

院内感染症診断支援ツール開発に向けた AI モデルの構築

齋藤翔^{*1}、早川佳代子^{*1,2}、石井雅通^{*3}、山元佳^{*1}、野本英俊^{*1}、田島太一^{*2}、
松永展明^{*2}、芦田 しのぶ^{*1}、相馬健人^{*4}、小戸司^{*4}、美代賢吾^{*3}、大曲貴夫^{*1,2}

^{*1} 国立国際医療研究センター 国際感染症センター、^{*2} 国立国際医療研究センター
AMR 臨床リファレンスセンター、^{*3} 国立国際医療研究センター 医療情報基盤センター、

^{*4} NEC ソリューションイノベータ株式会社 医療ソリューション事業部

Construction of Artificial Intelligence model for development of nosocomial infection diagnosis support tool

Sho Saito^{*1}, Kayoko Hayakawa^{*1,2}, Masamichi Ishii^{*3}, Kei Yamamoto^{*1},
Hidetoshi Nomoto^{*1}, Taichi Tajima^{*2}, Nobuaki Matsunaga^{*2}, Shinobu Ashida^{*1},
Kento Soma^{*4}, Tsukasa Odo^{*4}, Kengo Miyo^{*3}, Norio Ohmagari^{*1,2}

^{*1} Disease Control and Prevention Center, National Centre for Global Health
and Medicine, ^{*2} AMR Clinical Reference Center, National Centre for Global
Health and Medicine, ^{*3} Healthcare Intelligence Technology Center, National
Centre for Global Health and Medicine, ^{*4} Medical Solution Business Unit, NEC
Solution Innovators

入院から48時間以降に発生した感染症は院内感染症と定義され、多くの病院にとって重要な課題である。本研究では院内感染症の約半数を占めるカテーテル関連血流感染症(CRBSI)、尿路感染症(UTI)の患者データを用いて機械学習による解析モデルを構築した。CRBSIは240例の学習データによりモデルを作成し、60例で評価を行った。UTIは124例の学習データと32例の評価データで解析を行った。CRBSIにおける評価データの最良モデルでは正解率80.0%、適合率76.4%、再現率86.6%、F値81.2、UTIにおいては正解率81.2%、適合率85.7%、再現率75.0%、F値80.0であった。CRBSIの感染の特徴量としては体温、過去の外来回数、好中球数、循環器官用剤、消化器官用剤、入院期間、UTIの特徴量としては年代、性別、看護度、便回数、SpO2値、CRP、呼吸数が挙げられた。院内感染症の診断支援ツールを開発するために有用であると考えられるAIモデルを構築した。

キーワード Nosocomial infection, Diagnosis, Artificial intelligence

はじめに

入院から48時間以降に発生した感染症は院内感染症と定義され¹⁾、多くの病院にとって対策が必要不可欠である。感染症専門スタッフによる対応が求められるが、現実的には困難である。また感染症は症状の進行が速く、迅速な方針決定を必要とするため他の医療機関へのコンサルテーションが困難であることも多い。診断が適切に行われない場合、患者予後が悪化する可能性があるため院内感染症の診断支援ツールにより適切な医療を患者に提供できる可能性がある。

方法

本研究は院内感染症の約半数を占めるカテーテル関連血流感染症 (Catheter related

blood stream infection: CRBSI)、尿路感染症 (Urinary tract infection: UTI)それぞれの対象患者を定義し、収集及び加工したデータを用いて機械学習で各感染症有無を判定するモデルを構築した。

1) 対象患者

本研究は感染症指定医療機関である国立国際医療研究センター (National Center for Global Health and Medicine: NCGM) に2010年9月から2018年12月にかけて入院した患者を対象に単施設後ろ向きコホート研究として実施した。

