

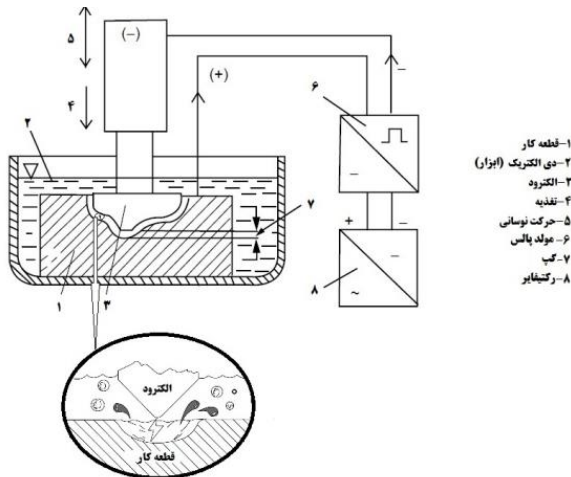
مدل سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی با شبکه عصبی و بهینه سازی آن با استفاده از الگوریتم کرم شبتاب

ابوالفضل فورگی نژاد^{۱*}، حسین امیرآبادی^۲ و خلیل خلیلی^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>واژگان کلیدی: الگوریتم کرم شبتاب، بهینه سازی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشینکاری تخلیه الکتریکی.</p>	<p>شدت جریان، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس از جمله پارامترهای ورودی موثر در فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی می باشند. در این مقاله اثر پارامترهای مذکور بر نرخ براده برداری و فرسایش ابزار در این فرآیند، توسط شبکه عصبی مصنوعی پیشخور با باز انتشار خطا مدل سازی گردید. با استفاده از الگوریتم کرم شبتاب، برای هر یک از مراحل خشن تراشی و پرداخت کاری پارامترهای متناسب به نحوی ارائه می گردد تا در مرحله خشن تراشی نرخ براده برداری بیشینه و در مرحله پرداخت کاری فرسایش ابزار کمینه گردد. نتایج حاصله نشان از توانمندی الگوریتم کرم شبتاب در بهینه سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی دارد.</p>

۱- مقدمه

فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی فرآیندی حرارتی است که در آن تمرکز حرارتی ناشی از تخلیه الکتریکی باعث ذوب و تبخیر محلی قسمتی از ابزار و قطعه کار می گردد. در شکل ۱ شماتیک فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی و چگونگی براده برداری از ابزار و قطعه کار در اثر یک تک تخلیه الکتریکی نشان داده شده است. با پیشرفت فرآیند و تکرار شدن تخلیه الکتریکی شکل مکمل ابزار بر روی قطعه کار ایجاد می گردد [۱].



شکل ۱- شماتیک فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: project85_86@yahoo.com

۱. دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند

۲. استادیار، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند

بالتر، فرسایش ابزار کمتر، کیفیت سطح بهتر، بهبود دقت ابعادی و در نهایت کاهش هزینه ها بوده است. طبیعت پیچیده فرآیند باعث می شود انتخاب مناسب پارامترهای ماشینکاری برای رسیدن به بهترین کارایی فرآیند در هرکدام از مراحل هنوز نیاز به تحقیقات گسترده تری داشته باشد. در ادامه به برخی تحقیقات انجام شده در زمینه بهینه سازی این فرآیند اشاره می گردد.

یانگ و همکاران [۵] تاثیر پارامترهای شدت جریان، اختلاف پتانسیل، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس را بر روی پارامترهای خروجی نرخ براده برداری و صافی سطح مورد بررسی قرار دادند. آنها فرآیند را توسط شبکه عصبی مدل نمودند و بیشترین نرخ براده برداری و کمترین صافی سطح ممکن را با استفاده از بهینه سازی آنیلینگ ارائه نمودند. پرادان و بیسوز [۶] پارامترهای تاثیرگذار بر نرخ براده برداری را شدت جریان، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس فرض نمودند و برای دستیابی به حداکثر نرخ براده برداری از روش پاسخ سطح استفاده نمودند. راثو و همکاران [۷] برای مدل کردن ماشینکاری تخلیه الکتریکی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده نموده و به منظور بهینه سازی شبکه عصبی مورد استفاده از الگوریتم ژنتیک استفاده نمودند.

مندال و همکاران [۴] از شبکه عصبی باز انتشار خطا^۱ برای مدل کردن فرآیند و برای بهینه کردن کارایی فرآیند از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. کارایی فرآیند در پژوهش مذکور نرخ براده برداری و فرسایش ابزار در نظر گرفته شده است که از نظر ماهیت با هم در تناقض هستند به این معنی که معمولاً راندمان بیشتر در گرو نرخ براده برداری بالاتر و فرسایش ابزار کمتر است. نرخ براده برداری بر روی قابلیت تولید و فرسایش ابزار بر روی دقت تولید تاثیرگذار است. در صورتیکه نرخ براده برداری بالا رود باعث افزایش فرسایش ابزار خواهد شد و در صورتیکه فرسایش ابزار را بخواهیم کم کنیم نرخ براده برداری نیز کاهش خواهد یافت.

همانگونه که از فیزیک فرآیند مشخص است، در این روش، براده برداری بدون تماس با قطعه کار صورت پذیرفته و لذا سختی قطعه کار تاثیری بر میزان براده برداری ندارد. در این روش مواد خیلی سخت را که هادی جریان الکتریسیته هستند می توان به راحتی ماشینکاری نمود [۲]. از کاربردهای این روش می توان به ساخت قطعات صنایع هوافضا، صنایع خودروسازی، قطعات قالب و ساخت وسایل جراحی اشاره نمود [۳]. از محدودیت های فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی کند بودن و فرسایش ابزار است که باعث می شود برای تولید قطعات با این روش از دو یا چند ابزار (الکتروود) استفاده شود. لذا فرآیند دارای مراحل خشن تراشی و پرداخت کاری خواهد بود و در عمل برای هر کدام از مراحل مذکور یک یا چند الکتروود ساخته می شود. به طور کلی هدف از مرحله خشن تراشی افزایش نرخ براده برداری است که در این فرآیند افزودن نرخ براده برداری سبب افزایش میزان فرسایش ابزار خواهد گردید. هدف از مرحله پرداخت کاری دستیابی به دقت ابعادی بالاتر و یا به عبارتی حداقل فرسایش ابزار است [۴]. با توجه به خواسته های فرآیند در این مقاله تلاش گردیده است که پارامترهای ورودی در مرحله خشن تراشی به گونه ای تعیین شوند که نرخ براده برداری بیشینه گردد. همچنین در مرحله پرداخت این پارامترها به گونه ای مشخص شوند که فرسایش ابزار کمینه گردد.

