



医療界でのインシデント情報を活用したリスク対応

田中 健次^{*1}・坂東 幸一^{*1}・津本周作^{*2}・佐藤 直樹^{*3}

Risk Management using Medical Incident Information

Kenji TANAKA^{*1}, Koichi BANDO^{*1},
Shusaku TSUMOTO^{*2}, and Naoki SATO^{*3}

Abstract– This article describes a method for preventing medical accidents by utilizing incident information. Each medical institution classifies and grasps the tendency of the accident based on the similarity from the large amount of report data. This paper introduces a classification method by machine learning, which is currently under development, focusing on hierarchical clustering. In medical institutions, tools that can easily analyze interactively are required, and an example is shown.

Keywords– Accident prevention, Incident information, Hierarchical clustering, Machine learning

1. はじめに

安全社会を目指す今日、トラブルが発生してからの再発防止ではなく、トラブル発生前の未然防止が期待されているが、現実には易しいことではない。再発防止では根本原因分析を基にした「問題解決」が求められるが、未然防止では、問題解決の前に2つのプロセス、「問題の発生予測」と「対応の必要性判断」が必要となるからである [1]。特に問題の発生予測は、未然防止の大前提であり、そこに見落としがあれば不十分な対応に留まってしまう。予測のためには、頭の中で多様な状況を考えることが要求されるが、柔軟な発想で様々なケースを想定しても、やはりそれだけでは限界がある。そのため、損害の発生していないヒヤリハットやインシデント報告からの推測や、アクシデント報告からの水平展開に基づく問題発見が期待されているのである。

製造業を中心とする産業界ではこれらの報告を積極的に収集し、そこから潜在的なリスクを抽出、トラブルの未然防止に活用するための仕組みが導入されている。特

に設計 FMEA (Failure Mode and Effects Analysis) や工程 FMEA の実行時には、故障モードという概念を使って発生しえる問題点を列挙するが、その際インシデント・アクシデント報告を集約した情報 DB (Database) が活用されている [2]。

医療界でも医療事故の未然防止が注目され始め、多くの病院にてインシデント報告が収集され始めている。公益社団法人日本医療機能評価機構は、日本全国の医療機関からヒヤリハット事例を集めて DB 化し、それを広く公開し活用を促している [3]。2018 年度に報告された医療事故件数は 4,565 件、ヒヤリハット件数は 31,073 件にのぼる。しかし、それらが十分に活用されているとは言いがたい状況である。多数の事例から重要な情報を抽出し発見に結びつけることが、容易な作業ではないからである。そもそも各医療機関では、作業工程を決める際に FMEA を活用するケースは稀少であり、経験に基づき暗黙に決めていることが多い。したがって、潜在的なリスクが見逃されたままになっていることも多く、さらに、多様な作業環境の中で正確な作業を強いられる医療分野では、事前に想定できるリスクは限られているともいえる。このため、ヒヤリハットを含むインシデント報告の量は多く、そこから重要な情報を得るのは簡単なことではない。

実際、多くの医療機関で、インシデント報告の活用に積極的 [4] だが、それらの作業は、病院内の医療安全管理者や各部署の管理担当者などが手作業で時間をかけて行っていることが多く、全体のトラブル傾向を見出すことにも頭を悩ませている。

*1 電気通信大学大学院情報理工学研究所 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

*2 島根大学医学部 島根県出雲市塩冶町 89-1

*3 かわぐち心臓呼吸器病院 埼玉県川口市前川 1-1-51

*1 University of Electro-Communications, 1-5-1 Chofugaoka, Chofu-city, Tokyo

*2 Shimane University, 89-1 Enya-cho, Izumo-city, Shimane

*3 Kawaguchi Cardiovascular and Respiratory Hospital, 1-1-51 Maekawa, Kawaguchi-city, Saitama

Received: 6 August 2019, Accepted: 27 August 2019.

