

電話問診において緊急度が誤って低く見積もられる 患者さんを予測するモデルを作成

救急外来の混雑を解消するため、医師が自宅へ赴いて診察する救急往診サービスの運用が多くの国で始まっています。日本でもファストドクター株式会社が2016年、時間外救急往診サービスの提供を始めました。その効果を科学的に評価し、効率的で安全な救急医療を社会に提供することを目的に、筑波大学は2019年からファストドクター社との共同研究を行っています。

ファストドクター社の救急往診サービスにおいては、患者さんから電話を受けると、主訴別に作成された「緊急度判定プロトコル」(総務省消防庁)に基づき、救急車は必要か不要か、病院受診は必要か不要かなどの緊急度判定を行い、6時間以内の受診が必要かつ通院困難と判断された患者さんの自宅に医師を派遣して救急往診を行います。

電話問診による緊急度判定の際、緊急度が実際よりも誤って低く見積もられた(アンダートリアージ)患者さんは、病院受診が翌日になったり自宅での経過観察となったため、その後の病状が悪くなる可能性があります。従って、電話時点で緊急度が誤って低く見積もられそうな患者さんを予測し、適切な対応を行うことが、患者さんの回復にとって重要です。

そこで本研究チームでは、ファストドクター社を利用した患者さんの匿名データ(電話判定と実際に往診した際の状況を含む)を利用し、実際よりも緊急度が誤って低く見積もられそうな患者さんを予測する機械学習モデルを作成しました。

また、患者さんにどのような情報があると、実際よりも緊急度が誤って低く見積もられてしまうのかも調べました。その結果、年齢では高齢、合併症では高血圧、糖尿病、脳梗塞、認知症、主訴では感冒症状、頭痛、アレルギー反応があると、実際よりも緊急度が誤って低く見積もられやすいということが分かりました。

本研究チームは今回作成したモデルをファストドクター社の救急往診サービスに導入し、アンダートリアージが減るかどうかの効果検証を行う予定です。

研究代表者

筑波大学医学医療系 ヘルスサービスリサーチ分野/ヘルスサービス開発研究センター

田宮 菜奈子 教授

井口 竜太 准教授

研究の背景

救急外来の混雑を解消するため、医師が直接自宅で診療する夜間・休日の時間外救急往診サービスの運用が多く、国で始まっています。ファストドクター社の救急往診サービスにおいては、患者さんから電話を受けると、主訴別に作成された「緊急度判定プロトコル^{注1)}」(総務省消防庁)に基づき、救急車は必要か不要か、病院受診は必要か不要かなどの緊急度判定を行います(トリアージ^{注2)}といます)。そこで、実際の緊急度よりも低く判定されてしまうと(アンダートリアージ^{注3)}といます)、患者さんの予後が悪くなります。

近年、救急外来において、機械学習^{注4)}を用いた予測モデルを導入することにより、アンダートリアージが減少したという報告があります。しかし、救急往診サービスの緊急度判定において、アンダートリアージを予測するモデルを作成した研究はありません。そこで本研究チームは今回、機械学習を使ってアンダートリアージになる患者さんを予測するモデルを作成しました。

研究内容と成果

本研究では、2018年11月1日～2021年1月31日にファストドクター社を利用した16歳以上の全ての患者さんの匿名データを利用しました。

救急往診サービスでは、患者さんから電話がかかってくると、緊急度評価を5段階で行います(図1左)。そして、病院受診が必要と判断された、黄色・橙に分類された患者さんを対象に往診を行います(図1橙枠)。今回は、救急往診サービスの医師が黄色・橙の患者さんを診察後、3段階で緊急度の評価を行い(図1上)、救急車が必要であったと判断したものをアンダートリアージと定義しました(図1赤枠)。

機械学習に利用した患者さんの情報は、年齢、性別、併存疾患(10項目)、主訴(80項目)です。

研究期間中に救急往診サービスを利用した患者さんは4万4982人で、1万9114人が分析対象となりました(図2)。この中でアンダートリアージの患者さんは298人(1.6%)でした。対象患者さんの平均年齢は38.4歳、57.2%が男性、主な合併症は高血圧と慢性肺疾患、主な主訴は感冒症状と失神でした。

機械学習には、サポートベクターマシン(SVM)、ラッソ回帰(LR)、ランダムフォレスト(RF)、勾配ブースト決定木(XGB)、ディープニューラルネットワーク(DNN)の五つのアルゴリズムを使い、それぞれのモデルの性能を評価しました。この中で、最も性能が良かったモデルにおいて、どの情報があるとアンダートリアージになりやすいかも調べました。

作成したモデルの中では、ランダムフォレスト(RF)を用いたものが最も予測性能が良い(図3)結果となりました。また、年齢では高年齢、合併症では高血圧、糖尿病、脳梗塞、認知症、主訴では感冒症状、頭痛、アレルギー反応があると、アンダートリアージになりやすいことが分かりました。

本研究で、高年齢や合併症がアンダートリアージに関連していることが示されました。これは今までの研究結果と一致しています。これに加え、感冒症状、頭痛、アレルギー反応といった主訴がアンダートリアージになりやすいということが分かりました。今回の結果を利用することで、アンダートリアージになりやすい主訴のプロトコルの改定を優先して進めることが可能になると考えられます。

今後の展開

本研究チームは今後、今回作成したモデルを救急往診サービスに導入し、実際アンダートリアージが減ったかどうかの効果検証を行う予定です。

参考図

		医師による評価		
		1 市販薬でも対応が 可能であった	2 往診がなければ 救急外来受診が 必要であった	3 往診がなければ 救急車が必要であった
電話 トリ アージ による 緊急 度評 価	白 1	受診不要		
	緑 2	緊急性はないが、 24時間以内に受診が必要		
	黄 3	自力で6時間以内に 受診が必要	アンダートリアージではない	アンダートリアージ
	橙 4	自力で1時間以内に 受診が必要		
	赤 5	救急車による 緊急受診が必要		