ماشینکاری تخلیه الکتریکی فرآیند پیچیده ای است که تنظیم پارامترهای ورودی در نواحی مختلف خروجی های متغیر و متفاوتی را ایجاد خواهد کرد بنابراین تعیین پارامترهای بهینه برای ماشینکاری دقیق، کارا و با قابلیت تولید بالا کار بسیار مشکلی است. تا کنون کارهای تحقیقاتی زیادی برای بهینه سازی فرآیند انجام گرفته است. هدف از این تحقیقات انتخاب صحیح مجموعه پارامترهای ورودی فرآیند شامل ولتاژ، شدت جریان، زمان روشنی پالس، زمان خاموشی پالس، جنس دی الکتریک، جنس ابزار و نوع ژنراتور برای رسیدن به نرخ براده برداری

¹ Back Propagation

مندال و همکاران برای انجام آزمایشات از ماشین اسپارک VICTOR-1 ساخته شده توسط شرکت Electronica Machine Tool استفاده نمودند.

برای آموزش بهتر شبکه عصبی دامنه وسیعی از پارامترهای ماشینکاری مورد آزمایش قرار گرفت و همچنین در هر آزمایش از یک مجموعه ابزار و قطعه کار جدید استفاده شد. شرایط ماشینکاری در جدول ۱ آمده است.

ماشین مذکور دارای حداکثر ظرفیت ۲۰ آمپر بوده و می‌تواند در پلاریته نرمال یا معکوس کار کند. به شکل سنتی در ماشینهای اسپارک در حالت پلاریته نرمال قطعه کار به قطب منفی و ابزار به قطب مثبت متصل می‌گردند در حالیکه در پلاریته معکوس عکس این عمل رخ می‌دهد. دستگاه دارای ۱۰۰ مقدار زمان روشنی پالس و ۱۰ مقدار زمان خاموشی پالس متفاوت است. آزمایش‌ها نیز در وضعیت پلاریته نرمال انجام پذیرفته است.

جدول ۱- شرایط و جزئیات الکتروود، قطعه کار و دی‌الکتريک [۴]

الکتروود	قطعه کار	سیال دی‌الکتريک	شستشو
مس الکتروود	فولاد C40 دارای ترکیب C: 0.45 to 0.46%; Mn: 0.34%; Si: 0.24%; S: 0.028%; P: 0.031%	Rustlick TM EDM oil of grade EDM 30	فشار شستشو: 0.25 kg/cm ²
استوانه‌ای با قطر ۱۲ میلی‌متر	مکعب مستطیلی شکل 30mm×15mm×5 mm		

نرخ براده‌برداری و فرسایش ابزار به عنوان پارامترهای خروجی فرآیند مورد بررسی قرار گرفته و معیار کارایی فرآیند به شمار می‌روند. نرخ براده‌برداری بر اساس محاسبه تفاوت وزن قطعه کار قبل و بعد از انجام آزمایش از رابطه ۱ بدست می‌آید.

$$MRR = \frac{(W_i - W_f)}{\rho_w t} \quad (1)$$

که در آن

W_i وزن اولیه قطعه کار

W_f وزن قطعه کار پس از آزمایش

ρ_w جرم حجمی قطعه کار

در مسائل بهینه‌سازی تک هدفه تنها یک جواب به دست می‌آید اما در مسائل چند هدفه ممکن است یک جواب منحصر به فرد، که تمامی هدف‌ها را همزمان بهینه نماید به دست نیاید. در ماشینکاری تخلیه الکتریکی بدلیل اینکه پارامترهای فرآیند تاثیرات متفاوتی بر روی پارامترهای کارایی می‌گذارند و لذا پیدا کردن ترکیبی بهینه از پارامترهای فرآیند مشکل است. معمولاً در بهینه سازی چند هدفه محققین یک دسته جواب را به عنوان جواب‌های بهینه ارائه می‌دهند. به عنوان مثال مندال و همکاران [۴] اقدام به ارائه جواب‌های پارتو^۱ برای ماشینکاری تخلیه الکتریکی نمودند.

در مقاله حاضر اگرچه از نتایج آزمایشات بدست آمده توسط مندال و همکاران استفاده شده است اما بجای بهینه سازی چند هدفه، هر یک از مراحل خشن تراشی و پرداختکاری بطور جداگانه بهینه گردیدند. برای مدل کردن فرآیند از شبکه عصبی پیشخور به همراه باز انتشار خطا استفاده شد و برای بهینه کردن پارامترهای کارایی فرآیند از الگوریتم کرم شبتاب که تا کنون برای بهینه سازی فرآیندهای عملی مورد استفاده قرار نگرفته است برای اولین بار برای بهینه سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی به کار گرفته شد. در نهایت نتایج به دست آمده توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شبتاب با نتایج بدست آمده توسط بهینه سازی به کمک الگوریتم ژنتیک که توسط مندال و همکاران ارائه گردیده برای بررسی این الگوریتم بهینه سازی مقایسه گردید.

۲- آزمایشات تجربی

نرخ براده‌برداری و فرسایش ابزار در ارتباط با پارامترهای ورودی فرآیند زمان روشنی پالس T_{on} ، زمان خاموشی پالس T_{off} و جریان می‌باشند [۴]. انتخاب مناسب و صحیح پارامترهای ماشینکاری می‌تواند باعث بالا رفتن نرخ براده‌برداری و پایین آمدن میزان فرسایش ابزار گردند.

¹Pareto

0.217978	12.64615	138	256	8	18
0.570787	17.29641	138	256	10	19
1.44992	20.53186	138	256	12	20
2.674157	24.2094	138	256	14	21
4.092062	27.96567	138	256	16	22
0.013483	1.537436	186	506	4	23
0.003745	8.519231	186	506	6	24
0.052434	26.40214	186	506	10	25
0.23221	34.58932	186	506	12	26
0.501873	42.77094	186	506	14	27
0.539326	51.15727	186	506	16	28
1.067416	59.63932	186	506	18	29
0.104334	0.353846	29	23	4	30
0.267416	0.424872	29	23	8	31
0.440795	0.605523	29	23	12	32
0.550562	0.718462	29	23	16	33
0.029213	0.952564	23	58	4	34
0.265918	1.658761	23	58	6	35
0.835206	3.131197	23	58	8	36
1.451311	4.55235	23	58	10	37
2.689139	6.25812	23	58	12	38
3.576779	7.185897	23	58	14	39
4.235955	8.215385	23	58	16	40
0.080524	3.093162	38	166	6	41
0.219101	12.47724	38	166	8	42
0.765183	17.58877	38	166	10	43
3.116105	25.06667	38	166	14	44
4.546816	28.38419	38	166	16	45
0.04643	1.162111	48	256	4	46
0.058052	3.566026	48	256	6	47
0.078652	15.18077	48	256	8	48
0.297753	25.00994	48	256	10	49
0.790262	32.06026	48	256	12	50
1.696629	38.18633	48	256	14	51
2.348315	42.33205	48	256	16	52
0.138577	25.52607	56	306	10	53
0.011236	1.314103	96	506	4	54
0.17603	36.82051	96	506	12	55
0.333333	45.54615	96	506	14	56
0.494382	51.31624	96	506	16	57
0.013109	10.41453	96	506	6	58
0.002551	1.875962	148	316	4	59
0.037415	17.04701	148	316	8	60
0.557823	31.77564	148	316	12	61

t زمان ماشینکاری بر حسب دقیقه

فرسایش ابزار نیز مانند نرخ براده برداری بر اساس اندازه گیری تفاوت وزن الکتروود قبل و بعد از آزمایش به راحتی قابل محاسبه است و با استفاده از فرمول ۲ محاسبه می شود.

$$TW = \frac{(E_i - E_f)}{\rho_t t} \quad (2)$$

که در آن

E_i وزن اولیه الکتروود

E_f وزن الکتروود پس از آزمایش

ρ_t جرم حجمی ابزار

t زمان ماشینکاری بر حسب دقیقه

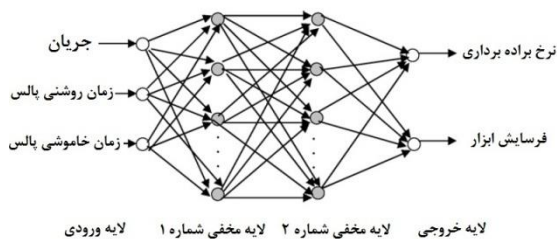
از روابط فوق MRR و TW بر حسب میلیمتر مکعب بر دقیقه محاسبه می شوند.

