



EDM¹ مدل سازی و انتخاب بهینه شرایط ورودی در فرایند^۲ بخش دوم: بهینه سازی بر اساس روش لگرانز^۳ و الگوریتم ژنتیک مقید

حبيب رجبی مشهدی
استاد بارگروه مهندسی برق
دانشگاه فردوسی مشهد
h_mashhadi@hotmail.com

علی اکرمی زاده
گروه مهندسی برق، کنترل
دانشگاه فردوسی مشهد
akramizadeh@yahoo.com

محسن حکیمی مقدم
گروه مهندسی برق، کنترل
دانشگاه فردوسی مشهد
mojtaba_hakimi@yahoo.com

چکیده: در فرآیند ماشینکاری ضمن اینکه قطعه باید از صافی سطح مناسبی برخوردار شود، مطلوب است که زمان براده برداری تا حد امکان کوتاه باشد. لازم به ذکر است که زمان براده برداری در این فرایند گاه ممکن است ساعتها بطول انجامد. بنابراین با یک مسئله برنامه ریزی مقید غیرخطی^۳ مواجه هستیم که در آن هدف انتخاب بهینه مقادیر پارامترهای ورودی است بطوریکه صافی سطح مطلوب بعنوان قید برآورده شود و نزد براده برداری بعنوان تابع هدف بیشترین مقدار ممکن را داشته باشد. از آنجا که میزان ناصافی سطح مطلوب برای قطعات مختلف متفاوت است، بهینه سازی برای هر قطعه باید جداگانه انجام پذیرد؛ که این امر امکان استفاده عملی از GA را محدود می سازد. در این مقاله نشان داده می شود که روش ضربی لگرانز قادر به تعیین جواب بهینه همه جایی است و این موضوع با استفاده از پاسخ روش GA مورد تأیید قرار می گیرد.

کلمات کلیدی: فرآیند EDM، برنامه ریزی مقید غیرخطی، تابع جریمه، روش ضربی لگرانز، الگوریتم ژنتیک مقید

(۱) مقدمه
ماشینکاری آخرين مرحله در فرایند تولید یک قطعه است که باید صافی سطح مطلوب قطعه را فراهم آورد. ماشینکاری تخلیه الکترنیکی به عنوان یک فرآیند ماشینکاری غیرستین شناخته می شود که در آن هیچ نیرویی بین ابرار و قطعه کار در حین ماشینکاری ایجاد نمی شود. این فرآیند به طور وسیعی برای ماشینکاری فولادهای با استحکام بالا، کاربیدهای تنگستن و فولادهای آلیاژی سخت شده در ساخت ابزارهای برش، قالبها و دیگر قطعات دقیق استفاده می شود که انجام آن با روشهای ماشینکاری سنتی مسکل است. با توجه به سختی قطعات، ماشینکاری آنها مستلزم می شود که انجام آن با روشهای ماشینکاری سنتی مسکل است. با توجه به سختی قطعات، ماشینکاری آنها مستلزم صرف زمان زیادی است و این منجر به تلاشهای زیادی برای تعیین پارامترهای ورودی دستگاه شده است که ضمن بروآورده کردن صافی سطح مطلوب، زمان براده برداری را تا حد امکان کوتاه نماید. اینکه بتوان ماشینکاری قطعات را با کیفیت مناسب و با صرف حداقل زمان انجام داد یکی از مسائل مهم در صنعت تولید قطعه می باشد. در واقع با یک مسئله برنامه ریزی مقید غیرخطی مواجه هستیم که در آن هدف انتخاب بهینه مقادیر پارامترهای ورودی است.

¹ - Electrical Discharge Machining

² - Constraint-based genetic algorithm

³ - Nonlinear Constrained Programming

بطوریکه صافی سطح مطلوب بعنوان قید برآورده شود و نرخ براده برداری بعنوان تابع هدف بیشترین مقدار ممکن را داشته باشد. در مراجع [۱] و [۲] مدل سازی و بهینه سازی فرآیند سنگ زنی خوشی مورد بررسی قرار گرفته است. در مرجع [۳] از شبکه عصبی MLP برای مدل سازی و کنترل فرایند EDM استفاده شده است. در مرجع [۴] مدل سازی و بهینه سازی فرآیند^۱ AFM توسط شبکه عصبی انجام گرفته و با نتایج حاصل از اعمال الگوریتم ژنتیک بر مدل ارائه شده برای این فرآیند در مرجع [۵] مورد تأیید قرار گرفته است.

