官民研究開発化投資拡大プログラム

PRISM

革新的建設・インフラ維持管理技術／革新的防災・減災技術

官民連携による防災情報サービスプラットフォームの構築及び適切な災害対応の促進

機械学習による人流データ解析を通じた社会的混乱の検知手法に基づく効果的な災害時応急対応の実現

（令和４年度）

成果報告書

令和５年５月

国立大学法人筑波大学

Ⅰ．委託業務内容

１．委託業務の題目

機械学習による人流データ解析を通じた社会的混乱の検知手法に基づく効果的な災害時応急対応の実現

２．実施期間

2022 年 4 月 1 日から 2023 年 3 月 31 日まで

３．委託業務の目的

平常時のフィールドデータと社会的混乱時のフィールドデータの両者を近年発展著しい上述の AI 技術によって解析することにより、フィールドデータの持つ属性の中で社会的混乱の検出に有効な組み合わせを選出し、併せて AI 技術によってユーザ視点に立った異常検出を行うことにより、迅速かつ正確に社会的混乱を検知できるシステムの構築を目指す。

４．当該年度における成果の目標及び業務の方法

ユーザによって検知したい社会的混乱やスケーラビリティは異なる。そこで初年度（令和 2 年度）は Convolutional Autoencoder（CAE）を用いた社会的混乱の検知を行い、Agoop による統計的手法との比較検討を通じて、機械学習と統計的手法との差異について検証し、時間的・空間的スケーラビリティ、社会的混乱の検知における閾値の検討等を行った。第 2 年度（令和 3 年度）も引き続き Agoop による統計的手法との比較検討を進め、システムの要件定義の検討を深めた。併せて、社会的混乱の検知精度を高めるために観測データと人流データの統合を行い、統合されたデータから必要な属性を抽出することによりフィールドデータを構成した。また、構成したフィールドデータに基づいた本システムのコアとなる AI 技術の開発を進めた。さらに、人流の時間的推移の可視化を行った。その結果、人流データだけからは見えてこなかった社会的混乱を検出することが可能となった。一方で、フィールドデータの構成によっては過学習を起こしやすくなり、日常的に発生する小規模な社会的混乱の検知が困難となる傾向も見えた。そこで、第 3 年度（令和 4 年度）は本システムのコアとなる AI 技術をブラッシュアップすることにより、上述の過学習をはじめとする問題を克服し、検知の精度向上を図ると共に、ユーザインタフェースを組込んだシステムのプロトタイプの開発を目指す。

①本年度の実施計画の確認

前年度の検討に基づいて本年度の実施計画を確認し、必要に応じて当初の研究計画を修正する。

②本システム実現のための AI 技術の開発
前年度に引き続き、AI 技術の開発を以下の手順で行う。
a.フィールドデータの精査
前年度構成したフィールドデータを精査し、社会的混乱の検出に有効なフィールドデータの構成について検討する。
b.AI 技術の開発
前年度に引き続き、本システムを実現するための AI 技術の開発に取り組む。
特に、フィールドデータの構成も含めて見直すことにより、上述の過学習をはじめとする問題を克服し、社会的混乱の検知精度を向上させる。この開発が本取組の成否のカギを握る最も重要なプロセスとなるため、昨年度に引き続き、本年度もこのプロセスに注力する。

③本システムのプロトタイプの構築
a.ユーザインタフェースの開発
ここでいうユーザインタフェースとは、目的とするシステムが効率的に使用されるように、開発を進めている AI に用いられている多くのパラメータからユーザの利用に耐え得るパラメータを取捨選択し、閾値等の値を設定することを言う。本年度はここまで開発を進めてきた AI に用いられているパラメータから、本研究の目的を実現するパラメータの選択と閾値等の設定を行う。
b.プロトタイプの構築
開発したユーザインタフェースを組込んだ社会的混乱を検知できるシステムのプロトタイプを構築する。

④社会実装を見据えたシステムの検証
入力データの確保の容易性・出力の迅速性・結果の正確性等からシステムのプロトタイプを検証し、これまでのプロセスにフィードバックしつつ、システム全体をブラッシュアップする。ただし、優先度は本システムのコアとなる AI 技術の開発の方が高いため、AI 技術の開発の進捗に大きく依存する。

