

دریافت مقاله: 92/1/10

پذیرش مقاله: 93/4/16

## پیش‌بینی خصوصیات نخ ریسیده‌شده در ریسندگی فاستونی با استفاده از روش ترکیبی شبکه عصبی باناظر و بدون ناظر

وجیهه مظفری<sup>1\*</sup>، پدرام پیوندی<sup>2</sup>

---

<sup>1</sup> دانشجوی دکتری، دانشکده نساجی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

Mozafary@yazd.stu.ac.ir

<sup>2</sup> استادیار، دانشکده نساجی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

Peivandi@yazd.ac.ir

---

چکیده: از مهم‌ترین پارامترهای نخ از لحاظ کیفی، یکنواختی آن است که تأثیرات چشمگیری بر عملیات چله‌کشی، بافندگی و در نهایت، منسوج تولیدی دارد. این پارامتر بستگی مستقیم به خصوصیات الیاف و پارامترهای فرایند ریسندگی دارد. در این تحقیق، نایکنواختی نخ در سیستم ریسندگی فاستونی با استفاده از روش ترکیبی شبکه عصبی خود سازمان‌دهنده کوهونن و شبکه پرسپترون پیش‌بینی شده است. تعداد آزمایش شامل پارامترهای مواد اولیه و پارامترهای کیفی نخ تولیدی در یک کارخانه ریسندگی فاستونی جمع‌آوری شد و مورد پردازش قرار گرفت. در مرحله اول، ابتدا داده‌ها با استفاده از شبکه عصبی کوهونن خوشه‌بندی شد. سپس هر خوشه به‌طور جداگانه، به یک شبکه پرسپترون تغذیه گردید. در مرحله بعدی، پیش‌بینی یکنواختی نخ تنها با یک شبکه پرسپترون صورت پذیرفت. مقایسه نتایج حاصل از روش ترکیبی در مقایسه با شبکه پرسپترون نشان داد که استفاده از روش ترکیبی شبکه کوهونن و پرسپترون، خطا را به میزان 3.34 درصد کاهش می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی کوهونن، شبکه عصبی پرسپترون، یکنواختی نخ، ریسندگی فاستونی.

## 1. مقدمه

کاربرد نهایی بیشتر محصولات نساجی که به صورت منسوج بافته شده است، در معرض قضاوت ظاهری قرار دارد؛ مانند پوشاک، رومبلی، پرده و... به همین دلیل، کیفیت ظاهری در امر تولید منسوجات، بسیار مورد توجه است. یکی از عواملی که نقش اساسی در تشکیل منسوج و همچنین در کیفیت آن دارد، نخ است.

در همین راستا تولید نخ باکیفیت، هموار مورد توجه کارخانه‌های ریسندگی بوده است. صرف‌نظر از تکنیک‌های ریسندگی، پارامترهای ماشین، شرایط تولید و خواص فیزیکی الیاف مورد استفاده، از عوامل تعیین‌کننده خواص محصول هستند. در یک خط ریسندگی، اهمیت مواد اولیه تا بدان جاست که می‌توان گفت بدون مواد اولیه مناسب و مطلوب، تولید با کیفیت مقدور نیست. بین کیفیت مواد اولیه و محصولات نهایی ارتباط مستقیمی وجود دارد. کیفیت پایین الیاف، موجب تولید نخی با کیفیت پایین می‌شود و بالعکس. در میان خواص الیاف، میانگین قطر الیاف مهم‌ترین فاکتور در ریسندگی فاستونی است. از دیگر خواص الیاف که بر روی کیفیت نخ تأثیر دارند، می‌توان از طول، استحکام، ازدیاد طول، میزان نپ الیاف و... نام برد [1]. با توجه به اهمیت موضوع، تحقیقات در زمینه پیش‌بینی کیفیت نخ نهایی با توجه به خصوصیات مواد اولیه در صنعت ریسندگی، بسیار مورد درخواست است.

در این مقاله، ابتدا به مرور، به کارهای انجام‌شده در زمینه پیش‌بینی خصوصیات نخ پرداخته می‌شود؛ سپس روش‌های مختلف شبکه عصبی به‌طور مختصر، معرفی می‌گردد. در ادامه، به روش تولید نخ و پارامترهای تولید در ریسندگی فاستونی اشاره می‌گردد. در بخش چهارم، نحوه جمع‌آوری اطلاعات و پیش‌پردازش آن‌ها شرح داده می‌شود. در بخش بعدی، به توصیف الگوریتم ترکیبی پیشنهادی پرداخته می‌شود که در این زمینه نوآورانه محسوب می‌شود. در این راستا با توجه به حجم زیاد داده‌های جمع‌آوری‌شده در صنعت ریسندگی که با توجه به آزمایش‌های بخش کنترل کیفیت همواره در حال افزایش است و همچنین تنوع آن‌ها، خوشه‌بندی داده‌ها مورد توجه قرار گرفت.

در این رابطه، از روش شبکه عصبی بدون ناظر کوهونن استفاده شد؛ سپس جهت پیش‌بینی در هر خوشه، از شبکه عصبی پرسپترون استفاده شد. در نهایت، نتایج حاصل از این روش با روش‌های معرفی‌شده در تحقیقات دیگر، نظیر رگرسیون و شبکه عصبی پرسپترون مقایسه شد.

## 2.1 مروری بر کارهای گذشته

تعدادی تحقیقات با استفاده از مدل‌های آماری مثل رگرسیون در مورد پیش‌بینی کیفیت نخ، براساس کیفیت مواد اولیه و متغیرهای ریسندگی انجام شده است؛ از جمله احمد و همکارانش در سال 2004، تأثیر طول و ظرافت الیاف بر میزان نایکنواختی و موینگی نخ را بررسی کردند [2]. یورین و همکارانش در سال 2007، خواص نخ پنبه‌ای رینگ را با توجه به خواص الیاف و با استفاده از مدل رگرسیون پیش‌بینی کردند [3]. اکبری در سال 2011، رابطه یکنواختی نخ را با طول الیاف، فاصله غلتک‌ها و توزیع کشش در ماشین رینگ از لحاظ تئوری بررسی کرد [4]. آرین در سال 2012، با استفاده از مدل رگرسیون، تأثیر سرعت چرخانه، تاب نخ و دانسیته خطی نخ را بر روی خواص کیفی نخ چرخانه‌ای، از جمله استحکام، ازدیاد طول و موینگی بررسی کرد [5].