هدف از این مقاله بهینه سازی فرآیند EDM به کمک مدل ارائه شده در مرجع [۱۳] می‌باشد. در بخش دوم این مقاله جنبه‌های مختلف مسأله بررسی می‌شود. در بخش سوم روشهای برخورد با مسائل بهینه سازی مقید از جمله روش ضرائب لاغرانژی افزوده تشریح می‌شود. در بخش چهارم نحوه اعمال قید در روند الگوریتم ژنتیک ارائه می‌شود. در بخش پنجم نتایج حاصل از شبیه سازیها ارائه می‌شود و در پایان نشان داده می‌شود که می‌توان روش ضربی لاغرانژ را جایگزین الگوریتم ژنتیک نمود، بطوریکه با صرف زمان بسیار کمتر پاسخ بهینه سراسری را نتیجه دهد.

۲) طرح مسأله بهینه سازی فرآیند EDM

همانطور که گفته شد ماشینکاری آخرین مرحله در فرایند تولید قطعات است که باید صافی سطح مطلوب آنها را فراهم آورد. در فرآیند ماشینکاری ضمن اینکه قطعه باید از صافی سطح مناسبی برخوردار شود، مطلوب است که زمان براده برداری تا حد امکان کوتاه باشد. لازم به ذکر است که زمان براده برداری در این فرایند گاه ممکن است ساعتها بطول انجامد. بنابراین با یک مسأله برنامه ریزی مقید غیرخطی^۲ مواجه هستیم که در آن هدف انتخاب بهینه مقادیر پارامترهای ورودی است بطوریکه صافی سطح مطلوب بعنوان قید برآورده شود و نرخ براده برداری بعنوان تابع هدف بیشترین مقدار ممکن را داشته باشد. در مرجع [۱۳] نرخ براده برداری یا تابع $MRR(\mathbf{X})$ و ناصافی سطح یا تابع $Ra(\mathbf{X})$ بصورت توابعی از ولتاژ، جیان و پریود پالسها ی ورودی مدل شده اند، که در آن ورودی بصورت $X = [x_1 \ x_2 \ x_3] = [v \ i \ t]$ می‌باشد. ساختار استاندارد بهینه سازی فرآیند EDM در رابطه زیرآمده است که در آن Ra_{max} پارامتر طراحی بوده و معلوم می‌باشد و هدف از بهینه سازی تعیین \mathbf{X}_{opt} یا شرایط ورودی بهینه است.

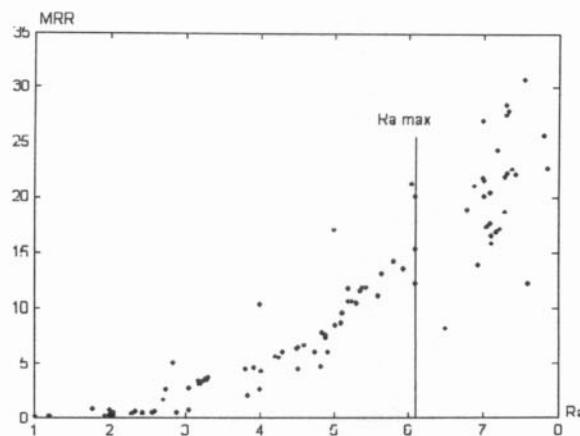
$$\begin{aligned} & \text{Minimize } f(\mathbf{X}) = -MRR(\mathbf{X}) \\ & \text{s.t: } C(\mathbf{X}) = (Ra(\mathbf{X}) - Ra_{max}) \leq 0 \\ & x_{i,\min} \leq x_i \leq x_{i,\max} \end{aligned} \quad (1)$$

با توجه به فیزیک فرآیند منطقی بنظر می‌رسد که افزایش نرخ براده برداری با افزایش ناصافی سطح همراه باشد، این موضوع با توجه به شکل (۱) آشکار است. بنابراین قید همواره فعال بوده و محدود کننده نرخ براده برداری است. همچنین این شکل نشان می‌دهد که مسأله برای هر مقدار Ra_{max} می‌تواند دارای چندین پاسخ بهینه محلی نیز باشد.

