نشریه علمی علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره ۱۶، شماره ۱، صفحه ۳۵ تا ۴۷، شهریور ماه ۱۴۰۵- مقاله پژوهشی

هوش برتر: مفهومی نوین از ترکیب هوش انسانی و هوش ماشین

محمدرضا ملک*

استاد، آزمایشگاه پژوهشی اطلاعات مکانی فراگیر و همراه- گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی،
mrmalek@kntu.ac.ir

(دریافت: آذر ۱۴۰۴، تصویب: مرداد ۱۴۰۵)

چکیده

این مقاله مفهوم جدید هوش برتر را ارائه می‌دهد، یک چارچوب چندلایه پیشرفته که هوش جمعی انسانی را با سیستم‌های فیزیکی سایبری و زیرساخت‌های ارتباطی تحلیلی ادغام می‌کند. مدل پیشنهادی، هوش جمعی سنتی را با تعبیه الگوریتم‌های هوش مصنوعی، حسگرهای اینترنت اشیا، دستگاه‌های خودران و پلتفرم‌های داده توزیع‌شده گسترش می‌دهد و هم‌افزایی بین دانش انسانی و دقت ماشین را ممکن می‌سازد. روابط ریاضی برای تعیین برتری این ادغام از طریق عبارت هم‌افزایی سه‌جزئی معرفی شده است که قابلیت‌های نوظهور را فراتر از مجموع اجزای منفرد در بر می‌گیرد. برای راستی‌آزمایی نمونه موردی از طراحی و پیاده‌سازی هوش برتر در حوزه گزارش حادثه پیاده‌سازی شده است. ارائه یک سامانه گزارش مناسب می‌تواند به میزان چشمگیری از خسارات جانی و مالی بکاهد. یکی از محدودیت‌های شبکه‌های حسگر بی‌سیم، انرژی محدود گره‌های حسگر توزیع‌شده در فضاست. روش‌های سنتی خوشه‌بندی و انتخاب سرخوشه برای تعادل انرژی در شبکه استفاده می‌شوند، اما در این روش‌ها، ارسال پیام از گره منبع به سرخوشه، سپس به سرخوشه‌های دیگر و در نتیجه انرژی زیادی مصرف می‌کند. راه‌حل مبتنی بر هوش برتر که در این موضوع ترکیب محتوای کاربرساخته با اینترنت اشیاء است، عملکر بهتری نسبت به رویکردهای رایج دارد. در این روش، گره‌های شبکه اجتماعی می‌توانند به عنوان ایستگاه پایه یا گره‌های حسگر به شبکه حسگر بی‌سیم اضافه شوند. برای ارزیابی، سناریوی تشخیص دود در محیط دانشگاه شبیه‌سازی شد. نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی مصرف انرژی را ٪۴۲ کاهش می‌دهد و در شبکه‌های بزرگ‌تر، تاخیر ارسال پیام نیز به طور چشمگیری کم می‌شود. این نکته بویژه هنگام ارسال گزارش‌های مرتبط با حوادث بسیار پراهمیت می‌باشد.

واژگان کلیدی: هوش مصنوعی، هوش برتر، سامانه هشدار، اینترنت اشیا، شبکه اجتماعی، هوش جمعی

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، همگرایی سریع هوش مصنوعی، شبکه‌های حسگر و همکاری‌های انسانی در مقیاس وسیع، نحوه مواجهه با مسائل پیچیده را در علوم مکانی و صنعت دگرگون کرده است. با این‌حال، علیرغم پیشرفت‌های چشمگیر در هر یک از این حوزه‌ها به‌صورت مجزا، رویکردهای فعلی اغلب به دلیل معماری‌های گسسته، عدم یکپارچگی کافی میان توانمندی‌های شناختی انسان و دقت محاسباتی ماشین، و همچنین زیرساخت‌های غیرقابل‌انعطاف، در سناریوهای پویا با محدودیت مواجه می‌شوند. در عموم رویکردهای رایج، منبع هوش در یک عامل منفرد مانند فرد یا الگوریتم جستجو می‌شود. اما هوش در سطحی بالاتر و به‌صورت «هوش برتر» از تعامل شبکه‌های متشکل از انسان‌ها و ماشین‌ها ظهور می‌کند. هوش برتر را گروه‌هایی از افراد و رایانه‌ها تعریف کرده‌اند که به شیوه‌ای هوشمندانه با یکدیگر همکاری می‌کنند.

هوش برتر مفهومی نوین و چندوجهی است که در منطقه‌ای مفهومی از اشتراک فناوری‌های هوش مصنوعی، هوش جمعی انسانی، و شبکه‌های ارتباطی شکل گرفته است. این مفهوم با ادغام توانمندی‌های انسانی و ماشینی، قابلیت‌هایی فراتر از مجموع اجزای خود ایجاد می‌کند و به عنوان یک راهبرد نوین، امکان حل مسائل پیچیده، بهبود تصمیم‌گیری، و ارتقای نوآوری را فراهم می‌سازد.

واکاوی مطالعات پیشین آشکار می‌سازد که فقدان یک زیرساخت تحلیلی منسجم میان هوش انسانی و هوش ماشینی، مانع از بهره‌برداری کامل از پتانسیل داده‌های مکانی شده است. بنابراین، نیاز شدیدی به رویکردهای که بتوانند میان گزارش‌های انسانی که غنی از درک موقعیتی و بافت معنایی و داده‌های حسگری که دارای دقت و استاندارد فنی بوده، تلقیق و ترکیب ایجاد کنند، وجود دارد.

هوش برتر با موضوع هم‌افزایی هوش مصنوعی افزوده شده با هوش طبیعی مانند هوش انسان اخذ شده از منابعی چون محیطهای مکانی مردم‌گستر[۱]، جمع‌سپاری[۲]، هوش جمعی و شبکه‌های اجتماعی به نوعی درحال شکل‌گیری است. می‌توان هوش مصنوعی افزوده یا هوش برتر بستری برای مسایل پیچیده دانست. هوش برتر با موضوع ترکیب هوش طبیعی مانند هوش انسان با هوش مصنوعی خط پژوهشی طرح حاضر است. با ترکیب هوش طبیعی استخراج شده از منابعی چون محیطهای مکانی مردم‌گستر، جمع‌سپاری، هوش جمعی و شبکه‌های اجتماعی ازیک سو، و از جانب دیگر هوش مصنوعی کسب شده از منابعی چون انواع شبکه‌های سنجنده‌ای و حسگرهای مختلف بستری برای فعالیت روی لبه فناوری و دانش برای پاسخی برای مشکلات پیچیده دانست.

هر مساله‌ای که قرار است هوشمندانه بررسی و حل شود را می توان با هوش برتر نیز بررسی کرد. موضوعاتی مانند استفاده در شهر هوشمند، بکارگیری آن برای ارایه توصیه‌های مناسب به کاربران[۳]، اعلام اخطار برای حوادث و ترکیب با فناوریهای نوین و ضروری چون همسان رقمی[۴] را می‌توان از جمله کاربست‌های هوش برتر دانست.

هدف اصلی پژوهش حاضر، ارایه راه‌حل مبتنی بر هوش برتر برای هشدار حوادث است. ترکیب اینترنت اشیاء با تجهیزات و الگوریتم‌های مجهز به هوش مصنوعی با اطلاعات شبکه‌های اجتماعی و یا هرگونه محتوای کاربر ساخته به‌عنوان نماینده هوش جمعی، مثالی از پیاده‌سازی هوش برتر می‌باشد.

در ادامه فصل دوم اختصاص به پیشینه تحقیق دارد. در فصل سوم چارچوب مفهومی و مبانی هوش برتر بیان می شود. در فصل چهارم طراحی و پیاده‌سازی نمونه عملی برای راستی‌آزمایی چارچوب پیشنهادی ارائه می‌شود. فصل آخر نیز به نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

۲- پیشینه

تحقیقات موجود در حوزه هوش مصنوعی، هوش جمعی و سامانه‌های مکانی نشان می‌دهد که هر یک از این حوزه‌ها به‌صورت مستقل مسیر توسعه‌ای قابل توجهی را طی کرده‌اند و مفاهیمی مانند یادگیری ماشین، شبکه‌های حسگری، سامانه‌های سایبر–فیزیکی، اطلاعات مکانی مردم‌گستر و محتوای کاربرساخته در آثار مختلف مورد تحلیل قرار گرفته‌اند.

