

یک الگوریتم دسته ماهی‌های مصنوعی بهبودیافته با پارامترهای تطبیقی

دانیال یزدانی^۱؛ محمدرضا میبیدی^۲

چکیده

الگوریتم دسته ماهی‌های 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 دسته ماهی‌های مصنوعی، پارامترهای زیادی وجود دارند که بر نتیجه نهایی تأثیرگذار هستند. در این مقاله، برای افزایش پایداری و دقت الگوریتم و بهبود نتیجه حاصل از آن، یک الگوریتم دسته ماهی‌های 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 دسته ماهی‌های 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 راه‌حل‌هایی پیدا می‌شوند که تقریباً به جواب نزدیکند.

^۱ . دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران، d_yazdani@qazviniau.ac.ir

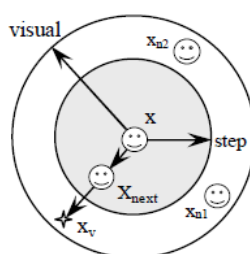
^۲ . دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران، mmeybodi@aut.ac.ir

هوش جمعی نوعی روش هوش مصنوعی است که مبتنی بر رفتارهای جمعی در سامانه‌های نامتمرکز و خودسامانده بنیان شده است. این سامانه‌ها معمولاً از جمعیتی از عامل‌های ساده تشکیل شده‌اند که بطور محلی با یکدیگر و با محیط خود در تعامل هستند. با وجود اینکه معمولاً هیچ کنترل تمرکز یافته‌ای، چگونگی رفتار عامل‌ها را به آنها تحمیل نمی‌کند، تعاملات محلی آنها به پیدایش رفتاری عمومی می‌انجامد. موفق‌ترین روش‌های هوش مصنوعی جمعی که تاکنون بوجود آمده‌اند، روش بهینه‌سازی گروه مورچه‌ها، روش بهینه‌سازی دسته ذرات و روش بهینه‌سازی گروه ماهی‌ها هستند [۱]. کاربرد این الگوریتم‌ها در انواع زمینه‌های تحقیقات علمی نشان‌دهنده عملی بودن و ویژگی‌های مطلوب آنها است. از جمله ویژگی‌های این الگوریتم‌ها می‌توان به مقیاس‌پذیری، تحمل‌پذیری خطا، سازگاری، سرعت، استقلال داخلی، موازی بودن و ... اشاره کرد. کاربرد عمده این الگوریتم‌ها در حل مسائل بهینه‌سازی می‌باشد. الگوریتم دسته ماهی‌های مصنوعی^۱ AFSA گونه‌ای از الگوریتم‌های برگرفته شده از طبیعت و الگوریتم‌های هوش جمعی می‌باشد که توسط دکتر Li Xiao Lei در سال ۲۰۰۲ ارائه شده است [۲]. این الگوریتم یک تکنیک جدید مبتنی بر رفتارهای جمعی است که از رفتارهای اجتماعی دسته ماهی‌ها در طبیعت الهام گرفته شده است. این الگوریتم دارای توانایی بالایی در گذشتن از بهینه‌های محلی و دستیابی به بهینه سراسری می‌باشد. همچنین دارای ویژگی‌های سرعت همگرایی بالا، غیرحساس بودن به مقادیر اولیه، انعطاف‌پذیری و تحمل‌پذیری خطای بالایی است. این الگوریتم در کاربردهای بهینه‌سازی از جمله تخمین پارامترها [۳،۴]، بهینه‌سازی ترکیبی [۵]، یادگیری شبکه‌های عصبی پیشرو [۶] و ... به کار رفته است. با این وجود این الگوریتم دارای کاستی‌هایی می‌باشد، از جمله دور شدن از بهینه سراسری پس از رسیدن به آن و عدم پیشرفت الگوریتم در نزدیکی بهینه سراسری که در این مقاله سعی در رفع این مشکلات و بهبود کارایی الگوریتم شده است. در این مقاله یک الگوریتم دسته ماهی‌های بهبود یافته با نام AP-AFSA^۲ پیشنهاد می‌گردد که بر این مشکلات غلبه کرده است.

ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است: بخش دوم به معرفی الگوریتم AFSA می‌پردازد، در بخش سوم الگوریتم پیشنهادی شرح داده شده است، بخش چهارم نتایج آزمایشات را ارائه می‌کند و بخش پایانی به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲. الگوریتم دسته ماهی‌های مصنوعی

در دنیای زیر آب، ماهی‌ها می‌توانند مناطقی را پیدا کنند که دارای غذای بیشتری است، که این امر با جستجوی فردی یا گروهی ماهی‌ها محقق می‌شود. بنابراین در دنیای زیر آب، معمولاً در جایی تعداد ماهی بیشتری وجود دارد که دارای غذای بیشتری است. مطابق با این ویژگی، مدل ماهی مصنوعی (AF) با چند رفتار از جمله رفتارهای حرکت آزادانه^۳، جستجوی غذا^۴، حرکت گروهی^۵ و دنباله‌روی^۶ ارائه شده است [۷]. AF یک موجودیت ساختگی از ماهی واقعی می‌باشد که در تحلیل و تفسیر مسائل از آن استفاده شده است. محیطی که AF در آن زندگی می‌کند اساساً فضای راه حل و حوزه‌های AF های دیگر است. درجه تراکم غذا در منطقه آبی تابع هدف AFSA می‌باشد و وضعیت AF منفرد متغیر بهینه‌سازی است و شامل رفتارهای حرکت آزادانه، حرکت جمعی، رفتار جستجوی غذا و رفتار دنباله‌روی است که با این راه‌ها ما می‌توانیم فضا راه‌حل را کاوش و جستجو کنیم. در طول فرایند بهینه‌سازی AFSA، اطلاعات فردی و محیطی، کاملاً جهت جستجو تا رسیدن به توازن استفاده می‌شوند. در نهایت، AF به مکانی می‌رسد که درجه تراکم و غلظت غذا در آنجا بیشترین (بهینه سراسری) باشد. AF مفاهیم خارجی را از طریق بینایی 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 ($i=1, 2, \dots, n$) متغیری است که برای مقدار جستجو می‌شود. Visual برابر میدان دید AF می‌باشد و X_v موقعیتی در میدان دید است که AF می‌خواهد به آنجا برود. حال اگر وضعیت $X_v = (x_v^1, x_v^2, \dots, x_v^n)$ از نظر تراکم غذایی بهتر از وضعیت فعلی باشد، یک گام به جلو در جهت آن پیش می‌رویم که باعث تغییر وضعیت AF از X به X_{next} می‌شود، ولی اگر وضعیت فعلی بهتر از X_v باشد، به گشت‌زنی در محدوده میدان دید ادامه می‌دهیم.

گشت‌زنی‌های بیشتر AF باعث ایجاد دانش و اطلاعات بیشتر درباره کل اوضاع میدان دید می‌شود. Step برابر حداکثر طول گام است، فاصله بین دو AF که در وضعیت‌های X_i و X_j هستند با $d_{ij} = \|X_i - X_j\|$ نشان داده می‌شود. در رفتارهای AF از یک تابع به نام تابع Rand() استفاده می‌شود. تابع Rand() تابعی است که یک عدد تصادفی در بازه صفر و یک تولید می‌کند. مدل AF شامل دو بخش متغیرها و توابع است که متغیرها

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 برابر ضریب (فاکتور) شلوغی است که $0 < \delta < 1$ می باشد [۹]. توابع شامل: رفتار جستجوی (شکار) غذا، رفتار حرکت گروهی، رفتار دنباله روی (پیروی) و حرکت آزادانه می باشد.

