به نام خدا

تهیه کننده: امیرمهدی نیازی

شماره دانشجویی:

عنوان مقاله:

Social Distancing in Indoor Spaces: An Intelligent Guide Based on the Internet of Things: COVID-19 as a Case Study

فاصله اجتماعی در فضاهای داخلی: یک راهنمای هوشمند براساس اینترنت اشیا: COVID-19 به عنوان یک مورد مطالعه

سوال اصلی مطرح شده در مقاله چیست؟

چگونه می‌توانیم با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی، افراد را در یک فضای سرپوشیده به نحوی جای دهیم که حداکثر فاصله اجتماعی حفظ شود؟

چه مشکلی باید برطرف شود؟

در برنامه‌های شبکه‌های مختلف، هزاران سنسور که از باتری‌های محدود استفاده می‌کنند، مستقر می‌شوند. باتری‌ها می‌توانند سبب قطع ارتباط شبکه و عدم موفقیت در دستیابی به ماموریتی شود که شبکه برای آن طراحی شده‌است. این نشان می‌دهد که هنگام طراحی شبکه‌های بی‌سیم، قرارگیری اشیا باید به دقت طراحی شده‌باشد. هدف از روش‌ها، پیدا کردن راه‌حل‌ها برای قرار دادن و جابه‌جا کردن اشیای اینترنت اشیا، یافتن مکان‌های ایده‌آل برای این اشیا در حین برآورده کردن اهدافی است که شبکه برای آن‌ها طراحی شده‌است.

بسته به نیازهای برنامه و در دسترس بودن منطقه موردنظر، طرح جایگذاری شی، می‌تواند تصادفی یا قطعی باشد. به طور کلی، پوشش تصادفی موثر نیست، زیرا به تعداد زیادی سنسورها نیاز دارد و تراکم توزیع این سنسورها در کل منطقه یکسان نیست.

عامل دیگری که عملکرد شبکه را تحت‌تاثیر قرار می‌دهد، این است که به نحوه قرارگیری سنسورها بسیار حساس است. این عامل محلی‌سازی گره‌ها است.

برای دستیابی به داده‌ها، حسگرها باید قابلیت مکان‌یابی خود را به طور موثر داشته باشند. این موضوع در ابتدا به موقعیت آن‌ها مربوط می‌شود. دقت مکان‌یابی ضعیف می‌تواند باعث ایجاد مشکلات متعددی در شبکه شود.

چه ضرورتی برای مطرح شدن مسأله هست؟

رویارویی با بحران همه‌گیر COVID-19 که مشکلات اقتصادی و بهداشتی قابل‌توجهی ایجاد کرده‌است، یک مساله مهم مطرح شده‌است، به عبارت دیگر، چگونگی سازماندهی، موقعیت و تغییر موقعیت افراد، به خصوص در فضاهای داخلی، در حالی که حداقل فاصله اجتماعی توصیه‌شده را حفظ می‌کند.

چنین فضاهایی می‌توانند استادیوم، سالن‌های سخنرانی دانشگاه، سوپرمارکت‌ها، یا حتی وسایل حمل و نقل عمومی باشند. آگاهی از نحوه مدیریت مردم و چگونگی تضمین فاصله اجتماعی می‌تواند به شدت در مبارزه با COVID-19 نقش داشته باشد. حداقل دو متر، به عنوان حداقل فاصله اجتماعی ایمن از سوی سازمان بهداشت جهانی (WHO) توصیه شده‌است.

چه روش‌های قبلا برای اینکار انجام شده است؟

[۶] یک الگوریتم PSO را با یک روش خوشه‌بندی فازی (FCM) برای به حداقل رساندن وقفه‌ها در شبکه پیشنهاد داد.

در [۷]، یک روش PSO برای دستیابی به پوشش در شبکه‌های بی‌سیم استاتیک بصورت تصادفی پیشنهاد شده‌است. روش پیشنهادی شبکه را به مجموعه‌ای از شبکه‌ها تقسیم کرد و سپس درجه پوشش هر شبکه را محاسبه نمود. این روش مصرف انرژی و پوشش را در مقایسه با PSO استاندارد افزایش می‌دهد. با این حال، برخی از محدودیت‌های واقعی در نظر گرفته نشدند، مانند وجود موانع در منطقه موردنظر.