そこで、それらの活動を支援するために、既に産業界で取り入れられているテキストマイニング手法が試みられている [5][6][7]。近年は人工知能の力を借り、大量の内視鏡画像から病気の初期症状を発見する機械学習の適用 [8] も見られるが、同じく大量のインシデント情報を解析する場でも機械学習を活用する産業界の方法 [9] が注目され、階層型のクラスタリングによる分類のアプローチなどが試みられている。それらの支援技術について、我々の取り組みを含めて紹介する。

2. インシデント情報の利活用への取り組み

2.1 医療界でのインシデント情報の利用

(1) 医療機関を超えた情報の利用

前述のように日本医療機能評価機構がヒヤリハット事例を収集・公開しているが、一般社団法人医療安全全国共同行動は、それらの情報を基に発生要因別の当事者数の統計データなどを医療安全レポートの一部として発行しており、国内医療機関の現状に関する有用な情報が取得できる仕組みが出来上がりつつある。

(2) 個々の医療機関での情報の活用

全体の傾向を知ると共に、各医療機関が院内のインシデント情報を活用し未然防止を進めることも重要である。神谷ら [4] は、自病院内の患者誤認事故に対象を絞り、141 件のインシデント・アクシデント報告を詳細に分析、発生状況や発見状況と原因との関係など有益な結果を発表している。しかし、少数の担当者でこれらを解析するためには大変な労力と時間が必要となる。

大量のデータから必要な情報を抜き出すための方法として、津本ら [5] は、決定木を利用したリスク発見、リスク発生のメカニズム解明、その妥当性判断の3つのプロセスにて、事故 DB を利用した方法を提案している。岡部ら [6] や竹田ら [7] は、単語の共起性に着目してキーワード間の関係を明らかにし、さらに発生状況の変化を分析している。

より容易な解析手法を各医療機関で利用できるようになり、各機関独自の解析ができる環境作りが望まれる。

2.2 機械学習を利用した大量情報の解析

産業界では、大量の事故情報を未然防止に役立てるために、機械学習などのメカニズムを導入し、パターン分類を実施することに既に取り組んでいる。箕輪ら [9] は、自然言語処理のテキストマイニング技術を用いて、事故報告書の文章から類似事例を抽出する方法を提案し、化学プラントの作業に適用して効果を挙げている。

坂東ら [10] は、通信業界と金融業界を対象に事故情報を新聞等から収集し、分類して障害データベースとして整理、Web にて公開してきた。当初は手作業で分類作

業を行っていたが、膨大な情報を活用するために、機械学習を適用した問合せ事例に対する類似事例の自動抽出などに取り組み始めている [11]。

これら、収集された情報から重要な報告を抽出するための支援ツールとして、データベース化されたテキストベースの内容に対して機械学習を活用する研究は、情報検索、ラベルなしデータの分類、類似事例検索、課題発見、トピック抽出などを目的に広く行われている。そこで使われる分析方法の中で最近注目されている技術は、クラスタ分析である。クラスタ分析とは、与えられたデータ集合をある考え方に従い類似する複数のかたまり（クラスタ）に分割する方法 [12] である。例えば、橋本ら [13] は分析対象となる新聞記事を取得して、記事を自動的に分類し、文書クラスタリングによりトピック抽出と課題発見を行う手法を提案しており、菊池ら [14] はニュース記事などの時系列テキストを対象に、階層型クラスタリングを用いてテキスト集合から話題の推移を抽出する手法を提案している。加藤 [15] は、LSI テスト研究分野の文献解析手法に階層型クラスタリングを適用し、その有効性を評価している。

医療分野にこれらの方法を適用することで、ヒヤリハット事例を含むインシデント情報や医療事故情報から、全体傾向を把握したり、特定の医療事故のパターンや原因のパターンを推測したりするなど、トラブルの未然防止への有効活用が期待できる。そこで、我々の研究グループでは、医療分野特有の工夫を取り入れた仕組みの開発を進めており、その途中経過を実際の医療事故データベースに適用した事例と共に、次章以降で紹介する。

3. 階層型クラスタリングに因るパターン分類

医療事故 DB に階層型クラスタリングを適用して分類し、その結果を意味付けすることにより主要課題を抽出、詳細を分析する手順を考えてみよう。

Step1 Database の作成

初めに解析対象とする情報のデータベースを作成する。ここでは、日本医療機能評価機構が WEB 公開している医療事故事例データベース [3] から必要情報をダウンロードし、ヒヤリハット DB を構築した。

