

یک الگوریتم دسته‌های مصنوعی بهبودیافته با پارامترهای تطبیقی

دانیال یزدانی^۱؛ محمد رضا میبدی^۲

چکیده

الگوریتم دسته‌های مصنوعی یک مدل محاسباتی-تکاملی است که مبتنی بر الگوریتم‌های هوش جمعی و برگرفته شده از طبیعت می‌باشد. کاربرد عمده این الگوریتم در مسائل بهینه‌سازی می‌باشد. عملکرد این الگوریتم بر اساس جستجوی تصادفی است و نمونه‌ای از رفتارگرایی در هوش مصنوعی می‌باشد. در الگوریتم دسته‌های ماهی‌های مصنوعی، پارامترهای زیادی وجود دارند که بر نتیجه‌نها بیان تأثیرگذار هستند. در این مقاله، برای افزایش پایداری و دقت الگوریتم و بهبود نتیجه حاصل از آن، یک الگوریتم دسته‌های مصنوعی بهبودیافته از طریق کاهش پارامترهای میدان دید و حداکثر طول گام به صورت خطی و غیرخطی در طول اجرای الگوریتم منطبق بر شماره تکرار جاری در اجرای الگوریتم و سقف تکرار پیشنهاد می‌گردد. این الگوریتم برای بهینه‌سازی پنج تابع استاندارد پایه شناخته شده اجرا شده است. نتایج آزمایشات نشان دهنده صحت و کارآمدی روش ارائه شده می‌باشند.

کلمات کلیدی

الگوریتم دسته‌های مصنوعی، بهینه‌سازی، جستجوی سراسری، جستجوی محلی.

An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm with Adaptive Parameters

Danial Yazdani; Mohamad Reza Meybodi

ABSTRACT

Artificial fish swarm algorithm is a computationally-evolutionary model based on swarm intelligence algorithms inspired by nature. The main application of this algorithm is in optimization problems. The performance of this algorithm is based on random searching and is an instant of behaviorism in artificial intelligence. There are so many parameters in artificial fish swarm algorithm which affect final results. In this paper an improved Artificial fish swarm algorithm by linear and non linear reduction in visual and step parameters within running according to current iteration and maximum iteration is proposed to improve the resistance, accuracy and final result of the algorithm. The proposed algorithm is performed for optimization of five well known standard basic fitness function. Experiment results show the accuracy and efficiency of the proposed scheme.

KEYWORDS

Artificial fish swarm algorithm, Optimization, Global search, Local search.

۱. مقدمه

مفهوم بهینه‌سازی بدین صورت است که در بین پارامترهای یک تابع به دنبال مقادیری باشیم که تابع را کمینه یا بیشینه می‌نمایند. کلیه مقادیر مناسب جهت این امر را، راه حل‌های ممکن و بهترین مقدار از این مقادیر را راه حل بهینه می‌نامند. الگوریتم‌های بهینه‌سازی هر دو نوع مسائل بیشینه‌سازی و کمینه‌سازی را پوشش می‌دهند. بهینه‌سازی کاربردهای زیادی دارد از جمله در تخصیص منابع، زمان‌بندی‌ها، تصمیم‌گیری‌ها و ... روش‌های مختلفی برای بهینه‌سازی وجود دارد [۱]. یافتن راه حل برای مسائلی که از نوع NP می‌باشند بسیار مشکل است. الگوریتم‌هایی از جمله الگوریتم‌های هوش جمعی تا حدی این مشکل را حل نموده‌اند. توسط این نوع الگوریتم‌ها راه حل‌هایی پیدا می‌شوند که تقریباً به جواب نزدیکند.

۱. دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

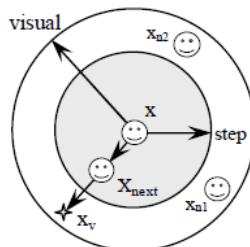
۲. دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران.

