

200501238A

厚生労働科学研究費補助金
医療技術評価総合研究事業

外科領域の医療安全対策支援システムの開発

平成 17 年度 総括研究報告書

平成 18(2006)年 4 月

主任研究者 加藤 紘之

分担研究者 松 田 暉、二村 雄次、河野龍太郎
遠 藤 晃、福島 洋子

目次

外科領域の医療安全対策支援システムの開発

A. 研究目的	1
B. 研究方法	2
B-1. インシデントのパターン分析	
B-1-1. 統計的データ分析	
B-1-1-1. 発生場所の比較	
B-1-1-2. 発生月の比較	
B-1-1-3. 発生曜日の比較	
B-1-1-4. 発生時間の比較	
B-1-1-5. インシデントレベルの比較	
B-1-1-6. 当事者経験年数の比較	
B-1-1-7. 当事者職業の比較	
B-1-1-8. インシデント場面の比較	
B-1-2. データマイニング手法を用いたパターン分析	
B-2. 事例報告書を利用した類似文章検索システムの構築	
B-2-1. 形態素解析を利用した文章解析	
B-2-2. 類似度の定義	
B-2-3. 評価方法	
B-3. Medical-SAFER の導入を支援するインシデント対策支援システムの構築	
B-3-1. ヒューマンエラー事象分析手法 Medical-SAFER	
B-3-2. Medical-SAFER に必要な基本データの抽出	
C. 研究結果	5
C-1. インシデントデータの分析	
C-1-1. 統計的手法を用いたデータ分析	
C-1-1-1. 発生場所の比較	
C-1-1-2. 発生月の比較	
C-1-1-3. 発生曜日の比較	
C-1-1-4. 発生時間の比較	
C-1-1-5. インシデントレベルの比較	
C-1-1-6. 当事者経験年数の比較	
C-1-1-7. 当事者職業の比較	
C-1-1-8. インシデント場面の比較	
C-1-2. データマイニング手法を用いたデータ分析	
C-2. 事例報告書類似文章検索システムの評価	
C-2-1. 茶釜を用いた形態素解析	
C-2-2. ROC 曲線による評価	
C-2-3. 事例報告書類似文章検索システムの概要	
C-3. Medical-SAFER の導入を支援するインシデント対策支援システムの概要	
C-3-1. Medical-SAFER の分析演習	
C-3-2. インシデント対策支援システム	
D. 考察	18
D-1. インシデントデータの分析	
D-2. 事例報告書類似文章検索システム	
D-3. インシデント対策支援システム	
E. 結論	19
参考文献	20

外科領域の医療安全対策支援システムの開発に関する研究

主任研究者 加藤 紘之（北海道大学大学院 腫瘍外科）

研究要旨：本研究では、診療における外科系インシデントについて、医療安全対策支援システムを構築することを目的とした。過去に起きたインシデントを分析した対策事例データベースがこのシステムの根幹となり、最終的には安全対策のガイドラインの指針を明確にした上で、医療安全対策支援システムを構築する。

研究は3年計画で、本年度は昨年度の結果を受け、北海道大学病院のデータでインシデントのパターン分析を行い、また原因と対策の推論エンジンの開発、並びに使いやすいソフトの開発を念頭に置いたインシデント対策支援システムを構築

A. 研究目的 する。

本研究は、外科学会安全委員会を中心に全国の外科系主要施設の協力を得て、主に外科診療における事例を対象にして、診療におけるインシデント事例を集積し分析することで、最終的に安全のためのガイドライン作成の指針を得ることを目的として行われている。また本研究では過去に起きたインシデントからの経験を共有し、有効なインシデント対策を得られる対策事例データベースを備えた医療安全対策支援システムの構築を目指している。これは業務における医療従事者の心理的負担の軽減、医療の信頼性の向上、ひいては医療事故の発生防止により安全な医療を国民に提供するという社会的貢献につながる。

研究期間は3ヵ年で構成されており、次の通りである。

① 事前解析

(1) 平成14年度北海道大学医学部附属病院におけるインシデント・事件事例1800例を事前分析し、エラーのパターン化、分析の一定方法を明確にする。

(2) 平成15年度のインシデント・事件事例における背景要因・対策などのデータを集積する。

② 6大学附属病院の協力を得て、インシデント・事故データならびに防止対策データの収集と解析

(1) 6カ所の大学病院において、インシデント・事件事例10,000例データを収集する。

(2) インシデント分析手法の開発を行う。収集されたデータを分析し、分類項目の明確なデータベース構築を目的とした分析手法を開発する。

(3) 対策データベースの構築を行う。エラー対策の4Mをベースに、環境と人間の両方を対象としたデータベースを構築する。

③ インシデント対策支援システムを構築する。

(1) 原因と対策の推論エンジンの開発をおこなう。パターンマッチングやデータの視覚化支援、データマイニングなどを開発する。

(2) 使いやすいソフトの開発：入力を容易にした画面を開発する。

初年度のインシデント事例報告システムの開発では、既存のシステムを改良し、歯科領域を含む広範囲にわたるインシデント報告の入力に対応させ、個々の事例の類似性をパターンマッチングにより検討するためのデータ収集を可能とした。また、報告者の入力データに対するジェネラルリスクマネージャーの修正フィードバックの履歴を解析することで、インシデントレポートの確実度を向上させた。

一方、この事例報告システムの制作と実運用を通して得られたデータを基に、データマイニングの手法を考慮した解析を実施し、外科系と内科系でのインシデントの質の差を調査した。しかし、データ数が不足していたため詳細な評価、分析を行うにいたらなかった。

さらに医療におけるインシデントに特化した分析手法の開発のため、個々のインシデント対応策を分類するモデルの検討を行った。ヒューマンファクター工学におけるモデルを参考に、(1) やめる（なくす）、(2) できないようにする、(3) わかりやすくする、(4) やりやすくする、(5) 知覚させる、(6) 予測させる、(7) 安全優先の判断をさせる、(8) 能力をもたせる、(9) 自分で気づかせ

る、(10) エラーを検出する、(11) エラーに備える、という11項目を設定した。

前年度は初年度で指摘したデータ不足を補うため、6カ所の大学病院の協力を得てインシデント・事故データならびに防止対策データ10,000例を目標に、インシデント報告データの収集と解析を行った。しかし、それぞれの大学病院で使用されているインシデント報告システムでは、採用している項目の違うため、共通した項目が限定されてしまい、データ分析を行うために使用できる項目数が減少し、結果的にインシデントのパターン抽出までには至らなかった。また、インシデント対策案を検討するためには根拠のあるデータが必要であり、データの量以外にもデータの質も重要であることが分かった。

本年度は前年度までの結果を受け、北海道大学病院のインシデント報告システムで得られたデータのみを用いてインシデントのパターン分析を行った。

インシデント対策支援システムの構築では過去の事例報告書から類似文章を検索し、その過去類似事例から過去に執られた対策を参照して、対策案を検討できる機能を作成した。さらに、インシデント分析を行うための分析手法として、ヒューマンファクター工学をベースに開発されたヒューマンエラー事象分析手法 Medical-SAFER¹⁾を用い、それを行うための基本データをインシデント報告システムおよび事例報告書から抽出して分析に必要な項目を抽出することを支援するシステムの構築を行った。

B. 研究方法

B-1. インシデントのパターン分析

前年度は6ヶ所の大学病院の協力を得て、10,000事例を目標にデータを収集し、分析を行ったが、それぞれの大学病院で使用しているインシデント報告システムの違いによりデータを統合するのに労力を要した。また、その統合したデータでは有効な分析を行うための情報が不足していた。

本年度はその結果を受け北海道大学病院のデータのみで分析を行う。対象は平成15年4月1日から平成18年3月15日報告分までに北海道大学病院のインシデント報告システムに報告されたデータを用いた。この研究計画が始まってから3年が経過するが、北海道大学病院のインシデントデータだけでも8,000例以上の報告が集まっており、十分な数といえる。

B-1-1. 統計的データ分析

統計的データ分析に使用したパラメータは前年度の分析で使用した発生状況を表すパラメータ「インシデント場面」、「発生場所」、「発生曜日」、「発生時間」、「当事者職業」、「当事者経験年数」、「インシデントレベル」に「発生月」、「インシデント内容」を加えて分析を行った。

これらのパラメータを使用して統計的分析を過不足なくすべての場合について行うとすると、1,023通りの組み合わせが考えられる。すべてのものについて分析を行うことは困難であるので、前年度と同じ項目について行い、データ全体と年度ごとに対して比較した。さらに、分析中に気になった項目については、より深く分析を進めた。それぞれの比較項目の統計的検定手法は正規分布を仮定したパラメトリック検定より、分布によらないノンパラメトリック検定を積極的に用いた。ノンパラメトリック検定はパラメトリック検定より判定が厳しいため、ノンパラメトリック検定で判定された結果はより妥当性が増すといえる²⁾³⁾。

B-1-1-1. 発生場所の比較

全例および年度間で外科領域、内科領域のインシデント報告に差があるか調査した。

B-1-1-2. 発生月の比較

全例および年度ごとのインシデント報告に発生月で差があるか調査した。

B-1-1-3. 発生曜日の比較

全例および年度ごとのインシデント報告に発生曜日で差があるか調査した。

B-1-1-4. 発生時間の比較

全例および年度ごとのインシデント報告に発生時間で差があるか調査した。

B-1-1-5. インシデントレベルの比較

全例および年度ごとのインシデント報告にインシデントレベルで差があるか調査した。

B-1-1-6. 当事者経験年数の比較

全例および年度ごとのインシデント報告に当事者経験年数で差があるか調査した。

B-1-1-7. 当事者職業の比較

全例および年度ごとのインシデント報告に当事者職業で差があるか調査した。

B-1-1-8. インシデント場面の比較

全例および年度ごとのインシデント報告にインシデント場面で差があるか調査した。

B-1-2. データマイニング手法を用いたパターン分析

データマイニングは膨大なデータの分析に威力を発揮する。統計分析は分析結果に仮説を立て、その仮説を裏付ける有意差を検定するのに対し、データマイニングは探索的にデータ分析を行えるため、想定外の有効な知見も発見できる可能性がある。調査者が今回のような膨大な分析を、想定外の知見ももらさず仮説検定で発見することは非常に困難である。加えてそのほとんどの検証は無駄に終わるか、ありきたりな結果しか導くことはできない。分析にデータマイニングを用いることでの時間の短縮や負担の軽減は調査者が医療従事者であれば計り知れない。

今回我々はデータマイニング手法に前年度の報告で採用した決定木分析⁴⁾⁵⁾を用いて分析を行った。決定木分析を行うソフトウェアは Weka version 3.4.7 を用いた⁶⁾。また決定木分析と同じく決定ルールで結果を表すラフ集合でも分析を行い、両者の比較を試みた。

