

ارزیابی تغییرات خودهمبستگی مکانی زمانی بر اساس داده‌های حرکتی حاصل از شبکه‌های اجتماعی به منظور کشف و بررسی الگوهای جنبش درون شهری انسانی

مرجان قنبری^۱، فرید کریمی پور^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه

نصیرالدین طوسی

marjan.ghanbari@email.kntu.ac.ir

^۲ استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

fkarimipour@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت آبان ۱۳۹۷، تاریخ تصویب خرداد ۱۳۹۸)

چکیده

کشف الگوهای جنبش انسانی در محیط‌های درون‌شهری یکی از پارامترهای بسیار مهم در زمینه تحقیقات متعددی همچون برنامه‌ریزی‌های شهری، مطالعات جغرافیایی و مطالعات مرتبط با علوم مربوط به سیستم‌های اطلاعات مکانی است. یکی از منابعی که امروزه به شکل گسترده در کشف و بررسی الگوهای جنبش انسانی استفاده می‌شوند، داده‌های حرکتی حاصل از رسانه‌های اجتماعی مکان‌مبنا هستند. این رسانه‌ها حجم عظیمی از داده‌ها را در دو بعد زمان و مکان فراهم می‌آورند. هدف از این مطالعه کشف و بررسی الگوهای پنهان جنبش درون شهری انسانی مبتنی بر داده‌های حرکتی حاصل از فعالیت‌های روزمره انسان‌ها در فرآیند به اشتراک گذاری اطلاعات در رسانه‌های اجتماعی مکان‌مبنا و با در نظر گرفتن خوشه‌بندی بعد معنایی داده‌ها بوده است. در انجام این مطالعه از داده‌های حرکتی حاصل از رسانه اجتماعی مکان‌مبنا Foursquare به دلیل فراهم آوردن خوشه‌بندی بعد معنایی برای داده‌ها (اطلاعات به اشتراک گذاشته شده) استفاده شده است. به منظور کشف الگوهای پنهان جنبش درون شهری انسانی قابلیت و کارایی تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی زمانی مورد ارزیابی قرار گرفته شده است. در این تحقیق با استفاده از تحلیل‌های آماری و با در نظر گرفتن بعد زمان در مرحله نخست روند معناداری از تغییرات صورت گرفته در خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های مورد مطالعه نسبت به مناطق تقسیم‌بندی شده شهری مبتنی بر روش پلیگون‌بندی تیسن، کشف و در مرحله دوم مسئله روند تغییرات خودهمبستگی مکانی زمانی و ارتباط بین اشتراک‌گذاری اطلاعات، موقعیت و کاربری ناحیه شهری در طول ساعات روز به منظور استخراج الگوهای پنهان جنبش درون شهری به صورت جزئی و دقیق‌تر، با بهره‌گیری از خوشه‌بندی معنایی داده‌های مکان‌مبنا این رسانه اجتماعی، به تفکیک برجسته‌ترین الگوهای جنبش شهری در هر بازه زمانی پرداخته شده است. نتایج بدست آمده در این تحقیق نشان‌دهنده قابلیت بالای تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی زمانی مبتنی بر خوشه‌بندی بعد معنایی داده‌های حرکتی حاصل از رسانه اجتماعی مکان‌مبنا Foursquare در کشف الگوهای پنهان ناشی از جنبش انسانی در سطح نواحی درون شهری بوده است.

واژگان کلیدی: الگوی جنبش درون شهری انسانی، رسانه اجتماعی مکان‌مبنا Foursquare، بعد معنایی، خودهمبستگی مکانی

زمانی

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

شناخت الگوهای جنبش انسانی در محیط‌های شهری یکی از موضوعات کلیدی در بررسی طولانی مدت این محیط‌ها است [۱]. اهمیت این موضوع به شکل گسترده‌ای در شاخ‌های علوم متعددی همچون جغرافیا، جامعه‌شناسی و علوم مربوط به سیستم‌های اطلاعات مکانی (GIS) احساس می‌شود [۲، ۳]. امروزه داده‌های بزرگ مقیاس موجود در دو بعد مکان و زمان (به عنوان مثال داده‌های مسیرهای تاکسی و اطلاعات حاصل از فعالیت کاربران رسانه‌های اجتماعی) در فراهم آوردن اطلاعات بسیار مفیدی در انجام تحقیقات مربوط به بررسی رفتار و جنبش‌های انسان در محیط‌های درون‌شهری و برون‌شهری با اهداف متعددی چون بررسی ساختار حمل‌ونقل شهری، برنامه‌ریزی‌های شهری، مهاجرت، صنعت توریسم و بررسی رویدادهای اجتماعی نقش بسیار مهمی را ایفا می‌کنند [۳-۶]. در این میان رسانه‌های اجتماعی امروزه به یکی از ابزارهای بسیار مهم در زندگی روزمره ما تبدیل شده‌اند [۷]. این رسانه‌ها در قالب‌های متعددی همچون میکرو بلاگ‌ها، شبکه‌های اجتماعی و شبکه‌های اشتراک عکس غالباً در دسترس عموم هستند و داده‌های مفیدی را در زمینه تحلیل پدیده‌های زمانی مکانی فراهم می‌آورند [۸-۱۱]. اگرچه استخراج اطلاعات از مجموعه داده‌های کوچک مقیاس تا به امروز به سهولت امکان‌پذیر بوده است، کشف الگوهای پنهان در مجموعه داده‌های بزرگ مقیاس موجود در دو بعد مکان و زمان دشوار بوده و به چالشی بزرگ برای محققین این عرصه مبدل شده است [۱۲-۱۴]. یکی از روش‌های موجود در کشف الگوهای مکانی تحلیل‌های آماری خودهمبستگی مکانی هستند. به‌طور کلی منظور از خودهمبستگی مکانی تعیین اندازه همبستگی بین یک مشاهده و دیگر مشاهدات در سراسر فضا نمونه است [۱۵]. خودهمبستگی مکانی این فرض را که مشاهدات در یک نمونه مستقل از یکدیگر هستند نقض می‌کند، چرا که مشاهدات انجام شده از مکان‌های نزدیک‌تر به هم وابسته هستند و به لحاظ آماری مستقل نمی‌باشند [۱۶]. ویژگی‌های این روش منجر به استفاده گسترده از آن به منظور دستیابی به یک بینش از الگوهای مکانی شده است [۱۷]. روش‌های موجود با هدف بررسی میزان خودهمبستگی مکانی به دو دسته سراسری از جمله

Moran's I [۱۸] ، Getis- Ord's General G [۱۹] و Geary's c [۲۰] و محلی از جمله LISA^۲ [۲۱] تقسیم می‌شوند. در تشخیص و استخراج الگوهای پویای مکانی صرف‌نظر کردن از بعد زمان می‌تواند منجر به ناکارآمدی فرآیند تشخیص این الگوها در برخی کاربردهای وابسته به زمان گردد. به همین دلیل مطالعات بسیاری سعی داشته‌اند که تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی را به نحوی توسعه دهند که هر دو بعد زمان و مکان را در برگیرد [۳، ۱۲].

در این مطالعه هدف ما کشف الگوهای جنبش درون‌شهری انسانی از طریق بررسی نحوی تغییرات خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های حرکتی با در نظر گرفتن خوشه‌بندی بعد معنایی آن‌ها بوده است، به این منظور از داده‌های حاصل از رسانه اجتماعی Foursquare به دلیل فراهم آوردن بعد معنایی داده‌های حرکتی استفاده کرده‌ایم. در مرحله نخست به کشف روند تغییرات خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های این رسانه نسبت به مناطق مختلف شهری حاصل از پلیگون‌بندی تیسن، پرداخته شده است و در مرحله بعد به کمک خوشه‌بندی بعد معنایی داده‌های این رسانه اجتماعی مکان‌مبنا برجسته‌ترین الگوهای پنهان جنبش درون‌شهری انسانی، کشف و مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

در ادامه، در بخش دوم مروری بر تحقیقات پیشین انجام شده در زمینه کشف الگوهای پویای شهری ارائه خواهد شد. در بخش سوم، اطلاعاتی در مورد منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده ارائه شده است. در بخش چهارم روش ارائه شده در این تحقیق به منظور کشف الگوهای جنبش شهری در دو بعد زمان و مکان از طریق بررسی خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های حاصل از رسانه اجتماعی Foursquare با ارائه جزئیات شرح داده شده است. بخش پنجم، به ارائه و بررسی نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی می‌پردازد. در نهایت، در بخش ششم و هفتم، نتایج تحقیق، بحث و پیشنهادهایی برای تحقیقات آینده در این زمینه ارائه شده است.

۲- پیشینه تحقیق

۲-۱- استخراج الگوهای جنبش انسانی

در چند سال گذشته رسانه‌های اجتماعی همچون توئیتر، فیس‌بوک و Foursquare درگاه گسترده‌ای را برای ارتباط مردم با یکدیگر به صورت مجازی فراهم آورده‌اند.

^۲ Local Indices of Spatial Association

^۱ Geographic Information System

یک ویژگی مدل سازی کردند. در این تحقیق به منظور جمع آوری داده های رفتار اجتماعی از رسانه اجتماعی توئیتر استفاده شده است [۲۹]. Silva و همکاران دو مجموعه داده را از دو رسانه اجتماعی اینستاگرام و foursquare مقایسه کردند. هدف از این مقایسه بررسی میزان شباهت الگوی حرکت انسان ها، مناطق محبوب در محیط های شهری، فعالیت کاربرانی که از این شبکه های اجتماعی استفاده می کنند و این که کاربران چه محتوایی را در گذر زمان در این رسانه ها به اشتراک می گذارند، بوده است [۳۰].

۲-۲- تحلیل مکانی زمانی در استخراج الگوهای جنبش شهری

تحلیل داده های مکانی زمانی نیازمند به کارگیری روش های کمی و کیفی از جمله استخراج و تحلیل داده ها و ارائه تجسم مکانی (جغرافیایی) است [۱۲]. چارچوب های زمانی مکانی متعددی با هدف استخراج الگوهای تحرک شهری در مطالعات انجام شده تا به امروز ارائه شده اند. به طور مثال Yang و همکاران با هدف شناسایی تحرک زمانی مکانی مناطق شهری، روشی را به منظور تعیین نقاط همگرایی و واگرایی گروه های انسانی که نشان دهنده الگوهای تحرک در مناطق مختلف شهر هستند ارائه کردند. سپس این نقاط شناسایی شده را بر اساس خوشه بندی های زمانی آن ها به کلاس های مختلفی تقسیم کرده اند. نتایج حاصل از این تحقیق درک گسترده ای از جنبش انسان ها در مناطق شهری ارائه کرده است [۳۱]. Gao از یک چارچوب تحلیل فضا زمانی، شامل تجسم زمانی مکانی (STV)^۲، تخمین چگالی کرنل زمانی مکانی (STKDE)^۳ و تجزیه و تحلیل خودهمبستگی زمانی مکانی (STAA)^۴ به منظور کشف الگوهای جنبش انسانی و تعاملات پویای درون شهری استفاده کرده اند [۱۲]. Yang و همکاران یک روش را به منظور شناسایی الگوهای مکانی زمانی از همگرایی و واگرایی انسان ها و ارتباط آن ها با محیط های کاربری شهری که در اتخاذ سیاست های شهری و مدیریت حمل و نقل مفید است، توسعه دادند [۳۲].