مشکلات موجود در مدل‌های آماری، به‌علت پیچیدگی ارتباط بین متغیرها، باعث جلب توجه محققان به روش‌های آموزش‌پذیر و پرکاربردترین آن‌ها، یعنی شبکه‌های عصبی شد. شبکه‌های عصبی قابلیت بسیار مناسبی برای پیش‌بینی و مدل‌سازی دارند. تعدادی تحقیقات در صنعت نساجی، درخصوص استفاده از شبکه عصبی، برای پیش‌بینی خصوصیات نخ با توجه به خواص الیاف و پارامترهای فرایند ریسندگی انجام شده است. بلتران و همکارانش در سال 2004، نایکنواختی و موینگی نخ پشمی را با توجه به خواص فیزیکی الیاف و با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی کردند [6]. ون در سال 2006، از شبکه عصبی به‌عنوان یک ابزار داده‌کاوی برای پیش‌بینی استحکام و نایکنواختی نخ استفاده کرد [7]. ایچادوا و همکارانش در سال 2008، از شبکه عصبی به‌منظور پیش‌بینی

ورودی، نیز به شبکه تغذیه می‌شود. پس از اعمال ورودی به شبکه عصبی، خروجی شبکه با خروجی مطلوب (هدف) مقایسه و سپس میزان خطا محاسبه می‌شود. تغییر پارامترهای شبکه تا زمانی که اختلاف خروجی شبکه به‌زای ورودی‌ها با خروجی‌های مطلوب (هدف)، در حد خطای قابل قبولی باشد، صورت می‌گیرد. یکی از پرکاربردترین شبکه‌ها در این روش، شبکه پرسپترون<sup>2</sup> است.

### 1.1.2. شبکه پرسپترون

پرسپترون یک شبکه غیربازگشتی است که از یک الگوریتم آموزشی باناظر بهره می‌گیرد؛ بنابراین، دسته‌های آموزشی آن شامل مجموعه‌ای از بردار ورودی و بردارهای هدف متناظر است. مدل پرسپترون چند لایه از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل هستند. به‌منظور آموزش شبکه و اصلاح وزن‌ها تا رسیدن به یک خطای معنادار، روش‌های زیادی وجود دارد. یکی از مشهورترین این روش‌ها، الگوریتم پس‌انتشار خطا<sup>3</sup> است. این الگوریتم در شبکه‌های عصبی پیش‌سو مورد استفاده قرار می‌گیرد. پیش‌سو بودن به این معناست که نرون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و خروجی خود را رو به جلو می‌فرستند. واژه پس‌انتشار نیز به معنای این است که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح کنند و پس از آن، مجدداً ورودی، مسیر پیش‌سوی خود تا خروجی را تکرار کند. روش پس‌انتشار خطا از روش‌های باناظر است؛ به این مفهوم که خروجی مورد انتظار هر ورودی از قبل مشخص است؛ لذا خروجی شبکه با این خروجی‌های ایدئال مقایسه و خطای شبکه محاسبه می‌شود. در این الگوریتم، ابتدا فرض بر این است که وزن‌های شبکه به‌طور تصادفی، انتخاب شده‌اند. در هر گام، خروجی شبکه محاسبه و بر حسب میزان اختلاف آن با خروجی مطلوب، وزن‌ها تصحیح می‌شوند تا در نهایت، این خطا مینیمم شود. در الگوریتم پس‌انتشار خطا، تابع

میزان ازدیاد طول تا حد پارگی نخ پنبه‌ای با در نظر گرفتن پارامترهای مواد اولیه، پارامترهای فرایند، نمره و تاب نخ استفاده کردند [8]. در تحقیقی دیگر که در سال 2008، سممانی و همکارانش انجام دادند، قطر بهینه غلتک بالایی در ماشین رینگ برای داشتن بالاترین یکنواختی تعیین شد. آن‌ها با استفاده از شبکه عصبی نشان دادند که با کاهش قطر غلتک تا یک حد بهینه یکنواختی کاهش و سپس به سرعت افزایش می‌یابد [9]. خان و همکارانش در سال 2009، با استفاده از شبکه عصبی، میزان مویبندی نخ پشمی را پیش‌بینی کردند و نشان دادند که میانگین طول الیاف، ظرافت الیاف، اندازه عینکی، تاب و نمره نخ از مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار بر روی پرزینگی نخ هستند [10]. زاو در سال 2011، یکنواختی نخ رینگ را با توجه به سرعت دوک، سرعت غلتک جلوی در رینگ، کشش ناحیه عقب در رینگ و تاب نیمچه نخ، پیش‌بینی کرد. وی از دو مدل رگرسیون و شبکه عصبی استفاده کرد و نشان داد که خطای حاصل از پیش‌بینی، توسط شبکه عصبی کمتر است [11]. در سال 2012، زاو کارایی دو مدل شبکه عصبی و رگرسیون را در نرخ نخ‌پارگی در ماشین رینگ با یکدیگر مقایسه کرد و نشان داد که شبکه عصبی قابلیت بهتری برای پیش‌بینی دارد [12].

## 2. شبکه عصبی

شبکه عصبی یک سیستم پردازش است که در آن، از سیستم‌های عصبی بیولوژیکی مانند مغز انسان، الهام گرفته شده است. عضو کلیدی این ساختار، سیستم پردازنده اطلاعات است که تعداد زیادی از آن‌ها به‌صورت مجتمع مانند مغز انسان، با یکدیگر کار می‌کنند تا بتوانند مسائل خاصی مانند تشخیص الگو یا طبقه‌بندی داده‌ها را از طریق فرایند یادگیری حل کنند. به‌طور کلی، سه روش برای آموزش شبکه‌های عصبی وجود دارد: آموزش باناظر، آموزش بدون ناظر و آموزش تقویتی [13].

### 1.1.2. یادگیری نظارت‌شده یا باناظر<sup>1</sup>

در این روش، به‌زای هر ورودی، خروجی مطلوب متناظر با آن

2. Perceptron  
3. Back propagation

1. supervised

ساختار شبکه کوهونن یک شبکه تک‌لایه است که گروه‌بندی نرون‌ها براساس ضریب همسایگی و متناسب با بردار ورودی‌ها همگرا و تعیین می‌شود.

### 1.2.2. الگوریتم شبکه کوهونن

الگوریتم شبکه عصبی کوهونن به صورت زیر است [13]:

1. تعیین مقادیر اولیه وزن‌ها به صورت تصادفی  $W_{ij}(t)$ : مقادیر ضرایب وزنی از ورودی  $i$  به گره خروجی  $j$  در زمان  $t$
2. وارد کردن ورودی‌ها به شبکه
3. محاسبه فاصله‌ها

اغلب از فاصله اقلیدسی استفاده می‌شود. این فاصله با گرفتن جذر مجموع مربعات تفاضل‌ها به دست می‌آید. فاصله اقلیدسی  $d_{ij}(t)$  بین بردار ورودی و بردار خروجی هر گره  $i$  توسط معادله (3) محاسبه می‌شود:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (X_i(t) - W_{ij}(t))^2} \quad (3)$$

که  $X_i(t)$  بردار ورودی مربوط به گره  $i$  است.

4. انتخاب کوتاه‌ترین فاصله
- یک بردار ورودی به‌طور هم‌زمان، با تمام عناصر شبکه مقایسه و عنصری که کمترین مقدار فاصله را داشته باشد، انتخاب می‌شود. آنگاه یک همسایگی حول آن عنصر، شامل عناصری که تا یک فاصله معین از آن قرار گرفتند، تعریف می‌شود.
5. اصلاح ضرایب وزنی با استفاده از معادله (4):

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t) \times h(t) \times [X_i(t) - W_{ij}(t)] \quad (4)$$

که  $\alpha(t)$  ضریب بهره‌وری و  $h(t)$  تابع همسایگی است.  $\alpha(t)$  همواره بزرگ‌تر از صفر و  $h(t)$  کوچک‌تر از یک است و به تدریج، با گذشت زمان کاهش می‌یابد.