ラフ集合は 1982 年に Z. Pawlak らによって提唱された新しい理論である⁷⁾⁸⁾。ラフ集合理論は対象の集合を特徴付ける情報を粗く（ラフに）することで、対象の集合（決定ルール）を求める手法である。ラフ集合はこれまで、感性工学の分野で利用されてきたが、小笠原らはインシデントの発生要因分析にラフ集合を用い、第 25 回医療情報学連合大会（横浜 2005 年）にて発表を行った⁹⁾。小笠原らは分析に用いたソフト上の制約から対象数とラメータを絞って分析を行ったが、我々はラフ集合理論に基づいた分析ツールを自作し、できるだけ多くの対象、パラメータ数での分析を試みた。

B-2. 事例報告書を利用した類似文章検索システムの構築

北海道大学病院における事例報告書は、医療事故について作成され医療事故情報収集等事業^{10) 11)}において報告義務がある報告書と、ジェネラルリスクマネージャーが報告書を必要と判断した重要なインシデントに対して作成された報告書の 2 つを指す。その内容は当事者、対象者およびその関係者にインタビューを行い、発生状況など詳細な記述となっており、その内容には今後の予防策も含まれている。対策案を立てる際、またはインシデントのメカニズムを分析する際など、インシデント報告だけではその場の状況や背後関係が

把握しにくい。その点で事例報告書はデータとして最良といえる。我々は過去の類似事例報告を参照することで、対策案を立てる際などの支援につながると考えた。そこで、過去の事例報告書に文章解析を行い、類似事例を検索することを試みた。

B-2-1. 形態素解析を利用した文章解析

一般にコンピュータは人間の言語を理解することはできない。ましてや文章の類似も認識することはできない。コンピュータで文章の類似を判断するためには、文章からの情報抽出と類似を判断するアルゴリズムが必要である。

文章から情報を抽出するには文章を形態素に分割する（つまり形態素解析）必要がある。形態素とはそれ以上分けると言語としての意味を失ってしまう文字列の最小単位のこと、形態素解析とは文章を形態素に分解する処理のことを言う¹²⁾。形態素解析を行うソフトウェアは奈良先端科学技術大学院大学松本研究室が開発した「日本語形態素解析システム『茶筌』 version 2.3.3」^{13) 14)}を使用した。茶筌は大学の研究室や企業においても広く使われているオープンソースソフトウェアである。

茶筌は形態素に分解する際に辞書を用い、さらに分析にあわせて専用の辞書（例えば、病名辞書、放射線用語辞書など）を追加してその分割精度を高めて利用するが¹⁵⁾、今回は事例報告書の類似検索が有効であるかの調査であるので専用辞書の追加は行わず、一般語辞書 ipadic 2.7.0 (239,631 語)¹⁶⁾のみを用いた。

文章解析は過去に発生した事例報告書を茶筌で形態素に分割し、その形態素群をその報告書に含まれる情報とした。これにより含まれている形態素の出現頻度から、その報告書の特徴を表すパラメータとして利用できる。

茶筌での形態素解析結果は文章ごとのテキスト形式で出力されるため利用しにくい。形態素の検索を容易にするため、各報告書から分割された形態素を報告書の登録番号と結び付けてデータベースに登録した。

B-2-2. 類似度の定義

情報検索の分野でシステム評価の指標として用いられている recall（再現率）、precision（適合度）¹⁷⁾を今回、我々は次のように定義し、類似度を表す指標として用いた。図 1、2 はそれぞれの形態素群の概念とは指標の概念を表している。

本システムはここで定義した類似度からデ

データベースに登録されている過去の事例報告書に順位をつけ、リスト化し表示する。

$$\text{distinct-recall} = \frac{Cd}{Ad}$$

$$\text{distinct-precision} = \frac{Cd}{Bd}$$

$$\text{overlap-recall} = \frac{Co}{Ao}$$

$$\text{overlap-precision} = \frac{Co}{Bo}$$

Ad : 検索文の重複しない形態素の個数
 Bd : 対象文の重複しない形態素の個数
 Cd : 検索文と対象文に共通する重複しない形態素の個数
 Ao : 検索文の形態素の全個数
 Bo : 対象文の形態素の全個数
 Co : 検索文と対象文に共通する形態素の全個数

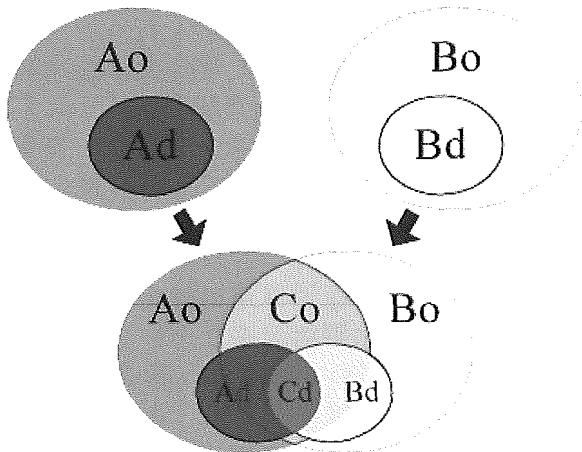


図1. 検索文、対象文の形態素群と共通形態素の概念

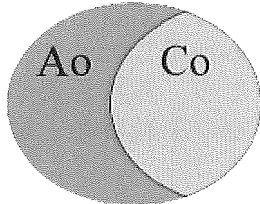
distinct-recall



distinct-precision



overlap-recall



overlap-precision

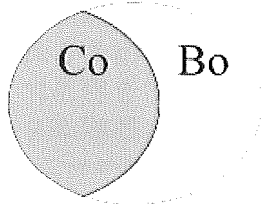


図2. recall と precision の概念

今回、構築した類似文章検索システムを評価するために、比較対象となる一般的なシステムとして、JUSTSYSTEM 社製 Concept Base IV¹⁸⁾ を用いて、同様の類似度検索を行った。

Concept Base IVはテキスト情報からその内容（コンセプト）を抽出し、内容の類似性を判定するテキストマイニングソフトウェアである。

Concept Base IVの類似度判定には、まず文章に形態素解析を行い、ベクトル空間モデルを利用した統計処理で類似度判定を行っている。Concept Base IVでの類似度は相対スコアとしてシステム上に表示されるものを用いた。

本システムの類似度とこの相対スコアとは異なる基準に基づいた数値であるため、同一に比較することはできない。そこで我々は主観的評価を行うために用いられる ROC 解析で両者の比較を行った¹⁷⁾。

ROC 曲線を算出するソフトウェアはシカゴ大学が開発した ROCKIT¹⁹⁾を用いた。過去事例の類似に関する評価をジェネラルリスクマネージャーらにより、両システムの結果を見ずに「似ている」・「似ていない」の2値で判断し、それをその検索の正解と定義した。ROC 解析ではこの正解を両システムでどの程度よく分類されたかを判定できる。ROC 曲線の比較には Az 値を用いた。図3に ROC 曲線と Az 値の関係を示す。Az 値は ROC 曲線と原点、(1, 1)、(1, 0)の点で囲まれた部分の面積で、ROC 曲線を比較するための値であり、Az 値が大きいほどよいシステムであるといえる。

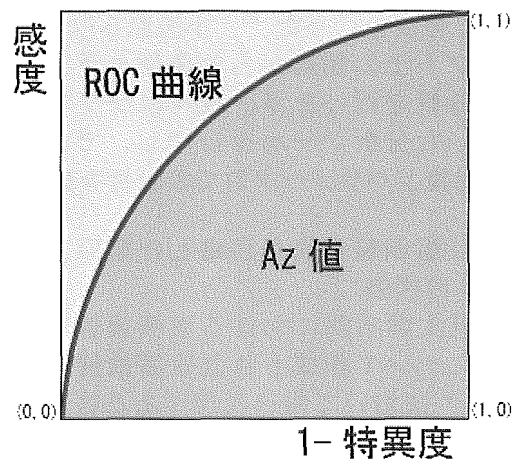


図3. ROC 曲線と Az 値の関係

B-2-3. 評価方法

対象は平成15年4月23日から平成17年12月10日までの事例報告書101例を用いた。その中から4事例を選択し、類似検索の検索対象事例とした。

B-3. Medical-SAFER の導入を支援するインシデント対策支援システムの構築

河野らは報告されたインシデントは単に集計され、統計データとして報告されている場合が多く、集計から有効な対策が導き出され

ることはまれである。また、事故やエラーに対する見方・考え方が間違っているために、有効な対策が立てられないと指摘している²⁰⁾。

分析者の見方・考え方を換え、ヒューマンエラーはなぜ発生するかを正しく理解すること、理に適った事故防止策を立てて実行することが、インシデントを再発させない、また事故に至らせないために必要なことであるとしている。

B-3-1. ヒューマンエラー事象分析手法 Medical-SAFER

インシデントを分析する分析手法は数多く存在するが、中でも Medical-SAFER はヒューマンファクター工学に基づいており、体系的なヒューマンエラー事象分析手法である。Medical-SAFER は医療現場で利用することを主目的として開発され、原因追及と対策立案を支援できる¹⁾。

Medical-SAFER の分析方法は、分析、対策実施、評価を 7 段階にわけ、手順化されている。手順の構成を表 1 に示す。

現在、北海道大学病院医療安全管理部ではインシデントを分析する際の分析手法として Medical-SAFER が北海道大学病院に適しているか、実際にインシデント分析を Medical-SAFER を用いて検証している。

表 1. Medical-SAFER の分析手順

手順 1 : 事象の整理 (分析)	起こった事象を整理し、何がどのように起こったかという事実を把握する。
手順 2 : 問題点の抽出 (分析)	事象をよく理解して含まれて居る問題点を抽出する。
手順 3 : 背後要因の推定 (分析)	なぜ、そのような問題が起きたのかという背後要因を探す。
手順 4 : 対策案の列挙 (対策)	問題点やそののは以後要因をなくすための対策を考える。
手順 5 : 実施する対策の決定 (対策)	実行可能性を基に対策案を評価し、実行する対策を選ぶ。
手順 6 : 対策の実施 (実施)	誰が、いつまでに、どのようにして実施するかを決め、的確に実施されたかどうかを確認する。
手順 7 : 対策の評価 (評価)	実施した対策に効果があったのか、あるいは新たな問題点はないかなどを評価する。

B-3-2. 分析に必要な基本データの抽出

北海道大学病院における Medical-SAFER を用いた分析では、インシデント報告システムあるいは当事者、対象者などのインタビュー記載から、日付、時間の情報、その登場人物、物、場所の情報を列挙し、事例をそれぞれの事柄の起こった順に時系列で並び変えて表示することから始まる。時系列に個々の事象を並べることは背後要因を考える上で非常に重要となる。実際に北海道大学病院では分析のために、これらのインタビュー記事などをまとめた分析ドキュメントを作成し分析を行う。こうすることで事象が整理され、スムーズに分析に導入することができる。そのためにはシステムに登録されているテキストから日付、時刻、人物、物、場所の情報を自動もしくは半自動で取り出すことができれば、効率よく分析を進めること可能となる。

