

携帯センサと近接センサを用いた看護師業務分析

磯田 達也¹ 井上 創造^{1,a)} 花沢 明俊¹ 野原 康伸² 白水 麻子³
杉山 康彦⁴ 平田 真理⁵ 町田 京子⁵ 中島 直樹²

受付日 2015年12月21日, 採録日 2016年7月5日

概要: 本研究では, 看護師の業務分析のため, 33 日間にわたり看護師の業務行動データを収集する実験を行い, 業務中の看護師の行動の激しさおよび, 業務時間に影響を与える要因について分析を行った. データ収集実験では, 38 人の看護師を被験者に設定して, 装着型の小型センサ端末を装着した状態で業務を行ってもらい, 加速度データおよび看護師間の対面情報, 看護師業務情報を収集した. また, 赤外線を用いた情報通信機器によって看護師の位置情報も同時に収集した. 本稿では, 看護師業務中の行動の激しさを目的変数, 看護師業務ごとの回数, 対面回数, 場所ごとの訪問回数などを説明変数に設定して, 決定木(回帰木)を用いた要因分析を行った. その結果, 他の看護師との対面回数が多く, 病室に何度も訪れている看護師や, リハビリり介助業務や行動介助業務などの患者の介助に関わる業務を行う看護師ほど, 行動の激しさが大きくなるという結果を得た. また, 業務時間が業務効率に直結していると考え, 各業務時間の長さに影響を及ぼす要因について回帰分析によって調べた. その後, 単回帰分析により有意水準 5%で有意となった説明変数の業務だけを抽出し, その業務に対して決定木を用いた要因分析を行った. 単回帰分析の結果, 14 の業務において有意な結果が得られた. また, 決定木による要因分析の結果, ほとんどの業務において他の看護師との対面人数が業務時間に影響を与えていることが分かった. また, 食事介助業務中に特定の場所に訪れる看護師ほど業務時間が長くなるという結果を得た.

キーワード: 赤外線センサ, 看護業務, データマイニング

Analysis of Nursing Duties Using Mobile Sensors and Proximity Sensors

TATSUYA ISODA¹ SOZO INOUE^{1,a)} AKITOSHI HANAZAWA¹ YASUNOBU NOHARA² MAKO SHIROUZU³
YASUHIKO SUGIYAMA⁴ MARI HIRATA⁵ KYOKO MACHIDA⁵ NAOKI NAKASHIMA²

Received: December 21, 2015, Accepted: July 5, 2016

Abstract: In this study, in order to analyze duties of the nurses, we performed experiments to collect the duties activity data of the nurses for a long term. We set 38 nurses as subjects and asked them to carry out duties while attaching a wearable small sensor device, and collected the acceleration data, meeting information between nurses and the nurse duties information. In addition, we collected the location information of the nurses by using infrared information and communication equipment at the same time. In this paper, we set a intensity of activity during the nurse work as a purpose variable, and carried out the factor analysis using a decision tree (regression tree) by explanation variables such as the number of times of every nurse duty, the number of meeting times, and the number of places. As the result, we found that intensity of the activity increases in such nurses as who has many times of meeting with other nurses, visits the patient room many times, or who works on jobs concerning with the assistance of the patients such as rehabilitation assistance duties or the activity assistance duties. Moreover, we believe that the duties hours are directly connected to the operational efficiency and we examined by single regression analysis of the factors affecting the length of each duties hours. Then, we extracted only explanation variables of the duties which became significant at the 5% significance level by a single regression analysis and we carried out the factor analysis using a decision tree for the duties. As a result of regression analysis, 14 duties were significant. In addition, as a result of factors analysis by decision tree, we found that face-to-face number of the other nurses affects the duties hours in the most duties. Also, the result showed that duty hours is longer to visit a specific place during meal assistances.

Keywords: Infrared sensors, nursing activities, data mining

1. はじめに

近年、社会インフラや製造業、農業分野など様々な場面においてビッグデータの利用が進められている。医療現場においても、診療情報、医療計測データは膨大なものとなってきており、電子カルテやナースコールのIT化といった新技術の開発・導入が進められている。医療のIT化が進む中で、現在の医療現場において、看護師の労働環境の悪化が問題視されており、各病院における環境を分析して改善することが必要とされている。

本研究では、看護師の日々の業務を分析するために、33日間にわたり看護師の業務行動データを収集する実験を行った。38人の看護師を被験者に設定し、加速度センサが内蔵された名札型センサおよび、看護師業務を入力するための携帯端末を装着した状態で、通常の業務を日々行ってもらい、加速度データおよび看護師間の対面情報、看護師業務情報を収集した。また病棟の各ブロックに、赤外線を用いた情報通信機器を複数設置して、名札型センサとの赤外線通信によって看護師の位置情報も収集した。実験によって収集した各種データから看護師の業務行動の激しさや位置情報、看護師間の対面情報や業務情報を分析し、それぞれの因子が看護師に与える影響について考察を行った。

本稿では、看護師の行動の激しさを目的変数、看護師業務ごとの回数、対面回数、場所ごとの訪問回数などといったその他のデータを説明変数に設定して、決定木（回帰木）を用いた要因分析を行うことで、様々な条件によってグループ分けされた因子のうち、どのような条件が重なると看護師業務行動の激しさに影響を与えるのかを分析した。その結果、他の看護師との対面回数が多く、病室に何度も訪れている看護師や、リハビリり介助業務や行動介助業務などの患者の介助に関わる業務を行う看護師ほど、そうでない看護師と比較して行動の激しさが大きくなるという結果を得た。

また、本稿では業務時間が業務効率に直結していると考え、各業務時間の長さに影響を及ぼす要因について単回帰分析によって調査した。その後、単回帰分析により有意水準5%で有意となった説明変数の業務だけを抽出し、その業務に対して決定木を用いた要因分析を行った。単回帰分

析の結果、14の業務において有意な結果が得られた。また、決定木による要因分析の結果、業務時間に与える影響の大きな要因である説明変数を見つけることができた。ほとんどの業務において他の看護師との対面人数が業務時間に影響を与えていることが分かった。また、食事介助業務中に特定の場所に訪れる看護師ほど業務時間が長くなるという結果を得た。

看護師業務行動の激しさや業務時間に影響を与える要因を知ることで、今後、負担の大きな業務を1人の看護師に連続して任せたり、1日に負担の大きな業務を多く与えたりしないような業務計画を立てるための指標となり、看護師の業務負荷分散につながる。また、看護師の業務時間の短縮や、業務効率を上げるようなチーム構成、役割分担の提案に役立てることが期待できる。

それ以前の問題として、今回実験を行った整形外科病棟では、他の病棟と同じく診療報酬制度^{*1}が適用されるが、リハビリりや介助業務のような、看護師にとって体力が必要な業務が多いにもかかわらず、それを反映した診療報酬点数が設定されていないのではないかと現場の意見が多い。このような場合に、どのような業務がどれだけ動きをとまうか、どのような人や状況において時間がかかるか、といった分析を行い、その結果が現場の感覚にあうものであることを示すことは有用である。

本研究の貢献は以下のとおりである。

- (1) 携帯・近接センサを用いながら大規模に看護師業務を取得し、本稿に示すような分析を行うことで、これまで感覚でしか表現されていなかった看護業務を、加速度センサデータや看護師属性といった情報と関連させて定量的に示した。これまでタイムスタディというストップウォッチを使った方法で数日しか行われなかった業務記録を、33日にわたって病棟の全看護師がセンサや端末を使って記録し、他の情報との関連を示した例は過去に存在しない。
- (2) 分析の結果は、現場スタッフの感覚と同様の結果を示す結果を得ることができた。一般に、本研究のようなデータマイニングを行った結果としては、現場または一般にみて、1) 当たり前の結果、または2) 意外な結果のどちらかが得られるが、今回は上記のような診療報酬につながる看護業務の定量化という意味で、1) に重点を置く。
- (3) センサデータや看護師の属性を結合した多変量データに対して複数の分析を行い、その結果の違いについて分析を加えながら、説明変数変数の組合せの影響を考察した。実データに対し分析する際のノウハウや事例を学術界に提供する。