در این مطالعه هدف ارائه درک مناسب از ارتباط و نحوه تعامل شهروندان در نواحی مختلف یک منطقه

کاربران این شبکه های اجتماعی مکان مبنا اطلاعاتی را از مکان و نوع فعالیت خود در طول زمان برای دیگر کاربران این رسانه ها منتشر می کنند [۲۲]. تا به امروز مطالعات بسیار زیادی در زمینه کشف الگوهای جنبش انسانی و ساختار مکانی شهر با استفاده از داده های این رسانه های اجتماعی مکان مبنا انجام شده است. به عنوان مثال Fujisaka و همکاران به منظور تفسیر ذات جنبش های انسانی در مناطق جغرافیایی مبتنی بر مدل های همگرایی و واگرایی از توئیتر- های مکان مبنا و محتوای معنایی آن ها بهره برده اند [۲۳]. Yang و همکاران با استفاده از داده های رسانه اجتماعی با برچسب مکانی، بدست آمده از یک جامعه دانشگاهی در چین توانستند برخی الگوهای جنبش انسانی را بر اساس آنالیزهای مکانی زمانی و نحوه توزیع این پیام ها استخراج کنند که نتایج بدست آمده منعکس کننده تاثیر تفاوت جنسیتی بر الگوهای جنبشی بوده است [۲۴]. Kinsella و همکاران در طراحی مدلی باهدف پیش بینی موقعیت توئیتر و کاربر بر اساس تغییرات مکانی از داده های توئیتر مکان مبنا و محتوای آن ها استفاده کرده اند [۲۵]. کریمی پور و همکاران در ابتدا به کمک الگوریتم SOM^۱ داده های مکانی حاصل از شبکه اجتماعی Foursquare را خوشه بندی و سپس با رسم دیاگرام ورونوی بر روی مراکز خوشه ها محیط شهری را به چند منطقه افراز کرده و در نهایت با بهره گیری از الگوریتم فرا ابتکاری ژنتیک شاخص بهینه ای را برای تعیین کاربری اجتماعی هر منطقه محاسبه کرده اند [۲۶]. Gabrielli و همکاران با استفاده از داده های توئیتر مکان مبنا یک منطقه خاص شهری در یک دوره زمانی و مسیرهای استخراج شده از این توئیتهای جمع آوری شده، الگوهای جنبش شهری و ناهنجاری های موجود را استخراج و مورد ارزیابی قرار دادند [۲۷]. Ferrari و همکاران از یک مدل آزمایشی تحلیل احتمالاتی به منظور استخراج خودکار الگوهای شهری از داده های رسانه های اجتماعی مبتنی بر مکان استفاده کردند، که بر اساس این روش توانستند تعدادی از رفتارهای بزرگ جمعیتی که نسبت به زمان و مکان در سناریوی شهری اتفاق می افتند را شناسایی کنند [۲۸]. Wakamiya و همکاران به منظور استخراج ویژگی های شهری با استفاده از رفتار جمعیت در زندگی روزمره در مناطق شهری، رفتار جمعیت را در رسانه اجتماعی به عنوان

^۲ Spatio-Temporal Visualization

^۳ Space-time Kernel Density Estimation

^۴ Spatio-temporal-autocorrelation-analysis

^۱ Self-Organizing Map

خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های حرکتی مکان‌مبنا نسبت به مناطق مختلف شهری از تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی Moran's I و Geary's C استفاده و از تحلیل آماری *Getis- Ord Gi نیز به منظور تعیین مناطق تمرکز جمعیت (Hot Spot) از داده‌های مورد مطالعه در ۸ بازه زمانی ۳ ساعته (۲۴ ساعت شبانه‌روز) استفاده کرده‌ایم. در نهایت به منظور کشف الگوهای برجسته جنبش درون‌شهری به بررسی خودهمبستگی مکانی بر اساس خوشه‌های معنایی داده‌های مورد مطالعه پرداخته شده است که به این منظور نیز از تحلیل خودهمبستگی مکانی Moran's I به صورت سراسری و محلی با در نظر گرفتن بعد زمان بهره برده شده است.

۴-۱- الگوریتم خوشه‌بندی K-means

الگوریتم خوشه‌بندی K-means یکی از محبوب‌ترین روش‌های خوشه‌بندی تکرارشونده به شمار می‌آید [۳۳]. این الگوریتم n داده را به عنوان ورودی اتخاذ کرده و در پایان آن‌ها را در k خوشه قرار داده و در خروجی جانمایی می‌کند. در مرحله نخست k نمونه داده به عنوان سرخوشه انتخاب شده و مابقی داده‌ها به عنوان عضوی از خوشه‌های تعیین‌شده اطلاق می‌گردند. در واقع الگوریتم K-means مجموع مربعات فواصل درون خوشه‌ای را به حداقل می‌رساند [۳۴، ۳۵] (رابطه ۱).

$$C = \min \sum_{k=1}^k \sum_{(i)=k} \|x_i - \bar{x}\|^2 \quad (1)$$

در رابطه (۱) C شماره خوشه، \bar{x} میانگین بردار مرتبط با خوشه K ام است.

۴-۱-۱- تعداد خوشه بهینه

در الگوریتم خوشه‌بندی K-means بایستی تعداد خوشه‌ها از پیش تعیین‌شده باشند. تعداد بهینه خوشه‌ها زمانی اتفاق می‌افتد که واریانس اعضای درون خوشه‌ای حداقل و میانگین بین خوشه‌ها حداکثر شود [۳۶]. ما در این مطالعه با استفاده از شاخص DB تعداد بهینه خوشه‌ها را شناسایی کرده‌ایم. این شاخص به‌طور همزمان دو فاکتور فشردگی و تفکیک را بهینه می‌کند و با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می‌شود [۳۷].

شهری از طریق بررسی میزان کارایی تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های حرکتی مکان‌مبنا حاصل از فعالیت روزمره انسانی با در نظر گرفتن بعد زمان است. به‌منظور کشف این الگوهای پنهان میزان خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های مورد مطالعه نسبت به منطقه مورد نظر محاسبه شده و از طریق بررسی روند تغییرات مقادیر محاسبه‌شده از این تحلیل‌ها به کشف الگوهای پنهان جنبش درون‌شهری دست یافته‌ایم.

۳- منطقه و داده‌های مورد مطالعه

در این تحقیق شهر نیویورک مرکز ایالت نیویورک، واقع در شمال شرق ایالت متحده آمریکا و متشکل از پنج منطقه به نام‌های منهتن، کویینز، بروکلین، برانکس و جزیره استاتن با جمعیتی بالغ بر ۸/۴۲۲ میلیون نفر در سال ۲۰۱۳ به‌عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب شده است (شکل ۱). همچنین داده‌های حاصل از فعالیت کاربران رسانه اجتماعی Foursquare به مدت ۱۰ ماه در بازه زمانی آوریل ۲۰۱۲ تا فوریه سال ۲۰۱۳ جمع‌آوری و در این تحقیق به‌عنوان داده، مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است.



شکل ۱- مناطق پنج‌گانه شهر نیویورک

۴- روش پیشنهادی

در این مطالعه در مرحله نخست به‌منظور تقسیم منطقه مورد مطالعه به چند زیر بخش از الگوریتم خوشه‌بندی k-means استفاده شده است که پس از خوشه‌بندی داده‌های مورد مطالعه، پلیگون بندی تیسن به مرکزیت خوشه‌ها رسم شده است. در مرحله بعد به منظور ارزیابی نحوی تغییرات

نسبت به تقسیم‌بندی مناطق مختلف شهری (پلیگون بندی تیسن) را مبتنی بر سه آنالیز Global Moran's I و Geary's C و LISA در هریک از بازه‌های زمانی مشخص محاسبه کرده‌ایم و در نهایت به منظور ارزیابی، نتایج حاصل از سه روش مذکور را با نتایج حاصل از تحلیل استخراج نقاط برجسته (Hot Spot) Getis-Ord Gi*؛ در هر بازه زمانی مورد مقایسه قرار داده‌ایم.

۴-۲-۱- روش Global Moran's I

از میان روش‌های سراسری موجود در محاسبه خودهمبستگی مکانی، روش Moran's I بنا به دلایلی چون ثبات کلی، آزمون‌پذیری، انعطاف‌پذیری از شرایط توزیع، مورد استفاده قرار می‌گیرد [۴۱]. نحوه محاسبه شاخص Moran's I به شرح زیر است:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_i z_i^2} \quad (4)$$

در معادله (۴) w_{ij} وزن است که میزان مجاورت بین موقعیت i و موقعیت همسایگانش در j را مشخص می‌کند، همچنین n برابر است با تعداد کل موقعیت‌ها و $i=1,2,\dots,n$ و $j=1,2,\dots,n$

$$S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij} \quad (5)$$

$$z_i = x_i - \bar{x} \quad (6)$$

$$z_j = x_j - \bar{x} \quad (7)$$

در رابطه (۶) نیز x_i برابر است با مقدار متغیر X در موقعیت i و \bar{x} برابر است با میانگین x_i ها. مقدار شاخص I بین مقادیر -1 و $+1$ متغیر است. هرچه مقدار این شاخص به $+1$ نزدیک‌تر باشد نشان از خودهمبستگی مکانی بیشتر (مقادیر مشابه در همسایگی هم قرار دارند) و هر چه به -1 نزدیک‌تر شود نشان از عدم خودهمبستگی مکانی (مقادیر غیرمشابه نزدیک هم قرار گرفته‌اند) است. در صورتی که این شاخص مقدار 0 را اتخاذ کند دلیلی مبتنی بر توزیع تصادفی داده‌ها بوده است و در واقع هیچ ارتباط مکانی وجود ندارد [۴۲].

$$DB = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k R_i \quad (2)$$

که در رابطه (۲) k تعداد خوشه‌ها است و R_i از رابطه (۳) به دست می‌آید.

$$R_i = \max_{j, j \neq i} \left(\frac{S_i + S_j}{d_{i,j}} \right) \quad (3)$$

در رابطه (۳) S_i برابر است با میانگین تمام اعضا متعلق به کلاس i از مرکز خوشه و $d_{i,j}$ برابر است با فاصله بین مراکز خوشه‌های i و j .

۴-۲- بررسی خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های مورد مطالعه نسبت به مناطق مختلف شهری

خودهمبستگی مکانی در مجموعه s که شامل n واحد جغرافیایی است، به عنوان ارتباط بین متغیرهای اندازه-گیری شده در هر یک از موقعیت‌های n تعریف می‌شود [۳۸]. یا به عبارتی با توجه به وابستگی مکانی، تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی به منظور بررسی درجه وابستگی میان مشاهدات در یک فضای جغرافیایی به کار گرفته می‌شوند [۳۹]. آنالیزهای خودهمبستگی مکانی به دو دسته سراسری و محلی تقسیم می‌شوند. شاخص‌های سراسری پرکاربرد خودهمبستگی مکانی عبارتند از Moran's I [۱۸]، Geary's C [۲۰] و Getis-Ord General G [۱۹] در حالی که شاخص محلی تجمع مکانی (LISA) از تبدیل شاخص‌های سراسری به اندازه‌گیری‌های محلی بر اساس اندازه‌گیری‌های مختلف تشابه به دست می‌آید [۲۱]. همبستگی زمانی نیز به عنوان میزان وابستگی بین مقادیر متغیر x در زمان‌های مختلف s و t تعریف می‌شود [۴۰]. تحلیل ساختارهای خودهمبستگی مکانی زمانی پدیده‌های حاصل از فعالیت انسان در فهم الگوهای پویای شهری تواما در غالب مکان و زمان، بسیار مفید است [۱۲].

در این تحقیق به منظور تحلیل خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های مکان‌مبنا (اشتراک‌گذاری اطلاعات در رسانه اجتماعی Foursquare) نسبت به مناطق مختلف شهری به دست‌آمده از پلیگون بندی تیسن، ابتدا بعد زمان در ۸ بازه زمانی ۳ ساعته (۲۴ ساعت شبانه‌روز) در نظر گرفته شده است و میزان خودهمبستگی مکانی داده‌ها

x در موقعیت i و \bar{x} برابر است با میانگین تمامی xi و V (Ii) بیانگر واریانس Ii ها است.

ما مقادیر Ii را به مشتقات استاندارد از Z-Score رابطه (۱۰) تقسیم می‌کنیم. یک مقدار مثبت/منفی برای Ii نشان‌دهنده خودهمبستگی مکانی مثبت/منفی است. این آنالیز امکان آن را به ما می‌دهد که دو خوشه‌بندی محلی از خودهمبستگی مکانی را شناسایی کنیم [۴۶]:

۱- HH و LL: مشاهدات یک مقدار بالا (HH) و یک مقدار پایین (LL) از پارامتر Z-Score را نشان می‌دهند و که توسط همسایگانی با ویژگی‌های مشابه محصور شده‌اند.
۲- HL و LH: مشاهدات مقادیر Z-Score بدون شباهتی با همسایگان نشان دارند. این مشاهدات به عنوان بخشی از یک ناحیه ناهمگن به لحاظ مکانی تشخیص داده می‌شوند.

۴-۲-۴ روش * Getis-Ord Gi

اگرچه که روش Local Moran's I محدوده‌های حاوی مقادیر مشابه را شناسایی می‌کند، با این حال این روش قادر به تمیز دادن محدوده‌های محلی با مقادیر بالا و پایین نیست [۴۶]. به همین دلیل نیاز به اعمال یک روش استخراج نقاط برجسته احساس می‌شود که در این مطالعه ما از آنالیز * Getis-Ord Gi بهره برده‌ایم.

$$Gi^*(d) = \frac{\sum_j^d w_{ij} x_j - w_i \bar{x}}{SD(x) \left[\frac{(nS_{ii}^* - w_i^2)}{(n-1)} \right]^{1/2}} \quad (11)$$

$$w_i^* = \sum_j w_{ij} \quad (12)$$

$$S_{ii}^* = \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 \quad (13)$$

در روابط (۱۱) و (۱۲) و (۱۳)، w_{ij} وزن است که میزان مجاورت بین موقعیت i و موقعیت همسایگانش در j را مشخص می‌کند، همچنین n برابر است با تعداد کل موقعیت‌ها و $i=1,2,\dots,n$ و $j=1,2,\dots,n$ نیز برابر است

این روش بر اساس میزان انحراف بین یک مشاهده و دیگر مشاهدات میزان خودهمبستگی مکانی را محاسبه می‌کند. رابطه (۸) چگونگی محاسبه این شاخص را نمایش می‌دهد.

$$C = \frac{n-1}{2S_0} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - x_j)^2}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \quad (8)$$

در رابطه (۸) w_{ij} وزن است که میزان مجاورت بین موقعیت i و موقعیت همسایگانش در j را مشخص می‌کند، همچنین n برابر است با تعداد کل موقعیت‌ها و $i=1,2,\dots,n$ و $j=1,2,\dots,n$ نیز برابر است با مقدار متغیر X در موقعیت i و \bar{x} برابر است با میانگین xi ها.