هوش جمعی نوعی روش مصنوعی است که مبتنی بر رفتارهای جمعی در سامانه‌های نامتمرکز و خودسامانده بنيان شده است. اين سامانه‌ها عموماً از جمعيتي از عامل‌های ساده تشکيل شده‌اند که بطور محلی با يكديگر و با محيط محلی آنها به پيدايش رفتاري عمومی می‌انجامد. موفق‌ترین روش‌هاي تم‌مرکزیافته‌ای، چگونگی رفتار عامل‌ها را به آنها تحميل نمی‌کند، تعاملات محلی آنها به پيدايش رفتاري عمومی می‌انجامد. موفق‌ترین روش‌هاي هوش مصنوعی جمعی که تاکنون بوجود آمداند، روش بهينه‌سازی گروه مورجه‌ها، روش بهينه‌سازی دسته ذرات و روش بهينه‌سازی گروه ماهی‌ها هستند[۱]. کاربرد اين الگوريتم‌ها در انواع زمينه‌های تحقیقات علمی نشان‌دهنده عملی بودن و ويژگی‌های مطلوب آنها است. از جمله ويژگی‌های اين الگوريتم‌ها می‌توان به مقیاس‌پذیری، تحمل پذیری خطأ، سازگاری، سرعت، استقلال داخلی، موازی بودن و ... اشاره کرد. کاربرد عمده اين الگوريتم‌ها در حل مسائل بهينه‌سازی می‌باشد. الگوريتم دسته ماهی‌های مصنوعی^۱ AFSA گونه‌ای از الگوريتم‌هاي برگرفته شده از طبيعت و الگوريتم‌هاي هوش جمعی می‌باشد که توسط دکتر Li Xiao Lei در سال ۲۰۰۲ ارائه شده است [۲]. اين الگوريتم يك تكنيك جديد مبتنی بر رفتارهای جمعی است که از رفتارهای اجتماعی دسته ماهی‌ها در طبیعت الهام گرفته شده است. اين الگوريتم دارای توانایي بالاي در گذشتمن از بهينه‌های محلی و دستيابي به بهينه سراسري می‌باشد. همچنین داراي ويژگی‌های سرعت همگرایي بالا، غيرحساسي بودن به مقادير اوليه، انعطاف‌پذيری و تحمل پذيری خطأ بالاي است. اين الگوريتم در کاربردهای بهينه‌سازی از جمله تخمين پارامترها [۳,۴]، بهينه‌سازی ترکيبی [۵]، يادگيري شبکه‌های عصبی پيشرو [۶] و ... به کار رفته است. با اين وجود اين الگوريتم دارای کاستی‌هایي می‌باشد، از جمله دور شدن از بهينه سراسري پس از رسیدن به آن و عدم پيشرفت الگوريتم در نزديکي بهينه سراسري که در اين مقاله سعی در رفع اين مشكلات و بهبود کارابي الگوريتم شده است. در اين مقاله يك الگوريتم دسته ماهی‌های بهينه‌سازی با نام AP-AFSA^۲ پيشنهاد می‌گردد که بر اين مشكلات غلبه کرده است.

ادامه اين مقاله بدین صورت سازماندهی شده است: بخش دوم به معرفی الگوريتم AFSA می‌پردازد، در بخش سوم الگوريتم پيشنهادي شرح داده شده است، بخش چهارم نتایج آزمایشات را ارائه می‌کند و بخش پيانى به نتیجه‌گيری می‌پردازد.

۲. الگوريتم دسته ماهی‌های مصنوعی

در دنياي زير آب، ماهي‌ها می‌توانند مناطقی را پيدا کنند که داراي غذاي بيشرتري است، که اين امر با جستجوی فردی یا گروهي ماهي‌ها محقق می‌شود. بنابراین در دنياي زير آب، عموماً در جايی تعداد ماهي بيشتر و وجود دارد که داراي غذاي بيشرتري است. مطابق با اين ويژگي، مدل ماهي‌مصنوعی (AF) با چند رفتار از جمله رفتارهای حرکت آزادانه^۳، جستجوی غذا^۴، حرکت گروهي^۵ و دنباله‌روي^۶ ارائه شده است [۷]. يك AF موجوديت ساختگی از ماهي واقعي می‌باشد که در تحليل و تفسير مسائل از آن استفاده شده است. محيطي که AF در آن زندگي می‌کند اساساً فضاي راه حل و حوزه‌های AF های ديگر است. درجه تراكم غذا در منطقه آي تابع هدف AFSA می‌باشد و وضعیت AF منفرد متغير بهينه‌سازی است و شامل رفتارهای حرکت آزادانه، حرکت جمعی، رفتار جستجوی غذا و رفتار دنباله‌روي است که با اين راهها ما می‌توانيم فضا راه حل را کاوش و جستجو کنیم. در طول فرآيند بهينه‌سازی AFSA، اطلاعات فردی و محيطی، كاملاً جهت جستجو تا رسیدن به توازن استفاده می‌شوند. در نهايت، به مكانی می‌رسد که درجه تراكم و غلظت غذا در آنجا بيشرترين (بهينه سراسري) باشد. AF مفاهيم خارجي را از طريق بينائي درک می‌کند که در شکل ۱ نشان داده شده است [۸].



شکل ۱: AF و محیط پی‌رامون آن.

وضعیت فعلی AF توسط بردار $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ نشان داده می‌شود که x_i متغيری است که برای مقدار جستجو می‌شود. برابر میدان دید AF می‌باشد و X_v موقعیتی در میدان دید است که AF می‌خواهد به آنجا برود. حال اگر وضعیت $X_v = (x_1^v, x_2^v, \dots, x_n^v)$ از نظر تراکم غذايی بهتر از وضعیت فعلی باشد، يك گام به جلو در جهت آن پيش می‌رویم که باعث تغيير وضعیت AF از X به X_{next} می‌شود، ولی اگر وضعیت فعلی بهتر از X_v باشد، به گشتنی در محدوده میدان دید ادامه می‌دهیم.

