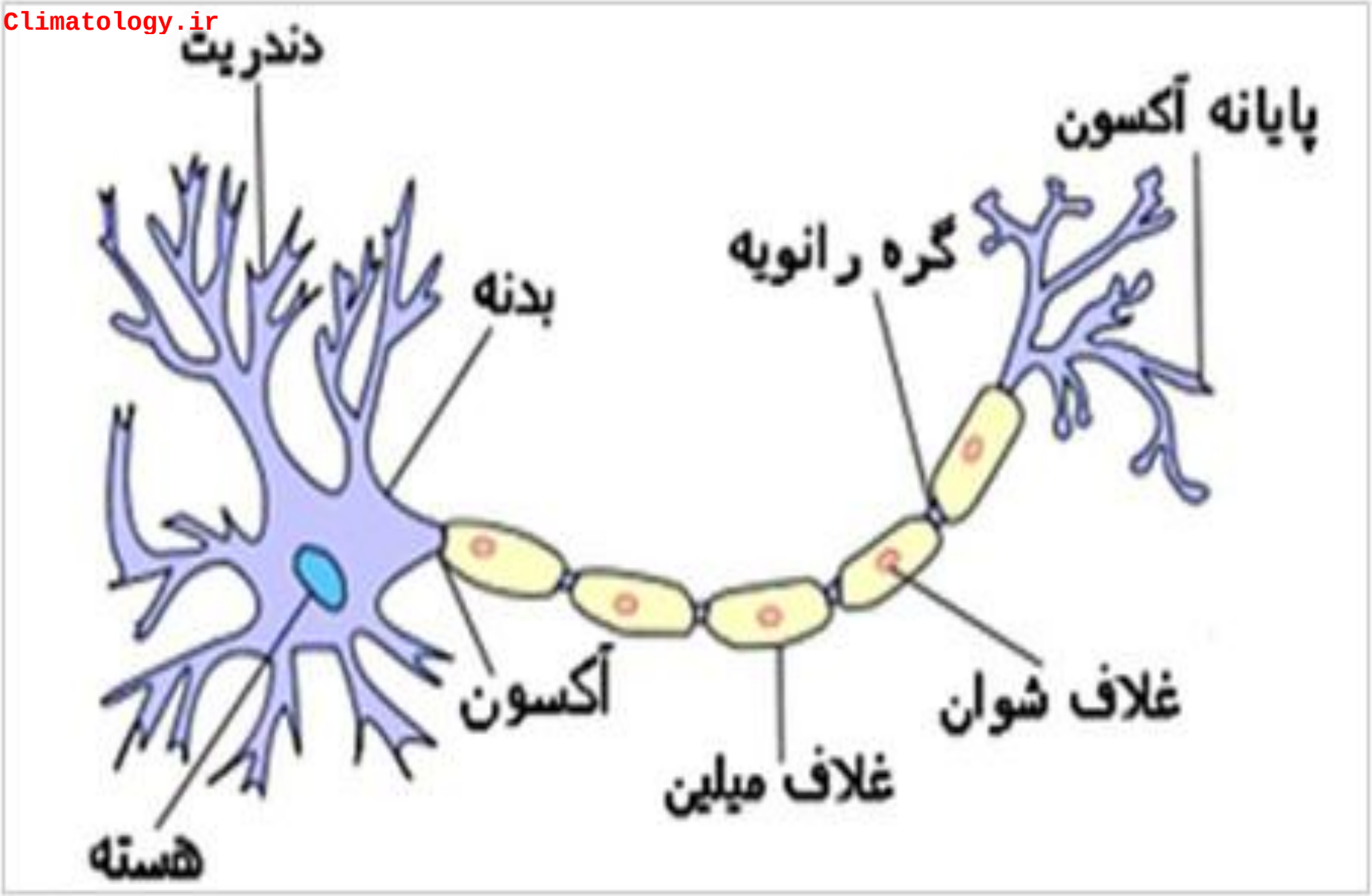
Climatology.ir



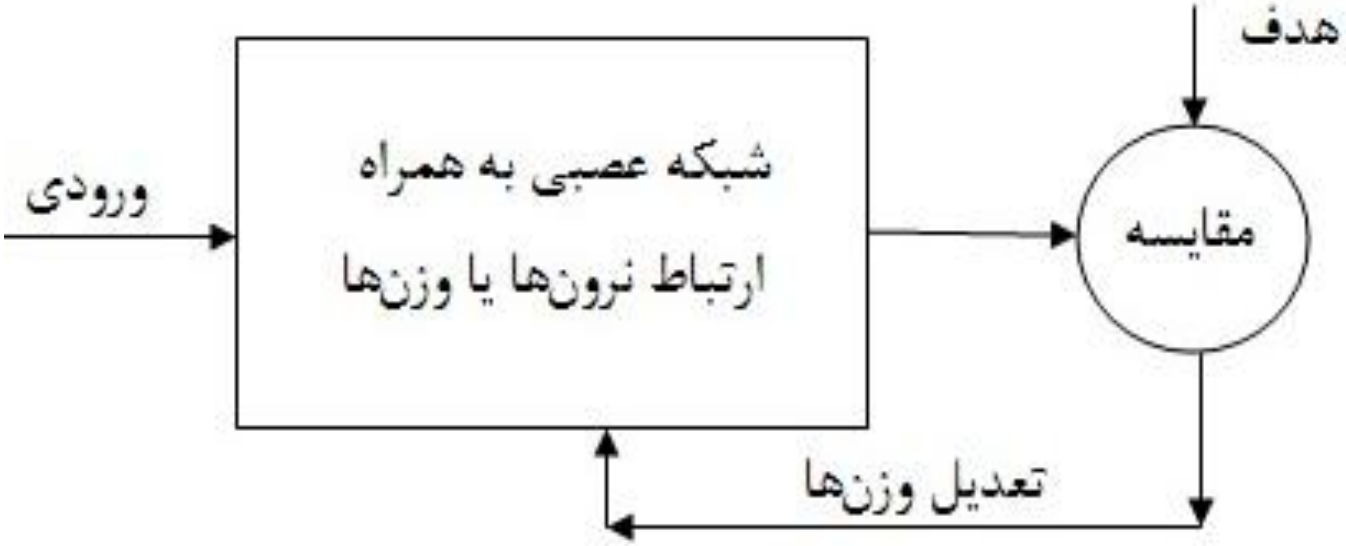
ساختار نورون.

Climatology.ir

شبکه‌های عصبی مصنوعی

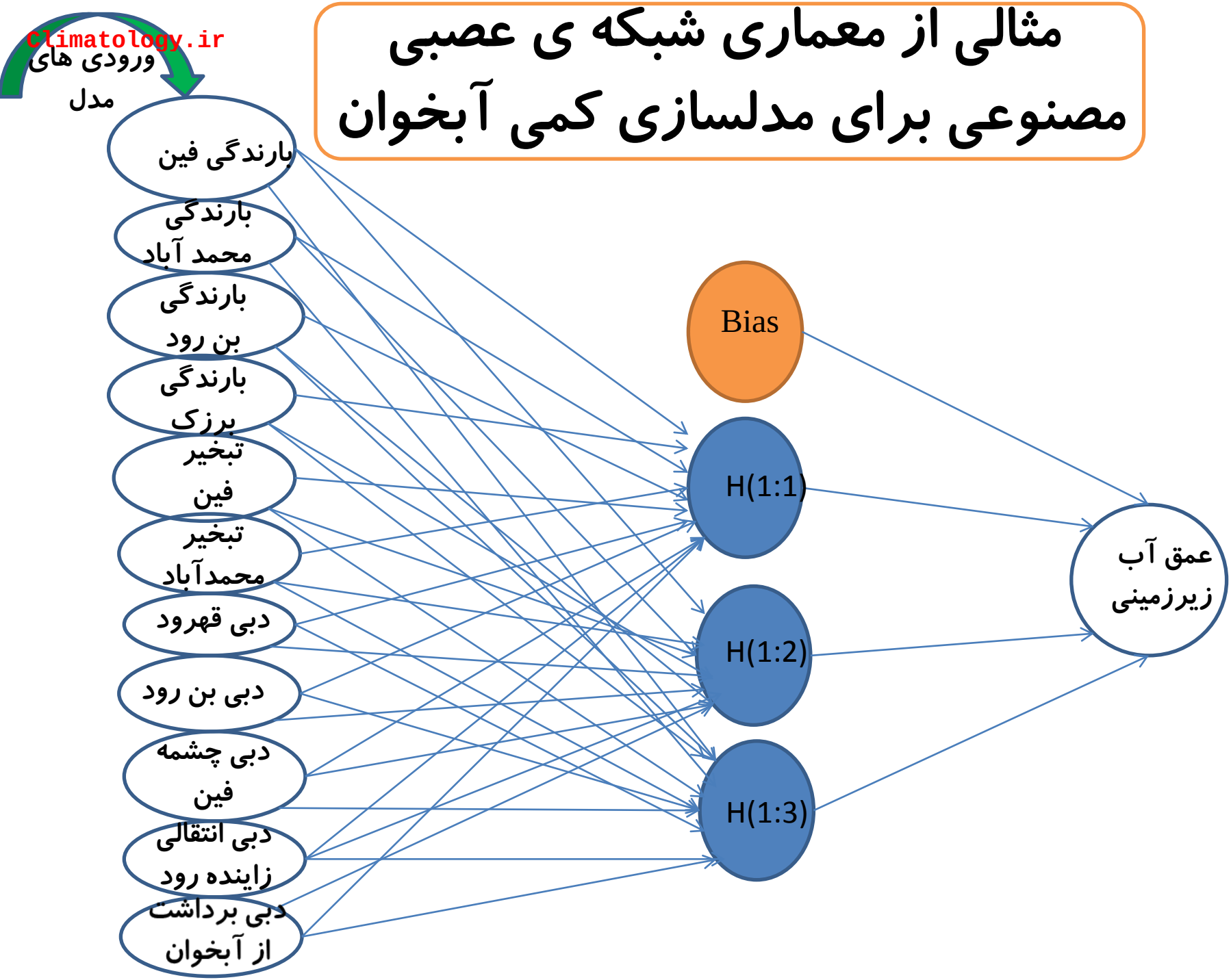
شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از المان‌های ساده است. این المان‌ها از سیستم عصبی الهام گرفته شده است و تابع شبکه همانند طبیعت به طور گسترده‌ای به وسیله‌ی ارتباط بین المان‌ها برآورد می‌شود. شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای انجام یک تابع عملی به وسیله‌ی تنظیم مقادیر ارتباط (وزن‌ها) بین المان‌ها آموزش داده می‌شود. معمولاً شبکه‌ی عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های واقعی خروجی به خروجی هدف تعیین شده سوق می‌یابد و شبکه‌ی عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند. همانطور که در اسلاید بعد نمایش داده شده است، شبکه بر مبنای مقایسه‌ی بین خروجی شبکه و خروجی هدف تا زمانی که خروجی با هدف مطابقت کند، تعدیل می‌شود.

Climatology.ir



نمایی از آموزش شبکه‌ی عصبی مصنوعی با روش با ناظر

مثالی از معماری شبکه ی عصبی مصنوعی برای مدلسازی کمی آبخوان



Climatology.ir

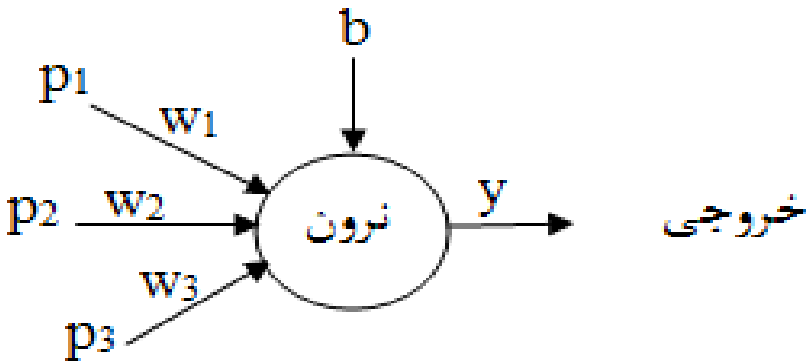
نرون

نرون در واقع یک سلول شبکه‌ی عصبی است. نرون‌ها، یک‌سری ورودی (P) را از مسیرهای مختلف دریافت می‌کنند. وزن‌های نرون (W) در هر مسیر بر ورودی‌ها تأثیر می‌گذارد و به همراه یک مقدار ثابت یا آستانه یا بایاس (b) به عملگر سلول وارد می‌شود. سلول شبکه‌ی عصبی با توجه به نوع تابع تعریف شده، مقداری را تولید می‌کند که به سلول یا سلول‌های دیگر یا خروجی شبکه ارائه می‌شود. نوع تابع و روابط بین ورودی‌ها با توجه به نوع سلول و ساختار به صورت رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود.

$$y = f(p, w, b)$$

Climatology.ir

در شکل زیر نرون از نوع پرسپترون است و ورودی‌های شبکه در وزن‌ها ضرب شده و با بردار بایاس جمع می‌شود. سپس مقدار آنها به تابع f داده می‌شود و خروجی مورد نظر شبکه تولید می‌گردد



نمایی از شبکه‌ی عصبی شعاعی با یک نرون، ۳ ورودی و ۱ خروجی

$$Y = f\left(\bar{p} \times \bar{w} + b\right)$$

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^{n} p_i \times w_i + b\right)$$

$\bar{w}$ بردار وزن، $\bar{p}$ بردار ورودی به نرون، b وزن بردار بایاس، y خروجی نرون p_i و w_i به ترتیب ورودی iام و وزن ورودی iام به نرون است.

Climatology.ir

لایه (Layer)

یک لایه از یک یا چند سلول (نرون) تشکیل می‌شود. سلول‌های قرار گرفته در یک لایه دارای تابع محرک یکسان هستند. برای هر لایه می‌توان یک تابع محرک دلخواه انتخاب کرد. همچنین تابع آموزش برای تمام سلول‌های هر لایه یکسان است و برای هر لایه می‌توان تابع آموزش دلخواه در نظر گرفت. مهم‌ترین خصوصیت سلول‌های یک لایه این است که محاسبات آنها همزمان انجام می‌شود به عبارت دیگر ابتدا محاسبات مربوط به یک لایه به طور کامل انجام می‌پذیرد و پس از آن، محاسبات لایه‌ی بعدی انجام می‌شود که نتایج آن در محاسبات لایه‌ی بعد مؤثر خواهد بود. معمولاً لایه‌ای که خروجی آن خروجی نهایی شبکه باشد، به لایه‌ی خروجی موسوم است و لایه‌های دیگر، لایه‌های میانی نامیده می‌شوند.

Climatology.ir

تابع محرک یا تابع انتقال (Transform Function)

تابع محرک f می‌تواند خطی یا غیر خطی، پیوسته یا ناپیوسته باشد. تابع محرک با توجه به نوع مسأله یا نوع شبکه‌ی مورد استفاده انتخاب می‌شود. اغلب از چند تابع شناخته شده در شبکه‌ها استفاده می‌شود. اما کاربر می‌تواند براساس نیاز خود هر نوع تابع مشتق‌پذیر را استفاده کند.

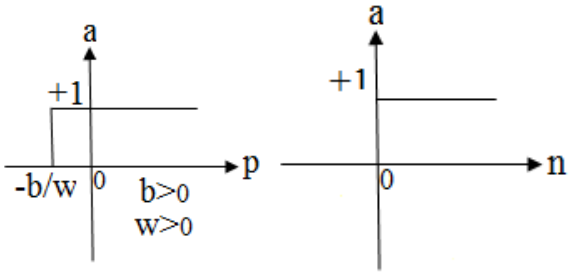
Climatology.ir

- تابع محرک خطی

در تابع محرک خطی، همانند رابطه‌ی زیر خروجی تابع برابر ورودی آن است.

$$a = f(n) = n$$

اگر پاسخ نرون a بر حسب ورودی p رسم شده باشد، جمله بایاس b موجب جابه‌جایی منحنی در فضای ورودی می‌گردد.



نمایی از یک تابع محرک خطی

Climatology.ir

- تابع محرک سیگموئید

فرمول تابع محرک سیگموئید به صورت رابطه‌ی زیراست.

$$a = Fs(n) = \frac{1}{1+e^{-cn}} \quad \text{و} \quad C > ۰$$

مقدار C، وسعت ناحیه‌ی خطی بودن تابع را تعیین می‌کند. اگر Cخیلی بزرگ باشد، شکل منحنی به تابع محرک آستانه‌ای دو مقدار حدی نزدیک‌تر می‌شود. این تابع در شبکه‌های عصبی کاربرد فراوانی دارد

Climatology.ir

انواع شبیه‌سازی در شبکه‌های عصبی مصنوعی

با توجه به نوع ساختار داده‌ها و نوع شبکه انواع مختلفی از شبیه-سازی در شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد. در نرم‌افزار MATLAB و NeuroSolution این نوع شبیه‌سازی‌ها در دو گروه طبقه‌بندی می‌شوند.

Climatology.ir

۱- شبیه‌سازی با ورودی‌های همزمان در شبکه‌ی استاتیک

ساده‌ترین حالت شبیه‌سازی هنگامی رخ می‌دهد که شبکه در حالت استاتیک (بدون پسخور یا تأخیر) شبیه‌سازی می‌شود. در این حالت نیازی نیست که بردارهای ورودی در یک توالی زمانی ویژه رخ دهند و می‌توان با ورودی‌ها به صورت همزمان رفتار نمود. در این نوع شبکه، بردار ورودی شامل یکسری داده‌های متوالی است و رتبه‌ی ورودی‌ها مهم است. در این حالت شبکه پس از انجام پردازش‌های لازم بر روی این داده‌ها یک بردار خروجی شامل داده‌های متوالی تولید می‌کند

Climatology.ir

۲- شبیه‌سازی با ورودی‌های همزمان در یک شبکه‌ی دینامیک

در صورتی که ورودی‌های متوالی به صورت ورودی‌های ثابت به شبکه‌ی عصبی مصنوعی وارد شوند، جواب‌های کاملاً متفاوتی به دست می‌آید. روند انجام به این صورت است که هر ورودی به طور همزمان در شبکه‌ی موازی جداگانه‌ای به کار می‌رود. این نتایج شبیه آن است که هر ورودی به شبکه‌ی جداگانه‌ای وارد شود و یک خروجی به دست آید.

Climatology.ir

حالت‌های آموزشی

حالت‌های آموزشی شامل دو حالت آموزش توسعه‌ای و دسته‌ای است که به شرح زیر توضیح داده می شود.

۱- آموزش توسعه‌ای

آموزش توسعه‌ای می‌تواند در هر دو شبکه‌ی استاتیک و دینامیک مورد استفاده قرار گیرد. ولی معمولاً با شبکه‌های دینامیک به کار می‌رود. در آموزش توسعه‌ای یک شبکه‌ی استاتیک، وزن‌ها و بایاس پس از معرفی هر ورودی به شبکه اصلاح می‌شوند. ولی در شبکه دینامیک در هر مرحله با توجه به ورودی جاری و ورودی (های) قبلی، شبکه آموزش می‌بیند تا خروجی جاری تولید شود. در این حالت وزن‌ها و بایاس شبکه پس از معرفی هر ورودی جاری در هر گام زمانی تغییر زمانی می‌کند.

Climatology.ir

۲- آموزش دسته‌ای

در آموزش دسته‌ای، وزن‌ها و بایاس تنها از معرفی همه‌ی ورودی‌ها و خروجی‌های هدف به شبکه اصلاح می‌شوند و می‌توان آن را در هر دوی شبکه‌های استاتیک و پویا به کار برد. هنگامی که خطای گرادیان نزولی به کار می‌رود، معمولاً نرخ آموزش برای حالت آموزش دسته‌ای نسبت به حالت آموزش توسعه‌ای کوچکتر است، چرا که در این حالت پیش از آن که گام تغییر وزن‌ها برآورد شود، همه‌ی شیب‌های ویژه با یکدیگر جمع می‌شوند

Climatology.ir

الگوریتم آموزش

- هر دستورالعملی که مراحل انجام کاری را با زبانی دقیق و با جزئیات کافی بیان نماید بطوریکه ترتیب مراحل و شرط خاتمه عملیات در آن کاملا" مشخص شده باشد را الگوریتم گویند.

منظور از زبان دقیق، آن است که الگوریتم دقیقا" به همان صورتیکه مورد نظر نویسنده است اجرا گردد.

منظور از جزئیات کافی ، آن است که در طول اجرای الگوریتم عملیات ناشناخته پیش نیامده و باعث انحراف از مسیر و هدف اصلی نگردد.

