

ポスター | 病院情報システム

## ポスター8

### 病院情報システム

2019年11月23日(土) 15:40～16:40 ポスター会場1 (国際展示場 展示ホール8)

#### [3-P1-4-05] インシデント・レポート・システムを活用した Good Practice抽出に係る基礎的検討

○安部 猛<sup>1</sup>、佐藤 雄一<sup>2</sup>、城山 理央<sup>1</sup>、田代 さとみ<sup>1</sup>、小島 昌徳<sup>1</sup>、菊地 達也<sup>1</sup>、小川 知子<sup>1</sup>、中村 京太<sup>1</sup>、國崎 主税<sup>1</sup>  
(1. 横浜市立大学附属市民総合医療センター 医療の質・安全管理部, 2. 横浜市立大学附属市民総合医療センター 総務課システム担当)

キーワード : incident reports, good practice, exploratory analysis

【目的】 インシデント・レポート作成は、日常業務の一つとして定着しているが、国内外の知見によれば、収集された情報が有効活用されておらず、レポート・システムを活用した Good practice の抽出可能性について議論が高まっている。一方で、複雑な記述データの解析は容易でなく、妥当な方法論が定まっていない現状もある。そこで、本研究では、インシデント報告有効活用の一例として、軽微インシデントに留めている背景の探索的検討を目的とした。

【方法】 A病院において、2016年4月1日から2018年3月31日、インシデントとして報告された17,431件を用いた。軽微インシデントをレベル0とし、関連する重層的要因を特定した。解析方法には、テキスト分析、内容分析、記述統計、および決定木分析による混合法を用いて、報告内容の傾向および重層的要因を特定した。

【結果】 職種別での報告割合は、看護師89%、放射線技師3%、医師3%、薬剤師2%、その他3%、また、レベル0は報告全体の21%であった。インシデント・レポートを用い、コンセプトパターンから構造化データを抽出したところ、30カテゴリ・4073のテキストパターンが抽出された。レベル0に関する重層的要因には、薬剤師×投薬以外（レベル0：86%）、コメディカル×入力関連業務（同68%）、看護×コメディカル×投薬以外（同41%）と、職種と業務内容との交互作用が抽出された。

【考察】 本研究では、インシデント報告有効活用の一例として、軽微インシデントに留めている背景を検討した。Good practiceを促進するのは特定の職種に限定されるものではなく、複数職種×業務内容による重層的要因が関連していた。今後は、診療録および看護記録を用いた、多施設共同研究により検証を重ねる必要がある。

## インシデント・レポート・システムを活用した Good Practice 抽出に係る基礎的検討

安部 猛<sup>\*1</sup>、佐藤雄一<sup>\*2</sup>、城山理央<sup>\*1</sup>、田代さとみ<sup>\*1</sup>、小島昌徳<sup>\*1</sup>、  
菊地達也<sup>\*1</sup>、小川知子<sup>\*1</sup>、中村京太<sup>\*1</sup>、國崎主税<sup>\*1</sup>

\*1 横浜市立大学附属市民総合医療センター 医療の質・安全管理部、

\*2 横浜市立大学附属市民総合医療センター 総務課システム担当

## Extracting Factors associated with Good Practice from a University Hospital Information System

Takeru Abe<sup>\*1</sup>, Yuichi Sato<sup>\*2</sup>, Rio Shiroyama<sup>\*1</sup>, Satomi Tashiro<sup>\*1</sup>, Masanori Kojima<sup>\*1</sup>, Tatsuya Kikuchi<sup>\*1</sup>, Tomoko Ogawa<sup>\*1</sup>, Kyota Nakamura<sup>\*1</sup>, Chikara Kunisaki<sup>\*1</sup>

\*1 Department of Quality and Safety in Healthcare, Yokohama City University Medical Center