مطالعات کلاسیک هوش جمعی مانند آثار [۱] و [۲] نشان داده‌اند که تعاملات گروهی انسان‌ها و سازمان‌ها می‌تواند ظرفیت شناختی جمع را افزایش دهد. این آثار بر همکاری اجتماعی، ساختارهای گروهی و مشارکت جمعی

۱ Volunteered Geography Information
۲ Crowdsourcing
۳ Recommendation
۴ Digital Twin

تأکید دارند، اما به سطح معماری‌های ترکیبی انسان – ماشین، شبکه‌های حسگری، پیوندهای داده‌ای و زیرساخت‌های رقمی وارد نمی‌شوند. از سوی دیگر، تحقیقات مرتبط با جمع‌سپاری و اطلاعات مردم‌گستر [۳-۷] بر نقش مشارکت کاربران در تولید داده‌های مکانی و تأکید دارند. این مطالعات ارزش محتوای کاربرساخته را در افزایش آگاهی موقعیتی و ارائه گزارش‌های لحظه‌ای نشان می‌دهند، اما فاقد چارچوبی برای ادغام سیستمی این داده‌ها با سامانه‌های هوشمند و شبکه‌های فیزیکی هستند.

در حوزه شبکه‌های حسگری و اینترنت اشیاء نیز پژوهش‌های متعدد به توان سنجنده‌ها در ثبت دقیق داده‌های محیطی پرداخته‌اند. نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که داده‌های حسگری می‌توانند دقت، استمرار و استاندارد فنی بالایی داشته باشند، اما چالش‌هایی همچون پوشش محدود، هزینه بالا، تداخل سیگنال، مدیریت انرژی و مقیاس‌پذیری عملکرد را محدود می‌کند. این مطالعات اگرچه لایه سایبر–فیزیکی را تقویت می‌کنند، اما همچنان فاقد ترکیب واقعی با عامل انسانی هستند.

ادبیات ادغام داده‌های انسانی و ماشینی به‌ویژه در مدیریت بحران یک گام به مفهوم مدنظر نزدیک‌تر است. مطالعات در سال‌های اخیر نشان داده‌اند که ترکیب شبکه‌های اجتماعی مکان‌محور با داده‌های سنسوری و تصاویر سنجش‌ازدور می‌تواند دقت و سرعت ارزیابی خسارت و تشخیص رخدادها را افزایش دهد. پژوهش‌هایی مانند [۷-۱۱] استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی و محتوای کاربران را در کنار داده‌های سنجنده‌های محیطی برای ارزیابی سیلاب، رانش زمین، زلزله و بحران‌های محیطی نشان داده‌اند.

خلاصه‌ای از تحقیقات در مورد ادغام منابع داده بویژه با اطلاعات شبکه‌های اجتماعی در جدول ۱ ارائه شده است.. این جدول بیانگر علاقه و اهمیت ترکیب داده‌های اخذ شده از شبکه‌های اجتماعی برای موازد مختلف مرتبط با مدیریت سوانح و بحران است. همچنین می‌توان منبع [۱۲] را به‌عنوان یک مرجع با رویکرد نظامدار برای مرور و مطالعه بیشتر معرفی می‌کنیم.

با وجود این دستاوردها، ادبیات موجود بطور عمده بر سطح ادغام داده‌ها و نه ادغام ساختاری میان عوامل انسانی و سنجنده‌ای متمرکز است.

جدول۱- خلاصه‌ای از تحقیقات در مورد ادغام داده

هدف	نوع داده	منبع
ارزیابی مناطق تحت پوشش سیلاب در شبکه‌های اجتماعی	ادغام داده‌های شبکه‌های اجتماعی و سنجش از دور	Jongman et al. (2015) [۱۳]
شناسایی وقوع زمین لرزه	ترکیب داده‌های متنی و تصویری توییتر	Alqhtani et al. (2017) [۱۴]
نقشه‌برداری احتمالی سیلاب	ادغام ارتفاع آب (حسگرها) و پیام‌های توییتر که شامل ارتفاع آب هستند	Li et al. (2017) [۱۵]
شناسایی زمین‌لغزش	ادغام داده‌های شبکه‌های اجتماعی و سنجش از دور	Musaev and Pu (2017) [۱۶]
برآورد شدت زمین لرزه	ادغام حسگر زمین لرزه و شبکه‌های اجتماعی	Kropivnitskaya et al. (2018) [۱۷]
اندازه‌گیری خسارت سیلاب	ترکیب اطلاعات حسگر فیزیکی از خدمات زمین‌شناسی ایالات متحده و اطلاعات شبکه‌های اجتماعی از توییتر	Lee et al. (2018) [۱۸]
شناسایی و پیش‌بینی بلایای محیطی ناشی از شرایط جوی	ادغام داده‌های مشاهده‌شده	Wang et al. (2018) [۱۹]
نقشه‌برداری وسعت سیلاب	ادغام داده‌های شبکه‌های اجتماعی و سنجش از دور	Panteras et al. (2018) [۱۰]
ارزیابی خسارت سیلاب و شناسایی مناطق آسیب‌دیده	ادغام داده‌های شبکه‌های اجتماعی و تصاویر ماهواره‌ای	Zhang et al. (2020) [۱۱]
شناسایی مناطق تحت تأثیر آتش‌سوزی جنگل‌ها	ادغام داده‌های سنجش از دور و اطلاعات شبکه‌های اجتماعی	Chen et al. (2021) [۲۰]
بهبود دقت در شناسایی و ارزیابی خسارت زمین‌لرزه	ترکیب داده‌های زمین‌لرزه‌ای و پیام‌های شبکه‌های اجتماعی	Kumar et al. (2022) [۲۱]
نقشه‌برداری مناطق سیل‌زده و ارزیابی خسارت	ادغام داده‌های تصاویر ماهواره‌ای و اطلاعات شبکه‌های اجتماعی	Gupta et al. (2022) [۲۲]
پیش‌بینی و مدیریت بحران در بلایای طبیعی مانند طوفان‌ها و سیلاب‌ها	ترکیب داده‌های حسگرهای محیطی و شبکه‌های اجتماعی	Wang et al. (2023) [۲۳]
شناسایی و ارزیابی خسارت ناشی از زمین‌لغزش‌ها	ادغام داده‌های سنجش از دور و شبکه‌های اجتماعی	Li et al. (2023) [۲۴]

در همه این مطالعات، یک عنصر مشترک دیده می‌شود: هرچه تعداد گره‌ها، مشارکت‌کنندگان یا حسگرها در یک شبکه بیشتر باشد، ارزش اطلاعاتی کل شبکه به‌صورت تصاعدی افزایش می‌یابد. این همان نکته‌ای است که در فصل بعدی با عنوان قاعده Metcalfe بیان خواهد شد، یعنی ارزش یک شبکه بطور تقریبی با مجذور تعداد گره‌های آن رشد می‌کند.

۳- چارچوب مفهومی و مبانی هوش برتر

هوش برتر به عنوان یک رویکرد نوین و میان‌رشته‌ای، حاصل همگرایی هوش جمعی، هوش مصنوعی، فناوری‌های شبکه‌ای و سیستم‌های اجتماعی است. برخلاف رویکردهای سنتی که هوش را صفت فردی یا در نهایت جمعی می‌دانند، این چارچوب بر سامانه‌هایی تأکید دارد که در آن‌ها تعامل ساختاریافته میان انسان و ماشین، قابلیتی فراتر از مجموع ساده اجزا خلق می‌کند. ماهیت اصلی این پدیده تلفیق سه لایه‌های عامل انسانی، عامل غیرانسانی و زیرساخت ارتباطی و تحلیلی بوده که درادامه شرح می‌دهیم.