تمامی داده های آزمایش های انجام شده توسط مندل و همکاران در جدول ۲ نمایش داده شده اند.

جدول ۲- نتایج آزمایش ها. تاثیر پارامترهای ورودی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی [۴]

آزمایش	جریان (A)	زمان روشنی پالس (μs)	زمان خاموشی پالس (μs)	نرخ براده برداری (mm ³ /min)	فرسایش ابزار (mm ³ /min)
1	4	58	59	0.638462	0.051364
2	6	58	59	1.330037	0.184591
3	8	58	59	2.660256	0.617978
4	10	58	49	4.815641	1.568539
5	12	58	59	5.842308	2.393258
6	14	58	59	5.860465	2.717533
7	16	58	59	6.072564	3.051685
8	18	58	59	7.592094	4.099251
9	4	166	128	1.086923	0.011236
10	6	166	128	4.880513	0.042697
11	8	166	128	5.170543	0.729031
12	10	166	128	9.005128	2.013483
13	12	166	128	11.5806	3.579931
14	14	166	128	13.37231	5.098876
15	16	166	128	14.57792	6.39757
16	18	166	128	15.99564	7.705618
17	6	256	138	4.904872	0.035955

پردازشی در حقیقت یک نرون یا سلول عصبی به شمار می‌روند. مجموعه نرون‌ها و پردازش‌هایی که انجام می‌دهند می‌توانند ورودی‌ها و خروجی‌ها را به یکدیگر متصل نمایند. هر نرون اتصال‌های وزن داری با سایر نرون‌های لایه‌های دیگر و همچنین لایه‌های ورودی و خروجی دارد. آموزش دادن شبکه‌های عصبی در واقع چیزی جز تنظیم وزن‌های ارتباطی این نرون‌ها به ازای دریافت مثال‌های مختلف نیست تا خروجی شبکه به سمت خروجی مطلوب همگرا شود. معماری شبکه عصبی که در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است متشکل از یک لایه ورودی، دو لایه مخفی و یک لایه خروجی است. همانگونه که در شکل ۲ نشان داده شده است شبکه دارای ۳ ورودی و ۲ خروجی می‌باشد. سه پارامتر ورودی بر اهمیت تر [۴] که به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی به کار رفته‌اند عبارتند از: جریان، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس. نرخ براده برداری و فرسایش ابزار به عنوان پارامترهای خروجی این شبکه در نظر گرفته شده‌اند. از آنجا که محدوده داده‌های ورودی و خروجی فرآیند با یکدیگر تفاوت دارند داده‌ها در فاصله [۱، -۱] نرمال شده‌اند.



شکل ۲- معماری به کار رفته در مدل شبکه عصبی ماشینکاری تخلیه الکتریکی

الگوریتم پس انتشار خطا از روش جستجوی گرادیان برای کمینه کردن میانگین خطای مربعات (AMSE) خروجی شبکه استفاده می‌کند. نحوه محاسبه میانگین خطای مربعات بر اساس فرمول ۳ است.

1.595238	46.25299	148	316	16	62
2.6	51.387	148	316	18	63
0.002551	2.323077	118	416	4	64
0.006803	19.80769	118	416	8	65
0.261905	39.37821	118	416	12	66
0.710884	58.62222	118	416	16	67
1.523	69.488	118	416	18	68
0.004082	1.809744	170	476	4	69
0.02381	17.9047	170	476	8	70
0.268707	35.85342	170	476	12	71
0.738095	53.80256	170	476	16	72
1.34	63.5	170	476	18	73
0.004082	2.790256	80	376	4	74
0.05102	23.41197	80	376	8	75
0.367347	45.67051	80	376	12	76
0.996599	68.65299	80	376	16	77
1.85591	75.44359	80	376	18	78

۳- شبکه عصبی مصنوعی

ماهیت اتفاقی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی از یک سو و از سوی دیگر تعداد زیاد پارامترهای موثر بر فرآیند سبب شده است که استفاده از معادلات صریح ریاضی در بیان تاثیر پارامترهای ورودی فرآیند امکان پذیر نباشد [۴]. بنابراین در این پژوهش یک شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم باز انتشار خطا برای مدل‌سازی فرآیند مورد استفاده قرار گرفت. یکی از مزیت‌های استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در این است که مدل شبکه به راحتی بر پایه داده‌های ورودی و خروجی ساخته و آموزش داده می‌شود تا به دقت فرآیندهای دینامیک را پیش‌بینی کند. از این روش می‌توان برای فرآیندهایی که فیزیک پیچیده‌ای دارند مانند ماشینکاری تخلیه الکتریکی استفاده نمود. شبکه‌های عصبی قادرند یک فرآیند دارای ورودی‌ها و خروجی‌های متعدد را با هر درجه از پیچیدگی بر اساس دقت مورد نیاز طراح شبکه تقریب بزنند و به همین دلیل می‌توان از شبکه‌های عصبی برای مدل‌سازی ماشینکاری تخلیه الکتریکی استفاده نمود [۸].

ساختار شبکه عصبی از اتصال چندین واحد پردازشی به یکدیگر شکل پذیرفته است هرکدام از این واحدهای

میان یابی بین داده های داده شده را به انجام رساند و مقدار خطا کاهش یابد. در جدول ۳ پارامترهای شبکه عصبی به کار گرفته شده بیان شده است.

جدول ۳- پارامترهای شبکه عصبی پیشنهادی جهت مدل سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی

پیشخور	نوع شبکه
۳-۱۰-۱۰-۲	معماری شبکه
بازانتشار خطا	روش آموزش
۰/۶	نرخ یادگیری
۰/۶	مومنوم
Tansig-tansig-purelin	تابع انتقال
۱۰۰۰	(Epoch)تعداد تکرار

انتخاب پارامترهای شبکه عصبی بر اساس دستاوردهای مندل و همکاران [۴] بوده که نحوه انتخاب این پارامترها در جدول ۴ ذکر گردیده است.

