

テキストマイニングを活用した 人工呼吸器回路関連のヒヤリ・ハットおよび 医療事故における発生パターンの可視化

濱坂秀一^{1,2)}

KEY WORDS テキストマイニング, 人工呼吸器, ヒヤリ・ハット, 医療事故, インシデント

要 約

本研究は、テキストマイニングを用いて人工呼吸器回路関連のヒヤリ・ハット事例351件と医療事故情報110件を分析し、その発生する傾向を明らかにすることを目的とした。2010年から2023年までの報告を対象とし、KH Coderを使用して分析を実施した。ヒヤリ・ハット事例は年間平均25件で推移し、医療事故情報は2015年頃から増加傾向を示した。頻出語はヒヤリ・ハット事例で「呼吸」(505回)、「人工呼吸器」(275回)、医療事故情報で「看護師」(256回)、「患者」(251回)が上位だった。共起ネットワークではヒヤリ・ハット事例で9つ、医療事故情報で7つのサブグラフが抽出された。コレスポンデンス分析では医療の実施の有無による単語の出現パターンの違いが明らかになった。本研究は、人工呼吸器関連のヒヤリ・ハットと医療事故の要因を理解し、その防止策を検討する上で有用な情報を提供する可能性がある。

I 序 文

テキストマイニングは、大量の非構造化テキストデータから関連性や意味のあるパターンを抽出する手法として確立されており、さまざまな分野で活用されている^{1~3)}。この手法を用いることで、研究者は従来の手法では個別に分析する必要があった大量の非構造化テキストデータを効率的に処理することができる。医療分野においても、テキストマイニングでインシデント報告書や有害事象の分類、発生パターンの可視化が有用であることが示されており⁴⁾、その他にも医療安全や血液浄化、循環器分野でもテキストマイニングを用いた研究が行われている^{5~7)}。

人工呼吸器は呼吸不全を呈する患者の呼吸管理において必要不可欠な医療機器であり、その不適切な操作や管理は、患者に重大な影響を及ぼす可能性がある。これは、人工呼吸器だけでなく、人工呼吸器回路においても同様である。医療機器に関する事故分析の重要性は指摘され

ており、特定の要因に着目した分析が行われている。KohaniらはFood and Drug Administrationのデータベースから医療機器の障害を分析し、特定の障害要因に焦点を当てたアプローチの有効性を示している⁸⁾。一方で、インシデントの分析に関する報告はされているものの⁹⁾、人工呼吸器回路に関するヒヤリ・ハットや医療事故に関する研究は見当たらない。

本研究の目的は、テキストマイニングを用いて人工呼吸器回路に関するヒヤリ・ハット事例と医療事故情報を解析し、特徴的な単語の関連性や出現パターンを可視化することで、これらの発生する傾向を明らかにすることとした。

II 方 法

データの収集は、公益財団法人日本医療機能評価機構が運営する医療事故情報収集等事業のデータベースで、2010年から2023年までに報告された人工呼吸器回路に関する事例を用いた。対象としたデータは、ヒヤリ・ハット事例12,751件と医療事故情報1,572件の中から、「呼吸回路」または「呼吸器回路」をキーワードに検索し、「麻酔器」のキーワードを除外したヒヤリ・ハット事例351

1) 国立病院機構医王病院 呼吸器障害・感染症治療研究室

2) 金沢大学大学院医薬保健学総合研究科保健学専攻 看護科学
領域博士後期課程

[受付日：2025年3月24日 採択日：2025年7月7日]

テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

件と医療事故情報110件を抽出した。抽出した事例から、報告年、医療の実施の有無、事例の内容を収集した。

分析には、樋口耕一氏によって2001年から公開されているフリーソフトウェアKH Coder Ver. 3.Beta.07f (<https://khcoder.net/>) を使用した^{10,11)}。分析は、まずKH Coderで単語情報を抽出するために、語句の表記ゆれの統一、自動抽出されない語句の登録といった前処理を実施した。なお、共起とは1つの事例内で、特定の単語が同時に出現する関係性と定義した。次に、KH Coderに搭載されているオープンソースの形態素解析エンジン茶筌を利用して文章を単語レベルに分解し、品詞情報を付与した。その後、ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報における出現頻度上位20語を抽出した。さらに、単語の共起関係に基づく共起ネットワークを作成し、医療の実施の有無を外部変数とするコレスポンデンス分析を行った。報告年と

報告件数の相関関係を分析するために、Microsoft Excelを用いて相関分析を実施した。分析結果の解釈の妥当性を担保するため、抽出された頻出語および共起ネットワーク、コレスポンデンス分析について、臨床工学技士免許を有する研究者1名が専門的知見に基づき、臨床的な妥当性を検討した。

III 結 果

1. ヒヤリ・ハット事例

1) 報告件数の年次推移と出現頻度上位20語

2010年から2023年までの期間に合計351件が報告された。年間報告件数は平均25件で推移し、最多報告年は2016年の34件、最少は2012年と2023年の20件だった。報告年と報告件数に相関関係はみられなかった ($r = -0.04$) (図1a)。頻出語は「呼吸」が505回と最も多く出現し、次

