

クリニカルパス自動作成を目指した 機械学習によるアウトカム予測

五十嵐 吉輝^{*1}, 井上 悠^{*1}, 井川 澄人^{*1},
片山 洋子^{*2}, 砂野 由紀^{*2}, 羽藤 慎二^{*2}, 河村 進^{*2}

^{*1} 株式会社ソフトウェア・サービス,

^{*2} 国立病院機構四国がんセンター クリニカルパス管理・推進委員会

Outcome Prediction Using Machine Learning

Aimed at Automatic Construction of Clinical Pathway

Yoshiki Igarashi^{*1}, Yu Inoue^{*1}, Sumito Igawa^{*1},

Yoko Katayama^{*2}, Yuki Sunano^{*2}, Shinji Hato^{*2}, Susumu Kawamura^{*2}

^{*1} Software Service, Inc,

^{*2} NHO Shikoku Cancer Center, Management and Promotion Committee of
Clinical Pathway

抄録: クリニカルパス(以下パスと略す)の作成・改定業務の支援を行うため、診療データベースからパスを自動作成するシステムの開発を目指して、株式会社ソフトウェア・サービスと国立病院機構四国がんセンターの共同で開発に取り組んでいる。本稿では、アウトカム志向型パスの自動作成を目指すべく、機械学習を用いてパスマスタの看護指示(観察名称、指導・教育)から院内採用アウトカムの予測を試みた。予測手法には単層パーセプトロンを用いて、パスマスタのステップにおける看護指示からアウトカムを予測する機械学習モデルを構築した。テストデータにおける予測指標のF値は0.537であった。また、単層パーセプトロンのパラメータをアウトカム予測における看護指示の重要度として解釈した。本手法をより発展させることで、パスにおけるアウトカムの標準化のみならず、アウトカムにおける看護指示の標準化にも活用できる可能性がある。

キーワード クリニカルパス, アウトカム, アウトカム志向型パス, 機械学習, ニューラルネットワーク

1. はじめに

診療行為の標準診療計画として、クリニカルパス(以下パスと略す)が活用されており、各電子カルテベンダによってシステム化もなされている。しかし、現在パスマスタの作成はユーザの手によって行わなければならない、システムの導入時等においては業務逼迫の一因となっている。この問題を背景として、パスマスタ作成の自動化が求められている。

パスマスタの自動作成における先行研究では、空のパスマスタを適用し、パスシステムのバリエーション統計機能を用いてバリエーションタスクを抽出し、パスの雛形とする方法[1]や、診療データベースに格納された看護指示履歴をクラスタリングし、パスの雛形として用いる方法[2]が提案されている。

本稿においては、アウトカム志向型パスの自動作成を目指しているが、アウトカムのデータは診療データベースに存在しないため、予測のアプローチが必要になる。そこで、機械学習を用いてアウトカムの予測を目指した。

メント、タスクが設定される。本稿においては、そのパスマスタ作成過程を逆に捉え、看護指示(観察名称、指導・教育)から院内採用アウトカムの予測を試みた。

機械学習モデルは、マルチラベルの単層パーセプトロンを用いた。概念図を Fig1 に示す。

また、単層パーセプトロンにおける結合係数を説明変数の重要度として捉え、アウトカムに対する重要度の高い看護指示の確認も行った。

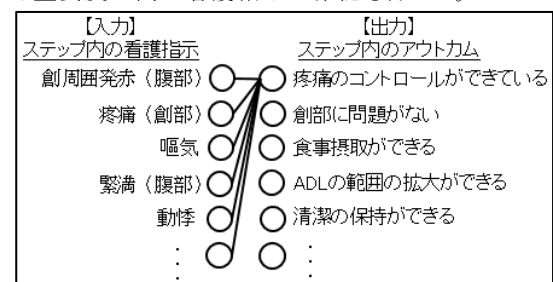


Fig.1 アウトカム予測の概念図

2. 方法

1) アウトカム予測手法

アウトカム志向型パスは、アウトカム(目標)、アセスメント(観察項目)、タスク(投薬、注射、看護指示等)から構成される。パスマスタの作成過程では、最初にアウトカムが設定され、続いてアセス

2) データ

国立病院機構四国がんセンターにおける77個のパスマスタを使用した。このパスマスタを訓練・検証用に62個(8割)、テスト用に15個(2割)にランダムに分割し、学習と評価を行った。

