



شماره : ۹/۹۳/۱۰۷۴

تاریخ : ۱۳۹۳/۰۹/۲۷

# بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ گزارشنامه

پژوهشگران ارجمند؛

جناب آقای / سرکار خانم فرید ایلچی ، فرهاد کلاهان ، مسعود آزادی مقدم  
بدینوسیله گواهی و تأیید می گردد ، مقاله جنابعالی تحت عنوان

**بهینه سازی زبری سطح فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی با بکارگیری مدل شبکه عصبی و الگوریتم تبرید تدریجی**

توسط داوران منتخب کمیته علمی اولین کنفرانس سراسری توسعه محوری مهندسی عمران ، معماری ، برق و مکانیک ایران مورد پذیرش  
قرار گرفته و به صورت شفاهی ارائه گردیده است.

امید است همواره با خلق خدمات و ارائه پژوهش های ارزشمند خود در مسیر اعتلای ایران عزیز موفق و مؤید باشید.



دبیر علمی

بهنام امین

[www.NCC2014.com](http://www.NCC2014.com)

دبیر اجرایی

مریم علی نژاد



## بهینه سازی زبری سطح فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی با بکارگیری مدل شبکه عصبی و الگوریتم تبرید تدریجی

فرید ایلچی<sup>۱</sup>، فرهاد کلاهان<sup>۲\*</sup>، مسعود آزادی مقدم<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد ساری، ساری، ایران

۲- دانشیار گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد

۳- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد

*Kolahan@um.ac.ir*

### چکیده

ماشینکاری تخلیه الکتریکی<sup>۱</sup> یکی از روش های تولید مخصوص می باشد که در قالب سازی، تعمیرات و تولید قطعات خاص صنعتی کاربرد گسترده ای دارد. در این تحقیق از شبکه عصبی پس انتشار<sup>۲</sup> بمنظور مدل سازی فرآیند تخلیه الکتریکی استفاده شده است. مدل سازی به کمک ۳۶ مجموعه از داده های تجربی انجام یافته است. متغیرهای ورودی مورد بررسی شامل پنج پارامتر زمان روشنی و خاموشی پالس، شدت جریان تخلیه، ولتاژ و فاکتور کار می باشند. همچنین زبری سطح به عنوان مشخصه خروجی فرآیند مورد ارزیابی قرار می گیرد. خطای پیش بینی توسط شبکه عصبی کمتر از ۳/۰۴ درصد می باشد. که مبین قابلیت مناسب روش پیشنهادی در پیش بینی فرآیند زبری سطح توسط ماشینکاری تخلیه الکتریکی است. در ادامه تحقیق، از الگوریتم تبرید تدریجی<sup>۳</sup> بمنظور تعیین سطوح بهینه پارامترهای تنظیمی، استفاده شده است. در این راستا، مدل شبکه عصبی بمنظور تخمین خروجی فرآیند در داخل الگوریتم تبرید تدریجی قرار گرفته و بهینه سازی بر اساس حداقل سازی زبری سطح انجام یافته است. نتایج محاسباتی این مرحله نیز نشان دهنده عملکرد بسیار خوب روش بهینه سازی پیشنهادی در حل مسئله مورد نظر است.

واژه های کلیدی: فرآیند تخلیه الکتریکی، زبری سطح، شبکه عصبی، بهینه سازی، الگوریتم تبرید تدریجی

<sup>1</sup>. Electro Discharge Machining (EDM)

