

حل دسته‌ای از مسایل کنترل بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک ترکیبی

سعید نژادحسین^{۱*}، عقيله حیدری^۲

۱- دانشجوی دکتری، دانشگاه پیام نور، گروه ریاضی کاربردی، تهران، ایران

۲- دانشیار، دانشگاه پیام نور، گروه ریاضی کاربردی، مشهد، ایران

رسید مقاله: ۱ اسفند ۱۳۹۲

پذیرش مقاله: ۱ مرداد ۱۳۹۳

چکیده

در این مقاله با استفاده از پارامترسازی B -اسپلاین روشی جدید بر اساس الگوریتم ژنتیک ترکیبی اصلاح شده (MHGA) پیشنهادی، برای حل دسته‌ای از مسایل کنترل بهینه معرفی می‌کنیم. در هر گام از الگوریتم پیشنهادی، با افراز متساوی الفاصله‌ی بازه‌ی زمانی، MHGA با یک جمعیت اولیه‌ی کاملاً تصادفی اجرا می‌شود، که هر فرد جمعیت یک ماتریس از مقادیر ورودی کنترل در گره‌های زمانی افراز جاری است. MHGA، الگوریتم GA را با SQP، به عنوان یک جستجوگر محلی ترکیب می‌کند. برای کاهش زمان محاسباتی، تعداد تکرارهای الگوریتم SQP، در گام‌های اولیه، کوچک انتخاب می‌شود و به تدریج، بعد از پیدا کردن ناحیه‌ی تقریبی جواب در فضای جستجو، در تکرارهای بعدی، آن را افزایش می‌دهیم. جواب بهینه‌ی حاصل از MHGA، به عنوان ضرایب B -اسپلاین در پارامترسازی کنترل استفاده می‌شود. برای تقریب بهتر منحنی کنترل در گام بعد، تعداد نقاط گره‌ای در افراز جاری را افزایش می‌دهیم و فرایند بالا را تکرار می‌کنیم. الگوریتم، زمانی متوقف می‌شود که نرم تفاضل دو منحنی کنترل پارامتری شده یا تفاضل مقادیر تابع هدف در دو گام متوالی از دقت‌های مطلوبی کم‌تر باشد. برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، نتایج عددی روی بیشتر از ده مساله‌ی کنترل بهینه پیاده‌سازی شده است.

کلمات کلیدی: مساله‌ی کنترل بهینه، الگوریتم ژنتیک ترکیبی، پارامترسازی B -اسپلاین.

۱ مقدمه

مسایل کنترل بهینه یا بهینه‌سازی دینامیکی، کاربردهای زیادی در مسایل صنعتی نظیر مهندسی شیمی، رباتیک، هواپیمایی و غیره دارد [۱]. حل تحلیلی پیچیده‌ی این مسایل، به ارایه روش‌های عددی منجر می‌شود. دقت بالا و زمان محاسباتی کم، دو موضوع اصلی در این روش‌ها است. روش‌های حل عددی برای این مسایل در حالت کلی به دو دسته‌ی مستقیم و غیرمستقیم تقسیم می‌شود [۲].

* عهده‌دار مکاتبات

آدرس الکترونیکی: s_nejhadhosein@pnu.ac.ir

در روش های غیرمستقیم مساله ی کنترل بهینه با استفاده از حساب تغییرات به یک مساله ی مقدار مرزی چند نقطه ای تبدیل می شود که معمولاً حل پیچیده ای دارد. بعلاوه این روش ها نیاز به اطلاعات گرادیان توابع و یک حدس اولیه ی خوب از جواب بهینه دارد؛ لذا ممکن است در بهینه ی محلی گرفتار شود. در روش های مستقیم مساله ی اصلی با گسسته سازی متغیرهای تصمیم، متغیرهای حالت یا/و کنترل، به یک مساله ی بهینه سازی متناهی البعد غیرخطی تبدیل می شود. دقت در این روش ها وابسته به نحوه ی گسسته سازی و پارامترسازی متغیرها است. معمولاً گسسته سازی کم بازه ی زمانی به جواب های با دقت پایین در یک زمان محاسباتی کم و گسسته سازی زیاد منجر به دقت بالاتر ولی زمان محاسباتی بیشتر، به دلیل افزایش تعداد متغیرهای تصمیم منجر می شود. هرچند در برخی از مسایل، لزوماً افزایش تعداد نقاط گره ای به بهبود کیفیت جواب منجر نمی شود [۳]. روش های تطبیقی نیز برای حل مستقیم مسایل به کار رفته است، که در این روش ها گسسته سازی بازه ی زمانی منطبق بر ساختار منحنی کنترل در هر گام تغییر می یابد. برخی از این روش ها در مقالات [۳،۴]، دیده می شود.

به جز روش های عددی کلاسیک بیان شده، الگوریتم های ابتکاری نیز در حل مسایل کنترل بهینه به کار رفته است. این دسته روش ها معمولاً الگوریتم های بهینه سازی سراسری هستند که از عملگرهای تکاملی برای حل مساله استفاده می کنند. نمونه هایی از این روش های ابتکاری که در مقالات، برای حل مسایل کنترل بهینه به کار رفته، عبارت است از: الگوریتم ژنتیک (GA) [۵،۶،۷]، الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات (PSO) [۸،۹،۱۰]، بهینه سازی کلونی مورچگان (ACO) [۱۱]، الگوریتم تکامل دیفرانسیلی (DE) [۱۲،۱۳،۱۴] و الگوریتم برنامه ریزی ژنتیک (GP) [۱۵]. این روش ها به دلیل استفاده از ناحیه ی بزرگی از فضای جواب، عمدتاً دارای زمان محاسباتی بالاتری نسبت به روش های عددی است.