¹ 九州工業大学
Kyushu Institute of Technology, Kitakyushu, Fukuoka 804-8550, Japan

² 九州大学病院
Kyushu University Hospital, Fukuoka 812-8582, Japan

³ 熊本県立大学
Prefecture University of Kumamoto, Kumamoto 862-8502, Japan

⁴ 株式会社シーイー・フォックス
CeFox Co. Ltd., Minato, Tokyo 105-0004, Japan

⁵ 医療法人福西会福西会病院
Fukuseikai Hospital, Fukuoka 814-0171, Japan

a) sozo@acm.org

^{*1} 平成28年度診療報酬改定について
<http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000106421.html>

2. 背景

近年、ビッグデータは特定の分野での利用に限らず、社会インフラや製造業、農業分野など、非常に幅広い分野における活用が期待され、多くの研究が進められている。医療現場においてもこれは例外ではない。医療現場の情報化にともない、診療情報、医療計測データなどは非常に膨大なものとなってきている。これらの大規模医療データを用いて、電子カルテやナースコールのIT化などといった新技術の開発・導入が進められている。

また、多くの公共施設や商業施設では、利用者の行動データから行動を分析し、施設の利便性向上に役立てたり、従業員の行動分析から、より効率的な業務を行えるような提案をしたりするといった、長期間にわたる大規模行動データを用いた取り組みも見られるようになってきた。医療現場でも、医師や看護師、患者の行動データを収集・分析することで、業務の効率化や、適切な医療サービスの提供などに役立てる試みが期待される。

現在の医療現場において、看護師の労働環境の悪化は社会問題の1つとなっている。その原因として、夜間勤務と昼間勤務での労働状況の違いや、休憩時間の減少、時間外労働や休日労働を管理監督者が正確に把握できていないなどといった問題点があげられる。しかしこういった看護師の労働状況について現場の人間が直接調査をするのは非常に困難である。そこで我々は、病院において長期間、小型センサ端末を用いて看護師の業務行動データを収集する実験を行った。

3. データ収集実験

本章では、看護師行動データ収集実験の手法について述べる。最終的に収集されたデータを示し、データの分析手法について提案する。

3.1 看護師行動データ収集実験

本節では、病院でのデータ収集実験について述べる。

我々は、福岡県福岡市にある、医療法人福西会福西会病院と連携し、看護師業務行動データの収集実験を行った。今回は、整形外科病棟の1フロア全体を利用した実験で、看護師の加速度データ、位置情報、看護師業務情報といった様々なデータを収集した。

病棟の1フロアを83のブロックに分け、1つのブロックに、赤外線を用いた情報通信機器（以下、赤外線ビーコン）を複数設置した。合計で223個の赤外線ビーコンを用いた。この赤外線ビーコンは看護師の位置情報を得るために用いる。赤外線ビーコンは、光を使った通信を行うため、無線強度による位置推定の手法と比べれば指向性が高い。このため、位置の誤検出の可能性は低い、ベッドのそばにいては看護師の体の向きや、赤外線ビーコンの設置角

表 1 データ収集実験詳細

Table 1 Details of data collection experiments.

実験環境	整形外科病棟
実験期間	2015/02/16~2015/03/20
実験日数	33 日間
1 日の実験時間	24 時間
被験者	看護師 38 人
赤外線ビーコン数 (合計数)	83 (223)
看護師業務数 (グループ数)	115 (25)

度の問題により、検出漏れが起きる可能性はある。そのため、1つのベッドあたり3つの赤外線ビーコンを設置し、また設置時にはベッドの周りで通信試験を入念に行うことで、正確に位置を検出することを期した。

また、その病棟の看護師38人全員を被験対象として設定し、赤外線と加速度センサを搭載した名札型センサを携帯してもらった。名札型センサは首からぶら下げる形で、被験者に装着した。今回の赤外線ビーコンおよび名札型センサには、株式会社日立ハイテクノロジーズ製のビジネス顕微鏡を用いた。名札型センサは、他の名札型センサや赤外線ビーコンとIDをやりとりすることによって対面情報や位置情報を記録するほか、名札型センサに搭載されたアルゴリズムによって行動リズムという行動の激しさを示す値に変換された。文献[1]によれば、行動リズムは、各時刻の加速度の3軸間の二乗平均平方根をとり、それが1分に何回ゼロを交差したかという回数と定義され、たとえば静止しているときには0Hz (0bpm)、音楽を聞いたりWebブラウジングのときは0-1Hz (0-60bpm)、会話やタイピングの際は1-2Hz (60-120bpm)、歩行や身振り手振りしながら会話しているときには2-3Hz (120-180bpm)と例示されている。

同時に、携帯端末を用いて、被験者の業務情報の入力も同時に行い、看護師業務情報も収集した。看護師業務は、実験前にあらかじめ設定しており、被験者は iPod touch 上の aTimeLogger というアプリケーションを用いて、設定された看護師業務の中から自分の行った業務を選択するという方法をとった。看護師業務は全部で115個設定されており、これらのうち、類似する業務をグループ化して25の看護師業務グループにまとめられている。データ収集実験の詳細情報を表1にまとめる。看護師業務情報の入力に対して入力ミスが考えられるが、今回の実験では、本人が看護業務実施時に自分で入力するため、ある程度のノイズが混入することは避けられない。これについては、今回は、多くの看護師から33日間のデータを大量に集めることで、結果としてそれらのノイズを除去できることを志向した。また、看護業務の終了記録忘れがときどき発生した。これについては異常に長時間の記録となり、外れ値検出による処理が可能であるため、スマイルフ・グラブズ検定により外れ値判定を行い、除外した。



図 1 赤外線ビーコンの設置例 (病室)

Fig. 1 Example of infrared beacon settings in a patient room.

表 2 各センサ端末と収集データ

Table 2 Each sensor device and the collected data.

センサ端末	収集データ	周波数
赤外線ビーコン・名札型センサ	位置情報	1 Hz
名札型センサ	加速度・対面情報	20 Hz
iPod touch	業務行動ラベル	業務ごと

病棟に設置された赤外線ビーコンと、被験者の持つ名札型センサ間での通信によって被験者の位置情報が収集される仕組みである。赤外線ビーコンの設置方法を図 1 に示す。図 1 では赤い丸で囲った 3 カ所に赤外線ビーコンが設置されている。今回の実験では、1 日 24 時間の実験時間で、2015 年 2 月 16 日から、2015 年 3 月 20 日までの 33 日間を実験期間に設定してデータ収集実験を行った。名札型センサからは、加速度データおよび他の被験者との対面情報を、名札型センサと赤外線ビーコンからは、被験者の位置情報を収集した。センサ端末ごとに収集されたデータ情報を表 2 に示す。

3.2 データ収集結果

24 時間/日、計 33 日間のデータ収集実験を行い、全被験者の加速度データ、位置情報、看護師業務情報を収集した。これらの収集データを用いて、被験者の行動リズム、位置情報、看護師業務情報や、他の被験者との対面情報を抽出することができた。

収集したデータから、看護師の行動記録や行動リズム、位置情報、看護師ごとの対面情報、看護師業務情報といったデータを抽出した。行動リズム、位置情報、看護師ごとの対面情報のデータは、1 分ごとのデータ間隔で編集された。編集した各種データの詳細を表 3 に示す。次に、看護師業務の中から、9 グループ 46 業務を、整形外科病棟特有の業務として抽出した。整形外科病棟特有の業務の詳細を表 4 に示す。また、実験に参加した看護師の役職、職種、年齢と、その人数を表 5 に示す。さらに、赤外線ビーコン

表 3 編集した各種センサデータの詳細

Table 3 Details of edited data from various sensors.

編集データ	データ間隔	データ数
行動リズム	1 分	1,805,760
位置情報	1 分	462,418
対面情報	1 分	459,139
看護師業務情報	業務ごと	12,406

表 4 整形外科病棟特有の業務

Table 4 Orthopedic surgery ward specific activities.