The development of electric health record systems in hospitals has been enormously contributing to daily management among staffs. In addition, the Safety II approach, which is known as a resilient management methodology for quality and safety in healthcare, has been recognized in healthcare field internationally. However, little is known about how information systems could contribute to quality and safety in healthcare, based on Safety II, in university hospitals. Thus, we conducted an exploratory, mixed-method study, utilizing text data from an incident-report system installed in a university hospital in Japan with a thematic text analysis and a classification and regression tree (CART) analysis. The study identified three combinations of types of professions and contents of working activities as contributing factors for good practice. Nurses, pharmacists, other medical staffs might have contributed to safety environment by providing constantly reporting good practices. Findings could be only applied with a larger set of data and a more validated methodology, such as analyzing texts with clinical information from medical records.

**Keywords:** Hospital Incident Reporting; Text mining; Decision trees.

### 1. 緒論

近年、AI(人口知能)、機械学習(Machine Learning)の著しい発展により、病院情報システム、電子カルテシステム、および Electric Health Record (HER) を通じた、医療の質・安全向上の取り組みは、国内外を問わず活発に行われている。また、医療安全に関し、従来のアクシデントから安全な対策を講じる Safety I という考え方だけでなく、日常問題なく遂行される業務フローから安全を考える Safety II も考慮すべきであるという動きが、特に海外に先行してみられ<sup>1)</sup>、国内でも同様の動きが注視されており、いわゆる Good practice に寄与している要因は何か、日常業務フローから明らかにした客観的エビデンス構築も期待されている。

医療安全に係る病院情報システムの中でも、インシデント・レポート・システム入力は、日常業務の一つとして定着している。一方で、内外の知見によれば、以下の問題点が提起されている。すなわち、情報を大量収集しているが、バイアスを含み、不明瞭な分類であることから、リスクの検知、事象の検証、改善の共有など、収集された情報が有効活用されていない<sup>2)</sup>、言語処理が容易ではなく、妥当な言語処理スキームが必要である<sup>3)</sup>、精度の高い複雑な分析モデルも重要であるが、人間が認知可能なアルゴリズムによるモデルの提示が求められる<sup>4)5)</sup>など、レポート・システムを活用した Good practice の抽出可能性について議論が高まっている。一方で、複雑な記述データの解析は容易でなく、妥当な方法論が定まっていない現状がある。

### 2. 目的

そこで、本研究では、病院情報システムの一つである、インシデント・レポート・システム言語情報の有効活用の一例として、Safety II に基づいて通常業務の中で軽微なインシデント

に留めている Good practice に係る背景の探索的検討を目的とした。なお、本研究による知見は、病院情報システムの有効活用と医療安全の新たな取り組みのフレームワークとして、新しい視点を提供する可能性がある。

### 3. 方法

第一に、医療安全におけるテキスト分析による知見の動向を検討するため、系統的文献レビューを行った。検索エンジンには、医学を含む包括的科学論文サイトである Web of Science を使用した。対象期間を検索可能な 1993 年～2018 年、検索方法はトピック検索組合せとした。キーワードは以下のように設定した：1) “patient safety” OR “incident” OR “complication”、2) “text analysis” OR “natural language processing”、3) 上記 1) AND 2)。なお、探索的研究の知見動向把握が目的であったため、メタアナリシスは本研究では実施していない。

次に、当院において、2016 年 4 月 1 日から 2018 年 3 月 31 日、インシデントとして報告された 17,431 件を用いた。軽微インシデントをレベル 0 とし、関連する重層的要因を特定した。解析方法には、テキスト分析、内容分析、記述統計、および決定木分析による混合法を用いて、報告内容の傾向および重層的要因を特定した。なお、本研究は、横浜市立大学倫理委員会の承認の下、実施した(B181000037)。軽微インシデントレベル 0 をアウトカムとし、関連する重層的要因を特定した。

解析方法には、自然言語処理(形態素解析、構造化カテゴリ)によりコンセプトカテゴリ、キーワード・パターンを抽出した。次に、決定木分析 decision tree (DT) により、アウトカムであるインシデントレベルに関連する重層的構造を特定した。分岐停止基準(stopping rule) は、分岐したセル内が N < 10