منظور از ترتیب مراحل، آن است که مراحل اجرای الگوریتم قدم به قدم و با رعایت تقدم و تأ خر مشخص شده باشد.

منظور از شرط خاتمه، پایان پذیر بودن الگوریتم می باشد و بهر حال الگوریتم باید در زمانی دلخواه و تحت شرایط یا شرایط داده شده خاتمه پذیرد.

Climatology.ir

مراحل تهیه الگوریتم

برای تهیه یک الگوریتم خوب و کارآمد باید مراحل خاصی اجرا شوند:

۱- تعریف دقیق مسئله: باید مسئله را تجزیه و تحلیل کرده تا کوچکترین ابهامی در فهم آن وجود نداشته باشد.

۲- تعیین عوامل اصلی(متغییرهای) مورد نیاز

۳- تعیین ورودی و خروجی مسئله : (داده ها و اطلاعات)

۴- بررسی راه حل های مختلف مسئله

۵- انتخاب یک راه حل مناسب

۶- اشکال زدایی

Climatology.ir

از جمله ساده‌ترین و معروف‌ترین الگوریتم‌های آموزشی، الگوریتم گرادیان نزولی و گرادیان نزولی با مومنتوم هستند این دو روش اغلب برای کاربردهای عملی خیلی کند هستند و معمولاَ از الگوریتم‌های سریعتری که ده تا صد برابر سریع‌تر از الگوریتم‌های فوق هستند استفاده می‌شود. تمام این الگوریتم‌های سریع در حالت آموزش دسته‌ای به کار می‌روند. الگوریتم‌های سریع در دو دسته قرار می‌گیرند، دسته‌ی اول تکنیک‌های ابتکاری هستند که از تحلیل‌های اجرای الگوریتم سریع‌ترین افت استاندارد توسعه یافته‌اند. یکی از تکنیک‌های ابتکاری، تکنیک مومنتوم است. در نرم‌افزارهای MATLAB و Neuro Solution، الگوریتم‌های ابتکاری دیگر به نام پس‌انتشار خطا با نرخ یادگیری متغیر، دلتا بار دلتا، کوئیک پراپ و... وجود دارد. دسته‌ی دوم از الگوریتم‌های سریع، تکنیک‌های استاندارد عددی بهینه‌سازی است که این تکنیک‌ها در سه دسته‌ی گرادیان مزدوج، شبه‌نیوتن و لورنبرگ- مارکاردت قرار می‌گیرند

Climatology.ir

- آموزش مومنتوم

- در این روش اجزای گام به شکلی تعیین می‌شوند که با طی گام‌های کمتری، وزن‌ها تعیین شوند. اگر مقدار اندازه‌ی گام خیلی کوچک‌تر باشد، آموزش شبکه کند می‌شود و در صورتی که این پارامتر بیش از حد بزرگ در نظر گرفته شود، در روند آموزش شبکه نوسان یا واگرایی مشاهده می‌شود.
- بزرگ‌ترین مزیت آن، افزایش توانایی در رهایی از کمینه‌های موضعی است که اجزای گام ممکن است در این نقاط گرفتار شوند. نکته‌ی قابل ذکر در مورد نوسان این است که مقادیر بالای مومنتوم امکان نوسان در مورد آموزش را افزایش می‌دهند. پارامتر مومنتوم برای کلیه‌ی وزن‌ها و اجزای وابسته به آنها یکسان است.

Climatology.ir

الگوریتم پس انتشار خطا

روش پس انتشار خطا یک روش سیستماتیک برای آموزش شبکه‌های چندلایه است. منظور از آموزش یک شبکه‌ی انتخابی بر مبنای اطلاعات موجود، تنظیم مقادیر وزن‌ها و بایاس یا مقادیر ثابت اولیه به گونه‌ای است که خطای بین مقادیر خروجی محاسبه شده و مشاهده شده، حداقل گردد. الگوریتم یادگیری پس انتشار مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطاست. قانون یادگیری پس‌انتشار برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه‌ی پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چند لایه‌ی پرسپترون هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌شود. به عبارتی توپولوژی شبکه‌های چند لایه‌ی پرسپترون با قانون یادگیری پس‌انتشار تکمیل می‌گردد. این قانون از دو مسیر اصلی تشکیل شده است. مسیر اول موسوم به مسیر رفت است. در این مسیر بردار ورودی به شبکه اعمال شده و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی، به لایه‌ی خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی ایجاد شده در لایه‌ی خروجی، پاسخ واقعی شبکه است. در این مسیر پارامترهای شبکه، بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

Climatology.ir

مسیر دوم موسوم به مسیر برگشت است. در این مسیر بر عکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه تغییر پیدا کرده و تنظیم می‌شوند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا صورت می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه‌ی خروجی شبکه تشکیل می‌شود. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه است. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه‌ی خروجی و از طریق لایه‌های میانی شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد و چون این توزیع در خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌گیرد، کلمه‌ی پس‌انتشار خطا جهت توضیح رفتار الگوریتم انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. استفاده از خروجی‌های واقعی در این نوع از شبکه‌ها سبب قرار گرفتن این شبکه‌ها در گروه آموزش با ناظر شده است.

Climatology.ir

الگوریتم دلتا بار دلتا

آموزش شبکه با استفاده از الگوریتم دلتا- بار- دلتا از طریق گام‌های زیر صورت می‌گیرد.

- یک نمونه انتخاب می‌شود و خروجی شبکه (T) برای آن محاسبه می‌گردد.

- اگر A خروجی واقعی مورد نظر باشد، مقدار رابطه زیر طبق δ محاسبه می‌شود:

$$\delta = T - A$$

Climatology.ir

- اگر $\delta = ۰$ باشد، شبکه درست عمل کرده و نمونه‌ی بعدی انتخاب می‌گردد. در غیر این صورت، مقدار Δ_i برای هر ورودی طبق رابطه‌ی a محاسبه و بر اساس رابطه‌ی b به وزن متناظر آن افزوده می‌شود:

$$\Delta_i = \eta.\delta.X_i$$

رابطه a

$$W_i(n+1) = W_i(n) + \Delta_i$$

رابطه b

هر کدام از پارامترها عبارتند از

η: نرخ یادگیری شبکه

Δ_i: میزان تصحیح وزن متناظر با ورودی X_i

$W_i(n+1)$: مقدار جدید وزن متناظر با ورودی X_i

$W_i(n)$: مقدار قدیم وزن متناظر با ورودی X_i

Climatology.ir

- الگوریتم کوئیک پراپ

الگوریتم کوئیک پراپ بر اساس الگوریتم فلمن اجرا می‌شود. این الگوریتم جستجوی گرادیان، در بیشتر مسائل سرعت بسیار بالائی از خود نشان می‌دهد. در این روش از اطلاعات مربوط به سطح کارآمدی مشتق دوم برای تسریع جستجو استفاده می‌گردد.

Climatology.ir

روش نیوتن

روش نیوتن راه جایگزینی برای روش‌های گرادیان مزدوج در بهینه‌سازی سریع است. گام پایه در روش نیوتن به صورت رابطه‌ی زیراست.

$$X_{k-1} = X_k - A_k^{-1}.g_k$$

که ماتریس هسین (مشتق دوم) شاخص اجرایی از مقادیر وزن‌ها و بایاس جاری است. روش نیوتن معمولاَ همگرایی سریع‌تری نسبت به روش‌های گرادیان مزدوج دارد. متأسفانه، محاسبه‌ی ماتریس هسین برای شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیشخور پیچیده است. دسته‌ای از الگوریتم‌ها بر مبنای روش نیوتن وجود دارد که نیازی به محاسبه‌ی مشتق دوم ندارند. این روش‌ها گوس-نیوتن (متقاطع) نامیده می‌شوند. آنها ماتریس هسین را در هر تکرار الگوریتم به روز می‌کنند. به روز شدن مقادیر به صورت تابعی از گرادیان محاسبه می‌شود

Climatology.ir

الگوریتم برویدن، فلکچر، گلدفارب، شانو (BFGS)

این الگوریتم به محاسبات بیشتری در هر تکرار و نیز به حافظه‌ی بیشتری نسبت به روش گرادیان مزدوج نیاز دارد و معمولاَ در تکرارهای کمتری همگرا می‌شود. در این روش هیسن با ابعاد n*n باید ذخیره شود که برابر تعداد وزن‌ها و بایاس شبکه است. برای شبکه‌های خیلی بزرگ بهتر است یکی از الگوریتم‌های گرادیان مزدوج استفاده شود، اما این روش برای شبکه‌های کوچک‌تر الگوریتم کارآمدی است.

Climatology.ir

الگوریتم لورنبرگ- مارکاردت

روش الگوریتم لورنبرگ- مارکاردت سریع‌ترین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی با اندازه‌ی متوسط (تا چند صد وزن) است. همچنین در نرم‌افزار MATLAB ابزار مناسبی برای این روش وجود دارد. در نرم‌افزار MATLAB برای کاهش حافظه در استفاده از این روش می‌توان از دستور " mem.rduce" استفاده کرد. اگر مقدار آن برابر فرض شود، کل ماتریس ژاکوبین محاسبه می‌شود و اگر برابر ۲ فرض شود، نیمی از ماتریس ژاکوبین که مورد نظر است محاسبه می‌گردد. البته تنها در صورتی که تعداد وزن‌ها زیاد است یا حافظه‌ی کمی در اختیار است، توصیه می‌شود از این روش استفاده شود

Climatology.ir

انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی

- **پرسپترون چند لایه**
- ساخت MLPیک ترکیب استاندارد از ورودی‌ها، واحدهای عصبی خطی و غیرخطی و خروجی‌هاست. خروجی تمامی واحدهای پردازش، از هر لایه، به تمام واحدهای پردازش لایه‌ی بعد داده می‌شود. کلیه‌ی واحدهای پردازش لایه‌ی ورودی، خطی هستند، ولی در لایه‌های منحنی از نرون‌های غیرخطی، یا تابع سیگموئید (S شکل) و یا تانژانت هایپربولیک و یا هر تابع غیرخطی پیوسته و مشتق‌پذیر دیگر می‌توان استفاده نمود. معمولاَ به منظور افزایش سرعت آموزش، نرون‌های لایه‌ی خروجی خطی انتخاب می‌شوند. البته این افزایش سرعت یادگیری نسبت به حالتی که نرون-های لایه‌ی خروجی، غیر خطی هستند، کاملاَ محسوس است. از خصوصیات ساختار MLPمی‌توان به معادل بودن ورودی‌های آن با ورودی‌های سیستم مورد شناسایی اشاره نمود. از مزایای دیگر ساختار MLP، توانایی فراگیری آن به صورت الگو به الگو است. لذا از این آرایش می‌توان به عنوان کنترل کننده‌ی سیستم‌ها استفاده نمود. از مهم‌ترین ویژگی‌های این آرایش داشتن ساختاری استاتیک است. این امر باعث می‌شود تا در هنگام آموزش به عنوان کنترل‌کننده‌ی سیستم‌های دینامیکی پیچیده و سریع، دچار مشکل شود.

Climatology.ir

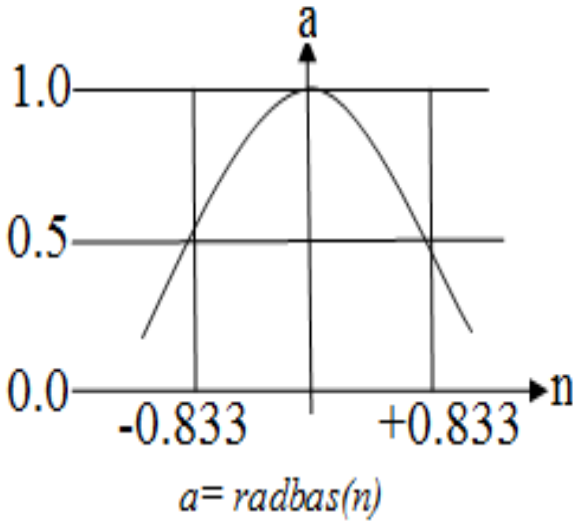
پرسپترون چند لایه با حافظه

ساختار این آرایش مانند ساختار پرسپترون چند لایه است. با این تفاوت که به نرون‌های شبکه، نرون حافظه اختصاص داده می‌شود. به این ترتیب تاریخ گذشته‌ی نرون شبکه، در نرون حافظه‌ی مربوطه ذخیره می‌گردد. خروجی نرون‌های شبکه و نرون‌های حافظه هر لایه، به تمام نرون‌های لایه‌ی بعد شبکه ارسال می‌شود. این شبکه به علت ساختار عصبی حافظه‌دار، به راحتی می‌تواند به کمک نرون‌های حافظه‌ای خود، دینامیک مطلوب را فراگیرد. همچنین زمانی که شبکه‌ی عصبی برای فراگیری معادلات سیستم به اطلاعات زمان‌های قبل نیاز داشته باشد، این نوع شبکه‌ها به اطلاعات ورودی کمتری نیاز دارند.

Climatology.ir

شبکه‌ی عصبی شعاعی

هنگامی که داده‌های آزمایش زیاد باشد، استفاده از شبکه‌ی عصبی شعاعی بهترین گزینه است. در این نوع شبکه عبارت ورودی به شبکه برای نرون‌های شعاعی از نرون‌های بخش‌های قبل متفاوت است. در اینجا ورودی شبکه در تابع تبدیل شعاعی (شکل زیر)، بردار فاصله بین بردار وزن W و بردار ورودی P ضربدر بایاس b است.



نمایی از تابع تبدیل شعاعی

Climatology.ir

هنگامی که ورودی صفر باشد، تابع شعاعی بیشینه است. در صورتی که فاصله‌ی بین w و p کاهش یابد، خروجی افزایش می‌یابد. بنابراین نرون شعاعی به صورت ردیاب عمل می‌کند و هنگامی که ورودی p برابر وزن خودش باشد، مقدار ۱ تولید می‌شود.

Climatology.ir

شبکه عصبی رگرسیون عمومی

شبکه‌ی رگرسیون عمومی اغلب برای برآورد تابع به کار می‌رود. این نوع شبکه، یک لایه‌ی شعاعی و یک لایه‌ی خطی ویژه دارد. معماری این نوع شبکه شبیه شبکه‌های شعاعی است، با این تفاوت که لایه‌ی دوم آن کمی متفاوت است. شبکه‌های عصبی رگرسیون عمومی و احتمالاتی بسیار مفید هستند، اما عیب بزرگ آنها، پایین بودن سرعت آنها در هنگام استفاده است. این نوع شبکه‌ها نسبت به سایر انواع شبکه‌ها دارای محاسبات بیشتری در تخمین تابع یا طبقه‌بندی هستند.

Climatology.ir

شبکه‌های برگشتی

تفاوت‌های شبکه‌های برگشتی با شبکه‌های پیشخور این است که در شبکه‌های برگشتی، حداقل یک سیگنال برگشتی از نرون به همان نرون یا نرون‌های همان لایه یا لایه‌ی قبل وجود دارد. دو نوع معروف از شبکه‌های برگشتی، شبکه‌ی المانی و شبکه‌ی هاپفیلد است. شبکه‌ی المان، شبکه‌ی پس انتشار دو لایه، با یک اتصال برگشتی از خروجی لایه‌ی مخفی به ورودی خودش است. این مسیر برگشتی به شبکه‌های المان اجازه می‌دهد تا تشخیص و تولید الگوها را همانند الگوهای ویژه بیاموزد. شبکه‌ی هاپفیلد به منظور ذخیره‌ی یک یا چند بردار هدف پایدار به کار می‌رود. این بردارهای پایدار می‌توانند برای فراخوانی شبکه حفظ شوند، هنگامی که بردارهای مشابه تولید می‌شوند، به صورت اشاره به حافظه‌ی شبکه عمل می‌کنند. شبکه‌ی المان معمولاَ یک شبکه‌ی دو لایه با یک لایه‌ی پسخور از خروجی لایه‌ی اول به ورودی لایه‌ی اول است. این ارتباط برگشتی به شبکه‌ی المان اجازه پیدا کردن و تولید الگوهای متغیر زمان را می‌دهد. شبکه‌ی المان دارای نرون‌های tansing در لایه‌ی مخفی و نرون‌های خطی در لایه‌ی خروجی است. این ترکیب ویژه در شبکه‌های دو لایه با توابع تبدیل می‌تواند هر تابعی (با تعداد محدود ناپیوستگی) را با دقت دلخواه برآورد کند. البته باید به تعداد مورد نیاز نرون موجود باشد. نرون‌های بیشتر در لایه‌ی مخفی برای انطباق بر توابع پیچیده مورد نیاز است.

Climatology.ir

فاکتورهای ارزیابی مدل های شبکه ی عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(qi - q\hat{i}\right)^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(q_i - \hat{q}_i)^2}$$

$$NMSE = \frac{MSE}{V}$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^{n}(qi - \bar{q})(q\hat{i} - \bar{\hat{q}})\right]^2}{\sum_{i=1}^{n}(qi - \bar{q})^2 \sum_{i=1}^{n}\left(q\hat{i} - \bar{\hat{q}}\right)^2}$$

$$R = \sqrt{R^2}$$

$$AdjustedRsquare = 1 - \left(1 - R^2\right)\frac{n-1}{n-p-1}$$

MSE: میانگین مربعات خطا

n تعداد داده‌ها، q_i مقدار مشاهداتی و $\hat{q}_i$ مقدار برآورد شده توسط مدل می‌باشد.

RMSE: ریشه ی میانگین مربعات خطا

NMES: میانگین مربعات خطای نرمال شده

V: واریانس خروجی مورد نظر

R^2 : ضریب تبیین

که در روابط فوق $\bar{q}$ و $\bar{\hat{q}}$ به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی خروجی مدل‌سازی‌ها هستند.

R: ضریب همبستگی

Adjusted R Square: ضریب تبیین اصلاح شده

n: تعداد داده‌ها نه متغییرها

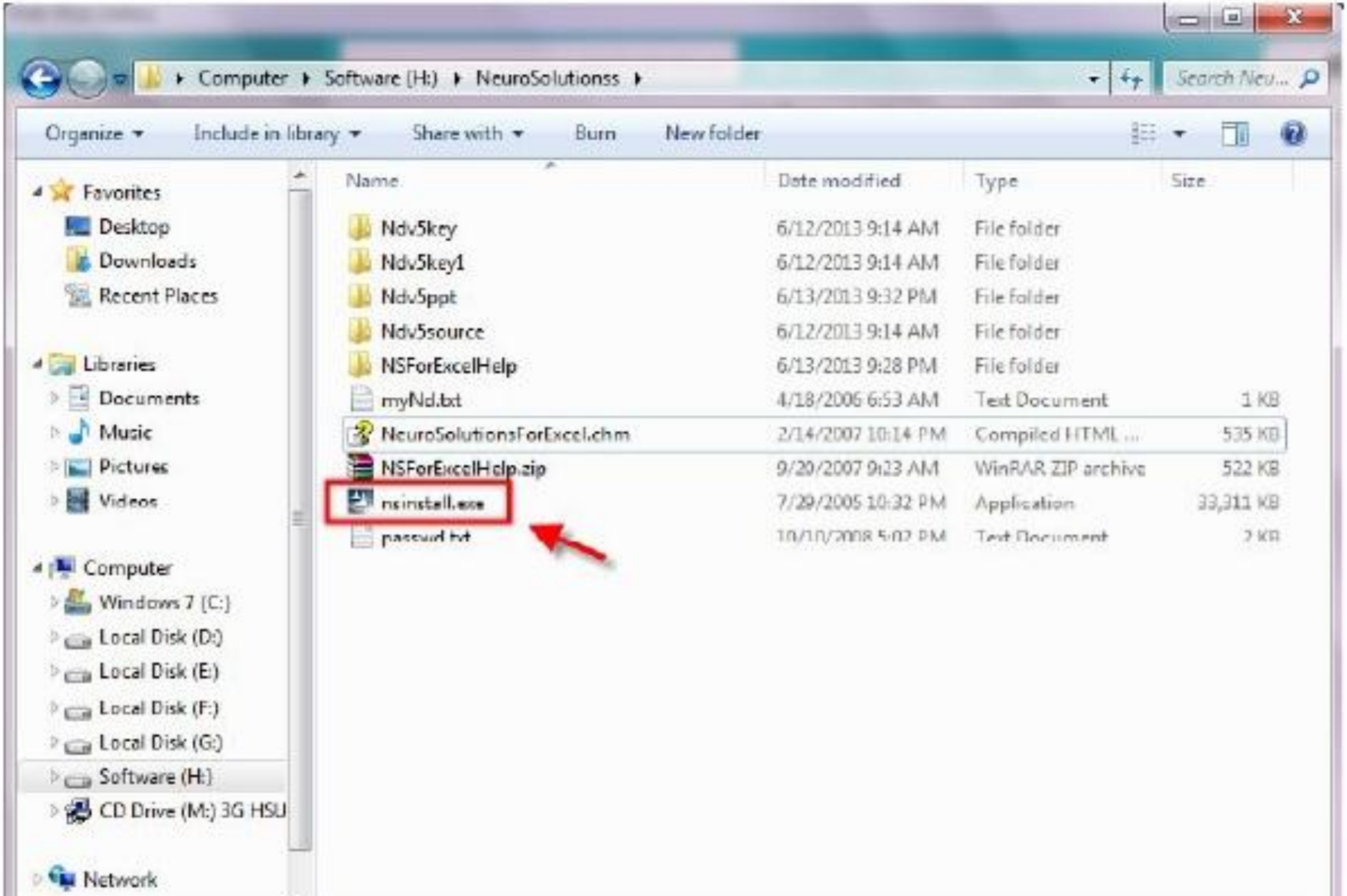
p: در رگرسیون چند متغیره، برابر تعداد متغیر مستقلی است که در نهایت مدل بر اساس آنها ساخته می شود. ولی در مدل‌های شبکه های عصبی مصنوعی، برابر تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی مدل مورد نظر است.