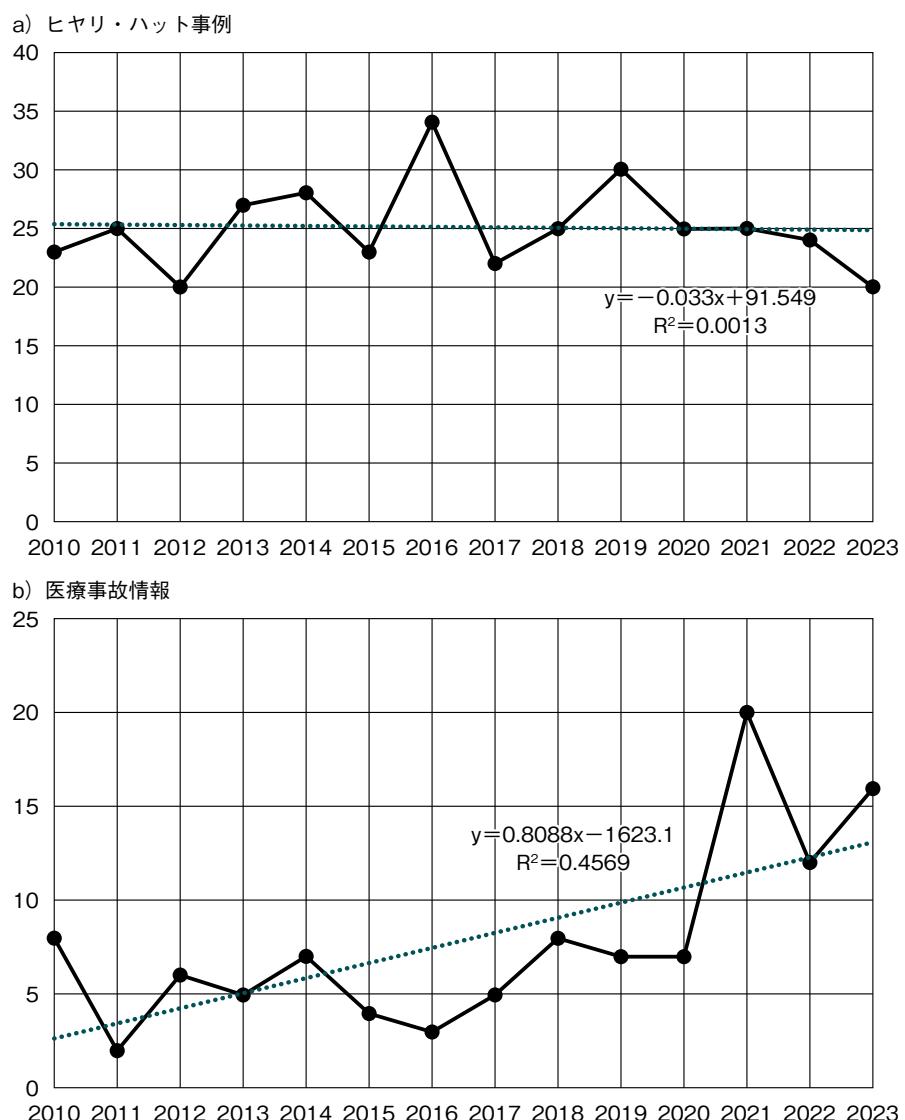


図1 報告件数の推移

テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

いで「人工呼吸器」(275回)、「患者」(267回)、「確認」(244回)、「接続」(202回)と続いた(表1)。

2) 共起ネットワーク(図2)

9つのサブグラフが検出された。サブグラフ1は「患者」を中心に「使用」「交換－回路交換－実施」「人工呼吸器－加温加湿器－人工鼻」など、サブグラフ2は「呼吸」を中心に「発見」「確認－行う」など、サブグラフ3は「低下」を中心に「酸素」「換気」など、サブグラフ4は「ICU－入室」、サブグラフ5は「挿管－管理」、サブグラフ6は「電源－入る」、サブグラフ7は「呼吸状態－変化」、サブグラフ8は「訪室－外れる」、サブグラフ9は「吸気－呼気」と関連していた。

3) コレスポンデンス分析(図3)

