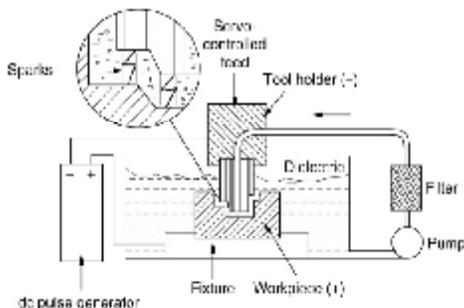


بھینه‌سازی نرخ خوردگی الکترود در فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات

علیرضا نیکروان^۱, فرهاد کلاهان^۲

دانشجوی دکتری، دانشگاه فردوسی مشهد، عضو هیات علمی دانشگاه فنی و حرفه‌ای، دانشکده فنی شهید محمد منتظری مشهد
دانشیار، گروه مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد

جرقهای خیلی یکنواخت‌تر و قابل پیش‌بینی‌تر از حالتی که در هوا فرار دارند، اتفاق می‌افتد. سپس آنها ایده بر عکس کردن این پدیده را بیان کردند. و از آن برای جرقهای کنترل شده به عنوان یک روش خوردگی استفاده کردند [2]. در شکل (۱)، شماکنک فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی نشان داده شده است.



شکل ۱- مکانیزم براده برداری در فرآیند تخلیه الکتریکی [1]

بيان مسئله و اهداف تحقیق

سونگ و همکاران [3] در تحقیقی برای بهینه‌سازی فرآیند تخلیه الکتریکی از دو مدل شبکه عصبی پس انتشار و شبکه عصبی انتشار متقابل و همچنین برای بهینه‌سازی از الگوریتم تبرید تدریجی استفاده کردند. در این تحقیق مشخص شد که شبکه انتشار متقابل عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پس انتشار دارد، در نتیجه به عنوان مدل نهایی برای بهینه‌سازی برکار گرفته شد. پارامترهای ماشینکاری در این مقاله شامل ولتاژ ماشینکاری، جریان الکتریسیته، زمان روشی پالس و زمان خاموشی پالس می‌باشد همچنین پارامترهای خروجی، شامل نرخ برادره برداری و زیر سطح بودند. در این مقاله دو نوع بهینه‌سازی تک هدفه و چند هدفه بمنظور حداکثرسازی نرخ برادره برداری و حداقل سازی زیر سطح انجام شد. نتایج محاسباتی نشان داد که تکنیک مدل‌سازی ارائه شده و روش بهینه‌سازی الگوریتم تبرید تدریجی در مدل‌سازی و بهینه‌سازی پارامترهای ماشینکاری تخلیه الکتریکی کارایی موثری دارند.

برadan و همکاران [4] پارامترهای تأثیر گذار بر نرخ برادره برداری را

چکیده در این تحقیق، تأثیر پارامترهای تنظیمی در ماشینکاری تخلیه الکتریکی فولاد گرمکار 2312 مورد استفاده در صنعت قالب‌سازی، مدل‌سازی و بهینه‌سازی شده است. مدل‌سازی فرآیند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و با استناد بر داده‌های تجربی انجام شده است. پارامترهای ورودی شامل شدت جریان الکتریسیته، زمان روشی پالس، زمان خاموشی پالس، سیکل کار و ولتاژ گپ می‌باشند. همچنین نرخ خوردگی ابزار به عنوان مشخصه خروجی فرآیند در نظر گرفته شد. به منظور گردآوری داده‌های مورد نیاز در این تحقیق، آزمایشات تجربی با اساس طرح آماری روش تاگوچی (آریه ۳۶) (A36) اجرا شده است. برای ایجاد ارتباط بین پارامترهای ورودی و مشخصه خروجی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده که مدل ارائه شده دارای دقت بالایی در پیش‌بینی نتایج خروجی می‌باشد. سپس در بخش آخر این تحقیق با بهکارگیری الگوریتم ازدحام ذرات سطوح مختلف پارامترهای ورودی برای نیل به خروجی بهینه تعیین شدند. نتایج حاصل از بهینه‌سازی و آزمایشات تجربی دارای خطای کمتر از ۴ درصد است که نشان می‌دهد بهکارگیری روش مطرّح شده و الگوریتم ازدحام ذرات می‌تواند به ایزاری کارآمد برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی پارامترهای فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی تبدیل شوند.