<sup>2</sup>. Back-propagation

<sup>3</sup>. Simulated Annealing

## ۱- مقدمه

امروزه در صنایع تولیدی معرفی آلیاژهای جدید و همچنین نیاز به تولید اشکال پیچیده، محدودیت‌های استفاده از روش‌های سنتی ماشین‌کاری را بیشتر کرده است. بنابراین استفاده از روش‌های ماشین‌کاری مخصوص همچون ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی روز به روز در حال گسترش است [۱]. فرآیند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی یک فرآیند پیشرفته ماشین‌کاری ترموالکتریکی است که در آن بر اثر جرقه-های تولید شده تخلیه الکتریکی بین قطعه کار و ابزار عمل براده برداری صورت می‌گیرد. در این روش قطعه کار و ابزار در سیال دی الکتریک غوطه‌ور بوده و تخلیه الکتریکی باعث ذوب و تبخیر قسمتی کوچک از قطعه کار شده که بوسیله سیال دی الکتریک از محدوده ماشین‌کاری دور می‌شود. امکان ایجاد اشکال پیچیده و دقیق، امکان ماشین‌کاری قطعات نازک و شکننده به دلیل عدم تماس مکانیکی بین قطعه کار و عدم نیاز به حضور مداوم اپراتور حین براده برداری و عدم تاثیر سختی قطعه کار بر روی سرعت ماشین‌کاری، از جمله مزایای این روش است [۲-۵]. با این حال ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی روشی زمان‌بر بوده و از طرفی دقت ابعادی و صافی سطح در قطعات تولیدی با این روش معمولاً از اهمیت خاصی برخوردار است. بنابراین، زبری سطح<sup>۴</sup> قطعه کار از جمله مهم‌ترین مشخصه خروجی در این روش است. این خروجی بنوبه خود تحت تاثیر مقادیر پارامترهای تنظیمی فرآیند، از جمله ولتاژ، شدت جریان، زمان روشنی پالس، زمان خاموشی پالس، ولتاژ گپ و فاکتور روی کار، قرار دارند [۱].

در این تحقیق تاثیر پارامترهای تنظیمی در ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی آلیاژ اینکونل ۷۱۸ مورد استفاده در صنعت قالب‌سازی، مدل‌سازی و بهینه‌سازی شده است. مدل‌سازی فرآیند توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۵</sup> و با استناد بر داده‌های تجربی انجام یافته است. پارامترهای ورودی شامل جریان تخلیه، زمان‌های روشنی و خاموشی پالس، فاکتور کار و ولتاژ کاری می‌باشند. همچنین زبری سطح به عنوان مشخصه خروجی فرآیند در نظر گرفته شده است. پس از اخذ داده‌های مورد نیاز، جهت ایجاد ارتباط بین پارامترهای ورودی و مشخصه‌های خروجی با بکارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل سیستم طراحی و ساخته می‌شود. مدل ارائه شده سپس در مقابل داده‌های تجربی صحت‌گذاری شده و در صورت تایید در فرآیند بهینه‌سازی با روش الگوریتم تبرید تدریجی بکار گرفته می‌شود.

چندین مشخصه شبکه‌های عصبی مانند دینامیک درونی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی قابلیت تحمل خطا و پذیرش داده‌های ناقص، استفاده از شبکه‌های عصبی را در بسیاری از مسائل مهندسی ممکن می‌سازد با این حال شبکه‌های عصبی مصنوعی چه در زمینه مدل‌سازی و چه در زمینه بهینه‌سازی دارای مشکلاتی هستند که تلاش بر رفع آنها می‌تواند باعث افزایش کارایی آنها گردد [۶]. در یک تحقیق از شبکه عصبی پس‌انتشار و الگوریتم (ALM)<sup>۶</sup> جهت مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرآیند تخلیه الکتریکی استفاده نمودند، که شبکه عصبی پیشنهادی بخوبی متغیرهای فرآیند را پیش‌بینی نمود، همچنین الگوریتم مورد استفاده عملکرد بسیار مناسبی در بهینه‌سازی فرآیند تخلیه الکتریکی نشان داد [۷]. تلاش‌های بسیاری برای افزایش بازدهی شبکه‌های عصبی صورت گرفته است که محور اصلی اغلب آنها تغییر در الگوریتم آموزش شبکه و یا تغییر ساختار شبکه می‌باشد، مانند استفاده از شبکه‌های عصبی مدولار [۸]. و شبکه‌های عصبی هیبریدی [۹]. در تحقیقاتی از مدل رگرسیون خطی و الگوریتم تبرید تدریجی جهت بهینه‌سازی پارامترهای

<sup>4</sup> Surface Roughness

<sup>5</sup> Artificial Neural Network

<sup>6</sup> Augmented Lagrange Multiplier



فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی، شامل زبری سطح و نرخ براده برداری به کار گرفته شد. که نتایج نشان داد، روش بهینه سازی تاثیر بسزایی در بهبود کیفیت سطح و افزایش نرخ براده برداری دارد [۱۰].