⑤検討会の実施
定期的に検討会（オンラインを含む）を実施し、それぞれの検討会時における検討状況を共有すると共に、問題点を抽出し、次回の検討会までの課題とする。

⑥年度末の総括
年度末に令和 4 年度の本取組の総括を行う。

Ⅱ．委託業務の実施体制

１．業務主任者

役職・氏名　システム情報系・教授　遠藤 靖典

２．業務項目別実施区分

業　務　項　目	実　施　場　所	担　当　責　任　者
業務全体の取りまとめ アルゴリズム開発計算機実装	茨城県つくば市天王台１丁目１番１号 国立大学法人 筑波大学 総合研究棟B	筑波大学・システム情報系・教授　遠藤 靖典
アルゴリズム開発	茨城県つくば市天王台１丁目１番１号 国立大学法人 筑波大学 3F棟	筑波大学・システム情報系・助教　澁谷 長史

Ⅲ．業務実施計画

区分	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月
①本年度の実施計画の確認	○											
②本システム実現のためのAI技術の開発												
a.フィールドデータの精査	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
b.AI技術の開発	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
③本システムのプロトタイプの構築												
a.ユーザインタフェースの開発				○	○	○	○	○	○	○	○	○
b.プロトタイプの構築					○	○	○	○	○	○	○	○
④社会実装を見据えたシステムの検証								○	○	○	○	○
⑤検討会の実施	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○

⑥年度末の総括												○

Ⅳ．研究報告

１．要約

本システム実現のためのAI技術の開発として、降水量と人流データとを統合したフィールドデータを構成し、両者のデータの特性を合わせた異常検知を開発した。開発した技術によって異常検知を行うことで、異常検知の精度を図った。さらに、人流データの特徴を２次元に写像し、AIの学習時に、当該分析期間における“異常”をシステムに伝える手段を開発した。これにより、外れ値除去のプロセスにユーザの意思・意図を介在させる余地を実現した。

本システムのプロトタイプの構築として、低次元化された人流データの特徴量の描画システムおよび移動に着目した異常度のオーバーレイ表示等のプロトタイプシステムを構築した。さらに、ポイントデータを活用し、移動に着目した異常検知方法を開発し、鉄道事故の例に適用して評価した。

社会実装を見据えたシステムの検証として、天候変化への対応や、鉄道事故など、社会で実際に起きうる事例を対象に評価した。

２．成果

① 本取組のための研究体制の構築

研究を行うためのメンバーや連絡体制および現有の研究設備を確認した。昨年度に引き続き、遠藤がアルゴリズム開発、計算機実装とともに全体の取りまとめを行うことを確認した。澁谷がアルゴリズム開発を担当することを確認した。遠藤・澁谷が主宰する各研究室から計 2 名の大学院生がアルゴリズム開発、システム実装などの役割で参画することを確認した。定例の打ち合わせには、防災科学技術研究所の取出新吾主幹研究員にも同席を求め、防災科学技術に関する専門的知見を本研究に反映できる体制を整えた。

② 本システム実現のための AI 技術の開発

a. フィールドデータの精査

昨年度までに行われていたメッシュデータを活用する研究では、１時間ごとのデータに対して独立した異常検知モデルを構築していた。しかしこの方法では、時間区分ごとの連続性が考慮されず、学習の効率に改善の余地があった。そこで、すべての時間区分に共通なモデルを使えるようにフィールドデータの考え方を適用する。具体的には、これまで使っていたメッシュの人工データに加えて、時刻のデータをあわせてフィールドデータを構成した。

b. AI 技術の開発

（1） 複数入力モデルの開発

②a では、人工メッシュデータと時刻情報をあわせてフィールドデータを構成する考え方を述べた。このように構成されたフィールドデータはこれまでにはない情報を含むため、データを利用する異常検知モデルもそれに対応するように修正する必要がある。そこで本年度は fusion layer と呼ばれる考え方を用いて複数入力モデルを開発した。このモデルは、基本的には畳み込みオートエンコーダの構成である。エンコーダ部分は、人工メッシュ画像に対して畳み込みとプーリングを行って得られた中間表現と、時刻 0 から２３までの数値情報を並べた表現とを結合して構成した。デコーダ部分は、通常の畳み込みオートエンコーダのデコーダと同様に構成した。重みの更新は、人工メッシュ画像の再構成誤差を用いる。