6. تکرار الگوریتم از مرحله (2). تعداد تکرار می‌تواند ثابت در نظر گرفته شود یا تا زمانی صورت گیرد که شبکه آموزش دیده باشد؛ یعنی مقادیر وزن‌ها تغییرات ناچیزی داشته باشند [15].

### 3.2. آموزش تقویتی

این نوع آموزش، نوعی از یادگیری باناظر است که در آن، به جای فراهم کردن جواب واقعی به شبکه، عددی که نشانگر میزان

تحریک هر نرون به صورت جمع وزن‌دار ورودی‌های مربوط به آن نرون، در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب، با فرض اینکه  $W$  وزن‌های متناظر بین لایه ورودی و لایه بعد و  $X$ ، ورودی باشد، می‌توان نوشت:

$$O_j(\bar{x}, \bar{w}) = f\left(\sum_{i=0}^n x_i w_{ji}\right) \quad (1)$$

که  $n$  تعداد لایه‌های شبکه،  $f$  تابع خروجی و  $O$  خروجی شبکه است.

به وضوح می‌توان دید که خروجی، فقط به ورودی و وزن‌های متناظر بستگی دارد؛ لذا برای تغییر خروجی، باید وزن‌ها تغییر کنند. هدف فرایند آموزش، رسیدن به خروجی مطلوب یا نزدیک به مطلوب است. بدین ترتیب، ابتدا باید تابع خطای هر نرون تعریف شود. این خطا از اختلاف خروجی واقعی شبکه و خروجی مورد انتظار به صورت معادله (2) به دست می‌آید:

$$E_j(\bar{x}, \bar{w}, d_j) = (O_j(\bar{x}, \bar{w}) - d_j)^2 \quad (2)$$

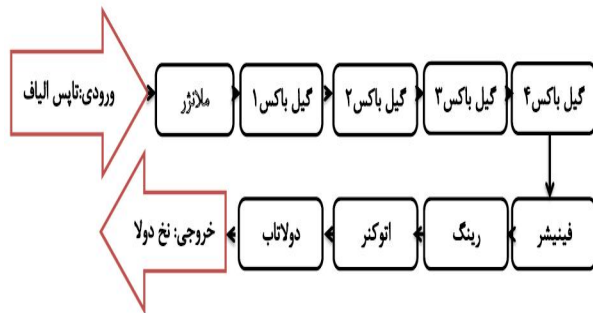
که  $E$  میزان خطا و  $d$  خروجی مطلوب است. در بررسی ارتباط بین خطا، ورودی‌ها و خروجی‌ها، روش‌های متفاوتی وجود دارد؛ از جمله روش گرادین شیب، روش نیوتن، روش اندازه حرکت، روش آنتروپی متقابل، روش مارکوارت-لونبرگ<sup>1</sup>. در این تحقیق، از الگوریتم مارکوارت-لونبرگ استفاده شد. از مزایای این الگوریتم، استفاده از ماتریس ژاکوبین در تنظیم وزن‌های شبکه و سرعت بالای الگوریتم در رسیدن به کمترین مقدار خطا می‌باشد.

### 2.2. یادگیری نظارت نشده یا بدون ناظر<sup>2</sup>

در این نوع یادگیری، فقط بردارهای ورودی به شبکه داده می‌شود و خروجی مطلوب مشخص نیست. در این روش، پارامترهای شبکه فقط براساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی مطلوب وجود ندارد تا با مقایسه خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا، پارامترهای شبکه اصلاح شود. در این حالت، شبکه رابطه بین ورودی‌ها را پیدا و گروه‌بندی می‌کند. شبکه کوهونن یکی از پرکاربردترین شبکه‌های بدون ناظر است.

1. Marquardt-Levenberg

2. unsupervised



شکل (1): مراحل فرایند تولید نخ در کارخانه ریسندگی فاستونی

#### 4. تجربه‌ها

تعداد 2490 سری آزمایش شامل 23 متغیر که در طول یک سال در آزمایشگاه کنترل کیفیت یک کارخانه ریسندگی فاستونی انجام شده است، در این پژوهش مورد مطالعه قرار گرفت. درصد و تعداد نوع پشم و پلی استر در آزمایش‌ها متفاوت بود. حداکثر تعداد پشم و پلی استر مختلف در یک آزمایش 5 نوع پشم و 5 نوع پلی استر است. متغیرهای مورد بررسی شامل پارامترهای مواد اولیه و پارامترهای کیفی نخ تولیدی می‌باشد. نام پارامترهای مورد بررسی در جدول (1) نشان داده شده است.

جدول (1): نام پارامترهای مورد بررسی

شماره	نام متغیر	شماره	نام متغیر
1	درصد مواد اولیه	13	نقاط ضخیم نخ یکلا (در 100 متر)
2	گرم بر متر تاپس ورودی	14	نقاط نازک نخ یکلا (در 1000 متر)
3	تعداد نپ تاپس در 100 گرم	15	نایکنواختی نخ یکلا (%)
4	نایکنواختی تاپس (%)	16	ازدیاد طول نخ دو لا (%)
5	طول الیاف (میلی متر)	17	استحکام نخ دو لا (CN/Tex)
6	ظرافت (میکرون)	18	تاب نخ دو لا T.P.M
7	نمره خروجی فینیشر (گرم بر متر)	19	نمره نخ دو لا m/g
8	ازدیاد طول نخ یکلا (%)	20	نپ نخ دو لا (در 100 متر)
9	استحکام نخ یکلا (CN/Tex)	21	نقاط ضخیم نخ دو لا (در 1000 متر)
10	تاب نخ یکلا T.P.M	22	نقاط نازک نخ دو لا (در 1000 متر)
11	نمره نخ یکلا m/g	23	نایکنواختی نخ دو لا (%)
12	نپ نخ یکلا (در 100 متر)		

عملکرد شبکه است، ارائه می‌شود. این بدین معنی است که اگر شبکه عصبی پارامترهایش را به گونه‌ای تغییر داد که منجر به یک حالت مساعد شد، آنگاه تمایل سیستم جهت تولید آن عمل خاص، تقویت یا تشدید می‌شود؛ در غیر این صورت، تمایل شبکه عصبی برای تولید آن عمل خاص، تضعیف می‌شود. یادگیری تقویتی بیشتر برای سیستم‌های کنترلی کاربرد دارد [14].