در [۹]، الگوریتم بهینه‌سازی کولونی مورچه‌ها و الگوریتم جستجوی محلی (ACO-LS) برای بهینه‌سازی محل قرارگیری گره‌ها با حداقل هزینه قابلیت اطمینان به شبکه مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان‌دهنده کارایی ACO-LS در مقایسه با الگوریتم های حریصانه‌تر است.

در [۱۴]، دستیابی پوشش مشکل حفره خلا در شبکه‌های بی‌سیم زیر آب با استفاده از یک PSO هیبریدی و روش نیروی مجازی (VF) مورد بررسی قرار گرفت. درواقع، VF در مرکز گره، PSO را هدایت می‌کند.

در [۱۶]، نویسندگان یک الگوریتم فرا ابتکاری جدید به نام "الگوریتم بهینه‌سازی نظریه تکاملی مندلی (METO)" را پیشنهاد دادند، که قاعده وراثت مندل در ژنتیک گیاه را تقلید کرد و یک الگوریتم رمزگذاری‌شده دودویی چندگونه‌ای را بکار گرفت.

سایر مطالعات تحقیقاتی اخیر، بهینه‌سازی دستگاه‌های IoT در زمینه‌های مختلف مهندسی همچون تشخیص

خطای ماشین‌آلات کشاورزی را مورد بررسی قرار داده‌اند.
در [۱۷]، نویسندگان از هوش مصنوعی (AI) برای افزایش ساختار و پیچیدگی دستگاه‌های پایانی IoT به کار رفته در نقاط انتهایی کشاورزی استفاده کردند. علاوه بر این، در [۱۸]، نویسندگان پیشنهاد کردند که از یک استراتژی هوش مصنوعی استفاده کند که بر یک تحلیل داده‌های اقتصادی بر روی دستگاه‌های لبه IoT تکیه کرده‌است تا نظارت بر بهداشت ماشین‌آلات کشاورزی را بهینه‌سازی کند.

روش پیشنهادی ارائه شده در مقاله چیست؟

این مقاله یک سیستم جابه‌جایی و جابه‌جاسازی افراد درون یک فضای سرپوشیده، با استفاده از یک روش هوشمند براساس دو الگوریتم بهینه‌ساز به نام‌های بهینه‌سازی کولونی مورچه‌ها و بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای یافتن جابه‌جایی بهینه یک مجموعه از افراد مجهز به دستگاه‌های IoT برای کنترل مکان‌ها و حرکات آن‌ها پیشنهاد می‌دهد.

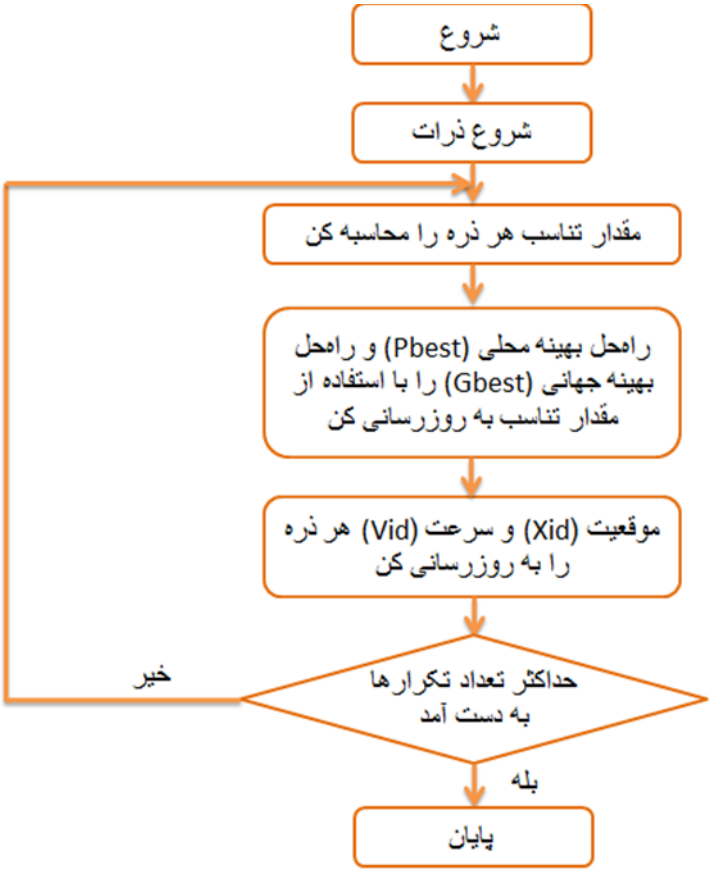
روش پیاده سازی شده برای حل مسئله مقاله به چه صورت است؟

