

大規模救急データと地域メッシュ人口推計データに基づく 長期的救急需要の細粒度予測

金田 真輝[†] 陳 思楠[†] 中村 匡秀^{†,††} 佐伯 幸郎^{†††}

[†] 神戸大学 〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 理化学研究所・革新知能統合研究センター 〒103-0027 東京都中央区日本橋 1-4-1

^{†††} 高知工科大学 〒782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口 185

E-mail: [†]masaki-k@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp, ^{††}chensinan@gold.kobe-u.ac.jp, ^{†††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp,
^{†††}saiki.sachio@kochi-tech.ac.jp

あらまし 近年、日本は超高齢社会に直面しており、救急医療の逼迫、救急搬送件数の増加の問題は深刻である。本研究では長期的救急需要の細粒度予測に着目し、救急隊の戦略的な配備や医療現場における規模の拡大縮小の指標の提供をすることを目的とする。この長期的な搬送件数予測は各地における救急ビッグデータと地域メッシュの人口実績、将来人口推計を分析することにより実現している。予測の結果将来の救急需要における地域的な偏りを発見でき、救急リソースの最適配置や救急隊の編隊の指標を示すことができた。

キーワード 救急需要, 高齢化, 医療逼迫, データサイエンス, ビッグデータ

Long-Term Fine-grained Forecasts of Emergency Demand Using EMS Big Data and Regional Mesh Population Estimates

Maseki KANEDA[†], Sinan CHEN[†], Masahide NAKAMURA^{†,††}, and Sachio SAIKI^{†††}

[†] Kobe University Rokkodai-cho 1-1, Nada-ku, Kobe, Hyogo 657-8501 Japan

^{††} Riken AIP 1-4-1 Nihon-bashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027 Japan

^{†††} Kochi University of Technology, 185 Miyanokuchi, Tosayamada, Kami City, Kochi 782-8502, JAPAN

E-mail: [†]masaki-k@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp, ^{††}chensinan@gold.kobe-u.ac.jp, ^{†††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp,
^{†††}saiki.sachio@kochi-tech.ac.jp

Abstract In recent years, Japan has grappled with a rapidly aging population, leading to pressing issues in emergency medical care and an uptick in ambulance services. Our research team, collaborating with the Kobe City Fire Department, aims to address this by devising a predictive model for strategic deployment of medical services. By analyzing extensive EMS data and population demographics, we aim to forecast long-term emergency transport demand accurately, bypassing machine learning algorithms.

Key words Emergency Demand, Ageing, Medical Compulsions, Data Science, Big Data

1. はじめに

近年 ICT システムや IoT 技術の急速な発展により、企業のみならず政府や自治体が多種多様なデータを取得・蓄積して施策や街づくりに役立てる動きが活発になってきている。こうした様々なデータを利活用することで、より効率的で持続的な都市、スマートシティ [1] を目指すことは、今や世界的な潮流となっている。また、近年の日本各地における慢性的な少子高齢化の影響は多岐にわたっており、その中でも救急医療の逼迫、救急搬送数の増加は深刻な問題となっている。これに対し、総務省

は日本全国に向けて早急な対応を呼びかけている [2]。我々研究グループは神戸市消防局と共同研究をしており、救急出動に関するデータを ICT システムにより収集・記録している。その中でも本研究は、救急車や救急隊の編成に関わる**細粒度な救急搬送数に着目し、長期的予測手法を提案することにより**、救急隊の戦略的な配備や地方における医療現場の規模拡大縮小の指標の提供を行う。提案手法は過去、現在、未来のどの時代においても年代別人口に対する救急搬送率は不変であることを活用し、年代別の人口変化率に救急搬送数を掛け合わせることで、将来の救急搬送数の予測ができるという考えに基づいてい

る。具体的には救急ビッグデータからは年代別搬送件数を抽出し、人口実績、予測データからは人口変化率を抽出したのちにそれぞれを掛け合わせることで未来の年間救急搬送件数を予測するというものである。またこの予測プロセスを地域メッシュに細分化した区域にて行うことで行政区単位よりさらに細かな地域性を加味した救急搬送件数予測が実現可能である。この予測手法を提案するにあたり、先行研究 [3] を参考に妥当性検証等を三段階経て行うことにより精度を向上させる。またこの提案手法の評価検証を神戸市で行う。