در این مقاله با ترکیب یک روش عددی مستقیم و یک الگوریتم ابتکاری، یک الگوریتم جدید برای حل دسته ای از مسایل کنترل بهینه ارائه می دهیم. ایده ی روش بر اساس افزایش نقاط گسسته سازی، به صورت تدریجی، و کاهش زمان محاسباتی است. در واقع هدف رفع نواقص روش های ذکر شده از طریق ترکیب آن ها، به صورت یک الگوریتم تکراری، می باشد. روش مستقیم، از طریق پارامترسازی B -اسپلاین و الگوریتم ابتکاری از طریق یک الگوریتم ژنتیک ترکیبی اصلاح شده پیشنهادی، است. در هر گام، با افراز بازه ی زمانی به زیربازه های متساوی الفاصله، بر اساس تعداد نقاط پارامترسازی جاری، یک جمعیت اولیه ی تصادفی از مقادیر ورودی کنترل در این نقاط گره ای انتخاب می کنیم. برای کاهش زمان محاسباتی، تعداد نقاط در ابتدای الگوریتم کم انتخاب می شود. سپس جواب بهینه ی الگوریتم ژنتیک پیشنهادی را به عنوان ضرایب پارامترسازی B -اسپلاین برای منحنی های کنترل در نظر می گیریم. بدین ترتیب یک منحنی پارامتری از تابع کنترل، و در نتیجه منحنی حالت متناظر، به دست می آید. در ادامه برای بهبود کیفیت جواب به دست آمده، تعداد نقاط گره ای را برای گام بعدی افزایش می دهیم و فرایند بالا را، تا رسیدن به دقت مطلوب جواب، بر اساس خطاهای مرتکب شده در منحنی های پارامتری شده کنترل یا مقادیر تابع هدف متوالی، تکرار می کنیم. بدین ترتیب با افزایش تدریجی نقاط گره ای، دقت منحنی های جواب بهبود می یابد و زمان محاسباتی کم تر خواهد شد. ساختار مقاله به صورت زیر است: در بخش ۲، ابتدا فرمول بندی مسایل کنترل بهینه را بیان می کنیم. در بخش ۳، با معرفی الگوریتم ژنتیک و

عملگرهای آن، به معرفی الگوریتم ژنتیک ترکیبی اصلاح شده پیشنهادی، به عنوان یک زیر روال از الگوریتم اصلی می پردازیم. پارامترسازی B -اسپلاین را در بخش ۴ معرفی می کنیم. در بخش ۵، الگوریتم پیشنهادی را ارایه می دهیم. در انتها، در بخش ۶، به ارایه ی مثال های عددی برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی می پردازیم.

۲ مسایل کنترل بهینه

مسایل کنترل بهینه یا بهینه سازی دینامیکی (DO)، عبارت است از پیدا کردن یک ورودی کنترل برای سیستم، به طوری که ضمن برآوردن قیود دیفرانسیلی و فیزیکی، تابع هدف یا شاخص عملکرد سیستم را بهینه کند. انواع مختلف از این مسایل نظیر مساله ی حداقل زمان، مساله ی تعقیب، مساله ی ردیابی و غیره وجود دارد [۱]. در این مقاله ما یک مساله ی کنترلی زمان پیوسته ی غیرخطی را که در آن کنترل سیستم روی یک افق متناهی $[t_0, t_f]$ تعریف می شود، در نظر می گیریم. مساله عبارت است از پیدا کردن تابع برداری کنترل $u(\circ) \in \mathbb{R}^m$ ، که تابعی هزینه را با شرایط داده شده زیر مینیمم کند.

$$\text{Min } J(u) = \phi(x(t_f), t_f) + \int_{t_0}^{t_f} g(x(t), u(t), t) dt \quad (1)$$

s.t.

$$\dot{x} = f(x(t), u(t), t), \quad t_0 \leq t \leq t_f \quad (2)$$

$$c_l(x(t), u(t), t) \leq 0, \quad l = 1, 2, \dots, n_c \quad (3)$$

$$d_k(x(t), u(t), t) \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, n_d \quad (4)$$

$$\Psi_h(x(t_f), t_f) = 0, \quad h = 1, 2, \dots, n_\psi \quad (5)$$

$$x(t_0) = x_0 \quad (6)$$

که در آن $x(\circ) \in \mathbb{R}^n$ بردار حالت n -بعدی، t_0 و t_f به ترتیب زمان های اولیه و نهایی سیستم، g تابع اسکالر روی $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}$ ، c_l, d_k, f, Ψ_h توابع برداری روی $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}$ ، توابع برداری روی $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$ و ϕ تابع اسکالر روی $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$ می باشد. معادله ی (۱) شاخص عملکرد، (۲) معادلات حالت (۳)، معادلات و نامعادلات (۴) قیود فیزیکی، (۵) قیود حالت نهایی و معادله (۶) شرایط اولیه برای سیستم است.

۳ الگوریتم ژنتیک ترکیبی اصلاح شده

در این بخش یک الگوریتم ژنتیک ترکیبی اصلاح شده یا MHGA، را به عنوان یک زیر روال از الگوریتم اصلی معرفی می کنیم. در ابتدا الگوریتم ژنتیک و عملگرهای آن را تشریح می کنیم و سپس به معرفی نسخه ی ترکیبی اصلاح شده ی پیشنهادی آن می پردازیم.

۳-۱ الگوریتم GA

GA-را در سال ۱۹۷۵ هلند معرفی کرد، معروفترین الگوریتمهای ابتکاری در حل مسایل بهینه سازی است. در این الگوریتمها با شروع از یک جمعیت اولیه از جوابهای شدنی، در هر گام با استفاده از عملگرهای ژنتیکی، شامل تقاطع، جهش و ترکیب، جمعیت به روزرسانی می شود. در اینجا ما از GA با مولفه های زیر استفاده می کنیم.

جمعیت اولیه بازه ی زمانی $[t_o, t_f]$ را به $N_t - 1$ زیر بازه ی متساوی الفاصله افزاز می کنیم، که در آن N_t تعداد گره های زمانی است. مقادیر ورودی کنترل در هر گره زمانی به تصادف انتخاب می شود. این فرایند با مراحل زیر انجام می گردد.

۱- قرار دهید $t_i = t_o + ih, i = 0, 1, \dots, N_t - 1$ که در آن $h = \frac{t_f - t_o}{N_t - 1}$ طول گام است.

۲- مقدار ورودی کنترل در گره $(i+1)$ ام، t_i ، برای $i = 0, 1, \dots, N_t - 1$ ، عبارت است از یک بردار

ستونی $m \times 1$ ، به صورت $u_i = [u_1^{(i)}, u_2^{(i)}, \dots, u_m^{(i)}]^T$ ، با مولفه های زیر

$$u_j^{(i)} = u_{left,j} + (u_{right,j} - u_{left,j})r_{ij}, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

که در آن r_{ij} یک عدد تصادفی در بازه ی $[0, 1]$ با یک توزیع یکنواخت است و $u_{left}, u_{right} \in \mathbb{R}^m$

کران های بالا و پایین مقادیر ورودی کنترل است، که می تواند توسط کاربر، مساله (۱) در پیوست، یا

توسط خود مدل، مساله (۴) در پیوست، تعریف شود. بنابراین هر فرد جمعیت یک ماتریس ورودی

کنترل با بعد $m \times N_t$ است و عبارت است از $U = [u_k]_{k=0}^{N_t-1}$.