جدول ۴- نحوه انتخاب معماری شبکه عصبی توسط مندل و همکاران [۴]

architecture	Learning rate	Momentum coefficient	Mean prediction error (%)
3-6-5-2	0.6	0.6	9.11
3-5-7-2	0.6	0.6	4.25
3-7-5-2	0.6	0.6	3.47
3-7-7-2	0.6	0.6	3.4
3-7-9-2	0.6	0.6	3.45
3-9-7-2	0.6	0.6	4.01
3-7-10-2	0.6	0.6	3.93
3-9-10-2	0.6	0.6	3.8

architecture	Learning rate	Momentum coefficient	Mean prediction error (%)
3-12-10-2	0.6	0.6	3.3
3-15-10-2	0.6	0.6	4.47
3-12-12-2	0.6	0.6	3.9
3-10-10-2	0.6	0.6	3.06
3-10-10-2	0.7	0.6	4.48
3-10-10-2	0.5	0.6	5.16
3-10-10-2	0.3	0.6	5.32
3-10-10-2	0.3	0.9	4.75
3-10-10-2	0.6	0.8	5.4

$$AMSE = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (T_{ij} - O_{ij})^2 \quad (3)$$

m تعداد نرونهای خروجی شبکه عصبی
 N تعداد داده های مورد استفاده برای آموزش شبکه
 T داده های هدف برای هر نرون خروجی
 O مقادیر پیش بینی شده در هر نرون خروجی

الگوریتم پس انتشار خطا یک روش متداول برای آموزش شبکه های عصبی چند لایه می باشد. این الگوریتم دارای دو مسیر مختلف رفت و برگشت است. به مسیر رفت پیشخور و به مسیر برگشت پسخور نیز گفته می شود. در مسیر رفت بردار ورودی به لایه ورودی فرستاده شده و یک بردار خروجی بر اساس وزن های موجود ایجاد می گردد. مقدار خروجی پیش بینی شده با مقدار واقعی آن مقایسه شده و مقدار خطای حاصله از رابطه ۳ با استفاده از رابطه ۴ روی وزن ها در مسیر برگشت توزیع خواهد شد.

$$\Delta W_{ij} = - \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \alpha \quad (4)$$

$$0 < \alpha < 1$$

ضریب α پارامتری است که نرخ همگرایی الگوریتم را کنترل می کند. مسیرهای رفت و برگشت آنقدر تکرار می گردند تا مقدار خطا به مقدار کوچک از پیش تعیین شده همگرا گردد. در حقیقت شبکه، با توزیع خطای بدست آمده در هر مرحله روی وزن های قبلی و تکرار این عملیات، آموزش می بیند [۹].

داده های ۵۵ آزمایش از میان داده های ارائه گردیده در جدول ۲ برای آموزش شبکه عصبی و داده های ۲۳ آزمایش نیز برای تست شبکه بکار برده شد. داده های مذکور برای مراحل آموزش و تست به شکل تصادفی انتخاب شدند. جهت بهبود دقت پیش بینی شبکه عصبی بایستی همواره در نظر داشت که اکثر روش هایی که برای مدل کردن فرآیندها، توابع و ... بکار می روند در میان یابی قوی تر از برون یابی عمل می نمایند [۱۰]. لذا قبل از اینکه داده ها بخواهند به دو قسمت آموزش و تست تقسیم شوند داده هایی که دارای حدود بالا و پایین هر پارامتر هستند به عنوان داده های آموزش در نظر گرفته شدند، تا با دادن مرزهای داده های آزمایشی شبکه عصبی صرفا کار

۴-۱- الگوریتم کرم شب تاب

اغلب مسائل بهینه‌سازی در مهندسی علاوه بر غیر خطی بودن دارای محدودیت‌های زیادی هستند. بنابراین برای یافتن حل‌های بهینه برای اینگونه مسائل غیر خطی به الگوریتم‌های بهینه‌سازی موثر و کارا نیاز می‌باشد. بطور کلی الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌توانند به دو گروه اصلی معین و تصادفی طبقه بندی شوند.

الگوریتم‌های قطعی از قبیل Hill-climbing در صورتیکه از نقاط شروع یکسان استفاده شود، یک مجموعه جواب‌های یکسان به دست خواهد آمد. از طرفی دیگر، الگوریتم‌های تصادفی اغلب با وجود نقطه شروع یکسان جواب‌های متفاوتی تولید خواهد کرد. هرچند نتایج نهایی با این وجود کمی متفاوتند، معمولا درون یک محدوده با دقت معین، به سوی جواب‌های بهینه مشابه نزدیک می‌شوند. تقریبا همه الگوریتم‌های معین، الگوریتم‌های بررسی محلی هستند و آنها در یافتن بهینه محلی کارا هستند. با این حال، برای الگوریتم‌ها این خطر وجود دارد که در بهینه محلی محبوس شوند در حالیکه نقطه بهینه مطلق خارج از دسترس است [۱۱].

یک روش رایج معرفی برخی اجزا به صورت تصادفی در یک الگوریتم است. بنابراین احتمال آن می‌رود به توان به بیرون از این برخی نواحی که در آن محبوس شده، ببرد. در این مورد، الگوریتم‌ها تصادفی می‌شوند. الگوریتم‌های تصادفی اغلب دارای اجزا معین و اجزا تصادفی‌اند. اجزا تصادفی می‌تواند شکل‌های زیادی از قبیل تصادف ساده توسط نمونه گیری تصادفی فضای تحقیق یا گردش‌های تصادفی به خود بگیرد. بیشتر الگوریتم‌های تصادفی می‌تواند فراذهنی در نظر گرفته شود که نمونه‌های خوب الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی توده ذرات^۱ PSO می‌باشند. بسیاری از الگوریتم‌های فرا ابتکاری^۲ مدرن بر مبنای هوش جمعی و الهام گرفتن از طبیعت گسترش

یافته‌اند. الگوریتم‌های فرا ابتکاری پیشرفته با توجه به قدرت و کارایی شان در کاربردهای مختلف توسعه یافته‌اند.

الگوریتم کرم شب تاب برای نخستین بار توسط یانگ در سال ۲۰۰۸ فرموله گردید [۱۱]. الگوریتم کرم شب تاب یک الگوریتم فرا ابتکاری است، که با الهام از رفتار ساطع کردن نور کرم‌های شب تاب بدست آمده است. هدف اولیه کرم شب تاب از ساطع کردن نور به مانند یک سیستم علامت دهی برای جذب کرم‌های شب تاب دیگر است. یانگ الگوریتم کرم شب تاب را براساس فرضیه‌های زیر فرموله کرده است:

الف- کرم‌های شب تاب فاقد جنسیت می‌باشند، بنابراین یک کرم شب تاب می‌تواند توسط تمامی کرم‌های شب تاب دیگر جذب شود.

ب- جذابیت متناسب با نور کرم است و برای هر دو کرم شب تاب، کرم با نور کمتر جذب کرم با نور بیشتر می‌شود (به سمت آن حرکت می‌کند)، با افزایش مسافت کاهش نور کرم شب تاب نیز در نظر گرفته می‌شود.

ج- اگر هیچ کرم شب تاب نورانی تری نباشد، کرم شب تاب به صورت تصادفی حرکت خواهد کرد.

د- روشنایی باید با تابع هدف در ارتباط باشد.

