش، از MSE داده‌ها استفاده شد که بهترین مقدار آن ۵/۱۹۴۲ در epoch هشتم بود (شکل ۵). برای اختتام اجرای الگوریتم می‌توان شرایط مختلفی برای برنامه تعریف کرد که در اینجا شرط خاتمه برنامه رسیدن به تعداد خطای مشخص، تعیین شد. در واقع در هر مرحله که برنامه جواب جدیدی در هر epoch تولید می‌کند، آن را ارزیابی می‌کند که آیا از جواب قبلی بهتر است یا نه، و چنانچه جواب

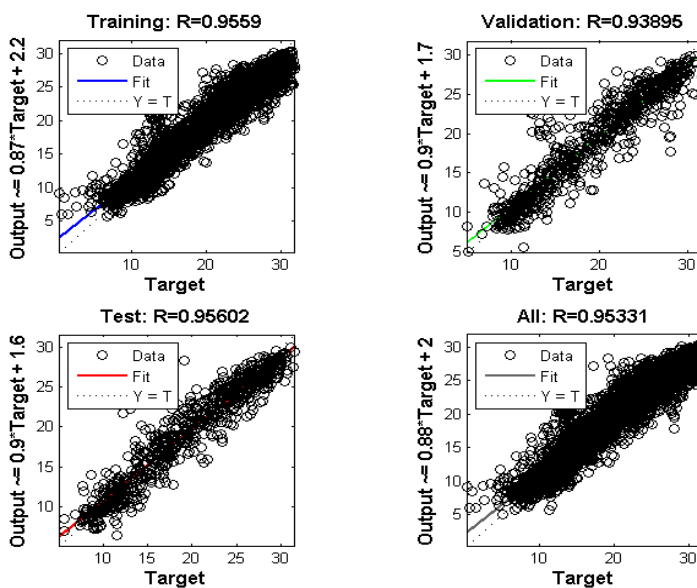
از تخمین بسیار خوب شبکه برای وزن‌های ورودی‌های انتخاب شده می‌باشد.

تشعشع خروجی شبکه عصبی آموزش دیده در مقایسه با تشعشع اندازه‌گیری شده در شکل (۸) نشان داده شده است.

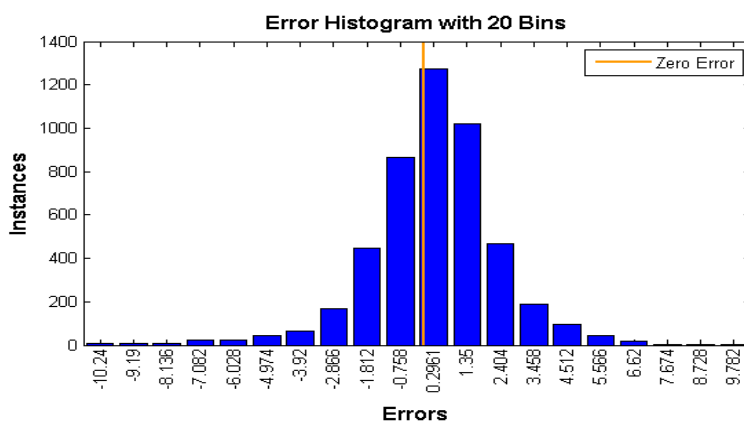
هیستوگرام خطا برای داده‌های بهترین مدل، در شکل (۷) نمایش داده شده است. با توجه به این شکل مشخص است بیشترین خطای اتفاق افتاده نزدیک به خط صفر است و مجموع خطاهای اتفاق افتاده عدد بسیار نزدیک به صفر است که حاکی



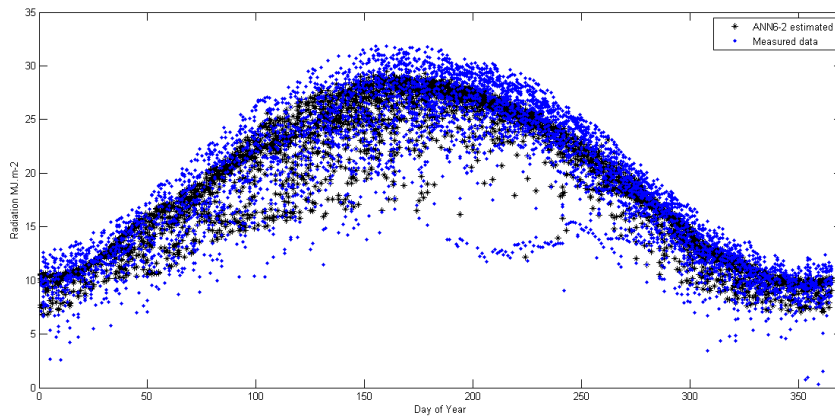
شکل ۵- بهترین کارایی شبکه در حین کنترل آموزش (منبع: خروجی نرم افزار متلب)



شکل ۶- خروجی شبکه ANN6-2 برای داده‌ها (منبع: خروجی نرم افزار متلب)



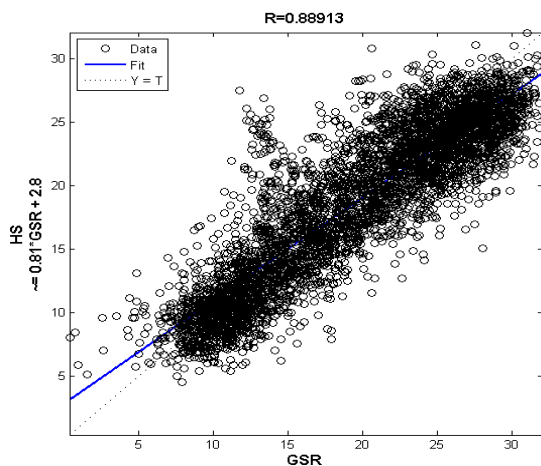
شکل ۷- هیستوگرام خطا در داده‌های مدل ANN6-2 (منبع: خروجی نرم افزار متلب)



شکل ۸- تشعشع اندازه‌گیری شده و مقادیر خروجی ANN6-2 (منبع: داده‌های هواشناسی و خروجی نرم افزار متلب)

نتایج این تحقیق و پژوهش‌های مشابه (Ramedani *et al.*, 1977; Sabbagh *et al.*, 2013; *al.*) نشان داد که شماره روز سال، میزان تابش خارج از جو و ساعات آفتابی از مهم‌ترین پارامترهایی هستند که می‌توان به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تشعشع استفاده کرد. از طرفی با مقایسه نتایج این تحقیق و پژوهش مشابهی که برای استان تهران صورت پذیرفت، می‌توان نتیجه گرفت چون مشاهد در ناحیه اقلیمی خشک و نیمه خشک قرار دارد پارامتر دمای خشک نتایج بهتری نسبت به تهران (با اقلیم معتدل) برای شبکه عصبی داشته است. به این منظور می‌توان امیدوار بود در شرایط مشابه اقلیمی نیز استفاده از متغیرهای محیطی وابسته به اقلیم نسبت به متغیرهای عمومی‌تر، نتایج بهتری برای پیش‌بینی تشعشع داشته باشند.

