مجله نخبگان علوم و مهندسی

Journal of Science and Engineering Elites

جلد ۵- شماره ۱- سال ۱۳۹۹

www.ElitesJournal.ir

ارائه یک الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه برای بهینه کردن حرکت ربات های با درجات آزادی بالا

نوید مشتاقی یزدانی

دانشجوی دکتری کنترل، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد

Navid.moshtaghi@ut.ac.ir

ارسال: اسفند ماه ۹۸ پذیرش: فروردین ماه ۹۹

چکیده

امروزه تمایل زیادی برای حل مسائل بهینه سازی چند هدفه بر مبنای الگوریتم های ابتکاری وجود دارد.در این مقاله یهینه یاب جدیدی مبتنی بر الگوریتم جستجوی گرانشی برای بهینه کردن حرکت ربات های با درجات آزادی بالا ارائه شده است.این روش قادر به کمینه کردن مسیر حرکت مفاصل، انرژی مصرفی و گشناور محرکه ها در حین رسیدن به هدف می باشد. همچنین با توجه به قابلیت بالای الگوریتم جستجوی گرانشی جند هدفه این روش قادر به برخورد با قید های زیادی می باشد

کلمات کلیدی: قید، بهینه ساز چند هدفه، الگوریتم جستجوی گرانشی.

۱- مقدمه

با بزرگ شدن مسائل و اهمیت یافتن سرعت رسیدن به پاسخ وعدم پاسخگویی روش های کلاسیک، امروزه از الگوریتم‌های جستجوی تصادفی به جای جستجوی همه جانبه فضای مسئله، بیشتراستفاده می شوداز سوی دیگر، با بزرگترشدن پیچیدگی وابعاد مسائل،روش های مستقیم برنامه ریزی غیر خطی و جستجوی همه جانبه، نیازمند صرف زمان و هزینه بیشتری برای حل این مسائل هستند.به‌همین دلیل، استفاده از الگوریتم‌های جستجوی ابتکاری روزبه‌روز بیشتر می شود[۱ و ۶]. الگوریتم‌های ابتکاری به دسته‌ای از روش های بهینه سازی تصادفی اطلاق می شود که فرایندهای طبیعی را شبیه سازی می کنند. در الگوریتم های تکاملی، جستجو به صورت موازی انجام میشود، به این معنا که مجموعه‌ای از عامل‌ها، فضای مساله را جستجو میکنند اکثر این روش ها به‌صورت جمعیتی عمل کرده و برای هدایت جستجواز تابع برازندگی استفاده میکنند. از آنجا که الگوریتم‌های ابتکاری با رویکرد موازی به حل مسائل می‌پردازند،همواره مجموعه‌ای از پاسخ ها راایجاد می کنند، بنابراین ابزاری مناسب برای حل مسائل چند هدفه به شمار می آیند.[۳و۴]. مسائل دنیای واقعی ماهیت پویا دارند یعنی در هدف بهینه یابی یا در محدودیت یک مسئله بهینه‌یابی تغییراتی رخ می دهد،ممکن است بهینه آن مسئله تغییر کند.به عبارت دیگر محیط تغییر کرده است.اگر این حالت رخ دهد وفق دادن راه حل با راه حل قدیمی ضروری است بنابراین بهتر است که الگوریتم بهینه یابی داشته باشیم که قادر باشد به طور پیوسته راه حل را با محیط در حال تغییر وفق دهد و از نتایج بدست آمده گذشته مجددا استفاده

کند.مشکل اصلی الگوریتم‌ها ،این است که سرانجام به یک بهینه همگرا می شوند و بنابراین توانایی لازم را برای وفق پذیری با تغییرات محیط از دست می دهند.لذا باید الگوریتم هایی برای محیط های در حال تغییر بکار گرفته شود که قادر به تولید تنوع بعد از یک تغییر،نگهداری تنوع در طول اجرا، حفظ راه حل‌های قبلی و استفاده از شیوه‌های چند جمعیتی باشند. در سال های اخیر، استفاده از الگوریتمهای جستجوی ابتکاری رشد چشمگیری داشته است.ازجمله این روش‌ها، میتوان به الگوریتم وراثتی [۲]، الگوریتم جستجوی جمعیت مورچگان[۳]، بهینه سازی جمعیت ذرات[۴]، الگوریتم ایمنی [۵]، الگوریتم جدید جستجو گرانشی باالهام ازنیروی گرانش و قوانین نیوتن[۶] اشاره کرد. در بهینه سازی تک هدفه، راه حل بهینه معمولاً به خوبی و وضوح، قابل تعریف است، اما در بهینه سازی چند هدفه نمی توان تنها یک راه حل را به عنوان بهترین جواب مساله معرفی کرد. در این گونه مسائل باید مجموعه ای از راه حل ها را که هر یک از اهداف را در سطح قابل قبولی برآورده می سازند، به عنوان مجموعه جواب بهینه معرفی کرد.به طور کلی،در بهینه سازی چند هدفه باید نکات زیر مدنظر قرار گیرد[۷]. فاصله جبهه مغلوب نشده تا جبهه بهینه پرتو، باید به حداقل برسد،راه حل های پیدا شده باید دارای توزیع مناسبی باشند و گستردگی جبهه مغلوب نشده نهایی باید به حداکثر برسد.یعنی برای هر هدف،دامنه گسترده‌ای از مقادیر، باید تحت پوشش راه حل های مغلوب نشده قرار بگیرد.با توجه به این نکات، در بهینه سازی چند هدفه باید به سه مسأله اساسی توجه کرد [۷] چگونگی تخصیص شایستگی و انتخاب به منظور هدایت الگوریتم به طرف مجموعه بهینه پرتو؛ چگونگی حفظ تنوع به منظور جلوگیری ازهمگرایی زود هنگام و رسیدن به یک مجموعه مغلوب نشده با توزیع مناسب نخبه گرایی، یعنی چگونگی جلوگیری از نابودی راه حل های که هنوز مغلوب نشده اند.الگوریتم GSA یک الگوریتم بهینه سازی ابتکاری است که برای حل مسائل تک هدفه ارائه شده است.در[۲] روشی برای حل مسائل چند هدفه بر مبنای GSA ارائه شده است و کارایی آن با روش هایی چون SPEA2 و TV-PSO مقایسه گردیده است.در این مقاله نسخه ای از این الگوریتم برای حل مسائه چند هدفه کنترل بازوی مکانیکی طراحی و ارائه شده است.