واژه‌های کلیدی

ماشینکاری تخلیه الکتریکی، شبکه عصبی مصنوعی، بهینه‌سازی، الگوریتم ازدحام ذرات

مقدمه

ماشینکاری به کمک تخلیه الکتریکی یک فرآیند کارآمد در برادری از مواد رسانا است. با این روش، ماشینکاری مواد سخت و قطعات با اشکال پیچیده که ماشینکاری آنها با فرآیندهای سنتی امکان‌پذیر نیست انجام می‌شود. در حین برادره برداری به روش تخلیه الکتریکی هیچگونه تماس مستقیمی بین قطعه کار و الکترود برقرار نمی‌شود و در نتیجه نیروی فیزیکی نخواهیم داشت (شکل (۱)) [1]. تاریخچه فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی، در سال ۱۹۴۳، با اختراع اصول آن توسط دانشمندان روسی به نام بوریس و ناتالیا لازارنکو در مسکو آغاز شد. آنها توسط دولت شوروی برای تحقیق روی فرسایش ایجاد شده توسط جرقه بین اتصال‌های الکتریکی تنگستن به کار گرفته شدند. آنها با قرار دادن الکتروودها در روغن دریافتند که

ابتدا با استفاده از دستگاه اره نواری اتومات در اندازه‌های مناسب بریده می‌شوند و سپس توسط دستگاه فرز در اندازه‌های مناسب آماده شده و بعد از انجام عملیات فرزکاری، توسط آستون کاملاً تمیز کاری و چرب زدایی می‌شوند. همچنین برای محاسبه نرخ خوردگی ابزار از دستگاه ترازوی دیجیتالی استفاده گردید. ماده‌ی مورد آزمایش در این تحقیق فولاد ابزار گرمکار 2312 می‌باشد. این ماده به دلیل مقاومت به سایش و حرارت بالا به طور گسترده در صنعت قالب‌سازی به کار برده می‌شود. بنابراین لزوم انجام مطالعات آماری و بهینه‌سازی فرآیند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی این ماده، برای بهبود کیفیت قطعات تولیدی و کاهش هزینه‌های تولید، به طور قابل ملاحظه‌ای در صنعت و به خصوص صنعت قالب‌سازی احساس می‌شود.

در این تحقیق، برای به دست آوردن بازه (حدود بالا و پایین) مناسب تغییرات پارامترهای تنظیمی تعدادی آزمایش اولیه انجام گرفت. با توجه به آزمایشات انجام شده و ویژگی‌های دستگاه مورد استفاده، نهایتاً مقادیر گزارش شده در جدول (1) به عنوان سطوح هر پارامتر ورودی در نظر گرفته شدند.

جدول 1: پارامترهای ورودی و سطوح در نظر گرفته شده

سطوح			پارامترهای ورودی	علامت مشخصه
3	2	1		
30	18	6	آمپر	I
200	100	25	میکروثانیه	T _{on}
--	75	10	میکروثانیه	T _{off}
1/6	1	0/4	درصد	η
60	55	50	ولت	V
			زمان روشی پالس	
			زمان خاموشی پالس	

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی از تعداد زیادی نورون به هم پیوسته یا واحد پردازشگر تشکیل شده‌اند. مشخصات اساسی شبکه‌های عصبی را می‌توان توسط ساختار و خصوصیات عملیاتی آن تعیین نمود. ساختار یک شبکه تعیین می‌کند که شبکه از چند نورون تشکیل یافته و چگونه این نورون‌ها در شبکه آرایش گرفته و به چه شکل این نورون‌ها به هم متصل شده‌اند. خصوصیات عملیاتی که ویژگی‌های شبکه عصبی را تعیین می‌کند، در واقع نشان می‌دهد که شبکه چگونه یاد می‌گیرد، چگونه اطلاعات جدید را با داشت از پیش آموخته خود مقایسه می‌کند و یا چگونه یک الگوی ذخیره شده را فراخوانی می‌کند.