そこで我々は B-2. で用いた形態素解析のノウハウを生かし、システム登録された文章を形態素解析することで、効率よく分析に必要なデータを抽出し、Medical-SAFER のための分析ドキュメントの作成を支援するシステムの構築を試みた。

我々のシステムにはインタビュー記事を入力できるシステムがないため、インシデント報告や事例報告書などの今現在システムに登録されている文章を用いざるを得ない。今回は試験的なシステムであるため、形態素解析を行う文章には B-2. と同じく事例報告書を使用した。形態素解析には茶筌を使用した。

C. 研究結果

C-1. インシデントデータの分析

C-1-1. 統計的手法を用いたデータ分析

表 2 に平成 15 年 4 月 1 日から平成 18 年 3 月 15 日報告分までのデータを、年度ごとの報告数の割合として示す。

表 2. 年度ごとの報告数

年度	15 年度	16 年度	17 年度
報告数の割合 (%)	33.4	33.5	33.1

報告数の割合は 3 年度とも同程度の割合であった。年度ごとの割合に偏りがないので、このまま分析を続ける。以下、表中の割合で示した数値の単位はすべて%とする。

C-1-1-1. 発生場所の比較

表 3 に発生場所の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図 4

に示す。

表3. 発生場所の違いによる年度ごとの報告数の割合

発生場所	15年度	16年度	17年度	全体
外科領域	54.4	45.1	43.9	47.8
内科領域	28.2	33.9	34.4	32.2
その他	17.4	21.0	21.7	20.0

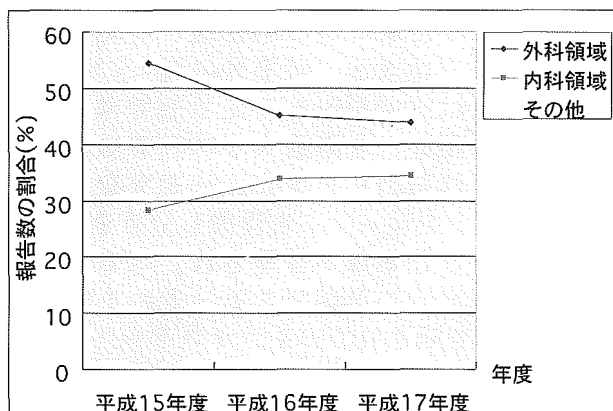


図4. 発生場所の違いによる年度ごとの報告数の割合

図4からは年度が進むにつれ外科領域のインシデントが減少し、内科領域、その他が増加しているように観察される。これについて χ^2 乗検定で検定を行うと $P < 0.01$ になり、年度と発生場所の間に有意差があることが認められた。よってこの3年間に外科領域のインシデント報告割合は減少し、それ以外の領域ではインシデント報告割合が増加していることが分かった。だが外科領域がその他の領域に比べ、報告割合が高いことは変わらない。それぞれの年度でのインシデント報告数の割合には、有意差は認められないので、外科領域で減少した分、それ以外の領域の報告の増加で数を補っているといえる。

しかしここでは、この3年間で外科領域にとられたインシデント対策が報告数を減らしたかは言うことができない。図からは平成16、17年度はほぼ差がないこと、外科領域の初年度は群を抜いて報告数が多いことから、外科領域で発生したインシデントが積極的に報告され、その以外の領域では報告に積極的ではなかったかもしれないということが予測できる。

インシデント報告は半数以上が看護職員によるものであることは周知の事実である。そこで次に、外科領域とその他の領域で職種により報告割合が違うかを検証する。

表4に外科領域とその他の領域について、職種ごとの報告割合の年度比較を示す。また、そのグラフを図5に示す。

図4の年度ごとの動向と図4の看護職員の年度ごとの動向はほぼ一致しており、報告割

合の多い看護職員の動向に左右されていただけであることが分かる。

表4. 外科領域とその他の領域について、年度で比較した職種ごとの報告割合

外科領域				
職種	15年度	16年度	17年度	全体
看護職員	36.2	29.9	31.7	32.6
医師・歯科医師	10.1	7.7	6.7	8.2
その他	7.6	7.5	5.1	6.8
薬剤職員	0.1	0.0	0.1	0.0
臨床検査技師	0.0	0.0	0.0	0.0
放射線技師	0.1	0.0	0.0	0.0
事務職員	0.1	0.0	0.0	0.1
臨床工学技士	0.0	0.0	0.3	0.1
リハビリ職員	0.0	0.0	0.0	0.0
その他の領域				
職種	15年度	16年度	17年度	全体
看護職員	28.9	34.4	36.8	33.3
医師・歯科医師	6.0	7.2	6.5	6.6
その他	7.8	9.6	7.8	8.4
薬剤職員	1.2	1.7	3.1	2.0
臨床検査技師	0.7	0.5	0.8	0.7
放射線技師	0.3	0.4	0.1	0.3
事務職員	0.2	0.3	0.5	0.3
臨床工学技士	0.2	0.6	0.2	0.3
リハビリ職員	0.1	0.2	0.1	0.2
複数職種	0.0	0.1	0.1	0.1
栄養士	0.1	0.0	0.0	0.0

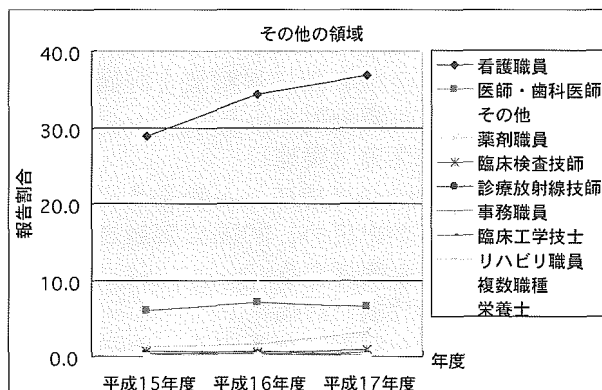
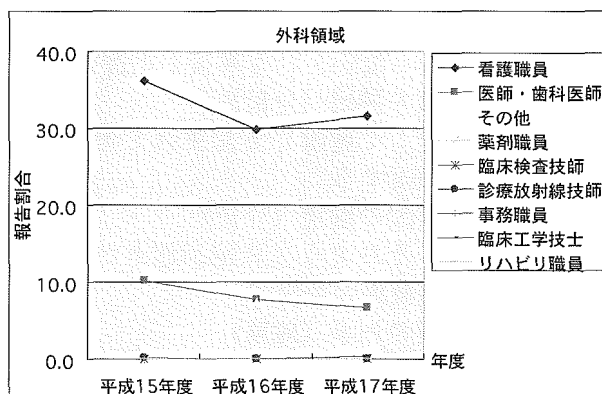


図5. 外科領域とその他の領域について、年度で比較し

た職種ごとの報告割合

外科領域の看護職員の報告割合とその他の領域の看護職員の報告割合の増減がほぼ同程度であることから、勤務配置転換によりインシデントをよく起こす看護職員が外科領域からその他の領域へ移動したため、このような動向になったと考えることもできるが、断定することはできない。

C-1-1-2. 発生月の比較

表 5 に発生月の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図 6 に示す。年度ごとのデータ収集期間の違いや月ごとの日数の違いがあるので、割合は月の日数で正規化した。

表 5. 発生月の違いによる年度ごとの報告割合

発生月	15年度	16年度	17年度	全体
4月	7.0	8.7	8.2	8.0
5月	8.0	8.5	7.8	8.2
6月	9.2	8.7	8.8	9.0
7月	9.1	7.2	9.4	8.6
8月	7.7	7.1	8.5	7.8
9月	7.7	7.4	7.7	7.6
10月	7.6	7.2	8.1	7.7
11月	7.6	9.6	8.8	8.7
12月	6.7	7.3	7.4	7.2
1月	6.1	6.4	6.1	6.2
2月	6.9	6.5	7.3	6.9
3月	8.7	7.9	4.4	6.3

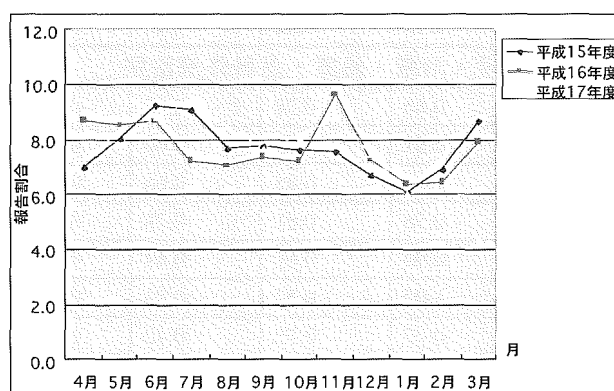


図 6. 発生月の違いによる年度ごとの報告割合

図 6 からは 5、6、11 月に発生割合が多くその他の月はほぼ一定であるように観察される。また、平成 17 年度の 3 月は 1 点だけ外れた値のように観察される。これについてクラスカル・リス検定で検定を行うと $P = 0.87 > 0.01$ となり、有意差は見られなかった。よって年度間で発生した月によるインシデント報告の発生割合には関係がないことが分かった。

次に月ごとのインシデント発生割合に有意差があるかを検証した。クラスカル・リス検定では $P = 0.044 > 0.01$ となり、有意差は認められなかった。よって月ごとのインシデント発生割合には関係がないことが分かった。ただし、この検定ではインシデント場面の種類を見ておらず、月ごとに報告数は同じでも発生したインシデント場面の違いがある可能性が予測される。

次にインシデント場面ごとの報告件数について発生月で差があるかを検証した。表 6 にインシデント場面ごとによる発生月のインシデント報告割合を示す。また、そのグラフを図 7 に示す。