نتایج این تحقیق و پژوهش‌های مشابه (Ramedani *et al.*, 1977; Sabbagh *et al.*, 2013; *al.*) نشان داد که شماره روز سال، میزان تابش خارج از جو و ساعات آفتابی از مهم‌ترین پارامترهایی هستند که می‌توان به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تشعشع استفاده کرد. از طرفی با مقایسه نتایج این تحقیق و پژوهش مشابهی که برای استان تهران صورت پذیرفت، می‌توان نتیجه گرفت چون مشاهد در ناحیه اقلیمی خشک و نیمه خشک قرار دارد پارامتر دمای خشک نتایج بهتری نسبت به تهران (با اقلیم معتدل) برای شبکه عصبی داشته است. به این منظور می‌توان امیدوار بود در شرایط مشابه اقلیمی نیز استفاده از متغیرهای محیطی وابسته به اقلیم نسبت به متغیرهای عمومی‌تر، نتایج بهتری برای پیش‌بینی تشعشع داشته باشند.



شکل ۹- مقادیر تشعشع ثبت شده در مقایسه با مقادیر رابطه ۷ (منبع: داده‌های هواشناسی و خروجی نرم افزار متلب)

نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه ANN6-2 و تخمین از رابطه ۷) به عنوان مرجع مقایسه توانایی شبکه با داده‌های ثبت شده، در جدول (۳) آورده شده است. همان طور که مشخص است، شبکه عصبی طراحی شده نسبت به مدل مرجع، توانایی بهتری برای پیش‌بینی تشعشع داشته است.

نتایج این تحقیق و پژوهش‌های مشابه (Ramedani *et al.*, 1977; Sabbagh *et al.*, 2013; *al.*) نشان داد که شماره روز سال، میزان تابش خارج از جو و ساعات آفتابی از مهم‌ترین پارامترهایی هستند که می‌توان به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تشعشع استفاده کرد. از طرفی با مقایسه نتایج این تحقیق و پژوهش مشابهی که برای استان تهران صورت پذیرفت، می‌توان نتیجه گرفت چون مشاهد در ناحیه اقلیمی خشک و نیمه خشک قرار دارد پارامتر دمای خشک نتایج بهتری نسبت به تهران (با اقلیم معتدل) برای شبکه عصبی داشته است. به این منظور می‌توان امیدوار بود در شرایط مشابه اقلیمی نیز استفاده از متغیرهای محیطی وابسته به اقلیم نسبت به متغیرهای عمومی‌تر، نتایج بهتری برای پیش‌بینی تشعشع داشته باشند.

بغیر از این، در پژوهش‌های مشابه (Bagheri-toolabi *et al.*, 2013) با کمک الگوریتم کلنی زنبورها مقدار متوسط تابش خورشیدی روی سطح افق را برای چهار منطقه آب و هوایی ایران پیش‌بینی کردند. ایشان با توجه به مدل آنگستروم و داده‌های ثبت شده، مدل پیشنهادی خود را ارائه دادند و در نهایت بیان کردند با توجه به ضرایب پیشنهادی برای مدل آنگستروم در چهار اقلیم متفاوت ایران، می‌توان میزان تابش را با دقت بالایی تخمین زد. تحقیق مشابهی در این زمینه نیز نتایج یکسانی داشت و بیانگر توانایی شبکه عصبی در این زمینه بود (Anjavi-arsanjani *et al.*, 2014). در پژوهش دیگری که در ایستگاه همدیدی تبریز صورت پذیرفت، شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقدار تابش روزانه خورشیدی مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های آماری پنج ساله برای مقایسه با روش آنگستروم و شبکه عصبی مصنوعی مورد آزمون قرار گرفتند. نتایج این تحقیق بیانگر برتری معنی‌دار مدل شبکه عصبی نسبت به روش آنگستروم بود (Sabziparvar

برای تشکیل ماتریس دوم ضرایب، چون باید از لایه ۳۷ به لایه ۱۸ خروجی داشته باشد، یک ماتریس 37×18 به وجود خواهد آمد که در پیوست ارائه شده است. برای تبدیل ماتریس ایجاد شده در لایه دوم ساختار شبکه عصبی به یک خروجی (میزان تشعشع) از وزن‌های یک ماتریس 18×1 و بایاس آن استفاده شد که در جدول (۵) آورده شده است.

رابطه میان تخمین تشعشع از فرمول مرجع (رابطه ۷) و خروجی ANN6-2 در شکل (۱۰) نمایش داده شده است. با مقایسه این شکل و شکل (۹) و R به دست آمده برای آن‌ها مشخص می‌شود که خروجی شبکه عصبی توانسته است داده‌های نزدیک‌تری به داده‌های مدل مرجع نسبت به داده‌های ثبت شده توسط ایستگاه هواشناسی، پیش‌بینی و ارائه دهد. ماتریس ضرایب و بایاس شبکه عصبی آموزش دیده در جدول (۴) و (۵) آورده شده است.

جدول ۳- خطا در مدل ANN6-2 و مدل HS (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

مدل ارائه شده	R	MAE	MSE	RMSE
ANN6-2	۰/۹۵۳۳	۱/۴۳۹۱	۴/۱۷۹۰	۲/۰۴۴۳
HS	۰/۹۳۷۹	۱/۷۶۳۰	۵/۱۰۲۴	۲/۲۵۸۸

جدول ۴- ضرایب ماتریس و بایاس برای تشکیل لایه اول از ورودی‌های شبکه عصبی (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