همانطور که ذکر شد، یکی از کاربردهای ماشین کاری تخلیه الکتریکی، شکل دهی مواد سخت با قابلیت براده برداری پایین است. در این راستا، بررسی مولفین نشان می دهد که تاکنون در مورد چگونگی تاثیر پارامترهای تنظیمی در ماشین کاری سوپر آلیاژ اینکونل ۷۱۸ به روش تخلیه الکتریکی و تعیین مقادیر بهینه آنها، تحقیقی صورت نگرفته است. بنابراین هدف اصلی این پژوهش، بررسی میزان تاثیر پارامترهای تنظیمی ماشین کاری تخلیه الکتریکی بر روی زبری سطح و نرخ خوردگی ابزار و تعیین سطوح بهینه آنها برای سوپر آلیاژ اینکونل ۷۱۸، با استفاده از مدل شبکه عصبی و الگوریتم بهینه گروهی ذرات می باشد.

آلیاژ اینکونل ۷۱۸ از خانواده سوپر آلیاژهای پایه نیکل با چگالی ۸/۱۹ گرم بر سانتیمتر مکعب، تنش کششی ۱۲۴۰ مگاپاسکال و سختی معادل ۴۳ راکول سی است. ترکیب شیمیایی این آلیاژ بر حسب درصد وزنی عناصر مهم آن در جدول (۱) آورده شده است. قابلیت های منحصر بفرد این آلیاژ از جمله حفظ خواص مکانیکی خود در دماهای بالا، باعث افزایش روزافزون کاربردهای این آلیاژ در صنایعی همچون نیروگاهی، نفت و گاز و هوا- فضا شده است. از طرفی به دلیل سختی و استحکام بالای این آلیاژ، ماشین کاری آن به روش های سنتی دارای محدودیت هایی است، بنابراین ماشین کاری تخلیه الکتریکی می تواند به عنوان یک روش کارآمد در شکل دهی قطعات از جنس این آلیاژ باشد.

جدول (۱) ترکیب شیمیایی سوپر آلیاژ اینکونل ۷۱۸ بر حسب درصد وزنی

عصر آلیاژی	درصد وزنی
Ni	۵۴/۴۸
Cr	۱۷/۵
Nb	۴/۹
Al	۰/۶۶
Ti	۰/۹۶
Fe و سایر عناصر	متعادل

## ۲- شبکه عصبی مصنوعی

ساختار کلی شبکه های عصبی مصنوعی از شبکه های عصبی انسان الهام گرفته شده و مدل ساده شده ای از سیستم عصبی مغز می باشد. شبکه های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه ای از نورون های به هم متصل می باشند که به هر مجموعه از این نورون ها یک لایه گفته می شود. یک شبکه عصبی معمولاً از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است [۱۱]. لایه ورودی فقط اطلاعات را دریافت کرده و مشابه متغیر مستقل عمل می کند. بنابراین تعداد نورون های لایه ورودی براساس طبیعت مسئله تعیین می شود و بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل نموده و تعداد نورون های آن بستگی به خروجی های مسئله دارد.

اما برخلاف لایه های ورودی و خروجی، لایه های مخفی هیچ مفهومی را نشان نمی دهند و صرفاً یک نتیجه میانی در فرآیند محاسبه ارزش خروجی است. نورون های لایه مخفی به عنوان یک تشخیص دهنده الگو عمل می کنند. بنابراین تعداد نورون ها در لایه پنهان نقش عمده ای در قدرت شبکه عصبی دارد. اگر تعداد نورون ها کم باشد، شبکه عصبی نمی تواند نگاشت غیرخطی بین ورودی و خروجی را با دقت لازم منعکس کند. از طرف دیگر اگر تعداد آنها بیشتر از حد لزوم باشد، شبکه نگاشت غیر خطی پیچیده ای پیدا می کند که در این حالت قدرت تعمیم خود را از دست می دهد. هر نورون با استفاده از تابع انتقال، خروجی را محاسبه می کند. ورودی هر نورون در لایه مخفی که از ورودی ها به دست می آید از معادله (۱) پیروی می کند.

$$S_j^h = \sum_i^n w_{ij}^h + b_j^h \quad (1)$$

که در این معادله  $S_j^h$  ورودی به نورون،  $w_{ij}^h$  وزن اتصال نام (از لایه قبل) به نورون زام است. خروجی هر نورون با استفاده از تابع انتقال محاسبه می شود (معادله ۲).

$$y_j^h = F(S_j^h) \quad (2)$$

که در آن  $S_j^h$  ورودی به نورون،  $y_j^h$  خروجی از هر نورون و  $F$  تابع انتقال است. توابع فعالیت متداول برای پیش بینی توسط شبکه عصبی توابع سیگموئیدی<sup>۷</sup>، تانژانت هایپر پولیک<sup>۸</sup> و خطی<sup>۹</sup> هستند که به ترتیب توسط معادلات (۳)، (۴) و (۵) بیان می شوند.