برای حل اینگونه مسائل ابتدا باید آنها را به یک مسأله بهینه سازی نا مقید تبدیل نمود. روشهای بهینه سازی نا مقید می‌تواند برای حل مسائل مقید نیز بکار رود. یکی از کارآمدترین روشهای کلی برنامه ریزی غیر خطی، رده روشهای لاغرانژی افزوده است که به روشهای ضربی نیز موسوم هستند و در بخش (۳) تشریح می‌گردد.

¹ - Abrasive Flow Machining

² - Nonlinear Constrained Programming



شکل (۱): فعال بودن قید و وجود پاسخهای بهینه محلی

۳) روشهای برخورد با مسائل بهینه سازی مقید

یک مسئله بهینه سازی مقید غیر خطی در حالت کلی به شکل استاندارد زیر بیان می‌شود که در آن توابع برداری $\mathbf{g} = (g_1, \dots, g_p)$, $\mathbf{h} = (h_1, \dots, h_m)$ به ترتیب قیود مساوی و نامساوی هستند و $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ بردار ورودی و $m \leq n$. مجموعه $S(\mathbf{X})$ مجموعه شدنی^۱ نامیده می‌شود.

$$\underset{\mathbf{X} \in \Omega \subset \mathbb{R}^n}{\text{Minimize}} \quad f(\mathbf{X}); \quad \text{s.t.: } S(\mathbf{X}) = \begin{cases} \mathbf{h}(\mathbf{X}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{g}(\mathbf{X}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (2)$$

ایده اصلی در برخورد با اینگونه مسائل عبارت است از تبدیل آنها به یک مسئله نامقید و سپس استفاده از روشهای بهینه سازی نا مقید. برای این کار یک تابع هزینه جدید ساخته می‌شود که مركب از توابع هزینه و قیود مسئله اصلی و یک مجموعه پارامترها که پارامترهای جریمه نامیده می‌شوند تابع هزینه ساختگی را برای نقض قیود، جریمه می‌کنند و هر چه نقض بزرگتر باشد، جریمه بیشتر می‌شود. از جمله خواص تابع P (اینکه الف) پیوسته است، ب) مجموعه S مجموعه شدنی^۱ نامیده است که در آن P بردار پارامترهای کنترل یا جریمه است.

$$\phi(\mathbf{X}, \mathbf{r}) = f(\mathbf{X}) + P(\mathbf{h}(\mathbf{X}), \mathbf{g}(\mathbf{X}), \mathbf{r}) \quad (3)$$

۱-۳) تابع جریمه و تابع مانع

روشهای جریمه ای، مسئله مقید را با یک مسئله نامقید تقریب می‌زنند به نحوی که به نقاط دور از ناحیه شدنی هزینه زیادی تخصیص داده می‌شود. با میل دادن پارامتر P به سمت بی نهایت جواب مسئله جریمه ای نامقید از فضای قیود فعال به جواب مسئله مقید اصلی نزدیک می‌شود. مشهورترین تابع جریمه ای تابع درجه دوم است که بصورت زیر تعریف می‌گردد. بدیهی است که این تابع به محض نقض شدن یکی از قیود تساوی یا نامساوی مقدار مثبتی اتخاذ نموده و تابع هزینه را جریمه می‌کند. یک رده کلی از توابع جریمه ای دارای ساختاری مشابه رابطه (۴). هستند با این تفاوت که بجای توان دو دارای توان مثبت α هستند [۶] و [۷].