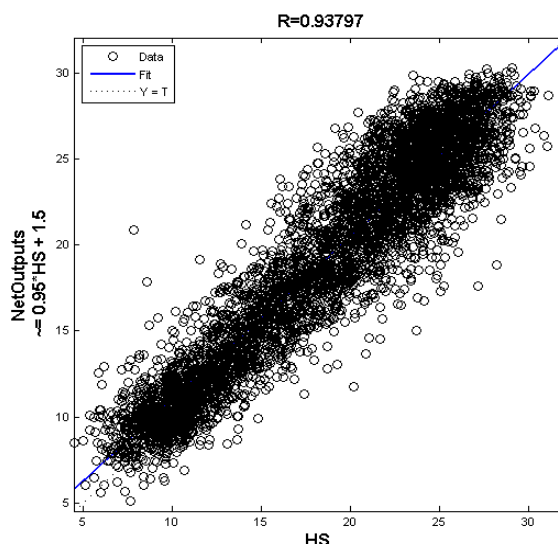
بایاس	دمای خشک	شماره روز سال	تشعشع خارج از جو	ضرایب ماتریس	
				ساعات آفتابی	رطوبت
۲/۴۱۱۹	-۰/۵۹۹۷	۰/۶۲۲۸	-۰/۴۳۷۲	۰/۷۵۳۱	-۰/۴۳۶۶
-۲/۶۰۴۰	۰/۷۹۵۸	-۰/۴۰۵۲	-۱/۹۱۶۱	۱/۳۲۱۳	۰/۲۷۷۳
۲/۲۰۹۶	-۰/۶۹۶۹	-۱/۸۱۳۳	۰/۷۴۲۳	۰/۲۱۲۱	-۱/۲۵۷۱
۰/۱۷۹۱	-۰/۹۹۸۸	۱/۲۴۸۱	-۰/۹۰۶۴	-۰/۴۶۲۴	-۰/۹۹۵۶
۱/۹۲۹۸	۰/۶۴۸۶	-۱/۱۸۸۱	-۰/۶۴۵۳	۱/۲۹۶۳	-۱/۵۶۲۸
۱/۹۰۷۸	۱/۲۰۶۳	-۰/۹۳۰۸	-۱/۳۶۲۸	-۱/۰۰۷۸	-۰/۱۶۸۷
۱/۶۱۷۶	۰/۱۹۲۲	۰/۱۷۶۳	-۱/۷۸۹۸	۱/۶۲۰۶	-۰/۱۳۹۲
-۱/۶۵۶۳	۰/۵۲۵۱	-۱/۵۸۷۵	-۱/۱۵۱۶	۱/۴۱۵۷	۰/۵۹۶۲
۱/۴۴۱۱	۱/۵۸۲۵	-۱/۷۰۷۹	۰/۰۳۶۷	-۰/۷۸۲۶	-۰/۳۷۶۶
۱/۴۲۷۴	۰/۳۹۹۹	۰/۳۶۹۴	-۰/۶۵۹۲	۱/۶۷۱۰	-۰/۷۰۳۷
-۰/۹۹۶۶	۱/۳۸۹۲	۰/۲۹۶۰	۱/۱۴۸۵	۰/۱۳۱۵	-۱/۴۰۱۳
-۱/۱۱۱۴	۱/۶۰۲۶	-۰/۰۴۰۱	-۱/۰۱۷۳	-۰/۶۹۱۹	۱/۳۳۶۸
-۰/۹۹۱۹	-۰/۹۷۲۳	۰/۳۴۷۶	-۰/۹۵۴۶	-۱/۰۳۳۳	-۲/۱۱۶۴
-۰/۸۵۱۳	۱/۳۹۰۵	-۱/۱۳۳۶	۰/۲۹۵۹	-۰/۸۸۴۰	۱/۳۳۸۵
۰/۶۳۸۶	۱/۰۶۸۵	۰/۰۶۹۸	۰/۸۴۸۱	-۰/۶۴۶۳	-۱/۴۳۳۲
-۰/۵۳۲۶	۰/۰۹۶۵	-۱/۲۷۳۷	۱/۲۳۳۸	-۱/۲۲۷۱	-۱/۳۳۳۵
-۰/۱۷۴۸	۱/۵۵۱۶	-۱/۲۸۵۵	-۰/۶۸۵۸	۰/۵۹۳۷	۱/۲۱۷۵
-۰/۱۴۰۴	۰/۹۴۹۷	-۱/۷۴۸۹	-۰/۷۶۹۹	-۰/۷۲۵۹	۱/۳۵۶۴
-۱/۱۸۵۴	۱/۲۲۷۹	-۱/۸۶۱۹	۰/۶۳۹۲	۰/۲۶۸۶	۱/۳۶۲۹
-۱/۵۴۵۹	۰/۵۲۶۳	۲/۱۰۵۱	۰/۰۸۶۹	-۰/۶۳۳۳	۱/۴۷۱۲
-۰/۲۱۵۹	۰/۸۲۲۸	-۱/۷۷۵۸	-۱/۱۴۷۳	۰/۷۴۱۳	-۰/۰۹۸۰
-۰/۵۶۶۹	-۰/۸۹۷۴	-۰/۳۸۲۸	۱/۵۹۳۸	۰/۲۶۵۰	-۰/۵۲۹۷
-۰/۵۸۳۱	۱/۰۹۵۹	۰/۴۰۲۸	۰/۱۹۲۴	-۰/۲۲۱۶	-۰/۴۰۹۶
-۰/۸۰۷۱	-۱/۸۵۵۰	-۰/۹۳۸۲	-۱/۳۳۴۰	-۰/۶۴۹۱	-۰/۳۳۴۸
۰/۷۹۵۳	۰/۵۴۲۶	-۰/۰۶۶۶	-۰/۴۵۰۲	-۱/۵۷۳۶	۰/۳۸۰۲
-۰/۹۹۹۶	-۰/۰۶۶۰	۱/۴۰۰۲	۰/۹۶۳۹	-۰/۲۲۷۱	۰/۸۰۲۸
۱/۲۵۱۲	-۰/۷۲۲۴	-۰/۷۹۷۱	۰/۷۲۶۴	-۱/۱۷۷۵	۱/۷۳۳۳
۱/۲۴۵۸	۰/۸۳۵۶	-۰/۸۳۶۸	-۰/۶۹۷۳	۱/۰۳۴۵	۱/۳۳۹۶
-۱/۰۳۳۹	۱/۶۹۸۱	-۰/۹۰۲۹	-۱/۴۱۴۹	-۰/۸۸۳۶	-۰/۶۶۹۱
۰/۴۹۷۷	۰/۲۴۱۴	-۰/۵۹۹۶	۰/۲۱۱۱	-۱/۲۶۷۰	۱/۲۷۴۴
۱/۷۶۰۳	-۰/۸۶۸۳	-۱/۴۱۱۴	-۰/۰۴۶۴	-۱/۷۱۸۷	۰/۰۳۳۴
-۱/۹۳۰۵	-۱/۲۲۱۱	۰/۷۵۲۹	۱/۱۹۶۹	۰/۵۷۸۲	-۱/۲۱۹۰
۱/۹۲۸۷	۰/۸۴۰۴	-۰/۹۰۰۷	-۰/۵۴۱۸	۱/۴۹۳۲	۰/۸۳۸۸
۱/۰۸۸۹	-۱/۴۷۹۸	-۱/۳۲۰۹	۰/۷۰۹۵	۰/۳۱۵۱	۱/۱۷۳۸
-۲/۲۷۳۹	-۰/۷۲۳۴	۱/۵۷۰۶	-۰/۱۰۱۴	۰/۵۷۳۲	-۰/۹۶۵۵
-۲/۵۴۱۴	۰/۲۳۴۰	-۰/۳۱۹۱	-۱/۱۸۴۸	۱/۸۰۹۷	-۰/۳۳۰۵
۲/۵۷۰۹	-۱/۰۹۸۱	۱/۰۹۱۸	-۰/۱۸۱۱	۱/۰۳۳۵	۱/۱۹۸۰

