

携帯センサと近接センサを用いた 看護業務時間に影響を与える要因の分析

磯田達也¹ 井上創造¹ 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

概要：本研究では、看護師の業務分析のため、33日間に渡り看護師の業務行動データを収集する実験を行い、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、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わかった。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。

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日間に渡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、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わかった。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。業務時間に影響を与える要因を知ることによって、今後、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や、役割分担などの提案に役立てることが期待できる。

以下第2章で研究背景について述べ、第3章にデータ収集実験、第4章に分析と続く。第5章にて関連研究を述べ、第6章で本稿をまとめる。

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

¹ 九州工業大学
〒804-8580, 北九州市戸畑区仙水町 1-1
² 九州大学病院
³ 熊本県立大学
⁴ 株式会社シーイー・フォックス
⁵ 医療法人福西会 福西会病院

おいての活用が期待され、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伴い、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た。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するといった、長期間に渡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ひとつとなっている。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挙げられる。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、看護師行動データを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、データの分析方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、ひとつのブロックに、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。看護師38人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。また、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

表 1 データ収集実験詳細

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)

表 2 各センサ端末と収集データ

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	1Hz
名札型センサ	加速度・対面情報	20Hz
iPod touch	業務行動ラベル	業務毎

という方法を取った。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。

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、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ヶ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。



図 1 赤外線ビーコンの設置例 (病室)

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、被験者の運動量、位置情報、看護師業務情報や、他の被験者との対面情報などを

表 3 編集した各種センサデータの詳細

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	業務毎	12,406

表 4 看護師の役職、職種、性別とその人数

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		

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位置情報、看護師ごとの対面情報、看護師業務情報などのデータを抽出した。収集した加速度データは、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。行動リズムの単位は Hz で表される。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分毎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。

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 4 に示す。次に、赤外線ビーコン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 5 に示す。

表 5 部屋の種類と赤外線ビーコン数

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

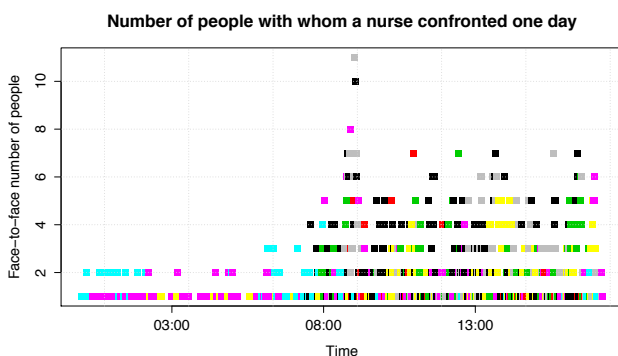


図 2 ある 1 日の、看護師ごとの対面人数

日毎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わかる。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。

4. 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。

4.1 手順

本節では、分析手順を述べる。4.1.1 項では、単回帰分析の手順について述べる。4.1.2 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。

4.1.1 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 分毎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。

4.1.2 変数選択および決定木学習

要因分析を行う上で、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。同じクラスに属する変数は距離が近く、類似性が高いと言える。階層的クラスタ分析の結果を、図3に示す。縦軸の値は、相関係数の逆数をとったものの絶対値である。

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。

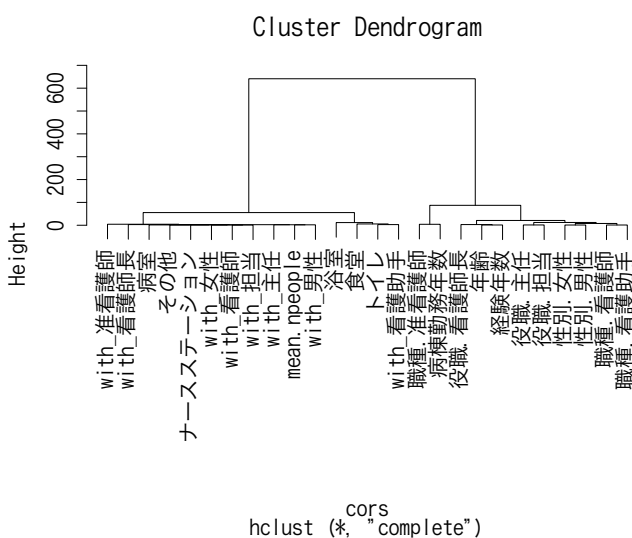


図3 相関係数による階層的クラスタ分析

4.2 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。

4.2.1 単回帰分析による結果

単回帰分析によって、有意水準5%で有意となった業務を抽出した。単回帰分析の結果を表6に示す。

表6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

表6 有意水準5%で有意となった業務とその説明変数

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
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}
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}