グループ名	業務数
身体の清潔	6
食事の世話	6
観察	7
患者の輸送	3
排泄の世話	7
安全の確保	2
安楽	5
自立の援助	3
測定	7
合計	46

表 5 看護師の役職、職種、性別とその人数

Table 5 Posts and headcount of nurses.

役職/人数		職種/人数		性別/人数	
看護師長	1	准看護師	1	男性	6
主任	2	看護助手	5	女性	32
担当	35	看護師	32		

表 6 部屋の種類と赤外線ビーコン数

Table 6 Room types and number of infrared beacons installed.

部屋の種類	ビーコン数	ビーコン設置部屋数
病室	150	50
ナースステーション	8	2
トイレ	4	4
浴室	1	1
食堂	1	1
その他	19	18

の設置された部屋を種類ごとに分類した。部屋の種類と赤外線ビーコンの関係を表 6 に示す。

日ごとの看護師の対面人数を時系列でグラフに表した。ある 1 日の看護師ごとの対面人数を、図 2 に示す。

縦軸は対面人数、横軸は 1 日の時間を表し、プロットは看護師ごとに色分けされている。図 2 から、昼間勤務と深夜勤務の看護師同士の対面人数に違いが見られる。昼間勤務と比較して、深夜勤務の看護師は勤務している人数が少ないために対面人数も少なくなる。また、午前 9 時頃に、最も対面人数が多くなる看護師が多いことが分かる。これは、午前 9 時頃に看護師のミーティングが行われているからであると考えられる。このような結果は、全日数に共通して見られる特徴であった。

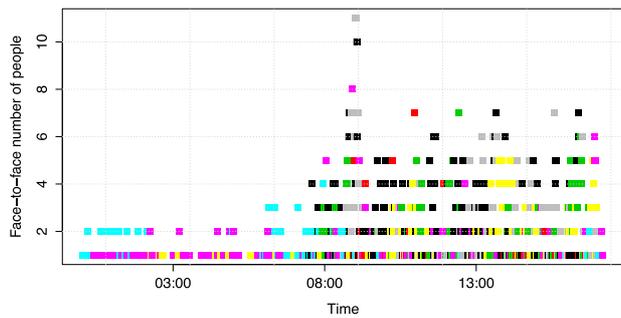


図 2 ある 1 日の、看護師ごとの対面人数

Fig. 2 Number of people with whom a nurse confronted one day.

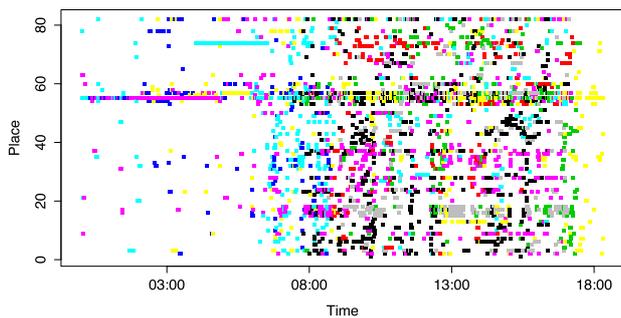


図 3 ある 1 日の、看護師ごとの位置情報

Fig. 3 Location logs of nurses on one day.

次に、日ごとの看護師の位置情報を時系列でグラフに表した。ある 1 日の看護師ごとの位置情報を、図 3 に示す。縦軸は看護師の位置、横軸は 1 日の時間を表し、プロットは看護師ごとに色分けされている。図 3 から、昼間勤務と深夜勤務の看護師の人数や位置に違いが見られる。赤外線ビーコンの No.54, 55, 56, 57, 58, 60, 62, 83 は、ナースステーションに設置されたものであるが、1 日のほぼすべての時間帯において、看護師はナースステーションに在室していることが多いことが分かる。夜間勤務においては特に、ナースステーションに在室する割合が多いといえる。このような結果も、全日数に共通して見られる特徴であった。

4. 行動リズムに影響を与える要因の分析

我々は、看護師の行動リズムに、位置情報や他の看護師との対面回数、看護師の基本的業務、整形外科病棟特有の業務などが与える影響について分析した。影響を与える因子を調査し、その結果をもとに看護師の負担の原因や、業務の効率化について考察した。文献 [1] で例示されているように、行動リズムはより激しい行動になるに従って大きな値となることから、行動リズムを目的変数とすることによってどのような看護業務が激しい行動をとまうのか、つまり看護師の負担を知る 1 つの指標となると考えられる。

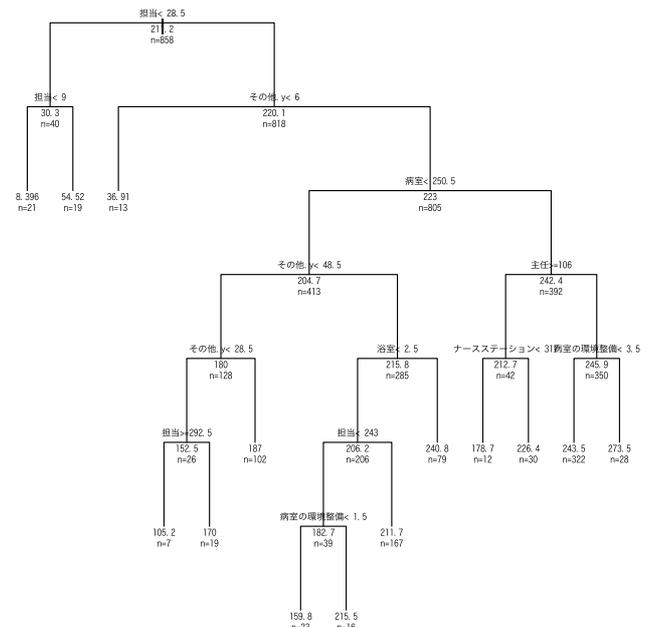


図 4 行動リズムに影響を与える業務・対面・場所の因子

Fig. 4 Factors of activities, meetings, and places that affect to activity rhythm.

4.1 手法

我々は、看護師の 1 日の行動リズム 1 分あたりの平均値を目的変数とし、この目的変数を、1 日単位での、看護師業務ごとの回数、対面回数、場所ごとの訪問回数などといった説明変数によってグループ分けした。グループ分けには決定木 (回帰木) を用いた。そして様々な条件によってグループ分けされた因子のうち、どのような条件が重なると業務に影響を与えるのかを分析した。決定木の深さは 0.5% 以上の変化が見られなくなるまで枝分かれを繰り返すように設定した。我々は 2 つの手法を設定し、それぞれにおいて説明変数を変えながら分析を行った。

手法 1 では、看護師の行動リズム平均値を目的変数とし、業務回数、対面回数、場所ごとの訪問回数を説明変数として設定してグループ分けを行った。

手法 2 では、行動リズムの平均値を目的変数とし、看護師業務のうち整形外科病棟特有の作業に関係のある業務のみを取り出し、これらの業務回数を説明変数として設定した。対面や場所のデータは説明変数には加えないこととした。

4.2 結果

手法 1 において、決定木による解析の結果を、図 4 に示す。

図 4 は、行動リズムに影響を与える因子を、1 日単位での、業務回数、他看護師との対面回数、場所ごとの訪問回数の観点から枝分けて示している。各ノードにおいて 3 行の記述があるが、1 行目には、業務回数、対面回数、場所数のいずれかを示してある。2 行目には、1 分間の行動リズム平

表 7 行動リズムに影響を与える業務・対面・場所の因子 (線形回帰, 有意水準 5%)

Table 7 Factors of activities, meetings, and place that affects to activity rhythm.

	Estimate	Std. Error	Pr(> t)
その他	-12.01	2.91	0.00
カンファレンス	8.65	3.97	0.03
創部付け替え	16.27	8.16	0.05
聴診	17.88	8.36	0.03
食事	10.70	4.28	0.01
生活反応 (の観察)	-21.80	9.80	0.03
体位交換	7.92	3.45	0.02
病室の環境整備	8.14	2.00	0.00
抑制 (安全の確保)	-74.68	28.41	0.01
超勤等手当報告	83.50	29.85	0.01
職員面接	-90.04	43.32	0.04
病室 (の巡視)	0.19	0.02	0.00

均, 3行目の n は, 業務回数, 対面回数, 場所ごとの訪問回数データを結合したときの勤務日数の合計を示している.