جدول ۵- ضرایب ماتریس تبدیل لایه پنهان دوم به خروجی (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Neuron 4	Neuron 5	Neuron 6	Neuron 7	Neuron 8	Neuron 9	Neuron 10
۰/۳۰۵۸	-۰/۳۴۷۰	-۰/۴۵۱۳	-۰/۰۰۸۳	۰/۲۸۵۴	۰/۴۲۸۹	۰/۳۲۶۵	-۰/۴۰۴۱	-۰/۰۰۰۶	۰/۶۲۸۸

ادامه جدول ۵- ضرایب ماتریس و بایاس تبدیل لایه پنهان دوم به خروجی (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

Neuron 11	Neuron 12	Neuron 13	Neuron 14	Neuron 15	Neuron 16	Neuron 17	Neuron 18	Bios
۰/۷۴۲۷	-۰/۵۴۰۳	-۰/۴۸۷۶	۰/۳۱۴۳	-۰/۳۸۱۲	-۰/۲۷۷۵	۰/۶۱۵۲	۱/۰۳۴۶	۰/۱۶۹۳



شکل ۱۰- خروجی ANN6-2 در مقایسه با HS (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

نتیجه‌گیری

مشهد دارد. با توجه به پژوهش‌های انجام شده مشابه و نتایج این تحقیق، به نظر می‌رسد انتخاب متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی مصنوعی تأثیر فراوانی بر توانایی و دقت شبکه برای پیش‌بینی تشعشع در اقلیم‌های مختلف خواهد داشت و از این موضوع می‌توان برای ارائه پژوهش‌های مشابه استفاده کرد. پیشنهاد می‌شود در اقلیم‌های متفاوت کشور این تنوع متغیرهای ورودی برای آموزش شبکه‌های مختلف استفاده شود تا در هر اقلیم مناسب‌ترین ورودی‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی تشعشع به دست آیند.

سپاسگزاری

این پژوهش با داده‌های ایستگاه هواشناسی و سینوپتیک مشهد صورت پذیرفت که لازم است از مساعدت ایشان تشکر کنیم.

با توجه به نتایج به دست آمده در این تحقیق، می‌توان دریافت شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک ابزار و راه‌کار توانایی پیش‌بینی تشعشع را از روی داده‌های هواشناسی مرسوم دارد. در شهر مشهد، مناسب‌ترین مدل به دست آمده از بین سایر مدل‌های ارائه شده، دارای شش متغیر ورودی، دو لایه پنهان با ۳۷ و ۱۸ نرون و یک خروجی می‌باشد. ورودی‌های شبکه دمای میانگین، رطوبت، ساعات آفتابی، تابش خارج از جو، شماره روز سال و درجه حرارات خشک و خروجی آن تشعشع می‌باشند. مقادیر R، MAE، MSE و RMSE برای مدل مذکور به ترتیب ۰/۹۵۳۳، ۱/۴۳۹۱، ۴/۱۷۹۰ و ۲/۰۴۴۳ هستند. در مقایسه با مدل مرجع (رابطه هارگریوز - سامانی) که برای تخمین تشعشع از دمای کمینه و بیشینه و ضرایب محلی استفاده می‌کند، شبکه عصبی مذکور توانایی بیشتری برای تخمین تشعشع در شهر

REFERENCES

- Abdolzade, M., Jafari, S., Rahnama, M., Ameri, M. (2008). Determining the best angle for stand solar modules to achieve the maximum solar radiation in Kerman. *International journal of engineering science*, 19, 35-53. (In Farsi)
- Aeleneia, L., Gonçal, H. (2014). From Solar Building Design to Net Zero Energy Buildings: Performance Insights of an Office Building. *Energy Procedia*, 48, 1236-1243.
- Amadeh, H. (2013). Analyzing of demanding of agricultural energy in Iran. *Journal of economic energy of Iran*, 8, 4-21. (In Farsi)
- Anjavi-arsajani, M., Yaghubi, M., Jafarpour, K. (2014). Evaluating of solar potential energy in different region of weather in Iran with the aim of artificial neural network. 1th international

