



Identifying characteristics in nurse call occurrence by analyzing nurse call logs with focus on periodicity: To obtain information for data-based nursing management.

福重, 春菜

(Degree)

博士 (保健学)

(Date of Degree)

2021-03-25

(Date of Publication)

2022-03-01

(Resource Type)

doctoral thesis

(Report Number)

甲第8046号

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/D1008046>

※ 当コンテンツは神戸大学の学術成果です。無断複製・不正使用等を禁じます。著作権法で認められている範囲内で、適切にご利用ください。



博 士 論 文

Identifying characteristics in nurse call occurrence by analyzing nurse call logs with focus on periodicity: To obtain information for data-based nursing management.

(周期性に焦点を当てたナースコール履歴データ分析による,ナースコール発生における特徴の特定: データに基づいた看護管理に活用できる情報取得の探求)

令和3年 1月 18日

神戸大学大学院保健学研究科保健学専攻

福重 春菜

要旨

近年、臨床現場の時間切迫状況は深刻であり、より効果的で効率的な看護管理方法の探求が求められている。その解決策の1つとして着目されているのが、既存データの活用によるデータに基づいた看護管理である。しかし、看護領域ではまだ既存データを活用した研究はあまりなされていない。その理由の1つは、既存データの活用方法が明らかでないことである。そこで本研究では、3つの研究課題を設定し、ナースコール履歴データを周期性に焦点を当て分析することで、ナースコール発生における特徴の特定を試みた。

分析対象データは、A 大学附属病院で2014年1月1日から2017年9月30日に蓄積された全てのナースコール履歴とした。ただし、データの蓄積が不十分であった3病棟と、病棟により取扱いが異なった心電図などの生体アラームは除外した。最終的に5,814,209件を対象とした。分析は、病棟毎に異なる2つの視点(発報回数と発報人数)で行った。また、本研究は1日周期と7日周期に焦点をあてたため、標的とする周期に合わせて2つの間隔(30分と1日)で集計した。最終的に各病棟4つのデータセットを用いて分析を行った。

研究課題1では、ナースコール発生における周期性の有無を、自己相関関数を用いて検証した。その結果、周期性が存在すること、すなわちナースコールはランダムではなく規則性を持って発生していることを明らかにした。ただし、4つのデータセットのうち発報回数の7日周期は明らかな周期性を示さなかった。

研究課題2では、離散コサイン変換を用いてナースコール発生周期の長さを検証し、ナースコール発生周期が1日と7日であることを特定した。また、研究課題1で明らかな周期性を示さなかった発報回数の7日周期においても、ほとんどの病棟で7日周期が存在することを特定した。すなわち、発報回数の7日周期には他と比べて周期性が見えにくくなる要因が存在することが明らかになった。

研究課題3では、周期性を見えにくくする要因である可能性が高い、発報数の多い患者が病棟全体の周期性に及ぼす影響を、発報数の多い患者を除いた場合と除かなかった場合の離散コサイン変換の結果の明確さを比較することで検証した。その結果、発報数の多い患者を除くと7日周期がより明確に示されること、すなわち確かに発報数の多い患者の影響が周期性を見えにくくする要因であることを明らかにした。

周期性の存在はナースコール発生の予測可能性を示す。また発報周期の長さが1日と7日であることは、ナースコール発生には時間特性と曜日特性が存在することを示す。さらに、発報数の多い患者の影響が周期性を見えにくくする要因であることは、ナースコール発生は発報数の多い患者とそれ以外の患者を分けて検証することが有効であることを示す。以上のことから、本研究結果はナースコールに関するより効果的で効率的な看護管理方法を探求する上で有効な資料になりうると考える。さらに、本研究は既存データの活用方法やその結果の有効性を示した点においても、意義があると考えられる。

目次

第Ⅰ章 序論	1
1. 現状と学術的背景	1
2. 研究目的	2
本論文の構成	3
3. データセット	3
1) 対象データ	3
2) データ加工	3
第Ⅱ章 研究課題 1： ナースコール発生における周期性の有無の特定	6
1. はじめに	6
2. 研究方法	7
1) 分析方法	7
2) 結果の解釈	8
3. 結果	8
1) ACF 値の概観	8
2) Count-30min (a) と People-30min (c) について	13
3) Count-1day (b) と People-1day (d) について	19
4. 考察	25
1) 周期性と周期の長さについて	26
2) ナースコール発生の特徴について	27
5. 結論	27
第Ⅲ章 研究課題 2： ナースコール発生周期の長さの特定	29
1. はじめに	29
2. 研究方法	30
1) 分析方法	30
2) 結果の解釈	31
3. 結果	31
1) 1 日周期について	31
2) 7 日周期について	37
4. 考察	42
1) 周期の長さについて	42
2) マスキングについて	43
3) ナースコール発生の特徴について	44

5. 結論	44
第Ⅳ章 研究課題 3： 発報数の多い患者が、病棟全体の発報規則に及ぼす影響の検証	45
1. はじめに	45
2. 研究方法	45
1) 分析方法	45
2) 結果の解釈	46
3. 結果	46
1) 除外ラインの発報数の算出	46
2) 発報数の多い患者を除外した効果の検証	48
4. 考察	52
5. 結論	53
第Ⅴ章 総合考察	54
1. 本研究の成果と今後の展望	54
1) ナースコール対応について	54
2) データに基づいた看護管理について	54
2. 本研究の限界と課題	55
3. 結論	56
謝辞	56
参考文献	56

第Ⅰ章 序論

1. 現状と学術的背景

近年、医療技術の発展や入院期間の短縮、とりわけ日本では高齢化の影響を受け、臨床現場の時間切迫状況は深刻であり、より効果的で効率的な看護管理方法の探求が求められている。その解決策の 1 つとして着目されているのが、医療現場で既に蓄積されているデータの解析による、データに基づいた看護管理である (Smaldone, & Connor, 2003; Hyun, Bakken, Douglas, & Stone, 2008, Peltonen et al., 2018)。デジタル化の影響を受け、電子カルテデータや機器の履歴データなど多くのデータが自動的に蓄積されている。それらのデータを分析することで、データ収集の時間を短縮し、低コストで、これまで不可能であった研究課題を明らかにすることができると期待されている (Dunn, Engoren, DeKoekkoek, Jadak, & Scott, 2015)。さらにこれらのデータは長期的データであるという事に大きな利点がある。看護業務は多くの要因の影響を受け日々その実態が大きく異なるため (Ebright, Patterson, Chalko, & Render, 2003)、短期間のデータでは結果を見落としてしまうというリスクがあり、このようなサンプリングバイアスは、今日の多くの看護研究において研究の限界となっている。サンプリングバイアスは、サンプルサイズを大きくすることで生じにくくなる (Dunn et al., 2015)。このような理由から、長期的データの活用は看護の可視化において非常に着目されている。

しかしながら、看護の領域ではまだこのような既存データを活用した研究は、あまりなされていない (Aponte, 2010; Wesrta et al., 2017)。その理由の 1 つに、これらのデータは研究疑問を元にデータ収集が行われたわけではないため、その活用方法が明らかになっていないことが挙げられる (Brennan, & Bakken, 2015)。データが存在していても、有効な活用方法を導き出さなければ、日々の看護管理に有益な情報は得られない。例えば、データがあれば平均値は容易に求める事ができる。しかしながら、先述の通り看護業務は日毎のばらつきが非常に大きいため、実際に生じる事象は平均値から大きく異なるものとなる。つまり、平均値の情報は有効ではあるが、日々の看護管理に活用するためには単純な計算結果だけではなく、なぜ日毎にこれほど実態が異なるのか、そのばらつきは看護ケアにおいて必要な多様性なのか、それとも制御不可能になっているだけで回避すべき事象なのかなど、より本質的な特徴を捉えた情報を明らかにする必要がある。すなわち、如何に医療現場で既に蓄積されているデータを活用し本質的な特徴を抽出できるか、その方法論の検討が喫緊の課題となっている。

そこで、本質的な特徴の一つとして我々が着目したのが、周期性である。周期性とはある特定の現象が一定の時間ごとに現れることであり、その解析は信号数学の領域で画像圧縮や音声解析で一般的に用いられている (Ramkumar, & Anand, 1997; Rabiner, 1977)。本研究では、その方法論を看護業務に適用する事で、看護業務の本質的な特徴を明らかにすること

を試みた。先述の通り、看護業務は様々な要因が影響しあった結果生じるものであり、その発生は完全にランダムであると思われるほど日毎に異なる。すなわち、その発生原理や実態のどちらの観点から考察しても、その発生に何らかの規則が存在するのかどうか定かではない。規則が存在するかどうかは、データ分析の方針を決定する上で重要な要素である。規則が存在することは、その業務の発生は規則を特定することで予測できる可能性があることを意味する。即ち、データ分析の方針は規則を特定することとなる。一方規則が存在しないことは、その業務の発生はランダムであるため、予測できないことを意味する。即ち、データ分析では、発生確率の高い状況や、危険性の高い状況を想定するなど確率論を用いた対応方法を導くこととなる。このように規則性があるかどうかは、データ分析の方法を決定し、ひいては看護管理方針を決定する重要な本質的特徴である。規則性が存在するかどうかは、周期性が存在するかどうかで検証することができる。これらのことから、我々はまず初めに検証すべき本質的特徴として、周期性に着目した。

また、医療現場の時間切迫状況に大きく関連する業務としてナースコール対応業務に着目した。ナースコールは、患者が看護師に速やかに要望を伝えたり、緊急時に連絡したりするためのコミュニケーションツールとして、安全な療養環境の構築において重要な役割を担っている。その重要性から、ナースコールが発生すると緊急不測の事態に備え即座に応じる事が求められている。しかしながら、その優先順位の高さから、看護師は実施中の業務を中断し対応するため、エラーの要因と言われている業務中断や業務の遅延を招くなど、看護業務の遂行に大きな影響を与えるものでもある (Reed, Minnick, & Dietrich, 2018; Westbrook, Woods, Rob, Dunsmuir, & Day, 2010)。その結果として、時にナースコールが皮肉にも患者の不満足を招いたり、患者の安全を阻害したりする要因ともなる。このようにナースコールは看護において重要な役割を担う非常に影響力の大きい業務である。しかし、日毎に発生状況が大きく異なるため短期的な調査では全容を把握出来ないにも関わらず、詳細な実施状況を看護記録に残すことが出来なかったことから、その実態や最適な対応方法は明らかになっていない。ナースコールに関しては近年その履歴が蓄積できるようになりかつ長期的にデータが蓄積されてきた現在、漸くその解析を行える環境が整った。そこで本研究では、時間切迫状況に大きく関連しており、臨床的意義および社会的需要が高い業務としてナースコール対応業務に焦点を当てた。

本研究では、ナースコール履歴データを周期性の視点から分析することで、ナースコール発生に潜在する本質的特徴を検証した。患者看護師の双方に与える影響が大きく、かつ医療現場の時間切迫状況にも大きく関連するナースコール発生の規則性を明らかにすることは、より効果的で効率的な看護管理方法を探求する上で有効な資料になりうると考える。

2. 研究目的

ナースコール履歴データを周期性に焦点をあて分析することで、ナースコール発生に潜在する本質的特徴を検証すること。

本論文の構成

本研究は、ナースコール発生の特徴を3つの研究課題により検証した。

研究課題1では、本研究全体の分析の方向性を決定するために、ナースコールが規則的に発生しているのか、それともランダムに発生しているのかを周期性の有無により検証した。

研究課題2では、研究課題1によりナースコール発生に周期性が存在することが明らかになったことから、その発生周期の長さを特定した。

研究課題3では、研究課題1と2により発報数の多い患者が病棟全体の発報規則に影響を与える可能性が高まったため、その影響を検証した。

3. データセット

1) 対象データ

本研究のデザインは、ナースコール履歴を用いた2次データ分析である。分析対象データは、20病棟で構成されている病床数約1000床のA大学附属病院で、2014年1月1日から2017年9月30日(1369日間)に蓄積された全てのナースコール履歴とした。ナースコール履歴とは、ナースコールが発報される度に自動的に蓄積される近年入手可能となったデータで、発報時間、発報場所(病棟、病室、ベッド番号など)、患者情報(安静度や救護度など)が含まれている。またその場合のナースコールには、ナースコールボタンが押された場合の他にも、連動している他の機器(離床センサーや心電図など)から発生されるアラームも含まれている。

本研究では全ナースコール履歴を分析対象としたが、心電図から発せられたアラームについては、ナースコールと連動している病棟としていない病棟があったため、本研究の対象からは除外した。また、履歴データを蓄積できるナースコールシステムの導入が他病棟に比べ遅かったため、分析対象期間を通してのデータが蓄積できていなかった2病棟と、病床数が少ないためデータ数が少なかった1病棟の計3病棟は分析対象から除外し、20病棟中17病棟を分析対象とした。最終的に対象データは5,814,209件であった。

なお、本研究は神戸大学大学院保健学研究科倫理委員会の承認を得て行った(承認番号第607号)。

2) データ加工

ナースコール履歴は、1秒単位で記録されている使用履歴データにすぎないので、分析前に分析可能な形に加工する必要がある。そのため、以下3ステップにより研究目的に応じた4つのデータセットを作成した(図1)。

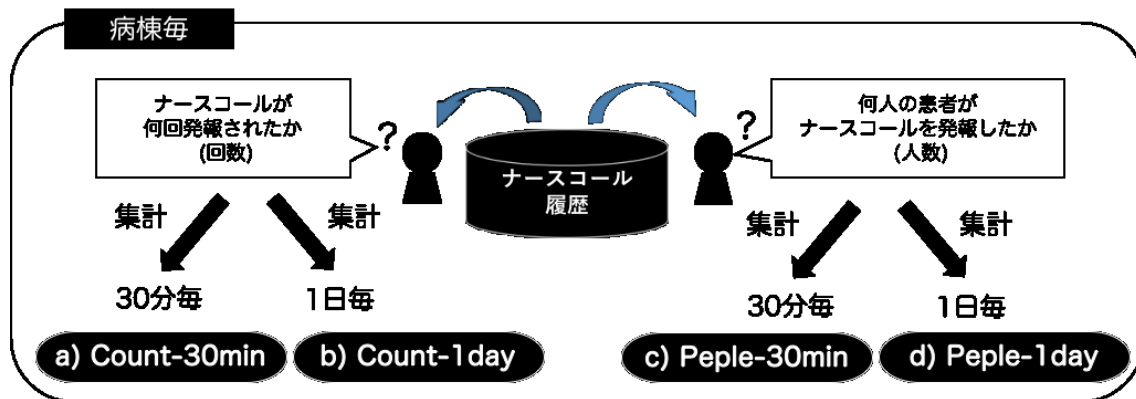


図 1 データ加工プロセス

第 1 ステップとして、データを病棟単位に分割した。ナースコール発生の実態は病棟により大きく異なるため (池川, 大島, 大平, & 山崎, 2018)、本研究では病棟毎に検証を行った。

第 2 ステップとして、「ナースコールが何回発報されたか (回数)」と「何人の患者がナースコールを発報したか (人数)」の異なる 2 つの視点で集計を行った。ナースコール発生の実態は、1 人が 50 回発報する場合と、50 人が 1 回ずつ発報する場合では異なる。周期性についての検証結果も視点により異なる可能性があるため、本研究では 2 つの異なる視点により検証を行った。ただし、本研究が取り扱ったナースコール履歴には個人を特定する情報 (患者 ID など) は含まれなかったため、1 ベッドからの発報を 1 人の患者によるものとした。すなわち、本研究では同日内の患者の入れ替わりは考慮しなかった。

第 3 ステップとして、30 分毎と 1 日毎の 2 つの間隔で集計を行った。ナースコール履歴は 1 秒単位で記録されているため、一定間隔で集計する必要があった。また、本研究で用いた周期性の検証には、標的とする周期に合わせて集計間隔を設定する必要があった (標的周期については第 II 章 1. はじめにで後述)。そのため、データを異なる 2 つの間隔により集計を行った。

これら 3 つのステップにより、最終的に病棟毎に以下 4 つのデータセットが作成された。(表 1)

表 1 4 つのデータセット

	データセット名	視点	間隔
(a)	Count-30min	ナースコールが何回発報されたか (回数)	30 分
(b)	Count-1day	ナースコールが何回発報されたか (回数)	1 日
(c)	Peple-30min	何人の患者がナースコールを発報したか (人数)	30 分
(d)	Peple-1day	何人の患者がナースコールを発報したか (人数)	1 日

なお、本研究の分析にはpython3.6.5を用いた。

第Ⅱ章 研究課題1： ナースコール発生における周期性の有無の特定

1. はじめに

ナースコールに如何に対応するかは、患者看護師の双方に大きな影響を与える。患者にとっては看護師に要望を伝える重要なコミュニケーション手段であり (Lasiter, 2014)、サンプルサイズの小ささや関連する要因の多さから研究間で統一した見解は得られていないが (Tzeng, & Yin, 2009, Tzeng, & Yin, 2009b, Tzeng, & Yin, 2010a, Tzeng, & Yin, 2010b, Roszell, Jones, & Lynn 2009)、その回数や応答時間の短さが患者満足度や病棟評価の指標として使用されている。一方、ナースコール対応業務が看護師に与える影響も大きい。ナースコール対応業務は優先順位が高いため、看護師は実施中の業務を中断し対応する (関, & 高山, 2010)。業務中断は、エラーの要因となったり、全体の業務の遅延を招いたりするため、看護業務の遂行に大きな影響を与えるものでもある (Reed, Minnick, & Dietrich, 2018; Westbrook, Woods, Rob, Dunsmuir, & Day, 2010)。このようにナースコール対応は、患者看護師の双方への影響力が大きく、より効果的かつ効率的に対応できるような管理方法を導く重要性は高い。具体的には、発生したらすぐに対応できること、看護師に過度の業務中断や負担が生じないことが重要であり、この両者が成立する環境を整えることが看護管理に求められている。

このような臨床的重要性の高さから、ナースコールへの対応方法については、様々な対策が講じられてきた。ナースコール件数を減らす看護体制の試みとしては、看護師の巡回数を増やすことや (Meade, Bursell, & Ketelsen, 2006)、日本ではセル看護提供方式を導入するなど看護提供方式を工夫する試みが報告されており (池川, 大島, 須藤, & 倉智, 2018)、一定の効果を上げている。また、デバイスの開発も行われており、患者のリスク要因とコールのタイプから確率的にナースコールの優先度や最適な看護師を選定するアルゴリズムを持つナースコールシステムを用いることで、介入までの時間が減少されることや選定された看護師にしか通知がいかないため業務中断が減ることが報告されている (Ongenaes et al., 2014)。

しかし、これらは全て看護師の努力に依存していることや、ナースコールが発生した後の対策であることに課題がある。なぜなら、一度看護師の対応許容量を超えるようなナースコールが集中して発生してしまうと、いくら看護師が努力や工夫をしたとしても即座の対応は困難となり、多数の業務中断が発生し、それに対応する看護師への負荷も大きくなる。すなわち、看護師の努力や事後の対応には限界が存在するため、このような状況が生じてしまうと患者の安全が脅かされるリスクがある。そのため、常に安全な環境を提供することが求められる病院環境としては、このような状況を回避する事前の対策を講じる必要がある。このような事前の対策を考えるためには、ナースコールがいつどのように発生するのか、その発生の特徴を明らかにする必要がある。

そこで本研究では、ナースコール発生の特徴を知る第一段階として、ナースコール発生に周期性が存在するかどうかを検証した。周期性が存在することは、ナースコール発生に規則性が存在することを示している。規則が存在することは、ナースコール発生は規則を特定することで予測できる可能性があることを意味する。即ち、その発生予測に基づいた対策を取ることが有効な事前の対策となる。一方規則が存在しないことは、その業務の発生はランダムであるため、予測できないことを意味する。即ち、ナースコール対応は予測できない業務であるため、確率的に最もリスクの高い状況を想定し、それに対応できる体制をとることが有効な事前の対策となる。このように規則性があるかどうかは、有効な事前の対策やデータ分析の方向性を決定する重要な本質的特徴である。そこで本研究では、事前の対策を考える第一段階として、周期性の有無を検証することで、ナースコールが規則的に発生しているのか、それともランダムに発生しているのかを検証した。

周期性の有無の検証は、自己相関関数 (ACF: The autocorrelation function) を用いて分析を行った。自己相関関数とは、波形の類似性を検証する事ができるため、音声のピッチ解析に広く使われている方法であり (Rabiner, 1977)、時系列データの類似性を検証することで周期性を検証する方法としても活用されている。本研究では、計算の簡便さや、結果の解釈の容易さの理由から自己相関関数を用いた。

また、周期性の存在を検証するには、標的とする周期を設定する必要がある。ヒトは 24 時間の生体リズムや 7 日の社会リズムに則り生活を送っており、1 日周期と 7 日周期は最も一般的な周期である。そこで本研究では、最も存在する可能性が高いと想定される 1 日周期と 7 日周期を標的周期として設定した。また、1 日周期が存在することは、1 日毎に繰り返されるパターン (例えば毎日 12 時台はナースコールが多いなど) が存在することを示す。すなわち、ナースコールに時間特性があることを示す。同様に、7 日周期が存在することは、7 日毎に繰り返されるパターン (例えば毎週月曜日はナースコールが多いなど) が存在することを示す。すなわち、ナースコールに曜日特性があることを示す。時間特性や曜日特性の存在は人員配置や業務調整などの看護管理方法を考える上で重要な要因である。このことから、本研究の標的周期として 1 日周期と 7 日周期は妥当性であると考えた。

本研究の目的は、ナースコール発生に対する事前の対策を検討するために、1 日周期と 7 日周期に焦点を当て、ナースコール発生に周期性が存在するかどうかを、ナースコール履歴を用いて検証することである。

2. 研究方法

各病棟 4 つずつのデータセットを自己相関関数で分析を行うことにより、周期性の有無を検証した。

1) 分析方法

自己相関関数は、平均からの差を表した時系列データ X_i と、それをラグ τ 分スライドさせた $X_{i+\tau}$ の重なり合った部分の相関係数を算出したものである (図 2)。

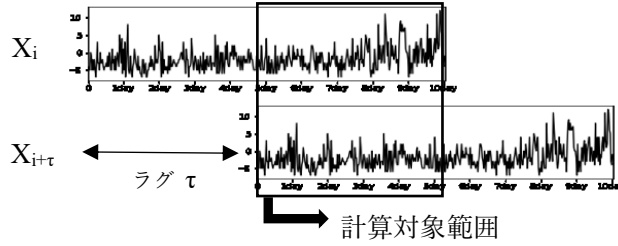


図 2 自己相関関数の計算対象範囲

本研究では、ナースコール履歴から作成したデータセットを時系列関数 X_i と定義した。また $ACF_{(t)}$ を、次式 (1) で定義されるラグ τ の関数とした。ここでの i はデータセットの個々のデータ、 τ は X_i をスライドさせた間隔 (例えば 30 分毎に集計したデータセットで 1 日分スライドさせた場合、 τ は 48)、 $\bar{X}$ は $(X_i)_{i=1,2,\dots,N}$ の平均値を示す。

$$ACF(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^{N-\tau} (X_i - \bar{X})(X_{i+\tau} - \bar{X})}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad 1 \leq \tau \leq N - 1, \quad (1)$$

$ACF_{(t)}$ は相関係数であり、-1 から 1 の値をとる。また、計算対象が X_i と $X_{i+\tau}$ の重なり合った部分であるという特徴から、ラグ τ が大きくなるにつれて重なり合うデータ数が少なくなるため、 $ACF_{(t)}$ は徐々に減衰していくという特徴を持つ。

2) 結果の解釈

$ACF_{(t)}$ が示す ACF 値は、 X_i と $X_{i+\tau}$ の相関係数であることから、例えば、30 分毎に集計されたデータセットの場合、 $\tau=48$ (1 日分に相当) の ACF 値は今日と明日の相関を示している。これにより元の関数 X_i が周期性を持つ場合、ACF 値は定期的に極大値をとることとなる。そのため、ACF 値が周期的に極大値をとるかどうかで周期性の有無を検証することができる。またその極大値の間隔は、周期の長さを示す。すなわち、30 分毎に集計されたデータセットから導かれた ACF 値が 48τ ごとに極大値をとる場合、そのデータは周期性を持ち、かつその周期は 1 日であることを示している。

