一般口演 | 医療データ解析

一般口演1
医療データ解析

2019年11月22日(金) 09:00 ～ 11:00 C会場 (国際会議場 2階国際会議室)

[2-C-1-05] ベイズ統計モデルに基づく整形病棟のナースコールログデータの術後コール数変化の解析

○野口 博史[1]、宮原 真紀[2]、高橋 聡明[1]、真田 弘美[2,3]、森 武俊[1,3] （1. 東京大学大学院医学系研究科 ライフサポート技術開発学（モルテン）寄付講座, 2. 東京大学大学院医学系研究科 健康科学・看護学専攻 老年看護学／創傷看護学分野, 3. 東京大学大学院医学系研究科 グローバルナーシングリサーチセンター）

キーワード：Nurse Call, Bayesian Statistics, Markov chain Monte Carlo method

我々はナースコールデータと他の医療記録との統合に基づく大規模なデータベースを構築し，その解析に基づき看護サービスの間接的な評価やインシデント予防などの看護の質改善への役立てることを目指している．ただし，入院期間が患者ごとに異なりコール数は日々変化することから，総数の比較など単純な統計処理にとどまっていた．そこでベイズ統計に基づく方法を導入しその有用性を検討した．具体的な例として2014年4月から2017年10月までの A大学病院の整形病棟の一般呼び出しナースコールと DPCデータ・手術データ・温度板を統合したデータベースを用いて，疾患の違い・鎮静薬有無での一般ナースコールの術後からの違いを比較した．ある日のコール数は前日のコール数に依存する，日付によらず患者ごとにランダム効果を持つ，比較する要素の違いにより時系列の変化が異なるの3点を考慮したベイズ統計に基づきモデルを作成し MCMC法により推定した．傷病コード M（整形疾患）の有無で比較した場合，患者1日あたりのコール数の差が大きいのは術後1日目となり，コード Mありで平均（95%信用区間）が6.6(7.4,6.9)，なしで4.5(4.1,4.8)となった．コール数に1回以上差があるのは術後1,2日目で，術後1日目から10日までは差の信用区間が0を超えていた．また，鎮痛剤使用の有無で見た場合も術後1日目で差が最も大きくなり，使用ありで6.3(6.0,6.5)なしで5.0(4.7, 5.3)となり，術後1日目から4日目で差の信用区間は0を超えていた．日付毎の較検定では多重検定の問題をはらみ，患者ごとの変化の情報が失われる問題があるが，本手法においてはそれらを扱え，2群の差がある区間の議論も可能である．また，疾患や投薬でコール数に差があったことから，時系列変化とランダム効果を考慮したモデルが疾患等を反映した情報をとらえていると考えられる．

©一般社団法人 日本医療情報学会

ベイズ統計モデルに基づく整形病棟のナースコールログデータの術後コール数変化の解析

野口 博史[*1]、宮原 真希[*2]、高橋 聡明[*1]、真田 弘美[*2,3]、森 武俊[*1,3]
*1 東京大学大学院医学系研究科 ライフサポート技術開発学（モルテン）寄付講座、
*2 東京大学大学院医学系研究科 健康科学・看護学専攻 老年看護学分野、
*3 東京大学大学院医学系研究科附属ナーシングリサーチセンター

Analysis of Nurse Call History after Surgery in an Orthosis Ward using Bayesian Statistic Model

Hiroshi Noguchi[*1], Maki Miyahara[*2], Toshiaki Takahashi[*1], Hiromi Sanada[*2,3], Taketoshi Mori[*1,3]
*1 Department of Lifesupport Technology (Molten), Graduate School of Medicine, the University of Tokyo
*2 Department of Gerontological Nursing / Wound Care Management, Division of Health Science and Nursing, Graduate School of Medicine, The University of Tokyo
*3 Global Nursing Research Center, Graduate School of Medicine, The University of Tokyo

