

医療対応プロセスにおける「プロセス遅延 × 患者状態」の統合的因果評価—公開 Sepsis イベントログと BayoLinkS を用いたクリニカルパス短縮の検討—

【研究者名・所属】

坂中 和希 上智大学大学院応用データサイエンス

【指導教官】

小林 裕亨

0. 要約 (アブストラクト)

本研究の目的は、敗血症疑い患者の救急対応プロセスにおいて、①triage・CRP 検査・抗菌薬投与の遅延が入院期間 (Length of Stay: LOS) に与える影響と、②患者状態 (SIRS・臓器障害・低血圧・低酸素など) を調整したとき、どの遅延が「真のボトルネック」となるかを定量的に評価することである。

データには 4TU ResearchData が公開する Sepsis Cases - Event Log を用い、Python / pm4py によりイベントログから triage 遅延・CRP 遅延・抗菌薬遅延および LOS を算出した。これらを臨床的基準に基づきカテゴリ化したうえで、NTT データ数理システムの BayoLinkS を用いて「患者状態ノード × プロセス遅延ノード × LOS ノード」からなるベイジアンネットワークを構築し、介入シナリオ (遅延=長い) を設定して期待 LOS の変化を推定した。

全症例を対象とした解析 (RQ1) では、triage 遅延・CRP 遅延を「長い」とした場合に、一見すると LOS が短縮するという逆方向の結果が得られた。これは、重症患者ほど triage と検査が優先され遅延が短くなる一方、重症であるがゆえに LOS が長くなるという「重症度に起因する選択バイアス」による見かけ上の効果と解釈された。一方、抗菌薬投与の遅延については、遅延が長いほど期待 LOS が 0.2~0.3 日程度延長するという、臨床的直感と整合的な悪化方向が一貫して認められた。

さらに、SIRS 基準 2 項目以上 (SIRS あり) の重症患者に条件を固定した解析 (RQ2) では、triage 遅延・CRP 遅延の影響はほぼ消失し、抗菌薬遅延のみが長期入院の確率上昇と期待 LOS 延長に寄与する「真のボトルネック」であることが示唆された。

本研究は、公開 Sepsis イベントログに対してプロセスマイニングとベイジアン因果推論 (BayoLinkS) を統合的に適用し、「構造的ボトルネック」と「アウトカムに効くボトルネック」を切り分けて評価する枠組みを提示した点に、学術的・実務的な意義がある。

1. はじめに

敗血症 (sepsis) は重症感染症により全身性炎症反応と臓器障害を来す致死率の高い疾患であり、救急外来における初期対応の迅速性が予後を大きく左右することが知られている。国際的には「Surviving Sepsis Campaign (SSC)」において Sepsis bundle が提唱され、triage, 検査, 抗菌薬投与を一定時間内に実施することが死亡率の改善に寄与することが示されている (Rhodes et al 2017)。国内でも「重症敗血症の初期診療における bundle approach」の重要性が強調され、急性期介入の迅速化が求められている (日本医事新報社 2022)。

しかし実際の医療現場では、人員不足、検査機器の混雑、業務プロセスの複雑化などにより、triage, 検査, 治療の各ステップで遅延が生じやすい構造的問題が存在する。従来研究でも、救急外来における滞在時間 (ED LOS: Emergency Department Length of Stay) は、患者要因 (年齢, 重症度, 併存疾患) とプロセス要因 (検査待ち時間, 病床逼迫, 資源制約) が複合的に影響することが指摘されている (Hwang et al 2011; Wiler et al 2021)。

近年、医療プロセスデータに対してプロセスマイニングが応用されるようになり、Sepsis を対象としたイベントログ分析では、triage から検査, 治療に至る遅延構造の可視化が進んでいる (Mans et al 2015)。しかし、それらの多くは記述的分析が中心であり、遅延がアウトカムに与える因果的な影響までは十分に検討されていない。