このようにして構成した複数入力モデルを用いて異常検知を行った。フィールドデータとしては、人工メッシュデータと時刻に対応する 0 から 23 までの組み合わせを用いた。学習に用いた人口メッシュデータは、大阪府堺市の 2018 年 7 月 1 日から 2018 年 9 月 31 日までの休日のデータである。短時間豪雨が観測された 8 月 11 日 20 時のデータおよび 20 をテスト用の人口メッシュデータとした。その結果を図 1 に示す。

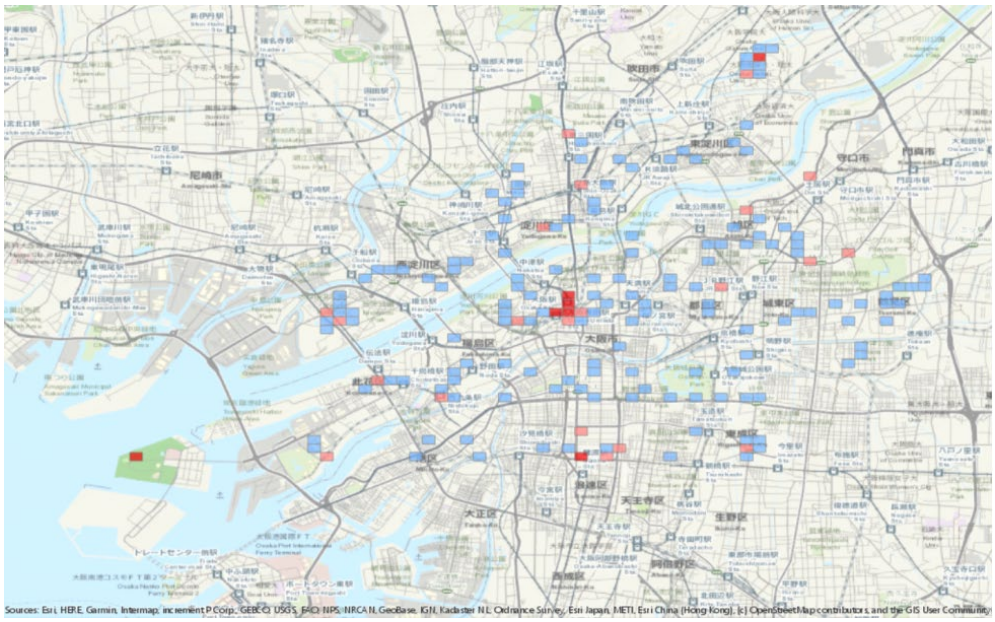

図 1 大阪府大阪市および堺市の 2018 年 8 月 11 日 20 時を対象に複数入力モデルを適用した異常検知結果。赤いメッシュは通常よりも人口が高く、青いメッシュは通常よりも人口が低いという結果である。（Agoop データ利用。OpenStreetMap 地図利用）

同図において赤く表示されたメッシュを個別に確認したところ、滞在人数が通常

に多かったメッシュがあったことを確認した。

（2） 異常指定アシストツールのワークフロー開発

"異常”の定義は、現象を捉える人によって異なることがある。そのため、学習にもちいるデータに対して、システムの設計者が想定する異常のラベルを画一的に指定するのではなく、ユーザが異常を指定するという考え方が必要となる。この考え方に立ったワークフローを図 2 に示す。

人流データは、時空間の膨大な情報を含むため、人が直接生データを見て、どのデータが正常でどのデータが異常であるかを判別することが容易ではない。人がみて判別を行うためには, 何らかのかたちで可視化されていることが望ましい。しかし、現実的に解釈可能な形式で一度に表示できる情報には限度があることから、人流データがもつ膨大な情報を適切に切り出したり、要約したりすることが必要となる。

そこで、このワークフローでは、アシストツールによって、学習データのもととなる人流データ人による正常・異常の判別を支援する。ユーザは、このようなアシストツールを活用して、正常・異常の判別を行い、異常検知モデルの学習・構築を行うための学習データを作成する。

このように作成した学習データを使って異常検知モデルを構築したのち、実際に異常検知を行いたい新しいデータを入力して出力を得ることで、ユーザの基準にそった異常検知ができると考えられる。