- 検索条件
報告事例区分：ヒヤリハット事例
検索キーワード：知識不足、作業中断、判断ミス、チェック漏れ、操作ミス、誤操作、ルール違反
- 検索結果：867 件
- 処理対象カラム：ダウンロードした元データのカラー

ムは 186 欄あるが、かなりのカラムが空欄のため、下記 15 カラムを選択し処理対象カラムとした。

：事業区分，事例 ID，発生年月，発生場所，概要，患者の年齢・性別，疾患名，患者の状況，当事者職，事故内容，事故詳細内容，行動に係る要因，ヒューマンファクタ，背景要因，改善策

Step 2 DB 内の全事例に対して階層型クラスタリングを実行

(1) 階層型クラスタリングについて

階層型クラスタリングは、個々のデータの非類似度を「距離」として表現し、距離の近いデータ同士をまとめてクラスタ（グループ）を作る手法であり、凝集型（agglomerative）と分割型（divisive）に分かれる。凝集型クラスタリングは、データ一つが個々のクラスタの状態から、ボトムアップ的に順次クラスタを併合し、クラスタが 1 つ残った状態になるまで続ける。分割型は、データ集合全体が一つのクラスタの状態から、トップダウン的に順次クラスタを分割して、クラスタの階層を生成する。クラスタリングの結果はデンドログラム（樹形図）で可視化される。

我々は全体のクラスタ構造が容易に得られる凝集型を使用した。凝集型クラスタリングでは、個々のデータの非類似度を表す「距離」として、ユークリッド距離、マンハッタン距離、マハラノビス距離、コサイン距離などが定義されている [12]。また、複数のデータから成るグループ間の距離の計算法には、グループの点のうち距離が最小となる点を取る最短距離法、最大となる点を取る最長距離法、グループの全ての点の間の平均を取る群平均法、クラスタ内の誤差平方和に関して、結合前の二つのクラスタの合計値と結合後の値の差（増加量）が最小となるクラスタ同士を結合するウォード法などがある。

我々の研究では、個々の距離は、テキストマイニングで一般的に使用されているユークリッド距離を使用し、グループ間の距離は、結合後のクラスタの分散が最小であり分類感度が良いウォード法を使用している。

(2) パソコン環境

パソコン環境として、Windows 7 または 10 のパソコンにプログラミング言語 Python 3.6 を搭載して使用することができる。日本語のテキストに対し、分かち書き、品詞判別などの形態素解析を行うツールとして形態素解析ライブラリ Janome [16] を導入した。Janome の基本辞書（IPA 辞書）は一般用であるため、医療分野の用語を追加した下記 2 種類の強化辞書を独自に作成した。

- 強化辞書 1
クラスタリング処理時に使用する辞書（125 語）
- 強化辞書 2

各クラスタ内の構成事例の単語を表示するときに使用する専門用語を追加した詳細辞書（251 語）

2 種類に分けた理由は、類似度を算出する場合に詳細な辞書を使用するとかえって正解率が低下した過去の経験から、類似度を使用したクラスタリングでは最小限の強化辞書が良いと考えたことによる。

クラスタリングは、必要機能を盛り込み独自に作製した階層型クラスタリング分析プログラム `hierarchical_clustering.jpynb` で実行した。凝集型階層型クラスタリング処理では、オープンソースライブラリの SciPy のサブモジュール `cluster.hierarchy` の `linkage` 関数 [17] を使用している。

Step 3 デンドログラム（樹形図）、クラスタ毎の事例集合および主要単語を出力

クラスタリング結果が樹形図で表された後、着目する階層を決める。その階層の各クラスタがどのような内容を含んでいるかを把握するためには、各クラスタ内の事例や主要単語を見てゆくことが必要となる。

Step 4 各クラスタを意味付けし、主要課題を抽出

各クラスタの意味付けを検討する際、複合語の専門用語が分離されて分かり難くなるため、代表的な専門用語を追加した詳細辞書を作成し使用する。

- ストップワード辞書
先行研究で情報システム用に作成したストップワード辞書に医療分野向けの強化を実施した（合計 182 語）。
- 重要語辞書
クラスタリングの結果を理解し易くするために、クラスタ内の単語集合を重要語に絞って表示するための辞書。重要語の選択は、N-gram 分析 [18] により全 DB から 2~3 語の単語の連なりを出力し、それらの中から医療分野の関連用語を選択。結果 1,777 語が選択された。