گشتنی‌هاي بيشرت AF باعث ايجاد دانش و اطلاعات بيشرت درباره كل اوضاع میدان دید می‌شود. Step برابر حداکثر طول گام است، فاصله بين دو AF که در وضعیت‌های X_i و X_j هستند با $\|X_i - X_j\| = d_{ij}$ نشان داده می‌شود. در رفتارهای AF از يكتابع به نام تابع Rand() استفاده می‌شود. تابع Rand() تابعی است که يك عدد تصادفي در بازه صفر و يك توليد می‌کند. مدل AF شامل دو بخش متغيرها و توابع است که متغيرها

شامل این موارد است: X (موقعیت فعلی AF)، Step (حداکثر طول گام حرکت، Visual (میدان دید)، try_number (سقف تعداد آزمایش و سعی کردن) و δ برای ضریب (فاکتور) شلوغی است که $1 < \delta < 0$ می‌باشد [۹]. توابع شامل: رفتار جستجوی (شکار) غذا، رفتار حرکت گروهی، رفتار دنبله رُوی (پیروی) و حرکت آزادانه می‌باشد.

۱.۲. رفتار حرکت آزادانه

ماهی‌ها در آب به صورت تصادفی شنا می‌کنند، در حقیقت آنها به دنبال غذا یا همراهانشان در یک محدوده بزرگتر هستند. AF یک وضعیت را به صورت تصادفی در میدان دید انتخاب می‌کند سپس به سمت این وضعیت حرکت می‌کند. در واقع این یک رفتار پایه برای رفتار جستجوی غذا می‌باشد [۲].

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + Step.Rand() \quad (1)$$

۲.۰۲. رفتار جستجوی غذا

گرایش به به غذا یک رفتار اساسی زیستی است. در مجموع ماهی‌ها بوسیله بینایی یا حواسشان تراکم و غلظت غذا را در آب می‌فهمند سپس تصمیم می‌گیرند که به سمت آن بروند یا خیر. اگر X_i وضعیت فعلی AF باشد و یک وضعیت Z_j را به طور تصادفی در میدان دید AF انتخاب کنیم، $Y=f(X)$ برابر تراکم و غلظت غذا (مقدار تابع هدف) می‌باشد که با $Y = f(X)$ نیز نشان داده می‌شود. وضعیت Z_j به صورت زیر بدست می‌آید [۲]:

$$X_j = X_i + Visual.Rand() \quad (2)$$

حال تراکم غذایی در Z_j را با تراکم غذایی در وضعیت فعلی مقایسه می‌کنیم، اگر $Z_j > Y$ باشد (در مسائلی که به کران بالا را می‌خواهند)، از وضعیت فعلی یک گام به جلو در جهت Z_j حرکت می‌کنیم. که این گونه محاسبه می‌شود:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \frac{X_j - X_i^{(t)}}{\|X_j - X_i^{(t)}\|} . Step.Rand() \quad (3)$$

در غیر این صورت، یک وضعیت Z_j دیگر را به صورت تصادفی انتخاب می‌کنیم و دوباره تراکم غذایی آن را می‌بینیم، تا بفهمیم که آیا شرط جلو رفتن را ارضا می‌کند یا نه، اگر نتوانست پس از try_number بار موفق به ارضا کردن شرط جلو رفتن ($Z_j > Y$) شود، رفتار حرکت آزادانه انجام می‌شود.

۳.۰۲. رفتار حرکت گروهی ماهی‌ها

ماهی‌ها در فرآیند حرکت به طور طبیعی در گروه‌های جمع می‌شوند که گونه‌ای از عادات آنها می‌باشد که موجودیت گروه را از خطر حفظ می‌کند. X_c موقعیت مرکزی(X_{Center}) را نشان می‌دهد و n_c برابر تعداد همسایگان موجود در میدان دید X_c است ($d_{cx} \leq Visual$) و n برابر مجموع تعداد AF ها می‌باشد. حال اگر X_c تراکم غذا در موقعیت مرکزی باشد و Y_i تراکم غذا در وضعیت فعلی باشد، اگر $Y_i > Y_c$ باشد و $n_c/n < \delta$ باشد یعنی موقعیت مرکزی دارای تراکم غذایی بالاتری نسبت به وضعیت کنونی است و از نظر جمعیتی هم شلوغ نیست، پس یک گام به سمت میدان مرکزی پیش می‌رویم [۹ و ۲]:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \frac{X_c - X_i^{(t)}}{\|X_c - X_i^{(t)}\|} . Step.Rand() \quad (4)$$

حال اگر $n_c = 0$ باشد یا شرط حرکت به موقعیت مرکزی ارضا نشود، رفتار جستجوی غذا اجرا می‌گردد.