We have been analyzing a large nurse call database with other medical records such as DPC and nursing necessity to investigate the factors that improve quality of nursing. To treat with variability of individual patients and change of the number of the nurse calls in each day we introduced Bayesian statistics and proposed the probabilistic modeling of the nurse calls. The database from Apr. 2014 to Oct. 2017 in orthopedics ward was used. More than zero difference existed from the first day to the 10th day after surgery. Between the patients with and without use of pain relief medicine, more than zero difference existed from the first day to the fourth day after surgery. The comparison per day contained the multiple test problem, and the usual comparison could not treat with the number change of nurse calls depending on individual patients. On the contrary, our approach using the Bayesian statistics could treat with these problems and detected the time period including significant difference. In addition, our statistical model including random effects and time series change could detect the nonlinear nurse call change after surgery and difference period according to type of main disease or use of pain relief medicine. This suggested that our approach might be suitable for analysis of nurse call change.

Keywords: Time series analysis, nurse call, Bayesian statistics

1. はじめに

ナースコールは，患者からの能動的な看護師の呼び出しに利用されることから，患者の容態を間接的に反映すると考えられる．加えて，たとえば，転倒予防のためにトイレ時にコールすることを患者に指示するシステムを導入しているかどうかや，看護師の訪室のポリシーなど看護体制や病棟の管理の方針などによってもコール数は変動することが予想される．これらのことから，ナースコール数は患者自体や看護サービスなどの指標となりうる．そこで，コール数の変化と関係する要因を探索することで，最終的にはインシデントの発生予防など看護の質向上への示唆が得られるのではないかと我々は考えている．

しかしながら，これまでナースコール自体の解析については，業務負荷との関係を見る研究 [1)]，転倒とナースコール対応までの時間との関係を見る研究 [2)]，看護体制の違いによるナースコール数の比較 [3)]，病棟によるコール数の違いを調査した研究 [4)]に代表されるコール数を比較する研究に限られている．また，我々も 12 年間のナースコール数の変化 [5)]や，日勤や夜勤などの勤務帯ごとのコール数の違い [6)]を調査している．しかし，ナースコール数の変化の要因を調べるためには，他の電子データとの突合が不可欠である．先行研究では，看護必要度との合わせた解析 [7)]はあるものの，病院ではその他にも様々な電子化されたデータベースが利用されていることから，それらを統合した解析が必要だと考えられる．そこで，我々は電子化された医療情報のデータベースを突合した大規模データベースの構築やそれらに基づいた解析に取り組みつつあるところである [8)]．

ナースコールの解析には，大規模データベース構築だけなく，その解析方法の開発も重要である．ナースコール数は患者ごとに異なることに加えて，日ごとや時間ごとに異なり，当然ながら患者の様態などに応じてそれらが変化していくことが考えられる．そのようなデータの統計解析については難しい問題が生じる場合がある．たとえば，病棟間や疾患の違いで，ナースコール数が多くなる入院後からの日数を検出するような問題を考えた場合，それぞれ入院日から数えた日数ごとにナースコール数が異なる日を検出する問題となる．単純には多重比較検定の枠組みの問題ではあるが，その日数が長期の場合には，組み合わせも大きく，単純な方法では検出が難しいと考えられる．加えて，患者ごとに入院日数なども異なることから，入院日自体には対象となる患者数は多くても，十数日後に退院されている患者も多くデータが少なくなっているなど，データ数自体変化する問題でもある．一方で，時系列変化の違いを見るという意味では，薬理学などで用いられるようにモデルから既知の関数へ当てはめ，その関数のパラメータを元に検定する方法もある．しかし，そもそも変化モデル自体が判明していないナースコールには適応が難しい．また，個人ごとのばらつきや入院日数等の違いについての対応も難しい．

これらの問題に対して，近年統計手法として着目を集

めているベイズ統計に着目した．ベイズ統計の枠組みでは，柔軟なモデルをとることにより上記の問題についての解決ができる上，データ数が増えれば統計モデルの推定精度がよくなり信用区間がより正しく得られるなど，直接的に恩恵を受けることができる．その意味でもナースコール解析に向いている方法だと考えられる．