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} \quad (3)$$

$$y_j = \frac{e^{s_j} - e^{-s_j}}{e^{s_j} + e^{-s_j}} \quad (4)$$

$$y_j = S_j \quad (5)$$

## ۲-۱- نرمال سازی داده ها

قبل از آموزش شبکه عصبی، داده های ورودی به آن نرمال شدند. هدف از نرمال سازی این است که داده ها به اعدادی مابین صفر تا یک تبدیل شوند. زیرا در این تحقیق برای عناصر پردازشگر (نورون ها) در لایه مخفی، تابع آستانه سیگموئیدی انتخاب گردید که خروجی این تابع اعدادی بین صفر تا یک می باشد بنابراین باید داده های ورودی به این تابع نیز اعدادی بین صفر و یک باشند. برای ورودی های نزدیک به صفر تا یک، تغییرات وزن نورون ها حداقل خواهد بود زیرا در این اعداد، عناصر پردازشگر به دلیل شکل تابع سیگموئید، کند عمل می کنند ولی برای مقادیر ورودی های نزدیک به نیم، پاسخ نورون ها به سیگنال ورودی سریع تر خواهد بود. با در نظر گرفتن این واقعیت، نرمال سازی داده ها به نحوی صورت گرفت که میانگین سری داده ها برابر ۰/۵ گردد. بدین منظور از رابطه (۶) برای نرمال سازی استفاده گردید.

7. Sigmoid

8. Hyperbolic Tangent

9. linear

$$X_{norm} = 0.5 \left( \frac{x_0 - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}} \right) + 0.5 \quad (6)$$

که در آن مقدار نرمال شده ورودی  $x_0$ ،  $\bar{x}$  میانگین داده ها،  $x_{max}$  و  $x_{min}$  به ترتیب حداکثر و حداقل داده ها می باشند.

## ۲-۲- تحلیل خطای شبکه عصبی

دقت و صحت مدل در پیش بینی فرآیند با استفاده از پارامترهای آماری ضریب همبستگی ( $R$ ) و درصد میانگین انحراف مطلق ( $ARD\%$ ) مورد بررسی قرار می گیرند که طبق معادلات (۷) و (۸) بیان می شوند.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i^{exp} - A)^2 - \sum_{i=1}^n (A_i^{exp} - A_i^{per})}{\sum_{i=1}^n (A_i^{exp} - A)^2} \quad (7)$$

$$ARD\% = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n 100 \times \left| \frac{A_i^{exp} - A_i^{per}}{A_i^{exp}} \right| \quad (8)$$

که در معادلات بالا  $N$  تعداد نقاط تجربی،  $A_i^{exp}$  مقدار تجربی برای نقطه نام و  $A_i^{per}$  مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی برای نقطه نام و  $A$  میانگین داده های تجربی برای تمام نقاط است.

## ۳- روش تاگوچی و طرح آزمایشات

روش های مهم در طراحی آزمایشات را می توان در دو گروه اصلی طرح های کامل<sup>۱۰</sup> و طرح های کسری مورد بررسی قرار داد. طرح های عامل کسری مانند طرح تاگوچی<sup>۱۱</sup>، فقط بخشی از مجموع ترکیب های ممکن برای آزمایشات را استفاده می کنند. بدین ترتیب با انجام تعداد محدودی آزمایش، اطلاعات وسیعی از فرآیند مورد بررسی و اثرات متقابل پارامترهای اصلی آن را می توان بدست آورد. رویکرد تاگوچی از جمله روش های کارآمد عاملی کسری است که امکان ارزیابی تاثیر پارامترهای فرآیند و تعیین سطوح بهینه آنها را فراهم می کند. بنابراین در پژوهش حاضر از این روش جهت طراحی آزمایشات عملی استفاده شده است. جدول (۲) پارامترهای ورودی و سطوح در نظر گرفته شده برای انجام آزمایشات را نشان می دهد. در این تحقیق ۴ عامل سه سطحی و ۱ عامل دو سطحی وجود دارد. بدین ترتیب برای آزمایش کلیه حالات ممکن به انجام ۱۶۲ ( $3^4 \times 2^1$ ) آزمایش احتیاج است. برای کاهش هزینه و زمان آزمایشات از طرح تاگوچی  $L_{36}$  استفاده گردید که تعداد آزمایشات مورد نیاز را به ۳۶ عدد کاهش می دهد.