۴.۰۲. رفتار دنبله‌روی

فرآیند حرکت دسته‌ای ماهی‌ها، هنگامی که یک ماهی منفرد یا تعدادی از آنها غذا پیدا کنند، همسایگان و ماهی‌های نزدیک به آنها بدنبل آنها می‌روند و به سرعت به غذا می‌رسند. اگر X_i وضعیت فعلی AF باشد، همسایه Z_j را کاوش می‌کند ($d_{ij} \leq Visual$) و $Y_j > Y_i$ و $n_c/n < \delta$ باشد یعنی وضعیت Z_j دارای تراکم غذایی بیشتری نسبت به وضعیت فعلی است و خیلی شلوغ نمی‌باشد، پس یک گام به سمت Z_j می‌رویم [۲]:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \frac{Z_j - X_i^{(t)}}{\|Z_j - X_i^{(t)}\|} . Step.Rand() \quad (5)$$

در غیر این صورت رفتار جستجوی غذا را اجرا می‌کند.

۳. الگوریتم پیشنهادی

در ساختمان AFSA استاندارد، پارامترهایی از جمله میدان دید و حداکثر طول گام در ابتدا با یک مقدار ثابت تعریف می‌شوند که تعیین آنها تأثیر بسیاری بر نتیجه نهایی الگوریتم دارد. مقدار این پارامترها تا انتهای اجرای الگوریتم ثابت و برابر با مقدار اولیه آنها می‌باشد. با بررسی‌های گرفته به این نتیجه رسیدیم که در تکرارهای نهایی الگوریتم، مقدار پارامترهای مسافتی (میدان دید و حداکثر طول گام) بزرگتر از فضایی است که AF باید با رفتارهای خود آن را جستجو کند. اگر مقدار اولیه پارامترهای مسافتی را زیاد در نظر بگیریم، سرعت رسیدن به نزدیکی بهینه سراسری و احتمال گذشتن از بهینه‌های محلی بیشتر می‌شود اما این امر باعث به وجود آمدن مشکلاتی از جمله جستجوی فضایی بزرگتر از ناحیه بهینه سراسری در نزدیکی آن و در نتیجه گذشتن از بهینه سراسری می‌شود که این امر باعث کند شدن و پایین آمدن دقت الگوریتم می‌شود.

در واقع هنگامی که دسته ماهی‌ها به نزدیکی بهینه سراسری می‌رسد، فضایی که برای مقدار بهتر شایستگی جستجو می‌کند، بسیار بزرگتر از فضایی است که دارای مقادیر بهتر شایستگی است، این امر موجب پایین آمدن احتمال یافتن موقعیت بهتر توسط رفتارهای الگوریتم می‌شود که در نتیجه آن پیشرفت الگوریتم در این شرایط بسیار کند می‌شود و به میزان چشمگیری از دقت الگوریتم کاسته می‌شود. در صورتی که مقدار این پارامترها را کوچک در نظر بگیریم، حرکت به سمت بهینه سراسری بسیار کند می‌شود و احتمال افتادن در بهینه‌های محلی بسیار بالا می‌رود زیرا در این حالت فضای جستجو و حرکت ماهی‌ها کوچک است و نمی‌توانند فضاهای خارج از برخی بهینه‌های محلی را جستجو کنند.

همچنین در AFSA استاندارد، رفتار حرکت آزادانه که توسط رفتار جستجوی غذا فراخوانی می‌شود، در تکرارهای نهایی الگوریتم باعث می‌شود که ماهی‌ها پس از رسیدن به بهینه سراسری از آن نزدیکی آن دور شوند زیرا در صورت نیافتن موقعیت بهتر از موقعیت فعلی، با اجرای این رفتار، ماهی یک گام به صورت تصادفی حرکت می‌کند که در صورت بزرگ بودن طول پارامتر گام حرکت، ماهی را از نزدیکی بهینه سراسری دور می‌کند. در این مقاله تمامی این مشکلات با کاهش پارامترهای مسافتی میدان دید و حداکثر طول گام در هر تکرار به صورت انتبهای حل گشته‌اند.