Climatology.ir

مراحل نصب نرم افزار Neuro Solution

Climatology.ir

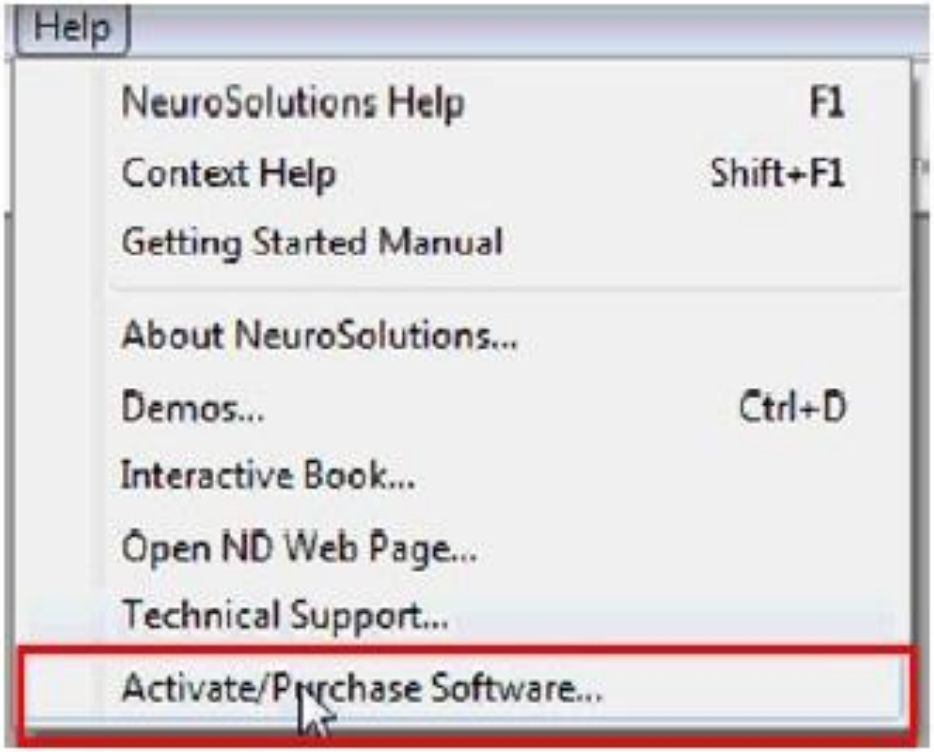
۱. با کلیک بر روی nsinstall.exe نصب نرم‌افزار انجام می‌شود.



Climatology.ir

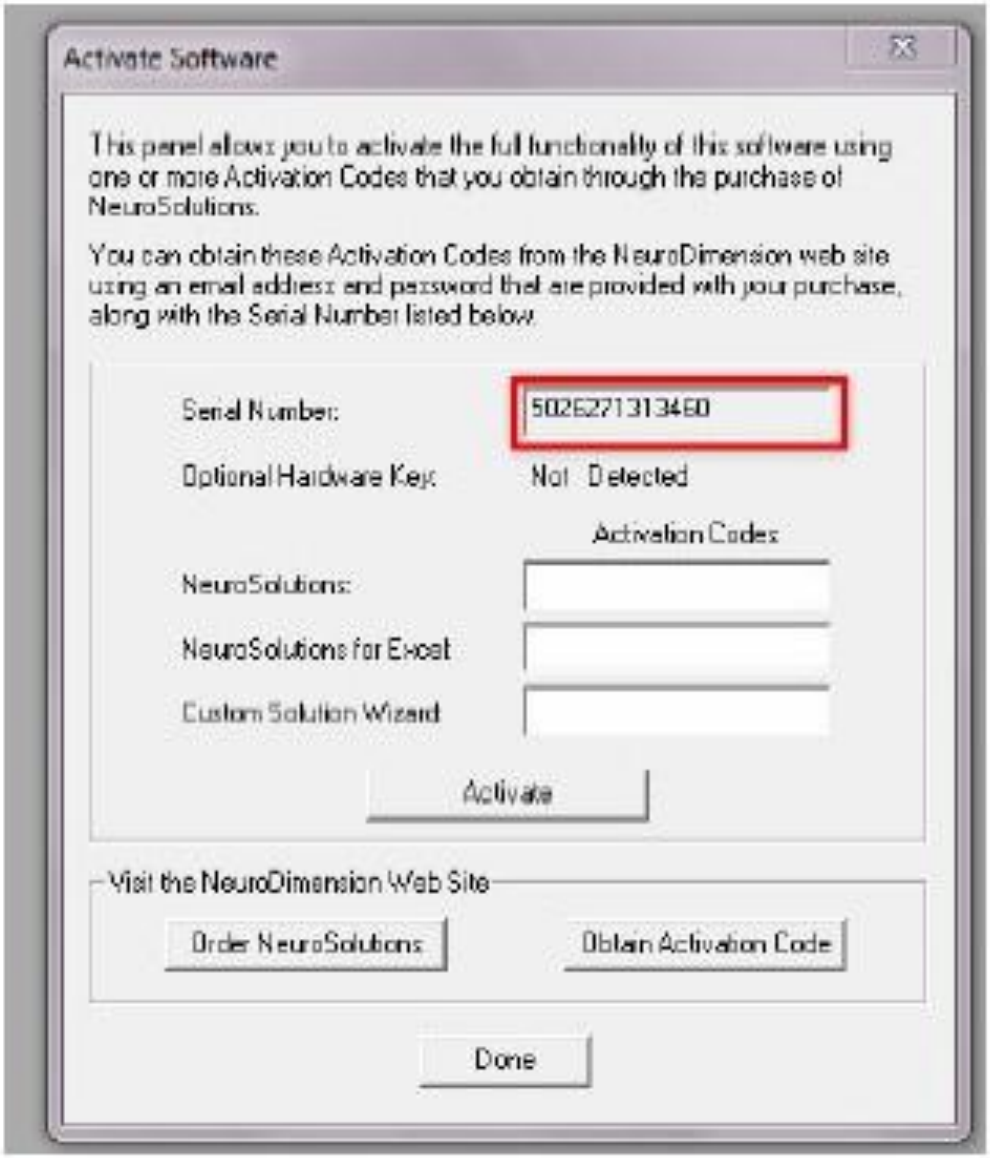
۲. از پوشه Ndv5key سه فایل زیر کپی و در مسیری که نرم افزار نصب شده است، اضافه می‌گردد (C/program files/ NeroSolution)

۳. نرم‌افزار NeuroSolutions را اجرا کرده و از منوی Help گزینه Activate/Purchase Software... را انتخاب می‌کنیم.



Climatology.ir

Serial Number را از این بخش کپی میکنیم.



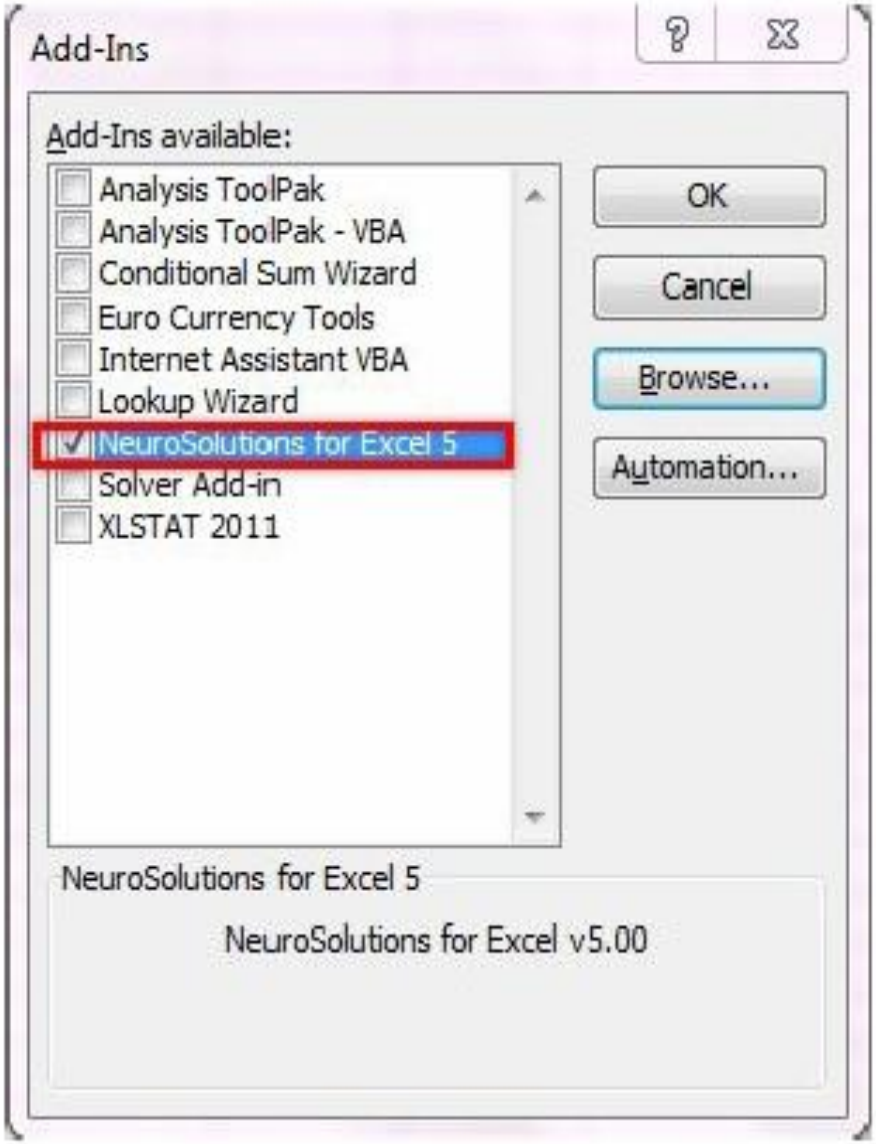
Climatology.ir

سپس در مسیر نصب برنامه (C/program files/ NeroSolution) با کلیک بر روی keygen.exe آنرا در بخش مشخص شده کپی می‌نماییم و با کلیک بر روی Generate سه کد ایجاد شده را در مسیر زیر اضافه می‌کنیم. Done را کلیک می‌کنیم.

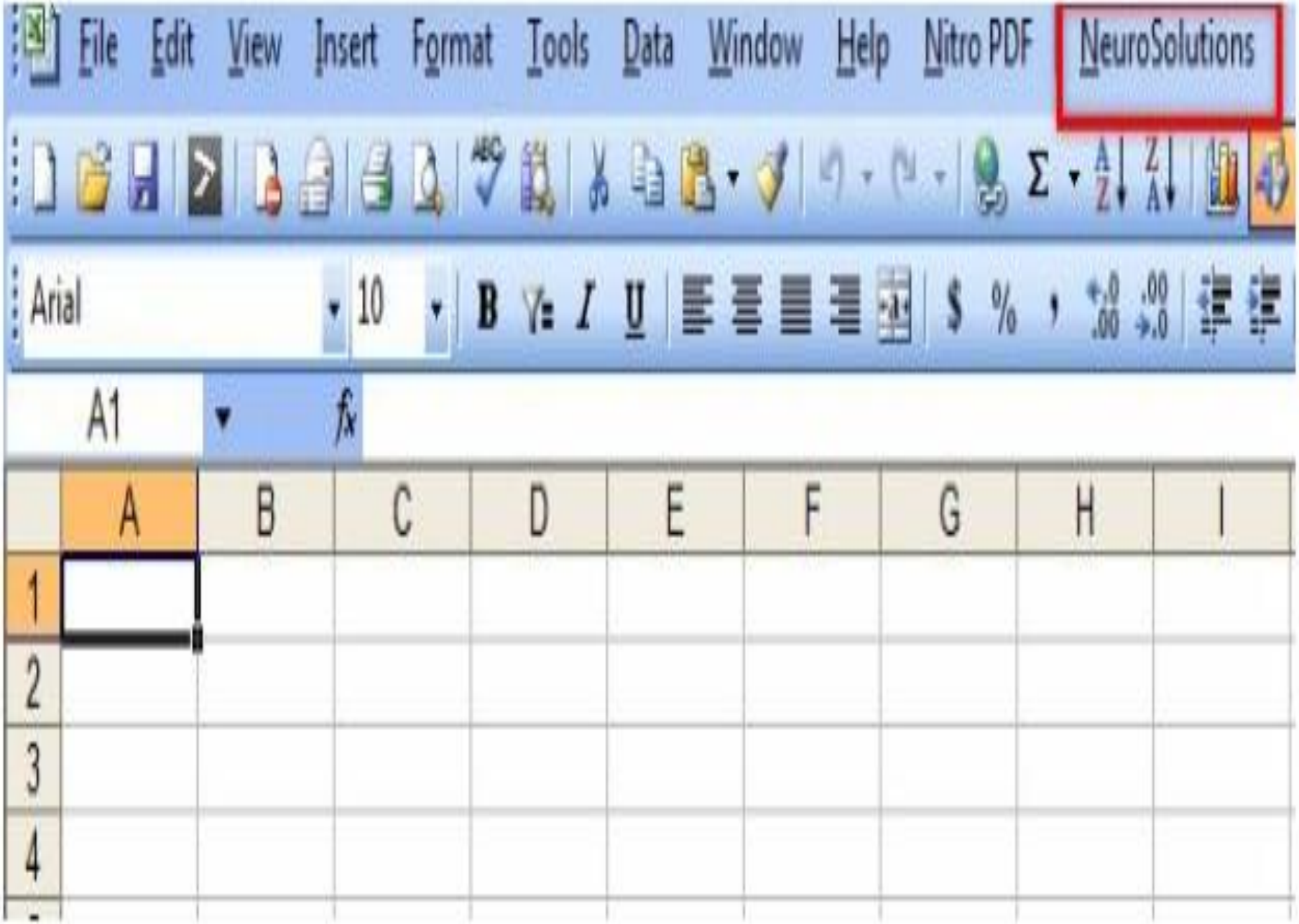
NeuroSolutions/ Help/ Activate/Purchase Software

Climatology.ir

۴. در مرحله بعد از Start گزینه NeuroSolutions for Excel را اجرا می‌کنیم و از منوی Tools و سپس Add-Ins با استفاده از Browse... NeuroSolutions for Excel را اضافه می‌نماییم.



Climatology.ir



Climatology.ir

مثالی از کار با شبکه ی عصبی در Neuro Solution

- ابتدا باید داده های مورد نظر را بررسی کرد تا داده های پرت تعیین شوند و یا داده های پرت را حذف نمود و یا از داده هایی که نرم افزار spss پیشنهاد می دهد را به جای داده پرت تشخص داده شده استفاده نماییم.

- بررسی نرمال بودن داده ها. (به عنوان مثال اگر داده ها از توزیع لوگ نرمال پیروی کنند از آنها لگاریتم می گیریم تا نرمال شوند و یا اگر از توزیع گاما پیروی کند از آنها جذر می گیریم تا نرمال شوند)

- استاندارد سازی داده ها (منظور تبدیل داده ها به اعدادی بین ۰ و ۱ است. برای این منظور از رابطه زیر استفاده می کنیم.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

x_n داده‌های استاندارد شده، x داده‌های استاندارد نشده، x_{min} و x_{max} به ترتیب مینیمم و ماکزیمم داده‌های استاندارد نشده.

Climatology.ir

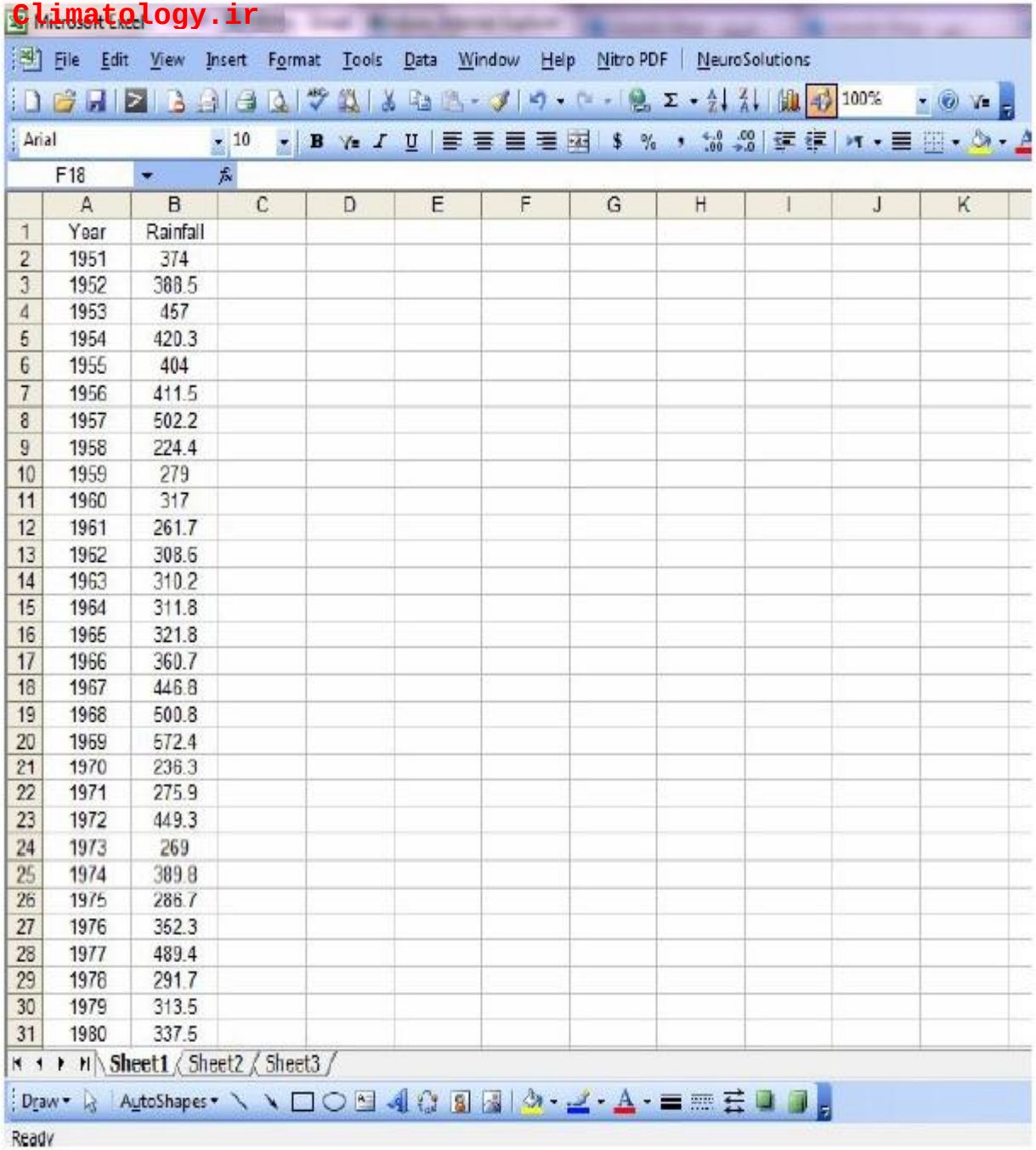
حال فرض می کنیم مراحل قبل را بر روی داده ها اعمال کرده ایم و داده ها آماده برای ورود به نرم افزار نرو سلوشن هستند.

