نشریه هنرهای زیبا - معماری و شهرسازی ● دوره ۲۵ ● شماره ۲ ● تابستان ۱۳۹۹

شناخت، تحلیل و بررسی کاربرد هوش جمعی الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در معماری و شهرسازی*

محمدرضا متینی[**۱]، سعید خاقانی[۲]، امیربهادر برادران[۳]**

[۱]استادیار دانشکده معماری و شهرسازی، دانشگاه هنر، تهران، ایران.

[۲]استادیار دانشکده معماری، پردیس هنرهای زیبا، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

[۳]کارشناسی ارشد فناوری معماری، پردیس هنرهای زیبا، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

(تاریخ دریافت مقاله: ۹۸/۸/۳،تاریخ پذیرش نهایی:۹۹/۳/۳)

چکیده

در سال‌های گذشته، الگوریتم‌های بسیاری معرفی شدند تا به‌طور خاص مسائل بهینه‌سازی مختلفی در زمینه رشته‌های معماری و شهرسازی را حل کنند که ردپای طبیعت در اکثر این الگوریتم‌ها به چشم می‌خورد. انگیزه چنین الگوریتم‌هایی حل مسائل پیچیده‌ی مطرح مانند بهینه‌سازی انرژی، سازه، قطعات نما، حل چالش‌های موجود در طراحی گره‌های شهری، مسیریابی بهینه راه‌آهن و شریان‌های شهری، مدیریت ترافیک و دیگر بحث‌های مرتبط در مقیاس‌های خُرد و کلان می‌باشد. هدف این پژوهش در گام نخست بررسی الگوریتم‌های هوش‌جمعی و در گام بعدی، سنجش رفتاری الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در فرم‌یابی شبکه‌راه‌آهن‌شهری‌تهران با تعریف چهار پارامتر شامل گسل‌ها، بناهای تاریخی، زیرگذرها و پل‌ها-تقاطع‌ها، به‌عنوان موانعی برای رشد و مسیریابی در فضای مسأله می‌باشد. روش پژوهش حاضر، استدلالی و گردآوری مطالب مبتنی بر روش کتابخانه‌ای جهت آشنایی با اصول و قوانین حاکم بر الگوریتم‌های هوش‌جمعی است. در ادامه نیز به کمک مدل‌سازی‌ها و شبیه‌سازی‌های نرم‌افزاری، به بررسی و سنجش رفتاری الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در برخورد با موانع تعریف شده در فرم‌یابی شبکه‌راه‌آهن‌شهری‌تهران خواهد پرداخت. یافته‌ها و نقشه‌های خروجی حاصل از مسیریابی فیزاروم در فضای مسأله حاکی از شناسایی درست موانع تعریفی و فرم‌یابی دقیق و البته بدیعی از شبکه راه‌آهن شهری‌تهران است. الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم توانسته با دقت و بدون خطا، فرم‌یابی شبکه را بدون تقاطع با موانع تعریف شده انجام دهد.

واژه‌های کلیدی

بهینه‌سازی، شبکه راه‌آهن شهری، فرم‌یابی، الگوریتم‌های هوش جمعی، الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم.

* مقاله حاضر برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته فناوری معماری، گرایش دیجیتالِ نگارنده سوم، با عنوان «تحلیل و بررسی الگوهای رشد و تکثیر طبیعی به منظور فرم‌یابی شبکه راه‌آهن شهری تهران» می‌باشد که با راهنمایی نگارندگان اول و دوم در بهمن ماه ۱۳۹۸ در دانشگاه تهران ارائه شده است.

** نویسنده مسئول: تلفن: ۰۹۱۹۴۷۱۱۱۳۸، نمابر: ۶۶۷۵۷۳۶۲-۰۲۱، E-mail: m.matini@art.ac.ir.

مقدمه

رفتارهای شگفت‌انگیز مشاهده‌شده در طبیعت منابع الهام جذابی برای حل مسائل دنیای واقعی شکل می‌دهند. محاسبات هوش جمعی در میان محاسبات ملهم از طبیعت بسیار مهم است، زیرا بر رفتار جمعی سیستم‌های بدون کنترل مرکزی و خودسازمانده[1] تمرکز می‌کند (ParPinelli & Lopes, 2011, 1). هوش جمعی[2]، ملهم از رفتار برخی حیوانات یا حشرات مانند مورچه‌ها، موریانه‌ها، پرندگان، ماهی‌ها و ارگانیزم‌ها می‌باشد. این امر به وسیله رفتارهای ناگهانی از تعاملات محلی بین خود ذرات منتج می‌شود و رفتارهای هوشمندانه در سطح گروه را شکل می‌دهد (Garnier, et al., 2007, 4). قدرتمندی و انعطاف‌پذیری سبب شده تا هوش جمعی یک الگو طراحی موفق برای الگوریتم‌هایی باشد که با مشکلات فزاینده پیچیده‌ای مقابله می‌کنند. فیزاروم پلی‌سفالوم[3] نیز از جمله ارگانیزم‌هایی است که رفتارهای هوشمندانه، پیچیده و جمعی ذرات تشکیل‌دهنده‌اش در دستیابی به منابع غذایی و ساخت شبکه‌های مستحکم در رسیدن به این هدف، انگیزه‌ای برای به کارگیری فیزاروم در حل مسائل چالش‌برانگیز بهینه‌سازی در فضای معماری و شهرسازی شده است. هدف این پژوهش نیز تلاش برای بررسی و شناخت بیشتر ویژگی‌ها و کارایی الگوریتم‌های هوش جمعی و سنجش توانایی الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در برخورد با چالش‌های مطرح‌شده در فضای مسأله است. در حقیقت این پژوهش قصد دارد سنجش توانایی و نحوه عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم را در برخورد با چهار پارامتر تعریف‌شده در مسأله به‌عنوان نمونه از چالش‌های موجود، شامل گسل‌ها، بناهای تاریخی، زیرگذرها و پل‌ها و تقاطع‌ها، در فرم‌یابی شبکه راه‌آهن شهری تهران موردبررسی قرار دهد تا بتواند گامی مؤثر در زمینه رشد عملکردی و رفتاری الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم بردارد.

۱- مبانی نظری پژوهش

۱-۱. هوش جمعی

هوش جمعی ملهم از رفتار جمعی حیوانات، حشرات و ارگانیزم‌ها، شبیه به یک سیستم بدون کنترل‌کننده مرکزی و حاصل از یک واحد مستقل می‌باشد (Christian & Daniel, 2008, 87)، که تعامل بین عامل‌ها و محیط منجر به یک رفتار بسیار مؤثر و هوشمند می‌شود. لذا اصل هوش جمعی بر پایه هر تلاشی برای طراحی الگوریتم‌ها یا ابزار حل مسأله تعریف‌شده است (Dorigo&Birattari, 2007,1462). امروزه هوش جمعی ابزار بسیار مفیدی برای معماری و شهرسازی معاصر محسوب می‌شود (Petrs,2016,1). تحقیقات در زمینه هوش جمعی می‌تواند بر طبق معیارهای مختلفی دسته‌بندی گردد (Dorigo & Bi-rattari, 2007, 1462):

۱- طبیعت سیستم‌های تحلیل‌شده: مشخص‌کردن محیط هوش جمعی طبیعی و محیط هوش جمعی مصنوعی.

۲- اهداف دنبال‌شده: مشخص‌کردن هوش جمعی علمی بر روی سیستم‌های جمعی طبیعی و هوش جمعی مهندسی بر روی طراحی و اجرای سیستم‌های جمعی مصنوعی.

۱-۲. کاربرد هوش جمعی در معماری و شهرسازی

معماری و شهرسازی در دو دهه اخیر از اصول هوش جمعی بهره گرفته و پروژه‌های بسیاری برپایه آن انجام‌شده است. در همین راستا استفاده از هوش جمعی در معماری و شهرسازی به این موضوعات تقسیم می‌گردد (Petrs, 2016, 3):

الف)بهینه‌سازی فضای جمعی: ۱. تخلیه: شبیه‌سازی فرآیند تخلیه[4] و بهینه‌سازی مسیرهای فرار[5] (Chen, 2015, 12) و ۲. **طراحی:** بررسی میزان تجمع، جابه‌جایی‌ها، سرعت، زمینه‌های دیداری و غیره در طراحی فضاهای معماری (Petrs, 2016, 4).

ب)شهرسازی جمعی: ۱. ظهوریافتن[6]: استیون جانسون در کتاب «زندگی متصل مورچه‌ها، مغزها، شهرها و ظهور نرم‌افزار» پنج اصل اساسی برای ساخت سیستم‌های پایین به بالا ملهم از مورچه‌ها را به‌عنوان هوش جمعی توصیف می‌نماید، که عبارتند از (John-son, 2001, 78): ۱. بیشتر متفاوت است، ۲. ندانستن مفید است، ۳. برخوردهای تصادفی را تشویق کنید و ۴. به دنبال الگو در نشانه‌ها بگرد.