■本研究が着目する課題

既存研究では、ED 滞在時間や混雑とアウトカムの「関連」は示されているものもあるが (例: Hwang et al. 2011)、不足している論点は次の 2 点である。

- プロセス遅延が入院期間（LOS）に与える因果効果の定量化が十分でないこと
- 患者背景・病態（重症度）を調整したうえでボトルネックを特定する分析が不足していること

医療プロセスの遅延は、患者の年齢・重症度によって影響が異なることが示されており（Hwang et al. 2011）、さらに ED フローは複数のボトルネックが連鎖して決まるため（Wiler et al. 2021; Austin et al. 2020）、単なる遅延削減だけでは十分でなく、「どの遅延が」「どの患者に」「どれほど影響するか」を特定することが改善には不可欠であると考えられる。

■本研究の目的

本研究では、4TU ResearchData が公開する「Sepsis Cases - Event Log」を対象として、

- プロセスマイニング（pm4py）によるプロセス構造と遅延パターンの把握
- BayoLinkS（ベイジアンネットワーク）による「プロセス遅延 × 患者状態 × LOS」因果構造の統合的評価

を行う。特に以下の3要素を同時にモデル化し、因果的な寄与を分離・定量化する枠組みを提示する。

- 患者状態（年齢、SIRS、臓器障害 など）
- プロセス遅延（triage, CRP 検査, 抗菌薬投与）
- アウトカム（LOS）

これにより、プロセス遅延・患者状態・LOS の因果構造を可視化し、改善の優先度を判断するための客観的根拠を提供することを目指す。

2. データと前処理

2.1 Sepsis Cases - Event Log の概要

本研究では、4TU ResearchData に公開されている Sepsis Cases - Event Log を使用した。本データは、オランダの病院において敗血症疑い患者の診療プロセスを詳細に記録した XES 形式のイベントログであり、受付から検査、治療、入院・退院に至るまでの一連のプロセスが時系列で記録されている。

- ケース数（患者数）：約 1050
- 総イベント数：15,000 以上

主なアクティビティは以下の通りであり（表 1）、敗血症診療の典型的な処置が含まれる。

Activity (English)	Activity (Japanese)
Leucocytes	白血球検査
CRP	CRP検査
LacticAcid	乳酸検査
Admission NC	一般外来入院
ER Triage	ERトリアージ
ER Registration	ER受付
ER Sepsis Triage	Sepsisトリアージ
IV	抗菌薬投与
IV Liquid	輸液
Release A	退院A
Return ER	ER再来
Admission IC	集中治療入院
Release B	退院B
Release C	退院C
Release D	退院D
Release E	退院E

表 1 アクティビティ（筆者作成）

また、症例には以下の 患者属性（ケース属性） が付与されている（表 2）。

Case (English)	Case (Japanese)
Age	年齢
InfectionSuspected	感染疑い (True/False)
SIRSCriteria2OrMore	SIRS基準2項目以上 (True/False)
DisfuncOrg	臓器障害
Hypotensie	低血圧 (True/False)
Hypoxie	低酸素 (True/False)

表 2 ケース属性（筆者作成）

これにより、患者重症度を調整した因果推論 が可能なデータ構造となっている。

2.2 Python / pm4py によるイベントログ処理

イベントログの解析には Python (pandas) とプロセスマイニングライブラリ pm4py を利用した。

- (1) XES 形式データの読み込み

- A) pm4py の importer を用いて XES ファイルを読み込み、DataFrame に変換した。
- (2) ケースごとの LOS (Length of Stay) の算出
 - A) 各ケースについて、最初のイベント時刻、最後のイベント時刻を求め、その差分から 総滞在時間 (LOS) を分単位、さらに日単位へ変換した。
- (3) プロセス遅延 (triage / CRP / 抗菌薬投与) の定義
 - A) 各ケースの最初の発生時刻を基に、以下の遅延を定義した。