در این حالت مقدار اولیه پارامتر میدان دید و حداکثر طول گام بزرگ در نظر گرفته می‌شود تا سرعت همگرایی به بهینه سراسری بالا باشد [۹] سپس در هر تکرار مقدار این پارامترها بوسیله فرمول‌های ۶ و ۷ کاهش می‌یابند تا دقت و پایداری الگوریتم در نزدیکی بهینه سراسری افزایش یابند. فرمول‌های پیشنهادی برای کاهش خطی و غیرخطی منطبق بر شماره تکرار جاری و تکرار نهایی بدین صورت می‌باشد:

$$Visual_{itr} = Visual_{Initial} \times \frac{(Itr_{max} - Itr)^n}{(Itr_{max})^n} \quad (6)$$

$$Step_{itr} = Step_{Initial} \times \frac{(Itr_{max} - Itr)^n}{(Itr_{max})^n} \quad (7)$$

فرمول‌های ۶ و ۷ برای کاهش پارامترهای مسافتی منطبق بر شماره تکرار جاری و تکرار نهایی می‌باشند. در این فرمول‌ها، $Step_{itr}$ و $Visual_{itr}$ برابر با مقدار این پارامترها در تکرار Itr هستند، $Visual_{initial}$ و $Step_{initial}$ برابر با مقدار اولیه این پارامترها هستند. Itr برابر با شماره تکرار جاری می‌باشد و Itr_{max} برابر با تکرار نهایی در نظر گرفته شده برای اجرای الگوریتم می‌باشد. در فرمول‌های ۶ و ۷، n برابر با مازول متغیر خطی گذشته می‌باشد. در صورتی که n برابر با یک در نظر گرفته شود، مقدار پارامترهای مسافتی به صورت خطی در طول اجرای الگوریتم کاهش می‌یابند. شایان ذکر است که مقدار پارامترهای مسافتی در الگوریتم پیشنهادی، از مقدار اولیه آنها در نخستین تکرار شروع می‌شود و در تکرار نهایی به صفر می‌رسد. کاهش همزمان پارامترهای میدان دید و حداکثر طول گام باعث کاهش قابل توجه تأثیر منفی رفتار حرکت آزادانه ماهی‌ها در نزدیکی بهینه سراسری می‌شود. همچنین کاهش پارامترهای میدان دید و حداکثر طول گام باعث تمکز بیشتر ماهی‌ها بر روی بهینه سراسری در تکرارهای نهایی می‌شود که در نتیجه دقت الگوریتم را افزایش می‌دهد. در این حالت به دلیل کوچک بودن پارامترهای مسافتی در تکرارهای نهایی الگوریتم که دسته ماهی‌ها به نزدیکی بهینه سراسری رسیده است، به دلیل متناسب بودن اندازه فضای جستجوی ماهی‌ها با فضایی از مسئله که دارای مقدار شایستگی بهتری است، احتمال یافتن موقعیت‌های بهتر و در نتیجه جواب بیشتر است. نتایج آزمایشات در بخش بعد ارائه شده است.

۴. نتایج آزمایشات

آزمایشات بر روی پنج تابع استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در فضاهایی پیوسته ایستا مورد استفاده قرار می‌گیرند. توابع استفاده شده عبارتند از توابع اسفیر، روزنبراک، گریوانک، آکلی و رستربجن که در جدول ۱ نشان داده شده‌اند. شایان ذکر است که مقدار بهینه تمام این توابع برابر با صفر است.

آزمایشات در فضاهای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بُعدی انجام شده است. مقدار اولیه پارامتر میدان دید برابر با ۵۰ درصد از فضای داده مسئله و مقدار پارامتر حداکثر طول گام ۳۰ درصد از فضای داده مسئله در نظر گرفته می‌شود. حداکثر تعداد تکرار ۱۰۰۰ می‌باشد، فاکتور شلوغی برابر ۵/۰٪، حداکثر تعداد

تلاش‌ها برابر ۱۰ است و تعداد ماهی‌ها برابر ۳۰ می‌باشد. مقدار n در روش کاهش غیر خطی برابر ۵ می‌باشد. آزمایشات ۳۰ بار تکرار شده است و بهترین و متوسط نتایج حاصل از اجرای AFSA استاندارد و روش پیشنهادی AP-AFSA بر روی توابع استاندارد در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۱: توابع استاندارد اسفیر، روزنبراک، آکلی، گریوانک و رسترنجن.

معادله تابع	محدوده متغیرها	نام تابع
$\sum_{i=1}^n x_i^2$	± 100	اسفیر
$\sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	± 50	روزنبراک
$20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}$	± 32	آکلی
$\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i^2}{4000} \right) - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	± 600	گریوانک
$\sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	± 5.12	رسترنجن

جدول ۲: مقایسه نتایج AFSA و AP-AFSA برای توابع اسفیر، آکلی، روزنبراک و گریوانک در ۳۰ بار اجرای الگوریتم.