<sup>10</sup>. Full Factorial

<sup>11</sup>. Taguchi

جدول (۲) پارامترهای ورودی و سطوح در نظر گرفته شده

علامت مشخصه	پارامترهای ورودی	واحد	سطوح		
			۱	۲	۳
I	جریان	آمپر	۶	۱۸	۳۰
T <sub>on</sub>	زمان روشنی پالس	میکروثانیه	۲۵	۱۰۰	۲۰۰
T <sub>off</sub>	زمان خاموشی پالس	میکروثانیه	۱۰	۷۵	--
$\eta$	فاکتور کار	ثانیه	۰/۴	۱	۱/۶
v	ولتاژ	ولت	۵۰	۵۵	۶۰

۴-انجام آزمایشات

برای انجام آزمایشات، از دستگاه اسپارک مدل آذرخش 304H ساخت شرکت تهران اکرام استفاده شد (شکل ۱). در تمام آزمایشات از نفت سفید به عنوان سیال دی الکتریک استفاده گردید. نمونه‌ها از جنس آلیاژ اینکونل ۷۱۸ به شکل استوانه با ضخامت ۴ و قطر ۵۰ میلیمتر توسط دستگاه وایرکات برش خورده و دو سمت آنها پرداخت و کد گذاری شدند. همچنین الکتروود ابزار از جنس مس با خلوص ۹۹/۹٪ و قطر ۱۴ میلیمتر انتخاب شدند.

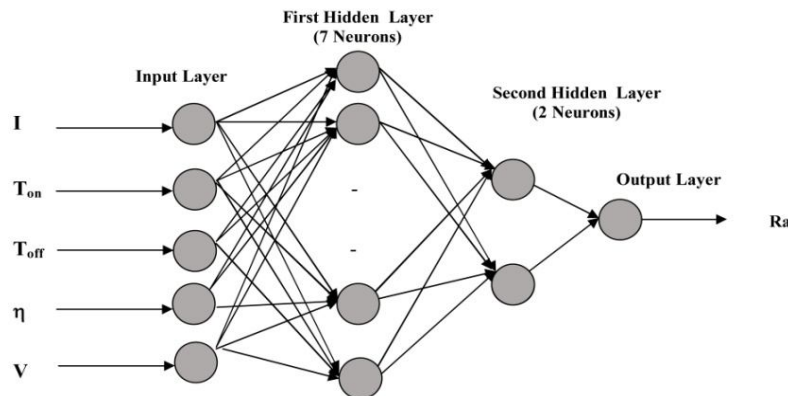
ماشینکاری در فواصل زمانی ثابت انجام شده و مقدار زبری سطح (Ra) هر یک از قطعات با استفاده از دستگاه زبری سنج مدل سورترونیک با دقت ۰/۰۰۱ میکرومتر اندازه گیری و به منظور نتایج بهتر، هر آزمایش ۳ مرتبه انجام شده و میانگین محاسبه شده است (شکل ۱).



شکل (۱) تجهیزات مورد استفاده در انجام آزمایشات

## ۵-مدل سازی شبکه عصبی

شبکه عصبی انتخاب شده، شبکه پیش خور با الگوریتم پس انتشار خطا با تابع آموزش انتشار رو به عقب لوببرگ-مارکواریت<sup>۱۲</sup> است. در ورودی شبکه عصبی ۵ متغیر مستقل و در خروجی آن ۱ متغیر وابسته وجود دارد. شبکه دارای دو لایه پنهان است. که لایه پنهان اول دارای ۷ نورون و همچنین لایه پنهان دوم دارای ۲ نورون می باشد. شماتیک کلی شبکه عصبی در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲) شماتیک کلی شبکه عصبی

تعداد کل داده ها در این تحقیق ۳۶ آزمایش می باشد، که تعداد ۲۸ مجموعه از داده های تجربی مورد استفاده در مدل سازی فرآیند در جدول (۳) ارائه شده است. این داده ها در مرحله اول، برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده اند. سپس توسط ۸ مجموعه از داده ها، مورد ارزیابی قرار گرفته اند. داده های مرحله تست در جدول (۴) نشان داده شده اند.