医療の実施がなかった事例では「電源」「使用中」が見られ、医療の実施があった事例では「リーダー」「主治医」などがみられた。

表1 ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報の出現頻度上位20語

| 順位 | ヒヤリ・ハット事例 | | 医療事故情報 | |
|----|-----------|-----|------------------|-----|
| | 単語 | 数 | 単語 | 数 |
| 1 | 呼吸 | 505 | 看護師 | 256 |
| 2 | 人工呼吸器 | 275 | 患者 | 251 |
| 3 | 患者 | 267 | 人工呼吸器 | 238 |
| 4 | 確認 | 244 | 呼吸 | 201 |
| 5 | 接続 | 202 | 確認 | 191 |
| 6 | 看護師 | 198 | SpO ₂ | 146 |
| 7 | 加湿器 | 162 | 接続 | 134 |
| 8 | 使用 | 154 | アラーム | 129 |
| 9 | 装着 | 148 | 低下 | 106 |
| 10 | 発見 | 142 | 装着 | 83 |
| 11 | アラーム | 131 | モニター | 81 |
| 12 | 交換 | 120 | 酸素 | 72 |
| 13 | 医師 | 100 | 医師 | 71 |
| 14 | 点検 | 96 | 開始 | 71 |
| 15 | 換気 | 94 | 状態 | 68 |
| 16 | 呼気 | 93 | 訪室 | 65 |
| 17 | 人工鼻 | 93 | 吸引 | 64 |
| 18 | 実施 | 79 | 使用 | 63 |
| 19 | 回路交換 | 79 | 交換 | 60 |
| 20 | 管理 | 75 | 実施 | 60 |

