

紙芝居 KeyGraphによる行動の可視化によるインシデントの隠れた原因の発見

Discovery of Hidden Factors for Incident by Kamishibai KeyGraph

阿部 明典^{*1} 大澤 幸生^{*2*1} 小作 浩美^{*1} 相良 かおる^{*3*1} 桑原 教彰^{*4*1} 小暮 潔^{*1}
Akinori Abe Yukio Ohsawa

^{*1} ATR 知識科学研究所
ATR Knowledge Science Laboratories

^{*2} 東京大学
The University of Tokyo

^{*3} 西南女学院
Seinan Jo Gakuin University

^{*4} 京都工芸繊維大学
Kyoto Institute of Technology

In this paper, we propose interactive discovery method of hidden factors for incidents. Accidents or incidents tend to occur because of very small difference from ideal patterns. From the above viewpoint, we show a method which can visualize activity patterns of nurses. Then by adoption of the Kamishibai KeyGraph, we show possibilities to discover hidden factors for incidents.

1. はじめに

人間にはミスがつきものである。従って、様々なミスを除く試みがなされてきている。例えば、病院などでは、リスクマネージメント部門で、インシデントレポートから事故に関する重要なことを抜き出し、教科書のようなものを作り、それに基づき、教育を行ったりもする。財団法人日本医療機能評価機構により、医療安全ネットワーク整備事業の一環として、ヒヤリ・ハットに関する情報が網羅的に行われ、その結果として、ヒヤリ・ハット事例(重要事例)情報データベース[HiyarihattoDB]が公開されている。従って、それを参照することで頻発する医療事故に関する情報はある程度得られる。又、病院に於けるヒヤリ・ハットレポートに関して、計算機によるヒヤリ・ハットの傾向の学習の試みも行われている(例えば、[Matsuoka et al., 2002]等)。従って、頻発する事故に関しては、忙しい時に事故が起こるとか、割り込みが入ると事故が起こるなど、一般的な傾向は既に周知されている。

このような状況なので、頻発する既知の事故に関しては、準備が出来ており(prepared mind)、ある程度の熟練をつんだ人なら避けることが可能である。又、熟練をつんでいない人にとっても、授業、事前アラーム等で回避可能である。しかしながら、実際は、そうではないことがある。例えば、アラームはいつも鳴っていると、反対に慣れてしまい、本当に必要な時に役に立たないこともある。最悪の場合、アラームがうるさいので、スイッチを切ってしまう場合もある。更に、新しい現象や、稀にしか起こらない現象に対しては、このような教育は無力である。

本論文では、ヒヤリ・ハットを本来行うべきシナリオからはずれた時に起こるものであると性格づけ、業務が本来のシナリオからはずれていることを発見する手法を提案する。[Abe et al., 2007a]でも、このような考えを「シナリオ違反(scenario violation)」という観点で、既知でないヒヤリ・ハットの論理的な発見手法を提案しているが、本論文では、よりインタラクティブな発見手法を提案する。具体的には、紙芝居KeyGraph [Ohsawa et al., 2008]を用いて、看護師の業務の全体の傾向を求める。一般には、統計的手法で得られる全体的傾

向は、本来従うべき業務シナリオに準拠していると考えてよい。従って、このような全体的傾向を本来従うべき業務シナリオと考え、これを個人の業務の流れと比較することで、本来業務を行う際に従うべきシナリオと個人の業務の流れの間に差分を見つける。その差分により、シナリオ違反を発見する手法を提案する。

2. 看護師の行動データ

本節ではまず、本論文で扱う看護師のデータについて概観する。

表1: 業務分類ラベルのついたコーパスの一部

日時	時間	発話	業務分類	...
2006-12-21	08:15:22	やめのことまた伝えていきます、でー(PE40053)さん、も概算希望されてるので朝一番で聞いていきます。っとーさ	18-105 (NS間の報告、申しつぎ、申し送り)	
2006-12-21	08:17:51	「で終わりだと思います。」「うんうん」夕からでいいんですね。食べてますね「うんうん」「正當な判断ができるまで待つってゆうとって喋ってます。「しっかりしていると」「おるときにね」はい。大丈夫そうだとおも	30 (電話による連絡)	
2006-12-21	08:22:31	他科受診のチェックします。	17-103 (医師への報告、連絡、他科受診)	

