



کنفرانس ملی

مکانیک – مواد و فناوری های پیشرفته

۸ و ۹ مهر ماه ۱۳۹۴ مجتمع آموزش عالی اسفراین

۱۳۹۴/۷/۰۸

تاریخ:

جناب آقای / سرکار خانم: فرید ایلچی

گواهی می شود مقاله شما با عنوان

" مقایسه عملکرد الگوریتم های PSO و SA در بهینه سازی پارامترهای تنظیمی فرآیند ماشینکاری اسپارک فولاد ابزار
"AISI2312

نگارش شده توسط: فرهاد کلاهان، مسعود آزادی مقدم، ابوالقاسم جمالی، فرید ایلچی

از سوی کمیته علمی کنفرانس ملی مکانیک – مواد و فناوری های پیشرفته
که در روزهای هشتم و نهم مهرماه ۱۳۹۴ در مجتمع آموزش عالی فنی و
مهندسی اسفراین برگزار گردید، جهت ارائه بصورت " شفاهی" پذیرفته
شده و در لوح فشرده مجموعه مقالات کنفرانس به ثبت رسیده است.

دبیر علمی کنفرانس

دکتر صدیقه عباسی

دبیر کنفرانس

دکتر حبیب الله صفری





انجمن مهندسان مکانیک ایران



مقایسه عملکرد الگوریتم های PSO و SA در بهینه سازی پارامترهای تنظیمی فرآیند ماشینکاری اسپارک فولاد ابزار AISI2312

فرید ایلچی^۱

مسعود آزادی مقدم^۲

ابوالقاسم جمالی^۳

فرهاد کلاهان^۴

چکیده: در این تحقیق، تاثیر پارامترهای تنظیمی در ماشین-کاری اسپارک فولاد ابزار ۲۳۱۲ مورد استفاده در صنعت قالب سازی، مدل سازی و بهینه سازی شده است. مدل سازی فرآیند با استفاده از شبکه ی عصبی مصنوعی و با استناد بر داده های تجربی انجام یافت. پارامترهای ورودی شامل شدت جریان الکتریسیته، زمان روشنی پالس، زمان خاموشی پالس، سیکل کار و گپ ولتاژ می باشند. همچنین نرخ نرخ خوردگی ابزار به عنوان مشخصه ی خروجی فرآیند در نظر گرفته شد. به منظور گردآوری داده های مورد نیاز در انجام این تحقیق، آزمایشات تجربی با استفاده از طرح تاگوچی L36 انجام شده است. جهت ایجاد ارتباط بین پارامترهای ورودی و مشخصه خروجی از شبکه ی عصبی مصنوعی استفاده شده که مدل ارائه شده دارای دقت بالایی در پیش بینی نتایج خروجی می باشد. سپس در بخش آخر این تحقیق با به کارگیری الگوریتم تبرید تدریجی و ازدحام ذرات سطوح مختلف پارامترهای ورودی برای نیل به خروجی بهینه تعیین شدند. نتایج حاصل از بهینه سازی و آزمایشات تجربی دارای خطای کمتر از ۰/۶٪ است که نشان می دهد به کارگیری روش های مطرح شده و الگوریتم های تبرید تدریجی و کلونی ذرات می تواند به ابزاری کار آمد برای مدل سازی و بهینه سازی پارامترهای فرآیند ماشین کاری اسپارک تبدیل شوند.

واژه های کلیدی: ماشین کاری اسپارک، مدل سازی، بهینه سازی، الگوریتم-های فراابتکاری، خوردگی ابزار.

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد ساری: farid.eilchi@yahoo.com

^۲ دانشجوی دکترا، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد: masoud_azadi88@yahoo.com

^۳ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

^۴ دانشیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد: kolahan@um.ac.ir



مقایسه عملکرد الگوریتم های PSO و SA در بهینه سازی پارامترهای تنظیمی فرآیند ماشینکاری اسپارک فولاد ابزار AISI2312

فرید ایلچی^۱، مسعود آزادی مقدم^۲، ابوالقاسم جمالی^۳، فرهاد کلاهان^۴

چکیده: در این تحقیق، تاثیر پارامترهای تنظیمی در ماشین کاری اسپارک فولاد ابزار ۲۳۱۲ مورد استفاده در صنعت قالب سازی، مدل سازی و بهینه سازی شده است. مدل سازی فرآیند با استفاده از شبکه ی عصبی مصنوعی و با استناد بر داده های تجربی انجام یافت. پارامترهای ورودی شامل شدت جریان الکتریسیته، زمان روشنی پالس، زمان خاموشی پالس، سیکل کار و گپ ولتاژ می باشند. همچنین نرخ نرخ خوردگی ابزار به عنوان مشخصه ی خروجی فرآیند در نظر گرفته شد. به منظور گردآوری داده های مورد نیاز در انجام این تحقیق، آزمایشات تجربی با استفاده از طرح تاگوچی L₃₆ انجام شده است. جهت ایجاد ارتباط بین پارامترهای ورودی و مشخصه خروجی از شبکه ی عصبی مصنوعی استفاده شده که مدل ارائه شده دارای دقت بالایی در پیش بینی نتایج خروجی می باشد. سپس در بخش آخر این تحقیق با به کارگیری الگوریتم تبرید تدریجی و ازدحام ذرات سطوح مختلف پارامترهای ورودی برای نیل به خروجی بهینه تعیین شدند. نتایج حاصل از بهینه سازی و آزمایشات تجربی دارای خطای کمتر از ۶٪ است که نشان می دهد به کارگیری روش های مطرح شده و الگوریتم های تبرید تدریجی و کلونی ذرات می تواند به ابزاری کار آمد برای مدل سازی و بهینه سازی پارامترهای فرآیند ماشین کاری اسپارک تبدیل شوند.