#### 3. ریسندگی فاستونی

ریسندگی الیاف بلند شامل همه عملیاتی است که بر روی الیاف پشم و الیاف مصنوعی مشابه پشم (از جهت طول) انجام می‌شود تا آن را تبدیل به نخ یکلای ریسیده شده کند. ریسندگی الیاف بلند در سه سیستم فاستونی، نیمه فاستونی و پشمی انجام شدنی است. کارخانه مورد بررسی دارای خط ریسندگی فاستونی است. تولید این کارخانه نخ پشم-پلی استر با درصدهای متفاوت (از 5 درصد پشم / 95 درصد پلی استر تا 100 درصد پشم) و نمرات متفاوت (10 تا 60 متریک) است. مراحل تولید نخ در این سیستم، در شکل (1) نشان داده شده است.

مواد اولیه به صورت تاپس (فتیله) پلی استر و پشم است. تاپس الیاف بعد از عبور از دستگاه ملاژر، از 4 مرحله گیل باکس عبور داده می‌شوند. وظایف مجموعه دستگاه‌های گیل باکس، مخلوط کردن انواع پلی استر و پشم، موازی کردن الیاف، یکنواخت کردن الیاف و گرفتن ناخالصی‌ها از طریق فرایند کشش و چندلانی می‌باشد. بعد از آخرین مرحله گیل باکس، فتیله مخلوط به دستگاه فینیشر تغذیه می‌شود. این دستگاه با اعمال کشش و مقدار کمی تاب، فتیله را تبدیل به نیمچه نخ کرده تا برای دستگاه رینگ قابل استفاده باشد. تولید دستگاه رینگ، نخ یکلا می‌باشد. پارامترهای مهم در دستگاه رینگ، مقدار کشش اعمالی و مقدار تاب است. هدف از کشش در ماشین رینگ، کشیدن نیمچه نخ به حدی است که تبدیل به نخ با نمره معینی گردد. نیز نخ حاصل باید یکنواخت باشد. بعد از تولید نخ یکلا، از دستگاه اتوکنر جهت گرفتن نایکنواختی نخ، از جمله نقاط نازک و کلفت نخ و نپ، استفاده می‌شود. در مرحله بعد، از دستگاه دولاناب جهت دو لاکردن و تاب دادن دو رشته نخ یکلا استفاده می‌شود.

بعد از تعیین تعداد گروه (خوشه) مناسب، از شبکه عصبی پرسپترون به منظور پیش‌بینی داده‌ها در هر گروه استفاده می‌شود. بدین منظور، داده‌های هر گروه به سه دسته جهت آموزش، اعتبارسنجی و تست تقسیم می‌شود. پس از تعیین شبکه پرسپترون تمام گروه‌ها، طراحی شبکه ترکیبی کامل می‌شود. برای بررسی میزان خطای شبکه ترکیبی، بخشی از داده‌های آماده‌سازی شده که در طراحی شبکه ترکیبی استفاده نشدند، جهت تست شبکه استفاده شدند.



شکل (2): فلوچارت الگوریتم پیشنهادی (الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی باناظر و بدون ناظر)

### 1.5. گروه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی کوهونن

در این مرحله، داده‌های جمع‌آوری شده با استفاده از شبکه کوهونن گروه‌بندی شدند. در این شبکه، 90 درصد داده‌ها برای آموزش و 10 درصد برای تست استفاده شد. از روش k-fold cross-validation برای تعیین خطای خوشه‌بندی استفاده شد.

کل آزمایش‌ها در شرایط استاندارد  $20 \pm 2$  درجه سانتی‌گراد و رطوبت  $65 \pm 2$  درصد انجام شد. آزمایش نایکنواختی نخ با استفاده از دستگاه Keisokki Evenness Tester Model KET-80V/B با سرعت آزمایش 400 متر بر دقیقه برای نخ و 8 متر بر دقیقه برای تاپس الیاف تحت استاندارد ASTM D1245.89 انجام شد. استحکام و ازدیاد طول الیاف با دستگاه Strength Tester، ظرافت با دستگاه Fiber Fineness Meter و طول الیاف با دستگاه Comb Sorter اندازه‌گیری شد.

### 1.4. آماده‌سازی داده‌ها

بر روی داده‌های جمع‌آوری شده عمل پاک‌سازی و تمیزکردن داده‌ها انجام شد. داده‌هایی که به دلایلی مانند عدم ثبت یا خطا، اطلاعات پارامترهای آن به طور کامل موجود نبودند، از مجموعه داده‌ها حذف شدند؛ سپس عملیات نرمال‌سازی داده‌ها انجام شد. برای نرمال‌سازی داده‌ها از معادله (5) استفاده شد. با استفاده از این معادله، داده‌های تبدیل شده دارای میانگین صفر و انحراف معیار یک هستند.

$$P_{ij}^* = \frac{P_{ij} - P_j}{S_j^2} \quad (5)$$

که  $P_{ij}^*$ : مقدار متغیر بعد از نرمال‌سازی

$P_{ij}$ : مقدار متغیر قبل از نرمال‌سازی

$P_j$ : مقدار میانگین نمونه‌ها

$S_j^2$ : واریانس نمونه‌ها

### 5. الگوریتم پیشنهادی: الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی

#### باناظر و بدون ناظر

در این الگوریتم که فلوچارت آن در شکل (2) نشان داده شده است، ابتدا بخشی از داده‌های آماده‌سازی شده با استفاده از شبکه عصبی بدون ناظر کوهونن گروه‌بندی می‌شوند. برای تعیین تعداد گروه‌ها، می‌توان از شاخص‌های متفاوتی استفاده کرد. یکی از مهم‌ترین این شاخص‌ها، شاخص دیویس بولدین است. این معیار از شباهت بین دو گروه استفاده می‌کند که براساس پراکندگی داخلی گروه‌ها و فاصله بین گروه‌ها تعریف می‌شود.

به‌عنوان بهترین تعداد خوشه، داده‌های متعلق به هر گروه مشخص و مراکز خوشه‌ها تعیین شد.

جدول (2): بهترین مقدار DB برای تعداد خوشه‌های مختلف و تعداد داده‌ها در هر خوشه								
بهترین مقدار DB با انتخاب مقدار اولیه تصادفی	تعداد داده‌ها در خوشه					K		
3.3	1141	1349				2		
2.83	632	1037	821			3		
2.85	553	703	727	507		4		
2.48	527	455	322	566	620	5		
2.62	440	282	294	439	483	552	6	
2.55	51	327	382	263	372	347	286	7

## 2.5. آموزش توسط شبکه عصبی پرسپترون

در مرحله بعد، از شبکه عصبی پرسپترون به‌منظور پیش‌بینی استفاده شد. داده‌های مربوط به 5 گروه، از هم تفکیک شدند و هریک از این خوشه‌ها به‌طور مجزا به یک شبکه عصبی پرسپترون جهت آموزش، تغذیه شدند. بدین ترتیب که در هر شبکه عصبی، 70 درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش، 15 درصد برای معتبرسازی و 15 درصد نیز برای آزمایش شبکه انتخاب شد. شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق، از نوع شبکه‌های feed forward و تابع آموزش Levenberg-Marquardt Back propagation (trainlm) است. ورودی‌های شبکه برای هر گروه شامل داده‌های مربوط به مواد اولیه (طول، ظرفیت، نپ، نایکنواختی، نمره) و خروجی هر شبکه نایکنواختی نخ (CV%) است.