2) データの抽出

本研究に用いるデータは NCGM における Data Warehouse、医事データ、感染症サーベイランスデータから抽出し収集した。CRBSIの解析

用コホートを「中心静脈カテーテル挿入後 2 日以上が経過している入院 3 日目以降」かつ「血液培養採取から 5 日以内に 37.5℃以上の発熱がある」患者とし、患者群を「血液培養陽性かつ感染症サーベイランスデータにおいて CRBSI の確定診断のついた」患者とし、対照群を「中心静脈カテーテルから血液培養採取がある、解析用コホートにおける患者群以外」の患者とした。UTI の解析用コホートは「入院 3 日目以降」かつ「尿培養採取から 1 日以内に 37.5℃以上の発熱がある」患者とし、患者群を「入院中に尿路感染症の病名が登録され、肺炎の病名が登録されていない」かつ「尿培養結果 10⁵CFU/ml 以上の菌が検出された」患者、対照群を「入院中に尿路感染症の病名が登録されていない」かつ「尿培養結果が 10³CFU/ml 未満または陰性」の患者とした。

3) 活用した説明変数

CRBSI、UTI に関与すると考えられる説明変数である性別、年齢、入院期間、看護実施情報(体温、SPO2 等)、検体検査(血液、生化学)等を収集した。検体検査等の複数観測データは CRBSI では入院～中心静脈カテーテル挿入まで、中心静脈カテーテル挿入～培養採取日(感染疑い日)の 2 期間、UTI 入院～培養採取日の期間で統計量を算出し、説明変数とした。

4) 活用した機械学習ツール

本研究では、精度と解釈性の両面から異種混合学習技術を用いて異種混合予測モデルを探索した²⁾。異種混合予測モデルとは、入力データを決定木式のルールによって場合分けし、各場合で異なる説明変数を組み合わせた線形モデルで予測するモデルである。

結果

CRBSI は 150 例の感染症患者群と対照群を用い、UTI は 78 例の患者群と対照群を用いて解析した。予測モデルの学習と評価には、クロスバリデーション(CV)を用いた。学習用データと評価用データの割合は 8:2 とし、組み合わせを変えてモデルを構築し学習と評価を行った。

1) CRBSI 解析モデル結果

CRBSI は 240 例を学習データとしてモデルを

作成し、残りの 60 例で評価を行った。学習データの CV 平均として正解率 83.0%、適合率 81.9%、再現率 84.6%であり、評価データは正解率 77.0%、適合率 76.1%、再現率 78.6%であった。

2) UTI 解析モデル結果

UTI は 124 例を学習データとし、32 例で評価を行った。学習データの CV 平均として正解率 84.2%、適合率 84.5%、再現率 83.9%であり、評価データは正解率 78.8%、適合率 82.3%、再現率 74.2%であった。

3) CRBSI 解析モデルの特徴量

感染の特徴量として体温、過去の外来回数、好中球数、循環器官用剤、消化器官用剤、入院期間が挙げられた。

4) UTI 解析モデルの特徴量

感染の特徴量として年代、性別、看護度、便回数、SpO2 値、CRP、呼吸数が挙げられた。

考察

体温、好中球数は CRBSI を発症した際の変動が大きいため、特徴量として出現したと考えられる。UTI においては発症リスクである性別と年齢が特徴量に含まれている。また腸管内の細菌が逆行性に腎臓に到達し UTI を引き起こすため、便回数はこれらの事象を反映していると考えられる。SpO2 値は尿路感染症と鑑別が必要となる肺炎において低下する値であるため、特徴量として出現した可能性がある。今後は、実用化に向けユースケースの明確化と並行し、他の機械学習と比較評価等により精度及び妥当性の向上を目指す。

結語

院内感染症の診断支援ツールを開発するために有用である AI モデルを構築した。

参考文献

- [1] Revelas A.: Healthcare - associated infections: A public health problem. Niger Med J, 53 (2), 59-64, 2012.
- [2] 藤巻 遼平, 森永 聡, 江藤 力, 本橋 洋介, 菅野 亨: 異種混合学習技術とビッグデータ分析ソリューションの研究開発, 2015.