とした。両側  $\alpha = 0.05$  を統計学的有意水準とした。ソフトウェアは、IBM-SPSS Text Analytics for Survey 4., IBM-SPSS Statistics 25 (Chicago, USA) を用いた。

## 4. 結果

系統的文献レビューの結果、合計 1,547 件の文献が該当した。また、時系列にみると、2010 年以降、指標関数的に上昇する傾向が見られた(図 1)。さらに、文献の種類をみると、全体の 56% が原著論文、総説が 44% となっている(図 2)。

職種別での報告割合は、看護師 89%、放射線技師 3%、医師 3%、薬剤師 2%、その他 3%、また、レベル 0 は報告全体の 21%、1 は 66%、2 は 10%、3a は 2% であった。インシデント・レポートを用い、コンセプトパターンから構造化データを抽出したところ、30 カテゴリ・4073 のテキストパターンが抽出された(図 3, 4)。レベル 0 に関する重層的要因には、薬剤師 × 投薬以外(レベル 0: 86%)、コメディカル × 入力関連業務(同 68%)、看護 × 投薬以外(同 41%)と、職種と業務内容との交互作用が抽出された(図 5)。

## 5. 考察

本研究では、Safety II に基づいた、Good practice 抽出の方法として、インシデント報告を有効活用し、軽微インシデントに留めている背景を検討した。

まず、系統的文献レビューの結果、2010 年代に入り、電子カルテ導入など、電子化が進み、かつ 2015 年には、ビッグデータ利用が増大したことが、文献の増加の背景として影響している可能性が考えられた。また、文献数は増加しているが、原著論文数は全体の半分であることを考えると、エビデンスレベルとしては、今後、成長が大いに期待されると考えられた。

次に、Safety II に基づき、Good practice に寄与する要因は、特定の職種に限定されるものではなく、複数職種 × 業務内容による重層的要因が関連していることが明らかとなった。一方で、役職別の要因は抽出されなかった(例:リスクマネージャーなど)。今回得られたグループ分類は、質・安全向上、リスク検知の面で実務支援と教育に活用できる可能性がある。

すなわち、レベル 0 に特異的な下位グループ分類の内容は、例えば、米国で実施されているグッドキャッチ・キャンペーンのようなファインプレーをピックアップすることにも活用可能である。<sup>6)</sup>また、特異的な下位グループ分類は、シナリオ、シミュレーション、VR など、教育での応用も可能になる。<sup>7)</sup>今回の研究で用いた解析スキームは、ベイズ統計とヒューリスティックの融合にもなりうる(図 6)。<sup>8)9)</sup>人間の認知機能は確率で示されるより、頻度で示されることに慣れている。今回の解析スキームを用いると、より実感を伴うアルゴリズムと数値を提供することが可能になる。さらに、例えば、システムズアプローチであるとか、ヒューマン・ファクターズ・アプローチの基礎的な材料としても使用できる可能性がある。<sup>10)</sup>

ここで、本研究の限界について述べる。まず、本研究は、単施設研究であるため、知見の外的妥当性に限界がある。インシデント報告の体制は、施設の運用体制に依存する。今後、データセットの更新および多施設データの分析により、より適切なモデルが構築できる可能性がある。次に、インシデント報告入力者による偏りがあるため、同じ事象であっても同様に記載されない可能性、再現性に限界がある。入力フォーマットの統一、入力者への教育により、入力データの質改善が期待される。最後に、インシデントに関連する臨床情報は加味していないため、妥当性に一定の限界がある。現在、部門システムとして分割されている病院情報システムの統合により、今後、臨床情報も加味した多角的検討が可能になることが期待

される。

## 6. 結論

本研究では、インシデント報告有効活用の一例として、軽微インシデントに留めている背景を検討した。Good practice を促進するのは特定の職種に限定されるものではなく、複数職種 × 業務内容による重層的要因が関連していた。今後は、診療録および看護記録を用いた、多施設共同研究により検証を重ねる必要がある。