我々は、E-nightingale project [Kogure, 2006]のもと、看護師にウェアラブル・デバイスを装着していたとき、看護業務を行っているデータの収集を行っている[Kuwahara et al., 2004]。看護師の身体的情報、場所等、様々なデータを探っているが、特に、イベント駆動型音声記録装置により、行っている業務に関して録音していただいている。本論文では、その録音された発話データに看護経験のある者が業務ラベルをつけたものを用いる。本データは、看護業務分析のために、書き起こし専門家が録音された発話データを書き起こし、それを看護経験者がチェック、修正し、業務分類ラベル等を付与する方法で、コーパスとしてデータを整備したものである[Ozaku et al., 2005]。尚、業務分類ラベルは、看護行為用語分類[CNP]と看護業務指針[NPCT]に準拠してつけている[Ozaku et al., 2007]。実際のデータの一部を、表1に示す。ここに示すように、コーパスには、データが得られた日時、時間、

連絡先: 阿部 明典, ATR 知識科学研究所, 〒619-0288 京都府相楽郡精華町光台 2-2-2 住所, tel: 0774-95-2557, fax: 0774-95-1409, ave@atr.jp

発話、業務分類ラベル、患者情報等が記述されている。従って、本コーパスを分析することにより、特定の日時の業務分析を様々な形態で行うことが可能になる。

発話の性質を解析し、そこからヒヤリ・ハットの可能性を示す手法に関しては[Abe et al., 2007b]で提案している。しかしながら、本論文では、発話ではなく、業務分類ラベルに注目し、業務の流れからヒヤリ・ハットの可能性を求める。

3. 看護師の行動の解析

本節では、前節で概観した E-nightingale Project で得られたコーパスデータを解析する。

3.1 C4.5 による解析

前節のデータには基本的に、時間情報と業務情報が含まれる。現在のデータを解析するにあたって、C4.5 [Quinlan, 1993] を用いる。C4.5 は負例等を必要とせず、出力される決定木も if/then 形式のルールセットと読むことも可能であるからである。本節では、前日の深夜勤から翌日の夕方までの、全看護師の業務データを解析する。結果を見やすくするために、データのうち、時間情報を時間と分に分け、更に、分を F(0-30 分)/L(31-59 分) に分ける。分情報そのままで C4.5 をかけると細か過ぎる結果が出来てしまい、業務の大きな流れが見つからない考えたからである。業務分類に関して C4.5 をかけた結果の一部を、図 1 に示す。

```

Hour <= 13 :
| Hour <= 10 :
| | Hour <= 7 :
| | | Hour <= 5 :
| | | | Hour <= 0 :
| | | | | F/L = F: 5-25-1AO201(観察、病室の巡視、全体的印象の把握)
| | | | | F/L = L: 18-109(N/S間の報告・申しつぎ、情報の整理)
| | | | Hour > 0 :
| | | | | Hour <= 2 :
| | | | | | Hour <= 1 :
| | | | | | | F/L = F: 17-103(医師への報告・連絡、他科受診)
| | | | | | | F/L = L: 34-163(職員の健康管理、休息・休憩)
| |
| |
| Hour > 7 :
| | Hour <= 8 :
| | | F/L = F: 18-105(N/S間の報告・申しつぎ、申し送り)
| | | F/L = L: 18-109(N/S間の報告・申しつぎ、情報の整理)
| | Hour > 8 :
| | | Hour > 9 : 18-110(N/S間の報告・申しつぎ、看護師間の連絡)
| | | Hour <= 9 :
| | | | F/L = F: 13-63-6A0502(診療・治療の介助、IVH・持続点滴の管理、点滴静脈内注射)
| | | | F/L = L: 18-110(N/S間の報告・申しつぎ、看護師間の連絡)
| |
| |
| | Hour <= 15 :
| | | F/L = F: 18-110(N/S間の報告・申しつぎ、看護師間の連絡)
| | | F/L = L: 18-105(N/S間の報告・申しつぎ、申し送り)
| | Hour > 15 :
| | | F/L = F: 18-105(N/S間の報告・申しつぎ、申し送り)
| | | F/L = L: 18-110(N/S間の報告・申しつぎ、看護師間の連絡)