در این روش مقدار شاخص C در صورتی که یک مقدار مثبت شود دلیل بر خودهمبستگی مکانی منفی و در صورتی که مقدار منفی اتخاذ کند مبتنی بر خودهمبستگی مکانی مثبت است و در صورتی که برابر ۱ شود نشان‌دهنده عدم وجود خودهمبستگی مکانی است [۴۳].

۴-۲-۴ روش LISA مبتنی بر Local Moran's I

درحالی که آنالیز Global Moran's I مقدار خودهمبستگی مکانی را به صورت کلی بیان می‌کند، شاخص‌های محلی تجمع مکانی (LISA) می‌توانند درجه خودهمبستگی مکانی را در هر مکان خاص اندازه‌گیری کنند [۲۱]. در این میان محاسبه Local Moran's I در شناسایی الگوهای محلی از خوشه‌های مکانی و فواصل فضایی بسیار مفید است [۴۴، ۴۵]. شاخص Moran's I Local با استفاده از رابطه (۹) قابل محاسبه است.

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_j - \bar{x}) \quad (9)$$

$$z(I_i) = \frac{I_i - E(I_i)}{\sqrt{V(I_i)}} \quad (10)$$

در رابطه (۹) و (۱۰)، w_{ij} وزن است که میزان مجاورت بین موقعیت i و موقعیت همسایگانش در j را مشخص می‌کند، همچنین n برابر است با تعداد کل موقعیت‌ها و $i=1,2,\dots,n$ و $j=1,2,\dots,n$ نیز برابر است با مقدار متغیر

۱ High-High

۲ Low-Low

۳ High-Low

۴ Low-High

می‌شود تعداد اطلاعات ثبت شده در این دو خوشه معنایی در اکثر مواقع بیشترین میزان را داشته باشند و روند تحلیل‌ها را تحت تأثیر قرار دهند.

به منظور بررسی این ارزیابی مکانی بر مبنای خوشه‌بندی بعد معنایی این رسانه اجتماعی و به منظور کاهش پیچیدگی مسئله، ما تعداد خوشه‌های معنایی را به ۷ خوشه تقلیل داده-ایم. خوشه‌بندی جدید از ادغام خوشه‌های هنر و سرگرمی، تفریح و تفریحات شبانه به دست می‌آید و عبارت است از: ۱- غذا ۲- سرگرمی ۳- آموزشی ۴- اداری ۵- تجاری ۶- مسکونی ۷- حمل‌ونقل. در مرحله بعد برای هر بازه‌ی زمانی بر اساس تحلیل‌های آماری Global Moran's I و Local Moran's I خوشه‌های معنایی که ترکیبشان با یکدیگر بیشترین خودهمبستگی مکانی را نسبت به ناحیه حاصل از تقسیم‌بندی شهری ایجاد کرده‌اند شناسایی و مورد بررسی قرار می‌گیرند که در نتیجه شواهد مفیدی از الگوهای پنهان جنبش شهری انسانی در بازه‌های زمانی مختلف به دست آمده است.

۵- پیاده‌سازی و نتایج

در این مرحله با استفاده از داده‌های مکان‌مبنا شبکه اجتماعی Foursquare و خوشه‌بندی بعد معنایی آن‌ها به پیاده‌سازی روش پیشنهادی در این تحقیق پرداخته می‌شود.

۵-۱- تقسیم منطقه مورد مطالعه مبتنی بر روش

خوشه‌بندی K-means و پلیگون بندی Thessen

در مرحله نخست به منظور بخش‌بندی منطقه مورد مطالعه از الگوریتم خوشه‌بندی K-means استفاده شده است. به این منظور ما ۴۰۰ مرتبه الگوریتم K-means را بر داده‌های مورد مطالعه اعمال کرده و در هر مرحله شاخص DB را برای خوشه‌های به دست آمده محاسبه کرده و در پایان تمام مراحل نمودار elbow ترسیم شده است. مطابق شکل (۲) بر اساس نتایج حاصل از نمودار elbow و بر اساس شاخص DB تعداد خوشه بهینه ۳۶۷ تشخیص داده شده است که مطابق نمودار elbow از تعداد خوشه ۳۶۷ به بعد ما شاهد روند یکنواختی در مقدار شاخص DB بوده‌ایم. به همین منظور با اتخاذ تعداد خوشه ۳۶۷ داده‌های مورد مطالعه را خوشه‌بندی کرده و پس از تعیین مراکز خوشه‌ها و با استفاده از روش پلیگون‌بندی تیسن منطقه را بخش‌بندی کرده‌ایم.

با مقدار متغیر X در موقعیت i و \bar{x} برابر است با میانگین تمامی xi در این آنالیز مقادیر مثبت از شاخص G_i^* بیانگر خوشه‌های محلی از مقادیر بالا (Hot Spot) و مقادیر منفی از این شاخص بیانگر خوشه‌های محلی از مقادیر پایین (Cold Spot) است و یک مقدار نزدیک به صفر از G_i^* بیانگر توزیع تصادفی از پدیده است [۴۷].

۴-۳- کشف الگوهای جنبش شهری مبتنی بر

تحلیل خودهمبستگی مکانی زمانی بر اساس

خوشه‌بندی بعد معنایی داده‌های حاصل از شبکه

Foursquare

شبکه اجتماعی Foursquare کاربری موجود در منطقه شهری را به ۹ بخش کلی تقسیم کرده است که کاربران به منظور اشتراک‌گذاری اطلاعات خود در این رسانه پیش از هر چیز بایستی یکی از این بخش‌ها را به عنوان موضوع اطلاعاتی که قصد به اشتراک گذاشتن دارند، اتخاذ کند. این ۹ بخش عبارت‌اند از: ۱- غذا ۲- هنر و سرگرمی ۳- آموزشی ۴- اداری ۵- تجاری ۶- مسکونی ۷- حمل‌ونقل ۸- تفریحات شبانه ۹- تفریح.

وقتی افراد به هنگام اشتراک‌گذاری اطلاعات یکی از کاربری‌های فوق را انتخاب می‌کنند به شکل غیرمستقیمی نوع کاربری موقعیت مکانی به اشتراک‌گذاری اطلاعات را نیز مشخص می‌نمایند (کاربری مکانی که کاربر در آن اطلاعاتی را در شبکه اجتماعی به اشتراک گذاشته است به این روش قابل اقتباس است). بنابراین با استفاده از این خوشه‌های معنایی نیز می‌توان به میزان خودهمبستگی مکانی بین اطلاعات به اشتراک گذاشته شده با خوشه‌های معنایی مشابه و ناحیه مشخص از منطقه شهری که توسط روش پلیگون بندی تیسن به دست آمده است، در بازه‌های زمانی مختلف پی برده و مسئله روند تغییرات خودهمبستگی مکانی و ارتباط بین اشتراک‌گذاری اطلاعات و موقعیت و کاربری ناحیه شهری در طول ساعات روز به صورت جزئی و دقیق‌تر قابل بررسی و ارزیابی است. نتایج حاصل از این مرحله ضمن آن‌که در کشف الگوهای جنبش شهری انسانی مفید است می‌تواند به شکل غیرمستقیم در ارزیابی، تعیین و تأیید کاربری مناطق شهری مورد استفاده قرار گیرد. البته این موضوع که افراد بیشتر تمایل به انتشار اطلاعات خود از مراکز تفریحی و همچنین در هنگام غذا خوردن دارند سبب

۵-۲-۱- اعمال روش‌های تحلیل خودهمبستگی مکانی Moran's I، Geary's C و Getis- Ord Gi*

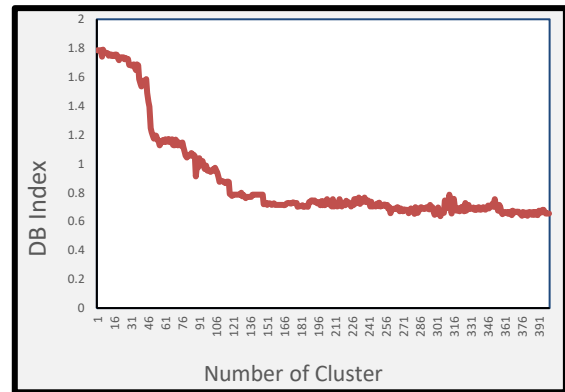
در گام نخست از این مرحله، در هر بازه زمانی، ابتدا حجم اطلاعات به اشتراک گذاشته شده در هر پلیگون جمع‌آوری شده و سپس شاخص Global Moran's I برای داده‌های هر بازه زمانی محاسبه شده است. هرچه شاخص به دست آمده (I index) به مقدار +۱ نزدیک‌تر باشد نشان دهنده خودهمبستگی مکانی بالای بین داده‌های مورد مطالعه و پلیگون‌های نشان‌دهنده منطقه شهری مورد نظر است. هرچه این مقدار به سمت -۱ گرایش داشته باشد گویای خودهمبستگی مکانی منفی بین داده‌ها و مناطق شهری است و هر مقدار نزدیک به صفر از این شاخص نشان می‌دهد که ارتباط معناداری به لحاظ مکانی در نحوه به اشتراک‌گذاری اطلاعات مردم و منطقه اشتراک‌گذاری در سطح شهر وجود نداشته است. نتایج حاصل از این تحلیل در جدول (۱) قرار داده شده است.

جدول ۱- نتایج حاصل از تحلیل Global Moran's I

Time	I index
1:00:00-3:00:00	0.319591
3:00:00-6:00:00	0.264215
6:00:00-9:00:00	0.164557
9:00:00-12:00:00	0.159852
12:00:00-15:00:00	0.237663
15:00:00-18:00:00	0.308086
18:00:00-21:00:00	0.213859
21:00:00-24:00:00	0.215204

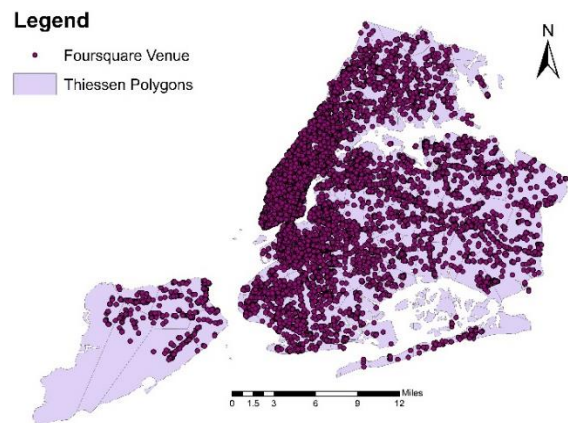
در بررسی نتایج به دست آمده، کمترین میزان I index در مرتبه نخست مربوط به بازه زمانی 9:00:00-12:00:00 است. در مرتبه دوم بازه زمانی 6:00:00-9:00:00 کمترین میزان شاخص I index را به خود اختصاص داده است. بیشترین میزان I index مربوط به بازه زمانی 1:00:00-3:00:00 صبح است.

به منظور درک بهتر نتایج ذکر شده در مرحله قبل، در این مرحله تحلیل‌های Local Moran's I، Local Geary's C و Getis- Ord Gi* و نمودار Scatter Plot به منظور بررسی محلی خودهمبستگی مکانی بین داده‌های به اشتراک گذاشته شده در مناطق مختلف شهری و استخراج نحوه تمرکز جمعیت (Hot Spot) در ساعات مختلف روز برای بیشترین و کمترین خودهمبستگی مکانی شناسایی شده به انجام رسیده است. نتایج حاصل از این تحلیل‌ها در شکل‌های ۴ و ۵ ملاحظه می‌شود.