نورون‌های یک شبکه عصبی می‌تواند به شیوه‌های مختلف به یکدیگر متصل شوند. یک شبکه عصبی ساده دارای سه لایه است: ورودی، خروجی و لایه پنهان. لایه پنهان وظیفه مرتبط کردن داده‌های ورودی به خروجی‌ها بر عهده دارد که از این طریق توابعی غیر خطی بدست می‌آیند. شکل (3) شماتیکی از یک شبکه عصبی با دو لایه پنهان را نشان می‌دهد. لایه ورودی شامل پارامترهای

شدت جریان، زمان روشی و خاموشی پالس فرض نمودند و برای مدل‌سازی فرآیند از روش آماری پاسخ سطح، بمنظور حداکثرسازی نرخ برادرداری استفاده کردند.

مندل و همکاران [5] از الگوریتم ژنتیک چند هدفه NSGA II و شبکه عصبی پس انتشار خطاب برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی استفاده کردند. پارامترهای نرخ برادرداری و خوردگی ابزار در این پژوهش بطور همزمان بهینه شدند. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی بخوبی قادر به پیش‌بینی خروجی‌های فرآیند می‌باشد همچنین نتایج بهینه‌سازی با الگوریتم بکار گرفته شده قبل قبول می‌باشد.

راجا داس و همکاران [6] به مقایسه عملکرد دو مدل شبکه عصبی رگرسیون عمومی و شبکه عصبی پس انتشار خطاب در ماشین‌کاری فولاد ابزار AISI D2 پرداختند. پارامتر مورد بررسی در این تحقیق گشادی کناری (اختلاف شعاع قسمت ماشین‌کاری شده و شعاع ابزار) بود. عملکرد هر دو الگوریتم در پیش‌بینی خروجی فرآیند موقتی آمیز بود بطوری که میزان درصد خطاب کمتر از 11% برای هر دو مدل بدست آمد.

در این پژوهش سعی شده است برای بهبود هزینه‌های ماشین‌کاری مربوط به ساخت الکترود ابزار و افزایش کیفیت قطعات تولیدی، همچنین سرعت بخشیدن در تولید قطعات با حداقل زمان ممکن و پایین آوردن اصطلاحک ماشین‌کاری که امروزه با توجه به رقابتی بودن صنایع در تولید قطعات، این فاکتورها از اهمیت بسیاری برخوردار هستند، از روش‌های مدل‌سازی و بهینه‌سازی استفاده شود. بدین صورت که نتایج آزمایشگاهی با استفاده از یک منطق خاص مورد راستی آزمایی قرار می‌گیرند و سپس راهکارهایی برای بهینه کردن نتایج آزمایشگاهی ارائه می‌شود.

روش تحقیق و نحوه انجام آزمایشات

در ابتدا با استفاده از طرح تاگوچی تعداد 36 آزمایش انجام شد. قطعه‌کارها از نوع فولاد گرمکار 2312 و الکترودها نیز از نوع مس تجاری انتخاب شدند. آزمایشات تجربی با استفاده از دستگاه تخلیه الکتریکی تهران اکرام مدل آذرخش (شکل (2)) انجام گرفت و مدت زمان 45 دقیقه برای هر آزمایش در نظر گرفته شد.



شکل 2- دستگاه تخلیه الکتریکی مورد استفاده در انجام آزمایشات

قطعه‌کارها و الکترودها برای آماده سازی برای انجام آزمایشات،

(ب) مسیر برگشت: در این مسیر بردارهای حساسیت از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می‌شوند. معادلات زیر دینامیک مسیر برگشت را بیان می‌کنند:

$$\begin{aligned}\Delta W^m(k) &= \gamma \Delta W^m(k-1) - (1-\gamma) \alpha s^m(a^{m-1})^T \\ \Delta b^m(k) &= \gamma \Delta b^m(k-1) - (1-\gamma) \alpha s^m\end{aligned}\quad (3)$$

به عبارت دیگر در مسیر برگشت، شروع کار از لایه آخر، که همان لایه خروجی است. جایی که بردار خطای در اختیار می‌باشد. سپس بردار خطای از سمت راست به چپ از لایه آخر به لایه اول توزیع می‌گردد و گرادیان محلی، نورون به نورون با الگوریتم بازگشتی محاسبه می‌شود. در این مسیر پارامترهای شبکه تعییر خواهد کرد.

