

# 病院内行動ログおよび属性情報を用いた行動予測手法の実現

## Realization of behavior prediction method using behavior log in the hospital and attribute information

仲川 正則<sup>\*1</sup> 齊藤 葵<sup>\*2</sup> 村上 和哉<sup>\*3</sup> 谷口 竜<sup>\*1</sup> 黒田 裕芳<sup>\*1</sup>  
 Masanori Nakagawa Aoi Saito Kazuya Murakami Ryu Taniguchi Hiroyoshi Kuroda  
 伊藤 政彦<sup>\*1</sup> 矢嶋 知己<sup>\*4</sup> 秦 史壯<sup>\*4</sup> 中西 崇文<sup>\*5</sup>  
 Masahiko Ito Tomomi Yajima Fumitake Hata Takafumi Nakanishi

<sup>\*1</sup> 株式会社リコー <sup>\*2</sup> リコー IT ソリューションズ株式会社 <sup>\*3</sup> 株式会社ソフトコム  
 Ricoh Co.,Ltd. Ricoh IT Solutions Co.,Ltd. Softcomm Co.,Ltd.  
<sup>\*4</sup> 札幌道都病院 <sup>\*5</sup> 武蔵野大学  
 Sapporo Dohto Hospital Medical Corporation. Musashino University

**Abstract:** In this paper, we represent a realization method of behavior prediction by using behavior log in the hospital and attribute data of each nurse. In recent years, the busyness and complexity of medical staff's work has become a social problem. It is important to realize the operational efficiency of medical staff by applying information technology. We are collecting behavior data by attaching RFID tags to medical staff and hospital patients in an actual medical field under the cooperation of Sapporo Dohto Hospital Medical Corporation. Our method realizes a behavior prediction based on behavior order by using these actual behavior data by applying Long-Short Term Memory (LSTM). We realize improving work efficiency such as optimal placement of medical staff by applying our behavior prediction method.

### 1. はじめに

近年、医療スタッフが健康で安心して勤務に従事できる医療現場の環境整備が注目を浴びている。特に、医療スタッフが効率的にかつ心地よく業務に従事するために、属人的に役割分担を工夫するだけでは限界があり、病院内における行動データに基づいて、より効率的な配置や役割分担をすることが重要となってきた。

我々はこれまで、札幌道都病院の院内において、医療スタッフ、および入院患者に RFID タグを身に付けてもらい、院内随所に設置した RFID アンテナおよびゲートウェイから位置情報を取得することにより、医療スタッフ、および入院患者の行動データを取得してきた。実際に札幌道都病院の院内で展開している RFID タグ、RFID アンテナを図 1 に示す。

また、これらの RFID タグ、アンテナおよび行動データを用いて、リアルタイムで院内のどこに誰がいるのかを俯瞰して可視化するリアルタイムモニタリングシステムを実現し、同病院内で展開している。図 2 に実際のリアルタイムモニタリングシステムの画面例を示す。本システムは、RFID タグをつけた医療スタッフ、入院患者、および医療器具のそれぞれの場所についてリアルタイムで確認でき、札幌道都病院では、主に各フロアのナースステーション内の大型モニタに 24 時間 365 日表示している。



図 1：RFID タグおよび RFID アンテナ

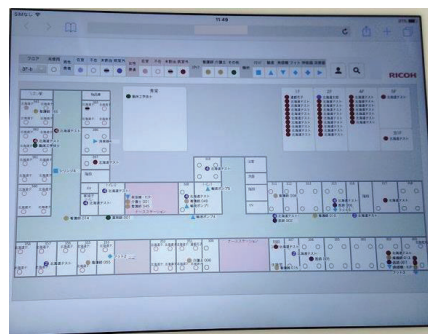


図 2：リアルタイムモニタシステム

本システムによって、院内の看護師における、患者探し、他看護師の呼び出しや支援依頼、医療機器類の検索といった問題への対応時間の軽減が実現されている。

これらのシステムを利用している医療スタッフから得られた現場の課題として以下が挙げられる。

#### A. 業務の効率化に関する課題

1. 必要な備品の在庫が所属フロアに無い場合、別のフロアを探し回る事象が発生している。
2. 業務終了間際に、ナースステーションにて「電子カルテ入力」「日報作成」などをまとめて行っている。
3. 看護師は担当病室により業務が異なることが多く、同じ看護師という職種でも業務内容及び煩雑さが異なる。そのため、適切な人員配置を行うことが困難である。

