مطالعات آینده پژوهی و سیاستگذاری
دوره ۸، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۱
صفحات ۴۸-۳۵

Online ISSN: ٢٤٧٦-٤٤٤٢
Print ISSN: ٢٥٣٨-٢٠٤٧
www.irijournals.com

مدل‌سازی برنامه‌ریزی و مدیریت منسجم در شهر هوشمند

حامد خیر قمی
کارشناسی ارشد مدیریت شهری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز

چکیده
مشاهده روندهای شهر هوشمند جهانی نشان‌دهنده تغییر تمرکز از مداخلات مبتنی بر بخش به سمت تصمیم‌گیری منسجم با استفاده از اطلاعات کلان داده است. این حرکت به سمت ادغام در ظهور پلتفرم‌های مدیریت شهری یکپارچه (ICMPs) مشهود است. با وجود حجم بالای داده‌های تولیدشده توسط ICMPs و رشد قدرت محاسباتی، تحقیقات محدودی در زمینه بررسی استفاده از این داده‌ها به‌منظور توسعه ابزارهای کمّی برای مدیریت و برنامه‌ریزی یکپارچه شهر هوشمند انجام شده است. در این مطالعه، طراحی فرایند تحقیقات علوم به‌منظور توسعه و ارزیابی چارچوب مدل‌سازی با هدف بررسی استفاده از داده‌های ICMPs به‌منظور شناسایی هم‌افزایی و وابستگی‌ها در سراسر بخش‌های شهر هوشمند دنبال شد. این مقاله خلاصه‌ای از طراحی و پیاده‌سازی چارچوب را ارائه کرده و به بحث درباره طراحی دانش علمی به‌دست‌آمده از تمرین پرداخته است.

واژگان کلیدی: شهرهای هوشمند؛ شاخص‌های کلیدی عملکرد؛ تصمیم‌گیری یکپارچه؛ طراحی مدل

مقدمه

در سطح جهانی، صنعت فناوری اطلاعات (IT)، به سمت این چالش گام برداشته و در دهه گذشته انفجاری در راه حل های شهر هوشمند رخ داده است (IEC، ۲۰۱۵). در حالی که فناوری های شهر هوشمند زیادی وجود دارد، اما دگرگونی شهرها با سرعت و به شیوه پیش بینی شده ای دنبال نمی‌شود (IEC، ۲۰۱۵). اعتقاد بر این است که این اختلاف به دلیل عدم وجود یک چشم انداز استراتژیک رایج و همکاری در سراسر بخش‌های شهری است (IBM، ۲۰۱۰، IEC، ۲۰۱۵). در تلاش برای پر کردن این شکاف، تمرکز مشاهدات روندهای اخیر شهر هوشمند از مداخلات مبتنی بر بخش به سمت تصمیم‌گیری های یکپارچه با اطلاعات کلان داده تغییر کرده است (فرناندز – گول و همکاران، ۲۰۱۶، شیلچر و همکاران، ۲۰۱۶، متونی، گوگلیمرتی و بیسگنا، ۲۰۱۵، ۲۰۱۷). این حرکت به سمت یکپارچگی در ظهور پلتفرم‌های مدیریت یکپارچه شهری (ICMPs) مشهود است (جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵، ۲۰۱۶، کوهن، ۲۰۱۴، هوآوی، ۲۰۱۸، IBM، ۲۰۱۳، IEC، ۲۰۱۵، ژوهادار و همکاران، ۲۰۱۷). هدف ICMPs ارائه دیدگاهی واحد از عملیات ها در بسیاری از سازمان هاست، بنابراین این مساله به مقامات شهری اجازه بهبود کارایی و بهینه‌سازی خدمات در بخش‌هایی مانند واکنش اضطراری، حمل و نقل، انرژی، آب و امنیت عمومی را به شیوه ای یکپارچه می دهد.

با وجود حجم وسیع اطلاعات تولیدشده توسط ICMPs و رشد قدرت محاسباتی، تحقیقات محدودی در زمینه بررسی استفاده از این داده‌ها به‌منظور توسعه ابزارهای کمّی برای برنامه‌ریزی و مدیریت منسجم شهر هوشمند انجام‌شده است (لومباردی و همکاران، ۲۰۱۲، ماتینو و همکاران، ۲۰۱۵، ۲۰۱۷، پلورسو، ۲۰۲۰، شیلدر و همکاران، ۲۰۱۶، واستراد و کالیتز، ۲۰۱۸). در حالی که تکتیک های آنالیز تصمیم‌گیری چند معیاره رایج و نوظهور در بهبود تصمیمات چند منظوره در سطح پروژه (گرکو، ارگوت و فیگویرا، ۲۰۱۶، گرگوری و همکاران، ۲۰۱۲) و در حل مشکلات چند معیاره کامل مشخص موثر است (فوجیتا و همکاران، ۲۰۲۰). این تکنیک ها محدود به انجام وظایف استراتژیک تر شناسایی هم‌افزایی و وابستگی‌های متقابل بین بخشی بوده و برای سوق دادن شهرهای هوشمند به سمت سطح بالاتری از کارایی ضروری تلقی می‌شود (IBM، ۲۰۱۰، ماتونی و همکاران، ۲۰۱۷، وسترادت و کالیتز، ۲۰۱۸).

در این مطالعه، فرایند تحقیق طراحی علمی (جانسون و پرجون، ۲۰۱۲، پفرز و همکاران، ۲۰۰۸) به‌منظور توسعه و ارزیابی چارچوب مدل‌سازی برای برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه شهر هوشمند دنبال شد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

طراحی و پیاده‌سازی چارچوب

در حال حاضر کارهای گسترده ای توسط سازمان های استاندارد بین المللی به‌منظور توسعه داده‌ها، استانداردهای فنی و مدیریتی مورد نیاز برای حمایت موثر از تصمیم‌گیری یکپارچه و همکاری در ICMPs انجام‌شده است (برند، کارا و والرز، ۲۰۱۷، جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵، IEC، ۲۰۱۵، ایزو، ۲۰۱۶، ITU، ۲۰۱۶، مانیکا و همکاران، ۲۰۱۳، منشور داده باز، ۲۰۱۵، موسسه استاندارد بریتانیا، ۲۰۱۴). تاکنون، توسعه استانداردهای مدیریتی بر روی طراحی مدل‌های مفهومی با هدف ایجاد درک بصری رایج از بخش‌های اصلی شهر هوشمند و تعاملات آن ها و توسعه جهانی شاخص‌های کلیدی عملکرد (KPIs) قابل مقایسه با هدف تعیین اهداف شفاف توسعه برای هر بخش شهری متمرکز بوده است (جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵، ایزو / IEC، ۲۰۱۷، ایزو، ۲۰۱۴، ITU، ۲۰۱۸، مک کارنی، ۲۰۱۵، موسسه استانداردهای بریتانیا، ۲۰۱۴، U4SSC، ۲۰۱۷).