```

図 1: C4.5 による全看護師の業務の解析（一部）

申し送りをスタッフの交替の時でしていること、夜中に仮眠をしていること、朝9時くらいから点滴等が始まっていることがわかる。本データの場合、様々な看護師データが混在しているので、業務よりは、打ち合わせが多くなされている。異なった看護師で共通して起こる業務は引継等の情報交換であるからである。

又、特定の個人のデータに関しても C4.5 をかけると、図 2 のような結果が得られる。注目すべき点は、図 1 に出現しない「33(管理業務)」が出現していることである。つまり、該当の看護師にとっては、全体の看護師の業務の傾向(個人に特異な現象は当然出てこない)と比べると、「33(管理業務)」が特異な業務であるということになる。これに関しては、比較的簡単に発見

出来たが、データが複雑になってくると、このような特異な事象を見つけるのは段々難しくなる。

```

Hour <= 11 :
| Hour <= 8 :
| | F/L = F: 18-105( N S 間の報告・申しつぎ、申し送り)
| | F/L = L: 18-109( N S 間の報告・申しつぎ、情報の整理)
Hour > 8 :
| | Hour <= 9 : 18-106( N S 間の報告・申しつぎ、カンファレンス)
| | Hour > 9 :
| | | Hour <= 10 :
| | | | F/L = F: 10-47( 安楽、患者を安心させるための会話・行為)
| | | | F/L = L: 29-150C 病棟外の連絡、看護部との連絡その他の部との連絡)
| | | Hour > 10 :
| | | | F/L = F: 33( 管理業務)
| | | | F/L = L: 15-86( 測定、その他)
...

```

図 2: C4.5 によるある看護師の業務の解析(一部)

3.2 KeyGraph による解析

KeyGraph は文書の解析に開発されたツール [Ohsawa et al., 1998] であるが、実際には、地震のような、文書以外のデータにも適用可能であり [Ohsawa & Yachida, 2000]、実際、そのようなデータの方が興味深い結果を示してきている。KeyGraph の解析により得られる結果はデータ全体の傾向を示すものであり、データ全体がどのような構成になっているかを可視化出来る。KeyGraph の特徴は、一般の統計的解析と違って、頻度の高くない事象も意味があると考えられるものを表示出来ることである。図 3 に先程の看護師全員のデータを KeyGraph で解析したものを示す。太い線は共起頻度の高い業務が結ばれている。即ち、この太い線で繋がれて表現された業務の流れは看護師の標準的な業務の流れと考えてよい。つまり、標準的シナリオと考えられる。

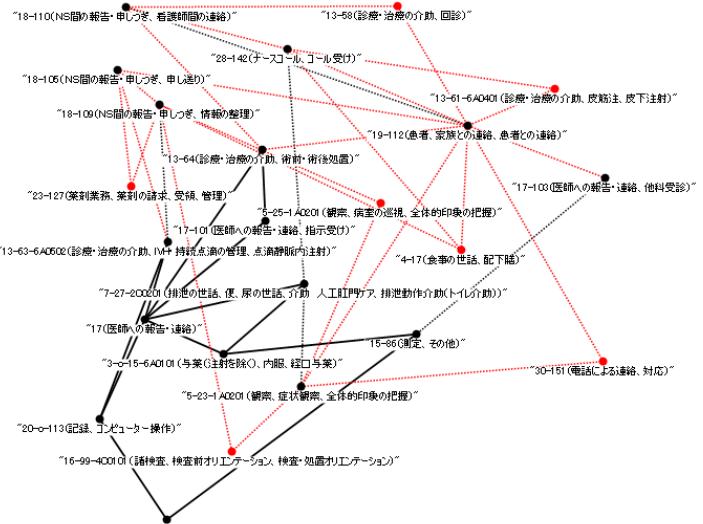


図 3: KeyGraph による看護師の業務の解析

又、ある個人の業務を KeyGraph で解析すると、図 4 のようになる。「33(管理業務)」が該当の看護師に特異の業務であることは、全体の看護師に共通する業務のシナリオを反映している図 3 に「33(管理業務)」が出てこないにも関わらず、図 4 では、それが頻度の高いラインに乗っているという点を観察する