表 6. インシデント場面ごとによる発生月のインシデント報告割合

	15年度	16年度	17年度	全体
その他の場面				
4月	0.26	0.26	0.22	0.24
5月	0.22	0.14	0.25	0.20
6月	0.22	0.15	0.11	0.16
7月	0.11	0.18	0.35	0.21
8月	0.25	0.04	0.32	0.20
9月	0.15	0.00	0.22	0.12
10月	0.11	0.04	0.04	0.06
11月	0.19	0.15	0.04	0.12
12月	0.11	0.11	0.04	0.08
1月	0.07	0.11	0.07	0.08
2月	0.08	0.08	0.12	0.09
3月	0.18	0.04	0.00	0.09
その他の療養上の世話				
4月	0.04	0.04	0.00	0.02
5月	0.11	0.04	0.04	0.06
6月	0.04	0.04	0.07	0.05
7月	0.07	0.04	0.00	0.04
8月	0.07	0.00	0.00	0.02
9月	0.04	0.07	0.11	0.07
10月	0.00	0.11	0.04	0.05
11月	0.00	0.07	0.04	0.04
12月	0.00	0.14	0.07	0.07
1月	0.00	0.00	0.14	0.05
2月	0.04	0.04	0.04	0.04
3月	0.07	0.00	0.00	0.03
ドレーン・チューブ類				
4月	1.38	1.56	1.53	1.48
5月	1.84	1.61	1.55	1.66
6月	1.86	1.78	1.68	1.76
7月	1.44	1.61	1.55	1.53
8月	1.73	1.43	1.84	1.66
9月	2.12	0.96	2.04	1.70
10月	1.58	1.58	2.08	1.74

11月	1.79	1.82	1.90	1.82
12月	0.97	1.72	1.27	1.31
1月	1.04	1.36	1.20	1.20
2月	1.46	0.60	1.53	1.19
3月	1.44	1.43	0.73	1.29
医療機器				
4月	0.26	0.26	0.15	0.22
5月	0.22	0.14	0.28	0.21
6月	0.26	0.33	0.18	0.26
7月	0.29	0.25	0.04	0.19
8月	0.22	0.18	0.14	0.18
9月	0.22	0.33	0.04	0.20
10月	0.14	0.36	0.14	0.21
11月	0.11	0.26	0.29	0.22
12月	0.32	0.29	0.32	0.31
1月	0.25	0.11	0.14	0.17
2月	0.31	0.16	0.35	0.27
3月	0.40	0.22	0.22	0.29
医療用具				
4月	0.07	0.07	0.11	0.09
5月	0.04	0.14	0.04	0.07
6月	0.11	0.11	0.15	0.12
7月	0.07	0.07	0.39	0.18
8月	0.00	0.07	0.07	0.05
9月	0.15	0.19	0.00	0.11
10月	0.22	0.11	0.18	0.17
11月	0.07	0.11	0.11	0.10
12月	0.18	0.00	0.14	0.11
1月	0.04	0.04	0.04	0.04
2月	0.04	0.16	0.08	0.09
3月	0.11	0.04	0.00	0.06
給食・栄養				
4月	0.15	0.04	0.07	0.09
5月	0.04	0.11	0.14	0.09
6月	0.30	0.11	0.04	0.15
7月	0.25	0.14	0.18	0.19
8月	0.29	0.07	0.18	0.18
9月	0.00	0.11	0.04	0.05
10月	0.07	0.14	0.07	0.09
11月	0.11	0.15	0.07	0.11
12月	0.14	0.18	0.04	0.12
1月	0.14	0.11	0.21	0.15
2月	0.04	0.04	0.04	0.04
3月	0.25	0.00	0.07	0.11
検査				
4月	0.52	0.96	0.69	0.72
5月	0.36	0.65	0.53	0.51
6月	1.08	0.56	0.37	0.66
7月	0.94	0.39	0.78	0.70
8月	0.40	0.36	0.46	0.40
9月	0.48	0.37	0.73	0.53

10月	0.65	0.50	0.32	0.49
11月	0.37	0.56	0.33	0.42
12月	0.47	0.36	0.49	0.44
1月	0.36	0.36	0.35	0.36
2月	0.54	0.52	0.31	0.45
3月	0.61	0.29	0.29	0.41
合併症・副作用・偶発症				
4月	0.15	0.41	0.22	0.26
5月	0.43	0.25	0.28	0.32
6月	0.11	0.44	0.55	0.37
7月	0.14	0.36	0.25	0.25
8月	0.22	0.36	0.25	0.27
9月	0.07	0.44	0.22	0.24
10月	0.25	0.25	0.28	0.26
11月	0.15	0.44	0.33	0.31
12月	0.22	0.18	0.39	0.26
1月	0.32	0.54	0.14	0.33
2月	0.38	0.36	0.27	0.34
3月	0.43	0.39	0.22	0.37
指示・情報伝達				
4月	0.56	0.59	0.40	0.51
5月	0.58	0.39	0.39	0.45
6月	0.71	0.19	0.15	0.34
7月	1.01	0.25	0.32	0.52
8月	0.58	0.43	0.18	0.39
9月	0.74	0.33	0.00	0.35
10月	0.36	0.25	0.11	0.24
11月	0.48	0.52	0.29	0.43
12月	0.25	0.39	0.07	0.24
1月	0.11	0.32	0.07	0.17
2月	0.27	0.36	0.27	0.30
3月	0.61	0.32	0.15	0.40
手術・治療・処置・歯科外来治療				
4月	0.86	0.74	0.62	0.73
5月	0.61	0.39	0.60	0.53
6月	1.04	0.85	0.66	0.84
7月	0.76	0.61	0.78	0.71
8月	0.90	0.61	0.64	0.71
9月	1.00	0.52	0.33	0.61
10月	0.47	0.75	0.42	0.54
11月	0.52	0.56	0.47	0.51
12月	0.86	0.29	0.46	0.53
1月	0.47	0.39	0.53	0.46
2月	0.73	0.24	0.66	0.54
3月	0.65	0.65	0.22	0.56
処方・与薬				
4月	2.12	2.71	2.74	2.51
5月	3.13	3.41	2.90	3.13
6月	3.05	3.59	3.29	3.29
7月	3.06	2.65	3.46	3.04
8月	2.48	2.51	3.04	2.66

9月	1.97	2.85	2.81	2.53
10月	2.84	2.33	2.90	2.68
11月	3.05	3.82	2.96	3.26
12月	2.23	2.62	2.79	2.53
1月	2.48	1.83	2.01	2.10
2月	2.23	2.38	2.66	2.41
3月	2.84	2.62	1.53	2.47

調剤・製剤管理

4月	0.15	0.15	0.18	0.16
5月	0.14	0.11	0.04	0.09
6月	0.15	0.22	0.22	0.20
7月	0.22	0.07	0.35	0.21
8月	0.00	0.14	0.18	0.11
9月	0.19	0.11	0.18	0.16
10月	0.18	0.14	0.42	0.25
11月	0.07	0.26	0.44	0.26
12月	0.22	0.04	0.18	0.14
1月	0.11	0.07	0.21	0.13
2月	0.08	0.16	0.43	0.22
3月	0.25	0.18	0.44	0.26

転倒・転落

4月	0.78	1.30	1.28	1.11
5月	0.65	1.36	1.13	1.04
6月	0.93	0.56	1.75	1.08
7月	0.94	0.65	1.34	0.97
8月	0.83	1.04	1.55	1.14
9月	0.71	1.19	1.42	1.10
10月	0.94	0.86	1.52	1.10
11月	1.00	1.30	1.83	1.37
12月	0.76	1.22	1.55	1.17
1月	0.79	1.40	1.02	1.07
2月	1.00	1.43	0.94	1.11
3月	1.08	1.94	0.51	1.30

輸血

4月	0.04	0.07	0.15	0.09
5月	0.00	0.07	0.11	0.06
6月	0.07	0.04	0.07	0.06
7月	0.11	0.04	0.04	0.06
8月	0.07	0.07	0.04	0.06
9月	0.04	0.07	0.04	0.05
10月	0.00	0.14	0.04	0.06
11月	0.00	0.00	0.11	0.04
12月	0.04	0.14	0.04	0.07
1月	0.07	0.07	0.11	0.08
2月	0.04	0.00	0.08	0.04
3月	0.04	0.07	0.00	0.04

療養上の世話

4月	0.22	0.26	0.55	0.34
5月	0.32	0.39	0.21	0.31
6月	0.07	0.41	0.26	0.24
7月	0.43	0.50	0.32	0.41

8月	0.29	0.32	0.28	0.30
9月	0.48	0.41	0.11	0.33
10月	0.47	0.25	0.21	0.31
11月	0.26	0.41	0.33	0.33
12月	0.50	0.18	0.21	0.30
1月	0.36	0.22	0.32	0.30
2月	0.23	0.48	0.08	0.26
3月	0.43	0.39	0.37	0.40

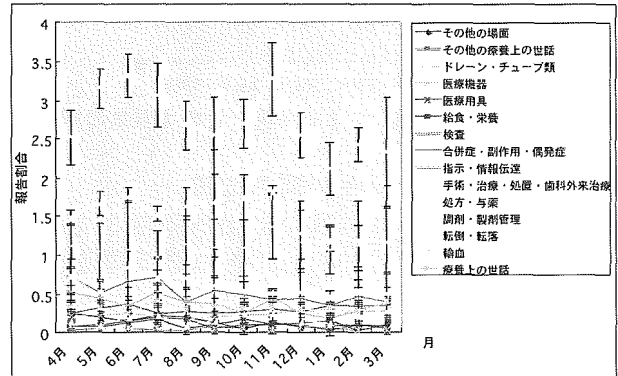


図7. インシデント場面ごとによる発生月のインシデント報告割合

図7では処方・与薬のインシデントの報告数が多く、6月と11月に報告数が増加しているような傾向に見える。しかし、クラスカルワリス検定で検定すると $P = 0.019 > 0.01$ となり、有意な差は認められなかった。よってインシデント場面ごとの報告割合と発生月には関係がないといえる。

C-1-1-3. 発生曜日の比較

表7に発生曜日の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図8に示す。

図7では月曜から金曜のウィークデーではほぼ一定の割合で発生している。土曜、日曜での報告割合はそれより低い割合を示しているが、ほぼ一定となっている。これは当然、病院内で業務している人数によるものである。年度間の差はクラスカルワリス検定で $P = 0.81 > 0.01$ で、もちろん有意な差は認められない。よって、曜日の違いと年度間には関係はないことが分かる。

表7. 発生曜日の違いによる年度ごとの報告数の割合

	15年度	16年度	17年度	全体
月曜日	15.7	14.6	14.6	15.0
火曜日	17.0	16.5	15.8	16.4
水曜日	14.3	15.7	17.9	15.9
木曜日	16.5	16.8	16.5	16.6
金曜日	15.9	17.1	16.6	16.5
土曜日	10.1	9.8	9.7	9.9
日曜日	10.5	9.6	9.0	9.7