به عنوان یک آزمایش در دنیای واقعی، یک آمفی تئاتر با دانش‌آموزان استفاده شد و الگوریتم‌ها دانش آموزان را به سمت صحیح و امن هدایت کردند.
ورود چندین گروه از دانش‌آموزان نیازمند یک توزیع پویا است که در آن ما باید هر بار ابزار IoT جدید (افراد) را اضافه کنیم و دستگاه‌های موجود را مجددا راه‌اندازی کنیم در حالی که تعداد حرکات دستگاه‌های قدیمی را به حداقل می‌رساند و فواصل بین همه دستگاه‌ها را در فضا به حداکثر می‌رساند.
از آنجا که ثابت شده‌است که این مساله NP-hard است، ما به الگوریتم های ابتکاری تقریبی متوسل می‌شویم. دو الگوریتم، ACO (کلونی مورچه‌ها) و PSO (ازدحام ذرات) برای حل مشکل تعیین موقعیت دانش‌آموز مورد استفاده قرار گرفتند.
الف) الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات:
PSO یک رویکرد جستجوی جهانی تصادفی است و رفتار حیوانات را (به عنوان مثال، پرندگان یا ماهی) هنگام جستجو و گشتن برای غذا تقلید می‌کند. در مسئله‌ی ما، این حیوان "فرد" نامیده می‌شود. هر فرد در گروه باید سرعت همسایه‌های خود را تطبیق داده و از برخورد با آن‌ها اجتناب کند.

یک راه‌حل ممکن برای مساله بهینه‌سازی در PSO، یک فرد (یا ذره) در فضای جستجو است.

در مساله موقعیت‌یابی دانش‌آموزان در فضای داخلی، یک دانش‌آموز (ذره) مجموعه‌ای از موقعیت‌های احتمالی را در سالن آمفی تئاتر دارد که هم حداکثر فاصله بین دانش‌آموزان و حداقل حرکات مورد نیاز دانش‌آموزان موجود را برآورده می‌کند.

هر ذره یک مقدار تناسب دارد که با تابع بهینه‌شده، یعنی سرعتی که فاصله و جهت خود را کنترل می‌کند، مشخص می‌شود. هنگام حرکت در فضای راه‌حل، ذرات از بهترین ذره پیروی می‌کنند. شکل زیر مراحل نسخه استاندارد PSO را نشان می‌دهد.



موقعیت هر ذره (Xid) با معادله (۱) به روزرسانی می‌شود.

سرعت هر ذره (Vid) توسط معادله (۲) به روزرسانی می‌شود:

$$V_{id} = \omega\, V_{id} + C_1\, \text{random}\,(0,1)(PBest_i - X_{id}) + C_2\, \text{random}\,(0,1)(GBest_i - X_{id}) \qquad (1)$$

$$X_{id} = X_{id} + V_{id} \qquad (2)$$

پارامترهای مورد استفاده در معادلات (۱) و (۲) به شرح زیر هستند:

Gbest نشان‌دهنده مکان بهینه سراسری (راه‌حل محلی بهینه) از همه ذرات در ازدحام است.