^۱ - Feasible Set

$$P(\mathbf{h}(\mathbf{X}), \mathbf{g}(\mathbf{X}), r) = r \left[\sum_{i=1}^p (h_i(\mathbf{X}))^2 + \sum_{i=1}^m (g_i^+(\mathbf{X}))^2 \right] ; \quad g_i^+(\mathbf{X}) = \max(0, g_i(\mathbf{X})) \quad (4)$$

از سوی دیگر روش‌های مانعی مسئله مقید را با مسئله نامقید تقریب می‌زنند که جرمیمه زیادی را برای نزدیک بودن به مرز ناحیه شدنی در نظر می‌گیرد. توابع مانع در مورد مسائلی که تنها دارای قید نامساوی اند کاربرد دارد. این توابع یک مانع بزرگ در اطراف مرز مجموعه شدنی می‌سازند و امکان عبور از این مرز را غیر ممکن می‌سازند. توابع مانع مشهور عبارتند از: تابع مانع وارون و تابع مانع لگاریتمی که به ترتیب در زیر آورده شده‌اند.

$$P(g(\mathbf{X}), r) = (1/r) \sum_{i=1}^m [-1/g_i(\mathbf{X})] \quad (5)$$

$$P(g(\mathbf{X}), r) = (-1/r) \sum_{i=1}^m \log(-g_i(\mathbf{X})) \quad (6)$$

برای هر دو روش، می‌توان نشان داد که اگر $r \rightarrow \infty$ ، آنگاه $\mathbf{X}_{opt} \rightarrow \mathbf{X}(r)$ که $\mathbf{X}(r)$ مینیمم تابع هزینه ساختگی $\phi(\mathbf{X}, r)$ و \mathbf{X}_{opt} جواب مسئله بهینه سازی مقید اصلی است. با این حال این روشها وقتی r بزرگ است ضفت مشخصی دارند که خیلی جدی است. توابع جرمیمه و مانع در نزدیکی مرز مجموعه شدنی، جایی که معمولاً نقاط مینیمم قرار دارند خوب کار نمی‌کنند. انتخاب رشته $r^{(k)}$ و نرخی که باید به طرف بی‌نهایت برود نیز می‌تواند به طور جدی محاسبات مربوط به یافتن جواب را تحت تأثیر قرار دهد. به علاوه، ماتریس هسیان تابع نامقید وقتی $r \rightarrow \infty$ بد رفتار می‌شود [۶].

۲-۳) روش ضرائب لاغرانژی افزوده

این روشها را می‌توان ترکیبی از توابع جرمیمه ای و روش‌های دوگانی موضعی دانست؛ تلفیق این دو مقوله موجب رفع بسیاری از نارسانیهای وابسته به هر یک از دو روش می‌شود. این روش نرخ همگرایی سریعتری داشته و از هر نقطه که شروع شده باشد به یک مینیمم محلی همگرا خواهد شد. در این روش، نیازی به کنترل پارامترهای ۲ هنگامی که به سمت بی‌نهایت میل می‌کنند نیست. در نتیجه تابع تبدیل ساختگی ϕ شرایط خوبی داشته و منفرد نیست. همچنین می‌توان نشان داد که اگر پارامتر جرمیمه ای r به اندازه کافی بزرگ باشند، آنگاه تابع لاغرانژی افزوده دارای یک مینیمم موضعی در نزدیکی نقطه بهینه واقعی است [۷]. یک مزیت مهم روش لاغرانژ آن است که قیود نامساوی را می‌توان براحتی وارد کار کرد، در ادامه این موضوع تشریح می‌گردد.

فرض کنید شرایط کافی مرتبه دوم برقرار بوده و نیز شرط $\mu^* > 0 \Rightarrow \mu^* g_r(\mathbf{X}^*) = 0$ برقرار باشد، آنگاه تابع دوگان وابسته به روش لاغرانژی افزوده برای قید نامساوی بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\phi(\mu) = \min_{\mathbf{V} \geq 0, \mathbf{X}} \{ f(\mathbf{X}) + \mu^T [g(\mathbf{X}) + \mathbf{V}] + \frac{1}{2} r \| g(\mathbf{X}) + \mathbf{V} \|^2 \} \quad (7)$$

رابطه (7) را می‌توان با روابط (8) و (9) جایگزین نمود [۷]. بدین ترتیب کافی است ضرائب لاغرانژی μ را بگونه‌ای اصلاح نمود که ϕ ماکزیمم شود.

$$P_r(t, \mu) = \frac{1}{2r} \left\{ [\max(0, \mu + rt)]^2 - \mu^2 \right\} \quad (8)$$

$$\phi(\mu) = \min_{\mathbf{X}} \left\{ f(\mathbf{X}) + \sum_{j=1}^p P_r(g_j(\mathbf{X}), \mu_j) \right\} \quad (9)$$