- conference and exhibition on solar energy, May 19-20, 2014. Code 1205, 887-898. (In Farsi)
- Azadeh, A., Maghsoudi, A., Sohrabkhani, S. (2009). An Integrated Artificial Neural Networks Approach for Predicting Global Radiation. *Energy Conversion and Management*, 50, 1497-1505.
- Bagheri-toolabi, H., Moradi, M.H., Bagheri-toolabi, S. (2013). New method for estimating solar radiation on a horizontal surface. *Journal of Iranian Energy*, 16(2), 61-76. (In Farsi)
- Bayati, H., Najafi, A. (2013). Comparison between artificial neural network and regression analyze in order to estimate bulk of tree bough. *Journal of jungle and wood products*, 66, 177-189. (In Farsi)
- Behrang, M., Assareh, E., Ghanbarzadeh, A., Noghrehabadi, A. (2010). The Potential of Different Artificial Neural Network (ANN) Techniques in Daily Global Solar Radiation Modeling Based Meteorological Data. *Solar Energy*, 84, 1468-1480.
- Chineke, T.C. (2008). Equations for estimating global solar radiation in data sparse regions. *Renewable Energy*, 33, 827-831.
- FAO. (2009). *Reference Manual*, version 3.1, January 2009.
- Gani, A., Mohammadi, K., Shamshirband, S., Khorasanizadeh, H., Seyed, A., Piri, J., Zuraini, I., Zamani, M. (2015). Day of the Year-Based Prediction of Horizontal Global Solar Radiation by a Neural Network Auto-Regressive Model. *Theoretical and Applied Climatology*, 121, 3-12.
- Ghaderi, F., Bamdad, Sh. (2005). A mathematical model for estimating electrical energy via time series. *Journal of Energy of Iran*, 23, 36-44. (In Farsi)
- Hamidianpoor, M., Saliighe, M., Fallah, Gh. (2013). Inner finding methods usage in order to analyze of drought (case study: Khorasan Razavi). *Jeopardy and Development*, 30, 57-70. (In Farsi)
- Hargreaves, G.H., Samani, Z.A. (1982). Estimation of potential evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Division, Proceedings of the American Society of Civil Engineers*, 108, 223-230.
- IEA. (2014). *International Energy Agency, Online Data Services*. (<http://www.iea.org/statistics>)
- Javadi, S., Moini, S. (2010). A New Solar Radiation Models for IRAN. *14th WSEAS International Conference on Systems (Part of the 14th WSEAS CSCC Multiconference), Corfu Island, Greece, July 22-24, 2010*. ISSN: 1792-4235. ISBN: 978-960-474-199-1.
- Jalaie, A., Jafari, S., Ansari Lari, S. (2013). Prediction of demand function of electricity in Iran with the aim of data province. *Journal of economic energy of Iran*, 8: 62-92. (In Farsi)
- Khalesidoost, A., Biganetalab, B. (2012). Usage of energy storage system for heat preparation of buildings with the aim of solar energy. *Conversion of Energy*, 3, 37-46. (In Farsi)
- Krewitt, W., Simon, S., Pregger, T. (2008). Renewable Energy Deployment Potentials in Large Economies. *Report prepared by order of REN2, 41 pages*.
- Renewable Energy Policy Network for the 21st Century.
- Li, H., Ma, W., Lian, Y., Wang, X. (2010). Estimating Daily Global Solar Radiation by Day of Year in China. *Applied Energy*, 87, 3011-3017.
- Macedon D., Visaa, I., Neagoea, M., Burduhosa, B. (2013). Solar Heating & Cooling Energy Mixes to Transform Low Energy Buildings in Nearly Zero Energy Buildings. SHC 2013, International Conference on Solar Heating and Cooling for Buildings and Industry, September 23-25, 2013, Freiburg, Germany. *Energy Procedia*, 48, 924-937.
- Mahdavi Adeli, M., Ghanbari, A. (2013). Analyze relationship between carbon dioxide, Gross Production and Energy consumption in Iran. *Journal of economic energy of Iran*, 9, 217-237. (In Farsi)
- Paltridge, G., Proctor, D. (1976). Monthly Mean Solar Radiation Statistics for Australia. *Sol Energy*, 18, 235-243.
- Ramedani, Z., Omid, M., Keyhani, A. (2013). Modeling Solar Energy Potential in a Tehran Province Using Artificial Neural Network. *International Journal of Green Energy*, 10, 427-441.
- Sabbagh, J., Sayigh, A., Al-Salam, E. (1977). Estimation of the Total Solar Radiation from Meteorological Data. *Sol Energy*, 19, 307-311.
- Sabziparvar, A., Oliaae, E. (2011). Evaluation of the performance of artificial neural networks (ANN) in predicting the daily global solar radiation and comparison with results from the Angström model (case study: Tabriz synoptic station). *Iranian Geophysics Journal*, 5, 30-41. (In Farsi)
- Sabziparvar, A., Shetaee, H. (2007). Estimation of Global Solar Radiation in Arid and Semi-Arid Climates of East and West Iran. *Energy*, 32, 649-655.
- Sherbafian, N. (2008). Estimating technical and economical of heat solar Potential in Iran: A solution of Sustainable Solar Energy. *A seasonal Journal of Economic Energy Studies*, 15, 35-53. (In Farsi)
- Sozen, A., Arcaklioglu, E., Ozalp, M. (2004). Estimation of Solar Potential in Turkey by Artificial Neural Networks Using Meteorological and Geographical Data. *Energy Conversion and Management*, 45, 3033-3052.
- Tymvios, F.S., Jacovides, C.P., Michaelides, S.C., Scouteli, C. (2005). Comparative study of Angstrom's and artificial neural network's methodologies in estimating global solar radiation. *Solar Energy*, 78, 752-762.
- Wang, S. (2003). *Artificial Neural Network*. ISBN 978-1-4613-5046-0.
- Yaghoubi, M., Sabazevari, A. (1996). Further Data on Solar Radiation in Shiraz, Iran. *Renewable Energy*, 7(4), 393-399.
- Zamani-mahi-abadi, M. (2014). Prediction of daily global solar radiation in Rafsanjan with the aim of artificial neural network. *Journal of Iranian Energy*, 16(4), 15-32. (In Farsi)

پیوست

ضرایب ماتریس تبدیل لایه پنجهان اول به لایه پنجهان دوم شبکه (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