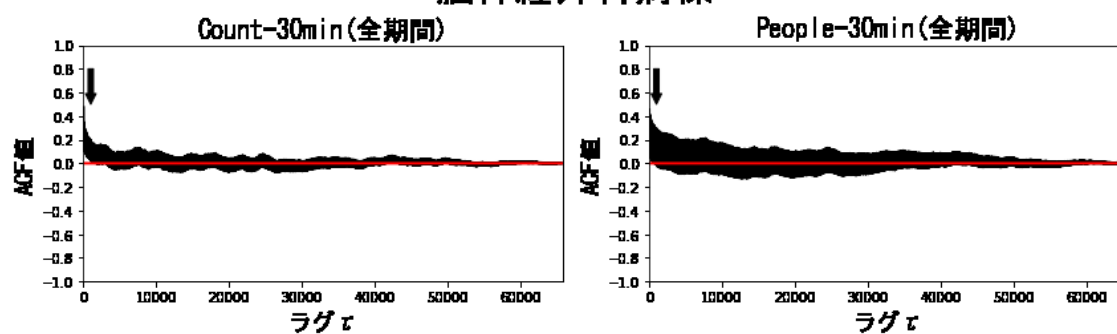
3. 結果

分析は、病棟毎に各 4 つのデータセットについて行った。すなわち 17 病棟において、各病棟 4 つの結果を得た。

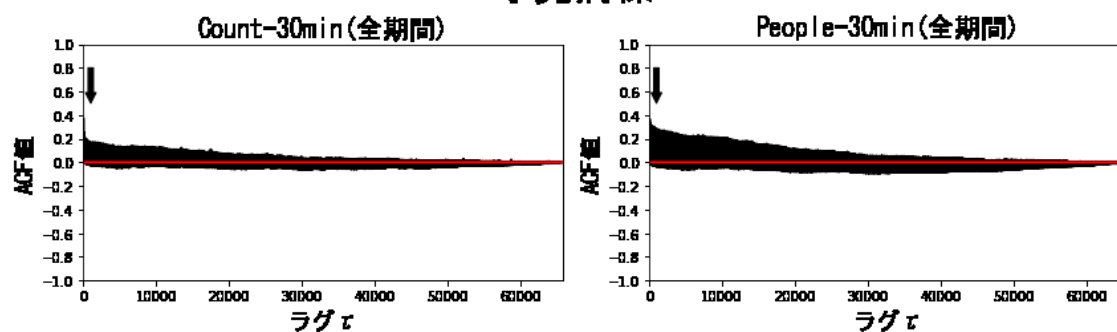
1) ACF 値の概観

Count-30min (a) と People-30min (c) の、全期間の ACF 値を図 3 に示す。

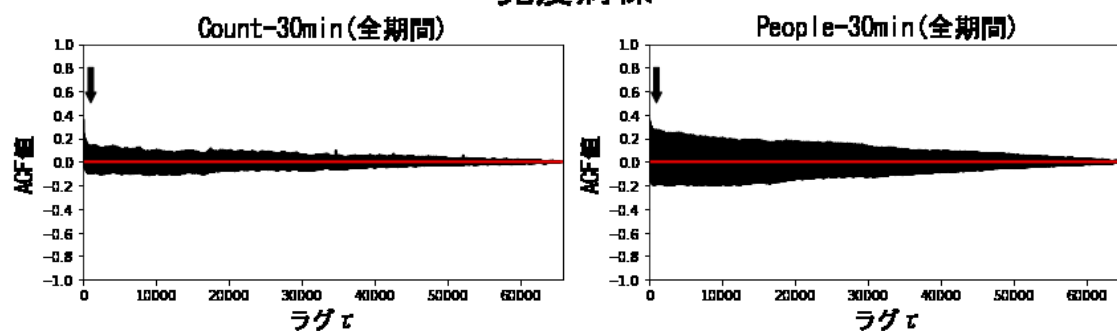
脳神経外科病棟



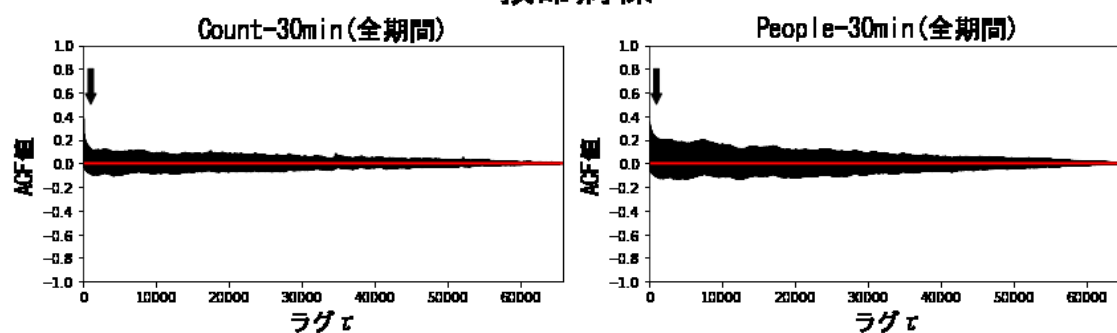
小児病棟



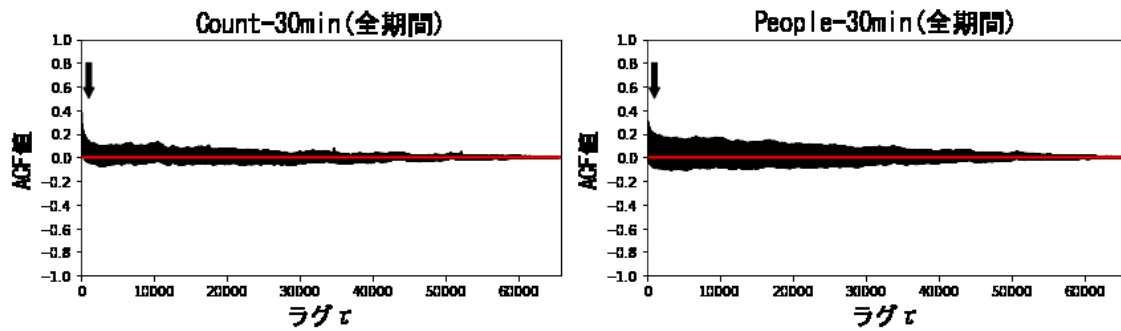
免疫病棟



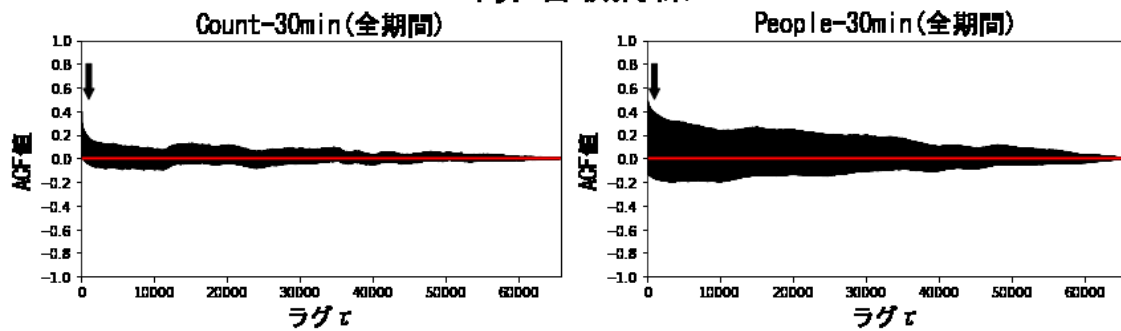
救命病棟



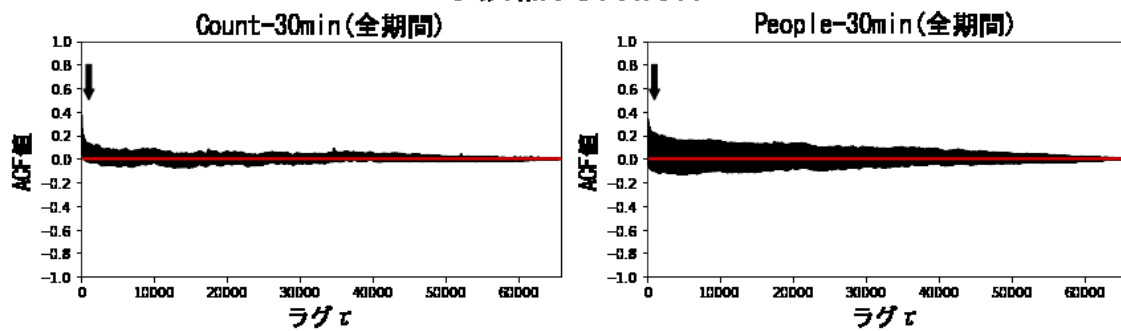
整形病棟



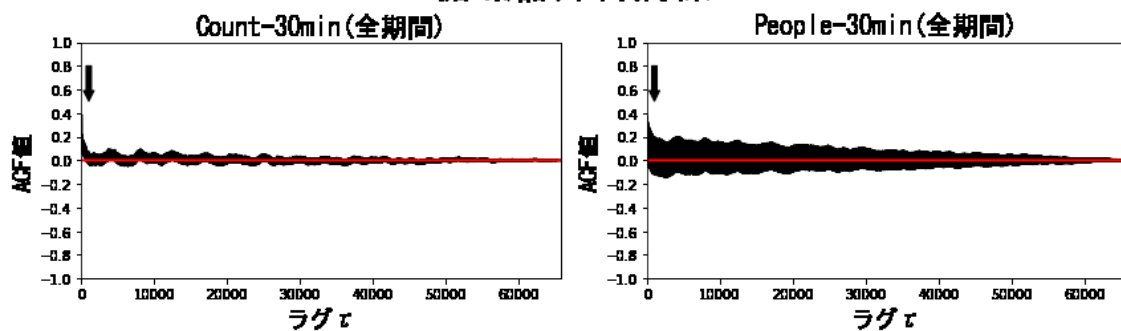
耳鼻咽喉病棟



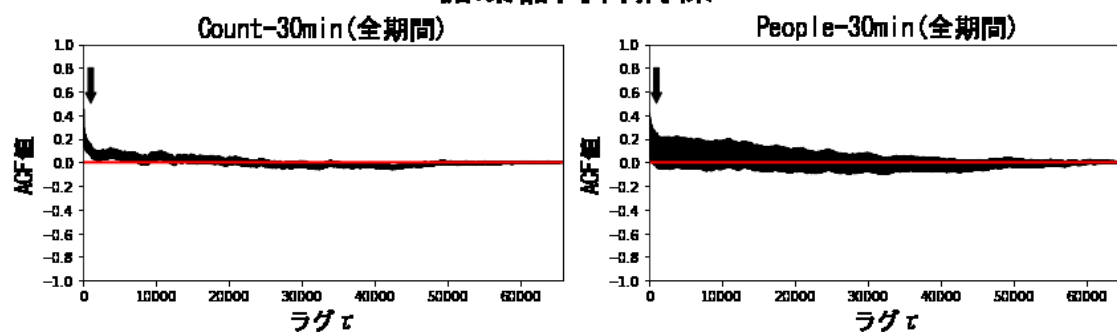
呼吸器内科病棟



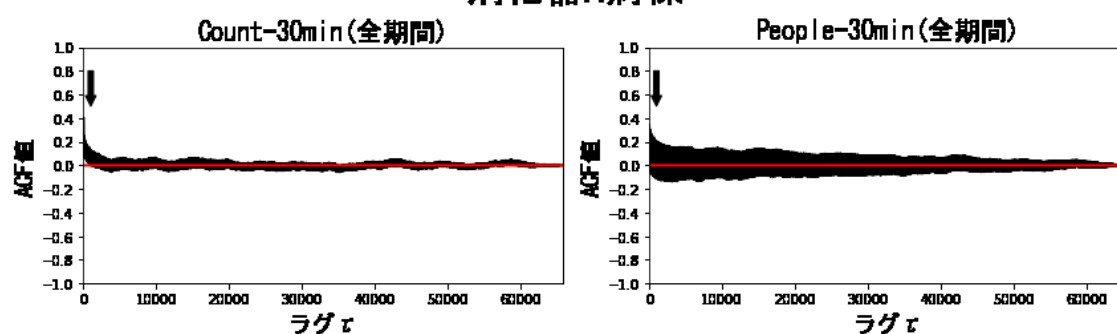
循環器外科病棟



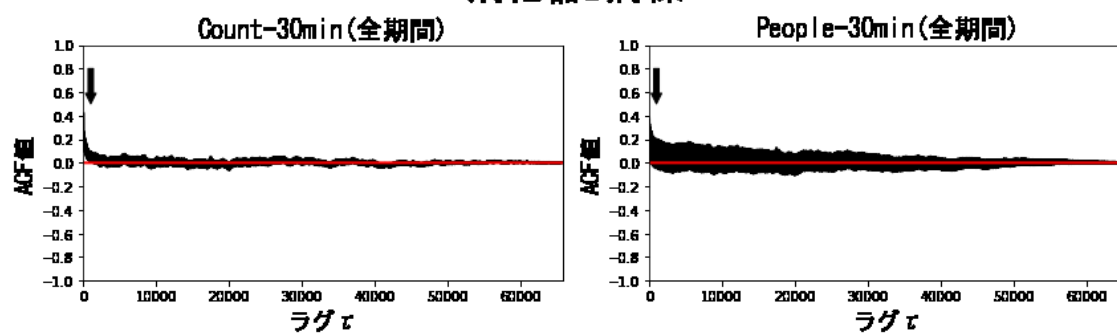
循環器内科病棟



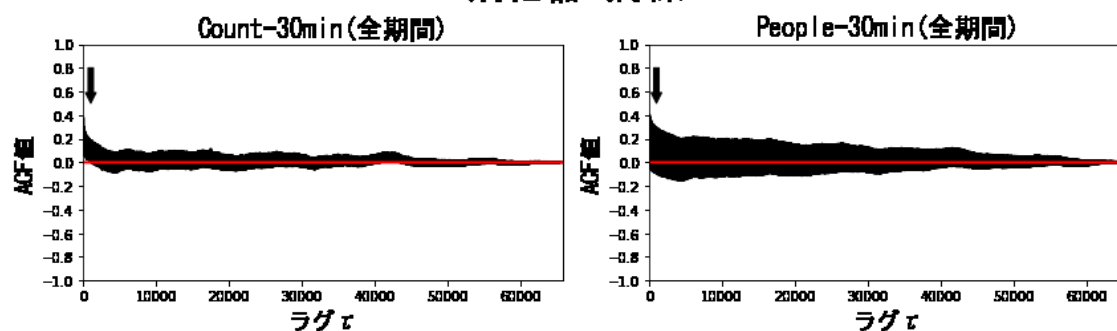
消化器A病棟



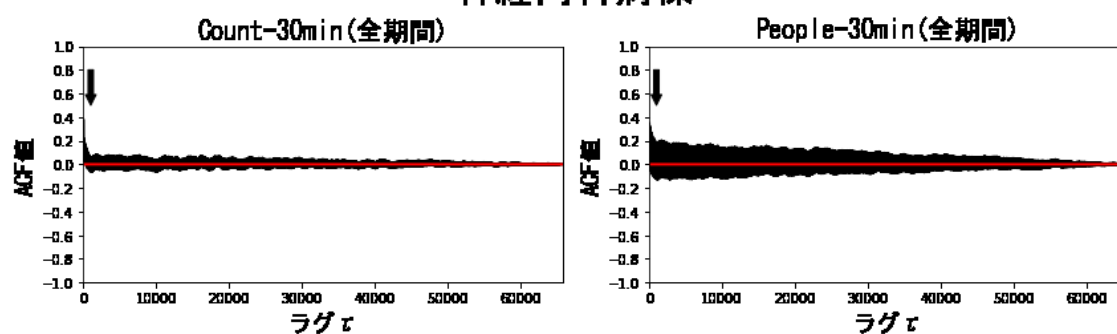
消化器B病棟



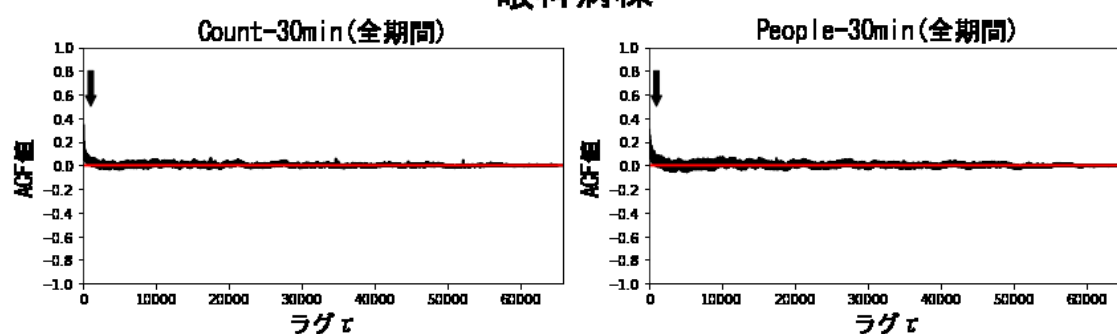
消化器C病棟



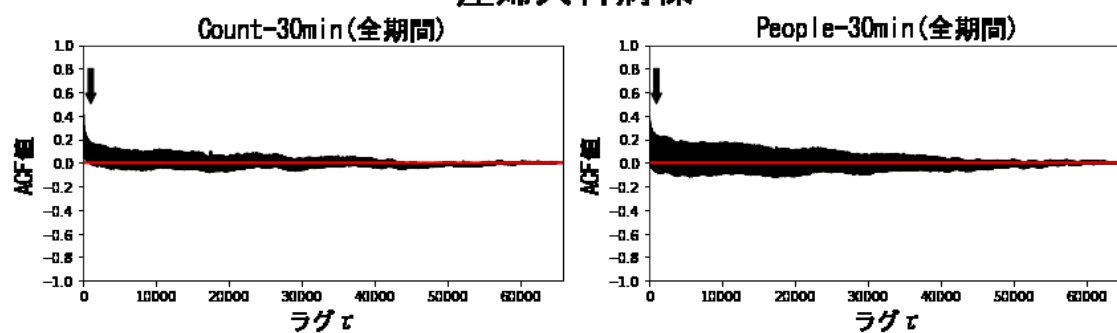
神経内科病棟



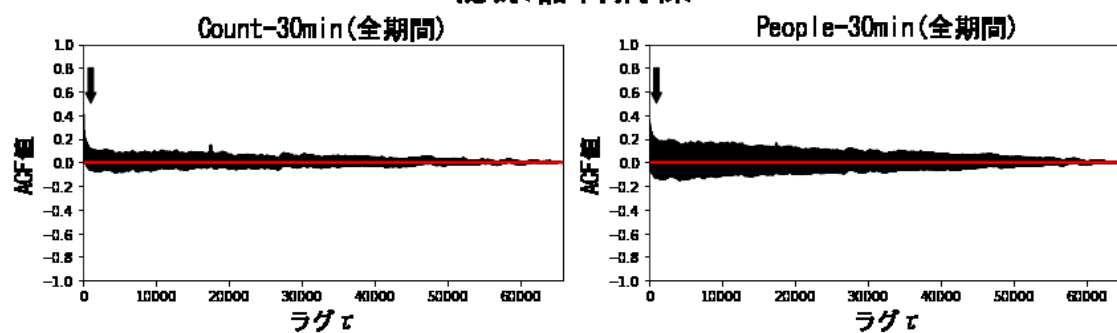
眼科病棟



産婦人科病棟



泌尿器科病棟



精神科病棟

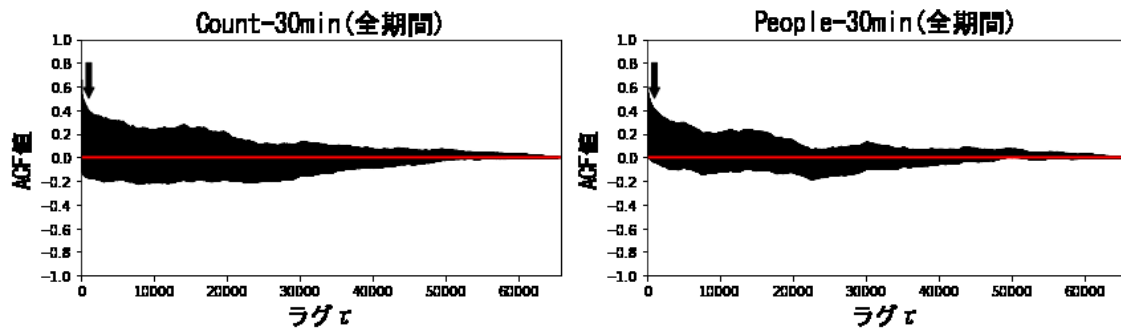


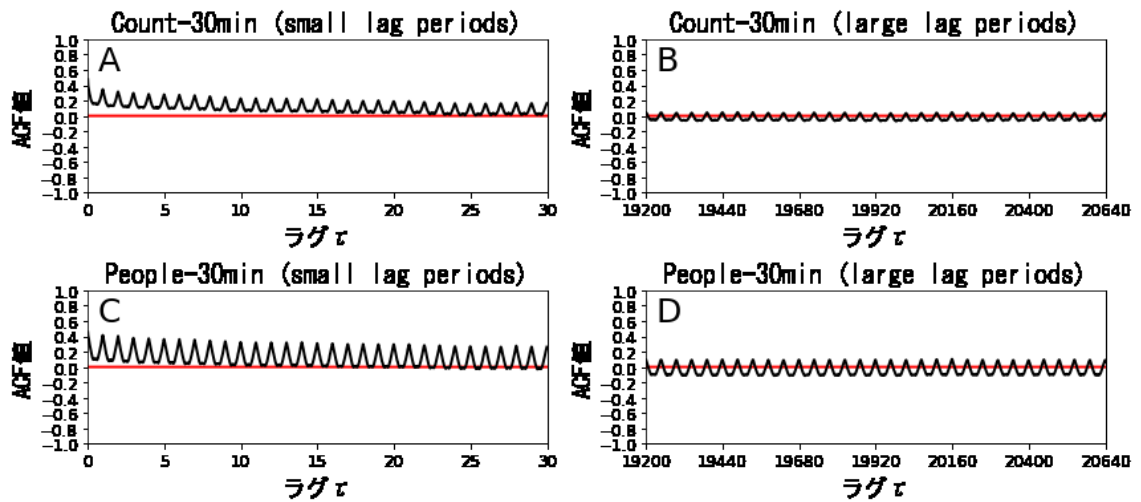
図 3 Count-30min (a) と People-30min (c) の全期間の ACF 値

ACF 値は、ラグ τ が大きい地点では $y=0$ を中心に振幅している一方、ラグ τ が小さい地点(図 3 矢印)では振幅の中心が $y=0$ より高かった。つまり、ラグ τ が小さい地点では他の地点に比べて ACF 値が高く、類似性が高いことが示された。また、ラグ τ が大きい地点では類似性に期間による影響はなかった。このことから、地点によりナースコール発生は異なる影響を受けていることが示されたため、周期性の有無は異なる 2 期間 (small lag periods と large lag periods) で個々に検証することとした。Small lag periods の設定は、ラグ τ が小さいほど類似性が高い傾向が強かったため、0–1440 τ の期間とした。Large lag periods の設定は、振幅の中心が $y=0$ となり ACF 値が高い傾向が消失したと視認される 19,200–20,640 τ の期間とした。先述の通り ACF 値は徐々に減少するという定義上の特徴があるため、ラグ τ の最大値期間は使用しなかった。ちなみに期間の長さの設定は、1 つのグラフにプロットする ACF 値のデータ数が多すぎると、ACF 値が上下する様子を視認できないため、30 日間 (1,440 τ 分) とした。

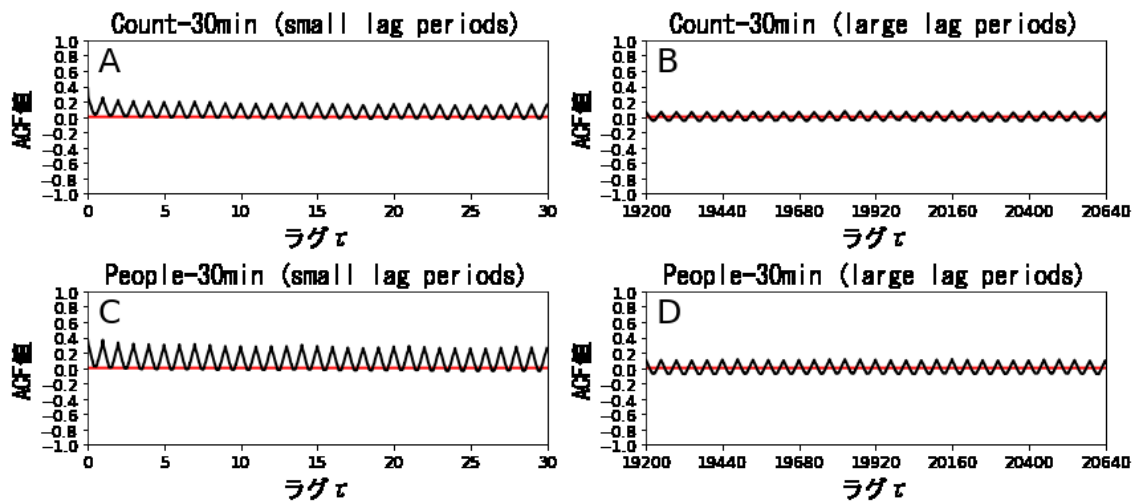
2) Count-30min (a) と People-30min (c) について

Count-30min (a) の small lag periods (図 4. A) と large lag periods (図 4. B)、People-30min (c) の small lag periods (図 4. C) と large lag periods (図 4. D) の ACF 値は、全て規則的に極大値をとり、その数は 30 日間で 30 個であった (図 4)。