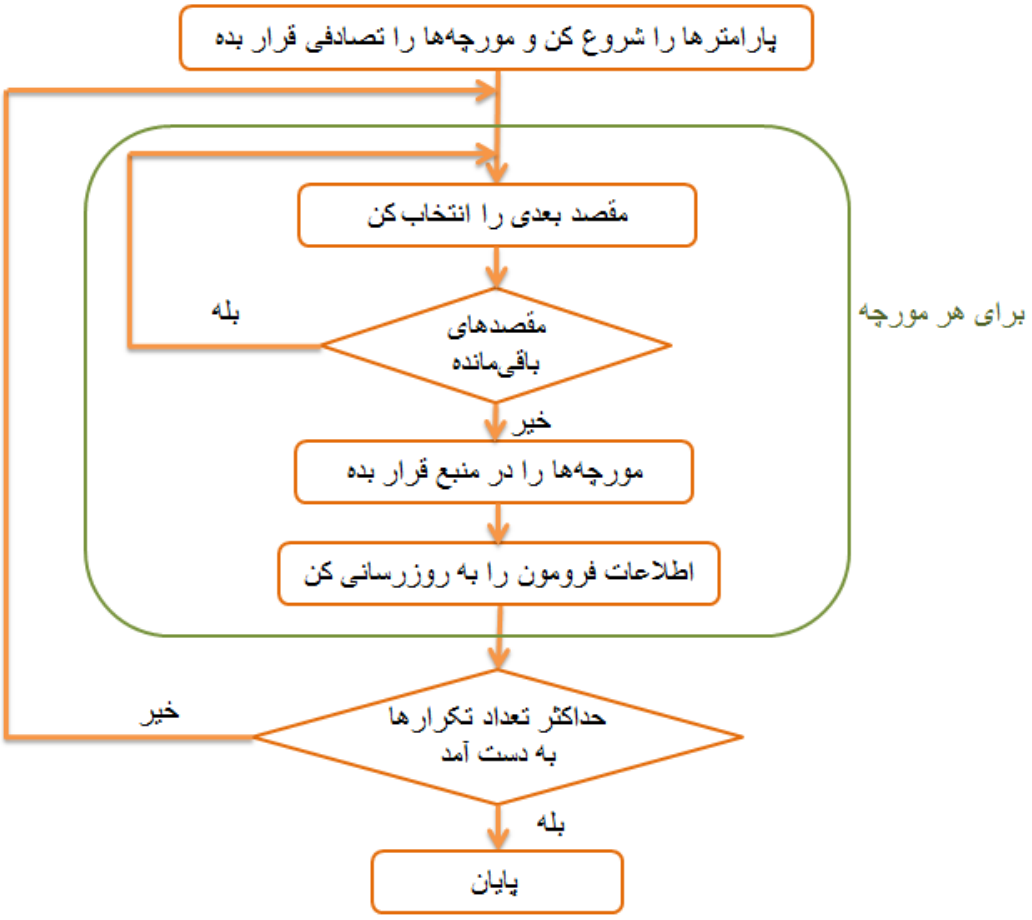
Pbest نشان‌دهنده مکان بهینه (راه‌حل محلی بهینه) یک ذره خاص i است.

C1 و C2 دو ثابت شتاب هستند، C1 عامل یادگیری ذره را نشان می‌دهد، و C2 یک عامل یادگیری جمعی ذره است. w یک عامل اینرسی مثبت است که به بهینه‌سازی سراسری وابسته است.

ب) الگوریتم کلونی مورچگان:

الگوریتم ACO روی مجموعه‌ای از مورچه‌های مصنوعی که از رفتار مورچه‌ها در دنیای واقعی تقلید می‌کنند، با آزاد کردن یک ماده شیمیایی تبخیر شده به نام فرومون برای شناسایی کوتاه‌ترین مسیر بین لانه و غذا، متکی است. مورچه‌ها از مسیری که غلظت فرومون بالاتری دارد، پیروی می‌کنند.

تکنیک ACO، که در شکل زیر نشان‌داده شده‌است، با پیاده‌سازی آسان و توانایی بهینه جهانی قدرتمند، که آن را برای هیبریده‌سازی با سایر بهینه‌سازها مناسب می‌کند، مشخص می‌شود.



شکل زیر گره‌های استفاده شده Mini IoT ESP32 M5StickC را نشان می‌دهد، و جدول هم ویژگی‌های فنی آن‌ها را نشان می‌دهد.