۱- داده هایی که در اکسل داریم و متغیر وابسته (خروجی مورد نظر) و متغیر مستقل (ورودی یا ورودی های مورد نظر) آنها مشخص هستند را با فرمت ۲۰۰۳ ذخیره می کنیم.

۲- برای فراخوانی داده ها، از قسمت استارت، اکسل ۲۰۰۳ را باز می کنیم.

۳- از قسمت فایل، داده هایی که ذخیره کرده ایم را فراخوانی می کنیم.

Climatology.ir

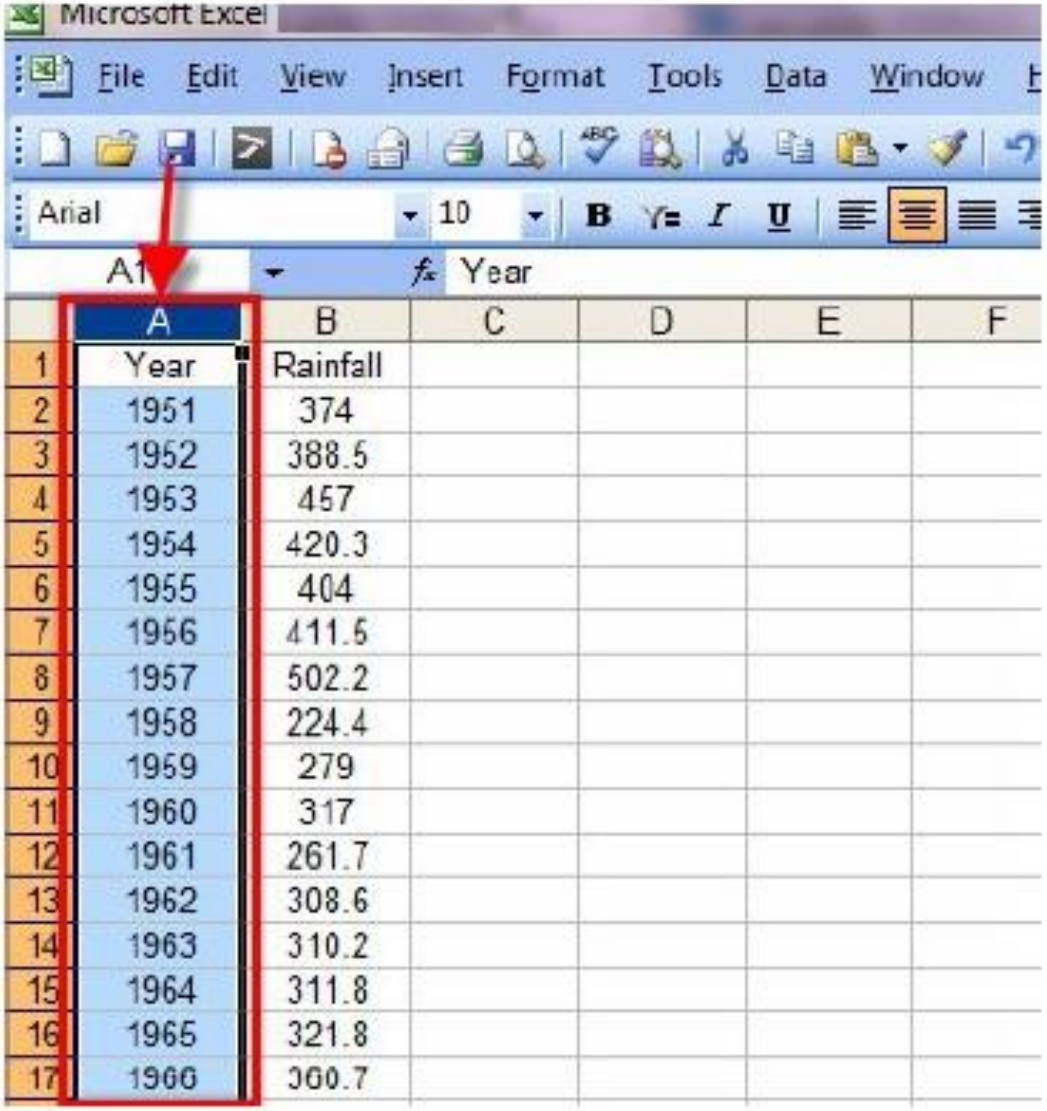


Year	Rainfall
1951	374
1952	388.5
1953	457
1954	420.3
1955	404
1956	411.5
1957	502.2
1958	224.4
1959	279
1960	317
1961	261.7
1962	308.6
1963	310.2
1964	311.8
1965	321.8
1966	360.7
1967	446.8
1968	500.8
1969	572.4
1970	236.3
1971	275.9
1972	449.3
1973	269
1974	389.8
1975	286.7
1976	352.3
1977	489.4
1978	291.7
1979	313.5
1980	337.5

۱- در این تمرین، سال به عنوان ورودی و بارندگی به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. و در حقیقت می خواهیم شبکه را بر اساس این دو متغیر آموزش دهیم تا در نهایت بر اساس این آموزش، مقدار بارندگی را شبیه سازی نماید.

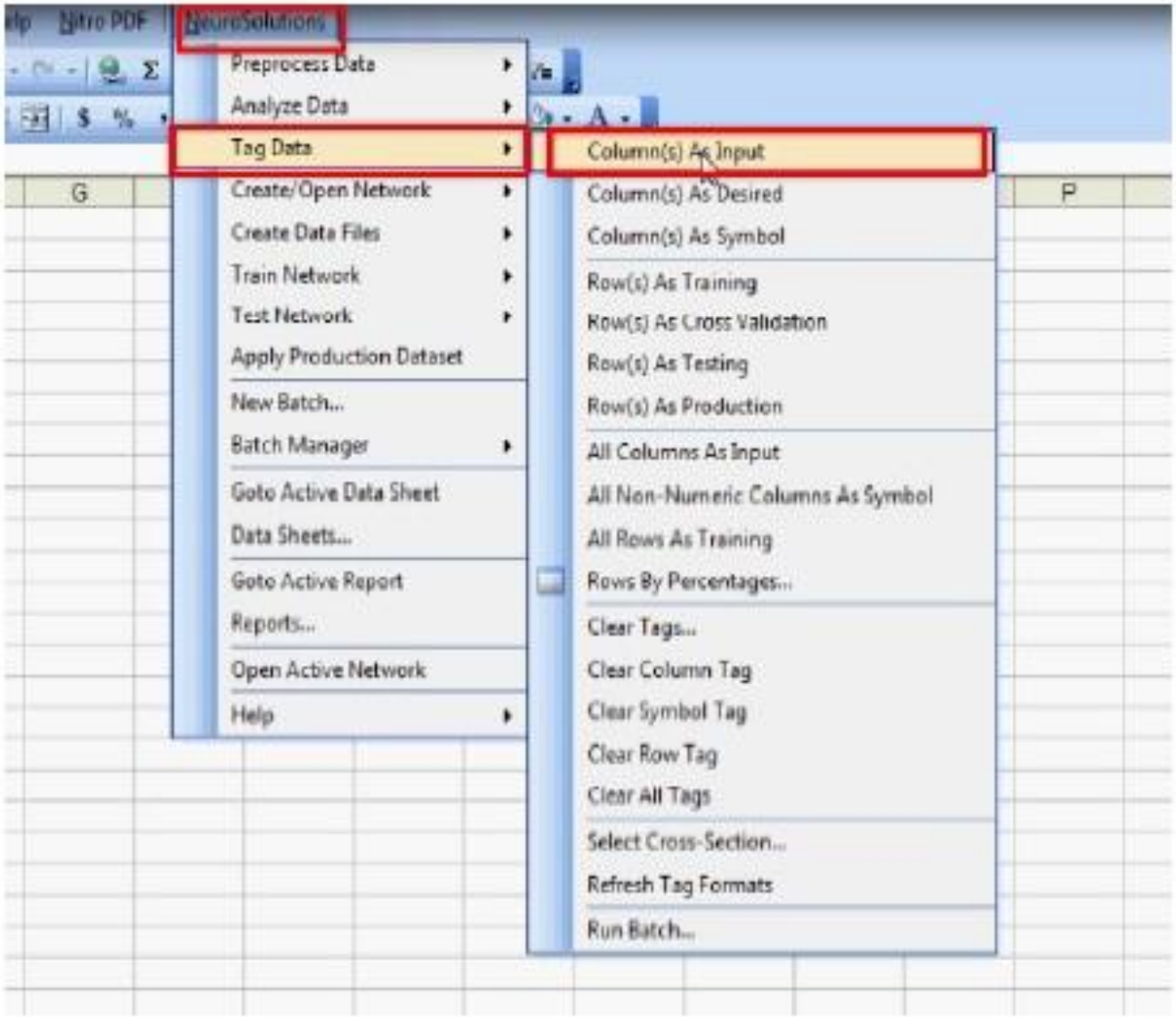
Climatology.ir

۲. روی حرف سرستون داده‌های ورودی کلیک می‌کنیم. چنانچه چند ستون برای داده‌های ورودی داشته باشیم می‌توانیم با کشیدن نشانگر ماوس بر روی حروف انگلیسی همگی آنها را با هم انتخاب کنیم و در صورتی که داده‌ها در ستون‌های غیر همجوار قرار گرفته باشند می‌توان از Ctrl استفاده نمود.



Climatology.ir

۳. سپس از مسیر NeuroSolutions/ Tag Data/ Column(s) As Input ستون مذکور را بعنوان ورودی تعریف می‌کنیم. پس از این مرحله ستون مربوطه به رنگ آبی در خواهد آمد.



Climatology.ir

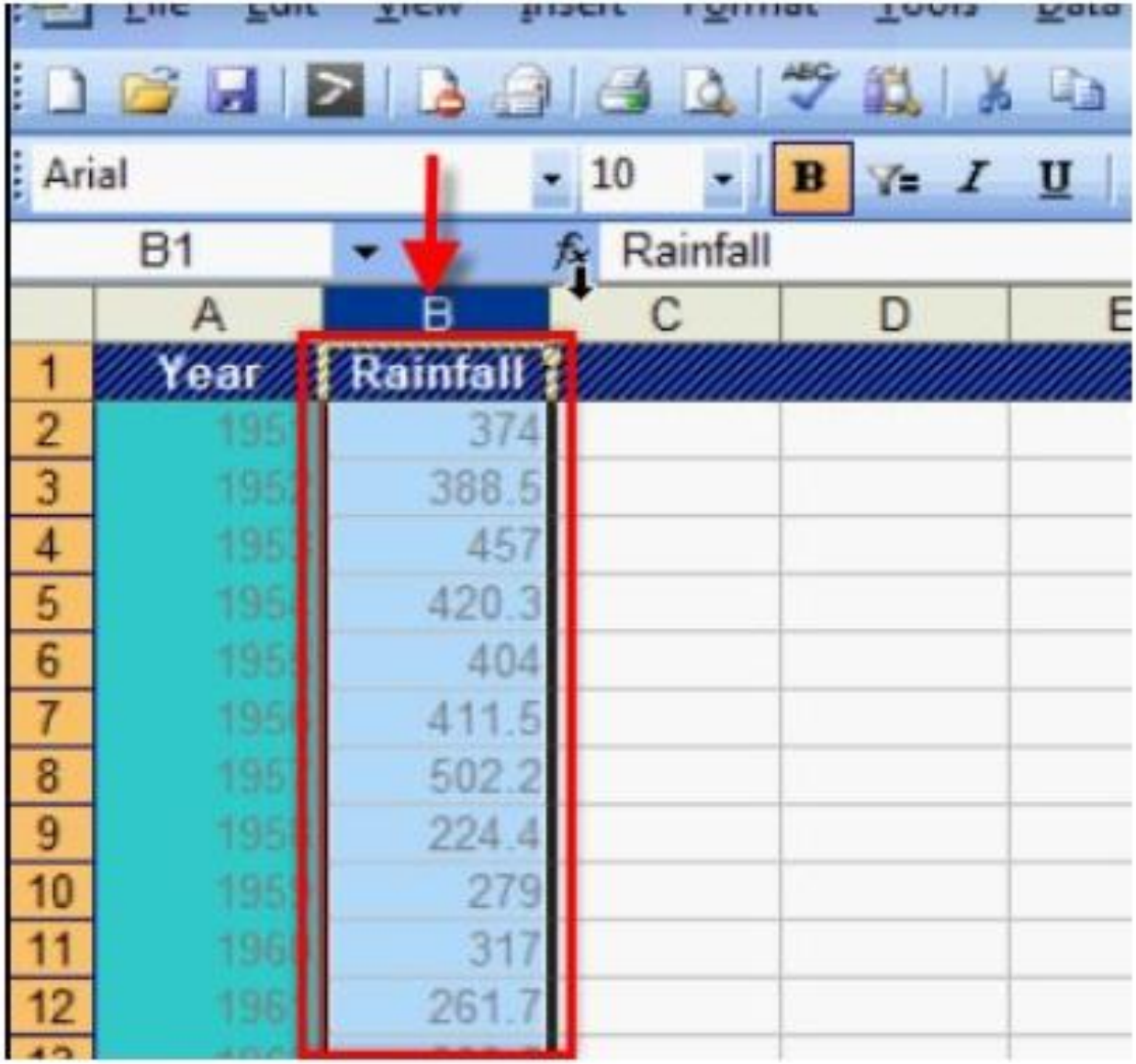
Arial 10

L14

	A	B	C	D	E	F
1	Year	Rainfall				
2	1951	374				
3	1952	388.5				
4	1953	457				
5	1954	420.3				
6	1955	404				
7	1956	411.5				
8	1957	502.2				
9	1958	224.4				
10	1959	279				
11	1960	317				
12	1961	261.7				
13	1962	308.6				
14	1963	310.2				
15	1964	311.8				
16	1965	321.8				
17	1966	360.7				
18	1967	446.8				
19	1968	500.8				

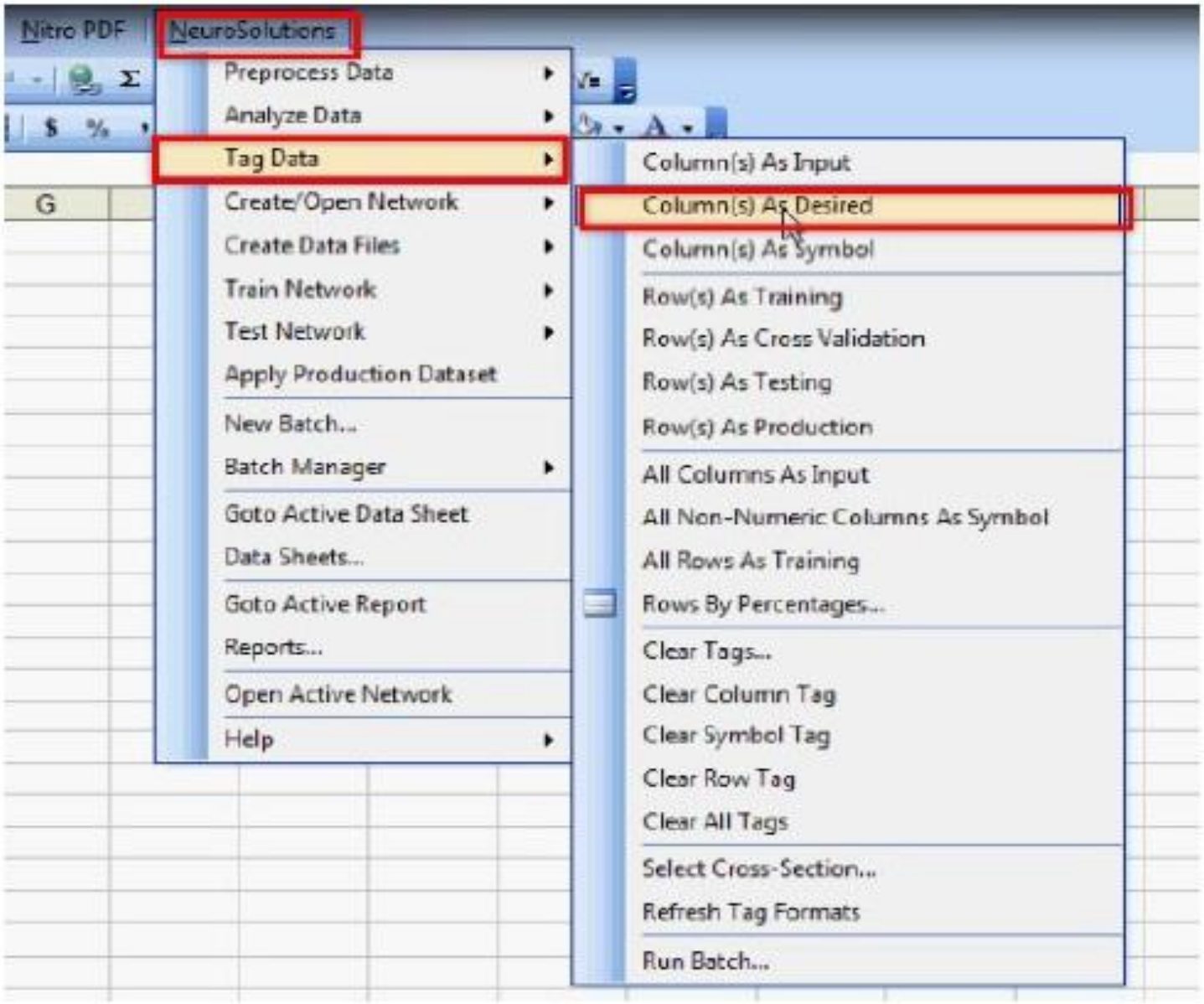
Climatology.ir

۴. در گام بعد ستون مربوط به داده‌های خروجی را با کلیک ماوس بر روی حرف لاتین آن سرستون مشخص می‌کنیم.



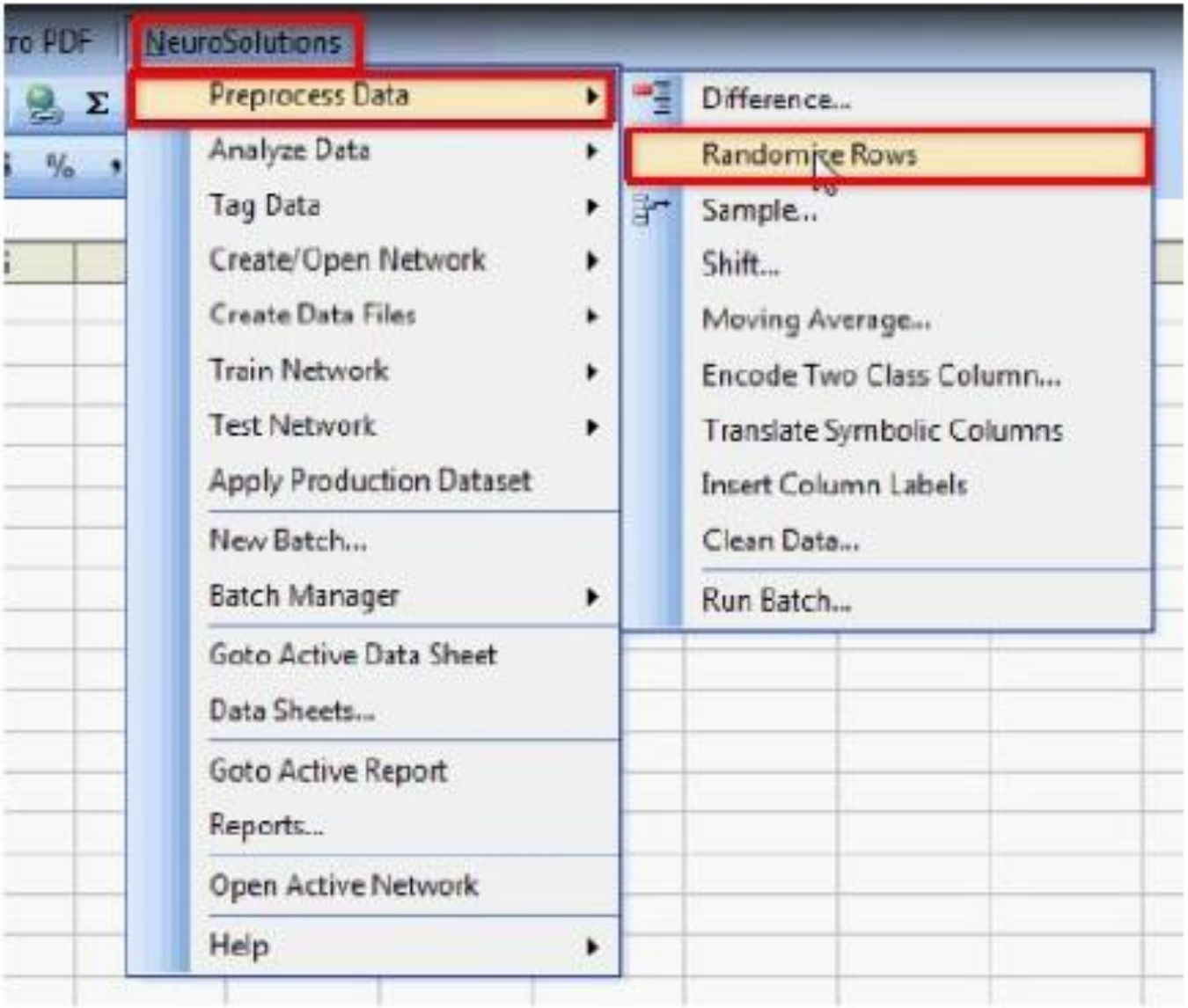
Climatology.ir

۵. اکنون از مسیر NeuroSolutions/ Tag Data/ Column(s) As Desired ستون مربوط به داده‌های خروجی را تحت عنوان داده‌های مطلوب مسئله تعریف می‌نماییم.



