

医薬品に関するヒヤリハット事例の解析手法の検討 ～データマイニング手法の適用～

高橋雄太[†] 木村昌臣[†] 大倉典子[†] 青砥哲郎[†] 土屋文人[‡]
芝浦工業大学[†] 東京医科歯科大学歯学部附属病院[‡]

1. 研究の背景・目的

昨今、医療の現場において投薬ミスなど、医療事故が後をたたないが、医療の現場では事前に事故を予測して事故防止策を講じることは難しい。したがって、実際に生じた事故や一歩間違えれば重大事故になったかもしれない失敗であるヒヤリハット事例を分析し、再発防止策を講じることが重要となる。現在、医療現場では事故やヒヤリハット事例の分析にSHEL分析や、統計解析などが用いられているが、これらの解析は仮説検証型であり、データの解析に先立って人間が経験から仮説を立てる必要がある。しかし、医療現場のように複雑なリスク因子が潜む場合、一般的に仮説を立てることは困難である¹⁾。

データマイニングは、データの統計的情報だけでなく、分析に際して統計的な仮説がなくても、人工知能的アルゴリズムなどを活用してデータの規則性やパターンなどを抽出できる手法である²⁾。

そこで、本研究は投薬ヒヤリハットデータをデータマイニング手法を用いて解析することで、発生した事例の統計的傾向や規則性、パターンを見出し、医療事故再発防止策のヒントや、きっかけとすることを目的とした。

2. 解析データと、使用ツール

本研究で解析するデータは、厚生労働省提案のもと11病院で収集された医療ヒヤリハット事例1074件であり、1件につき10項目の質問に対する自由記述形式の回答である。データの質問項目(フィールド)は「要因」「間違えそうになった薬剤名」「間違えそうになった剤形」「間違えそうになった規

格単位」「本来投与すべき薬剤名」「本来投与すべき剤形」「本来投与すべき規格単位」「事例内容」「意見」「備考」の10項目である。

データマイニングツールにはSPSS社のClementine 8.1を使用した。

3. 解析データの問題点と前処理

データマイニングでは前処理、本解析という段階を踏むことでデータのパターンやルールを抽出する。前処理では、本解析に使用するためのデータの加工、選択、追加を行い、本解析ではデータマイニングツールを用いてルールやパターンの導出を行う。

本研究で解析に使用するデータは、以下のような問題点が挙げられた。

- ・「事例内容にのみ文章で記入してあるものなど、未記入の欄(空白セル)が多い。
- ・同じ内容の意味でも、記入法が異なる。例を挙げると「PN ツイン」と「ピーエヌツイン」などである。
- ・「要因」フィールドの分類が、“勘違い”や、“ヒューマンエラー”、など抽象的な表現で分類されている項目がある。
- ・文で記入してあるため、データマイニングツールで扱えないフィールドがある。
- ・本解析を行う為のフィールドが十分でない。上記の問題点を解決するため、以下のような前処理を行った。
- ・記入法の統一
- ・空欄フィールドの補充
- ・フィールドの再分類
- ・フィールドの追加(「名称類似度」「htco」「チェック通過の有無」「事故原因となった業務フェーズ」「主要因2」など)

追加フィールド「名称類似度」、「htco」は文字列間の名称類似指標である。htcoは文字列間の先頭2文字及び末尾2文字の一致数を表す指標である。また、名称類似度は以下の式で定義した。

Study on analysis for near-miss cases with medicine
～Application of data mining technique～

[†] Yuta Takahashi (101054@sic.shibaura-it.ac.jp)
Masaomi Kimura, Michiko Ohkura, Tetsuro Aoto
(Shibaura Institute of technology)

[‡] Fumito Tsuchiya (Department of Hospital Pharmacy,
Tokyo Med. & Den. Univ. Dental Hospital)

名称類似度＝

$$\left\{ \frac{\text{一致数} + \sum_{i=0}^n (1 - |\text{配列番号差}_i| * 0.15) * \text{半一致数}_i}{\text{最大文字列長} * 100} \right\}$$

一致数は同一文字で同一配列番号の文字総数を表し、半一致数は同一文字で異配列番号の文字総数を表す変数である。

また、「主要因2」は「主要因」フィールドに記入されている事柄以外の要因を「事例内容」、「意見」フィールドを確認しながら追加したフィールドである。（「主要因」以外の事故要因が読み取れない場合は「主要因2」にも「要因」と同一事柄を記入した。）