遅延指標	最初の該当イベント
triage 遅延	ER Triage / ER Sepsis Triage
CRP 遅延	CRP
抗菌薬遅延	IV Antibiotics

表 3 遅延指標と最初のイベント (筆者作成)

到着時刻 (ER Registration) からの時間差を遅延とし、マイナス値などデータ不整合は欠損 (なし) として扱った。

2.3 遅延指標とカテゴリ化

本研究では、BayoLinkS における因果推論で扱いやすいように、遅延指標および LOS (入院期間) を カテゴリ変数 に離散化した。

カテゴリ設定の根拠には、Surviving Sepsis Campaign (SSC 2021)、15~30 分以内の triage を推奨する ESI (Emergency Severity Index) 運用ガイド、初期抗菌薬投与は 1-3 時間以内を推奨する臨床基準など、敗血症診療における一般的な運用指標を参照した。

● Triage

triage遅延	時間	count
短い	0-15 分	788
中間	15-30 分	205
長い	30 分以上	79

表 4 Triage 遅延 (Triage Delay) の分類とイベント数 (筆者作成)

Triage は敗血症診療の最初のボトルネックであり、早期の vital チェックや重症度判定が遅れると治療開始も遅延する。

特に 重症敗血症は初動の早さが予後に直結するとされ、以下のような国際的根拠が存在する。

- ESI (Emergency Severity Index) : 重症感染症疑いは「15 分以内の診察」が推奨
- Han et al. 2007 : 敗血症で triage → 治療開始が 30 分超で予後悪化
- 実務現場でも 0-15 分が迅速ライン、15-30 分が標準、30 分超は遅延と見なされる

以上の知見から、本研究では短い (0-15 分) / 中間 (15-30 分) / 長い (30 分以上) の 3 区分とした。

● CRP 遅延 (CRP Delay)

crp遅延	時間	count
短い	0-60 分	938
中間	60-120 分	55
長い	120 分以上	14
なし	-	43

表 5 CRP 遅延 (Triage Delay) の分類とイベント数 (筆者作成)

敗血症初期診療では CRP、白血球、乳酸などの血液検査が診断・治療判断の基盤となる。結果が遅れば抗菌薬開始も遅延する。主な臨床根拠は以下の通り。

- EFLM (欧州臨床化学学会) : ラボ検査のターンアラウンドタイム (TAT) を 60 分以内と推奨
- ED Research : TAT が 60~120 分超で診療意思決定遅延が顕著

これらより CRP 遅延は短い (~60 分) / 中間 (60~120 分) / 長い (120 分以上) と設定した。

● 抗菌薬遅延 (ABX Delay)

抗菌薬遅延	時間	count
短い	0-60 分	277
中間	60-180 分	305
長い	180 分以上	241
なし	-	227

表 6 抗菌薬 遅延 (ABX Delay) の分類とイベント数 (筆者作成)

敗血症治療において 最重要の時間指標は抗菌薬投与の開始時刻である。

- SSC 2021 : 敗血症性ショックでは 1 時間以内の抗菌薬投与を強く推奨
- Kumar et al. 2006 : 抗菌薬の遅延が 1 時間ごとに死亡率 7-10% 上昇

➤ 実臨床でも 3 時間 (180 分) 超は明確な治療遅延とされる
以上より抗菌薬遅延は短い (~60 分) / 中間 (60~180 分) / 長い (180 分以上)
とした。

● 入院期間 (LOS : Length of Stay)

入院期間	日数	count
短期	0-1 日	272
中期	1-7 日	333
長期	7-28 日	445

表 7 入院期間 (LOS : Length of Stay) の分類とイベント数 (筆者作成)

入院期間 (LOS) は敗血症の重症度や治療の有効性を反映する代表的アウトカムであり、先行研究でも広く用いられている。

一般的知見として :

- 軽症~中等症 : 数日以内に退院
- 重症例 : 1~3 週間の入院
- ICU 管理を要するケース : 数週間以上
- 28 日以上の入院は ICU 領域で「Very Long LOS」と分類される