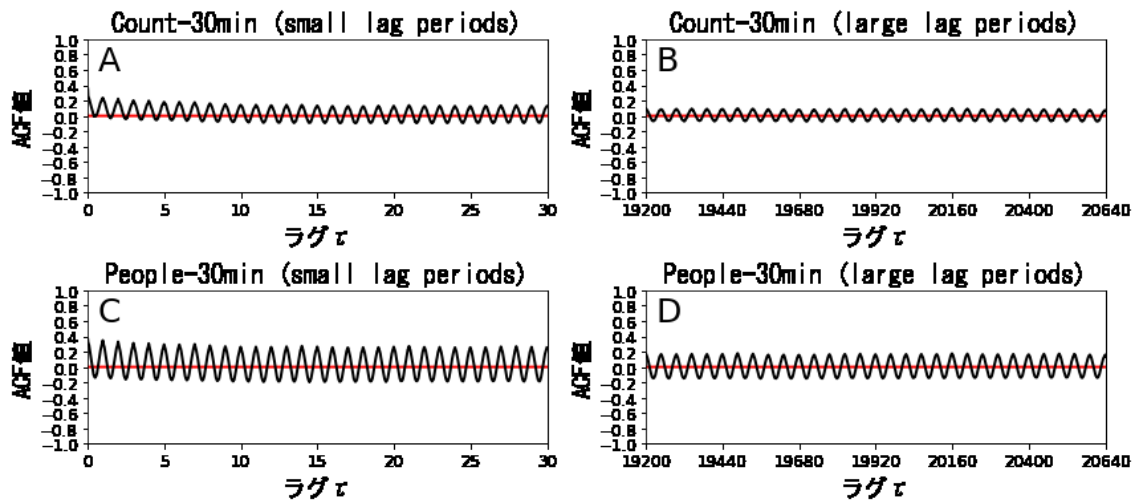
脳神経外科病棟



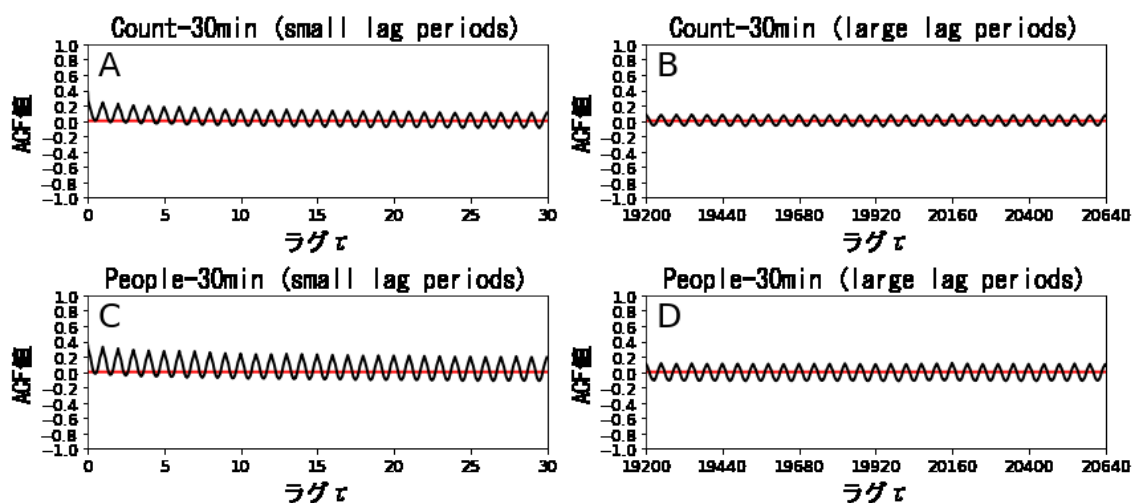
小児病棟



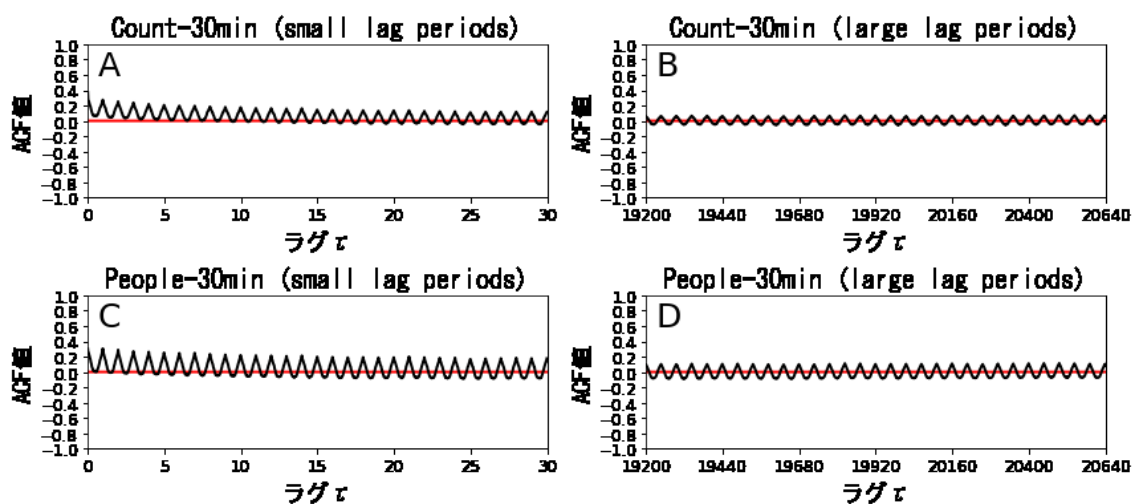
免疫病棟



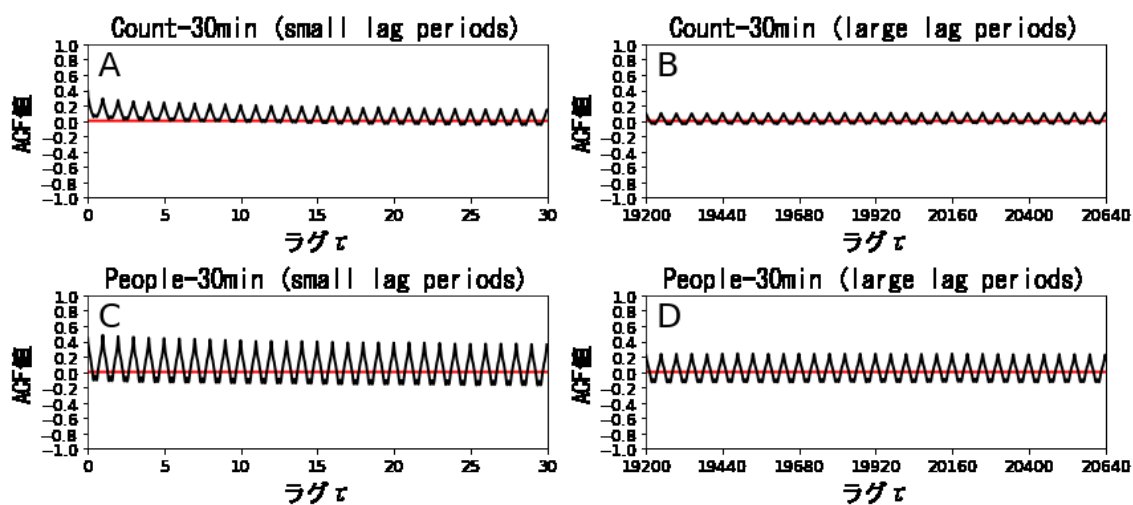
救命病棟



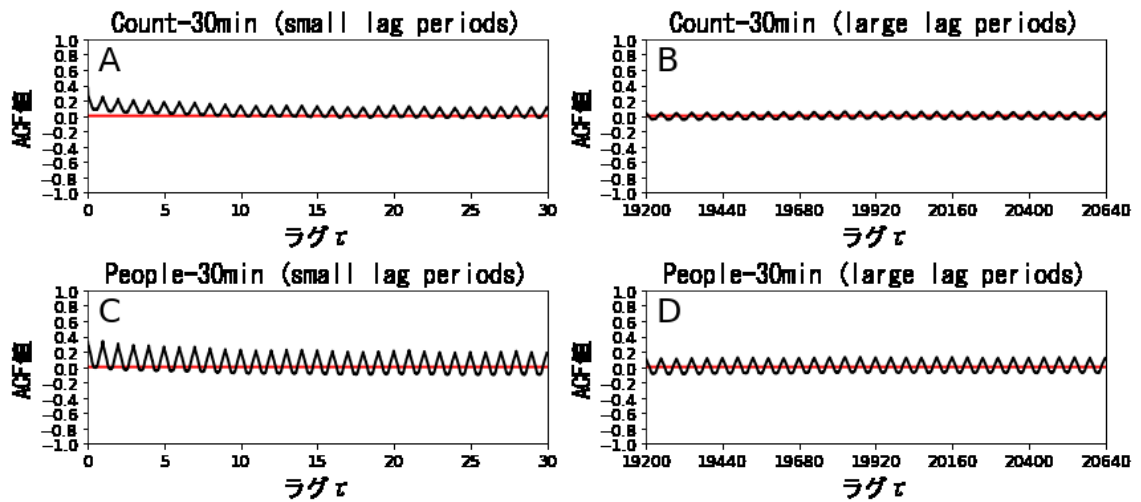
整形病棟



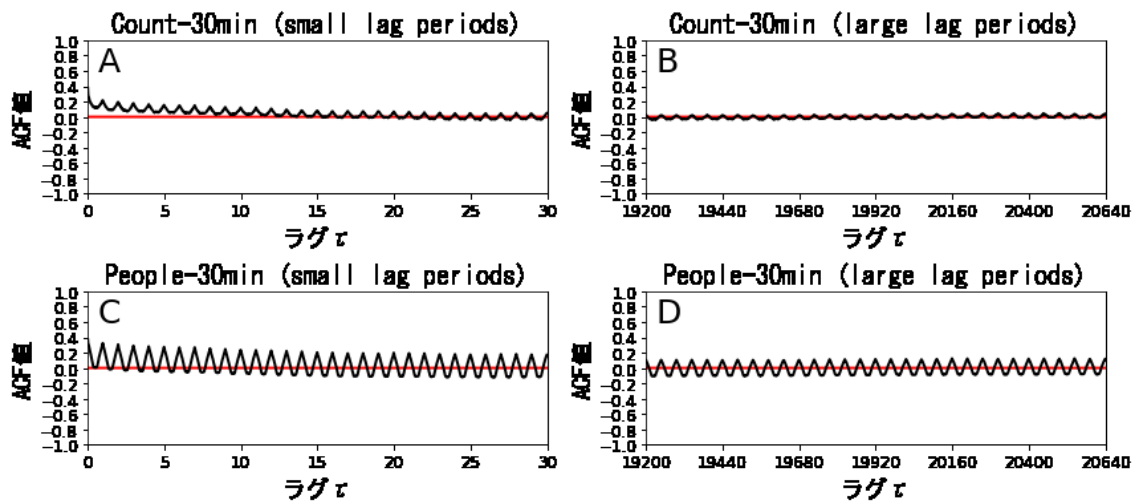
耳鼻咽喉病棟



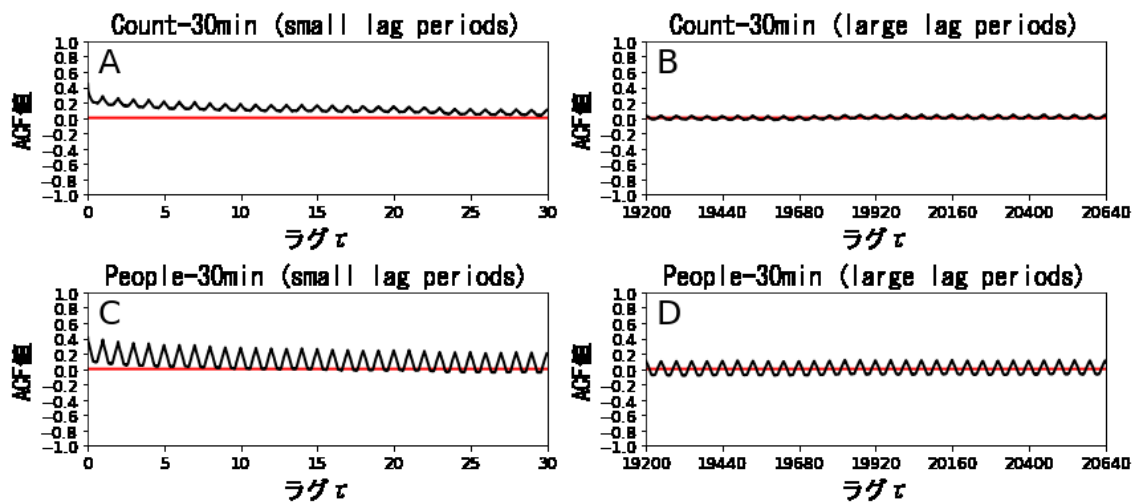
呼吸器内科病棟



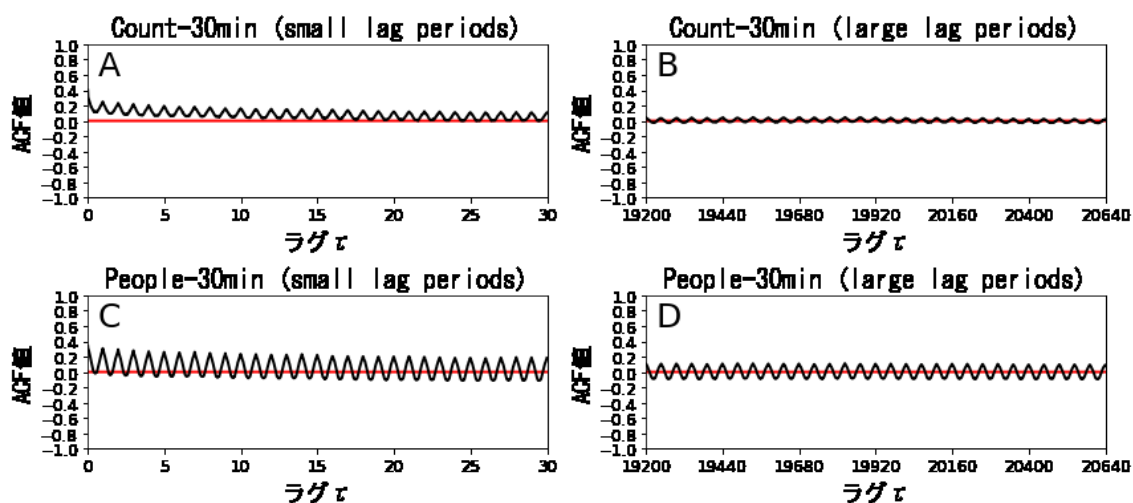
循環器外科病棟



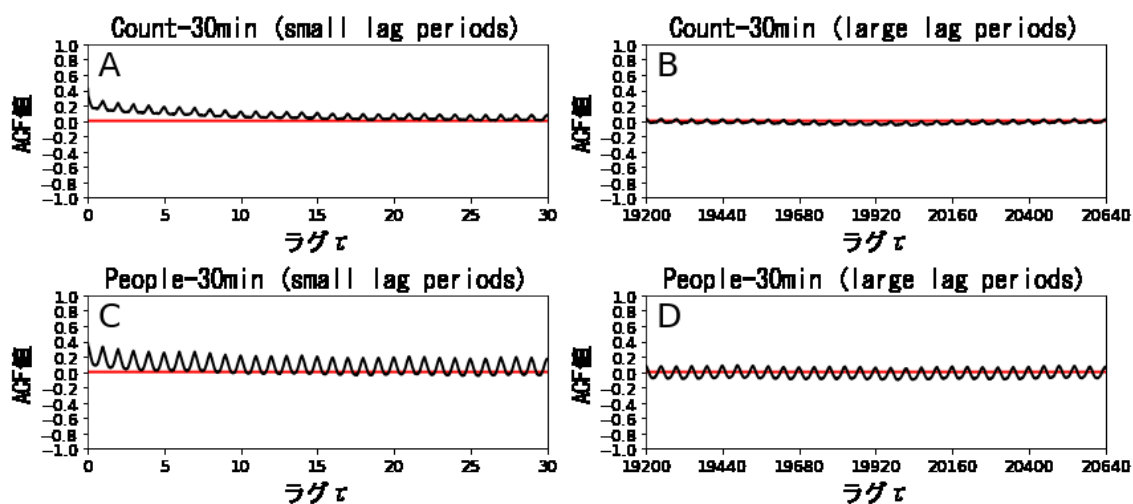
循環器内科病棟



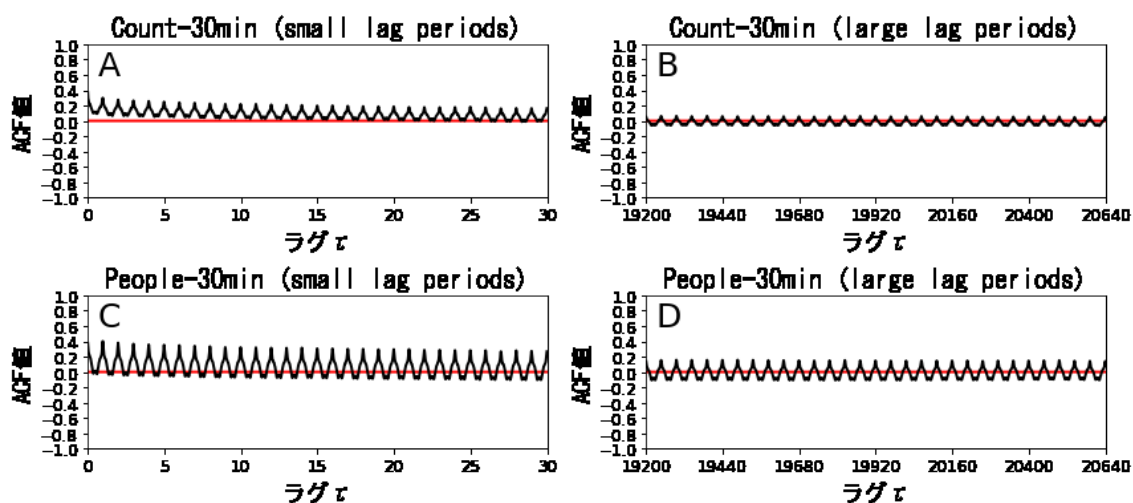
消化器A病棟



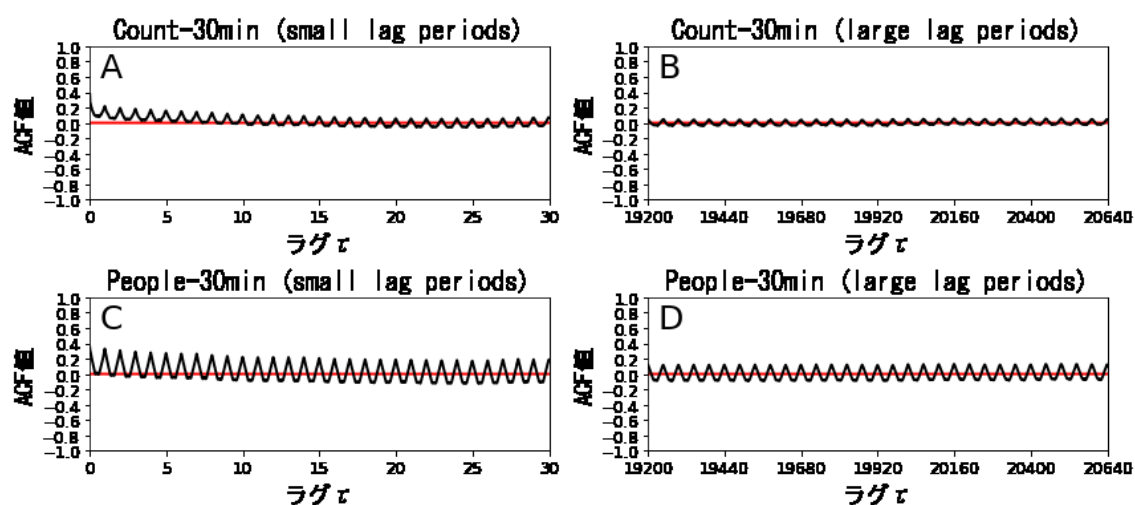
消化器B病棟



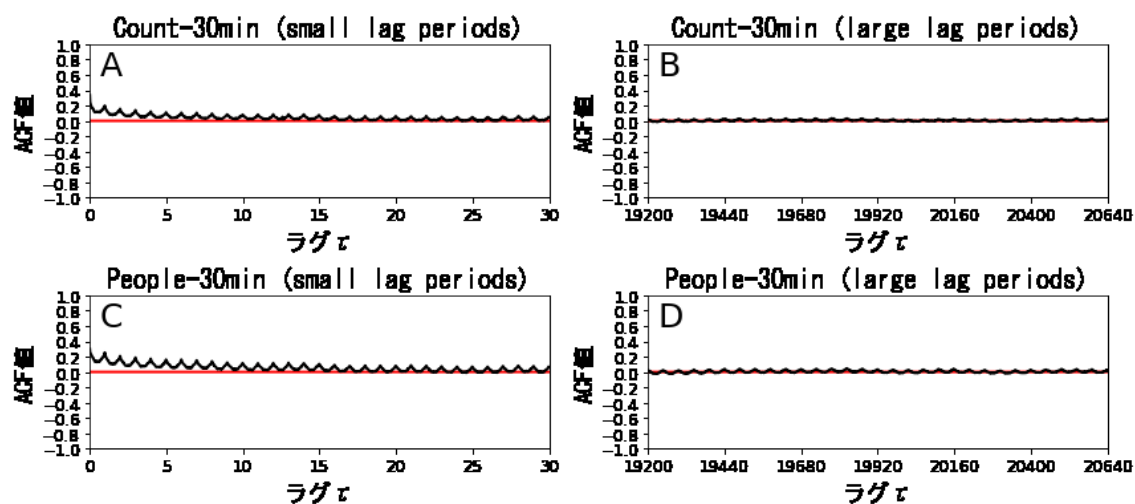
消化器C病棟



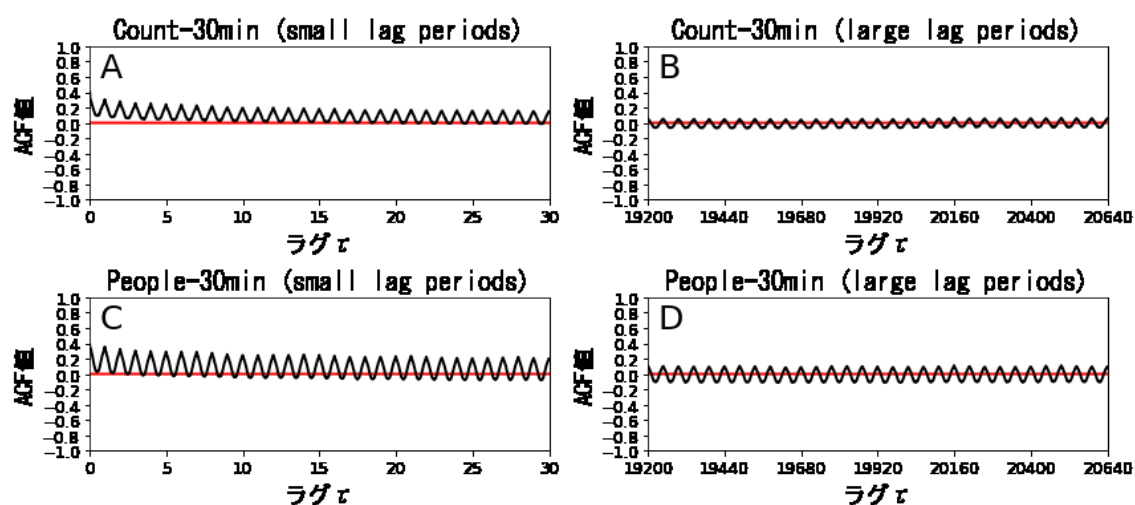
神経内科病棟



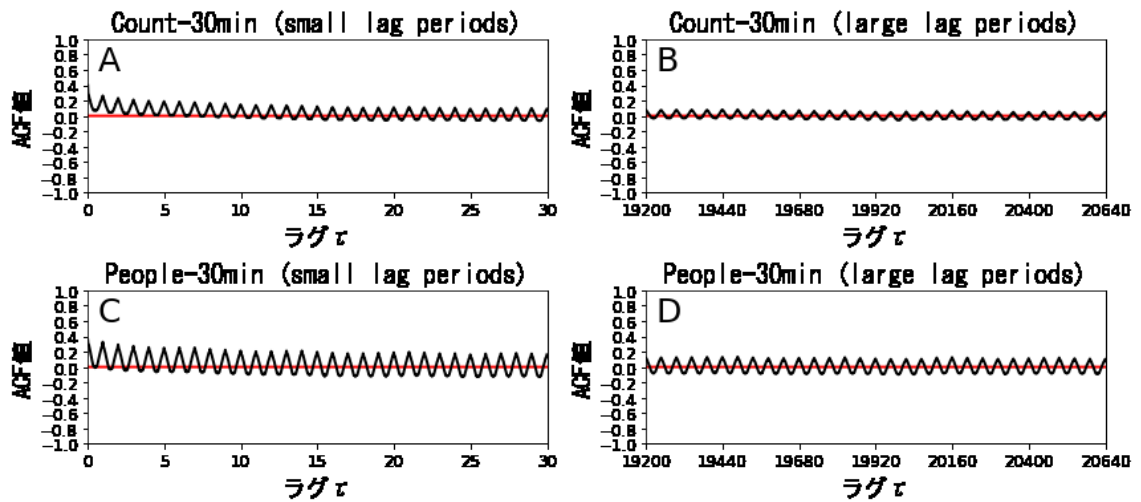
眼科病棟



産婦人科病棟



泌尿器科病棟



精神科病棟

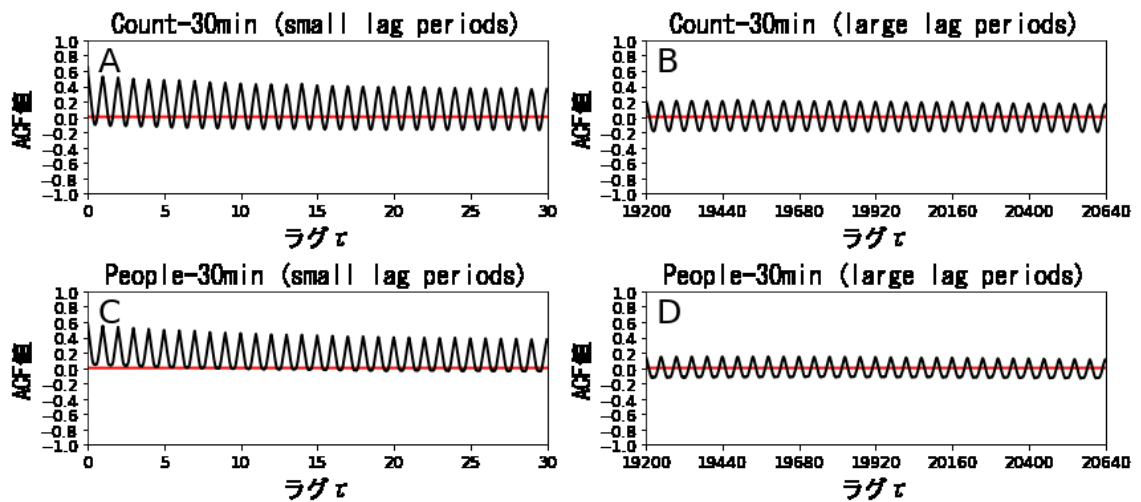


図 4 Count-30min (a) と People-30min (c) の ACF 値

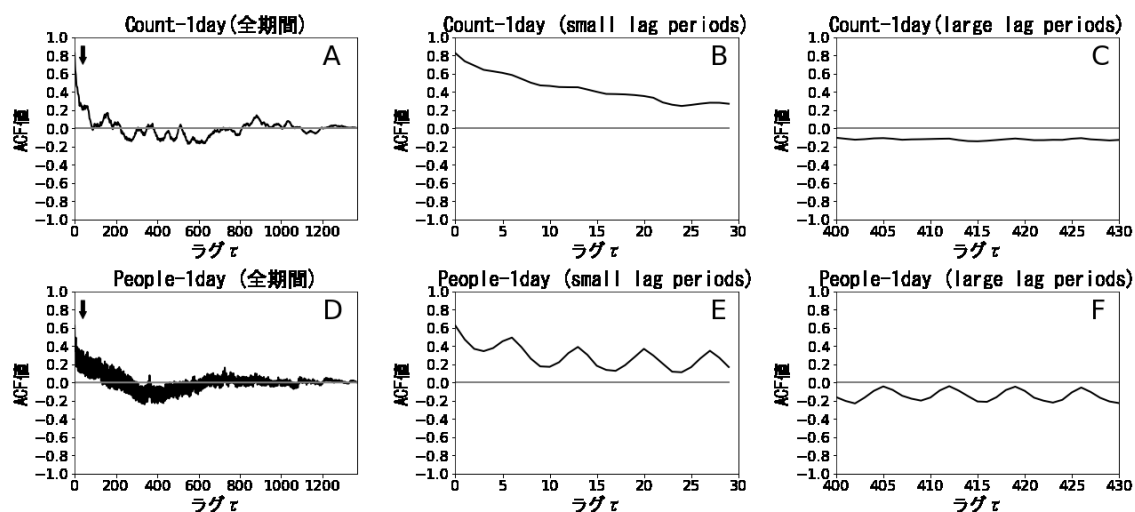
A: Count-30min (a)の small lag periods, B: Count-30min (a)の large lag periods, C: People-30min (c) の small lag periods, D: People-30min (c) の large lag periods.

3) Count-1day (b) と People-1day (d) について

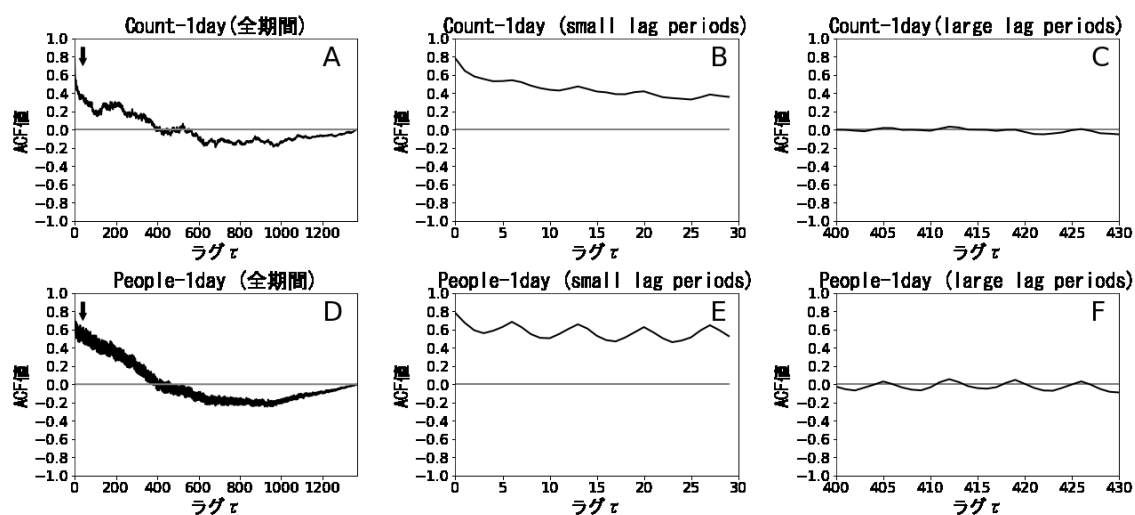
Count-1day (a) の small lag periods (図 5. B) と large lag periods (図 5. C) の ACF 値はいずれも明らかな極大値を示さなかった。一方 People-1day (d) の small lag periods (図 5. E) と large lag periods (図 5. F) の ACF 値は、精神科を除く全ての病棟において、いずれも規則的に極大値をとり、その数は 30 日間で 4 個であった。

なお、ラグ τ が小さい視点で ACF 値が高い傾向は、Count-1day (b) と People-1day (d) のいずれでも見られた (図 5. A と図 5. D)。