بازوهای مکانیکی با درجه آزادی بالا به دلیل داشتن تعداد زیاد مفاصل می توانند از چندین مسیر به یک هدف برسند. هدف از کنترل بازوی مکانیکی با درجه آزادی بالا،رسیدن به هدف (نقطه ای مشخص) با توجه به محدودیت های آن نظیر کمترین گشتاور و حداقل کردن حرکت ربات ،محدودیت زاویه دوران مفاصل،سرعت مفاصل می باشد. ما در این مقاله با ارائه یک الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه به حل مسئله سینماتیک معکوس و یافتن مجموعه ای از زوایای مفاصل با قیود کمینه بودن فاصله سر ربات تا نقطه هدف کمترین گشتاور و زاویه دوران مفاصل می پردازیم.

۲- بهینه سازی چند هدفه

یک مسأله بهینه سازی چند هدفه، شامل یک مجموعه n پارامتری از متغیرهای تصمیم گیری و مجموعه‌ای از k تابع هدف است.اهداف توابعی متغیرهای تصمیم گیری هستند.هدف از بهینه سازی عبارت است از:

$$\begin{aligned} &optimize \quad y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \ldots, f_K(x)) \\ &s.t \qquad e(x) = (e_1(x), e_2(x), \ldots, e_m(x)) \le 0 \\ &where \quad x = (x_1, x_2, \ldots, x_n) \in X \\ &\qquad y = (y_1, y_2, \ldots, y_k) \in Y \end{aligned} \tag{۱}$$

در رابطه بالا، x بردار تصمیم گیری، y بردار هدف،X فضای تصمیم گیری و Y فضای هدف را مشخص می کنند. برای دو بردار هدف و $V=(v_1,v_2,\ldots\ldots,v_k)$ با فرض اینکه هدف از بهینه سازی، بیشینه سازی است، برای بیان مفاهیم بهینه پرتو تعاریف ریاضی قابل بیان است:

$$U = V \quad if \quad \forall I \in \{1,2,\ldots,k\} : u_i = v_i \tag{۲}$$
$$U \geq V \quad if \quad \forall I \in \{1,2,\ldots,k\} : u_i \geq v_i \tag{۳}$$
$$U \leq V \quad if \quad \forall I \in \{1,2,\ldots,k\} : u_i \leq v_i \tag{۴}$$

رابطه ۲ نشان دهنده آن است که دو بردار هدف ارزش یکسانی دارند در حالی که رابطه ۴ بیانگر برتری کامل بردار هدف u بر بردار هدف v است. به عبارت دیگر، این بردار را مغلوب می کند. از سوی دیگر رابطه ۳ بیانگر برتری ضعیف بردار هدف u بر بردار هدف v است در مسائل چند هدفه، دو بردار تصمیم $x_1, x_2 \in X$ می توانند سه حالت نسبت به یکدیگر داشته باشند.