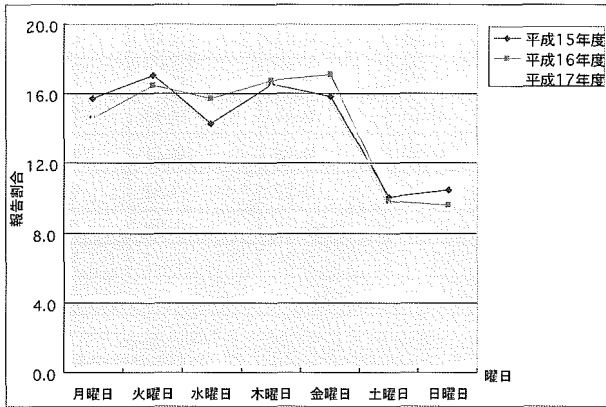


図8. 発生曜日の違いによる年度ごとの報告数の割合

C-1-1-4. 発生時間の比較

表8に発生時間の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図9に示す。

図9では日勤帯が始まる8時から徐々に上昇し始め、正午付近の報告割合が最も多く、準夜勤帯にかけて下がり、夜勤帯は最も少ない。クラスカルワリス検定では $P = 0.021 > 0.01$ で年度間に有意差は認められなかった。グラフの変化は発生曜日の分析と同様に勤務している人数によると考えられる。

加えて発生場所の違いにより発生時間でインシデント報告割合が変化するか調査した。

表8. 発生時間の違いによる年度ごとの報告割合

発生時間	15年度	16年度	17年度	全体
0時～3時台	7.2	6.8	7.4	7.1
3時～6時台	6.4	6.1	7.1	6.5
6時～9時台	12.1	13.7	14.7	13.5
9時～12時台	19.6	18.8	18.7	19.0
12時～15時台	16.1	14.8	16.9	15.9
15時～18時台	14.7	14.7	12.8	14.1
18時～21時台	11.5	11.7	10.5	11.2
21時～24時台	8.0	7.7	7.5	7.7
不明	4.4	5.8	4.3	4.9

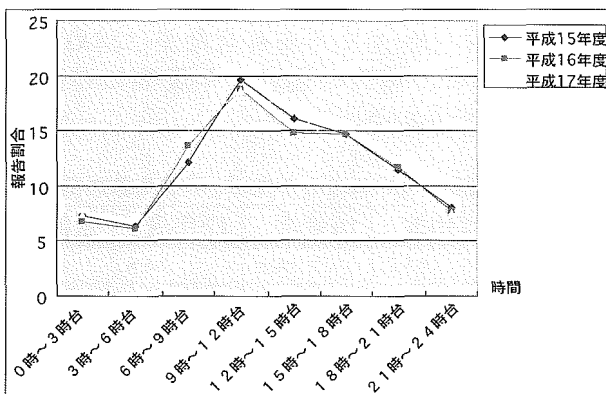


図9. 発生時間の違いによる年度ごとの報告割合

表9に発生場所の違いによる時間ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図10に示す。

表9. 発生時間の違いによる発生場所ごとの報告割合

発生時間	外科領域	内科領域	その他	全体
0時～3時台	7.0	7.0	4.2	7.1
3時～6時台	8.4	8.2	5.7	6.5
6時～9時台	15.3	16.9	17.6	13.5
9時～12時台	17.6	17.0	25.8	19.0
12時～15時台	14.7	13.7	17.7	15.9
15時～18時台	13.2	14.4	12.5	14.1
18時～21時台	10.2	9.7	6.8	11.2
21時～24時台	8.5	8.4	4.8	7.7
不明	5.0	4.6	4.8	4.9

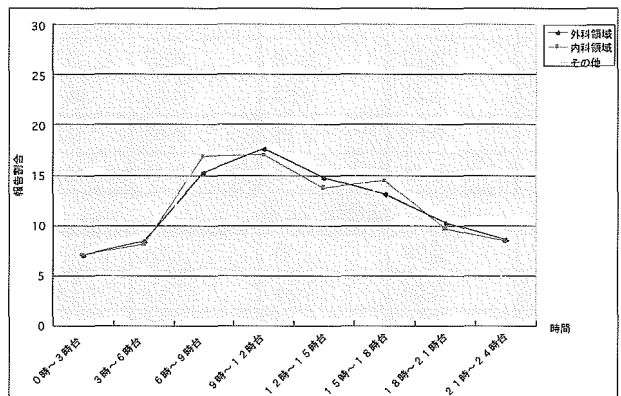


図10. 発生時間の違いによる発生場所ごとの報告割合

図10では外科領域と内科領域のグラフがほぼ一致しており、その他の領域が日勤帯に斗出しているように見える。クラスカルワリス検定では $P = 0.90 > 0.01$ となり、発生場所の3つの領域で差は認められない。よって発生場所と発生時間には関係が認められない。

C-1-1-5. インシデントレベルの比較

表10にインシデントレベルの違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図11に示す。

表10. インシデントレベルの違いによる年度ごとの報告数の割合

レベル	15年度	16年度	17年度	全体
0	13.32	10.82	9.53	11.23
1	56.97	63.96	66.61	62.50
2	16.14	12.13	10.68	12.99
3a	11.86	10.09	11.23	11.06
3b	1.61	2.56	1.74	1.97
4b	0.07	0.18	0.04	0.10
5	0.04	0.26	0.15	0.15
その他	0.00	0.00	0.04	0.01

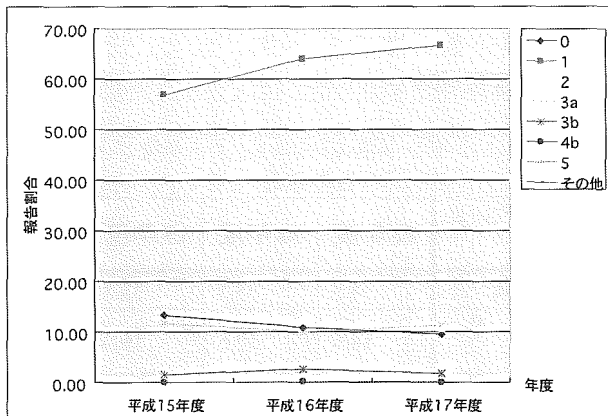


図 11. インシデントレベルの違いによる年度ごとの報告数の割合

図 11 ではインシデントレベル 1 では年度が進むにつれ報告割合が増加し、インシデントレベル「0」、「2」は減少している。そのほかのレベルはその年度とも一定である。クラスカルウォリス検定では $P = 0.49 > 0.01$ となり、有意な差は見られない。よって、年度ごとに報告割合の変動はないといえる。

次に発生場所の違いでインシデントレベルに差があるかを検証する。表 11 に発生場所の違いによるインシデントレベルごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図 12 に示す。

表 11. 発生場所の違いによるインシデントレベルごとの報告数の割合

	外科領域	内科領域	その他	全体
0	10.3	8.5	17.8	11.2
1	58.6	70.4	59.3	62.5
2	14.0	11.0	13.7	13.0
3a	14.2	8.8	7.1	11.1
3b	2.6	1.1	1.9	2.0
4b	0.2	0.0	0.1	0.1
5	0.2	0.2	0.1	0.1

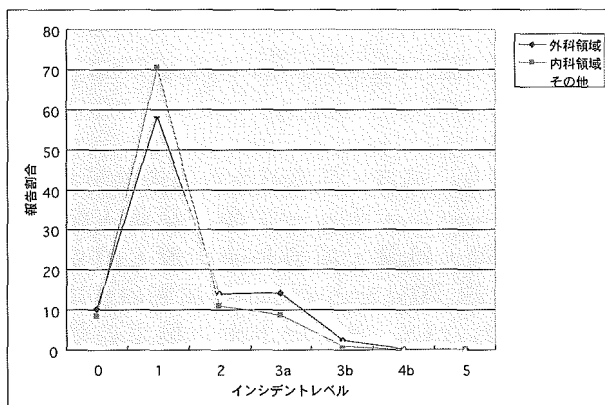


図 12. 発生場所の違いによるインシデントレベルごとの報告数の割合

図 12 のグラフから、発生場所の違いでそれ

ぞれのインシデントレベルの発生報告割合がほぼ同一であることが分かる。クラスカルウォリス検定では $P = 0.99 > 0.01$ でやはり有意差はない。よって、発生場所とインシデントレベルには関係がない。

C-1-1-6. 当事者経験年数の比較

表 12 に当事者経験年数の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図 13 に示す。

表 12. 当事者経験年数の違いによる年度ごとの報告割合

経験年数	15年度	16年度	17年度	全体
1～3	27.5	24.8	27.9	26.7
4～6	11.6	12.7	12.6	12.3
7～9	8.9	9.3	6.8	8.4
10～12	4.4	5.0	5.7	5.1
13～15	5.0	3.9	4.5	4.5
16～18	3.0	3.9	3.5	3.5
19～21	3.3	3.0	2.4	2.9
22～24	1.5	2.2	2.8	2.2
25～27	1.1	0.5	1.6	1.1
28～30	0.1	0.6	0.6	0.5
31～33	0.4	0.7	0.5	0.5
34～36	0.3	0.2	0.6	0.4
37～	0.4	0.4	0.2	0.3
不明	32.4	32.9	30.1	31.8

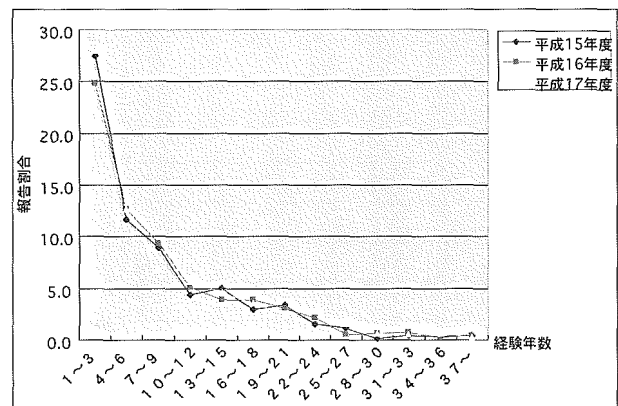


図 13. 当事者経験年数の違いによる年度ごとの報告割合

図 13 では年度間にはほぼ差がなく、経験年数が低いほどインシデントの報告割合が大きく、経験年数が高いほど報告割合が少ないように見える。クラスカルウォリス検定でも $P = 0.18 > 0.01$ となり、年度間には有意さはない。よって年度の変化と経験年数ごとの報告割合には関係がない。しかし、ここで経験年数が低いほどインシデントを発生し、経験を積みればインシデントが減少するというわけではない。一般的に経験年数が大きくなるほど人数が減っていくものであるため、これは単に経

験年数ごとの病院職員数であるかもしれない。ただ今回は職員マスタから病院職員の経験年数と ID を抽出することができなかつたため、検証することができなかつた。本来であれば、職員の経験年数で正規化した上で分析しなければならない。