در سال ۲۰۰۹ مقایسه این الگوریتم با الگوریتم‌های PSO و GA مشخص نمود که این الگوریتم برای پیدا نمودن نقطه بهینه مطلق^۳ از کارایی بهتری برخوردار است [۱۲].

پدیدآورنده الگوریتم کرم شب تاب سال ۲۰۱۰ نتایج تست‌های انجام پذیرفته دیگری بر روی این الگوریتم را منتشر و علاوه بر اعتبار بخشیدن به این الگوریتم سرعت رسیدن به جواب آنرا نیز مورد بررسی قرار داد [۱۳]. که در تست‌های انجام شده سرعت الگوریتم به نحو قابل ملاحظه ای بالاتر از سایر الگوریتم‌ها ارزیابی گردید و یک مساله عملی نیز در مورد فشار در لوله‌ها که قبلا توسط سایر الگوریتم‌ها حل گردیده بود مجددا توسط این الگوریتم حل گردید و جواب‌های مناسبی به دست آمد.

¹ Particle Swarm Optimization

² Metaheuristic

³ Global Optimum

مقدار روشنایی کرم های شب تاب متناسب شود. از طرف دیگر روشنایی کرم های شب تاب می تواند توسط یک راه ساده با قابلیت کارایی در الگوریتم های ژنتیک یا الگوریتم BFA^3 تعریف شود. بهینه سازی توسط این الگوریتم از تغییرات شدت نور و جذابیت استفاده می نماید.

به سادگی همیشه می توان در نظر داشت که جذابیت یک کرم شب تاب براساس درخشندگی یا شدت نوری تعیین می شود که از تابع هدف به دست آمده است. در ساده ترین حالت برای مسائل بهینه سازی که در آن مقدار بیشینه تابع هدف به دست می آید، بیشینه روشنایی I یک کرم شب تاب در مکان منحصر به فرد X می تواند مقدار $f(x)$ $I(x) \propto$ شود. با این حال جذابیت β کاملا نسبی است و باید در چشمان ناظر دیده شود و یا توسط کرم های شب تاب دیگر قضاوت شود. بنابراین، جذابیت با مسافت r_{ij} بین کرم شب تاب i و کرم شب تاب j تغییر می کند. شدت نور با افزایش فاصله از منبع اش کاهش می یابد، و نور در محیط نیز جذب می شود بنابراین باید اجازه داده شود جذابیت با درجه جذب تغییر کند.

در ساده ترین حالت شدت نور $I(r)$ با مسافت r بطور یکنواخت و نمایی تغییر می کند. بیان ریاضی تغییرات شدت نور در فرمول ۵ آمده است.

$$I = I_0 e^{-\gamma r} \quad (5)$$

I_0 شدت نور اولیه

γ ضریب جذب نور

میزان جذب کرم شب تاب با شدت نوری که توسط کرم های شب تاب اطراف دیده می شود متناسب است. اکنون میتوان مقدار جذابیت یک کرم شب تاب β را طبق فرمول ۶ تعریف نمود.

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (6)$$

β_0 مقدار جذابیت در مسافت صفر

الگوریتم کرم شب تاب که به شکل شماتیک خلاصه شده، در شکل ۳ نمایش داده شده است.

اپوستولوپوس از این الگوریتم برای ایجاد یک سیستم حمل و نقل اقتصادی استفاده کرد و به نوعی بر توانمندی این الگوریتم در بهینه سازی مسائل پیچیده صحه گذاشت [۱۴]. ژانگ این الگوریتم را برای حل مشکلات شهری و ترافیک توصیه می نماید [۱۵]. در تنها پژوهش صورت پذیرفته در ایران توسط این الگوریتم آقای صیادی و همکاران نسبت به بهینه سازی جریان مواد اقدام نموده است و به کمک این الگوریتم زمان ساخت قطعه را کمینه نموده است. نهایتا آنها نتایج به دست آمده را با نتایج به دست آمده از الگوریتم کلونی مورچگان^۱ مقایسه نمودند، که نتایج حاکی از رجحان الگوریتم کرم شب تاب در این مساله داشت [۱۶]. آرون آناملای و همکاران برای بهینه سازی زاویه پایداری موتور از الگوریتم های جستجوی گرانشی^۲ GSA و کرم شب تاب استفاده نمودند و نتایج نشان داد که الگوریتم کرم شب تاب توانایی تنظیم پارامترهای بهینه تری برای این مساله را دارا می باشد [۱۷]. کوئلهو و ماریانی ضمن بهبود الگوریتم کرم شب تاب، از این الگوریتم در تنظیم پارامترهای PID کنترلر استفاده نمودند و همچنین برای آزمون الگوریتم آنرا با نتایج بهینه سازی بدست آمده از الگوریتم های اجتماع ذرات و ژنتیک مقایسه کردند که نتایج این مقایسه نشان از قابلیت های بیشتر الگوریتم کرم شب تاب در تنظیم بهینه پارامترها داشت [۱۸]. کاظم و همکاران از شکل هیبریدی، که از ترکیب الگوریتم کرم شب تاب و رگرسیون برداری بدست آمده بود، برای پیشبینی قیمت ها استفاده نمودند [۱۹].

۴-۲- بررسی الگوریتم کرم شب تاب

عمده ترین کاربرد الگوریتم کرم شب تاب در بهینه سازی مسائل می باشد، که هدف نهایی بیشینه کردن تابع هدف است. در این الگوریتم تابع هدف به سادگی می تواند با

¹ Ant Colony Algorithm

² Gravitational Search Algorithm

³ Bacterial Foraging Algorithm

پارامتر γ تغییرات جذابیت را مشخص میکند، و مقدار آن مشخص کننده تعیین سرعت همگرایی و چگونگی رفتار الگوریتم کرم شبتاب است. در تئوری $\gamma \in [0, \infty)$ اما در عمل $\gamma = 0(1)$ توسط سیستمی که باید بهینه شود تعیین می‌شود. در نهایت زمانیکه $\gamma \rightarrow 0$ ، جذابیت ثابت است $\beta = \beta_0$. در واقع مانند این است گفته شود که شدت نور در یک فضای ایده آل کاهش نمی‌یابد. بنابراین یک کرم شبتاب روشن می‌تواند در هر جایی از ناحیه دامنه دیده شود. بنابراین یک نقطه بهینه (معمولا بهینه مطلق) می‌تواند براحتی قابل دسترس شود که مطابق با یک حالت خاص الگوریتم توده ذرات PSO است.

در حقیقت اگر حلقه درونی برای J برداشته شود و I_j با بهترین جواب کنونی g^* جایگزین شود، الگوریتم کرم شبتاب اصولا به PSO استاندارد تبدیل می‌شود و در نتیجه راندمان این حالت خاص مشابه PSO میشود. از طرفی دیگر اگر $\gamma \rightarrow \infty$ مقدار جذابیت می‌شود $\beta(r) \rightarrow \delta(r)$ که این یک تابع دلتای دیراک است. این به این معنی است که جذابیت در نظر دیگر کرم‌های شبتاب تقریبا صفر است یا کرم‌های شبتاب کم بینا هستند. این حالت این حکم را دارد که کرم‌های شبتاب در یک منطقه بسیار مه آلود و تیره هستند. کرم‌های شبتاب دیگر دیده نمی‌شوند و هر یک از کرم‌های شبتاب در یک راه کاملا تصادفی حرکت می‌کنند. بنابراین، در این حالت با روش جستجوی کاملا تصادفی مطابقت می‌کند. بنابراین γ چگونگی رفتار الگوریتم را کنترل می‌کند. همچنین ممکن است با تنظیم γ بتوان چندین نقطه بهینه مختلف در طی تکرارهای مشابه پیدا نمود.