شکل ۲- نمودار elbow

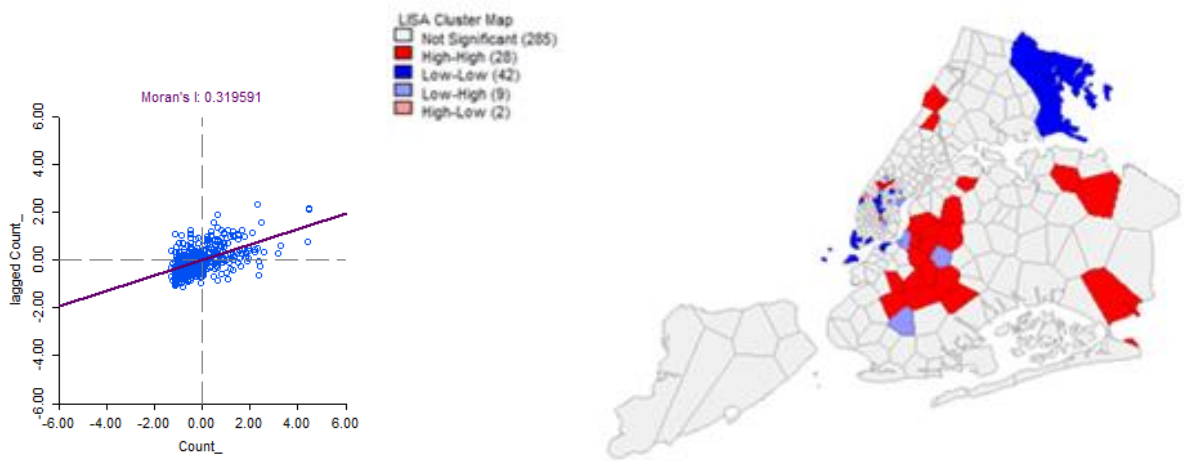
در مرحله دوم با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN داده‌های نوین شناسایی و حذف شده‌اند. شکل ۳ منطقه مورد مطالعه را پس از پلیگون بندی و نحوه توزیع داده‌ها را پس از حذف نوین در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد.



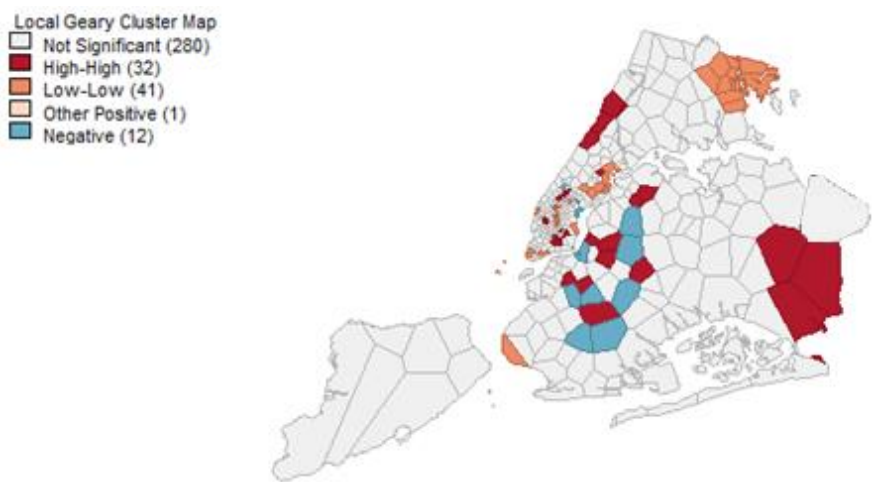
شکل ۳- توزیع داده‌های مورد مطالعه در منطقه پلیگون بندی شده با روش تیسن

۵-۲- پیاده‌سازی تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی در ۸ بازه زمانی در طول شبانه‌روز

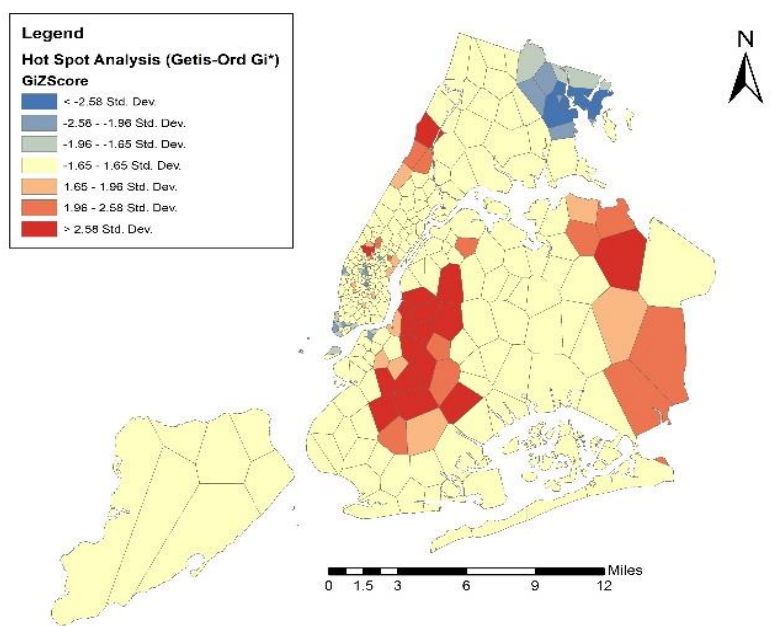
در این مرحله به منظور محاسبه خودهمبستگی مکانی داده‌ها نسبت به مناطق افراز شده شهری با در نظر گرفتن و بررسی تأثیر تغییرات زمانی بر نحوه توزیع داده‌ها و تغییر حاصل شده در خودهمبستگی مکانی پدیده مورد مطالعه، ابتدا داده‌ها را به ۸ دسته که هر دسته حاوی داده‌های یک بازه زمانی ۳ ساعته در بخش‌های مختلف شهر است تفکیک کرده و تمامی تحلیل‌ها با در نظر گرفتن این تقسیم‌بندی اعمال شده‌اند.



(الف) نتایج Local Moran's I (1:00:00-3:00:00)

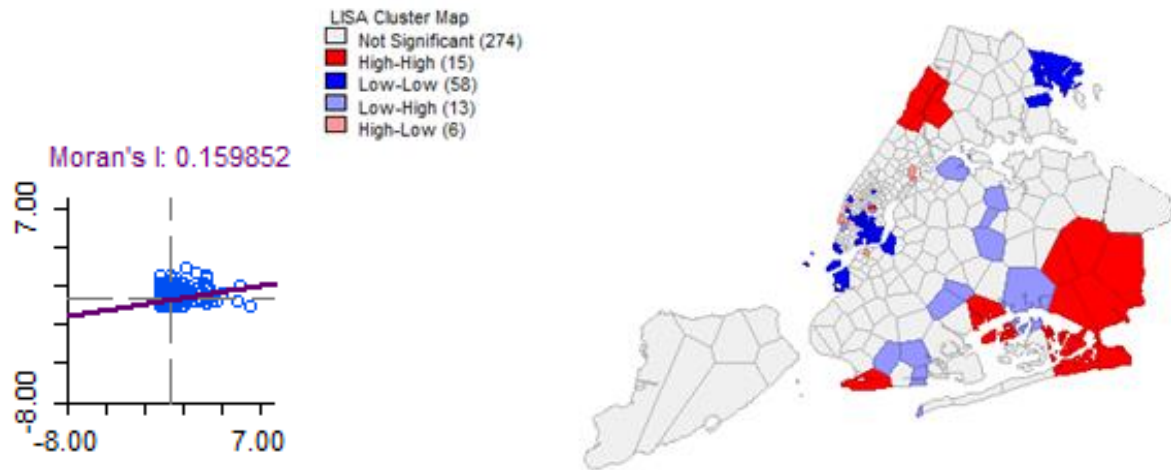


(ب) نتایج Geary's C (1:00:00-3:00:00)

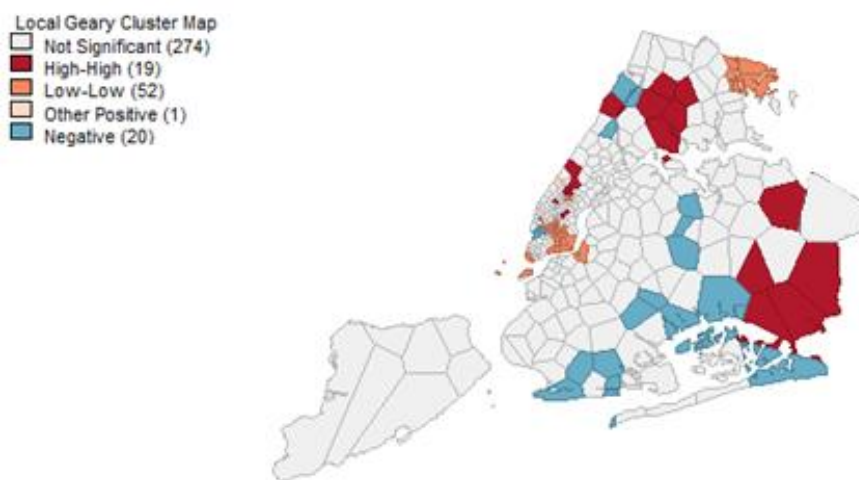


(ج) نتایج Getis-Ord Gi* (1:00:00-3:00:00)

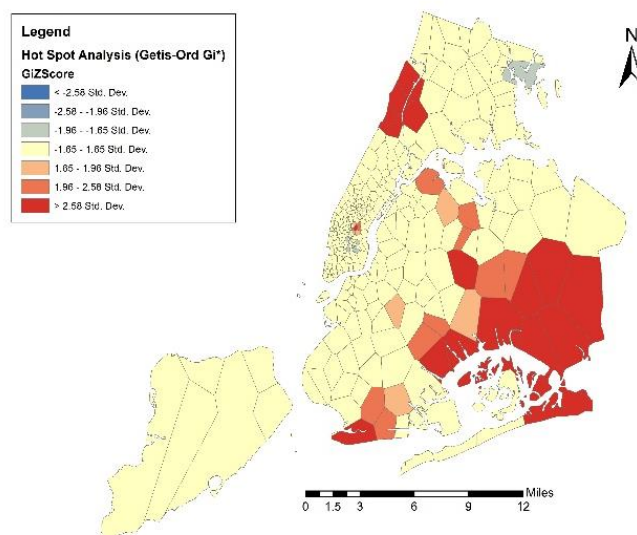
شکل ۴- نتایج حاصل از تحلیل‌های Local Moran's I ، Geary's C و Getis-Ord Gi* در بازه زمانی (1:00:00-3:00:00)



(الف) نتایج Local Moran's I (09:00:00-12:00:00)



(ب) نتایج Geary's C (09:00:00-12:00:00)



(ج) نتایج Getis-Ord Gi* (09:00:00-12:00:00)

شکل ۵- نتایج حاصل از تحلیل‌های Local Moran's I ، Geary's C و Getis-Ord Gi* در بازه زمانی (09:00:00-12:00:00)

های حمل و نقل و مسکونی و کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های تجاری و سرگرمی اتفاق افتاده است (جدول ۳-۵). در بازه زمانی 12:00:00-15:00:00 خودهمبستگی مکانی حاصل از ترکیب خوشه‌های معنایی اداری و غذا بیشترین مقدار و ترکیب خوشه‌های مسکونی و حمل و نقل کمترین مقدار را به خود اختصاص داده‌اند (جدول ۶). در بازه زمانی 15:00:00-18:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های معنایی غذا و اداری و کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های معنایی مسکونی و آموزشی مشاهده شده است (جدول ۷). در بازه زمانی 18:00:00-21:00:00 نیز بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب حاصل از خوشه‌های مسکونی و حمل و نقل و کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های سرگرمی و اداری و در نهایت در بازه زمانی 21:00:00-24:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب داده‌های حاصل از خوشه‌های غذا و سرگرمی و کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های اداری و آموزشی مشاهده شده است (جدول ۸-۹).

در آخر در هر بازه زمانی بر اساس خوشه‌های معنایی ترکیبی که بیشترین خودهمبستگی مکانی را نسبت به یکدیگر نشان داده‌اند تحلیل Local Moran's I انجام شده است. نتایج برای هر بازه زمانی در شکل ۶ نشان داده شده‌اند.

۵-۳- محاسبه خودهمبستگی مکانی زمانی مبتنی بر خوشه‌های معنایی داده‌های حرکتی حاصل از شبکه Foursquare

در این مرحله در هر بازه زمانی خودهمبستگی مکانی زمانی بین داده‌های مورد مطالعه بر اساس نوع خوشه‌های معنایی آن‌ها محاسبه شده است. به عبارتی داده‌های مورد مطالعه در هر بازه زمانی بر اساس ۷ دسته خوشه معنایی تعریف شده برای آن‌ها به صورت دوبه‌دو با هم ادغام و برای دسته داده ترکیبی حاصل از هر دو خوشه معنایی خودهمبستگی مکانی زمانی نسبت به مناطق شهری بر اساس روش Moran's I محاسبه شده است.