提案モデルの妥当性検証

提案する予測モデルが妥当なものであるのかを搬送件数予測誤差率の分析と人口-搬送件数の相関分析の2種類の分析を用いて検証を行う。

国勢調査の国土数値情報の活用

地域メッシュデータ（ここでいう地域メッシュとは基本的に4次メッシュ（500m四方））を活用することで自治体の発表する町丁目単位データのデータと比べ格段に細分化した予測が可能となる。

提案モデルによる長期的搬送件数の予測、細粒度化

これまでに行った検証、データ整形を加味して提案モデルに準拠した予測を行う。

以上の3つのPhaseによる結果を受け、提案手法に基づき長期的な救急搬送件数を予測する。神戸市における提案手法の評価検証結果として、救急搬送件数予測は過去の神戸市搬送件数実績から見ても妥当な結果といえ、本研究で提案した救急搬送件数予測モデルは先行研究 [3] によると約95%以上の予測精度で救急需要を長期的に予測することが可能である。また目的でもある救急医療に対する根拠のある指標の提供をするために神戸市における具体的な算出結果に因り、神戸市全体として約2040年ごろまでは救急搬送は増加を続け現在の約1.1倍に増加する。また地域メッシュ単位に細分化したものでは搬送件数が約2倍増する地域もあれば、半減以下になる地域が予測でき、救急リソースの最適な配備の指標の提供ができるという結果が得られた。

2. 準備

2.1 高齢化による救急需要の増加

近年、日本全国において慢性的に高齢化率は上昇を続けている。[4] 高齢化率とは、総人口に占める65歳以上の者の割合のことを示しており、令和5年（2023年）時点で高齢化率は29.1%、その後も上昇を続け、2060年には約2.5人に1人が65歳以上、約3.9人に1人が75歳以上の超高齢社会が到来すると考えられている。[5]2023年消防白書によると「令和4年中の救急自動車による救急出動件数は、722万9572件であり、対前年比で増加した。令和5年に行った将来推計によると、高齢化の進展等により救急需要は今後増大する可能性が高いことが示されており、救急活動時間の延縮を防ぐとともに、これに伴う救急率の低下を防ぐための対策が必要である。（2023年消防白書より）」と記述されている。我々が生活している神戸市

においても日本全国の都市同様に高齢化がみられ、それに伴う救急需要の増大、救急リソースの逼迫が問題視されている。

2.2 神戸消防局との共同研究

我々が共同研究を行っている神戸市消防局では、スマートシティを目指す取り組みの一環として、救急出動に関するデータをICTシステムにより収集・記録している。救急出動に関するデータには、各救急出動に対して、出動隊や車両のデータ、通報日時や現場駆け付け日時などの時刻データ、傷病者の年齢や性別などの搬送者属性に関するデータ、発生場所区分や屋内外といった空間に関するデータなどが記録されている。記録されているデータの一例を表に示す。なお、例示しているデータは仮のものであるため、一部のデータを省略・削除している。この救急出動に関する膨大なデータ（以降、**救急ビッグデータ**と呼ぶ）を分析・活用することで、これまで定量的な評価が困難であった、救急リソースの逼迫度の定量化、救急需要を満たすための救急リソース配置の最適化など、救急事業の改善が実現可能である。また過去に救急ビッグデータを用いた熱中症の分析事例 [6] なども挙げられ、実際に救急事業の改善を行うことができている前例が存在する。

表1 救急ビッグデータの内容例

	発生時間	傷病名	...	年齢	出動場所	傷病程度
1	2019-01-01 00:02:21	腎不全	...	57	兵庫区中道通	軽症
2	2020-01-01 00:02:51	肺炎	...	58	中央区相生町	軽症
3	2021-01-01 00:00:42	脳梗塞	...	74	垂水区高丸	中等症

2.3 地域メッシュ統計

地域メッシュデータとは、一般に全国各地の自治体などにより算出、発表される統計で、緯度・経度に基づき地域を隙間なく網の目（メッシュ）の区域に分けて、それぞれの区域に関する統計データを編成したものである。これらデータの利点としては、ほぼ同一の大きさ及び形状の区画を単位として区分されているので、地域メッシュ相互間の事象の計量的比較が容易であったり、緯度・経度に基づき区画されたほぼ正方形の形状であることから、位置の表示が明確で簡便にできるので、距離に関連した分析・計算・比較が容易である点が挙げられる。上記の利点がある一方で推計データに関しては、地方自治体により毎年更新する必要性があまりないために推計時点での予測が現在の実態に合っていないものが多く存在する。