#### B. 突発的な業務発生による課題

計画外の入院についてはベテランの看護師でも 30 分から 1 時間程度、対応に時間かかる場合がある。

これらの課題から、非効率な業務や突発的な業務による生産性の低下がどのような原因でどの程度発生しているのか明らかにし、医療スタッフの担当業務見直しや人員配置などについて、取得した行動データから明らかにすることが重要である。

本稿では、医療スタッフ、特に看護師に着目し、実際の病院内のリアルタイムモニタシステムによる看護師の行動データを用いた看護師の行動予測モデルの実現について述べる。具体的には、随時記録される看護師の位置データを元にしてクラスタリングすることにより、看護師の行動パターンを把握し、それを元に Long-Short Term Memory (LSTM) [Hochreiter 97]を適用す

連絡先: 仲川 正則, 株式会社リコー, 東京都中央区築地 5-6-10, masanori.nakagawa@jp.ricoh.com

ることにより、現実の行動順序に基づいた行動予測を可能とする。看護師の行動予測を実現することにより、より効率的な配置をリアルタイムで判断する材料になりうる。本研究の特徴として、LSTM を用いた行動予測モデルを実現することにより、行動順序に基づく予測を実現した点、実際の病院内の看護師を対象とした行動データを適用した点が挙げられる。

## 2. 院内における行動データ

本節では、病院内で取得可能な行動データについて、特に今回対象とする看護師の行動データについて示す。

札幌道都病院の院内において、医療スタッフが RFID タグを付けており、院内随所に設置した RFID アンテナおよびゲートウェイから位置情報を 6 秒おき取得に取得している。これらのデータから、院内でアンテナをどこに設置しているかを紐付け、実際、いつ、どのエリアにいたか 24 時間 365 日検知することが可能である。具体的には、機械的につけられた測位場所のアンテナ ID を ICU, XXX 号室(部屋番号), ナースステーションなどの各定義エリアに変換しておくことができる。

本稿では、簡単化のため、医療スタッフの中でも特に看護師の行動データに着目することとする。院内では、複数のフロアが存在し、入院患者の症状によってフロアが割り当てられている。看護師は担当フロアが原則決まっているが、介護士、臨床工学士などの看護師以外の医療スタッフは全てのフロアを見回ることが多い。本稿では、このような背景から、特に病院内 4 階の看護師を対象とすることとする。

また、各看護師について、属性データがあり、上記の行動データに紐付けることが可能である。

今回対象とする看護師 RFID 行動データ、および属性データは、具体的に次の通りとなる。

### A. 看護師 RFID 行動データ

- ・ 期間:2018/11/1～2018/11/30 までの一ヶ月間で夜勤帯を除く日中帯の 8:00～20:00
- ・ ID タグ数:4F フロアに所属する看護師 21 名分
- ・ データ総数:1, 527, 687 レコード

### B. 属性データ

- ・ 看護師シフトデータ(2018/11/1～8)  
リーダー、サブ、部屋持ち、フリー、検査という 5 つの役割があり、各々の看護師の役割は日々異なる。
- ・ 看護師の入社経過年及び資格取得経過年データ(2018/11/1 時点)  
各々の看護師の当院に務めてからおおよそ看護師資格取得からの経過年データである。

## 3. RFID 行動データを用いた院内行動予測方式

本節では、2 節で示した対象データを用いた看護師の院内行動予測方式について示す。3.1 節では、本方式の全体概要を示す。3.2 節では、看護師の行動パターンを導き出すためのクラスタリングについて示す。3.3 節では、これまでの行動順序に基づき次の行動を予測するための LSTM を用いた行動予測モデルの実現方式について示す。

### 3.1 院内行動予測方式全体像

本方式の全体像について図 3 に示す。図 3 中の「A. エリア変換データ」とは、RFID アンテナによって機械的につけられた測位場所のアンテナ ID を ICU, XXX 号室(部屋番号), ナースステーションなどの各定義エリアに付け直したデータである。図 3 中の「B. 日次滞在累積データ」とは、「A. エリア変換データ」を

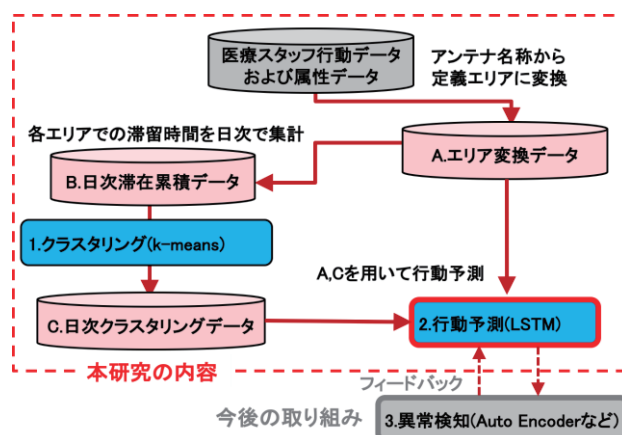


図 3：行動予測方式の全体像

表 1：実行パラメータ(k-means)