برازش برای هر ماتریس ورودی کنترل، U ، متغیر حالت متناظر یک ماتریس $n \times N_t$ است، $X = [x_k]_{k=0}^{N_t-1}$ ،

که در آن α_k برای $k = 0, 1, \dots, N_t - 1$ ، یک بردار ستونی $n \times 1$ است و به عنوان $(k+1)$ -امین ستون

ماتریس حالت در نظر گرفته می شود. مقادیر مولفه های ماتریس حالت را می توان با یک روش عددی حل

معادلات دیفرانسیل روی سیستم حالت (۲)، با شرایط اولیه (۶)، به دست آورد. سپس تابع هزینه J ، توسط یک

روش انتگرال گیری عددی تقریب زده می شود، $\tilde{J}$. اگر DO شامل قیود تساوی، نامعادله یا شرط پایانی باشد،

برای محاسبه ی برازش از روش جریمه استفاده می کنیم. نهایتاً، ما مقدار $I(U)$ ، را به صورت زیر به عنوان

برازش فرد جاری، تعریف می کنیم.

$$I(U) = \tilde{J} + \sum_{k=1}^{n_d} \sum_{j=0}^{N_t-1} M_{\alpha k} \max\{0, d_k(x_j, u_j, t_j)\} + \sum_{l=1}^{n_c} \sum_{j=0}^{N_t-1} M_{\alpha l} c_l^*(x_j, u_j, t_j) \quad (8)$$

$$+ \sum_{h=1}^{n_\Psi} M_{\alpha h} \Psi_h^*(x_{N_t-1}, t_{N_t-1})$$

که در آن $M_{\alpha k}$ ، $M_{\alpha l}$ و $M_{\alpha h}$ ها اعداد به اندازه کافی بزرگ است و $c_l(.,.,.)$ ، $l = 1, 2, \dots, n_c$ و $\Psi_h(.,.,.)$ ، $h = 1, 2, \dots, n_\Psi$ و $d_k(.,.,.)$ ، $k = 1, 2, \dots, n_d$

به ترتیب در (۳)، (۴) و (۵) تعریف شده است.

انتخاب با استفاده از عملگر مسابقه ی مرتبه ی ۸، دو والد را انتخاب می کنیم [۱۶].

تقاطع برای دو والد انتخابی، $U^{(1)}$ و $U^{(2)}$ ، گام های زیر را برای تولید فرزند جدید به کار می بریم.

۱- سه عدد تصادفی به صورت زیر انتخاب کنید.

$$\lambda_1 \in [0, 1], \lambda_2 \in [-\lambda_{\max}, 0], \lambda_3 \in [1, 1 + \lambda_{\max}] \quad (9)$$

که در آن $\lambda_{\max}$ ، یک عدد تصادفی در بازه $[0, 1]$ است.

۲- قرار دهید

$$of^k = \lambda_k U^{(1)} + (1 - \lambda_k) U^{(2)}, \quad k = 1, 2, 3 \quad (10)$$

که در آن $\lambda_k, k = 1, 2, 3$ در (۹) تعریف شده است.

۳- قرار دهید $of = of^*$ ، که در آن of^* ، بهترین of^k ، برای $k = 1, 2, 3$ ، در (۱۰) می باشد.

جهش در اینجا جهش روی هر مولفه از فرزند طبق فرمول زیر به کار رفته است.

$$(of)_{ij} = (of)_{ij} + r_{ij} \beta, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, N_t \quad (11)$$

که در آن r_{ij} به صورت تصادفی در $\{-1, 1\}$ انتخاب می شود و β یک عدد تصادفی در بازه $[0, 1]$ است. اگر $(of)_{ij} < u_{left,i}$ باشد آنگاه قرار می دهیم $(of)_{ij} = u_{left,i}$ و اگر $(of)_{ij} > u_{right,i}$ باشد آنگاه قرار می دهیم $(of)_{ij} = u_{right,i}$.

جایگزینی جایگزینی زمانی رخ می دهد که فرزند جدید دو خاصیت داشته باشد: اولاً بهتر از بدترین فرد جمعیت باشد و ثانیاً شبیه هیچ کدام از افراد نسل قبل نباشد.

شرط توقف الگوریتم زمانی متوقف می شود که حداقل یکی از شرایط زیر برقرار باشد: روی یک تعداد مشخصی از نسل ها، N_i ، هیچ بهبودی رخ ندهد (بهترین فرد جمعیت تغییر نکند)، به حداکثر تعداد نسل برسیم، N_g ، یا زمان اجرای الگوریتم، به عنوان یک پارامتر الگوریتم، $CPUTIME$ ، تمام شود.

۳-۲ الگوریتم MHGA

در این بخش MHGA، را به عنوان یک زیر روال الگوریتم اصلی تعریف می کنیم، که در آن از یک روش جستجوی محلی برای بهبود کیفیت جواب های GA استفاده شده است. در اینجا ما از روش SQP، به عنوان یک جستجوی محلی استفاده می کنیم. استفاده از SQP به عنوان یک جستجوگر محلی در روش های ابتکاری ترکیبی معمول است (برای مثال [۸] را ببینید). در شروع، ما از یک تعداد تکرار کم برای SQP استفاده می کنیم و در ادامه زمانی که یک ناحیه ی محتمل از فضای جستجو به دست آمد، ما تعداد تکرارها را به مرور افزایش می دهیم. این روش باعث کاهش زمان محاسباتی الگوریتم خواهد شد. فلسفه ی این روش در مرجع [۱۷] تشریح شده است. خلاصه ی الگوریتم MHGA در الگوریتم ۱ آورده شده است.