Firefly Algorithm

Objective function $f(x)$, $x = (x_1, \dots, x_d)^T$
 Initialize a population of fireflies x_i ($i = 1, 2, \dots, n$)
 Define light absorption coefficient γ
 while ($t < \text{MaxGeneration}$)
 for $i = 1 : n$ all n fireflies
 for $j = 1 : i$ all n fireflies
 Light intensity I_i at x_i is determined by $f(x_i)$
 if ($I_j > I_i$)
 Move firefly i towards j in all d dimensions
 end if
 Attractiveness varies with distance r via $\exp[-\gamma r]$
 Evaluate new solutions and update light intensity
 end for j
 end for i
 Rank the fireflies and find the current best
 end while
 Postprocess results and visualization

شکل ۳- شماتیک الگوریتم کرم شبتاب [۱۳]

فاصله بین هر دو کرم شبتاب i و j در X_i و X_j را می‌توان از مختصات کارتیزین طبق فرمول γ به دست آورد.

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_{i,k} - X_{j,k})^2} \quad (7)$$

$X_{i,k}$ جزء k از کرم شبتاب i

در این الگوریتم کرم‌های شبتاب به سمت کرم‌های با جذابیت بیشتر حرکت می‌کنند. در هر مرحله میزان جابجایی کرم جذب شده i بسوی کرم شبتاب جذابتر (روشن تر) j توسط رابطه λ تعیین می‌شود.

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \epsilon_i \quad (8)$$

قسمت دوم رابطه با جذب در ارتباط است، در حالیکه قسمت سوم تصادفی است که با بردار تصادفی ϵ_i تغییر می‌کند که از توزیع نرمال تبعیت می‌کند. در اکثر کاربردها می‌توان مقادیر $\beta_0=1$ ، $\gamma=1$ و $\alpha \in [0,1]$ را در نظر گرفت. علاوه بر این، اگر تفاوت در مقادیر اندازه‌ها در ابعاد مختلف وجود داشته باشد، به عنوان مثال اگر تغییرات در یک بعد از 10^5 تا 10^5 و در دیگر ابعاد تغییرات از 10^3 تا 10^3 باشد یک ایده مناسب جایگزینی α با αS_k است. که S_k بردار مقیاس دهی برای اجزاء پارامترهای ورودی به الگوریتم است. در مقاله حاضر برای همسان سازی داده‌ها کلیه پارامترهای ورودی در بازه $[-1,1]$ نرمال گشته اند تا در ابعاد مختلف تغییرات در ابعاد همسان گردند.

۵- بکار بردن الگوریتم بهینه سازی کرم شب تاب در فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی و نتایج بدست آمده

برای بهینه سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی دو مرحله در نظر گرفته می شود در یک مرحله که از ابزار خشن تراشی استفاده می شود تلاش بر این خواهد بود که برای کارآیی بیشتر فرآیند تا حد امکان نرخ براده برداری افزایش یابد و برای ابزار خشن تراش دقت تولید در نظر گرفته نمی شود. با توجه به اینکه ماشینکاری تخلیه الکتریکی یک فرآیند کند محسوب می شود دارا بودن حداکثر نرخ براده برداری باعث افزایش قابلیت تولید فرآیند خواهد گشت. در زمانیکه از ابزار پرداخت استفاده شود، هدف دقت تولید و رسیدن دقیق به شکل نهایی مورد نظر است لذا در این مرحله فرسایش ابزار باید در کمترین حد ممکن قرار گیرد زیرا در غیر اینصورت امکان رسیدن به شکل و ابعاد با دقت از پیش تعریف شده وجود ندارد. با توجه به مطالب مطرح شده الگوریتم بهینه سازی برای هر مرحله یکی از اهداف را بهینه نموده و پارامترهای ماشینکاری برای رسیدن به وضعیت بهینه را پیشنهاد می دهد. در عمل بهینه سازی چند هدفه که در آن با کمک وزن دادن یا دادن پارتو چند هدف همزمان بهینه گردند در عمل به دلیل اینکه مراحل مختلف در فرآیند در نظر گرفته نمی شوند عملاً کاربردی محسوب نمی شوند. بهتر است برای هر یک از مراحل خشن تراشی و پرداخت کاری پارامترهای مرتبط بهینه گردند. به این منظور در این مقاله در مرحله خشن تراشی، نرخ براده برداری و در مرحله پرداخت کاری، فرسایش ابزار بهینه گشته و پارامترهای ماشینکاری به این منظور ارائه گردیده اند.

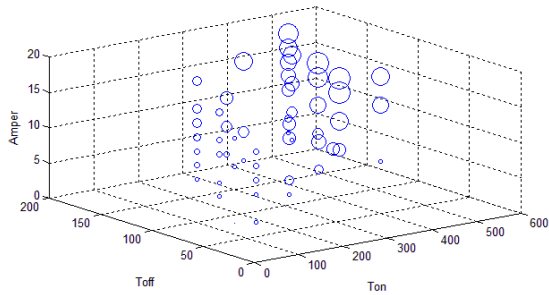
۵-۱- بهینه سازی نرخ براده برداری

برای بهینه سازی توسط الگوریتم کرم شب تاب از شبکه عصبی پیشخور با باز انتشار خطا برای مدل کردن فرآیند استفاده شد و جمعیت اولیه برابر ۵۵ کرم شب تاب در

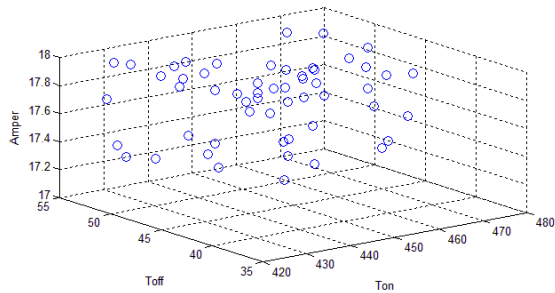
فضای جواب قرار گرفت. داده های اولیه داده شده به الگوریتم در حقیقت داده های آموزش شبکه عصبی هستند. میزان روشنایی هر کرم شب تاب که در حقیقت تابع هدف یا نرخ براده برداری بود توسط خروجی شبکه عصبی پیشبینی و به الگوریتم کرم شب تاب داده می شود. بر اساس روشی که در بخش بررسی الگوریتم ذکر گردید عمل بهینه سازی انجام و نتایج در جدول ۷ نشان داده شده است.