۲. شهر به‌مثابه جمع: در سراسر جهان می‌توان محلات فقیرنشین بسیاری از جمله شهر قطره[7]، شهر کلون والدو[8] کریستیانا[9] را نام برد که بدون رهبری و بر مبنای سیستم‌های پایین به بالا شکل گرفتند. بر طبق هوش مردم و روابط بسیار پیچیده میان آن‌ها، الهام از این سیستم‌ها می‌تواند به ما کمک کند که چگونه شهرهای خود را به‌صورت کارآمد توسعه دهیم (Leach, 2009, 59).

ج) مدل‌سازی جمعی: هوش جمعی برای آنالیز و شبیه‌سازی جهت سازه‌های شگفت‌انگیز، طرح‌ها و فرم‌های خارق‌العاده‌ای به کمک برنامه‌های متفاوت استفاده می‌شود (Petrs, 2016, 5).

د)رباتیک جمعی: هوش جمعی برای کنترل خودمختار و مستقل ربات جهت افزایش کیفیت و دقت و کاهش زمان ساخت و هزینه بسیار حائز اهمیت است. همچنین دیگر ویژگی بارز آن، قابل‌کنترل‌بودن کل فرآیند است (Petrs, 2016, 5).

۱-۳. بررسی الگوریتم‌های بر پایه هوش جمعی

الگوریتم‌های بسیاری بر پایه رفتارهای هوشمندانه اجتماعات طبیعی مانند حشرات، پرندگان، دوزیستان، پستانداران و باکتری‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌اند که می‌توان آن‌ها را در سه دسته و بر پایه بلوغ تئوری آن‌ها دسته‌بندی کرد (Zedadra et al., 2018, 10):

۱. در حال استفاده: الگوریتم‌های پیشنهادی قدیمی که بسیار مورداستفاده قرارگرفته و توسط جامعه علمی استانداردشده‌اند، همچنین توجه بسیاری را در جامعه علمی به خود جلب کرده است. شامل: بهینه‌سازی ذرات جمعی (Kennedy, 2001, 202)، الگوریتم بهینه‌سازی جستجو غذای باکتری (Passino, 2002, 58)، بهینه‌سازی کلونی مورچگان (Dorigo, et al., 2006, 30)، کلونی زنبور عسل (Karaboga, 2005, 2).

۲-در حال بهره‌برداری: الگوریتم‌هایی که در زمینه تئوری به یک بلوغی رسیده‌اند اما در زمینه‌های محدودی به کار گرفته شده‌اند. این گروه نیز موردتوجه جامعه علمی هستند اما هنوز نیاز دارند تا محدوده عملکردی خود را بزرگ کرده و سایر برنامه‌های باقی‌مانده را کاوش کنند

شامل: الگوریتم پرش نامنظم قورباغه (Eusuff, et al., 2006, 135)، الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب‌تاب (Yang & He, 2013, 6)، الگوریتم خفاش (Yang, 2010, 67)، بهینه‌سازی عنکبوت اجتماعی (Cuevas, et al., 2013, 6378)، الگوریتم جستجو پرنده فاخته (Yang & Deb, 2010, 330)، بهینه‌سازی ملهم از کبوتر (Duan & Qiao, 2014, 30)، بهینه‌کننده گرگ طوسی (Mirjalili & Mirjalili, 2014, 52)، بهینه‌سازی اجتماع گربه (Chu & Tsai, 2007, 165).

۳- درحال اکتشاف: الگوریتم‌هایی که در تئوری هنوزبه تکامل نرسیده‌اند و توجه جامعه علمی را به خود جلب نکرده‌اند اما می‌توانند جذاب باشند. این الگوریتم‌ها نیاز به درک بیشتری در زمینه اصول خود دارند تا تئوری آن‌ها تقویت گردد. شامل: بهینه‌سازی هجوم سوسک (Havens, et.al, 2008, 3)، الگوریتم پشه دنبال میزبان (Feng, et al., 2014, 1800)، الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم (Monismith & Mayfold, 2008, 4)، جستجو گروهی ماهی (Bastos Fillho, et al., 2008, 2647)، الگوریتم جستجو توسط صدا دلفین (Kave & Farhoudi, 2013, 61)، الگوریتم ملهم از شیرها (Rajakumar, 2012, 128)، الگوریتم میمون (Zhao & Tang, 2008, 171).

۱-۴. ویژگی‌های اصلی الگوریتم‌های هوش جمعی

ویژگی‌های اصلی الگوریتم‌های هوش جمعی را می‌توان در سه دسته بیان نمود (Christian & Daniel, 2008, 88): **۱. استحکام:** سیستم علی‌رغم ناسازگاری‌ها و اختلالات موجود در محیط همچنان عملکردی باقی می‌ماند. **۲. انعطاف‌پذیری:** انطباق با تغییر شرایط محیطی با هماهنگی فعالیت‌های خود به روشی برای انجام وظایف با ماهیت متفاوت. **۳. مقیاس‌پذیری:** الگوریتم‌های بر پایه هوش جمعی می‌توانند از خودسازمان‌دهی، همکاری و خودسازی پشتیبانی کنند که به جمعیت اجازه می‌دهد تا تحت گروه‌هایی با اندازه‌های مختلف فعالیت کنند و تعداد زیادی از افراد را تحت تأثیر قرار دهند بدون اینکه به‌طور قابل‌توجهی عملکرد را تحت تأثیر قرار دهند.

۲- پیشینه پژوهش

طراحان، بیولوژی را به‌عنوان منبعی برای الهام (Helms, et al., 2009, 607)، تحت عنوان دیدن دنیای طبیعی به‌عنوان «زندگی سرشار از نبوغ»(El-Zeiny, 2012, 502) صدها سال است که مورد استفاده قرار داده‌اند. به‌طورکلی باید بیان داشت که منبع اصلی الهام، طبیعت است. افراد و گروه‌های مختلفی در زمینه‌ی شناخت بیشتر و بهتر الگوریتم‌های هوش جمعی گام برداشته‌اند که برخی از این افراد و پژوهش آن‌ها درزمینه‌ی الگوریتم‌های پرکاربرد در زمینه معماری و شهرسازی بر طبق جدول (۱) ارائه‌شده است.

۲-۱. بررسی نمونه‌های کاربرد الگوریتم‌ها در معماری و شهرسازی

۲-۱-۱. بهینه‌سازی ذرات جمعی و کلونی مورچگان

در این پژوهش تلاش جهت به‌کارگیری کلونی مورچگان در طراحی معماری و بهینه‌سازی نقشه تخلیه اضطراری به منظور حرکت مردم با حداکثر سرعت ممکن برای این فضا می‌باشد (تصویر ۱) (Song, et al., 2018, 5).

۲-۱-۲. بهینه‌سازی کلونی مورچگان

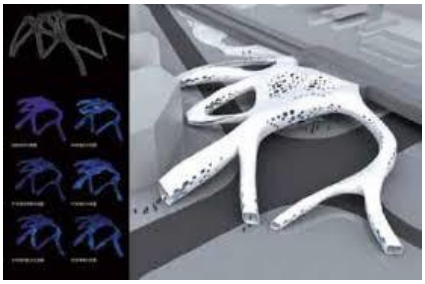
یکی از نمونه‌های موفق ساخته‌شده بر اساس کلونی مورچگان خانه اکولوژیک می‌باشد. در این طرح جهت دسترسی به تهویه طبیعی در طراحی آتریوم و کانال‌های ساختمان از طرح کانال‌های کلونی مورچگان الهام گرفته‌شده است (تصویر۲) (گلابچی،خرسندنیکو، ۱۳۹۳، ۱۷۹).

۲-۱-۳. بهینه‌سازی کلونی زنبورعسل

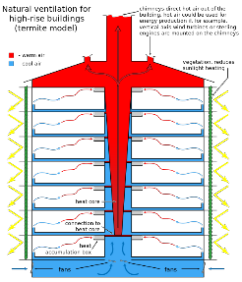
ماسوتی و کاسترو نیز در پژوهش خود توانستند مسأله فروشنده

جدول ۱- دسته‌بندی الگوریتم‌های هوش جمعی پرکاربرد در معماری و شهرسازی.مأخذ:(Zedadra,et al., 2018, 7)