パラメータ	値
クラスタ数	1-20
繰り返し回数の最大値	300
初期値選択実行回数	10

用いてタグ毎に日次でエリアごとに滞在した累積時間を求め、正規化を行ったものである。

本方式は大きく、クラスタリング部と行動予測部がある。クラスタリング部は事前に、看護師の行動パターンを導出することを目指している。行動予測部は、クラスタリング部で導出された行動パターン別に行動予測モデルを構築する。事前にクラスタリングをする理由として、看護師には予め決められた役割が振り分けられていることが多く、その役割によって行動パターンがある程度決まっていると予測される。行動パターンごとにクラスタリングし、そのクラスごとに予測モデルを構築する方が、精度の高い予測モデルを構築できると考えられるためである。クラスタリング部で導出された結果を図 3 中の「C. 日次クラスタリングデータ」として保持する。

### 3.2 看護師行動特性によるクラスタリング

図 3 中の「B. 日次滞在累積データ」は、RFID タグ ID ごとの日次ごとの滞在時間の累積を示している。各 ID の行動、つまり累積滞在場所の特性でクラスタリングを行う。看護師の役割は週ごと、もしくは日ごとに変化することがあるために、日次ごとに集約してクラスタリングすることにより、看護師の業務としてどのような行動パターンがあるかを導出することが可能となる。

具体的には、k-means[Lloyd 1982]を用いて、表 1 で示す実行パラメータで実装した。

これによって形成された各クラスが、看護師の行動パターンの種類とみなす。クラスごとに、つまり、行動パターンごとに行動予測モデルを構築する。例えば、業務内容によっては、ある看護師においては特異な行動でも、別の看護師では、当たり前の行動である場合がある。これらの行動パターンを事前に分けておくことにより、行動予測の精度を上げられると考えられる。

### 3.3 LSTM を用いた看護師行動予測

ある看護師に着目し、現在  $t$  において居た場所、その 1 ステップ前( $t-1$ )に居た場所と遡り、 $n$  ステップ前( $t-n$ )に居た場所までを入力として、 $t+1$  の時にどこにいるかを予測するようなモデルを考える。

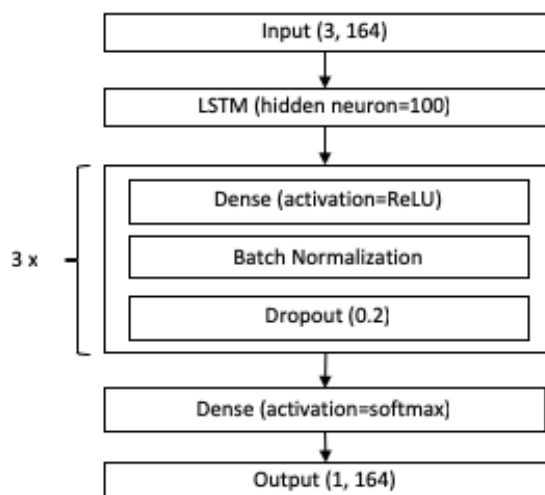


図4: LSTMのモデル構造

表2: LSTMモデルにおける実行パラメータ

パラメータ	値
ステップ数	3, 5, 10
ミニバッチサイズ	128
学習回数	25

本稿では、LSTM [Hochreiter 97]を用いて構築する。具体的なネットワーク構成、パラメータについては、図4、表2に示す。

なお、中間層において活性化関数に ReLU 関数、Batch Normalization および Dropout=0.2 の3層構造を適用し、出力層の直前に softmax 関数を用いた。

#### 4. 評価実験と結果

本節では、RFID 行動データを用いた院内行動予測モデルの評価、検証を行う。4.1 節では、看護師の行動パターンの種類を見出すためのクラスタリングの検証を行う。4.2 節では、実際の行動予測についてクラスタリングをする場合としない場合で精度比較を行った。