واژه های کلیدی: ماشین کاری اسپارک، مدل سازی، بهینه سازی، الگوریتم های فراابتکاری، خوردگی ابزار.

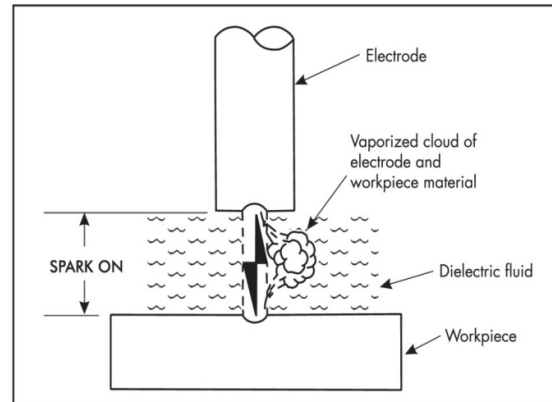
۱. مقدمه

ماشین کاری اسپارک یک روش ماشین کاری پیشرفته است، به نحوی که در زمان روشنی پالس، عمل تخلیه الکتریکی حرارت موضعی بسیار زیادی تولید، و باعث ذوب و تبخیر بخش کوچکی از الکترود و قطعه کار در محیط دی الکتریک می شود. سپس در زمان خاموشی پالس، مواد تبخیر شده در محیط دی الکتریک خنک شده و به شکل براده کروی شکل در می آیند و با استفاده از انواع روش های شست و شو این براده ها از سطح قطعه کار دور می شوند. در این روش عمل جرقه زنی همیشه در نزدیک ترین فاصله بین الکترود و قطعه کار روی می دهد شکل (۱) [۱].

- ۱، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد ساری. آدرس پست الکترونیک: farid.eilchi@yahoo.com
- ۲، دانشجوی دکترا، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد. آدرس پست الکترونیک: masoud_azadi88@yahoo.com
- ۳، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد.
- ۴، دانشیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد. آدرس پست الکترونیک: kolahan@um.ac.ir

پارامترهای تاثیر گذار بر نرخ براده برداری را شدت جریان، زمان روشنی و خاموشی پالس فرض نمودند و جهت مدل سازی فرآیند از روش آماری پاسخ سطح^۴، بمنظور حداکثرسازی نرخ براده برداری استفاده کردند. مندل و همکاران [۵] از الگوریتم ژنتیک^۵ چند NSGA II و شبکه عصبی پس انتشار خطا جهت مدل سازی و بهینه سازی ماشین کاری تخلیه الکتریکی استفاده کردند. پارامترهای نرخ براده برداری و خوردگی ابزار در این پژوهش بطور همزمان بهینه شدند. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی بخوبی قادر به پیش بینی خروجی های فرآیند می باشد همچنین نتایج بهینه سازی با الگوریتم بکار گرفته شده قابل قبول می باشد. راجا داس و همکاران [۶] به مقایسه عملکرد دو مدل شبکه عصبی رگرسیون عمومی^۶ و شبکه عصبی پس انتشار خطا^۷ در ماشین کاری فولاد ابزار AISI D2 پرداختند. پارامتر مورد بررسی در این تحقیق گشادی کناری (اختلاف شعاع قسمت ماشین کاری شده و شعاع ابزار) بود. عملکرد هر دو الگوریتم در پیش بینی خروجی فرآیند موفقیت آمیز بود بطوری که میزان درصد خطا^۸ کمتر از ۱۱٪ برای هر دو مدل بدست آمد، با این حال الگوریتم رگرسیون عمومی بسیار سریعتر و در مدت زمان ۰/۵۲۰ ثانیه، نسبت به الگوریتم پس انتشار خطا در زمان ۶/۹۲۳۰ ثانیه، توانست به جوابها برسد. همچنین نتایج بدست آمده از ضریب همبستگی^۹ برای رگرسیون عمومی و پس انتشار خطا به ترتیب ۹۵/۶۵٪ و ۹۱/۵۵٪ است که نشان دهنده دقت بالای دو مدل ارائه شده می باشد. میزان درصد خطا برای رگرسیون عمومی ۶/۴۵٪ و برای الگوریتم پس انتشار خطا ۱۰/۰۱٪ می باشد، که برتری الگوریتم رگرسیون عمومی در حل مسئله مورد نظر را نشان می دهد.

در این پژوهش سعی شده است جهت بهبود هزینه های ماشین کاری و افزایش کیفیت قطعات تولیدی، همچنین سرعت بخشیدن در تولید قطعات با حداقل زمان ممکن و پایین آوردن اصطحلاک ماشین کاری که امروزه با توجه به رقابتی بودن صنایع در تولید قطعات، این فاکتورها از اهمیت بسزایی برخوردار هستند، از روش های مدل سازی و بهینه سازی استفاده شود. بدین صورت که نتایج آزمایشگاهی با استفاده از یک منطق خاص مورد راستی آزمایی قرار می گیرند و سپس راهکارهایی جهت بهینه کردن نتایج آزمایشگاهی ارائه می شود.