$$x_1 > x_2 \quad if \quad f(x_1) > f(x_2) \tag{۵}$$

این رابطه بیانگر آن است که بردار تصمیم x_1 بردارتصمیم x_2 را مغلوب می کند،اگر و تنها اگر بردار هدف $f(x_1)$ بردار هدف $f(x_2)$ را مغلوب کند:

$$x_1 \geq x_2 \quad if \quad f(x_1) \geq f(x_2) \tag{۶}$$

رابطه ۶ بیانگر آن است که بردار تصمیمx_1 بردارتصمیم x_2 را بطور ضعیف مغلوب می کند،اگر و تنها اگر بردار هدف $f(x_1)$ به طور ضعیف بردار هدف $f(x_2)$ را مغلوب کند:

$$x_1 \leq x_2 \quad if \quad f(x_1) \leq f(x_2) \tag{۷}$$

رابطه ۷ بیانگرآن است که بردارهای تصمیم x1 و x2 نسبت به یکدیگر بی تفاوت بوده و رابطه مغلوب شوندگی یا مغلوب کنندگی نسبت به یکدیگر ندارند. بر عکس بهینه سازی تک هدفه که تابع هدف و تابع شایستگی،اغلب برابر هستند. در مسائل بهینه سازی چند هدفه، تخصیص شایستگی و انتخاب باید برای چندین هدف در نظر گرفته شود. روشی که براساس روش های سنتی، برای ساخت راه حل های نهایی وجود دارد، جمع کردن اهداف در یک تابع هدف پارامتری شده واحد است. پارامترهای این تابع به طور سیستماتیک،در طول اجرای بهینه سازی، تغییر میکنند تا یک مجموعه از راه حل های مغلوب نشده را به جای یک راه حل واحد در فضای هدف پیدا کنند. روش های مبتنی بر معیار، اهداف را در طول مرحله انتخاب، تعویض میکنند، به این نحو که هر بار، بر اساس یکی از اهداف عمل انتخاب انجام می شود[۸-۹].

احتمالات برای سویچ میان اهداف میتواند توسط کاربر تعریف شود و یا به طورتصادفی باشد. نظریه محاسبه شایستگی فرد، براساس غلبه پرتو را میتوان به گل دبرگ نسبت داد[۱۰] . روش های مختلفی برای استفاده از ترتیب جزئی پیشنهاد شده است. برخی شیوه ها، از رتبه پرتواستفاده میکنند، مانند تعداد افرادی که بر یک فرد غلبه دارند و مقادیر شایستگی را تعیین می کنند[۱۱]. روش های دیگر، از عمق تسلط استفاده می کنند که در این روش ها، جمعیت به چندین جبهه تقسیم شده، عمق به جبهه ای منعکس میشود که فرد به آن تعلق دارد[۱۲]. همچنین، بعضی روش ها از تعداد تسلط یعنی تعداد افرادی که تحت تسلط. فرد خاصی قرار میگیرند، استفاده کرده اند[۷و ۱۳] بهترین روش برای حل مسائل چند هدفه، پیشنهاد دادن مجموعه ای از راه حل های مغلوب نشده است که هر یک از آنها اهداف را در سطح قابل قبولی برآورده میسازد که اصطلاحا مجموعه بهینه پرتو نامیده می شوند.راه حل های بهینه پرتو را مجموعه بهینه پرتو و بردارهای هدف متناظر را جبهه بهینه پرتو یا سطح بهینه پرتو می نامند. اکثر الگوریتم های بهینه سازی چندهدفه، سعی می کنند با وارد کردن اطلاعات تراکم به فرآیند انتخاب تنوع جبهه پرتو را حفظ کنند. بدین نحو که شانس فردی که انتخاب می شود، با افزایش تراکم افراد در همسایگی‌اش، کاهش می یابد. چندین روش برای حفظ تنوع از این روش استفاده کرده اند. روش کرنل همسایگی یک نقطه را بر حسب تابع کرنل k تعریف میکند و فاصله تا نقطه دیگر را به عنوان یک آرگومان، محاسبه میکند [۱۴]. برای هر فرد، فواصل di نسبت به همه افراد دیگر i محاسبه میشود و پس از استفاده از تابع k مقادیر به دست آمده k(di) جمع زده می شوند. مجموع مقادیر تابع k برآورد تراکم برای فرد مورد نظر را نشان می دهد روش دیگر ، روش نزدیکترین همسایه است که برای برآورد تراکم در همسایگی هر نقطه، فاصله

نقطه داده شده تا نزدیکترین همسایه k امش را محاسبه میکند.هر چه این فاصله کمتر باشد، تراکم در اطراف نقطه، بیشتراست.هیستوگرام ها، دسته سوم ارزیابهای تراکم را تعریف می کنند.در این روش ،تراکم اطراف یک فرد به سادگی با تعداد افرادی که در بازه مربوط به فرد، قرار دارند محاسبه می شود. در الگوریتم پیشنهادی برای حفظ تنوع، به منظورجلوگیری از همگرایی زود هنگام و رسیدن به یک مجموعه مغلوب نشده با توزیع مناسب از مفهوم نزدیکترین همسایه استفاده می شود.

