مجله علوم كشاورزي ايران
جلد ۳۸، شماره ۱، سال ۱۳۸٦ (۱۲۳-۱۱۳)

تخمين رطوبت لايه‌هاي شلتوك در انتهاي مرحلة خشك شدن به كمك شبكه‌هاي عصبي مصنوعي

رضا اميری چايجان[۱]، محمدهادی خوش‌تقاضا*[۲]، غلامعلی منتظر[۳] و سعيد مينايي[۴]
۱، ۲، ۳، ۴، دانشجوی دکتری، دانشيار، استاديار و دانشيار، دانشگاه تربيت مدرس
(تاريخ دريافت: ۸۴/۱/۲۳- تاريخ تصويب: ۸۵/۴/۱۴)

چكيده

پيش‌بيني رطوبت لايه‌هاي شلتوك در انتهاي مرحلة خشك‌شدن به روش بستر ثابت به منظور كاهش خسارت ناشي از بيش يا كم خشك‌شدن محصولات كشاورزي حائز اهميت است. در اين تحقيق از روش هوشمند شبكة عصبي مصنوعي براي پيش‌بيني رطوبت لايه‌هاي شلتوك در انتهاي مرحلة خشك‌شدن و در محدودة رطوبت‌هاي نهايي ۱۰ تا ۱٤% (بر پاية تر) براي خشك‌كردن به روش بستر ثابت استفاده شده است. آزمايشها با نمونه‌هاي شلتوك و در محدودة عمق‌هاي ۵ تا ۳۰ سانتي‌متر با ميزان رطوبت اولية ۱۹/٦% پاية تر در شرايط كنترل‌شدة محيطي با دماي ورودي ٤۳°C و سرعت هواي ۱m/s/ ۰ انجام شد. پس از اينكه رطوبت متوسط بستر مواد به مقدار مورد نظر رسيد، با نمونه‌گيري رطوبت هر يك از لايه‌هاي بالا، وسط و پايين عمق بستر تعيين گرديد. رطوبت لايه‌هاي شلتوك به كمك سه پارامتر رطوبت متوسط نهايي شلتوك، عمق لايه و عمق كلي شلتوك در هر آزمايش پيش‌بيني شد. كاربرد دو روش شبكة عصبي پرسپترون چندلايه و شبكة عصبي تابع پاية شعاعي در حل اين مسأله نشان داد كه با استفاده از شبكة عصبي مصنوعي مي‌توان رطوبت لايه هاي شلتوك را با ضريب تعيين ۰/۹۹٤۹ با خطاي حقيقي ۰/۰٦۰۳ پيش‌بيني كرد.

واژه‌های كليدي: خشك‌كردن، شلتوك، پيش‌بيني هوشمند، شبكه عصبي مصنوعي، شبكة تابع پاية شعاعي، پرسپترون چندلايه

مقدمه

چگونگي توزيع رطوبت در تودة محصولات كشاورزي در پايان فرايند خشك‌شدن، يكي از عوامل تعيين‌كنندة كيفيت خشك‌شدن و معياري براي پيش بيني تلفات ايجاد شده است. در فرايند خشك‌شدن شلتوك در شرايط بستر عميق، دانه‌ها در هر عمقي داراي آهنگهاي مختلف خشك‌شدن هستند. البته در پارامترهاي مختلف خشك‌كن از جمله دما، رطوبت نسبي و سرعت هواي ورودي، رطوبت اوليه و نهايي محصول و عمق بستر خشك‌كن مي‌توانند در ايجاد گراديان رطوبتي در لايه‌هاي مختلف مؤثر باشند. توزيع ناهمگون رطوبت در لايه‌هاي مختلف در طي فرايند خشك‌شدن شلتوك در شرايط بستر ثابت، عامل مهم ايجاد ضايعات در فرايند تبديل آن به برنج سفيد است. بنابراين پيش بيني رطوبت لايه‌هاي مختلف در فرايند خشك‌كردن شلتوك به منظور ارائة روشي براي كاهش اختلاف رطوبت لايه‌ها و يا انجام روشهاي پيشگيرانه در طي فرايند، بسيار سودمند خواهد بود.

در شرايط بستر عميق به علت ايجاد اختلاف رطوبتي نسبتاً زياد بين لايه‌هاي شلتوك در انتهاي فرايند خشك‌شدن، ضمن تغيير خواص كيفي برنج توليد شده (مانند رنگ)، تلفات تبديل شلتوك به برنج سفيد نيز كه ناشي از بيش يا كم خشك‌شدن است، افزايش مي‌يابد. همچنين تغيير در دما و رطوبت هواي عبوري از ميان بستر مواد به نرخ رطوبت تبخير شده از هر دانه بستگي دارد.

* نويسنده مسئول: محمدهادی خوش‌تقاضا تلفن: ۰۲۱ - ۴۴۱۹۴۹۱۱ E-mail:khoshtag@modares.ac.ir

روابط تجربي براي پيش‌بيني نرخ خشك‌كردن محصولات مختلف در شرايط لاية نازك استفاده مي‌شود. براي پيش‌بيني رطوبت شلتوك در خشك‌كن‌هاي لاية نازك، معادله‌اي تجربي به وسيلة تتر (١٩٨٧) ارائه شده است كه با استفاده از دما، رطوبت نسبي هوا و زمان خشك‌شدن، محتواي رطوبتي لاية نازك شلتوك را پيش‌بيني مي‌كند.

در ابتداي مرحلة خشك‌شدن، نرخ خشك كردن ثابت مي‌باشد. هواي گرم درحين عبور از لايه‌هاي زيرين بستر عميق، اشباع شده و تأثير چنداني بر خشك‌كردن دانه‌هاي لايه‌هاي بالاتر نمي‌گذارد. بنابراين سه منطقة خشك‌شدن در طي فرايند خشك‌كردن بسترهاي عميق شلتوك، ايجاد مي‌شود. مراحل خشك شدن شلتوك، در هر يك از مناطق مذكوردر زمانهاي متفاوت از شروع فرايند رخ مي‌دهد. اندازه نواحي يادشده بستگي به محتواي رطوبتي دانه‌ها، دماي آنها، رطوبت و سرعت هوا دارد (٩). مناطقي كه در فرايند خشك‌شدن بستر عميق ايجاد مي‌شود، عبارتند از: "منطقة خشك شده[1]"، "منطقة در حال خشك‌شدن[2]" و "منطقة خشك‌نشده[3]". در منطقة خشك‌شده، فشار جزيي بخار دانه در تعادل با هوا است. در منطقة خشك نشده، رطوبت دانه‌ها از ابتداي فرايند، تغيير چنداني نداشته است. ممكن است با توجه شرايط محصول و چگونگي خشك‌شدن در انتهاي مرحلة خشك‌شدن همة اين مناطق ايجاد نشود. در لايه‌هاي كم‌عمق يا لاية نازك، فرايند خشك‌شدن در كل بستر مواد رخ مي‌دهد. لذا توصيه مي‌شود، در صورتي كه دماي مورد استفاده براي خشك‌كردن غلات در شرايط بسترثابت بيشتر از C °٤٣/٣ باشد، عمق بستر m ٠/٤٥ و يا كمتر باشد (٩).