##### 4.1 行動特性のためのクラスタリング結果

2~20 クラスタまでのクラスタリングを行ったうち、クラスタ内のデータの相関関係や特定エリアでの滞在傾向および看護師のシフト属性に基づいてクラスの特徴を最も捉えることができたクラスタ数 10( $k=10$ )として定めた。

図5にクラスタ別の滞在時間割合累積を示す。クラスタ2が休憩室に置き忘れたもの、クラスタ4が4階以外での位置が取得されているものである。その他のクラスタについてもナースステーションは共通として、クラスタごとに滞在する病室がほぼ異なるようになっており、看護師の行動パターンの種類を抽出できている。

図6は、各クラスタの入社経過年の人数について示している。クラスタ3は正に相関、クラスタ0,5,6,7は負に相関しており、クラスタ3の行動パターンは入社経過年が大きいベテランの看護師の行動パターンとみることができる。

図7は、各クラスタの看護師資格取得年の人数について示している。クラスタ5が正に相関している。クラスタ5の行動パター

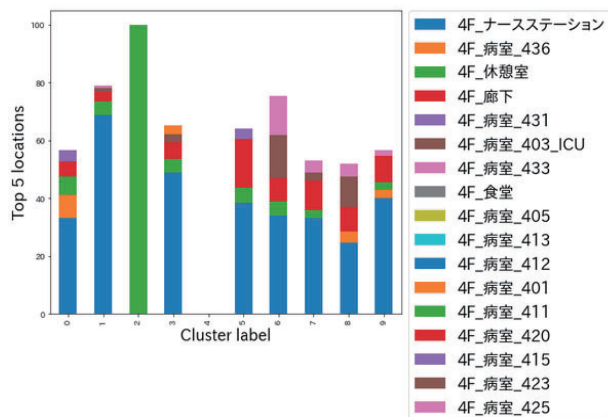


図5: クラスタ別滞在時間割合累積グラフ(上位5件)

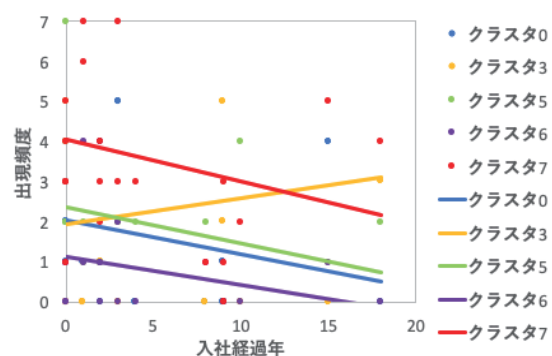


図6: 看護師別入社経過年と出現頻度の散布図および近似直線

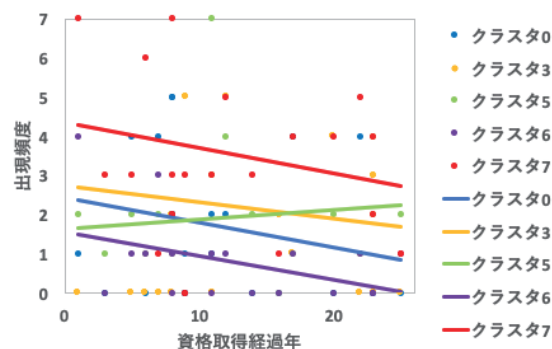


図7: 看護師資格取得経過年と出現頻度の散布図および近似直線

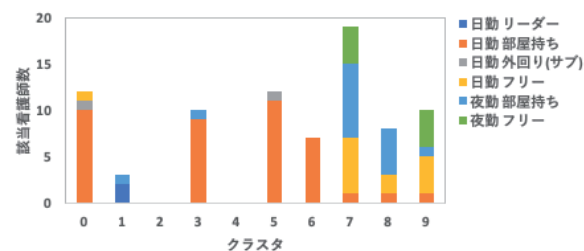


図8: 各クラスタにおける看護師と役割との関係



ンは、入社経過年は少ないが看護師資格を取ってから長いベテランの行動パターンであると推定される。

図 8 は、各クラスタにおける看護師の実際の役割の延べ人数を示したものである。クラスタ 0,3,5,6 は通常の部屋持ち、クラスタ 1 がリーダー格、クラスタ 7,8,9 がその他の役割を持つ看護師の行動であることが分かる。