ことにより、C4.5 の解析の時(図2)と同様に比較的容易に見て取ることが出来る。しかしながら、もっとノード間の関係が複雑になっている場合は、潜在している現象を見つけることはこのKeyGraphを眺めているだけでは難しくなる。

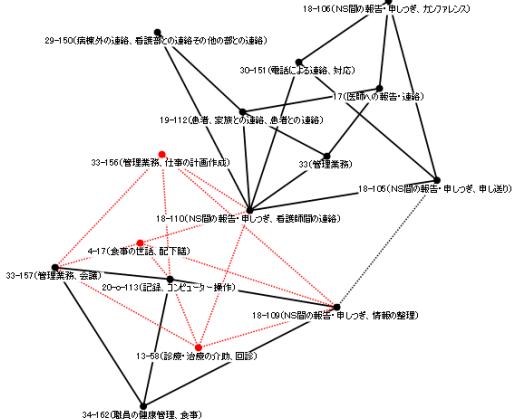


図 4: KeyGraph による看護師の業務の解析

4. 紙芝居 KeyGraph による解析

前節で C4.5 と KeyGraph による看護師の業務の分析を示した。どちらでもある程度の一般的傾向は見えるのと、ある個人に特異な現象を見つけることは可能であった。しかしながら、この特異な現象を見つけることは、一般には関係が複雑になれば難しくなる。そこで、本節では紙芝居 KeyGraph [Ohsawa et al., 2008] を導入することにより、インタラクティブにこの特異な現象を比較的に容易に発見出来ることを示す。

紙芝居 KeyGraph は、基本的には KeyGraph と同じ動作を示すが、複数の KeyGraph の結果を重ねて表示出来る所に特徴がある。特に、同じノードを出来る限り同じ場所に重ねて表示することにより、解析結果の差分を発見しやすくなる。当然、ユーザがノードの位置を変えることも可能である。

さて、前節で、一般には、KeyGraph 単独では、特異な現象を見つけるのが難しいと指摘した。例えば、図5は図4とは別の看護師の業務を KeyGraph で解析したものであるが、これだけでは、何がこの看護師にとって特異な現象なのかは見つけるのはかなり難しい。

そこで、図3と図5を紙芝居KeyGraphで分析してみる。図6がoutputされた結果である。背景に薄く表示されている絵の中で太い線の繋がりが、看護師の標準的なシナリオと考えてよい。従って、この上に乗っていない、はずれている行動が特異なシナリオであると考えてよい。この場合、「13-63-6A0502（診療・治療の介助、IVH・持続点滴の管理、点滴静脈内注射）」—「17（医師への報告・連絡）」—「20-o-113（記録、コンピューター操作）」が一連のバスとして観察されるので、標準的シナリオと考えてよい。又、頻度は高くないようであるが、「13-64（診療・治療の介助、術前・術後処置）」—「18-109（N S間の報告・申しつぎ、情報の整理）」—「18-105（N S間の報告・申しつぎ、申し送り）」も観察される。これも標準的シナリオと考えてよい。一方、図5の場合、「7-27-2C0201（排泄の世話、便、尿の世話、介助、人工肛門ケア、排泄動作介