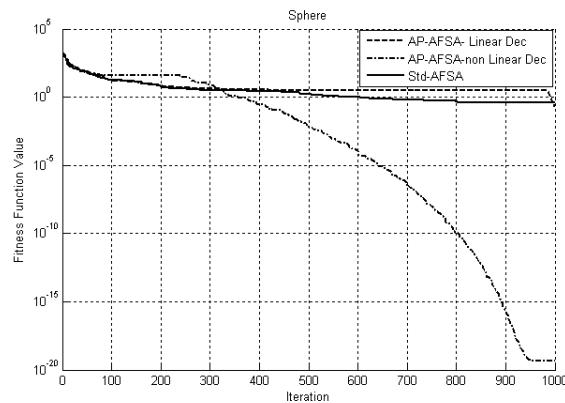
AP-AFSA کاهشی غیرخطی (متوسط)	AP-AFSA کاهشی غیرخطی (بهترین)	AP-AFSA کاهشی خطی (متوسط)	AP-AFSA کاهشی خطی (بهترین)	AFSA استاندارد (متوسط)	AFSA استاندارد (بهترین)	بعد فضای مسئله	نام تابع
۰.۸۹۵۶۵e-۰۳۱	۰.۰۲۴۱e-۰۳۱	۰.۰۰۰۲۶	۰.۰۰۰۹	۰.۰۴۵۸	۰.۰۱۵۳	۱۰	اسفیر
۰.۱۴۷۴۵e-۰۲۳	۰.۰۱۴۴e-۰۲۳	۰.۰۵۴۷	۰.۰۲۴۶	۰.۱۵۳۱	۰.۰۴۲۶	۲۰	
۰.۱۶۲۵۵e-۰۱۹	۰.۰۲۵۹e-۰۱۹	۰.۳۲۶۷	۰.۲۱۸۱	۰.۴۸۱۰	۰.۲۶۹۴	۳۰	
۰.۵۶۲۵۵e-۰۱۴	۰.۲۶۶۴۴e-۰۱۴	۰.۰۲۰۹	۰.۰۱۲۲	۱.۱۵۳۶	۰.۰۵۷۹	۱۰	
۰.۳۱۴۰e-۰۱۲	۰.۱۰۹۲۰e-۰۱۲	۰.۰۸۲۶	۰.۰۵۵۲	۱.۷۰۷۶	۰.۱۰۲۱	۲۰	آکلی
۰.۳۱۴۰e-۰۱۰	۰.۰۹۴۵۰e-۰۱۰	۰.۲۴۷۸	۰.۱۰۷۸	۱.۹۱۱۸	۰.۶۹۸۹	۳۰	
۰.۴۹۶۴	.	۱.۰۳۱۶	۰.۰۰۰۷	۵.۰۴۶۱	۰.۰۵۳۶	۱۰	
۰.۵۶۳۸	.	۱.۸۲۲۵	۰.۰۲۳۲	۸.۲۸۶۰	۰.۰۷۰۲	۲۰	
۰.۵۹۲۱	.	۰.۳۹۷۵	۰.۰۷۱۳	۱۵.۷۹۵۳	۰.۲۱۳۳	۳۰	رسترنجن
۸.۱۳۷۳	۱.۴۳۲۰	۱۰.۷۲۸۳	۱.۲۵۷۹	۲۰.۹۰۰۸	۲.۹۳۰.۹	۱۰	
۱۸.۱۴۵۳	۱۴.۱۸۲۸	۲۳.۹۳۴۶	۱۷.۰۷۹۱	۳۸.۰۳۸۵	۲۰.۳۸۴۲	۲۰	
۲۷.۶۶۷۵	۲۵.۳۴۹۷	۴۳.۵۵۴۸	۳۲.۵۵۶۹	۵۹.۲۶۵۵	۳۵.۹۵۵۷	۳۰	
.	.	۰.۳۲۲۱e-۰۰۳	۰.۰۸۹۹۵e-۰۰۳	۰.۰۱۷۹	۰.۰۰۱۰	۱۰	گریوانک
۲.۵۱۶۵۵e-۰۱۶	۲.۲۲۰۴e-۰۱۶	۰.۰۰۰۳۴	۰.۰۰۰۱۳	۰.۰۴۷۹	۰.۰۰۰۲۲	۲۰	
۶.۸۰۹۳۵e-۰۱۴	۴.۴۴۰۸e-۰۱۴	۰.۰۱۱۱	۰.۰۰۰۶۴	۰.۰۹۲۲	۰.۰۰۰۹۴	۳۰	

نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که الگوریتم AP-AFSA عملکرد بهتری در مقایسه با الگوریتم AFSA استاندارد دارد. در این جدول بهترین نتیجه و متوسط نتایج بدست آمده از ۳۰ بار اجرای الگوریتم بر روی پنج تابع استاندارد نامبرده در فضاهای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بعدی آورده شده است. این نتایج از اجرای AFSA استاندارد، AP_AFSA با کاهش خطی پارامترهای مسافتی که در آن مقدار n در فرمولهای ۶ و ۷ برابر یک در نظر گرفته شده است و AP_AFSA با کاهش غیرخطی پارامترهای مسافتی که در آن n برابر ۵ در نظر گرفته شده است، بدست آمده است.