در بازه زمانی 1:00:00-3:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های معنایی غذا و سرگرمی و کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های آموزشی و اداری مشاهده شده است (جدول ۲). در بازه زمانی 3:00:00-6:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های غذا و حمل و نقل و کمترین خودهمبستگی مکانی برای دسته ترکیبی حاصل از ترکیب خوشه‌های سرگرمی و اداری، در بازه زمانی 6:00:00-9:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های آموزشی و اداری و کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های سرگرمی و حمل و نقل، در بازه زمانی 9:00:00-12:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از خوشه ترکیبی حاصل از خوشه-

جدول ۲- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 1:00:00-3:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.2726	0.214	0.2074	0.2583	0.2607	0.3132
Entertainment	0.2726	1	0.0848	0.0437	0.0554	0.1727	0.1278
Educational	0.214	0.0848	1	0.0587	0.0786	0.1972	0.1583
Official	0.2074	0.0437	0.0587	1	0.057	0.1943	0.1686
Commercial	0.2583	0.055	0.0786	0.057	1	0.2136	0.1749
Residential	0.2607	0.1727	0.1972	0.1943	0.2136	1	0.2316
Transportation	0.3132	0.1278	0.1583	0.1686	0.175	0.2316	1

جدول ۳- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 3:00:00-6:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.104	0.15	0.128	0.114	0.139	0.147
Entertainment	0.104	1	0.085	0.032	0.034	0.077	0.011
Educational	0.15	0.085	1	0.163	0.062	0.097	0.115
Official	0.128	0.032	0.163	1	0.029	0.092	0.072
Commercial	0.114	0.034	0.062	0.029	1	0.099	0.117
Residential	0.139	0.077	0.097	0.092	0.099	1	0.143
Transportation	0.147	0.011	0.115	0.072	0.117	0.143	1

جدول ۴- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 6:00:00-9:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.088	0.108	0.131	0.085	0.159	0.17
Entertainment	0.088	1	0.069	0.038	0.035	0.121	0.112
Educational	0.108	0.069	1	0.052	0.051	0.142	0.194
Official	0.131	0.038	0.052	1	0.052	0.098	0.142
Commercial	0.085	0.035	0.051	0.052	1	0.097	0.167
Residential	0.159	0.121	0.142	0.097	0.097	1	0.234
Transportation	0.17	0.112	0.194	0.142	0.167	0.234	1

جدول ۵- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 9:00:00-12:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.3452	0.2325	0.2343	0.3123	0.3021	0.2601
Entertainment	0.3452	1	0.1622	0.1633	0.3355	0.2511	0.1421
Educational	0.2325	0.1622	1	0.1021	0.1225	0.2712	0.1203
Official	0.2343	0.1633	0.1021	1	0.1236	0.2776	0.1101
Commercial	0.3123	0.3355	0.1225	0.1236	1	0.3214	0.1449
Residential	0.3021	0.2511	0.2712	0.2776	0.3214	1	0.3021
Transportation	0.2601	0.1421	0.1203	0.1101	0.1449	0.3021	1

جدول ۶- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 12:00:00-15:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.2553	0.2554	0.2556	0.1993	0.1318	0.1534
Entertainment	0.2553	1	0.2532	0.2354	0.2468	0.1494	0.1221
Educational	0.2554	0.2532	1	0.1909	0.1576	0.1098	0.1043
Official	0.2556	0.2354	0.1909	1	0.1985	0.149	0.1382
Commercial	0.1993	0.2468	0.1576	0.1985	1	0.0993	0.0564
Residential	0.1315	0.1494	0.1098	0.149	0.0993	1	0.0514
Transportation	0.1534	0.1221	0.1043	0.1382	0.0564	0.0514	1

جدول ۷- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 15:00:00-18:00:00

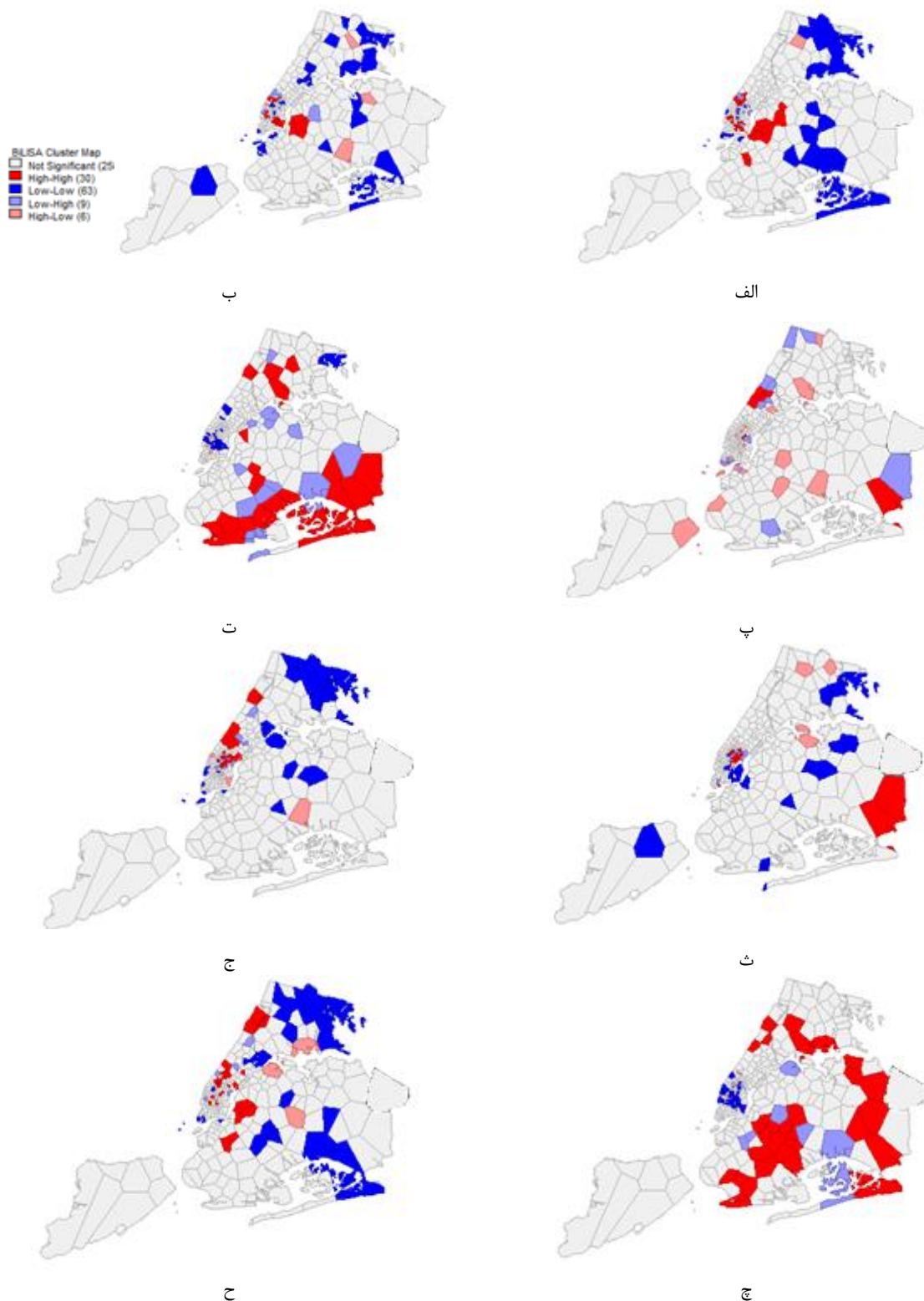
category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.3085	0.289	0.3197	0.3068	0.247	0.2686
Entertainment	0.3085	1	0.1131	0.1592	0.1983	0.126	0.1852
Educational	0.289	0.1131	1	0.1395	0.1927	0.1031	0.2447
Official	0.3197	0.1592	0.1395	1	0.2229	0.1205	0.1883
Commercial	0.3068	0.1983	0.1927	0.2229	1	0.2092	0.25
Residential	0.247	0.126	0.1031	0.1205	0.2092	1	0.2709
Transportation	0.2686	0.1852	0.2447	0.1883	0.25	0.2709	1

جدول ۸- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 18:00:00-21:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.1355	0.2027	0.1772	0.1677	0.1624	0.1996
Entertainment	0.1355	1	0.107	0.0621	0.0732	0.1033	0.0877
Educational	0.2027	0.107	1	0.1267	0.1131	0.1882	0.1758
Official	0.1772	0.0621	0.1267	1	0.1045	0.0923	0.1273
Commercial	0.1677	0.0732	0.1131	0.1045	1	0.1558	0.1476
Residential	0.1624	0.1033	0.1882	0.0923	0.1558	1	0.2793
Transportation	0.1996	0.0877	0.1758	0.1273	0.1476	0.2793	1

جدول ۹- میزان خودهمبستگی زمانی مبتنی بر خوشه معنایی بازه زمانی 21:00:00-24:00:00

category	Food	Entertainment	Educational	Official	Commercial	Residential	Transportation
Food	1	0.2983	0.1149	0.1965	0.279	0.2658	0.1501
Entertainment	0.2983	1	0.13	0.1351	0.1375	0.1505	0.0877
Educational	0.1149	0.13	1	0.0678	0.0989	0.1087	0.0886
Official	0.1965	0.1351	0.0678	1	0.1037	0.1153	0.0867
Commercial	0.279	0.1375	0.0989	0.1037	1	0.1506	0.068
Residential	0.2658	0.1505	0.1087	0.1153	0.1506	1	0.157
Transportation	0.1501	0.0877	0.0886	0.0867	0.068	0.157	1



شکل ۶- خودهمبستگی مکانی بیشینه بین خوشه‌های معنایی در بازه‌های زمانی مختلف (الف) 1:00:00-3:00:00، (ب) 3:00:00-6:00:00، (پ) 6:00:00-9:00:00، (ت) 9:00:00-12:00:00، (ث) 12:00:00-15:00:00، (ج) 15:00:00-18:00:00، (چ) 18:00:00-21:00:00، (ح) 21:00:00-24:00:00.

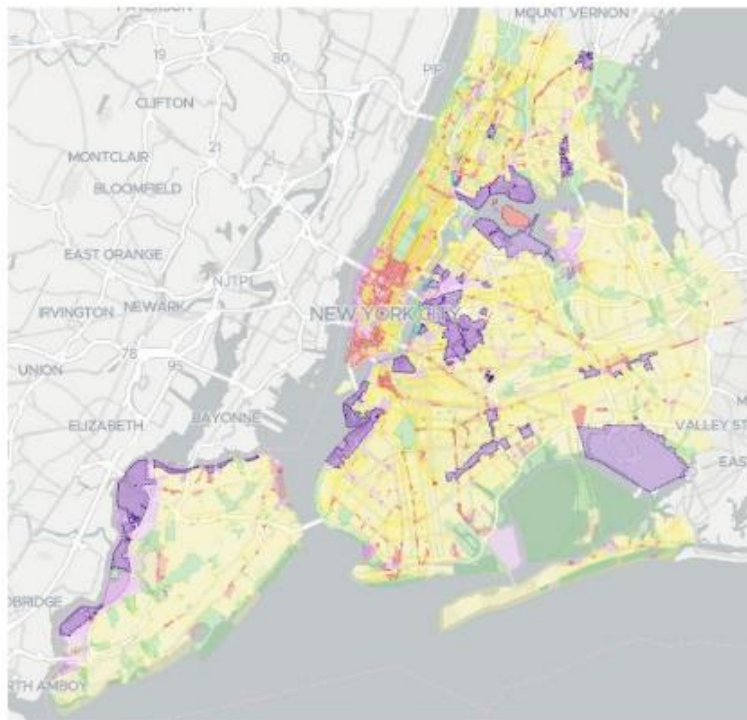
۶- بحث

دلیل باشد که در این بازه زمانی از روز، مردم در نقاط مختلف شهر به فعالیت‌های روزانه مشغول می‌باشند و نسبت به دیگر بازه‌ها می‌تواند به این

بر اساس نتایج حاصل از تحلیل انجام شده در بخش ۵- ۱-۲، کمتر بودن مقدار شاخص I index در بازه‌ی زمانی

Archive of SID

در این بازه زمانی با شروع ساعات ابتدایی روز و شروع فعالیت‌های روزانه و با توجه به این که در این بازه زمانی نیز تمرکز مردم از مناطق مسکونی به سمت مقاصد روزانه خود (مراکز آموزشی، ادارت، مراکز تجاری و غیره) گرایش پیدا می‌کنند، منجر به پراکندگی مردم در سطح شهر و در نتیجه خودهمبستگی مکانی پایین بین فعالیت‌های آن‌ها (مبتنی بر فعالیت به اشتراک گذاری اطلاعات در رسانه اجتماعی Foursquare) و مناطق شهری شده است.



شکل ۷- نقشه کاربری اراضی شهر نیویورک

پدیده به اشتراک گذاری اطلاعات توسط شهروندان بنا بر خواستگاه‌های متنوع و در مکان‌ها با کاربری‌های متعددی مبتنی بر تنوع فعالیت‌های روزمره صورت می‌پذیرد. می‌توان گفت شاید به دلیل تنوع و گوناگونی در مکان و نوع اطلاعات به اشتراک گذاری از لحاظ خوشه‌های معنایی، پایین‌ترین سطح خودهمبستگی مکانی را در این بازه زمانی مشاهده می‌کنیم.