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」に対しては全て、対面人数の平均に対して負の相関を示した。

4.2.2 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6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4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分毎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わかった。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

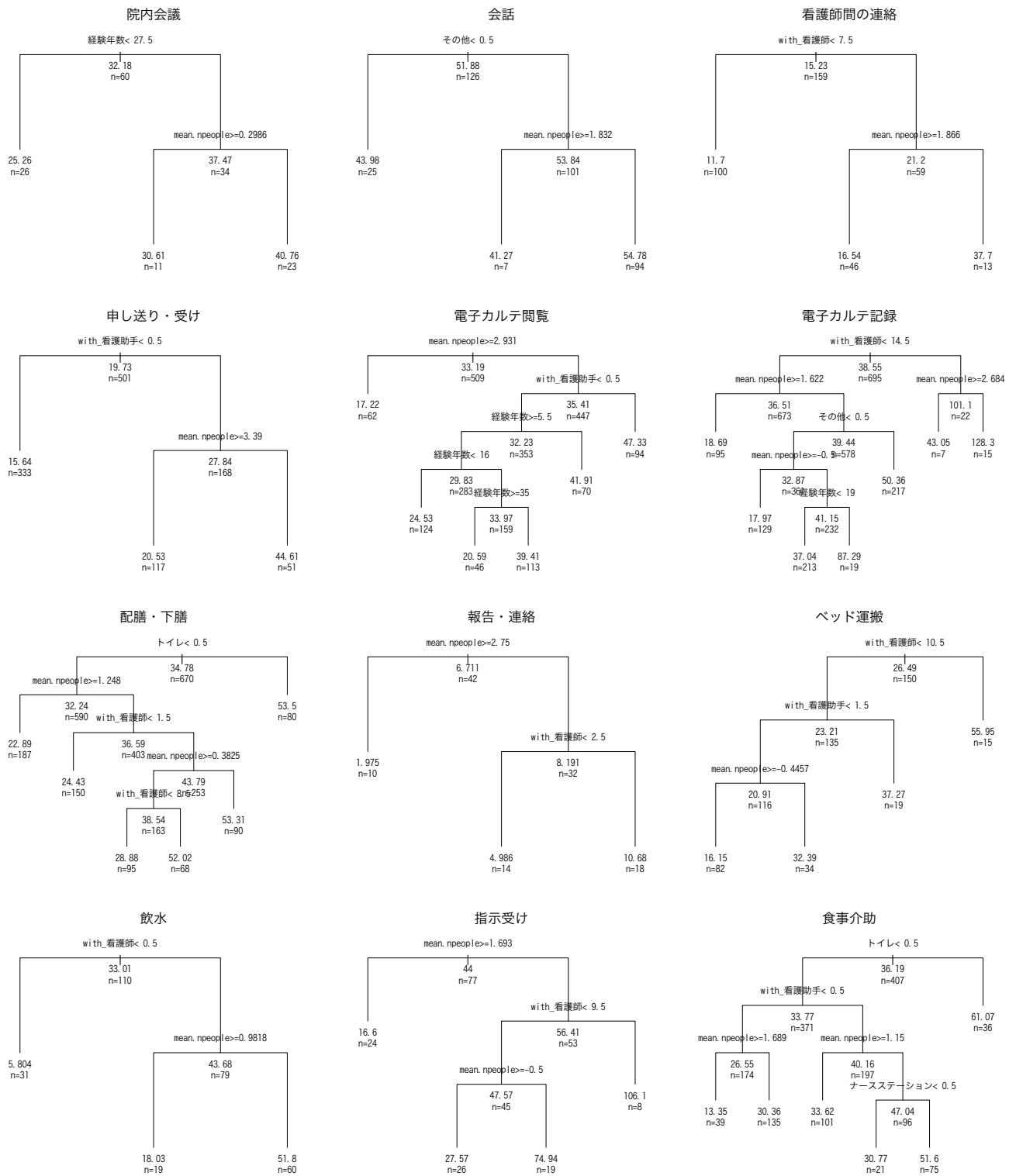


図 4 各業務において業務時間に影響を与える因子を示す決定木

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、単回帰分析で有意だった、経験年数や年齢といった説明変数は、要因分析では現れなかった。「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。