پيش بيني دقيق محتواي رطوبتي لايه‌هاي مختلف محصولات كشاورزي، عمدتاً به علت تغييرپذيري عوامل اصلي كه در عمل پيش مي‌آيد، با مشكل مواجه مي‌شود. اين مسأله بويژه براي سيستم‌هاي خشك‌كن ساده، كه در كشورهاي در حال توسعه بيشتر استفاده مي‌شود، صدق مي‌كند. طي تحقيقي، فاركاس و همكاران (٢٠٠٠a) از نوعي شبكة عصبي مصنوعي[4] براي يك خشك‌كن بستر ثابت كشاورزي استفاده كردند. هدف آنان كاربرد مدل شبكة عصبي مصنوعي براي پيش‌بيني توزيع رطوبت محصول در طي فرايند خشك‌كردن بود. آنها دريافتند كه شبكة عصبي مصنوعي مي‌تواند براي مدلسازي فرايند خشك‌كردن دانه به كار رود. در ادامة پژوهش، آنان داده‌هاي آموزشي را به كمك مدل رياضي براي خشك‌كردن بستر ثابت جو توليد كرده و متغيرهاي دبي هوا، رطوبت و دماي هواي ورودي و خروجي را به عنوان ورودیهاي شبكه انتخاب كردند. همچنين آنان براي انتخاب توپولوژي مناسب براي پيش‌بيني محتواي رطوبتي جو بر اساس داده‌هاي توليد شده به كمك مدل رياضي، تعداد ده توپولوژي مختلف را بررسي كردند. تمام توپولوژيها سه لايه بوده و شش نرون در لاية مخفي داشتند. نتايج حاكي از آن بود كه توپولوژي بازخوردي[5] با يك يا دو سطح در تغييرات زمان متغيرهاي ورودي مي‌تواند تخمين مناسبي از توزيع رطوبت را در خشك‌كن ارائه كند. همچنين افزايش تعداد داده‌هاي متغيرهاي ورودي با كاهش گام زماني، افزايش معني‌داري روي دقت مدل نداشت (٨). شايان ذكر است كه پژوهشهاي مذكور فقط بر مبناي تئوري بوده و هيچگونه آزمايشي انجام نشده بلكه آموزش و آزمون شبكه فقط با داده‌هاي مدل رياضي انجام شده است.

در تحقيقي ديگر، يك مدل شبكة عصبي مصنوعي توسط زيسينسكي و همكاران (١٩٩٦) براي پيش بيني فرايند تبخير رطوبت در يك خشك‌كن بستر سيال پيشنهاد شد. در اين روش از مدل توأمان شبكة عصبي مصنوعي و مدل رياضي براي تخمين دو پارامتر آهنگ تبخير رطوبت و شار حرارتي و نيز براي محاسبة ضريب انتقال حرارت استفاده شد. شبكة عصبي از نوع استاتيكي پيشخورد و سه لايه همراه با لاية پنهان غير خطي و از نوع تانژانت هايپربوليك بوده است. چهار پارامتر دماي ورودي، دبي هواي ورودي، دماي مواد خشك‌شده و محتواي رطوبتي مواد خشك‌شده به عنوان پارامترهاي ورودي به شبكه اعمال

1. Dried Zone
2. Drying Zone
3. Undried Zone

4. Artificial Neural Network
5. Feedback

شد. الگوريتم يادگيري لونبرگ-ماركوارت[1] براي آموزش شبكه استفاده شد. بهترين توپولوژي داراي هشت نرون در لاية پنهان بود كه خطاي آموزش ۰/۰۲ را توليد مي‌كرد. لازم به ذكر است كه در اين مقاله به ضريب مومنتوم و نرخ يادگيري اشاره‌اي نشده بود. نتايج اين تحقيق نشان داد كه مدل شبكة عصبي نسبت به مدل رياضي نتايجي بهتر با خطايي كمتر توليد مي‌كند.

براي بيان ديناميك خشك‌شدن برخي محصولات كشاورزي به كمك شبكة عصبي مصنوعي، پژوهشي توسط كامينسكي و تومساك (۱۹۹۹) انجام شد. آنها از دو شبكة مختلف براي پيش‌بيني فرايند خشك‌كردن و تغيير ماهيت محصولات به صورت مجزا استفاده كردند، به‌طوري كه شبكة تابع پاية شعاعي[2](RBF) براي پيش‌بيني تغيير رطوبت و دما با زمان و شبكة پرسپترون چندلايه[3] (MLP) براي پيش‌بيني تغيير كيفيت محصولات مورد استفاده قرار گرفت. پارامترهاي دبي و دماي هواي ورودي به خشك‌كن، رطوبت اوليه و دماي اولية مواد به عنوان ورودي شبكه و پارامتر كيفيت و تغيير آن با زمان به عنوان خروجي شبكه لحاظ شد. نتايج اين پژوهش بيانگر اين مطلب است كه شبكه‌هاي مذكور قادر به پيش‌بيني خروجي‌هاي مناسب هستند. الگوريتم لونبرگ-ماركوارت براي بهنگام سازي وزنهاي شبكه‌هاي مذكور استفاده شد. شبكة RBF با خطاي آموزش ۰/۰۲۲۷ و ۱۸ مركز در بهترين حالت قادر به تخمين تغيير رطوبت و دما با ضريب تعيين ۰/۹۹۷ بود و شبكة MLP نيز مي‌توانست با خطاي آموزش ۰/۰۳۷۶ و ضريب ۰/۹۹۲ شاخص كيفيت مواد (تغيير اجزا مواد مختلف) را پيش‌بيني كند. شبكة MLP سه لايه بود و ۱۷ نرون در لاية پنهان داشت.

هدف اين پژوهش ارائة يك شبكة عصبي مصنوعي با توپولوژي مناسب براي پيش‌بيني رطوبت هر لاية شلتوك در شرايط متداول خشك‌كردن است. به عبارت ديگر، اين مقاله به دنبال يك نگاشت سه بعدي (عمق لايه، عمق كل شلتوك و رطوبت متوسط نهايي) به كمك شبكة عصبي مصنوعي است، تا بتوان از مقادير برآوردشدة رطوبت لايه‌هاي مختلف شلتوك در حل مسايل مربوط به خشك‌كردن شلتوك در شرايط آزمايشگاهي استفاده كرد.

1 .Levenberg-Marquardt
2. Radial Basis Function
3. Multi Layer Perceptron

مدل‌سازي شبكة عصبي مصنوعي

شبكة عصبي مصنوعي، يكي از روشهاي نرم‌رايانش[4] است كه به كمك فرايند "*يادگيري*[5]" و با استفاده از پردازشگرهايي ساده به نام نرون[6] تلاش مي‌كند با شناخت روابط ذاتي ميان داده‌ها، نگاشتي ميان فضاي ورودي (لاية ورودي) و فضاي مطلوب (لاية خروجي) ارائه دهد. لايه يا لايه هاي مخفي، اطلاعات دريافت شده از لاية ورودي را پردازش كرده و در اختيار لاية خروجي قرار مي دهند. هر شبكه با دريافت مثالهايي "*آموزش*[7]" مي‌بيند. آموزش فرايندي است كه در نهايت به يادگيري منجر مي‌شود. يادگيري شبكه، زماني انجام مي‌شود كه وزن‌هاي ارتباطي بين لايه‌ها چنان تغيير كند كه اختلاف مقادير پيش بيني شده و محاسبه شده در حد قابل قبولي باشد. با دست‌يابي به اين شرايط فرايند يادگيري محقق شده است. اين وزن‌ها حافظه و دانش شبكه را بيان مي‌كنند. شبكة عصبي آموزش ديده مي‌تواند براي پيش بيني خروجي‌هايي متناسب با مجموعة جديد داده ها به كار رود (٦). با توجه به ساختار شبكة عصبي مصنوعي، ويژگيهاي عمدة آن، سرعت بالاي پردازش، توانايي يادگيري به روش ارائة الگو، توانايي تعميم دانش پس از يادگيري، انعطاف‌پذيري در برابر خطاهاي ناخواسته[8] و عدم ايجاد اخلال قابل توجه در صورت بروز اشكال در بخشي از اتصالهاي شبكه به دليل توزيع وزنهاي شبكه است (٦، ١١). در اين تحقيق از دو شبكة پرسپترون چندلايه و تابع پاية شعاعي استفاده شده است كه هر يك به اختصار توضيح داده مي‌شود:

شبكة پرسپترون چندلايه **(MLP)**

اين شبكه شامل يك لاية ورودي، يك يا چند لاية پنهان و يك لاية خروجي است. براي آموزش اين شبكه،

4. Soft Computing
5. Learning
6. Neuron
7. Training
8. Noise

معمولاً از الگوريتم يادگيري پس‌انتشارخطا[1] (BP) استفاده مي‌شود. در طي آموزش شبكة MLP به كمك الگوريتم يادگيري BP، ابتدا محاسبات از ورودي شبكه به سوي خروجي شبكه انجام مي‌شود و سپس مقادير خطاي محاسبه‌شده به لايه‌هاي قبل انتشار مي‌يابد. در ابتدا، محاسبة خروجي به صورت لايه به لايه انجام مي‌شود و خروجي هر لايه، ورودي لاية بعدي خواهد بود. در حالت پس‌انتشار، ابتدا وزنهاي لاية خروجي تعديل مي‌شود، زيرا براي هر يك از نرونهاي لاية خروجي، مقدار مطلوبي وجود دارد و مي‌توان به كمك آنها و قاعده‌هاي بهنگام‌سازي، وزنها را تعديل نمود. با وجود اينكه الگوريتم پس‌انتشار خطا نتايج بسيار خوبي در حل مسائل ارائه داده است، در حل برخي از مسائل ضعيف عمل مي‌كند كه مي‌تواند به دليل طولاني‌بودن و يا مشخص نبودن زمان يادگيري، انتخاب نامناسب ضريب يادگيري و يا توزيع تصادفي وزنهاي اوليه باشد. در برخي موارد نيز به دليل وجود كمينة موضعي، فرايند يادگيري مختل مي‌شود كه به دليل قرارگرفتن جواب در قسمت هموار توابع آستانه دچار وقفه مي‌شود. مراحل آموزش به كمك اين الگوريتم عبارت است از (٦، ١١):
(الف)- اختصاص ماتريس وزن تصادفي به هر يك از اتصالات (ب)- انتخاب بردار ورودي و بردار خروجي متناسب با آن (پ)- محاسبة خروجي نرون در هر لايه و در نتيجه محاسبة خروجي نرونها در لاية خروجي (ت)- بهنگام‌سازي وزنها به روش انتشار خطاي شبكه به لايه‌هاي قبل كه خطاي يادشده ناشي از اختلاف بين خروجي واقعي و خروجي محاسبه شده است. (ث)- ارزيابي عملكرد شبكة آموزش‌ديده به كمك برخي شاخص‌هاي تعريف‌شده مانند جذر ميانگين مربعات خطا[2] (RMSE) و سرانجام برگشت به قسمت پ يا پايان آموزش.

شبكة پاية شعاعي (RBF)

ساختار شبكة RBF شبيه شبكة MLP است ولي محاسبات شبكه به وسيلة نرونهايي متفاوت در لاية پنهان انجام مي‌شود. اين نرونها داراي مركز و عرض مشخصي هستند. مركز هر نرون لاية پنهان يك بردار n مؤلفه‌اي است كه n برابر تعداد نرونهاي لاية ورودي است. در اين شبكه از مفهوم نُرم براي محاسبة فاصلة بين بردار ورودي و مراكز نرونهاي لاية مياني استفاده مي‌شود. تابع آستانة نرونهاي مياني ، تابعي غير خطي است. به علت انتخاب تابع آستانة گوسي در نرونهاي لاية مياني، اين شبكه، حل مسائل دسته‌بندي را بخوبي انجام مي‌دهد. زيرا مي‌تواند الگوها را به طور شعاعي روي دايره‌هاي هم‌مركز تقسيم كرده و بردارهاي مختلف را با فواصل يكسان از مركز در يك دسته قرار دهد. از طرف ديگر تابع آستانة نرونهاي خروجي، از نوع خطي ساده بوده و بنابراين از الگوريتم‌هاي بهينه‌سازي خطي مي‌توان استفاده كرد كه باعث افزايش سرعت شده و خطر درافتادن به كمينه‌هاي محلّي را كاهش مي‌دهد. همچنين چون اين شبكه فقط يك لاية پنهان دارد، مشكل تعدد لايه‌ها مرتفع مي‌شود. مهمترين بخش يك شبكة RBF، تعيين مركز آن و وزنهاي متصل به نرونهاي خروجي است. ساده‌ترين روش براي تعيين مركز عبارت است از انتخاب اتفاقي يكي از الگوهاي ورودي. روش ديگر ميانگين K است كه در آن ابتدا الگوهاي ورودي دسته بندي شده و سپس مركز هر دسته به عنوان مركز RBF انتخاب مي‌شود. پس از تعيين مراكز نرونهاي لايه‌هاي پنهان و خروجي، از الگوريتمهاي به هنگام سازي وزنها براي تعيين وزنهاي اتصالي بين نرونهاي لاية مذكور استفاده مي‌شود (٤).

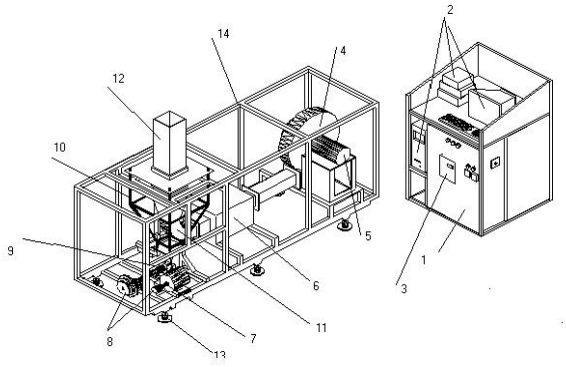
مواد و روش‌ها

خشك‌كن آزمايشگاهي و تجهيزات مورد استفاده

براي انجام آزمايشها، از يك دستگاه خشك‌كن آزمايشگاهي استفاده شد، كه توسط صادقي و همكاران (١٣٨٣) طراحي و ساخته شده بود (شكل١). محفظة خشك‌كن با سطح مقطع m^2 ٠/١٦ *٠/١٦ و از جنس پلكسي گلاس شفاف بود. هواي مورد نياز براي فرايند خشك‌كردن توسط دمنده‌اي سانتريفيوژ با موتور سه‌فاز با قدرت hp ٢ و سرعتrpm ٢٨٠٠ تأمين مي‌شد. هواي عبوري از يك كورة حرارتي با ١١ المنت به دماي مطلوب مي‌رسيد. به منظور كنترل دما و دبي هواي ورودي به محفظة خشك‌كن، يك سيستم كنترل خودكار رايانه‌اي استفاده شده بود. سرعت هواي خروجي توسط يك

1. Back Propagation
2. Root Mean Square Error

سرعت‌سنج هواي پره‌اي از نوع LoutronA-M-4202 با دقت m/s ۰/۱± اندازه‌گيري شد. براي حفظ رطوبت و دماي اتاق خشك‌كن نيز از يك دستگاه رطوبت‌ساز، ساخت شركت "پيوند صنعت همگام" استفاده شد. به كمك دستگاه مذكور، رطوبت نسبي و دماي هواي اتاق به ترتيب روي ۳۵% و ۲۵°C تنظيم و سپس همة آزمايشها در شرايط كنترل‌شده انجام گرديد.