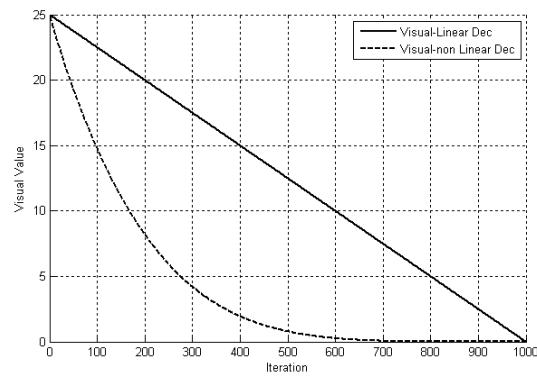
همانطور که مشاهده می‌شود، AP_AFSA با کاهش غیرخطی پارامترهای مسافتی دارای نتایج بهتری نسبت به AP_AFSA با کاهش خطی پارامترهای مسافتی است زیرا در کاهش غیرخطی این پارامترها، در ابتدای اجرای الگوریتم، این پارامترها با سرعت بیشتری کاهش می‌یابند و در نتیجه پارامترهای مسافتی در کاهش غیرخطی دارای مقدار کمتری نسبت به کاهش خطی در تکرارهای یکسان دارند. این امر موجب می‌شود تا

الگوریتم با سرعت بیشتری به مقادیر دقیق‌تر برسد و تناسب بیشتری بین فضای جستجوی الگوریتم و فضایی که باید برای رسیدن به مقادیر بهتر جستجو شود به وجود آید که در نتیجه الگوریتم به مقادیر دقیق‌تری می‌رسد. در واقع با کاهش غیرخطی پارامترهای مسافتی نسبت به کاهش خطی این پارامترها، توانایی الگوریتم در جستجوی محلی افزایش می‌یابد.

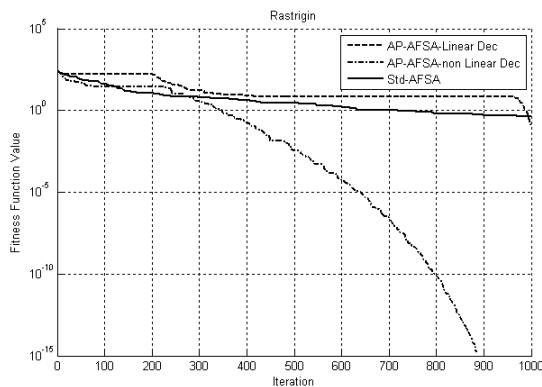
شکل ۲ نمودار کاهش پارامتر Visual را برای مقادیر ۱ و ۵ از n را در طول تکرارهای الگوریتم نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌شود، در کاهش خطی، مقدار Visual در مدت اجرای الگوریتم از مقدار اولیه آن تا صفر به طور یکنواخت کاهش می‌یابد. همچنین مقدار این پارامتر با n برابر ۵ به صورت غیرخطی از مقدار اولیه آن تا صفر در طول اجرای الگوریتم کاهش می‌یابد. شکل‌های ۳ تا ۷، نتایج اجرای هر دو الگوریتم را بر روی یعنی استاندارد AFSA با نتایج بهتری نسبت به AP_AFSA می‌رسد. همچنین در AP_AFSA با کاهش غیرخطی پارامترهای مسافتی، نتایج بدست آمده مطلوب‌تر از این الگوریتم با کاهش خطی پارامترهای مسافتی می‌باشند.



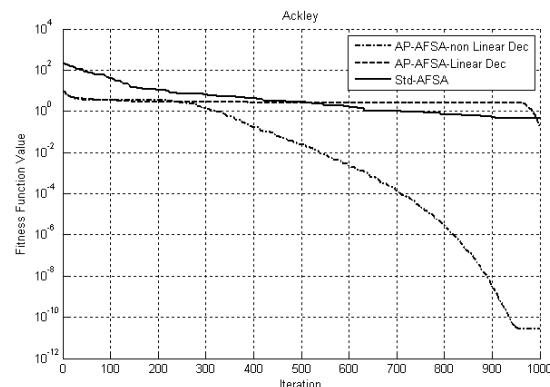
شکل ۳: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع اسپیر ۳۰ بعدی.



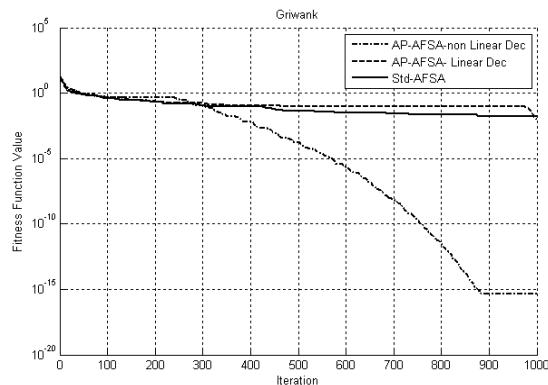
شکل ۲: نمودار کاهش پارامتر Visual، از مقدار اولیه آن در تکرار اولیه تا صفر در تکرار نهایی به صورت خطی و غیرخطی.