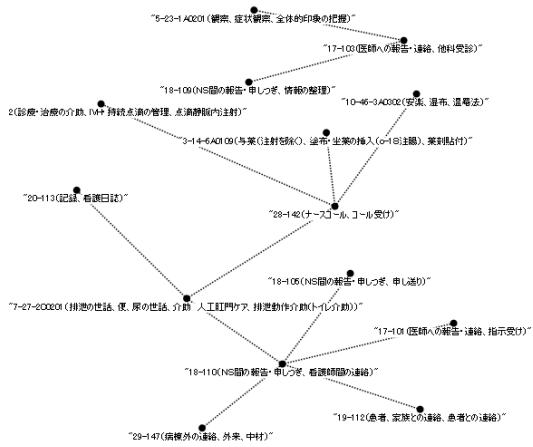


図 5: KeyGraph による看護師の業務の解析

助（トイレ介助）」が「20-113（記録、看護日誌）」と「17-101（医師への報告・連絡、指示受け）」の間にはいっているのが解かる。これは、上記とは全く違うパスであり、この看護師に特異な現象と考えてよい。

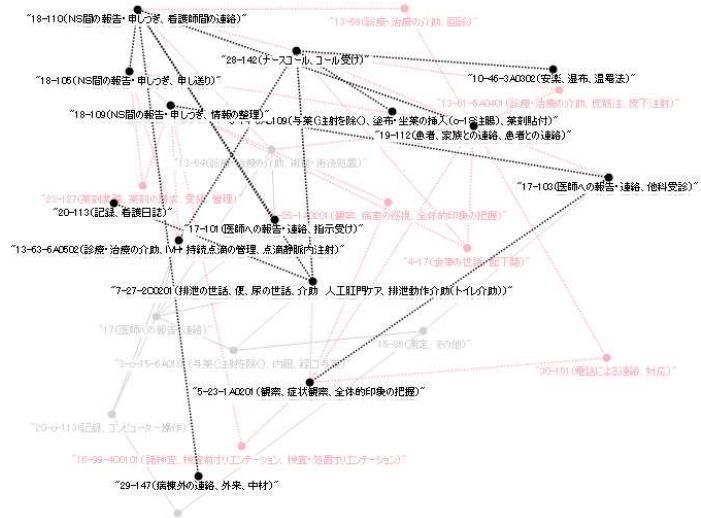


図 6: 紙芝居 KeyGraph による看護師の業務の解析

さて、上記の特異なパス、つまり、シナリオ違反であるが、実は、この時に伝達ミス又は、確認未実施によるヒヤリ・ハットと思われる現象が起こっていた。特異なパスは「28-142（ナースコール、コール受け）」からの流れの上に乗っている。つまり、ナースコールが発生したため、それに対応して、トイレ介助を行ったことが解かる。そして、その際に伝達ミス又は、確認未実施によるヒヤリ・ハットが発生した可能性があるという潜在した原因を見つけることが、このインターフェースにより、可能になつた。ヒヤリ・ハットの原因としてコミュニケーションエラー

も一因であると指摘されているが、その潜在的原因をこの手法により発見出来たのである。

コミュニケーションエラーに関しては、『横浜市大医療センターでは、毎月報告されるインシデント報告が500件程度ある中で、医療者間のコミュニケーションエラーによるインシデント報告は5%と今は少ないけれど、徐々に増加傾向にあるそうです。これはコミュニケーションが円滑に行われないことによって、いわゆる確認不足や思い込みが起こってしまったという、従来よりも一步踏み込んだ原因にまで現場の方々の意識が高まってきたということが伺えます。コミュニケーションエラーを規定する要因は、職場の人間関係や、個人の仕事への態度、職場の風土、機器の問題など、実にさまざままで、またそれらが相互に作用しあっているというとても複雑なものです。それ故、なかなかコミュニケーションエラーがインシデント、アクシデントの原因であるということが見出されにくことがあります。』[POP Vol.13, 2004] という指摘があるが、従来よりも一步踏み込んだ原因がこの手法により発見可能であると考えている。

5.まとめ

本論文では、ヒヤリ・ハットを本来行うべきシナリオからはずれた時に起こるものであると性格づけ、業務が本来のシナリオからはずれることを発見する手法を提案した。本来のシナリオからのずれの発見には、紙芝居 KeyGraph を導入し、視覚的にインタラクティブに本来のシナリオからのずれを発見出来ることを示した。実際に、伝達ミス又は、確認未実施によるヒヤリ・ハットが発生した可能性があるという潜在した原因を紙芝居 KeyGraph による業務分析により見つけることが出来た。