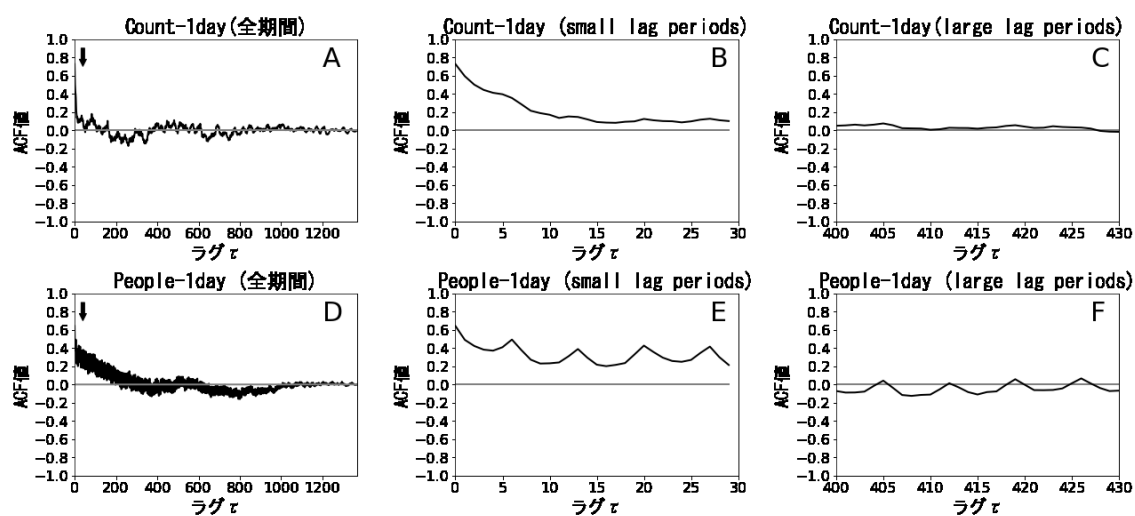
脳神経外科病棟



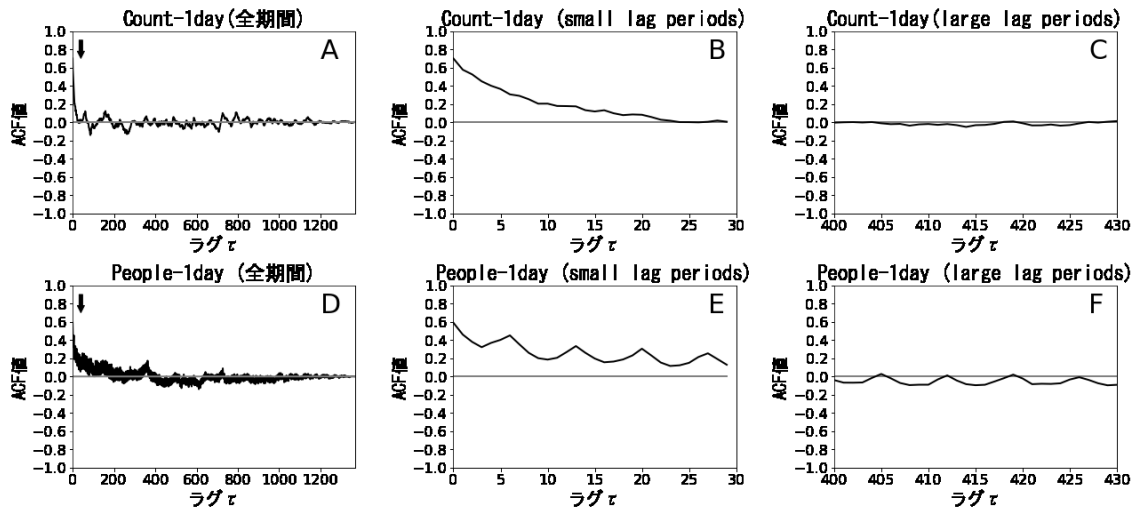
小児病棟



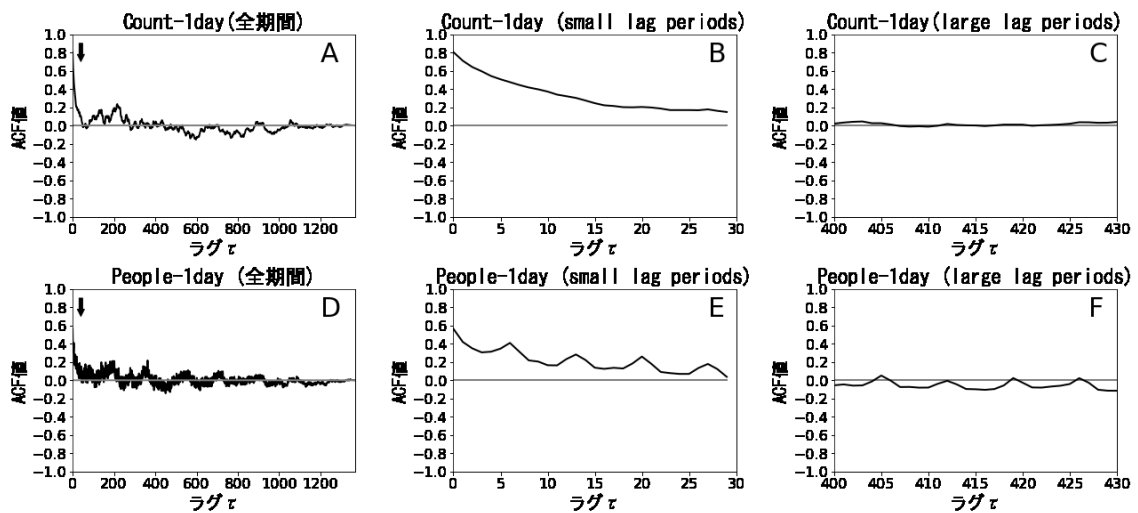
免疫病棟



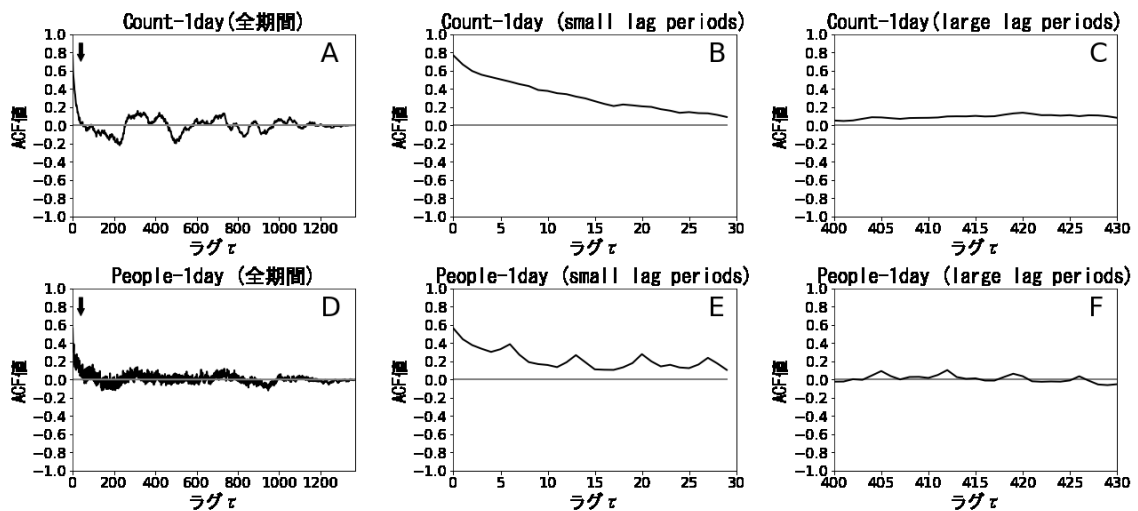
救命病棟



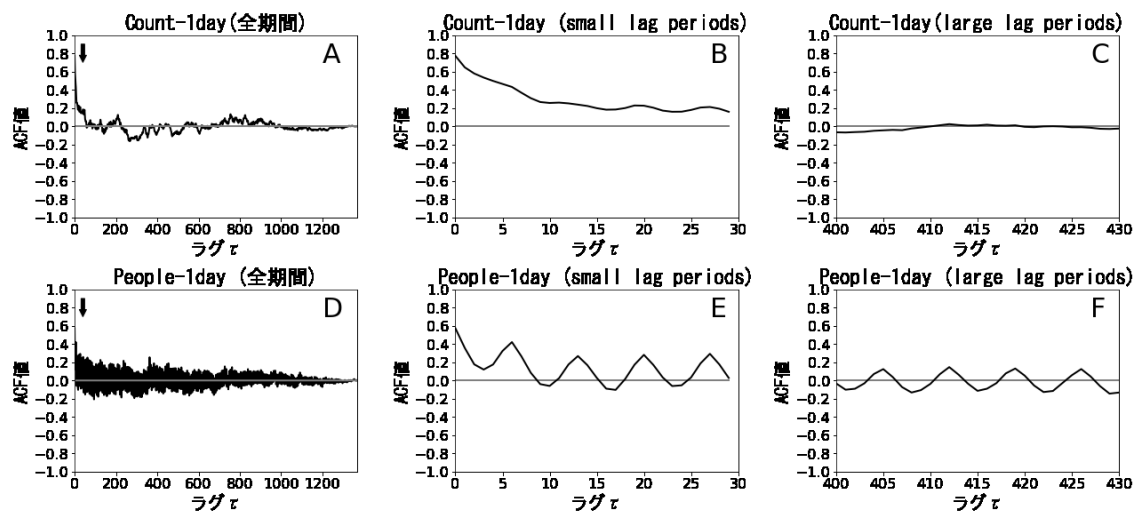
整形病棟



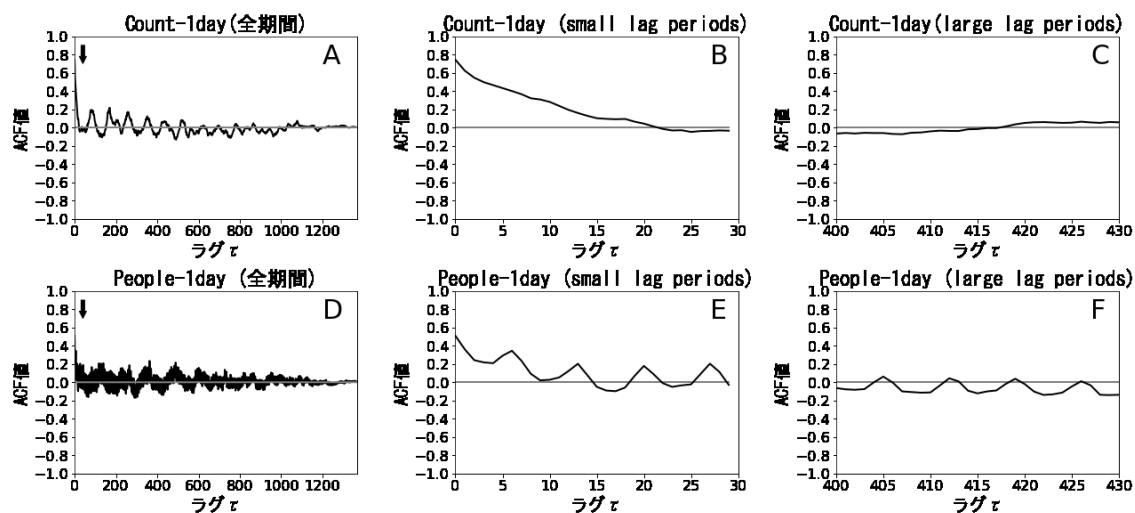
耳鼻咽喉病棟



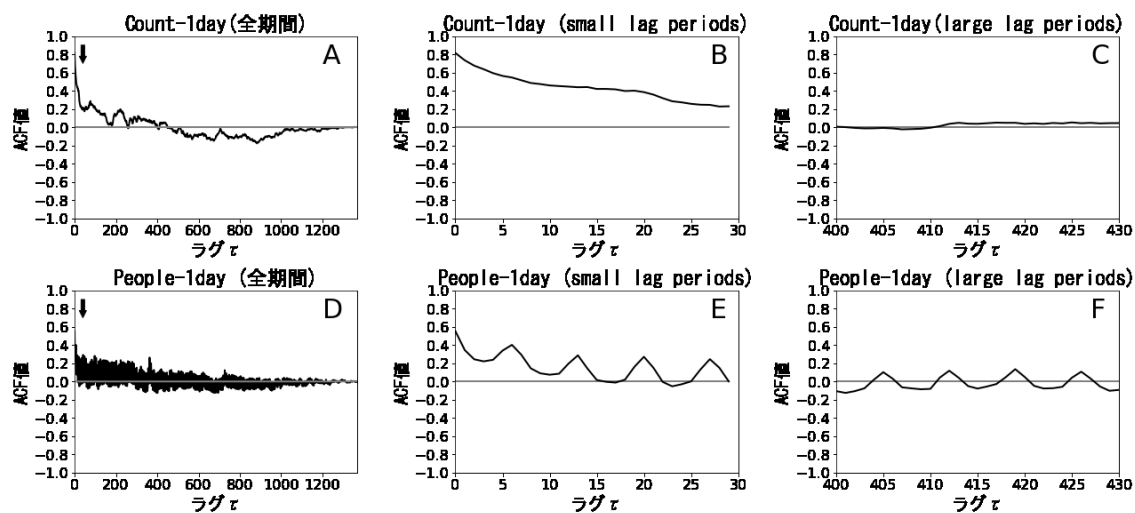
呼吸器内科病棟



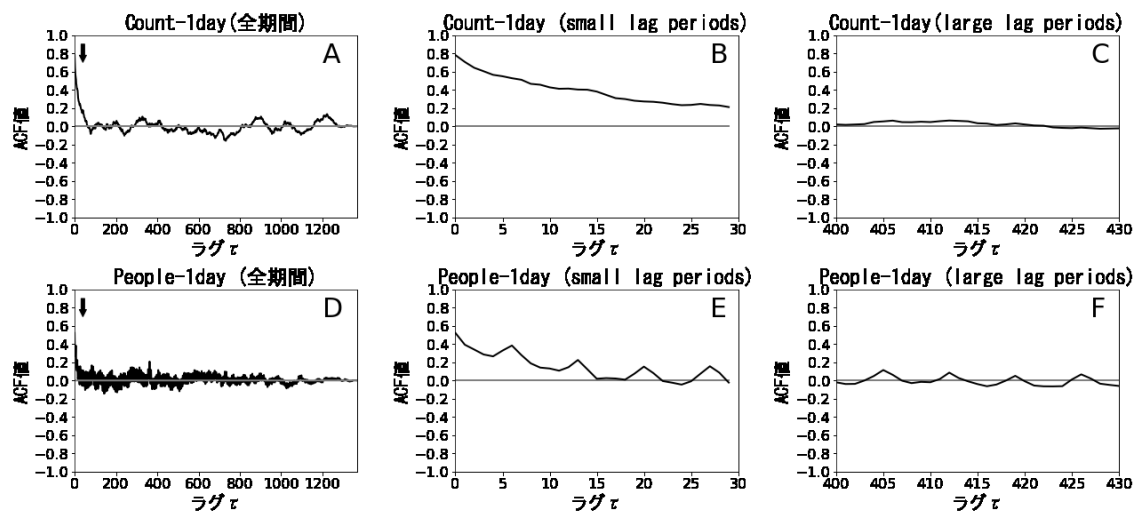
循環器外科病棟



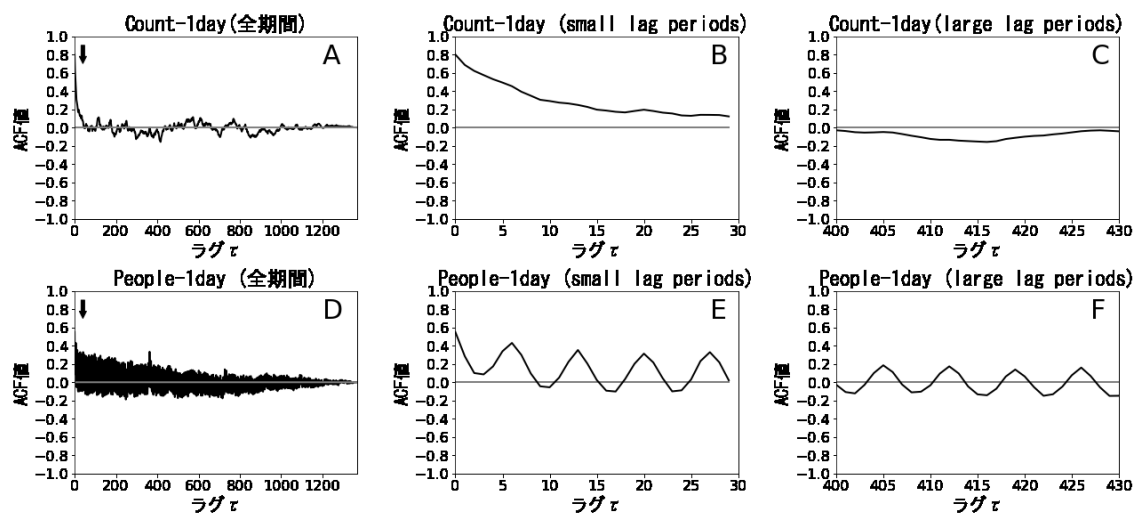
循環器内科病棟



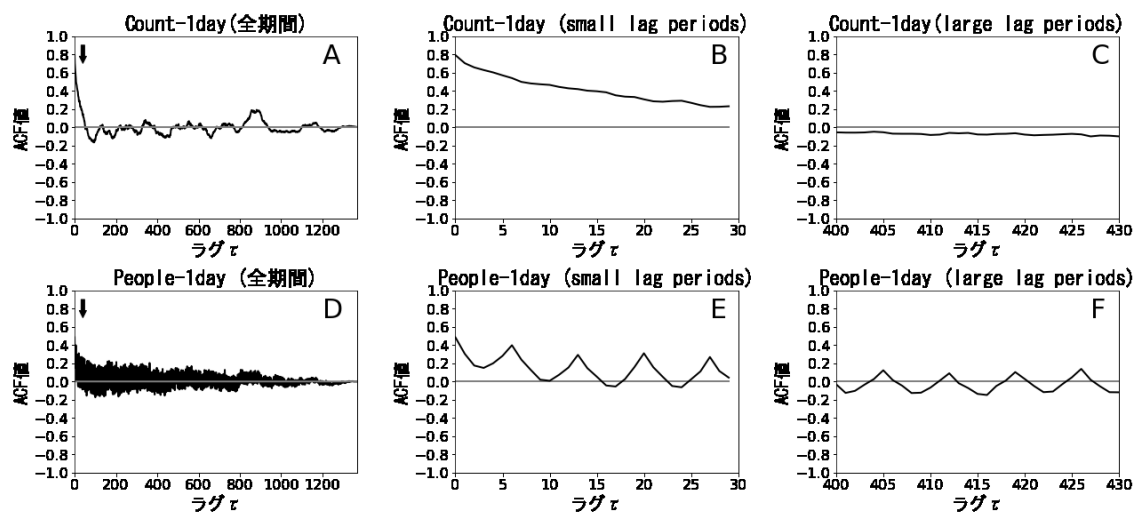
消化器A病棟



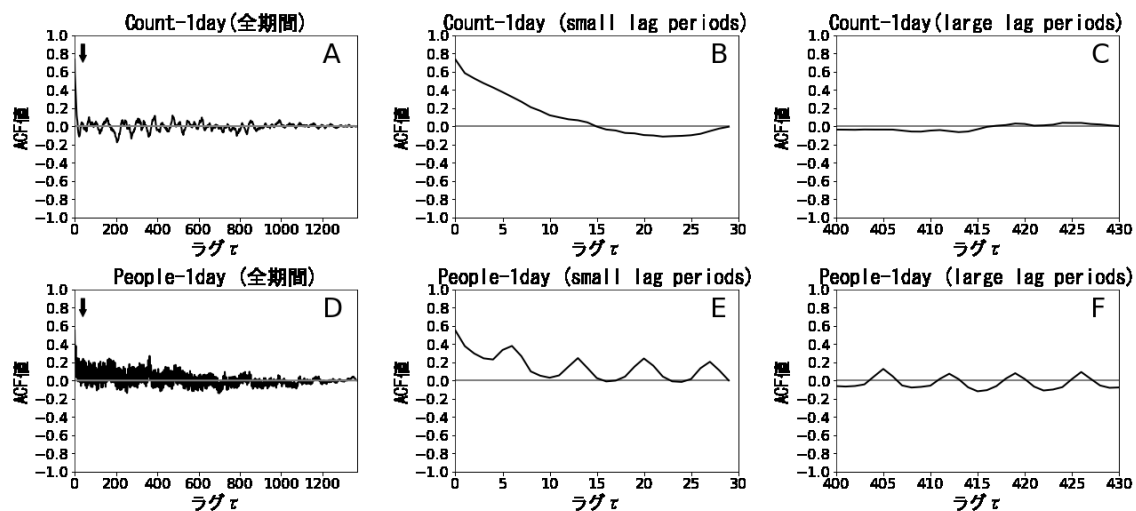
消化器B病棟



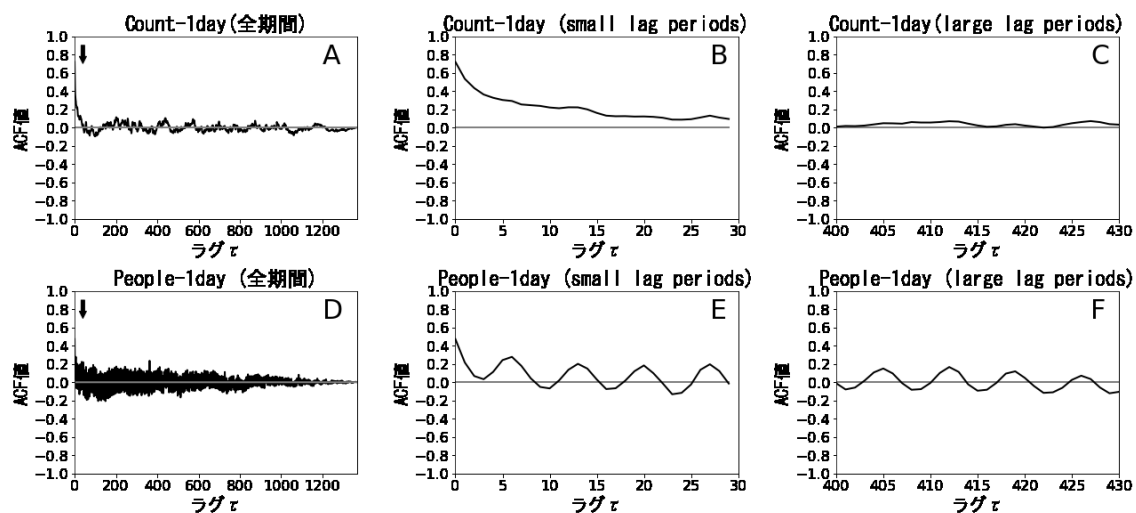
消化器C病棟



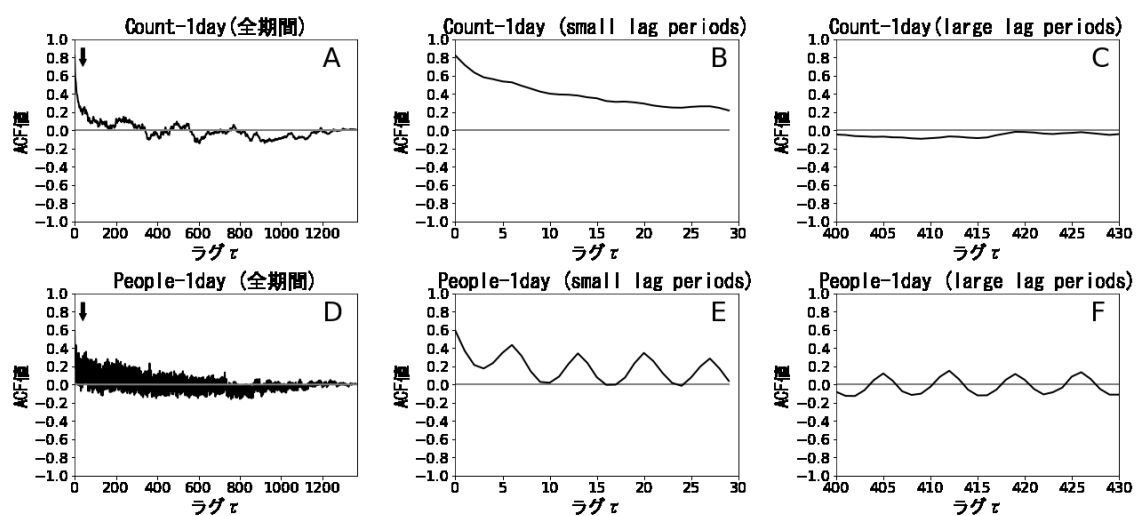
神経内科病棟



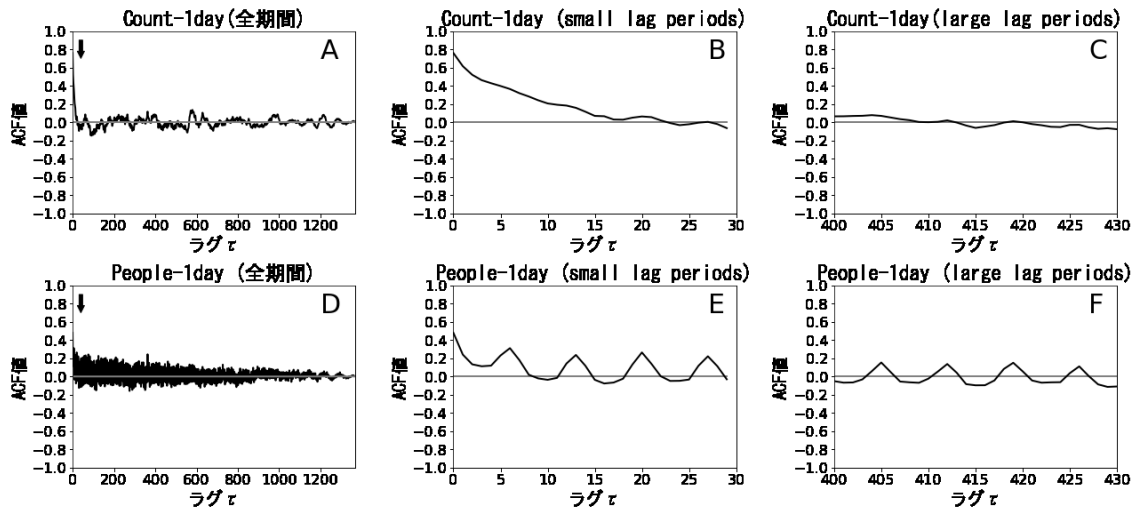
眼科病棟



産婦人科病棟



泌尿器科病棟



精神科病棟

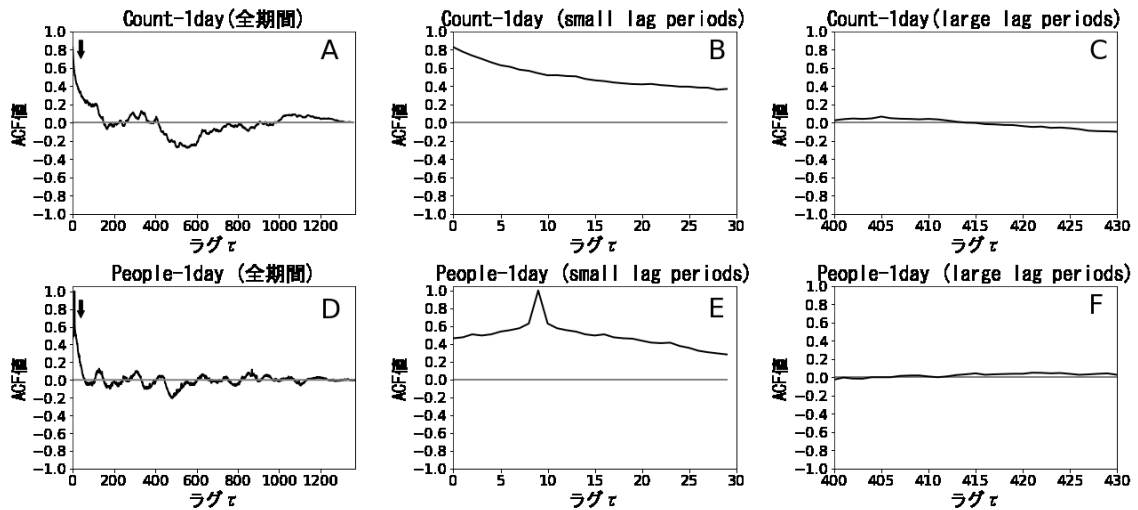


図 5 Count-1day (b) と People-1day (d) の ACF 値

A: Count-1day (b) の全期間, B: Count-1day (b) の small lag periods, C: Count-1day (b) の large lag periods,
D: People-1day (d) の全期間, E: People-1day (d) の small lag periods, F: People-1day (d) の large lag periods.