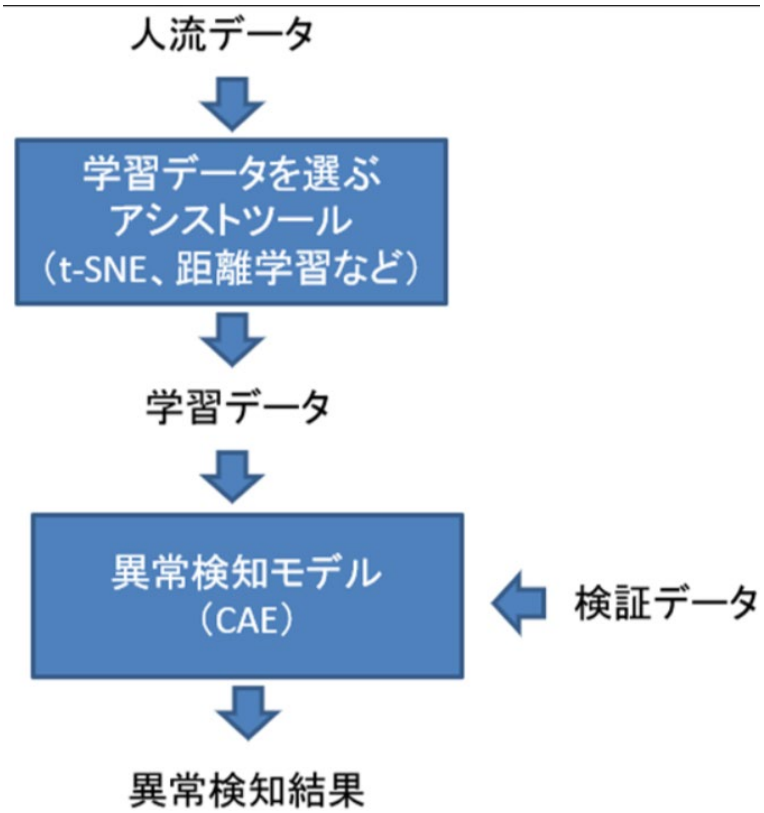

図 2 ユーザが異常を指定し学習データを選別する異常検知モデル構築のワークフロー

（3）人の動きに対する異常検知アルゴリズムの開発

なんらかの異常が発生した場合に、人々の動きに変化が見込まれる場合がある。たとえば、鉄道事故などによって鉄道が運休した場合には、いつもよりも駅間移動が少なくなるはずである。さらに振り替え輸送が行われた場合には、普段は存在しない交通経路がとられることになり、当然いつもとは異なる動きが生まれることとなる。

個々人の動きのみをみた場合には、その人物の個人的な理由によって動きの変化が生じている可能性もある。ここでは、人々の群衆としての動きをとらえることで、そのような個人由来のノイズを除去し、外生的な要因を捉えることができると考えられる。

図 3 は、そのような人々の動きに関する異常検知を行うために開発したシステムのフロー図である。

ポイントデータには、携帯端末の位置情報が間欠的に記録されている。ある特定の時分に受信した信号のみを用いることに合理性はないため、時間方向に線形補間を行って、時刻に対する正規化を施す。

次に、隣接する任意の時点間でメッシュ内の人の遷移を計数して遷移行列を作成する。この行列にはメッシュ i からメッシュ j に移動する人が何人いたかという情

報が含まれる。同一メッシュは滞留した人についての情報を意味する。

この行列はメッシュ数×メッシュ数という大きなサイズとなり、このままでは取り扱いが難しい。このため、日付方向に対して同一時間帯のデータを集めて主成分分析を行い、データを低次元化する。

低次元かされた空間で、それぞれのデータが正規分布に従っていると仮定して、z-score を計算し、この数値を異常度とする。

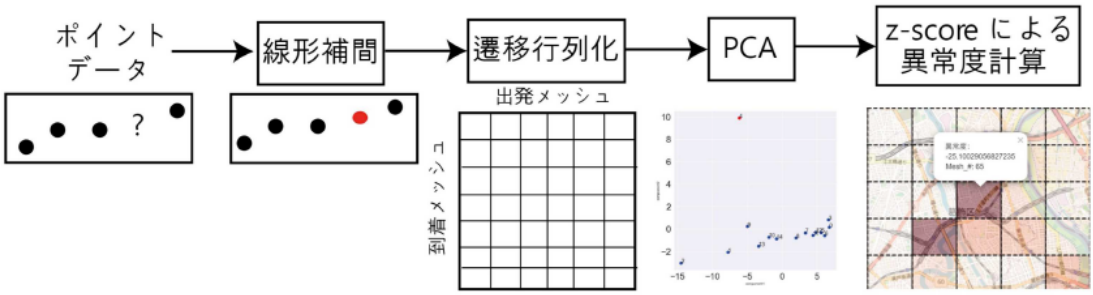

図 3 ポイントデータを用いて人の動きのパターンの異常度を算出するアルゴリズムのフロー（図の一部に（Agoop データ利用。OpenStretMap 地図利用。））