(ج) تنظیم پارامترها: نهایتاً ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس شبکه پرسپترون چند لایه با روابط زیر تنظیم می‌شوند:

$$\begin{aligned}W^l(k+1) &= W^l(k) - \alpha \delta^l(k) (a^{l-1}(k))^T \\ b^l(k+1) &= b^l(k) - \alpha \delta^l(k), \quad l = 1, 2, \dots, L\end{aligned}\quad (4)$$

(د) توقف: برای توقف تکرار الگوریتم پس انتشار از شاخص‌های عملکردی به طور مجزا و یا همزمان می‌توان استفاده کرد. در این تحقیق از شاخص میانگین مربعات خطای انتشار شده است. هر گاه تعییرات خطای از مقدار تعیین شده کمتر باشد، شبکه آموزش را متوقف می‌سازد. این خطای از رابطه زیر بدست می‌آید.

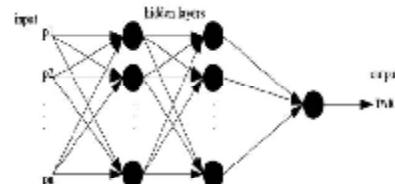
$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

در این رابطه y_i خروجی واقعی شبکه، \hat{y}_i خروجی پیش‌بینی شبکه و N تعداد داده‌ها می‌باشد.

مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی
برای مدل‌سازی شبکه عصبی از نرم افزار MATLAB گردید. و برای آموزش شبکه از الگوریتم لونبرگ مارکوآت استفاده شده که جزو سرعت‌ترین روش‌های آموزش شبکه عصبی می‌باشد. در واقع وظیفه این الگوریتم کاهش حداقل مربعات خطای در حین آموزش شبکه عصبی است. تابع انتقال برای لایه‌های مخفی سیگموئید در نظر گرفته شده که در این حالت خروجی داده‌دار محدوده $+1$ و -1 قرار می‌گیرند و همچنین برای لایه خروجی تابع خطی استفاده شد. خروجی خطی به شبکه این امکان را که خروجی خارج از محدوده $+1$ و -1 داشته باشد. مجموع داده‌ها، 36 داده آزمایشگاهی می‌باشد که 24 داده برای آموزش، 4 داده برای اعتبارسنجی و 8 تا از داده‌ها برای تست شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شبکه با آرایش 5-6-5-1 مورد آموزش قرار گرفت. در شکل (4) میزان خطای حداقل مربعات خطای در حین آموزش شبکه عصبی نشان داده شده است که در تکرار دهم، آموزش شبکه عصبی متوقف شده است. خطای شبکه به میزان 0/00068 می‌باشد که مبین دقت بالای مدل ارائه شده توسط شبکه عصبی می‌باشد.

شکل (5) مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در برابر

ماشین‌کاری و لایه خروجی شامل پارامتر نرخ خودگی ابزار می‌باشد. لایه پنهان اول 6 نورون و لایه پنهان دوم 5 نورون دارد. به منظور یکسان‌سازی، همه داده‌ها بین صفر و یک نرمالیزه شده و همچنین از تابع انتقال تانژانتی-سیگموئیدی برای لایه‌های پنهان و تابع انتقال خطی برای لایه خروجی استفاده شده است.



شکل 3- ساختار شماتیک شبکه عصبی مصنوعی

الگوریتم پس انتشار خطای

برای آموزش شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور از الگوریتم پس انتشار خطای استفاده شده است. قانون پس انتشار خطای از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول به مسیر رفت موسوم می‌باشد. که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه پرسپترون چند لایه اعمال می‌شود و تاثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه پرسپترون چند لایه را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تعییر در نظر گرفته می‌شوند. مسیر دوم به مسیر برگشت موسوم می‌باشد. در این مسیر، برگشت مسیر رفت، پارامترهای شبکه پرسپترون چند لایه تعییر و تنظیم می‌گردد. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطای انجام می‌گیرد. سیگنال خطای در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌گردد.

بردار خطای برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطای پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد. کلمه پس انتشار خطای برای توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر، به سمت پاسخ مطلوب نزدیک شود.