Climatology.ir

۶ مسیر NeuroSolutions/ Preprocess Data/ Randomize Rows را طی می‌کنیم.

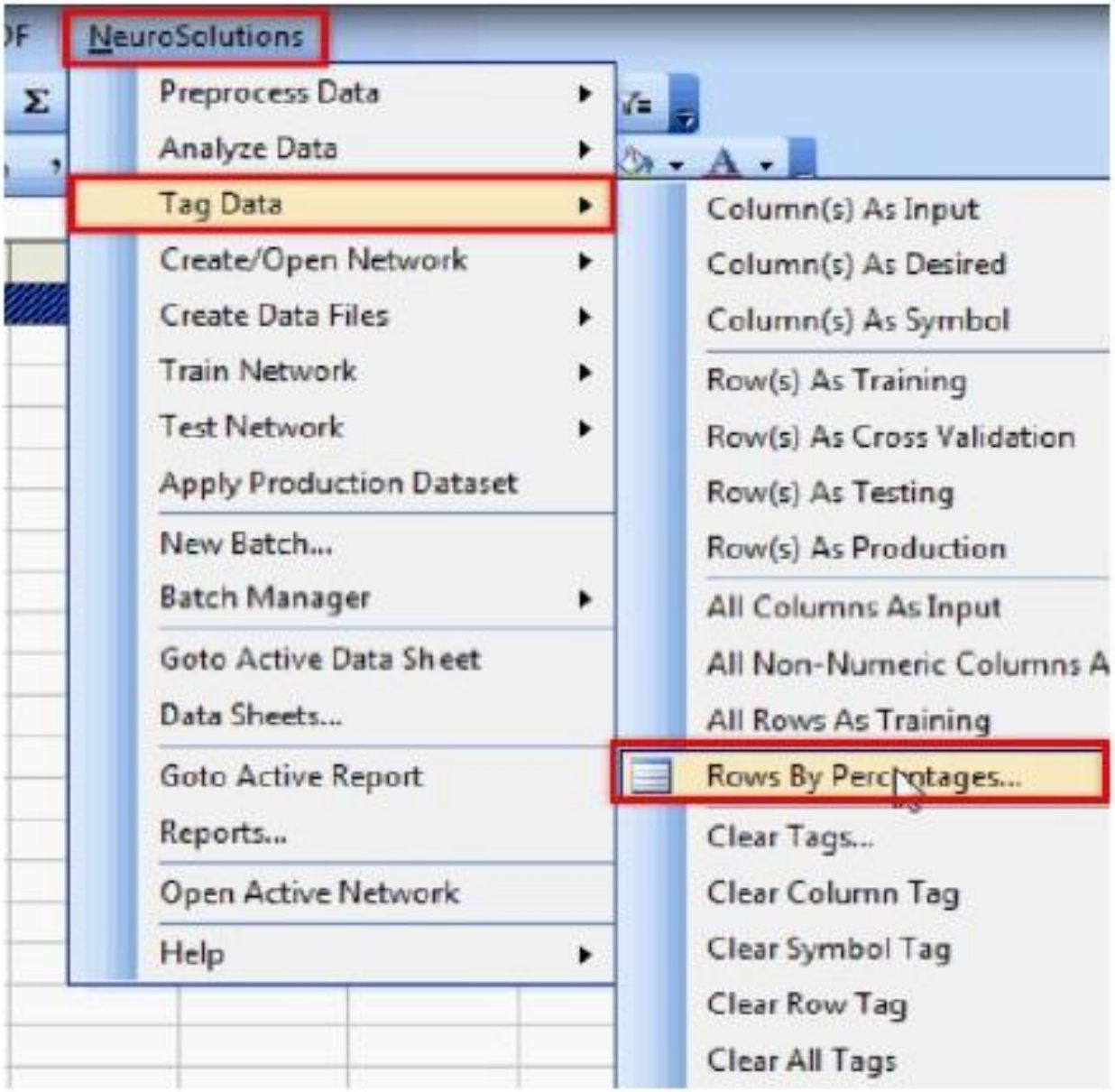


Climatology.ir

با انجام این عمل داده ها تصادفی می شوند.

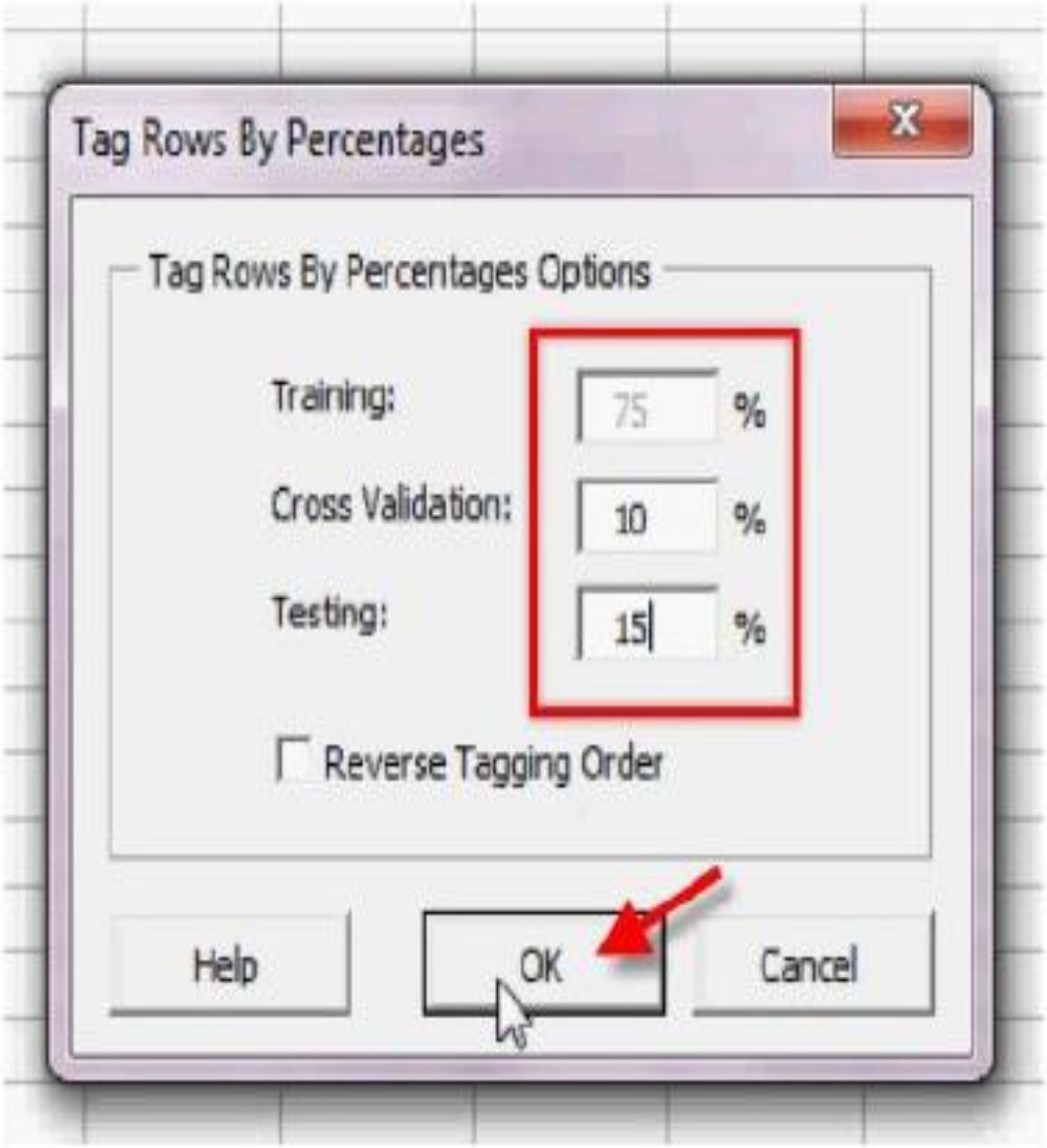
climatology.ir

۷. بمنظور تعیین درصد داده‌هایی که برای آموزش شبکه، تست و اعتبارسنجی آن در نظر گرفته‌ایم از مسیر NeuroSolutions/ Tag Data/ Rows By Percentages... اقدام می‌کنیم.



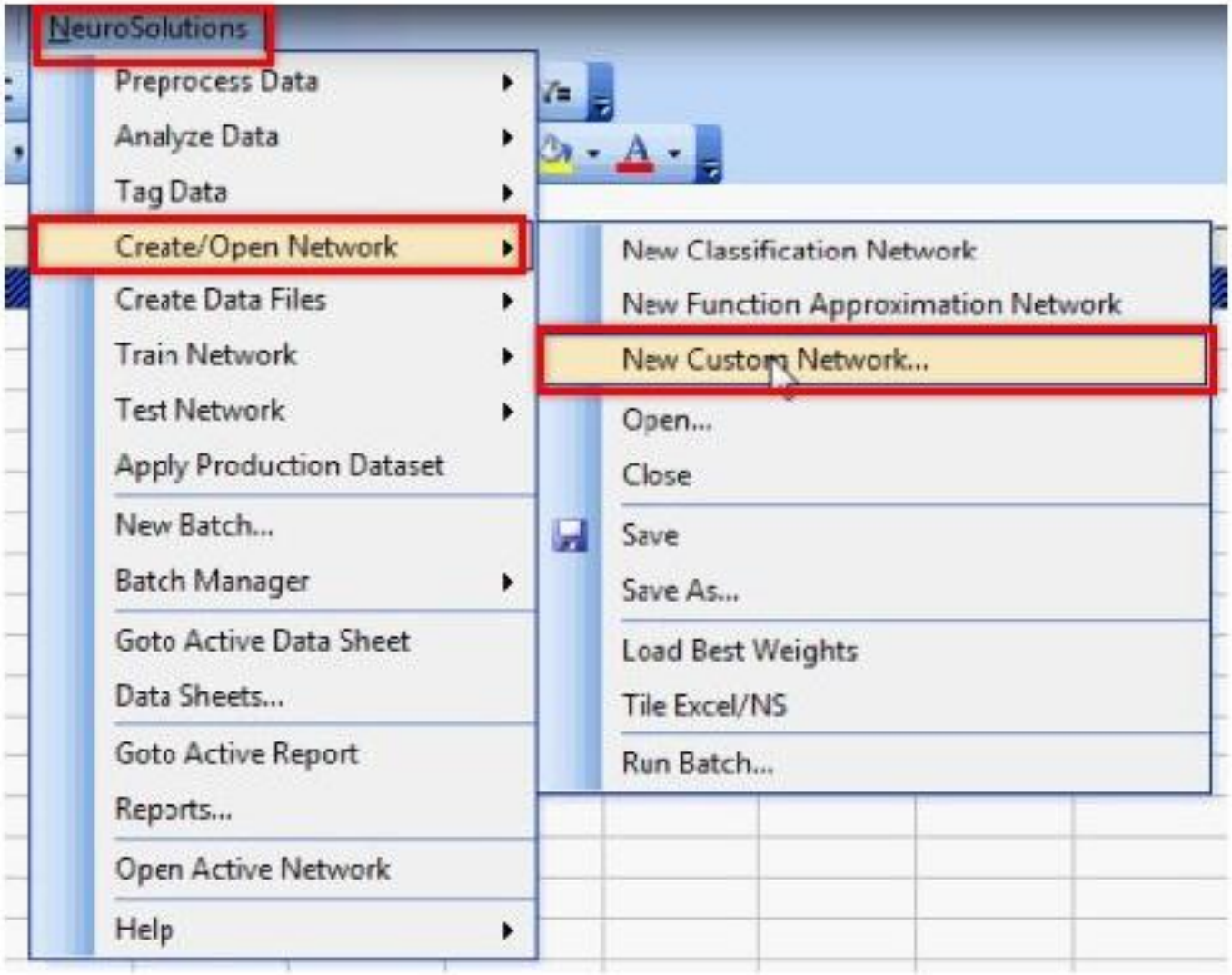
Climatology.ir

در این تمرین ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش، ۱۰٪ برای اعتبارسنجی و ۱۵٪ برای تست شبکه اختصاص داده شده است.



Climatology.ir

۸. در این مرحله نیاز داریم که شبکه دلخواه خود را بسازیم. برای این منظور از منوی NeuroSolutions گزینه Creat/Open Network و سپس گزینه New Custom Network را انتخاب می‌کنیم. لازم به ذکر است بهترین شبکه، شبکه‌ای است که کمترین خطا را مخصوصا در مرحله تست مدل داشته باشد. برای این منظور باید شبکه‌هایی با المنت‌ها و اجزای مختلف ساخته شود تا بهترین شبکه انتخاب گردد.

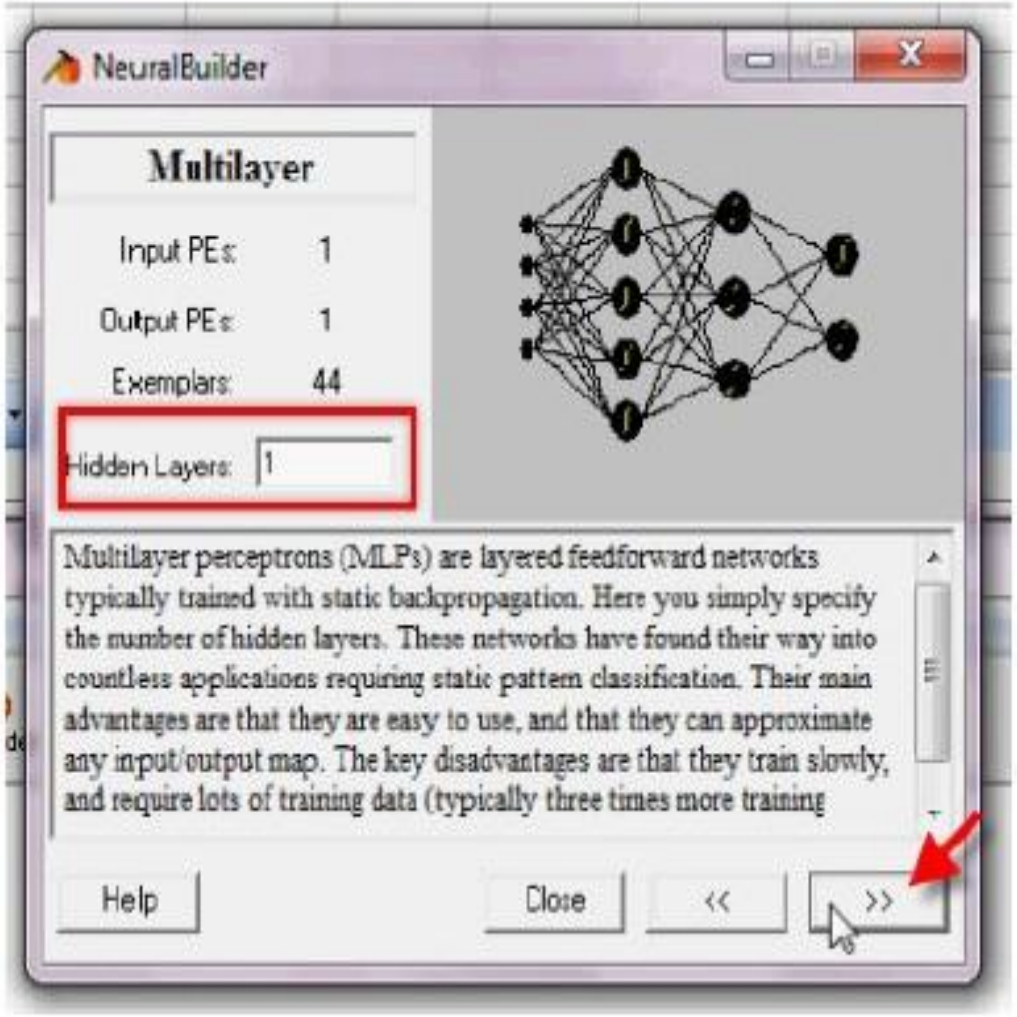


Climatology.ir

در این تمرین برای طراحی شبکه از روش MLP که مخفف عبارت Multilayer Percpetron است استفاده می‌شود. پس از انتخاب روش مورد نظر دکمه Next را کلیک می‌کنیم تا وارد پنجره بعد شویم.

Climatology.ir

در پنجره Neural Builder/ Multilayer می‌توان تعداد لایه‌های پنهان را برای شبکه انتخاب نمود. معمولا شبکه‌های پیچیده دارای بیش از ۳ لایه پنهان کارایی چندانی ندارند. پس از انتخاب تعداد لایه های پنهان دکمه Next را می‌زنیم.

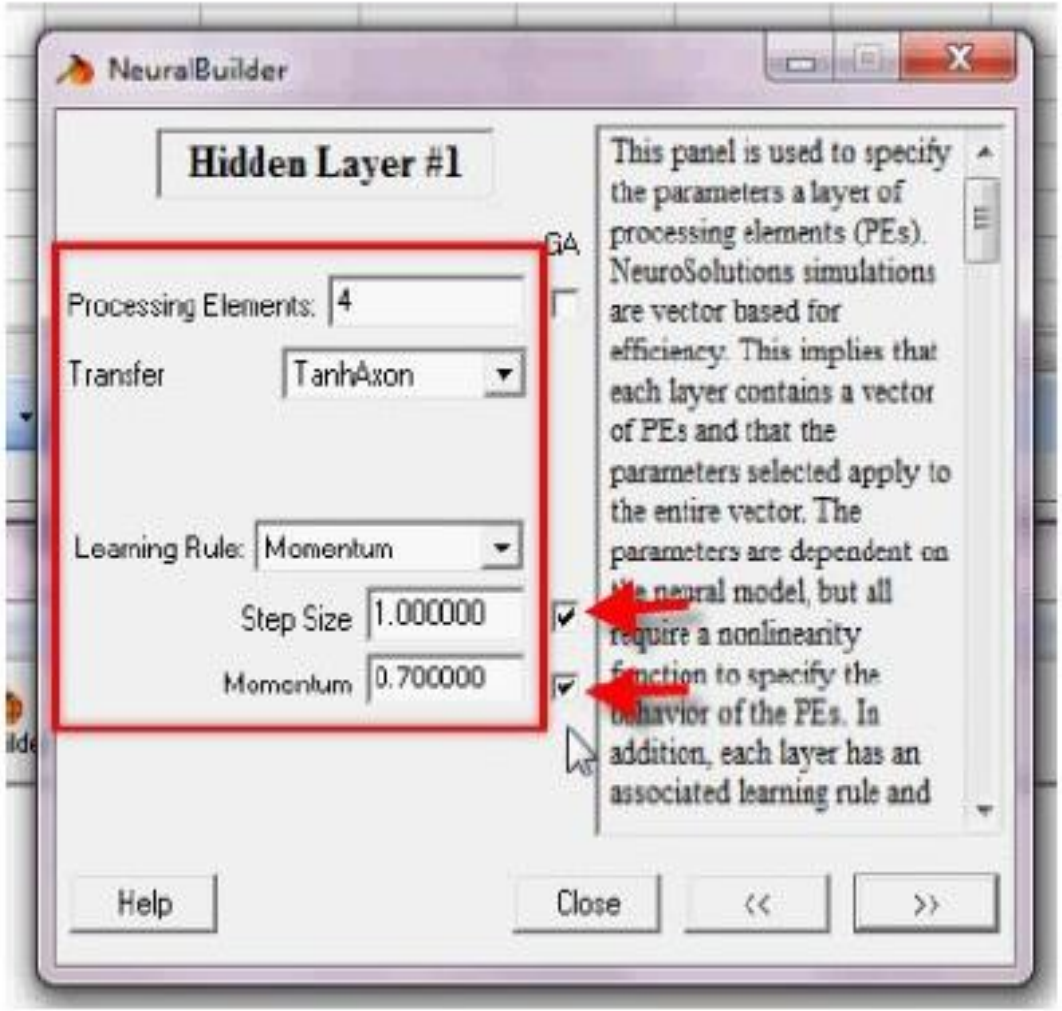


اکنون نوبت به تعیین تعداد گره‌ها، تابع انتقال و الگوریتم آموزش می‌رسد.