شکل ۱. مکانیزم براده برداری در فرآیند اسپارک [۱]

تاریخچه فرآیند تخلیه الکتریکی، در سال ۱۹۴۳، با اختراع اصول آن توسط دانشمندان روسی به نام بوریس و ناتالیا لازرنکو در مسکو آغاز شد. آنها توسط دولت شوروی برای تحقیق روی فرسایش ایجاد شده توسط جرقه بین اتصال های الکتریکی تنگستن به کار گرفته شدند. مشکلی که برای نگهداری موتورهای خودرو در جنگ جهانی دوم بحرانی بود. با قرار دادن الکترودها در روغن محققان دریافتند که جرقه ها خیلی یکنواخت تر و قابل پیش بینی تر از حالتی که در هوا قرار دارند، اتفاق می افتند. سپس آنها ایده بر عکس کردن این پدیده را بیان کردند. و از آن برای جرقه های کنترل شده به عنوان یک روش خوردگی استفاده کردند [۲]. سونگ و همکاران [۳] در تحقیقی برای بهینه سازی فرآیند تخلیه الکتریکی از دو مدل شبکه عصبی پس انتشار^۱ و شبکه عصبی انتشار متقابل^۲ و همچنین جهت بهینه سازی از الگوریتم تبرید تدریجی^۳ استفاده کردند. در این تحقیق مشخص شد که شبکه عصبی انتشار متقابل عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پس انتشار دارد، در نتیجه به عنوان مدل نهایی جهت بهینه سازی بکار گرفته شد. پارامترهای ماشین کاری در این مقاله شامل ولتاژ ماشین کاری، جریان الکتریسیته، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس می باشد همچنین پارامترهای خروجی، شامل نرخ براده برداری و زبری سطح بودند. در این مقاله دو نوع بهینه سازی تک هدفه و چند هدفه بمنظور حداکثرسازی نرخ براده برداری و حداقل سازی زبری سطح انجام شد. نتایج محاسباتی نشان داد که تکنیک مدل سازی ارائه شده و روش بهینه سازی الگوریتم تبرید تدریجی در مدل سازی و بهینه سازی پارامترهای ماشین کاری تخلیه الکتریکی کارایی موثری دارند. پرادان و همکاران [۴]

⁴ Response Surface Mehtodology

⁵ Genetic Algorihtn

⁶ General Regression Neural Network (GRNN)

⁷ Back Propagation Neural Network (BPNN)

⁸ Percentage Error

⁹ Correlation Coefficient

¹ Back-Propagation (BP)

² Counter-propagation neural network

³ Simulated Annealing (SA)

ماده‌ی مورد آزمایش در این تحقیق فولاد ابزار گرم کار ۲۳۱۲ می‌باشد. این ماده به جهت 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، جهت بهبود کیفیت قطعات تولیدی و کاهش هزینه‌های تولید، به طور قابل ملاحظه‌ای در صنعت و به خصوص صنعت قالب‌سازی احساس می‌شود. جدول (۱) خصوصیات حرارتی این نوع فولاد گرم کار را ارائه می‌کند.

جدول ۱. خصوصیات حرارتی فولاد گرم کار ۲۳۱۲

عملیات حرارتی					آنالیز					استاندارد آلمان	
سختی	برگشت	آبکاری	تابانیدن	آهن‌گری	C	Si	Mn	Cr	Mo	DN	W.Nr
۵۵-۶۰	۶۲-۶۸۰	۸۲۰-۸۵۰	۷۶۰-۷۸۰	۱۰۵۰-۸۵۰	۰/۴	۰/۴	۱/۵	۱/۹	۰/۲	40CrMn MoS86	۲۳۱۲

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 (۲) به عنوان سطوح هر پارامتر ورودی در نظر گرفته شدند.

جدول ۲. پارامترهای ورودی و سطوح در نظر گرفته شده

سطوح			واحد	پارامترهای ورودی	علامت مشخصه
۳	۲	۱			
۳۰	۱۸	۶	آمپر	جریان	I
۲۰۰	۱۰۰	۲۵	میکروثانیه	زمان روشنی پالس	T _{on}
---	۷۵	۱۰	میکروثانیه	زمان خاموشی پالس	T _{off}
۱/۶	۱	۰/۴	درصد	سیکل کار	η
۶۰	۵۵	۵۰	ولت	ولتاژ	V

۳. 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

۲. نحوه انجام آزمایشات

برای انجام آزمایشات ابتدا با استفاده از طرح تاگوچی تعداد ۳۶ آزمایش انجام شد. قطعه کارها از نوع فولاد گرم کار و الکترودها نیز از نوع مس تجاری انتخاب شدند. آزمایشات تجربی با استفاده از دستگاه اسپارک تهران اکرام مدل آذرخش شکل (۲) انجام گرفت و مدت زمان ۴۵ دقیقه برای هر آزمایش در نظر گرفته شد.



شکل ۲. دستگاه اسپارک مورد استفاده در انجام آزمایشات

قطعه کارها و الکترودها جهت آماده سازی برای انجام آزمایشات، 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. در شکل (۳) نمونه ای از الکتروده و قطعه کار در حین ماشین‌کاری نشان داده شده است.



شکل ۳. الکتروده و قطعه کار مورد استفاده در انجام آزمایشات

اصلاح خطا انجام می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌گردد.

بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد. کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر، به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. به طور کلی روند الگوریتم BP به صورت زیر خلاصه می‌شود [۷]:

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

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

در این مسیر همانگونه که می‌بینیم پارامترهای شبکه در خلال اجرای محاسبات رفت تغییر نمی‌کنند و توابع محرک، روی تک تک نورون‌ها عمل می‌کنند یعنی:

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

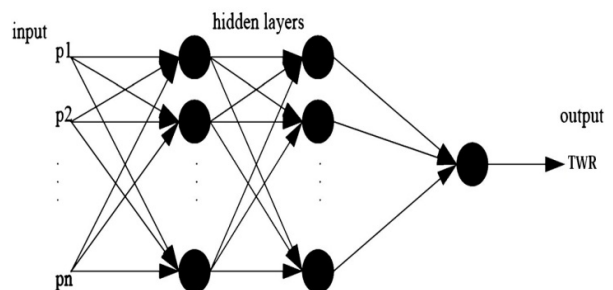
ب) مسیر برگشت: در این مسیر بردارهای حساسیت از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می‌شوند. معادلات زیر دینامیک مسیر برگشت را بیان می‌کنند:

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

به عبارت دیگر در مسیر برگشت، شروع کار از لایه آخر، که همان لایه خروجی است. جایی که بردار خطا در اختیار می‌باشد. سپس بردار خطا از سمت راست به چپ از لایه آخر به لایه اول توزیع می‌گردد و گرادینان محلی، نورون به نورون با الگوریتم بازگشتی محاسبه می‌شود. در این مسیر پارامترهای شبکه تغییر خواهند کرد. ج) تنظیم پارامترها: نهایتاً ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس شبکه MLP با روابط زیر تنظیم می‌شوند:

شبکه عصبی را تعیین می‌کند، در واقع نشان می‌دهد که شبکه چگونه یاد می‌گیرد، چگونه اطلاعات جدید را با دانش 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 را بر عهده دارد که از این طریق تابعی غیر خطی بدست می‌آیند. شکل (۴) شماتیکی از یک شبکه عصبی با دو لایه پنهان را نشان می‌دهد. لایه ورودی شامل پارامترهای ماشین‌کاری و لایه خروجی شامل پارامتر نرخ خوردگی ابزار می‌باشد. لایه پنهان اول ۶ نورون و لایه پنهان دوم ۵ نورون دارد. به منظور یکسان سازی، همه‌ی داده‌ها بین صفر و یک نرمالیزه شده و همچنین از تابع انتقال تانژانتی-سیگموئیدی (tansig) برای لایه‌های پنهان و تابع انتقال خطی (purelin) برای لایه خروجی استفاده شده است.



شکل ۴. ساختار شماتیک شبکه عصبی مصنوعی

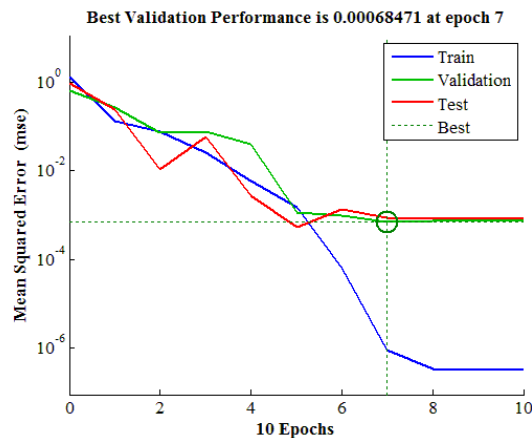
۳-۱. الگوریتم پس انتشار خطا

برای آموزش شبکه‌ی عصبی چند لایه پیشخور از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شده است. قانون پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول به مسیر رفت^۱ موسوم می‌باشد. که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. مسیر دوم به مسیر برگشت^۲ موسوم می‌باشد. در این مسیر، برعکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه MLP تغییر و تنظیم می‌گردند. این تنظیم مطابق با قانون

^۱ Forward Path

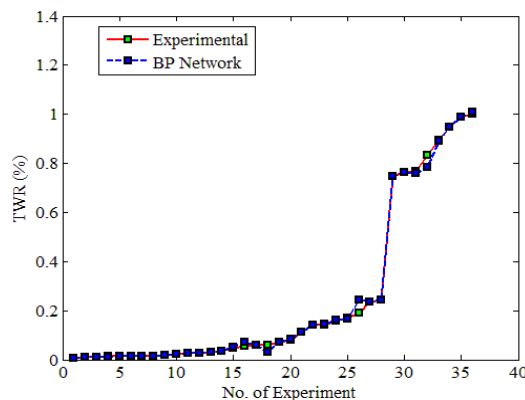
^۲ Backward Path

تست شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شبکه با آرایش ۵-۶-۵ مورد آموزش قرار گرفت. در شکل (۶) میزان خطای MSE در حین آموزش شبکه عصبی نشان داده شده است که در تکرار دهم، آموزش شبکه عصبی متوقف شده است. خطای شبکه به میزان ۰/۰۰۰۶۸ می‌باشد که مبین دقت بالای مدل ارائه شده توسط شبکه عصبی می‌باشد.



شکل ۶. نمودار میانگین مربعات خطا در فرآیند آموزش شبکه عصبی

شکل (۷) مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی در برابر مقادیر واقعی خروجی برای کل داده‌ها در حالت نرمال شده را نشان می‌دهد. همچنین در شکل (۸) مقایسه نتایج تجربی نرخ خوردگی ابزار با نتایج پیش بینی شبکه عصبی برای داده‌های گروه تست به نمایش در آمده است.