4. 考察

ナースコール発生に対する事前の対策を検討するため、1日周期と7日周期に焦点を当て、ナースコール発生に周期性が存在するかどうかを、ナースコール履歴を用いて検証した。その結果、精神科を除く全ての病棟で、Count-30min (a) と People-30min (c) 、People-1day (d) に周期性が存在することが明らかになった。一方、全病棟で Count-1day (b) には明らかな周期性が見られなかった。

1) 周期性と周期の長さについて

Count-30min (a) と People-30min (c)、People-1day (d) の ACF 値は、small lag periods と large lag periods のどちらの期間においても共に規則的に極大値をとった。周期性が存在する場合、規則的に ACF 値が極大値をとることは周期性が存在することを意味することから、これら 3 つのデータセットには周期性が存在することが明らかになった。

周期性が存在することは、ナースコール発生が完全ランダムではなく規則性を持つ事象であることを示している。また、ナースコールの発報回数や発報人数に規則性が存在することは、発報回数や発報人数には多い時と少ない時が存在することを示している。このことは、本研究の目的である看護師の対応許容量を超えるナースコールを発生させないための事前の対策として、以下の 2 つが有効であることを示した。1 つ目は、発報回数や発報人数が多いタイミングにおいて、看護師の配置人数を増やすことである。多くの研究が適切な人員配置が患者のアウトカムや看護師の労働環境を改善することを報告している (Aiken, Clarke, Sloane, Sochalski, & Silber, 2002; Duffield et al., 2011)。もし看護師がナースコールの特性に応じて配置されれば、より適切な人員配置が可能となり、患者アウトカムや看護師の労働環境が向上すると考えられる。2 つ目は、ナースコール対応業務以外の実施のタイミングを変更できる業務を、発報回数や発報人数が多いタイミングからより少ないタイミングに移動させることである。人員配置の変更に比べ、業務を実施するタイミングの調整は実行しやすい。これら 2 つの事前の対策により看護師の対応許容量を超えるナースコールが発生する状況を避けることが出来ると考える。さらにナースコール発生の特徴に応じた病棟環境を設定することは、より質の高い看護の提供や、看護師の負担の軽減を可能にすると考えられる。

また、本研究結果はおおよそその周期の長さも示した。周期の長さは極大値と極大値の間隔から読み取ることが出来る。Count-30min (a) と People-30min (c) の ACF 値は、small lag periods と large lag periods のどちらの期間においても 30 日間で 30 個の極大値をとった。このことは、ナースコール発生周期の長さが約 1 日であることを示す。同様に、People-1day (d) の ACF 値は、どちらの期間においても 30 日間で 4 個の極大値をとった。このことは、ナースコール発生周期の長さが約 7 日であることを示す。周期の長さは、ナースコールの発報回数や発報人数が多い時と少ない時のタイミングを知るために必要な情報である。例えば、発生周期が確かに 1 日と 7 日であった場合は 1 日毎 (24 時間毎) や 7 日毎に繰り返されるパターンが存在することを示している。言い換えるとナースコール発生には時間特性や曜日特性が存在することになる。本研究では 1 日周期と 7 日周期に焦点を当て周期性の有無を検証したが、周期の長さについては極大値の間隔による推定に留まっており、周期の長さを特定するにはさらなる研究が必要である。

本研究は 4 つのデータセットを用いて検証を行ったが、Count-1day (b) だけは明らかな周期性を示さなかった。このことは、ナースコールの発報回数には周期性が存在しない可能性と同時に、マスキングが生じたため周期性が確認出来なかった可能性も示した。マスキ

ングとは、周期性がノイズと呼ばれる他の要因の影響により確認できなくなることを示す (Taal, Hendriks, Heusdens & Jensen: 2011)。周期性が存在しないのかそれともマスキングが生じたのかを特定するにはさらなる研究が必要である。

また、People-1day (d)の ACF 値は、精神科病棟でのみ周期性を示さなかった。つまり、精神科病棟には人数の 7 日周期が存在しなかった。このことは、いくつかの精神科特有の要因が影響している可能性が考えられる。1 つ目は、ナースコールの使用方法である。本研究が対象とした施設の精神科病棟は病棟全体が閉鎖病棟であり、病棟への出入りの際に必要なインターホンがナースコールと連動していた。2 つ目は、精神科の患者の特徴である。精神科の患者は、睡眠覚醒リズムが乱れたり、生活リズムが不規則になることが報告されている (久米, 雄鹿, 鈴木, 谷本, & 金沢, 2015)。3 つ目は精神科の治療方法である。精神科病棟は手術などの侵襲的な治療が他の病棟と比べて少ない。これらの要因の影響を受けた可能性が考えられるが、要因の特定にはさらなる研究が必要である。

2) ナースコール発生の特徴について

本研究は周期性以外にも以下 2 つのナースコール発生の特徴を明らかにした。

1 つ目は、ナースコール発生は今日と明日のような近い日の方が、今日と 1 年後のような遠い日に比べて類似性が高いことである。このことは、ラグ τ が小さい地点で全ての ACF 値が正の値を示したことからわかる。このことは近い日の方が遠い日に比べて、ナースコールに影響を与えると考えられる因子が類似していることによると推察される。例えば、ほとんどの患者が同一であることや、看護システムや医療者、疾患や治療の在り方が大きく異ならないなどである。さらにこの結果は、今日のナースコールの特徴からは高い確率で明日のナースコールの特徴が予測できることを示しており、看護管理の視点において大きな可能性を示している。

2 つ目の特徴は、周期性の存在は患者の影響に依らないということである。周期性は small lag periods だけでなく large lag periods においても存在していた。このことは、今日と 400–430 日後の間にも類似性が存在することを示している。入院期間を考慮すると 400 日後には全ての患者が入れ替わっていると考えられる。このことから、本研究結果が示した周期性の存在は全ての患者に共通して存在する普遍的規則であると考えられる。

これら 2 つの特徴は長期的データを活用して初めて明らかにできるものである。これらの特徴を客観的に示したことは、看護の可視化において重要な意義があると考ええる。

5. 結論

本研究は、ナースコール発生には周期性が存在することを明らかにした。このことから、ナースコール発生には規則が存在すること、また今後その規則を明らかにすることでナースコール発生が予測できる可能性があることが示された。

また、ナースコール発生は遠い日に比べて近い日においてその特徴が類似していること、

周期性の存在は患者の特性に寄らないことを明らかにした。加えて、本研究結果は、病棟の特性が様々であるにも関わらず精神科病棟を除く全ての病棟で一致した。このことから、本研究が明らかにしたナースコール発生の特徴は、患者や病棟の特性によらない普遍的なものであると考える。

第Ⅲ章 研究課題 2： ナースコール発生周期の長さの特定

1. はじめに

研究課題 1 では、1 日周期と 7 日周期に焦点を当てナースコール発生に周期性が存在するかどうかを検証し、ナースコール発生には周期性が存在することを明らかにした。またそれにより、以下 2 つの課題が新たに明らかになった。

- ナースコールの発生周期の長さの特定
- 周期性へのマスキングの有無の検証

1 つ目の課題は、周期性の存在が明らかになったことから、次の段階として発生周期の長さを特定する必要が生じたことである。研究課題 1 では、標的とする周期を設定する必要があり、1 日周期と 7 日周期に焦点を当て周期性の有無を検証したが、周期の長さについては極大値の間隔からの推定に留まっており、特定できていない。周期の長さは、ナースコールに影響を与える要因を検証する際に必要な情報である。研究課題 1 においてナースコール発生に周期性が存在することが明らかになったことにより、ナースコールの発生を予測し、事前の対策を立てることが出来る可能性が示された。ナースコール発生を予測するためには、まず始めにナースコール発生に影響を与えると想定される要因を挙げ、その要因とナースコール発生との関連を検証することにより影響要因を特定する必要がある。その際、周期の長さが特定されているとそこに焦点を当て要因を選定することが出来るため、関連性の強い要因を選定できる可能性が大きくなる。また、ナースコールの発生周期が 1 日と 7 日であることの特定は、看護管理方法を考える上でも重要である。1 日周期が存在することは、ナースコールに時間特性があることを示す。同様に、7 日周期が存在することは、ナースコールに曜日特性があることを示す。時間特性や曜日特性の存在は人員配置や業務調整などの看護管理方法を考える上で重要な要因である。

2 つ目の課題は、Count-30min (a)、People-30min (c)、People-1day (d) の 3 つのデータセットには周期性が存在したにも関わらず、Count-1day (b) だけ明らかな周期性を示さなかったことから、Count-1day (b) にマスキングが生じた可能性が示されたことである。マスキングとは、周期性が他の影響により見えなくなることを示す (Taal, Hendriks, Heusdens & Jensen: 2011)。周期性が存在するかどうかは、研究課題 1 で述べたように事前の対策やデータ分析の方向性を決定する重要な要因である。またマスキングが生じていることを特定することで、Count-1day (b) にノイズと呼ばれる何らかの周期性を見えなくする要因が存在することを示すことができる。マスキングの有無を検証し、Count-1day (b) には周期性が存在しないのか、それともマスキングが生じたため周期性が確認出来なかったのかを特定することは、ナースコール発生の特徴を知る上で重要である。

これら 2 つの課題を解決する方法として、周波数解析の一つである離散コサイン変換 (DCT : Discrete Cosine Transform) がある。離散コサイン変換は周波数解析の 1 つであり、周期の長さを特定でき、かつ弱い周波数も検出出来ることからマスキングが生じることもない。また、ナースコール履歴から作成したデータセットを時系列関数 X_i 、離散コサイン変換により得られる係数を DCT 係数とすると、離散コサイン変換と研究課題 1 で用いた自己相関関数はその定義により以下の関係性にある。

$$X_i \text{ の DCT 係数の 2 乗} = X_i \text{ の自己相関関数の DCT 係数}$$

すなわち、 X_i を離散コサイン変換することにより、研究課題 1 の図 5 で示した自己相関関数の周期の長さを求めることができる。さらに、上記の関係性はフーリエ変換など他の周波数解析にも当てはまるが、離散コサイン変換は他とは異なり、虚数を用いることなく実数のみで結果を示すため、その解釈は容易であるという特色を持つ (三谷, 2004)。これらの理由により、本研究では離散コサイン変換を用いて検証を行った。

本研究の目的は、離散コサイン変換を用いてナースコール発生周期の長さを特定することである。

2. 研究方法

周期の特定は、病棟毎に各 4 つのデータセットに対し、離散コサイン変換を行うことで行った。

1) 分析方法

離散コサイン変換とは、関数をコサイン関数の和に展開する方法であり次式で定義される (式 2)

$$C_l^{(N)} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} Y_l X_i \cos \left\{ \frac{(2i+1)l}{2N} \pi \right\} \quad Y_l = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}; l=0 \\ 1; l \neq 0 \end{cases} \quad \dots (2)$$

本研究では、 $(C_l^{(N)})_{l=0,1,\dots,N-1}$ は離散コサイン変換の結果算出される DCT 係数、 $(X_i)_{i=0,1,\dots,N-1}$ はナースコール履歴から作成した 4 つのデータセットを時系列関数と定義した。また、 i はデータセットの個々のデータ番号、 l は DCT 係数の個々のデータ番号である。

$C_l^{(N)}$ の大きさは、各周波数の要素の大きさを示す値である。すなわち、 $C_l^{(N)}$ の大きさが大きい周波数が、元の関数 (ここでは 4 つのデータセット) に多く含まれていることを意味する (三谷, 2004)。ただし、 $C_l^{(N)}$ はコサイン関数の係数として、正負どちらの値も取る。そこで本研究では、先述の自己相関関数との関連も鑑み、 $C_l^{(N)}$ を 2 乗した値を DCT 値と定義し、DCT 値により周波数の大きさを示した。

また、離散コサイン変換はその定義上、長期的なデータでは短い周期を検証しにくいという特徴がある。例えば、本研究が用いた 1369 日という長期間のデータは、季節による変化 (周期は 3 ヶ月程度) などの長い周期の検証に向いており、1 日周期という短い周期は検出しにくい。そこでこの問題を回避するために、1 日周期の検証については、1369 日間のデータを一度に分析するのではなく、28 日毎に 48 回分析を行い、その結果を結合することで全体像を示した (図 6)。

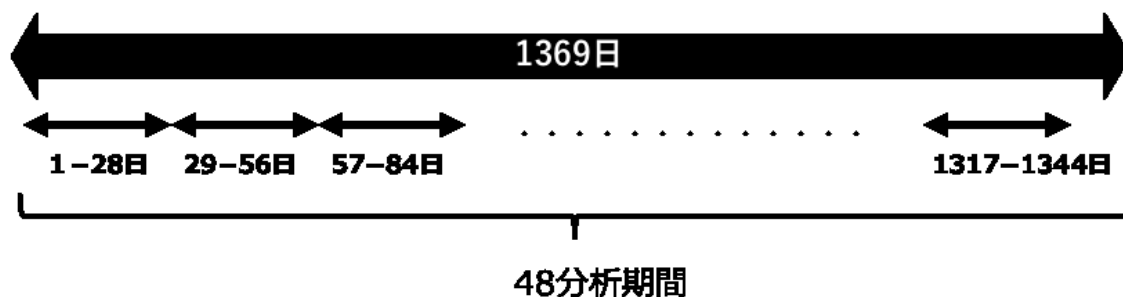


図 6 1 日周期の検証方法

2) 結果の解釈

本研究では $C_l^{(N)}$ を 2 乗した値を DCT 値と定義し、DCT 値により周波数の大きさを示した。すなわち、元の関数に多く含まれる周期において DCT 値が高値を示すという特徴を用いて、ナースコール発生に存在する周期を特定する。なお、 l 番目の DCT 値の周期は以下の計算により周期を算出することができる。

$$\text{周期} = \frac{2N}{l} \quad \cdots (3)$$

結果は、解釈を容易にするためにデータ番号 (l 番目) ではなく、 l 番目を周期に読み替え提示した。なお 1 日周期の結果は、全分析期間を同時に提示出来るよう、数値の大きさを色の濃淡で表すヒートマップを用いた。つまり、元の関数に多く含まれる周期において濃い黒色を示す形で結果を提示した。

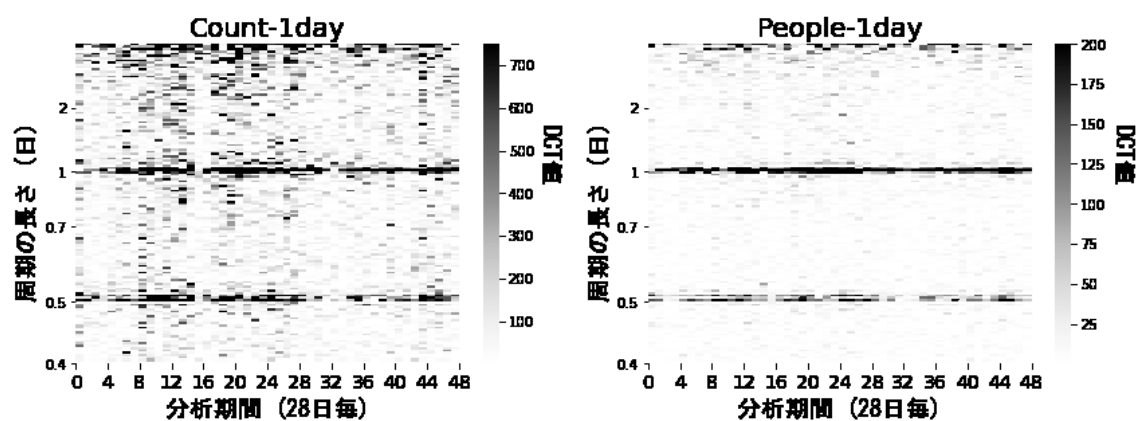
3. 結果

分析は、病棟毎に各 4 つのデータセットについて行った。すなわち 17 病棟において、各病棟 4 つの結果を得た。

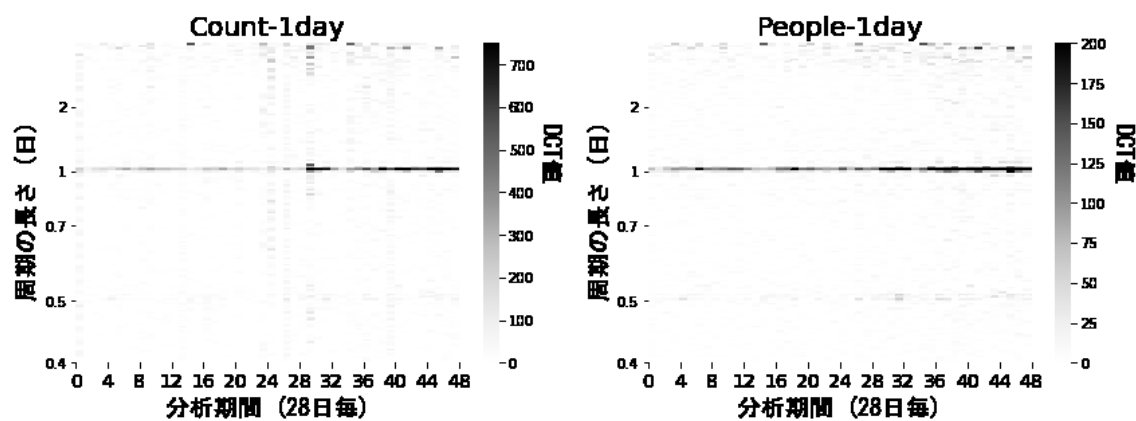
1) 1 日周期について

Count-30min (a) と People-30min (c) の DCT 値は、共に全期間を通して 1 日周期と 0.5 日周期で高値を示した (図 7)。