これらの臨床基準を参考に、

短期 (0-1 日) / 中期 (1-7 日) / 長期 (7-28 日) / 超長期 (28 日以上)

と分類した。なお本研究では、BayoLinkS の推論安定性向上のため、長期と超長期を統合し 3 カテゴリ化して解析した。

3. プロセスマイニングによるプロセス構造の把握

まず、イベントログに含まれる全アクティビティを整理し、BPMN (後述のフロー図) と対応づけながら診療プロセスの典型フローを示す。

3.1 イベントログから抽出したプロセスフロー

本研究では、Python の pm4py を用いて Sepsis Event Log から「Directly-Follows Graph (DFG)」を抽出し、診療プロセス全体の遷移構造と頻度を可視化した (図 1)。DFG では、各ノードがアクティビティ (ER 受付、トリアージ、

検査、抗菌薬投与、入院・退院など) を表し、エッジの太さが遷移頻度を示す。図1より、ER Registration を起点に Triage/Sepsis Triage を経て、CRP・Leucocytes・LacticAcid などの検査ノードへ遷移し、その後 IV Antibiotics, Admission (NC/IC) , 各種 退院Discharge イベント に至る一連の流れが確認できる。

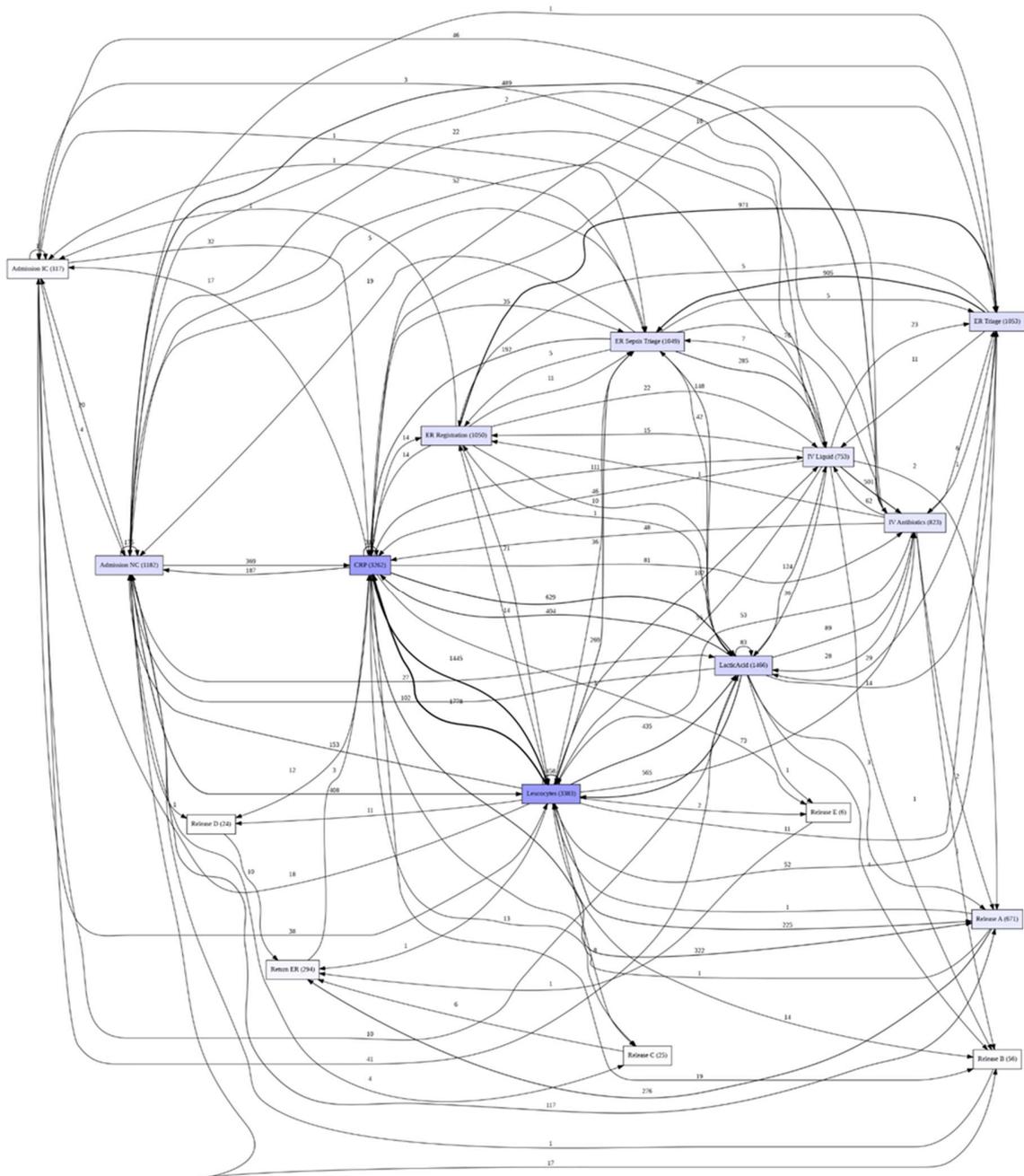


図1 Directly-Follows Graph (DFG) (筆者作成)