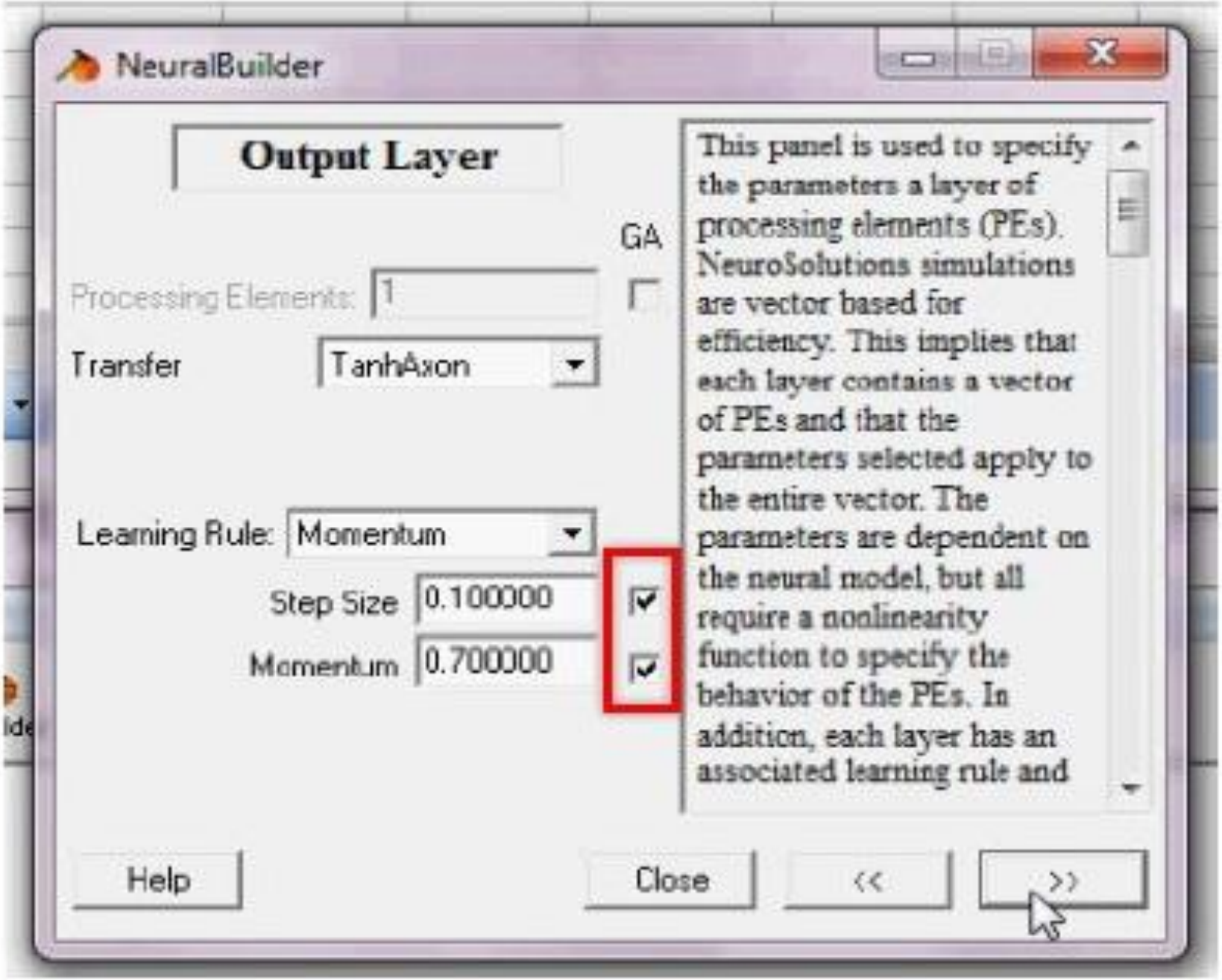
climatology.ir

Processing Elements: بیانگر تعداد گره‌ها (نورون‌های لایه مخفی)، Transfer: تابع انتقال و Learning Rule: نشاندهنده الگوریتم آموزش شبکه است.

برای هر یک از لایه‌های پنهان تابع انتقال و الگوریتم متفاوتی می‌توان تعیین نمود. در این مثال یک لایه پنهان برای معماری شبکه در نظر گرفته شده است.

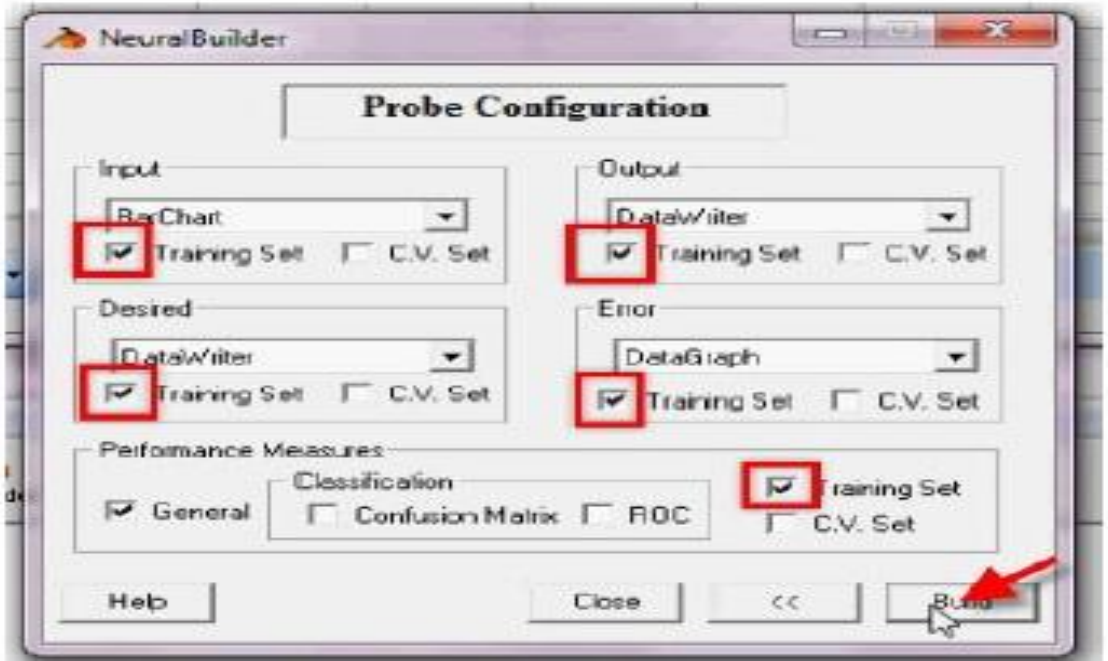


Climatology.ir



Climatology.ir

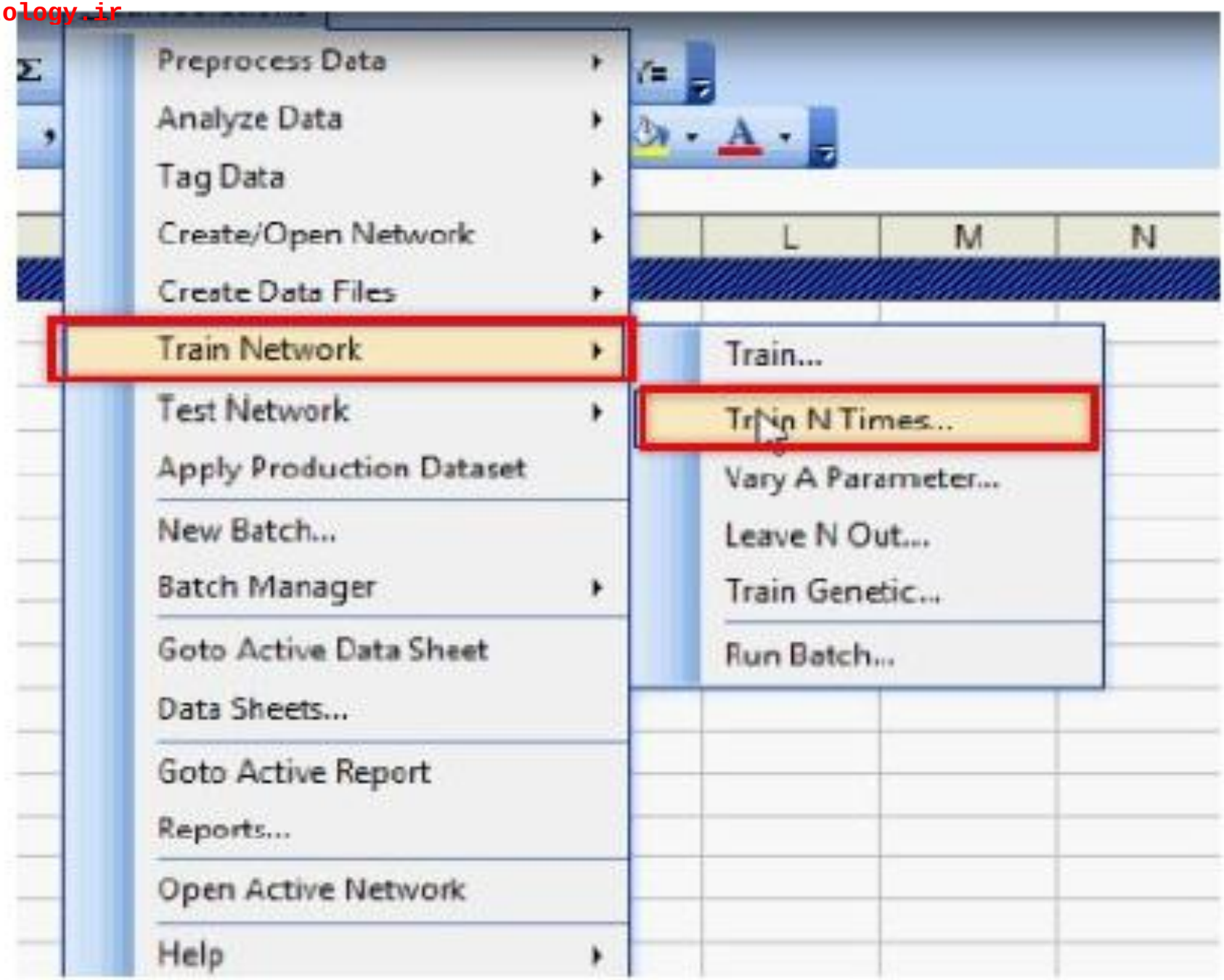
در این بخش پس از تیک‌دار نمودن گزینه‌های زیر، دکمه **Build** را کلیک می‌نماییم تا شبکه توسط نرم‌افزار طراحی شود.



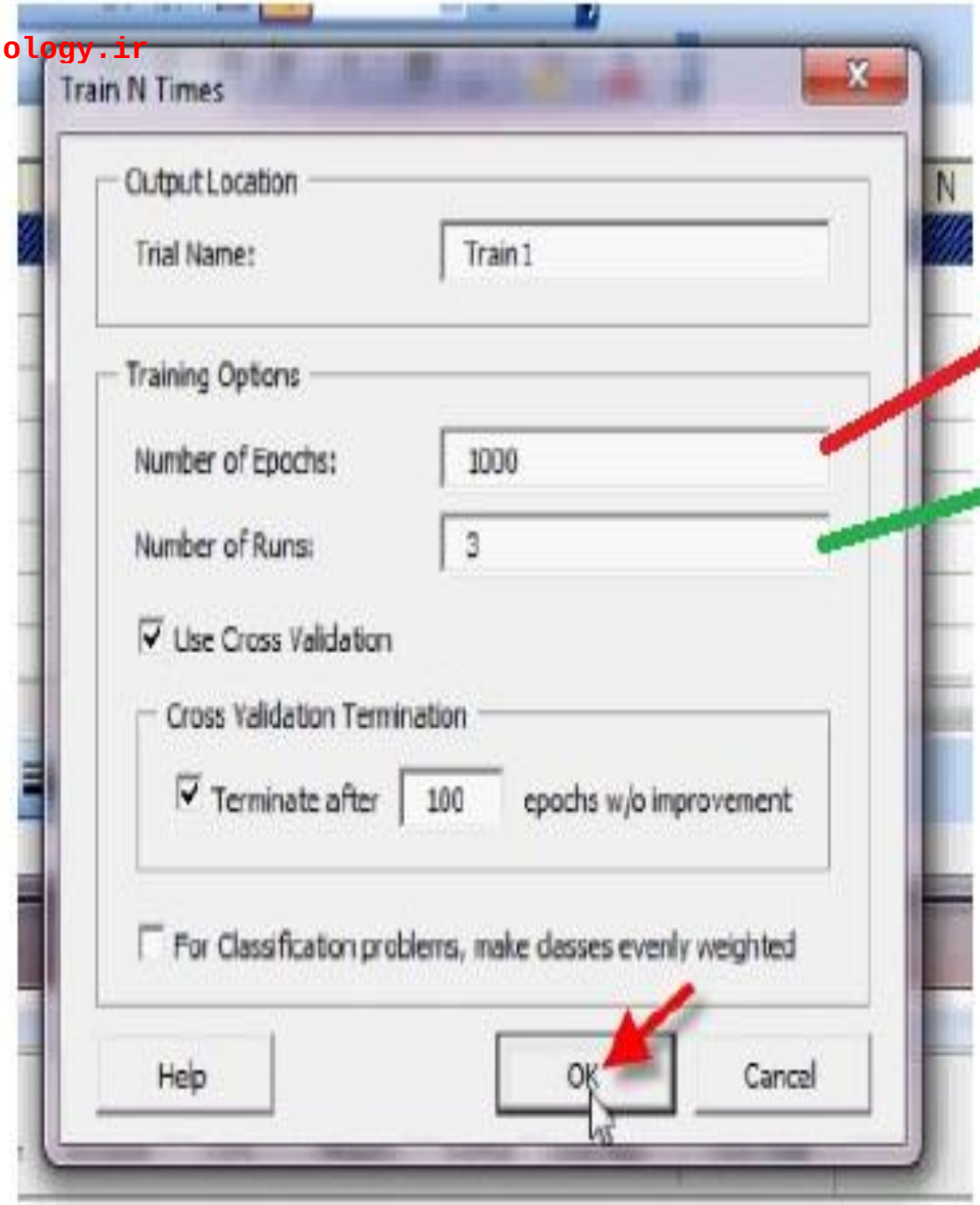
Climatology.ir

۹. اکنون نوبت به آموزش شبکه می‌رسد. برای این منظور از مسیر NeuroSolutions/ Train Network گزینه Train N Time را انتخاب می‌نماییم. با کلیک بر روی دکمه ok آموزش شبکه آغاز خواهد شد.

Climatology.ir



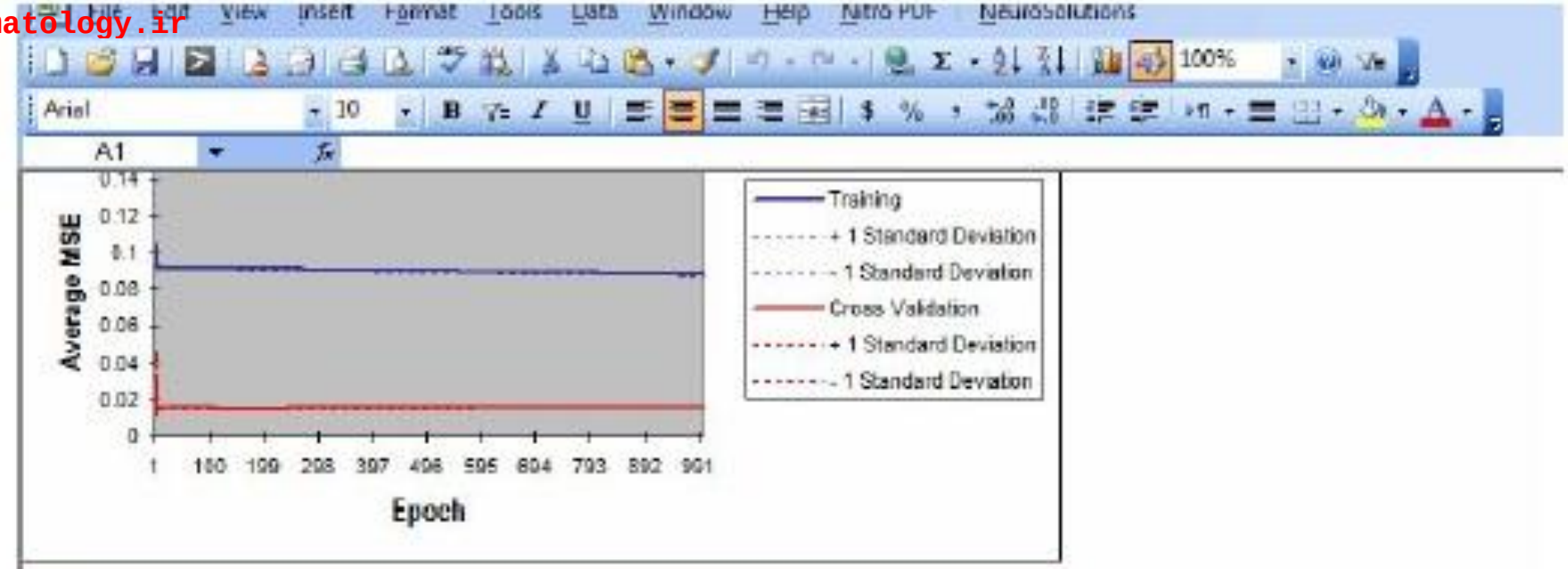
Climatology.ir



تعداد دفعات تکرار
محاسبات در هر
بار اجرای شبکه

تعداد دفعات اجرای شبکه

Climatology.ir



All Runs	Training Minimum	Training Standard Deviation	Cross Validation Minimum	Cross Validation Standard Deviation
Average of Minimum MSEs	0.088184573	0.000599965	0.014302825	0.000663475
Average of Final MSEs	0.088184573	0.000599965	0.015539695	4.7374E-05

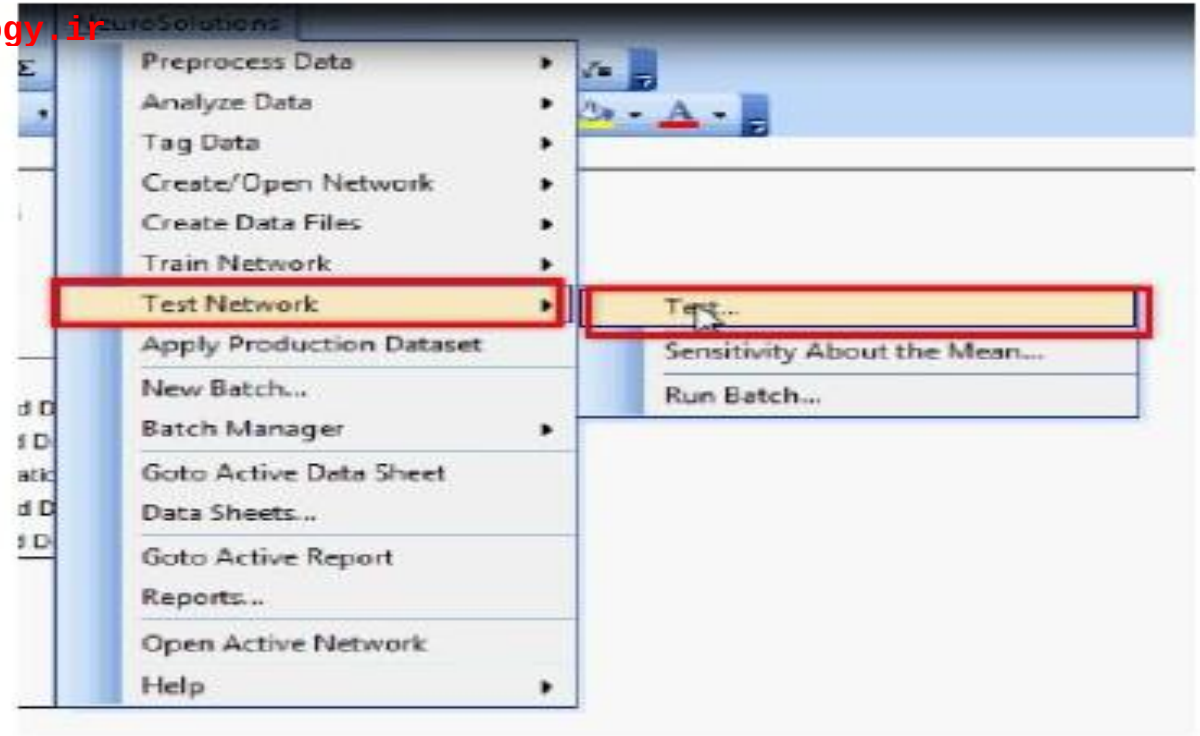
Best Networks	Training	Cross Validation
Run #	2	1
Epoch #	1000	8
Minimum MSE	0.08761455	0.013677863
Final MSE	0.08761455	0.015497764