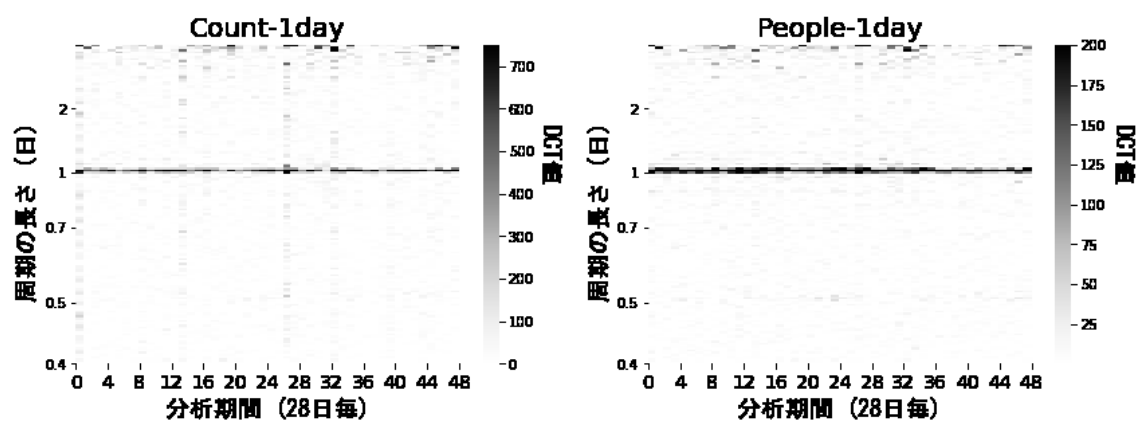
脳神経外科病棟



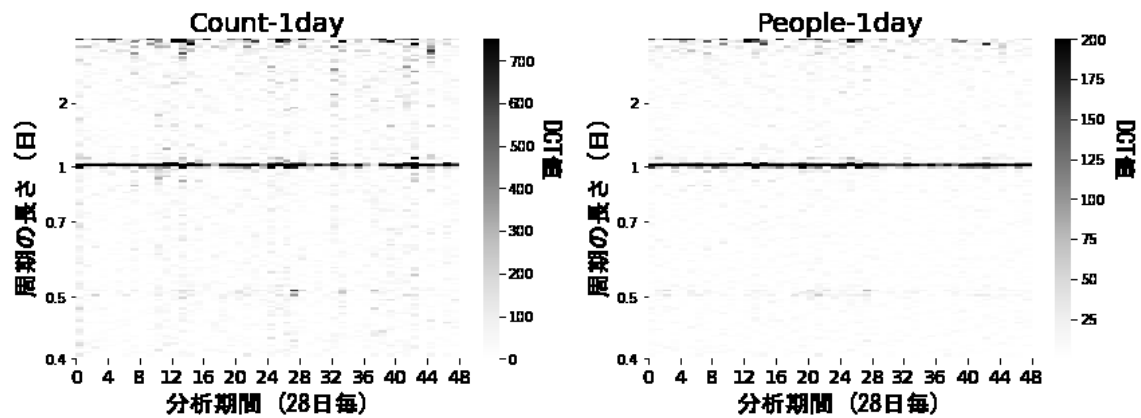
小児病棟



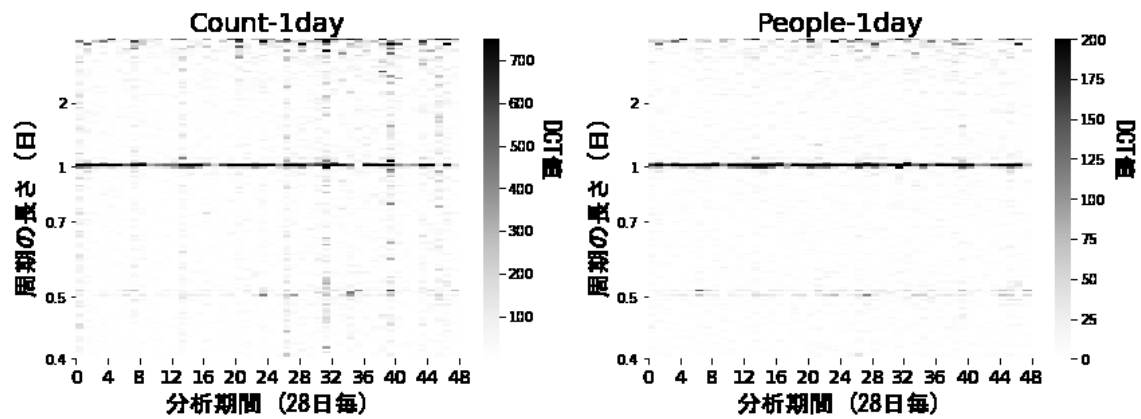
免疫病棟



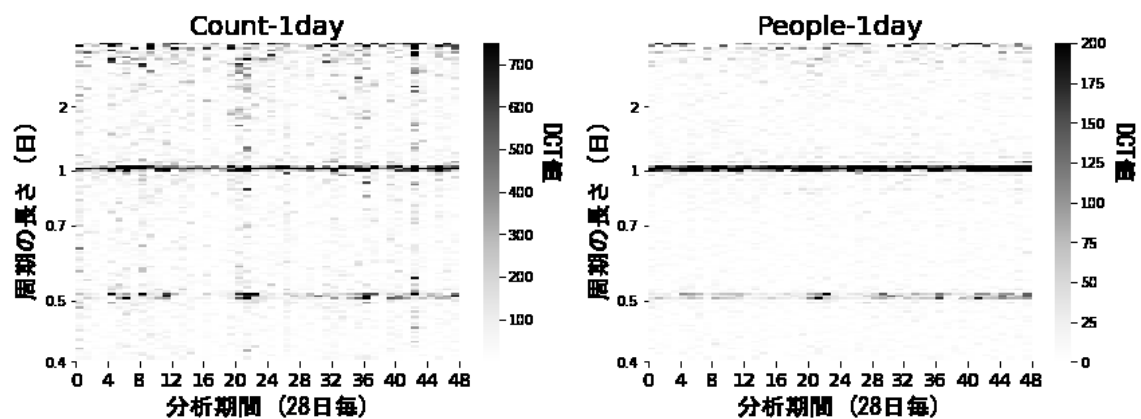
救命病棟



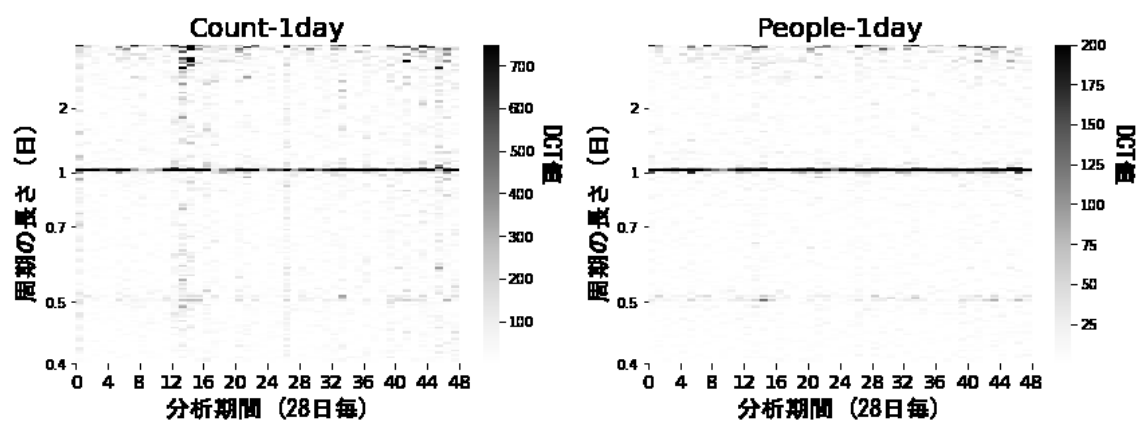
整形病棟



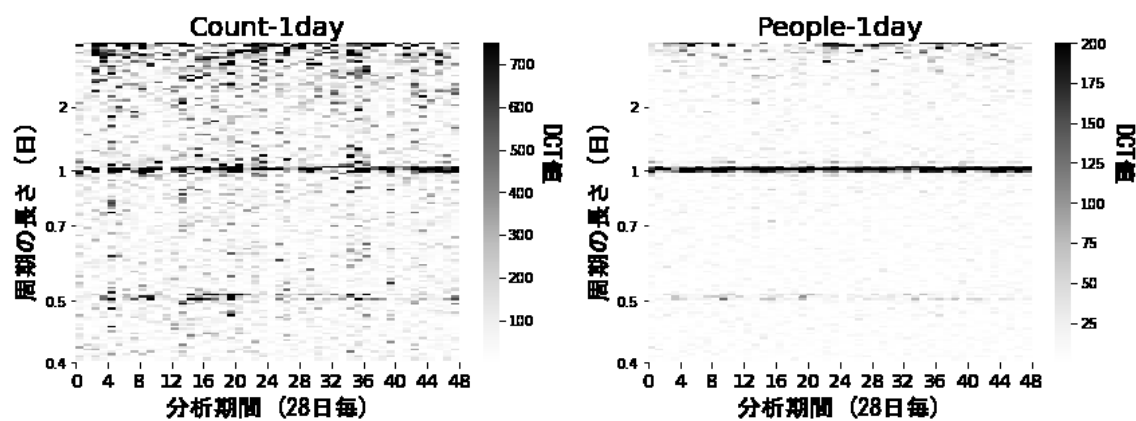
耳鼻咽喉病棟



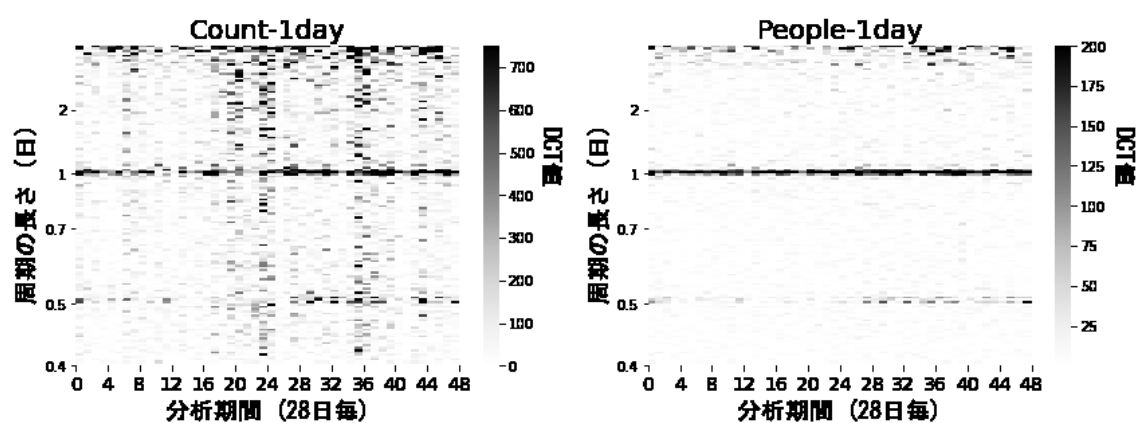
呼吸器内科病棟



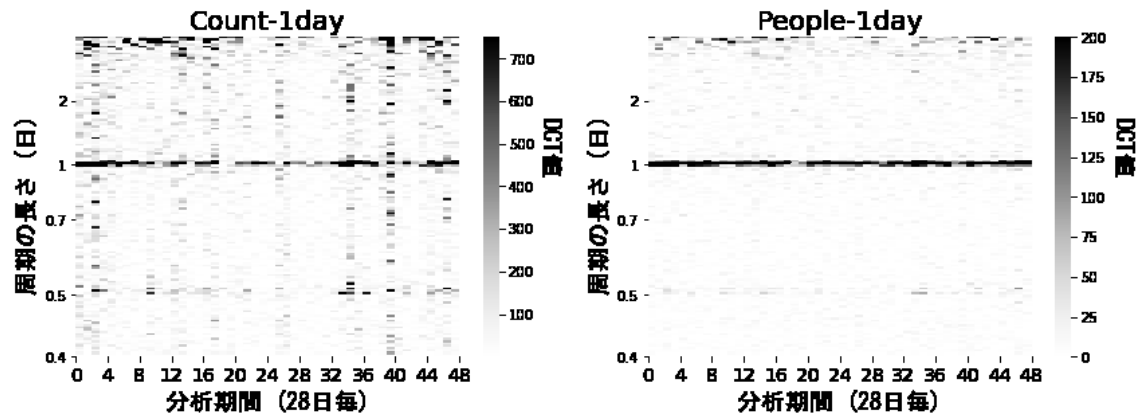
循環器外科病棟



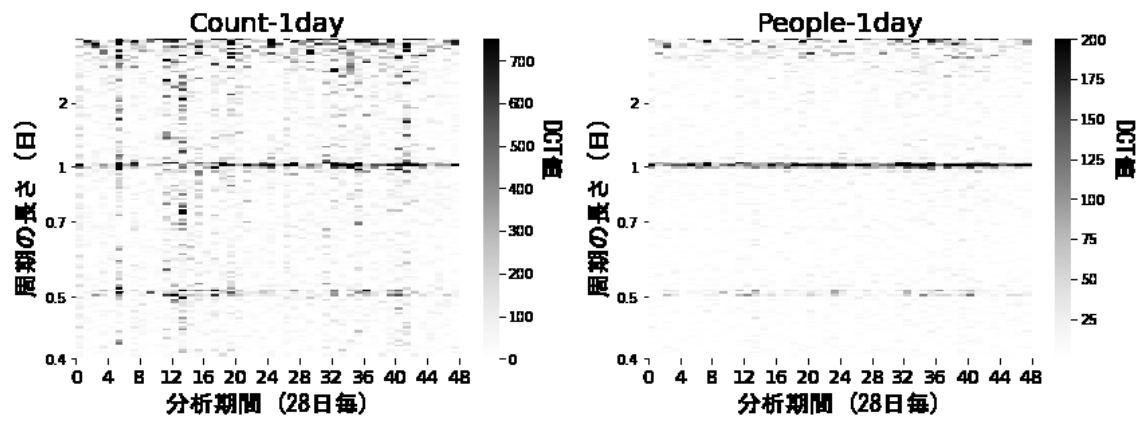
循環器内科病棟



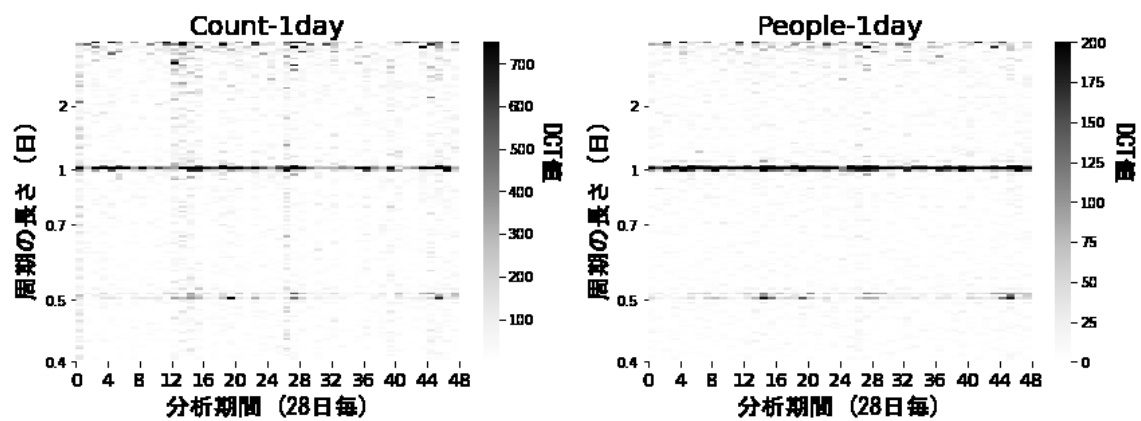
消化器A病棟



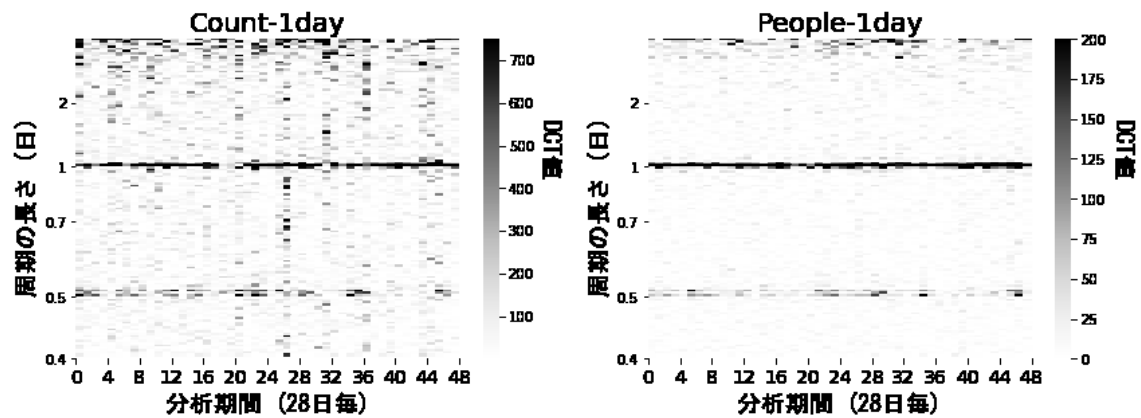
消化器B病棟



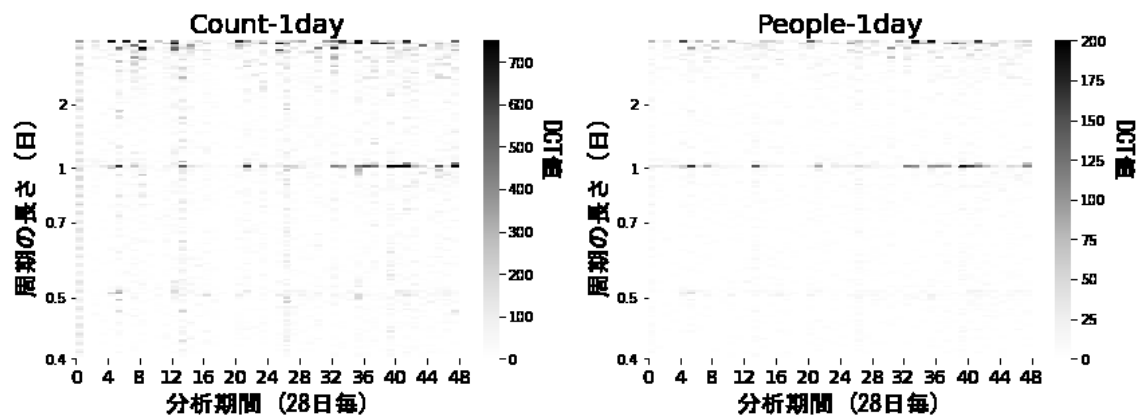
消化器C病棟



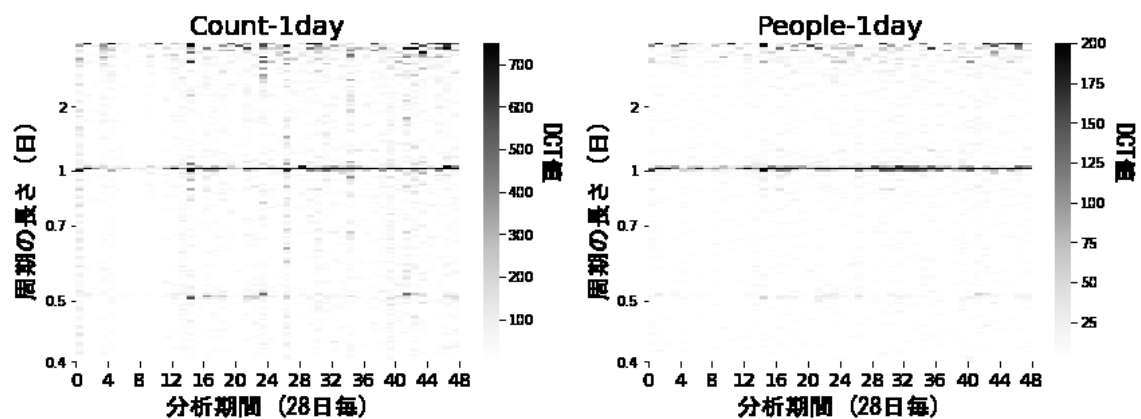
神経内科病棟



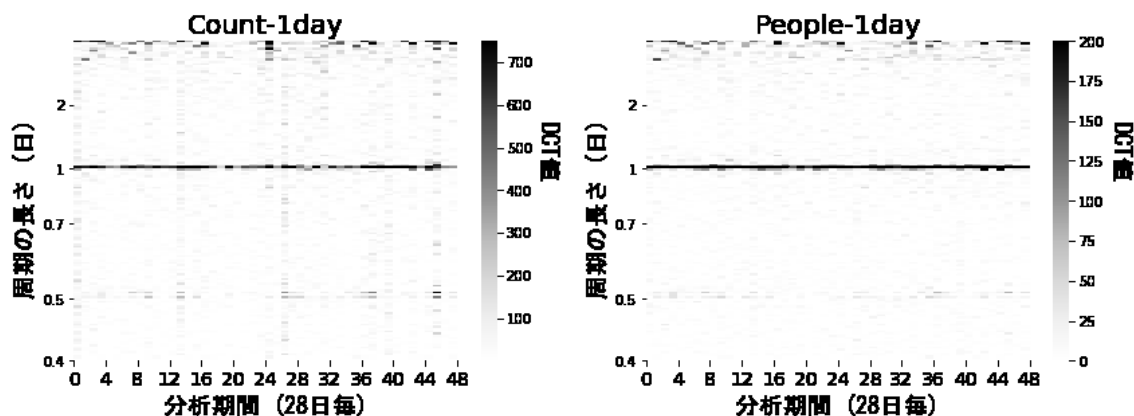
眼科病棟



産婦人科病棟



泌尿器科病棟



精神科病棟

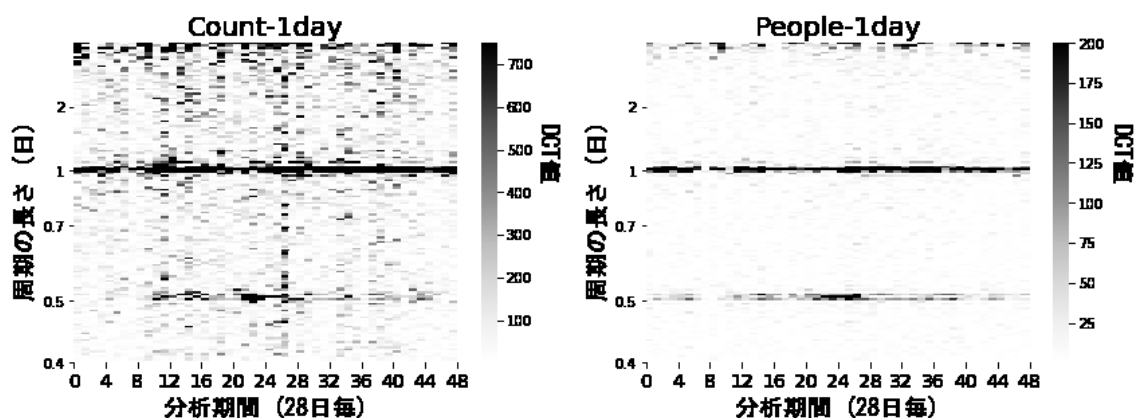


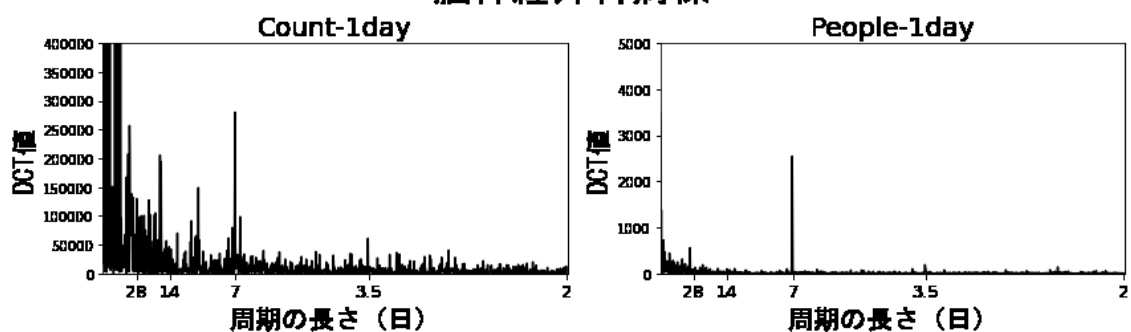
図 7 Count-30min (a) と People-30min (c) の DCT 値

2) 7日周期について

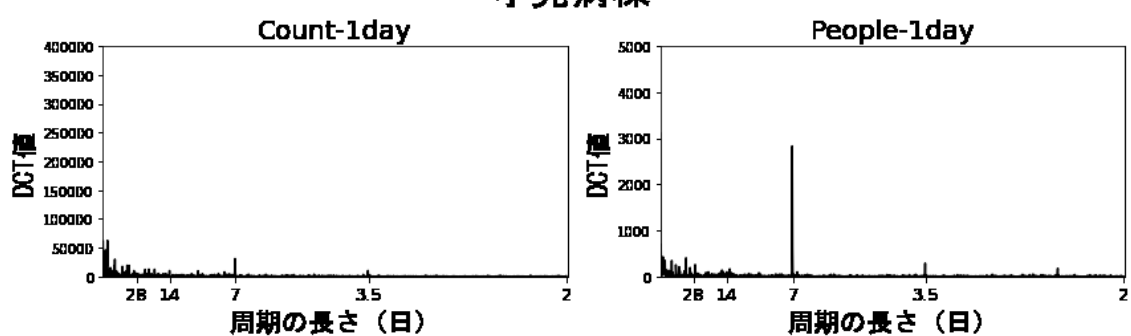
Count-1day (b) の DCT 値は、多くの病棟で 7 日周期と 3.5 日周期で DCT 値は高値を示した。一方、多くの病棟で 7 日以外の周期の DCT 値も高かった (図 8)。

People-1day (d) の DCT 値は、精神科を除く全ての病棟で、7 日周期と 3.5 日周期で高値を示した (図 8)。

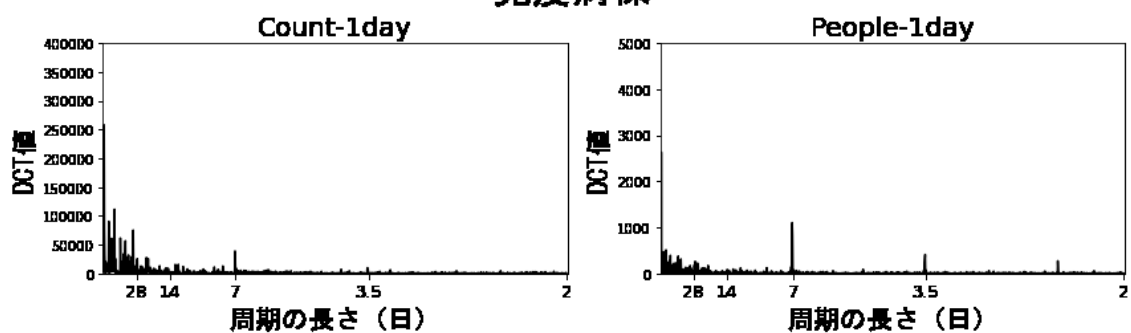
脳神経外科病棟



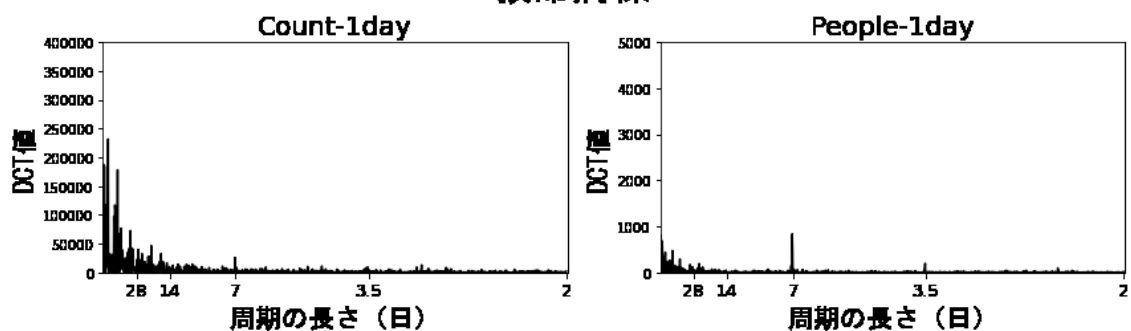
小児病棟



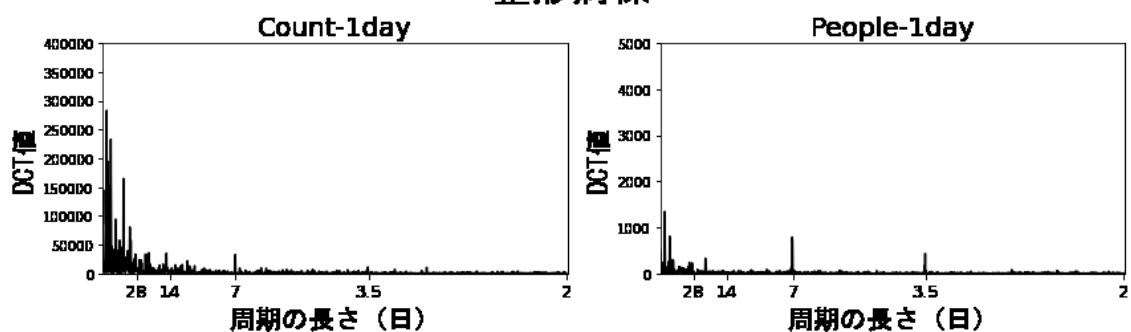
免疫病棟



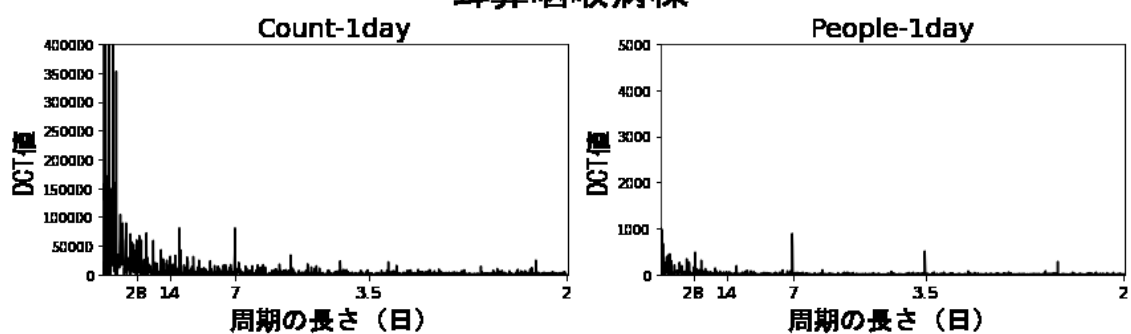
救命病棟



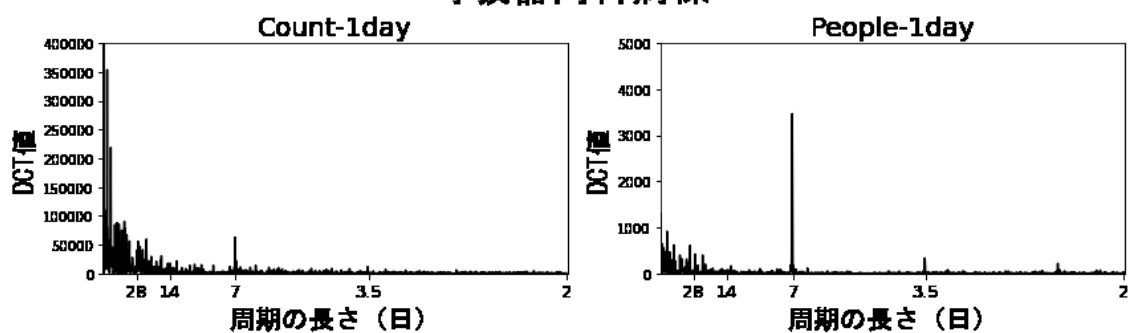
整形病棟



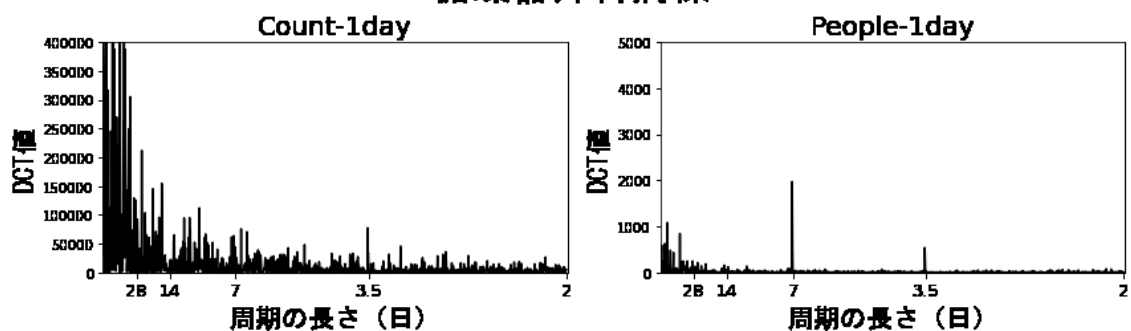
耳鼻咽喉病棟



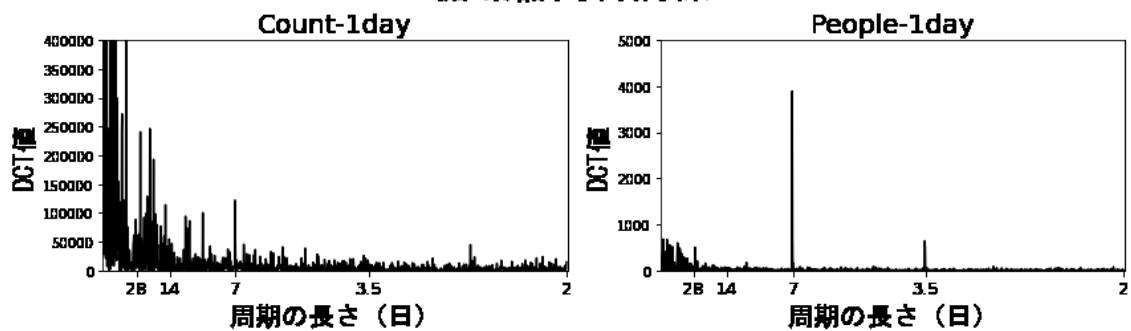
呼吸器内科病棟



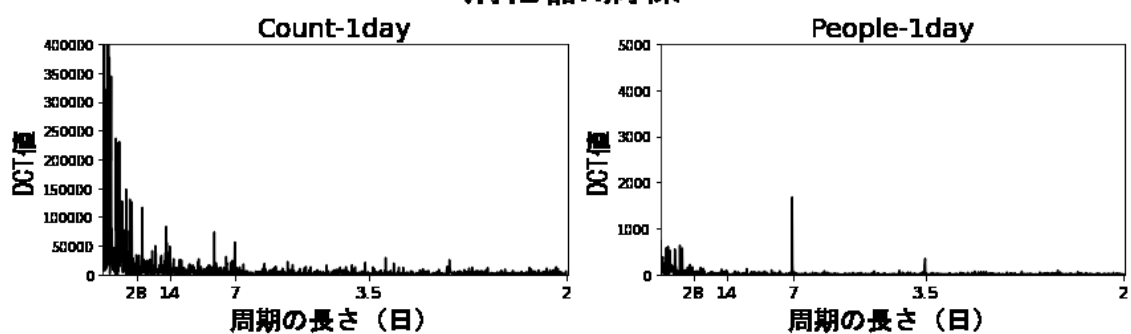
循環器外科病棟



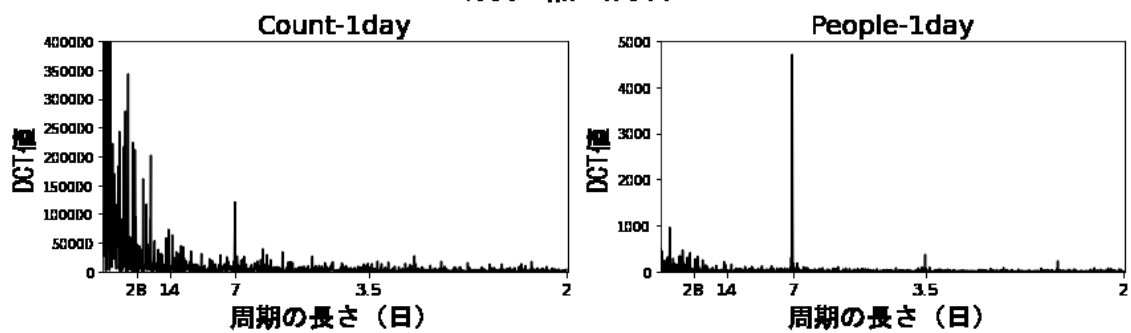
循環器内科病棟



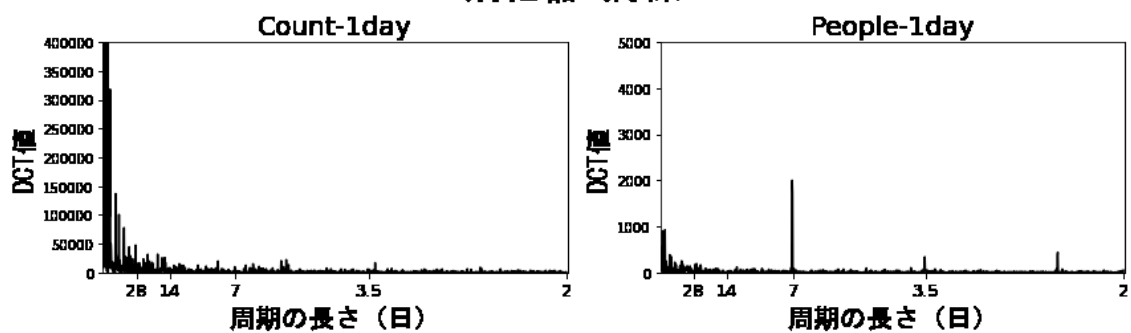
消化器A病棟



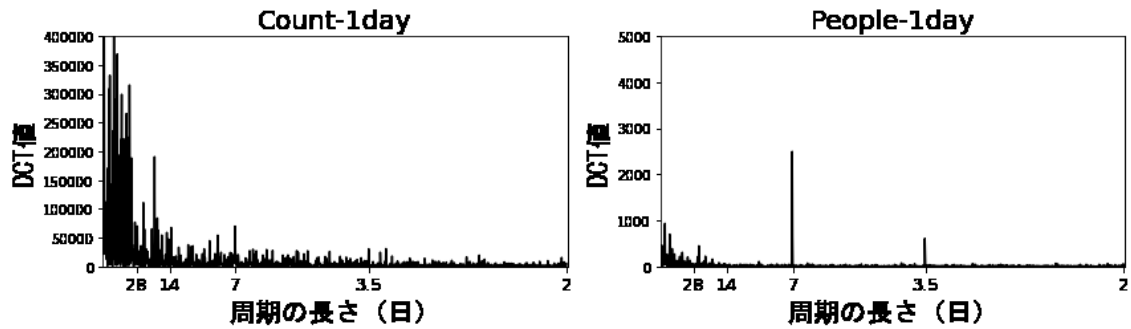
消化器B病棟



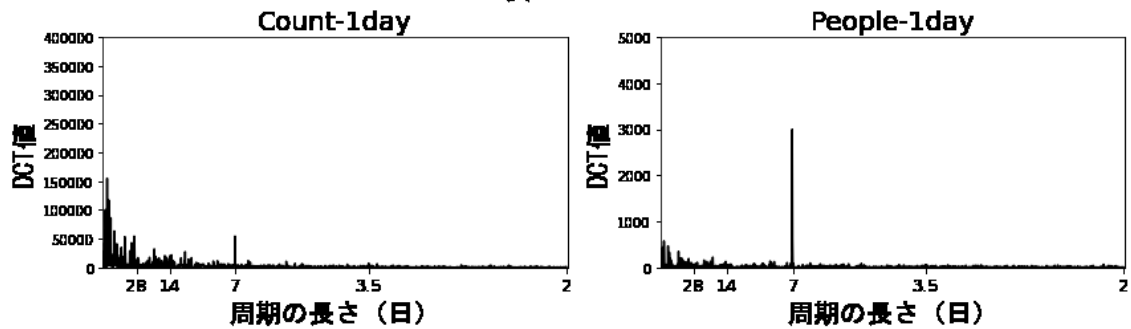
消化器C病棟



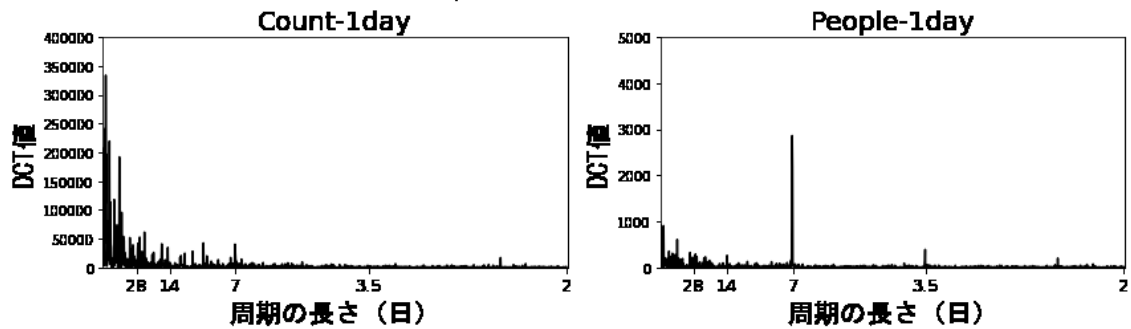
神経内科病棟



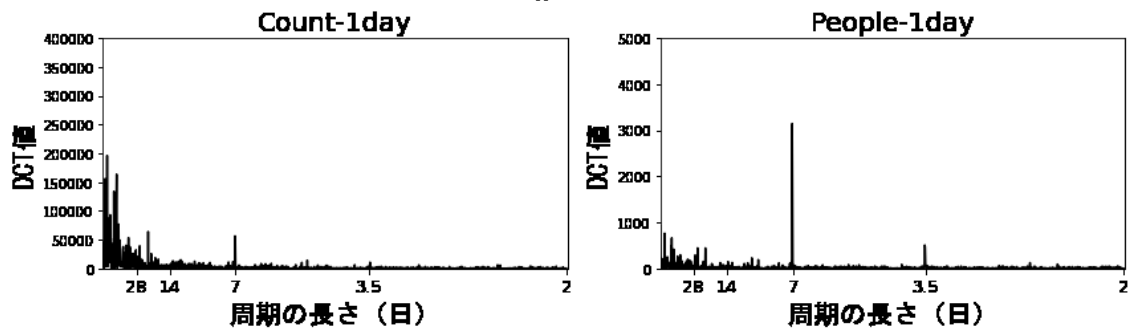
眼科病棟



産婦人科病棟



泌尿器科病棟



精神科病棟

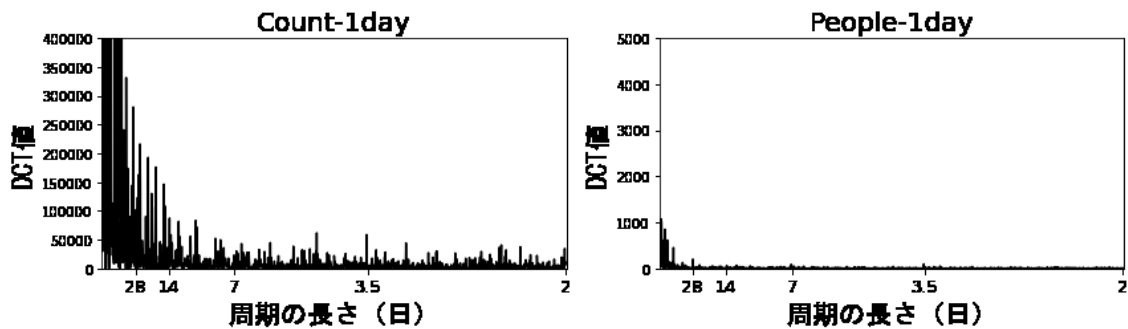


図 8 Count-1day (b) と People-1day (d) の DCT 値

4. 考察

本研究では、ナースコール発生周期の長さを、ナースコール履歴に離散コサイン変換を用いることで検証した。結果は、Count-30min (a) と People-30min (c) の分析では全ての病棟で発生周期が 1 日であること、Count-1day (b) と People-1day (d) の分析では多くの病棟で発生周期が 7 日であることが明らかになった。また、研究課題 1 で明らかな周期性を示さなかった Count-1day (b) においても 7 日周期で DCT 値が高値を示したことから、研究課題 1 ではマスキングが生じていたことが明らかになった。