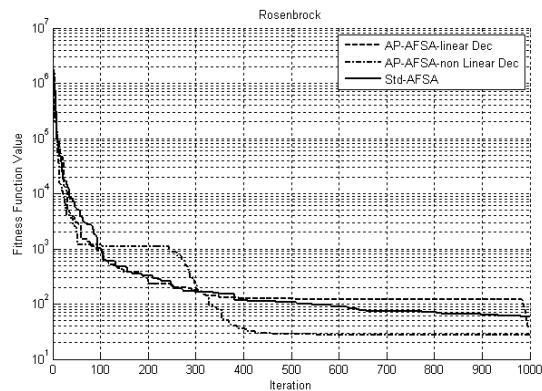
شکل ۵: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع رسترین ۳۰ بعدی.



شکل ۴: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع آکلی ۳۰ بعدی.



شکل ۷: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع گریووانک ۳۰ بعدی.



شکل ۸: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع روزنبراک ۳۰ بعدی.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم دسته ماهی‌های مصنوعی با پارامترهای مسافتی تطبیقی پیشنهاد شده پارامترهای میدان دید و حداکثر طول گام در طول اجرا به صورت خطی یا غیرخطی کاهش می‌باشد. در این حالت، مقدار اولیه پارامترهای مسافتی بزرگ در نظر گرفته می‌شوند که این امر باعث افزایش سرعت حرکت به سمت بهینه سراسری و کاهش احتمال افتادن در بهینه‌های محلی می‌شود. هم‌زمان با همگرایی ماهی‌ها به بهینه سراسری مقدار پارامترهای میدان دید و حداکثر طول گام کاهش می‌باشد که باعث تمکز بیشتر ماهی‌ها بر ناحیه بهینه سراسری و عدم جستجو در فضای بزرگ تعریف اولیه پارامترها می‌شود. کاهش پارامترهای مسافتی باعث افزایش دقیق‌تری الگوریتم و کاهش قابل توجه تأثیر منفی رفتار حرکت آزادانه در نزدیکی بهینه سراسری می‌شود. نتایج آزمایشات نشان می‌دهند که روش پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به AFSA استاندارد می‌باشد.

۶. مراجع

- [۱]. Y. Liu and K. M. Passino, "Swarm Intelligence: A Survey", In Proc. of 4th International Conference of Swarm Intelligence , ۲۰۰۵.
- [۲]. L. X. Li, Z. J. Shao and J. X. Qian, "An Optimizing Method based on Autonomous Animals: Fish Swarm Algorithm", In Proc. of Systems Engineering Theory & Practice, ۲۰۰۲.
- [۳]. M. Jiang, Y. Wang, S. Pfletschinger, M. A. Lagunas and D. Yuan , "Optimal Multiuser Detection with Artificial Fish Swarm Algorithm", In Proc. of International Conference on Intelligent Computing (ICIC), ۲۰۰۷.
- [۴]. G. Cui, X. Cao, J. Zhou and Y. Wang, "The Optimization of DNA Encoding Sequences Based on Improved AFS Algorithms", In Proc. of IEEE International Conference on Automation and Logistics, Jinan, ۲۰۰۷.
- [۵]. H. Chen, S. Wang, J. Li and Y. Li, "A Hybrid of Artificial Fish Swarm Algorithm and Particle Swarm Optimization for Feed-forward Neural Network Training", In Proc. of New Weaponry Technology & Application, ۲۰۰۷.
- [۶]. C. R. Wang, C. L. Zhou and J. W. Ma, "An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm and Its Application in Feed-Forward Neural Networks", In Proc. of 4th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, ۲۰۰۵.
- [۷]. J. M. Xiao, X. M. Zheng and X. H. Wang, "A Modified Artificial Fish Swarm Algorithm", In Proc. of the IEEE 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, ۲۰۰۷.
- [۸]. M. Jiang, Y. Wang, F. Rubio and D. Yuan, "Spread Spectrum Code Estimation by Artificial Fish Swarm Algorithm", In Proc. IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP), ۲۰۰۷.
- [۹]. M. Y. Jiang and D. F. Yuan, "Artificial Fish Swarm Algorithm and Its Applications", In Proc. of the International Conference on Sensing, Computing and Automation (ICSCA' ۲۰۰۷), ۲۰۰۷.

^۱ Artificial Fish Swarm Algorithm

^۲ Adaptive Parameter-Artificial Fish Swarm Algorithm

^۳ AF Move

^۴ AF Prey

^۵ AF Swarm

^۶ AF Follow

^۷ Food Consistence