۱.۲. رفتار حرکت آزادانه

ماهی ها در آب به صورت تصادفی شنا می کنند، در حقیقت آنها به دنبال غذا یا همراهانشان در یک محدوده بزرگتر هستند. AF یک وضعیت را به صورت تصادفی در میدان دید انتخاب می کند سپس به سمت این وضعیت حرکت می کند. در واقع این یک رفتار پایه برای رفتار جستجوی غذا می باشد [۲].

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + Step.Rand() \quad (۱)$$

۲.۲. رفتار جستجوی غذا

گرایش به به غذا یک رفتار اساسی زیستی است. در مجموع ماهی ها بوسیله بینایی یا حواسشان تراکم و غلظت غذا را در آب می فهمند سپس تصمیم می گیرند که به سمت آن بروند یا خیر. اگر X_i وضعیت فعلی AF باشد و یک وضعیت X_j را به طور تصادفی در میدان دید AF انتخاب کنیم، $Y=f(X)$ برابر تراکم و غلظت غذا (مقدار تابع هدف) می باشد که با FC^V نیز نشان داده می شود. وضعیت X_j به صورت زیر بدست می آید [۲]:

$$X_j = X_i + Visual.Rand() \quad (۲)$$

حال تراکم غذایی در X_j را با تراکم غذایی در وضعیت فعلی مقایسه می کنیم، اگر $Y_i < Y_j$ باشد (در مسائلی که به کران بالا را می خواهند)، از وضعیت فعلی یک گام به جلو در جهت X_j حرکت می کنیم. که این گونه محاسبه می شود:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \frac{X_j - X_i^{(t)}}{\|X_j - X_i^{(t)}\|} . Step.Rand() \quad (۳)$$

در غیر این صورت، یک وضعیت X_j دیگر را به صورت تصادفی انتخاب می کنیم و دوباره تراکم غذایی آن را می بینیم، تا بفهمیم که آیا شرط جلو رفتن را ارضا می کند یا نه، اگر نتوانست پس از try_number بار موفق به ارضا کردن شرط جلو رفتن ($Y_j > Y_i$) شود، رفتار حرکت آزادانه انجام می شود.

۳.۲. رفتار حرکت گروهی ماهی ها

ماهی ها در فرآیند حرکت به طور طبیعی در گروه هایی جمع می شوند که گونه ای از عادات آنها می باشد که موجودیت گروه را از خطر حفظ می کند. X_c موقعیت مرکزی (X_{Center}) را نشان می دهد و n_f برابر تعداد همسایگان موجود در میدان دید X_c است ($d_{cx} \leq Visual$) و n برابر مجموع تعداد AF ها می باشد. حال اگر Y_c تراکم غذا در موقعیت مرکزی باشد و Y_i تراکم غذا در وضعیت فعلی باشد، اگر $Y_c > Y_i$ باشد و $n_f/n < \delta$ 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 می رویم [۹ و ۲]:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \frac{X_c - X_i^{(t)}}{\|X_c - X_i^{(t)}\|} . Step.Rand() \quad (۴)$$

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

۴.۲. رفتار دنباله روی

فرآیند حرکت دسته ای ماهی ها، هنگامی که یک ماهی منفرد یا تعدادی از آنها غذا پیدا کنند، همسایگان و ماهی های نزدیک به آنها دنبال آنها می روند و به سرعت به غذا می رسند. اگر X_i وضعیت فعلی AF باشد، همسایه X_j را کاوش می کند ($d_{ij} \leq Visual$) و Y_j را می بیند، اگر $Y_j > Y_i$ و $\delta < n_f/n$ باشد یعنی وضعیت X_j دارای تراکم غذایی بیشتری نسبت به وضعیت فعلی است و خیلی شلوغ نمی باشد، پس یک گام به سمت X_j می رویم [۲]:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \frac{X_j - X_i^{(t)}}{\|X_j - X_i^{(t)}\|} . Step.Rand() \quad (۵)$$

در غیر این صورت رفتار جستجوی غذا را اجرا می کند.