2.4 取り組む課題

章2.1で述べたように、近年日本では急速に高齢化が進んでおり、救急需要は増大、多様化を極めてきている。この現状に対処するため、医療現場では救急業務を取り巻く諸課題への早急な対策案が必要になってきている。しかし、具体的な将来の需要変化をとらえることができず、救急需要の増加や救急リソースの逼迫が深刻化していくにもかかわらず、大規模な救急隊の編隊や病床の増減が確固たる根拠なしには実行することが難しい状態にある。また近年では数多くの将来救急需要予測が

なされているが、それらの多くは細かくリソースの配置等の指標が提供されていない現状である。そこで本研究では、救急需要の中でも救急車や救急隊の編成に関わる細粒度な救急搬送数に着目し、これの長期的予測手法を提案することにより、救急隊の戦略的な配備や地方における医療現場の規模拡大縮小の指標の提供を行う。

2.5 技術的なチャレンジ

需要予測において、通常は機械学習を用いる手法が有効であるが、本研究のように年間の総救急搬送件数を予測する場合、学習データとして使用されるサンプルは年間搬送件数のデータであり、これらのデータは通常過去 10 年分程度しか存在しないことが一般的である。そのため、教師とするデータが足りず予測の精度が不十分であるという課題がある。また、単純に搬送件数を機械学習で予測するだけでは、全体としての搬送件数の特性しか把握できず、指数関数的に増加しつつある高齢者数や特定の地域での搬送率や年齢分布の特徴など、様々な要因が救急搬送件数に与える影響を考慮できない問題もある。

3. 提案手法：救急需要細粒度予測モデル

3.1 研究の目的

本研究の目的は、多様化し増大しつつある救急需要に備え、救急隊の戦略的な配備や医療施設における規模の拡大縮小の指標の提供をすることである。そのために、地域ごとの細粒度に分けた将来救急搬送の予測手法を提案する。

3.2 提案手法の概要

この提案手法は現在、過去、未来のいつの時代においても年代毎の人口に対する搬送率は不変であるため、年代別の人口変化率に救急搬送数を掛け合わせ、将来の救急搬送数の予測する。本研究において提案する予測モデルを図 1 に示す。まず最初に予測の基準となる基準年 b と予測の対象となる予測年 f を設定する。次に、それぞれ救急ビッグデータから基準年 b における年代別搬送件数の実績を抽出、人口実績データと人口予測データからは基準年 b 、予測年 f に対応する年代別人口総数を各データから抽出する。その後人口データから抽出したそれぞれのデータから基準年 b に対する予測年 f の年代別人口変化比を算出する。最後に別々に算出した基準年の救急搬送件数実績と基準年に対する予測年の年代別人口変化率を掛け合わせることで予測年の年代別救急搬送件数を算出できる。またこれら予測手順を地域メッシュ形式で行うことで、全市や行政区単位よりさらに細かな地域性を加味して救急需要予測を行うことができる。またこれらの提案手法を先行研究 [3] を参考に妥当性検証を三段階で行うことにより精度を向上させる。

3.3 提案モデルの妥当性検証

救急需要予測をする前に、今回提案する予測モデルが妥当なものであるのか検証を行う。検証の過程は図 2 に示す。最初に提案モデルと同様に救急ビッグデータから基準となる基準年 b の救急搬送件数実績を算出する。次に人口実績データの存在する任意の年を検証年 r と設定し、人口実績データから基準年 b に対する検証年 r の年代別人口変化率を算出する。次にそれぞれ算出