Neuron 1	Neuron 2	Neuron 3	Neuron 4	Neuron 5	Neuron 6	Neuron 7	Neuron 8	Neuron 9	Neuron 10
-۰/۰۶۲۳	۰/۰۹۰۶	۰/۴۴۳۴	-۰/۲۷۵۱	۰/۱۷۲۶	۰/۳۹۶۰	۰/۳۱۹۵	-۰/۱۵۱۳	-۰/۴۳۸۱	-۰/۰۹۷۳
-۰/۳۱۱۰	-۰/۳۸۴۷	-۰/۲۹۵۰	۰/۳۹۵۷	-۰/۰۹۲۴	-۰/۰۶۷۸	-۰/۳۸۸۰	۰/۲۴۴۴	۰/۰۹۴۶	-۰/۲۱۹۰
۰/۲۵۶۱	-۰/۳۶۳۲	-۰/۴۵۴۲	۰/۴۱۸۴	۰/۲۳۲۳	۰/۰۰۲۶	-۰/۴۲۷۷	-۰/۲۷۲۶	۰/۲۱۱۵	-۰/۰۰۶۱
۰/۰۲۵۶	۰/۴۰۰۸	-۰/۴۳۱۱	-۰/۰۸۸۷	-۰/۳۶۵۵	-۰/۱۵۴۱	۰/۱۵۹۱	۰/۳۸۱۱	-۰/۰۹۳۳	۰/۰۲۷۰
-۰/۰۰۳۰	-۰/۱۰۷۲	۰/۲۱۷۵	۰/۰۴۴۱	-۰/۱۶۹۰	۰/۳۷۶۴	۰/۴۹۷۰	۰/۰۳۸۷	۰/۱۹۳۹	-۰/۱۵۱۴
۰/۰۰۶۸	-۰/۳۴۸۵	-۰/۱۴۵۱	-۰/۲۱۶۵	۰/۳۹۳۴	۰/۳۰۱۳	۰/۰۳۹۹	-۰/۱۴۱۲	-۰/۰۷۰۸	-۰/۰۹۵۰
۰/۵۳۶۹	-۰/۲۴۱۳	۰/۲۹۳۶	-۰/۶۷۹۳	۰/۰۴۸۲	۰/۱۰۵۵	-۰/۱۵۸۴	-۰/۰۹۴۰	۰/۴۰۱۳	-۰/۳۰۵۱
۰/۰۹۷۷	۰/۵۴۵۰	-۰/۲۵۳۷	۰/۱۰۰۶	۰/۰۴۹۴	۰/۲۶۰۰	۰/۳۷۸۴	۰/۰۸۸۱	۰/۱۹۵۴	۰/۱۹۴۷
۰/۲۲۰۷	۰/۴۱۰۶	۰/۰۸۳۲	-۰/۲۴۷۳	-۰/۳۲۹۲	-۰/۲۳۸۶	۰/۱۵۹۳	-۰/۳۳۵۲	۰/۱۴۰۷	-۰/۲۶۲۰
۰/۱۹۷۴	-۰/۳۲۹۴	-۰/۵۶۱۹	-۰/۲۳۵۹	-۰/۲۰۱۴	۰/۰۷۱۵	-۰/۲۶۸۷	-۰/۰۲۶۸۰	-۰/۰۶۰۱	۰/۱۹۳۳
-۰/۵۰۶۹	-۰/۳۵۵۹	-۰/۱۷۴۵	-۰/۰۲۲۸	۰/۱۰۰۹	-۰/۲۳۰۰	-۰/۰۸۸۷	-۰/۱۰۸۷	۰/۰۱۷۳	-۰/۱۵۷۳
-۰/۰۰۲۱	۰/۴۵۷۰	-۰/۱۳۷۴	۰/۱۰۹۷	۰/۱۵۱۵	-۰/۴۲۲۷	۰/۳۸۱۵	-۲۹۶۰	۰/۱۱۶۱	-۰/۳۵۸۴
۰/۰۰۰۸	-۰/۱۶۴۷	۰/۰۳۳۰	-۰/۸۷۲۴	-۰/۱۰۵۰	۰/۱۵۱۴	-۰/۲۹۴۸	۰/۰۴۳۹	-۰/۲۳۱۷	۰/۳۶۵۵
۰/۳۰۳۷	-۰/۳۸۳۲	-۰/۳۹۹۹	-۰/۲۹۶۱	-۰/۱۵۷۹	-۰/۴۱۵۹	-۰/۳۷۰۴	۰/۱۶۰۳	۰/۰۳۲۴	-۰/۰۷۹۱
-۰/۴۰۸۵	۰/۱۳۵۹	۰/۱۸۲۰	-۰/۱۴۳۶	-۰/۱۱۹۲	-۰/۴۷۰۰	۰/۰۷۶۶	-۰/۰۳۷۴	-۰/۳۸۴۲	-۰/۰۸۳۶
۰/۱۳۶۴	-۰/۳۸۹۴	۰/۰۸۹۷	۰/۰۳۱۶۷	۰/۲۴۲۳	۰/۲۸۶۴	۰/۱۱۱۴	۰/۱۱۹۶	-۰/۱۹۴۷	۰/۱۹۳۹
-۰/۱۹۵۴	-۰/۲۶۳۴	-۰/۰۴۴۱	-۰/۲۴۹۹	۰/۲۲۴۱	۰/۲۷۸۲	-۰/۰۹۹۷	-۰/۲۶۰۵	۰/۱۴۴۹	۰/۷۲۰۸
-۰/۳۲۵۷	۰/۰۷۵۱	۰/۵۸۰۸	۰/۱۰۱۲	-۰/۳۳۶۴	۰/۵۱۵۸	۰/۳۴۱۴	۰/۴۴۵۳	-۰/۳۶۷۶	-۰/۰۳۷۲

ادامه جدول ۵- ضرایب ماتریس تبدیل لایه پنجهان اول به لایه پنجهان دوم شبکه (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

Neuron 11	Neuron 12	Neuron 13	Neuron 14	Neuron 15	Neuron 16	Neuron 17	Neuron 18	Neuron 19	Neuron 20
-۰/۲۰۸۷	۰/۲۶۶۲	-۰/۱۷۲۱	۰/۵۱۰۳	-۰/۰۸۴۹	۰/۳۰۱۰	-۰/۲۷۹۹	-۰/۲۶۰۷	۰/۴۵۳۵	-۰/۴۸۶۲
-۰/۲۶۲۵	۰/۲۴۶۴	-۰/۳۳۹۰	-۰/۱۸۷۴	۰/۲۷۳۹	۰/۲۴۸۰	۰/۰۸۳۹	۰/۴۲۷۳	-۰/۲۶۴۴	-۰/۴۴۱۷
-۰/۲۵۰۹	-۰/۰۷۶۰	۰/۱۷۵۲	۰/۳۹۴۹	-۰/۴۶۱۸	۰/۲۹۷۲	-۰/۰۹۹۵	۰/۵۱۰۴	-۰/۳۰۸۷	۰/۳۲۰۰
۰/۰۳۳۴	۰/۳۰۶۳	۰/۰۴۵۲	-۰/۰۴۰۵	۰/۰۱۳۳	۰/۳۴۳۳	۰/۲۸۲۴	-۰/۱۱۵۸	-۰/۱۵۶۸	-۰/۱۲۹۰
-۰/۲۸۱۲	-۰/۳۷۷۶	۰/۳۴۶۹	۰/۳۷۵۹	-۰/۱۸۴۸	-۰/۳۲۳۰	-۰/۰۷۶۸	۰/۵۶۰۹	-۰/۵۱۸۶	-۰/۴۷۸۵
۰/۰۶۸۵	۰/۰۶۱۵	۰/۴۱۱۴	-۰/۲۳۹۵	-۰/۱۶۵۵	۰/۴۰۲۳	-۰/۱۸۳۹	۰/۱۲۱۵	-۰/۲۱۲۵	۰/۳۰۲۶
۰/۰۰۳۴	۰/۱۴۵۳	۰/۳۱۳۴	-۰/۲۹۴۱	۰/۱۲۰۳	-۰/۳۷۸۱	۰/۲۲۴۹	۰/۳۳۰۸	-۰/۰۲۷۲	۰/۲۶۶۰
۰/۲۳۵۰	۰/۴۶۹۳	-۰/۰۴۲۸	-۰/۲۲۴۲	-۰/۰۷۹۱	-۰/۲۲۱۳	-۰/۴۰۵۷	-۰/۱۲۱۸	۰/۰۵۹۱	۰/۴۶۷۷
۰/۱۴۴۹	۰/۰۸۹۵	-۰/۰۶۵۸	۰/۲۴۶۲	-۰/۲۶۵۹	-۰/۰۷۶۳	۰/۴۲۰۸	۰/۲۰۶۶	۰/۴۰۸۰	-۰/۳۵۵۴
-۰/۱۵۸۷	-۰/۲۲۴۵	-۰/۰۱۲۶	۰/۰۱۵۷	-۰/۳۹۸۶	۰/۵۳۶۷	-۰/۰۱۰۰	۰/۸۵۷۶	-۰/۳۴۶۸	۰/۱۲۱۷
۰/۱۵۱۶	۰/۲۴۹۷	-۰/۵۴۲۵	-۰/۰۱۵۹	-۰/۴۵۲	-۰/۱۳۵۴	۰/۰۶۹۵	۰/۱۴۲۰	-۰/۶۰۱۲	۰/۰۶۰۴
۰/۰۳۵۲	-۰/۴۳۹۹	-۰/۱۹۴۲	-۰/۲۵۰۵	-۰/۳۰۰۱	۰/۱۹۸۰	۰/۱۴۵۹	-۰/۲۹۰۲	-۰/۱۳۶۰	-۰/۳۴۱۰
-۰/۳۳۲۰	۰/۵۳۸۴	-۰/۵۶۷۴	-۰/۱۴۵۰	۰/۳۱۷۹	۰/۰۷۵۲	-۰/۱۲۵۷	-۰/۴۷۶۰	۰/۱۶۲۳	۰/۲۵۵۴
۰/۱۶۶۷	-۰/۰۸۰۸	۰/۱۱۹۷	۰/۲۶۱۸	-۰/۱۳۳۷	-۰/۳۰۸۲	-۰/۱۶۴۵	-۰/۰۱۸۸	۰/۰۹۲۹	۰/۳۳۷۸
-۰/۲۶۴۲	-۰/۳۴۱۰	-۰/۰۷۶۲	۰/۲۹۸۰	۰/۲۲۹۸	۰/۱۵۶۳	-۰/۱۲۲۵	۰/۱۹۶۲	-۰/۴۶۴۶	-۰/۰۹۴۰
-۰/۱۲۲۹	-۰/۲۷۹۰	-۰/۲۸۷۰	۰/۳۸۸۰	۰/۱۱۸۲	۰/۳۱۷۶	-۰/۲۷۳۵	-۰/۴۰۲۵	-۰/۱۳۱۴	۰/۱۷۴۶
۰/۲۰۷۳	۰/۱۱۲۷	-۰/۲۳۶۵	۰/۲۸۸۷	۰/۱۰۱۵	۰/۴۷۲۱	-۰/۱۶۰۶	۰/۶۰۵۰	۰/۳۶۰۱	۰/۲۵۱۱
۰/۲۸۳۸	۰/۴۵۱۱	۰/۰۲۵۰	-۰/۲۲۲۸	-۰/۲۵۰۱	-۰/۱۸۳۱	۰/۱۰۱۱	-۰/۰۶۹۲	۰/۳۹۵۹	۰/۲۲۶۸