جدول (۳) داده های مورد استفاده برای آموزش شبکه

ردیف	پارامترهای ورودی				خروجی	
	فاکتور	زمان روشن پالس	زمان خاموشی پالس	آمپر	ولتاژ	زبری سطح ( $\mu\text{m}$ )
۱	۰/۴	۲۵	۱۰	۶	۵۰	۳/۹
۲	۱	۱۰۰	۱۰	۱۸	۵۵	۷/۱
۳	۱/۶	۲۰۰	۱۰	۳۰	۶۰	۱۳/۵
.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.
۲۶	۱/۶	۱۰۰	۷۵	۶	۵۵	۵/۸
۲۷	۰/۴	۲۰۰	۷۵	۱۸	۶۰	۸/۷
۲۸	۱	۲۵	۷۵	۳۰	۵۵	۶/۳

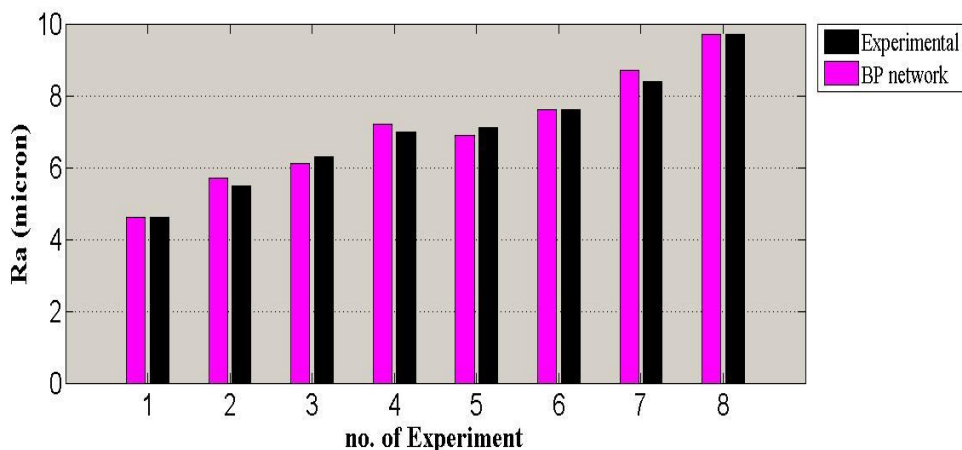
<sup>12</sup>. Levenberg-Marquardt



جدول (۴) داده های مورد استفاده برای تست شبکه

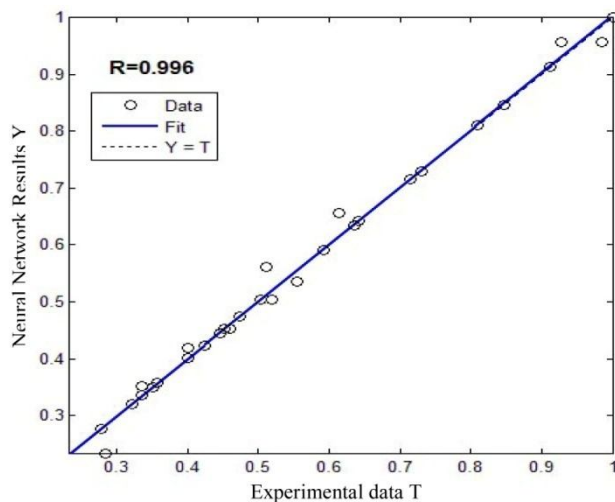
ردیف	پارامترهای ورودی	خروجی
	فاکتور	زبری سطح
	زمان روشنی پالس	( $\mu\text{m}$ )
	زمان خاموشی پالس	
	آمپر	
	ولتاژ	
۱	۲۰۰	۳/۸
	۱۰	۶۰
	۱۸	۸/۴
	۱۰	۷/۶
	۱۰۰	۵۵
	۲۰۰	۹/۸
	۱۰	۵۰
	۲۰۰	۵/۵
	۷۵	۴/۶
	۲۵	۵۰
	۱۰۰	۶/۳
	۷۵	۶۰
	۲۰۰	۷
	۷۵	۵۰
	۱/۶	
	۰/۴	

در شکل (۳) مقادیر تجربی و مقادیر پیش بینی شده برای زبری سطح توسط شبکه عصبی، با یکدیگر مقایسه شده اند.