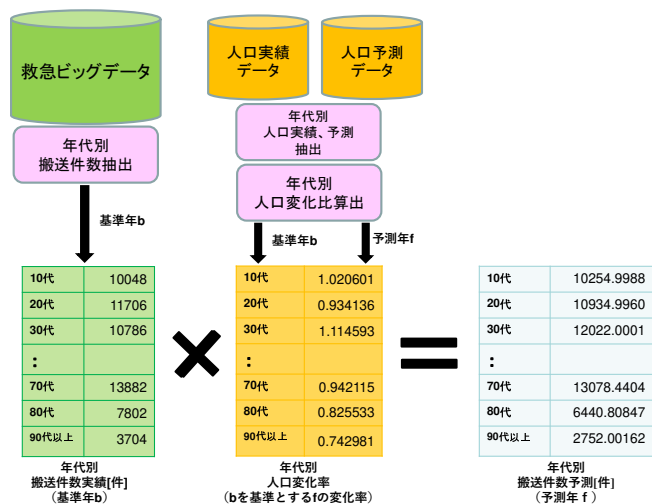


図 1 救急搬送件数予測モデル

した基準年 b の年代別搬送件数実績と基準年 b に対する検証年 r の年代別人口変化率を掛け合わせ、検証年 r における年代別搬送件数予測を算出する。その後、救急ビッグデータから抽出した検証年 r における年代別搬送件数実績と提案モデルにより算出した年代別搬送件数予測を検証することにより提案モデルの妥当性を測る。またその検証の評価基準は搬送件数予測誤差率、人口-搬送件数の相関の二つを設け実施する。搬送件数予測誤差率とは、提案モデルにより算出した搬送件数予測値と救急ビッグデータに基づく搬送件数実績値の差を搬送件数予測値で割ったものである。詳細な評価の手法と目的は以下に示す。

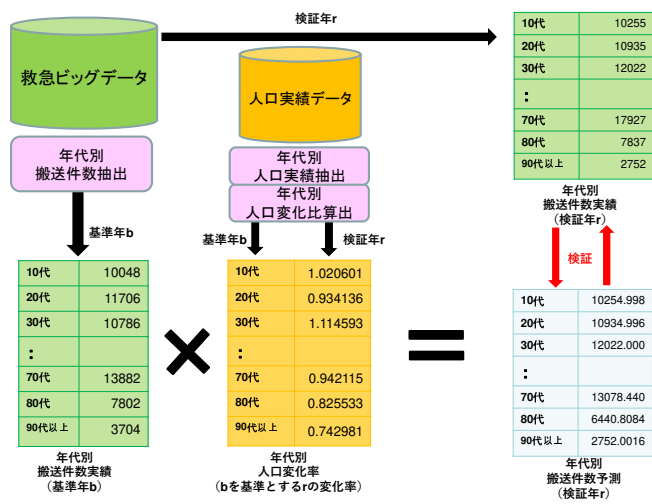


図 2 提案モデルの妥当性検証

3.3.1 Phase1: 搬送件数予測誤差率

搬送件数予測誤差率 [7] とは予測値の正確性を評価する指標であり、予測値と真値とのずれの大きさを表す。また年代毎の搬送件数が異なることを考慮し、予測値の実測値に対する相対的な比率を導出するため百分率で表すものとする。計算の式は以下に示す。

$$\left(\frac{\text{予測値} - \text{実測値}}{\text{実測値}} \right)$$

これにより予測値の精度をある程度評価ことができ、また年間の救急搬送件数が特異な基準年度をこの予測誤差率の分析により発見し、それらを考慮、除外することにより全体としての予測精度を向上させる目的がある。

3.3.2 Phase2 人口-搬送件数の相関

人口-搬送件数の相関とは人口と搬送件数の相互関係のことを指し、人口と搬送件数が相互関係を持っているという提案手法の前提が正しいといえるのかを検証する。また今回は相関の回帰直線 [8] を求め、その 90% 信頼区間 [8] に存在しているか否かで評価を行う。回帰直線とは 2 組のデータの中心的な分布傾向を表す直線のことで、回帰直線 90% 信頼区間とは、90% の確率でその区間に回帰直線が収まる範囲のことを示している。

3.4 国勢調査の国土数値情報の活用

章 3.2 での予測モデルを地域メッシュ（ここでいう地域メッシュとは基本的に 4 次メッシュ（500m 四方）のことを指しており、救急配備においての基準となる）に適用するために国土交通省の提供している国土数値情報を活用する。この国土数値情報は日本全土における年代別の人口を地域メッシュの形式で提供している。このデータを使用することで地方自治体の発表する行政区単位のデータと比べ格段に細分化した予測が可能となる。