الگوریتم ۱- MHGA
مقداردهی اولیه مقادیر تعداد گره‌های زمانی، N_t، تعداد عناصر جمعیت، N_p، ماکزیمم تعداد نسل‌ها، N_g، ماکزیمم تعداد نسل‌ها بدون بهبود، N_i، حداکثر زمان اجرا، $CPUTIME$، احتمال جهش، P_m، کران‌های پایین و بالای مقادیر ورودی کنترل، u_{left} و u_{right}، مقدار اولیه برای حداکثر تکرار SQP، $sqp\ max\ iter$ و یک جمعیت اولیه را وارد کنید.
ارزیابی مقدار برازش هر فرد را با استفاده از (۸) به دست آورید.
(حلقه‌ی تکرار) تا زمانی که شرط توقف برقرار نشده است کارهای زیر را انجام دهید: (انتخاب) دو والد $U^{(1)}$ و $U^{(2)}$ را بر اساس مسابقه‌ی ۸ نفره از بین عناصر جمعیت نسل جاری انتخاب کنید. (تقاطع) با استفاده از والدین انتخابی گام قبل، یک فرزند جدید، با استفاده از (۹) و (۱۰)، ایجاد کنید. (جهش) با احتمال P_m، و با استفاده از (۱۱) فرزند جدید را جهش دهید. (جستجوی محلی) الگوریتم SQP، را با حداکثر تکرار $sqp\ max\ iter$، روی فرزند جدید پیاده کنید. (جایگزینی) اگر شرایط جایگزینی برقرار است، بدترین فرد جمعیت را با فرزند جاری جایگزین کنید. قرار دهید $sqp\ max\ iter = sqp\ max\ iter + 1$.
خروجی بهترین فرد جمعیت نهایی را به عنوان جواب بهینه‌ی الگوریتم در نظر می‌گیریم.

۴ پارامترسازی B-اسپلاین

در تمام روش‌های مستقیم در حل مسائل DO، از یک پارامترسازی برای بردار کنترل استفاده می‌شود. در حالت کلی سه دیدگاه برای پارامترسازی در روش‌های مستقیم وجود دارد [۳]: روش پارامترسازی کنترل (CVP) یا دنباله‌ای، روش پرتابی چندگانه، روش پارامترسازی کامل.

در اینجا از روش CVP، بر اساس توابع B-اسپلاین استفاده شده است. این توابع دسته‌ای از اسپلاین‌ها [۱۸] است، که برای تقریب یا گسسته‌سازی توابع استفاده می‌شوند. B-اسپلاین‌ها روی یک مجموعه از نقاط گره‌ای تعریف می‌شود. فرض کنید $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ، مجموعه‌ای از نقاط گره‌ای باشد، در این صورت، یک تابع B-اسپلاین مرتبه‌ی یک به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\varphi_j^{(1)}(t) = \begin{cases} 1 & , t_j \leq t \leq t_{j+1} \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases}, j = 1, 2, \dots, n-1 \quad (12)$$

توابع B-اسپلاین مرتبه‌ی بالاتر ($1 < m = 2, 3, \dots, n$)، به صورت بازگشتی زیر تعریف می‌شود.

$$\varphi_j^{(m)}(t) = \frac{t - t_j}{t_{j+m-1} - t_j} \varphi_j^{(m-1)}(t) + \frac{t_{j+m} - t}{t_{j+m} - t_{j+1}} \varphi_{j+1}^{(m-1)}(t), j = 1, 2, \dots, n-m \quad (13)$$

در حالت خاص، اگر $m = 1$ ، یک پارامترسازی ثابت قطعه‌ای و اگر $m = 2$ باشد، یک پارامترسازی خطی قطعه‌ای خواهیم داشت. هر بردار کنترل $u_i(t)$ به وسیله‌ی ترکیب خطی از این توابع، به صورت زیر تقریب زده می‌شود.

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^n \tilde{u}_{ij} \phi_j^{(m)}(t), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (14)$$

که در آن $\tilde{u}_{ij}$ ، برای $j = 1, 2, \dots, n$ ، پارامترها یا ضرایب B -اسپلاین است. در حالت‌های خاص برای پارامترسازی قطعه‌ای ثابت یا خطی، این ضرایب برابر مقادیر ورودی کنترل در نقاط گره‌ای متناظر می‌باشد [۳].

۵ الگوریتم پیشنهادی

در این بخش با استفاده از الگوریتم MHGA و پارامترسازی B -اسپلاین یک الگوریتم جدید برای حل DO، ارائه می‌دهیم. در هر گام از الگوریتم پیشنهادی، تابع کنترل ورودی بر اساس پارامترسازی B -اسپلاین مرتبه‌ی یک یا دو، به روزرسانی می‌شود، که در آن پارامترهای B -اسپلاین، $\tilde{u}_{ij}$ در (۱۴)، از روی جواب بهینه‌ی MHGA، به دست می‌آید. مقدار تابع هدف بهینه در گام جاری را با $J^{*(k)}$ نمایش می‌دهیم. برای به دست آوردن جواب‌های با دقت بالاتر، در تکرار بعد، تعداد نقاط افراز بازه‌ی زمانی را دو برابر می‌کنیم. از آنجا که افزایش تعداد نقاط افراز، محاسبات بیشتری نیاز دارد، حداکثر زمان اجرای MHGA را بر اساس تعداد نقاط جدید افزایش می‌دهیم، یعنی داریم $CPUTIME = CPUTIME + N_t$.

الگوریتم زمانی متوقف می‌شود که نرم بینهایت اختلاف منحنی‌های کنترل پارامتری شده یا اختلاف مقادیر تابع هدف بهینه در دو گام متوالی از پارامترهای دقت، $\mathcal{E}_1$ و $\mathcal{E}_2$ ، کمتر باشد. خلاصه‌ی روش بیان شده، در الگوریتم ۲ آورده شده است.