これらの辞書を手掛かりに課題の詳細を分析し、対策に結び付ける。

4. 階層型クラスタリングの実施結果

4.1 ヒヤリハット DB への適用結果

本節では、ヒヤリハット DB について階層型クラスタリングを適用した結果を示す。

(1) デンドログラムの作成

ヒヤリハット DB のデンドログラムを **Fig. 1** に示す。Fig. 1 で X 軸は DB 内の各事例を、Y 軸は事例間のユー

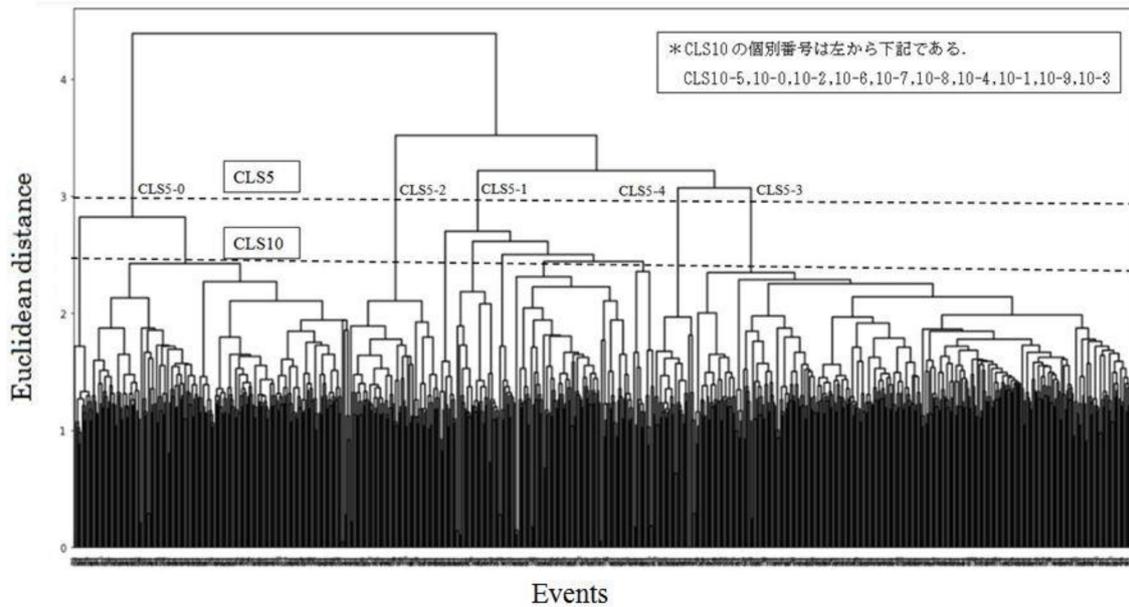


Fig. 1: Dendrogram generated from Hiyari hat DB

cluster 10 - 0 事例数= 211 件 (higher cluster 5 - 0) : 内服,看護師発生薬剤薬指示,処方怠る,当事者疾患,行動年齢,職,ヒューマン,ファクタ内服薬,与薬病室,投与,不足,知識,管理,知識不足,男性,入院,医師,準備,実施,報告,中止,チェック,判断,作業中断,配薬女性,薬袋,勤務,自己記載,受ける,心身,誤る,間違い,開始,セット,主治医,忘れる,翌日,持参薬,

cluster 10 - 1 事例数= 18 件 (higher cluster 5 - 1) : 透析,発生,輸血,看護師,フィルター,行動職,怠る,疾患,年齢,当事者,ヒューマン,ファクタ,策投与,実施,測定,薬剤,医療機器,男性,不足,知識,不足,知識,血圧,病室,間違い,気付く,開始,報告,判断,指示,水,女性,床上安静,通す,行く,ICU,点滴,入院,ダブルチェック,除,担当医,施行,接続,いける,不明,慢性腎不全,心身,観察,連携,

cluster 10 - 2 事例数= 73 件 (higher cluster 5 - 2) : インスリン,看護師,発生,指示,薬剤注射投与,怠る,行動,当事者,年齢,職,疾患,ヒューマン,ファクタ,単位,策,血糖測定,不足,病室,施行,知識,知識不足,血糖,医師,糖尿病,男性,間違い,スケール,実施,準備,報告,血糖値,食事,誤る,食前,ダブルチェック,判断,情報,必要,勤務,自己時間,採血,眼前,女性,受ける,無投薬,収集,作業中断,