4. 本解析

前処理を施したデータに対し解析を行い、各解析ごとに以下のような知見を得た。

① 間違えやすい薬剤名の組み合わせを抽出するためマルチWebグラフを用いて解析を行った。

その結果、アレロックとアテロック、プレドニンとプレドニゾロンは間違えやすい薬剤の組み合わせであることがわかった（図1）

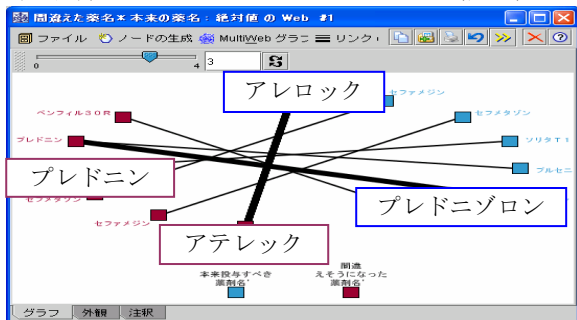


図1 誤投薬と本来投与すべき薬剤の相関図

② 事故要因と名称類似度、との間のルールを導出するため、GRIを用いて解析を行った。その結果、「名称類似度」が53.9%以上、もしくは「htco」が1.5以上である場合、「主要因」は名称類似であるというルールを得た。この条件を満たす場合、医療関係者は薬剤名を読み間違えやすいと考えられる。

③ 属性「チェック通過の有無」と「事例内容」、「事故原因となった業務フェーズ」との間のルールを抽出するため、GRIを用いて解析を行った。その結果、「事故原因となった業務フェーズ」が「調剤」で「事例内容」が「数量違い」である場合、もしくは、「事故原因となった業務フェーズ」が「処方」である場合は、ミスに気づかず、次以降の業務フェーズに移ってしまう可能性が非常

に高いということがわかった。

④ 事例内容と事故要因との相関を見るため、マルチWebグラフを用いて解析を行った。なかでも事例内容が「数量違い」と「規格違い」であるものに注目して解析を行った結果、数量違い、規格違い共に、事故要因として確認不十分との相関が非常に強いことがわかった。特に有用であると考えられる知見として、知識不足による思い込みは規格違いのミスが、処方頻度による思い込みは数量違いのミスを起こす可能性が高いことがわかった。（図2）

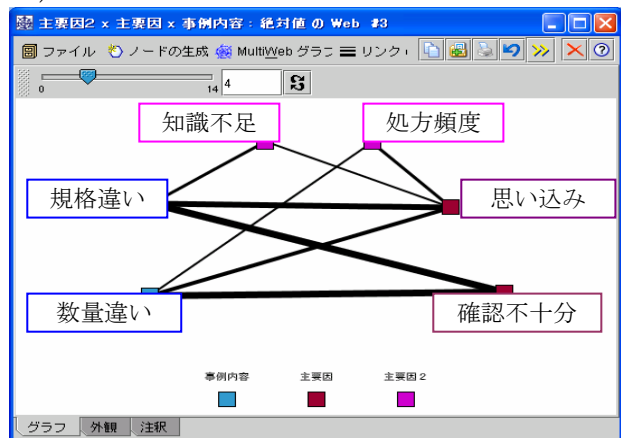


図2 規格違い、数量違いと事故要因の相関図

5. おわりに

解析の結果、投薬医療事故における事故内容と様々要因との関連を、ルールもしくは目に見える形で提示することができた。

今回得られたルールやパターンを、知識として据えるだけでなく、この知識を基にして現場の医療スタッフと共に、実際に行動に移せる改善策を思案することが重要である。

また、今回解析に用いたデータだけでは、事故要因の背景に潜むリスク因子までは特定できない。今後さらにより具体的な解析を進める場合、事故発生時間や、当日の患者数、事例当事者の業務経験年数など、事故要因のリスク因子として考えられる客観的事実もデータとして収集することが必要である。

参考文献

- 1) 松岡喜美子，横山茂樹：医療リスクマネジメント—インシデント編，2001
- 2) マイケル J.A. ベリー，ゴードン・リノフ：データマイニング手法，海文堂，1999