

看護師スケジューリングデータを用いた インシデント発生検知方式

小形 俊輔^{*1} 秋吉 政徳^{*1} 真嶋 由貴恵^{*2}
 高橋 弘枝^{*3} 田中 小百合^{*3} 谷岡 美佐江^{*3} 堀 美和子^{*3}
 神奈川県^{*1} 大阪府立大学^{*2} 地域医療機能推進機構^{*3}

1 はじめに

看護作業上の事故を招きうるミスのことをインシデントという。看護現場では、インシデントが発生した場合にその報告が義務付けられており、またそれら報告を分析[1]することにより、インシデント発生への対策を講じようとしている。しかしながら、インシデントの発生要因は現場ごとに異なることから、一般的な予測方法を適用するだけでは不十分である。

本稿では、現場の状況も加味したインシデント発生の検知として、過去の看護師スケジューリングデータとインシデント報告データより導出した“ワーク-インシデント・パターンデータ”を用いた方式を提案する。提案方式では、このパターンデータをもとに、SVM(Support Vector Machine)[2]を構築し、新しく作成された看護師スケジューリングデータに対するインシデント発生の検知を行う。また、実際のデータに基づく検知実験結果についても述べる。

2 提案方式

2.1 方式の構成

図 1 に示すように、まず看護師スケジューリングデータ、看護師のスキルレベルおよびインシデント発生データを用いて“ワーク-インシデント・パターンデータ”を作成する。これを教師データとして SVM を構築する。この SVM により、新しい看護師スケジューリングデータに対してインシデントの「発生あり」、「発生無し」の検知を行う。

2.2 ワーク-インシデント・パターンデータの作成

看護師スケジューリングデータのシフトコードには「日勤、夜勤入り、夜勤明け、中出、公休、出張、研修」などの情報があり、看護師のスキルレベルとして

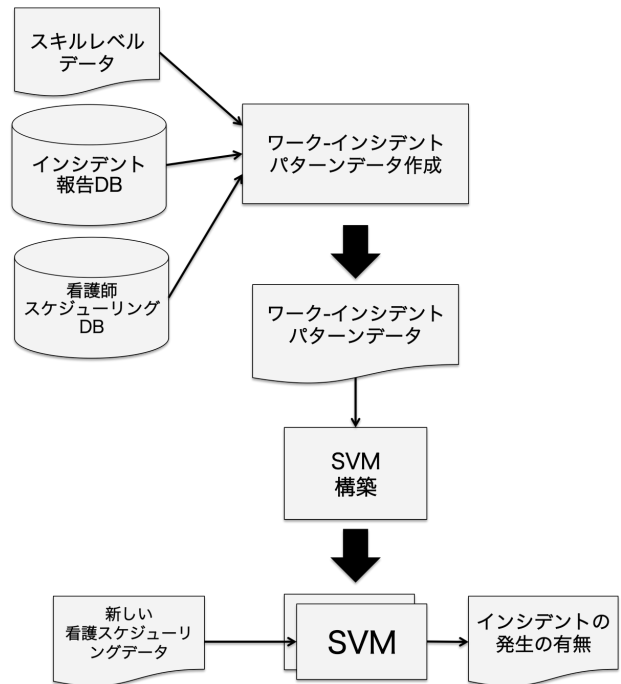


図 1:インシデント発生検知方式

は一般に k 段階のラベリングがなされている。またインシデント報告は、「薬剤の処方に関するインシデント、ドレーン・チューブに関するインシデント」などの分類が行われている。処理としてはまず、シフトコードについて「公休、出張」など現場作業に直接関与していないものを取り除く。除去後の各シフトコードと各スキルレベルを組み合わせたものの該当人数に基づき、各日のシフトスケジュールデータを作成する。さらにそれらに対して、どのインシデントカテゴリの報告がなされたか、あるいはインシデントが発生していないかを付与することにより、ワーク-インシデント・パターンデータを作成する。図 2 は作成されるワーク-インシデント・パターンデータのデータセットの例である。最初の行は項目ラベルであり、「スキルレベル 5 の日勤」であれば「5-dayFull」のように表記している。なお同じシフトスケジュールデータで、「インシデント報告なし」と「インシデント報告あり」の 2 種類がある場合、または複数のインシデントカテゴリの報告がなされている場合には、データを区別する分離面の作成がで