ادامه جدول ۵- ضرایب ماتریس تبدیل لایه پنهان اول به لایه پنهان دوم شبکه (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

Neuron 21	Neuron 22	Neuron 23	Neuron 24	Neuron 25	Neuron 26	Neuron 27	Neuron 28	Neuron 29	Neuron 30
۰/۳۳۴۹	-۰/۱۰۹۵	-۰/۱۰۸۷	۰/۴۰۹۱	-۰/۱۴۹۸	۰/۰۵۴۹	-۰/۱۲۰۲	۰/۲۵۳۰	-۰/۱۶۶۱	-۰/۳۲۸۱
۰/۲۳۷۰	۰/۰۶۳۳	۰/۰۴۵۸	۰/۰۱۳۵	۰/۴۴۰۳	-۰/۳۵۷۱	-۰/۲۱۷۹	۰/۱۴۰۸	-۰/۰۰۷۹	۰/۲۸۳۶
۰/۶۳۰۸	۰/۳۱۰۶	۰/۴۵۱۹	-۰/۲۰۹۴	-۰/۳۱۳۹	۰/۴۳۶۹	۰/۰۹۷۲	۰/۰۴۸۸	-۰/۰۴۸۹	-۰/۰۸۰۴
۰/۲۱۰۵	۰/۳۷۰	-۰/۱۱۱۴	۰/۲۷۹۱	-۰/۳۶۶۱	-۰/۱۰۰۶	۰/۱۳۳۲	-۰/۳۸۶۵	-۰/۳۸۵۱	-۰/۱۵۳۲
-۰/۲۷۹۸	-۰/۰۲۷۲	-۰/۲۲۷۲	-۰/۰۲۶۶	۰/۲۵۳۷	۰/۱۲۵۱	-۰/۲۲۶۸	-۰/۰۲۵۷	-۰/۲۹۷۷	۰/۱۹۲۷
۰/۲۴۹۲	۰/۱۶۹۹	۰/۲۰۱۷	۰/۱۹۴۴	-۰/۲۲۴۵	۰/۴۰۵۵	۰/۴۲۴۷	-۰/۱۶۰۴	۰/۳۳۸۴	-۰/۴۴۹۷
-۰/۱۷۶۹	-۰/۱۲۴۰	۰/۲۵۴۳	-۰/۰۱۲۴	-۰/۶۰۰۲	۰/۳۱۰۱	-۰/۲۸۴۲	۰/۰۲۳۹	۰/۲۸۷۷	-۰/۲۲۳۵
۰/۱۳۷۶	-۰/۲۳۸۳	۰/۳۳۴۴	-۰/۰۰۶۶	۰/۴۶۴۱	۰/۲۵۱۴	۰/۱۶۱۹	۰/۱۰۷۸	-۰/۳۸۲۷	-۰/۴۰۰۶
-۰/۲۰۴۷	۰/۳۵۴۶	-۰/۰۷۱۲	-۰/۴۰۹۳	۰/۳۱۴۸	۰/۳۰۵۴	۰/۲۸۰۲	-۰/۱۰۴۲	-۰/۰۳۰۱	۰/۲۲۰۴
۰/۳۷۱۱	-۰/۵۸۳۱	-۰/۰۰۸۸	-۰/۰۰۱۴	-۰/۱۰۹۳	۰/۴۶۱۱	۰/۳۲۳۱	۰/۳۶۵۰	-۰/۳۲۰۵	-۰/۲۴۲۹
۰/۴۸۹۳	۰/۱۵۵۲	-۰/۰۹۸۱	-۰/۴۰۳۵	۰/۱۷۶۲	۰/۱۷۴۷	۰/۰۰۱۸	-۰/۲۴۳۳	۰/۲۳۶۴	-۰/۲۱۶۲
۰/۱۸۳۰	-۰/۳۲۳۹	۰/۱۶۳۴	۰/۲۱۶۲	۰/۴۱۲۹	۰/۰۳۲۲	-۰/۰۰۷۳	-۰/۳۵۳۰	۰/۰۸۴۷	-۰/۰۰۷۲
۰/۱۴۵۷	-۰/۴۳۲۰	-۰/۲۳۶۶	-۰/۴۵۹۶	۰/۰۶۶۶	۰/۴۲۴۶	۰/۲۳۸۷	-۰/۳۹۱۷	۰/۳۶۲۳	۰/۰۵۷۶
۰/۰۶۷۸	۰/۲۸۶۱	۰/۱۵۷۹	۰/۲۱۰۵	۰/۰۱۵۷	-۰/۲۳۵۰	-۰/۰۰۴۵	-۰/۱۳۹۷	۰/۳۹۶۳	-۰/۱۳۴۱
-۰/۲۲۹۷	۰/۰۱۰۲	-۰/۱۱۶۹	-۰/۱۱۸۶	-۰/۴۱۷۷	-۰/۳۰۵۵	-۰/۳۵۴۰	-۰/۱۳۸۸	۰/۴۳۴۹	-۰/۰۶۸۳
۰/۴۴۴۸	-۰/۰۵۳۴	۰/۱۱۵۲	۰/۵۰۵۰	۰/۰۹۲۱	۰/۴۵۵۰	-۰/۳۲۴۷	-۰/۲۸۶۶	۰/۱۶۹۷	۰/۴۵۶۴
۰/۰۰۲۶	-۰/۴۵۰۵	۰/۲۹۲۰	-۰/۱۷۵۷	۰/۲۷۶۹	-۰/۰۵۶۰	۰/۳۳۳۲	۰/۱۵۵۱	-۰/۱۴۷۷	۰/۳۱۵۸
-۰/۳۱۷۸	۰/۲۹۹۸	۰/۱۶۹۹	-۰/۴۷۱۷	۰/۲۹۳۱	-۰/۲۷۹۰	۰/۱۷۸۴	-۰/۱۴۸۰	-۰/۱۸۰۳	-۰/۰۰۵۸