۴) الگوریتمهای ژنتیک:

مفاهیم اولیه الگوریتمهای ژنتیک اولین بار در سال ۱۹۷۵ توسط Holland معرفی شد^[۸]. تلاش‌های وی سپس توسط Goldberg ادامه پیدا کرد و مفاهیم آن توسعه یافت. وی نشان داد که GA^۱ یک الگوریتم ساده بهینه‌سازی است که مستقل از محدودیتهای مسئله می‌تواند نسبت به حل مسئله اقدام کند^[۹]. مبنای این الگوریتم تکامل ژنهای طبیعی بر اثر مرور زمان و بقای کاملترینها است. این الگوریتم نیازی به محاسبه شبیب و یا مفروضاتی همچون پیوستگی فضای جستجو و یا مشتق پذیر بودن مسئله ندارد زیرا که اساس کار آن اطلاعات ژنی و قانون بقای کاملترین فرد^۲ است. خواص زیر باعث برتری الگوریتم‌های ژنتیکی نسبت به سایر روش‌های جستجو و بهینه‌سازی شده است:

- (۱) امکان به دام افتادن در مینیمم‌های محلی ناچیز است.
- (۲) GA با نسخه کد برداری شده مجموعه پارامترها کار می‌کند.
- (۳) الگوریتم از قوانین آماری برای تولید مجموعه جوابهای جدید استفاده می‌کند.
- (۴) الگوریتم نیاز به مشتق گیری ندارد و تنها از مقدار ارزش تخصیص^۳ داده شده توسطتابع هدف بهره می‌برد.

وقتی که بعنوان ابزار حل مسئله بکار گرفته می‌شود لازم است روشی برای کد کردن مجموعه پارامترهای سیستم به رشتہ های ژنی^۴ شناسایی شود. این رشتہ های ژنی که از آن بعنوان فرد^۵ نام برده می‌شود در ابتدای مسئله بصورت تصادفی تولید می‌شوند که هر کدام می‌تواند بخشی از جواب را با خود به همراه داشته باشند. مجموعه این رشتہ ها یک نسل^۶ را تشکیل می‌دهند. با اعمال عملگرهای GA که سعی در تقلید رفتار طبیعی ژنهای در طبیعت دارند، نسلها یکی بعد از دیگری تکامل می‌یابند. عملگرهای پایه GA شامل: انتخاب^۷، جهش^۸، و ترکیب^۹ می‌باشند. نسل جدید در حقیقت فرزندان برگزیده نسلهای قبلی هستند، بطوریکه عملگرهای GA به رشتہ های با ارزشتر، شانس بیشتری برای انتقال از یک نسل به نسل بعد را می‌دهند.

طی عمل انتخاب، افرادی که مقدار ارزش بالاتری داشته باشند با احتمال بیشتری انتخاب می‌شوند و سپس تحت عمل ترکیب اطلاعات افراد مبادله می‌شود. نحوه عمل ترکیب در شکل (۲) نشان داده شده است. سپس طی عمل جهش افراد به صورت آسایی دستخوش تغییرات می‌شوند به این امید که مجموعه جدیدی از جوابها تولید شود و GA را از همگرایی زود هنگام برهاند.

۴-۱) بهینه‌سازی سیستمهای مقید با استفاده از GA

عمده ترین کاربرد GA در بهینه‌سازی مسائل می‌باشد؛ که هدف نهایی ماکریزم سازی یک تابع با نام تابع برازنده‌گی^{۱۰} است. ولی در عمل اغلب مسائل بهینه‌سازی باید یک سری قیود را نیز برآورده نمایند. مشکلی که GA در بهینه‌سازی مسائل مقید با آن مواجه است این است که قسمت عمدۀ ای از کروموزومها قیود را نقض می‌کنند که این از عملکرد عملگرهای آن ناشی می‌شود. یک راه برای مقابله با این مسئله حذف کروموزومهایی از این دسته است، که