cluster 10 - 3 事例数= 357 件 (higher cluster 5 - 3) : 看護師,発生薬剤指示投与,当事者,行動,疾患,怠る,策,年齢,職,ヒューマン,ファクタ,点滴,知識,不足,知識,不足,医師,病室,男性,準備,間違い,報告,判断,女性,実施,誤る,勤務,施行,ダブルチェック,内服,受ける,注射,開始,病棟,作業中断,終了,ルート,薬,必要,与薬時間,主治医,心身,日勤,観察,床上安静,連携,生食,

∩

Fig. 2: Major words set by cluster (Hiyari hat DB: CLS10)

Table 1: Output example of representative similar cases in a cluster (Hiyari hat DB: CLS10-0)

DB内事例番号	クラスター番号	事例ID	概要	事故の内容	事故の詳細内容	改善策
314	10-0	H887A21185B 521704	薬剤	過少投与	自己管理開始2日目、内服残数チェックをしたところ残数不足と余りの薬剤があることを発見。	自分で出してもらった薬を確認後内服してもらう。薬についての説明を適宜行いながら自己管理へと変更していく。
681	10-0	H2476C20F9F C5AA30	薬剤	無投薬	患者より内服薬がなくなったと報告あり。処方されたアドナ・ファロム錠分3・4日分がなく、1日で飲みきったことが判明。誤内服による過剰と薬を担当医師に報告。経過観察・再処方となる。内服を自己管理より看護師管理に変更するため患者より内服回収すると、4日分処方されたアドナ・ファロムも残薬なく誤薬していた。持参薬のカルタド(カノテックス)も入院後より内服していた。悪性腫瘍に対し内服が治療を行って、1週間、2ヶ月前の入院後より治療が行われていた。再度、担当医報告。内服再開となる。	内服薬を看護師管理、一回内服に変更した。他科で緊急入院した患者は、転科した際、持参薬の内服指示・状況を医師から指示が出た際、再度患者に確認し、自己管理であっても、内服薬の服薬状況を確認する。治療状況を共有し、1週間にも関わらず、治療をどんな方法で行っているか理解・知識不足であり、結局は多数のスタッフが関与している。
375	10-0	HCB6D6AA43 E50CFE	薬剤	投与時間・日付間違い	月・水・金1日以内服予定のバクタ・ピラックスを、間違えて木曜日に内服し、患者が内服した。翌日の配薬予定日に看護師により誤投与が発見した。	配薬前に医師指示で内服指示を確認し、配薬時は処方箋に記載されている薬の内容・内服時間、薬袋に記載されている薬の内容・内服時間、薬の内容(錠剤の名前)の三者を必ず確認する。

クリッド距離を示す。Y軸を横切る適度な直線により、任意のクラスター数を決めることが出来る。例えば、CLS5はその配下に5個の、CLS10は10個のクラスターがある。

(2) クラスターの詳細分析

CLS10でのクラスターについての詳細分析結果を Fig.

2に示す。各クラスターを構成している主要単語集合であり、各クラスターを構成している事例の合計件数およびCLS10の上位クラスターであるCLS5におけるクラスターとの関係が示されている。単語は出現頻度が高い順に上位50語を表示している。

(3) 各クラスタの意味付け

Fig. 2 に並ぶ主要単語集合は、階層型クラスタリングのアプリが出力したものであり、その意味付けは利用者が行わなければならない。Fig. 2 から分かるように出力されている主要単語は個別の単語または複合語がばらされて順序不定に並んでいるため意味付けは必ずしも容易ではない。そのため、作業をサポートするために先行研究で開発した類似事例を抽出するソフト [11] を利用する。

まず、各クラスタの単語集合を入力し、それに類似した事例の上位から指定件数分出力する。一例として、CLS10-0 の主要単語集合を入力としてこのクラスタ内の事例から類似事例の上位 3 件を出力したケースを **Table 1** に示す。同様のことを全クラスタについて行い、それらを参考にして Fig. 2 の主要単語集合の意味付けを行った。その結果、クラスタ 5 (CLS5) では、薬剤管理、医療機器、血糖値測定とインスリン注射、点滴、輸液ポンプの関係に分類され、クラスタ 10 レベル (CLS10) ではそれらが下記の様に詳細内容にブレークダウンされている。