## 7. 図表

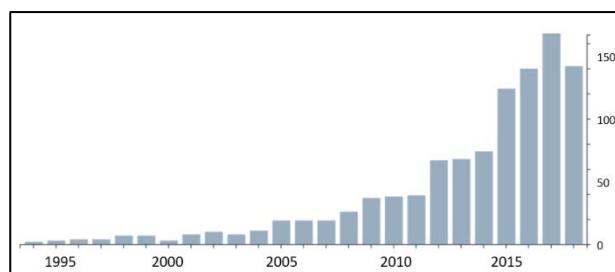


図 1 文献検索結果(時系列)

2010 年代に入り、電子カルテ導入など、電子化が進み、かつ 2015 年には、ビッグデータ利用が増大したことが、文献の増加の背景として影響している可能性が考えられる。

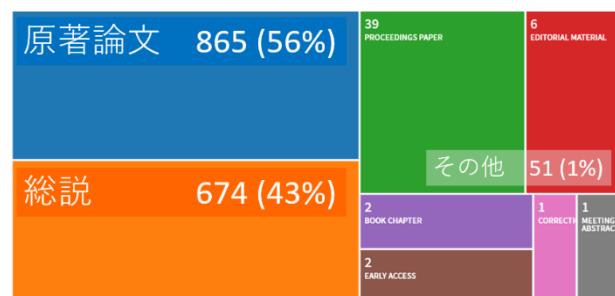


図 2 文献検索結果(総件数)