به طور کلی روند الگوریتم پس انتشار به صورت زیر خلاصه می‌شود [7]:

(الف) مسیر رفت: این مسیر با معادلات زیر بیان می‌شود:

$$\begin{aligned}a &= p(k) \\ a^{l+1}(k) &= F^{l+1} \left[w^{l+1}(k) a^l + b^{l+1}(k) \right], \quad l = 0, 1, \dots, L-1 \\ a(k) &= a^1(k)\end{aligned}\quad (1)$$

در این مسیر همانگونه که می‌بینیم پارامترهای شبکه در خلال اجرای محاسبات رفت تعییر نمی‌کنند و تابع حرکت، روی تک تک نورون‌ها عمل می‌کنند یعنی:

$$F^{l+1}(n(k)) = \left[f^{l+1} \left(n_1(k) \dots f^{l+1} \left(n_{S_{l+1}}(k) \right) \right) \right]^T \quad (2)$$

از موجودات وجود دارند، که به آن‌ها ذره گفته می‌شود و در فضای جستجوی تابعی که قصد کمینه کردن (و یا بهینه کردن) مقدار آن را داریم، پخش شده‌اند. هر ذره مقدار تابع هدف را در موقعیتی از فضا که در آن قرار گرفته است، محاسبه می‌کند. سپس با استفاده از ترکیب اطلاعات محل فعلی‌اش و بهترین محلی که در گذشته در آن بوده است و همچنین اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود در جمع، برایی را برای حرکت انتخاب می‌کند. همه‌ی ذرات برایی برای حرکت انتخاب می‌کنند و پس از انجام حرکت، یک مرحله از الگوریتم به پایان می‌رسد. این مراحل چندین بار تکرار می‌شوند تا آن که جواب مورد نظر به دست بیاید. در واقع انبوه ذرات که مقدار کمینه‌ی یک تابع را جستجو می‌کنند، همانند دسته‌ای از پرنده‌گان عمل می‌کنند که به دنبال غذا می‌گردند.

در مرحله‌ی ابتدایی الگوریتم، ذرات با موقعیت‌ها و سرعت‌های تصادفی ایجاد می‌شوند. در طی اجرای الگوریتم، موقعیت و سرعت هر ذره در مرحله‌ی $t+1$ ام از الگوریتم، از روی اطلاعات مرحله‌ی قبلی ساخته می‌شوند. اگر z_j مولفه‌ی j ام از بردار Z باشد، آن‌گاه روابطی که سرعت و موقعیت ذرات را تغییر می‌دهند، عبارتند از:

$$v_j^i[t+1] = w v_j^i[t] + c_1 r_1 (x_j^{i,best}[t] - x_j^i[t]) + c_2 r_2 (x_j^{gbest}[t] - x_j^i[t]) \quad (7)$$

$$x_j^i[t+1] = x_j^i[t] + v_j^i[t+1] \quad (8)$$

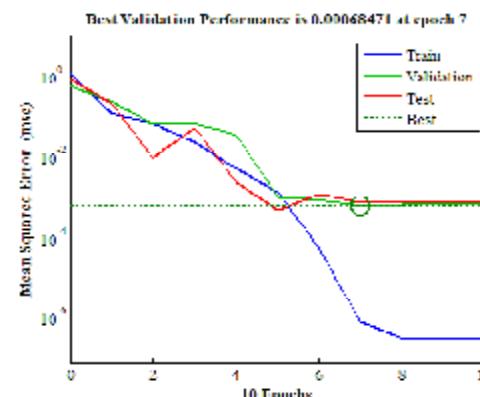
در این روابط، w ضریب اینرسی، r_1 و r_2 اعدادی تصادفی در بازه $[0,1]$ با توزیع یکنواخت و همچنین c_1 و c_2 ضرایب یادگیری هستند. r_1 و r_2 باعث می‌شوند، که نوعی گوناگونی در جوابها به وجود بیاید و به این نحو جستجوی کاملی روی انجام پذیرد. ضریب یادگیری مربوط به تجارت شخصی هر ذره است و در مقابل c_2 ضریب یادگیری مربوط به تجارت کل جمع می‌باشد. از معادله (7) می‌توان به این نتیجه رسید که، هر ذره به هنگام حرکت، (الف) برای حرکت قبلی خود، (ب) بهترین موقعیتی را که در آن قرار داشته است و (پ) بهترین موقعیتی را که به وسیله کل جمع تجربه شده است، در نظر می‌گیرد. به منظور محدود کردن میزان حرکت هر ذره، مقدار مولفه‌های سرعت ذرات در بازه‌ی $[V_{min}, V_{max}]$ در نظر گرفته می‌شود و مقادیر بزرگ‌تر یا کوچک‌تر نیز به این بازه تصویر می‌شوند.