4.3 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、患者に関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うほうが業務時間を削減できると考えられる。

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に訪れたほうが業務時間が長くなるという結果を得た。トイレに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、手を洗うなど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。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、もしくは介助の大変な患者を担当し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。

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」、「週末看護処理」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、リーダー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「週末看護処理」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。

また、図3に示した階層的クラスタ分析の結果から、対面人数の平均という説明変数は、各役職、各職種、各性別の看護師との対面人数といった説明変数との間に相関が示された。また、経験年数と年齢という説明変数の間にも相関が示された。各場所への訪問の有無を表す説明変数の中では、病室に訪れたか否か、ナースステーションに訪れたか否か、その他の場所に訪れたか否か、という3つの説明変数の間に相関が示された。これらの説明変数のどれか1つが、要因分析において業務時間に影響を与えている業務があった場合、その説明変数と相関がある別の説明変数も同様に、その業務に影響を与えている場合が考えられる。

5. 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及びデータ分析は、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[2-6]。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ヶ月間の実験がある[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ている [10-13]。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。我々は本研究にて、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。

6. まとめ

本稿では、看護師の日々の業務を分析するために、33 日間に渡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抽出することができた。

本研究では、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分析を行った。我々は、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。さらに単回帰分析の結果有意だった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水準 5% で有意となった。要因分析から、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わかった。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」、「週末看護処理」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、リーダー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「週末看護処理」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。例えば、より業務改善に直結するような目的変数を見つけ出し、影響を与える要因の分析を行うことで、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にも取り組む予定である。

謝辞

本研究の一部は、NICT ソーシャル・ビッグデータ利活用・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。実験にご協力頂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) : 1470-1479, Apr. 2013
- [2] Katharina Morik, Peter Brockhausen, Thorsten Joachims, “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.
- [3] J. Wiens, J. Guttag, E. Horvitz, “Patient Risk Stratification for Hospital-associated C. diff as a Time-Series Classification Task”, NIPS 2012, Lake Tahoe, CA, December 2012.
- [4] F. Naya, R. Ohmura, F. Takayanagi, H. Noma, and K. Kogure, “Workers’ Routine Activity Recognition using Body Movements and Location Information”, 2006 10th IEEE International Symposium on Wearable Computers, pp. 105-108, 2006.
- [5] M. Tentori and J. Favela, “Monitoring activity patterns in hospitals through activity-aware computing”, in 2008 Second International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare. IEEE, Jan, 2008, pp. 173-176.

- [6] V. Osmani, S. Balasubramaniam, and D. Botvich, “Human activity recognition in pervasive health-care: Supporting efficient remote collaboration”, *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 31, no. 4, pp. 628-655, Nov. 2008.
- [7] Yasunobu Nohara, Sozo Inoue, Naoki Nakashima, Naonori Ueda, Masaru Kitsuregawa, “A Large-scale Sensor Dataset in a Hospital”, *International Workshop on Pattern Recognition for Healthcare Analytics*, 4pages, November 11, 2012, Tsukuba.
- [8] Sozo Inoue, Kosuke Hayashida, Masato Nakamura, Yasunobu Nohara, Naoki Nakashima, “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, 2013-07-21, Las Vegas, USA.
- [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) 2009-UBI-23(24)*, 1-8, 2009-07-09 情報処理学会
- [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* 37(4), pp, 11-22, 2004
- [11] 清水佐知子, 大野ゆう子, 岩佐真也, 尾島裕子, 林剣煌, 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) : 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* 第4号, 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* 1(1), pp, 25-29, 2008-07