Figure 3. Photographs of the Mini IoT ESP32 M5StickC nodes.

پارامتر	مقدار
منطقه مورد نظر (متر)	90×30
تعداد دستگاه‌های IoT	23
محدوده‌ی دستگاه‌های IoT (متر)	20 to 25
انرژی اولیه Eo (ژول)	1
اندازه‌ی بسته داده‌ها	4500
نرخ تولید داده‌ها	bits/s 1
میانگین مصرف انرژی	nJ/bit 40
انتقال	Wi-Fi/BLE
فرکانس	GHz 2.4
قدرت انتقال (مگاوات)	100
حافظه (مگابایت)	4
آنتن	ESP32 transceiver

منطقه مورد نظر طبق یک حوزه معمول در یک سالن سخنرانی در یک دانشگاه ۹۰ در ۳۰ متر طول می‌کشد. تعداد دستگاه‌های IoT برای مدل کردن یک سالن سخنرانی متوسط با ۲۳ دانش‌آموز، عدد ۲۳ تنظیم شده‌است. بقیه پارامترها مخصوص نوع گره‌های استفاده‌شده است، یعنی، گره‌های Mini IoT ESP32 M5StickC.

یک آمفی تئاتر که ۱۵۰ در ۲۴۰ متر با ۳۰۰ صندلی کار می‌کند مورد استفاده قرار گرفت.
هرکدام از دانش‌آموزان به یک گره مجهز شدند و به طور تصادفی وارد آمفی تئاتر شدند.
بهترین ترتیب برای تعیین مکان محاسبه شد؛ سپس، موقعیت‌های جدید به گره‌ها به عنوان یک پیام فرستاده شدند که نشان‌دهنده تعداد صندلی پیشنهادی بود.
به دانش‌آموزان راهنمایی شد که در صورت عدم حضور در آنجا، به سمت موضع پیشنهادی حرکت کنند.
اگر یک گروه جدید از دانش‌آموزان وارد شدند، یک محاسبه جدید از موقعیت با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی به دست آمد در حالی که حداکثر فاصله بین دانش‌آموزان و حداقل تعداد جابه‌جایی‌های دانش‌آموزان را در اتاق حفظ می‌کند.
از این رو، هدف تضمین حداکثر فاصله بین هر دو گره (بنابراین بین هر دو نفر) و تضمین حداقل تعداد حرکات افراد به سمت منطقه مورد نظر به منظور به حداقل رساندن تماس بین آن‌ها بود.
به طور متوسط ۲۰ اجرا برای هر آزمایش برای غلبه بر ماهیت احتمالاتی الگوریتم‌های بهینه‌سازی انجام شد.
آلفا، بتا و گاما پارامترهای مهم هستند که عملکرد ACO را تحت‌تاثیر قرار می‌دهند.
بعد از چندین شبیه‌سازی تجربی و آزمایش نمونه‌سازی اولیه، بهترین پیکربندی این پارامترها به ترتیب ۲، ۱، و ۰.۵ برای آلفا، بتا و گاما به ترتیب یافت شد.
پارامترهای n و c1 و c2 پارامترهایی هستند که بر فرآیند جستجوی PSO تاثیر می‌گذارند. پس از تست چندین ترکیب، بهترین پیکربندی مقادیر به ترتیب ۰.۸، ۰.۴، و ۰.۶ برای n و c1 و c2 بودند.

میانگین فاصله دانش‌آموزان

تعداد دانش‌آموزان	توزیع تصادفی دانش‌آموزان	PSO	ACO	GA
۱۰ (در نمونه واقعی)	**5.73**	**7.92**	**8.34**	**6.38**
۲۰ (در نمونه واقعی)	**4.81**	**7.68**	**7.89**	**4.20**
۴۰ (در شبیه‌سازی)	**2.01**	**6.26**	**5.65**	**3.94**
۱۰۰ (در شبیه‌سازی)	**1.92**	**3.65**	**2.92**	**2.68**
۲۵۰ (در شبیه‌سازی)	**0.74**	**2.04**	**1.98**	**1.49**