۳-۱- ارکان هوش برتر

نخستین رکن این معماری عامل انسانی است که شامل هر فرد، گروه یا جامعه‌ای می‌شود که به عنوان گره‌های فعال دانش، ادراک، استدلال و خلاقیت در سیستم عمل می‌کنند. این عامل طیف وسیعی از نقش‌آفرینان را در بر می‌گیرد؛ از افراد مستقل با دانش تخصصی و گروه‌های سازمان‌یافته تصمیم‌گیر گرفته تا مشارکت‌کنندگان در بسترهای جمع‌سپاری که داده‌های انبوه را تولید می‌کنند. نقش عامل انسانی در این زیست‌بوم از یک ناظر منفعل فراتر رفته و به کنشگری فعال تبدیل می‌شود که وظایفی همچون جمع‌آوری داده‌های کیفی، تحلیل موقعیت، تصمیم‌سازی نهایی و اعتبارسنجی خروجی‌های سیستم را بر عهده دارد.

در کنار عامل انسانی، عامل غیرانسانی یا سایبر فیزیکی قرار می‌گیرد که دومین مؤلفه اصلی این ساختار است. این بخش شامل سیستم‌های هوش مصنوعی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین، حسگرهای اینترنت اشیاء، ربات‌ها و سایر موجودیت‌های محاسباتی است. وظیفه اصلی این عامل، جمع‌آوری داده‌های کمی با حجم بالا، استنتاج آماری، یادگیری از الگوها و ارائه خروجی‌های پردازش شده است.

اهمیت این لایه در تأمین قدرت محاسباتی، پردازش بلادرنگ و مقیاس‌پذیری عملیاتی است که توانایی‌های محدود شناختی انسان را جبران کرده و امکان تحلیل داده‌های کلان را فراهم می‌آورد.

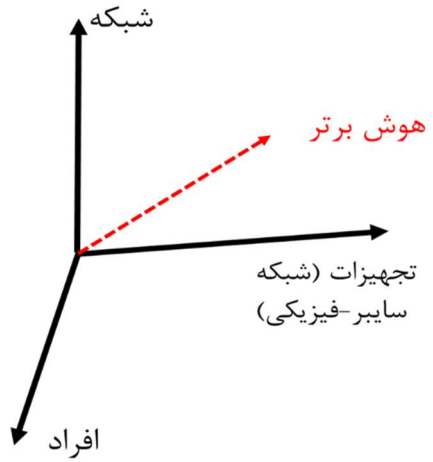
پیوند دهنده دو عامل یاد شده، زیرساخت ارتباطی و تحلیلی است که بستر فنی لازم برای تعامل، همجوشی و اشتراک اطلاعات را مهیا می‌سازد. این زیرساخت مجموعه‌ای یکپارچه از شبکه‌های مخابراتی، پایگاه‌های داده توزیع‌شده، سرویس‌های ابری و موتورهای تحلیلی پیشرفته است. بدون وجود این لایه، اجزای انسانی و ماشینی به صورت جزایر جداگانه عمل کرده و هم‌افزایی مورد نظر شکل نمی‌گیرد. این زیرساخت با ایجاد محیط‌های تعاملی و سازوکارهای بازخورد، سیستم را قادر می‌سازد تا به صورت پویا خود را با شرایط متغیر محیطی تطبیق داده و یادگیری مستمر داشته باشد.

برای تبیین ریاضی و بصری این مفهوم، می‌توان فضای حالت هوش برتر را به صورت یک دستگاه مختصات دکارتی سه‌بعدی مدل‌سازی نمود (شکل ۱). در این مدل فضایی، سه محور اصلی وجود دارد. محور نخست (H) نمایانگر سطح مشارکت و هوش انسانی است که از صفر (بدون دخالت انسان) تا سطوح عالی هوش جمعی مدرج می‌شود. محور دوم (AI) نشان‌دهنده سطح خودکارسازی و هوش مصنوعی است که از ابزارهای ساده تا سیستم‌های خودمختار پیشرفته امتداد می‌یابد. محور سوم (N) بیانگر درجه اتصال و شبکه است که از سیستم‌های ایزوله و منفرد تا ابرشبکه‌های جهانی را پوشش می‌دهد. در این فضای برداری، هر سیستم موجود را می‌توان با یک نقطه مختصاتی مشخص نمود. برای مثال، یک ابزار ساده مکانیکی در نزدیکی مبدأ مختصات قرار می‌گیرد، در حالی که یک شبکه اجتماعی مبتنی بر مشارکت مردمی مانند OpenStreetMap دارای مقدار بالای H و N اما مقدار متوسط یا پایین AI است. در مقابل، یک سامانه دفاعی تمام‌خودکار ممکن است دارای AI و N بالا اما H پایین باشد.

ناحیه هدف در این مدل، که به عنوان منطقه هوش برتر تعریف می‌شود، در برایند محورها و جایی قرار دارد که هر سه بردار به مقادیر حداکثری خود یعنی Hmax, AImax, Nmax میل می‌کنند. در این ناحیه، تعامل میان انسان، ماشین و شبکه منجر به بروز ویژگی‌های نوظهور می‌شود؛ ویژگی‌هایی که در هیچ‌یک از اجزا به تنهایی وجود ندارد.

بنابراین، توسعه هوش برتر نه یک فرآیند خطی افزودن فناوری، بلکه یک حرکت برداری در این فضای سه‌بعدی است که نیازمند توسعه متوازن هر سه مؤلفه می‌باشد. عدم توازن در این توسعه، مثلاً رشد هوش مصنوعی بدون ارتقای نظارت انسانی یا ظرفیت شبکه، می‌تواند منجر به سیستم‌هایی ناپایدار یا غیرقابل اعتماد شود. در نهایت، این چارچوب نظری اثبات می‌کند که هوش برتر یک زیست‌بوم هم‌تکاملی است که در آن مرزهای میان عامل زیستی و عامل مصنوعی در بستر شبکه رنگ می‌بازد و یک موجودیت واحد و یکپارچه شکل می‌گیرد.

محور نخست، همان عامل انسانی است. مقدار صفر در مبدء بیانگر هیچ تن و نبود هیچگونه هوش جمعی است. بتدریج با حرکت به سمت مثبت تعداد از دو جهت کمی و کیفی بیشتر می‌شوند. نخست گروه‌های کوچک شکل گرفته و سپس در مراحل بعدی جوامع بزرگ پدیدار می‌شوند. هوش جمعی را می‌توان در بخشهای انتهایی این محور البته با لحاظ وجود بسترهای ارتباطی و شبکه نشان داد.

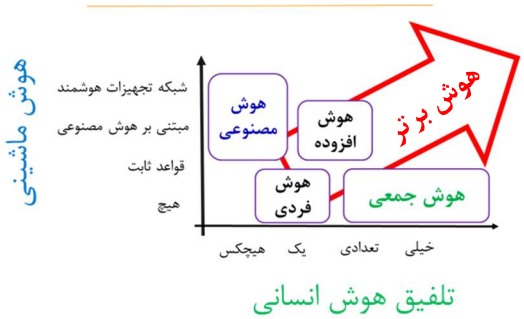


شکل ۱- هوش برتر در یک فضای سه بعدی

محور تجهیزات نیز از صفر در مبدء یعنی هیچ دستگاهی شروع می‌شود. با حرکت به سوی جهت مثبت، ابزارهای ساده مانند سنجنده‌های ساده خواهند بود. پس از آن به ابزارهای قاعده‌مبنا مانند چت‌بات‌های پشتیبانی مشتری. سپس سیستم‌های پیچیده‌تر مجهز به شبکه‌های عصبی و پردازش زبان طبیعی مانند خودروهای نیمه‌خودران و در مراحل بعدی به تجهیزات هوشمند و مرتبط می‌رسیم. شکل ۲ تصویر هوش برتر در فضای دو بعدی حاصل از هوش جمعی و هوش شبکه سایبر-فیزیکی نشان می‌دهد.

گره‌های لایه نرمال‌ساز مشابه لایه قبل، گره‌های ثابت بوده و با نماد N نمایش داده شده‌اند. وظیفه این لایه محاسبه وزن نسبی یا نرمال‌سازی وزن قواعد می‌باشد. این عمل با تقسیم وزن هر قاعده در مجموعه وزن کل قواعد انجام می‌پذیرد.

در لایه غیرنرمال‌ساز با اعمال وزن محاسبه‌شده‌ی لایه قبل بر متغیرهای ورودی، پارامتر نتیجه محاسبه می‌شود. گره‌ها در این لایه گره تطبیقی می‌باشند.