1) 周期の長さについて

Count-30min (a) と People-30min (c) の DCT 値は全ての病棟でいずれも 1 日周期で高値を、Count-1day (b) と People-1day (d) の DCT 値は多くの病棟でいずれも 7 日周期で高値を示した。DCT 値が高値を示すことは、元のデータセットにその周期の要素が多く含まれることを示す。このことから、ナースコールの発生周期の長さは 1 日と 7 日であることが明らかになった。

周期の長さが 1 日と 7 日であったことは、ナースコール発生は 1 日毎や 7 日毎に発生する要因の影響を受けていることを示している。言い換えるとナースコール発生には時間帯や曜日による要因の影響を受けていることを示している。例えば 1 日周期の場合は、食事や排泄などの患者の概日リズムに関する要因や、看護師の勤務交代時間などのある時間帯に特有の要因などが考えられる。ヒトは 24 時間の概日リズムに則り生活をしており、疾患の発生も概日リズムの影響を受けると言われている (Smolensky et al., 2015a, 2015b)。生活援助や、服薬に関するナースコールが多いことから (Tzeng & Yin, 2010)、ナースコール発生が時間特性の影響を受けている可能性は高いと考えられる。7 日周期の場合は、平日と休日の管理体制の違いが最も大きい要因であると考えられる。Bell & Redelmeier (2001) は、平日に入院した患者と週末に入院した患者の死亡率を比較し、週末に入院した患者の方が年齢などの要因を調整したとしても死亡率が高いことを報告している。また、その原因として人

員配置の問題を指摘しており、平日と休日の管理体制違いは患者の死亡率に影響を与える程大きい可能性がある。また、平日内であっても、病棟によっては手術や検査、曜日に特化した看護業務などが存在することを考慮すると、ナースコール発生がこのような曜日による病院の管理システム違いの影響を受けている可能性も高い。

しかしながら、本研究結果はどのような時間や曜日に特性があるかは検証していない。例えば 7 日周期の場合、全ての曜日がそれぞれ異なる特徴を持つのか、それとも上記で例示した平日と休日の違いのように 1 つもしくはいくつかの特定の曜日が他の曜日と異なる特徴を持つのかは分からない。時間特性や曜日特性の詳細については、さらなる研究が必要である。López-Soto et al. (2016) は、高齢者の転倒パターンの時間特性を特定することで事前の対策を立てる試みを行っている。同様に、ナースコール発生についても時間特性や曜日特性を特定できると、ナースコールの多い時間や曜日において、看護師の配置人数を多くしたりやナースコール対応業務以外の業務を他の曜日に移動させるなどの業務調整が可能となる。このように周期の長さに関する情報は、ナースコール発生の特徴に応じた人員配置や業務調整などの事前の対策を検討する上でも有効であると考ええる。

本研究結果では、1 日周期と 7 日周期の他に、0.5 日周期と 3.5 日周期でも DCT 値は高値を示した。0.5 日周期は 1 日周期の、3.5 日周期は 7 日周期の半分の周期に相当する。離散コサイン変換は関数をコサイン関数の加重和に展開する手法であるが、この際のコサイン関数には基本周期の $\frac{1}{l}$ 倍であるという性質がある。すなわち基本周期が 1 日周期である場合、1 日周期と $\frac{1}{l}$ 日周期 ($l=2$ の場合 0.5 日周期、 $l=3$ の場合 0.33 日周期) の加重和で元の関数 (1 日周期の場合だと Count-30min (a) もしくは People-30min (c)) を近似することとなる。つまり、基本周期である 1 日周期は元の関数に存在する周期を表現しているが、 $\frac{1}{l}$ 日周期については形状を表現するものである。そのため、本研究では基本周期である 1 日周期と 7 日周期についてのみ解釈を行った。

また、Count-30min (a) と People-30min (c) の分析結果における 1 日周期より長い周期や、Count-1day (b) と People-1day (d) の分析における 7 日より長い周期における DCT 値の高値も、形状を表現するものである。周期は長くなるほど、よりなだらかな曲線のコサイン関数を意味する。これらは元の関数をコサイン関数の加重和で近似する際に元の関数の形状を表現するために加えられるものであり、元の関数に存在する周期を示すものではない。そのため、本研究ではこれらの DCT 値に解釈を行わなかった。

2) マスキングについて

本研究結果から、研究課題 1 の Count-1day (b) で明らかな周期性が確認できなかったことは、Count-1day (b) には周期性が存在しなかったのではなく、マスキングが生じたためであることが明らかになった。このことは、本研究の離散コサイン変換による検証では、7 日周期以外の DCT 値が高値を示しており Count-30min (a) 、People-30min (c) 、People-1day (d) のデータセットに比べ、明確さは劣るが、Count-1day (b) に 7 日周期が確認できたことから

分かる。

またこのことは、Count-1day (b) にノイズと呼ばれる何らかの周期性を見えなくする要因が存在することを意味する。本研究でノイズとなる可能性が高い要因は、発報数の多い患者の影響である。患者 1 人あたりの発報数は、患者により大きく異なる。そのため、発報数の多い患者が病棟全体に与える影響は大きく、もし発報数の多い患者が 7 日周期以外で発報していた場合、その他多くの患者が 7 日周期で発報していたとしても病棟全体では 7 日周期を示さない可能性がある。さらに、発報人数のデータセットでは発報数の多い患者もそれ以外の患者もどちらも 1 人としてカウントされるため、People-30min (c) と People-1day (d) は発報数の多い患者の影響を受けない。また、集計間隔の違いから、発報数の個人差は Count-1day (b) の方が Count-30min (a) に比べて大きい。すなわち発報数の多い患者の影響は、4 つのデータセットの中で Count-1day (b) において最大である。このことから発報数の多い患者がノイズとなった可能性は十分に考えられる。さらに、Count-1day (b) の 7 日周期が確認できた病棟と出来なかった病棟があったことに関しても、ノイズの影響が考えられる。これらの特定については、さらなる研究が必要である。

3) ナースコール発生の特徴について

本研究では周期やマスキングに関する結果の他に、短期間のデータではサンプリングバイアスにより結果を見落とすリスクがあったことも示した。1 日周期の検証は、1369 日間のデータを一度に分析するのではなく、28 日毎に 47 回分析を行い、その結果を結合することで全体像を示した。その結果、Count-30min (a) と People-30min (c) の 1 日周期における DCT 値の大きさは分析期間により異なり、1 日周期の存在の明確さは期間により異なることが明らかになった。特に、Count-30min (a) の DCT については、分析期間によってはほとんど 1 日周期を示さない期間もあり、もしこの時期にデータの対象期間が 28 日以内の調査を行った場合、1 日周期が見落とされることが示された。看護業務は日々大きくその実態が異なるため、今日の多くの看護研究においてこのようなサンプリングバイアスが研究の限界として述べられている。本研究結果は、長期的なデータを用いることで実際にサンプリングバイアスが生じていることを示した点においても意義があると考ええる。

5. 結論

本研究では、ナースコールの発生周期が 1 日と 7 日であること、また発報回数の 7 日周期は何らかの要因により周期性が見えにくくなっていることを明らかにした。

加えて、ナースコールの 1 日周期は長期間のデータを用いないとサンプリングバイアスが生じることを明らかにした。

第IV章 研究課題 3： 発報数の多い患者が、病棟全体の発報規則に及ぼす影響の検証

1. はじめに

研究課題 1 と研究課題 2 から、ナースコール発生には 1 日周期と 7 日周期が存在することが明らかになった。加えて、研究課題 1 での自己相関関数による検証では Count-1day (b) に周期性が確認できなかったが、研究課題 2 の離散コサイン変換による検証では Count-1day (b) に周期性が確認できたことから、研究課題 1 の Count-1day (b) の検証結果にはノイズと呼ばれる他の影響により実際には存在する周期が見えなくなるマスキング現象が生じたことが示された。

ノイズとなった要因は、発報数の多い患者の影響が最も可能性が高いと考える。我々が行った本研究と同一のナースコール履歴を用いた研究において、患者が 1 日に発報するナースコール数は患者により大きく異なり、病棟で発報されたナースコールの多くは一部の患者によるものであることが分かっている (福重, 2019)。また、発報人数のデータセットでは発報数の多い患者も、それ以外の患者もどちらも 1 人としてカウントされるため People-30min (c) と People-1day (d) は発報数の多い患者の影響を受けない。さらに、集計間隔の違いから Count-1day (b) の方が Count-30min (a) に比べて患者間の差は大きくなる。すなわち、発報数の多い患者に関するデータが病棟全体の結果に与える影響は、4 つのデータセットの中で Count-1day (b) において最大となる。これらのことから、発報数の多い患者の影響がノイズとなった可能性が高いと考えた。

発報数の多い患者がノイズであるかどうかは、周期性の有無や周期の長さと同様、データ分析の方向性や有効な事前の対策を決定する重要なナースコール発生の本質的特徴である。発報数の多い患者の影響がノイズである場合、発報数の多い患者は 7 日周期で発報していないこと、かつそれ以外の患者は 7 日周期で発報していることが明らかになる。すなわち、発報数の多い患者とそれ以外の患者は有効な事前の対策が異なることが分かる。一方、発報数の多い患者の影響がノイズでなかった場合は、周期性を見えなくする程ナースコール発生に影響を与える要因が他にあることになり、その他の要因を検証する必要がある。そこで本研究では、発報数の多い患者の影響が病棟全体の発生周期に及ぼす影響を検証することで、発報数の多い患者の影響がマスキングの原因となったノイズであるかどうかを特定することを目的とした。

2. 研究方法

1) 分析方法

発報回数の 7 日周期を検証するためのデータセットである Count-1day (b) から、発報数の多い患者に関するデータを除外し、除外した場合と除外していない場合の離散コサイン変換の結果の明確さを視認により比較することで、発報数の多い患者の影響を検証した。

発報数の多い患者の定義は、1人当たりの発報数は病棟により大きく異なるため、発報数の絶対値ではなく各病棟の発報数の多い上位 5%と上位 10%の患者とした。

2) 結果の解釈

離散コサイン変換は、関数を基本周期の $\frac{1}{l}$ 倍のコサイン関数の加重和に展開する手法である。そのため元の関数に 7 日周期が存在する場合、7 日周期だけでなく $\frac{7}{l}$ 日周期 ($l=2$ の場合 3.5 日周期、 $l=3$ の場合 2.3 日周期) においても高値を示すという性質がある。また、元の関数をコサイン関数の加重和に展開する際には、元の関数に存在する周期より長い周期のコサイン関数を加えることで元の関数の形状を近似するという特徴がある。すなわち、 $\frac{7}{l}$ 日周期や 7 日周期より長い周期における DCT 値の高値は元の関数に存在する周期を表現するものではないため、結果の解釈は行わない。

上記以外の周期において、発報数の多い患者がノイズであった場合、発報数の多い患者を除外することで、7 日周期以外の周期で DCT 値は低くなり、7 日周期のみで DCT 値が高値を示すようになる。つまり、発報数の多い患者を除外することで 7 日周期がより明確に示されることは、発報数の多い患者がノイズであったことを示す。

3. 結果

1) 除外ラインの発報数の算出

除外された患者の発報数を示すため、病棟毎の上位 5%、上位 5-10%、それ以外の患者、の発報数を示した (図 9)。

例えば精神科の場合は、上位 5%を除外する分析では発報数が 1 日あたり 89 回以上であった患者を除外し、上位 10%を除外する分析では発報数が 1 日あたり 60 回以上であった患者を除外した。

除外ラインの発報数

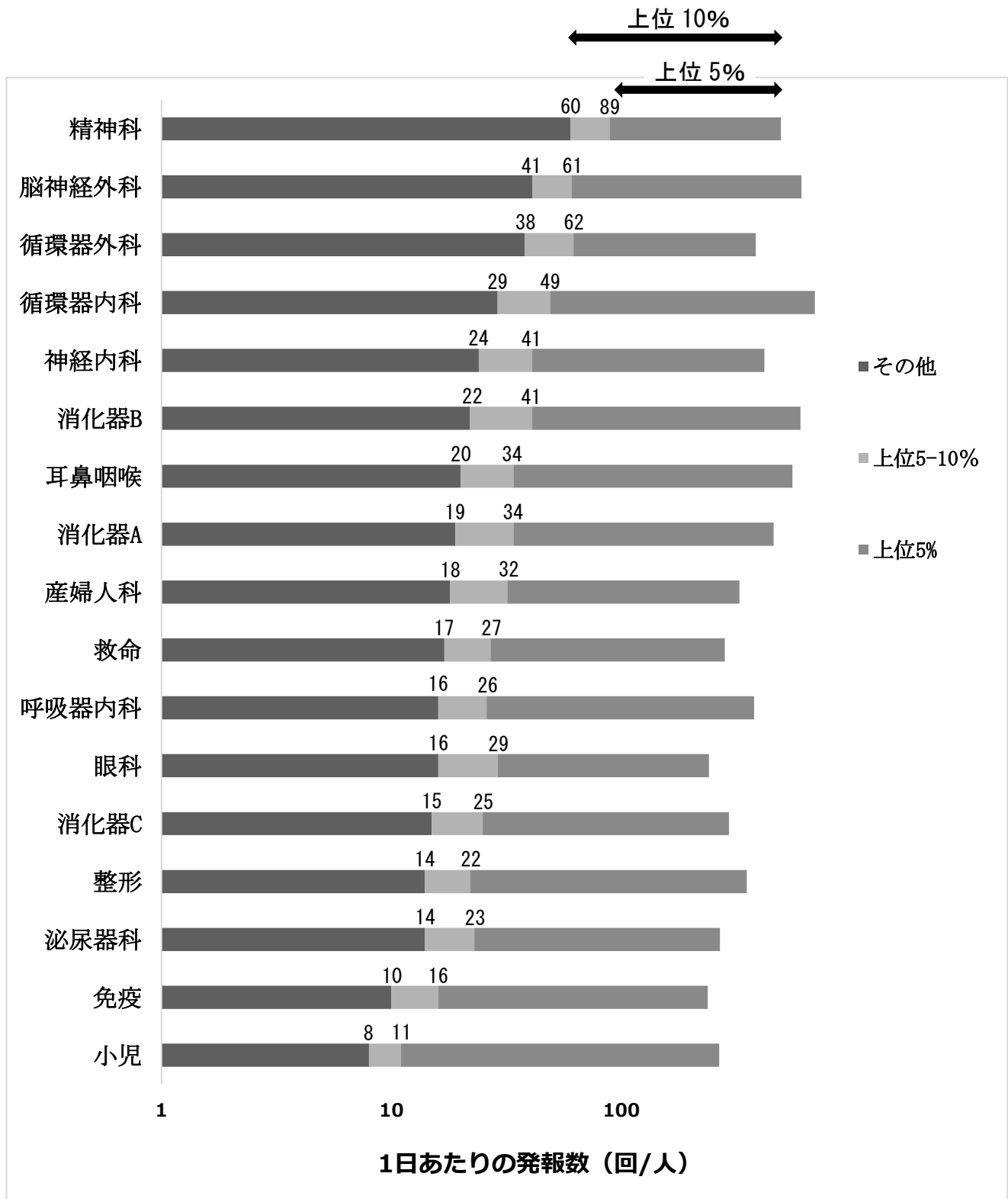
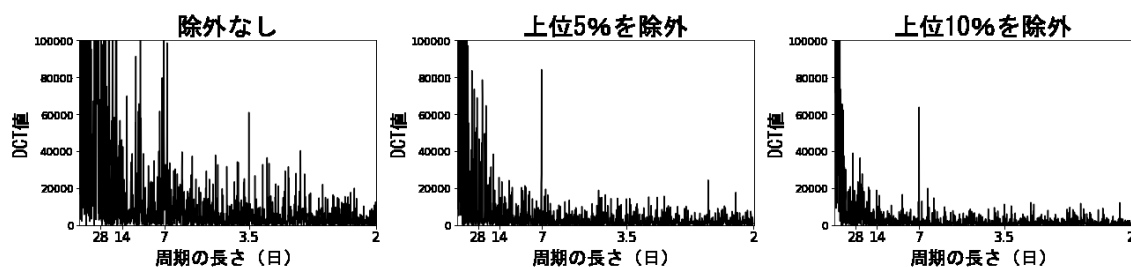


図 9 除外ラインの発報数

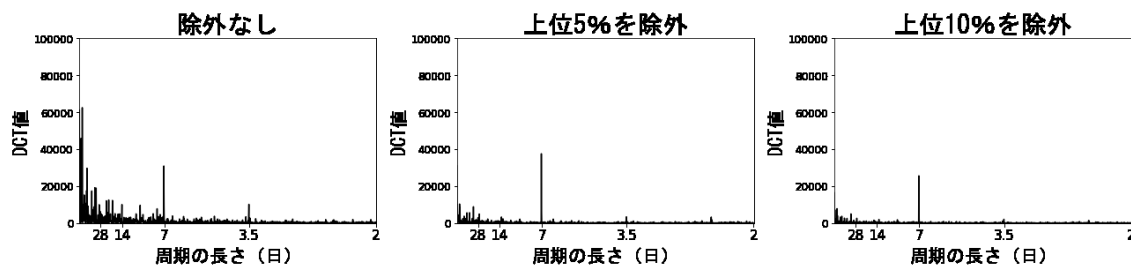
2) 発報数の多い患者を除外した効果の検証

$\frac{7}{t}$ 日周期や7日周期より長い周期以外の周期において、発報数の多い患者を除外しなかった場合 (図 10 左) に比べ、発報数が多かった上位 5% の患者を除外した場合 (図 10 中央) の方が、7 日周期以外の周期における DCT 値が低く、7 日周期がより明確に示された。また、上位 5% の患者を除外した場合 (図 10 中央) に比べ、発報数が多かった上位 10% の患者を除外した場合 (図 10 右) の方が、より 7 日周期以外の周期における DCT 値が低く、7 日周期がさらに明確に示された。なお、いずれの場合においても精神科病棟では周期性が見られなかった (図 10)。