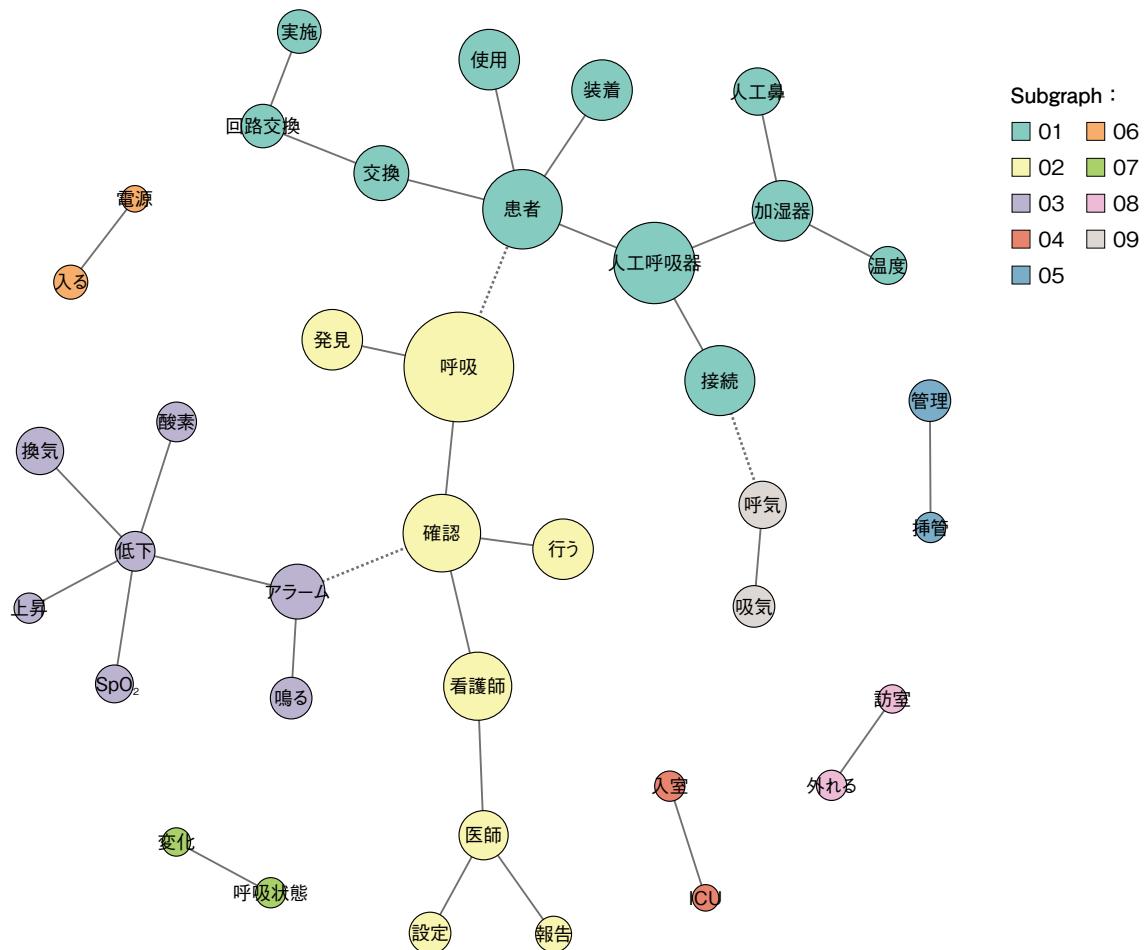


図2 ヒヤリ・ハット事例の共起ネットワーク

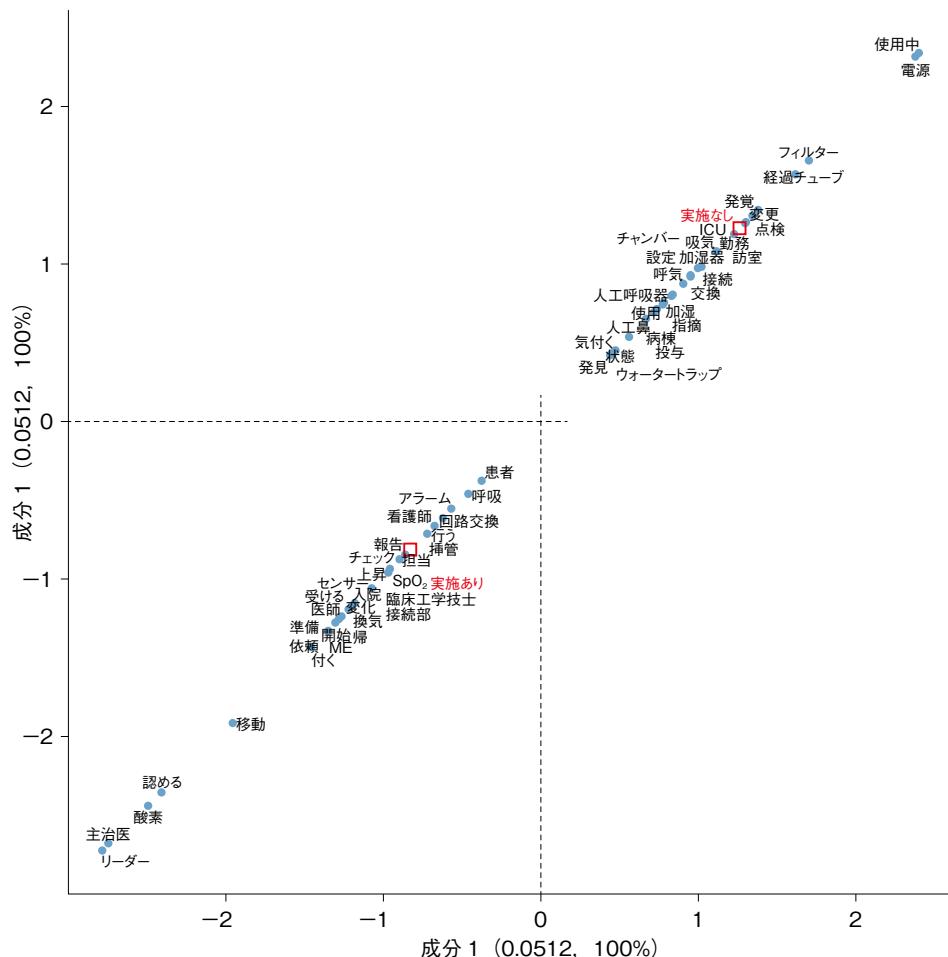
テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

図3 ヒヤリ・ハット事例のコレスポンデンス分析

2. 医療事故情報

1) 報告件数の年次推移と出現頻度上位20語

2010年から2023年までの期間に合計110件が報告された。年間報告件数は平均約7.9件であり、最多報告年は2021年の20件、最少は2011年の2件だった。報告年と報告件数にやや相関関係がみられ ($r=0.68$)、とくに2021年以降は年間10件以上の報告が続いた (図1b)。頻出語は、「看護師」が256回と最も多く出現し、次いで「患者」(251回)、「人工呼吸器」(238回)、「呼吸」(201回)、「確認」(191回)と続いた (表1)。

2) 共起ネットワーク (図4)

7つのサブグラフが抽出された。サブグラフ1は「患者」の単語を中心に「呼吸」「看護師-医師」など、サブグラフ2は「人工呼吸器」の単語を中心に「装着」「低下-SpO₂」など、サブグラフ3は「外れる」の単語を中心に「訪室」「アラーム-鳴る」など、サブグラフ4は「酸素-行う」、サブグラフ5は「気管-切開」、サブグラフ6は「吸気-呼気」、サブグラフ7は「心拍-再開」と関連していた。

3) コレスポンデンス分析 (図5)