¹ Genetic Algorithm

² Survival of the fittest

³ Fitness value

⁴ Gene string

⁵ Individual

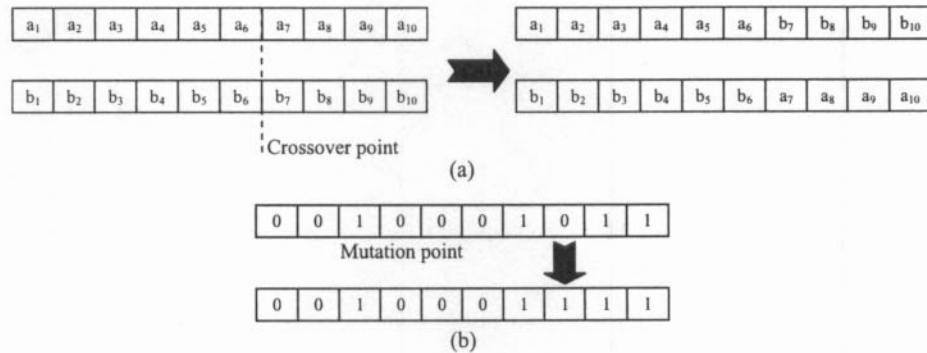
⁶ Generation

⁷ Selection

⁸ Mutation

⁹ Crossover

¹⁰ - fitness function



(a) تبادل اطلاعات از طریق عمل ترکیب با انتخاب اتفاقی یک نقطه به عنوان نقطه ترکیب.

(b) امکان تشکیل جوابهای جدید از طریق عملگر جهش امکان پذیر است.

شکل (۲). عملگرهای الگوریتم زننده:

باعث از بین رفتن بخش عمدۀ ای از اطلاعات می شود و سرعت همگرایی را کاهش می دهد. روش دوم تصحیح عملگرها به گونه ای است که از تولید کروموزومهای نامطلوب خودداری کنند و یا اینکه عملگر حدیدی که این تضاد را برطرف نماید؛ که این روش نیز به شدت وابسته به صورت مسأله است و عمدها طراحی راه حل مورد نظر بسیار پیچیده است [۱۰]. روش بعدی جاگذاری یک جمله اضافی در تابع برازنده‌گی است، که به آن تابع جریمه می گویند [۱۱] و [۱۲]. این روش با الهام از روش‌های کلاسیک سعی در تبدیل مسأله مقید به یک مسأله نامقید را دارد، به این ترتیب که با اصلاحاتی در تابع برازنده‌گی کروموزومهایی که شرط مربوط به قید را نقض کنند دارای ارزش کمتری می شوند. در این مقاله تابع برازنده‌گی بصورت زیر اصلاح شده است که در آن $\alpha > 0$ ، $\beta < 0$:

$$\begin{aligned} \text{fitness} &= \text{fit}_{\text{prime}} + \text{penalty} = MRR(\mathbf{X}) + \text{penalty} \\ \text{penalty} &= \begin{cases} 0 & Ra(\mathbf{X}) \leq Ra_{\max} \\ \beta \times (Ra(\mathbf{X}) - Ra_{\max})^{\alpha} & Ra(\mathbf{X}) > Ra_{\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

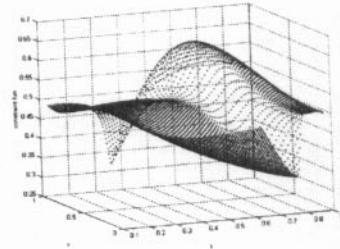
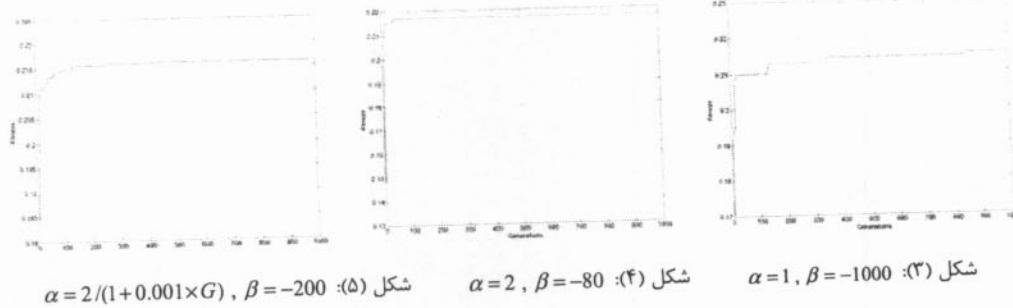
۵) نتایج حاصل از شبیه سازی