A Medical Incident Detection Method by using Nurse Scheduling Data

*1 Shunsuke Ogata, Masanori Akiyoshi
Kanagawa University

*2 Yukie Majima
Osaka Prefecture University

*3 Hiroe Takahashi, Sayuri Tanaka, Misaim Tanioka,
Miwako Hori
Japan Community Health Care Organization

Date, 5-dayFull, 5-nightIn, 5-nightOut, ..., 1-dayLate, 1-dayMid, incidentCategory
2014/04/01, 2, 1, 0, ..., 0, 0, no incident
2014/04/02, 1, 1, 1, ..., 1, 0, pharmacy
...
2015/03/31, 1, 0, 1, ..., 0, 0, care

図 2: データセットの例

きなくなる、あるいは作成できても該当日は正しく判定できないこととなる。そこでそれらを取り除いたものを検知に利用する。

2.3 SVM の構築

ワーカーインシデント・パターンデータをもとに SVM を構築する。この際、複数のインシデントカテゴリが同時に起こりうることから、多クラス分類問題としてではなく、各インシデントカテゴリごとの 2 クラス分類問題として SVM を作成する。すなわち、それぞれのインシデントカテゴリに対して、「そのインシデントカテゴリが発生するか否か」を検出する SVM が作成されることとなり、インシデントカテゴリが n 種類ある場合、それに「インシデント報告なし」を加えた $n+1$ 個の SVM が作成される。カーネル関数として RBF カーネルを使用する。

3 検知実験

3.1 実験内容

表 1 に実験で用いた条件を示す。

表 1: 実験条件

ワーカーインシデント・パターンデータ	1868 日分
インシデント報告あり	567 日
インシデント報告なし	1301 日
看護師シフトコード	日勤、夜勤入り、夜勤明け、遅出、中出
看護師のスキルレベル	5,4,3,2,1 の 5 段階
インシデントカテゴリ	療養上の世話、薬剤、ドレーン・チューブ

インシデントカテゴリについて、報告件数の少ないものについては統計的手法に適していないために、それらを除いた「療養上の世話」、「薬剤」、「ドレーン・チューブ」の 3 つのみを採用した。上記のワーカーインシデント・パターンデータについて、K-fold 交差検定を $K=10$ で行う。

3.2 実験結果

作成された各インシデントカテゴリの SVM が正しくインシデントの発生を検知できたことを示すため、K-fold 交差検定によって算出された精度を示す。結果は表 2 の通りである。

表 2: 実験結果

インシデントカテゴリ	精度
報告なし	69.66%
療養上の世話	83.08%
薬剤	90.92%
ドレーン・チューブ	95.66%

この結果は、RBF カーネルのパラメータについて調節を行っていないものであるが、しかしその中でもインシデント報告があったものに関してはいずれも 80% 以上の高い精度を示した。よって提案方式により、高い精度でインシデント発生を予測できることがわかった。

4 おわりに

看護師スケジューリングデータから導出した「ワーカーインシデント・パターンデータ」を用いて SVM を構築することにより、インシデントの「発生あり」「発生無し」を検知する方式を提案した。今後はグリッドサーチなどによる SVM の最適なパラメータの探索及び、データの属性を増加させるなどを行うことで、その現場により即したより高い精度を示す SVM の構築を試みる予定である。また、今回はインシデントの検知のみを行ったが、分離面からの距離により、「発生あり・無し」の度合いをラベリングするなど検討していく予定である。

参考文献

- [1]. 医療事故情報等収集事業, <http://www.med-safe.jp/>
- [2]. 阿部重夫, “パターン認識のためのサポートベクトルマシン入門-1:2 クラス SVM”, システム制御情報学会誌, Vol.52, No.7, pp.245-250 (2008)