نتایج بهینه‌سازی

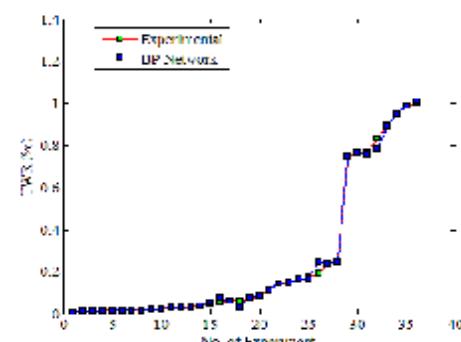
در این تحقیق به منظور جستجوی نقاط بهینه از الگوریتم ازدحام ذرات استفاده شده، که کد نویسی هر یک از این الگوریتم‌ها در نرم‌افزار MATLAB R2013a صورت پذیرفته است.

هدف اصلی در بهینه‌سازی خروجی فرآیند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی، مینیمم‌سازی نرخ خوردگی ابزار می‌باشد. مدل شبکه عصبی ارائه شده به عنوان تابع هدف در الگوریتم‌های ازدحام ذرات موردن استفاده قرار گرفته و تابع هدف در مسئله پیش رو به صورت زیر

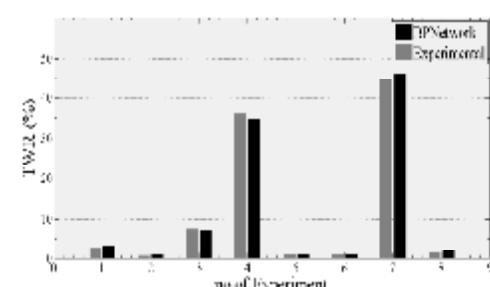
مقادیر واقعی خروجی برای کل داده‌ها در حالت نرمال شده را نشان می‌دهد. همچنین در شکل (6) مقایسه نتایج تجربی نرخ خوردگی ابزار با نتایج پیش‌بینی شبکه عصبی برای داده‌های گروه تست به نمایش در آمدید است. همانطور که ملاحظه می‌شود شبکه عصبی بخوبی توانسته مقادیر تجربی را پیش‌بینی کند، لذا از این مدل برای بهینه‌سازی فرآیند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی استفاده خواهد شد.



شکل 4- نمودار میانگین مربعات خطأ در فرآیند آموزش شبکه عصبی



شکل 5: مقایسه نتایج تجربی با شبکه عصبی



شکل 6: مقایسه نتایج تجربی با نتایج شبکه عصبی برای داده‌های تست

بهینه‌سازی فرآیند با بکارگیری الگوریتم ازدحام ذرات روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات یا به اختصار یک الگوریتم بهینه‌سازی تصادفی بر اساس جمعیت است که از شبیه‌سازی رفتار اجتماعی گروه پرندگان مدل‌سازی شده است [9]. در الگوریتم ازدحام ذرات تعدادی

تعریف می‌شود :

$$\text{Minimize } f(I, T_{on}, T_{off}, \eta, V) = \text{TWR}$$

Subjected to

$$6 \leq I \leq 30$$

$$25 \leq T_{on} \leq 200$$

$$10 \leq T_{off} \leq 75$$

$$0.4 \leq \eta \leq 1.6$$

$$50 \leq V \leq 60$$

(9)

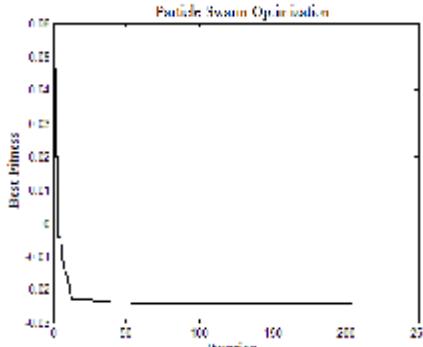
میزان درصد خطا برای مقادیر بهینه خروجی بدست آمده، توسط

هر یک از الگوریتم‌ها از رابطه (10) محاسبه گردید.

$$\text{Error}(\%) = \frac{\text{ActualValue} - \text{PredictValue}}{\text{ActualValue}} \quad (10)$$

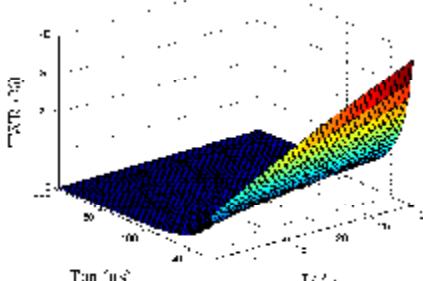
پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در جدول (2) ثبت شده است. نتایج بدست آمده از بهینه‌سازی خروجی فرآیند، با هر الگوریتم‌های ازدحام ذرات و نتایج مقایسه با نتایج حاصل از آزمایش صحت سنجی در جدول (3) به نمایش درآمده است.