これらのことから、各クラスタは次のように行動パターンが分かれていますとみることができる。

#### [クラスタ=0,9]

特定病室(436)の出現頻度が高い。クラスタ 0 に関して入社経過年・資格取得経過年ともに負の相関関係が現れている。

#### [クラスタ=1]

ナースステーションの出現頻度が非常に高い。リーダーを分担する看護師が分類されていることから、師長に近い行動を反映していると考えられる。

#### [クラスタ=2,4]

クラスタ 2 は 4F\_休憩室、クラスタ 4 は 4F 以外(B1F\_仮眠室)に 100%滞留している。タグの置忘れと考えられる。

#### [クラスタ=3]

特定病室(401, 403\_ICU)の出現頻度が高い。入社経過年はプラス、資格取得経過年は負の相関関係が現れている。

#### [クラスタ=5]

特定病室(415, 420)の出現頻度が高い。入社経過年はマイナス、資格取得経過年は正の相関関係が現れている。

#### [クラスタ=6,7]

特定病室(423, 425)の出現頻度が高い。入社経過年・資格取得経過年ともに負の相関関係が現れている。

#### [クラスタ=8]

特定病室(403\_ICU)の出現頻度が高い。

以上のクラスタのうち、図 8 より日勤における部屋持ちの看護師数が最も多く、看護師の日次業務のうち最も定常業務の割合が多いと考えられるクラスタ 5 が日勤業務に対する行動予測の対象として最も望ましいと考え、後述の LSTM を用いた看護師行動予測の検証のための対象データとした。

## 4.2 LSTM を用いた行動予測の検証

クラスタ 5 に属するデータを対象として、LSTM による行動予測モデルを構築した。比較対象として、クラスタリングをせず、全データを対象としたモデルも併せて構築した。

表 3：クラスタリングの有無とステップ毎のデータ数

クラスタリングなし	値(step=3/ 5/ 10)
学習用データ	848,242/ 847,872/ 846,948
検証用データ	282,748/ 282,624/ 282,316
推論用データ	282,748/ 282,624/ 282,316
クラスタリングあり	値(step=3/ 5/ 10)
学習用データ	127,032 / 126,983 / 126,860
検証用データ	42,344 / 42,328 / 42,287
推論用データ	42,345 / 42,328 / 42,287

表 4：クラスタリングの有無とステップ毎の検証精度

クラスタリングなし	値(step3/5/10)
val_acc	0.9094/ 0.9094/ 0.9092
クラスタリングあり	値(step3/5/10)
val_acc	0.9214/ 0.9214/ 0.9237

クラスタリングなしで全データ活用、および、クラスタリング後クラスタ 5 のデータを活用のそれぞれのデータ量については、表 3 に示す通りである。

実際の精度比較の結果は表 4 に示す。これにより、クラスタリングなしよりもクラスタリングによる分類データを用いた方が精度の向上が見られた。また、計算回数については学習回数 25 の状態で学習データ精度および検証データ精度が収束していることを確認しており、ステップ数の違いやミニバッチサイズによる明らかな精度の違いは見られなかった。これはクラスタリングを行うことにより、病室担当やフリーなどの役割分担ごとに行動データが分類されそれらの行動パターンがある程度の共通性を持っていることが考えられる。

これらの結果から、実際の病院内の看護師の RFID タグデータから、行動順序に基づく行動予測が可能になっていることを確認できた。

## 5. おわりに

本稿では、医療スタッフ、特に看護師に着目し、実際の病院内のリアルタイムモニタシステムによる看護師の行動データを用いた看護師の行動予測モデルの実現について示した。本モデルにより、実際の病院内における看護師の行動特性によって、看護師の実際の行動を明らかにし、その人一人一人の行動を予測することが可能になった。

現状では単一フロアにおける医療スタッフを対象としているため、今後対象範囲を院内の全従業員に拡大し、医療機関内の多様なスタッフの行動予測への適用を検討していくことが課題である。また、期間についても、1 ヶ月間のデータのみを用いているため、季節などの環境依存で行動が変化することも考えられることから、データ対象期間を 1 年以上に広げていくことも検討する。その際、日単位での行動パターンだけでなく、月、年単位での行動パターンを加味することも必要になるだろう。

今後の課題として、定常業務の中でも効率的でない業務行動や突発的な業務の頻度、ケースなどについても異常検知による非効率な業務原因の解明、および、これらの研究成果を用いた実際の院内における業務効率化に貢献が挙げられる。

## 謝辞

本稿について、札幌道都病院様からのご支援およびご助言を賜りました。深く感謝致します。

## 参考文献

- [Lloyd 1982] S. Lloyd: Least squares quantization in PCM, IEEE Trans Inform Theory, IT-28, pp. 129-137 (1982)
- [Hochreiter 9] Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long Short- Term Memory, Neural Computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780 (1997)