文献の種類は、全体の 56% が原著論文、総説が 44% となっている。

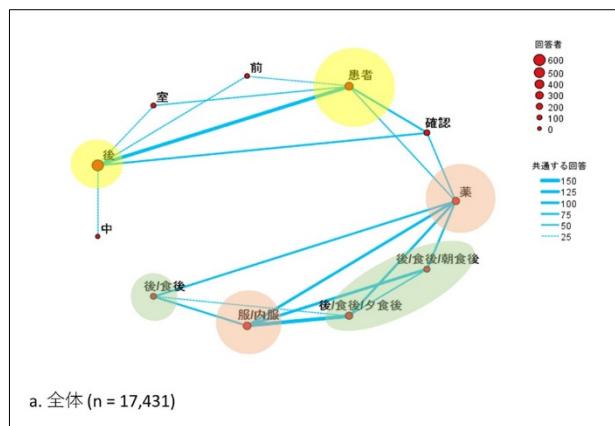


図 3 コンセプトカテゴリ概念図

全体では、患者と「後」というカテゴリ、「薬、内服」というカテゴリ、そして、食事に関するカテゴリが抽出された。

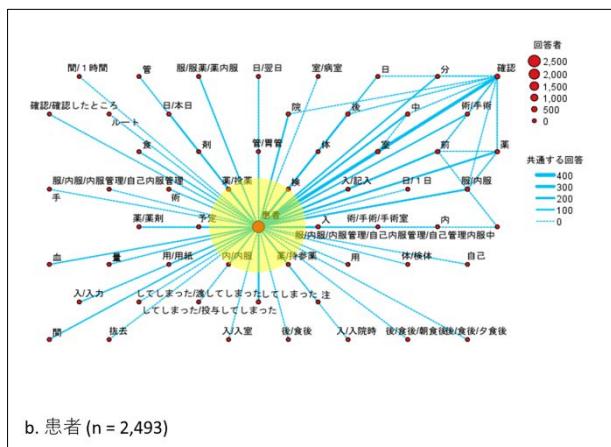


図 4 患者に係るコンセプトカテゴリ概念図

患者に特化したカテゴリを抽出すると、特定のパターンは見られず、その内容は多岐に渡る。

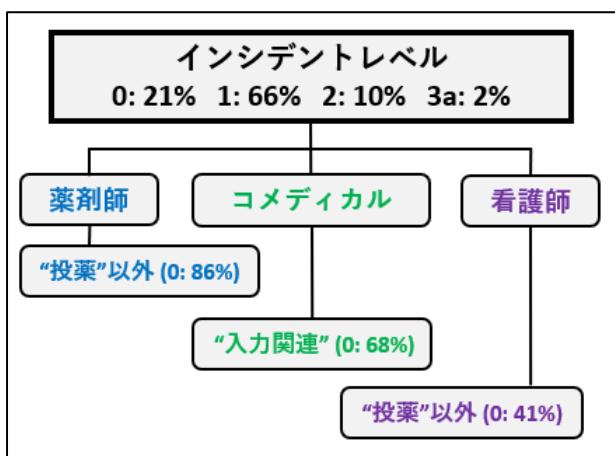


図 5 患者に係るコンセプトカテゴリ概念図

患者に特化したカテゴリを抽出すると、特定のパターンは見られず、その内容は多岐に渡る。

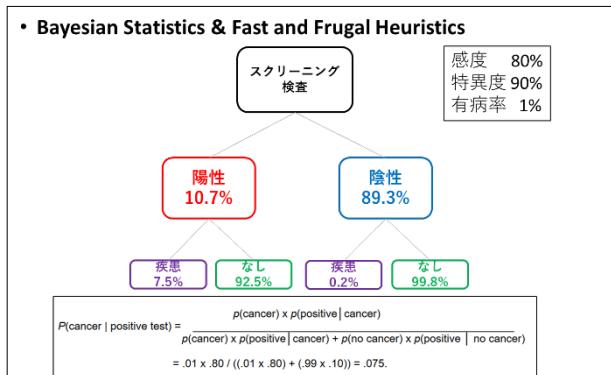


図 6 億約ヒューリスティック概念図

今回の研究で用いた解析スキームは、ベイズ統計とヒューリスティックの融合になりうる。人間の認知機能は確率で示されるより、頻度で示されることに慣れている。今回の解析スキームを用いると、より実感を伴うアルゴリズムと数値を提供することが可能になる。

## 参考文献

- 1) Hollnagel E. Safety-II in Practice. Routledge 2018; New York.
- 2) Macrae C. The problem with incident reporting. BMJ Qual Saf 2016; 25: 71-75.
- 3) Jonnagaddala J, Liaw ST, Ray P, Kumar M, Chang NW, Dai HJ. Coronary artery disease risk assessment from unstructured electronic health records using text mining. J Biomed Inform 2015; 58: S203-S210.
- 4) Shortliffe EH, Sepulveda MJ. Clinical Decision Support in the Era of Artificial Intelligence. JAMA 2018; doi:10.1001/jama.2018.17163.
- 5) Murff HJ, FitzHenry F, Matheny ME. et al. Automated identification of postoperative complications within an electronic medical record using natural language processing. JAMA 2011; 306: 848-855.
- 6) American Data Network. GOOD CATCH CAMPAIGN NETWORK. <https://www.americandatanetwork.com/good-catch/> (Accessed Nov. 9. 2018).
- 7) UPFRONT. Market Research. <http://upfrontanalytics.com/market-research-system-1-vs-system-2-decision-making/> (Accessed Nov. 9. 2018).
- 8) NHS Health Education England. Clinical Simulation Scenarios. [http://www.oxforddeanery.nhs.uk/about\\_oxford\\_deanery/clinical\\_simulation\\_training/clinical\\_simulation\\_scenarios.aspx](http://www.oxforddeanery.nhs.uk/about_oxford_deanery/clinical_simulation_training/clinical_simulation_scenarios.aspx) (Accessed Nov. 9. 2018).
- 9) SatpalParmar's Weblog. Systems Thinking. <https://satpal.wordpress.com/2011/06/02/atul-gawande-on-systems-thinking/> (Accessed Nov. 9. 2018).
- 10) Human Factors. The Human Factors Approach. <https://blogs.cmdn.dundee.ac.uk/humanfactors/193-2/> (Accessed Nov. 9. 2018).