データセットに関しては、パスのステップ内のア

アウトカム集合と看護項目集合を1セットとし、850ステップを用いた。

また、看護指示 287 項目、アウトカム 194 項目を用い、それぞれ 287 次元、194 次元のベクトルにコーディングした。

3. 結果

1) 予測結果

訓練・検証用のパス 62 個に対して、訓練用と検証用で 9:1 に分割し、10-fold クロスバリデーションを行った。その後、テスト用データを用いて、適合率、再現率、F 値をマイクロ平均で算出した。その値を Table.1 に結果を示す。

Table.1 テスト用データに対する評価指標

適合率	再現率	F 値
0.518	0.557	0.537

2) 説明変数の重要度の確認

単層パーセプトロンにおける結合係数を説明変数の重要度として捉え、各アウトカムにおける重要度の高い看護指示を確認した。Table.2 に、アウトカムと重要度の高い看護指示の上位 5 件の例を示す。

Table.2 アウトカムにおける重要度上位 5 件の看護指示の例

アウトカム	重要度の高い看護指示上位5件	
	看護指示	重要度
肺炎の症状・所見がない	咳嗽	0.354
	喀痰	0.261
	呼吸困難(労作時)	0.214
	むせ	0.179
	皮下気腫	0.175
手術について理解できる	術前オリエンテーション	0.701
	落ち着きのなさ	0.544
	入院時オリエンテーション	0.265
	知識	0.220
	ICU(CCU・SCU)入室オリ	0.134
感染の徴候がない	創周囲熱感	0.413
	腫脹	0.337
	血腫	0.317
	疼痛	0.264
	エアリーク	0.218
イレウスの症状・所見がない	排ガス	0.476
	腹鳴	0.374
	疼痛(創周囲)	0.270
	膨満感(腹部)	0.221
	出血(性器)	0.210

4. 考察

テスト用データに対する予測結果の適合率、再現率、F 値は 0.5 付近の数値である。そのため、看護指示の入力に対する出力アウトカムのうち、約半分は正解で、約半分は不正解といった解釈ができる。

予測結果の例として、テスト用パスの「胃切除パス(Ver.25)」の「術後6日目」のステップの看護

指示を用いて、アウトカム予測を行った結果を Table.3 に記す。

Table.3 予測結果例

パスマスタのアウトカム	予測したアウトカム	一致
疼痛のコントロールができています	疼痛のコントロールができています	○
創部に問題がない	創部に問題がない	○
食事摂取ができる	食事摂取ができる	○
ADL の範囲の拡大ができる	ADL の範囲の拡大ができる	○
清潔の保持ができる	清潔の保持ができる	○
感染の徴候がない	発熱がない	×
消化管の症状・所見がない	イレウスの症状・所見がない	×
ダンピング症状の症状・所見がない	合併症の症状・所見がない	×

予測したアウトカム 8 個のうち、5 個はパスマスタのアウトカムと一致し、残り 3 個は新規に予測したアウトカムが得られた。この新規の不一致アウトカムが得られた原因には、以下 2 つが考えられる。

- ① 機械学習モデルが標準的なアウトカムを予測したため。
- ② 機械学習モデルの学習が不十分であるため。

原因①に関しては、機械学習モデルが施設内の標準的なアウトカムを学習したため、テストデータセットにおけるパスマスタ特有のアウトカムとの不一致が生じたと考えられる。

原因②に関しては、機械学習モデルの学習に用いたデータの改善により解決可能と考えられる。本実験は単一施設で行ったため、入出力次元に対するデータ量が乏しい。加えて当施設はがん専門病院であるため、学習に用いたデータには当施設特有のバイアスが含まれている。このデータの量及びバイアスの問題に対しては、複数施設のパスマスタのデータを取り入れることで解決すると考えられる。

5. 結語

パスマスタ内の看護指示からアウトカムを予測する機械学習モデルの構築を試みた。この手法をより発展させることで、パスにおけるアウトカムの標準化や、アウトカムにおける看護指示の標準化にも活用できる可能性がある。

6. 倫理的配慮・謝辞

本研究は国立病院機構四国がんセンターの倫理審査委員会による承認を得て実施した。(承認番号:臨他 2018-11)

参考文献

- [1] 井川澄人, 松本崇志, フレキシブルパス標準統計機能を活用した新規電子パス作成の検討, 日本クリニカルパス学会雑誌 Vol.18 No4, 445, 2016.
- [2] 岩田春子, 津本周作, 病院情報システムに蓄積された看護行為に関する時系列マイニング—看護パス作成支援に向けて(その 4)—, 第 35 回医療情報学会連合大会(第 16 回日本医療情報学会学術大会), 646-649, 2015.