ردیف	مشخصات الگوریتم	منشأ شناخت	کاربردها و ویژگی‌ها
۱	بهینه‌سازی ذرات جمعی، (Kennedy&Eberhart,1995,1944)	رفتارهای اجتماعی و جمعی ارگانیزم‌ها	هوش محاسباتی جهت‌دهی شده، تصادفی، وابسته به جمعیت، هر ذره ارائه‌دهنده یک راه‌حل، اجرای ساده و پارامترهای کم، حفظ تنوع در جمعیت
۲	بهینه‌سازی کلونی مورچگان، (Dorigo,et.al,1996,34)	رفتار جستجوگرانه مورچه‌ها در طبیعت	همکاری بین عامل‌ها به‌منظور هدفی مشترک، توانایی در یافتن کوتاه‌ترین مسیر، حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی و پیچیده
۳	بهینه‌سازی کلونی زنبورعسل مصنوعی، (Karaboga,2005,2)	رفتار جستجوگرانه زنبورها در طبیعت	بهینه‌سازی مسائل، حرکت تصادفی در فضای جستجو، جستجو سراسری
۴	بهینه‌سازی جستجوی غذای باکتری، (Passino,2002,58)	پدیده کلونی باکتریایی	بهینه‌سازی و حل مسائل پیچیده، رابط بین مهندسی و میکروبیولوژی، فعالیت سازمان‌دهی شده و پیچیده در جستجو، بر پایه سه اصل عملکردی جابه‌جایی سلولی-تکثیر و حذف پراکندگی
۵	بهینه‌سازی فیزاروم، (Monismith&Mayfold,2008,4)	رفتار جستجوگرانه فیزاروم پلی‌سفالوم برای غذا	مسائل بهینه‌سازی نمودار، بهینه‌سازی عددی، مسئله کوتاه‌ترین مسیر، تقریب زدن بزرگراه‌ها، حل مسئله حمل‌ونقل خطی، برنامه‌ریزی مسیر، مدل مدار الکترونیکی برای حل محاسبات پیچ‌وخم، شبکه‌های حمل‌ونقل

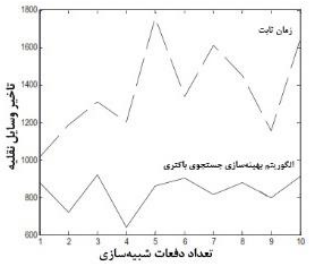


تصویر ۱- مدل حاصل از کلونی مورچگان. مأخذ: (Song et al., 2018, 5)



تصویر۲- مقطع عملکردی خانه اکولوژیک. مأخذ: https://inhabitat.com/(/building-modelled-on-termites-eastgate-centre-in-zimbabwe

تصویر ۳- مسأله فروشنده دوره‌گرد. مأخذ: (Thukral &Diwaker, 2017 ,50)



تصویر۴- مقایسه شرایط عادی و زمان استفاده از الگوریتم در شلوغ‌ترین زمان ممکن. مأخذ: (Liu & Xu, 2012, 214)

دوره‌گرد را به‌وسیله الگوریتم کلونی زنبورعسل به‌عنوان یکی از مشهورترین الگوریتم‌های دسته هوش جمعی، حل نمایند و در پایان نیز نسبت به دیگر مدل‌ها پاسخ بهینه‌تری برای چالش مطرح‌شده بیابند (تصویر۳) (Masutti & Castro, 2017, 1).

۲-۱-۴. بهینه‌سازی جستجوی غذای باکتری

لیو و ژو در پژوهش خود سعی دارند به کمک این الگوریتم زمان ایستادن هر خودرو در این چرخه ترافیک را به حداقل ممکن برسانند. آن‌ها مدل خود را در تقاطع‌های شهر گوانگژو به کار گرفتند که درنهایت موفق به بهبود شرایط ترافیک تقاطع‌ها با تراکم بالا شدند (تصویر۴) (Liu & Xu, 2012, 210).

۲-۲. الگوریتم‌های هوش جمعی پرکاربرد در بهینه‌سازی مسائل معماری و شهرسازی

۲-۲-۱. الگوریتم بهینه‌سازی ذرات جمعی

بهینه‌سازی ذرات جمعی یک هوش محاسباتی جهت‌دهی شده‌ی تصادفی و تکنیک بهینه‌سازی سراسری بر پایه‌ی جمعیت است (Kennedy & Eberhart, 1995, 1944). هر ذره در جمع، ارائه‌کننده یک راه‌حل در فضایی با ابعاد بزرگ با چهار بردار است. سرعت و تنظیم موقعیت ذره در فضای جستجو بر پایه‌ی بهترین موقعیت به‌دست‌آمده توسط خودش و بهترین موقعیت به‌دست‌آمده توسط همسایه‌اش در طول فرآیند جستجو است (تصویر ۵). در هر تکرار، هر ذره موقعیت و سرعت خودش را طبق فرمول (۱) به‌روزرسانی می‌کند.

$$\chi_{k+1}^{i} = \chi_{k}^{i} + v_{k+1}^{i}$$

$$v_{k+1}^{i} = v_{k}^{i} + c_1 r_1 + c_2 r_2 (p_k^g - \chi_k^i)$$

فرمول ۱- فرمول روابط بین ذرات.مأخذ: (Kennedy & Eberhart,1995,1944)

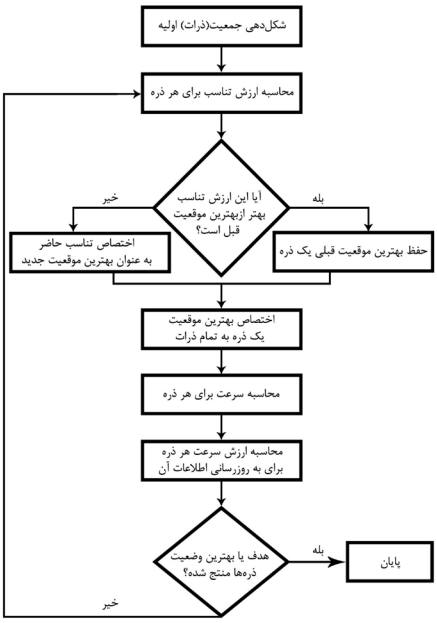
در این رابطه، : بیانگر موقعیت ذره، : بیانگر سرعت ذره، : بیانگر بهترین موقعیت به یاد آورده شده، و : بیانگر پارامترهای شناختی و اجتماعی و : بیانگر اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ هستند.

۲-۲-۲. الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان

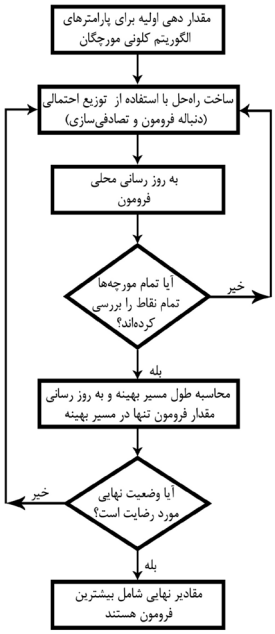
بهینه‌سازی کلونی مورچگان یک الگوریتم بر پایه اجتماع و فراشناختی است که به‌وسیله‌ی الهام از رفتار جستجوگرانه مورچه‌ها در طبیعت شناخته می‌شود. جذاب‌ترین جنبه از رفتار اجتماعی مورچه‌ها توانایی به‌خصوص آن‌ها در یافتن کوتاه‌ترین مسیر بین لانه و منابع غذایی به‌وسیله ردیابی مسیر فرومون[۱۰] است (Calis, 2015, 222). مورچه‌ها مسیر را به‌وسیله‌ی یک تصمیم احتمالی برپایه‌ی میزان فرومون پیروی می‌کنند؛ قوی‌ترین فرومون در مسیر، بالاترین میزان مطلوبیت است. این الگوریتم‌ها همچنین می‌توانند برای مسائل بهینه‌سازی ترکیبی و پیچیده توسعه یابند (Dorigo & Di-Caro, 1999, 1470). بر پایه همین اطلاعات نیز روند عملکردی الگوریتم کلونی مورچگان بر طبق تصویر(۶) می‌باشد.

۲-۲-۳. الگوریتم کلونی زنبورعسل

زنبورها به‌صورت گروهی رفتار نوظهور پیچیده‌ای با استفاده از ویژگی‌هایی مانند مقیاس‌پذیری و انطباق‌پذیری نشان می‌دهند که الگوریتم کلونی زنبورعسل مصنوعی، این رفتار جستجوگرانه غذا توسط جمعی از زنبورها را شبیه‌سازی می‌کند(Karaboga & Basturk, 2007, 461). زنبورعسل‌ها زمانی که یک شهد هدف پیدا می‌کنند، جهت حل مشکل با یکدیگر تعامل می‌نمایند. راه‌حل‌های جمعیت اولیه توزیع‌شده، به‌طور تصادفی در فضای مشکل D بعدی در حال پخش است. زنبورعسل کارگر[۱۱] یک تغییر موقعیت (راه‌حل) به‌واسطه اطلاعات محلی در ذهنش شکل می‌دهد و میزان شهد (ارزش تناسب) از منابع جدید (راه‌حل جدید) را بررسی می‌کند و زمانی‌که جستجو را کامل کردند، اطلاعات شهد منابع غذایی و اطلاعات مکانی آن‌ها را با زنبورعسل ناظر[۱۲] در محدوده حرکت به اشتراک می‌گذارند. در



تصویر ۵- دیاگرام الگوریتم بهینه‌سازی ذرات جمعی.