شکل (۳) مقایسه مقادیر تجربی و پیش بینی شبکه عصبی برای زبری سطح

نتایج ضریب همبستگی مدل شبکه عصبی در شکل (۵) آمده است. و به میزان ۰/۹۹۶ می باشد، که نشان از دقت بالای مدل ارائه شده توسط شبکه عصبی می باشد.



شکل (۵) تجزیه و تحلیل رگرسیون خطی بین داده های تجربی و پیش بینی شبکه عصبی برای زبری سطح

با توجه به جدول (۵)، شبکه پیشنهادی قادر است با خطای متوسط ۳/۰۴ درصد، تخمین نسبتاً دقیقی از خروجی فرآیند، به ازاء ورودی های مختلف ارائه نماید.

جدول (۵) خطای شبکه عصبی آموزش دیده

خروجی	ماکزیمم خطا %	مینیمم خطا %	میانگین خطا %
زبری سطح	۷/۳	۰/۰۰۰۳	۳/۰۴

## ۶- الگوریتم بهینه تبرید تدریجی

بمنظور تعیین مقادیر بهینه پارامترهای ورودی برای دستیابی به بهترین خروجی، از الگوریتم تبرید تدریجی استفاده شده است. الگوریتم تبرید تدریجی بر اساس الگوی عملیات حرارتی آنیل کردن مواد طراحی شده است. در این روش با ایجاد تغییرات تدریجی و تصادفی در مقادیر متغیرهای مسئله و محاسبه خروجی آن، الگوریتم فضای جوابها را جستجو می نماید. در هر تکرار، یک همسایه جدید برای جواب فعلی تولید و ارزیابی می شود. احتمال حرکت به جواب جدید و قبول آن توسط رابطه بلتزمن (رابطه ۹) تعیین می گردد [۱۲].

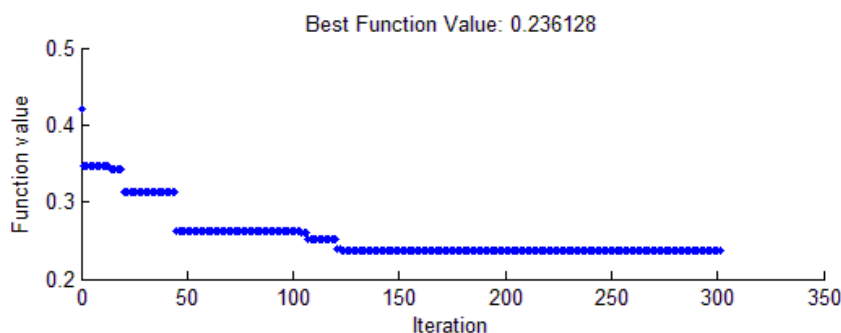
$$P = \exp\left(\frac{\Delta F}{KT_i}\right) \quad (9)$$

در این رابطه  $T_i$  دمای لحظه ای فرآیند،  $k$  ثابت تعدیل دهنده بولتزمن و  $\Delta F$  تابع شایستگی است. با افزایش تعداد تکرارها و کاهش تدریجی دمای الگوریتم، جواب به نقطه ای همگرا می شود که کمترین سطح انرژی (مقدار تابع هدف) را دارد. در این تحقیق

مدل ایجاد شده توسط شبکه عصبی به عنوان تابع شایستگی (تابع سطح انرژی) در الگوریتم تبرید تدریجی مورد استفاده قرار گرفته است. که این کار در قالب کدنویسی در نرم افزار متلب صورت پذیرفته است. پس از چندین اجرای الگوریتم، پارامترهای مناسب ورودی فرآیند به منظور کسب بهترین خروجی تعیین شده اند. سطوح بهینه پارامترها به همراه خروجی پیش بینی شده در جدول (۶) آورده شده است. همچنین روند همگرایی الگوریتم تبرید تدریجی به سمت جواب بهینه در شکل (۶) نشان داده شده است.