مطابق نتایجی که در جدول بالا نشان‌داده شده‌است، هر دو PSO و ACO نسبت به توزیع تصادفی

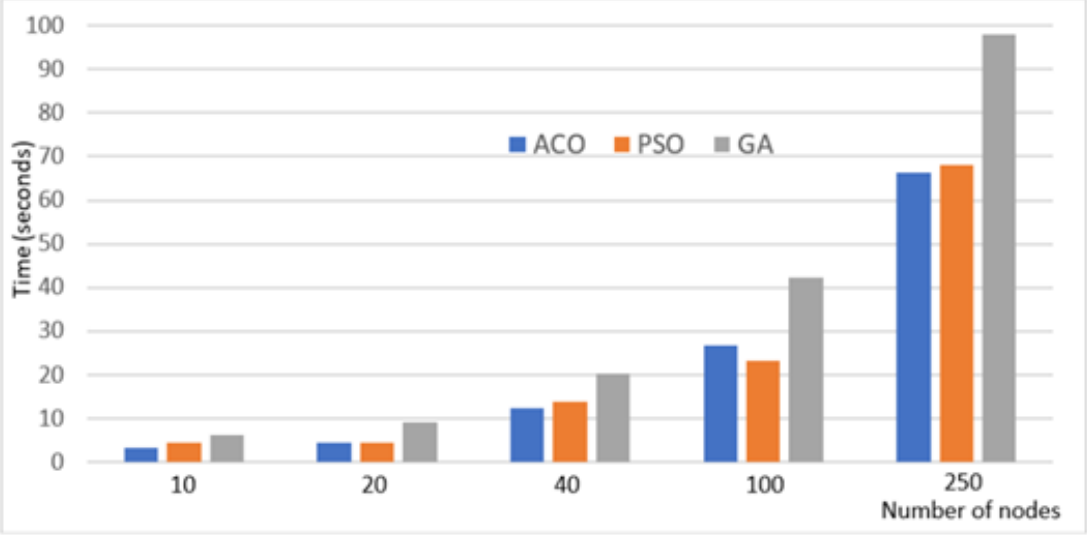
دانش‌آموزان در منطقه موردنظر بهتر هستند. هر دو آن‌ها هم از الگوریتم ژنتیک بهتر هستند. ما براساس مقایسه ACO و PSO به این نتیجه رسیدیم که ACO نسبت به PSO برای تعداد کمی از دانش‌آموزان (۱۰ تا ۲۰) بهتر است، اما PSO با افزایش تعداد دانش‌آموزان، کارآمدتر می‌شود. بنابراین، PSO برای زمینه‌های پویا مناسب‌تر است که در آن تعداد دانش آموزان بالا و متغیر است.

جدول زیر مقدار متوسط داده‌ها، در Mbit ، تولید شده توسط بسته‌های منتقل‌شده بین گره‌ها و بین گره‌ها و ایستگاه پایه را نشان می‌دهد. این نتیجه، ایده‌ای از میزان تعامل شبکه ارائه می‌دهد.

میانگین مقدار داده‌های منتقل‌شده

گره‌های توزیع شده‌ی تصادفی	ACO	PSO	GA
77.35	78.93	163.64	124.6

شکل زیر زمان هم‌گرایی PSO، ACO، و GA را مطابق با تعداد دانش‌آموزان مشخص می‌کند (استفاده‌شده از دستگاه‌های IoT).



این شکل عملکرد برتر ACO و PSO را در مقایسه با GA نشان می‌دهد؛ با این حال، زمان هم‌گرایی ACO و PSO مشابه است.

جدول زیر کیفیت راه‌حل‌های یافت‌شده توسط بهینه‌ساز را با استفاده از معیارهای عملکرد انحراف میانگین و استاندارد مقایسه می‌کند.

GA	PSO	ACO	
0.17198354	**0.03391269**	**0.03243096**	**میانگین**
0.19478108	**0.01872561**	**0.01304763**	**انحراف استاندارد**

از نظر فاصله میانگین جدا کردن دانش‌آموزان، مقدار داده منتقل‌شده، زمان هم‌گرایی، و کیفیت راه‌حل‌ها، هر دو PSO و ACO کارآمدتر از توزیع تصادفی و GA هستند.