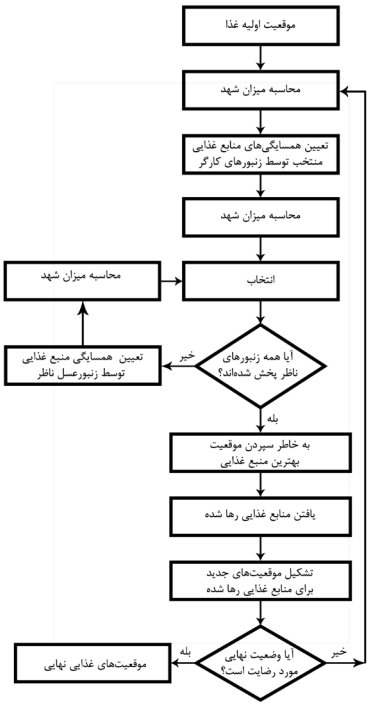
تصویر۶- دیاگرام روند الگوریتم کلونی مورچگان.

مرحله بعد از تولیدمثل، بر اساس میزان احتمال مرتبط با منبع غذایی، زنبورعسل مصنوعی یک منبع غذایی را انتخاب می‌کند (فرمول ۲). که در این رابطه، N: تعداد منابع غذایی و : ارزش تناسب راه‌حل و متناسب با مقدار شهد منبع غذایی در موقعیت می‌باشد.

$$P_i = \frac{fit}{\sum_{n=1}^{N} fit_n}$$

فرمول ۲- فرمول میزان احتمال انتخاب یک منبع غذایی توسط زنبورعسل
مأخذ: (Karaboga & Basturk, 2007, 463)

در مرحله پایانی، جابه‌جایی و انتخاب زنبورعسل‌ها، اگر یک موقعیت نتواند در طول تعدادی از چرخه‌ها از پیش تعیین‌شده بهبود بیشتری پیدا

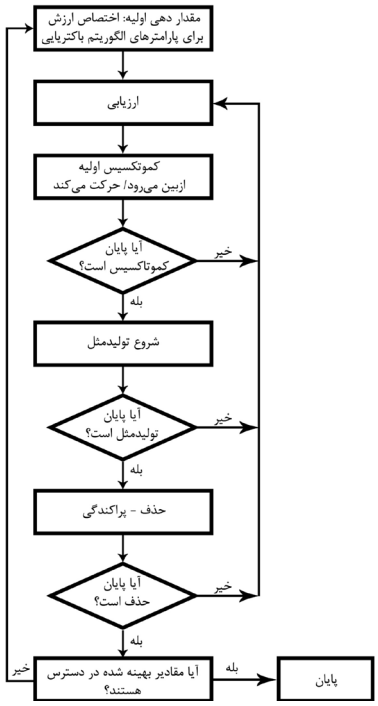


تصویر۷- دیاگرام روند الگوریتم کلونی زنبورعسل.

کند، سپس آن منبع غذایی رها می‌شود. پس‌ازآنکه منابع جدید معرفی شد، آنگاه توسط زنبورعسل‌های مصنوعی ارزیابی می‌شود و عملکردش با مورد قبلی مورد قیاس قرار می‌گیرد. اگر که منبع جدید شهد برابر و یا مساوی با منبع قبلی داشت، جایگزین قبلی در حافظه می‌شود، در غیر این صورت، منبع قدیمی در ذهن باقی می‌ماند (تصویر۷).

۲-۲-۴. الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی غذای باکتری

این دسته از الگوریتم‌ها ویژگی‌های الگوهای جستجوی غذای باکتریایی مانند کموتاکسی[۱۳]، متابولیسم[۱۴]، تولیدمثل[۱۵] و سنجش



تصویر۸- دیاگرام روند الگوریتم جستجوی غذای باکتریایی.

سهم[۱۶] را به ارث می‌برند. فعالیت‌های سازمان‌دهی‌شده و پیچیده‌ای در الگوهای جستجو غذای باکتریایی، رویکرد جدیدی را برای حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده نمایش می‌دهد. الگوریتم بهینه‌سازی جستجو غذای باکتری پدیده‌ای مبتنی بر کلونی باکتریایی است، به‌جای اینکه وابسته به رفتاری فردی باشد(Passino, 2002, 65) (تصویر۸).

۳. روش‌شناسی پژوهش

روش تحقیق در پژوهش حاضر، روش استدلال منطقی و گردآوری مطالب به‌صورت کتابخانه‌ای و جستجوی برخی از اصول و قوانین حاکم بر پدیده‌های طبیعی است. در بخش اول این پژوهش به کمک مطالعات کتابخانه‌ای سعی بر این بوده تا تحلیل درست و شناخت کاملی از الگوریتم‌های هوش جمعی حاصل شود. سپس الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های ملهم از طبیعت و هوش جمعی در زمینه فرم‌یابی شبکه موردتحقیق قرارگرفته است. در این پژوهش، سعی شده از طریق جمع‌آوری اطلاعات به بررسی الگوریتم‌های هوش جمعی ملهم از طبیعت، پرداخته شود. سپس به کمک مدل‌سازی‌های انجام‌گرفته در نرم‌افزار راینو[۱۷] و افزونه‌های گرس‌هاپر[۱۸] و سی‌شارپ[۱۹] و بررسی حالت‌های وقوع شکل‌گیری این فرآیندها و تحلیل و بررسی آن‌ها، قواعد و قوانین حاکم بر آن‌ها را استخراج نموده تا در راستای اهداف موردنظر در زمینه معماری و شهرسازی به کار گرفته شوند.

۴. فیزاروم پلی‌سفالوم

فیزاروم پلی‌سفالوم گونه‌ای از گروه فیزارالس‌ها (Adamatzky, 2009, 105) و یکی از ۷۰۰ نوع کپک لجن[۲۰] شناخته‌شده، متعلق به زیرشاخه‌ی آمیب‌ها، با یک زندگی کاملاً پیچیده می‌باشد (Stephenson & Stempen, 1994, 14) که چرخه زندگی منحصری دارد (Howard, 1931, 129). در برخی از مراحل چرخه، تبدیل به یک توده یکپارچه پروتوپلاسم شده که پلاسمودیوم نامیده می‌شود که یک سلول تک با هسته دیپلوئید یا دوگانه است که با سلول‌های دیگر پیوند می‌خورد و یک توده سلولی با هزاران یا میلیون‌ها هسته سلول شکل می‌دهد که همگی یک دیواره‌ی سلول مشترک دارند و به‌عنوان یک موجود واحد عمل می‌کنند (Nakagaki, et al., 2001, 49).

۴-۱. هوش فیزاروم

فیزاروم رفتارهای هوشمندانه بسیاری نمایش داده است؛ که به‌طور خلاصه این رفتارها در جدول (۲) نمایش داده شده است.

۴-۲. منبع هوش فیزاروم

اطلاعات بیانگر این موضوع است که جریان پروتوپلاسمیک (جریان لرزان) در طول رگ‌های لوله‌ای فیزاروم نقش مهمی در توسعه شبکه آن دارد (Alim & et al., 2013, and Tero & et al., 2005, 130 13308)؛ همچنین مزیت چنین لوله‌هایی با جریان پروتوپلاسمیک، در جهت هوش فیزاروم به شمار می‌روند تا شبکه‌هایی باکیفیت بالا طراحی کنند؛ بنابراین مدل‌سازی و بازتولید این جریان مبنای پایه‌ای بسیاری از مدل‌های شبکه‌ای ملهم از فیزاروم است (Nakagaki, 2001, 768-769).

۵. یافته‌های پژوهش

۵-۱. ویژگی‌های رفتاری فیزاروم پلی‌سفالوم

جدول ۲- ویژگی‌های رفتاری فیزاروم پلی‌سفالوم.

ردیف	ویژگی‌های رفتاری	رفتارهای هوشمندانه
۱	یافتن بهینه‌ترین و کوتاه‌ترین مسیر	توانایی حل مارپیچ (Adamatzky, 2013, 320) و مسئله فروشنده دوره‌گرد و برج هانوی (Nakagaki,et.al,2007,68104)
۲	ایجاد شبکه‌های پاسخگو	رسیدن به توازن مناسب بین هزینه، کارایی و انعطاف‌پذیری در آزمایش شبیه‌سازی شبکه ریلی توکیو (Tero,et.al,2010,440) و برخی دیگر از شبکه‌های حمل‌ونقل جهان (Adamatzky, 2011, 1213)، توپولوژی لوله‌ای شبیه به شبکه‌های ریاضیاتی پیچیده (مانند درخت اشتاینر) (Jones, 2015, 281)
۳	سازگاری با محیط‌های متغیر	امکان انقطاع و اتصال مجدد شبکه‌های فیزاروم از یکدیگر(Ito, et.al, 2010, 34)، حرکت جمعی فیزاروم به سمت محرک یا فاصله گرفتن از آن(Seki, 1998, 1608)، واکنش جمعی ذرات به محرک‌های بیرونی مانند نور(Adamatzky, 2009, 17)، توانایی در طراحی شبکه‌های پویا شهری(Dressler & Akan, 2010, 177)
۴	آموزش پذیری و حافظه داشتن	یادگیری و به خاطر سپردن زمان‌های بروز شرایط نامساعد(Saigusa, et.al, 2008, 018101-4)، باقی گذاشتن رد حرکتی به عنوان حافظه فضایی جهت جلوگیری از بررسی مسیرهای بررسی شده(Reid, et.al, 2012, 17493)
۵	هوش توزیع‌شده	مرکز پردازش ندارد(Saigusa,et.al,2008,18101-1)، یک بخش جدا شده می‌تواند یک ارگانیزم عالی شود(Nakagaki, 2001, 768)، امکان ترکیب بین دو ارگانیزم جدا،(Tero, 2014, 143)، پاسخگو جهت بهینه‌سازی شبکه‌های توزیع مستقل(Seki, 1998. 1606) همراه با سیستم‌های کنترلی غیرمتمرکز (Kunita, 2013, 26).