شكل ۱- نقشه سه بعدي دستگاه خشك‌كن مورد استفاده (۱- تابلو برق، ۲- رايانه، منبع تغذيه، مدار راه‌انداز رله‌ها و مدار تقويت كننده حسگرها ۳- اينورتر ٤- دمنده ٥- موتور دمنده ٦- كورة الكتريكي ۷- موتور محرك مكانيزم ارتعاش ۸- پولي‌هاي چند شياره ۹- لنگ و لغزنده ۱۰- بازوهاي مرتعش ۱۱- زانويي۱۲- محفظه سيال‌سازي ۱۳- پايه‌هاي مستهلك كننده نوسانات) [۱]

آماده‌سازي نمونه‌ها

براي انجام آزمايش‌ها، از شلتوك رقم هاشمي استفاده شد. ابتدا حدود ۱۰۰kg شلتوك به طور تصادفي انتخاب و سپس در داخل كيسه‌هاي نايلوني ٥ كيلوگرمي قرار داده و در آنها كاملاً بسته شد تا از كاهش رطوبت شلتوك جلوگيري و در عين حال، تعادل نسبي نيز بين دانه‌ها ايجاد شود. براي تعيين رطوبت دانه‌ها از روش خشك‌كردن و طبق استاندارد ASAE عمل شد (۲). ميزان رطوبت اولية شلتوك بطور متوسط ۱±۱۹/٦%پاية تر بود.

روش انجام آزمايشات خشك‌كردن

با توجه به اين كه دماي ٤۳ °C در شرايط بستر ثابت، از سوي بسياري از پژوهشگران به عنوان دماي مناسب براي خشك‌كردن شلتوك توصيه شده است (۳، ٥، ۹، ۱۲). لذا در اين پژوهش آزمايش‌ها در دماي يادشده انجام شد. دور دمنده نيز طوري تنظيم شد كه در تمام آزمايش‌ها سرعت هواي خروجي m/s ۰/۱ باشد. آزمايش‌ها در عمق‌هاي ٥، ۱۰، ۱٥، ۲۰، ۲٥ و ۳۰ سانتي‌متر انجام و براي هر مورد از عمق‌هاي يادشده، رطوبت متوسط نهايي نمونه‌ها با روش وزن‌كردن در زمان‌هاي متوالي به سطوح ۱۰، ۱۲ و ۱٤% پاية تر بر اساس رابطة زير كاهش داده شد.

$$M_2 = 1 - \frac{W_1(1-M_1)}{W_2} \qquad (۱$$

M_1 ميزان رطوبت متوسط اولية تودة شلتوك (%w.b.)، M_2 ميزان رطوبت متوسط ثانوية تودة شلتوك (%w.b.)، W_1 جرم اولية تودة شلتوك (g) و W_2 جرم ثانوية تودة شلتوك (g) است. هر آزمايش سه مرتبه تكرار شد. با توجه به موارد فوق ۱۸ آزمايش خشك‌كردن شلتوك در شرايط بستر ثابت و در شرايط محيطي كنترل شده انجام شد. پس از اينكه رطوبت متوسط بستر مواد به مقدار مورد نظر رسيد، براي تعيين رطوبت به ترتيب از هر يك از لايه‌هاي بالا، وسط و پايين، سه نمونه تهيه و رطوبت آنها با استفاده از اجاق اندازه‌گيري شد. بدين ترتيب ٥٤ الگوي آموزشي براي استفاده در روش شبكة عصبي مصنوعي به‌دست آمد.

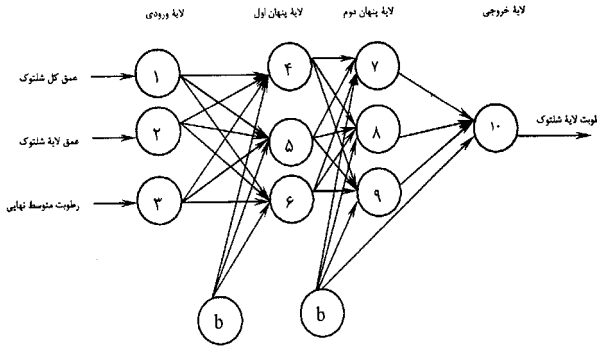
طراحي شبكة عصبي مصنوعي

با در نظر گرفتن سه عامل ورودي شامل عمق لايه در داخل بستر، رطوبت متوسط و عمق كل بستر، مقادير رطوبت عمق‌هاي بالا، وسط و پايين براي تودة شلتوك به دست آمد (جدول ۱). شبكة عصبي مصنوعي با سه نرون لاية ورودي (رطوبت متوسط نهايي، عمق لايه و عمق كل) و يك نرون لاية خروجي (رطوبت لاية مورد نظر) طراحي شد. شكل۲، توپولوژي شبكة عصبي مورد استفاده را نشان مي‌دهد. پارامترهاي ورودي و خروجي آزمايشي در شكل مذكور نشان داده شده است. توپولوژي شبكة مذكور از نوع پيشخور[1] است و تعداد بهينة نرونهاي لاية پنهان از روش آزمون و خطا به دست آمد. در اين تحقيق از نرم‌افزار Neural Works Professional 11/PLUS (Ver. 5.23) استفاده شده است.

1. Feed Forward

جدول ۱- پارامترهاي ورودي شبكة عصبي مصنوعي و محدوده‌هاي كمينه و بيشينة آنها

پارامتر	كمينه	بيشينه	تعداد سطوح
عمق كل شلتوك (cm)	۵	۳۰	٦
عمق لاية شلتوك (cm)	۰	۳۰	۳
رطوبت متوسط نهايي (%w.b.)	۱۰	۱٤	۳



شكل۲- توپولوژي شبكة عصبي مصنوعي مورد استفاده

براي دستيابي به پاسخ مناسب، دو شبكه براي آموزش شبكة عصبي مصنوعي مورد استفاده قرار گرفت. اين شبكه‌ها عبارتند از: شبكة MLP با الگوريتم پس انتشار خطا و شبكة RBF. فرايند آموزش توسط شبكه‌هاي فوق فرايندي تكراري است كه شامل تغيير وزن‌هاي بين لايه‌هاي مختلف است و در طي آموزش بتدريج به سمت ثبات اين وزن‌ها پيش مي رود. به طوري كه خطاي بين مقادير مطلوب (مقدار واقعي) و پيش‌بيني شده به حداقل برسد. توابع آستانة مختلفي براي يافتن حالت بهينة آن مورد ارزيابي قرار گرفت كه عبارتند از (٦):