そこで，ベイズ統計の枠組みがナースコールデータ解析に利用できるかの確認の試みとして，これまでの検定の枠組みで取り組んでいた整形外科病棟の解析 [8]について，ベイズ統計を利用した踏み込んだ解析を行った．これまでに，この病棟では，ナースコール数自体も多く，ナースコールを呼ぶことが可能な患者も多く入院し，手術等も頻繁に行われることから，コール数の違いを生む要因を探索する解析を行っている．その結果，術後 1 日目のナースコールが，主疾患の違いや鎮痛剤の有無で有意に異なることがわかっている．ただし，時系列的に患者の回復にともない，どのようなコール数の経過をたどるのか，あるいは，その経過がどう異なるのかについてはわかっていなかった．そこで時系列的な変化モデル並びに患者ごとのばらつき（いわゆる，階層モデル）を扱うベイズ統計モデルを構築し，術後の何日目までどのくらいコール数が異なるかを調べた．

2. 方法

2.1 データソース

先行研究 [8]と同様のデータベースを用いた．本研究は東京大学医学部倫理委員会の承認を得て実施している．データベースでは，A 大学附属病院のデータベースより抽出したデータを突合して作成したものであり，利用した期間は，2014 年 4 月 1 日から，2017 年 10 月 31 日のものである．データベースは病院システムから切り離されており，患者も匿名化された別 ID が付与されている．その中から，データを再抽出し，匿名化された ID,一般呼び出しに接続されたナースコール数の総数，術後からの日数（入院中に複数手術がある場合は最後の手術を0日目とする），主疾患の違い（DPC コードの主病名コードに，M（整形領域）を含むかどうか），鎮痛剤の有無（温度板情報に記載があるかどうか）が1レコードとして記載されるデータベースを構築した．

2.2 推定する統計モデル

統計モデルとして，以下の仮定を置き，モデル構築を行った．

・ナースコール数は前日のコール数に依存し，なめらかに変化する

・ナースコール数の変化は，比較する 2 群毎に異なるモデルを持つ．

・個人によるばらつきがナースコール変動のベースラインに乗る（いわゆる階層モデル）

・患者が1日毎にコールする数は，ポアソン分布に従う

ここで，コール数の変化については，2 次微分に従うなどなめらかな分布に従うモデルも構築できるが，ここでは，最もシンプルなら前日のコール数からの正規分布で生成されるモデルを用いた．また，個人ごとのばらつきは，個人ごとに正規分から派生される値がコール数に加わるモデルとした．

最終的に構築した統計モデルを以下に示す．

$$
\begin{aligned}
X_d^{(g1)} &\sim Normal(X_{d-1}^{(g1)}, s_w) \\
X_d^{(g2)} &\sim Normal(X_{d-1}^{(g2)}, s_w) \\
r_i &\sim Normal(0, s_r) \\
m &= \begin{cases} X_d^{(g1)} + r_i + s_v & (group1) \\ X_d^{(g2)} + r_i + s_v & (group2) \end{cases} \\
Y &\sim Poisson(m)
\end{aligned}
$$

ここで，Xd は術後 d 日目のコール数であり，各 g1,g2 は比較したいグループを意味する．すなわち，上段 2 項は，術後のナースコール数が日とともに変化するとともに，それのモデルがグループ毎に異なることを意味する．3 項目は，患者個人ごとのばらつきを示す項を示し，それらにより平均が計算され，最終項で，その平均からポアソン分布が生成されていることを意味している．また，Sw, Sv, Sr は，分散項で無情報事前分布より派生させる．Y はナースコール数である．

実装としては，実装の容易性から Stan を用い，Python3.6 より pystan モジュール経由での呼び出しにより計算した．また，モデル上では，術後各 d 日におけるグループごとのコール数の差自体は陽に現れない．ただし，本研究では有意に差がある（0よりも大きさな差がある）術後日が知りたい．そこで，上記モデルには含まれないが，g1 と g2 の各 X の差を計算するモデルも作成し，同時に推定した．MCMC での推定時には，5000 サンプルで計算した．また，d は，この病棟では平均在院人数が 14 日なことに着目し，0～14とした．比較するグループについては先行研究と同様に，主疾患の違い，並びに，鎮痛剤の有無による比較を行った．