- CLS5-0: 薬剤管理問題/227 件 (以下「件」省略)
 - CLS10-0: 与薬、投薬等の配薬ミス、患者の自己管理ミスなど/211
 - CLS10-5: 内服薬、投薬等の配薬ミス、処方ミス/16
- CLS5-1: 医療機器に関する問題/177
 - CLS10-1: 輸血時のフィルタの扱いの問題/18
 - CLS10-4: 人工呼吸器、モニタ等医療機器の接続、設定の問題/97
 - CLS10-6: ジャクソンリース、酸素ポンプ等医療機器の準備に関する問題/14
 - CLS10-7: 輸液ポンプの設定、操作に関する問題/35
 - CLS10-8: 放射線治療や MRI 造影時に食事やラコール等を止めなかった問題/13
- CLS5-2: 血糖値測定とインスリン注射に関する問題/73
 - CLS10-2: 食事との関連、スケール確認等の問題/73
- CLS5-3: 点滴に関する問題/357
 - CLS10-3: 点滴の投与時間ミス、投薬ミス/357
- CLS5-4: 輸液ポンプに関する問題/33
 - CLS10-9: 敵数や投与時間に関する設定ミス、接続ルートミス/33

点滴 (CLS5-3) と輸液ポンプ (CLS5-4) の問題は類似の内容であるが、Fig. 1 を見るとこれらは 1 レベル上のクラスタでは統合されており、階層型クラスタリングの妥当性が伺える。このように、本方式による分析によりイ

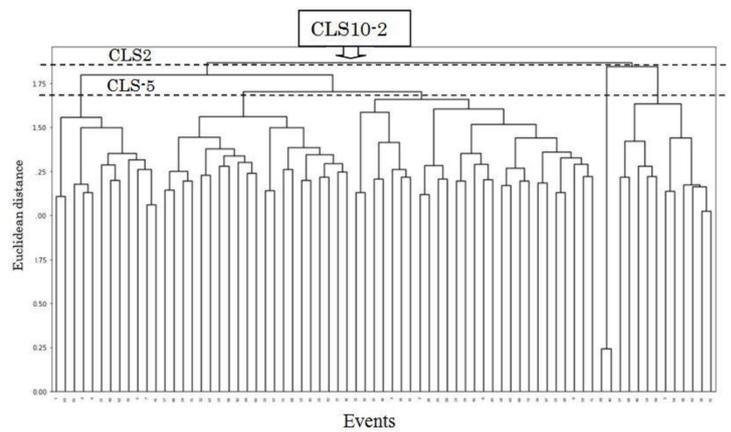


Fig. 3: Dendrogram of lower cluster of CLS10-2

ンシデントのパターンとそれぞれの件数 (分布) が明らかとなり、問題点の把握、改善検討などに役立つものである。

4.2 更なる考察

抽出したクラスタの内容を更に追求する方法として、そのクラスタの下位クラスタをさらに深掘する分析や横断的課題の追求などが考えられる。

(1) 抽出した課題の深耕

クラスタにより明らかとなった課題に対する対応を考えるためには、その背景理由を明らかにすることが必要となる。そのためには、下位クラスタをさらに深く分析することが必要となる。分析プログラム `hierarchical clustering.jpynb` の機能により、指定する任意のクラスタ配下の全事例集合からなる新しいヒヤリハット DB を作成し、指定クラスタを開始点としてそのクラスタ内事例について前章と同様の処理を実行すればよい。

一例として Fig. 2 のヒヤリハット DB の CLS10-2 (血糖とインスリンに関する食事との関連、スケール確認等の問題) をスタートとしたデンドログラムを Fig. 3 に示す。クラスタ数 2 と 5 で切り、ここでも類似事例情報を用いて各クラスタの意味付けを行った結果、下記が得られた。