C-1-1-7. 当事者職業の比較

表 13 に当事者職業の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図 14 に示す。

表 13. 当事者職業の違いによる年度ごとの報告割合

当事者職種	15年度	16年度	17年度	全体
看護職員	65.1	64.3	68.5	65.9
医師・歯科医師	16.1	14.9	13.2	14.8
薬剤職員	1.3	1.7	3.2	2.1
臨床検査技師	0.7	0.5	0.8	0.7
診療放射線技師	0.4	0.4	0.1	0.3
事務職員	0.4	0.3	0.5	0.4
臨床工学技士	0.2	0.6	0.5	0.4
リハビリ職員	0.2	0.3	0.1	0.2
複数職種	0.0	0.1	0.1	0.1
栄養士	0.3	0.0	0.0	0.1
その他	15.2	17.0	12.9	15.0

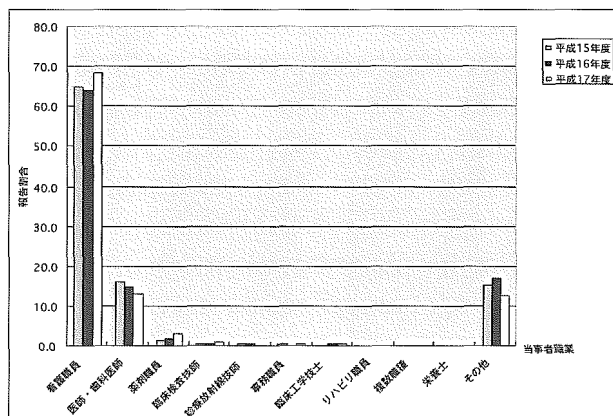


図 14. 当事者職業の違いによる年度ごとの報告割合

どの年度も看護職員が報告の約 65% を占めている。次いでその他の職種と医師・歯科医師は約 15%、薬剤職員が約 2% と続く。看護職員、医師・歯科医師の 2 つで約 80% を占めている。医師、歯科医師は若干年度で減少しているように見えるが、前述したように有意差はない。これもまたそれぞれの職種の人員で正規化しなければ、職種ごとの比較を行うことができない。

C-1-1-8. インシデント場面の比較

表 14 にインシデント場面の違いによる年度ごとの報告数の割合を示す。また、そのグラフを図 15 に示す。

表 14. インシデント場面の違いによる年度ごとの報告数の割合

インシデント場面	15年度	16年度	17年度	全体
処方・与薬	31.5	33.3	33.1	32.6
ドレーン・チューブ類	18.6	17.5	19.0	18.4
転倒・転落	10.4	14.2	16.0	13.5
手術・治療・処置・歯科外来治療	8.9	6.6	6.4	7.3
検査	6.8	5.8	5.7	6.1
指示・情報伝達	6.3	4.3	2.4	4.3
療養上の世話	4.1	4.2	3.1	3.8
合併症・副作用・偶発症	2.9	4.4	3.4	3.6
医療機器	3.0	2.9	2.2	2.7
調剤・製剤管理	1.8	1.6	3.1	2.2
その他の場面	1.9	1.3	1.8	1.7
給食・栄養	1.8	1.2	1.1	1.4
医療用具	1.1	1.1	1.3	1.2
輸血	0.5	0.8	0.8	0.7
その他の療養上の世話	0.5	0.6	0.6	0.5

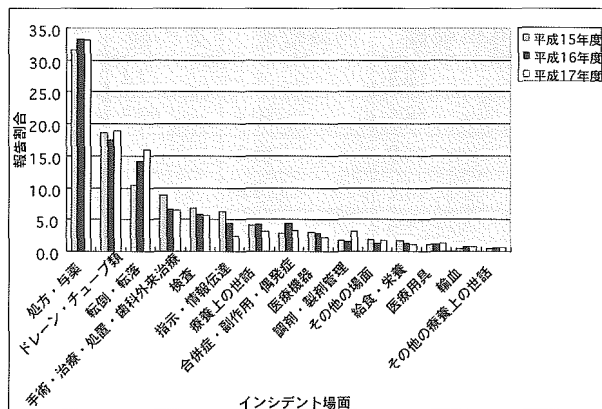


図 15. インシデント場面の違いによる年度ごとの報告数の割合

図 15 より、処方・与薬が最も報告数が多く、ついでドレーン・チューブ類、転落・転倒、手術・治療・処置・歯科外来治療と続く。上位 4 つで約 70% を占める。年度間の差はほとんど見られない。フリードマン検定の年度間の検定では $P = 0.89 > 0.01$ となり差は認められない。よって、年度の変化によるインシデント場面ごとの報告割合には関係が認められない。上位 3 つは看護職員が主に報告するインシデントである。

C-1-2. データマイニング手法を用いたデータ分析

別紙 1 に年度ごとに決定木分析した具体的な結果を示す。また表 15 に得られた決定ルール数の数を示す。

表 15 では年度ごとに報告数にはほぼ変化はないが、決定ルール数が減っている。主に変化が大きいのはドレーン・チューブ類、検査、指示・情報伝達、手術・治療・処置・歯科外来治療、処方・与薬、転倒・転落である。クラスカルワリス検定では $P > 0.01$ となり有意差が認められた。決定ルールが減少しているということはルールが単純化できたということ、報告内容に変化がなく、まとまっているということである。決定ルールがまとまっているなら、インシデント対策を講じる対象を限定しやすい。また、決定ルール数と報告数には因果関係はない。年度によるルール数の変化はこれまでとられた対策により決定ルールが減少したかとは言えない。

表 15. 年度ごとに分析した決定木分析による決定ルール数

インシデント場面	15年度	16年度	17年度	全体
その他の場面	2	3	3	10
その他の療養上の世話	0	1	1	1
ドレーン・チューブ類	26	19	9	21
医療機器	2	7	5	6
医療用具	0	2	5	6
給食・栄養	2	0	1	1
検査	12	12	5	21
合併症・副作用・偶発症	16	26	18	27
指示・情報伝達	21	14	1	19
手術・治療・処置・歯科外来治療	30	24	18	24
処方・与薬	41	26	17	33
調剤・製剤管理	3	3	1	4
転倒・転落	11	18	3	19
輸血	0	1	0	1
療養上の世話	1	6	1	3
総計	167	162	88	196

それぞれの決定ルールを見てみると、どの年度も第一分岐の項目は当事者職種である。また、第一分岐の項目で決定されるルールは、例えば「当事者職種＝放射線技師」のとき「検査」、「当事者職種＝薬剤師」のとき「調剤・

製剤管理」など、決定されるインシデント場面は職種で特有のものとなっている。分岐の項目は最大で第五段階までである。分岐が起こる傾向としては、どのパラメータでもそのパラメータ内の「その他」の項目でルールが分岐している。

別紙 2 に平成 17 年度を対象にしたラフ集合の結果を示す。また、表 16 に決定木分析で得られた決定ルールとラフ集合で得られた決定ルールの件数の比較をインシデント場面ごとに示す。

自作したラフ集合ツールでは、分析を行ったコンピュータの性能によりすべてのパラメータで分析することはできなかった。そこでインシデント場面間に影響が少ないと思われる発生月を分析条件からはずして分析を行った。比較を行うための決定木分析も同じパラメータ数で分析しなおした。この場合の全ルール数は 81,599 となる。

ラフ集合の結果の表示は決定木分析の要因が第一、第二... と階層化に対し、階層化されてはいない。ラフ集合では対象に対して対象と合わないものとの違いを抽出しルール化する。そのため階層化は行われない。

表 16. 平成 17 年度を対象としたラフ集合と決定木分析で得られた決定ルール数の比較

インシデント場面	ラフ集合	①	②	③	決定木分析
その他の場面	63	6	3	4	2
その他の療養上の世話	14	0	0	14	0
ドレーン・チューブ類	192	23	6	0	7
医療機器	39	6	2	6	4
医療用具	21	4	0	4	1
給食・栄養	7	0	0	7	1
検査	107	18	4	0	4
合併症・副作用・偶発症	105	21	3	3	13
指示・情報伝達	37	3	0	3	1
手術・治療・処置・歯科外来治療	153	25	4	0	11
処方・与薬	330	84	25	0	8
調剤・製剤管理	72	30	13	13	1
転倒・転落	155	47	19	0	4
輸血	6	0	0	6	1
療養上の世話	31	0	0	0	0
総計	1332	267	79	60	58

決定木分析とラフ集合で得られた決定ルール数は圧倒的に決定木分析で得られたものの方が少ない。これは決定木分析において対象

となる集合の中で、誤差の範囲とみなせる微量な要素に対して作成されたルールを取り除く、「枝刈り」という処理を行っているからである⁴⁾⁵⁾。この枝刈りにより増えすぎるルール数を減らしている。しかし枝刈りされたルールに属するデータはエラーとなってしまう、分類の精度を悪くしてしまう。

ラフ集合では枝刈りのような処理はない。また決定木分析では1つのデータから決定ルールは1つしか作られないが、ラフ集合では1つのデータから1つ以上の決定ルールが作られる場合がある。このため決定ルール数が多いと推測される。

表16中の①、②、③ではラフ集合で算出されるCovering Index(以下CI)を用いて枝刈りのような処理を行った。ラフ集合では木構造で結果を表示しないのでこの処理を「枝刈り」と呼ぶことはできないので「足きり」と呼ぶことにする。①は対象インシデント場面で、その決定ルールが当てはまった数が2個以上あるもの、②は同じく当てはまった数が3以上のも、③はCIが0.03以上のものとした。

足きりされていないラフ集合の件数はほぼデータ件数に起因していると考えられる。①・②と③では件数の配分がかなり異なっている。これはCIが対象の中で、その決定ルールが当てはまった数を対象数で割ったもので表されるため、対象数が増えた場合、CIの分母が大きくなり全体としてCIが下がってしまう傾向にあるためである。今回の場合は②で足きりするのが妥当であると考えられる。

ラフ集合と決定木分析に共通する決定ルール数は21個であった。また共通していない項目でもパラメータの違いが1つのものがほとんどであり、相反する決定ルールは1つもなかった。

ラフ集合と決定木分析で得られた決定ルールを比較すると、ラフ集合ではラフにルールを求めるためルール数が多くなり、決定木分析は枝刈りによりエラーが増えるがルール数が少ない。また、決定木分析の場合は対象数によらず決定ルールを算出できるが、ラフ集合では対象の数が多すぎるとCIによる評価が難しくなる。そのため評価にCIを用いるなら、対象数を同程度にするか、CIを用いないなら別の基準を用いなければならない。

インシデント対策案を立てる際の意味決定としてこの手法を用いるには3つの方法を提案することができる。①決定木分析だけを用いて、対象を絞り対策案を立てる。②決定木分析で発生状況を絞り、絞った中からラフ集

合を行う。ラフ集合を追加して行うことで絞られた決定ルールの他の可能性を検査することができる。③2つの分析を同時に行い、共通する決定ルールについて対策案を立てる。どれを採用するかは調査者しだいであるが、インシデントの対策は迅速にそして的確に行わなければならないため、効率的に対象を絞る必要がある。さらに調査者がこの分析を用いるには、ここで得られた決定ルールに根拠を持たせるため統計学的分析とあわせて評価しなければならない。