3. 結果

抽出後のレコードは，21447 レコードであった．対象の病棟は，44 病床であり，患者の平均在院日数は，約 14 日であった．また，看護ワークシートから算出したこの病棟での看護師の配置数は，日勤時には 5～6 名，夜勤時は 4 名である．

3.1 主疾患の違い

結果を図1に示す．推定したモデルの当てはまりを示す rhat はどの変数についても 1.05 を下回り，安定してモデルを推定できた．最も差が大きい術後1日目でコール数は，コード M ありで平均（95%信用区間）が 6.6(7.4,6.9)，なしで 4.5(4.1,4.8)となった．

上部が推定したナースコールの変動のグラフであり，下がその差のグラフである．幅は 95%信用区間を示す．すなわち，下の図において，帯が 0 をまたいでいない日が，差が 0 以上あることを意味し，いわゆる通常の検定の枠組みにおいて有意な状態に相当する．ただし，通常の頻度主義における p 値 0.05 が 95%の確率で差が 0 より大きいことが発生し得ないというのと異なり，信用区間 95%は 2 群の差の分布関数における 95%範囲を意味するため，p 値の小ささが仮説の強さには関係しないと異なり，純粋に0から離れるほど，より差が大きいことを意味する．

図からも分かる通り，術後 1 日目から，10 日目まで整形領域が主疾患で手術をした人ではコール数が多いことがわかる．また，術後1日目をピークとして，徐々にコール数自体も減っていき，また，差も減ってきていることがわかる．加えて，差についても，ただ有意かどうかだけでなく，たとえば，術後1日目，

2 日目では，1回以上の差があることがわかる．

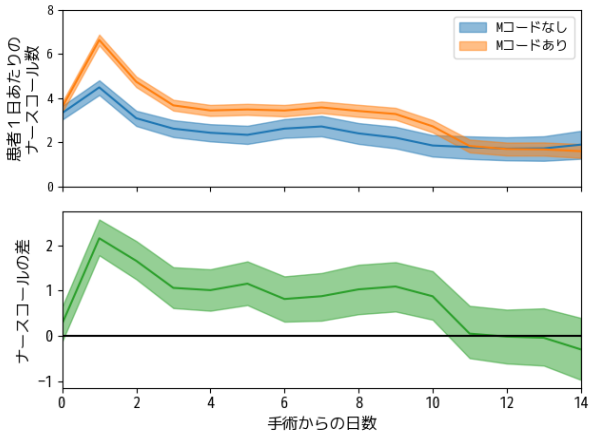

図1：主疾患のよるナースコール数の違い

3. 2 鎮痛剤の有無による違い

結果を図2に示す．主疾患の違いと同様 rhat は 1.05 以下となり安定して推定することができた．最も差が大きい術後1日目で平均（95%信用区間）が，使用ありで 6.3(6.0,6.5)なしで 5.0(4.7, 5.3)となった．

同様の傾向はみられたが，主疾患の解析とは異なりコール数の差が少ないことがわかる．95％信用区間が 0 を超えて差があるのは，術後1日から4日までだけであり，また，その差も最も多い術後1日目でも，1回分も無いことがわかる．

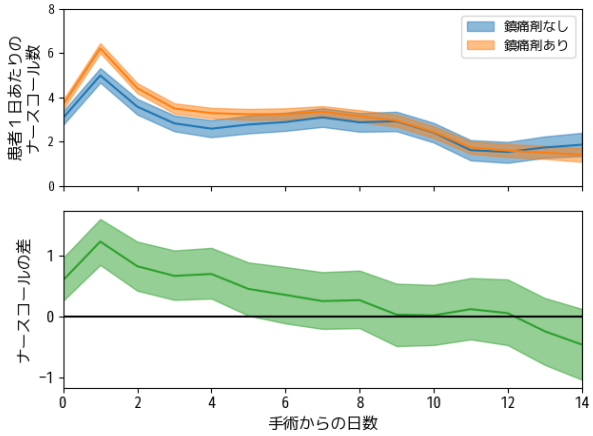

図2：鎮痛剤の有無によるコール数の違い

4. 考察

今回ナースコールデータに対して，簡易ではあるがベイズ統計に基づく時系列モデルを適用し推定することができた．また，術後におけるコール数変動や，その主疾患や鎮痛剤の有無による違いを見ることができた．