(典型的プロセスフロー)

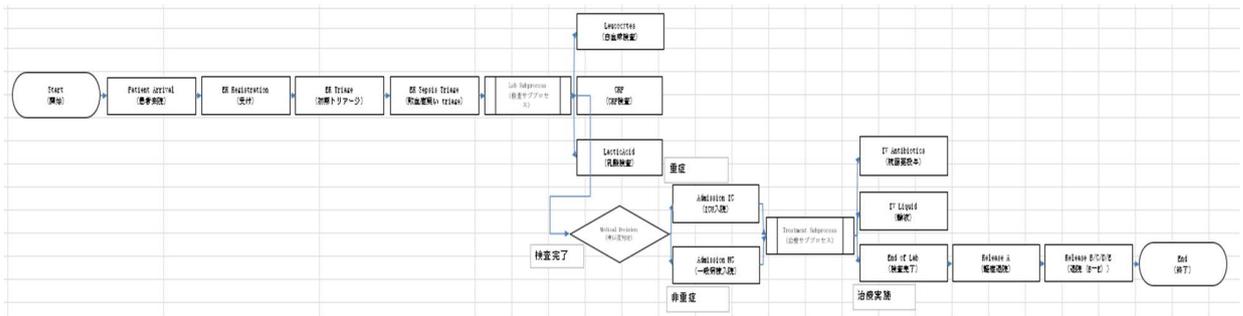


図 2 全体フロー図 (図 1: プロセス全体像) (筆者作成)

これらはユーザーが作成した「全体フロー図 (図 1: プロセス全体像)」と同じであり、Sepsis log が敗血症初期診療の主要ステップを包括していることを示す。

3.2 アクティビティ頻度の分析

pm4py による出現頻度集計の結果、以下のように検査系アクティビティが突出して多いことが分かった (上位 10 件のみ抜粋)。

Activity (English)	Activity (Japanese)	Count
Leucocytes	白血球検査	3383
CRP	CRP検査	3262
LacticAcid	乳酸検査	1466
Admission NC	一般外来入院	1182
ER Triage	ERトリアージ	1053
ER Registration	ER受付	1050
ER Sepsis Triage	Sepsisトリアージ	1048
IV	抗生剤投与	823
IV Liquid	輸液	753
Release A	退院A	671

表 8 アクティビティとイベント数 (筆者作成)

特に、検査系 (Leucocytes/CRP/LacticAcid) が患者数 (約 1050 件) の 3~4 倍の頻度で出現しており、敗血症の診断過程において複数回の検査が行われる構造的特徴を反映している。