مناطق شهری با کاربری‌های فوق‌الذکر می‌گردد. نکته قابل توجه دیگر مبتنی بر این نتایج آن است که مجاورت مناطق مسکونی و سرگرمی در بافت شهر نیویورک در نتایج به دست آمده بی‌تأثیر نبوده است. با بررسی نقشه کاربری مناطق مختلف شهر نیویورک می‌توان ملاحظه کرد که توزیع مناطق با کاربری مسکونی و سرگرمی درهم‌آمیخته شده است (شکل ۷).

در مرحله بعد با بررسی نتایج تحلیل Local Moran's I و Local Geary's C می‌توان ملاحظه کرد که در بازه زمانی 1:00:00-3:00:00 (بازه زمانی با بیشترین خودهمبستگی مکانی) نواحی با شرایط یکسان به شکل قاعده‌مندی در کنار همدیگر قرار گرفته‌اند. به‌عنوان مثال نواحی با مقادیر HH (نواحی که در خود و همسایگان‌شان حجم بالایی از پدیده تحت بررسی مشاهده شده است) در

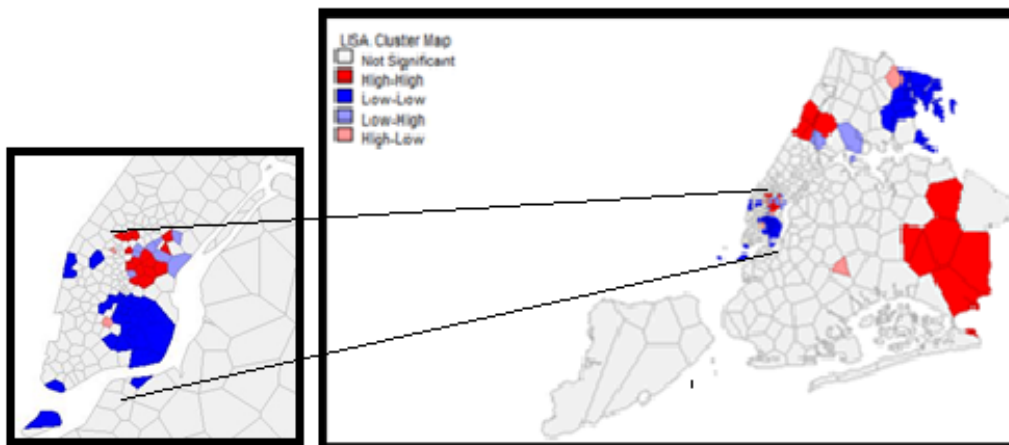
در مرتبه دوم بازه زمانی 6:00:00-9:00:00 کمترین میزان شاخص I index را به خود اختصاص داده است. دلیل بیشتر بودن خودهمبستگی مکانی در این ساعت نسبت به بازه زمانی 9:00:00-12:00:00 می‌تواند به دلیل آن باشد که پراکندگی جمعیت در این زمان کمتر بوده و بخشی از تراکم جمعیت همچنان در نواحی مسکونی است. بیشترین میزان I index مربوط به بازه زمانی 1:00:00-3:00:00 تشخیص داده شده است. با توجه به این که در این بازه اکثر مردم در نواحی مسکونی و یا تفریحی شبانه و غذا استقرار دارند انتظار می‌رود تمرکز اطلاعات به اشتراک گذاشته‌شده در مناطقی با چنین کاربری‌هایی بوده باشد. متمرکز بودن جمعیت در یک ناحیه منجر به تمرکز اشتراک گذاری اطلاعات و در نتیجه منجر به افزایش خودهمبستگی مکانی پدیده اشتراک‌گذاری اطلاعات و

قابل توجه می‌آید. همچنین در این بازه زمانی با توجه به آن که ساعت اداری است و مردم اکثراً در محیط‌های دارای و محیط‌های آموزشی مشغول هستند انتظار می‌رود که خودهمبستگی مکانی LL و همچنین عدم تمرکز بالای فعالیت به اشتراک‌گذاری اطلاعات در مناطق با کاربری اداری مشاهده کنیم (شکل ۵-الف و ۵-ب و ۵-ج). بررسی نحوه تمرکز اطلاعات به اشتراک گذاشته‌شده در مناطق مختلف شهری با استفاده از تحلیل $Getis-Ord Gi^*$ گویای آن است که در این بازه زمانی تمرکز اشتراک‌گذاری‌ها (Hot Spots) در نواحی مختلف و با سطوح خودهمبستگی مختلفی از HH و LL مشاهده شده است (شکل ۵-ج).

با توجه به نوع بافت شهر نیویورک و نوع کاربری نواحی مختلف این شهر، با ملاحظه نقشه کاربری این شهر می‌توان دید که نواحی واقع در بخش منهتن با توجه به آن که این بخش با کاربری تجاری و اداری و در برخی نواحی با کاربری سرگرمی شناخته می‌شود انتظار می‌رود در بازه‌های زمانی مربوط به ساعات میانی روز ما شاهد تمرکز جمعیت و همچنین خودهمبستگی مکانی بالا در این نواحی باشیم. به‌طور مثال در بازه زمانی 12:00:00-15:00:00 به دلیل آن که زمان استراحت ادارات و همچنین زمان صرف نهار است، افراد شاغل در محیط‌های اداری ممکن است مکانی را برای صرف نهار انتخاب کنند که نزدیک به محیط کاری باشد و یا نهار را در ادارات صرف کنند بنابراین انتظار می‌رود در این بازه از زمان شاهد خودهمبستگی مکانی بالا در نواحی با کاربری‌های نام‌برده در بخش منهتن مشاهده شود (شکل ۸).

اکثر نواحی در مجاورت یکدیگر قرار دارند و نواحی LL (نواحی که خود و همسایگان‌شان پذیرای تعداد کمتری از پدیده بوده‌اند) نیز در نزدیکی یکدیگر واقع شده‌اند و ما پراکندگی معناداری را بین این مناطق ملاحظه نمی‌کنیم (شکل ۴-الف و ۴-ب). همچنین مطابق انتظار ملاحظه می‌شود که مناطق (HH) در این بازه زمانی بیشتر در نواحی با کاربری مسکونی و سرگرمی ملاحظه می‌شود (طبق نقشه کاربری شکل ۷). بررسی نحوه تمرکز جمعیت با استفاده از تحلیل $Getis-Ord Gi^*$ گویای آن است که در این بازه زمانی تمرکز اطلاعات به اشتراک گذاشته‌شده (Hot Spots) در نواحی مسکونی و سرگرمی و با خودهمبستگی مکانی (HH) تشخیص داده شده است (شکل ۴-ج).

در پیاده‌سازی تحلیل Local Moran's I و Local Geary's C در بازه زمانی 9:00:00-12:00:00 می‌توان ملاحظه کرد که در این بازه زمانی (بازه زمانی با کمترین خودهمبستگی مکانی از پدیده تحت بررسی) نواحی با شرایط غیر یکسان به شکل نامنظمی در کنار همدیگر قرار گرفته‌اند که این امر به خوبی مصداق خودهمبستگی مکانی کم آن‌ها و همچنین مقدار کم شاخص I در این بازه زمانی است. به‌عنوان مثال نواحی با مقادیر HH (نواحی که در خود و همسایگان‌شان حجم بالایی از پدیده تحت بررسی مشاهده شده است) در اکثر نواحی در مجاورت با نواحی LL (نواحی که خود و همسایگان‌شان پذیرای تعداد کمتری از پدیده بوده‌اند) بوده و در نزدیکی یکدیگر واقع شده‌اند و این پراکندگی معنادار با توجه به بازه زمانی و نوع فعالیت انسان‌ها در بافت شهری به نظر



شکل ۸- میزان خودهمبستگی مکانی در مناطق اداری تجاری منهتن در بازه زمانی 12:00:00-15:00:00.

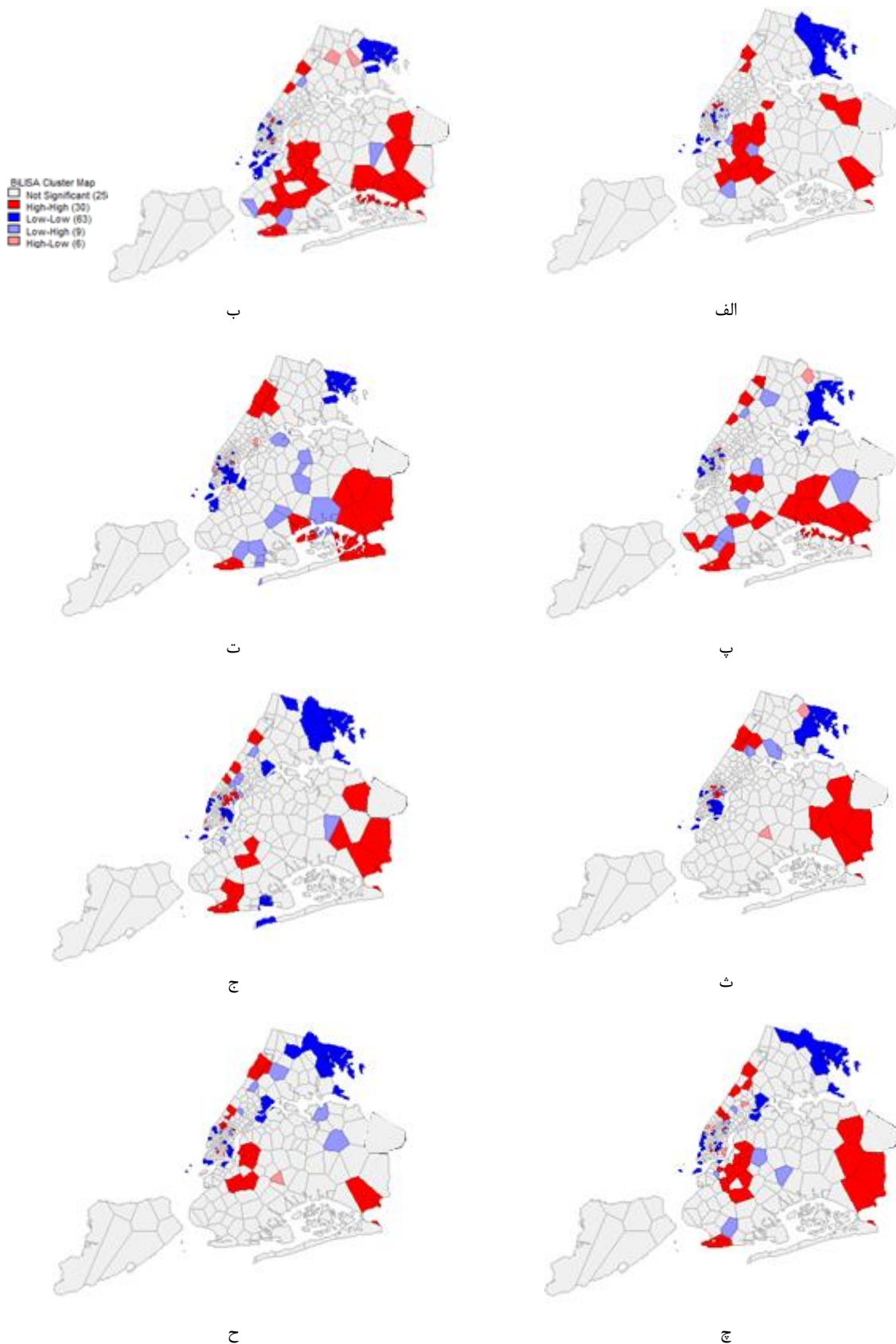
خودهمبستگی مکانی را به ثبت رسانده‌اند (جدول ۲). بازه زمانی 00:00:00-03:00:00 نیز وضعیت تقریباً مشابهی با بازه زمانی قبلی دارد و افراد حاضر در محیط‌های غیرمسکونی و در محیط‌های صرف غذا که به لحاظ مکانی به مراکز مربوط به حمل‌ونقل شهری نزدیک‌تر بوده‌اند در به اشتراک‌گذاری اطلاعات از خود تمایل نشان داده‌اند. یعنی در این بازه زمانی مردم غذا را در مکان‌هایی صرف کرده‌اند که به مکان‌های با کاربری حمل‌ونقل نزدیک‌تر بوده‌اند، این موضوع می‌تواند به این دلیل باشد که در این بازه بخشی از مردم در مسیر بازگشت و در مراکز حمل‌و-نقل اطلاعات حرکتی بیشتری را نسبت به دیگر خوشه‌ها ثبت کرده‌اند. در این بازه زمانی ترکیب خوشه‌های اداری و سرگرمی کمترین میزان خودهمبستگی مکانی را از خود نشان داده‌اند که با توجه به بازه زمانی و عدم شروع فعالیت ادارات آن بخش از اطلاعات به اشتراک گذاشته‌شده از مراکز اداری بیشترین میزان پراکندگی را با مراکز سرگرمی داشته‌اند. در مرتبه دوم خوشه‌های غذا و سرگرمی بیشترین و ترکیب خوشه‌های تجاری و سرگرمی نیز کمترین خودهمبستگی مکانی را داشته‌اند (جدول ۳). در بازه زمانی 00:00:00-06:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های اداری و آموزشی ثبت شده است که با توجه به شروع ساعات آغازین روز و حضور مردم در محیط‌های اداری و آموزشی چنین نتیجه‌ای دور از انتظار نیست همچنین در این بازه زمانی خودهمبستگی مکانی حاصل از ترکیب خوشه‌های غذا و اداری، غذا و آموزشی و غذا حمل‌ونقل با کسب مقادیر 0.1279، 0.1500 و 0.1473 می‌تواند به دلیل صرف وعده غذایی صبحانه و به احتمال زیاد تمایل افراد به صرف صبحانه در مناطق نزدیک به محل کار و تحصیل و حمل‌ونقل شهری در ساعات آغازین روز باشد. در این بازه زمانی کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های معنایی حمل‌و-نقل و سرگرمی به ثبت رسیده است که با توجه به آن که در این بازه زمانی حجم حمل‌ونقل‌های صورت گرفته به مقاصد تفریحی به نسبت حجم حمل‌ونقل‌های صورت گرفته به خوشه‌های دیگر کمتر بوده است ما شاهد پراکندگی مکانی در اطلاعات به اشتراک گذاشته‌شده از داده‌های با این خوشه‌های معنایی بوده‌ایم (جدول ۴). در بازه زمانی 00:00:00-09:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه معنایی حمل‌ونقل و اداری نیز کمترین مقدار