医療の実施がなかった事例では「温度」がみられ、医療の実施があった事例では「チアノーゼ」「人工鼻」などがみられた。

テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

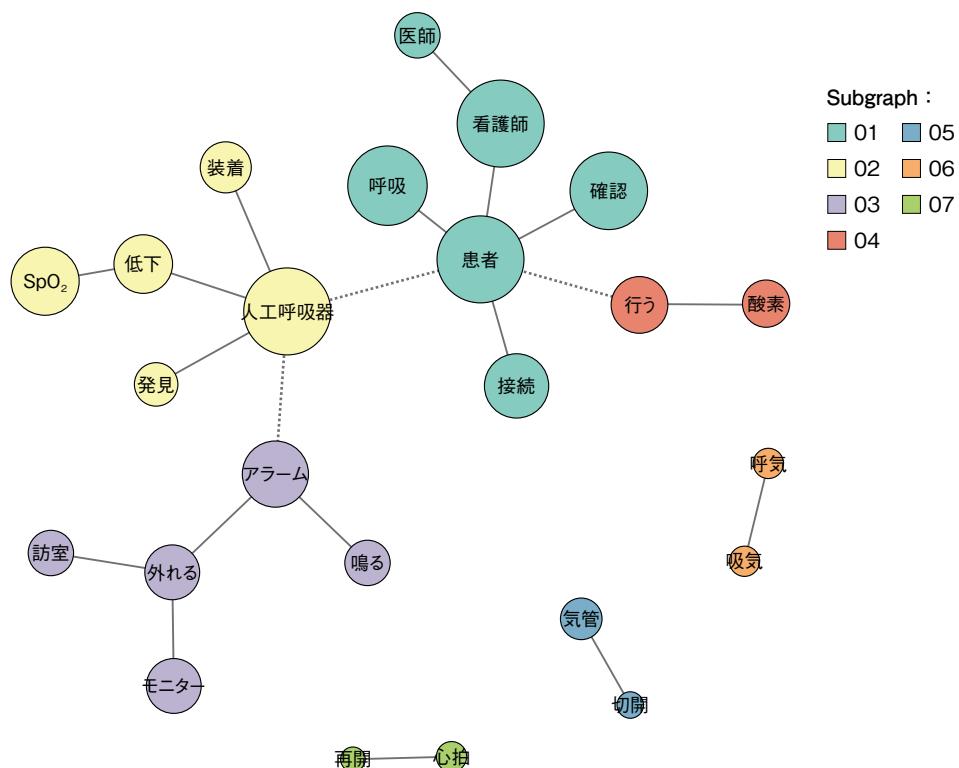


図4 医療事故情報の共起ネットワーク

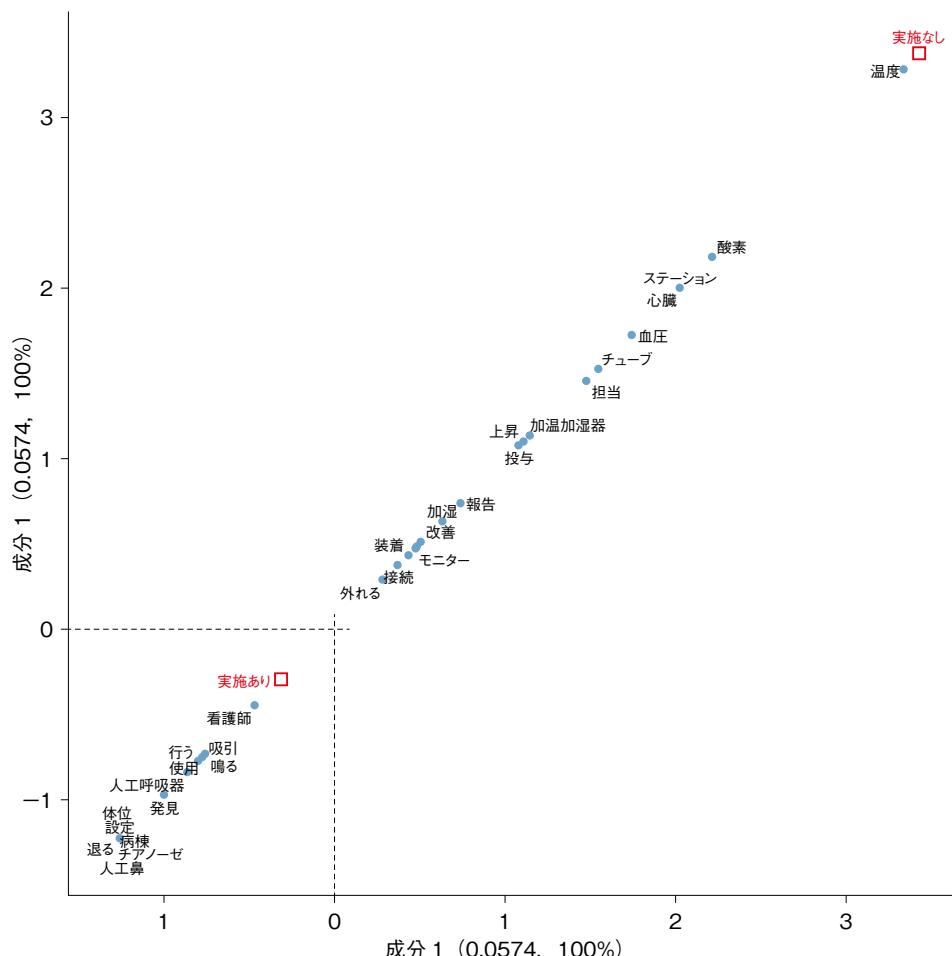


図5 医療事故情報のコレスポンデンス分析

テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

IV 考察

本研究では、KH Coderで共起ネットワーク分析とコレスポンデンス分析を行った。これらの分析手法の結果についてより理解を深めるために、各分析手法の概要を説明する。共起ネットワーク分析とは、共起関係にある特定の単語と単語を線で結び、ネットワークとして可視化する手法である。これにより、データ全体の中でどのようなテーマや文脈が中心となっているかを視覚的に把握することができる。コレスponsデンス分析とは、本研究で外部変数とした医療の実施の有無といったカテゴリと単語の関連性を分析し、それらを同一のマップ上に配置する手法である。マップ上でカテゴリの近くに配置された単語は、そのカテゴリに特徴的な単語であることを示す。これらの手法は、大量のテキストデータに潜むパターンを客観的に探索する上で有用であり、さまざまな分野で活用されている^{3,5,6)}。