به این ترتیب، ظهور شاخص‌های کلیدی عملکرد شهر هوشمند چشم انداز مشترک لازم برای برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه شهر هوشمند است (جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵). تمرکز این مطالعه بر روی تکمیل چارچوب های KPI شهر هوشمند با توسعه یک ابزار کمّی با هدف تقویت همکاری های بین بخشی است. به طور خاص، این مقاله به توصیف توسعه و ارزیابی چارچوب مدل‌سازی می پردازد که همکاری های بین بخشی را با تعیین وابستگی‌های بین بخش‌های شهری و شناسایی اهداف بین بخشی مشترک

تقویت می کند. برای محدود کردن دامنه تحقیق، این مطالعه تنها بر روی یک بُعد از شهر هوشمند یعنی مدیریت جرم متمرکز است.

در این مقاله، مفهوم برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه شهری اشاره به دستیابی به راه حل های چند بخشی سینرژیک برای حل چالش‌های پیچیده شهر هوشمند دارد (گرگوری و همکاران، ۲۰۱۲). این مساله به معنای دستیابی به راه حل های برد – برد بوده که به طور کارامدی از منابع محدود برای بهره مندی همزمان از بیش از یک بخش شهری استفاده می کند. علاوه بر این، مفهوم برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه به معنای شناسایی و تطبیق عوامل اجتماعی، اقتصادی و یا زیست محیطی است (DEAT). نتیجه این است که یک رویکرد یکپارچه برای مدیریت جرم و جنایت شامل شناسایی اهداف مشترک به عنوان حوزه های بالقوه همکاری بین بخش‌های شهری که وظیفه مدیریت جرم را بر عهده دارند و دیگر بخش‌های شهر و همچنین شناسایی عوامل خارجی غیرعمدی ناشی از فعالیت های سایر بخش ها که ممکن است تأثیر منفی بر مدیریت جرم داشته باشند، است. هدف این مطالعه توسعه و ارزیابی یک چارچوب مدل‌سازی بوده که از این رویکرد چند بخشی برای مدیریت جرم حمایت کند.

معیارهای چارچوب

معیار طراحی (جانسون و پرجون، ۲۰۱۲، پفرز و همکاران، ۲۰۰۸) هدایت کننده توسعه و ارزیابی چارچوب مدل‌سازی در ادامه ذکر شده است.

- معیار ۱: به‌منظور شناسایی اهداف مشترک در میان بخش‌های متعدد شهری، نیاز به یک چارچوب مدل‌سازی بوده که اهداف توسعه همه بخش‌های مربوطه را علاوه بر اهداف سنتی مدیریت جرم در بربگیرد. علاوه بر این، این چارچوب نیازمند گنجاندن مدلی بوده که روابط بین اهداف مدیریت جرم و اهداف بخش‌های دیگر را مشخص کند.
- معیار ۲: به‌منظور شناسایی اثرات منفی احتمالی فعالیت ها در بخش‌های دیگر بر جرم و جنایت، چارچوب مدل‌سازی نیازمند گنجاندن یک مدل پیشگو بوده که قادر به مدل‌سازی وابستگی جرم در سایر بخش‌های شهری باشد. به‌منظور تحقق این معیار، ویژگی های کلیدی در هر بخش که دارای تأثیر بالقوه ای بر جرم است باید شناسایی شود.
- معیار ۳: مدل‌های مورداستفاده نیازمند اهرمی برای استفاده از موج داده‌های تولیدشده توسط ICMPs هستند. در حال حاضر، یک شیوه استاندارد برای پایه گذاری تصمیمات مدیریت و برنامه‌ریزی شهری به‌منظور درک اکتشافی رفتار سیستم های پیچیده شهری وجود دارد (گرگوری و همکاران، ۲۰۱۲، NMBM، ۲۰۱۸، وستراد و کالتز، ۲۰۱۸). این مساله تاحدی به دلیل کمبود داده‌های موجود است (وستراد، کالتز و کولن، ۲۰۱۹). همچنان که ICMPs و پورتال های داده باز رایج می شوند (برندز و همکاران، ۲۰۱۷، جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵، IEC، ۲۰۱۵، ایزو، ۲۰۱۶، ITU، ۲۰۱۶، مانیکا و همکاران، ۲۰۱۳، منشور داده باز، ۲۰۱۵، موسسه استانداردهای بریتانیا، ۲۰۱۴)، فرصتی برای بررسی توسعه مدل‌های غنی از داده که قادر به تست فرضیات رایج درباره وابستگی‌های متقابل بین بخش‌های شهری است، وجود خواهد داشت.
- معیار ۴: مدل‌های مورداستفاده باید بتوانند تعاملات پیچیده پیش بینی شده بین بخش‌های شهری و ویژگی های زیربنایی آن ها را با هم تطبیق دهند (آلن، ۱۹۹۷، باتی و مارشال، ۲۰۱۲، فرناندز – گول و همکاران، ۲۰۱۶).