۲) (تابع سينوسي) $Y_j = \sin(X_j)$

۳)(تابع سيگموييد) $Y_j = \frac{1}{1+\exp(-X_j)}$

٤) (تابع خطي) $Y_j = X_j$

۵) (تابع تانژانت هايپربوليك) $Y_j = \tanh(X_j)$

كه X_j، مجموع ورودیهاي وزن‌دار هر نرون لاية زام است و از رابطة زير محاسبه مي شود:

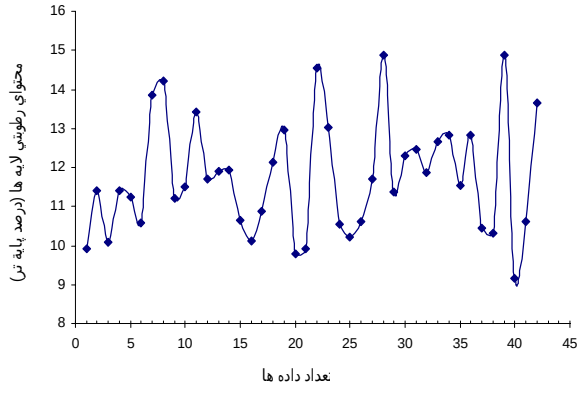
$$X_j = \sum_{i=1}^{m} W_{ij} \times Y_i + b_j \qquad (٦$$

براي شبكة MLP، m تعداد نرونهاي لاية خروجي، W_{ij} وزن بين لاية i و j، Y_i خروجي نرون iام و b_j مقدار بایاس نرون لاية زام است. براي شبكة RBF، m تعداد نرونهاي لاية خروجي و W_{ij} وزن متصل به نرون خروجي زام، b_j مقدار بایاس نرون لاية زام و Y_i كه به صورت تابعي از بردار ورودي به صورت زير تعريف مي‌شود:

$$Y_i = -\exp(-\sum_{i=1}^{n} \frac{\|x_i - c_i\|^2}{2\sigma_{ij}^2}) \qquad (٧$$

كه σ_{ij} عرض تابع گوسي، n تعداد نرونهاي لاية مياني و c_i مركز نرون iام لاية مياني است.

قواعد يادگيري مختلفي در فرايند آموزش مورد استفاده قرار گرفت كه عبارتند از: قاعدة دلتا[1]، قاعدة نرم-انباشت[2]، قاعدةExt DBD[3]، قاعدة پس انتشار سريع[4]، قاعدة بيش پس انتشار[5]، قاعدة دلتا-بار-دلتا[6] (٦،۱۱).



شكل۳- پراكندگي داده هاي آموزش

براي آموزش، ابتدا داده‌ها به طور تصادفي به نسبت تقريبي ۳ به ۱ تقسيم شدند، به طوري كه ٤۲ داده براي آموزش و ۱۲ داده براي آزمون شبكه انتخاب گرديدند. پراكندگي داده‌هاي آموزشي در شكل ۳ نشان داده شده است. براي يافتن شبكه‌اي با توپولوژي مناسب به كمك الگوريتم‌هاي آموزشي، از معيار خطاي مربعات ميانگين استفاده مي‌شود كه هدف كمينه شدن خطاي مذكور است كه با رابطة (۸) تعريف مي‌شود (٦، ۱۱):

$$E_{RMS} = \sum_{p=1}^{M}\sum_{i=1}^{N}(S_{ip} - T_{ip})^2 \qquad (۸$$

1. Delta Rule
2. Norm-Cum-Delta Rule
3. Extended Delta-Bar-Delta Rule
4. Quick Propagation Rule
5. Max Propagation Rule
6. Delta-Bar-Delta Rule

که در آن E_{RMS} خطاي مربعات ميانگين در مرحلة آموزش، S_{ip} خروجي شبكه در نرون iام و الگوی pام، T_{ip} خروجي هدف در نرون iام و الگوی pام، N تعداد نرونهاي خروجي و M تعداد الگوهاي آموزشي است. براي بهينه كردن شبكه‌هاي يافته شده در مرحلة قبل نيز از معيارهاي خطاي ميانگين مطلق و انحراف معيار خطاي ميانگين مطلق استفاده شد كه روابط آنها به صورت زير است (٤، ٦، ١١):

$$E_{MA} = \frac{1}{T}\sum_{k=1}^{T}\left|S_k - T_k\right| \qquad (٩$$

$$SD_{EMA} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{T}\left|S_k - T_k\right| - \left|\overline{S_k - T_k}\right|}{T-1}} \qquad (١٠$$

كه در آن E_{MA} خطاي ميانگين مطلق و SD_{EMA} انحراف معيار خطاي ميانگين مطلق است. براي افزايش دقت و سرعت شبكة عصبي مصنوعي، داده‌هاي ورودي و خروجي به كمك رابطة (١١) به شكل هنجار[1] درآمد.

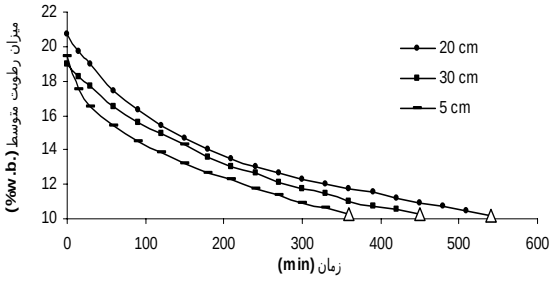
$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \qquad (١١$$

كه X_n مقدار هنجار شده، X_i مقدار واقعي، $X_{\min}$ كمينة مقادير واقعي و $X_{\max}$ بيشينة مقادير واقعي است.

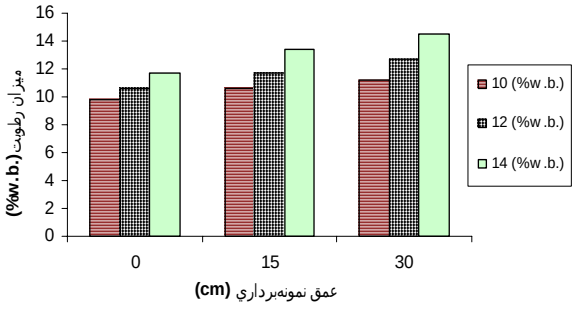
مقدار خطاي متوسط آموزش براي شبكة پرسپترون چندلايه (MLP) كمترين مقدار بود. بنابراين گزينه مذكور انتخاب و نسبت به بهينه‌سازي آن اقدام شد. ابتدا تعداد لاية پنهان و تعداد نرون در هر لايه، به روش آزمون و خطا مورد بررسي قرار گرفت. پس از انتخاب شبكة مناسب و مقادير مطلوب براي توابع آستانه، قاعدة يادگيري، تعداد لايه‌هاي مخفي و نرون‌ها، بايد مقدار مناسب تعداد تكرار، ضريب يادگيري و ضريب اندازه حركت انتخاب شود. در ادامه به چگونگي عملكرد شبكه‌هاي عصبي در ارائة نتايج‌مي‌پردازيم:

تحليل نتايج

يك نمونه منحني سينتيك خشك‌شدن شلتوك براي عمق‌هاي ٥، ٢٠ و ٣٠cm در شكل ٤ نشان داده شده است. اين منحني‌ها رطوبت متوسط شلتوك را در طي زمان خشك‌كردن نشان مي‌دهد. نقاط مثلثي در شكل٤ بيانگر پايان آزمايش‌هاي مستقلي است كه رطوبت متوسط نهايي آنها به حدود ١٠درصد پاية تر رسيده است. پس از رسيدن نمونه‌هاي آزمايش به رطوبت متوسط مورد نظر، خشك‌كن را خاموش كرده و براي تعيين رطوبت در لايه‌هاي مختلف، اقدام به جداسازي نمونه‌ها از عمقهاي بالا، وسط و پايين بستر شلتوك شد. اختلاف رطوبت در تمام عمق‌هاي بستر و براي تمام رطوبت‌هاي نهايي، بين عمق‌هاي بالا، وسط و پايين مشاهده شد. در شكل ٥ يك نمونه اختلاف رطوبت در عمقهاي مختلف آزمايش براي عمق بستر ٣٠cm و سه رطوبت متوسط نهايي آورده شده است.



شكل٤- منحني سينتيك خشك‌شدن شلتوك براي عمق‌هاي مختلف



شكل ٥- ميزان رطوبت شلتوك در لايه‌ها و رطوبت‌هاي نهايي مختلف در آزمايش با عمق بستر ٣٠cm

شبكة تابع پاية شعاعي

اين شبكه، سه لايه بوده و تعداد نرونهاي لاية پنهان بايد با روش آزمون و خطا انتخاب شود. ازاين‌رو توابع آستانة مختلف با الگوريتم‌هاي يادگيري متفاوت ارزيابي شد. نتايج در جدول ٢ آمده است. اين نتايج بر اساس كمترين مقدار خطاي ايجاد شده به دست آمده است كه بر اساس آزمون توپولوژيهاي مختلف معمولي و پيشخور انجام شده است. بر اساس مقادير حاصله RMSE و R^2 براي شبكة RBF مي‌توان دريافت كه اين شبكه نسبت به شبكة MLP براي برآورد محتواي رطوبتي لايه‌ها، عملكرد ضعيفي داشته و بنابراين براي بهينه‌سازي مناسب نمي‌باشد.

1. Normal

جدول ۲- مقادير خطاي آموزش براي مقادير مختلف تعداد لايه ها و نرون ها براي چند شبکة مورد استفاده

نوع شبکه	تابع آستانه	قاعدة يادگيري	تعداد لايه ها و نرون ها	RMSE	R^2	E_{MA}	$SD_{E\,MA}$
RBF	خطي	Delta Rule	۳-٤۲-۳-۱	۰/۰۱۷۷	۰/۹۷۰۳	-	-
	خطي	Ext DBD	۳-٤۲-۳-۱	۰/۰۳٥٤	۰/۹۷٥۳	-	-
	خطي	Ext DBD	۳-٤۲-٤-۱	۰/۰۳۲۲	۰/۹۷٥۳	-	-
	خطي	Ext DBD	۳-٤۲-٥-۱	۰/۰۳٥٥	۰/۹۷٦۲	-	-
	خطي	Ext DBD	۳-٤۲-٦-۱	۰/۰۳٦٦	۰/۹۷۰۹	-	-
	خطي	Norm-Cum-Delta	۲-٤۲-۳-۱	۰/۰٥۰۳	۰/۹۷٦۰	-	-
	Sin	Norm-Cum-Delta	۲-٤۲-۳-۱	۰/۰٥۲۰	۰/۹۷٥٦	-	-
	Sin	Norm-Cum-Delta	۲-٤۲-٥-۱	۰/۰٥۲۰	۰/۹۷٤٦	-	-
	Sin	Ext DBD	۲-٤۲-۳-۱	۰/۰٤۱٤	۰/۹۷٥۲	-	-
	Sin	Ext DBD	۲-٤۲-٥-۱	۰/۰٤۲۱	۰/۹۷٥۸	-	-
MLP	TanH	Delta Rule	۳-۳-۱	۰/۰۳۸٤	۰/۹۹٥۰	۰/۱۱٦٤	۰/۰۸۱۰
	Sigmoid	Delta Rule	۳-۳-۱	۰/۰۳۹٥	۰/۹۹٤٥	۰/۱۱۸۷	۰/۰۸٤۲
	Sigmoid	Ext DBD	۳-۲-۱	۰/۰۳۹۱	۰/۹۹٤٥	۰/۱۱٥۹	۰/۰۹٥٤
	Sin	Delta Rule	۳-۲-۱	۰/۰۳۸٦	۰/۹۹٤٦	۰/۱۱۷٥	۰/۰٦۹۸
	TanH	Norm-Cum-Delta	۳-۲-٤-۱	۰/۰۳۸۲	۰/۹۹۳۷	۰/۱۲	۰/۰۹۳۰
	TanH	Norm-Cum-Delta	۳-۳-٦-۱	۰/۰۳۷۸	۰/۹۹۳۷	۰/۱۲۲۱	۰/۰۹۱۱
	TanH	Norm-Cum-Delta	۳-٤-۲-۱	۰/۰۳۷٤	۰/۹۹٤۳	۰/۱۱٦۳	۰/۰۹۱٤
	TanH	Delta Rule	۳-۲-٤-۱	۰/۰۳۷٦	۰/۹۹٤۸	۰/۱۳۷۸	۰/۰۷۹۲
	TanH	Delta Rule	۳-۲-٥-۱	۰/۰۳۷٤	۰/۹۹٤۲	۰/۱۳۰۸	۰/۰۷٥۸
	TanH	Delta Rule	۳-۲-۷-۱	۰/۰۳۸۳	۰/۹۹٥٥	۰/۱۱۰۳	۰/۰۸۳٤
	TanH	Delta Rule	۳-۳-٥-۱	۰/۰۳۷۷	۰/۹۹٥٤	۰/۱۰۲۸	۰/۰۸۰٦
	TanH	Delta Rule	۳-۳-٦-۱	۰/۰۳٦٦	۰/۹۹٤۱	۰/۱۳٤۸	۰/۰۸٦۷
	TanH	Delta Rule	۳-٤-٤-۱	۰/۰۳٦٤	۰/۹۹٤۱	۰/۱۲۱۹	۰/۰۷٥۲
	TanH	Delta Rule	۳-٤-٥-۱	۰/۰۳۷۱	۰/۹۹٤۳	۰/۱۳۰۱	۰/۰۹۰۱
	TanH	Delta Rule	۳-٥-۲-۱	۰/۰۳٦۹	۰/۹۹٤٤	۰/۱۳۷۷	۰/۱۰۰٦
	TanH	Delta Rule	۳-٥-۷-۱	۰/۰۳٦۳	۰/۹۹٤	۰/۱٤۱۸	۰/۰۸۸۸
	TanH	Ext DBD	۳-۲-٥-۱	۰/۰۳۷٤	۰/۹۹۳۹	۰/۱۳۱۰	۰/۰۸۸۹
	TanH	Ext DBD	۳-۳-۲-۱	۰/۰۳۷۷	۰/۹۹٤٦	۰/۱۱۷۳	۰/۰۸۷۹
	TanH	Ext DBD	۳-۳-٤-۱	۰/۰۳۷٤	۰/۹۹٤٥	۰/۱۲۱۸	۰/۰۸٤۷
	TanH	Ext DBD	۳-۳-٦-۱	۰/۰۳۷۱	۰/۹۹٤۹	۰/۱۱٦۰	۰/۰۸٤۱
	TanH	Ext DBD	۳-٤-٥-۱	۰/۰۳۷٥	۰/۹۹٥۰	۰/۱۱۷٥	۰/۰۷٥٦
	TanH	Ext DBD	۳-٥-۳-۱	۰/۰۳۸۳	۰/۹۹٥۰	۰/۱۰۹۷	۰/۰۸۷۳
	Sigmoid	Delta Rule	۳-۳-۳-۱	۰/۰۲۷۱	۰/۹۹٤۹	۰/۰٦۰۳	۰/۰٥۰٤
	Sigmoid	Ext DBD	۳-٥-۲-۱	۰/۰۲۷٤	۰/۹۹۱٥	۰/۱۷٤٥	۰/۱۲٤۹
	Sin	Delta Rule	۳-۲-۳-۱	۰/۰۳۷۹	۰/۹۹٥٤	۰/۱۰۹۰	۰/۰۷۳۱
	Sin	Delta Rule	۳-۳-٤-۱	۰/۰۳۸٤	۰/۹۹٥۳	۰/۱۲۷۰	۰/۰۸۷۲
	Sin	Delta Rule	۳-٤-۳-۱	۰/۰۳۸٥	۰/۹۹٥۳	۰/۱۲٦۸	۰/۱۰۷٥
	Sin	Delta Rule	۳-٤-٥-۱	۰/۰۳۷۸	۰/۹۹٤۸	۰/۱۲٥۷	۰/۰۸۸۲
	Sin	Delta Rule	۳-٥-٤-۱	۰/۰۳۷۱	۰/۹۹٤۹	۰/۱۲٥۷	۰/۰۸۳۳
	Sin	Ext DBD	۳-٤-٤-۱	۰/۰۳۸۲	۰/۹۹٤۳	۰/۱۱۹۱	۰/۰۸۳٤
	Sin	Ext DBD	۳-٥-٥-۱	۰/۰۳۷۹	۰/۹۹٤۳	۰/۱۲۳٤	۰/۰۷۷٥