۳- الگوریتم جستجوی گرانشی

الگوریتم بهینه سازی گرانشی،با الهام از قانون جاذبه و نیروی گرانش طبیعت معرفی شده است[۱۵].این الگوریتم شامل دو مرحله کلی است: تشکیل یک سیستم مصنوعی با زمان گسسته در محیط مسئله،موقعیت یابی اولیه برای اجرام،ئضع قوانین حاکم و تنظیم پارامترها. گذر زمان،حرکت اجرام و به روز رسانی پارامترها تا پیش آمدن زمان توقف..در ابتدای تشکیل سیستم، هرجرم به صورت تصادفی در یک نقطه از فضای جستجو قرار می گیرد.مقدار اجرام با توجه به برازندگی هر عامل تعیین می شوند.

$$M_i = \left[fit_i(t) - worst(t)\right] / \left[best(t) - worst(t)\right] \quad (۸)$$

در رابطه بالا $fit_i(t)$ میزان برازندگی جرم i را در زمان t نشان می دهد و worst(t) و best(t) به ترتیب نشان دهنده بدترین و بهترین میران برازندگی جرم i در زمان t هستند. در این سیستم تنها قوانین گرانش و نیوتن حاکم هستند. در این سیستم، در زمان t جرم i با شتابی معادل $ad_i(t)$ به سوی سایر اجرام در جهت بعد d کشیده می شود.

$$a_i^d(t) = \sum_{j=i} rand_j \times G(t) \frac{M_j(t)}{R_{i,j}(t) + \varepsilon} \left(x_j^d(t) - x_i^d(t)\right) \quad (۹)$$

در این رابطه $M_j(t)$ جرم عامل j و G (t) ثابت گرانش در زمان t است. $R_{i,j}(t)$ فاصله بین دو جرم iوj و ε یک عدد بسیار کوچک است.سرعت هر جرم برابر مجموع ضریبی از سرعت فعلی جرم و شتاب جرم است که طبق رابطه ۱۰ تعریف می شود.

$$V_i^d(t+1) = randi \times V_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (۱۰)$$

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + V_i^d(t+1) \quad (۱۱)$$

$rand_i$ و $rand_j$اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه [۱و۰] می باشند،که برای حفظ خاصیت تصادفی بودن جستجو استفاده می شوند. برای تنظیم ضریب گرانش از رابطه زیر استفاده می شود که در این رابطه ضریب گرانش بصورت نمایی کاهش می یابد. پس از تشکیل سیستم در هر تکرار، اجرام ارزیابی و سپس تغییر مکان هر جرم محاسبه می شود. پارامتر های سیستم شامل جرم اینرسی وثابت گرانش نیوتن است، که در هر مرحله به روز رسانی میشوند.با استفاده از پیچیده ترین توابع آزمون قابلیت های متفاوت الگوریتم GSA مورد ارزیابی قرار گرفته است.نتایج بدست آمده در مقایسه با الگوریتم های دیگری همچون الگوزیتم ژنتیک و الگوریتم PSO در اکثر مواقع بسیار بهتر بوده است.از ویژگی های مثبت الگوریتم GSA می توان به همگرایی سریع،عدم توقف در بهینه های محلی،کاهش حجم مجاسباتی نسبت به الگوریتم های تکاملی و نیاز به حافظه کمتر در مقایسه با دیگر الگوریتم های هوش جمعی اشاره نمود که می تواند بستر جدیدی از تحقیقات را پیش روی محققین قرار دهد. با توجه به مزایا و قابلیت های این الگوریتم می توان از آن در بهینه سازی مسائل چند هدفه استفاده نمود.

۴- الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه

بطور کلی می توان روش های بهینه سازی مسائل چند هدفه را بر اساس دو معیار با یکدیگر مقایسه کرد:۱- میزان فاصله جبهه مغلوب نشده تا جبهه بهینه پرتو باید به حداقل برسد.۲- توزیع مناسب راه حل های پیدا شده باید حداکثر شود. برای ارائه یک رویکرد مناسب در حل مسائل چند هدفه با الگوریتم گرانشی بر پایه مفاهیم پرتو باید به گونه ای شایسته، موضوعات تخصیص شایستگی،حفظ تنوع و نخبه گرایی رابطه مند شود. الگوریتم MOGSA برای برآورده کردن هر یک از اهداف فوق از سه روش استفاده می کند.۱- برنامه تخصیص برازندگی،این برنامه برای هر فرد در تظر می گیرد که چه تعداد از اجرام را مغلوب و خودش توسط چه تعداد از اجرام مغلوب می شود . ۲- برآورد تراکم نزدیکترین همسایه،این روش اجازه راهنمایی دقیق تر فرآیند جستجو را می دهد.۳- روش برش آرشیو که نگهداری راه حل های حدی را تضمین می کند. MOGSA از یک جمعیت منظم و یک آرشیو برای نگهداری بهترین راه حل ها استفاده می کند. مراحل نسخه کلاسیک الگوریتم MOGSA به صورت شکل زیر می باشد:

۱- تولید جمعیت اولیه،در این مرحله جمعیت P_0 به صورت تصادفی تولید می شوند

۲- محاسبه برازندگی هر یک از اعضا جمعیت P_t که جمعیت را در نسل t نشان می دهد.تخصیص شایستگی به هر یک از اعضا به روش SPEA2 انجام می شود.