従来からの統計の枠組みでは，術後経過日数ごとに 2 群ノ差を見て，解析しなければならない問題があり，また，退院までの日数が患者ごとに異なるため，扱いが困難な問題である．その問題に対してシンプルな時系列モデルではあるが，各群のナースコール変化を捉えることができた．また，結果のグラフからも分かる通り，ナースコールの変動は線形的ではなく，非線形な変化をしているが，それを捉えることができている．

先行研究[8]で報告した術後一日目におけるコール数の平均値とほぼ同一であるが，単純な平均計算では SD が 4.7～6.2 の幅とかなり大きくあったのと異なり，信用区間の幅は1程度に収まっている．これは，各個人ごとのばらつきのモデルを利用していることや日の変動モデルを用いていることで，より患者個人ごとを考慮したコール数にフィットしたモデルを構築できたからだと考えられる．解析日のナースコールが前日1日だけでなく前日 2 日間のナースコールに依存するモデルや，前後のコール数に依存しよりなめらかに変化するモデルなど時系列変化に対してのモデルの組み方も様々あることから，それらの検討も将来的には必要だと考えられる．

主疾患の違いのほうが，術後長く続いていたのは，手術様式の違いが患者様態へ大きく影響し，それによりコール数が多い状態が続いていたからだと考えられる．一方で，逆にいえば，鎮痛剤の有無では，はじめの数日では差があるもののその後同様の経過をたどることから，この病棟では疼痛の管理がうまくされており，術後数日で通常の術後の管理と同様になることが伺える．このように，管理体制や術後経過の病棟の様子などが今回のモデル推定の結果から伺える．

5. 最後に

我々は，時系列変化を伴うナースコール数の統計的なモデリングのために，ベイス統計を用いた方法を試みた．構築したモデルとしては，時系列情報を含み，患者ごとのばらつきを含むナースコールをモデリングする枠組みである．整形外科病棟のデータに適応し，主疾患の有無や，鎮痛剤の有無で，術後にナースコール数の差があるというだけでなく，それらのコール数の経過や 2 群の差がある術後日について同定することができた．

今後は年齢や性別等の情報での調整などについても同じ枠組み内で可能であることから，より詳細なモデルを作成しナースコールに関連する要因を明らかにしていく予定である．

参考文献

1) Seki Yukiko et al., Working Condition Factors Associated with Time Pressure of Nurses in Japanese Hospital, J Occup Health. Vol 50, pp. 181-190, 2008.
2) Tzen HM, Yin CY. Relationship between call light use and response time and inpatient falls in acute care settings. J Clin Nurs. Vol. 18, No. 23, pp. 3333-3341, 2009.
3) 池川充洋ら. セル看護提供方式採用病棟における看護業務支援実施場所からみた業務改善調査. 看護理工学会誌. Vol. 5, No. 1, pp. 80~85, 2018.
4) 池川充洋ら. ナースコール/センサ呼出頻度の診療科別比較. 医療の質・安全学学誌. Vol. 13, No. 4, pp. 383-390, 2018.
5) Mori Taketoshi et. al., Nurse Call as a Sensor of Ward Status Reflecting Both Nurses' and Patients' Behavior. Health Informatics - Information Technologies for Healthcare Delivery and Management. In proceeding of 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE EMBC'17), 2017.
6) 宮原真紀ら. 日勤帯・夜勤帯の違いに着目したナースコール利用履歴ログデータの分析方法の検討. 第 18 回日本医療情報学会看護学術大会論文集, 115-6. 2017.
7) 瀬戸稜馬ら. ナースコール発呼回数に影響を与える要因の検討 コンピュータナースコールおよび看護必要度データの分析を通じて. 看護情報研究会論文集. pp. 65-66, 2006.
8) 野口博史ら. 整形病棟の大規模ナースコールログデータにおける疾患・手術に伴うコール数の比較. 第 20 回日本医療情報学会看護学術大会. 2019.
9) Wasserstein RL, Lazar NA. Editorial: The ASA's statement on p-values: Context, process, and purpose. The American Statistician 2016; 70: 129-133.