③ 本システムのプロトタイプの構築

a. ユーザインタフェースの開発

(1) 異常指定のアシストツール

2②b(2)で述べたワークフローを実現するため、プロトタイプを構築するに当たって、アシストツールに求められる、ユーザとシステムの役割分担を検討した。なお、検討にあたって、このシステムで扱うデータセットに次の前提を置いた。

（あ）ある固定された区域についてのメッシュデータである
（い）各メッシュデータは 1 時間ごとの滞在人口を表している
（う）1 日につき 24 個分のメッシュデータがある
（え）複数日にわたったデータがある

このワークフローを実現するためには、ユーザ自身が異常と思われるデータを選択できることが必要である。そこで、

（あ）1 日分のデータを 1 点に対応させ、これらを 2 次元空間にプロットして表示する

（い）ユーザは、表示されたプロットから自身の観点で異常日を選択する

というユーザインタフェースを考案した。

（2）メッシュ人口増減の可視化ツール

運転見合わせが生じたときに、駅周辺で滞留など人流に変化が生じる可能性があると考えた。AI による情報処理を行う前の生データとして、そもそも人が目で見て異常を確認できるのかという点を検証する必要が生じた。このため、なるべく生データに近い内容を可視化するためのインターフェイスを検討した。その結果、メッシュの同じ月と比べた場合の変化率を提示する方式を考案した。

（3）人の動きに対する異常検知システム

2②b(3)で開発したアルゴリズムを活用するプロトタイプの構築に先立ち、ユーザインタフェースを開発した。異常度は数値で算出されるが、これを数字としてそのまま表示するのではなく、メッシュの上に色として表示することとした。具体的な数値を知りたい場合に、メッシュをクリックすることで画面に表示するようにした。

b.プロトタイプの構築

(1)異常指定のアシストツール

2③a(1)で述べたユーザインタフェースのプロトタイプを構築した。データセットの前提条件を満たすデータを 1 日分で 1 つベクトルに対応させるよう変形した。このように構成されるベクトルは高次元ベクトルとなるため、そのままではデータの性質を把握することが困難である。そのため、低次元化手法として知られる tsne を適用した。

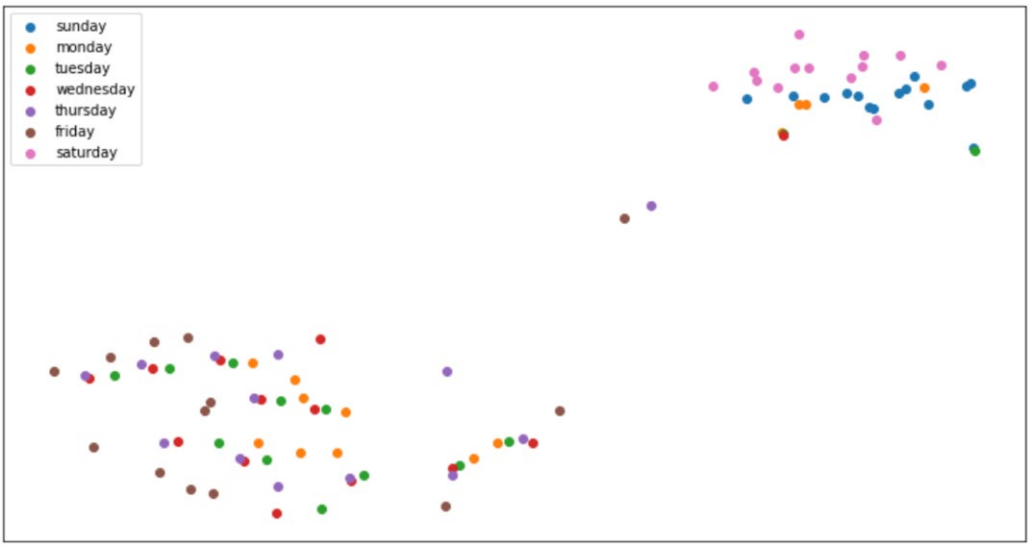

図 4 異常指定アシストツールのプロトタイプによる表示例。大阪府大阪市および堺市の 2018 年 7 月 1 日から 9 月 30 日までの人流データの特徴をを可視化してい