شکل ۲- هوش برتر تصویر شده در یک فضای دوبعدی

همان‌گونه که در تعریف و شکل ۲ نشان داده شده است، هوش برتر فقط به معنای همکاری دوتایی انسان–ماشین نیست، بلکه یک معماری سه‌لایه شامل هوش جمعی انسانی، شبکه سایبرفیزیکی و زیرساخت ارتباطی است که مزیت آن از هم‌افزایی شبکه‌ای این سه مؤلفه ناشی می‌شود. به دیگر سخن، بسیاری از مفاهیمی چون هوش افزوده را می‌توان حالت خاصی از هوش برتر، تابع مختصات آن در سه محور فضای سه بعدی (شکل‌های ۱ و ۲) دانست.

۳-۲- هوش برتر از منظر ریاضی

برای فرمول‌بندی این معماری، ابتدا قابلیت هر عامل را به صورت مجزا تعریف می‌کنیم، بطوریکه f(H) نمایانگر قابلیت عامل انسانی، f(AI) نمایانگر قابلیت عامل هوش مصنوعی (غیرانسانی) و f(N) نمایانگر ظرفیت زیرساخت شبکه است. در یک سیستم ساده و فاقد هم‌افزایی، قابلیت کل حاصل جمع جبری توانمندی اجزا خواهد بود:

$$S_linear = f(H) + f(AI) + f(N) \qquad (۱)$$

اما قدرت واقعی مدل هوش برتر در جمله «هم‌افزایی» آن نهفته است. در این مدل، تعاملات میان سه عامل یک

مؤلفه اضافی تولید می‌کند که به صورت حاصل‌ضرب قابلیت‌ها مدل‌سازی می‌شود. بنابراین، قابلیت کل سیستم هوش برتر (S_superminds) از رابطه ۲ تبعیت می‌کند:

$$S_superminds = f(H) + f(AI) + f(N) + \alpha \cdot f(H) \cdot f(AI) \cdot f(N) \quad (۲)$$

در این رابطه، α ضریب هم‌افزایی مثبت ($\alpha > 0$) است که میزان تقویت ناشی از تعاملات را نشان می‌دهد.

بند $f(H) \cdot f(AI) \cdot f(N)$ نمایانگر قابلیت‌هایی است که از ترکیب این سه عامل پدید می‌آیند و در هیچ‌یک از سیستم‌های مجزا یا حتی جمع ساده آن‌ها وجود ندارند. البته باید توجه داشت که مدل ریاضی ارائه‌شده یک چارچوب مفهومی مشابه بسیاری از مدل‌های شناخته‌شده مانند فیلتر کالمن، مدل کاسپ یا نظریه بازی است. این مدل در سطح انتزاعی بیان شده و سپس در هر کاربرد با تعریف سنجه‌های مشخص عملیاتی می‌شود.

برای درک بهتر برتری، مدل هوش برتر را با مدل ریاضی یک سیستم هوش جمعی سنتی مقایسه می‌کنیم که بطور خاص بر تعاملات انسان-انسان متمرکز است:

$$S_CI = f(H) + \beta \cdot f(H)^2 \quad (۳)$$

در این مدل، β ضریب هم‌افزایی انسانی است. مقایسه رابطه (۲) و (۳) نشان می‌دهد که هوش برتر نه تنها مؤلفه‌های f(AI) و f(N) را به سیستم اضافه می‌کند، بلکه از یک جمله هم‌افزایی بسیار قدرتمندتر بهره می‌برد. به طور قطع می‌توان نشان داد $\alpha \cdot f(H) \cdot f(AI) \cdot f(N) > \beta \cdot f(H)^2$. دلیل این برتری نیز تنوع[۱] موجود در عوامل است.

۳-۳- نقش کلیدی تنوع و اثر شبکه‌ای در تقویت هم‌افزایی

قدرت جمله هم‌افزایی در مدل هوش برتر، ریشه در دو اصل علمی قانون Metcalf و قضیه پیش‌بینی تنوع داشته که در ادامه آن‌ها را شرح می‌دهیم.

اثر شبکه‌ای (قانون Metcalf [۲۵]): این قانون بیان می‌کند که ارزش یک شبکه متناسب با مجذور تعداد گره‌های آن (n^2) رشد می‌کند. تعداد اتصالات ممکن (C) در شبکه‌ای با n گره برابر است با:

$$C(n) = n(n-1) / 2 \approx O(n^2) \quad (۴)$$

در معماری هوش برتر، ضریب هم‌افزایی (α) یک عدد ثابت نیست، بلکه خود تابعی از پیچیدگی و تراکم شبکه تعاملات است. رشد نمایی ارتباطات میان عوامل انسانی، سایبری و زیرساختی، به طور مستقیم مقدار این ضریب را تقویت کرده و منجر به خلق ارزشی بسیار فراتر از جمع خطی توانمندی‌ها می‌شود.

قضیه پیش‌بینی تنوع[۲]: این قضیه که توسط Hong و Page [۲۶] فرمول‌بندی شده، نشان می‌دهد که خطای کلی یک گروه[۳] برابر است با میانگین خطای فردی اعضا[۴] منهای تنوع پیش‌بینی آن‌ها

$$Overall_Error = Individual_Error - Predictive_Diversity \quad (۵)$$

این قضیه به خوبی نشان می‌دهد که چرا ترکیب عوامل ناهمگون انسان با شهود و دانش ضمنی، و ماشین با دقت و سرعت محاسباتی به نتایج بهتری منجر می‌شود. در معماری هوش برتر، با افزایش تنوع در دیدگاه‌ها و روش‌های حل مسئله وحداکثرسازی بند Predictive_Diversity، خطای کلی سیستم کاهش خواهد یافت. این کاهش خطا، یکی دیگر از دلایل بنیادی برتری کیفی و کمی مدل هوش برتر نسبت به سیستم‌های تک‌بعدی است.

۴- مدل پیشنهادی برای نمونه عملی

مطالعه موردی ارائه‌شده دراساس نیازمند به‌کارگیری چارچوب هوش برتر است، زیرا عملکرد سامانه حاصل برهم‌کنش هم‌زمان سه مؤلفه اصلی شامل مشارکت جمعی انسان‌ها، تصمیم‌سازی محلی مبتنی بر هوش مصنوعی، و ویژگی‌های شبکه ارتباطی است. حذف هر یک از این مؤلفه‌ها، مسأله را به یک سامانه فقط خودکار یا یک چارچوب ساده مبتنی بر هوش مصنوعی تقلیل داده و امکان تحلیل اثرات هم‌افزایانه بر شاخص‌هایی نظیر تأخیر و مصرف انرژی

۱ Diversity
۲ Diversity Prediction Theorem
۳ Overall Error
۴ Individual Error

را از بین می‌برد. ازاین‌رو، در این پژوهش از هوش برتر به‌عنوان یک چارچوب معماری ضروری و نه یک انتخاب اختیاری استفاده شده است.

در این بخش، فقط برای نمونه و نمایش عملی هم امکانپذیری و هم کارایی پیاده‌سازی هوش برتر برای کاربردهای مختلف، موضوع مدیریت بحران و بویژه اخطار سریع بررسی می‌شود. معماری پیشنهادی سیستم هوش برتر که مبتنی بر تلفیق شبکه حسگرهای اجتماعی یعنی داده‌های شبکه اجتماعی مکان‌مبنا[1] و شبکه حسگرهای بی‌سیم فیزیکی است، تشریح شده و سپس کارایی آن در یک محیط شبیه‌سازی واقعی مورد سنجش قرار می‌گیرد. به سخنی دیگر، یک الگوریتم خوشه‌بندی و مسیریابی برای گزارش رویدادها در یک شبکه یکپارچه‌شده از شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا و شبکه‌های حسگر بی‌سیم به‌عوان پیاده‌سازی هوش برتر در این حوزه ارایه می‌دهیم.