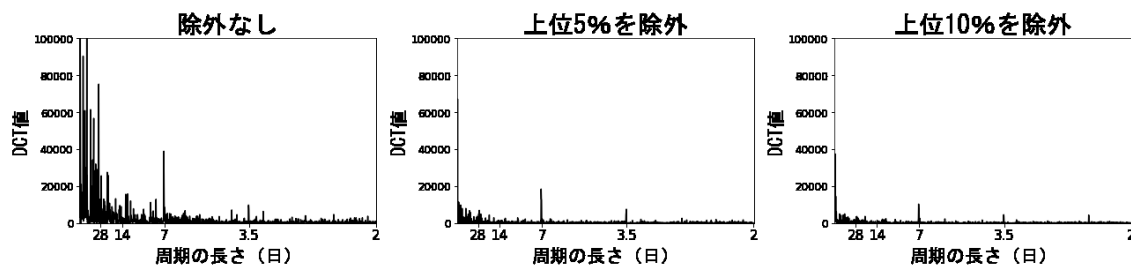
脳神経外科病棟



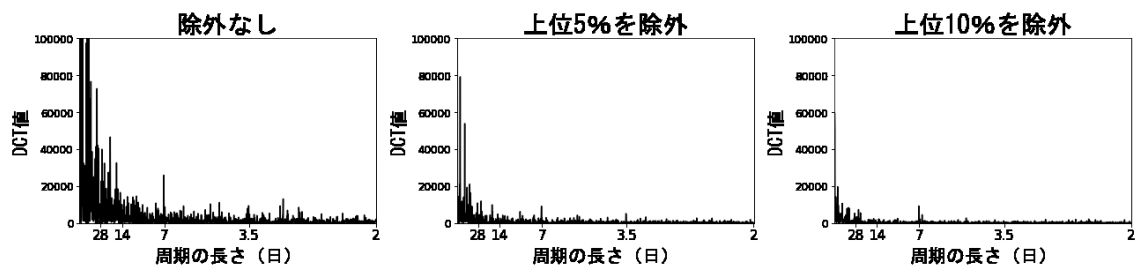
小児病棟



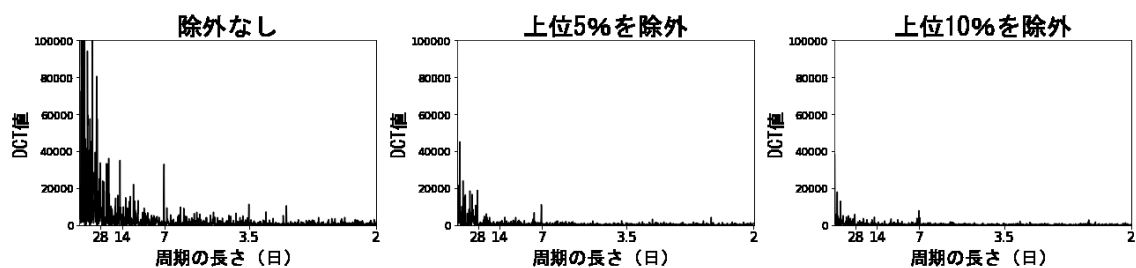
免疫病棟



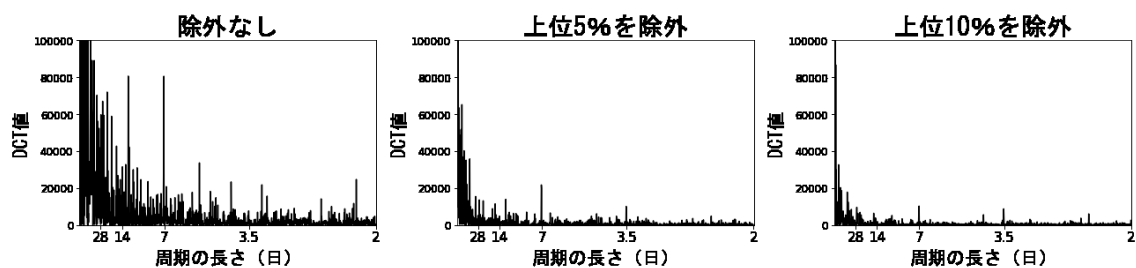
救命病棟



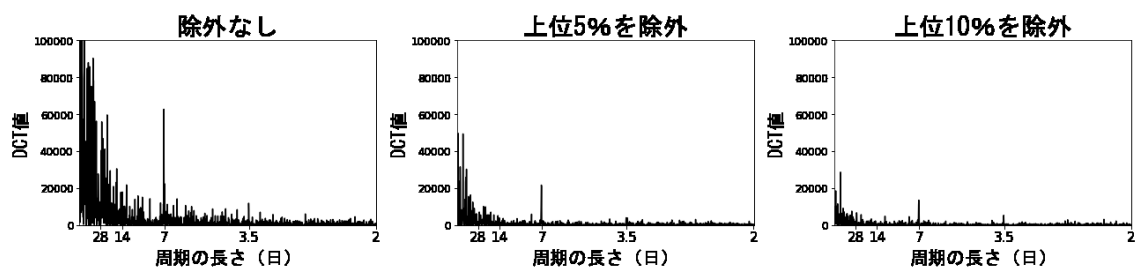
整形病棟



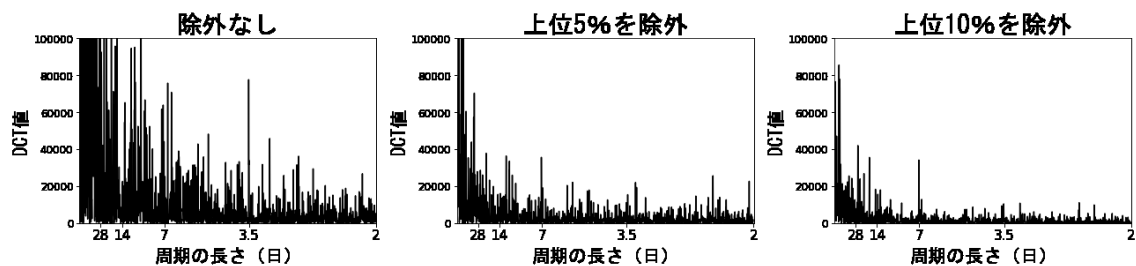
耳鼻咽喉病棟



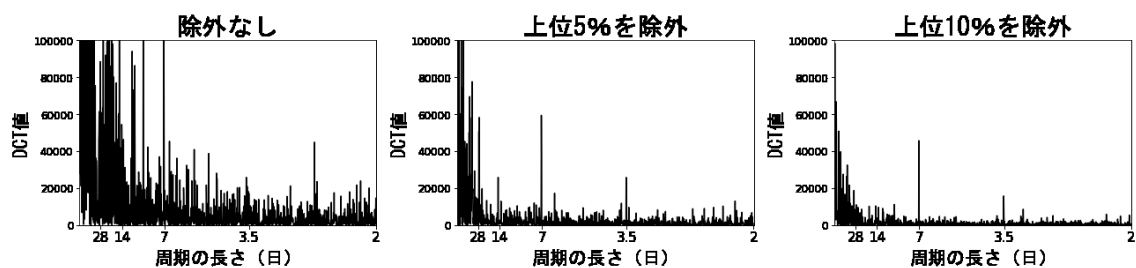
呼吸器内科病棟



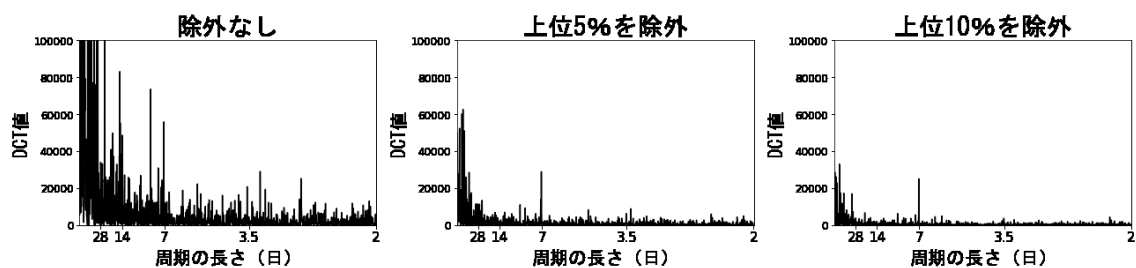
循環器外科病棟



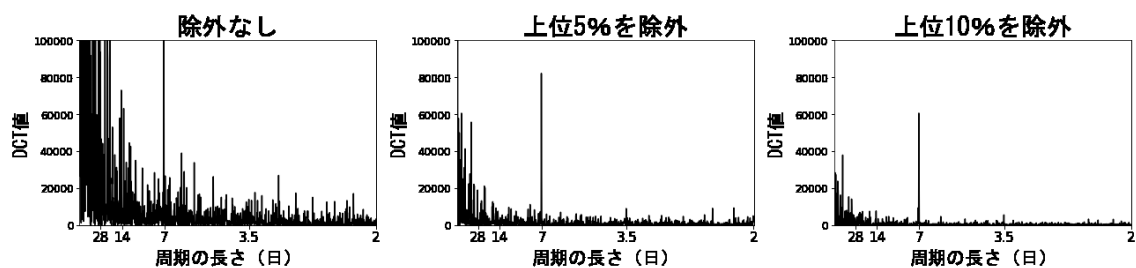
循環器内科病棟



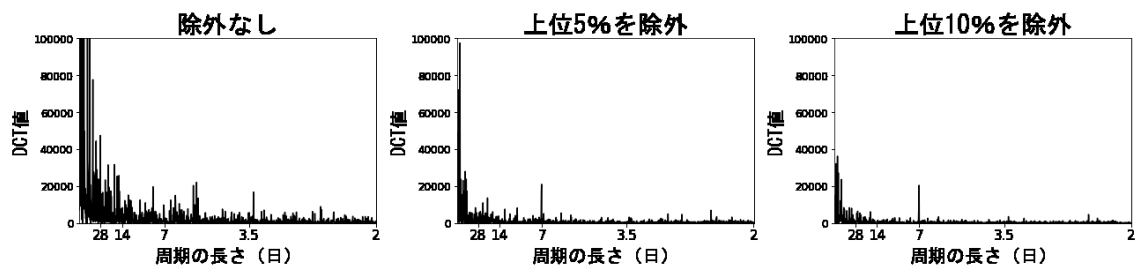
消化器A病棟



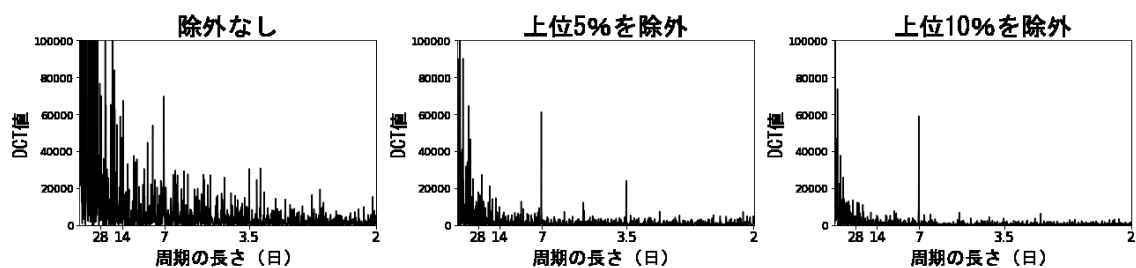
消化器B病棟



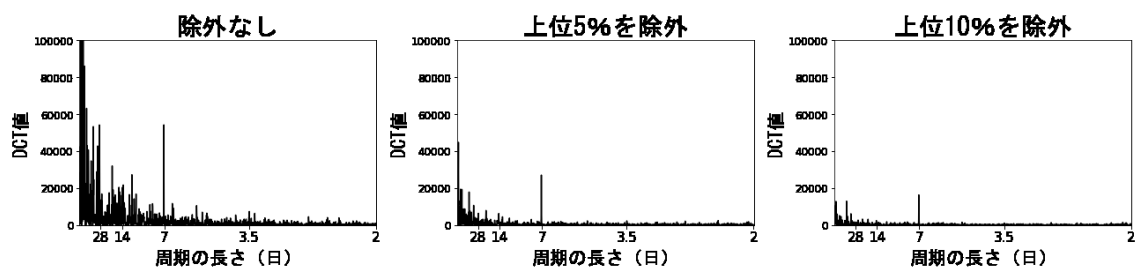
消化器C病棟



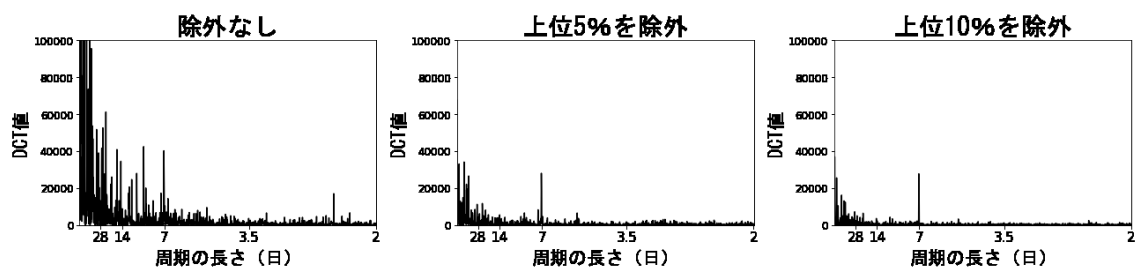
神経内科病棟



眼科病棟



産婦人科病棟



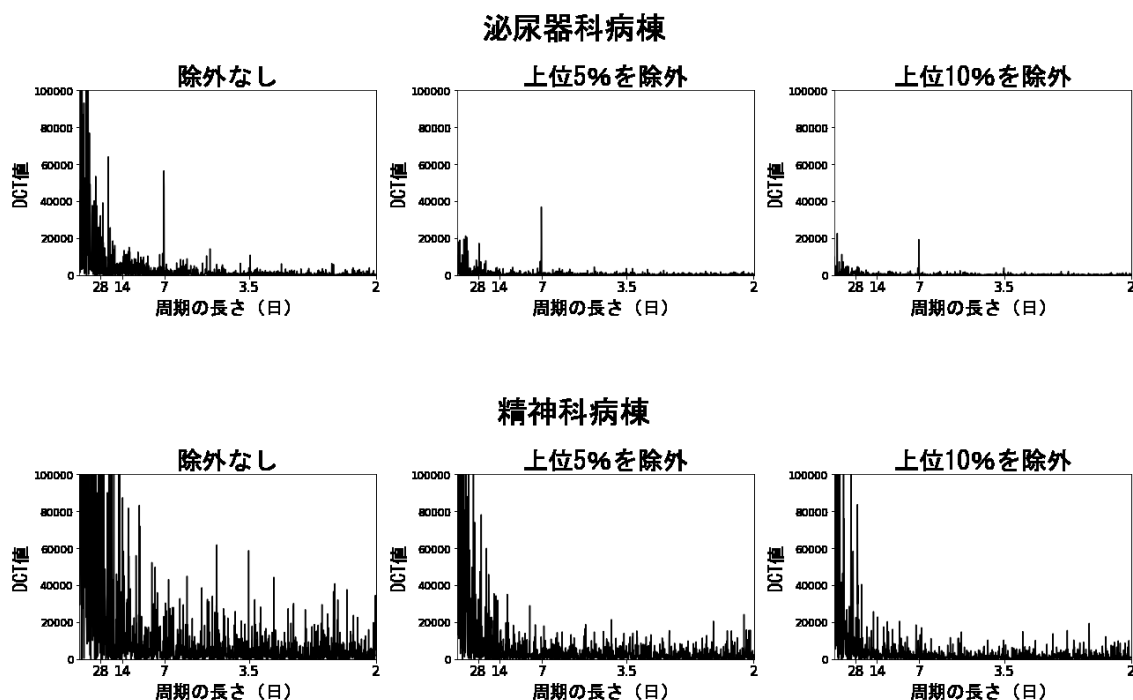


図 10 発報数の多い患者を除外しなかった場合(左)と上位 5%の患者を除外した場合(中央)、上位 10%の患者を除外した場合(右)の Count-1day (b) の DCT 値

4. 考察

発報数の多い患者の影響が病棟全体の発生周期に及ぼす影響を検証し、発報数の多い患者の影響がマスキングの原因となったノイズであったことが特定された。このことは、7日周期の DCT 値の明確さを比較することから分かる。精神科を除く全ての病棟で、発報数の多い患者を除外しなかった場合 (図 10 左) に比べ、発報数が多かった上位 5%の患者を除外した場合 (図 10 中央) の方が、7日周期以外の周期における DCT 値が低く、7日周期がより明確に示された。また、上位 5%の患者を除外した場合 (図 10 中央) に比べ、発報数が多かった上位 10%の患者を除外した場合 (図 10 右) の方が、より 7日周期以外の周期における DCT 値が低く、7日周期がさらに明確に示された。発報数の多い患者をより除外した方が、7日周期がより明確に示されたことから、発報数の多い患者の影響がノイズであったことが特定された。

精神科病棟においては、発報数が多かった上位 5%の患者を除外した場合や上位 10%の患者を除外した場合であっても発報回数の 7日周期は確認できなかった。精神科病棟は、上位 10%目の患者の発報数が最も多かった病棟である。このことから、精神科病棟では周期性が存在しない可能性の他に、除外する人数が少なすぎた可能性も考えられる。本研究では発報数の多い患者を、全ての病棟において発報数の多い上位 5%と上位 10%の患者と定義したが、最適な定義は病棟によって異なる可能性が高い。今後本結果を臨床応用するに

は、病棟毎に詳細な検証が必要であると考える。

発報数の多い患者を除外することで 7 日周期が明確に示されたことから、発報数の多い患者は 7 日周期で発報していないこと、かつそれ以外の患者は 7 日周期で発報していることが明らかになった。すなわち、発報数の多い患者とそれ以外の患者はその特性が異なるため、分けて検討することが有効であると分かった。今後は、発報数の多い患者については、その患者背景を明らかにすることで同一病棟にそのような患者が集中しないよう事前にベッドコントロールをしたり、そのような患者に人員を割ける看護体制を検討したりするなどの対策が有効であると考ええる。一方、その他の患者については今後その規則を明らかにすることで、より効果的で効率的な事前の対策を導くことができると考える。

さらに、その他の患者が 7 日周期でナースコールを発報していることは、看護師の経験では導きにくい結果であると考ええる。発報数の多い患者については、看護師は何度もその患者から呼び出しを受けることや、病棟への影響力が大きいことから、看護師の記憶に残りやすい。一方、「発報数の多い患者以外の患者」については、1 人 1 人の影響力は小さいため比較的看護師の記憶に残りにくいと考ええる。1 人の影響力は小さいが、該当する人数が多いような事象はデータ活用が有効である。これらのことから、本研究結果はデータ活用が看護師の臨床実践を補助できる可能性を示せたと考える。

5. 結論

発報数の多い患者の影響がマスキングの原因となったノイズであったことが特定された。それにより、ナースコール対応は発報数の多い患者とその他の患者に分けて検討することが有効であることが明らかになった。

第V章 総合考察

1. 本研究の成果と今後の展望

1) ナースコール対応について

本研究では、効果的で効率的なナースコールに関する事前の対策を検討するための資料を得るために、ナースコール履歴データを周期性の視点から分析し、ナースコール発生に潜在する本質的特徴を検証した。それにより、ナースコール発生には1日周期と7日周期が存在していること、すなわちナースコール発生はランダムに発生するのではなく規則性を持って発生していること、またその規則性には時間特性や曜日特性があることを明らかにした。また、周期性の有無は患者が全て入れ替わったとしても存在する普遍的な結果であることも本研究は示している。これまでナースコール発生は予測が出来ないという前提のもと、ナースコール発生後の対応について様々な検討がなされてきた。本研究によりナースコール発生が予測できる可能性が示されたことは、今後のナースコールに関する看護管理やデータ分析の方向性に新たな示唆を与えると考える。さらに、ナースコール発生規則を明らかにするために有効な2つの特徴も示した。

1つ目は、ナースコール発生は患者を発報数の多い患者とその他の患者に分けて検証するべきであるということである。本研究は発報数の多い患者が病棟全体の周期性を見えにくくしていることを明らかにした。このことはナースコール発生がランダムに見えるのは一部の患者の影響が大きく、その他多くの患者は規則性を持ってナースコールを使用していることを示している。ナースコール発生に影響を与える要因は多く、その発生メカニズムは非常に複雑である。しかし本研究結果により、全ての患者で検証するのではなく、患者を発報数の多い患者とその他の患者に分けて検証するだけで明確な規則が確認できることを示したことは、看護管理上意義が大きいと考える。

2つ目は、ナースコール発生は短期的データでは結果を見落とす可能性があるということである。本研究は検証方法の特性を考慮し、研究課題2ではデータ全体を28日間毎に分割して検証を行ったが、28日間のデータでは周期性が示されない場合があった。どれほどの期間であればサンプリングバイアスが生じないかは本研究では検証していないが、少なくとも28日間ではそのリスクがあることが示された。

本研究により、ナースコール発生が予測できる可能性を示し、さらに予測を可能にするために有効な特徴を明らかにしたことは、今まで不可能であった新たな看護管理方法が導ける期待を示す結果であると考ええる。

2) データに基づいた看護管理について

本研究は既存データの活用方法を提示した点や、既存データの有効性を示した点においても意義があったと考える。本研究は、ナースコール履歴を活用しナースコール発生の特徴を明らかにした。ナースコール履歴のような既存データを活用する研究手法は、2次デー

タ分析 (Secondary data analysis) と呼ばれている。この手法の看護研究における有効性は 1985 年に既に提唱されており (McArt, & McDougal, 1985)、以降も看護学においてその有効性が指摘されているにも関わらず、未だ十分に活用されていない (Aponte, 2010; Wesrta et al., 2017)。Dunn et al.,(2015) は、2 次データ分析を用いた研究が増加しない理由として、2 次データの入手方法やそれらのデータにどのようにアクセスするか知識が不足していること、看護研究者のデータ処理の技術不足、2 次データ分析に関する教育資源に看護師が気づいていないこと、教科書や雑誌での関心の促しが限られていること、一部の PhD のプログラムが 1 次データを収集プロセスを経験することを重要視していることを挙げている。これらの理由が示すように、その手法や有効性の認知度を上げることで既存データを活用した研究が活性化される可能性がある。このことから、本研究はナースコール履歴の活用方法を提示した点においても意義があると考ええる。その上、本研究手法はナースコールデータだけに活用できる手法ではなく、看護が蓄積した他の既存のデータにも活用が可能である。この汎用性の高さも本研究の大きな利点であると考ええる。

また本研究では、病棟全体で検証すると周期性が確認できないが、発報数の多い患者以外の患者は明確な周期をもってナースコールを発報していたことが明らかになった。発報数の多い患者は病棟への影響力も大きく、看護師の記憶に残りやすい。一方、それ以外の患者については、1 人 1 人の影響力は小さいため看護師の記憶に残りにくい。このことから、本研究は看護師の経験では気が付きにくい結果を、データ活用により示すことが出来たと考える。Brennan et al., (2015) は、ビックデータは既存の理論に縛られない結果を導く可能性を述べている。このように、ヒトの経験からでは気がつきにくい事象を明らかにしたり、既存の理論枠組みからでは導けない結果を得られる可能性があることも、2 次データ分析の利点である。本研究は、既存データが看護師の臨床実践を補助するデータとなりうることを示すことが出来た点でも意義があると考ええる。

2. 本研究の限界と課題

本研究には以下の限界が存在する。1 つ目は単施設による研究であることである。本研究では、サンプリングバイアスを除いた結果を得るため長期的データを活用したが、本研究で使用したナースコール履歴は 1 施設によるものである。また、本研究結果が明らかにした周期性はヒトの 24 時間の生活行動の影響を受けている可能性があるが、日本と他の諸外国では生活スタイルが異なる。さらに、本研究で精神科病棟が他の病棟と異なる結果を示したように周期性の有無は活用方法の影響を受ける可能性があるが、日本と他の諸外国ではナースコールの活用方法が異なる。これらのことから、本研究結果が日本国内の他施設や他の諸外国にも応用できるものであるかは今後の課題である。

2 つ目は、精神科病棟における事前の対策について言及できていないことである。精神科病棟では異なる結果が得られたが、本研究では精神科病棟で結果が異なった原因の特定や、精神科病棟で有効なナースコール対応の検討は行っておらず、それらは今後の課題である。

3. 結論

本研究では、ナースコール履歴データを周期性の視点から分析することで、ナースコール発生に潜在する本質的特徴を検証した。患者看護師の双方に与える影響が大きく、医療現場の時間切迫状況にも大きく関連するナースコール発生の規則性を明らかにすることは、より効果的で効率的な看護管理方法を探求する上で有効な資料になりうると考える。

また、本研究は 2 次データ分析の活用方法やその結果の有効性を示した点においても、意義があると思う。

謝辞

本研究を行うにあたり、データ抽出の段取りに始まり、結果の解釈の議論に至るまで多くのご支援をいただきました看護部の皆様、臨床現場の実態をお教えいただいた病棟看護師の皆様に深く感謝申し上げます。また本研究で用いたナースコール履歴は、その一つ一つが病棟看護師の皆様の看護実践の足跡が記録されたものです。その貴重な記録を分析させていただいたことに感謝を申し上げるとともに、皆様の看護実践に敬意を表します。

また、本研究を進めるにあたっては、多くの方々のご支援ならびにご指導をいただきました。常に楽しく温かなご指導を賜り、新たな領域の研究に出会わせてくださった神戸大学大学院保健学研究科石井豊恵教授に心から感謝申し上げます。また、いつも誠実に私の思いを汲み取り、的確なご助言を頂戴した大阪大学大学院工学研究科井上文彰助教に厚く御礼申し上げます。

そして、毎週のゼミで多くの貴重なご助言をいただき多岐に渡るご支援をいただいた神戸大学大学院保健学研究科看護学領域看護実践開発学分野の先生方、研究室を共有し日々多くの温かいご支援をいただいた塩谷英之教授はじめ研究室の皆様に心から感謝申し上げます。

また、安心できる環境で心置きなく議論し、様々な援助をしていただいた神戸大学大学院保健学研究科看護学領域看護実践開発学分野院生の皆様、特に多くの時間を共に過ごし全面的に支えてくださった山口亜希子さんに心からお礼申し上げます。

最後に、いかなる時も私を信じ、応援し続けてくれた家族に心から感謝いたします。

参考文献

1. Aiken, L. H., Clarke, S. P., Sloane, D. M., Sochalski, J., & Silber, J. H. (2002). Hospital nurse staffing and patient mortality, nurse burnout, and job dissatisfaction. *The Journal of the American Medical Association*, 288 (16), 1987–1993. doi:10.1001/jama.288.16.1987
2. Aponte, J. (2010). Key elements of large survey data sets. *Nursing Economics*, 28 (1), 27–36.

Retrieved from <http://www.nursingeconomics.net/cgi-bin/WebObjects/NECJournal.woa>

3. Bell, C. M. ,& Redelmeier, D. A. (2001). Mortality among patients admitted to hospitals on weekends as compared with weekdays. *New England Journal of Medicine*, 345 (9), 663–668. doi:10.1056/NEJMsa003376
4. Brennan, P. F., & Bakken, S. (2015). Nursing needs big data and big data needs nursing. *Journal of Nursing Scholarship*, 47 (5), 477–484. doi:10.1111/jnu.12159
5. Duffield, C., Diers, D., Pallas, L. O., Aisbett, C., Roche, M., King, M., & Aisbett, K. (2011). Nursing staffing, nursing workload, the work environment and patient outcomes. *Applied Nursing Research*, 24 (4), 244–255. doi:10.1016/j.apnr.2009.12.004
6. Dunn, S. L., Engoren, C. A, DeKoekkoek, T., Jadack, R., & Scott, L. D. (2015). Secondary data analysis as an efficient and effective approach to nursing research. *Western Journal of Nursing Research*, 37 (10), 1295–1307. doi:10.1177/0193945915570042
7. Ebright, P. R., Patterson, E. S., Chalko, B. A., & Render, M. L. (2003). Understanding the complexity of registered nurse work in acute care settings. *Journal of Nursing Administration*, 33 (12), 630–638. doi:10.1097/00005110-200312000-00004
8. 福重春菜, 石井豊恵, 築田誠 (2019). ナースコール履歴からみる時間帯毎のナースコール発報数の特徴. 第7回看護理工学会学術集会抄録.
9. Hyun, S., Bakken, S., Douglas, K., & Stone, P. W. (2008). Evidence-based staffing: Potential roles for informatics. *Nursing Economics*, 26 (3), 151–173. Retrieved from <http://www.nursingeconomics.net/cgi-bin/WebObjects/NECJournal.woa>
10. 池川充洋, 大島暁, 大平雅雄, & 山崎清一.(2018). ナースコール/センサ呼出頻度の診療科別比較. *医療の質・安全学会誌*, 13(4).
11. 池川充洋, 大島暁, 須藤久美子, & 倉智恵美子. (2018). セル看護提供方式採用病棟における看護業務実施場所からみた業務改善調査. *看護理工学会誌*, 5(1), 80–85. doi: 10.24462/jnse.5.1_80

12. 久米裕, 雄鹿賢哉, 鈴木新吾, 谷本歩, & 金澤洋輝. (2015). 入院および地域で生活している統合失調症患者の生活リズムと認知機能の特徴 Actiwatch 2 と BACS-J による定量的評価を用いた検討. 作業療法, 34(2), 169–179.
13. Lasiter, S. (2014). "The Button": Initiating the Patient-Nurse Interaction. *Clinical Nursing Research*, 23(2), 188–200. doi: 10.1177/1054773813479794
14. López-Soto P. J., Smolensky, M. H., Sackett-Lundeen, L. L., De Giorgi, A., Rodriguez-Borrego, M. A., Manfredini, R., ... Fabbian, F. (2016). Temporal Patterns of In-Hospital Falls of Elderly Patients. *Nursing Research*, 65 (6), 435–445. doi:10.1097/NNR.0000000000000184
15. McArt, E. W., & L W McDougal, L. W. (1985). Secondary data analysis--a new approach to nursing research. *Image: The journal of Nursing Scholarship*, 17(2), 54–57. doi: 10.1111/j.1547-5069.1985.tb01418.x
16. Meade, C. M., Bursell, A. L., & Ketelsen, L. (2006). Effects of nursing rounds: On patients' call light use, satisfaction, and safety. *American Journal of Nursing*, 106 (9), 58–70. doi:10.1097/00000446-200609000-00029
17. Miller, E. T., Deets, C., & Miller, R. V. (2001). Nurse call and the work environment: Lessons learned. *Journal of Nursing Care Quality*, 15 (3), 7–15. doi:0.1097/00001786-200104000-00004
18. 三谷政昭. (2004). やり直しのための信号数学. 東京: CQ 出版株式会社.
19. Ongenaes, F., Myny, D., Dhaene, T., Defloor, T., Goubergen, D. V., Verhoeve, P., ... Decruyenaere, J. (2014). Probabilistic Priority Assessment of Nurse calls. *Medical Decision Making*, 34 (4), 485–502. doi:10.1177/0272989X13517179
20. Peltonen, L. M., Siirala, E., Junttila, K., Laine, H. L., Vahlberg, T., Löyttyniemi, E., ... Salanterä, S. (2019). Information needs in day-to-day operations management in hospital units: A crosssectional national survey. *Journal of Nursing Management*, 27 (2), 233–244. doi:10.1111/jonm.12700
21. Rabiner, L. R. (1977). On the use of autocorrelation analysis for pitch detection. *IEEE*

- transactions on acoustics, speech, and signal processing, 25 (1), 24–33.
doi:10.1109/TASSP.1977.1162905
22. Ramkumar, M., & Anand, G. V. (1997). An FFT-based technique for fast fractal image compression. *Signal Processing*, 63 (3), 263–268. doi:10.1016/S0165-1684 (97) 00162-X
 23. Reed, C. C., Minnick, A. F., & Dietrich, M. S. (2018). Nurses' responses to interruptions during medication tasks: A time and motion study. *International Journal of Nursing Studies*, 82, 113–120. doi:10.1016/j.ijnurstu.2018.03.017
 24. Roszell, S., Jones, C. A., Lynn, M. R. Call Bell Requests, Call Bell Response Time, and Patient Satisfaction. *Journal of Nursing Care Quality*, 24(1), 69–75. doi: 10.1097/01.NCQ.0000342938.99036.9f
 25. 関由起子, 高山智子. (2010). 看護師の多重課題及び業務中断の検討 Time and Motion Study、ビデオ分析法を用いて. *保健医療社会学論集*, 21(1), 39–51. doi: 10.18918/jshms.21.1_39
 26. Smaldone, A. M., & Connor, J. A. (2003). The use of large administrative data sets in nursing research. *Applied Nursing Research*, 16 (3), 205–207. doi: 10.1016/S0897-1897 (03) 00040-5
 27. Smolensky, M. H., Portaluppi, F., Manfredini, R., Hermida, R. C., Tiseo, R., Sackett-Lundeen, L. L., & Haus, E. L. (2015a). Diurnal and twenty-four hour patterning of human diseases: Cardiac, vascular, and respiratory diseases, conditions, and syndromes. *Sleep Medicine Reviews*, 21, 3–11. doi:10.1016/j.smr.2014.07.001
 28. Smolensky, M. H., Portaluppi, F., Manfredini, R., Hermida, R. C., Tiseo, R., Sackett-Lundeen, L. L., & Haus, E. L. (2015b). Diurnal and twenty-four hour patterning of human diseases: Acute and chronic common and uncommon medical conditions. *Sleep Medicine Reviews*, 21, 12–22. doi:10.1016/j.smr.2014.06.005
 29. Taal, C. H., Hendriks, R. C., Heusdens, R., & Jensen, J. (2011). An Algorithm for Intelligibility Prediction of Time-Frequency Weighted Noisy Speech. *IEEE Transactions on audio speech and language processing*, 19 (7), 2125–2136. doi:10.1109/TASL.2011.2114881
 30. Tzeng, H. M., & Yin, C. Y. (2009a). Are call light use and response time correlated with

inpatient falls and inpatient dissatisfaction?. *Journal of Nursing Care Quality*, 24 (3), 232–242.
doi:10.1097/NCQ.0b013e3181955f30

31. Tzeng, H. M., & Yin, C. Y. (2009b). Relationship between call light use and response time and inpatient falls in acute care settings. *Journal of clinical nursing*, 18(23), 3333–3341 doi: 10.1111/j.1365-2702.2009.02916.x
32. Tzeng, H. M., & Yin, C. Y. (2010a). Nurses' response time to call lights and fall occurrences. *Medsurg Nursing*, 19(5), 266–272.
<https://go.gale.com/ps/dispatchBasicSearch.do?userGroupName=jpkobeu&prodId=AONE>
33. Tzeng, H. M., & Yin, C. Y. (2010b). Predicting Patient Satisfaction With Nurses' Call Light Responsiveness in 4 US Hospitals. *Journal of Nursing Administration*, 40 (10), 440–447.
doi:10.1097/NNA.0b013e3181f2eb29
34. Westbrook, J. I., Woods, A., Rob, M. I., Dunsmuir, W. T. M., & Day, R. O. (2010). Association of interruptions with an increased risk and severity of medication administration errors. *Archives of Internal Medicine*, 170 (8), 683–690. doi:10.1001/archinternmed.2010.65
35. Westra, B. L., Sylvia, M., Weinfurter, E. F., Pruinelli, L., Park, J. I., Dodd, D., Keenan, G. M., ... Delaney, C. W. (2017). Big data science: A literature review of nursing research exemplars. *Nursing Outlook*, 65(5), 549–561. doi: 10.1016/j.outlook.2016.11.021