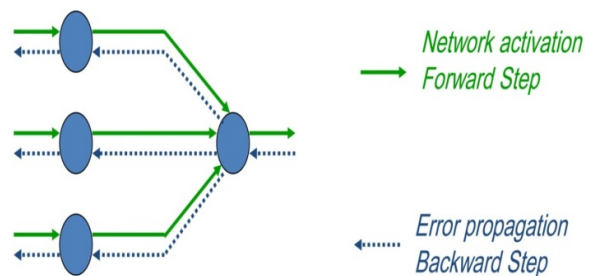


شکل ۷. مقایسه نتایج تجربی خوردگی ابزار با نتایج شبکه عصبی برای کل داده‌ها

$$W^l(k+1) = W^l(k) - \alpha \delta^l(k) (a^{l-1}(k))^T \quad (4)$$

$$b^l(k+1) = b^l(k) - \alpha \delta^l(k), \quad l = 1, 2, \dots, L$$

(د) توقف : جهت توقف تکرار الگوریتم BP از شاخص‌های عملکردی به طور مجزا و یا همزمان می‌توان استفاده کرد. در شکل (۵) روند الگوریتم پس انتشار خطا نشان داده شده است.



شکل ۵. شماتیک یک شبکه پس انتشار خطا

در این تحقیق از شاخص میانگین مربعات خطا استفاده شده است. هر گاه تغییرات خطا از مقدار تعیین شده کمتر باشد، شبکه آموزش را متوقف می‌سازد. این خطا از رابطه ی زیر بدست می آید.

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

در این رابطه y_i خروجی واقعی شبکه، $\hat{y}_i$ خروجی پیش بینی شبکه و N تعداد داده‌ها می باشد.

۳-۲. مدل سازی شبکه عصبی

جهت مدل سازی شبکه عصبی از نرم افزار Matlab استفاده گردید. و برای آموزش شبکه از الگوریتم لونیبرگ مارکوات استفاده شده که جزء سریعترین روش‌های آموزش شبکه عصبی می باشد. در واقع وظیفه این الگوریتم کاهش خطای MSE در حین آموزش شبکه عصبی است. تابع انتقال برای لایه‌های مخفی سیگموئید در نظر گرفته شده که در این حالت خروجی داده‌ها در محدوده +۱ و -۱ قرار می گیرند و همچنین برای لایه خروجی تابع خطی استفاده شد. خروجی خطی به شبکه این امکان را که خروجی خارج از محدوده +۱ و -۱ داشته باشد. مجموع داده‌ها، ۳۶ داده آزمایشگاهی می‌باشد که ۲۴ داده برای آموزش، ۴ داده برای اعتبارسنجی و ۸ تا از داده‌ها برای

اساس بهبود تابع هدف انجام شده و نقش طبیعت تصادفی الگوریتم در پذیرش جواب جدید کاهش می‌یابد.

۲-۴. الگوریتم ازدحام ذرات (PSO)

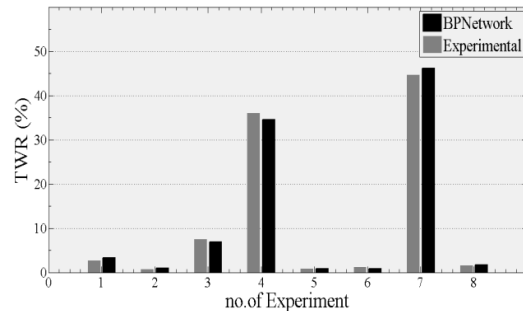
روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات یا به اختصار (PSO) یک الگوریتم بهینه‌سازی تصادفی بر اساس جمعیت است که از شبیه‌سازی رفتار اجتماعی گروه پرندگان مدل‌سازی شده است [۹]. در الگوریتم PSO تعدادی از موجودات وجود دارند، که به آن‌ها ذره گفته می‌شود و در فضای جستجوی تابعی که قصد کمینه کردن (و یا بهینه کردن) مقدار آن 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، جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کند. همه‌ی ذرات جهتی 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 پرندگان 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:

$$v_j^i[t+1] = wv_j^i[t] + c_1r_1(x_j^{i,best}[t] - x_j^i[t]) + c_2r_2(x_j^{g,best}[t] - x_j^i[t]) \quad (7)$$

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

در این روابط، w ضریب اینرسی، r_1 و r_2 اعداد 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 فضا انجام پذیرد. c_1 ضریب یادگیری مربوط به تجارب شخصی هر ذره است و در مقابل c_2 ضریب یادگیری مربوط به تجارب کل جمع می‌باشد. از



شکل ۸. مقایسه نتایج تجربی خوردگی ابزار با نتایج شبکه عصبی برای داده‌های تست

همانطور که ملاحظه می‌شود شبکه عصبی بخوبی توانسته مقادیر تجربی را پیش بینی کند، لذا از این مدل جهت بهینه‌سازی فرآیند ماشین‌کاری اسپارک استفاده خواهد شد.

۴. بهینه‌سازی فرآیند

۱-۴. الگوریتم تبرید تدریجی (SA)

الگوریتم بهینه‌سازی تبرید تدریجی (SA) یک جستجوگر همسایگی است که در بهینه‌سازی مسائل گسسته کاربرد دارد [۸]. طبیعت تصمیم‌گیری این الگوریتم به این صورت است که برای هر حرکت، یک همسایگی جدید به صورت تصادفی تولید و ارزیابی می‌شود. حرکت به این جواب با توجه به این شرایط صورت می‌پذیرد: الف) جواب جدید از جواب فعلی بهتر باشد و ب) مقدار تابع احتمال حرکت از یک عدد تصادفی بین $(0-1)$ بزرگتر باشد. در غیر این صورت جستجوگر جواب جدیدی را تولید و ارزیابی خواهد کرد. این حرکت گام به گام تا ارضای شرط توقف الگوریتم (تعداد تکرارها، زمان محاسباتی، و...) ادامه می‌یابد. مقدار تابع احتمال حرکت از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$P = \exp\left(-\frac{\Delta z}{T_K}\right) \quad (6)$$