3.5 提案モデルによる長期的搬送件数の予測、細粒化

Phase1 の検証を受けて、章 3.2 で述べたように、救急ビッグデータから基準年 b に対応する救急搬送件数実績を算出し、人口実績、人口予測データからは基準年 b に対する予測年 f の人口変化率を年代別、細分化した地域別に算出する。これらを掛け合わせることで予測年 f の年代別搬送件数予測を導き出す。また、これらを地域のメッシュ単位で行うことにより全市、行政区単位では加味出来なかった地域性なども加味する。

4. 評価検証

4.1 評価概要

本研究では、日本が全国的に抱える救急需要の急増と同様の傾向がみられる兵庫県神戸市において実際に検証を行う。また、変化しつつある救急需要に備え、救急隊の戦略的な配備や地方における医療現場の規模拡大縮小の指標の提供を行う目的のために以下のように RQ（リサーチ・クエスチョン）を設定し、具体的に結論を出す。

- RQ1：長期的に見て救急需要予測の地域性はあるのか？
- RQ2：救急リソースの戦略的な配備の指標になり得るのか？

4.1.1 利用した技術、データ

提案モデルの評価検証には以下の技術を用いた。

- 開発言語：Python3
- 使用したライブラリやツール：pandas, seaborn, matplotlib, numpy, jupyter Notebook

- 利用したデータ：神戸市救急ビッグデータ [2013～2023 年]、500m メッシュ別将来推計人口（H29 国政局推計）[9]、神戸人口推計実績 [10]

4.1.2 検証設定

- 年齢は 5 歳区切りに年代別とし、90 歳以上は一つの年代区分として扱う。
- 今回の神戸市での検証の場合、4 次メッシュデータを使用し、500m 四方で細分化を行い地域性を考慮する。
- 実測データは人口推計、救急ビッグデータともに 2013 年～2023 年までのものを使用、将来人口推計は 2020 年～2065 年までを 5 年刻みに算出しているデータを使用。

図 2 には今回の検証にて使用した基準年に対する予測年の年代別人口変化率の一例を示す。これはある地域メッシュ数メッシュにおける 2020 年を基準として、予測年を 2025 年～2065 年まで 5 年刻みとしてまとめた年代別人口変化率の一例である。また図 3 には今回の検証にて使用した地域メッシュ形式の人口実績データの一部を示す、このグラフは地図において人口が集中しているほど色が白く設定している。これにより各メッシュにおける年代ごとの人口を活用することができる。

表 2 2020 年を基準とした 2050 の年代別人口変化比の一部

年代 座標	0～4歳	5～9歳	10～14歳	15～19歳	...	75～79歳	80～84歳	85～89歳	90歳以上
(134.725, 34.206)	0.371876	0.430113	0.851821	0.690579	...	0.647209	0.620717	0.664040	0.968903
(134.737, 34.208)	0.515537	0.263224	0.710088	0.720010	...	0.877255	2.404630	0.208167	2.321778
(134.718, 34.216)	0.551799	1.078605	0.367616	0.300921	...	0.840488	0.870677	0.768728	2.757866
(134.718, 34.220)	0.524733	0.428538	0.452010	0.607341	...	2.718939	2.306841	4.687294	5.075640
(134.725, 34.220)	0.527544	1.942777	0.235193	0.329784	...	1.080450	0.624563	0.355042	1.000000
...
(134.462, 35.516)	0.521528	0.527949	0.268922	0.277665	...	0.600678	0.677111	1.212127	1.344995
(134.468, 35.520)	0.300123	0.591443	0.538789	0.493136	...	0.879039	0.690441	0.995824	1.163721
(135.000, 35.504)	0.538505	1.000000	0.837748	0.196246	...	0.926707	0.000000	1.369918	2.991681
(135.018, 35.520)	0.251129	0.574276	0.521301	0.460287	...	0.151643	0.631330	0.404847	1.012392