全体の行動リズムの平均は 211.2Hz となり, これを基準とする. 図から, 「担当」の役職を持つ看護師との対面回数が, 最も行動リズムに与える影響が大きいという結果となった. 上から樹木を見ていくと, 初めは, 対面回数, 場所数による枝分かれが起きている部分が多いことが分かる. 対面回数が多く, 「病室」に何度も訪れている人ほど, 行動リズムが平均と比較しても大幅に高くなる結果となった. また, 「病室」を何度も訪れ, なおかつ「病室の環境整備」を 3.5 回以上行っている場合の行動リズムが最も高かった. その後ノードが末端に近づくにつれて, 業務回数による影響も見られるようになった.

また, 図 4 と同じデータに対して回帰分析により有意水準 5% で有意となった説明変数の係数を表 7 に示す.

表 7 より, 行動リズムについて, 「カンファレンス」「創部付け替え」「聴診」「食事」「体位交換」「病室の環境整備」「超勤等手当報告」「病室」の行動に対して正に, 「その他」「生活反応」「抑制」「職員面接」に対して負に相関することが分かる.

手法 2 において, 決定木による解析の結果を, 図 5 に示す.

全体の行動リズムの平均は 226.1Hz となり, これを基準とする. 図から, 整形外科病棟特有の業務の中で, 「清拭」が最も影響の大きな業務であるという結果となった. そのほかに, 「便の排泄介助」や「体位交換」「歩行介助」「食事介助」「車椅子介助」「褥瘡予防」といった業務を 1 日に何度か行っている場合に, 行動リズムが全体の平均よりも高くなることが分かった.

また, 図 5 と同じデータに対して回帰分析により有意水準 5% で有意となった説明変数の係数を表 8 に示す. 表 8

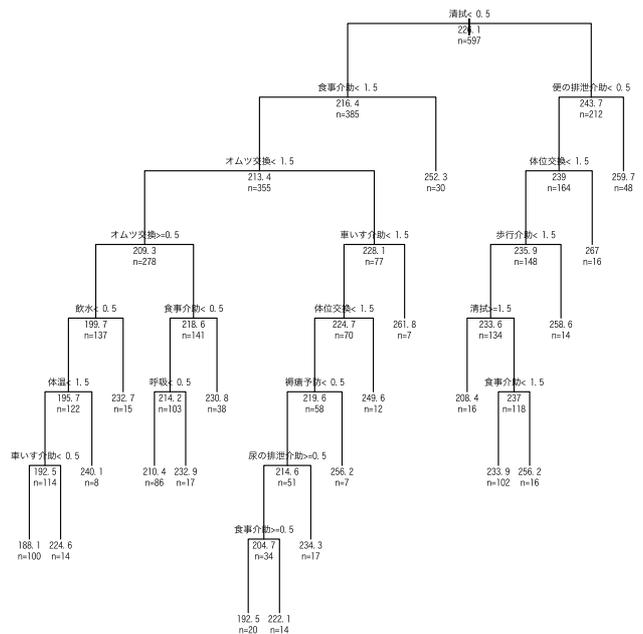


図 5 行動リズムに影響を与える整形外科病棟に特有の業務 Fig. 5 Orthopedic surgery ward specific activities affecting to activity rhythm.

表 8 行動リズムに影響を与える整形外科病棟に特有の業務 (線形回帰, 有意水準 5%)

Table 8 Orthopedic surgery ward specific activities affecting to activity rhythm.

	Estimate	Std. Error	Pr(> t)
便の排泄介助	8.22	3.56	0.02
清拭	10.03	3.11	0.00
食事介助	6.70	2.92	0.02
飲水 (量の測定)	9.45	4.25	0.03
体位交換	9.83	3.62	0.01
尿量 (の測定)	29.76	15.08	0.05

より, 行動リズムは「便の排泄介助」「清拭」「食事介助」「飲水」「体位交換」「尿量」について正に相関することが分かる.

4.3 考察

図 4 における結果から, 対面回数が多く, 「病室」に何度も訪れている看護師ほど, 行動リズムが高くなることが分かった. そこから, 「ナースステーション」と「病室」を何度も往復するなどして「病室」に多く訪れたり, 「病室」での業務を行うことの多い看護師ほど, 1 日の活動量が多いといえる. また, ほとんどの看護師が, 1 日のうちに多くの看護師と関わりながら業務を行っており, 1 日に少人数としかかかわらない看護師と比較すると, 明らかに活動量が多いことが分かった.

このような背景としては, 昼間勤務の看護師と比較すると, 深夜勤務の看護師は少人数としか対面しないことや, あまり多くの場所に移動しないことが考えられる. これを

全データを用いて確認したところ、昼間勤務の看護師の対面人数は平均 5.41 人、夜間勤務は平均 3.77 人であり、また、昼間勤務の看護師の赤外線ビーコン反応数は平均 2.91 回、夜間勤務は平均 2.27 回であり、どちらも 5%有意水準の t 検定およびウィルコクソンの順位和検定の双方において有意であった。このことから、昼間勤務と深夜勤務において対面人数や、赤外線ビーコン反応数に違いが見られることが分かった。また、図 5 における結果から、「便の排泄介助」や「体位交換」、「歩行介助」、「食事介助」、「車椅子介助」、「褥瘡予防」といった業務を行う看護師ほど、行動リズムが高くなることが分かった。そこから、整形外科病棟特有の業務の中でも、自ら動くことが難しい患者の行動を介助する業務内容は活動量が大きいといえる。看護の専門家からの意見によると、実際これらの介助は、どれも全身を使うために疲労度の高い業務であり、看護師業務において起きやすい腰痛などの原因となるものでもある。

今回、多くの看護師業務の中でも、患者の介助に関わる業務を多く行うことが看護師の負担につながるということが分かった。また、「病室」などの部屋に何度も訪れる必要のある業務が多い場合にも看護師の活動量が増加する原因となる。これらの傾向は、現場の看護師の意見を聞いても、自然なものであった。このように、このような行動リズムおよびそれを用いた分析は、看護師の業務負荷を定量化するうえでの 1 つの方法となると考えられる。これは看護師業務の負荷分散を考えるうえで、有用な情報になる。我々は、看護師に与える負担の大きな業務を発見することに成功したため、今後、負担の大きな業務を連続して 1 人の看護師に任せたり、1 日に負担の大きな業務を多く与えたりしないような業務計画を立てるといった、看護師の業務負荷分散に役立てることが期待できる。

5. 業務時間に影響を与える要因の分析

本章では、収集したデータを用いた分析手法および、その結果について述べる。我々は今回、業務時間が業務効率に直結しているという考えのもと、各業務時間の長さに影響を及ぼす要因について分析を行った。本研究では、看護師が行う各業務の業務時間の長さが業務効率に直結していると考え、各業務時間の長さに影響を及ぼす要因について分析を行った。

5.1 手順

本節では、分析手順を述べる。5.1.1 項では、単回帰分析の手順について述べる。5.1.2 項では、決定木による要因分析で用いる説明変数の選択および決定木学習の手順について述べる。

5.1.1 単回帰分析

我々は 115 種類の業務に対して、看護師が 1 回に行う各業務時間を 1 サンプルとし、その長さを目的変数、看護師

の経験年数、年齢、病棟勤務年数、業務 1 分ごとに対面した人数の平均値（以下、対面人数の平均）をそれぞれ説明変数として設定し、各説明変数が目的変数にどのような影響を及ぼすかどうかを単回帰分析によって調査した。単回帰分析の結果から、有意水準 5% で有意となった説明変数の業務だけを抽出し、その業務に対して決定木を用いた要因分析を行った。