- CLS2-0: 薬剤に関する問題/13 件
 - CLS5-1: 投薬忘れ、スライディングスケール選択ミス/11
 - CLS5-2: 薬剤の単位ミス/2
- CLS2-1: インスリン注射関係の問題/60
 - CLS5-0: 過剰投与、血糖値測定ミス/27
 - CLS5-3: インスリン種類ミス/12
 - CLS5-4: 食事との関係、補正忘れ/21

これらの詳細化により対策のポイントを明らかにすることができる。

(2) 横断的課題の追求

一方、横断的課題の追求、例えば、「ダブルチェックは行ったにもかかわらずヒヤリハットが発生した原因は何か？」など、多くの作業で共通に見られる現象に着目し、共通原因の追究、あるいは個々のケースへの対応を考察することも可能である。

4.3 期待される展開

この手法は、新しい観点を導入することで、以下のような発展も期待される。

(1) 単語シーケンスによる解析

上記は集合的な意味での単語の一致に基づいた解析だが、単語の出現の順番により内容の違いを発見できることが予想され、現在、単語集合シーケンス検索プログラムを開発中である。吉澤ら [19] らは、既に単語の組み合わせと共に言葉の出現順序に着目し原因を分析する方法を試みているが、そこでは医療に関する専門的知識が必要となっている。高度な専門知識なしでも順序を利用できる分析プログラムの開発が進めば、多くの医療機関で更なる解析が可能となるであろう。

(2) 新たなインシデントの発見と対応

ここまでは、既存 DB を基にした静的な解析だったが、インシデント情報は常に収集されているため、定期的な動的解析により「対応策の効果確認」と「新しい事象の発見」が期待される。

① 対応策の効果確認

医療の質・安全学会では、インシデントの報告数の変化や内容分類などがしばしば発表されるが、報告数は増加と減少のどちらが望ましいのかの解釈は難しい。報告システムの導入当初は、広く定着させるために増加が望まれるが、安定した後は、報告に基づく対応策の効果による件数減少が望まれる。大事なことは報告の数ではなく、報告内容の変化である。対策が効果を挙げても、新たなタイプのインシデントが発生すれば報告数が減らず、場合によっては増加することもあり得る。このような状況は、機械学習を利用した報告内容の分布の変化を追跡することで、判断が可能となる。

② 新たな事象の発見

分布に変化が現れれば新規のインシデントも発見は可能だが、少ない報告例の中に重要度の高いもの、対策を急務とするものも含まれている可能性がある。従来報告のパターンではどこにも属さない新しいタイプの報告を抽出することで、それらの発見が可能となる。

5. まとめ

大量に蓄積されている医療事故情報やインシデント情報をトラブルの未然防止に活用するための仕組みとして、機械学習を利用した階層型クラスタリングの方法について紹介した。階層型クラスタリングを適用することでデータベース全体のクラスタ構造を各事例の類似性という視点で階層的に表示することで、幾つかのパターンに分類することが可能となる。

医療界特有の情報を分析するために、辞書の強化などが必要となるが、自動分類により、必要なクラスタを深掘りできるなど、各医療機関での事前対応が可能になることが期待できる。

医療分野での活用・普及を進めるためには、機能面と操作性の課題が残されている。

- 性能面での改善：現在のプログラムでは、分ち書きのような単語毎処理にケースによっては数分かかり、対話的使用を推進するためには改善が必要である。
- 操作性の改善：現状では、機能面の実現を主体に考えたため操作面での配慮はしていない。容易な操作性が定着には不可欠である。

謝辞：本研究の一部は、JSPS 科研費 JP15H 01786 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 田中健次：『システムの信頼性と安全性』, 朝倉書店, 2014.
- [2] 鈴木和幸：『未然防止の原理とそのシステム』, 日科技連出版, 2004.
- [3] <http://www.med-safe.jp/>
- [4] 神谷美紀子, 上田真倫未：患者誤認に関するインシデント・アクシデントレポートの分析—誤認の発生要因の関係—, 医療の質・安全学会誌, Vol.13, No.1, pp.3-12, 2018.
- [5] Tsumoto S., Hirano S.: “Risk Mining in Medicine: Application of Data Mining to Medical Risk Management”, *Fundamenta Informaticae*. 98(1), pp.107-121, 2010.
- [6] 岡部貴博, 吉川大弘, 古橋 武：メタデータと語句の共起情報を利用したインシデントレポート解析システムの提案, 知能と情報, Vol.18, No.5, pp.689-700, 2006.
- [7] 竹田百合恵, 長尾能雅, 佐藤祥輔, 林 春男：TREN-DREADER (TR)TM を用いた京都大学附属病院インシデントレポート解析方法の開発, 地域安全学会論文集, No.13, pp.305-315, 2010.
- [8] Sakai Y., Takemoto S., Hori K., Nishimura M., Ikematsu H., Yano T., Yokota H. “Automatic detection of early gastric cancer in endoscopic images using a transferring convolutional neural network”, *40th Annual Inter. Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.4138-4141, 2018.
- [9] 箕輪弘嗣, 宗澤良臣, 鈴木和彦：単語の共起や頻度に注目した注意要因及び類似事例の抽出, 安全工学, Vol.51, No. 5, pp.319-326, 2012.