C-2. 事例報告書類類似文章検索システムの評価

C-2-1. 茶釜を用いた形態素解析

図16に本システムの類似検索表示のチャートを示す。別紙3に医療安全対策支援システム画面遷移図を示す²¹⁾。

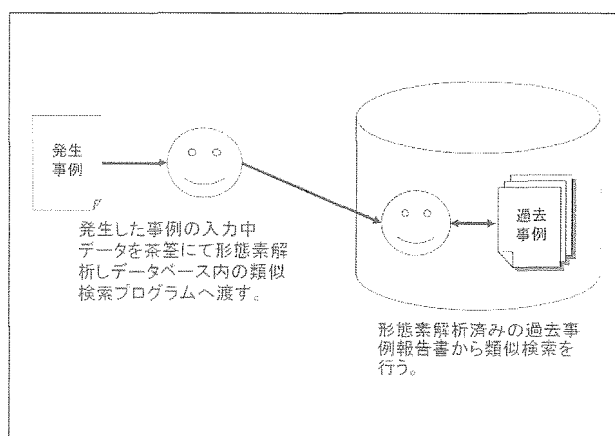


図16. 本システムの類似検索表示のチャート

事例報告書入力システムに新たな事例報告書が登録された段階で、その事例報告書に対し茶釜で形態素解析を行い、そこで得られた形態素群は類似検索を行うプログラムへ渡す。過去の事例報告書は事前に形態素解析を行いデータベースに登録しておく。次に類似検索を行うプログラムは新たな事例報告書の形態素群とデータベースに登録されている過去事例報告書の形態素群との類似度を算出して、過去事例報告書に順位をつける。類似検索を行うプログラムで得られた順位を基にリスト化して画面に表示させる。

ここで表17に茶釜による形態素解析の例を示す。茶釜の形態素解析結果は形態素に区切り、その形態素に読み、原型、品詞の情報を付加し表示する。茶釜は形態素解析を行う際、辞書を用いるが、今回は茶釜でもともと使われている一般語辞書しか用いていない。また、分野に特化した辞書を追加することで、分割精度を上げることが期待できる¹⁵⁾²²⁾。

表 17 から分かるように、比較的一般的な言葉は妥当に分割されているようだが、「食道癌」といった病名や「内視鏡的」などの医療用語は一般語辞書に登録されていないため、分割されてしまっている。今回は調査のため専門辞書を追加せず形態素解析を行ったが、分割精度を上げるためには病名辞書、医学用語辞書などの追加も考慮する必要がある。また今回の解析は事例報告書に対するものであるため、医療リスクマネジメントで特有の用語やその病院に特化した用語の追加も加えて調査する必要がある。

表 17. 茶釜による形態素解析例

例文：

食道癌は比較的早期であり、内視鏡的切除で病変は完全切除が可能であるが、転移の可能性が...

形態素	読み	原型	品詞
食道	シヨクドウ	食道	名詞-一般
癌	ガン	癌	名詞-一般
は	ハ	は	助詞-係助詞
比較的	ヒカクテキ	比較的	副詞-一般
早期	ソウキ	早期	名詞-一般
で	デ	だ	助動詞 特殊・ダ 連用形
あり	アリ	ある	助動詞 五段・ラ行アル 基本形
、	、	、	記号-読点
内	ウチ	内	名詞-一般
視	シ	視	名詞-接尾-サ変接続
鏡	カガミ	鏡	名詞-一般
的	テキ	的	名詞-接尾-形容動詞語幹
切除	セツジョ	切除	名詞-サ変接続
で	デ	で	助詞-格助詞-一般
病変	ビョウヘン	病変	名詞-一般
は	ハ	は	助詞-係助詞
完全	カンゼン	完全	名詞-形容動詞語幹
切除	セツジョ	切除	名詞-サ変接続
が	ガ	が	助詞-格助詞-一般
可能	カノウ	可能	名詞-形容動詞語幹
で	デ	だ	助動詞 特殊・ダ 連用形
ある	アル	ある	助動詞 五段・ラ行アル 基本形
が	ガ	が	助詞-接続助詞
、	、	、	記号-読点
転移	テンイ	転移	名詞-サ変接続
の	ノ	の	助詞-連体化
危険	キケン	危険	名詞-形容動詞語幹
性	セイ	性	名詞-接尾-一般
が	ガ	が	助詞-格助詞-一般
：	：	：	：

茶釜の長所としては①解析速度が速い、②一般語は妥当な分割となる。短所としては①アルファベットや数字、記号が認識できない、②認識できない語の品詞は未知語となる、③専門辞書を追加しても辞書のチューニングによっては過分割が起こることも指摘されている²²⁾。過分割を回避するため、形態素解析後に過分割された複合語として形態素を合成するアルゴリズムの導入も考慮しなければならない²³⁾。

C-2-2. ROC 曲線による評価

図 16 に茶釜での形態素で算出された類似度 distinct-recall、distinct-precision、overlap-recall、overlap-precision でリスト化した結果と Concept Base IV の ROC 曲線を示す。表 18 にそれぞれの ROC 曲線の Az 値を示す。

表 18. 類似度計算の違うシステムによる Az 値の比較

	事例 1	事例 2	事例 3	事例 4
Concept BaseIV	0.62	0.84	0.68	0.79
chasen- distinct-recall	0.66	0.72	0.33	0.56
chasen- distinct-precision	0.57	0.91	0.74	0.93
chasen- overlap-recall	0.74	0.73	0.42	0.62
chasen- overlap-precision	0.58	0.88	0.76	0.88

図 17 では事例によって ROC 曲線の形が違ってくる。また、Concept BaseIV はベクトル空間モデルを利用して類似度を算出しているが、chasen-overlap-precision と酷似したラインを通っている。

重複した、または重複しないにかかわらず、recall と precision では precision での Az 値の方が高値となっている。

通常、情報検索分野の類似度には検索文にどれだけ近いかを求めるため recall を用いる¹⁷⁾。precision の Az 値が良かった事の理由として茶釜の分割精度に起因していると考えられる。過分割されてしまった語（今回の例では「内視鏡的」が「内」、「視」、「鏡」、「的」に分割されていること）がこれとは別に過分割された語（例えば「救急部内」が「救急」、「部」、「内」に分割された場合）に含まれていた場合（この例の場合は両者に「内」が共通している状態）には類似度が高いと誤認してしまう可能性がある。茶釜の形態素解析の精度を上げるには専門用語辞書を加え、さらに辞書のチューニングを行うことで向上すると考えられる。

C-2-3. 事例報告書類似文章検索システム

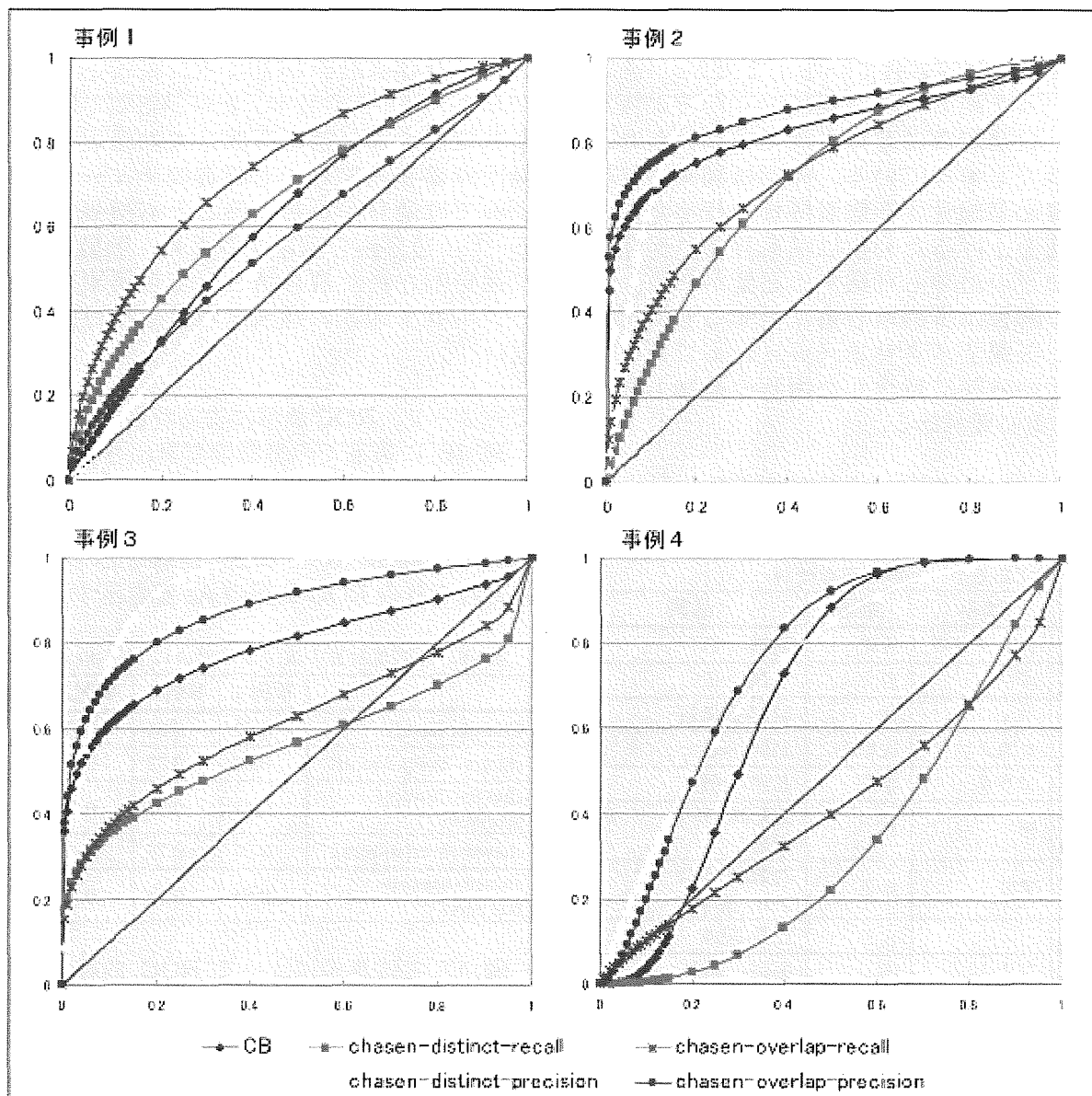


図17. ROC曲線

ムの概要

本システムにおける類似検索を行うプログラムの類似度の指標には ROC 曲線による評価で最も結果の優れていた **overlap-precision** を採用した。今後、専門辞書の追加などのバージョンアップが行われた際は再度、検討する必要がある。