5.1.2 変数選択および決定木学習

要因分析を行ううえで、まず説明変数の選択を行った。データ収集実験によって得られたデータの中から、職種が、正看護師か否か、准看護師か否か、看護助手か否か、役職が、看護師長か否か、主任か否か、担当か否か、性別が、男性か否か、女性か否か、年齢、経験年数、病棟勤務年数、対面人数の平均、病室に訪れたか否か、トイレに訪れたか否か、浴室に訪れたか否か、ナースステーションに訪れたか否か、食堂に訪れたか否か、その他の場所に訪れたか否か、正看護師何人と対面したか、准看護師何人と対面したか、看護助手何人と対面したか、看護師長何人と対面したか、主任何人と対面したか、担当何人と対面したか、男性何人と対面したか、女性何人と対面したか、の全 26 変数を説明変数の候補として選択した。

次に、これらの変数間の相関係数のユークリッド距離から、階層的クラスタ分析を行い、変数間の距離の近さを調査した。同じクラスタに属する変数は距離が近く、類似性が高いといえる。階層的クラスタ分析の結果を、図 6 に示す。横軸の値は、相関係数の逆数をとったものの絶対値の対数である。また、変数選択において選択された変数には括弧 **【】** でくくった。

これらの変数の中から、ステップワイズ法を用いて重要な変数を選択し、正看護師か否か、看護師長か否か、女性か否か、経験年数、病棟勤務年数、対面人数の平均、トイレに訪れたか否か、浴室に訪れたか否か、ナースステーションに訪れたか否か、食堂に訪れたか否か、その他の場所に訪れたか否か、正看護師何人と対面したか、准看護師何人と対面したか、看護助手何人と対面したか、看護師長何人と対面したか、主任何人と対面したか、の 16 変数を要因分析のための説明変数とした。

業務時間を目的変数、選択した 16 変数を説明変数として決定木を用いた要因分析を行った。樹木の深さは、交差確認手法を用いた最適樹木選定を行うことで決定した。

5.2 結果

本節では、4.1 節で示した手順で分析を行った結果を述べる。4.2.1 項では単回帰分析の結果を、4.2.2 項では選択した説明変数を用いた、決定木による要因分析の結果を述べる。

5.2.1 単回帰分析による結果

単回帰分析によって、有意水準 5% で係数が有意となっ

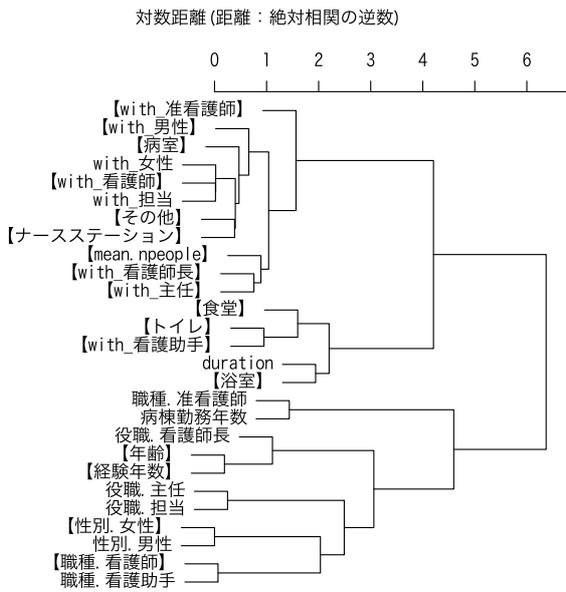


図 6 相関係数による階層的クラスタ分析

Fig. 6 Hierarchical clustering with correlation coefficients.

表 9 有意水準 5% で有意となった業務とその説明変数

Table 9 Activities and their explanatory variables which became significant at the 5% significance level.

業務	説明変数	Estimate	Pr(> t)
院内会議	経験年数	0.70(分/年数)	8.7×10^{-4}
院内会議	年齢	0.76(分/年齢)	1.8×10^{-4}
院内会議	病棟勤務年数	-2.2(分/年数)	0.02
看護師間の連絡	経験年数	-0.51(分/年数)	3.7×10^{-3}
看護師間の連絡	年齢	-0.46(分/年齢)	0.01
(医師への) 報告・連絡	経験年数	-0.67(分/年数)	0.01
報告・連絡	年齢	-0.61(分/年齢)	0.01
終末看護処理	経験年数	1.5(分/年数)	0.01
体重	経験年数	0.48(分/年数)	0.04
会話	年齢	0.39(分/年齢)	0.02
飲水	年齢	-0.49(分/年齢)	2.8×10^{-3}
ベッド運搬	病棟勤務年数	1.8(分/年数)	0.02
食事介助	対面人数の平均	-4.7(分/人)	7.1×10^{-6}
(医師からの) 指示受け	対面人数の平均	-11(分/人)	3.2×10^{-3}
配膳・下膳	対面人数の平均	-5.3(分/人)	2.3×10^{-10}
電子カルテ閲覧	対面人数の平均	-3.1(分/人)	1.5×10^{-6}
電子カルテ記録	対面人数の平均	-4.2(分/人)	2.8×10^{-3}
申し送り・受け	対面人数の平均	-1.2(分/人)	4.8×10^{-7}

た業務を抽出した。単回帰分析の結果を表 9 に示す。

表 9 の 1 列目には有意となった業務、2 列目にはそれらの業務に対応する各説明変数を示している。単回帰分析の結果、14 の業務において有意な結果を得ることができた。「院内会議」の業務では、説明変数が経験年数および年齢の場合に対して正の相関を示し、病棟勤務年数に対しては負の相関を示した。「看護師間の連絡」、「報告・連絡」では経験年数、年齢に対して負の相関を示した。「終末看護処理」、「体重」では経験年数に対して正の相関を示した。「会話」、「飲水」では年齢に対して、前者では正の相関、後者では負の相関を示した。「ベッド運搬」では病棟勤務年数

に対して正の相関を示した。「食事介助」、「指示受け」、「配膳・下膳」、「電子カルテ閲覧」、「電子カルテ記録」、「申し送り・受け」に対してはすべて、対面人数の平均に対して負の相関を示した。

5.2.2 決定木を用いた要因分析による結果

単回帰分析で有意だった業務に関して決定木を用いた要因分析を行った。表 9 における各看護師業務における、決定木を用いた要因分析の結果を図 7 に示す。各ノードにおいて、3 行の記述があるが、1 行目は影響を与える説明変数を示している。2 行目には業務時間の平均、3 行目の n はそのノードに分かれたサンプル数を示している。「mean.npeople」は 1 分ごとの対面人数の平均値であり、「with_看護師」、「with_准看護師」、「with_看護助手」、「with_看護師長」、「with_主任」はそれぞれ、正看護師何人と対面したか、准看護師何人と対面したか、看護助手何人と対面したか、看護師長何人と対面したか、主任何人と対面したか、を示している。

ここからは要因分析の結果および、単回帰分析と要因分析それぞれの結果の比較について述べる。

「院内会議」において要因分析を行った結果、最も業務時間に影響を与える説明変数は看護師の経験年数であり、経験年数が長いほど業務時間が長くなる傾向にあることが分かった。これは単回帰分析でも有意であった。また、「電子カルテ閲覧」、「申し送り・受け」においては、看護助手何人と対面したか、対面人数の平均、の 2 つが業務時間に影響を与える説明変数であり、これらの説明変数は単回帰分析でも有意であった。単回帰分析で有意だった説明変数が、要因分析においても影響を与える要因として示されたのは、「院内会議」、「申し送り・受け」、「電子カルテ閲覧」、「電子カルテ記録」、「配膳・下膳」、「指示受け」といった業務であった。「看護師間の連絡」、「報告・連絡」、「飲水」、「指示受け」においては、正看護師何人と対面したのか、対面人数の平均、の 2 つが業務時間に影響を与える説明変数であった。これらの業務のうち「看護師間の連絡」、「報告・連絡」、「飲水」は対面人数の平均という説明変数に関して、単回帰分析では有意でなかったが、決定木を用いた要因分析においては業務時間に影響を与える説明変数であることが示された。一方で、単回帰分析で有意でかつ変数選択で選択された説明変数である経験年数は、要因分析では現れない傾向にあった。「会話」、「食事介助」、「配膳・下膳」においては、トイレやナースステーションに訪れたか否か、といった場所に関する説明変数が業務時間に影響を与えることが示された。また、「配膳・下膳」、「電子カルテ閲覧」、「電子カルテ記録」においては深い樹木が生成され、複数の要因が示された。それらの要因の中でも対面人数の平均、は業務時間に強い影響を与えていた。