از نظر میزان داده منتقل‌شده و کیفیت راه‌حل‌ها، ACO نسبت به PSO بهتر است، در حالی که با توجه به تعداد زیاد دانش‌آموزان، PSO از ACO بهتر است. این دو الگوریتم از نظر زمان همگرایی عملکرد قابل‌مقایسه را دارند.

نقاط قوت و ضعف مقاله

نقاط قوت مقاله:

۱) بر خلاف برنامه‌های ردیابی تماس، حریم خصوصی حفظ می‌شود و امنیت داده‌های کاربر توسط سیستم پیشنهادی (بهینه‌سازها و نمونه‌سازی شبکه IoT) تضمین می‌شود.

۲) آزمایش‌های انجام شده در دنیای حقیقی، نقش تاثیرگذار الگوریتم‌های فرا ابتکاری و بهینه‌سازها را در حل مسائل و مشکلات بزرگ جامعه نشان می‌دهد.

۳) این مطالعه، اهمیت دستگاه‌های اینترنت اشیا برای کمک به مبارزه با COVID-19 را نشان می‌دهد.

جمع بندی و پیشنهادات برای کارهای آتی

در این مطالعه، یک سیستم قرارگیری و جایگزینی افراد درون یک فضای سرپوشیده داخلی توسعه داده شد. هدف این بود که فاصله اجتماعی توصیه‌شده بین افراد را حفظ کنیم و در صورت نیاز، جابجایی افرادی که در این منطقه حضور داشتند را به حداقل برسانیم. این رویکرد بر دو الگوریتم تکاملی یعنی ACO و PSO تکیه دارد. رفتار و عملکرد آن‌ها با قرارگیری تصادفی گره‌ها و بهینه‌ساز دیگری به نام GA مقایسه شد.

نتایج، کارایی ACO و PSO را از لحاظ معیارهای و اندازه‌های مختلف نشان می‌دهد و ماهیت عملی این

روش‌ها را برای حفظ فاصله اجتماعی در طول بیماری همه‌گیر COVID-19 و بحران‌های سلامتی آتی پیش‌بینی می‌کند.

تحقیقات آینده باید محدودیت موانع موجود در منطقه موردنظر را بررسی کند و سیستم پیشنهادی باید در سایر فضاهای داخلی رایج مانند حمل و نقل عمومی، رستوران‌ها و اتاق‌های سینما مورد آزمایش قرار گیرد تا عملکرد خود را در زمینه‌های مختلف ارزیابی کند.

6. Tam, N.T.; Hai, D.T.; Son, L.; Vinh, L. Improving lifetime and network connections of 3D wireless sensor networks based on fuzzy clustering and particle swarm optimization. Wirel. Netw. 2018, 24, 1477–1490.

7. Wang, J.; Ju, C.; Gao, Y.; Sangaiah, A.K.; Kim, G.-J. A PSO based energy efficient coverage control algorithm for wireless sensor networks. Comput. Mater. Contin. 2018, 56, 433–446.

9. Deif, D.S.; Gadallah, Y. An ant colony optimization approach for the deployment of reliable wireless sensor networks. IEEE Access **2017**, 5, 10744–10756.

14. Sun, Y.; Hu, Y.; Chen, L.; Liu, H.; Chen, J.; Lv, B. The Coverage Optimization Method for Underwater Sensor Network Based on VF-PSO Algorithm. In Proceedings of the 2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), Hefei, China, 22–24 August 2020; pp. 2008–2013.

16. Gupta, N.; Khosravy, M.; Patel, N.; Dey, N.; Mahela, O.P. Mendelian evolutionary theory optimization algorithm. Soft Comput. **2020**, 24, 14345–14390.

17. Gupta, N.; Khosravy, M.; Patel, N.; Dey, N.; Gupta, S.; Darbari, H.; Crespo, R.G. Economic data analytic AI technique on IoT edge devices for health monitoring of agriculture machines. Appl. Intell. **2020**, 50, 3990–4016.