۳- به روز رسانی آرشیو، در این مرحله اعضا جمعیت،در یک آرشیو نگهداری می شوند

۴- انتخاب kbest عضو از آرشیو برای تاثیر گذاری روی سایر اجرام،در زمان شروع الگوریتم تمام اجرام روی یکدیگر اثر می گذارند و با گذشت زمان مقدار kbest به صورت یک نسبت خطی کم می شود تا اینکه در انتها تنها دو درصد جمعیت بر سایر اعضا نیرو وارد می کنند

۵- محاسبه سرعت و شتای هر راه حل بر طبق فرمول های زیر

$$a_i^d(t) = \sum_{j \neq i} rand_j \times G(t) \frac{M_j(t)}{R_{i,j}(t) + \epsilon} \left(x_j^d(t) - x_i^d(t)\right)$$

$$V_i^d(t+1) = randi \times V_i^d(t) + a_i^d(t)$$

۶- ترکیب جمعیت و آرشیو و انتخاب بهترین اعضا جمعیت ترکیبی به عنوان آرشیو نسل بعد

۷- در صورتب که شرط توقف بر قرار شده الگوریتم پایان یابد در غیر این صورت به مرحله ۴ برو

۵- الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه پیشنهادی

در این بخش روش جدیدی برای بهبودالگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه(MOGSA) پیشنهاد می شود. با وجود مزایای الگوریتم MOGSA ، این الگوریتم در بعضی مسائل استاندارد به بهینه مناسب دست پیدا نمی کند و بسیار سریع همگرا می شودکه باعث کاهش قدرت جستجو می گردد. برای برآورده کردن اهداف اساسی بهینه سازی چند هدفه، روش پیشنهادی با الهام از سایر روش های ارائه شده در این زمینه که در بخش دوم به تعدادی از آنها پرداخته شد، استفاده می کند. در الگوریتم ارائه شده استفاده از روش فاصله نزدیکترین همسایه K ام برای متمایز کردن افرادی که دارای مقادیر برازندگی مساوی هستند استفاده شده و عملگر جهش برای جلوگیری از همگرایی زود هنگام الگوریتم به سمت جبهه بهینه پرتو محلی استفاده میشود.همچنین الگوریتم پیشنهادی باعث بهبود همگرایی و افزایش تنوع راه حل های جبهه پرتو می شود، شبه کد پیشنهادی در زیر آمده است:

۱- تولید جمعیت و آرشیو اولیه : در این مرحله، جمعیت و ـ آرشیو اولیه،، ، به صورت تصادفی تولید می شود ،

۲- ترکیب جمعیت اولیه و آرشیو

۳- محاسبه برازندگی هر یک از اعضا جمعیت ترکیبی $P_t=p_t+a_t$

٤- برای جابه جایی هر عضو جمعیت یا به عبارتی، تعیین موقعیت بعدی هر عامل، تعداد kbest عضو از آرشیو به طور تصادفی انتخاب میشود . درزمان شروع الگوریتم همه اجرام آرشیو روی عاملهای جمعیت اثر می گذارند و با گذشت زمان این مقدار به صورت یک نسبت خطی کم می شود تا اینکه در انتها تنها ۲ درصد جمعیت بر سایر اعضا نیرو وارد می کنند.

٥- محاسبه جرم،شتاب و سرعت و مکان جدید هر جسم

٦- کپی کردن همهٔ اجرام مغلوب نشده از آرشیو و جمعیت در آرشیو نسل بعد

۷- جهش جمعیت. عملگر جهش برای جلوگیری از همگرایی زود هنگام الگوریتم به سمت جبهه بهینه پرتو محلی استفاده میشود. در این مرحله تعدادی از اجرام آرشیو مغلوب شده انتخاب و عملگر جهش روی آن ها اعمال می شود. در صورت مغلوب شدن راه حل قبلی توسط راه حل جدید، راه حل جدید عضو آرشیو می شود.

۸- اگر به شرط توقف رسیده ایم، الگوریتم پایان می یابد: در غیر اینصورت به مرحله "۲" بر می گردیم.

دراین بخش نتایج پیاده سازی الگوریتم وراثتی SPEA2 الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات TVPSO و نسخه اولیه الگوریتم جستحوی گرانشی چند هدفه و الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع جدول ۱ آورده شده است. در کلیه روش های فوق تعداد اعضای جمعیت و آرشیو برابر ۱۰۰ عضو در نظر گرفته شده است. تعداد تکرارها برای مسائل با بعد ۳۰ برابر ۱۵۰۰ تکراردر نظر گرفته شده است. در ابعاد کمتر، الگوریتم ها با ۵۰۰ تکرار اجرا شده اند. جزئیات الگوریتم های پیاده سازی شده SPEA2 [۱۴] و TVPSO [۱۷] مطابق چیزی بوده که در مراجع مربوطه گزارش شده است.