سرعت همگرایی پاسخ GA بشدت به انتخاب مناسب مقادیر β ، α در رابطه (۱۰) وابسته است. حتی گاه انتخاب نامناسب این مقادیر ممکن است منجر به جوابهایی شود که قید مسأله را نقض می کنند. اطلاع از روند تغییر و رفتار تابع هزینه و قیود می تواند برای انتخاب مناسب این مقادیر مورد استفاده قرار گیرد. نمودار تابع برازنده‌گی برای سه حالت (الف) $\alpha = 2/(1+0.001 \times G)$ ، $\beta = -200$; (ب) $\alpha = 1$ ، $\beta = -80$; (ج) $\alpha = -1000$ در شکل‌های (۳) و (۴) و (۵) آورده شده است. پارامتر G تعداد تولید نسل می باشد. آشکار است که به ازای $\alpha = 1$ که میزان جریمه برایر مضری از مقدار نقض قید است، نرخ همگرایی حاصل کندر از مقدار $\alpha = 2$ است، ولی احتمال نقض قید در این حالت کمتر است، زیرا وقتی مقدار نقض قید کوچکتر از واحد است در حالت $\alpha = 2$ میزان جریمه به شدت تضعیف می گردد. برای داشتن سرعت همگرایی بالا و کاهش احتمال نقض قید، از α ی متغیر استفاده شده است، به این ترتیب که در ابتدا مقدار $\alpha = 2$ می باشد و متوالیاً با تولید هر نسل جدید، کاهش پیدا می کند و در نسل هزارم مقدار آن به $\alpha = 1$ کاهش می یابد.

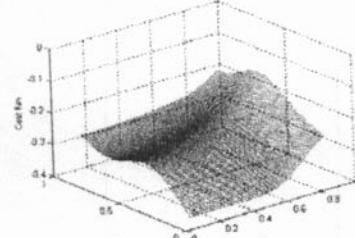
می دانیم که روش لاغرانژ با شروع از هر نقطه اولیه به یک می نیمم محلی همگرا می شود، از طرفی داده های اولیه حاصل از اندازه گیریها مبین وجود یک رابطه شبیه خطی بین جریان ورودی و هر یک از توابع هزینه و قید است، همچنین روبه توابع هزینه و قید که به ازای مقدار ثابتی از جریان در شکلهای (۶) و (۷) ترسیم شده است بر همواری این توابع دلالت دارد؛ بنابراین کافی است بهینه سازی به ازای چند مقدار اولیه که بصورت اتفاقی از میان ناحیه تغییرات متغیرهای ورودی انتخاب می شوند صورت پذیرد، به این ترتیب با توجه به همواری توابع هزینه و قید که در شکلهای (۶) و (۷) آشکار است تمامی نقاط بهینه را خواهیم داشت بنابراین تعیین نقطه مینیمم سراسری براحتی قابل انجام می باشد. جهت اطمینان در شبیه سازیها از ۵۰ نقطه کار اولیه استفاده شده است. نتایج حاصل از بهینه سازی به روش GA به ازای $\alpha = 2/(1+0.001 \times G)$ ، $\beta = -200$ در جدول (۱) آمده است و نتایج حاصل از بهینه سازی به روش ضرائب لاغرانژی افزوده در جدول (۲) آمده است. مقایسه نتایج مبین کارآیی روش لاغرانژ می باشد.

۶) نتیجه گیری

ماشینکاری تخلیه الکتریکی به عنوان یک فرآیند ماشینکاری غیرستاتی، که در آن هیچ نیرویی بین ابزار و قطعه کار در حین ماشینکاری ایجاد نمی شود، بطور وسیعی برای ماشینکاری فولادهای با استحکام بالا، کاربیدهای تنگستن و فولادهای آلیاژی سخت شده در ساخت ابزارهای برش، قالبها و دیگر قطعات دقیق استفاده می شود. با توجه به اینکه زمان براده بوداری در این فرایند گاه ممکن است ساعتها بطول انجامد، در این مقاله بهینه سازی این فرآیند بعنوان یک مسئله برنامه ریزی محدود غیر خطی مطرح گردید و بهینه سازی با روشهای کلاسیک و هوشمند تشریح شد. در پایان نشان داده شد که می توان بهینه سازی را به روش ضرایب لاغرانژ انجام داد، بطوریکه پاسخ بهینه سازی را در زمان بسیار کمتری نتیجه دهد.