الگوریتم ۲- الگوریتم پیشنهادی در حل DO
مقداردهی اولیه کران‌های u_{left} و u_{right} ، پارامترهای دقت $\mathcal{E}_1$ ، $\mathcal{E}_2$ و مرتبه‌ی پارامترسازی، m ، را وارد کنید. قرار دهید $k = 1$. بردار ورودی اولیه، $u^{(0)}$ ، را به دلخواه انتخاب کنید.
(حلقه‌ی تکرار) تا زمانی که $\ u^{(k)} - u^{(k-1)}\ _{\infty} > \mathcal{E}_1$ و $ J^{*(k)} - J^{*(k-1)} > \mathcal{E}_2$ کارهای زیر را انجام دهید: ۱- MHGA را با یک جمعیت اولیه و پارامترهای N_t ، N_p ، N_g ، N_i ، $CPUTIME$ ، P_m و $sqpmaxiter$ اجرا کنید. ۲- با استفاده از (۱۴)، پارامترسازی B -اسپلاین مرتبه‌ی m را با جواب بهینه گام قبل به دست آورید، $u^{(k)}$. ۳- تعداد نقاط افراز برای پارامترسازی منحنی کنترل را دو برابر کنید، $N_t = 2N_t$. ۴- قرار دهید $CPUTIME = CPUTIME + N_t$.
خروجی جواب بهینه‌ی مساله‌ی DO، عبارت است از آخرین منحنی کنترل پارامتری شده، $u^*(t)$ ، منحنی حالت متناظر $x^*(t)$ و مقدار شاخص عملکرد بهینه‌ی متناظر، $J^* = J(u^*(t))$.

۶ نتایج عددی

در این بخش برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، برخی مسایل عددی آورده شده است. نتایج با استفاده از نرم افزار Matlab 2011a، تحت سیستم عامل Windows 7 با CPU 2/53 MHz و 4 GB RAM به دست آمده است. هم چنین برای پیاده سازی SQP، در الگوریتم اصلی، از دستور fmincon، با تنظیم مناسب، استفاده کردیم. در اجرای الگوریتم پیشنهادی، ما روش انتگرال گیری عددی دوزنقه ای مرکب را در تقریب انتگرال ها و روش رانگ-کوتا مرتبه ۴ را در حل عددی معادلات دیفرانسیل به کار بردیم. علاوه بر این ما دو نوع پارامترسازی قطعه ای ثابت و خطی، به ازای $m = 1, 2$ در (۱۴)، را استفاده کردیم. در تمام مسایل از مقادیر پارامترهای ثابت $N_t = 5$ ، $N_p = 9$ ، $N_g = 50$ ، $CPUTIME = 5$ ، $p_m = 0/8$ و $sqp \max iter = 4$ استفاده شده است. ابتدا به تشریح دو مثال با جزئیات می پردازیم و سپس نتایج عددی مسایل آزمون را که در پیوست آمده، ارائه می دهیم.

۶-۱ مساله ی DO یک بعدی با جواب دقیق [۱۹] سیستم خطی اسکالر ساده ی زیر با یک متغیر کنترل و یک متغیر حالت، که دارای جواب دقیق است، مفروض است.

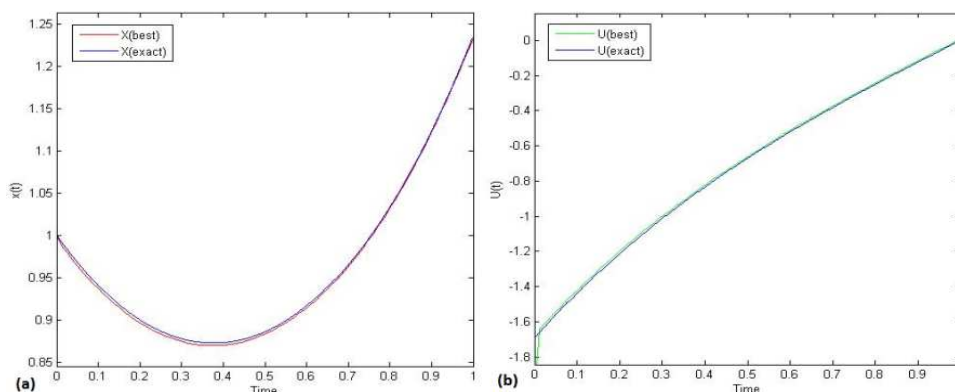
$$\text{Min } J = \frac{1}{2} \int_0^1 (x^2 + u^2) dt$$

s.t.

$$\dot{x} = x + u,$$

$$x(0) = 1.$$

شکل ۱، نمودارهای جواب بهینه ی تقریبی، با الگوریتم پیشنهادی، و جواب دقیق، شامل منحنی های کنترل و حالت را با هم مقایسه می کند. ملاحظه می شود این نمودارها تقریباً بر هم منطبق است.



شکل ۱. جواب های بهینه ی مساله ۶-۱: (a) منحنی های کنترل دقیق و تقریبی (b) منحنی های حالت دقیق و تقریبی

جدول ۱، نتایج عددی اجرای الگوریتم را در گام های متوالی برای پارامترسازی خطی قطعه ای، $m = 2$ ، کران های $u_{left} = -2$ و $u_{right} = 0$ و دقت های $\mathcal{E}_1 = 0/1$ و $\mathcal{E}_2 = 0/01$ نشان می دهد. ستون ها در این جدول به

ترتیب گام، k ، مقدار تابع هدف، $J^{(k)}$ ، اختلاف مقدار تابع هدف با جواب دقیق یعنی $J^* = 0.8447$ ، $E_1^{(k)}$ ، نرم اختلاف منحنی‌های کنترل پارامتری شده در دو گام متوالی، $E_2^{(k)}$ ، زمان محاسباتی گام جاری، $T^{(k)}$ و کل زمان محاسباتی $CT^{(k)}$ تا این مرحله را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد مقادیر خطا در تکرارهای متوالی کاهشی است و این همگرایی روش را در این مثال تضمین می‌کند.

جدول ۱. نتایج عددی برای مساله‌ی ۱-۶

k	$J^{(k)}$	$E_1^{(k)}$	$E_2^{(k)}$	$T^{(k)}$	$CT^{(k)}$
۱	۰/۷۴۶۳	۰/۰۹۸۴	۲	۱/۲۰	۱/۲۰
۲	۰/۷۸۷۵	۰/۰۵۷۲	۰/۸۳۷۵	۳/۳۸	۴/۵۸
۳	۰/۸۱۵۵	۰/۰۲۹۲	۰/۷۵۰۸	۴/۹۴	۹/۵۲
۴	۰/۸۳۰۰	۰/۰۱۴۷	۰/۷۰۹۶	۴/۵۵	۱۴/۰۷
۵	۰/۸۳۷۴	۰/۰۰۷۳	۰/۶۹۰۶	۵/۹۲	۱۹/۹۹

۶-۲ مساله‌ی واندربیل [۵] مساله واندربیل، شامل سیستم معادلات حالت با دو متغیر حالت، تابع هدف درجه دوم روی بازه‌ی زمانی $[0, 5]$ و یک شرط زمان پایانی است و به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\text{Min } J = \frac{1}{2} \int_0^5 (x_1^2 + x_2^2 + u^2) dt$$

s.t.