چارچوب مدل‌سازی پیشنهادی

پیش بینی شده که این معیارها بتواند از طریق چارچوب مدل‌سازی پیشنهادی زیر تحقق یابد (شکل ۱):

- داده ورودی: ظهور چارچوب های KIP شهر هوشمند (جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵) مجموعه‌ای از شاخص‌های کلیدی عملکرد و اهداف بخشی را ارائه کرده و بنابراین ابزارهایی جهت شناسایی اهداف توسعه همه بخش‌های شهری فراهم می سازد. علاوه بر این، بررسی متغیرهای کلیدی موثر بر جرم (وستراد، ۲۰۱۹) نشان داد که بسیاری از این متغیرها با شاخص‌های بخشی

گنجانده شده در چارچوب های KPI شهری موجود همپوشانی دارد. بنابراین، تصمیم به انتخاب زیرمجموعه‌ای از شاخص‌های شهر هوشمند که مرتبط با پیش گوهای جرم رایج مورداستفاده به عنوان ورودی مدل پیشنهادی است، گرفته شد. با انجام این کار، مدل معیار ۱ و ۲ را تحقق بخشید. علاوه بر این، این انتخاب ویژگی های ورودی معیار ۳ را تحقق بخشید، چون استانداردهای مدیریت ICMP، توصیه به جمع آوری داده‌های KPI می کند.

- مدل پیشگو: پیش بینی شده که الزامات مدل‌سازی هر دو معیارهای ۱ و ۲ می تواند با توسعه یک مدل پیشگوی واحد که میزان جرم را به عنوان تابعی از داده‌های ورودی شرح داده شده در بالا پیش بینی می کند، تحقق یابد. از آنجا که پیچیدگی این روابط مشخص نیست، انتظار می رود که معیار ۴ بتواند با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور توسعه مدل پیشگو تحقق یابد.
- آنالیز حساسیت: پیش بینی شده که هم‌افزایی بین بخش‌های شهری می تواند با انجام آنالیز حساسیت بر روی ورودی مدل به‌منظور تعیین حساسیت نسبی میزان جرم به KPIs در دیگر بخش‌های شهری شناسایی شود. در این جا، شاخص‌های کلیدی عملکرد که قویا بر میزان جرم و جنایت تاثیرگذارند، ممکن است اهداف بین بخشی مشترکی را تشکیل دهند (معیار ۱)، یا در مقابل، ممکن است نشان‌دهنده عوامل خارجی احتمالی بوده که نیازمند بررسی است (معیار ۲).

داده‌های ورودی

داده‌های ورودی مورداستفاده در چارچوب مدل‌سازی پیشنهادی شامل زیر مجموعه‌ای از شهر هوشمند بوده که مطابق با پرکاربردترین پیشگوهای جرم است. داده‌های باز با قابلیت دسترسی راحت برای شهر تهران جهت توسعه و نشان دادن چارچوب مدل‌سازی پیشنهادی مورداستفاده قرار گرفت. شاخص‌هایی از چارچوب KPI شهر هوشمند پیشنهادی توسط جامعه پروتکل شهری (۲۰۱۵) که توسط پیشگوهای جرم پرکاربرد در مدل‌های پیش بینی جرم هدایت می‌شود، انتخاب شد (پری و همکاران، ۲۰۱۳، وستراد، ۲۰۱۹).

برای هر متغیر جدولی از اقدامات سالانه برای هر PUMA برای سال های ۱۴۰۱-۱۳۹۱ ایجاد شد. سپس این جداول در یک جدول واحد ترکیب شد که ستون های این جدول نشان‌دهنده ی هر متغیر بود. بنابراین، جدول داده مورداستفاده در این مطالعه شامل ۶۶۰ دسته داده بود که هر یک از ۵۵ PUMAs با ۱۲ دسته چند تایی برای هر سال بود. PUAM و شناسه های سال در توسعه شبکه های عصبی استفاده نشد و پیش بینی ها صرفا بر اساس ویژگی های مکانی انجام شد. علاوه بر این، به‌منظور حذف سوگیری معرفی شده توسط طیف وسیعی از مقیاس های مورداستفاده در میان ویژگی های ورودی انتخابی، ابتدا هر متغیر قبل از ادامه توسعه مدل استاندارد سازی شد (هایر و همکاران، ۲۰۱۴). توضیحات بیشتر منابع داده، انتخاب شاخص‌های کلیدی عملکرد، آماده سازی داده‌ها و چالش‌ها و پیامدهای مدیریتی مرتبط در جای دیگر شرخ داده شد (واستراد، ۲۰۱۹، واستراد و همکاران، ۲۰۱۹).

به طور کلی، شاخص‌های ذکر شده پیاده‌سازی دقیق شاخص‌های جامعه پروتکل شهری (CPA) نیست (جامعه پروتکل شهری، ۲۰۱۵)، بلکه مطابق با پیشگوهای جرم مرتبط به هم و داده‌های موجود اتخاذ شده است. از میان ۲۲ شاخص مورداستفاده در این مطالعه، تنها چهار شاخص مرتبط با شاخص CPA مربوطه نبود. در این موارد، شاخص‌های جدیدی به دلیل قابلیت دسترسی به داده‌های مربوطه که هیچ شاخص CPA برای آن ها وجود نداشت، ایجاد شد. به طور خاص، این چهار شاخص مربوط به شیوع مادران مجرد (ID 11)، کودک آزادی (ID 12)، جرایم مواد مخدر (ID 16) و دیوار نگاری (ID 37) است.

پارامترهای کلیدی طراحی که بر نحوه تعمیم شبکه عصبی به داده‌های جدید تأثیر می‌گذارد شامل انتخاب نوع شبکه، وزن‌ها و سوگیری‌های اولیه و ثابت منظم سازی است (هان و همکاران، ۲۰۱۲، تان و همکاران، ۲۰۰۶). تنظیم این فرا پارامترها اغلب به‌صورت دستی انجام می‌شود. درنتیجه، یافتن مدل بهینه برای یک مشکل خاص، یک فرایند آزمون و خطا بوده که اغلب ازنظر

محاسباتی پرهزینه و زمان‌بر است. برای دور زدن این چالش‌ها، ابزارهای نرم‌افزاری جهت بهینه‌سازی خودکار فراپارامترهای شبکه وجود دارد. در این مطالعه، یکی از این ابزارها یعنی بسته نرم‌افزاری مدیر مدل که توسط سورمایل (۲۰۰۲) توسعه یافته (سورمایل، ۲۰۰۴) به‌منظور توسعه مجموعه‌ای از مدل‌های اولیه برای مدیریت جرم در شهرهای هوشمند مورداستفاده قرار می‌گیرد.