جدول ۳- قوانین رفتاری فیزاروم پلی‌سفالوم.

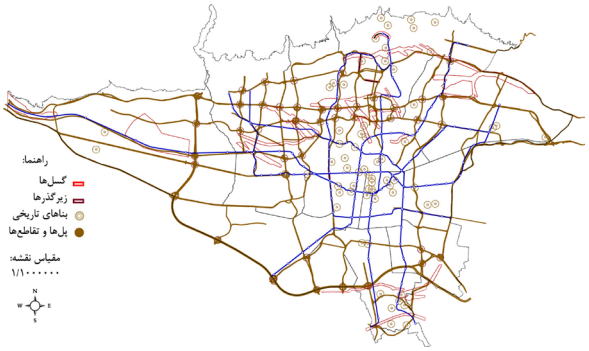
۱	رهاسازی جاذب‌های شیمیایی	۲	حرکت به سمت جاذب‌ها	۳	بررسی وضعیت تراکم عامل‌ها و تصمیم‌گیری در مورد تولیدمثل یا مرگ
۴	پخش مداوم جاذب‌های شیمیایی	۵	دوری از موانع و عوامل بازدارنده	۶	حرکت به سمت مسیرهای مشخص شده
۷	افزایش تولید مثل و فشار پلاسمودیوم در مسیرهای منتهی به جواب	۸	حذف عامل‌های ناموفق در رسیدن به جواب	۹	حذف رگ‌های بهینه و رسیدن به پاسخ مسئله

ویژگی‌های رفتاری و ظاهری فیزاروم به‌طور خلاصه بیانگر این است که عامل‌های سلولی فیزاروم حرکتی جمعی جهت شکل‌دهی ساختاری شبکه‌ای بین نقاط شروع و پایان در محیط مدنظر را دارند. درواقع هر یک از عامل‌های فیزاروم طبق توضیحات پیشین، جهت نیل به اهداف تعریف‌شده با یکدیگر ترکیب می‌شوند و ارگانیزمی چندهسته‌ای شکل می‌دهند تا با همکاری با یکدیگر بتوانند مسیریابی بهینه‌ای را جهت رسیدن به نقاط تعریف‌شده طبق قوانین جدول (۳) انجام دهند. با توجه به بررسی‌های صورت گرفته و نکات ذکرشده حول عملکرد الگوریتم‌های هوش جمعی و منطق فکری و رفتاری آن‌ها بنابراین می‌توان قابلیت‌های الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم را نیز جزئی از الگوریتم‌های هوش جمعی دانست.

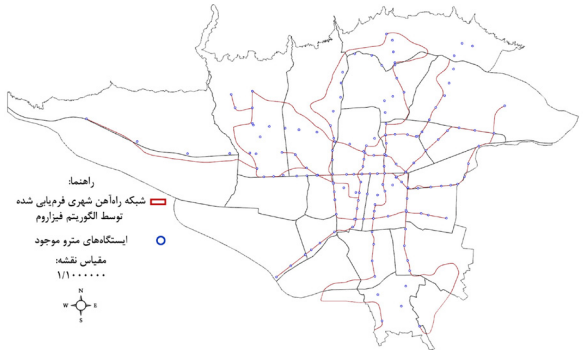
۵-۲. شیوه شکل‌گیری فضای مسأله

در این پژوهش سعی بر این است تا با بررسی و سنجش نحوه عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم، بتوان شبکه راه‌آهن شهری تهران را در کنار موانعی همچون گسل‌ها، بناهای تاریخی مهم، پل‌ها و تقاطع‌ها و درنهایت مسیرهای زیرگذر موجود شبیه‌سازی نموده و قیاسی بین وضع موجود و نتیجه حاصل از الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم صورت داد. قطعاً عوامل بسیاری در فرم‌یابی شبکه مترو و حفر تونل‌های آن تأثیرگذار و مهم هستند اما بدیهی است که پرداختن به همه آن‌ها از حوزه‌ی بررسی و دانشی این پژوهش به دور است. با توجه به بررسی‌ها و پژوهش‌ها در زمینه نحوه عملکرد فیزاروم پلی‌سفالوم، دیاگرام رفتاری زیر برای الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم حاصل‌شده است (تصویر۹)

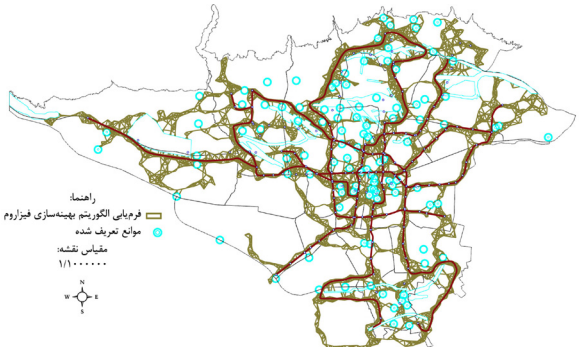
۵-۳. سنجش توانایی الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در برخورد



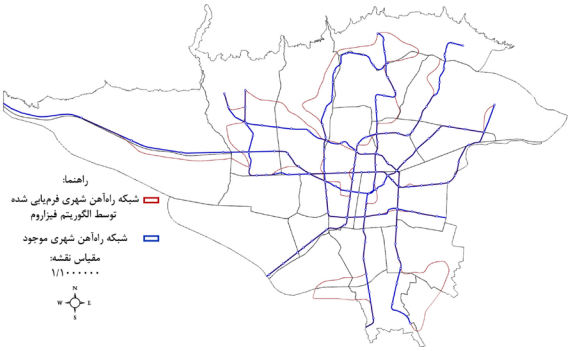
نقشه ۱-تداخل بین موانع با شبکه کنونی مترو تهران. مأخذ: (یافته‌های پژوهش)



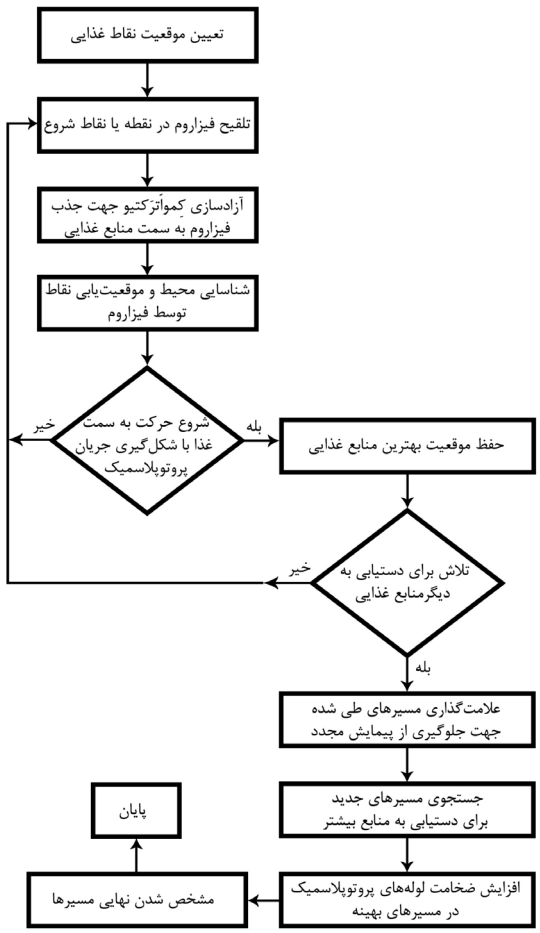
نقشه۳- شبکه مترو فرم‌یابی‌شده توسط الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم. مأخذ: (یافته‌های پژوهش)



نقشه ۲- فرم‌یابی شبکه مترو تهران باوجود موانع توسط الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم. مأخذ: (یافته‌های پژوهش)



نقشه۴- قیاس شبکه موجود و شبکه مترو فرم‌یابی‌شده توسط الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم. مأخذ: (یافته‌های پژوهش)



تصویر ۹- دیاگرام روند الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم.مأخذ: (یافته‌های پژوهش)

با موانع

جهت نیل به هدف موردنظر که فرم‌یابی شبکه راه‌آهن شهری تهران توسط الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم می‌باشد، در ابتدا باید به تقاطع‌های موجود بین موانع ذکرشده، شامل گسل‌ها، بناهای تاریخی مهم، پل‌ها و تقاطع‌ها و مسیرهای زیرگذر موجود با شبکه راه‌آهن شهری تهران پرداخته شود (نقشه ۱). سپس باید الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم برای فرم‌یابی در فضای مسأله تلقیح گردد (نقشه ۲). این الگوریتم در بخش‌هایی که با موانع برخورد می‌نماید، از آن‌ها دوری کرده و سعی در یافتن بهترین و بهینه‌ترین مسیر ممکن برای رسیدن به ایستگاه‌ها و یا نقاط تعریفی در مسأله را دارد. جستجو در فضای مسأله (شهر تهران) توسط الگوریتم تا حدی ادامه می‌یابد که اطمینان یابد تمام فضای مسأله را جستجو کرده و به تمام نقاط دسترسی یافته است. آنگاه به‌مرور رگ‌های اضافی را از بین برده و تنها رگ‌های اصلی را حفظ می‌کند تا به فرم نهایی و بهینه شبکه راه‌آهن شهری تهران دست یابد. نقشه ۲ بیانگر شیوه رشد الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در فضای مسأله، نحوه عملکردش در برخورد با موانع و درنهایت مسیرهای طی‌شده با توجه به اهداف و چالش‌های تعریف‌شده می‌باشد.