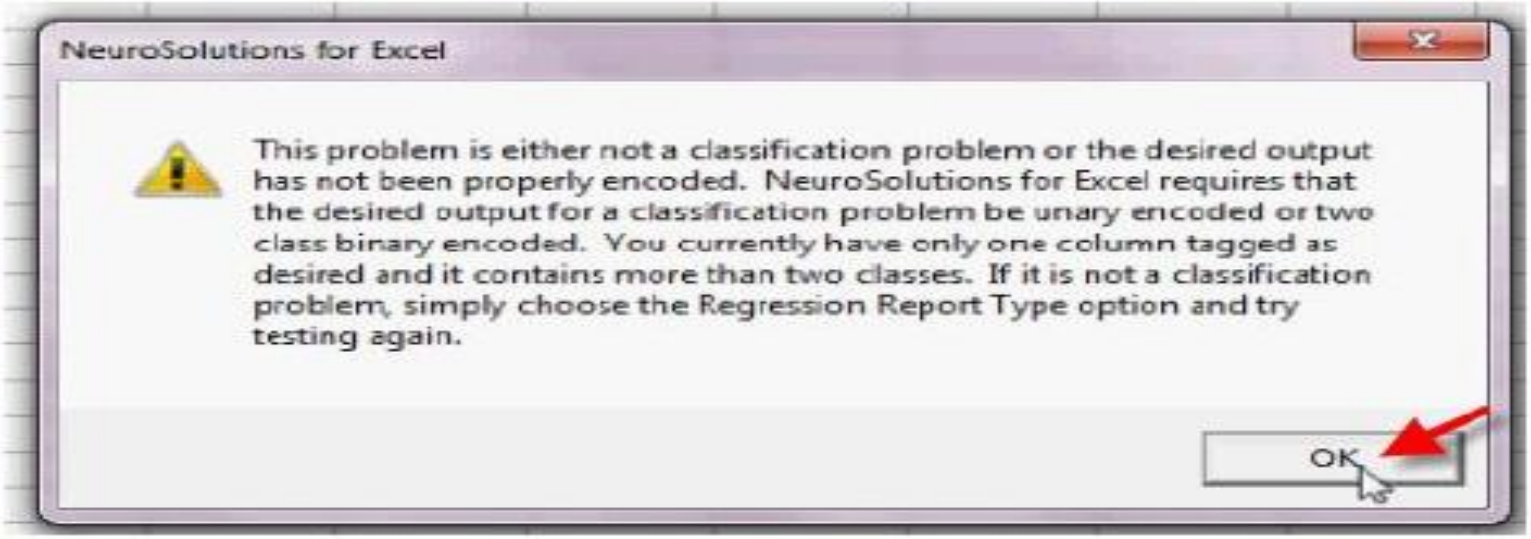
Training MSE

Climatology.ir

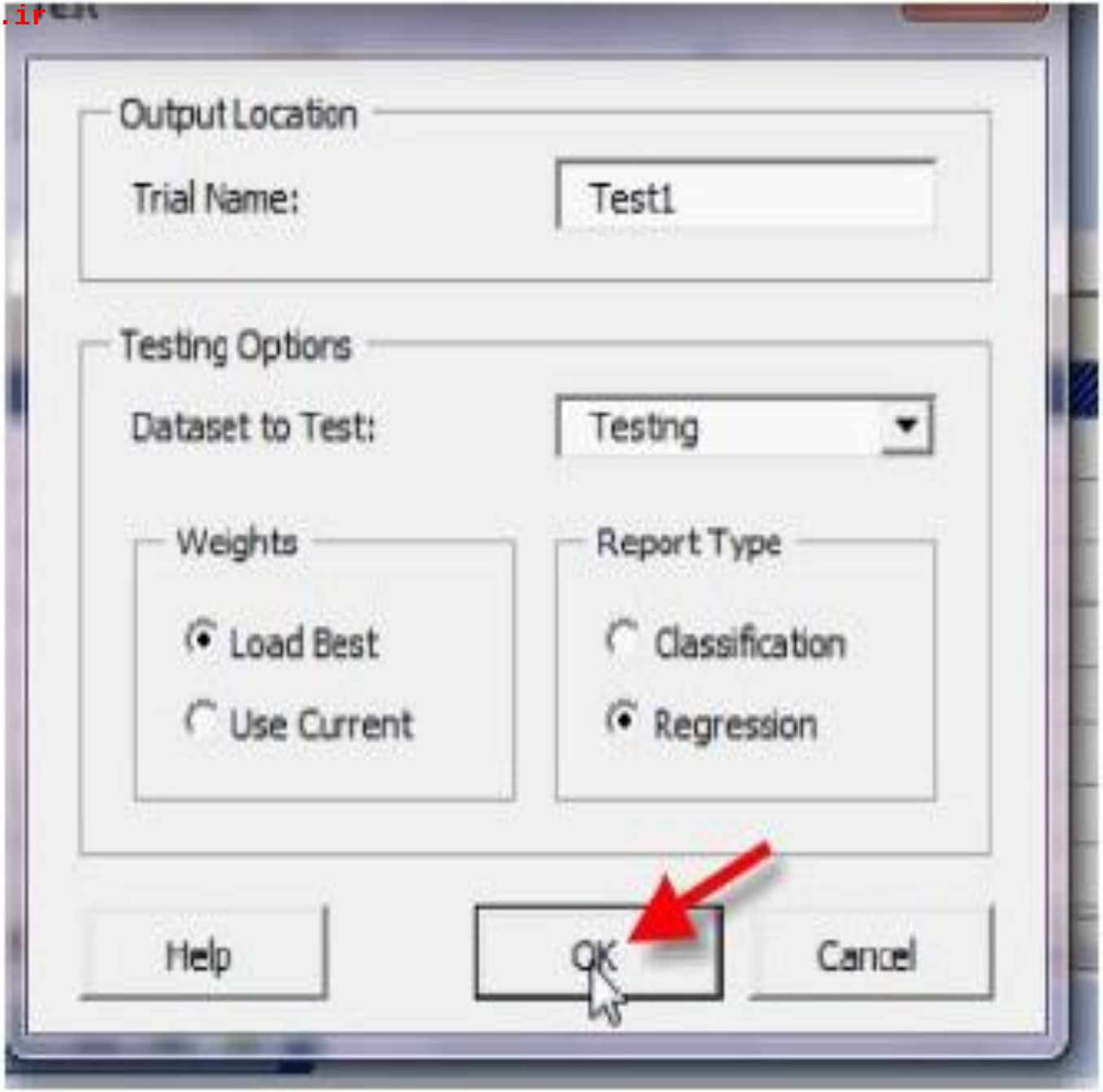
نکته مهم در این قسمت این است که معیار های خطا و همبستگی برای انتخاب مدل نهایی را ما باید از روی بخش تست شبکه انتخاب کنیم. چرا که ممکن است یک مدل در بخش آموزش خوب جواب دهد ولی در بخش تست خوب جواب ندهد. به همین خاطر باید شبکه را تست کرد.

Climatology.ir



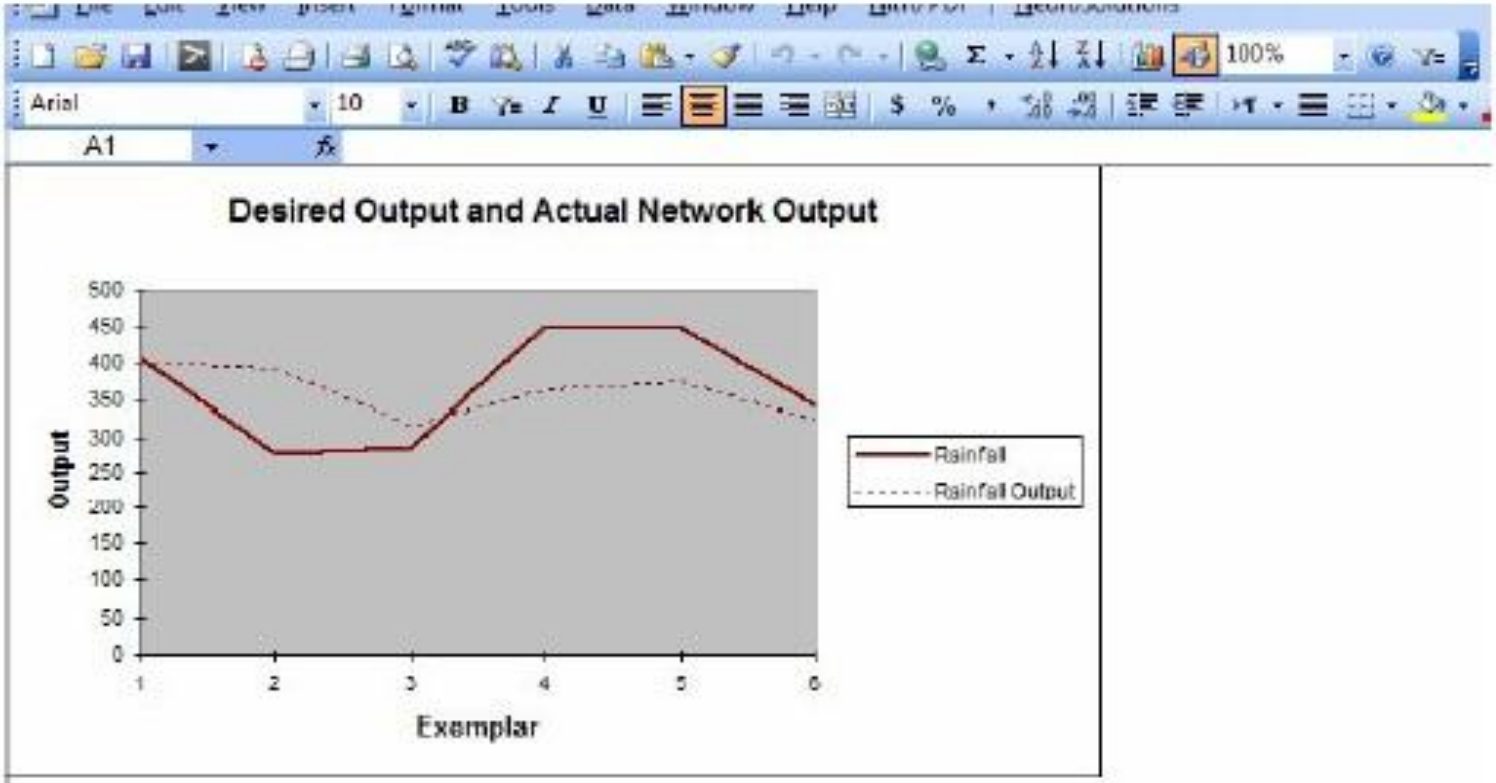


Climatology.ir



Climatology.ir

نمودار مقادیر خروجی مشاهده‌ای و تخمینی توسط مدل نیز توسط نرم‌افزار ارائه می‌گردد.



Performance	Rainfall
MSE	4482.502409
NMSE	0.916936761
MAE	54.18182397
Min Abs Error	4.048534309
Max Abs Error	111.7600729
r	0.330539307

برای ترسیم Scatter Plot می‌توان از داده‌های تخمینی و واقعی موجود در صفحه Test1 IOData استفاده نمود.

Climatology.ir

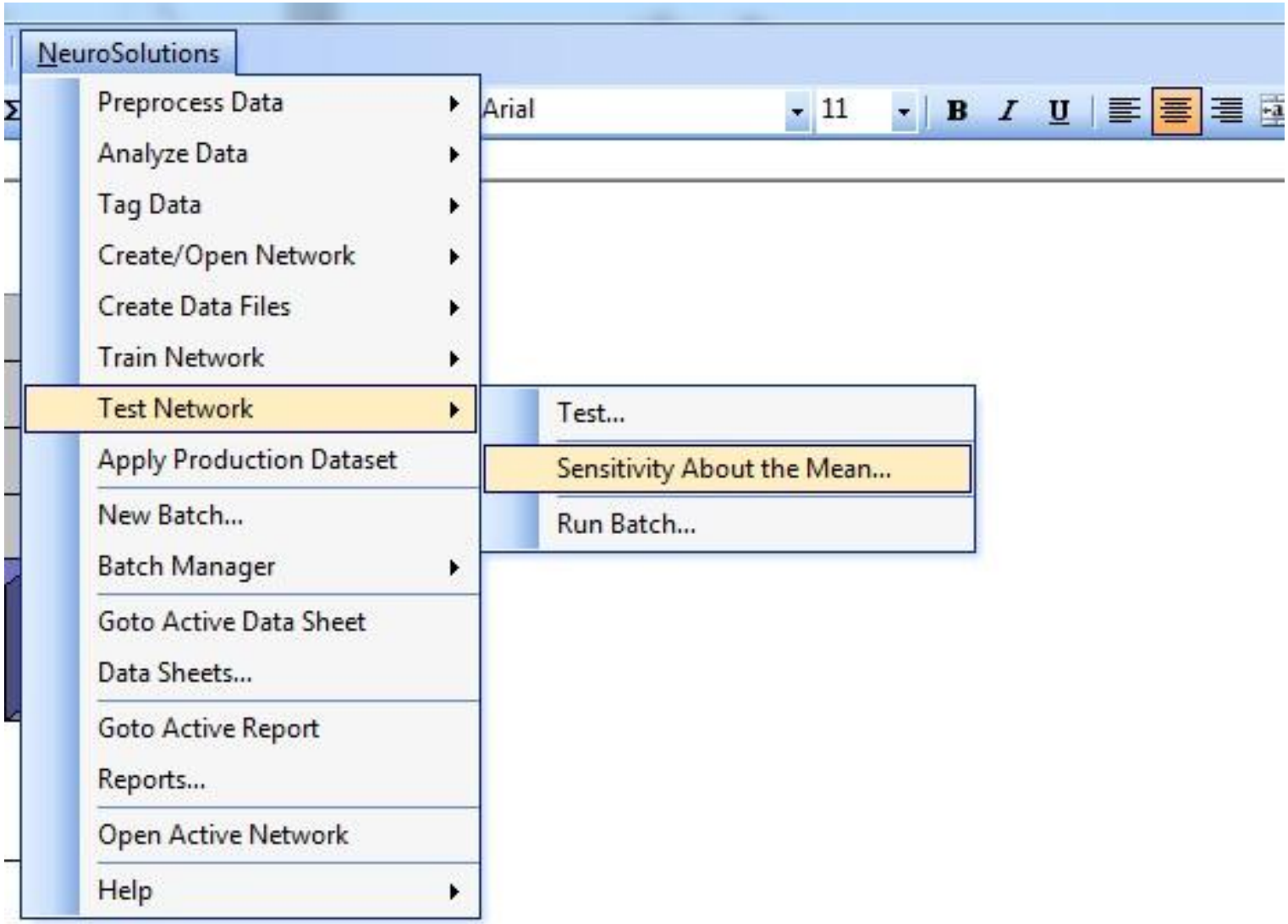
A1 Year

Year	Rainfall	Rainfall Output
1955	404	399.951466
1959	279	390.760073
1996	287	315.887233
1972	449.3	361.528974
1967	446.8	372.555231
1992	340.9	322.520691

Train1 Report / Train1 AvgMSE / Train1 CVMSE / Train1 TrMSE / Test1 Report / Test1 IOData / Sheet1 Randomized