جدول۳- مقادیر وزنهاي ارتباطي بين نرونها در شبكة طراحي شدة بهينه

شمارة نرون	٤	٥	٦	٧	٨	٩	١٠
بایاس	۰/٥٤٩٧	-۰/٥۰۰١	-۰/۲۸۰۸	۰/۲١٥٤	۰/۲٤۰٥	-۰/٦٤٦٣	۰/۸۹۲۳
١	١/۰١٧٤	-۰/۲۲٥٥	۰/١٦٥١	۰/۰۹۷۰	۰/۲۳۰٤	-۰/٦۷٥٤	-۰/١۰۹١
۲	-١/٤۲۹١	-۰/٥۲۷٤	-۰/١١٥١	۰/٦۳۷۹	-۰/۰٥۲۹	-۰/۳۹١۳	۰/١٦۷۷
۳	-۰/۹۸۳۷	۰/۲٥٤۲	-١/١۹٤٤	۰/۰۷٤۲	۰/٤۲١١	-۰/۷٤۷۲	۰/۰۲۷۹
٤	-	-	-	-۰/٥٦٤١	-١/۲٤٤۲	۰/١٥۰٦	-١/٤۷٥٥
٥	-	-	-	١/۰۳١۳	۰/۰٥۳۷	-۰/٦٦۰٦	-١/۲۰۰۳
٦	-	-	-	۰/٥۰۳٤	-۰/۳٤۰٦	١/۰۹۳۸	-۰/۰٤۰۸
۷	-	-	-	-	-	-	-۰/٥٦۷۸
۸	-	-	-	-	-	-	١/١۸۰۷
۹	-	-	-	-	-	-	-۰/٤۷٦٥

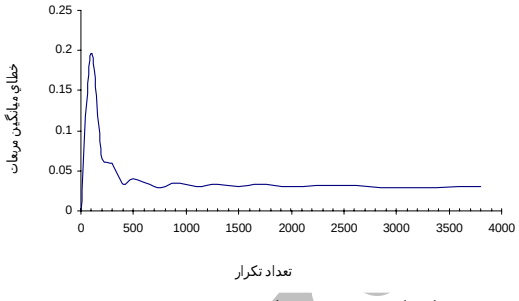
شبكة پرسپترون چندلايه

براي بررسي عملكرد اين شبكه نيز توپولوژيهاي مختلف با تعداد لايه ها و نرونهاي مختلف با شرايط پيشخور و بدون پيشخور، مورد استفاده قرار گرفت. در گام اول، خطاي RMSE و R^2 بررسي شد و توزيع داده‌هاي پيش بيني و داده‌هاي آزمايشي (هدف) مقايسه شد و بر اساس آن مناسبترين توپولوژي انتخاب شد (جدول ۲). با توجه به اين جدول مشاهده مي‌شود همة اين توپولوژيها تقريباً داراي عملكرد نزديك به هم هستند. ليكن با محاسبة مقادير خطاي ميانگين مطلق و انحراف معيار، مي‌توان نتيجه گرفت كه توپولوژي پيشخور داراي عملكرد بهتري در پيش بيني مقادير رطوبت لايه‌هاي مختلف دارد. در شرايط يكسان تعداد چرخه، تابع آستانة سيگموييد با الگوريتم يادگيري دلتا در مقايسه با توپولوژيهاي ديگر داراي خطاي ميانگين مطلق ۰/۰٦۰۳ و انحراف معيار خطاي ميانگين ۰/۰٥۰٤ است. توپولوژي مذكور در شكل ۲ نشان داده شده است. پس از بهينه سازي مجدد شرايط مذكور، تعداد چرخة بهينة آموزش معادل با ۳۸۰۰ تكرار تعيين شد. ضرايب وزني شبكة بهينة مذكور در جدول ۳ ارائه شده است. ورودیها و خروجيهاي هر نرون به همراه خطاي محاسبة هر نرون در جدول ٤ آورده شده است. به روش آزمون و خطا، مقدار ضريب اندازه حركت مناسب ۰/٤، ضريب يادگيري براي لاية اول ۰/۳، براي لاية پنهان دوم ۰/۲٥ و براي لاية خروجي نيز ۰/١٥ انتخاب شد. تعداد چرخة آموزش بهينه نيز، ۳۸۰۰ براي شبكة بهينة مذكور به دست آمد. مقدار بهينة تعداد تكرار براي شبكة مربوطه در شكل ٦ نشان داده شده است.

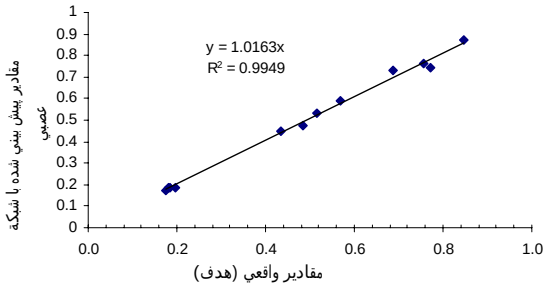
ضريب تعيين براي شبكة بهينة مذكور برابر ۰/۹۹٤۹ به دست آمدكه مي‌تواند مقدار مناسبي در مقايسه با مدلهاي رياضي باشد (شكل ۷). خطاي واقعي ناچيز بيانگر عملكرد مناسب و عدم وراآموزي[1] شبكة بهينه است (شكل ۸).