شناسه	سازمان	شاخص‌های مورداستفاده	نام متغیر
۱	CECM	رویدادها به ازای هر ۱۰۰ هزار نفر جمعیت	رویدادها
۲	DOF	ارزش ملک ارزیابی شده (تجاری / مسکومی) نسبت به میانگین ارزیابی شده کل شهر (تجاری / مسکونی)	V1 (مسکونی)، V5 (تجاری)
۳	MOEO	نرخ بیکاری (درصد)	بیکاری
۴	MOEO	شاخص نابرابری Theil’s (در PUMA / بین PUMA) (بانک جهانی، ۲۰۱۴)	ineqT1r (درون)، ineqT2r (بین)
۷	DOE	درصد جمعیت بدون دیپلم	بدون دیپلم
۸	DOE	درصد جمعیت با مدک تحصیلی بالا	مدرک
۱۱	DYCD	درصد خانوارها با زنان مجرد	زن
۱۲	ACS	تعداد سوء مصرف معتبر / نادیده گرفتن بررسی ها به ازای هر ۱۰۰ هزار نفر	سوء مصرف
۱۳	DYCD	نرخ باروری به ازای هر ۱۰۰۰ زن ببن سنین ۱۵ تا ۴۴ سال	باروری
۱۴	CCRB	کل شکایات غیرنظامی برعلیه اعضاء متحد پلیس نیویورک اداره به ازای هر ۱۰۰ هزار نفر جمعیت	یکپارچگی
۱۵	HRA; DOHMH	شهروندان بالغ نیویورکی بدون بیمه سلامت (درصد)	بیمه
۱۶	DOHMH; NYPD	جرایم مربوط به مواد مخدر به ازای هر ۱۰۰ نفر جمعیت	مواد مخدر
۲۰	DHS	تعداد کل ۳۱۱ درخواست مربوط به اردوگاه های بی خانمانی و تکدی گری به ازای هر ۱۰۰ هزار نفر جمعیت	بی خانمان
۲۱	NYCHA	درصد مسکن اجتماعی	مسکن اجتماعی
۲۲	DOT	میانگین تعداد چراغ های خیابان قطع شده در روز در واحد سطح	SL
۲۴	DCP	درصد نوع کاربری اراضی	P1 – P11
۲۶	DCP	شاخص تنوع Theil’s L (بانک جهانی، ۲۰۱۴)	تنوع
۳۳	NYPD	سرقت (خیابانی / خانگی / تجاری) به ازای ۱۰۰ هزار نفر جمعیت	سرقت خیابانی، خانگی، مسکونی
۳۴	NYPD	دستبرد (خیابانی / خانگی / تجاری) به ازای ۱۰۰ هزار نفر جمعیت	دستبرد خیابانی، خانگی، مسکونی
۳۶	DOT	شاخص حجم عابر پیاده	pedIndex
۳۷	NYPD;	گزارشات دیوار نگاری به ازای ۱۰۰ هزار نفر جمعیت	دیوار نگاری

	DSNY; EDC		
۳۸	DOHMH; DEP	غلظت ماده ذره ای ریز	PM

یک شبکه عصبی ساده رو به جلو با یک لایه پنهان مبنای مدل‌های توسعه یافته با استفاده از بسته نرم افزار مدیر مدل را تشکیل می دهد. از آنجا که این مدل ها به‌منظور پیش بینی های عددی استفاده می‌شود، تنها یک واحد خروجی استفاده شد. ویژگی اصلی نرم افزار مدیر مدل، استفاده از یک الگوریتم یادگیری بیزی برای استخراج خودکار ثابت منظم سازی بهینه از داده‌های ورودی است (شهریاری و همکاران، ۲۰۱۶)، بنابراین نیاز به بهینه‌سازی خودکار پارامترهای منظم سازی از انواع شبکه جایگزین را از بین می برد. بنابراین، طراحی شبکه تنها بر روی تغییر تعداد واحدهای پنهان و انتخاب اولویت های اولیه برای وزن‌های سورمیل، ۲۰۰۲، سورمیل، ۲۰۰۴ متمرکز است. فرایند آموزش بسته نرم‌افزاری "مدیر مدلگ شامل آموزش مدل‌های متعدد با تعداد متفاوتی از واحدهای پنهان (معمولا ۱ تا ۲۵) و اولویت های متفاوت در وزن‌هاست (معمولا ۵). سپس مدل ها به‌منظور پیش بینی در یک مجموعه تست استفاده شده و بر اساس عملکرد پیشگو، رتبه بندی شد. در نهایت مجموعه‌ای از مدل ها برای بهبود بیشتر دقت پیشگو استفاده شد (سورمیل، ۲۰۰۲، ۲۰۰۴).

علاوه بر استخراج خودکار ثابت منظم سازی بهینه، که در الگوریتم بهینه‌سازی بیزی انجام می‌شود، ابزاری برای تعیین عدم قطعیت پیش بینی های مدل برای یک مجموعه معین از وزن‌هاست (مک کای، ۱۹۹۲). به طور کلی، در حالی که شبکه های عصبی بهترین عملکرد را برای مجموعه‌ای از داده‌ها ارائه می دهند، اما این شبکه ها عدم قطعیت در تعیین تابع برازش در مناطقی از فضای ورودی که داده‌ها پراکنده و یا شلوغ است، را شرح نمی دهند (بادشیا، ۱۹۹۹، شهریاری و همکاران، ۲۰۱۶). بسته به فراپارامترهای انتخابی، توابع زیادی وجود دارد که می تواند در مناطق نامشخصی از فضای ورودی بدون به خطر انداختن تناسب مناطقی که غنی از داده‌های دقیق هستند، برون یابی شود (بادشیا، ۱۹۹۹). شبکه های عصبی بیزی (BNNs) (مک کای، ۱۹۹۲) توسعه یافته با استفاده از نرم افزار "مدیر مدل" (سورمیل، ۲۰۰۲، ۲۰۰۴) اجازه به محاسبه نوارهای خطا نشان‌دهنده این عدم قطعیت را می دهد. این دانش می تواند با نشان دادن قابلیت اطمینان پیش بینی های مدل، به شکل بهتری تصمیم‌گیری ها را اطلاع رسانی کند.