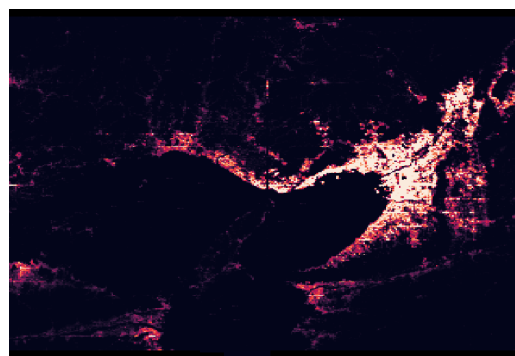


図 3 地域メッシュ形式の人口実績データの可視化

4.2 妥当性検証の結果

章 3.3 に従い、本検証では基準年を 2013 年～2023 年に、検証年を 2020 年に設定し、それぞれの基準年から検証年の救急搬送件数予測を提案モデルに基づき行った。その結果を評価基準ごとに以下に示す。

4.2.1 Phase1: 搬送件数予測誤差率

先行研究 [3] の結果をもとに兵庫県神戸市にて異常気象が頻発し、救急搬送が一時的に増加した 2015 年とコロナウイルスの影響を受け、救急搬送が一時的に減少した 2019,2020 年を救急搬送実績が特異であったと考え予測基準年からは除外する。この 3 基準年以外の搬送件数予測誤差率は主に 0.05 以下となっており、全体の予測精度として約 95% の精度があるといえ、提案モデルによる予測は本評価検証では妥当であるといえる。

4.2.2 Phase2: 人口-搬送件数の相関

先行研究 [3] の結果をもとに検証を行った結果、図 4 のような結果になった。縦軸が年間搬送件数、横軸が人口の散布図で表現している。グラフ内の点はそれぞれの基準年を表しており、これらからは基準年ごとの人口と予測搬送件数の関係を読み取ることができる。また、グラフ内の範囲は人口と年間搬送件数の回帰直線における 90% 信頼区間を表しており、この範囲を外れている 2 つの基準年度は 2018 年,2020 年である。この 2 つは人口-搬送件数の相関関係が他の基準年と比べ特異であるといえ、提案モデル内で前提としている人口と搬送件数の影響を与え合う関係性が他の基準年とは異なることが言える。逆にこの 2 基準年以外は人口-搬送件数の関係性は 90% 信頼区間に入っているの、90% 以上同じ人口-搬送件数の関係性を持っていることを読み取れ、一律に本研究における予測のプロセスが適用できることがわかる。

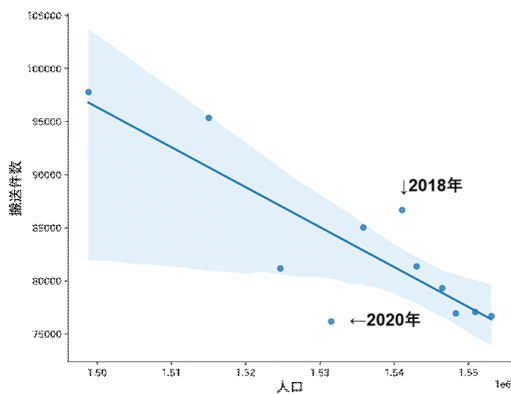


図 4 神戸市における人口-搬送件数の相関と 90% 信頼区間

4.3 国勢調査の国土数値情報の活用の結果

本検証において章 3.4 をもとに国勢調査の国土数値情報を活用し細分化、地域メッシュ化を行った。以下図 5 に市区町丁目単位で行った人口データと国勢調査 500m 四方の人口データの対比を表す。このデータ使用により、全体として予測の誤差率が数%減少していることから、細分化の程度が高いほど予測の精度が上がるのがわかり、国勢調査の国土数値情報の活用が有用であることが証明できた。