جدول ۵- نتایج بهینه سازی نرخ براده برداری توسط الگوریتم کرم شب تاب

نرخ براده برداری (mm ³ /min)	زمان خاموشی پالس (μs)	زمان روشنی پالس (μs)	جریان (A)
75.14481	50.94236	462.3625	17.52698
75.41369	41.33651	424.565	17.50486
75.45493	36.31216	424.6803	18
75.47816	49.91326	423.3348	17.3893
75.5285	51.72656	441.6891	17.39151
75.53482	51.76494	425.4786	17.41719
75.53994	42.5115	470.1293	17.5772
75.57607	39.66198	435.583	17.38758
75.57714	50.25834	460.2601	17.6569
75.57945	49.28032	440.3476	17.32413
75.59049	49.04225	428.0264	17.36807
75.59285	41.41736	423.9951	17.67134
75.59535	46.09483	469.368	17.69438
75.81237	39.77479	442.62	17.45501
75.81556	39.39174	435.7269	17.56266
75.85973	38.21925	433.3702	17.72511
75.86902	38.82513	433.5643	17.68818
75.8748	50.05276	468.3519	18
75.88727	43.30734	464.2635	17.658
نرخ براده برداری (mm ³ /min)	زمان خاموشی پالس (μs)	زمان روشنی پالس (μs)	جریان (A)
75.93872	39.53165	426.676	18
75.94637	36.99665	451.7089	17.58414
75.94759	36.71845	435.334	17.839
75.94809	51.50625	463.5281	18
75.95354	51.62472	422.9075	17.76299
76.00284	37.44579	454.0482	17.61125
76.124	39.75277	429.7298	18



شکل شماره ۴- موقعیت اولیه کرم‌های شب‌تاب



شکل شماره ۵- موقعیت نهایی کرم‌های شب‌تاب بعد از بهینه‌سازی نرخ براده‌برداری

۵-۲- بهینه‌سازی فرسایش ابزار

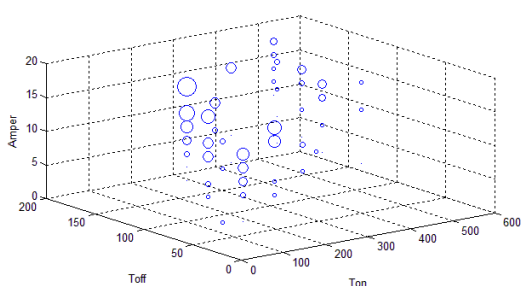
برای مدل‌سازی همانطور که پیشتر توضیح داده شد از شبکه عصبی مصنوعی پیشخور به همراه باز انتشار خطا استفاده شد. برای بهینه‌سازی فرسایش ابزار ۵۵ کرم شب‌تاب مانند بخش قبل در فضای جواب قرار گرفتند. این بار تابع هدف الگوریتم کرم شب‌تاب با فرسایش ابزار متناسب گردید. تمامی داده‌های ورودی و خروجی الگوریتم ابتدا در بازه $[-1, 1]$ نرمال گردیده و سپس در بهینه‌سازی مورد استفاده قرار گرفتند. بدلیل اینکه هدف از بهینه‌سازی فرسایش ابزار یافتن پارامترهای ورودی مناسب به نحوی است که مقدار فرسایش ابزار کمینه گردد و از طرف دیگر این الگوریتم بهینه‌سازی بر اساس پیشینه کردن تابع هدف عمل می‌نماید مقادیر فرسایش ابزار در عدد ۱- ضرب گردیند و در نهایت جواب‌های خروجی نرم افزار دوباره در ۱- ضرب شدند. نتایج به دست آمده در جدول ۸ نشان داده شده است.

76.19845	41.3259	428.811	18
76.21805	41.84129	432.807	17.83908
76.24441	45.58952	468.2611	18
76.30296	44.97417	452.2497	17.75598
76.32274	52.06783	425.3703	18
76.32521	40.90525	432.3593	18
76.36517	47.71712	426.1636	18
76.38744	50.98793	426.8162	18
76.38827	48.27979	431.7061	17.87535
76.39	37.82056	440.3688	18
76.42675	49.97986	441.1896	17.87612
76.44639	47.10147	429.7126	17.97081
76.44665	45.68286	433.7861	17.89669
76.46979	41.03238	436.3347	18
76.54076	44.19474	460.7399	18
76.54536	39.00433	463.2328	18
76.5511	49.17201	432.534	18
76.5943	49.48295	435.8448	18
76.59438	44.70288	441.065	17.93198
76.61198	41.90065	459.2642	18
76.61229	39.58355	458.6155	18
76.62822	40.60082	444.9671	18
76.65462	48.02331	439.5292	18
76.67086	41.96369	445.0777	18
76.68942	42.47799	446.1532	18
76.6951	43.60701	451.1832	18
76.6984	43.20251	450.6521	18
76.69971	45.71753	446.587	18
76.70783	44.37176	446.7635	18

موقعیت اولیه ۵۵ کرم شب‌تاب در شکل شماره ۴ نشان داده شده است و شکل شماره ۵ موقعیت کرم‌ها در وضعیت بهینه بعد از ۲۰ تکرار را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه هر کرم شب‌تاب دارای ۴ متغیر می‌باشد برای نشان دادن مختصات کرم‌های شب‌تاب محورهای مختصات نشانگر جریان، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس می‌باشند و بزرگی هر کرم بر روی شکل به طور نسبی نرخ براده‌برداری را نشان می‌دهد.

0.002865	148.2609	314.3467	4.005972
0.002862	148.1857	314.3213	4.003301
0.002857	148.2248	314.3239	4.00642
0.002806	148.2118	314.3227	4.003127
0.002797	148.1505	314.3053	4
0.00277	148.2763	314.3634	4
0.002769	148.2517	314.349	4.000308
0.002719	148.2598	314.3192	4.004627
0.002674	148.1783	314.2618	4.005595
0.00267	148.1783	314.2698	4.003883
0.002599	148.2783	314.3247	4
0.002543	148.1981	314.2577	4.002501
0.002538	148.2538	314.2982	4
0.00239	148.2951	314.2851	4
0.002209	148.2936	314.2424	4

موقعیت اولیه ۵۵ کرم شب تاب مورد استفاده برای بهینه سازی فرسایش ابزار در شکل شماره ۶ نشان داده شده است و شکل شماره ۷ موقعیت کرمها در وضعیت بهینه بعد از ۲۰ تکرار را نشان می دهد. با توجه به اینکه هر کرم شب تاب دارای ۴ متغیر می باشد برای نشان دادن مختصات کرمهای شب تاب محورهای مختصات نشانگر جریان، زمان روشنی پالس و زمان خاموشی پالس می باشند و بزرگی هر کرم بر روی شکل به طور نسبی فرسایش ابزار را نشان می دهد.