سازمان	شناسه شاخص	سازمان	شناسه شاخص
اداره خدمات کودکان	۱۲	همکاری توسعه اقتصادی	۳۷
هیئت بررسی شکایت غیرنظامی	۱۴	مدیریت منابع انسانی	۱۵
اداره برنامه‌ریزی شهری	۲۴، ۲۶	دفتر شهرداری برای فرصت اقتصادی	۵-۳
وزارت آموزش	۸-۷	دفتر شهردار برای سیاست و برنامه های اقلیم	۹
اداره حفاظت از محیط زیست	۳۸	مقامات مسکن شهر نیویورک	۲۱
وزارت دارایی	۲	بخش پلیس نیویورک	۱۶، ۳۳-۳۴
وزارت بهداشت روان و سلامت	۱۵-۱۶، ۳۸	اداره بهداشت	۳۷
اداره خدمات بی خانمان ها	۲۰	دفتر مدیریت و هماهنگی سطح شهر	۱
اداره حمل و نقل	۲۲، ۳۶		
اداره توسعه جوانان و جامعه	۱۱،۱۳		

در این مطالعه، دو BNNs برای مدیریت جرم در شهرهای هوشمند توسعه یافت. BNNs با استفاده از بسته نرم‌افزاری "مدیر مدل" توسعه یافته توسط سورمیل (۲۰۰۴) و مجموعه‌ای از ویژگی های ورودی استاندارد ذکر شده اجراء شد. مدل ها به ترتیب به‌منظور پیش بینی سرقت خیابانی و دزدی خیابانی در شهر تهران توسعه یافت. انتخاب جرم ها به‌صورت عمدی با هدف محصور کردن طیف وسیعی از رفتار سیستم تا حد امکان انجام شد. همانطور که در اشکال ۶ و ۷ دیده می‌شود، دو جرم الگوهای فضایی متفاوتی را نشان می دهند. این جرایم نشان‌دهنده انواع متفاوتی از جرم یعنی جرم اموال (سرقت) و جرم خشن (دزدی) است. عملکرد شبکه عصبی توسعه یافته شرح داده شده است.

نتایج و بحث و بررسی

به طور کلی، دقت پیش بینی های شبکه عصبی قابل مقایسه با دقت پیش بینی صورت گرفته توسط مدل‌های ساده تر رگرسیون خطی است. با این حال، شبکه های عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های خطی در مناطق با پراکندگی جمعیت فضای ورودی دارند (یعنی جایی که مقادیر هدف استاندارد شده به طور قابل توجهی از مقدار هنجار منحرف شده). شبکه های عصبی میزان جرم را با دقت بیشتری نسبت به مدل‌های خطی پیش بینی می کنند. با این حال، این مساله احتمالا به دلیل روش های مورداستفاده در بسته نرم‌افزاری اعمال شده است (سورمیل، ۲۰۰۴). صرفنظر از پیچیدگی مدل انتخابی، دقت خوب پیش بینی مدل‌های نمونه نشان می دهد که این مدل ها در پیش بینی جرم در مقیاس های زمانی و مکانی مورداستفاده در این مطالعه، موثرتر هستند. این مساله نشان می دهد که همپوشانی کافی بین محرک های جرم و مجموعه شاخص‌های مورداستفاده در این مطالعه برای تایید استفاده از KPIs شهر هوشمند برای پیش بینی جرم وجود دارد.

شاخص‌های مورداستفاده در مطالعه اجرای دقیق KPIs شهر هوشمند نیست، بلکه با توجه به پیش بینی های جنایی مرتبط و داده‌های موجود اتخاذ شده است. علاوه بر این، ۴ مورد از ۲۲ شاخص مورداستفاده در این مطالعه مرتبط با شاخص شهر هوشمند مربوطه نیست. در این موارد، شاخص‌های جدیدی به دلیل دسترسی به داده‌های مرتبط برای مواردی که هیچ شاخص شهر هوشمندی برای آن ها وجود ندارد، ایجاد می‌شود.

آنالیز عامل اکتشافی

آنالیز عامل اکتشافی (EFA) (هایر و همکاران، ۲۰۱۴) چهار گروه بسیار مرتبط از متغیرها (عوامل) پنهان در داده ورودی یعنی A1, A2, A3 و A4 را نشان می دهد. عوامل استخراج شده ۵۹ درصد از کل واریانس را به خود اختصاص دادند.

	فاکتورها			
درصد کل واریانس توضیح داده شده	۲۳/۹	۱۴/۷	۱۱/۷	۸/۵
متغیرها	A1	A2	A3	A4
سوء مصرف	۰/۹	-۰/۱	۰/۳	۰/۱
آسیایی	-۰/۶	۰	۰/۱	-۰/۱
assResidence	۰/۹	-۰/۱	۰/۱	۰/۱
assStreet	۰/۸	۰/۴	۰/۳	۰/۱
سیاه	۰/۸	-۰/۱	-۰/۲	-۰/۲
مدرک	-۰/۵	۰/۴	-۰/۶	۰/۴

تنوع	-۰/۵	۰/۲	۰/۴	-۰/۳
مواد مخدر	۰/۷	۰/۵	۰/۵	۰/۳
رویدادها	۰/۱	-۰/۱	۰	۰/۲
زن	۰/۸	-۰/۲	۰/۸	۰
باروری	۰/۱	۰/۱	-۰/۲	-۰/۱
دیوار نگاری	۰	۰	۰/۴	۰/۳
اسپانیایی	۰/۲	۰/۷	۰/۷	۰/۱
بی خانمان	-۰/۱	-۰/۱	۰/۱	۰/۲
ineqT1r	۰/۶	۰/۲	-۰/۲	۰/۴
ineqT2r	-۰/۶	۰	-۰/۲	۰
بیمه	۰/۱	۰	۰/۱	-۰/۸
یکپارچگی	۰/۸	۰/۹	۰/۹	۱
larCommercial	۰	۰/۲	-۰/۱	-۰/۱
larResidence	۰/۷	۰/۸	۰/۴	۰
larStreet	۰/۲	-۰/۱	-۰/۱	۰/۷
بدون دیپلم	۰/۴	-۰/۴	۰/۳	۰/۷
P1	-۰/۲	۰/۲	-۰/۱	۰
P10	۰/۴	-۰/۲	-۰/۲	۰
P11	۰	-۰/۱	-۰/۱	۰/۱
P2	۰/۲	۰/۱	۰/۳	۰/۴
P3	۰/۲	۰/۳	۰/۱	۰/۱
P4	۰	۰/۹	۰	۰/۲
P5	-۰/۱	۰/۲	۰/۱	۰/۳
P6	۰	۰/۶	-۰/۱	۰
P7	۰/۰۲	۰/۲	۰/۲	۰/۳
P8	۰	-۰/۳	۰/۳	۰
P9	-۰/۱	۰/۷	۰	۰/۲
pedIndex	۰	۰/۵	۰/۱	۰/۴
PM	۰/۵	۰/۷	۰/۴	۰
robCommercial	۰/۸	۰	-۰/۴	۰/۵
robResidence	۰/۸	۰/۳	-۰/۳	۰/۴
robStreet	۰	۰/۳	-۰/۵	۰/۲
SL	۰	۰/۳	۰	۰/۲
socialHousing	۰/۶	۰/۱	۰/۱	۰/۴