اولین مرحله در طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی، مشخص کردن ساختار مدل، یعنی تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های این لایه‌ها است. در یک مدل شبکه عصبی مصنوعی، تعداد واحدهای ورودی با تعداد پارامترهای ورودی به شبکه برابر است و از سوی دیگر، تعداد نرون‌های لایه خروجی با تعداد پارامترهای وابسته مورد بررسی برابر است؛ بنابراین، در تمامی شبکه‌های طراحی شده، تعداد نرون‌های لایه ورودی 30 و

ابتدا داده‌ها به  $K$  زیرمجموعه تقسیم می‌شوند. یک زیرمجموعه برای تست و  $K-1$  زیرمجموعه برای آموزش استفاده می‌شود. این فرایند  $K$  مرتبه تکرار می‌شود تا هریک از زیرمجموعه‌ها به‌عنوان داده تست استفاده شود. برای محاسبه خطای کلی، از  $K$  خطای به‌دست‌آمده میانگین گرفته می‌شود. مزیت این روش این است که از تمامی زیرمجموعه‌ها به‌عنوان داده تست و آموزش استفاده می‌شود. پارامتر  $K$ ، یک پارامتر غیر ثابت است؛ اما به‌طور متداول، برابر با 10 انتخاب می‌شود [16].

برای تعیین تعداد گروه‌ها، نیاز به یک شاخص است. در این تحقیق، از شاخص دیویس بولدین استفاده شد. این شاخص میانگین شباهت بین هر خوشه با شبیه‌ترین خوشه به آن را طبق معادله (8) محاسبه می‌کند. می‌توان دریافت که هر چقدر مقدار این شاخص کمتر باشد، خوشه‌های بهتری تولید شده است.

$$R_j = \frac{\text{var}(C_i) + \text{var}(C_j)}{|C_i - C_j|} \quad (6)$$

$$R_i = \max R_j \quad (7)$$

$$i, j = 1, 2, \dots, K \quad i \neq j$$

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K R_j \quad (8)$$

که  $C_i$ : مرکز ثقل خوشه  $i$ ام

$C_j$ : مرکز ثقل خوشه  $j$ ام

$\text{var}(C_i)$ : پراکندگی خوشه  $i$ ام

$\text{var}(C_j)$ : پراکندگی خوشه  $j$ ام

$R_j$ : شباهت بین دو خوشه

$K$ : تعداد خوشه‌ها

$DB$ : شاخص دیویس بولدین

برای انجام روش ارائه‌شده، از برنامه‌نویسی در زبان Matlab (R2011a) استفاده شد. برای تعیین بهترین دسته‌بندی، تعداد خوشه‌های مختلف بررسی گردید. در جدول (2)، برای تعداد خوشه‌های مختلف، مقدار  $DB$  و تعداد داده‌ها در هر خوشه مشخص شده است.

طبق جدول (2)، بهترین تعداد خوشه، مساوی با 5 انتخاب شد. در واقع تعداد خوشه با کمترین مقدار  $DB$ ، به‌عنوان خوشه‌بندی بهینه انتخاب شد. حال با در نظر گرفتن پنج خوشه



در جدول (4)، رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در مرحله آموزش، معتبرسازی و تست نشان داده شده است.

**جدول (4): رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در مرحله آموزش، معتبرسازی و تست**

شماره گروه	رگرسیون (در مرحله آموزش)	رگرسیون (در مرحله تست)	رگرسیون (در مرحله معتبرسازی)
1	94%	87%	83%
2	87%	79%	80%
3	85%	80%	78%
4	91%	88%	87%
5	94%	89%	90%

بررسی اعتبار شبکه‌های عصبی، با مقایسه نتایج برآورد شده توسط مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده برای تعدادی از نمونه‌ها که در آموزش شبکه از آن‌ها استفاده نشده است، صورت گرفت. بدین صورت که 10 درصد (تعداد 249) آزمایش مجزا در نظر گرفته و مشخص شد که متغیرهای این آزمایش‌ها به میانگین داده‌های کدام خوشه نزدیک‌تر است. همچنین بعد از تعیین اینکه هر آزمایش متعلق به کدام گروه است، داده‌های آن به عنوان داده‌های تست به شبکه عصبی مربوط به همان گروه تغذیه شد و نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با نتایج واقعی مقایسه شد. درصد خطای حاصل از پیش‌بینی توسط الگوریتم پیشنهادی برای گروه 1 تا 5 در جدول (5) نشان داده شده است.

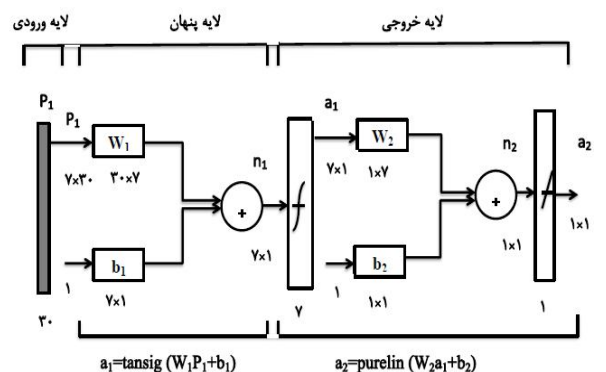
**جدول (5): درصد خطای حاصل از پیش‌بینی توسط شبکه عصبی برای داده‌های تست**

شماره گروه	تعداد داده‌های آموزش	تعداد داده‌های تست	خطای حاصل از پیش‌بینی توسط الگوریتم پیشنهادی (%)
1	620	58	1.27
2	566	61	2.05
3	322	37	1.09
4	455	42	1.18
5	527	51	1.63
	میانگین قدر مطلق خطا برای 5 گروه (%)		1.44

لایه خروجی 1 است. علاوه بر آن، هیچ روش مشخص و به ثبت رسیده‌ای برای تعیین تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های آن‌ها ارائه نشده است؛ بنابراین، برای دستیابی به بهترین همگرایی در آموزش شبکه، آزمایش‌هایی با استفاده از توابع تحریک مختلف در لایه خروجی و لایه‌های مخفی و با تعداد واحدهای پردازشگر مختلف، بر روی داده‌ها انجام شد. هدف از این کار، مشخص شدن بهترین ساختار با توابع تحریک مشخص بود. بدین منظور، از ساختارهایی با یک، دو و سه لایه مخفی و با ترکیب‌های مختلفی از توابع تحریک در لایه‌های متفاوت استفاده شد و بهترین ساختار شبکه برای هر گروه مشخص شد. تمامی شبکه‌های طراحی شده شامل یک لایه پنهان با تابع انتقال tansig برای لایه پنهان و تابع purelin برای لایه خروجی است. تعداد نرون‌ها در لایه پنهان برای 5 گروه به ترتیب، برابر با 7، 7، 4، 5، 6 انتخاب شد. جدول (3) مشخصات شبکه‌های طراحی شده برای 5 گروه را نشان می‌دهد.