جدول ۱- توابع محک استاندارد مینیمم شونده

نام تابع: KUR,
n=3,Range: [-5,5], Non-convex
Non-connected

$$f_1(x)=\sum_{i=1}^{n-1}-10\exp(-0.2\sqrt{x_i^2+x_{i+1}^2}$$

$$f_2(x)=\sum_{i=1}^{n}|x_i|^{0.8}+5sinx_i^3$$

نام تابع : POL,
$n=2$, Range: $[-\pi,\pi]$ Non-convex, Non-connected,

$$f_1(x)=[1+(g_1-h_1)^2+(g_2-h_2)^2]$$

$$f_1(x)=[(x_1+3)^2+(x_2+1)^2]$$

$$g_1=0.5\,sin1-2\cos 1+sin2-1.5cos2$$

$$g_2=1.5sin1-cos1+2sin2-0.5cos2$$

$$h_1=0.5sinx_1-2cosx_1+sinx_2-1.5cosx_2$$

$$h_2=1.5sinx_1-cosx_1+2sinx_2-0.5cosx_2$$

نام تابع : ZDT2,
n=30, Rang: [0,1], Non-convex, Connected

$$f_1=x_1,$$

$$f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{\frac{x_1}{g(x)}}\ ]$$

Where

$g(x) = 1 + 9\frac{(\sum_{i=1}^{n} x_i}{(n-1)}$

نام تابع : ZDT3

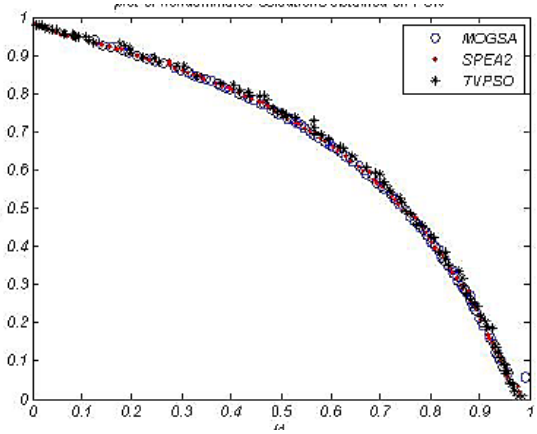
n =30,Range:[0,1], convex, Non-Connected

$$f_1 = x_1,$$

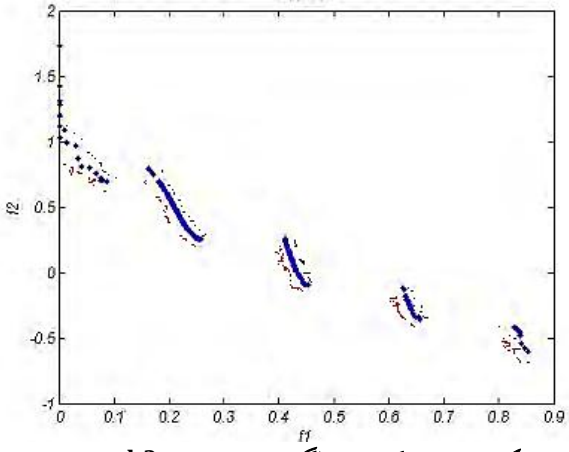
$$f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{\frac{x_1}{g(x)}} - \frac{x_1}{g(x)} \times \sin(10\pi x_1])$$

Where $g(x) = 1 + 9\frac{(\sum_{i=1}^{n} x_i}{(n-1)}$

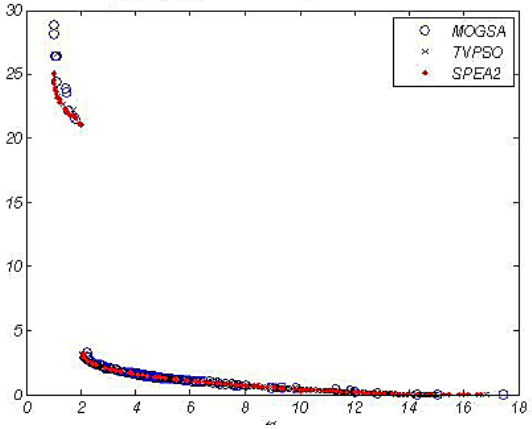
در شکل های ۱ تا ۴ منحنی های جبهه مغلوب نشده تولید شده توسط الگوریتم پیشنهادی و الگوریتمهای SPEA2 و TVPSO و نسخه MOGSA برای توابع محک استاندارد جدول ۱، نشان داده شده است. نتایج حاصل از آزمایشهای انجام شده روی توابع استاندارد، بیانگر آن است که الگوریتم چند هدفه پیشنهادی با آخرین دستاوردهای موجود در این زمینه قابل مقایسه است و جستجو ، بهره وری و همگرایی آن از نسخه کلاسیک MOGSA بهتر است. در ادامه از الگوریتم مذکور برای حل مسئله سینماتیک معکوس ربات های با درجات آزادی بالا با در نظر گرفتن قیود گشتاور و زاویه دوران مفاصل استفاده می شود.