ادامه جدول ۵- ضرایب ماتریس و بایاس تبدیل لایه پنهان اول به لایه پنهان دوم شبکه (منبع: خروجی نرم افزار متلب)

Neuron 31	Neuron 32	Neuron 33	Neuron 34	Neuron 35	Neuron 36	Neuron 37	Bios
-۰/۰۸۵۶	-۰/۰۵۴۴	۰/۱۱۸۷	۰/۳۷۱۳	۰/۰۶۶۰	۰/۳۳۶۱	-۰/۳۸۴۱	۱/۵۳۶۷
-۰/۰۰۶۴	۰/۲۶۷۰	-۰/۰۳۴۶	۰/۰۹۰۰	-۰/۳۶۵۹	۰/۱۰۳۵	-۰/۲۹۲۷	۱/۳۶۹۴
۰/۱۳۶۲	-۰/۳۳۱۷	-۰/۲۸۴۹	۰/۰۱۰۷	-۰/۱۲۰۵	۰/۲۲۶۸	۰/۳۸۹۱	-۱/۰۳۳۳
۰/۳۰۸۲	-۰/۲۱۵۷	۰/۱۶۳۶	۰/۳۰۳۸	-۰/۰۲۹۸	۰/۴۲۹۸	-۰/۳۴۶۹	-۰/۹۹۹۱
-۰/۳۵۴۴	۰/۲۱۵۴	-۰/۱۲۶۲	۰/۰۲۷۱	۰/۰۶۵۰	-۰/۲۴۱۱	۰/۳۲۰۷	-۰/۸۵۰۵
۰/۱۸۱۲	-۰/۳۸۱۰	۰/۰۹۲۳	۰/۱۲۰۷	۰/۳۷۶۸	-۰/۲۶۶۷	۰/۲۵۱۸	-۰/۶۱۶۵
-۰/۰۸۳۱	۰/۲۲۵۴	۰/۳۹۹۳	-۰/۱۵۶۲	۰/۱۰۵۸	۰/۲۸۱۲	۰/۳۳۶۲	-۰/۴۱۲۰
-۰/۳۲۴۵	۰/۱۹۳۳	۰/۱۱۸۴	۰/۳۱۷۶	-۰/۶۱۲۱	۰/۱۵۹۷	-۰/۶۳۲۶	-۰/۲۷۷۲
۰/۱۲۳۹	۰/۱۶۶۴	-۰/۳۱۶۷	۰/۲۱۸۸	-۰/۱۳۹۶	-۰/۰۰۹۲	۰/۳۱۲۸	-۰/۰۸۸۲
۰/۵۰۶۲	۰/۰۲۱۷	۰/۳۵۵۲	-۰/۲۳۳۲	-۰/۴۱۱	۰/۱۹۸۶	-۰/۲۹۰۹	۰/۰۷۲۶
۰/۲۶۸۸	۰/۴۲۹۷	-۰/۱۱۸۶	۰/۴۶۴۸	-۰/۰۰۱۲	-۰/۳۴۶۸	-۰/۲۷۹۰	-۰/۱۹۲۷
-۰/۲۰۳۷	-۰/۳۱۸۴	-۰/۳۰۲۶	-۰/۴۴۰۷	۰/۲۸۹۱	۰/۲۳۱۶	-۰/۳۴۵۱	-۰/۴۲۲۴
۰/۴۶۲۱	-۰/۱۴۲۶	۰/۱۵۲۳	-۰/۰۷۸۲	۰/۵۴۱۱	-۰/۲۱۶۹	۰/۰۲۰۷	-۰/۶۵۲۴
۰/۰۸۳۷	۰/۰۱۷۵	-۰/۳۰۰۵	۰/۳۲۹۰	-۰/۲۰۳۲	۰/۴۷۲۸	۰/۱۷۶۱	۰/۷۲۶۷
-۰/۰۱۰۷	۰/۱۵۲۵	-۰/۲۳۰۳	-۰/۰۰۵۴	-۰/۲۴۴۸	۰/۳۱۸۴	۰/۲۸۳۲	-۰/۹۶۶۸
۰/۰۳۳۷	۰/۳۵۳۰	۰/۱۲۱۴	-۰/۰۰۹۳	۰/۳۸۷۹	۰/۰۱۸۱	-۰/۰۸۱۹	۱/۱۸۴۸
-۰/۰۷۶۹	۰/۲۷۲۶	-۰/۳۶۷۳	-۰/۰۹۸۵	۰/۲۲۶۳	-۰/۲۶۳۸	۰/۰۲۳۷	-۱/۳۲۹۶
-۰/۲۰۷۳	-۰/۳۵۲۳	-۰/۲۰۷۱	-۰/۳۵۰۲	-۰/۰۵۴۸	-۰/۲۱۱۴	-۰/۲۱۹۳	-۱/۵۴۳۳