شکل(۷): تابع قید



شکل(۶): تابع هزینه

جدول (۱) : نتایج حاصل از بهینه سازی با الگوریتم ژنتیک

قید	I_{opt}	V_{opt}	$T_{opt}(\mu\text{sec})$	$Ra_{opt}(\mu\text{m})$	$MRR_{opt}(gr / hr)$
$Ra_{max}=2.4$	4.01	46.43	398	2.4	3.11
$Ra_{max}=3.7$	6.50	43.28	374	3.7	6.32
$Ra_{max}=4.5$	7.81	35	50	4.5	9.81
$Ra_{max}=5.3$	10.93	35	50	5.3	17.41

جدول (۲) : نتایج حاصل از بهینه سازی با ضرائب لاغرنی افزوده

قید	I_{opt}	V_{opt}	$T_{opt}(\mu\text{sec})$	$Ra_{opt}(\mu\text{m})$	$MRR_{opt}(gr / hr)$
$Ra_{max}=2.4$	4.16	46.73	409	2.4	3.12
$Ra_{max}=3.7$	6.56	43.72	372	3.7	6.32
$Ra_{max}=4.5$	7.92	37.39	50	4.5	9.83
$Ra_{max}=5.3$	10.94	35	50	5.3	17.44

۴ مراجع

- [1] Kuang-Hua Fuh and Shuh-Bin Wang, "Force modeling and forecasting in creepfeed grinding using improved BP neural network" Int.J.Mach.Tools Manufact., 37 pp.1167-1178, 1997.
- [2] T.Warren Liao and L.J.Chen, "A neural network approach for grinding processes:Modeling and optimization" Int.J.Mach.Tools Manufact., 34 pp.919-937, 1994.
- [3] J.Y.Kao and Y.S.Tarng, "A neural network approach for the on-line monitoring of the electrical discharge machining process" J.Mater.Proc.Tech., 69 pp.112-119, 1997.
- [4] R. K. Jain, V. K. Jain, "Optimum selection of machining conditions in abrasive flow machining using neural network ", J. Mater. Proc. Tech, Elsevier Science, 108 pp.62-67, 2000.
- [5] V. K. Jain, S. G. Adsul, "Experimental investigations into abrasive flow machining", Int. J. Mech. Tool. Manuf, 40 pp.1003-1021,2000.
- [6] Arora,Jasbir, "Introduction to optimum design." McGraw Hill,Singapore, 1989.
- [7] D. G. Luenberger, " Linear and nonlinear programming," Addison-Wesley,(1984), Reprinted with Corrections, May, 1989.
- [8] J. H. Holland, "Adaptation in natural and artificial systems.", Ann Arbor, MI University of Michigan Press 1975.
- [9] D. E. Goldberg, "The genetic algorithms in search, optimization, and machine learning.", New York: Addison-Wesley, 1989.
- [10] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structure = Evolution Program", Springer-Verlag, AI series, New York, 1992.
- [11] J. A. Joins, C. R. Houck, "On the use of non-stationary penalty function to solve nonlinear constrained optimization problems with GA's", IEEE, 1994.
- [12] J. Richardson, M. Palmer, G. Liepins, M. Hilliard, "Some guidelines for genetic algorithms with penalty function", Proc. of the third Int. Conf. on Genetic Algorithm, 1989.
- [۱۲] حکیمی مقدم، مجتبی؛ عصارزاده، سعید؛ روحانی، سید مجتبی؛ مدل سازی و انتخاب بهینه شرایط ورودی در فرایند EDM ، بخش اول: مدل سازی با استفاده از شبکه عصبی، پنجمین کنفرانس سیستم‌های هوشمند، پائیز ۱۳۸۲