در شبکه یکپارچه‌شده LBSN و WSN، گره‌های LBSN می‌توانند دو نقش مختلف در انتقال داده‌ها ایفا کنند. آن‌ها می‌توانند به عنوان گره‌های سینک[2] مشابه ایستگاه پایه (BS) در WSN عمل کنند. در این حالت، آن‌ها مسئول انتشار داده‌ها در وب هستند. این حالت زمانی اعمال می‌شود که WSN اجازه دهد پیام‌ها بط.ر مستقیم از طریق LBSN به اینترنت منتشر شوند. با این حال، در برخی موارد، پیام‌های گره‌های حسگر WSN مجاز به انتشار در وب از طریق گره‌های LBSN نیستند. بنابراین، در نقش دوم، آن‌ها مانند گره‌های حسگر WSN عمل کرده و داده‌ها را به ایستگاه پایه ارسال می‌کنند.

شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌توانند به دستگاه‌های هوشمند در شبکه‌های WIFI یا بلوتوث متصل شوند. دستگاه‌های هوشمند می‌توانند به عنوان ایستگاه پایه در نظر گرفته شوند، به ویژه زمانی که سینک‌های متحرک مقصد مسیریابی در WSN هستند. کاربران LBSN به شبکه اینترنت متصل بوده و می‌توانند داده‌ها را به یک شبکه اجتماعی منتشر کنند. در اینجا، کاربران به عنوان گره‌های سینک WSN عمل می‌کنند. هنگامی که یک گره حسگر رویدادی را حس می‌کند، پیام را به یک گره LBSN یا به عنوان ایستگاه پایه مسیریابی می‌کند. در این سناریوی یکپارچه‌سازی، چندین گره LBSN می‌توانند به عنوان ایستگاه پایه انتخاب شوند. به عبارت دیگر، اگرچه گره‌های حسگر در شبکه ثابت هستند، مکان ایستگاه‌های پایه می‌تواند برای هر انتقال داده تغییر کند. گره LBSN همان BS، انتخاب شده باید دارای درجه ارتباطی بالا و همچنین نزدیکی به گره حسگر مبدأ باشد. هرچه گره حسگر مبدأ به ایستگاه پایه نزدیک‌تر باشد، طول مسیر مسیریابی و مصرف انرژی شبکه کاهش می‌یابد. این ساختار شبکه، تحرک سینک‌ها را فراهم می‌کند. سینک‌های متحرک مشکل حفره انرژی را کاهش می‌دهند علاوه بر این، داشتن چندین کاندیدای ایستگاه پایه برای هر انتقال، انعطاف‌پذیری بیشتری برای انتخاب کوتاه‌ترین مسیر فراهم می‌کند. با این حال، انرژی بیشتری برای ارتباطات و پردازش برای گزارش آخرین مکان و درجه گره‌های LBSN به گره‌های حسگر WSN مصرف می‌شود. برای حل این مشکل، در روش پیشنهادی ما، تنها گره‌های سرخوشه مسئول ذخیره به‌روزرسانی‌های گره‌های LBSN یعنی مکان و درجه هستند. در نتیجه، سایر گره‌ها انرژی برای ذخیره و به‌روزرسانی داده‌ها مصرف نمی‌کنند.

در مرحله بعدی، خوشه‌ها بر اساس ایستگاه پایه موجود در WSN تشکیل می‌شوند. برای انتخاب سرخوشه از بین گره‌های حسگر، فاصله تا سایر حسگرها، انرژی باقی‌مانده و فاصله تا گره ایستگاه پایه در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین، می‌توان از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده کرد. جدول ۱ تعاریف و معادلات محاسبه معیارهای انتخاب سرخوشه برای هر گزینه را جهت استفاده در روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نشان می‌دهد. در معادلات، s حسگر و i تعداد حسگرها است.

جدول ۲- معیار انتخاب سرخوشه

معیار	تعریف	معادله
فاصله تا بقیه سنسورها	فاصله متوسط گره سنسور تا سرشاخه (CH)	$D_{CH}=\frac{\sum_{i=1}^{n} Distance(s_i - CH)}{n}$
فاصله تا BS	فاصله CH تا BS	$D_{CH}=Distance(CH-BS)$
انرژی باقی‌مانده	باقی توان در گره سنجنده	طول عمر باتری

فاصله‌ها در اینجا با استفاده از متر شاخص قدرت سیگنال رادیویی[3] تخمین زده می‌شوند. توجه داشته باشید

۱ Location Based Social network- LBSN
۲ Sink
۳ Received Signal Strength Indicator-RSSI

که در شبکه یکپارچه سه نوع رابطه WSN-WSN، WSN-LBSN وLBSN-LBSN. بین گره‌ها وجود دارد. دو رابطه اول بر اساس همپوشانی محدوده ارتباطی گره‌ها ساخته می‌شوند که با استفاده از مقادیر RSSI به دست می‌آیند. با این حال، برای ساخت روابط بین گره‌های شبکه اجتماعی، دیگر به فضای جغرافیایی محدود نبوده و روابط می‌توانند در فضای سایبری ساخته شوند. به دیگر سخن، گره‌های LBSN می‌توانند بر اساس روابط اجتماعی به یکدیگر متصل شوند. در نتیجه، از نظر مقیاس، شبکه یکپارچه هنوز به محدوده ارتباطی گره‌های LBSN و WSN محدود است.

سپس یک ماتریس تصمیم (گزینه‌ها × ویژگی‌ها) بر اساس ویژگی‌های محاسبه‌شده برای هر حسگر ساخته می‌شود. پس از نرمال‌سازی مقادیر برای هر گزینه، با توجه به نظر تصمیم‌گیرنده، وزن‌هایی به هر ویژگی اختصاص داده شده و در ماتریس تصمیم ضرب می‌شوند. سپس مقادیر ایده‌آل مثبت (A+) و منفی (A-) با گرفتن حداکثر و حداقل ستون‌های ماتریس تصمیم به دست می‌آیند. در نهایت، با استفاده از معادله (۱) رتبه‌های نهایی برای هر حسگر محاسبه می‌شوند. در این معادله، DM ماتریس تصمیم است، i شماره حسگر، j شماره معیار، A* بردار ایده‌آل مثبت و A- بردار ایده‌آل منفی است. بهترین k رتبه به عنوان سرخوشه در یک شبکه WSN با k خوشه انتخاب می‌شوند.

$$C_i = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(DM_{ij} - A_j^-)}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(DM_{ij} - A_j^+)} + \sqrt{\sum_{j=1}^{n}(DM_{ij} - A_j^-)}} \qquad (۶)$$

برای تشکیل خوشه‌ها، فاصله حسگرها تا سرخوشه‌های مختلف محاسبه می‌شود. سرخوشه‌ای که کمترین فاصله را داشته باشد، حسگر را در خوشه خود اضافه می‌کند. گره‌های سرخوشه مسئول مدیریت بار پیام‌ها هستند. کنترل دسترسی رسانه[۱] مسئول کنترل انتقال امواج رادیویی گره‌های WSN است دسترسی چندگانه تقسیم زمانی[۲] به عنوان یک پروتکل MAC، یکی از پروتکل‌های کم‌مصرف در شبکه‌های حسگر بی‌سیم است. شبکه یکپارچه از زمان‌بندی TDMA برای مدیریت بار پیام‌ها روی حسگرهای متصل به گره‌های سرخوشه استفاده می‌کند.

در مرحله بعد، گره‌های LBSN به خوشه‌ها اختصاص داده می‌شوند. هر خوشه شامل مناطق چندضلعی در فضای جغرافیایی است. چندضلعی‌ها مناطق حایل یا تقسیم‌بندی‌هایی در اطراف حسگرها بر اساس محدوده ارتباطی آن‌ها هستند. پس از اضافه کردن گره‌های LBSN به یک خوشه در بازه زمانی tw، برخی از خوشه‌ها هیچ ایستگاه پایه‌ای ندارند، برخی یک ایستگاه پایه دارند و برخی شامل بیش از یک ایستگاه پایه هستند. دو راه‌حل کاندید برای مدیریت مسیریابی در شبکه خوشه‌ای جدید وجود دارد. اولین راه‌حل، انتخاب مجدد سرخوشه و بازسازی خوشه‌ها بر اساس مکان ایستگاه‌های پایه جدید برای کل شبکه است. راه‌حل دوم، بازسازی انتخابی خوشه‌ها بر اساس تعداد و مکان ایستگاه‌های پایه در شبکه ارائه می‌دهد.