3.3 DFG (Directly-Follows Graph) による頻度構造の可視化

頻度ベースの DFG を確認したところ、以下の特徴が抽出された。

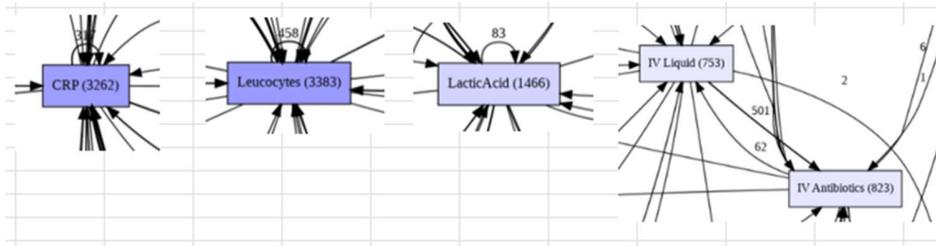


図 3 DFG 抜粋① (筆者作成)



図 4 DFG 抜粋② (筆者作成)

① 検査ステップがプロセスの中心ノード

- CRP, Leucocytes, LacticAcid の 3 項目は最も多くの入出エッジを持つ
- 図でも弧線が集中し, 「どこから来ても検査を経由する」構造になっている

検査の混雑が業務全体の律速段階になっている 可能性が高い。

② 治療ステップ (IV Antibiotics) は頻度が少ない

- DFG では検査系ノードに比べ, 治療ノードへの遷移頻度が低い
- IV Liquid → IV Antibiotics のエッジは太いが本数は少ない

検査→治療の間で待ちが蓄積する構造 が示唆される。

③ Admission (入院判断) は検査後の後段に集中

- Admission NC/Admission IC は検査系ノードの後に集中的に出現
- つまり検査結果が出て初めて重症度評価→入院判断につながる

検査遅延は 入院判断の遅延→LOS 延長 にも波及する可能性がある。

3.4 構造的ボトルネックの仮説

プロセスマイニングに基づく観察から、以下の3つの仮説が得られる。

(1) 検査ステップが業務負荷の集中ポイント

- 検査の呼び出し回数が圧倒的に多い
- DFG で最も多くのエッジが集中

Lab サブプロセスが主要ボトルネックである可能性。

(2) 検査→治療 (IV Antibiotics) 区間で遅延が蓄積

- 治療ノードの頻度が低い
- 検査ノード → 治療ノードのリンクが相対的に希薄

抗菌薬投与の実行までがボトルネック化している可能性。

(3) 入院判断は検査の完了に依存

- Admission (一般/ICU) は検査の後段に位置
- 検査遅延→入院判断遅延→LOS 延長 のルートが想定される

検査遅延が間接的にアウトカムへ波及。

3.5 本章のまとめ

本章では、Sepsis イベントログをプロセスマイニングにより可視化し、以下の結論を得た。

- 検査系イベントが極めて高頻度で、プロセスの中心となっている
- 検査→治療の間のギャップが構造的遅延の発生源である可能性が高い
- 入院決定は検査後に集中しており、検査遅延がアウトカム (LOS) に影響する可能性がある

これらの観察結果を踏まえ、次章では ベイジアンネットワークによる因果評価を行い、「どの遅延が LOS にどれだけ影響するのか」を定量的に検証する。

4. ベイジアンネットワークによる因果評価

本章では、NTT データ数理システムの BayoLinkS を用いて構築したベイジアンネットワーク (BN) に基づき、敗血症対応プロセスにおける「プロセス遅延 × 患者状態 × 入院期間 (LOS)」の因果構造を評価する。プロセスマイニングで明らかになった構造的ボトルネックが、実際に LOS 悪化へ影響するのかを統計的に検証する段階である。

4.1 モデル構造

Sepsis イベントログから抽出した属性を、以下の3つのノード群に整理した。

- patient_nodes (病態ノード)