در این رابطه Δz ، تفاضل انرژی نقطه هدف و فعلی است و همچنین T دمای سیستم می‌باشد. معمولاً در ابتدای جستجو، مقدار دمای اولیه بزرگ انتخاب می‌شود. به طوری که الگوریتم شانس بیشتری برای حرکت به جواب‌های غیر بهبود دهنده داشته باشد، اما با افزایش این حرکت‌ها، این دما طبق رابطه‌ی نرخ سرمایش به تدریج کاهش می‌یابد به عبارت دیگر با پیشرفت جستجو، حرکت‌ها غالباً بر

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

Subjected to

$$6 \leq I \leq 30$$

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

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

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

$$50 \leq V \leq 60$$

معادله (۷) می‌توان به این نتیجه رسید که، هر ذره به هنگام حرکت، (الف) جهت 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 بازه $[-v_{\max}, v_{\max}]$ در نظر گرفته می‌شود و مقادیر بزرگتر یا کوچکتر نیز به این بازه تصویر می‌شوند.

۴-۳. نتایج بهینه‌سازی

در این تحقیق به منظور جستجوی نقاط بهینه از الگوریتم‌های تبرید تدریجی (SA) و ازدحام ذرات (PSO) استفاده شده، که کد نویسی هر یک از این الگوریتم‌ها در نرم افزار MATLAB R2013a صورت پذیرفته است.

هدف اصلی در بهینه‌سازی خروجی فرآیند ماشین‌کاری اسپارک، مینیمم‌سازی نرخ خوردگی ابزار می‌باشد. مدل شبکه عصبی ارائه شده به عنوان تابع هدف در هر یک از الگوریتم‌های SA و PSO مورد استفاده قرار گرفته و تابع هدف در مسئله پیش رو به صورت زیر تعریف می‌شود:

میزان درصد خطا برای مقادیر بهینه خروجی بدست آمده، توسط هر یک از الگوریتم‌ها از رابطه (۹) محاسبه گردید.

$$\text{Error}(\%) = \frac{\text{ActualValue} - \text{PredictValue}}{\text{ActualValue}} \quad (9)$$

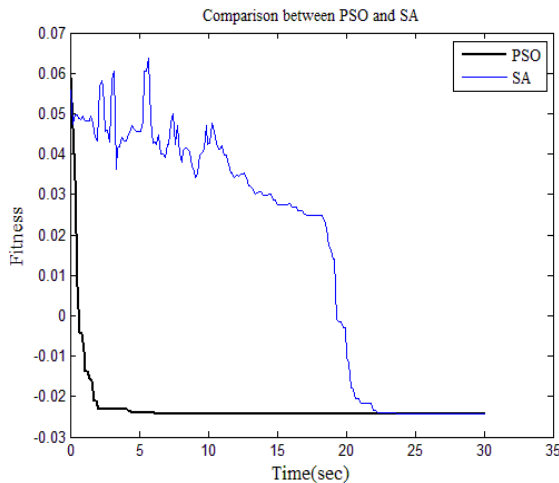
نتایج بدست آمده از بهینه‌سازی خروجی فرآیند، با هر یک از الگوریتم‌های تبرید تدریجی و ازدحام ذرات و نتایج مقایسه بین آن‌ها با نتایج حاصل از آزمایشات صحت سنجی در جدول (۳) به نمایش درآمده است.

جدول ۳. نتایج حاصله از بهینه‌سازی و مقایسه آن با آزمایشات عملی

مقدار خطا (%)	آزمایشات عملی	خروجی الگوریتم	پارامتر خروجی	سطوح بهینه ماشین‌کاری					روش بهینه سازی
				زمان خاموشی پالس Toff	زمان روشنی پالس Ton	شدت جریان I	سیکل کار η	گپ ولتاژ V	
۵/۳	۰/۱۳۰	۰/۱۲۳	خوردگی ابزار	۳۲	۲۰۰	۶	۱/۴	۶۰	الگوریتم SA
۳/۴	۰/۱۱۶	۰/۱۲۰	خوردگی ابزار	۲۹	۲۰۰	۶	۱/۵	۶۰	الگوریتم PSO

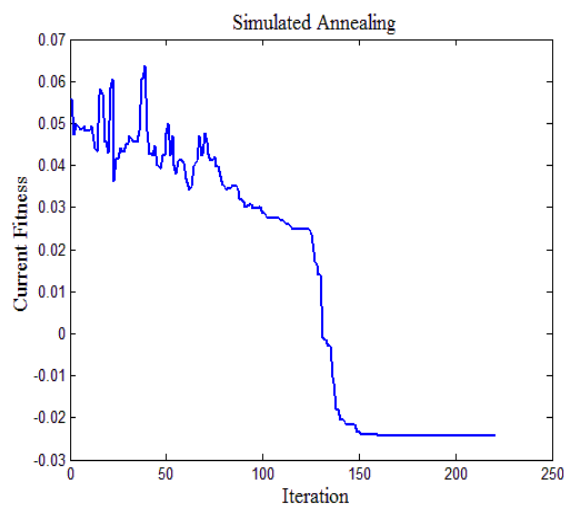
فرآیند تخلیه الکتریکی و تاثیر پارامترهای غیرقابل کنترل هنگام اجرای آزمایشات، همچنین در نظر گرفتن خطای موجود در روش-های اندازه‌گیری این میزان از خطا نشان از موفقیت در بهینه‌سازی فرآیند ماشین‌کاری اسپارک دارد.