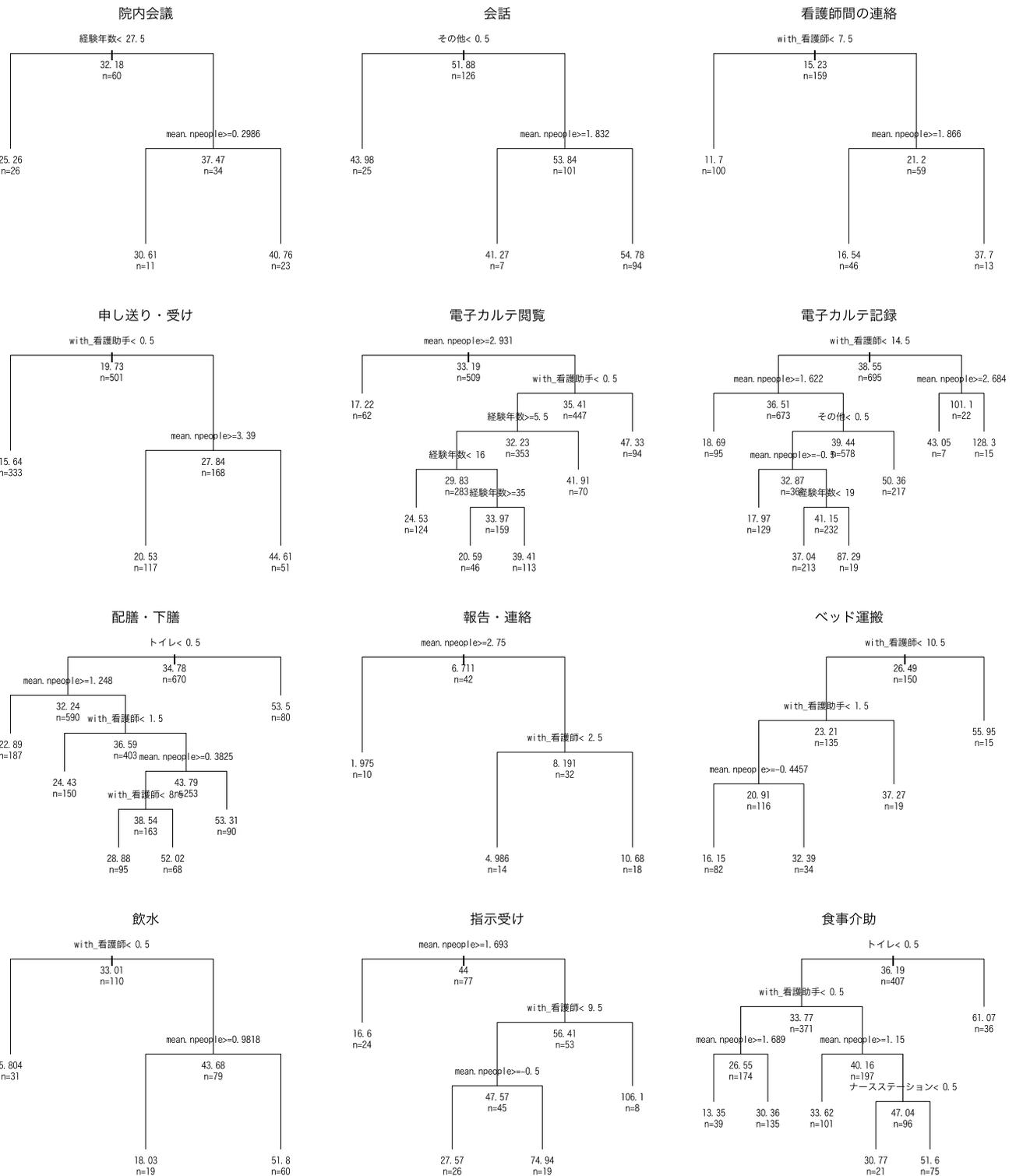


図 7 各業務において業務時間に影響を与える因子を示す決定木

Fig. 7 Regression trees which represent factors that affect nursing activity times.

5.3 考察

本研究において、単回帰分析の結果、14の業務において有意な結果を得ることができた。有意な業務のうち、患者に直接関わる看護業務は6業務、患者にかかわらない事務業務や、報告業務、会議業務などは8業務であった。要因分析から、ほとんどの業務に共通して、対面回数が業務時

間に与える影響が大きく、対面人数が増えるほど業務時間は短くなるという結果を得た。この結果から、複数人の看護師が連携しながら患者のケアを行ったり、看護師と患者が1対1の状態でのケアではなく、複数の看護師で患者のケアを行ったりするほうが、1つの業務が完了するまでの時間を削減できると考えられる。ただし、看護師の総業務

時間が短くなるとは限らないため、今後目的変数を総業務時間に置き換えた分析も必要となってくる。

また、「食事介助」、「配膳・下膳」といった、患者の食事介助業務においては、トイレやナースステーションを訪れたほうが業務時間が長くなるといった結果を得た。トイレを訪れるというのは一見不可解に思えるが、実際には赤外線ビーコンはトイレ内だけでなくトイレの付近にも設置されているため、患者の食事前後の手洗いを介助するためにトイレ付近を通るだけでも赤外線ビーコンには反応する。食事中または前後に患者をトイレまたは手洗いに連れていくのは、1人で歩ける患者の場合には必要ないが、そうでない患者の場合は介助が必要になる。また、きめ細かい世話が必要な患者はナースステーションに連れてきて介助する場合もあるとのことであった。このような患者の対応をする際に業務時間が長くなる可能性が考えられる。この結果から考えられる業務改善の例としては、移動が多い看護師については、その看護師の作業の段取りや手順といった本人の仕事のやり方を見直したり、どの看護師も移動が多くなるような患者に対しては、その患者をナースステーションの近くのベッドに配置したりする方法が考えられる。

なお、今回の分析では看護師の1回の業務時間を目的変数としたが、この食事介助のような患者に対応する業務に対しては、患者の視点から、1患者にかかる看護時間についての分析も重要である。今回は看護師の視点から、看護師単位での業務の分析を行ったが、今後、看護師の業務記録を、ベッドにつけられた赤外線ビーコンの履歴と結合し、さらには患者の看護必要度や電子カルテの記録といった従前の看護および医療記録データと結合することによる、ビッグデータマイニングが有効になってくると考えられる。

単回帰分析において年齢や経験年数を説明変数とした場合に、「院内会議」、「終末看護処理」に対しては正の相関を示し、「看護師間の連絡」、「報告・連絡」に対しては負の相関を示した。要因分析の結果でも、「院内会議」において、経験年数は最も影響を与える説明変数であった。つまり、これらの業務には看護師の経験が業務時間に大きく影響する。「看護師間の連絡」や「報告・連絡」といった連絡業務は、経験が浅い看護師や、主任などではない下位の役職の看護師ほど多く行っているのに対して「院内会議」や「終末看護処理」は、多くの知識や経験が求められる業務であるため、病棟全体を取り仕切るような経験豊かで上位の役職の看護師ほど多く行っていると考えられる。現在の診療報酬制度においては、患者7人に対して1人の看護師が対応する7対1病院や10対1病院といった、看護師の熟練度は考慮しない制度設計になっているが、この結果からは、看護師の熟練度に応じてできる業務の種類や量が変わることが示された。看護師を均一に扱うのではなく、熟練度も考慮することによって、現場の実態に即した業務の平準化や看護師や患者の満足度の向上につながる事が期待