図1 アンダートリアージの定義

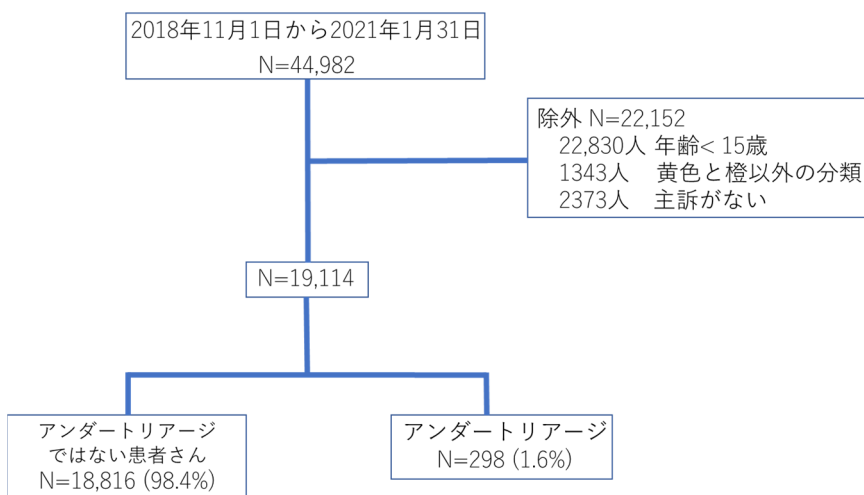


図2 患者さんの抽出フロー

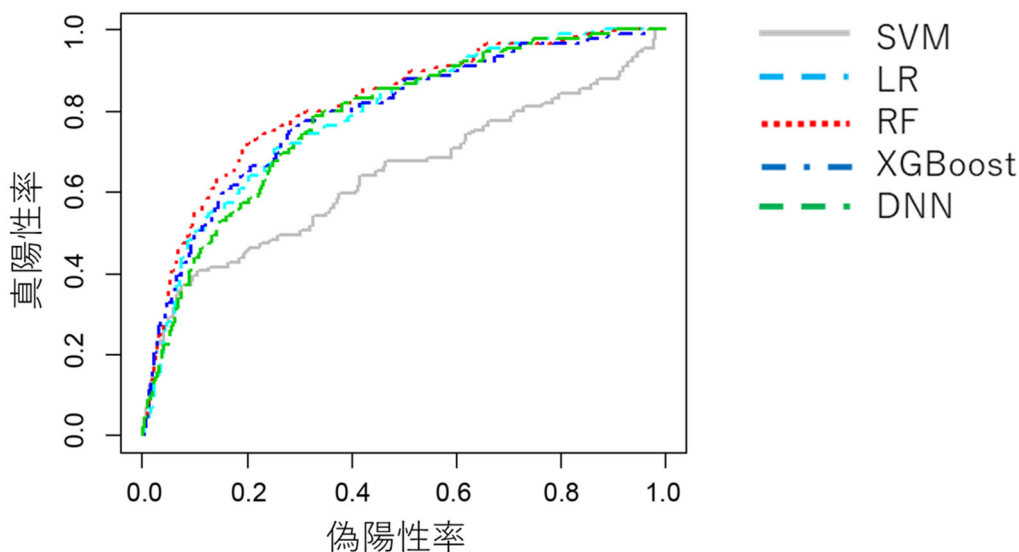


図3 各モデルの受信者動作特性曲線(ROC)と受信者動作特性曲線下面積(AUROC)

赤色がランダムフォレストであり、最も AUROC が広い (予測性能が高い)。

サポートベクターマシン (SVM)、ラッソ回帰 (LR)、ランダムフォレスト (RF)、勾配ブースト決定木 (XGB)、ディープニューラルネットワーク (DNN)

用語解説

注1) プロトコル

一般的には系統だった疾患の診断・治療手順を指す。ここでは、主訴別に系統だったトリアージ手順を指す。

注2) トリアージ

患者の緊急度に基づいて、医療・治療の優先度を決定して選別を行うこと。

注3) アンダートリアージ

実際の緊急度より低く判定されてしまうこと。治療介入の遅れによる予後の悪化につながる。

注4) 機械学習

コンピュータを使って大量のデータを学習することでパターンやルールを見つけ出す技術や手法の総称。

研究資金

本研究は、ファストドクター株式会社から研究資金の提供を受け、筑波大学との共同研究（研究代表者：田宮菜奈子）の一環として実施されました。

掲載論文

【題名】 Machine Learning Models Predicting Undertriage in Telephone Triage

（機械学習を用いた病院前受診患者のアンダートリアージを予測するモデルの作成）

【著者名】 井口竜太、岩上将夫、孫瑜、坂本彩香、田宮菜奈子

【掲載誌】 Annals of Medicine

【掲載日】 2022年10月26日

【DOI】 <https://doi.org/10.1080/07853890.2022.2136402>

問い合わせ先

【研究に関すること】

井口 竜太（いのくち りょうた）

筑波大学医学医療系 ヘルスサービスリサーチ分野/ヘルスサービス開発研究センター 准教授

URL: <https://hsr.md.tsukuba.ac.jp/>

【取材・報道に関すること】

筑波大学広報局

TEL: 029-853-2040

E-mail: kohositu@un.tsukuba.ac.jp