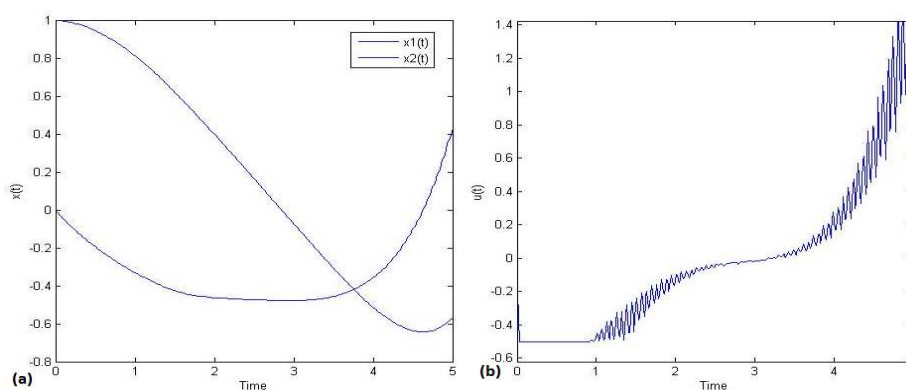
$$\dot{x}_1 = x_2,$$

$$\dot{x}_2 = -x_1 + (1 - x_1^2)x_2 + u,$$

$$x_1(0) = 1, \quad x_2(0) = 0,$$

$$\psi_f = x_1(5) - x_2(5) + 1 = 0.$$

الگوریتم پیشنهادی روی مساله پیاده‌سازی و نتایج در جدول ۲ خلاصه شده است. در شکل ۲، منحنی کنترل بهینه و منحنی‌های حالت‌های بهینه متناظر ترسیم شده است. مقادیر کران‌های پایین و بالای مقادیر ورودی کنترل به ترتیب $u_{\text{left}} = -0.5$ و $u_{\text{right}} = 2$ انتخاب شده است [۴]، علاوه بر این $\mathcal{E}_1 = 0.1$ و $\mathcal{E}_2 = 0.1$.



شکل ۲. نمودار جواب‌های بهینه‌ی مساله‌ی ۶-۲: (a) منحنی‌های حالت بهینه‌ی (b) منحنی کنترل بهینه

جدول ۲، نتایج عددی پیاده سازی الگوریتم را به ازای تکرارهای متوالی نشان می دهد. ستون ها در این جدول به ترتیب گام، k ، مقدار تابع هدف، $J^{(k)}$ ، مقدار شرط پایانی، $\psi_f^{(k)}$ ، زمان محاسباتی گام جاری، $T^{(k)}$ ، و کل زمان محاسباتی تا گام جاری، $CT^{(k)}$ ، را نشان می دهد. با توجه به نتایج عددی این جدول، مقادیر تابع هدف و شرایط پایانی در تکرارهای متوالی کاهشی است و این همگرایی روش در این مثال را تضمین می کند.

مساله ی و اندرپل، در [۴]، با الگوریتم ژنتیک پیوسته (CGA)، حل شده است. نتایج با این روش عبارت است از $J^* = 1/74.04$ و $\psi_f = 2/6 \times 10^{-11}$. بعلاوه زمان محاسباتی در این روش ۵۰۱/۳۸ گزارش شده است. از مقایسه ی دو روش ملاحظه می کنیم روش پیشنهادی زمان محاسباتی را به صورت قابل توجه ای کاهش می دهد، هرچند مقدار شرط پایانی و تابع هدف در روش CGA، تا حدودی کم تر است.

جدول ۲. نتایج عددی برای مساله ی ۶-۲

k	$J^{(k)}$	$\psi_f^{(k)}$	$T^{(k)}$	$CT^{(k)}$
۱	۴/۴۲۱۴	$2/0.1 \times 10^{-6}$	۲/۲۱	۲/۲۱
۲	۲/۵۷۵۴	$2/11 \times 10^{-10}$	۱/۸۸	۴/۰۹
۳	۱/۸۶۴۳	$1/91 \times 10^{-10}$	۱۵/۶۹	۱۹/۷۸
۴	۱/۷۵۸۲	$1/74 \times 10^{-9}$	۱۲/۷۶	۳۲/۵۴
۵	۱/۷۴۶۸	$2/77 \times 10^{-10}$	۶۴/۷۴	۹۷/۲۸
۶	۱/۷۴۲۱	$1/17 \times 10^{-10}$	۱۳۲/۸۵	۲۳۰/۱۳

۶-۳ مسایل آزمون

علاوه بر مساله های نمونه ی بالا، برای مقایسه ی انواع پارامترسازی قطعه ای خطی و ثابت، ۱۰ مساله آزمون دیگر در این بخش بررسی می شود. این مسایل به صورت خلاصه، به فرم (۱)-(۶) در بخش ۲، در پیوست آورده شده است. پارامترهای استفاده شده در هر مساله برای الگوریتم پیشنهادی و نتایج عددی مربوطه به تفکیک در جدول ۳ بیان شده است. این نتایج شامل مقدار بهینه ی تابع هدف، J^* ، زمان محاسباتی مورد نیاز برحسب ثانیه، CT ، و مقادیر حالت نهایی، $x(t_f)$ ، می باشد. در جدول ۳، نمادهای $P-C$ و $P-L$ برای دو نوع پارامترسازی، ثابت و خطی، استفاده شده است. نتایج نشان می دهد، با حفظ کیفیت جواب ها، زمان محاسباتی در پارامترسازی قطعه ای ثابت از خطی کم تر است.