بیکاری	۰/۷	-۰/۲	۰/۴	۰
V1	-۰/۳	۰/۴	-۰/۴	۰/۵
V5	-۰/۲	۰/۷	-۰/۳	۰/۴
سفید	-۰/۷	۰/۱	-۰/۵	۰/۲

سپس، حالت اصلی در هر PUMA با انتخاب حالتی با بالاترین امتیاز عامل تعیین شد. تنها امتیازات عامل بالاتر از ۰/۵ مورداستفاده قرار گرفت، چون این موارد دارای انحراف کافی از میانگین بودند.

در رابطه با آنالیز حساسیت، دو پیامد پیش بینی شده از وجود ایالات جذب کننده در بخش ۳,۲ مشاهده شده است:

A. خوشه بندی متغیرهای حالت مشاهده شده مشابه با مفهوم حوضه های جذب در سیستم های پویای پیچیده است. حوزه جاذبه منطقه ای در فضای حالت بوده که در آن سیستم تمایل به ماندن دارد (گاندری و همکاران، ۲۰۱۱، سندزیمر و همکاران، ۲۰۰۷، والکر و همکاران، ۲۰۰۴، وستلی، پاتون و زیمرمان، ۲۰۰۶، ۲۰۱۱، وستلی و همکاران، ۲۰۱۵). این حالت تعادل می تواند به عنوان رژیم سیستم فعلی توصیف شود که توسط قوانین اصلی حاصل از شبکه های سازمانی و اجتماعی پایه و زیرساخت های غالب اداره می‌شود (وستلی و همکاران، ۲۰۱۱). از آنجا که رژیم های حالت مختلف توسط قوانین مختلفی اداره می‌شود، این رژیم ها احتمالا پاسخ متفاوتی به مجموعه مشابهی از ویژگی های ورودی می دهند. به‌منظور تفسیر معنادار نتایج آنالیز حساسیت، محقق باید بداند که هر سیستم تحت بررسی در کدام حالت قرار دارد (وستلی و همکاران، ۲۰۱۵).

B. از آنجا که حوزه های مختلف جاذبه با مناطق خاص در فضای حالت مطابقت دارند (والکر و همکاران، ۲۰۰۴، وستلی و همکاران، ۲۰۱۱)، آن ها احتمالا در مناطقی از فضای ورودی که خارج از این حوزه ها قرار دارد، نشان داده می شوند. درنتیجه، درجه بالاتری از عدم قطعیت در پیش بینی های شبکه عصبی در این مناطق وجود خواهد داشت، چون داده‌های کمتری برای آموزش شبکه در دسترس است (فرانسیچینی و همکاران، ۲۰۱۹).

بحث و نتیجه‌گیری

با وجود سیل عظیم داده‌های ارائه شده توسط ICMPs، تحقیقات محدودی در زمینه بررسی استفاده از این داده‌ها به‌منظور توسعه ابزارهای کمّی برای برنامه‌ریزی و مدیریت یکپارچه شهر هوشمند صورت گرفته است. هدف این مقاله توصیف توسعه و ارزیابی یک چارچوب مدل‌سازی بوده که همکاری های بین بخشی را با تعیین وابستگی‌ها بین بخش‌های شهری و شناسایی اهداف مشترک بین بخشی تقویت می کند. به‌منظور محدود کردن دامنه تحقیق، این مطالعه تنها بر روی یک بُعد از شهرهای هوشمند یعنی مدیریت جرم متمرکز شد.

فرض اصلی این مطالعه این است که همکاری های بین بخشی می تواند با استفاده از داده‌های حاصل از ICMPs و چارچوب های KPI نوظهور شهر هوشمند به‌منظور شناسایی اهداف مشترک بین بخش‌های شهری تقویت شود. پیشنهاد شده که با در نظر گرفته KPI شهر هوشمند به عنوان ورودی، رویکرد ترکیبی کاربرد شبکه های عصبی بیزی و آنالیز حساسیت می تواند به عنوان ابزاری برای شناسایی این اهداف مورداستفاده قرار گیرد. به‌منظور تست امکان سنجی این فرضیه، دو مدل اولیه برای مدیریت یکپارچه جرم در شهرهای هوشمند مورد توسعه و ارزیابی قرار گرفت.

نتایج این مطالعه نشان می دهد که مدل‌های اولیه در پیش بینی جرم موثر است (RQ 2) که نشان می دهد همپوشانی کافی بین محرک های جرم و مجموعه شاخص‌های مورداستفاده در این مطالعه برای اعتبار سنجی استفاده از KPIs شهر هوشمند به‌منظور پیش بینی جرم وجود دارد (RQ 1).