در مرحله بعد (نقشه ۳) پس‌ازاینکه فرم‌یابی شبکه توسط فیزاروم صورت گرفت، امکان استحصال شبکه راه‌آهن شهری جدید تهران، با توجه به مسیرهای حرکتی توسط الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم وجود دارد. مکان‌هایی که تراکم بالایی از فیزاروم در آن‌ها شکل‌گرفته، مسیرهایی است که به‌عنوان مسیر بهینه جهت رسیدن به نقاط تعریف‌شده، به‌دوراز برخورد با موانع و چالش‌های موجود در فضای مسأله شکل‌گرفته است؛ که در این نقشه با خطوط قرمز مشخص گردیده است. این خطوط بیانگر شبکه راه‌آهن شهری بهینه تهران و حاصل حرکت جمعی عامل‌های فیزاروم پلی‌سفالوم در فضای مسأله و پاسخ به چالش‌های مطرح‌شده هست.

در مرحله پایانی، انطباق و قیاس بین شبکه راه‌آهن شهری موجود و شبکه فرم‌یابی‌شده توسط الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم انجام‌گرفته است (نقشه ۴). در این نقشه خطوط آبی بیانگر وضع موجود با مسافتی برابر با ۲۰۲/۰۰۳ متر است و خطوط قرمز بیانگر شبکه فرم‌یابی‌شده توسط فیزاروم می‌باشد که مسافتی برابر با ۲۰۳/۱۱۵ متر دارد. همان‌طور که مشخص است، در محل‌هایی انطباقی میان شبکه جدید و وضع موجود وجود ندارد که ناشی از وجود موانع در مسیریابی بوده و درنهایت فیزاروم از آن‌ها در مسیر خود دوری کرده و سعی دریافتن مسیر جدید به‌دوراز برخورد با این موانع داشته است. با توجه به اطلاعات حاصل مجموع مسافت خطوط فرم‌یابی‌شده توسط الگوریتم فیزاروم برای شبکه راه‌آهن شهری تهران به میزان ۱۱۱۲ متر طولانی‌تر شده است؛ اما باید در نظر داشت که شبکه فرم‌یابی‌شده جدید در بسیاری از موارد سعی در انتخاب بهینه‌ترین و پاسخگوترین مسیر و همچنین کم‌ترین برخورد با موانع تعریف‌شده را داشته و هدف، یافتن کوتاه‌ترین مسیر نبوده است.

نتیجه

تقریب بهینه‌ترین مسیر یا محاسبه شبکه‌های حمل‌ونقل و موارد مشابه ازجمله مسائل پرکاربرد در زمینه به‌کارگیری الگوریتم‌های هوش جمعی است. الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم نیز - متشکل از عامل‌هایی است که طی یک رفتار جمعی با یکدیگر ترکیب‌شده و رگ‌هایی شکل می‌دهند تا بتوانند به‌صورت هوشمندانه، با جستجو در فضای مسأله و بررسی شرایط به بهینه‌ترین مسیر جهت رسیدن به غذا و یا نقطه هدف در مسأله دست یابند - به‌عنوان یکی از زیرشاخه‌های الگوریتم‌های هوش جمعی از این قاعده مستثنا نیست. با توجه به پژوهش‌های پیشین و بررسی‌های صورت‌گرفته، در میان الگوریتم‌های پرکاربرد هوش جمعی که در این پژوهش نیز به آن‌ها پرداخته شد، الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم نسبت به هم‌گروهان خود ویژگی‌هایی از جمله: ۱. کاربردی ارزان‌تر ۲. استفاده آسان‌تر ۳. کاربرپسندتر ۴. ساخت شبکه‌های پاسخگوتر ۵. خروجی بهینه‌تر ۶. عملکردی بهتر ۷. سازگاری با محیط‌های متغیر ۸. قابلیت یادگیری و به خاطر سپردن ۹. دارای هوش توزیع‌شده ارائه نموده است. به‌کارگیری الگوریتم‌های هوش جمعی جهت رسیدن به پاسخ در چالش‌های پیچیده و مطرح دنیای امروز که ازجمله آن‌ها می‌توان به حل مسائل شبکه حمل‌ونقل اشاره نمود، امکان ارائه پاسخ‌هایی دقیق‌تر و با هزینه زمانی و انسانی کم‌تر دارد. در پژوهش حاضر نیز محاسباتی دقیق‌تر درزمانی کوتاه‌تر نسبت به بررسی‌های انسانی انجام‌گرفته و همچنین احتمال بروز خطای انسانی در محاسبات و طراحی شبکه را نیز تا حد قابل‌توجهی کاهش داده است. بدیهی است که در پژوهش حاضر (طراحی شبکه راه‌آهن شهری تهران) مسائل بسیاری ازجمله: سیاسی، اقتصادی، اجتماعی – فرهنگی، برنامه‌ریزی‌های کلان شهری و موارد مشابه امکان بررسی توسط این الگوریتم را نداشته‌اند؛ اما وجوه دیگری همچون چالش‌های موجود در مسیر طراحی همچون ویژگی‌های جغرافیایی، شرایط زمین، موانع موجود درراه طراحی و غیره بررسی گردیده‌اند. در همین راستا نیز نقاط قوت و ضعف الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در تناسب با دیگر هم گروهان و روش‌های طراحی درجدول ۲ ارائه گردیده است(جدول ۴).

در پایان نیز بررسی‌ها و نتایج حاصل از مدل‌سازی و سنجش الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های نوظهور و پرکاربرد هوش جمعی در این پژوهش حاکی از توانایی بالای آن در حل مسائل فرم‌یابی شبکه دارد. الگوریتم فیزاروم در این پژوهش به‌عنوان مسیر جدیدی در عملکرد خود با چالش برخورد با موانع در فرم‌یابی شبکه راه‌آهن شهری تهران روبه‌رو شد که موفق به پاسخ‌دهی مناسب به چالش مطرح‌شده گردید. فیزاروم توانست شبکه راه‌آهن شهری بهینه‌ای را برای تهران به‌دور از تقاطع با موانع، همچون گسل‌ها که سبب بروز خطرات فراوانی نیز هستند، با ویژگی‌هایی ازجمله سرعت بالا، دقت بالا، هزینه مالی و زمانی و انسانی پایین و به‌دوراز خطاهای مرسوم انسانی در طراحی انجام دهد. در حقیقت فیزاروم نشان داد که به‌عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی قادر به‌مواجهه با چالش‌های پیچیده فرم‌یابی شبکه است و می‌تواند با بررسی‌ها و تحقیقات بیشتر، قابلیت‌های کارآمدتر و مؤثرتری در زمینه‌های مختلف معماری و شهرسازی از خود بروز دهد. امید است که بتوان با بررسی‌های عمیق‌تر و دقیق‌تر به نتایج بهتری در زمینه به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در چالش‌های مطرح دست‌یافت.

جدول ۴- نقاط قوت و ضعف الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم.

ردیف	نقاط قوت و ضعف الگوریتم بهینه‌سازی فیزاروم در برابر دیگر هم‌گروهان و روش‌های طراحی	میزان پاسخگویی		
		قوی	متوسط	ضعیف
۱	کاهش هزینه طراحی	■		
۲	استفاده آسان‌تر در طراحی	■		
۳	ایجاد شبکه‌های پاسخگو	■		
۴	سازگاری با محیط‌های متغیر	■		
۵	قابلیت یادگیری و به خاطر سپردن سیستم طراحی	■		
۶	امکان بررسی پارامترهای متعدد به‌طور همزمان	■		
۷	سرعت پاسخگویی	■		
۸	توانایی حل مسائل طراحی شبکه	■		
۹	رعایت اولویت‌های سیاسی			■
۱۰	رعایت اولویت‌های اقتصادی			■
۱۱	رعایت اولویت‌های اجتماعی			■
۱۲	برقراری ارتباط با برنامه‌ریزی‌های کلان شهری		■	

پی‌نوشت‌ها

1. Self-Organized.
2. Swarm Intelligence.
3. Physarum Polycephalum .
4. Simulation of Evacuation Process (SEP).
5. Optimization of Evacuation Routes (OER).
6. Emergence.
7. Drop City.
8. Kowloon Valed City.
9. Christiania.
10. Pheromone Trail Tracking.
11. Employed bees.
12. Onlooker.
13. Chemo taxis.
14. Metabolism.
15. Reproduction.
16. Quorum Sensing.
17. Rhinoceros.
18. Grasshopper.
19. C-Sharp(C#).
20. Slime Mold.