مقدار خطای نتایج پیش‌بینی شده توسط هر یک از الگوریتم‌های بهینه‌سازی با آزمایشات صحت گذاری حاکی از خطای قابل قبول ارائه شده و دقت مناسب آن‌ها در پیش‌بینی رفتار فرآیند ماشین‌کاری اسپارک است. مشاهده می‌گردد مقدار خطا برای آزمایشات کمتر از ۶ درصد است. که با توجه به، پیچیدگی ماهیت



شکل ۹. الف) نمودار همگرایی PSO و SA بر اساس مدت زمان برای خوردگی ابزار

همانگونه که ملاحظه می‌شود هر دو الگوریتم در طی مدت زمان ۳۰ ثانیه به یک نتیجه یکسان در رسیدن به جواب نهایی تابع هدف دست یافته‌اند، که عملکرد مناسب هر دو الگوریتم را در حل مسئله مورد نظر نشان می‌دهد.



ب) نمودار همگرایی SA بر اساس تعداد تکرار

۴-۴. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های SA و PSO

این مسئله با استفاده از الگوریتم‌های جستجوگر SA و PSO برای مقادیر مختلف پارامترهای تنظیمی حل شد. بهترین پارامترهای بدست آمده برای این الگوریتم‌ها در جداول (۴) و (۵) نشان داده شده است. مقادیر این پارامترها، با توجه به بررسی بهبود کیفیت جواب‌های اخذ شده از بهینه‌سازی، انتخاب شده و نتایج محاسباتی بر مبنای این پارامترها ارائه شده‌اند.

جدول ۴. پارامترهای الگوریتم SA در حل مسئله

نام پارامتر	مقدار پارامتر
دمای اولیه	۷۰۰
نرخ کاهش دما	۰/۹۱
معیار توقف جستجو	مدت زمان
تعداد حلقه مارکوف	۱۰
زمان محاسباتی	۳۰ ثانیه

جدول ۵. پارامترهای الگوریتم PSO در حل مسئله

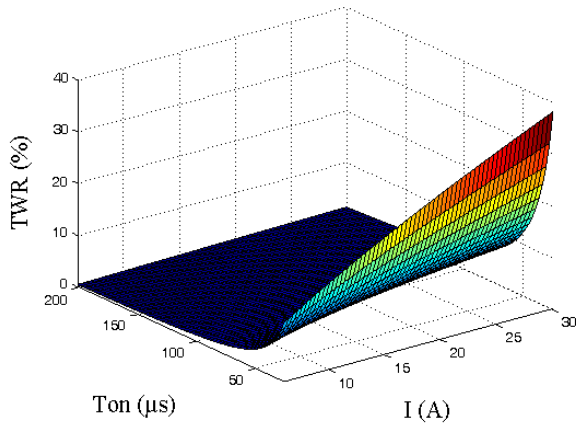
نام پارامتر	مقدار پارامتر
جمعیت اولیه	۵۰
ضریب اینرسی	۰/۹ - ۰/۱
معیار توقف جستجو	مدت زمان
ضرایب یادگیری	۲
زمان محاسباتی	۳۰ ثانیه

برنامه الگوریتم‌های SA و PSO در نرم افزار MATLAB کد نویسی شده و با کامپیوتر

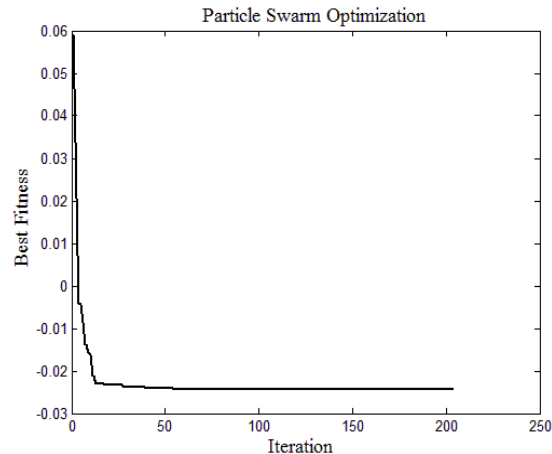
Intel Core™ i7 - 3.2GHz - 6 GB DDR3 Memory

اجرا شده است. مبنای مقایسه بین دو الگوریتم بر اساس معیار زمان و در مدت زمان ۳۰ ثانیه می‌باشد.

در شکل (۹) نمودار همگرایی الگوریتم‌ها برای پارامتر خوردگی ابزار بر اساس معیار زمان و همچنین تعداد تکرار هر یک از الگوریتم‌ها جداگانه آورده شده است.



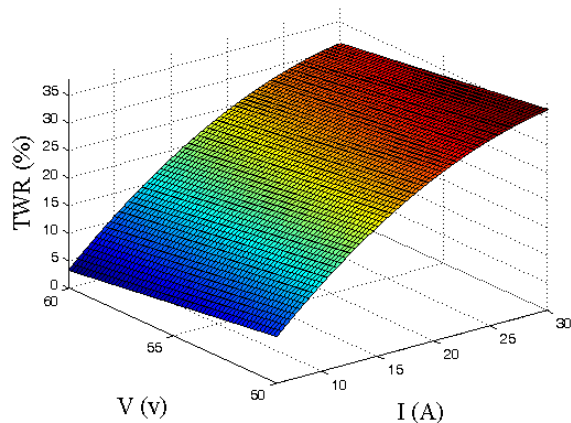
شکل ۱۰. تاثیر شدت جریان و زمان روشنی بر روی TWR