جدول (۶) مقادیر بهینه پارامترها با استفاده از الگوریتم تبرید تدریجی

پارامترهای ماشینکاری					خروجی
ولتاژ	فاکتور کار	زمان خاموشی پالس	زمان روشنی پالس	جریان تخلیه	زبری سطح
۵۲	۰/۷	۳۵	۵۷	۷/۵	۱/۴۸



شکل (۶) روند همگرایی بر اساس الگوریتم تبرید تدریجی

## ۷- نتیجه گیری

هدف از این تحقیق ارائه و پیاده سازی یک روش کارآمد بمنظور مدل سازی و بهینه سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی می باشد. در این ارتباط از داده های تجربی و شبکه عصبی پس انتشار بمنظور مدل سازی مسئله زبری سطح استفاده شده است. در مجموع از ۲۸ داده آزمایشی، برای آموزش شبکه عصبی استفاده گردید. چندین شبکه عصبی با ساختارهای مختلف ایجاد و قابلیت پیش بینی آنها با ۸ عدد آزمایش جداگانه بررسی شد. بهترین معماری شبکه برای این فرآیند بصورت ۲-۷-۵ می باشد که با خطای متوسط حدود ۳/۰۴، قادر به پیش بینی فرآیند می باشد. مدل ارائه شده می تواند بعنوان جایگزین فرآیند واقعی در بررسی اثر پارامترهای تنظیمی مورد استفاده قرار گرفته و نیاز به انجام آزمایشات متعدد و پرهزینه را مرتفع سازد. در ادامه تحقیق از الگوریتم تبرید تدریجی برای تعیین سطوح بهینه پارامترهای فرآیند استفاده شد. رویکرد پیشنهادی قادر است، مقادیر مناسب پارامترهای فرآیند را بنحوی تعیین نماید تا حداقل زبری سطح توسط فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی ایجاد شود. نتایج محاسباتی در هر مرحله مبین عملکرد بسیار مطلوب

رویکردهای پیشنهادی در مدل سازی و بهینه سازی فرآیند تخلیه الکتریکی مورد بررسی در این تحقیق می باشد. این امر نشان می دهد که از این رویکرد می توان در مورد سایر روشهای تولید نیز استفاده نمود.

#### ۸-منابع

- [1] N. Bani Mostafa Arab ,2006, *Advanced Machining Process*, Tehran: Azadeh, pp.151-167.
- [2] E. Uhlmann, D. C. Domingosb ,2013, *Development and optimization of the die-sinking EDM-technology for machining the nickel-based alloy MAR-M247 for turbine components*, *Procedia CIRP*, Vol. 6,180 – 185.
- [3] L. Lia, Y.B. Guob, X.T. Weia, W ,2013, *Lib-Surface integrity characteristics in wire-EDM of inconel 718 at different discharge energy*, *Procedia CIRP*, Vol. 6, 220 – 225.
- [4] B. Jabbaripoor, M. H. Sadeghi, M. Shabgard, S. Fereidoonvand ,2011, *Investigating the Effects of Tool Materials on the Properties of Electrical Discharge Machining of Ti-Al Intermetallic*, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 11, No. 2, pp. 135-146.
- [5] S. Gopakalannan, T. Sintheleva ,2012, *Modeling and Optimization of EDM Process parameter on Machining of AL 7075-B4 MMC using RSM*, *Procedia Engineering*, Vol. 38, pp. 685 – 690.
- [6] Jianbo Yu., Shijin Wang., Lifeng Xi ,2008, *Evolving artificial neural networks using an improved PSO and DPSO*, *Neurocomputing*, Vol. 71, PP. 1054–1060.
- [7] S. Assarzadeh, M. Ghoreishi ,2008, *Neural-network-based modeling and optimization of the electro discharge machining process*, *International Journal of Advanced Manufacturing Technolog vol 64*, pp.1459–1477.
- [8] Kehagias, A., Petridis, V ,2002, *Predictive modular neural networks for unsupervised segmentation of switching time series: the data allocation problem* , *IEEE Transactions on Neural Networks* , Vol. 13, No 6 , PP. 1432-1449.
- [9] Azouzi R., Guillot M ,1997, *On-line prediction of surface finish and dimensional deviaton in turning using neural network based sensor fusion* , *tool manufact*, Vol. 37, PP. 1201-1217.
- [10] M.Azadi Moghaddam,F.Kolahan,M.Andalib, 2012 ,*Application of Grey Relational Analysis and Simulated Anneleang Algorithms for Modelihg and Optimization for EDM Parameters on 40crMnMoS86 Hot Worked Steel* , *ISME,Annual International Conference on Mechanical Engineering*.
- [11] Hang M. T., Demuth B., M Beals ,1996, *Neural Network Design*, PWS Publishing co., Boston.
- [12] Laarhoven, P.J.M., and Aarts, E.H.L, 1998 , *Simulated annealing: Theory and applications*, *Kluwer Academic Publishers*.