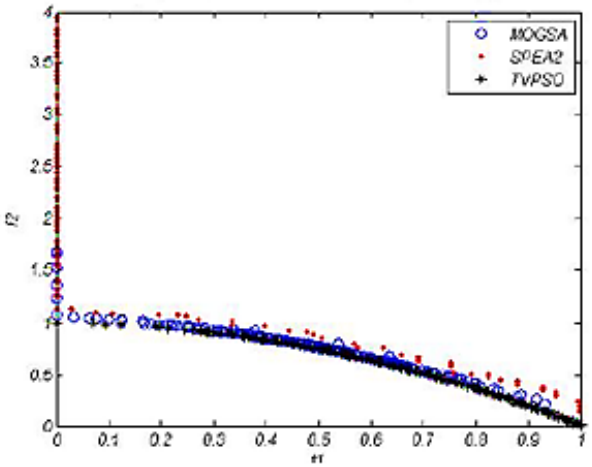
شکل ۱- مقایسه کارایی ۳ الگوریتم بر روی تابع kur



شکل ۲- مقایسه کارایی ۳ الگوریتم بر روی تابع zdt3



شکل ۳- مقایسه کارایی ۳ الگوریتم بر روی تابع zdt2



شکل ۴- مقایسه کارایی ۳ الگوریتم بر روی تابع pol

۷- بهینه کردن عملکرد بازوی ربات با درجه آزادی بالا

بازوهای مکانیکی با درجه آزادی بالا قادرنداز مسیرهای متنوعی به یک هدف مشخص دست یابند لذا این ربات ها را می‌توان در صنعت اتوماسیون،راکتورهسته‌ای،جراحی، عملیات مین یابی،بارزسی پل های شکسته و بازرسی لوله های نفت و گاز استفاده کرد. هدف از کنترل بازوی ربات با درجه آزادی بالا رسیدن به نقطه ای مشخص نمی باشد بلکه بایستی قیدهایی را هم که در هر بازو می باشد و جز محدودیت های هر بازو است را ارضا نماید.مسئله بهینه کردن حرکت ربات های با درجات آزادی بالا می تواند با در نظر گرفتن تعداد توابع هدف متفاوت طراحی شود در این مقاله حرکت ربات های با درجات آزادی بالا بر اساس سه هدف انجام می شود. این اهداف شامل:

الف) حداقل کردن گشتاور: با توجه به این که تغییرات سرعت را آرام فرض می شود تا بتوان از شتاب صرفنظر گردد.گشتاور در نظر گرفته شده گشتاور سیستم در موفعیت رسیدن به هدف می باشد و از رابطه زیر بدست می آید:

$$\|T\| = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} T_i^2} \qquad (۱۲)$$

T_i گشتاور وارده بر مفاصل در راستای محور های x,y می باشند.برای محاسبه گشتاور وارده به هر مفصل می بایست گشتاور ناشی از تمام لینک های موثر بر آن مفصل را محاسبه نمود. رابطه زیر چگونگی محاسبه گشتاور را نشان می دهد:

$$T_i = Z_i \bullet (R_i \times F_i) \qquad (۱۳)$$

که در آن R_i بردار بین مفصل تا مرکز جرم نسبی هر لینک، Z_i محور دوران و F_i نیروی جاذبه ای که از رابطه ۱۴ بدست می آید:

$$F_i = \sum_{j=i}^{n} m_i g \qquad (۱۴)$$

ب)حداقل کردن زوایای تغیرات هر مفصل: برای این کار می بایستی رابطه زیر برای هر مفصل بهینه گردد مفهوم رابطه زیر این است که ربات با کمترین حرکت به هدف برسد.

$$\min\left(\sum_{i=1}^{n}\left(\theta_{i,x}-\theta'_{i,x}\right)^2+\sum_{i=1}^{n}\left(\theta_{i,y}-\theta'_{i,y}\right)^2\right) \qquad (۱۵)$$

که در آن θ_i زاویه دوران بین محورهای X_i و X_{i-1} می باشد.هدف از کمیته کردن این روابط کمینه کردن انرژی هر مفصل و بالطبع کل ربات با درجه آزادی بالا می گردد.در اعمال الگوریتم های ابتکاری، ابتدا لازم است عاملها (کروموزوم ها، ذرات،اجرام به ترتیب در الگوریتمهای وراثتی، جمعیت ذرات، گرانشی) تعریف شوند. از آنجا که در این مساله تعداد اهدافی که باید کمینه شوند برابر تعداد مفاصل ربات می باشد تابع هدف به صورت برداری از اهداف و گشتاور ارائه میشود. به این ترتیب، با حل چند هدفه مساله حرکت ربات های با درجات آزادی بال به دنبال یافتن مجموعه ای از جوابهای بهینه پرتو بر مبنای اهداف فوق هستیم. به عبارت دیگر، در الگوریتم ابتکاری چند هدفه باید مقادیری را برای گشتاور و زاویه دوران مفاصل جستجو کند که مصالحه ای میان اهداف فوق باشند که همان بهینه ای پرتو هستند. ارائه مجموعه های از بهینه های پرتو به کاربر این امکان را میدهد تا با توجه به دانشی که در خصوص مساله مذکور دارد، یک یا چند راه حل را که عملی تر و منطقی تر به نظر میرسند، انتخاب کند. اکنون با توجه به تعریف فضای تصمیم و فضای اهداف به راحتی میتوان عاملها را برای یک مساله خاص تعریف و روند اجرای الگوریتم را برای یافتن بهینه دنبال کرد.برای اثبات کارایی الگوریتم پیشنهادی نتایج حاصل با نتایج الگوریتم MOGSA کلاسیک مقایسه می کنیم. در هر دو الگوریتم مورد بررسی، تعداد اعضای جمعیت اولیه برابر ۱۰۰ عضو در نظر گرفته شده است. اندازه حافظه آرشیو ۱۰۰ جرم در نظر گرفته شده است. و هر جرم شامل ۲ پارامتر است . همچنین تعداد تکرارها برابر با ۲۰۰ می باشد.که نتایج در شکل های ۱ تا ۴ آمده است.الگوریتم پیشنهادی توانست با استفاده از مفهوم پرتو، مجموعه ای از جواب های بهینه را در یک آرشیو قرار دهد .در واقع،جبهه پرتو تولید شده توسط الگوریتم پیشنهادی نسبت به MOGSA کلاسیک از همگرایی مناسب تری برخورداراست و توزیع راه حل ها نیز روی جبهه پرتو مناسب تر است.