فهرست منابع

گلابچی، محمود؛ خرسند نیکو، محمدرضا (۱۳۹۳)، *معماری بایونیک*، انتشارات دانشگاه تهران.

Adamatzky, Andrew. (2009). Steering plasmodium with light: Dynamical programming of physarum machine, *New Mathematics and Natural Computation Journal*, vol. 1, pp. 1-20, arXiv: 0908.0850.

Adamatzky, Andrew. (2013). Slime ware: Engineering Devices with Slime Mold, *Artificial Life*, vol.19, pp.317–330, doi: 10.1162/ARTL_a_00110.

Adamatzky, Andrew, G. J. Martinez, S.V. Chapa-Vergara, R. AsomozaPalacio, C. R. Stephens. (2011). Approximating Mexican highways with slime mould, *Natural Computing*, vol. 10, no. 3, pp. 1195–1214.

Alim, K, Amsalem, G, Peaudecerf, F, Brenner, M.P, Pringle, A. (2013). Random network peristalsis in physarum polycephalum organizes fluid flows across an individual, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol.110, no.33, pp.13306–13311.

BastosFilho, Carmelo, deLimaNeto, Fernando, Lins, Anthony, Nascimento, Antonio, Lima, Marilia. (2008). A novel search algorithm based on fish school behavior, *International Conference on Systems* (*IEEE*), *Man and Cybernetics*, pp. 2646-2651, doi:10.1109/ICSMC.2008.4811695.

Calis, Gulben. (2015). An Improved Ant Colony Optimization Algorithm for Construction Site Layout Problems, *Journal of Building Construction and Planning Research*, vol. 3, pp.221

SIS.2008.4668317.

Helms, Michael, Vattam, Swaroop, and Goel, Ashok. (2009). Biologically inspired design: process and products, *Design Studies*, vol. 30. pp. 606-622.

Howard, Frank. (1931). The Life History of Physarum Polycephalum, *American Journal of Botany*, vol. 18(2), pp. 116–133, doi:10.1002/j.1537-2197.1931.tb09577.x.

Ito, Kenaro, Sumpter, David, Nakagaki, Toshiyuki. (2010). Risk management in spatiotemporally varying field by true slime mold, *Nonlinear Theory and Its Applications*, *IEICE*, vol. 1, no. 1, pp. 26–36, doi: 10.1587/nolta.1.26.

Johnson, Steven. (2001). Emergence: the connected lives of ants, brains, cities, and software, *Simon and Schuster publishing*, *Scribner*, pp. 1-350, ISBN: 978-0-74321-826-9 (eBook).

Jones, Jeff. (2015). A morphological adaptation approach to path planning inspired by slime mould, *International Journal of General Systems*, Vol. 44, No. 3, pp. 279–291, http://dx.doi.org/10.1080/03081079.2014.997526.

Karaboga, Dervis. (2005). An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, *Technical report-tr*06, *Erciyes university*, *engineering faculty*, *computer engineering department*. Vol.6, pp. 1-10, doi: 10.1.1.714.4934.

Karaboga, Dervis, Basturk, Bahriye. (2007). a powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm, *Journal of Global Optimization*, vol.39, p.459–471, https://doi.org/10.1007/s10898-007-9149-x.

Kaveh, Ali, Farhoudi, Neda. (2013). A new optimization method: Dolphin echolocation, *Advances in Engineering Software*, vol.59, pp.53–70, doi:10.1016/j.advengsoft.2013.03.004.

Kennedy, James. (2001).Swarm Intelligence, *Handbook of Nature-Inspired and Innovative Computing*, *Kluwer Academic Publishers*, *Boston*, pp.187–219, doi: 10.1007/0-387-27705-6_6.

Kennedy, James, Eberhart, Russell. (1995). Particle Swarm Optimization, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol.2, pp.1942–1948.

Kunita, Itsuki, Yoshihara, Kazunori, Tero, Atsushi, Ito, Kentaro, Lee, Chiu Fan, Fricker, Mark, Nakagaki, Toshiyuki. (2013). Adaptive path-finding and transport network formation by the amoeba-like organism physarum, *Natural Computing and Beyond*, *Springer*, vol. 6, pp. 14–29, https://doi.org/10.1007/978-4-431-54394-7_2.

Leach, Neil. (2009). Swarm Urbanism, *Architectural Design*, vol. 79(4), pp. 56–63, doi:10.1002/ad.918.

Liu, Qin, Xu, Jianmin. (2012). Traffic Signal Timing Optimization for Isolated Intersections, *Social and Behavioral Sciences*, vol.43, pp.210-215, https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.04.093.

Masutti, Thiago, De Castro, Leonardo. (2017). Bee-Inspired Algorithms Applied to Vehicle Routing Problems: A Survey and a Proposal, *Mathematical Problems in Engineering*, vol.2017, pp.1-20, https://doi.org/10.1155/2017/3046830.

Mirjalili, SeyedAli, Mirjalili, SeyedMohammad, Lewis, Andrew. (2014). Grey Wolf Optimizer, *Advances in Engineering* – 232, doi: 10.4236/jbcpr.2015.34022.

Chen, Yuxing. (2015). Swarm Intelligence in Architectural Design, [Online]. *Available*: *http://ced.berkeley.edu/downloads/thesis/arch/*2015/*Chen_Yuxing.pdf*. [Accessed: 04-Sep-2016].

Christian, Blum, Daniel, Merkle. (2008). Swarm intelligence: Introduction and applications, *Natural Computing Series*, *Springer*, pp.87-100, doi: 10.1007/978-3-540- 74089-6.

Chu, Shu-Chuan, Tsai, Pei-Wei. (2007). Computational intelligence based on the behavior of cats, *International Journal of Innovative Computing*, *Information and Control*, vol.3, no.1, pp.163–173.

Cuevas, Erik, Cienfuegos, Miguel, Zaldivar, Daniel, Pérez-Cisneros, Marco. (2013). A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social-spider, *Expert Systems with Applications*, vol.40, no.16, pp.6374–6384, doi:10.1016/j.eswa.2013.05.041.

Dorigo, Marco, Birattari, Mauro. (2007).Swarm intelligence, *Scholarpedia*, vol.2, no.9, pp.1462.

Dorigo, Marco, Birattari, Mauro, Stutzle, Thomas. (2006). Ant colony optimization, *Computational Intelligence Magazine* (*IEEE*), vol.1, no.4, pp.28–39,doi:10.1109/MCI. 2006.329691.

Dorigo, Marco, Maniezzo, Vittorio, Colorni, Alberto. (1996). Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Transactions on Systems*, *Man*, *and Cybernetics – Part B*, vol.26, pp.29–41.

Dorigo, Marco, Di-Caro, Gianni. (1999). Ant colony optimization: a new meta-heuristic, *Proceedings of the* 1999 *Congress on Evolutionary Computation*, vol.03, pp. 1470-1477, doi:10.1109/cec.1999.782657.

Dressler, Falko, Akan, Ozgur. (2010). Bio-inspired networking: from theory to practice, *IEEE Communications Magazine*, vol. 48, no. 11, pp. 176– 183, doi: 10.1109/MCOM.2010.5621985.

Duan, Haibin, Qiao, Peixin. (2014). Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning, *International Journal of IntelligentComputing and Cybernetics*, vol.7, no.1, pp.24–37,doi:10.1108/IJICC-02-2014-0005.

El-Zeiny, RashaMahmoudAli. (2012). Biomimicry as a Problem Solving Methodology in Interior Architecture, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 50, pp. 502-512.

Eusu-, Muzaffar, Lansey, Kevin, Pasha, Fayzul. (2006). Shued frog-leaping algorithm: a memetic metaheuristic for discrete optimization, *Engineering Optimization*, vol.38, no.2, pp.129–154, doi: 10.1080/03052150500384759.

Feng, X, Zhang, J, Yu, H. (2014). Mosquito host-seeking algorithm for TSP problem [j], Chinese Journal of computers, vol.37, no.8, pp.1794–1808.

Garnier, Simon, Gautrais, Jacques, Theraulaz, Guy. (2007). the biological principles of swarm intelligence, *Swarm Intelligence*, vol.1, no.1, pp.3–31, doi: 10.1007/s11721-007-0004-y.

Havens, Timothy, Spain, Christopher, Salmon, Nathan, Keller, James. (2008). Roach Infestation Optimization, *Swarm Intelligence Symposium* (*IEEE*), pp.1–7. doi:10.1109/

IEMBS.1998.747208.