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 صورت 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 نمی‌تواند فضاهای خارج از برخی بهینه‌های محلی را جستجو کند.

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 انطباقی 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، $Visual_{Itr}$ و $Step_{Itr}$ برابر با مقدار این پارامترها در تکرار Itr ام 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 ماژول متغیر غیرخطی‌کننده 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 می‌رسند. 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 تمرکز 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 بهتر بیشتر است. نتایج آزمایشات در بخش بعد ارائه شده است.

۴. نتایج آزمایشات

آزمایشات بر روی پنج تابع تابع استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در فضاهای پیوسته ایستا مورد استفاده قرار می‌گیرند. توابع استفاده شده عبارتند از توابع اسفیر، روزنبراک، گریوانک، اُکلی و رستریجن 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 ۰/۵، 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 رستریجن.

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

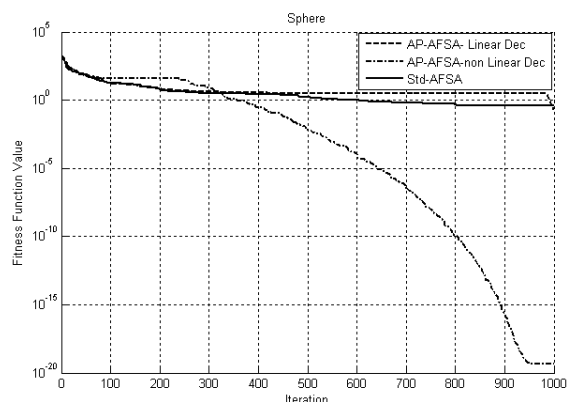
جدول ۲: مقایسه نتایج AFSA و AP-AFSA برای توابع اسفیر، آکلی، رستریجن، روزنبراک و گریوانک در ۳۰ بار اجرای الگوریتم.

نام تابع	ابعاد فضای مسئله	AFSA (بهترین)	AFSA (متوسط)	AP-AFSA (بهترین)	AP-AFSA (متوسط)	AP-AFSA (بهترین)	AP-AFSA (متوسط)
اسفیر	۱۰	۰.۰۱۵۳	۰.۰۴۵۸	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۲۶	۰.۰۲۴۱e-۰۳۱	۰.۸۹۵۶e-۰۳۱
	۲۰	۰.۰۴۲۶	۰.۱۵۳۱	۰.۰۲۴۶	۰.۰۵۴۷	۰.۰۱۴۴e-۰۲۳	۰.۱۴۷۴e-۰۲۳
	۳۰	۰.۲۶۹۴	۰.۴۸۱۰	۰.۲۱۸۱	۰.۳۲۶۷	۰.۰۲۵۹e-۰۱۹	۰.۱۶۲۵e-۰۱۹
آکلی	۱۰	۰.۰۵۷۹	۱.۱۵۳۶	۰.۰۱۲۲	۰.۰۲۰۹	۰.۲۶۶۴e-۰۱۴	۰.۵۶۲۵e-۰۱۴
	۲۰	۰.۱۰۲۱	۱.۷۰۷۶	۰.۰۵۵۲	۰.۰۸۲۶	۰.۱۰۹۲e-۰۱۲	۰.۳۱۴۰e-۰۱۲
	۳۰	۰.۶۹۸۹	۱.۹۱۱۸	۰.۱۰۷۸	۰.۲۴۷۸	۰.۰۹۴۵e-۰۱۰	۰.۳۱۴۰e-۰۱۰
رستریجن	۱۰	۰.۰۵۳۶	۵.۰۴۶۱	۰.۰۰۰۷	۱.۰۳۱۶	.	۰.۴۹۶۴
	۲۰	۰.۰۷۰۲	۸.۲۸۶۰	۰.۰۲۳۲	۱.۸۲۲۵	.	۰.۵۶۳۸
	۳۰	۰.۲۱۳۳	۱۵.۷۹۵۳	۰.۰۷۱۳	۰.۳۹۷۵	.	۰.۵۹۲۱
روزنبراک	۱۰	۲.۹۳۰۹	۲۰.۹۰۰۸	۱.۲۵۷۹	۱۰.۷۲۸۳	۱.۴۳۲۰	۸.۱۳۷۳
	۲۰	۲۰.۳۸۴۲	۳۸.۰۳۸۵	۱۷.۰۷۹۱	۲۳.۹۳۴۶	۱۴.۱۸۲۸	۱۸.۱۴۵۳
	۳۰	۳۵.۹۵۵۷	۵۹.۲۶۵۵	۳۳.۵۵۶۹	۴۳.۵۵۴۸	۲۵.۳۴۹۷	۲۷.۶۶۷۵
گریوانک	۱۰	۰.۰۰۱۰	۰.۰۱۷۹	۰.۰۸۹۹e-۰۰۳	۰.۳۲۲۱e-۰۰۳	.	.
	۲۰	۰.۰۰۲۲	۰.۰۴۷۹	۰.۰۰۱۳	۰.۰۰۳۴	۲.۲۲۰۴e-۰۱۶	۲.۵۱۶۵e-۰۱۶
	۳۰	۰.۰۰۹۴	۰.۰۹۲۲	۰.۰۰۶۴	۰.۰۱۱۱	۴.۴۴۰۸e-۰۱۴	۶.۸۰۹۳e-۰۱۴