る。（Agoop データ利用）

構築したプロトタイプのスクリーンショットを図 4 に示す。このプロトタイプで表示しているデータは、ポイントデータから作成したメッシュデータを用いている。具体的には、ある端末のポイントデータが同一時間帯区分に N 回観測されていた場合には、各データについて 1/N として集計した。

この図から、他の日とは傾向の異なる日がいくつかあることが見て取れる。

(2)メッシュ人口増減の可視化ツール

1 時間ごとにメッシュ状に作られた増減データを ArcGIS で画像として出力し、。アニメーション表示を行えるようにを画像を連結した。これにより、時間空間ごとのメッシュ人口の増減を把握できるようになった。そのスクリーンショットを図 5 に示す。

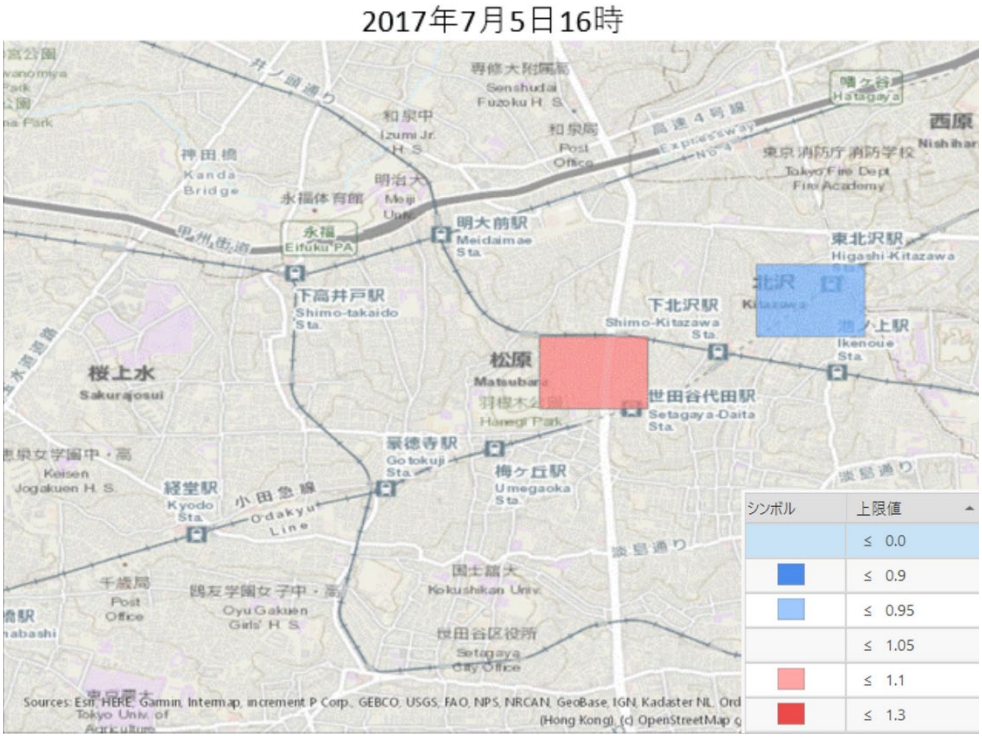

図 5 メッシュ人口増減の可視化ツール（Agoop データ利用。OpenStretMap 地図利用。）

(3)人の動きに対する異常検知システム

移動に着目した異常度のオーバーレイ表示等のプロトタイプシステムを構築した。構築したプロトタイプのスクリーンショットを図 6 に示す。

図 6 ポイントデータを用いて人の動きのパターンの異常度を算出するシステムのプロトタイプ。東京都葛飾区付近の〇年〇月〇日から〇年〇月〇日までのポイントデータを使用した。（Agoop データ利用。OpenStretMap 地図利用。）