本研究によって、人工呼吸器回路に関連するヒヤリ・ハット事例と医療事故情報を分析し、3つの重要な知見が得られた。第一に、共起ネットワーク分析により、ヒヤリ・ハット事例で9つ、医療事故情報で7つのサブグラフが抽出され、それぞれで特徴的な単語間の関連性が示された。第二に、コレスponsデンス分析により、医療の実施の有無による単語の出現パターンの違いが示された。第三に、報告件数の年次推移と頻出語の分析により、ヒヤリ・ハット事例の報告件数は横ばい傾向だったのに対し、医療事故情報の報告件数は2015年頃から増加傾向にあり、2020年以降に特に増加傾向を示した。頻出語の分析では、ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報で共通する単語とそれぞれで特徴的な単語がみられた。これらの知見は、ヒヤリ・ハットと医療事故の発生する傾向に違いがあることを示唆する。

本研究の一つ目の知見である共起ネットワークにより、人工呼吸器回路に関連するヒヤリ・ハット事例と医療事故情報における単語間の関連性を可視化することができた。ヒヤリ・ハット事例では9つのサブグラフが抽出され、「患者」を中心とするサブグラフ1では使用や交換といった機器使用中の事象に加え、加温加湿器や人工鼻との接続に関する問題が示された。また、「呼吸」を中心とするサブグラフ2では確認や発見・報告行為に加え、対応した職種が示され、「低下」を中心とするサブグラフ3ではアラーム鳴動後の患者状態の変化が示された。その他に、「ICU-入室」「挿管-管理」「電源-入る」「呼吸状

態-変化」「訪室-外れる」「吸気-呼気」などのサブグラフも抽出され、多様な状況が示された。一方で、医療事故情報では7つのサブグラフが抽出され、「患者」を中心とするサブグラフ1では確認に関する問題に加え、対応した職種が示された。また、「人工呼吸器」を中心とするサブグラフ2では人工呼吸器装着患者の状態変化が示された。その他に、「外れる-アラーム-鳴る」「酸素-行う」「気管-切開」「吸気-呼気」「心拍-再開」などのサブグラフも抽出され、ヒヤリ・ハット事例と同様に多様な状況が示された。ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報に共通して「吸気-呼気」といった単語間の関連性が確認され、人工呼吸器回路の基本的な構成が両方の発生に関与していることが示された。また、ヒヤリ・ハット事例の「挿管-管理」、医療事故情報の「気管-切開」といった単語間の関連性の違いは、患者状態の違いが事象の発生や影響に関与していることが考えられる。さらに、ヒヤリ・ハット事例では機器使用中の過程や確認や発見・報告行為に関する単語の結びつきが見られた一方で、医療事故情報では患者状態の変化や緊急対応に関連する単語の結びつきが特徴的だった。ヒヤリ・ハット事例では「回路交換」や「点検」などといった機器の使用中に關する単語群が、医療事故情報では「SpO₂」や「低下」などといった患者状態の変化を示す単語群がそれぞれ強く結びついていた。このように、単語間の関連性の違いから、ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報の背景にある異なる事象の要因を読み解けることは、Babaらが示した知見とも一致する⁹⁾。さらに、本研究の意義を考察するうえで、過去の報告との関連を検討する。人工呼吸器回路に関するヒヤリ・ハット事例と医療事故情報を網羅的にテキストマイニングで分析した研究は著者が知る限り例がない。しかし、本研究で抽出された呼吸回路や人工鼻、加温加湿器に関する事例は、これまでに臨床現場で経験的に知られてきた問題点や個別の症例報告で指摘されてきた。本研究の貢献は、これらの既知の問題を大規模なデータに基づき定量的に裏付け、その発生パターンの違いを可視化した点にある。また、Sawaragiらによる潜在的な類似性を持つインシデントのパターン認識の重要性を支持する結果となった¹²⁾。共起ネットワークで得られた結果から考えられる対策として、人工鼻と加温加湿器などといった人工呼吸器回路構成の確認・管理、患者の監視体制の確立などが挙げられる。