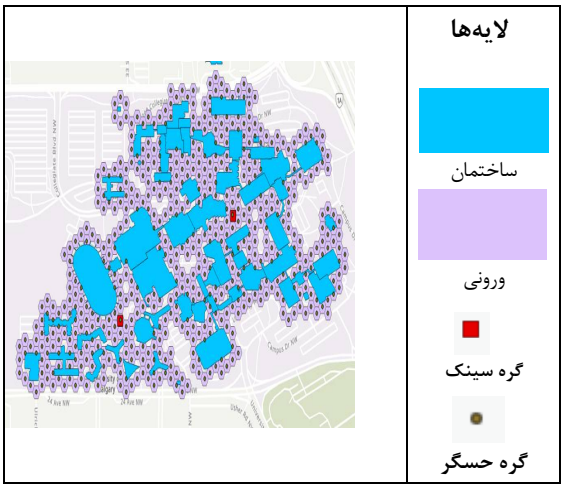
با توجه به مطالب یاد شده، می‌دانیم گره‌های حسگر به یک سرخوشه و سرخوشه‌ها به یک ایستگاه پایه متصل هستند. بنابراین، در فرآیند انتخاب مجدد، هر سرخوشه فقط به یک ایستگاه پایه متصل می‌شود و هر گره حسگر به یک سرخوشه متصل می‌شود. برای انتخاب مجدد سرخوشه بر اساس ایستگاه پایه جدید، چندین هدف باید اتخاذ شود، مانند بیشینه‌سازی انرژی گره حسگر و انرژی سرخوشه. همچنین، فاصله بین گره حسگر و سرخوشه باید با در نظر گرفتن اولویت سینک‌های اختصاص داده شده به آن گره به حداقل برسد. اولویت سینک‌ها در یک خوشه بر اساس درجه گره LBSN مشخص می‌شود. خوشه‌بندی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم مبتنی بر هوش مصنوعی، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی[۳] انجام می‌پذیرد. این روش‌ها به دلیل توانایی در یادگیری و سازگاری با شرایط پویا و نامشخص شبکه، بسیار مناسب هستند. هر گره حسگر با استفاده از یک عامل یادگیری تقویتی، راجع به سرخوشگی تصمیم می‌گیرد.

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی

برای پیاده‌سازی و ارزیابی شبکه یکپارچه، به دو مجموعه داده از شبکه‌های LBSN و WSN نیاز است. برای ارزیابی روش، سناریویی از تشخیص و گزارش دود در محوطه دانشگاهی در نظر گرفته شده است. در این فعالیت میدانی، دانشجویان و کارکنان دانشگاه به عنوان اعضای یک شبکه

۱ Media Access Contro-MAC
۲ Time-division multiple access- TDMA
۳ Reinforcement Learning - RL

اجتماعی مکان‌مبنا در محوطه دانشگاه در نظر گرفته شده‌اند. همچنین، یک شبکه حسگر بی‌سیم (WSN) از حسگرهای تشخیص دود طراحی شده است تا دود را تشخیص داده و آن را به یک ایستگاه پایه (BS) گزارش کند. بنابراین، این بخش به سه زیربخش شامل آماده‌سازی داده‌های WSN، آماده‌سازی داده‌های LBSN و پیاده‌سازی شبکه یکپارچه تقسیم می‌شود.



شکل ۳- نقشه توزیع حسگرها

داده‌های WSN توسط یک شبیه‌ساز پایتون تولید شده‌اند. با توجه به مفروضات بخش قبل، حسگرهای WSN همگن فرض شده‌اند. در یک شبکه حسگر بی‌سیم همگن، تقسیم‌بندی با نمودار ورونوی، کمترین اعوجاج را در بین سایر روش‌های استقرار حسگرها ارائه می‌دهد [۲۷]. دو ایستگاه پایه در محوطه دانشگاه با توجه به نقشه ساختمان‌ها مستقر شده‌اند. حسگرها فرض شده‌اند که در لبه‌های ساختمان‌ها مستقر شده‌اند. یک الگوی دایره‌ای از حس و ارتباط شبکه بلوتوث برای شبیه‌سازی شبکه WSN استفاده شده است. جدول ۲ اطلاعات تنظیمات WSN را شامل می‌شود.

برای استقرار اولیه حسگرها در منطقه، از تقسیم‌بندی شش‌ضلعی ونمودار ورونوی در منطقه مطالعه استفاده شده است. شکل ۳ نقشه توزیع حسگرها در منطقه را نشان می‌دهد. از آنجا که هدف WSN گزارش مشاهدات دود در اطراف ساختمان‌ها است، یک بافر ۲۰ متری به عنوان منطقه کاندید برای استقرار گره‌های حسگر تعیین شد. سپس یک تقسیم‌بندی شش‌ضلعی با شرط مساحت ۴۰۰ متر مربع در منطقه مطالعه ایجاد شد. این کار هزینه و مصرف انرژی کل شبکه را کاهش می‌دهد.

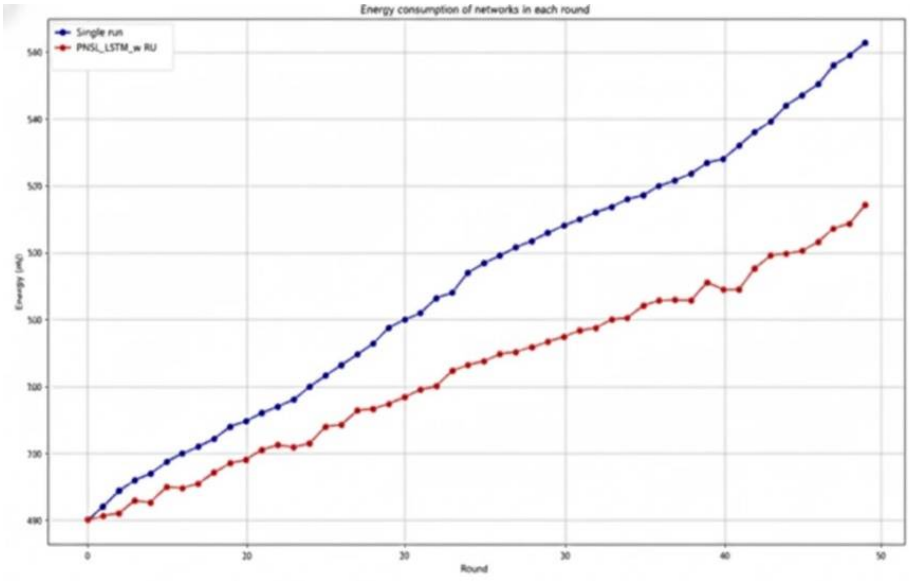
جدول ۳- اطلاعات شبکه بی‌سیم WSN

قلم	مقادیر
اندازه شبکه	1100×900 m^2
برد سنجش	20 m
تعداد گره‌ها	528
انرژی اولیه	0.5 J
نرخ تولید داده	10 bytes per minute
نرخ دریافت داده در سینک	1.5 k bytes per seconds