4.4 提案モデルによる長期的搬送件数の予測

章 3.5 に従い、基準年を 2013 年～2023 年に、予測年を 2025 年～2065 年を 5 年刻みにした年に設定した。提案モデルに

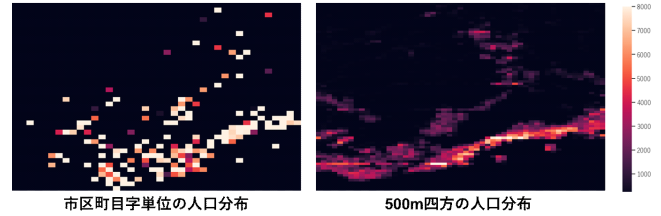


図 5 市区町丁目単位と 500m 四方単位の人口データの比較

基づき細分化した地域ごとに、それぞれの基準年から予測年の救急搬送件数予測を行った結果を図 6 に示す。縦軸は年間搬送件数、横軸は予測対象年、グラフの凡例は予測基準年を表している。また、地域メッシュ単位で予測したものの中でも 2020 年の救急搬送実績との割合変化を表したものを図 7 (基準年 2020 年, 予測年 2045 年) に示す。グラフは全体として神戸市の地図を示しており、縦軸は緯度、横軸は経度を表している。色は赤系色が濃くなるほど増加率が高く、青系色が濃くなるほど減少率が高いことを示している。それぞれの変化率の最大は 2 倍と 0 倍である。

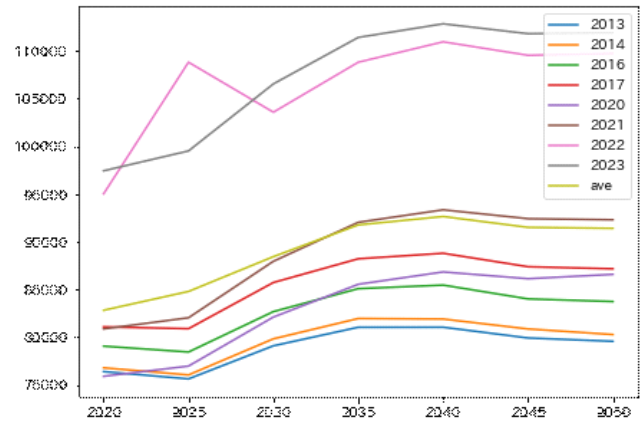


図 6 全市の年間搬送件数の予測

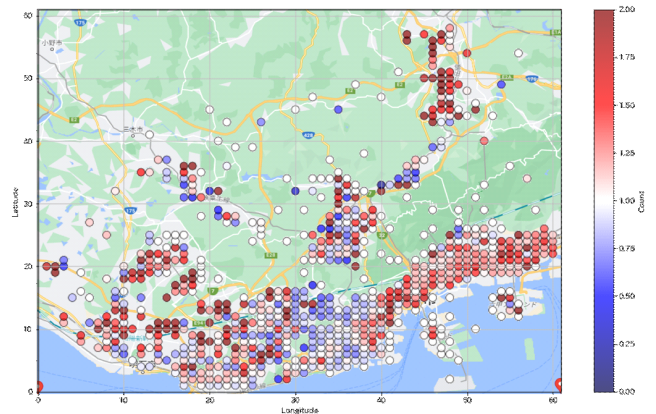


図 7 基準年 2020 年, 予測年 2045 年の 2020 年の救急搬送実績との変化率

神戸市全体の搬送件数予測結果図 6 からは、地域やさらに細分化された 1 メッシュごとの年代分布や搬送特徴を考慮するこ

とができ、地域ごとに異なる特性出予測ができています。しかし近年のコロナショック後の2022年、2023年は飛躍的に搬送件数が増えており、それらを基準として予測した場合の搬送件数も大きくなってしまっています。コロナ前後の基準年での予測は約10000件の差があるが、ここ2,3年の救急搬送件数の急増を考慮して、差が出るのは妥当といえる。

次に、地域メッシュ形式で表した2020年の搬送件数に対する変化率については、図の中心付近の兵庫区、長田区では全体の傾向に反して減少傾向が見られる。図中右上と左下にある北区、西区、垂水区ではかなりの増加率を持った傾向が表れている。これらの結果として、それぞれの地域での高齢化率が影響を及ぼしており、増加傾向であるほど予測年時の65~90歳台が多いといえる。また昼間人口の多い中央区では高齢化率が高くないものの人口が集中しており、その分母数として高齢者が多いのが増加傾向である要因である。

最後に予測結果全体としてRQに対する回答を行う。RQ1：長期的に見て救急需要予測の地域性はあるのか？ A1：行政区単位で増加傾向の地域と減少傾向の地域を発見することができた。RQ2：救急リソースの戦略的な配備の指標になり得るのか？ A2：将来的に大体どの程度救急搬送が増加するのかが概算してわかり、増編隊の指標になっている。また地域ごとに半減する地域や2倍増する地域を予測することができており、救急隊を集中させ、移動させることによる救急リソースの最適な配置をする指標になりえる。