**جدول (3): مشخصات شبکه‌های طراحی شده برای 5 گروه**

شماره گروه	تعداد لایه‌های پنهان	تعداد نرون‌های لایه پنهان	تابع انتقال لایه پنهان	تابع انتقال لایه خروجی
1	1	7	Tansig	Purelin
2	1	7	Tansig	Purelin
3	1	4	Tansig	Purelin
4	1	5	Tansig	Purelin
5	1	6	Tansig	Purelin



شکل (2): ساختار شبکه طراحی شده برای گروه اول: 622 داده



## 6. مقایسه الگوریتم پیشنهادی با تحقیقات پیشین

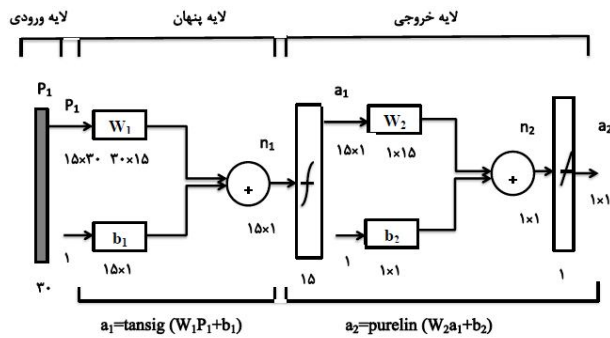
در این قسمت، به منظور بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، کارایی الگوریتم ارائه شده با روش‌های استفاده شده توسط محققان، در زمینه پیش‌بینی کیفیت نخ ریسیده شده، مقایسه شد؛ از جمله مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی کیفیت نخ در ریسندگی، مدل شبکه عصبی [6، 8، 10، 11 و 12] و مدل رگرسیون است [3]؛ بنابراین، در این بخش، به مقایسه الگوریتم پیشنهادی (الگوریتم ترکیبی شبکه پرسپترون و کوهونن) با این دو مدل پرداخته می‌شود.

### 1.6. مقایسه الگوریتم پیشنهادی با شبکه عصبی

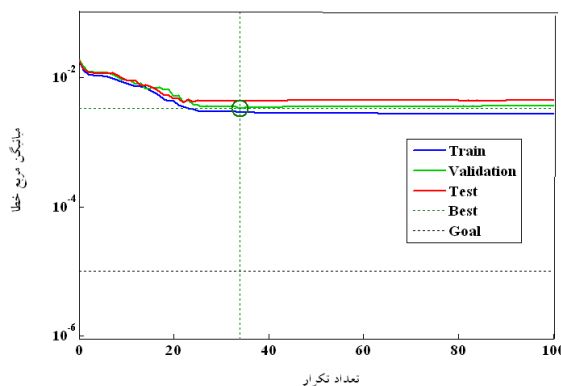
در زمینه پیش‌بینی کیفیت نخ، برخی از محققان از شبکه عصبی استفاده کردند. در این تحقیقات، پارامترهای کیفی نخ از جمله پرزینگی نخ، نایکنواختی نخ، نقاط نازک و کلفت نخ، میزان نپ و... با توجه به پارامترهای مواد اولیه و متغیرهای ریسندگی پیش‌بینی شده است؛ از جمله بلتران و همکارانش در سال 2004، نایکنواختی و موینگی نخ پشمی را با توجه به خواص فیزیکی الیاف (میانگین قطر الیاف، توزیع قطر الیاف، طول الیاف، استحکام الیاف، نمره نخ، میزان تاب) و متغیرهای ریسندگی (میزان کشش، سرعت ریسندگی، اندازه عینکی و وزن عینکی) و با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی کردند [6].

در این قسمت، نتایج حاصل از مدل ارائه شده در این تحقیق، با کار سایر محققان که از شبکه عصبی برای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند، مقایسه شده است. بدین منظور، در یک بررسی جداگانه، کل داده‌ها بدون اینکه گروه‌بندی شوند، پس از پاک‌سازی و نرمال‌سازی، به یک شبکه پرسپترون تغذیه شدند. شبکه طراحی شده شامل یک لایه پنهان با 15 نرون و تابع انتقال tansig برای لایه پنهان و تابع purelin برای لایه خروجی است که در شکل (3) نشان داده شده است.

در این شبکه، 70 درصد داده‌ها برای آموزش، 15 درصد برای معتبرسازی و 15 درصد نیز برای آزمایش شبکه استفاده شد. نمودار مرحله آموزش شبکه عصبی طراحی شده در شکل (4) نشان داده شده است.

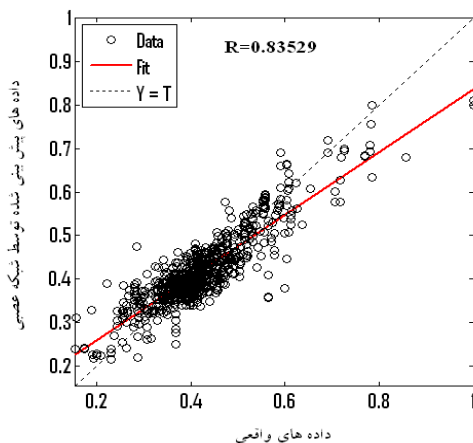


شکل (3): ساختار شبکه عصبی طراحی شده برای کل داده‌ها



شکل (4): نمودار مرحله آموزش شبکه عصبی طراحی شده

رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در مرحله آموزش، معتبرسازی و تست به ترتیب در شکل‌های (5)، (6) و (7) نشان داده شده است.



شکل (5): نمودار رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط

شبکه عصبی در مرحله آموزش

### 2.6 مقایسه الگوریتم پیشنهادی با مدل رگرسیون خطی چندمتغیره

روش رایج دیگری که در زمینه پیش‌بینی کیفیت نخ در سیستم‌های ریسندگی استفاده می‌شود، روش رگرسیون است؛ از جمله محققانی که از این روش در پیش‌بینی کیفیت نخ استفاده کرده‌اند، عبارت‌اند از: یورین و همکارانش در سال 2007، خواص نخ پنبه‌ای رینگ را با توجه به خواص الیاف و با استفاده از مدل رگرسیون پیش‌بینی کردند [3]. آراین در سال 2012، با استفاده از مدل رگرسیون، تأثیر سرعت چرخانه، تاب نخ و دانسیته خطی نخ را بر روی خواص کیفی نخ چرخانه‌ای از جمله استحکام، ازدیاد طول و موینگی بررسی کرد [5].

در این قسمت از مقاله، به منظور مقایسه الگوریتم پیشنهادی با کارهای محققان قبلی، در زمینه استفاده از مدل رگرسیون در پیش‌بینی کیفیت نخ در سیستم ریسندگی، داده‌های موجود با مدل رگرسیون نیز تجزیه و تحلیل شدند و نتایج پیش‌بینی یکنواختی نخ توسط مدل رگرسیون، با الگوریتم پیشنهادی مقایسه شد.