Song, Ziyi, Wu, Yunfa, Song, Jianhua. (2018). Application of ant colony Algorithm and particle swarm optimization in architectural design, *IOP Conf. Ser.*: *Earth Environ*, vol. 113, pp.1-8, doi:10.1088/1755-1315/113/1/012172.

Stephenson, Steven, Stempen, Henry. (1994). Myxomycetes: A handbook of Slime Molds, *Timber Press*, *Portland*, ISBN: 0-881920439-3.

Tero, Atsushi. (2014). Models and applications of organism transportation, *A Mathematical Approach to Research Problems of Science and Technology*, *Springer*, vol. 5, pp. 141–150, doi: 10.1007/978-4-431-55060-0_11.

Tero, Atsushi, Kobayashi, Ryo, Nakagaki, Toshiyuki. (2005). A coupled-oscillator model with a conservation law for the rhythmic amoeboid movements of plasmodial slime molds, *Physica D*: *Nonlinear Phenomena*, vol.205, no.1, pp.125–135, doi:10.1016/j.physd.2005.01.010.

Tero, Atsushi, Takagi, Seiji, Saigusa, Tetsu, Ito, Kentaro, Bebber, Dan, Fricker, Mark, Yumiki, Kenji, Kobayashi, Ryo, Nakagaki, Toshiyuki. (2010). Rules for biologically inspired adaptive network design, *Science*, vol. 327, pp. 439–442, doi: 10.1126/science.1177894.

Thukral, Sudeepta, Diwaker, Chander. (2017). Traveling Salesman Problem Using Various Optimization Techniques, *American International Journal of Research in Science*, *Technology*, *Engineering & Mathematics*, pp.50-54.

Yang, Xin Shi. (2010). A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm, *Studies in Computational Intelligence*, Vol. 284, pp. 65–74, doi:10.1007/ 978-3-642-12538-6_6.

Yang, Xin Shi, Deb, Suash. (2010). Engineering optimisation by cuckoo search, *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, vol.1, no.4, pp.330, doi:10.1504/IJMMNO.2010.035430.

Yang, Xin Shi, He, Xingshi. (2013). Firefly algorithm: recent advances and applications, *International Journal of Swarm Intelligence*, vol.1, no.1, pp.36, doi: 10.1504/ IJSI.2013.055801.

Zedadra, Ouarda & Guerrieri, Antonio & Jouandeau, Nicolas & Spezzano, Giandomenico & Seridi, Hamid & Fortino,Giancarlo. (2018).Swarm intelligence-based algorithms within IoT-based systems: A review, *J. Parallel Distil*. *Comput*, vol.122, pp.173-187, https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2018.08.007.

Zhao, Ruiqing, Tang, Wansheng. (2008). Monkey algorithm for global numerical optimization, *Journal of Uncertain Systems*, vol.2, no.3, pp.165–176.

Software, vol.69, pp.46–61, doi:10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.

Monismith, David, Mayfield, Blayne. (2008). Slime Mold as a model for numerical optimization, *Swarm Intelligence Symposium* (*IEEE*), pp.1-8, doi:10.1109/SIS.2008.4668295.

Nakagaki, Toshiyuki, Lima, Makoto, Ueda, Tetsuo, Nishiura, Yasumasa, Saigusa, Tetsu, Tero, Atsushi, Kobayashi, Ryo, Showalter, Kenneth. (2007). Minimum-risk path finding by an adaptive amoeba network, *Physical review letters*, vol. 99, no. 6, p. 068104-1 - 068104-4.

Nakagaki, Toshiyuki. (2001). Smart behavior of true slime mold in a labyrinth, *Research in Microbiology*, vol. 152, no. 9, pp. 767–770, doi: https://doi.org/10.1016/S0923-2508(01)01259-1.

Nakagaki, Toshiyuki, Yamada, Hiroyasu, Toth, Agota. (2001). Path finding by tube morphogenesis in an amoeboid organism, *Biophys Chem*, vol.92, issu.1, pp.47–52, doi: 10.1016/s0301-4622(01)00179-x.

Parpinelli, Rafael, Lopes, Heitor. (2011). New inspirations in swarm intelligence: a survey, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, vol.3, no.1, pp. 1-16, doi: 10.1504/IJBIC.2011.038700.

Passino, Kevin. (2002). Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control, *Control Systems Magazine* (*IEEE*), vol.22, no.3, pp.52–67, doi: 10.1109/MCS.2002.1004010.

Petrs, Jan. (2016). Application of Intelligence of Swarm in Architecture, *Third International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition* (*AIPR*), *IEEE*, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICAIPR.2016.7585202.

Rajakumar, BR. (2012). The Lion's Algorithm: A New Nature-Inspired Search Algorithm, *Procedia Technology*, vol.6, pp.126–135, doi:10.1016/j.protcy.2012.10.016.

Reid, Chris, Latty, Tanya, Dussutour, Audrey, Beekman, Madeleine. (2012). Slime mold uses an externalized spatial "memory" to navigate in complex environments, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 109, No. 43, pp. 17490–17494, doi: 10.1073/pnas.1215037109.

Saigusa, T, Tero, Atsushi, Nakagaki, Toshiyuki, Kuramoto, Yoshiki. (2008). Amoebae anticipate periodic events, *Physical Review Letters*, vol. 100, pp. 018101-1 – 018101-4.

Seki, K, Kamimura, Y, Yamada, Y. (1998). Analysis methods of phase propagation in autonomic oscillation of physarum polycephalum, in Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE, vol. 3, pp. 1606– 1609, doi: 10.1109/

Recognition, Analysis and Study of Swarm Intelligence Application of Physarum Optimization Algorithm in Architecture and Urbanism*

*MohammadReza Matini**[1], Saeed Khaghani[2], AmirBahador Baradaran[3]*

[1]Assistant Professor of Faculty of Architecture and Urban Planning, University of Art,Tehran, Iran.
[2]Assistant Professor of School of Architecture,College of Fine Arts,University of Tehran,Tehran, Iran.
[3]Graduate Master in Architectural Technology, Digital Trend, University of Tehran,Tehran, Iran.
(Recieved: 29 May 2019, Accepted: 23 May 2020)

The amazing behaviors observed in nature form attractive sources of inspiration for solving real-world problems. Swarm intelligence computations are very important among nature-inspired computations because they focus on the social behavior of centralized, self-organized systems. Swarm intelligence is inspired by the behavior of some animals or insects, such as ants, termites, birds, fish, and organisms. This is caused by sudden behaviors from local interactions between the particles themselves and forms intelligent behaviors at the group level. Robustness and resilience make swarm intelligence a successful design model for algorithms that deal with growing complex problems. Physarum Polycephalum is one of the organisms who's intelligent, complex and social behavior of the particles that make up its food resources, and the construction of strong networks to achieve this goal, motivate the use of Physarum Polycephalum to solve challenging optimization problems in architecture and urbanism. The aim of this study is to try to further study and recognize the characteristics and efficiency of swarm intelligence algorithms, and to measure the ability of the Physarum optimization algorithm in dealing with the challenges posed in the problem area. In fact, this study aims to measure the ability and performance of the Physarum optimization algorithm in dealing with four parameters defined in the problem as an example of existing challenges, including faults, historic buildings, underpasses and bridges and intersections, to investigate in shaping the Tehran Urban Railway Network, in order to take an effective step in the field of functional and behavioral growth of the Physarum optimization algorithm. The research method in the present study is analytical-descriptive method and collecting materials based on library method and searching for some principles and rules governing natural phenomena, which have been studied with the help of software modeling, simulation and investigation. In the first part of this research, with the help of library studies, an attempt has been made to obtain a correct analysis and complete knowledge of swarm intelligence algorithms. It then evaluates the Physarum optimization algorithm as one of nature-inspired algorithms and collective intelligence in network formation. After examining the location of the mentioned parameters in relation to the existing network and Tehran metro stations, their boundaries are determined in the problem space to provide the conditions for formulation for the algorithm. In the next step, the Physarum optimization algorithm is introduced to formulate the problem space. As is clear (Map 2), this algorithm avoids obstacles and tries to find the best and most optimal way to reach the stations or defining points in the problem. Searching for problem space (Tehran city) by the algorithm continues to the extent that it makes sure to search the entire problem space and access all points. The findings and exit maps obtained from the Physarum pathfinding in the problem area indicate the correct identification of the defining barriers and the accurate and, of course, innovative formulation of the Tehran Urban Railway Network. Physarum's optimization algorithm has been able to accurately and without error perform network configuration with defined barriers.

Keywords
Optimization, Urban railway network, Form finding, Swarm Intelligence algorithms, Physarum optimisation algorithm.

* This article is extracted from the third author's master thesis in the field of Architectural Technology, Digital Trend, entitled: "Analysis and study of natural growth and proliferation patterns to form finding of urban rail network" under the supervision of first and second authors on February 2020.

**Corresponding Author: Tel: (+98-919) 4711138, Fax: (+98-21) 66757362, E-mail: m.matini@art.ac.ir