本研究の第二の知見として、コレスponsデンス分析により、人工呼吸器回路に関連するヒヤリ・ハット事例と

テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

医療事故情報における単語の出現パターンの違いが明らかになった。ヒヤリ・ハット事例では医療の実施がなかった事例において、「電源」「使用中」などの医療機器の使用中に関連する単語が特徴的で、医療の実施があった事例では「リーダー」「主治医」といった対応する職種に関連する単語、「認める」の患者状態の変化を示す単語などが特徴的だった。一方で、医療事故情報では医療の実施がなかった事例において、「温度」といった環境因子を示す単語が特徴的で、医療の実施があった事例では「チアノーゼ」といった患者状態の悪化を示す単語、「人工鼻」といった人工呼吸器回路の構成部品を示す単語、「体位」といった患者ケアを示す単語、「設定」といった医療機器の調整を示す単語、「病棟」といった発生場所を示す単語などが特徴的だった。本研究で得られたテキストマイニングの結果は、特定のキーワードを用いた分析の有効性と関連性の抽出可能性を示している^{1,2,4)}。ヒヤリ・ハット事例では医療機器の使用に関連する事象や患者状態の変化が捉えられているのに対し、医療事故情報では患者状態悪化、体位や設定変更などの緊急対応、病棟における管理体制に関連する一連の過程が反映されていると考えられる。また、医療事故情報の医療の実施があった事例で、「人工鼻」といった単語がみられたことは、人工鼻の使用が人工呼吸器回路管理における重大なリスク要因となり得ることが考えられる。さらに、医療事故情報のコレスポンデンス分析では、「チアノーゼ」「人工鼻」「体位」といった単語が近接して確認された。この結果はたとえば、体位変換などを実施した際に、人工鼻が気道分泌物で閉塞した状態に陥った結果、チアノーゼに至ったといった事例が考えられる。コレスポンデンス分析で得られた結果は、ヒヤリ・ハット事例では機器の状態確認といった課題、医療事故情報では患者の状態変化といった事象への対応に関する課題が背景にあると考えられるため、それぞれの対策として医療機器操作手順の整備、患者状態の継続的な監視といったアプローチが挙げられる。

本研究の第三の知見として、人工呼吸器回路に関連するヒヤリ・ハット事例と医療事故情報の報告件数の年次推移と単語の出現頻度の分析を通じて、医療安全管理に関する知見が得られた。報告件数の推移に関する分析では、ヒヤリ・ハット事例は2010年から2023年までの間で相関を示さず、年間平均約25件で推移していた。一方で、医療事故情報の報告件数は2010年から2023年にかけて正の相関を示し、とくに2021年以降は年間10件以上の報告

がされていた。医療事故情報の報告件数の増加傾向は、2019年以降の新型コロナウィルス感染症（COVID-19）の流行に伴う人工呼吸器使用機会の増加¹³⁾が影響したことが考えられる。一方で、ヒヤリ・ハット事例の報告件数に増加傾向がみられなかった点について考察すると、次のことが考えられる。ハインリッヒの法則によれば、医療事故の増加に伴いヒヤリ・ハットも増加することが予想されるが、本研究ではそのような傾向はみられなかつた。この不一致は、医療事故の報告は法的に義務付けられており、個人の判断に委ねられるといった両者の報告制度の違いを反映していると考えられる。単語の出現頻度に関する分析では、ヒヤリ・ハット事例において最も頻出した単語は「呼吸」（505回）、「人工呼吸器」（275回）、「患者」（267回）だったのに対し、医療事故情報では「看護師」（256回）、「患者」（251回）、「人工呼吸器」（238回）と異なる傾向を示した。ヒヤリ・ハット事例に特徴的な単語としては「加湿器」「発見」「点検」「換気」「呼気」「人工鼻」「回路交換」「管理」があり、これらは機器の日常管理や点検に関連していると考えられる。医療事故情報に特徴的な単語としては「SpO₂」「低下」「モニター」「酸素」「開始」「状態」「訪室」「吸引」があり、これらは患者状態の悪化やその対応行動に関連していると考えられる。ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報の傾向の違いは、ヒヤリ・ハット事例が主に機器管理や点検といった段階で発生・発見される問題を反映しているのに対し、医療事故情報は患者への実害が生じた段階で明らかになる問題を示していると考えられる。これらの知見は、人工呼吸器に関連するヒヤリ・ハットと医療事故の予防において、機器管理の徹底のみならず、患者状態の変化を早期に検知する監視体制の強化や状態悪化時の迅速な対応プロトコルの整備が重要であることを示唆する。対策として、ヒヤリ・ハットの報告体制の確立、患者バイタルの継続的な監視と異常値への対応手順の作成、人工呼吸器呼吸回路の定期的な点検と交換のチェックリスト導入、人工呼吸器管理教育の強化が考えられる。その背景には、医療事故は報告義務がある一方で、ヒヤリ・ハットの報告は個人の判断に委ねられる現状が考えられる。したがって、ヒヤリ・ハットの段階で情報を収集し対策を講じるための報告体制の確立が医療事故の未然防止に必要不可欠であると考えられる。