④ 社会実装を見据えたシステムの検証

a. 異常指定のアシストツール

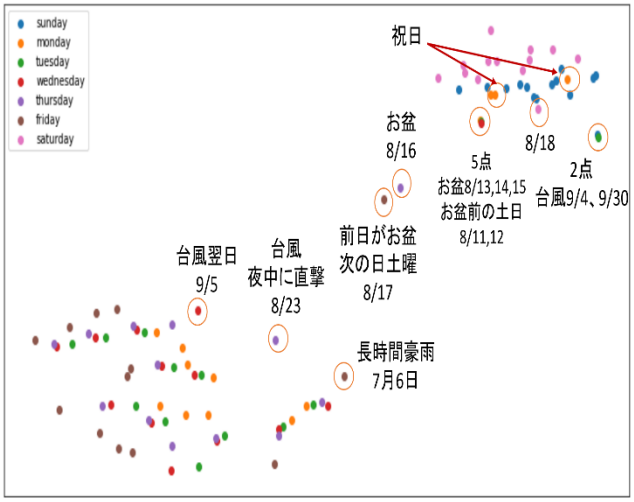

図 7　図 4 で示した異常指定アシストツールで表示された各日データの検証（Agoop データ利用）

図 7 は、図 4 で示したプロトタイプに検証用の注釈を加えたものである。右の上の領域には、基本的には土日の点が集まっており、月曜から金曜に対応する点は少数であった。しかし、これらは祝日であったり、お盆であったりしており、土日と近い傾向を持つことが示唆される。

また、長時間豪雨や台風の到来日などは、他とは離れた位置にプロットされ、基礎となるデータが異なる傾向にあることが確認できる。これらを異常と指定するかどうかはユーザ次第ではあるが、このようにデータの傾向が可視化されること

で、ユーザが指定しやすい表示を得ることが可能となった。

b. メッシュ人口増減の可視化ツール

事故が起こったときツイートの情報では、名大前と下高井戸の駅でかなりの混雑が見られた。今回の可視化では、これらの駅周辺での人流が多くなるという結果が見られ、妥当な結果だと解釈している。

c. 人の動きに対する異常検知システム

東京都葛飾区付近の 2019 年 8 月 2 日から 9 月 30 日までのポイントデータを使用して分析を行った。このなかから、データが欠損していない 32 日分（異常日も含む）を使って学習を行った。2019 年 8 月 6 日 9 時 10 分から 9 時 15 分の異常値を計算した結果を図 8 に示す。この日は、付近の鉄道が運休となり、通常とは異なる移動パターンが発生したことが確認されている。本システムの適用により、駅付近のメッシュに赤い着色がなされ、異常度が大きいことが確認できた。