۸- نتیجه‌گیری

الگوریتم جستجوی گرانشی الگوریتم شهودی جدیدی است که با بهره گیری از قانون جاذبه در طبیعت برای حل مسائل تک هدفه پایه ریزی شده است. این الگوریتم با الهام از قانون جاذبه و نیروی گرانش معرفی و پارامترهای آن به صورت شهودی تنظیم شده است.اما بسیاری از مسائل دنیای واقعی با چندین هدف متضاد سرو کار دارند در این مقاله با استفاده از مفاهیم اساسی بهینه سازی چند هدفه نسخه بهبود یافته الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه ارائه شد. برای مقایسه کارایی الگوریتم گرانشی چند هدفه پیشنهادی از چندین تابع محک استاندارد استفاده شد و نتایج با الگوریتم های وراثتی و جمعیت ذرات.مقایسه گردید. با توجه به نتایج آزمایشها، الگوریتم جستجوی گرانشی چند هدفه پیشنهادی در اکثر توابع استاندارد عملکرد مناسبی از نظر یهبود همگرایی و تنوع راه حل های جبهه پرتو نهایی ارائه می دهد. همچنین، در این مقاله توانایی الگوریتم پیشنهادی را در بهینه کردن حرکت ربات های با درجات آزادی بالا به اثبات رسید .

۹- مراجع

1. Zitzler, E. and Thiele, L., "Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength pareto approach", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, vol.3 ,no.4, pp. 257-271, 1999.

2. Holland, J.H., " adaptation in natural and Artifical System",University of Michigan press, Ann Arbor, MI, 1975.

3. Farmer, J.D., Packard, N.H. and Perelson, A.S., " The immune system, adaptation, and machine learning", Physica D 22, pp. 187–204. 1986.

4. Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colorni, A., "The Ant System: optimization by a colony of cooperating agents", IEEE Transaction on systems, Man, and Cybernetics-part B, vol. 26, no.1, pp. 1- 13, 1996.

5. Kennedy, J. and Eberhart, R.C., "Particle swarm optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.

6. Rashedi, E. and Nezamabadi, H. and Saryazdi, S., "A Gravitational Search Algorithm", Information Sciences, pp. 2232-2248,vol. 179, no. 13, 2009.

7. Zitzler, E., "Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: methods and aplications", Ph.D. thesis, Shaker Verlag, Aachen, Germany, 1999.

8. Shaffer, J.D., "Multiple Objective Optimization with vector evaluated genetic algorithms", International Conference on Genetic Algorithm and their application, pp. 93-100, Pittsburgh, PA, 1985.

9. Kursawe, F., "A variant of evolution strategies for vector optimization", In H.- p. Schawefel and R. Manner, editors, Parallel Problem Solving fro Nature, pp 193-197,Berlin, Springer , 1991.

10. Goldberg, D., "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1989

11. Fonseca, C.M. and Fleming, P.J., ""Genetic Algorithms for Multi-objective Optimization: Formulation, discussion and generalization", In S. Forest (Editor) Proc. of the fifth International Conference on Genetic Algorithms, pp. 416-423, 1993.

12. Sirinivas, N. and Deb, K., "Multiobjective optimization using non dominated sorting in genetic algorithms", Evolutionary Computation, pp. 221-248 , 1994.

13. Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, C., Fonseca, C.M., "performance assessment of multi-objective optimization: An analysis and review", Technical Report 139, Computer Engineering and Networks Laboratory(TIK) , 2002.

14. Silverman, B.W. (1986), "Density estimation for statistics and data analysis", Chapman and Hall, London, 1986.

۱۵. راشدی، عصمت"الگوریتم جستجوی گرانشی" پانزدهمین کنفرانس مهندسی برق.