جدول ۳. نتایج عددی و پارامترهای الگوریتم پیشنهادی مربوط به مسائل آزمون ۱۰-۱ در پیوست

مساله	$(\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2, u_{left}, u_{right})$	پارامترسازی	J^*	CT	$x(t_f)$
۱	(۰/۱، ۰/۰۱، -۱، ۱)	$P-C$	۱/۰۴۸۲	۲۹/۵۴	$[0/100.2, -0/0.421]^T$
		$P-L$	۱/۰۸۳۳	۳۳۳/۷۷	$[0/0.499, -0/0.933]^T$
۲	(۰/۱، ۰/۰۱، -۲۰، ۲۰)	$P-C$	۰/۱۶۱۴	۵۷/۳۳	$[-0/2180, 0/0.114]^T$
		$P-L$	۰/۱۵۷۵	۵۸/۶۷	$[-0/2109, 0/0.256]^T$

مساله	$(\varepsilon_1, \varepsilon_2, u_{left}, u_{right})$	پارامترسازی	J^*	CT	$x(t_f)$
۳	$(0/1, 0/0.1, -1.5, 2)$	$P - C$	$0/0.160$	$15/31$	$[-1/56 \times 10^{-9}, -4/15 \times 10^{-8}]^T$
		$P - L$	$0/0.125$	$15/64$	$[7/18 \times 10^{-12}, -6/59 \times 10^{-9}]^T$
۴	$(0/1, 0/0.1, -1, 1)$	$P - C$	$9/15 \times 10^{-4}$	$9/76$	$[1/91 \times 10^{-8}, -3/92 \times 10^{-9}]^T$
		$P - L$	$9/11 \times 10^{-4}$	$11/20$	$[2/58 \times 10^{-8}, 1/39 \times 10^{-8}]^T$
۵	$(0/1, 0/0.1, -\pi, \pi)$	$P - C$	$3/5119$	$11/20$	$[-2/96 \times 10^{-3}, 4/27 \times 10^{-6}]^T$
		$P - L$	$3/4911$	$77/36$	$[2/54 \times 10^{-6}, -3/0 \times 10^{-7}]^T$
۶	$(0/1, 0/0.1, -3, 3)$	$P - C$	$2/0.331$	$27/79$	$[4/99 \times 10^{-11}, -1]^T$
		$P - L$	$2/0.709$	$37/29$	$[-2/23 \times 10^{-9}, -1]^T$
۷	$(0/1, 0/0.1, -30, 30)$	$P - C$	$-8/8692$	$6/0$	$[-1/16 \times 10^{-9}, -9/85 \times 10^{-9}, 8/8692]^T$
		$P - L$	$-8/8692$	$6/38$	$[-3.79 \times 10^{-9}, -7.57 \times 10^{-9}, 8.8692]^T$
۸	$(0/1, 0/0.1, -1, 1)$	$P - C$	$0/0.359$	$88/06$	$[0/9652, 0/0.44, 0/941]^T$
		$P - L$	$0/0.359$	$122/24$	$[0/9647, 0/0.44, 0/941]^T$
۹	$(0/1, 0/0.5, -4, 4)$	$P - C$	$3/2078$	$296/38$	$[4/24 \times 10^{-8}, -1/68 \times 10^{-7}]^T$
		$P - L$	$3/2078$	334.93	$[-1/35 \times 10^{-8}, -8/43 \times 10^{-9}]^T$
۱۰	$(0/1, 0/0.01, 0, 2)$	$P - C$	$4/25 \times 10^{-14}$	5.73	$3/9743$
		$P - L$	$2/12 \times 10^{-15}$	6.47	$3/9743$

۷ نتیجه گیری

زمان محاسباتی و دقت عددی دو موضوع اساسی در حل مسایل DO، است. عمدتاً روش‌های مستقیم، زمان محاسباتی کم و دقت پایین دارند و در مقابل روش‌های ابتکاری زمان محاسباتی بالاتر و دقت بهتری دارند. در این تحقیق با ترکیب روش‌های ابتکاری و مستقیم یک الگوریتم تکراری جدید برای حل ارائه شد، به طوری که در هر تکرار پارامترسازی متغیر کنترل بر اساس جواب بهینه‌ی یک الگوریتم ابتکاری پیشنهادی می‌باشد. نتایج عددی نشان می‌دهد روش ارائه شده زمان محاسباتی کمتری نسبت به الگوریتم ژنتیک، در مساله‌ی واندربیل، دارد و هم‌چنین در مقایسه‌ی دو پارامترسازی قطعه به قطعه ثابت و خطی، زمان محاسباتی پارامترسازی قطعه به قطعه ثابت کم‌تر است.

منابع

- [۲] اسلامی راد، ا.، فراهی، م. ه.، (۱۳۹۲). تخمین پارامترهای مدل ریاضی HIV/AIDS با استفاده از مشاهده و حل مدل کنترلی به روش گسسته‌سازی. مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۴۲(۱)، ۷۹-۸۷.
- [1] Kirk, D. E., (2004). Optimal Control Theory: An Introduction, Dover Publications.
- [3] Schlegel, M., Stockmann, K., Binder, T., Marquardt, W., (2005). Dynamic optimization using adaptive control vector Parameterization. Computers Chemical Engineering, 29(8), 1731-1751.
- [4] Assassa, F., Marquardt, W., (2014). Dynamic optimization using adaptive direct multipl shooting. Computers Chemical Engineering, 60(0), 242 - 259.