できる。

5.2.2 項で述べたように、決定木分析と単回帰分析では、いくつかの説明変数と目的変数のペアについて異なる結果となる場合があった。これについては、1) 単回帰のような線形式による説明と決定木のような条件分岐による説明の違い、2) 決定木が多変量であることによる変数の組合せの2つが原因として考えられるが、図7の「看護師間の連絡」、「報告・連絡」、「飲水」を見ると、対面人数の平均(mean.npeople)は最初の頂点にあるか、図6で距離に近い正看護師かどうか(with_看護師)の下に来ていることから、原因は2)ではなく1)が考えられる。対面人数に関する変数は、一様に分布せず、0付近を最頻値とする偏った分布だと考えられ、このような分布には線形回帰は有意に結果を出せなかったと考えられる。このように、複数の手法を用いて、1つの手法では見えない事実を別の手法で導き出すことの重要性が示唆された。

ここまで示した結果について、現場の看護師から意見を聞いたところ、すべて、常識と同様であるという意見を得た。業務時間を目的変数とし、看護師の属性や状況を説明変数とした分析は、看護師が日頃感覚で感じている業務の状況を定量化するための一助となることが示唆される。

なお、図6に示した階層的クラスタ分析の結果では、その後の変数選択で選択された変数と選択されなかった変数の両方を見ることができているが、選択されなかった変数においても、選択された変数と距離が近い場合には、目的変数である業務時間に影響を与えている可能性が考えられる。たとえば、1) 選択されなかった「病室」「女性との対面回数」「男性との対面回数」「担当の看護師かどうか」は、いくつかの職種との対面回数や「ナースステーションを訪れたかどうか」と距離が近く、2) 選択されなかった「准看護師か否か」は選択された「病棟勤務年数」と近い。同様に、3) 選択されなかった「年齢」は選択された「経験年数」と、4) 選択されなかった「看護助手か否か」は選択された「正看護師か否か」と距離が近い。このことから、5.2.2 項の結果に加えて、3) より、「経験年数」と同様に「年齢」も業務時間に影響を与えている可能性があり、1) より、いくつかの職種との対面回数とともに「病室」、「女性との対面回数」、「男性との対面回数」も「電子カルテ閲覧」、「申し送り・受け」、「看護師感の連絡」、「報告・連絡」、「飲水」に影響を与えている可能性があり、1) より、「トイレ」や「ナースステーション」と同様に「病室」「女性との対面回数」「男性との対面回数」も、「会話」、「食事介助」、「配膳・下膳」に影響を与えている可能性がある。このように、変数選択の計算複雑さから、今回すべての有意な結果が得られたわけではないことに注意して、今後検証したい新しい仮説が生じた場合には、図6の変数間の距離などを参考にしてその仮説を検証することが望まれる。

6. 関連研究

小型のウェアラブル端末を用いたビッグデータの収集実験およびデータ分析は、端末の発達とともに広く行われている。渡邊らは、アウトバウンド型コールセンタにおいて、社員に名札型のセンサ端末を装着してもらい、加速度センサデータや人間同士の対面情報を収集することで人間行動を長期的に計測し、身体的な動きの度合いである活発度や対面コミュニケーションと生産性との関係を定量的に評価した [1]。その結果、休憩中の社員の活発度と、生産性に相関があることを見つけ出した。我々は同じようなデータ収集実験を、より多くのセンサ端末を用いて病院で行った。

医療現場においても、勤務中の医師や看護師、入院患者の行動データを収集するための実験や、収集した大規模医療データを用いて、業務の効率化や、適切な医療サービスの提供などに役立てる研究が多く行われている [2], [3], [4], [5], [6]。長期間にわたる医療現場の行動データ収集実験の例として、済生会熊本病院の循環器病センターで行われた1年7カ月間の実験がある [7], [8]。この実験では、看護師と患者の両方から多くのデータを収集した。患者には、監視心電図や、3軸加速度センサである腕時計型センサ、心拍数、呼吸、加速度センサを測定するベッドセンサ、電子クリニカルパスを用い、間接的に患者のセンサデータを記録した。看護師からは、加速度データおよび、病室への入退室情報を収集した。この実験は、我々が今回行ったデータ収集実験と似ている部分が多いが、我々の実験では、看護師行動に重点を置き、加速度データに加えて位置情報および行動ラベルも同時に収集している。

また、装着型加速度センサや環境設置型センサから構成されるセンサネットワークにより、看護師の行動や、位置情報、対面情報、音声データやビデオデータによる行動ラベル情報を収集し、それらのデータを用いた、看護師行動識別およびラベリングの自動化システムの開発といった研究も行われている [9]。これらの研究では、看護師業務の計測を自動化することで、人手による業務ラベリングの曖昧さや、業務計測の負担を軽減することを目的としている。

近年では、現場の作業者が業務を行うのにどれだけの時間がかかっているのか測定する、タイムスタディと呼ばれる分析手法が医療現場においても用いられるようになっており、タイムスタディの結果は看護業務量の測定や、ワークフロー分析、動線分析などに役立てられたり、業務スケジューリングや効率的な人員配置の資料にもなったりしている [10], [11], [12], [13]。しかし、まだまだタイムスタディに関する研究は少ないのが現状である。我々は本研究で、一般的なタイムスタディで収集される看護師の業務情報や位置情報だけでなく、看護師同士の対面情報や加速度センサデータなども収集しており、より多くの複雑な分析が可能である。

7. まとめ

本研究では、看護師の日々の業務を分析するために、33日間にわたり看護師の業務行動データを収集する実験を行った。そして、全看護師の加速度データ、位置情報、看護師業務情報を収集し、これらの収集データを用いて、看護師の運動量、位置情報、看護師業務情報や、他の看護師との対面情報などの情報を収集し、これまで感覚でしか表現されていなかった看護業務を、加速度センサデータや看護師属性といった情報と関連させて定量的に示した。

看護師の行動リズムに、位置情報や他の看護師との対面回数、看護師の基本的業務、整形外科病棟特有の業務などが与える影響について分析を行った。その結果、他の看護師との対面回数が多く、「病室」に何度も訪れている人ほど、行動リズムが高くなることが分かった。また、「病室の環境整備」という業務が、行動リズムに強い影響を与えることも分かった。さらに、「便の排泄介助」や「体位交換」、「歩行介助」、「食事介助」、「車椅子介助」、「褥瘡予防」といった業務を1日に何度か行っている場合に、行動リズムが全体の平均よりも高くなることが分かった。分析結果から、「病室」に何度も訪れたり、「ナースステーション」と「病室」を何度も往復したりするといった、「病室」での業務を行うことの多い看護師ほど、1日の活動量が多いため疲労度が高くなると考えられる。また、自ら動くことが難しい患者の行動を介助する業務を行うと、活動量が大きくなると考えられる。

また、看護師が行う各業務に費やす業務時間の長さが業務効率に直結していると考え、各業務時間に影響を及ぼす要因について、単回帰分析および、決定木分析を行った。単回帰分析の結果、14の業務において有意水準5%で有意となった。有意だったほとんどの業務において対面回数が業務時間に与える影響が大きく、対面回数が増えるほど業務時間は短くなることが分かった。この結果から、患者に関わる業務においては、複数人の看護師が連携しながら患者のケアを行うことで業務時間を削減できると考えられる。また、食事介助業務においては、トイレやナースステーション付近を移動する看護師ほど業務時間が長くなるといった結果を得た。つまり、食事介助業務中にナースステーションやトイレ付近を何度も移動するような看護師ほど長距離を動き回っているなどの理由で業務時間が長くなっていることが考えられる。また、単回帰分析において年齢や経験年数を説明変数とした場合に、「院内会議」、「終末看護処理」に対しては正の相関を示し、「看護師間の連絡」、「報告・連絡」に対しては負の相関を示した。この結果から、「看護師間の連絡」や「報告・連絡」といった連絡業務は、経験が浅い看護師や、主任などではない看護師ほど多く行っている。対して「院内会議」や「終末看護処理」は、経験豊かで上位の役職の看護師ほど多く行っていると