図 18-22 に実際の事例報告書類似文章検索システムの画面を示す。

図 18 は事例報告書入力画面に入った最初に表示される画面である。事例報告書に入力すべき項目が入力できる。

図 19 は今後の対応策を入力する画面であるが、対応策を過去事例から検討したい場合は入力エリア右上の対応策ボタンをクリックする。

図 20 は予防策ボタンをクリックした際に表示される類似事例リスト画面である。類似事例の順位付けは入力した事例のテキストをリ

アルタイムに茶釜で形態素解析を行い、その形態素群を類似検索プログラムに送る。類似検索プログラムは瞬時に過去事例に対して類似度を計算し、類似度順に並び替えてリスト表示する。類似事例の内容を確認する際は表の右端の詳細ボタンをクリックする。

図 21 は詳細ボタンをクリックした際に表示される過去事例報告書の内容を確認する画面である。事例報告書作成者は事例の状況やそのときとられた対応策を考慮して、今後の対応策を検討する。今後の対応策が表示した過去事例報告書の対応策に基づいたものもしくは非常に酷似したものであれば、過去事例確認画面の左下の決定ボタンをクリックする。

図 22 は決定ボタンをクリックした際、入力中事例報告書の今後の対応策入力エリアに、選択した過去事例報告書の対応策が転記された後の画面である。転機された過去事例報告

書の対応策は今回の事例報告書の今後の対応策を作成するための材料となる。事例報告書作成者は転記された対応策を今回の事例に対応したものに変更し事例報告書の作成を続ける。

図 18. 事例報告書入力画面

図 19. 事例報告書入力画面 (対応策入力前)

順位	発症年月日	レベル	病名	科	部署	発症時刻	発症日付	発症ヒート	発症ヒート	発症ヒート	発症ヒート	発症ヒート	キーワード	詳細
1	2005/02/25	4b	合併症*	内科	第二外科	7054	2005/01/17 2:56	1231	22	100	1231	266		詳細
2	2004/01/19	3a	手術*	外科	泌尿科	2772	2004/01/20 8:00	221	18	64	436	266		詳細
3	2005/09/10	2	検査	内科	整形外科	5237	2005/03/28 10:2	1217	5	63	1941	266		詳細
4	2004/02/29	3b	合併症*	内科	整形外科	4040	2004/02/29 13:1	1853	5	62	2556	266		詳細
5	2005/11/19	2	手術*	内科	第二外科	9105	2005/11/19 14:1	1765	5	62	2041	266		詳細
6	2004/02/29	3a	合併症*	内科	整形外科	2536	2004/02/29 7:2	380	11	61	632	266		詳細
7	2003/09/26	3b	合併症*	内科	整形外科	524	2003/04/13 8:0	645	8	61	1052	266		詳細
8	2005/10/22	3b	合併症*	内科	耳鼻咽喉科	7071	2005/11/16 9:9	694	9	61	1139	266		詳細
9	2005/04/22	3a	手術*	内科	整形外科	6172	2005/05/02 7:9	700	7	60	1160	266		詳細
10	2005/11/27	3b	合併症*	内科	整形外科	5467	2005/04/25 10:6	625	6	60	1371	266		詳細
11	2003/04/10	3b	手術*	内科	整形外科	146	2003/04/22 11:5	1059	7	60	1716	266		詳細
12	2003/02/19	3a	手術*	内科	整形外科	1217	2003/10/09 4:8	202	14	60	339	266		詳細
13	2004/02/29	3b	合併症*	内科	整形外科	4262	2004/02/29 8:4	510	10	59	873	266		詳細

図 20. 類似事例リスト画面

図 21. 類似事例確認画面

図 22. 事例報告書入力画面 (対応策入力後)

C-3. Medical-SAFER の導入を支援するインシデント対策支援システムの概要

C-3-1. Medical-SAFER の分析演習

我々は Medical-SAFER を検証するにあたり、あらかじめスタッフに手法の理解を促すため、実際に Medical-SAFER を用いたインシデント分析を行う必要があると考えた。

そこで過去数回にわたり、実際に Medical-SAFER でインシデントの事例分析を行うことを目的とした講習会を、河野を主体として実施した。議論は白熱し、講習会の参加者は「Medical-SAFER」についての理解が深まった。これからも定期的に講習会を開き、スタッフの理解を深め、分析を充実させていく意向である。

C-3-2. インシデント対策支援システム

事例報告書中の時系列記述には、絶対的な日付表示のほか、例えば「3 日前」や「～の前に」など相対的な表現も多く含まれている。登場人物には「看護師」などのほかに実名なども出てくる。これらのように分析に必要なデータを自由に書かれたテキストから抜き出すことはインタビューが分析者である以外の場合、見落としや誤解を招きかねない。

時系列分析において日付・時刻、登場人物・場所の抽出が必要なため、本システムではあらかじめ単純な日付・時刻用語および登場人物・場所用語をデータベースに登録しておき、対象事例報告書の形態素群内にその用語があればそれを自動抽出できるようにした。データベースに未登録なため抽出されなかった用語に関しては、分析者自身が対象事例報告書の形態素群内から手動で追加する。その際に追加した用語は逐次データベースにも登録する。次回以降の分析を行う際には抽出される用語数が増えているため、時系列分析を効率よく行うことが可能となる。自動抽出機能が充実されれば分析者自身が手動で追加する用語が減少し負担の軽減につながる。

図 23-26 に実際のインシデント対策支援シ

システムの画面を示す。

図 23 は事例報告書のリスト画面である。今回は語句抽出を事例報告書としたためであるが、今後はインシデント報告等のデータも活用できるように改善することを考慮している。画面の表の右側にある事例分析ボタンをクリックすると本システムに入る。

図 24 は左側に事例報告書、右側に文章中から自動抽出された日付・時間記述と登場人物・対象場所のリストを表示している。自動抽出は完全ではないので、文章中から足りないものは追加し、必要ないものはリストから削除することが可能である。この際、追加語句はシステム内の用語リストに加わる。

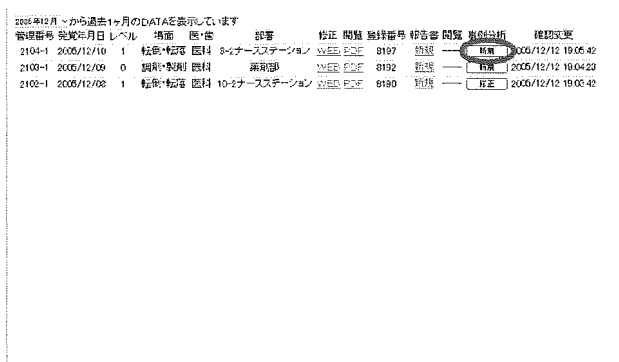


図 23. インシデント分析導入画面

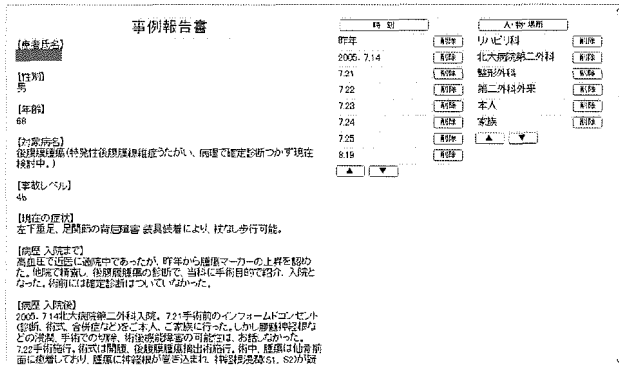


図 24. 時系列事象・登場人物・対象場所抽出画面

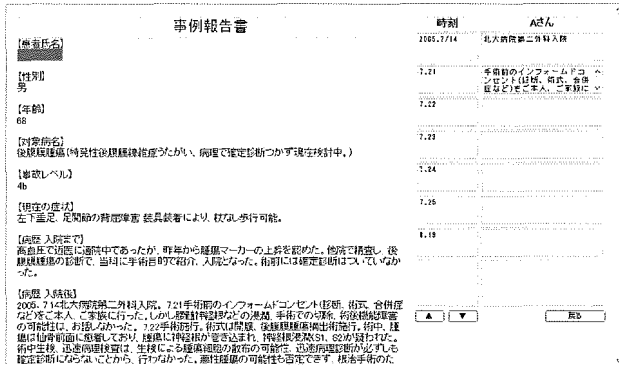


図 25. 時系列事象入力画面

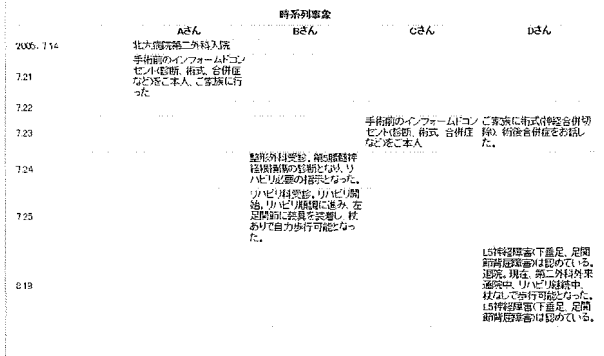


図 26. 時系列事象参照画面

図 25 は時系列ごとに、それぞれの登場人物・場所に対して事象を入力する画面である。右側に時系列順に事象入力エリアが整列されている。ここで事象の入力を行うが、日付・時間、登場人物・対象場所を抽出し忘れていた場合には追加することも可能である。

図 26 は入力した事象を時系列ごとに登場人物・場所でクロス表にまとめた表示である。これを基に Medical-SAFER を行うことができる。

D. 考察

D-1. インシデントデータ分析

統計学的手法を用いた分析とデータマイニング手法による分析を行った。統計学的手法では、調査者は有意差がある可能性のある項目について仮説を立て、それを検定するのに対し、データマイニング手法では探索的に分析することが可能である²⁴⁾²⁵⁾²⁶⁾。探索的に分析を進めることで調査者の負担は大幅に軽減される。インシデントに対する対策案を考案する際の意思決定にデータマイニング手法を用いることは、対策案の考案を迅速に行えるため非常に有用である²⁷⁾。さらにデータマイニング手法を複数用いることで、効果的に対象を絞ることに役立った。また、データマイニング手法の結果を統計学的手法で裏付けることで、根拠のある結果とすることが可能である。

D-2. 事例報告書類似文章検索システム

今後の予防策を考案する際に、過去の類似事例の対応策を踏まえることで、具体的でより有効な対応策を考案することが可能になる。以前は過去事例の検索には大きな労力がかかっていた。今回構築した事例報告書類似文章検索システムは過去事例を文章の類似度に基づき検索することで、その労力を大幅に軽減することができた。

さらに過去の類似事例から対応策を考案する際には過去事例を読み返すことになり、過