در روش رگرسیون خطی چندمتغیره، هدف بررسی تأثیر چندین متغیر مستقل بر یک متغیر وابسته است. مدل رگرسیونی به شکل ماتریسی را می‌توان به صورت معادله زیر نشان داد:

$$Y = X\beta + e \quad (9)$$

که  $\beta$  ماتریس ضرایب رگرسیون،  $e$  ماتریس خطای برازش،  $X$  متغیرهای مستقل و  $Y$  ماتریس پاسخ است. با حل این معادله بر حسب  $\beta$ ، می‌توان نوشت:

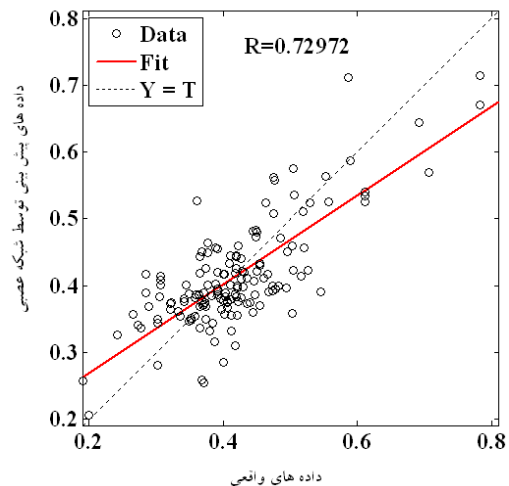
$$\beta = (X'X)^{-1}(X'Y) \quad (10)$$

که  $X'$  ترانزاده ماتریس  $X$  است.

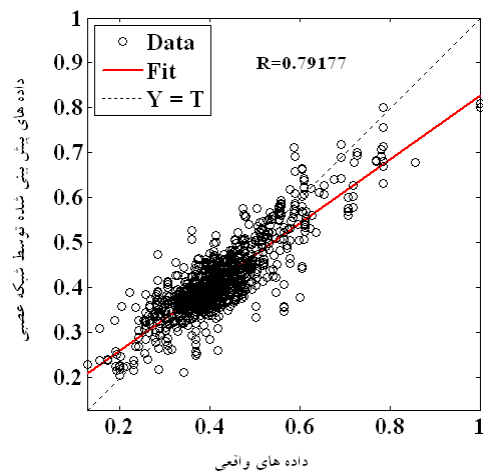
یکی از معیارهای بررسی اعتبار نتایج به دست آمده از مدل رگرسیون، معیار ریشه متوسط مربعات خطا<sup>1</sup> (RMSE) است در این مقاله از آن استفاده شده. نحوه محاسبه معیار RMSE در معادله (11) نشان داده شده است [17].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \quad (11)$$

1. Root Mean Square Error

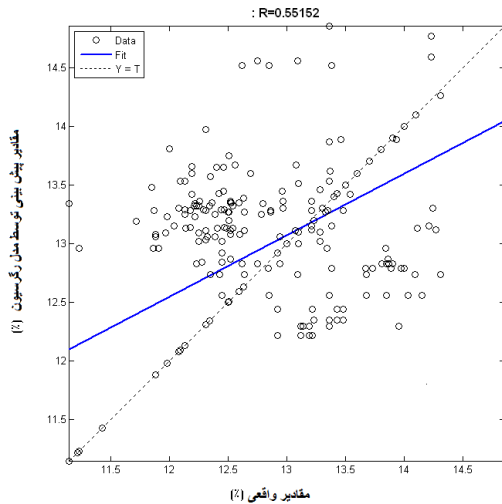


شکل (6): نمودار رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در مرحله معتبرسازی



شکل (7): نمودار رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در مرحله تست

که  $\beta$  بعد از آموزش شبکه، کارایی این شبکه برای پیش‌بینی داده‌های جدید (249 داده) بررسی شد. مقایسه نتایج حاصل از آزمایش‌ها با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی برای داده‌های تست، نشان داد که میانگین خطا برابر با 4.79 درصد است. در صورتی که میانگین خطا برای شبکه ترکیبی 1.44 درصد است؛ یعنی خطای حاصل از پیش‌بینی توسط روش ترکیبی 3.34 درصد کمتر است؛ بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت زمانی که از ترکیب شبکه عصبی کوهونن و پرسپترون استفاده می‌شود، قابلیت شبکه عصبی برای پیش‌بینی افزایش می‌یابد و خطای حاصل کمتر می‌شود.



شکل (8): نمودار رگرسیون بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده

مقایسه خطای حاصل از پیش‌بینی توسط شبکه عصبی و الگوریتم پیشنهادی در جدول (6) نشان داده شده است.

جدول (6): مقایسه خطای حاصل از پیش‌بینی توسط دو روش الگوریتم پیشنهادی و مدل رگرسیون

خطای حاصل از پیش‌بینی توسط مدل رگرسیون (%)	خطای حاصل از پیش‌بینی توسط الگوریتم پیشنهادی (%)
21%	1.44%

همان‌طور که از جدول (6) دیده می‌شود، خطای حاصل از پیش‌بینی توسط الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با مدل رگرسیون کمتر است.

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق از نظر دقت، نسبت به دو روش دیگر (شبکه عصبی و مدل رگرسیون) برتری دارد.

## 7. نتیجه‌گیری

در این تحقیق، داده‌های مربوط به آزمایشگاه کنترل کیفیت یک کارخانه ریسندگی شامل پارامترهای مواد اولیه و پارامترهای کیفی نخ تولیدی مورد پردازش قرار گرفت. برای پیش‌بینی کیفیت نخ، از یک الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی کوهونن و شبکه عصبی پرسپترون استفاده شد. در این الگوریتم، ابتدا داده‌های جمع‌آوری شده با استفاده از شبکه عصبی کوهونن، خوشه‌بندی شد و داده‌های مربوط به هر گروه تعیین گردید. سپس به منظور پیش‌بینی نایکنواختی نخ، داده‌های هر گروه به یک شبکه عصبی پرسپترون جهت آموزش تغذیه شد. به منظور بررسی میزان خطای شبکه ترکیبی، بخشی از داده‌های

که  $n$  تعداد مشاهدات،  $O_i$  مقادیر پاسخ مطلوب و  $P_i$  مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل رگرسیون است.