考えられる。

今回の看護師業務行動データ収集実験および業務分析によって、看護師行動に関する大規模データを収集し、看護師の業務時間に影響を与える要因について分析することができた。しかし、データ収集実験によって収集したデータからは、まだまだ多くの情報を抽出することが可能であるため、今後も分析を進めていく。たとえば、より業務改善に直結するような目的変数を見つけ出し、要因分析を行うことで、看護師にとって有用なアドバイスを可能にしていきたい。また、看護師の役職や経験年数、看護師同士の対面情報などから、院内の看護師間のコミュニケーションなどの可視化を行うことで、より看護師の働きを明確にしていきたい。さらに今後は、新しい病院でのデータ収集実験や、大量の看護師業務ラベルや行動データを用いた看護師行動認識や、未来の看護業務時間予測にも取り組んでいく。

謝辞 本研究の一部は、NICT ソーシャル・ビッグデータ活用・基盤技術の研究開発 A-2「医療の質的向上と医療費削減を実現する医療サービス分析システムの研究開発」および、基盤研究 (B)「物理層と意味層の2階層からなるセンサコンテキスト推定技術 (研究代表者:井上創造)」による。実験にご協力いただいた医療法人福西会福西会病院に感謝いたします。

参考文献

[1] 渡邊純一郎, 藤田真理奈, 矢野和男, 金坂秀雄, 長谷川智之: コールセンタにおける職場の活発度が生産性に与える影響の定量評価, 情報処理学会論文誌, Vol.54, No.4, pp.1470-1479 (2013).

[2] Morik, K., Brockhausen, P. and Joachims, T.: Combining statistical learning with a knowledge-based approach: A case study in intensive care monitoring, Technical Report, SFB 475: Komplexitätsreduktion in Multivariaten Datenstrukturen, Universität Dortmund, No.1999, 24 (1999).

[3] Wiens, J., Guttag, J. and Horvitz, E.: Patient Risk Stratification for Hospital-associated C. diff as a Time-Series Classification Task, *NIPS 2012*, Lake Tahoe, CA (Dec. 2012).

[4] Naya, F., Ohmura, R., Takayanagi, F., Noma, H. and Kogure, K.: Workers' Routine Activity Recognition using Body Movements and Location Information, *2006 10th IEEE International Symposium on Wearable Computers*, pp.105-108 (2006).

[5] Tentori, M. and Favela, J.: Monitoring activity patterns in hospitals through activity-aware computing, *2008 Second International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp.173-176, IEEE (Jan. 2008).

[6] Osmani, V., Balasubramaniam, S. and Botvich, D.: Human activity recognition in pervasive health-care: Supporting efficient remote collaboration, *Journal of Network and Computer Applications*, Vol.31, No.4, pp.628-655 (2008).

[7] Nohara, Y., Inoue, S., Nakashima, N., Ueda, N. and Kitsuregawa, M.: A Large-scale Sensor Dataset in a Hospital, *International Workshop on Pattern Recognition*

for Healthcare Analytics, p.4, (2012).

[8] Inoue, S., Hayashida, K., Nakamura, M., Nohara, Y. and Nakashima, N.: Capturing Nursing Interactions from Mobile Sensor Data and In-room Sensors, *International Conference on Human-Computer Interaction (HCI International)*, Springer LNCS, Vol.8014, pp.280-289 (2013).

[9] 納谷 太, 大村 廉, 野間春生, 小暮 潔: センサネットワークを用いた業務の計測と分析, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol.2009-UBI-23, No.24, pp.1-8, 情報処理学会 (2009).

[10] 笠原聡子, 石井豊恵, 沼崎穂高, 浦梨枝子, 馬醫世志子, 輪湖史子, 横内光子, 鈴木珠水, 大野ゆう子: タイムスタディとは—その背景と特徴, 看護研究, Vol.37, No.4, pp.11-22 (2004).

[11] 清水佐知子, 大野ゆう子, 岩佐真也, 尾島裕子, 林 劍煌, 富澤理恵, 大西喜一郎, 大杉ふじゑ, 岡田千鶴: タイムスタディによる看護業務プロセスの可視化, 生体医工学, Vol.48, No.6, pp.536-541 (2010).

[12] 和田由紀子, 小山聡子, 本間昭子, 松岡長子, 葛綿隆子, 桑野タイ子: 看護業務の作業効率に関する検討—経験年数の異なる看護師の看護業務の比較, 新潟青陵大学紀要, No.4, pp.209-218 (2005).

[13] 村野大雅, 小林寛伊, 木下佳子, 米山多美子: ICUにおける看護師の動き, 医療関連感染, Vol.1, No.1, pp.25-29 (2008).



磯田 達也 (学生会員)

1991年生。2014年九州工業大学工学部総合システム工学科卒業。2016年同大学大学院修士課程修了。



井上 創造 (正会員)

2002年九州大学大学院システム情報科学研究科博士後期課程修了・博士(工学)。同大学システム情報科学研究科助手, 同大学附属図書館研究開発室助教授(准教授)を経て, 2009年より九州工業大学大学院工学研究院基礎科学研究系准教授, 現在に至る。この間, 2014年ドイツカールスルーエ工科大学訪問研究員, IEEE, ACM, 日本データベース学会, 電子情報通信学会, 日本知能情報ファジィ学会, 日本医療情報学会各会員。



花沢 明俊

1995年京都大学大学院理学研究科霊長類学専攻博士後期課程修了・博士(理学)。1995年岡崎国立共同研究機構生理学研究所助手。2001年カロリンスカ研究所ポストドクトラルフェロー。2002年九州工業大学大学院生命体工学研究科助教授(准教授)。2013年より同大院工学研究院准教授,現在に至る。



野原 康伸 (正会員)

2008年九州大学大学院システム情報科学府情報工学専攻博士後期課程単位取得退学。同年博士(工学)。九州大学大学院システム情報科学研究院学術研究員等を経て,2010年より九州大学病院メディカル・インフォメーションセンター特任助教,現在に至る。センサネットワークおよび医療情報の解析に関する研究に従事。電子情報通信学会,IEEE,日本医療情報学会各会員。



白水 麻子

1984年国立福岡中央病院看護師。1991年国立別府病院附属大分中央看護学校,国立病院九州医療センター附属看護学校教員。1999年厚生労働省九州厚生局看護専門官付。2003年独立行政法人国立病院機構福岡東医療センター副看護部長。2005年独立行政法人国立病院機構別府医療センター附属大分中央看護学校教育主事。2006年聖マリア学院大学看護学部看護学科准教授。2014年より熊本県立大学総合管理学准教授,現在に至る。



杉山 康彦

1986年株式会社日立製作所ソフトウェア工場入社。1999年同情報・通信グループオープンソリューション営業本部パートナービジネス部主任技師。2003年同コーポレートシニアスタッフ。2007年4月同マーケティング統括本部新事業開発本部チーフプロジェクトマネージャー。2009年千歳科学技術大学出向。2009年より株式会社シーイー・フォックス代表取締役,現在に至る。



平田 真理

1979年聖マリア看護専門学校第2科卒業。1979年社会保険久留米第1病院勤務。1982年医療法人竜堂会桃崎病院勤務。1988年医療法人福西会福西会病院勤務。1991年主任。1994年より師長,現在に至る。



町田 京子

1976年国立福岡中央病院附属看護学校卒業。2004年放送大学教養学部卒業。1976年国立福岡中央病院勤務。1987年医療法人川浪病院(現,福西会病院)勤務。2003年より看護部長,現在に至る。



中島 直樹

1987年九州大学医学部卒業,第3内科入局。1996年米国カリフォルニア大学サンディエゴ校ポスドク,2000年九州大学第三内科助手,2002年医療情報部へ移籍,講師,准教授を経て,2014年メディカル・インフォメーションセンター教授。病院長補佐,九州大学副CIO。日本医療情報学会,日本糖尿病学会,日本クリニカルパス学会等の評議員。医学博士,内科認定医,糖尿病専門医。