جدول٤- مقادير ورودیها و خروجي‌هاي نرون‌هاي شبكة بهينة طراحي شده

شمارة نرون	مجموع ورودیها	مجموع خروجي‌ها	خطا
١	١	١	۰
۲	۰/۹٤٤	۰/۹٤٤	۰
۳	١	١	۰
٤	-۰/۷٦٦	۰/۳١۷	۰
٥	-۰/۹٦۹	-۰/۲۷٥	۰
٦	-١/١٤۹	۰/١۹٥	۰
۷	١/١۹۲	۰/۷٦۷	۰
۸	۰/۳۹٦	۰/٥۹۸	۰
۹	-۲/۳٥۹	۰/۰۸٦	۰
١۰	١/۲٦۳	۰/۷۸۰	-۰/۰۲١
بایاس	۰	١	۰

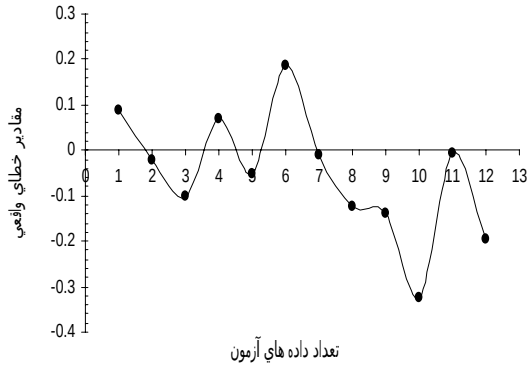


شكل٦- چگونگي فرايند يادگيري شبكة بهينه



شكل۷- محتواي رطوبتي پيش بيني شده با روش شبكة عصبي مصنوعي در مقابل مقادير واقعي آن براي داده هاي آزمون

1. Over Training



شكل۸- خطاي واقعي حاصل از پيش‌بيني مقادير رطوبت لايه‌هاي شلتوك به وسيلة شبكة بهينة طراحي شده

نتيجه گيري

با توجه به اينكه تخمين دقيق رطوبت لاية شلتوك در شرايط خشك‌كن بستر ثابت در كاهش ضايعات مرحلة پس از برداشت شلتوك (پوست كني و سفيدكردن) مهم است، در اين تحقيق با استفاده از شبكة عصبي مصنوعي، شيوه‌اي هوشمند و مستقل از مدل رياضي طراحي شد كه به كمك آن مي‌توان ارتباط بين متغيرهاي مستقل و وابسته را يافت. از اين‌رو، شبكة عصبي مصنوعي به عنوان روشي مناسب براي نگاشت غيرخطي، رطوبت لاية شلتوك را به كمك سه پارامتر مستقل عمق كل شلتوك، رطوبت متوسط و عمق لايه پيش‌بيني مي‌كند. بهترين شبكة عصبي، براي آموزش داده‌ها، شبكة MLP با قاعدة يادگيري دلتا و تابع آستانة سيگموييد، سه نرون در لاية پنهان اول و سه نرون در لاية پنهان دوم است. توپولوژي شبكة مذكور پيشخور است و نتايج نشان مي‌دهد كه اين روش عملكرد بسيار مناسبي در مقايسه با روشهاي مرسوم مبتني بر مدل تحليلي دارد. از نتايج اين تحقيق چنين برمي‌آيد كه با توجه به تغييرات نسبتاً بالاي رطوبت اولية شلتوك و خطاهاي اندازه‌گيري در خشك‌كردن آن، مي‌توان رطوبت لايه‌هاي شلتوك را با دقت مناسب پيش بيني و اقدام به بهينه‌سازي فرايند نموده يا اقداماتي جهت كاهش ضايعات، در طي فرايند خشك‌كردن انجام داد. مزيت اين روش نسبت به روشهاي تحليلي، سادگي آن بوده، بطوريكه با كمترين تعداد پارامترهاي ورودي (متغيرهاي مستقل) مي‌توان رطوبت لايه‌ها را پيش‌بيني كرد. بنابراين با ِاعمال تغيير جزيي در شبكه و متغيرهاي ورودي، استفاده از آن براي پيش‌بيني رطوبت لايه‌ها يا پارامترهاي مشابه در خشك‌كنهاي تجاري متداول متصور خواهد بود.

منابع مورد استفاده

REFERENCES

۱. صادقي. م.، م. ه. خوش‌تقاضا و ا. ع. خياط. ۱۳۸۳. اصول طراحي و ساخت خشك‌كن بستر سيال ارتعاشي آزمايشگاهي جهت مطالعة شناورسازي مواد مرطوب. نشرية علمي پژوهشي اميركبير (مهندسي مكانيك و گرايشهاي وابسته). جلد ۱۵ (ب-۵۸)، ص ۳۹۷-۳۸۵.

2. ASAE. 2000. ASAE Standard S352.2: Moisture measurement-unground grain and seeds. 47th ed. ST. Joseph. MI: U.S.A.
3. Bonazzi, C., F. Courtois, B. Pons, M. C. Lahon, & J. J. Bimbenet. 1994. Experimental study on the quality of rough rice related to drying conditions. In: Proc. of the 9th International Drying Symposium, Gold Coast, Australia, Vol B (Drying 94): 1031-1035.
4. Broomhead, D. S. & D. Lowe. 1988. Multivariate functional interpolation and adaptive networks. Complex Systems, 2: 321-355.
5. Calderwood, D. I. 1971. Rice drying and storage studies. The Rice Journal, 74: 56-59.
6. Dayhoff, J. E. 1990. Neural Networks Principles. Prentice-Hall International, U.S.A.
7. Farkas, I., P. Remenyi & A. Biro. 2000a. Modeling aspects of grain drying with a neural network. Computers and Electronics in Agriculture, 29:99-113.
8. Farkas, I., P. Remenyi & A. Biro. 2000b. A neural network topology for modeling grain drying. Computers and Electronics in Agriculture, 26: 147-158.
9. Hall, C. W. 1980. Drying and Storage of Agricultural Crops. 1st ed. The AVI Publishing Co, Westport, Connecticut.

10. Kaminski, W. & E. Tomczak. 1999. An integrated neural model for drying and degradation of selected products. Drying Technology, 17(7&8): 1291-1301.
11. Khanna, T. 1990. Foundations of Neural Networks. Addison-Wesley Publishing Company,U.S.A.
12. Peuty, M. A., A. Themelin, J. F.Cruz, G. Arnand, & J. P. Fohr. 1994. Improvement of paddy quality by optimization of drying conditions. In: Proc. of the 9th International Drying Symposium, Gold Coast, Australia, Vol B (Drying 94): 929-935.
13. Stroshine, R. & D. Haman. 1994. Physical Properties of Agricultural Materials and Food Products. West Lafayette: Purdue University, U. S. A.
14. Teter, N. 1987. Paddy Drying Manual. FAO, Rome.
15. Zbicincski, I., P. Strumillo & W. Kaminski. 1996. Hybrid neural model of thermal drying in a fluidized bed. Computers in Chemical Engineering, (20): 695-700.