- [10] 坂東幸一, 松野 裕, 石垣 陽, 田中健次: オープン型障害データベースによる障害情報の市民等への提供の試み～最近の通信ネットワーク障害を例にとりて～, 第 74 回 FTC 研究会, 2016.
- [11] 坂東幸一, 田中健次: 障害データベースへの機械学習機能適用の試み, 第 77 回 FTC 研究会資料, 2017.
- [12] Raschka S., Mirjalili V.: [第 2 版] 『Python 機械学習プログラミング』, 福島監訳, インプレス, 2018.
- [13] 橋本泰一, 村上浩司, et al.: 文書クラスタリングによるトピック抽出および課題発見, 社会技術研究論文集, Vol.5, 216-226, 2008.
- [14] 菊地匡晃, 岡本昌之, 山崎智弘: 階層型クラスタリングを用いた時系列テキスト集合からの話題推移抽出, *Journal of the DBSJ*, Vol.7, No.1, 2008.
- [15] 加藤健太郎, 機械学習による LSI テスト研究分野の研究文献解析の試み (その 2), 第 79 回 FTC 研究会資料, 2018.
- [16] <http://mocabeta.github.io/janome/>
- [17] <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/cluster.hierarchy.html>
- [18] 小高知宏: 『自然言語処理と深層学習—高言語によるシミュレーション—』, オーム社, p.610, 2017.
- [19] 吉澤伸介, 稲積宏誠: インシデントレポートからの重要事象抽出による原因と結果の予測—人工心肺事例を中心として—, 医療の質・安全学会誌, Vol.13, No.4, pp.365-373, 2018.

田中 健次



京都大学理学部卒業。1987 年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻博士課程修了。理学博士。2004 年電気通信大学情報システム学研究科教授。副学長を歴任し現在に至る。システム安全学、人間-機械系の信頼性と安全性などの研究に従事。日経品質管理文献賞、日本科学技術連盟 QC 賞を受賞。IEEE-SMC、計測自動制御学会、医療の質・安全学会などの会員。

坂東 幸一



1964 年北海道大学工学部卒業。同年日本電気 (株) 入社。同社にてデータ交換機およびコンピュータのハードウェア開発、医療機器事業等に従事。92 年から四国日本電気ソフトウェア、NEC フィールドサービス、日本オンコロジーシステムに勤務。05 年電気通信大学大学院情報システム学研究科後期課程に入学。09 年修了。工学博士。その後も同大学の研究員として情報システムのディペンダビリティ研究に従事。

津本 周作



1989 年大阪大学医学部卒業。同年千葉大学医学部附属病院医員 (神経内科, 医療情報部)。1993 年東京医科歯科大学助手。1999 年島根医大助教授を経て同大学医療情報学教授。2003 年島根大学医学部医療情報学講座教授。現在に至る。博士 (工学)。医療情報学連合大会優秀論文賞 (1993)、研究奨励賞 (1995 年) 受賞。2007 年度大川出版賞「データマイニングの基礎」、2012 年人工知能学会功労賞、2014 年 ICServ2014 Best Paper Award。IEEE、ACM、人工知能学会、情報処理学会、医療情報学会各会員。

佐藤 直樹



日本医科大学医学部卒業。Harvard 大学にて心不全研究で 4 年間留学。帰国後、日本医科大学循環器内科に所属し、循環器救急、特に急性心不全診療・研究に従事。米国心臓協会 Melvin L. Marcus Young Investigator Award。