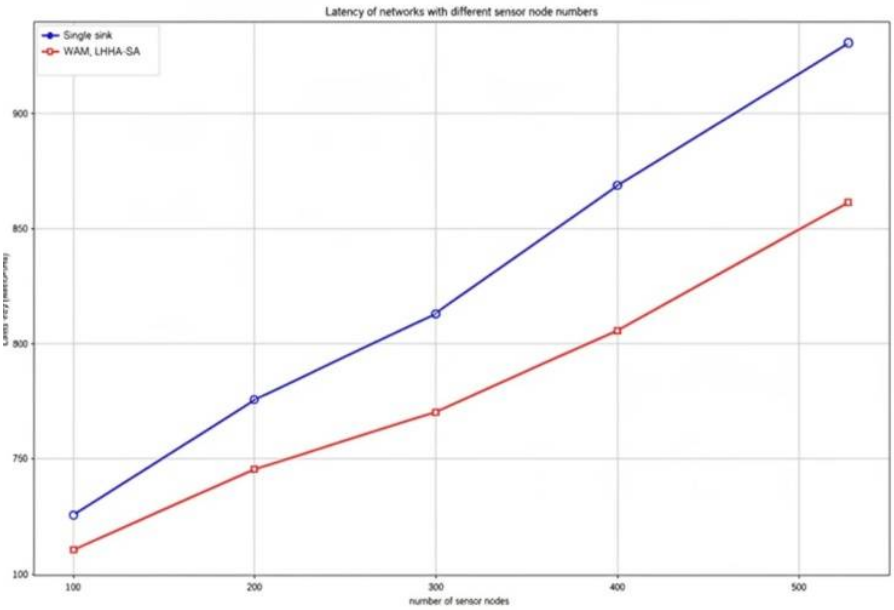
یکی از مهم‌ترین مسائل در مطالعات LBSN، مشکل مجموعه داده‌ها است. مجموعه داده‌های موجود LBSN از مشکلاتی مانند پراکندگی داده‌ها، اندازه کوچک، نگرانی‌های حریم خصوصی و عدم وجود داده‌های واقعی رنج می‌برند [۲۸]. بر اساس هدف اصلی پژوهش حاضر که ارزیابی عملکرد معماری هوش برتر در یک سناریوی کنترل‌شده بوده و نه تحلیل داده‌های واقعی شبکه، از داده‌های شبکه اجتماعی مکان‌مبنا به‌صورت شبیه‌سازی‌شده استفاده شده است. محدودیت دسترسی به داده‌های مکانی دارای دقت، اندازه و تراکم کافی در محیط دانشگاه، استفاده از داده‌های واقعی را دشوار می‌کرد. از این‌رو با بهره‌گیری از داده‌های پیمایشی ۴۰ دانشجو، الگوهای رفت‌وآمد روزانه و نرخ مشارکت در اعلام خطر تخمین زده و سپس لایه‌های ساختمان، راه‌های ارتباطی و احتمالات بازدید ساختمان‌ها مدل‌سازی گردید. شبیه‌سازی با ۱۵۰ عامل انجام شد که میانگین درجه شبکه برابر با ۶,۷۷۶ و دوره به‌روزرسانی عامل‌ها هر ۵ دقیقه بوده است.. برای شبیه‌سازی داده‌های LBSN برای محوطه دانشگاه، از شبیه‌ساز الگوهای زندگی استفاده شده است[۱]. این نرم‌افزار از مدل‌سازی مبتنی بر عامل برای شبیه‌سازی رفتار افراد در یک شبکه LBSN استفاده می‌کند تا داده‌های LBSN را تولید کند. برای هر ساختمان، احتمال بازدید بر اساس زمان روز و نوع استفاده از ساختمان تنظیم شده است. به عنوان مثال، در ساختمان شامل غذاخوری احتمال بازدید دانشجویان و کارکنان در زمان ناهار

۱ https://github.com/gmuggs/pol

بیشتر است. ساختمان‌هایی با احتمال بیشتر به عنوان مقاصد عامل‌ها در نظر گرفته می‌شوند. همچنین، عامل‌هایی که دارای پیوندهای اجتماعی هستند، احتمال بیشتری دارند که برخی مکان‌ها مانند مرکز ورزشی را در همان زمان بازدید کنند.



شکل ۴- مصرف انرژی (رنگ آبی: شبکه سنجنده و رنگ قرمز: شبکه ترکیبی)



شکل ۵- تاخیر پیام برای دو شبکه (رنگ آبی: شبکه سنجنده و رنگ قرمز: شبکه ترکیبی)

با توجه به ساختار شبکه یکپارچه، اطلاعات LBSN باید با گره‌های WSN به اشتراک گذاشته شود. با توجه به ساختار سلسله‌مراتبی گره‌های WSN در شبکه یکپارچه ، اطلاعات گره‌های LBSN ابتدا با ایستگاه پایه WSN به اشتراک گذاشته شده و سپس از طریق ایستگاه پایه با سرخوشه‌ها به اشتراک گذاشته می‌شود. بسیاری از شبکه‌های اجتماعی مانند توییتر یک رابط برنامه‌نویسی کاربردی یا API برای دسترسی به اطلاعات LBSN ارائه می‌دهند. آن‌ها همچنین به کاربران اجازه می‌دهند اطلاعات کاربران LBSN را بر اساس یک منطقه جغرافیایی با مشخص کردن یک چندضلعی یا جعبه محدود کننده دریافت کنند. بنابراین، ایستگاه پایه شبکه یکپارچه درخواست‌های GET را ارسال

می‌کند تا اطلاعات گره‌های LBSN در محدوده ارتباطی گره‌های WSN را دریافت کند. این درخواست تمام گره‌های LBSN را که در محدوده ارتباطی گره‌های WSN قرار دارند، هنگام به‌روزرسانی هر دور شبکه یکپارچه بازیابی می‌کند. سپس این اطلاعات به سرخوشه‌های شبکه منتشر می‌شود تا وضعیت فعلی گره‌های LBSN به‌روزرسانی شود.

شبکه یکپارچه در پایتون ۳ با در نظر گرفتن دو فایل خطی Json به عنوان ورودی پیاده‌سازی شده است. محدوده زمانی مطالعه از ۶ صبح تا ۱۰ شب در یک روز کاری در محوطه دانشگاه است. با توجه به نظرسنجی که از ۴۰ دانشجو جمع‌آوری شده است، دو سوم دانشجویان بلوتوث و WIFI خود را در محوطه دانشگاه روشن نگه می‌دارند.

برای ارزیابی روش پیشنهادی، نتایج مدل هوش برتر با نتایج شبکه WSN مستقل بدون در نظر گرفتن LBSN مقایسه شده است. مصرف انرژی و تأخیر شبکه به عنوان دو معیار برای ارزیابی روش پیشنهادی انتخاب شده‌اند. از آنجا که شبکه یکپارچه به عنوان یک شبکه یکپارچه با آگاهی از انرژی معرفی شده است، انتظار می‌رود که مصرف انرژی در WSN را کاهش دهد. بنابراین، میزان انرژی برای ۵۰ دور مورد بررسی قرار گرفته است. ارتباطات در دورها بر اساس انرژی باقی‌مانده در گره‌ها انجام می‌شود(شکل ۴). نتایج مصرف انرژی کاهش قابل توجهی در مصرف انرژی شبکه یکپارچه در مقایسه با WSN مستقل را نشان می‌دهد. شبکه یکپارچه به طور متوسط ۴۲٪ کاهش در مصرف انرژی کل را نشان می‌دهد. نمودار شبکه یکپارچه شامل کاهش شدید انرژی در برخی دورها هستند. به عنوان مثال، در دورهای ۷، ۱۰، ۳۴، ۳۷ و ۴۱، کاهش در مصرف انرژی مشاهده می‌شود.

عامل مهم دیگر برای مقایسه شبکه یکپارچه با WSN مستقل، تأخیر انتقال شبکه است. این مقادیر در ۵۰ دور مورد بررسی قرار گرفته‌اند تا تفاوت بین مقادیر تأخیر شبکه یکپارچه و WSN مستقل مشاهده شود. شکل ۵ تأخیر شبکه WSN و شبکه یکپارچه را با تعداد مختلف گره‌های حسگر مستقر شده نشان می‌دهد. در ابتدای آزمایش، در همان منطقه، تعداد کمتری حسگر با محدوده‌های بیشتر مستقر شده‌اند و سپس برای هر آزمایش ۱۰۰ حسگر جدید اضافه شده‌اند. در هر استقرار جدید، تأخیر مدل‌های شبکه یکپارچه و WSN محاسبه شده است. نتایج تأخیر عملکرد بهتر شبکه یکپارچه را در شبکه‌های بزرگ‌تر با تعداد بیشتر گره‌های حسگر نشان می‌دهد.