5. 考 察

5.1 全体の結果

章4にて行った検証の結果はこれまでの神戸市の搬送件数実績から見ても妥当な結果といえる。これにより本研究にて提案した手法はある程度具体的であり、妥当な救急需要を細粒度で予測するのことができていたことが分かった。また研究の目的でもある「救急隊の戦略的な配備や医療施設における規模の拡大縮小の指標の提供」に対して、具体的にRQをもって回答することができた。

5.2 提案手法の限界

本研究にて提案している救急搬送件数予測モデルは章2.3でも述べたように、最終的な予測の結果がその地区における将来人口予測に大きく依存してしまっているのにもかかわらず、地方自治体における将来人口予測は古い場合が多く、推計時点での予測が現在の実態に合っていないという問題がある。先行研究[3]において簡易的な人口調整を行っており、この問題をある程度解消できるが、あくまで調整の域を超えず、全体としての正確性は少し下がってしまう。これによりこの救急搬送件数予測モデルは最大限の効力を発する条件が厳しくなっている。また近年における救急ビッグデータは新型コロナウイルスCOVID-19感染拡大における影響を強く受けており、年

単位の搬送件数が特異となってしまっている場合が多いことも挙げられ、それによりこれらの年間搬送件数を予測基準年にすることが予測精度を落としてしまう問題がある。今後はこれらの問題に対し今後の展望として、より正確な将来人口予測を行うプロセスの発見、コロナの影響下にあるものとそうでないものを分けてそれぞれで救急搬送件数予測ができるようにしていくことが挙げられる。

6. ま と め

本研究では、少子高齢化が進む世の中において救急需要が拡大しつつある問題を受け、救急医療現場における戦略的配備などの指標の提供のため、救急搬送者数の長期的予測手法の提案を行った。さらにこの提案手法が具体的にどのように実行され、また正確に指標の提供となるような結果が得られるのか確認した。これらを活用した救急医療の現状把握や効率化、さらには新型コロナウイルスCOVID-19に対する適切な対策が期待される。このような状況を鑑み、さらなる救急需要予測プロセスの厳密化、正確化に加え専門知識を持たない人でも実施できるような環境にしていくことが望まれる。

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費JP19H01138, JP20H05706, JP20H04014, JP20K11059, JP22H03699, JP19K02973, 若手研究23K17006の助成を受けて行われている。本研究は神戸市消防局との共同研究の一環で行われている。

文 献

- [1] M. Deakin and H. Al Waer, "From intelligent to smart cities," *Intelligent Buildings International*, vol.3, no.3, pp.140-152, 2011.
- [2] "総務省 | 報道資料 | 「令和4年度救急業務のあり方に関する検討会」の発足及び開催," https://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01shoubo01_02000591.html, July 2022. (Accessed on 24 January 2023).
- [3] 金田真輝, 陳思楠, 中村匡秀, 佐伯幸郎, "大規模救急データと年代別人口推計データに基づく長期的救急需要予測手法の提案," *電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報*, pp.●●-●●, 2023.
- [4] "日本全国において慢性的に高齢化率," https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2020/html/zenbun/s1_1_1.html. (Accessed on 24 January 2024).
- [5] "高齢化率," <https://www.stat.go.jp/data/topics/pdf/topics138.pdf>. (Accessed on 24 January 2024).
- [6] 松場建都, 佐伯幸郎, 中村匡秀, "救急ビッグデータに基づく2020年の熱中症搬送者分析," *電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報*, vol.120, no.434, pp.43-48, 2021.
- [7] "予測精度の概要(数値予測) - prediction one クラウド版," https://predictionone.sony.biz/cloud_manual/tips/result/eval_reg/#:-:. (Accessed on 14 February 2024).
- [8] 尾崎雄一郎, "Chebyshev 基準による回帰直線の幾何学的導出方法," *名城論叢*, vol.3, no.3, pp.1-8, 2002.
- [9] "国土数値情報 | 500mメッシュ別将来推計人口データ(h29国政推計)(shape形式版)," <https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-mesh500.html>. (Accessed on 31 January 2024).
- [10] "政府統計の総合窓口," <https://www.e-stat.go.jp/>. (Accessed on 31 January 2024).