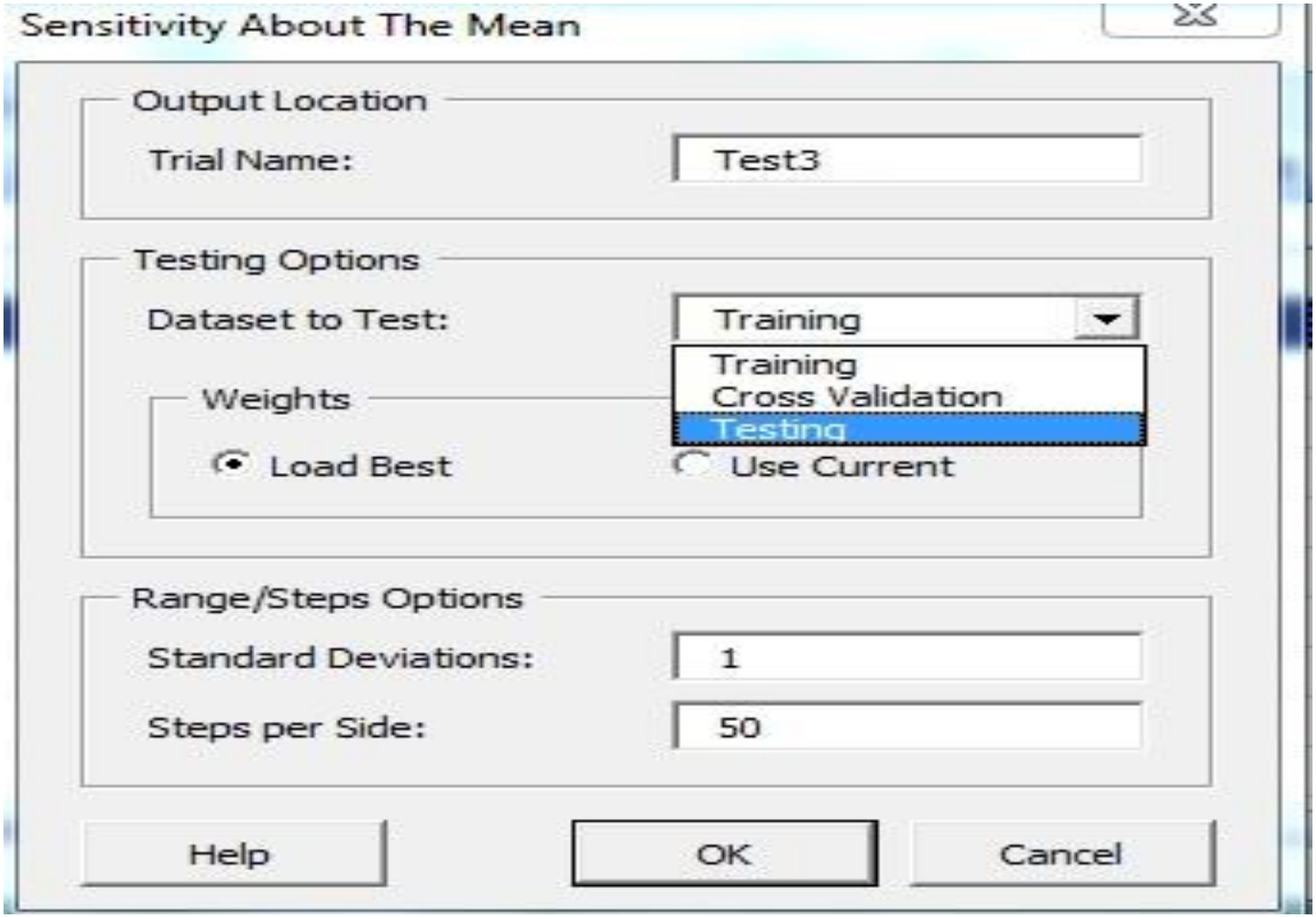
Climatology.ir

آنالیز حساسیت

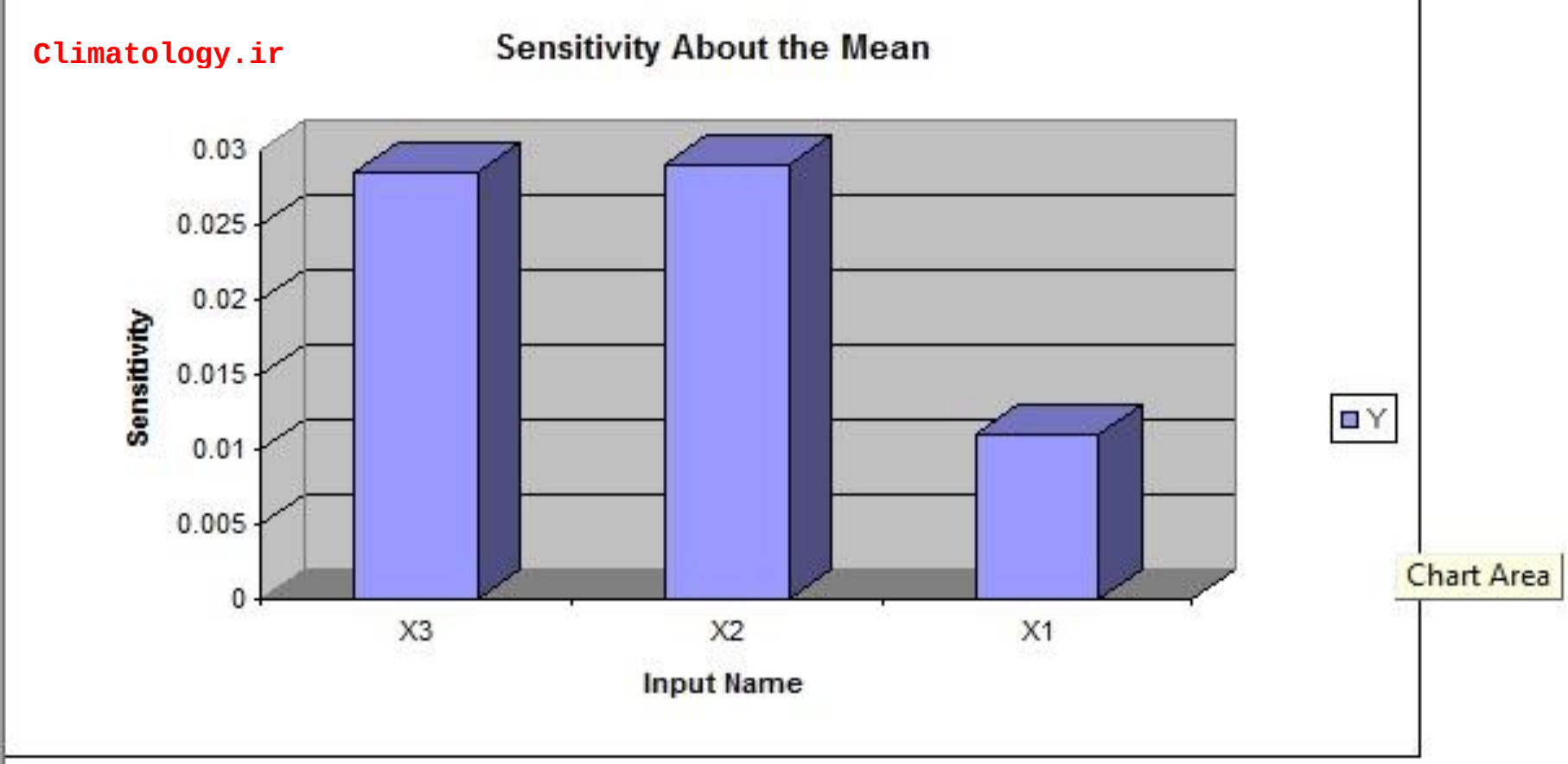


Climatology.ir

در این مرحله بخشی از داده ها که آنالیز حساسیت می خواهیم انجام دهیم را انتخاب می کنیم. می توانید گزینه تست را انتخاب کنید و ok بزنید



Climatology.ir



Sensitivity	Y
X3	0.028533664
X2	0.029045858
X1	0.010970958

Climatology.ir

در این قسمت وزن هر کدام از متغیر های مستقل در میزان شبیه سازی خروجی را به ما می دهد.(مثال این قسمت را به خاطر اینکه اهمیت چند متغیر را بهتر درک کنیم نسبت به مثال اول این جزوه تغییر داده ام). قاعدتاً مدلی برای ما مناسب تر است که ورودی کمتری داشته باشد و به نتیجه خوبی منتج شود. به همین خاطر ما می توانیم در این قسمت متغیر هایی که اهمیت چندانی در شبیه سازی خروجی مدل نداشته اند را حذف کنیم و شبکه را با ورودی کمتری اجرا کنیم. مثلاً در مثال فوق متغیر x1 تاثیر کمتری نسبت به ورودی های دیگر داشته است.

Climatology.ir

پیش بینی

فرض کنید سه متغیر مستقل اندازه گیری شده است، حال می خواهیم بر اساس مدلی که مناسب تر بوده است، خروجی را پیش بینی کنیم.

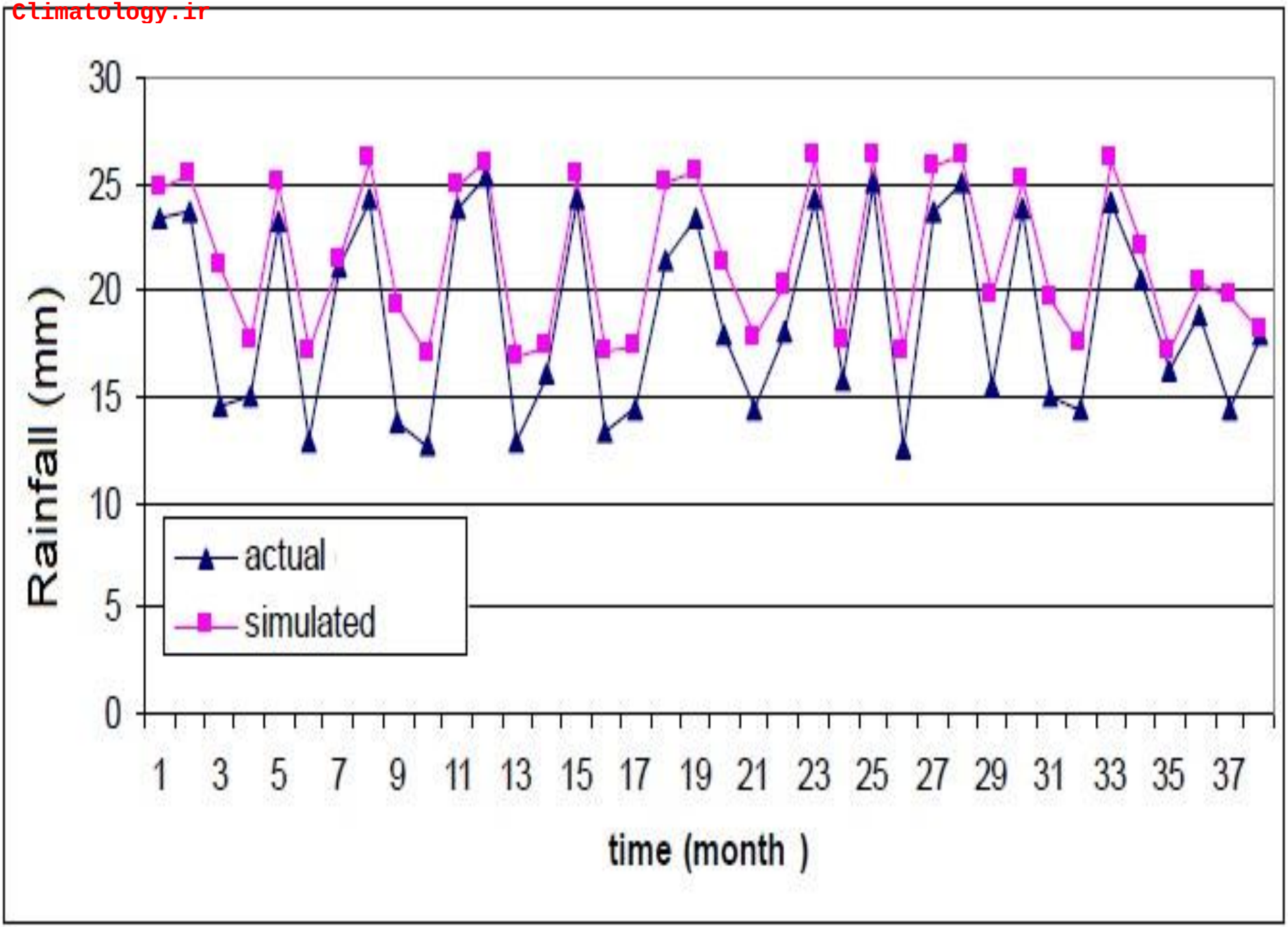
برای این منظور، سه متغیر مورد نظر را در انتهای هر ستون در شیت Sheet1 Randomized می نویسیم. بعد روی سطر مورد نظر کلیک راست

Tage data>row(s) as production> neuro solution> apply production dataset> مقدار خروجی برآورد می شود

Climatology.ir

در اسلاید بعد مثالی از معماری های مختلف نشان داده شده است.
و در نهایت برای مدل بهتر، نمودار ترسیم شده است.

Climatology.ir

شماره مدل	تعداد نورون مخفی	آرایش شبکه	تعداد تکرار (Epoch)	الگوریتم آموزشی	تابع محرک	آماره‌های آموزش شبکه				آماره‌های تست شبکه			
						MSE	NMSE	R	R squere	MSE	NMSE	R	R squere
۱	۲	۳-۲	۱۰۰۰	Mom	Tan Axon	۰/۰۲	۰/۱۷	۰/۹۰	۰/۸۲	۰/۰۰۰۲	۰/۱۵	۰/۹۲	۰/۸۵
۲	۲	۳-۲	۱۱۹	LM	Tan Axon	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۷	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۰۰۲	۰/۱۹	۰/۹۱	۰/۸۲
۳	۲	۳-۲	۱۰۰۰	Qu	Tan Axon	۰/۰۲	۰/۲۳	۰/۸۱	۰/۶۵	۰/۰۰۲	۰/۱۷	۰/۹۱	۰/۸۲
۴	۲	۳-۲	۶۰۹	Del	Tan Axon	۰/۰۱	۰/۱۱	۰/۹۳	۰/۸۹	۰/۰۰۱	۰/۱۰	۰/۹۵	۰/۹
۵	۲	۳-۲	۷۳۳	Mom	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۹	۰/۶۳	۰/۳۳	۰/۰۱	۱/۱۱	۰/۵۰	۰/۲۵
۶	۲	۳-۲	۷۷۳	LM	Sig Axon	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۶	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۰۰۵	۰/۳۷	۰/۸۱	۰/۶۶
۷	۲	۳-۲	۱۰۰۰	Qu	Sig Axon	۰/۰۲	۱/۰۰۵	۰/۵۸	۰/۳۳	۰/۰۱	۱/۰۷	۰/۲۳	۰/۰۵
۸	۲	۳-۲	۵۷۳	Del	Sig Axon	۰/۰۲	۰/۱۱	۰/۹۳	۰/۸۸	۰/۰۰۲	۰/۱۷	۰/۹۱	۰/۸۳
۹	۲	۳-۲	۱۱۱	Mom	Lin Tan Axon	۰/۰۲	۰/۲۰	۰/۸۵	۰/۷۲	۰/۰۰۲	۰/۲۰	۰/۸۹	۰/۷۹
۱۰	۲	۳-۲	۲۵	LM	Lin Tan Axon	۰/۰۳	۰/۱۹	۰/۸۹	۰/۷۹	۰/۰۰۳	۰/۳۲	۰/۸۹	۰/۷۹
۱۱	۲	۳-۲	۱۰۰۰	Qu	Lin Tan Axon	۰/۰۳	۰/۱۹	۰/۸۹	۰/۷۹	۰/۰۰۳	۰/۲۹	۰/۸۸	۰/۷۷
۱۲	۲	۳-۲	۴۸۷	Del	Lin Tan Axon	۰/۰۲	۰/۶۴	۰/۸۴	۰/۷۳	۰/۰۰۲	۰/۲۱	۰/۹۰	۰/۸۱
۱۳	۲	۳-۳	۲۱۲	Mom	Tan Axon	۰/۰۳	۰/۲۱	۰/۸۸	۰/۷۷	۰/۰۰۲	۰/۲۳	۰/۸۷	۰/۷۵
۱۴	۲	۵-۲	۵۱۲	Mom	Tan Axon	۰/۰۲	۰/۱۳	۰/۹۷	۰/۸۵	۰/۰۰۱	۰/۱۷	۰/۹۱	۰/۸۳
۱۵	۲	۷-۳	۲۳۵	Mom	Tan Axon	۰/۰۳	۰/۲۴	۰/۸۷	۰/۷۵	۰/۰۰۲	۰/۱۷	۰/۹۰	۰/۸۲
۱۶	۲	۳-۳	۱۷۲	LM	Tan Axon	۰/۰۰۱	۰/۰۰۷	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۰۰۳	۰/۲۲	۰/۸۶	۰/۷۲
۱۷	۲	۵-۲	۱۲۱	LM	Tan Axon	۰/۰۰۲	۰/۰۱	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۰۰۳	۰/۲۸	۰/۸۳	۰/۷۱
۱۸	۲	۷-۳	۱۱۲	LM	Tan Axon	۰/۰۰۱	۰/۰۰۸	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۰۰۳	۰/۳۳	۰/۸۲	۰/۶۷
۱۹	۲	۳-۳	۴۱۲	Qu	Tan Axon	۰/۰۵	۰/۲۰	۰/۸۳	۰/۷	۰/۰۰۹	۰/۵۳	۰/۳۹	۰/۶۷
۲۰	۲	۵-۲	۱۴۳	Qu	Tan Axon	۰/۰۳	۰/۲۲	۰/۸۵	۰/۷۲	۰/۰۰۸	۰/۵۲	۰/۷	۰/۶۹
۲۱	۲	۷-۳	۲۷۴	Qu	Tan Axon	۰/۰۵	۰/۲۱	۰/۸۳	۰/۶۸	۰/۰۰۸	۰/۵۱	۰/۷۱	۰/۵
۲۲	۲	۳-۳	۵۱۸	Del	Tan Axon	۰/۰۲	۰/۱۶	۰/۹۱	۰/۸۳	۰/۰۰۳	۰/۳۲	۰/۸۲	۰/۶۷
۲۳	۲	۵-۲	۱۳۳	Del	Tan Axon	۰/۰۱	۰/۰۹	۰/۹۵	۰/۹۰	۰/۰۰۱	۰/۱۲	۰/۹۳	۰/۸۸
۲۴	۲	۷-۳	۷۰۸	Del	Tan Axon	۰/۰۱	۰/۱۳	۰/۹۳	۰/۸۶	۰/۰۰۱	۰/۱۱	۰/۹۳	۰/۸۷
۲۵	۲	۳-۳	۱۰۰۰	Mom	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۶	۰/۶۸	۰/۳۳	۰/۰۱	۰/۹۵	۰/۲۸	۰/۶
۲۶	۲	۵-۲	۲۱۲	Mom	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۹	۰/۶۷	۰/۳۳	۰/۰۱	۰/۹۵	۰/۸۸	۰/۷۷
۲۷	۲	۷-۳	۱۷۹	Mom	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۹	۰/۶۳	۰/۳۳	۰/۰۱	۰/۹۵	۰/۸۶	۰/۷۲
۲۸	۲	۳-۳	۱۲۱	LM	Sig Axon	۰/۰۰۰۳	۰/۰۱	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۰۰۲	۰/۲۰	۰/۸۹	۰/۷۹
۲۹	۲	۵-۲	۱۳۳	LM	Sig Axon	۰/۰۳	۱/۱۳	۰/۶۹	۰/۳۷	۰/۰۰۵	۰/۳۱	۰/۷۷	۰/۵۹
۳۰	۲	۷-۳	۱۱۳	LM	Sig Axon	۰/۰۰۱	۰/۰۳	۰/۹۸	۰/۹۶	۰/۰۲	۱/۲۷	۰/۳۱	۰/۰۹
۳۱	۲	۳-۳	۷۵۹	Qu	Sig Axon	۰/۰۳	۱/۰۰۰۴	۰/۷۳	۰/۰۵	۰/۰۱	۱/۰۰۰۷	۰/۳۳	۰/۱۸
۳۲	۲	۵-۲	۱۰۰۰	Qu	Sig Axon	۰/۰۳	۱/۰۸	۰/۱۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	۰/۳۰	۰/۰۹
۳۳	۲	۷-۳	۱۰۰۰	Qu	Sig Axon	۰/۰۳	۱/۰۱	۰/۶۷	۰/۳۳	۰/۰۱	۱/۰۲	۰/۳۳	۰/۳۹
۳۴	۲	۳-۳	۴۷۲	Del	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۷	۰/۷۱	۰/۵۰	۰/۰۰۳	۰/۳۵	۰/۸۱	۰/۶۶
۳۵	۲	۵-۲	۵۹۶	Del	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۷	۰/۷۵	۰/۵۴	۰/۰۰۳	۰/۳۳	۰/۸۲	۰/۶۷
۳۶	۲	۷-۳	۷۵۷	Del	Sig Axon	۰/۰۳	۰/۹۹	۰/۷۷	۰/۵۱	۰/۰۰۳	۰/۳۳	۰/۸۲	۰/۶۷
۳۷	۲	۳-۳	۲۱۲	Mom	Lin Tan Axon	۰/۰۲	۰/۱۸	۰/۹۰	۰/۸۱	۰/۰۰۳	۰/۲۷	۰/۸۷	۰/۷۵
۳۸	۲	۵-۲	۲۲۱	Mom	Lin Tan Axon	۰/۰۳	۰/۶۶	۰/۸۵	۰/۷۲	۰/۰۰۳	۰/۲۶	۰/۸۷	۰/۷۵
۳۹	۲	۷-۳	۹۹	Mom	Lin Tan Axon	۰/۰۳	۰/۷۲	۰/۸۸	۰/۷۷	۰/۰۰۳	۰/۲۱	۰/۸۹	۰/۷۹
۴۰	۲	۳-۳	۵۳	LM	Lin Tan Axon	۰/۰۵	۰/۳۷	۰/۷۸	۰/۶۰	۰/۰۰۳	۰/۵۴	۰/۷۲	۰/۵۴
۴۱	۲	۵-۲	۱۹	LM	Lin Tan Axon	۰/۰۱	۰/۱۰	۰/۹۳	۰/۸۹	۰/۰۰۳	۰/۳۰	۰/۸۳	۰/۷
۴۲	۲	۷-۳	۲۱	LM	Lin Tan Axon	۰/۰۲	۰/۱۲	۰/۹۳	۰/۸۷	۰/۰۰۳	۰/۱۹	۰/۹۰	۰/۸۲
۴۳	۲	۳-۳	۱۰۰۰	Qu	Lin Tan Axon	۰/۰۴	۰/۲۳	۰/۸۷	۰/۶۷	۰/۰۰۳	۰/۲۸	۰/۸۴	۰/۷۲
۴۴	۲	۵-۲	۳۷۲	Qu	Lin Tan Axon	۰/۰۵	۰/۲۱	۰/۸۳	۰/۶۸	۰/۰۰۳	۰/۲۷	۰/۸۵	۰/۷۲
۴۵	۲	۷-۳	۲۳۴	Qu	Lin Tan Axon	۰/۰۵	۰/۲۰	۰/۸۳	۰/۶۸	۰/۰۱	۰/۹۸	۰/۳۲	۰/۱۲
۴۶	۲	۳-۳	۴۱۱	Del	Lin Tan Axon	۰/۰۲	۰/۱۸	۰/۹۰	۰/۸۱	۰/۰۰۳	۰/۲۷	۰/۸۵	۰/۷۲
۴۷	۲	۵-۲	۱۲۸	Del	Lin Tan Axon	۰/۰۳	۰/۲۳	۰/۸۷	۰/۷۵	۰/۰۰۳	۰/۲۶	۰/۸۷	۰/۷۵
۴۸	۲	۷-۳	۳۵۸	Del	Lin Tan Axon	۰/۱۳	۱/۰۳	۰/۳۵	۰/۲۰	۰/۰۰۳	۰/۲۹	۰/۸۳	۰/۷

Climatology.ir