ج) نمودار همگرایی PSO بر اساس تعداد تکرار

۲-۵. تاثیر ولتاژ ورودی و شدت جریان بر روی TWR

همانطور که در شکل (۱۱) مشاهده می‌شود، در ولتاژ پایین خوردگی ابزار بیشتر است. دلیل این امر نیز به فشردگی کانال پلاسما در ولتاژ پایین تر مرتبط می‌باشد، در این حالت پدیده مولتی اسپارک 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 ۱۱. تاثیر ولتاژ ورودی و شدت جریان بر روی TWR

۶. نتیجه گیری

هدف اصلی در این پژوهش تعیین سطوح بهینه پارامترهای ورودی به منظور دستیابی به خروجی مطلوب می‌باشد. برای این کار از دو الگوریتم تبرید تدریجی و الگوریتم ازدحام ذرات استفاده شد. نتایج

۵. بررسی اثر پارامترهای ماشین‌کاری بر روی نرخ خوردگی ابزار

۱-۵. تاثیر شدت جریان و زمان روشنی پالس بر روی TWR

شکل (۱۰) تاثیر زمان روشنی و شدت جریان بر روی خوردگی ابزار را نشان می‌دهد. مطابق این شکل همزمان با افزایش شدت جریان خوردگی 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 خوردگی ابزار نیز افزایش می‌یابد.

در نقطه مقابل با افزایش زمان روشنی پالس، خوردگی ابزار روند نزولی دارد. دلیل این مسئله را می‌توان این طور بیان نمود که در فرآیند اسپارک با قطبیت مثبت، هنگامی که مدت زمان روشنی پالس کم باشد، مکانیزم غالب جهت براده برداری حرکت الکترون‌ها از سوی قطب منفی (قطعه کار) به طرف قطب مثبت (ابزار) می‌باشد که موجب خوردگی بیشتر ابزار در این شرایط می‌شود. که با افزایش زمان روشنی پالس، به دلیل گسترش شعاع کانال پلاسما، حرکت یون‌های مثبت از طرف ابزار (قطب مثبت) به طرف قطعه‌کار (قطب منفی) راحت تر شده و در هنگام برخورد یون‌های مثبت، مکانیزم غالب براده برداری می‌باشد و این عامل باعث کاهش نرخ خوردگی ابزار می‌شود.

[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*, (2007) Vol 186, pp. 154-162

[6] Raja Das, M. K. Pradhan, “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*, (2014) Vol:8 No:4

[7] Martin T. Hagan, Mohammad B. Menhaj, “Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, (1994) Vol. 5, NO.6

[8] Krikpatrick, S, Gelatt, C. D, Vecchi, M. P, “Optimization by Simulated Annealing”, *Science*, (1983) Vol. 220 No. 4598

[9] James Kennedy, Russell Eberhart, “Particle Swarm Optimization”, *In Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*, (1995) pp. 1942–1948

بدست آمده نشان می دهد کیفیت جواب های اخذ شده هر یک از الگوریتم ها مشابه هم می باشند که این عملکرد یکسان و قابل قبول الگوریتم های به کار گرفته شده در این پژوهش را نشان می دهد. خطای کمتر از ۰/۶٪ برای آزمایشات صحنه گذاری، با توجه به پیچیدگی ماهیت فرآیند تخلیه الکتریکی و در نظر گرفتن خطای موجود در روش های اندازه گیری نشان دهنده رویکرد مناسب الگوریتم های فراابتکاری بکار گرفته شده در حل مسئله مورد نظر را دارد. همچنین طبق تجزیه و تحلیل نمودار همگرایی مشخص شد که الگوریتم PSO نسبت به الگوریتم SA زودتر به سمت جواب مطلوب همگرا می شود. علت اختلاف سرعت همگرایی الگوریتم های PSO و SA را می توان بر اساس مکانیزم حرکت آن ها در فضای جواب های قابل قبول تفسیر کرد. الگوریتم SA با یک ذره شروع به حرکت می کند و در هر مرحله ی جستجو تنها جواب های همسایه های جواب فعلی را بررسی می کند و چنانچه شرط پذیرش برقرار باشد جستجوگر به سمت آن حرکت می کند. حال آنکه در الگوریتم PSO، شروع حرکت آن با چندین ذره صورت می پذیرد که در فضای جستجوی مسئله پخش شده اند. با تبادل اطلاعات میان ذرات در نهایت به سمت بهترین خاطره جمعی حرکت می کنند که باعث همگرایی سریعتر جستجوگر به سمت جواب مطلوب می شود. با توجه به نتایج بهینه سازی، کیفیت جواب های بدست آمده از هر دو الگوریتم مشابه هم می باشند. اما به نظر می رسد برای حل مسائل بزرگ تر و یا مواقعی که زمان محاسباتی اهمیت دارد، الگوریتم PSO می تواند ارجحیت بیشتری نسبت به الگوریتم SA داشته باشد.

مراجع

- [1] Elman C. Jameson and the Society of Manufacturing Engineers (SME), “*Electrical Discharge Machining*,” (2001) Dearborn, Michigan
- [2] Lazarenko, B.R, “ About the inversion of metal erosion and methods to fight ravage of electric contacts”, *WEI-Institute* (1943)
- [3] Seung-Han Yang, J. Srinivas, Sekar Mohan, Dong-Mok Lee, Sree Balaji, “Optimization of electric discharge machining using simulated annealing”, *Journal of Materials Processing Technology*, (2009) Vol 209, pp. 4471-4475
- [4] Mohan Kumar Pradhan, Chandan Kumar Biswas, “Modelling of machining parameters for MRR in EDM using response surface methodology”, *National Conference on Mechanism Science and Technology, from Theory to Application*, (2008)