به‌طور کلی در نتایج به‌دست‌آمده الگوی سراسری که مشاهده می‌شود این است که در بازه‌های زمانی مربوط به ساعات میانی و پرفعالیت روز پلیگون‌های دارای خودهمبستگی مثبت بیشتر در نواحی تجاری و اداری مشاهده می‌شوند. (با توجه به نقشه کاربری اراضی شکل ۷)، درحالی‌که هر چه به بازه‌های زمانی مربوط به ساعات پایانی روز و ساعات مربوط به استراحت شبانه‌گاهی نزدیک‌تر می‌شویم مشاهده می‌شود که پلیگون‌های که بیشتر دارای کاربری مسکونی هستند به عنوان مکان‌های دارای خودهمبستگی مثبت تشخیص داده شده‌اند (شکل ۹). همچنین دیگر نتیجه قابل تأمل به‌دست‌آمده، آن است که در منطقه کویینز پلیگونی مشاهده می‌شود که در تمام بازه‌های زمانی موردبررسی این مطالعه با خودهمبستگی مکانی HH مشخص شده است. که با بررسی نقشه کاربری شاید بتوان علت را در استقرار فرودگاه مهم جان اف کندی در این منطقه و حجم فعالیت بالای کاربران در آن جستجو کرد. (شکل ۱۰).

در بررسی خودهمبستگی مکانی بر اساس ترکیب خوشه‌های معنایی در هر یک از بازه‌های زمانی مشخص، انجام‌شده در بخش ۵-۳، بیشینه شدن خودهمبستگی مکانی حاصل از ترکیب خوشه‌های غذا و سرگرمی در بازه زمانی 00:00:00-03:00:00 می‌تواند به این علت باشد که در این بازه زمانی بخشی از مردم که به تفریحات شبانه مشغول هستند تمایل به اشتراک‌گذاری اطلاعات خود در مکان‌های سرگرمی دارند که به لحاظ مکانی به مکان‌های مرتبط با خوشه غذا وابستگی بیشتری دارند و بخش دیگر مردم که در مناطق مسکونی هستند در این بازه زمانی در حال استراحت بوده و از منازل خود اطلاعاتی را به اشتراک نمی‌گذارند. در این بازه زمانی خوشه حاصل از ترکیب خوشه‌های معنایی اداری و علمی کمترین مقدار خودهمبستگی مکانی را به خود اختصاص داده‌اند که این موضوع گواه بر آن است که اطلاعات به اشتراک گذاشته‌شده با محتوای اداری و علمی به لحاظ مکانی از بیشترین میزان پراکندگی نسبت به سایر خوشه‌های معنایی برخوردار بوده‌اند که با توجه به این بازه زمانی و تعطیلی ادارات و مراکز آموزشی نتیجه به‌دست‌آمده منطقی به نظر می‌آید. در این بازه زمانی در مرتبه دوم ترکیب خوشه‌های معنایی تجاری و سرگرمی بیشترین و خوشه‌های حمل‌ونقل و اداری نیز کمترین مقدار

21:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های مسکونی و حمل‌ونقل و کمترین خودهمبستگی مکانی نیز از ترکیب خوشه‌های سرگرمی و اداری مشاهده شده است که با پایان ساعات اداری و شروع بازگشت مردم به منازل خود و مناطق مسکونی این نتیجه‌گیری به نظر منطقی می‌آید. با در نظر گرفتن شرایط زمانی مردم از مکان‌های با کاربری حمل‌ونقل که به لحاظ مکانی مجاورت بیشتری با مناطق مسکونی دارند استفاده می‌کنند و همین امر منجر به خودهمبستگی مکانی بالا در اثر ترکیب این دو خوشه شده است. در این بازه همچنین کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های اداری و سرگرمی مشاهده می‌شود که با توجه به پایان ساعت اداری و پراکندگی در اطلاعات به اشتراک گذاشته شده از خوشه معنایی اداری این نتیجه به دست آمده است (جدول ۸). در نهایت در بازه زمانی 21:00:00-24:00:00 به ترتیب ترکیب خوشه‌های سرگرمی و غذا، تجاری و غذا و مسکونی و غذا به طرز معناداری بیشترین خودهمبستگی مکانی را به ثبت رسانده‌اند. به نظر می‌رسد نتیجه به دست آمده ناشی از این باشد که در این بازه زمانی مردم در مکان‌های سرگرمی و تفریحات شبانه به سر می‌برند و تمایل دارند غذا را در مکان‌های نزدیک به محیط‌های تفریحات شبانه صرف کنند. این نتیجه‌گیری برای دو خوشه ترکیبی دیگر نیز قابل تعمیم است. کمترین خودهمبستگی مکانی نیز در این بازه از ترکیب خوشه‌های معنایی اداری و آموزشی آمده است (جدول ۹). نتایج بدست آمده از تحلیل Local Moran's I نشان می‌دهد که خوشه‌های معنایی دارای بیشترین خودهمبستگی مکانی غالباً در مجاورت یکدیگر و با مقدار HH مشخص شده‌اند و ارتباط مستقیمی بین نوع خوشه‌های معنایی و کاربری منطقه و مناطق دارای مقدار HH در بازه زمانی جاری وجود دارد (شکل ۶).

خوشه‌های مسکونی، آموزشی، غذا، تجاری و اداری مشاهده شده است. نتایج حاصل از این بازه زمانی با توجه به آن که در این بازه زمانی پراکندگی گسترده‌ای در فعالیت‌های روزانه انسان در محیط شهری وجود دارد و حجم زیادی از مردم از مناطق مسکونی از طریق سیستم حمل‌ونقل شهری به مقاصد مختلف در سطح شهر تردد می‌کنند قابل توجیه است. به طور کلی در این بازه زمانی تمرکز جمعیت از مناطق مسکونی به سمت مناطق اداری، آموزشی، تجاری و غیره جریان می‌یابد که بخش اعظمی از این جابجایی توسط سیستم حمل‌ونقل به انجام می‌رسد. در این بازه زمانی کمترین خودهمبستگی مکانی به ترتیب به ترکیب خوشه‌های سرگرمی و تجاری و اداری و سرگرمی تعلق گرفته است (جدول ۵). در بازه زمانی 12:00:00-15:00:00 بیشترین خودهمبستگی مکانی به ترتیب از ترکیب خوشه معنایی غذا و اداری، غذا و آموزشی و غذا و سرگرمی به دست آمده است. با توجه به این که این بازه زمانی هنگام صرف نهار و همچنین استراحت ادارات و محیط‌های آموزشی بوده است نتیجه به دست آمده دور از انتظار نیست چراکه افراد تمایل دارند غذا را در مکان‌هایی نزدیک محیط کار و یا در خود محیط کار و در محیط آموزشی یا نزدیک محیط آموزش صرف کنند. در این بازه کمترین خودهمبستگی مکانی از ترکیب خوشه‌های مسکونی و حمل‌ونقل ایجاد شده است که با توجه به عدم تمرکز جمعیت در مناطق مسکونی و پراکندگی اطلاعات به اشتراک گذاشته شده از این مناطق و همچنین فعالیت پایین مردم در مراکز حمل‌ونقل در این بازه زمانی، نتیجه به دست آمده را می‌توان موجه در نظر گرفت (جدول ۶). بازه زمانی 15:00:00-18:00:00 تقریباً شرایط مشابهی با بازه زمانی قبل دارد. در این بازه مطابق انتظار خودهمبستگی مکانی ترکیب خوشه‌های غذا و اداری و در مرتبه دوم ترکیب خوشه‌های غذا و سرگرمی بیشترین مقدار را به خود اختصاص داده‌اند. در این بازه ترکیب خوشه‌های معنایی مسکونی و آموزشی در مرتبه نخست و مسکونی و اداری در مرتبه دوم کمترین خودهمبستگی مکانی را کسب کرده‌اند که نتایج به دست آمده می‌تواند تحت تأثیر پراکندگی اطلاعات به اشتراک گذاشته شده در مناطق مسکونی که نسبت به مناطق آموزشی و سرگرمی به لحاظ مکانی مجاورت لازم را نداشته‌اند. باشد (جدول ۷). در بازه زمانی 18:00:00-



شکل ۹- روند تغییرات خودهمبستگی مکانی در بازه‌های زمانی مختلف (الف) 1:00:00-3:00:00 ، (ب) 3:00:00-6:00:00 ، (پ) 6:00:00-9:00:00 ، (ت) 9:00:00-12:00:00 ، (ث) 12:00:00-15:00:00 ، (ج) 15:00:00-18:00:00 ، (چ) 18:00:00-21:00:00 ، (ح) 21:00:00-24:00:00



شکل ۱۰- موقعیت فرودگاه جان اف کندی در پلیگون بندی تیسن

۷- نتیجه گیری

میزان تناسب را به منظور به اشتراک گذاری اطلاعات در آن بازه زمانی داشته‌اند.

با استفاده از نتایج این مرحله به خوبی می‌توان ارتباط بین زمان، تمرکز جمعیت در مکان و کاربری آن مکان را به کمک خوشه معنایی انتخاب شده توسط کاربران متمرکز در مناطق مختلف، تایید و در مواردی تعیین نمود. لازم به ذکر است که نتایج حاصل از دو مرحله یکدیگر را پوشش داده و تصدیق می‌کنند.

نتایج بدست آمده از این مطالعه گویای کارآمدی تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی زمانی پدیده به اشتراک گذاری اطلاعات با استفاده از داده‌های مکانی زمانی با حجم قابل توجه، تولید شده در رسانه اجتماعی مکان‌مبنا Foursquare می‌باشد. اگرچه که بدون در نظر گرفتن بعد معنایی داده‌ها و تنها بر اساس تحلیل روند تغییرات خودهمبستگی مکانی زمانی داده‌های حرکتی مکان‌مبنا نسبت به مناطق مختلف شهری نیز توانستیم به الگوهای معناداری از جنبش سراسری در سطح شهر دست یابیم، با این حال بررسی خودهمبستگی مکانی زمانی بر اساس خوشه‌بندی بعد معنایی داده‌های حرکتی مکان‌مبنا در کشف و بررسی الگوهای پنهان از نحوه فعالیت‌های انسان‌ها و تعامل آن‌ها نسبت به مناطق مختلف شهری بر اساس کاربری‌های متنوع تعریف شده در یک شهر، تاثیرگذاری این تحلیل آماری را نسبت به زمان افزایش می‌دهد.

به طور کلی می‌توان گفت اگرچه اعمال تحلیل‌های آماری و بررسی خودهمبستگی مکانی زمانی بین خوشه‌های معنایی مختلف ثبت شده برای داده‌های رسانه

در این مطالعه ما با استفاده از تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی با در نظر گرفتن بعد زمان توانستیم در مرحله نخست با بررسی نحوه تغییرات سراسری صورت گرفته در خودهمبستگی مکانی بین داده‌های حرکتی (اطلاعات به اشتراک گذاشته شده) حاصل از رسانه اجتماعی مکان‌مبنا Foursquare نسبت به تقسیم‌بندی حاصل از پلیگون‌بندی تیسن مناطق مختلف شهری در بازه‌های زمانی ۳ ساعته، برخی الگوهای جنبش سراسری در شهر را کشف و با توجه به شرایط زمانی و با کمک نقشه کاربری شهر نیویورک، نتایج بدست آمده را مورد بررسی و ارزیابی قرار دهیم.