در شکل (7) نمودار همگرایی الگوریتم برای پارامتر خودگی ابزار بر اساس معیار زمان آورده شده است.



شکل 7- نمودار همگرایی الگوریتم ازدحام ذرات بر اساس تعداد تکرار

تأثیر جریان و زمان روشنی پالس بر نرخ خودگی الکترود
 شکل (8) تأثیر زمان روشنی و شدت جریان بر روی خودگی ابزار را نشان می‌دهد. مطابق این شکل هم‌زمان با افزایش شدت جریان خودگی ابزار نیز افزایش می‌یابد، دلیل این امر را می‌توان این‌طور توجیه نمود که با توجه به پایین تر بودن دمای ذوب ابزار مسی نسبت به دمای ذوب قطعه‌کار فولادی، با افزایش شدت جریان به دلیل افزایش چگالی جریان و ایجاد جرقه‌های پر انرژی تر، مقدار بیشتری از سطح ابزار نسبت به قطعه کار ذوب می‌شود و به همین دلیل با افزایش شدت جریان خودگی ابزار نیز افزایش می‌یابد.
 در نقطه مقابل با افزایش زمان روشنی پالس، خودگی ابزار روند نزولی دارد. دلیل این مسئله را می‌توان این طور بیان نمود که در فرآیند تخلیه الکتریکی با قطبیت مثبت، هنگامی که مدت زمان روشنی پالس کم باشد، مکانیزم غالب برای برداشت برداری حرکت الکترون‌ها از سوی قطب منفی (قطعه کار) به طرف قطب مثبت (ابزار) می‌باشد که موجب خودگی بیشتر ابزار در این شرایط می‌شود. که با افزایش زمان روشنی پالس، به دلیل گسترش شعاع کانال پلاسماء، حرکت یون‌های مثبت از طرف ابزار (قطب مثبت) به طرف قطعه کار (قطب منفی) راحت تر شده و در هنگام برخورد یون‌های مثبت، مکانیزم غالب برداشت برداری می‌باشد و این عامل باعث کاهش نرخ خودگی ابزار می‌شود.



شکل 8: تأثیر شدت جریان و زمان روشنی بر روی نرخ خودگی الکترود

تأثیر ولتاژ ورودی و شدت جریان بر نرخ خودگی الکترود
 همانطور که در شکل (9) مشاهده می‌شود. در ولتاژ پایین خودگی

جدول 2: پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات در حل مسئله

نام پارامتر	مقدار پارامتر
جمعیت اولیه	50
ضریب اینرسی	0/9 - 0/1
معیار توقف جستجو	مدت زمان
ضرایب یادگیری	2
زمان محاسباتی	30 ثانیه

جدول 3: نتایج حاصله از بهینه‌سازی و مقایسه آن با آزمایشات عملی

خطا (%)	آزمایش عملی	خرجی الگوریتم	سطح بهینه ماشین کاری				
			T _{of}	T _{on}	I	η	V
3/4	0/116	0/120	29	200	6	1/5	60

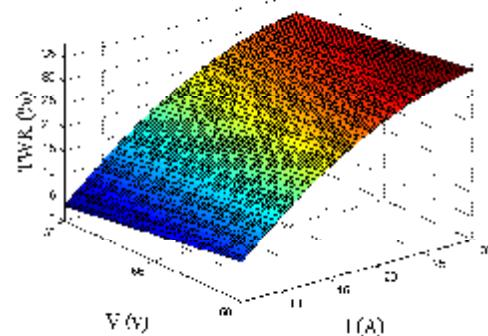
مقدار خطای نتایج پیش‌بینی شده توسط هر یک از الگوریتم‌های بهینه‌سازی با آزمایشات صحه گذاری حاکی از خطای قابل قبول ارائه شده و دقت مناسب آن‌ها در پیش‌بینی رفتار فرآیند ماشین کاری تخلیه الکتریکی است. مشاهده می‌گردد مقدار خطای برای آزمایشات کمتر از 4 درصد است. که با توجه به، پیچیدگی ماهیت فرآیند تخلیه الکتریکی و تأثیر پارامترهای غیرقابل کنترل هنگام اجرای آزمایشات، همچنین در نظر گرفتن خطای موجود در روش‌های اندازه‌گیری این میزان از خطای نشان از موفقیت در بهینه‌سازی فرآیند ماشین کاری تخلیه الکتریکی دارد.