本研究で可視化された発生パターンは、具体的な医療事故防止策の立案に貢献し得る。第一に、ヒヤリ・ハッ

テキストマイニングを活用した人工呼吸器回路関連の
ヒヤリ・ハットおよび医療事故における発生パターンの可視化

ト事例では機器使用中の過程や確認や発見・報告行為に関する問題が見られた。このことから、ヒヤリ・ハットの段階で問題を検知・共有する対策が重要であり、具体的には医療機器の管理を徹底するためのチェックリスト導入やインシデントの報告を促進するためのヒヤリ・ハット報告体制の確立が挙げられる。第二に、医療事故情報では患者状態の変化や緊急対応に関する問題が見られた。この知見は、患者の状態変化をいかに早期に検知し、迅速に行動するかが重大な事故を防ぐ鍵であると考えられる。そのため、患者の継続的な監視体制の強化、異常値への迅速な対応プロトコルの整備、さらには実践的な研修を通じたスタッフの教育強化が有効な対策となり得る。

本研究の限界として、第一に、公的なデータベースを対象としたことによる報告バイアスの可能性が挙げられる。第二に、テキストマイニングは単語の出現頻度や共起関係に基づく統計的な解析手法であり、詳細な因果関係の証明はできない。今後の課題として、本研究で示唆されたリスク要因に基づき、具体的な防止策、たとえばチェックリスト改訂、教育研修プログラムの開発を立案し、その有効性を評価することが期待される。

V 結 論

本研究では、テキストマイニングを用いて人工呼吸器回路に関するヒヤリ・ハット事例と医療事故情報を解析し、それらが発生する傾向を明らかにすることを目的とした。その結果、共起ネットワークとコレスポンデンス分析、単語の出現頻度の分析によって、ヒヤリ・ハット事例と医療事故情報における特徴的な単語の関連性やパターン、出現頻度が明らかになった。人工呼吸器回路関連のヒヤリ・ハットと医療事故防止のための対策として、人工呼吸器回路の管理、患者の監視体制と異常値への迅速な対応体制の確立、医療機器操作手順の整備と教育、ヒヤリ・ハット報告体制の確立が考えられた。今後は、これらの知見を医療現場におけるリスク評価や安全対策に活用し、人工呼吸器関連のヒヤリ・ハットと医療事故の発生を低減し、患者安全の向上につなげることが期待される。

本稿の要旨は、第47回日本呼吸療法医学会学術集会（2025年、大阪）で発表した。

本稿の著者には規定されたCOIはない。

参考文献

- 1) Delen D, Crossland MD : Seeding the survey and analysis of research literature with text mining. *Expert Systems with Applications*. 2007 ; 34 : 1707-20.
- 2) Pereira PC : Text-mining maintenance records to automate the identification and grouping of failure modes. *Offshore Technology Conference*. 2020.
- 3) 久保田 潤, 和久貴洋 : 計量テキスト分析を用いた国内外スポーツコーチング研究の発表演題の特徴分析. *Journal of High Performance Sport*. 2021 ; 8 : 72-91.
- 4) Kimura T, Tsumoto S, Hirano S : Analysis of medical incident reports using text mining*. 2023 IEEE International Conference on Big Data (BigData). 2023 : 6057-62.
- 5) 和田あゆみ, 堀 和芳 : 医療安全に対するテキストマイニングの活用法. *医工学治療*. 2025 ; 37 : 20-7.
- 6) 今田寛人, 輪内敬三, 小松千里ほか : 血液浄化領域におけるヒヤリ・ハットオーブンデータのテキストマイニングを用いた定量的分析. *日本血液浄化技術学会会誌*. 2022 ; 30 : 45-8.
- 7) 石田 開 : 自然言語処理を用いた医療機器不具合報告からの回収推定. *医療機器学*. 2024 ; 94 : 334-42.
- 8) Kohani M, Pecht M : Malfunctions of medical devices due to electrostatic occurrences big data analysis of 10 years of the FDA's reports. *IEEE Access*. 2017 ; 6 : 5805-11.
- 9) Baba T, Liu L, Hirokawa S : Formal concept analysis of medical Incident reports. *Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*. 2010 : 207-14.
- 10) Higuchi K : A two-step approach to quantitative content analysis : KH coder tutorial using anne of green gables (Part I). *Ritsumeikan Social Sciences Review*. 2016 ; 52 : 77-91.
- 11) Higuchi K : A two-step approach to quantitative content analysis : KH coder tutorial using anne of green gables (Part II). *Ritsumeikan Social Science Review*. 2017 ; 53 : 137-47.
- 12) Sawaragi T, Ito K, Horiguchi Y, et al : Identifying latent similarities among near-miss incident records using a text-mining method and a scenario-based approach. *Human Interface and the Management of Information Information and Interaction*. 2009 : 594-603.
- 13) Okpuej VO, Uwumiro FE, Bojerenu M, et al : Increased ventilator utilization, ventilator-associated pneumonia, and mortality in non-COVID patients during the pandemic. *Proc (Bayl Univ Med Cent)*. 2024 ; 37 : 230-8.