۶- نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با معرفی و تبیین مفهوم هوش برتر نشان داد که چگونه گذار از سیستم‌های هوشمند جزیره‌ای به سمت یک معماری یکپارچه و هم‌افزا میان انسان و ماشین می‌تواند افق‌های جدیدی را در حل مسائل پیچیده محیطی و شهری بگشاید. در چارچوب نظری توسعه‌یافته در این تحقیق با بهره‌گیری از مدل‌سازی ریاضی اثبات شد که ترکیب هوش جمعی انسانی با دقت محاسباتی هوش مصنوعی و گستردگی زیرساخت‌های شبکه منجر به شکل‌گیری قابلیت‌های نوظهوری می‌شود که در هیچ‌یک از اجزا به تنهایی یافت نمی‌شود و ضریب هم‌افزایی حاصل از این تعامل بهره‌وری کل سیستم را به صورت غیرخطی افزایش می‌دهد. به منظور راستی‌آزمایی عملی این دیدگاه نظری و سنجش کارایی آن در محیط واقعی یک معماری ترکیبی مبتنی بر ادغام شبکه‌های اجتماعی مکان‌محور و شبکه‌های حسگر بی‌سیم برای سناریوی هشدار سریع حوادث و تشخیص دود طراحی و پیاده‌سازی گردید. یافته‌های کمی حاصل از شبیه‌سازی این مدل در محیط عملیاتی حاکی از آن است که بهره‌گیری از کاربران انسانی به عنوان گره‌های متحرک و هوشمند در شبکه نه تنها چالش‌های سنتی مرتبط با محدودیت انرژی حسگرها و حفره‌های پوششی را مرتفع می‌سازد بلکه در سناریوی مورد مطالعه منجر به کاهش چهل و دو درصدی مصرف انرژی کل شبکه شده است. علاوه بر بهینه‌سازی مصرف منابع نتایج نشان‌دهنده کاهش چشمگیر تأخیر در مخابره پیام‌های هشدار به ویژه در شبکه‌های با مقیاس بزرگ است که این امر کارایی بالای مدل پیشنهادی را در شرایط اضطراری و حساس به زمان اثبات می‌کند. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مدل هوش برتر به عنوان یک الگوی نوین با بهره‌گیری از تنوع منابع اطلاعاتی و اثر شبکه‌ای راهکاری مناسب برای مقابله با بحران‌های پیش‌بینی‌ناپذیر ارائه می‌دهد و پتانسیل بالایی برای توسعه و به‌کارگیری در سایر حوزه‌های تصمیم‌گیری راهبردی دارد.

مراجع

[۱] Lévy, P., 1994: Collective Intelligence: Mankind's Emerging World in Cyberspace. Helix Books, Cambridge, MA, USA. ISBN 978-0738202617.

[۲] Durkheim, É., 1995: The Elementary Forms of Religious Life. Free Press, New York, USA

[۳] Goodchild, M.F., 2007: Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal*, 69, 211-221

[۴] Howe, J., 2008: Crowdsourcing: How the Power of the Crowd Is Driving the Future of Business. Random House, London, UK.

[۵] Kamali M., Malek M.R., Saeedi S., Liang S.:" Design and Development of a Blockchain-Based Spatial Crowdsourcing System", *Sensors*, *21*(15), 5146; https://doi.org/10.3390/s21155146, 2021.

[۶] Ojagh S., Malek M.R., Saeedi S., Liang S.:"A location-based orientation-aware recommender system using IoT smart devices and Social Networks", Future Generation Computing Systems, https://doi.org/10.1016/j.future.2020.02.041, Vol. 108, pp. 97-118, 2020.

[۷] Ahadzadeh S. and Malek M.R.:" Earthquake Damage Assessment Based on User Generated Data in Social Networks", Sustainability, 13(9), 4814; https://doi.org/10.3390/su13094814, 2021.

[۸] Chen, X., Wang, Y., Liu, Z., 2021: Integrating remote sensing and social media data for identifying wildfire-affected areas. Journal of Environmental Management, 285, 112-120. doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112120.

[۹] Liu, J., Zhang, X., Wang, T., 2021: Predicting flood occurrence and risk assessment by combining environmental sensor data and social media messages. Water Resources Research, 57(8), e2020WR029123. doi.org/10.1029/2020WR029123.

[۱۰] Panteras, G., Cervone, G., 2018: Enhancing the temporal resolution of satellite-based flood extent generation using crowdsourced data for disaster monitoring. International Journal of Remote Sensing, 39(5), 1459-1474. doi.org/10.1080/01431161.2017.1399472.

[۱۱] Zhang, Y., Liu, X., Wang, Z., 2020: Assessing flood damage and identifying affected areas through the integration of social media and satellite imagery. Remote Sensing of Environment, 240, 111-710. doi.org/10.1016/j.rse.2020.111710.

[۱۲] Gopal, L., Prabha, R., Hemalatha, T., Ramesh, M. V., & Malamud, B. D. (2024). *Review Article: Leveraging Social Media for Managing Natural Hazard Disasters: A Critical Review of Data Collection Strategies and Actionable Insights*. https://doi.org/10.5194/egusphere-2024-1536

[۱۳] Jongman, B., Wagemaker, J., Romero, B.R., de Perez, E.C., 2015: Early flood detection for rapid humanitarian response: Harnessing near real-time satellite and Twitter signals. ISPRS Int. J. Geo-Inf., 4(4), 2246-2266. doi.org/10.3390/ijgi4042246.

[۱۴] Alqhtani, S.M., Luo, S., Regan, B., 2018: A multiple kernel learning-based fusion for earthquake detection from multimedia Twitter data. Multimedia Tools and Applications, 77(10), 12519-12532. doi.org/10.1007/s11042-017-4908-x.

[۱۵] Li, H., Caragea, D., Caragea, C., Herndon, N., 2017: Disaster response aided by tweet classification with a domain adaptation approach. Journal of Contingencies and Crisis Management, 26(1), 16-27. doi.org/10.1111/1468-5973.12146.

[۱۶] Musaev, A., Pu, C., 2017: Landslide information service based on composition of physical and social sensors. In: 2017 IEEE 33rd International Conference on Data Engineering (ICDE), 1415-1416. IEEE. doi.org/10.1109/ICDE.2017.216

[۱۷] Kropivnitskaya, Y., Tiampo, K. F., Qin, J., & Bauer, M. A. (2018). Real-time earthquake intensity estimation using streaming data analysis of social and physical sensors. In *Earthquakes and Multi-hazards Around the Pacific Rim, Vol. I*(pp. 137-155). Birkhäuser, Cham.

[۱۸] Lee, C., & Tien, I. (2018). Probabilistic Framework for Integrating Multiple Data Sources to Estimate Disaster and Failure Events and Increase Situational Awareness. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering, 4(4), 04018042.

[۱۹] Wang, Y., Ruan, S., Wang, T., & Qiao, M. (2018). Rapid estimation of an earthquake impact area using a spatial logistic growth model based on social media data. International Journal of Digital Earth, 1-20.

[۲۰] Chen, X., Wang, Y., & Liu, Z. (2021). Integrating remote sensing and social media data for identifying wildfire-affected areas. *Journal of Environmental Management, 285*, 112–120.

[۲۱] Kumar, S., Patel, V., & Yadav, R. (2022). Enhancing earthquake damage assessment accuracy through integration of seismic data and social media messages. *Natural Hazards, 110*(3), 1457–1475.

[۲۲] Gupta, R., Sharma, A., & Singh, P. (2022). Mapping flood-affected regions using satellite imagery and social media data. *International Journal of Disaster Risk Reduction, 70*, 102–115.

[۲۳] Wang, Y., Li, X., & Zhang, H. (2023). Crisis prediction and management in natural disasters using environmental sensors and social media data. *Journal of Disaster Studies, 15*(2), 89–104.

[۲۴] Li, H., Zhang, Q., & Chen, L. (2023). Remote sensing and social media data fusion for landslide identification and damage assessment. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 14(1), 1–20.

[۲۵] Odlyzko, A., & Tilly, B. (2005). A refutation of Metcalfe's Law and a better estimate for the value of networks and network interconnections. InterNetworking, 2(1), 1–24

[۲۶] Hong L, Page SE. (2004):"Groups of diverse problem solvers can outperform groups of high-ability problem solvers". Proc Natl Acad Sci U S A. 2004 Nov 16;101(46):16385-9.

[۲۷] Iliodromitis, Athanasios & Pantazis, George & Vescoukis, Vassilios. (2017). 2D Wireless Sensor Network Deployment Based on Centroidal Voronoi Tessellation. AIP Conference Proceedings. 1836. 10.1063/1.4981949.

[۲۸] Hossiopour M., Malek M.R. (2014). Location Based Social Networks: Opportunities and Challenges, Surveying and Spatial Information Engineering, 92.