شناسه	سازمان	نام متغیر	سرقت خیابانی (A2)	دزدی خیابانی (A2)	دزدی خیابانی (A1)
۱	CECM	رویدادها	-۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۳
۳	MOEO	بیکاری	۰/۲۴	-۰/۰۸	-۰/۰۱
۴	MOEO	ineqT1r (درون)، ineqT2r (بین)	۰/۸۳	۰/۵۸	۰/۱۶
۷	DOE	بدون دیپلم	۰/۰۲	۰/۲۷	-۰/۲۶
۸	DOE	مدرک	-۰/۰۲	۰/۶۹	۰/۳۱
۱۱	DYCD	زن	۰/۴	۱/۱۱	۰/۳۲
۱۲	ACS	سوءمصرف	-۰/۷۹	۰/۲۶	-۰/۰۳
۱۳	DYCD	باروری	۰/۲۱	-۰/۰۱	۰/۰۲
۱۴	CCRB	یکپارچگی	۰/۸۶	۰/۵	۰/۲۷
۱۵	HRA; DOHMH	بیمه	۰/۴۶	۰/۱۷	۰/۴۷
۱۶	NYDP	مواد مخدر	۰/۱۵	۰/۲۳	۰/۰۳
۲۰	DHS	بی خانمانی	۰/۲۱	۰/۰۶	۰/۱۸
۲۱	NYGHA	مسکن اجتماعی	۰/۵۴	-۰/۲	۰/۳۳
۲۲	DOT	SL	۰/۰۱	-۰/۰۳	-۰/۰۷
۲۶	DGP	تنوع	-۰/۰۶	۰/۰۸	-۰/۰۵
۳۶	DOT	pedIndex	۰/۲۹	۰	-۰/۱۲
۳۷	NYPD; DSNY; EDC	دیوار نگاره	-۰/۰۵	-۰/۰۴	-۰/۱۱
۳۸	DOHMH; DEP	PM	۰/۲۱	۰/۰۸	-۰/۰۱

شاخص‌های مورداستفاده در این مطالعه پیاده‌سازی دقیق KPIs شهر هوشمند نیست، بلکه بر اساس پیش بینی های جرم مرتبط و داده‌های موجود اتخاذ شده است. علاوه بر این، ۴ مورد از ۲۲ شاخص مورداستفاده در این مطالعه مرتبط با شاخص شهر هوشمند مربوطه نیست. در این موارد، شاخص‌های جدیدی به دلیل دسترسی به داده‌های مربوطه برای نواحی که هیچ شاخص شهر هوشمندی وجود ندارد، ایجاد شد. به طور خاص، این چهار شاخص مربوط به شیوع مادران مجرد (ID 11)، کودک آزاری (ID 12)، جرایم مواد مخدر (ID 16) و دیوار نگاری (ID 37) است. درنتیجه توصیه شده که چارچوب مدل‌سازی پیشنهادی برای توصیف شناسایی مجموعه ثانویه KPIs گسترش یافته، در حالی که به طور سنتی بخشی از KPIs اصلی بخش را تشکیل نمی دهد، اما با این وجود، به دلیل تأثیر بالقوه آن ها بر بخش‌های همسایه ردیابی می شوند (RQ 5). این توصیه مشابه با مفهوم آستانه نگرانی بالقوه اعمال شده در حوزه مدیریت منابع طبیعی است (بیگز و همکاران، ۲۰۱۵).

منابع

1. Allen, P. M. (1997). Cities and regions as evolutionary complex systems. Geographical Systems, 4, 103–130.
2. Bandura, A. (2000). Exercise of human agency through collective efficacy. Current Directions in Psychological Science, 9(3), 75–78.
3. Batty, M., Marshall, S., et al. (2012). In J. Portugali (Ed.), The origins of complexity theory in cities and planning, in complexity theories of cities have come of age: An overview with implications to urban planning (pp. 21–45). Springer.
4. Berends, J., Carrara, W., & Vollers, H. (2017). Analytical report 6: Open data in cities 2. European Data Portal.
5. Bhadeshia, H. K. D. H. (1999). Neural networks in materials science. ISIJ International, 39 (10), 966–979.
6. Biggs, R., et al. (2015). Strategies for managing complex social-ecological systems in the face of uncertainty: Examples from South Africa and beyond. Ecology and Society, 20 (1), 52.
7. Browning, C. R. (2002). The span of collective efficacy: Extending social disorganization theory to partner violence. Journal of Marriage and Family, 64, 833–850.
8. Chourabi, H., et al. (2012). Understanding smart cities: An integrative framework. 45th Hawaii International Conference on System Sciences. https://doi.org/10.1109/ hicss.2012.615.
9. City Protocol Society. (2015a). City anatomy: A framework to support city governance, evaluation and transformation. City protocol agreement CPA-I_001-v2.
10. City Protocol Society. (2015c). City anatomy indicators. CPA-PR _002_Anatomy indicators.
11. City Protocol Society. (2016). Open sensor platform. CPWD-PR_005_Open_Sensor_ Platform.
12. Cohen, B. (2014). Methodology for 2014 smart cities benchmarking [cited 2016 29 July]; Available from: http://www.fastcoexist.com/3038818/the-smartest-cities-in-theworld-2015-methodology.
13. Fern´ andez-Güell, J.-M., et al. (2016). How to incorporate urban complexity, diversity and intelligence into smart cities initiatives.
14. Franceschini, S., et al. (2019). An ecologically constrained procedure for sensitivity analysis of artificial neural networks and other empirical models. PloS One, 14(1), e0211445.
15. Fujita, H., et al. (2020). Hypotheses analysis and assessment in counterterrorism activities: A method based on OWA and fuzzy probabilistic rough sets. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 28(5), 831–845.
16. Greco, S., Ehrgott, M., & Figueira, J. (2016). Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys.
17. Gregory, R., et al. (2012). Structured decision making: A practical guide to environmental management choices. Wiley-Blackwell.
18. Gundry, L. K., et al. (2011). Entrepreneurial Bricolage and innovation ecology: Precursors to social innovation? Frontiers of Entrepreneurship Research, 31(19), 3.
19. Hair, J. F., et al. (2014). Multivariate data analysis (7th edition). Essex, England: Pearson Education Limited.

20. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data mining: Concepts and techniques (Third edition). Waltham, MA, USA: Morgan Kaufmann Publishers.
21. Huawei. (2018). Intelligent operation center solution, 27 June 2018]; Available from: htt ps://e.huawei.com/za/solutions/industries/smart-city/ioc.
22. IBM. (2010). The world's 4 trillion dollar challenge: Using a system-of-systems approach to build a smarter planet. IBM Institute for Business Value
23. IBM. (2013). IBM intelligent operations center for smarter cities. IBM Corporation.
24. IEC. (2015). White paper: Orchestrating infrastructure for sustainable smart cities. Geneva, Switzerland: International Electrotechnical Commission. ISO. (2016).
25. In E. Alba, F. Chicano, & G. Luque (Eds.), Smart cities. Smart-CT 2016. Lecture notes in computer science (Vol. 9704, pp. 85–94). Cham: Springer.
26. ISO 37101:2016, sustainable development in communities - Management system for sustainable development - Requirements with guidance for use.
27. ISO. (2014). ISO 37120:2014, sustainable development of communities - Indicators for city services and quality of life.
28. ISO/IEC. (2017). ISO/IEC 30182:2017, smart city concept model - Guidance for establishing a model for data interoperability.
29. ITU. (2016). Shaping smarter and more sustainable cities: Striving for sustainable development goals. Geneva, Switzerland.
30. ITU. (2018). KPIs on smart sustainable cities, 25 June 2018]; Available from: https: //www.itu.int/en/ITU-T/ssc/Pages/KPIs-on-SSC.aspx.
31. Johannesson, P., & Perjons, E. (2012). A design science primer (book no longer available - Now an introduction to design science).
32. Lexington: CreateSpace. Kourtit, K., Nijkamp, P., & Steenbruggen, J. (2017). The significance of digital data systems for smart city policy. Socio-Economic Planning Sciences, 58, 13–21.
33. Lombardi, P., et al. (2012). Modelling the smart city performance. Innovation: The European Journal of Social Science Research, 25(2), 137–149.
34. MacKay, D. J. C. (1992). A practical Bayesian framework for backpropagation networks. Neural Computation, 4, 448–472. Manyika, J., et al. (2013). Open data: Unlocking innovation and performance with liquid information.
35. Mattoni, B., et al. (2017). A quantitative evaluation of the mutual influences among smart strategies applied at district level. IEEE. McCarney, P. (2015). The evolution of global city indicators and ISO37120: The first international standard on city indicators. Statistical Journal of the IAOS, 31, 103–110.
36. McKinsey & Company. Mattoni, B., Gugliermetti, F., & Bisegna, F. (2015). A multilevel method to assess and design the renovation and integration of smart cities. Sustainable Cities and Society, 15, 105–119.
37. MOO. (2018). Social indicators report: Update to the 2016 report.
38. NMBM. (2018). Integrated development plan (IDP) (Second edition). 2017/18-2021/22.
39. Open Data Charter. (2015). International Open data charter.
40. Peffers, K., et al. (2008). A design science research methodology for information systems research. Journal of Management Information Systems, 24(3), 45–77.
41. Pelorosso, R. (2020). Modeling and urban planning: A systematic review of performancebased approaches. Sustainable Cities and Society, 52.

42. Perry, W. L., et al. (2013). Predicitve policing: The role of crime forecasting in law enforcement operations. RAND Corporation.
43. Sampson, R. J. (2006). Collective efficacy theory: Lessons learned and directions for future inquiry. In F. T. Cullen, J. P. Wright, & K. R. Blevins (Eds.), Taking stock: The Status of criminological theory (p. 149). New Brunswick, N.J: Transaction Publishers.
44. Schleicher, J. M., et al. (2016). A holistic, interdisciplinary decision support system for sustainable smart city design. In E. Alba, F. Chicano, & G. Luque (Eds.), Smart cities. Smart-CT 2016. Lecture notes in computer science (Vol. 9704, pp. 1–10). Cham: Springer.
45. Sendzimir, J., et al. (2007). Assessing the resilience of a river management regime: Informal learning in a shadow network in the Tisza River Basin. Ecology and Society, 13(1), 11.
46. Shahriari, B., et al. (2016). Taking the human out of the loop: A review of Bayesian optimization. Proceedings of the IEEE, 104(1), 148–175.
47. Sourmail, T. (2002). Simultaneous precipitation reactions in creep-resistant austenitic stainless steels. Department of materials science and metallurgy. University of Cambridge.
48. Sourmail, T. (2004). Softwares for Bayesian neural networks training [cited 2018 16 December]; Available from: http://thomas-sourmail.net/neural_networks.html.
49. Tan, P.-N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2006). Introduction to data mining. Boston: Pearson Education, Inc.
50. Taylor, R. B., Ratcliffe, J. H., & Perenzin, A. (2015). Can we predict long-term community crime problems? The estimation of ecological continuity to model risk heterogeneity. Journal of Research in Crime and Delinquency, 52(5), 635–657.
51. The British Standards Institution. (2014). PAS 181:2014, smart city framework – Guide to establishing strategies for smart cities and communities.
52. U4SSC. (2017). Collection methodology for key performance indicators for smart sustainable cities. Geneva, Switzerland.
53. United Nations. (2015). Transforming our world: The 2030 agenda for sustainable development (A/RES/70/1).
54. Walker, B., et al. (2004). Resilience, adaptability and transformability in social–ecological systems. Ecology and Society, 9(2), 5.
55. Westley, F., et al. (2011). Tipping towards sustainability: Emergent pathways of transformation, working paper No. 3. Prepared for the "3rd nobel laureate symposium on global sustainability: Transforming the world in an era of global change", in Stockholm, 16-19 May 2011. Stockholm Resilience Centre, the Royal Swedish Academy of Sciences, the Stockholm Environment Institute, the Beijer Institute of Ecological Economics and the Potsdam Institute for Climate Impact Research.
56. Westley, F., et al. (2015). Social innovation lab guide. The Rockefeller Foundation.
57. Westley, F., Patton, M. Q., & Zimmerman, B. (2006). Getting to maybe: How the world is changed. Toronto: Random House Canada.
58. Westraadt, L. (2019). A model for crime management in smart cities, in computing sciences. Port Elizabeth, South Africa: Nelson Mandela University.
59. Westraadt, L., & Calitz, A. (2018). A gap analysis of new smart city solutions for integrated city planning and management. SAICSIT 2018 - Annual Conference of the South African Institute of Computer Scientists and Information Technologists.

60. Westraadt, L., Calitz, A. P., & Cullen, M. (2019). Guidelines for managerial decision making in smart cities: A South African perspective. International Business Conference (IBC 2019).
61. World Bank. (2014). Introduction to poverty analysis (English). Washington, DC: World Bank Group.
62. Zhuhadar, L., et al. (2017). The next wave of innovation—Review of smart cities intelligent operation systems. Computers in Human Behavior, 66, 273–281. L