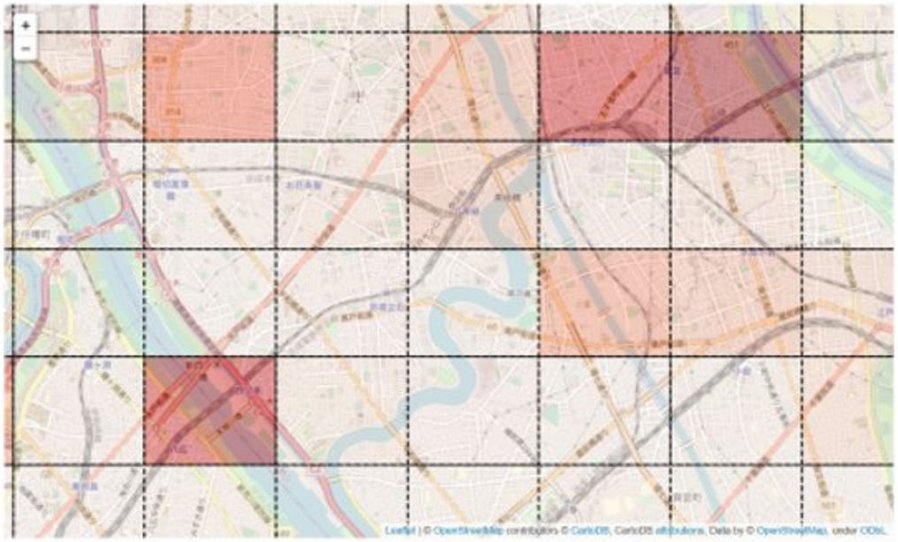

図 8 人の動きに対する異常検知システムの動作例。（発表文献 2 Figure 5 を引用。Agoop データ利用。OpenStreetMap 地図利用）

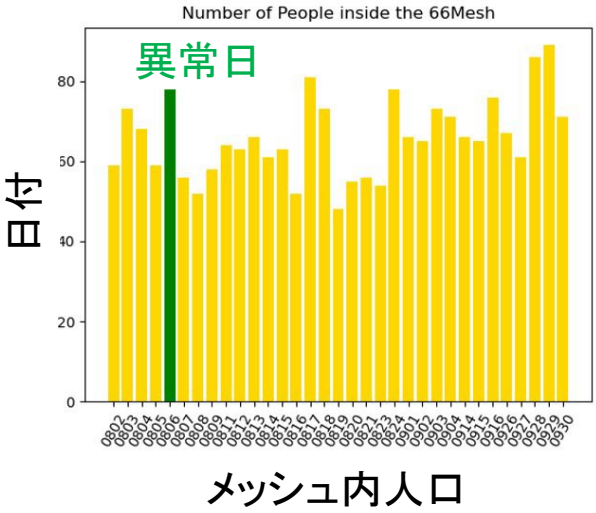

図 9 図 8 右上の着色メッシュの日別人口の推移。Agoop データ利用。

図 9 は、図 8 の右上で着色されたメッシュの日別人口の推移を表している。運休発生日を緑で示している。異常日当該時刻におけるメッシュ内人口よりも、ずっと多い人口の日（平常日）が存在していることが確認できる。このことから、今回の運休のような異常は、人口データのみからの異常検知が困難であることがわかる。なお、提案システムによる異常度は、事故発生日のみが高かったこともあわせて確認している。

② 検討会の実施

防災科研と本学の担当者とで集まり検討会を 2 週間に 1 回程度の頻度で実施した。基本的には Teams で行うこととし、ファイルフォルダを共有して、逐次研究討論資料を共有しながら、議論を行った。

4/20, 5/10, 5/25, 6/9, 6/30, 7/12, 8/30, 9/14, 10/11, 10/25, 11/15, 12/13, 2/8, 2/21, 3/6, 3/28

⑤ 結論及び今後の課題

フィールドデータ・ユーザインターフェイスを考慮した異常検知システムを構築し、そのシステムが有効に機能することがわかった。今後社会実装をする上で、以下の点が検討課題と思われる。

1. ユーザインターフェースのブラッシュアップ
2. パラメータの数、取り扱い方法を始めたより深い検討

3. より迅速なリアルタイム処理が可能な方法論の改善
4. 実際に使っていただける機関・自治体への対応
5. 異常に対する概念の社会的な共有

この 3 年間の取り組みで、大きく 4 つの成果を得た。

成果 1: 人流データを用いた AI による異常検知モデルの開発
人流データに対して AI による異常検知モデルを開発した。開発したモデルによる異常検知では、曜日や祝祭日の区別なくデータを入力することができるため、前処理行程の省力化に大きく貢献することが期待される。

成果 2: 人流データの特徴可視化
UI(ユーザとシステムの役割分担)設計を念頭に、膨大な人流データを低次元に写像することで、台風や曜日などの傾向を可視化した。これにより、分析対象期間において、当該データの「異常」の程度をユーザが判断しやすくした。

成果 3:フィールドデータによる異常検知モデルの構築
人流は降水量の影響を大きく受けると考えられる。降水量と人流データとを統合したフィールドデータを構成し、両者のデータの特性を合わせた異常検知モデルを開発した。開発した技術によって異常検知を行うことで、異常検知の精度を図った。

成果 4: ポイントデータを活用した移動に関する異常検知モデルの開発
メッシュデータでは把握しにくい人の移動に関する情報を、ポイントデータを活用して分析した。これにより、鉄道路線や道路の事故等により生じた移動に関する異常検知を実現した。

4. 学会等発表実績

発表文献 1：Kim SeongIn, 澁谷 長史, 取出 新吾, 遠藤 靖典, 人流データに基づく鉄道運行状況の異常検知手法の基礎的検討, 日本知能情報ファジィ学会 ファジィシステムシンポジウム 講演論文集 38, pp.114-118, 2022 （Online, WE2-1, 2022.9.14）

発表文献 2： SeongIn Kim, Takeshi Shibuya, Toride Shingo and Yasunori Endo, “A Human-Flow Analysis Based on PCA: A Case Study on Population Data near

Railway", 2022 IEEE International Conference on Robotics, Automation and Artificial Intelligence, 2022. (Online, SR544,2022.12.11)

5. 特許出願・ソフトウェア開発等