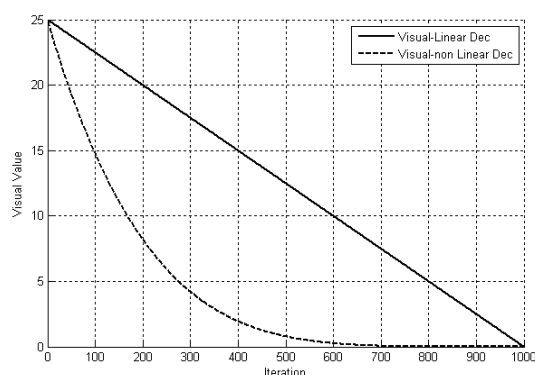
نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که الگوریتم AP-AFSA عملکرد بهتری در مقایسه با الگوریتم AFSA استاندارد دارد. در این جدول بهترین نتیجه و متوسط نتایج بدست آمده از ۳۰ بار اجرای الگوریتم بر روی پنج تابع استاندارد نامبرده در فضاهای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بُعدی آورده شده است. این نتایج از اجرای AFSA استاندارد، AP-AFSA با کاهش 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.

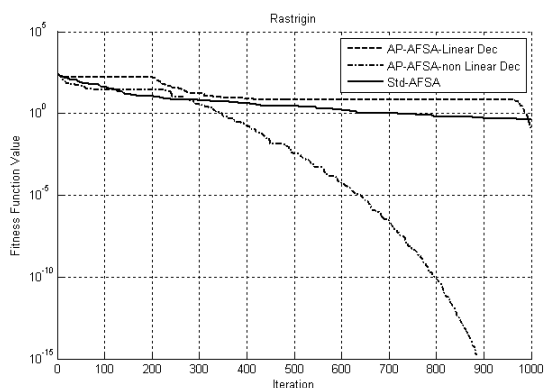
شکل ۲ نمودار کاهش پارامتر Visual را برای مقادیر ۱ و ۵ از n را در طول تکرارهای الگوریتم نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌شود، در کاهش خطی، مقدار Visual در مدت اجرای الگوریتم از مقدار اولیه آن تا صفر به طور یکنواخت کاهش می‌یابد. همچنین مقدار این پارامتر با n برابر ۵ به صورت غیرخطی از مقدار اولیه آن تا صفر در طول اجرای الگوریتم کاهش می‌یابد. شکل‌های ۳ تا ۷، نتایج اجرای هر دو الگوریتم را بر روی پنج تابع استاندارد نامبرده در فضای ۳۰ بُعدی نشان می‌دهند که همان‌طور که مشاهده می‌شود AP-AFSA به نتایج بهتری نسبت به AFSA استاندارد می‌رسد. همچنین در AP-AFSA با کاهش غیرخطی پارامترهای مسافتی، نتایج بدست آمده مطلوب‌تر از این الگوریتم با کاهش خطی پارامترهای مسافتی می‌باشند.