بدست آمده نشان می‌دهد که استفاده از روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرآیند ماشین‌کاری تخلیه‌ی الکتریکی معرفی گردد.

مراجع

- [1] Elman C. Jameson and the Society of Manufacturing Engineers (SME), 2001, "Electrical Discharge Machining," Dearborn, Michigan.
- [2] Lazarenko, B. R, 1943, "About the inversion of metal erosion and methods to fight ravage of electric contacts", WEI-Institute.
- [3] Seung-Han Yang, J. Srinivas, Sekar Mohan, Dong-Mok Lee, Sree Balaji, 2009, "Optimization of electric discharge machining using simulated annealing", Journal of Materials Processing Technology , 209, pp. 4471-4475
- [4] Mohan Kumar Pradhan , Chandan Kumar Biswas, 2008 "Modelling of machining parameters for MRR in EDM using response surface methodology", National Conference on Mechanism Science and Technology, from Theory to Application.
- [5] Debabrata Mandal, Surjya K. Pal , Partha Saha, 2007, "Modeling of electrical discharge machining process using back propagation neural network and multi-objective optimization using non-dominating sorting genetic algorithm-II",Journal of Materials Processing Technology, 186, pp. 154-162
- [6] Raja Das, M. K. Pradhan, 2014, "General Regression Neural Network and Back Propagation Neural Network Modeling for Predicting Radial Overcut in EDM: A Comparative Study", International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial and Mechatronics Engineering, 8(4), pp. 41-52.
- [7] Martin T. Hagan, Mohammad B. Menhaj, 1994, "Training Feed forward Networks with the Marquardt Algorithm", IEEE Transactions on Neural Networks, 5(6), pp. 25-37.
- [8] Kirkpatrick, S, Gelatt, C. D, Vecchi, M. P, 1983, "Optimization by Simulated Annealing", Science, 220 (4598), pp. 145-153.
- [9] James K, Russell E, 1995, "Particle Swarm Optimization", In Proceedings of the IEEE international conference on neural networks, pp. 1942–1948.

ابزار بیشتر است. دلیل این امر نیز به فشردگی کاتال پلاسما در ولتاژ پالین تر مرتبط می‌باشد، در این حالت پدیده مولتی تخلیه الکتریکی باعث افزایش سرعت ماشین‌کاری شده و به دلیل ایجاد جرقه‌های بیشتر بین ابزار و قطعه‌کار، خوردگی ابزار افزایش می‌یابد. همچنین افزایش شدت جریان، باعث ازدیاد انرژی جرقه‌ها شده و خوردگی ابزار بیشتر می‌شود.



شکل 9: تأثیر ولتاژ ورودی و شدت جریان بر روی نرخ خودگی الکترود

نتیجه‌گیری

هدف اصلی در این تحقیق تعیین سطوح بهینه پارامترهای ورودی به منظور دستیابی به خروجی مطلوب می‌باشد. برای این کار از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات استفاده شد. خطای کمتر از 6% برای آزمایشات صحه گذاری، با توجه به پیچیدگی ماهیت فرآیند تخلیه الکتریکی و در نظر گرفتن خطای موجود در روش‌های انداره گیری نشان دهنده رویکرد مناسب بکارگرفته شده در حل مسئله مورد نظر را دارد. در الگوریتم ازدحام ذرات، شروع حرکت با چندین ذره صورت می‌پذیرد که در فضای جستجوی مسئله پخش شده‌اند. با تبادل اطلاعات میان ذرات در نهایت به سمت بهترین خاطره جمعی حرکت می‌کنند که باعث همگرایی سریعتر جستجوگر به سمت جواب مطلوب می‌شود. با توجه به نتایج بهینه‌سازی، کیفیت جوابهای