本論文では、C4.5に関しては、時間情報をつけ、時間の流れがわかるようにしたが、KeyGraphに関しては、業務の共起のみの情報で業務の流れを分析した。実際には、場所など、他の属性に基づくヒヤリ・ハットもあるはずで、他の属性をも含めて解析した場合、よりよい結果が得られる可能性がある。従って、将来的には、場所情報等をも含めて解析する予定である。

謝辞

本研究は平成16年度情報通信研究機構(NICT)民間基盤技術促進制度の委託研究の一環として行われた。

参考文献

- [Abe et al., 2007a] Abe A., Ozaku H.I., Kuwahara N., and Kogure K.: Scenario Violation in Nursing Activities — Nursing Risk Management from the viewpoint of Chance Discovery, *Soft Computing Journal*, Vol. 11, No. 8, pp. 799–809 (2007)
- [Abe et al., 2007b] Abe A., Ozaku H.I., Sagara K., Kuwahara N., and Kogure K.: Nursing Risk Management by Focusing on Critical Words or Phrases in Nurses' Conversations, *Int'l J. of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems*, Vol. 11, No. 5, pp. 281–289 (2007)
- [CNP] 日本看護科学学会編: 看護行為用語分類, 日本看護科学学会(2005).
- [NPCT] 日本看護協会編: 看護業務指針, 日本看護協会(2004).
- [Kogure, 2006] Kogure K.: Toward A Knowledge Sharing System Based on Understanding Everyday Activities and Situations. — Introduction to the E-Nightingale Project, Proc. of KSEL2006, pp. 1–8 (2006)
- [Kuwahara et al., 2004] Kuwahara N. et al.: Ubiquitous and Wearable Sensing for Monitoring Nurses' Activities, *Proc. SCI2004*, Vol. VII, pp. 281–285 (2004)
- [Matsuoka et al., 2002] 松岡 喜美子, 横山 茂樹: 医療データマイニングによるインシデントデータ解析 (No.2), 医療と検査機器・試薬, Vol. 25, No. 4, pp. 275–285, (2002).
- [Ohsawa et al., 1998] Ohsawa Y., Benson N. E. and Yachida M.: KeyGraph: Automatic Indexing by Co-occurrence Graph based on Building Construction Metaphor, *Proc. Advanced Digital Library Conference (IEEE ADL'98)*, pp. 12–18 (1998)
- [Ohsawa & Yachida, 2000] 大澤 幸生, 谷内田 正彦: キーワード抽出法 KeyGraph の転用による地震履歴データからの要注意活断層発見支援, 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 4, pp. 665 – 672 (2000)
- [Ohsawa & McBurney, 2003] Osawa Y. and McBurney P. eds.: *Chance Discovery*, Springer Verlag (2003)
- [Ohsawa et al., 2008] Ohsawa Y., Ito T., and Kamata M.: Kamishibai KeyGraph as Scenario Map Visualizer for Detecting Transient Causes from Sequential Data, *Proc. of DMDRM08* (2008) to appear
- [Ozaku et al., 2005] Ozaku H.I., Sagara K., Naya F., Kuwahara N., Abe A., and Kogure K.: Building Dialogue Corpora for Nursing Activity Analysis, *Proc. of LINC-2005 Workshop*, pp. 41–48 (2005)
- [Ozaku et al., 2007] 小作 浩美, 阿部 明典, 相良 かおる, 桑原 敦彦, 小暮 潔: 社会的、時空間的に分散した情報伝達過程分析のための対話コーパスの構築に向けて, 人工知能学会研究会資料, *SIG-SLUD-A701-04*, pp. 19–26 (2007)
- [Quinlan, 1993] Quinlan J. R.: *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufman (1993)
- [HiyarihattoDB] ヒヤリ・ハット事例(重要事例)情報データベース, <http://www.hiyari-hatto.jp/>.
- [POP Vol.13, 2004] 医療安全の心理学研究会会報 Letter, Vol. 13 (2004)