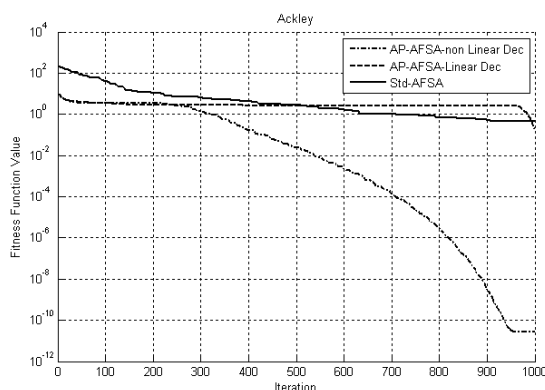
شکل ۳: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع اسفیر ۳۰ بُعدی.



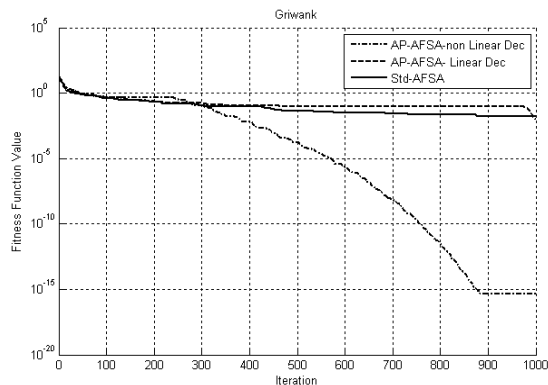
شکل ۴: نمودار کاهش پارامتر Visual، از مقدار اولیه آن در تکرار اولیه تا صفر در تکرار نهایی به صورت خطی و غیرخطی.



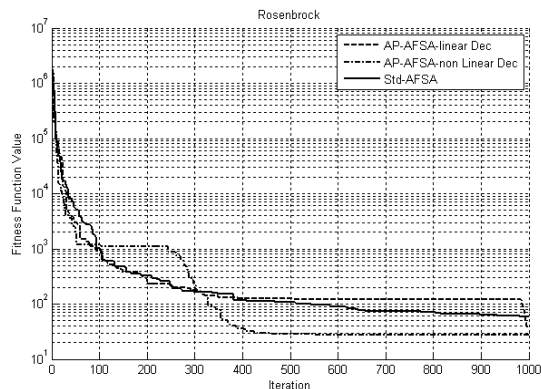
شکل ۵: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع رسترین ۳۰ بُعدی.



شکل ۶: مقایسه نتایج AFSA استاندارد و AP-AFSA با کاهش خطی و غیرخطی پارامترهای مسافتی بر روی تابع آکلی ۳۰ بُعدی.



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



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

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم دسته ماهی‌های مصنوعی با پارامترهای مسافتی تطبیقی پیشنهاد گردید. در الگوریتم پیشنهاد شده پارامترهای میدان دید و حداکثر طول گام در طول اجرا به صورت خطی یا غیرخطی کاهش می‌یابند. 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 می‌یابند که باعث تمرکز بیشتر ماهی‌ها بر ناحیه بهینه سراسری و عدم جستجو در فضای بزرگ تعریف اولیه پارامترها می‌شود. کاهش پارامترهای مسافتی باعث افزایش دقت 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, ۲۰۰۶.
- [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, ۲۰۰۶.
- [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'۲۰۰۶), ۲۰۰۶.

^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