- [5] Abo-Hammour, Z. S., Asasfeh, A. G., Al-Smadi, A. M., Alsmadi, O. M. K., (2011). A novel continuous genetic algorithm for the solution of optimal control problems. *Optimal Control Applications and Methods*, 32(4) 414-432.
- [6] Sim, Y. C., Leng, S. B., Subramaniam, V., (2000). A combined genetic algorithms-shooting method approach to solving optimal control problems. *International Journal of Systems Science*, 31(1), 83-89.
- [7] Shi, X. H., Wan, L. M., Lee, H. P., Yang, X. W., Wang, Y. C., Liang, Y. C., (2003). An improved genetic algorithm with variable population-size and a PSO-GA based hybrid evolutionary algorithm, in: *Machine Learning and Cybernetics. International Conference on*, Vol. 3, 1735-1740.
- [8] Modares, H., Naghibi-Sistani, M. B., (2011). Solving nonlinear optimal control problems using a hybrid IPSO -SQP algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24(3), 476-484.
- [9] Arumugam, M. S., Murthy, G. R., Loo, C. K., (2009). On the optimal control of the steel annealing processes as a two stage hybrid systems via PSO algorithms. *International Journal Bio-Inspired Computing*, 1(3), 198-209.
- [10] Arumugam, M. S., Rao, M. V. C., (2008). On the improved performances of the particle swarm optimization algorithms with adaptive parameters, cross-over operators and root mean square (RMS) variants for computing optimal control of a class of hybrid systems. *Application Soft Computing* 8(1), 324-336.
- [11] van Ast, J. M., Babuška, R., De Schutter, B., (2009). Novel ant colony optimization approach to optimal control. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2(3) 414-434.
- [12] Cruz, I. L., Willigenburg, L. V., Straten, G. V., (2003). Efficient differential evolution algorithms for multimodal optimal control problems. *Applied Soft Computing*, 3(2) 97-122.
- [13] Lee, M. H., Han, C., Chang, K. S., (1999). Dynamic optimization of a continuous polymer reactor using a modified differential evolution algorithm. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 38(12) 4825-4831.
- [14] Wang, F. S., Chiou, J. P., (1997). Optimal control and optimal time location problems of differential-algebraic systems by differential evolution. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 36(12), 5348-5357.
- [15] Kumar, A. V. A., Balasubramaniam, P., (2009). Optimal control for linear system using genetic programming. *Optimal control applications and Methods*, 30(1), 47-60.
- [16] Engelbrecht, A., (2007). *Computational Intelligence: An Introduction*, Wiley.
- [17] Babaie-Kafaki, S., Ghanbari, R., Mahdavi-Amiri, N., (2012). An efficient and practically robust hybrid metaheuristic algorithm for solving fuzzy bus terminal location problems. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 29(2), 1-25.
- [18] de Boor, C., (2001). A Practical Guide to Splines, no. v. 27 in *Applied Mathematical Sciences*.
- [19] Chui, C. K., Chen, G., (1989). *Linear Systems and Optimal Control*. New York, NY, USA: Springer-Verlag New York, Inc.
- [20] Fabien, B., C., (1998). Some tools for the direct solution of optimal control problem *Advances Engineering Software*, 29, 45-61.

پیوست

مسایل نمونه آزمون طبق چارچوب مساله‌ی DO در (۶)–(۱)، بخش ۲، از مرجع [۲۰]، به صورت زیر است.

$$\begin{aligned}
 ۱) \quad & g = \frac{1}{\gamma} (x_1^* + x_2^* + u^*), \quad t_0 = 0, t_f = 5, f = [x_1, -x_1 + (1 - x_1^*)x_2 + u]^T, \quad d = -(x_1 + 0.25), \\
 & x_0 = [1, 0]^T. \\
 ۲) \quad & g = x_1^* + x_2^* + 0.05u^*, \quad t_0 = 0, t_f = 1, f = [x_1, -x_1 + u]^T, \quad d = -[-(20 + u)(20 - u), \\
 & -(\lambda(t - 0.5)^2 - 0.5 - x_1)]^T, \quad x_0 = [0, -1]^T. \\
 ۳) \quad & g = \frac{1}{\gamma} (x_1^* + x_2^* + 0.1u^*), \quad t_0 = 0, t_f = 0.178, f = [-2(x_1 + 0.25) + (x_1 + 0.5)e^{\frac{25x_1}{x_1+2}} \\
 & - (x_1 + 0.25)u, 0.5 - x_1 - (x_1 + 0.5)e^{\frac{25x_1}{x_1+2}}]^T, \quad x_0 = [0.5, 0]^T, \quad \psi = [x_1, x_2]^T.
 \end{aligned}$$

- ۴) $g = \frac{1}{\gamma}(x_{\gamma}^{\gamma} + x_{\gamma}^{\gamma}), t_{\circ} = \circ, t_f = \cdot / \gamma \wedge, f = [-\gamma(x_{\gamma} + \cdot / \gamma \delta) + (x_{\gamma} + \cdot / \delta)e^{\frac{\gamma \delta x_{\gamma}}{x_{\gamma} + \gamma}} - (x_{\gamma} + \cdot / \gamma \delta)u, \cdot / \delta - x_{\gamma} - (x_{\gamma} + \cdot / \delta)e^{\frac{\gamma \delta x_{\gamma}}{x_{\gamma} + \gamma}}]^T, d = -(\gamma + u)(\gamma - u), x_{\circ} = [\cdot / \delta, \circ]^T, \psi = [x_{\gamma}, x_{\gamma}]^T.$
- ۵) $g = \frac{1}{\gamma}u^{\gamma}, t_{\circ} = \circ, t_f = \gamma, f = [\cos u - x_{\gamma}, \sin u]^T, d = -(\pi + u)(\pi - u), x_{\circ} = [\gamma / \epsilon \epsilon, -\gamma / \wedge \epsilon]^T, \psi = [x_{\gamma}, x_{\gamma}]^T.$
- ۶) $\phi = x_{\gamma}, t_{\circ} = \circ, t_f = \gamma, f = [x_{\gamma}, u, \frac{1}{\gamma}u^{\gamma}]^T, d = -(x_{\gamma} + \gamma / \gamma)(x_{\gamma} - \gamma / \gamma), x_{\circ} = [\circ, \circ, \circ]^T, \psi = [x_{\gamma}, x_{\gamma} + \gamma]^T.$
- ۷) $\phi = -x_{\gamma}, t_{\circ} = \circ, t_f = \delta, f = [x_{\gamma}, -\gamma + \frac{u}{x_{\gamma}}, -\cdot / \gamma u]^T, u, \frac{1}{\gamma}u^{\gamma}]^T, d = -(u + \gamma \cdot)(u - \gamma \cdot), x_{\circ} = [\gamma \cdot, -\gamma, \gamma \cdot]^T, \psi = [x_{\gamma}, x_{\gamma}]^T.$
- ۸) $\phi = (x_{\gamma} - \gamma)^{\gamma} + x_{\gamma}^{\gamma} + x_{\gamma}^{\gamma}, g = \frac{1}{\gamma}u^{\gamma}, t_{\circ} = \circ, t_f = \delta, f = [x_{\gamma} \cos u, x_{\gamma} \sin u, \sin u]^T, x_{\circ} = [\circ, \circ, \circ]^T.$
- ۹) $g = \frac{1}{\gamma}u^{\gamma}, t_{\circ} = \circ, t_f = \gamma, f = [x_{\gamma}, u]^T, x_{\circ} = [\gamma, \gamma]^T, \psi = [x_{\gamma}, x_{\gamma}]^T.$
- ۱۰) $g = x^{\gamma} \cos^{\gamma} u, t_{\circ} = \circ, t_f = \pi, f = \sin \frac{u}{\gamma}, x_{\circ} = \frac{\pi}{\gamma}.$