معادله رگرسیون بین پارامترهای ورودی مدل (پارامترهای مواد اولیه و پارامترهای کیفی نخ تولیدی) و پارامتر خروجی (نایکنواختی نخ) به صورت زیر است:

$$Y = -0.024x_1 - 0.003x_2 + 0.043x_3 + 0.019x_4 + 0.003x_5 + 0.001x_6 + 0.023x_7 - 0.011x_8 + 0.136x_9 + 0.084x_{10} + 0.887x_{11} + 0.001x_{12} - 0.010x_{13} + 0.001x_{14} + 0.137x_{15} - 0.004x_{16} - 0.013x_{17} + 0.001x_{18} + 0.005x_{19} + 0.003x_{20} + 0.036x_{21} - 0.0019x_{22} + 0.001x_{23} + 0.059x_{24} + 0.003x_{25} + 0.001x_{26} - 0.001x_{27} + 0.0137x_{28} - 2.74 \quad (12)$$

که  $Y$  نایکنواختی نخ دو لا،  $X_1$  درصد پلی‌استر،  $X_2$  درصد پشم،  $X_3$  گرم بر متر پلی‌استر،  $X_4$ : گرم بر متر پشم،  $X_5$  تعداد نپ در متر پلی‌استر،  $X_6$  تعداد نپ در متر پشم،  $X_7$  نایکنواختی پلی‌استر (درصد)،  $X_8$  نایکنواختی پشم (درصد)،  $X_9$  طول پلی‌استر (میلی‌متر)،  $X_{10}$  طول پشم (میلی‌متر)،  $X_{11}$  ظرافت پلی‌استر، (دنیر)،  $X_1$  ظرافت پشم (میکرون)،  $X_{13}$  نمره خروجی فینیشر (گرم بر متر)،  $X_{14}$  ازدیاد طول نخ یک‌لا (درصد)،  $X_{15}$ : استحکام نخ یک‌لا (CN/Tex)،  $X_{16}$  تاب نخ یک‌لا (T.P.M)،  $X_{17}$  نمره نخ یک‌لا (m/g)،  $X_{18}$  نپ نخ یک‌لا (در 100 متر)،  $X_{19}$  نقاط ضخیم نخ یک‌لا (در 100 متر)،  $X_{20}$  نقاط نازک نخ یک‌لا (در 100 متر)،  $X_{21}$  نایکنواختی نخ یک‌لا (درصد)،  $X_{22}$  ازدیاد طول نخ دو لا (درصد)،  $X_{23}$  استحکام نخ دو لا (CN/Tex)،  $X_{24}$  تاب نخ دو لا (T.P.M)،  $X_{25}$  نمره نخ دو لا (m/g)،  $X_{26}$  نپ نخ دو لا (در 100 متر)،  $X_{27}$  نقاط ضخیم نخ دو لا (در 100 متر) و  $X_{28}$  نقاط نازک نخ دو لا (در 100 متر) است.

بعد از تعیین معادله رگرسیون، از این معادله برای پیش‌بینی داده‌های تست (249 داده) استفاده شد. در شکل (8)، نمودار رگرسیون بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده نشان داده شده است. همچنین میزان خطای پیش‌بینی توسط مدل رگرسیون محاسبه شد.

می‌باشد، در صورتی که خطای مدل رگرسیون 21% و خطای مدل شبکه عصبی 4.79% است؛ بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که زمانی که حجم زیاد داده وجود دارد، استفاده از شبکه‌های بدون ناظر برای خوشه‌بندی داده‌ها قبل از تغذیه به شبکه عصبی، قابلیت شبکه عصبی را برای پیش‌بینی افزایش می‌دهد.

آماده‌سازی شده که در طراحی شبکه ترکیبی استفاده نشدند، جهت تست شبکه استفاده شدند.

در مرحله بعد، نتایج الگوریتم پیشنهادی در این مقاله با مدل شبکه عصبی و رگرسیون نیز مقایسه شد. نتایج نشان داد که میزان خطای حاصل از پیش‌بینی توسط الگوریتم پیشنهادی (الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی کوهونن و پرسپترون) 1.44%

## مراجع

- [1] Lamb, R. P., Yang, S., "Choosing The Right Top For Spinning", Top-Tech International Wool Secretariat & CSIRO Australia, Vol. 45, pp. 258-276, 1996.
- [2] Ahmad, I., Nawaz, Sh. M., Tayyab, M., "Interaction Study of Staple Length and Fineness of Cotton with Ultimate Yarn Regularity and Hairiness", Journal of Applied Sciences, Vol. 4, No. 1, pp. 48-52, 2004.
- [3] Ureyen, M., Kadoglu, H., "The Prediction of Cotton Ring Yarn Properties from AFIS Fiber properties by using Linear Regression Models", Fibers & Textiles in Eastern Europe, Vol. 15, No. 4, pp. 63-67, 2007.
- [4] اکبری چمازدهی، علمداریزدی، «بررسی تئوریک رابطه یکنواختی نخ با طول الیاف، فاصله غلتک‌ها و توزیع کشش در ماشین رینگ و مقایسه آن با نتایج تجربی»، هشتمین کنفرانس ملی مهندسی نساجی ایران، یزد، 1391.
- [5] Arain, F. A., Tanwari, A., Sheikh, H., "Statistical Modeling for the Effect of Rotor Speed, Yarn Twist and Linear Density on Production and Quality Characteristics of Rotor Spun Yarn", Mehran University Research Journal of Engineering & Technology, Vol. 31, No. 1, pp. 119-128, 2012.
- [6] Beltran, R., Wang, X., Wang, L., "Predicting worsted spinning performance with an artificial neural network model", Textile research journal, Vol. 74, No. 9, pp. 757-763, 2004.
- [7] Wen, W., Application of Data Mining Technology Based On BP Neural Network in Yarn Qualities Forecast, Control Conference, Chinese, 2006.
- [8] Mwasiagi, J. I., Huang, X., Wang, X., "Performance of Neural Network Algorithms during the Prediction of Yarn Breaking Elongation", Fibers and Polymers, Vol. 9, No. 1, pp. 80-86, 2008.
- [9] Ghane, M., Semnani, D., Saghafi, D., Beigzadeh, H., "Optimization of top roller diameter of Ring machine to enhance yarn evenness by using artificial intelligence", Indian Journal of fibre & Textile Research, Vol. 33, No. 4, pp. 365-370, 2008.
- [10] Khan, Z., Lim, A., Beltran, R., Wang, X., Wang, L., "An Artificial Neural Network-based Hairiness Prediction Model for Worsted Wool Yarns", Textile Research Journal, Vol. 79, No. 8, pp. 714-720, 2009.
- [11] Zhao, B., "Prediction of Cotton Ring Yarn Evenness Properties from Process Parameters by using Artificial Neural Network and Multiple Regression Analysis", Advanced Materials Research, Vol. 366, pp. 103-107, 2011.
- [12] Zhao, B., "Prediction of end breakage rates of cotton yarn in ring spinning processing by applying neural network approach and regression analysis theory", System Science and Engineering, International Conference, 2012.
- [13] Gurney, K., An Introduction to Neural Networks, UCL Press, London, 1st Ed, 1997.
- [14] منهاج م.، هوش محاسباتی، جلد 1 مبانی شبکه های عصبی، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، چاپ سوم، 1384.
- [15] Bianchi, D., Calogera, R., "Kohonen neural networks and genetic classification", Mathematical and Computer Modeling, Vol. 45, pp. 34-60, No. 1, 2007.
- [16] J. D., Rodriguez, A., Perez, and J. A., Lozano, "Sensitivity Analysis of k-Fold Cross Validation in redaction Error Estimation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 32, pp. 569-575, 2010.
- [17] نیرومند ح.، تحلیل آماری چند متغیری کاربردی، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد، چاپ پنجم، 1388.