در مرحله دوم با اعمال تغییرات خودهمبستگی مکانی زمانی بر اساس خوشه‌بندی بعد معنایی داده‌های حرکتی حاصل از این رسانه اجتماعی مکان‌مبنا، توانستیم الگوهای پنهان جنبش انسانی را به تفکیک زمان به صورت جزئی‌تر نسبت به مرحله نخست استخراج کنیم. در این مرحله با محاسبه خودهمبستگی مکانی در هر بازه زمانی به کمک خوشه‌های بعد معنایی به تفکیک بیشترین و کمترین خودهمبستگی مکانی بدست آمده بین داده‌های حرکتی بر اساس بعد معنایی آن‌ها پرداخته شده است. نتایج نشان می‌دهند که در هر بازه زمانی خوشه‌هایی که بیشترین خودهمبستگی مکانی را از خود نشان داده‌اند به لحاظ مکانی، کاربری و زمان مناسبی با یکدیگر داشته‌اند. و خوشه‌هایی که کمترین خودهمبستگی مکانی را ثبت کرده‌اند هم به لحاظ مکانی و هم به لحاظ کاربری کمترین

۲- یکی دیگر از مشکلاتی که در این گونه تحقیق‌ها با آن رو به رو هستیم تعصب افراد در وارد کردن نوع خوشه معنایی اطلاعاتی است که به اشتراک می‌گذارند می‌باشد که گاهی با مکان و کاربری واقعی آن مغایرت دارد و این موضوع می‌تواند به نحوی بر نتایج تحلیل‌ها تاثیر بگذارد.

در ادامه پیشنهادهایی برای مطالعات آتی ارائه شده است:
 ۱- در نتایج بدست آمده مشاهده شد که برخی نتایج به شکل غیرمستقیمی توانایی تعیین کاربری مناطق شهری را داشته است، پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات آتی از بعد معنایی داده‌های مکان‌مبنا رسانه‌های اجتماعی به جهت تعیین کاربری نواحی شهری استفاده شود.

۲- الگوهای کشف شده در این مطالعه به نواحی درون شهری محدود بوده است. در تحقیقات آتی می‌توان عملکرد تحلیل‌های خودهمبستگی مکانی زمانی مبتنی بر بعد معنایی داده‌های حرکتی در سطوح بین شهری و حتی سطوح بین‌المللی را مورد بررسی قرار داد.

اجتماعی Foursquare توانسته الگوهای جنبش شهری را با در نظر گرفتن بعد زمان به خوبی نشان دهد و در مطابقت با کاربری مناطق شهری بوده است با این حال ما در تحلیل‌های از این دست و با استفاده از داده‌های رسانه‌های اجتماعی مکان‌مبنا با محدودیت‌های زیر روبه رو هستیم:

۱- افراد بیشتر تمایل به اشتراک گذاری اطلاعات خود از مراکز سرگرمی و همچنین مراکز صرف غذا دارند که سبب می‌شود تعداد اطلاعات به اشتراک گذاشته شده در رسانه‌های اجتماعی در این دو خوشه معنایی در اکثر مواقع بیشترین میزان را داشته باشد. در مقابل مردم در محیط‌های مسکونی، اداری و همچنین آموزشی به دلایلی چون حفظ حریم شخصی و استراحت در بازه‌هایی که در منازل خود هستند و همچنین مشغول بودن در ادارات و ساعات اداری و آموزشی حجم اطلاعات به اشتراک گذاشته شده در این خوشه‌های معنایی کم و هر دو مورد بالا روند استخراج الگوها را با مشکل رو به رو می‌کند.

مراجع

- [1] Li, L., Yang, L., Zhu, H. and Dai, R. (2015). "Explorative analysis of Wuhan intra-urban human mobility using social media check-in data." *PloS one*, vol. 10, p. e0135286.
- [2] Simini, F., Maritan, A. and Neda, Z. (2013). "Human mobility in a continuum approach." *PloS one*, vol. 8, p. e60069.
- [3] Gao, S., Zhu, R. and Mai, G. (2016). "Identifying Local Spatiotemporal Autocorrelation Patterns of Taxi Pick-ups and Dropoffs." in *International Conference on GIScience Short Paper Proceedings*, January 2016.
- [4] Gonzalez, M. C., Hidalgo, C. A. and Barabasi, A.-L. (2008). "Understanding individual human mobility patterns" *nature*, vol. 453, p. 779.
- [5] Hawelka, B., Sitko, I., Beinat, E., Sobolevsky, S., Kazakopoulos, P. and Ratti, C. (2014). "located Twitter as proxy for global mobility patterns," *Geo-Cartography and Geographic Information Science*, vol. 41, pp. 260-271..
- [6] Pindolia, D. K., Garcia, A. J., Huang, Z., Fik, T., Smith, D. L. and Tatem, A. J. (2014). "Quantifying cross-border movements and migrations for guiding the strategic planning of malaria control and elimination," *Malaria journal*, vol. 13, p. 169.
- [7] Yuyun, B. J. D. "Location Based Service in Social Media: An Overview of Application"
- [8] Liu, Y., Sui, Z., Kang, C. and Y. Gao. (2014). "Uncovering patterns of inter-urban trip and spatial interaction from social media check-in data," *PloS one*, vol. 9, p. e86026..
- [9] Barabasi, A.-L. (2005). "The origin of bursts and heavy tails in human dynamics," *Nature*, vol. 435, p. 207..
- [10] Eagle, N. and Pentland, A. (2006). "Reality mining: sensing complex social systems," *Personal and ubiquitous computing*, vol. 10, pp. 255-268..
- [11] Eagle, N. and Pentland, A. S. (2009). "Eigenbehaviors: Identifying structure in routine," *Behavioral Ecology and Sociobiology*, vol. 63, pp. 1057-1066.
- [12] Gao, S. (2015). "Spatio-temporal analytics for exploring human mobility patterns and urban dynamics in the mobile age," *Spatial Cognition & Computation*, vol. 15, pp. 86-114..
- [13] Hardisty, F. and Klippel, A. (2010). "Analysing spatio-temporal autocorrelation with LISTA-Viz," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 24, pp. 1515-1526.

- [14] Claramunt, C. and Stewart, K. (2015). "Special issue on spatio-temporal theories and models for environmental, urban and social sciences: where do we stand?," Taylor & Francis, pp. 61- 67..
- [15] Abdulhafedh, A. (2017). "Identifying Vehicular Crash High Risk Locations along Highways via Spatial Autocorrelation Indices and Kernel Density Estimation," World Journal of Engineering and Technology, vol. 5, p. 198..
- [16] Black, W. R. (1992). "Network autocorrelation in transport network and flow systems," Geographical Analysis, vol. 24, pp. 207-222. .
- [17] Shen, C., Li, C. and Y. Si. (2016). "Spatio-temporal autocorrelation measures for nonstationary series: A new temporally detrended spatio-temporal Moran's index," Physics Letters A, vol. 380, pp. 106-116..
- [18] Moran, P. A. (1950). "Notes on continuous stochastic phenomena," Biometrika, vol. 37, pp. 17-23.
- [19] Getis, A. and Ord, J. K. (1992). "The analysis of spatial association by use of distance statistics Geographical analysis, vol. 24, pp. 189-206..
- [20] Geary, R. C. (1954). "The contiguity ratio and statistical mapping," The incorporated statistician, vol. 5, pp. 115-146..
- [21] Anselin, L. (1995). "Local indicators of spatial association—LISA," Geographical analysis, vol. 27, pp. 93-115.
- [22] Gryllakis, F., Pelekis, N., Doukeridis, C., Sideridis, S. and Theodoridis, Y. (2017). "Searching for Spatio-Temporal-Keyword Patterns in Semantic Trajectories," in International Symposium on Intelligent Data Analysis, pp. 112-124.
- [23] Fujisaka, T., Lee, R. and Sumiya, K. (2010). "Exploring urban characteristics using movement history of mass mobile microbloggers," in Proceedings of the Eleventh Workshop on Mobile Computing Systems & Applications, 2010, pp. 13-18.
- [24] Yang, C., Xiao, M., Ding, X., Tian, W., Zhai, Y., Chen, J., Liu, L., Ye, X. (2018) Exploring human mobility patterns using geo-tagged social media data at the group level. Journal of Spatial Science, 1-18.
- [25] Kinsella, S., Murdock, V. and O'Hare, N., "I'm eating a sandwich in Glasgow: modeling locations with tweets," in Proceedings of the 3rd international workshop on Search and mining user-generated contents, 2011, pp. 61-68.
- [26] Farid, K., Morteza, T. and Kimia, A. (2018) Characterization of Social Land use in Urban Environments Based on the Semantic Dimension of Location Based Social Networks' Data. Journal of Geomatics Science and Technology. 7(4): p. 133-145.
- [27] Gabrielli, L., Rinzivillo, S., Ronzano, F. and Villatoro, D. (2014). "From tweets to semantic trajectories: mining anomalous urban mobility patterns," in Citizen in Sensor Networks, ed: Springer, pp. 26-35..
- [28] Ferrari, L., Rosi, A., Mamei, M. and Zambonelli, F. (2011). "Extracting urban patterns from location-based social networks," in Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks, 2011, pp. 9-16..
- [29] Wakamiya, S., Lee, R. and Sumiya, K. (2011). "Crowd-based urban characterization: extracting crowd behavioral patterns in urban areas from twitter," in Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL international workshop on location-based social networks, 2011, pp. 77-84..
- [30] Silva, T. H., Vaz de Melo, P. O., Almeida, J. M., Salles, J. and Loureiro, A. A. (2013). "A comparison of foursquare and instagram to the study of city dynamics and urban social behavior," in Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD international workshop on urban computing, 2013, p. 4..
- [31] X., Zhao Z. and Lu, S. (2016). "Exploring spatial-temporal patterns of urban human mobility [31] Yang, mobility hotspots," Sustainability, vol. 8, p. 674..
- [32] X. Yang, Z. Fang, Y. Xu, S.-L. Shaw, Z. Zhao, L. Yin, et al., "Understanding spatiotemporal patterns of human convergence and divergence using mobile phone location data," ISPRS International Journal of Geo-Information, vol. 5, p. 177, 2016.
- [33] Trevor, H., Robert, T. and JH, F. (2009). "The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction," ed: New York, NY: Springer. .
- [34] Zhan, X., Ukkusuri, S. V. and F. Zhu. (2014). "Inferring urban land use using large-scale social media check-in data," Networks and Spatial Economics, vol. 14, pp. 647-667.
- [35] MacQueen, J. (1967). "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, pp. 281-297.
- [36] Kodinariya, T. M. and Makwana, P. R. (2013). "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering," International Journal, vol. 1, pp. 90-95.

- [37] Han, J., Pei, J. and Kamber, M.. (2011). "Data mining: concepts and techniques": Elsevier.
- [38] Hubert, L. J., Golledge, R. G. and Costanzo, C. M. (1981). "Generalized procedures for evaluating spatial autocorrelation," *Geographical Analysis*, vol. 13, pp. 224-233.
- [39] Cliff, A. and Ord, K. (1972). "Testing for spatial autocorrelation among regression residuals," *Geographical analysis*, vol. 4, pp. 267-284..
- [40] Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. and Ljung, G. M. (2015). "Time series analysis: forecasting and control": John Wiley & Sons..
- [41] Flahaut, B., Mouchart, M., San Martin, E. and Thomas, I. (2003). "The local spatial autocorrelation and the kernel method for identifying black zones: A comparative approach," *Accident Analysis & Prevention*, vol. 35, pp. 991-1004..
- [42] Gunaratna, N., Liu, Y. and Park, J. (2013). "Spatial autocorrelation," *Journal of Recuperado el*, vol. 2, pp. 1-14..
- [43] Jong, P. De, Sprenger, C. and Van Veen, F. (1984). "On extreme values of Moran's I and Geary's c," *Geographical Analysis*, vol. 16, pp. 17-24.
- [44] Harries, K. (2006). "Extreme spatial variations in crime density in Baltimore County, MD," *Geoforum*, vol. 37, pp. 404-416.
- [45] Fu, W. J., Jiang, P. K., Zhou, G. M. and Zhao, K. L. (2014). "Using Moran's I and GIS to study the spatial pattern of forest litter carbon density in a subtropical region of southeastern China," *Biogeosciences*, vol. 11, pp. 2401-2409.
- [46] Steiger, E., Westerholt, R., Resch, B. and Zipf, A. (2015). "Twitter as an indicator for whereabouts of people? Correlating Twitter with UK census data," *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 54, pp. 255-265.
- [47] Manepalli, U. R., Bham, G. H. and Kandada, S. (2011). "Evaluation of hotspots identification using kernel density estimation (K) and Getis-Ord (Gi*) on I-630," in *Proceedings of the 3rd international conference on road safety and simulation*. Transportation Research Board of the National Academies, Washington. <http://onlinepubs.trb.org/onlinepubs/conferences/2011/RSS/2/Manepalli, UR.pdf>.