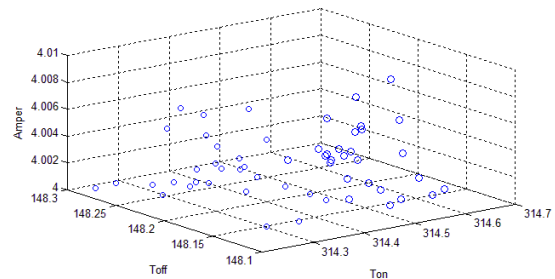


شکل ۶- موقعیت اولیه کرم های شب تاب

جدول ۶- نتایج بهینه سازی فرسایش ابزار توسط الگوریتم کرم

شب تاب			
جریان (A)	زمان روشنی پالس (μs)	زمان خاموشی پالس (μs)	فرسایش ابزار (mm ³ /min)
4.006986	314.6661	148.2105	0.004373
4	314.6705	148.1577	0.004355
4	314.6835	148.1912	0.004339
4.004813	314.6663	148.247	0.004247
4.002509	314.6718	148.2431	0.004229
4.004893	314.627	148.1813	0.004222
4	314.699	148.2808	0.00421
4	314.676	148.2499	0.004178
4.000233	314.6207	148.1438	0.004176
4.002463	314.6741	148.2806	0.004156
4	314.6767	148.2642	0.00415
4.002555	314.6511	148.2392	0.004149
4.001123	314.6426	148.2393	0.004081
4	314.6732	148.2888	0.004081
4.003847	314.6133	148.2135	0.00407
4	314.643	148.2598	0.004014
4.003756	314.5611	148.1438	0.003995
4	314.6341	148.2562	0.003983
4	314.6007	148.1997	0.003962
4	314.5778	148.1544	0.003962
4	314.59	148.1813	0.003957
4.000822	314.6208	148.2525	0.003952
4	314.5895	148.2154	0.00388
4	314.5388	148.1452	0.003814
4.001682	314.5636	148.2246	0.003784
4	314.5887	148.2766	0.003742
4.000082	314.5087	148.1716	0.003629
جریان (A)	زمان روشنی پالس (μs)	زمان خاموشی پالس (μs)	فرسایش ابزار (mm ³ /min)
4.002273	314.5254	148.2649	0.003544
4	314.48	148.1803	0.003484
4	314.5368	148.2987	0.003469
4	314.4825	148.1984	0.003455
4	314.483	148.2239	0.003401
4	314.5083	148.2791	0.003389
4.00535	314.4606	148.2498	0.003366
4	314.4839	148.2535	0.00334
4	314.4141	148.2285	0.003094
4.003216	314.4155	148.2697	0.00308
4	314.4394	148.2923	0.003063
4	314.3628	148.1472	0.003052
4	314.4034	148.2609	0.002977

پرداخت کاری بکار رفت. نتایج بهینه سازی نرخ براده برداری حاکی از امکان افزایش نرخ براده برداری تا ۷۶/۷۰۷۸۳ میلی متر مکعب بر دقیقه می باشد که نشان دهنده بهبود ۰/۴ درصدی نتایج الگوریتم به کار رفته در این مقاله نسبت به نتایج به دست آمده توسط الگوریتم ژنتیک [۴] برای بهینه سازی فرآیند ماشینکاری تخلیه الکتریکی می باشد. نتایج بهینه به دست آمده برای فرسایش ابزار حاکی از امکان کاهش آن تا ۰/۰۰۲۲۰۹ میلی متر مکعب بر دقیقه می باشد. پارامترهای ورودی فرآیند در نقطه بهینه نزدیک به پارامترهای تنظیم شده در آزمایش شماره ۵۹ دارد، این امر نشانگر همخوانی داده های گرفته شده از الگوریتم بهینه سازی با داده های آزمایش ها دارد.



شکل ۷- موقعیت نهایی کرم های شب تاب بعد از بهینه سازی فرسایش ابزار

۶- نتیجه گیری

نتایج تعداد قابل توجهی از آزمایش ها برای آموزش شبکه عصبی پیشخور با باز انتشار خطا مورد استفاده قرار گرفت. الگوریتم کرم شب تاب برای بهینه کردن نرخ براده برداری و فرسایش ابزار در هر یک از مراحل خشن تراشی و

مراجع

- [1] Crowson, R. , (2006), Parts fabrication principles and process, pp.177.
- [2] H. Ramasawmy, L., (2004), Blunt, Effect of EDM process parameters on 3D surface topography, Journal of Materials Processing Technology, Vol. 148, pp. 155-164 .
- [3] Ho, K.H., Newman, S.T., (2003), State of the art electrical discharge machining (EDM), International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vol. 43, pp. 1287-1300.
- [4] Mandal, D., Pal, S. K., Saha, P., (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, Vol 186, pp. 154-162.
- [5] Yang, S., Srinivas, J., Mohan, S., Lee, D., Balaji, S., (2009), Optimization of electric discharge machining using simulated annealing, Journal of Materials Processing Technology, Vol. 209, pp. 4471-4475.
- [6] Pradhan, M., Biswas, C., (2008), Modelling of machining parameters for MRR in EDM using response surface methodology, Proceedings of NCMSTA'08 Conference.
- [7] Rao, G. K., Rangajanardhaa, G., Rao, S., Rao, D. M., (2009), Development of hybrid model and optimization of surface roughness in electric discharge machining using artificial neural networks and genetic algorithm, journal of materials processing technology, Vol. 209, pp.1512-1520.
- [8] Panda, D. K., Bhoi, R. K., (2005), Artificial neural network prediction of material removal rate in electro discharge machining, Materials and Manufacturing Processes, Vol. 20, pp. 645-672.
- [9] شاهعلی، ح.، سلیمانی یزدی، م.، زارع پور فیروزآبادی، ح.، (۱۳۸۷)، پیش بینی صافی سطح آلیاژ LM13 حین ماشینکاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل رگرسیون، نهمین کنفرانس مهندسی ساخت و تولید ایران.
- [10] Vanderplaats, G.N., (1984), Numerical optimization techniques for engineering design, Mc Graw-Hill N.Y.
- [11] Yang, X-S., (2008), Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm, Luniver Press.
- [12] Yang, X-S., (2009), Firefly algorithms for multimodal optimization, in: Stochastic Algorithms, Foundations and Applications, SAGA, Lecture Notes in Computer Sciences, 5792, pp. 169-178.

- [13] Yang,X.-S., (2010), Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization, International Journal of Bio-inspired Computation, Vol. 2, No. 2, pp. 78-84.
- [14] Apostolopoulos,T., (2010), Application of the Firefly Algorithm for Solving the Economic Emissions Load Dispatch Problem, International Journal of Combinatorics Vol. 2011.
- [15] Zang, H., Zhang, S., (2010), Hapeshi, K., A Review of Nature-Inspired Algorithms, Journal of Bionic Engineering.
- [16] Sayadi, M. K., Ramezani, R., Ghaffari-Nasab, N., (2010),A discrete firefly meta-heuristic with local search for makespan minimization in permutation flow shop scheduling problems, International Journal of Industrial Engineering Computations, Vol. 1,pp. 1-10.
- [17] Arun Annamalai, A., Chandrabos, B. M., Karthikeyan, K.,Azeezur Rahman, A., (2012), Comparison and Study of minimizing rotor angle instability Using GSA and FF algorithm, Procedia engineering, Vol. 38, pp. 2420-2432.
- [18] Coelho, L., Mariani, V., (2012), Firefly algorithm approach based on chaotic Tinkerbell map applied to multivariable PID controller tuning, Computers and Mathematics with Applications, Vol. 64, pp. 2371–2382.
- [19] Kazem, A., Sharifi, E., Hussain, F., Saberi, M., (2013), Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting, Applied Soft Computing, Vol. 13, pp. 947–958.