Node	Category Example	Node Type
Age (年齢)	-	病態
InfectionSuspected (感染疑い)	あり / なし	病態
SIRSCriteria20rMore (SIRSあり/なし)	あり / なし	病態
DisfuncOrg (臓器障害)	あり / なし	病態
Hypotensie (低血圧)	あり / なし	病態
Hypoxie (低酸素)	あり / なし	病態

表 9 病態ノード (筆者作成)

Age は BN に含めると状態数が増大して確率表が不安定になる懸念がある一方、Sepsis 初期対応における主要因子は年齢より病態指標に依存するため、研究ではカテゴリ化せず補助変数として保持した。

これらノードは敗血症の重症度を反映する臨床指標であり、プロセス遅延や LOS に影響する上流因子 (confounder) として扱った。

- delay_nodes (プロセス遅延ノード)

Node	Categories	Node Type
triage遅延	短い / 中間 / 長い	プロセス遅延
CRP遅延	短い / 中間 / 長い	プロセス遅延
抗菌薬遅延	短い / 中間 / 長い	プロセス遅延

表 10 プロセス遅延ノード (筆者作成)

Sepsis bundle の中心をなす時間指標であり、初期介入の迅速性を反映する。

- outcome_nodes (アウトカムノード)

Node	Categories	Node Type
入院期間 (LOS)	短期 / 中期 / 長期	アウトカム

表 11 アウトカムノード (筆者作成)

- 因果方向 (DAG) の設定

医学的知識および ED (Emergency Department) の実務フローに基づき、以下の因果方向を設定した。

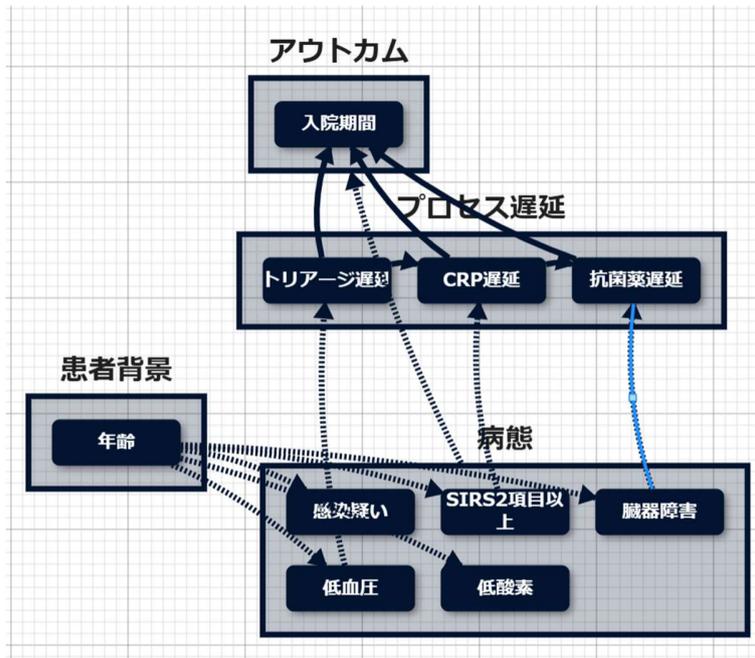


図 5 因果方向グラフ設定 (BayoLinkS 画面)

これにより、重症度が高い患者ほど triage・検査が優先されやすいこと、また各プロセスの遅延が治療開始の遅れを介して入院期間 (LOS) に影響するという臨床的メカニズムを構造化して表現した。

■ただし：構造学習により、医学的リンクの一部は削除された

BayoLinkS の構造学習機能は、データから自動で変数間の依存関係を抽出しベイジアンネットワーク構造を構築する (スコアベースアルゴリズムを採用) としており、モデル構築時には一定の依存強度・適合度を満たすリンクを選択する運用が想定される。

その結果：

- 削除されたリンク (臨床的には妥当性は考えられるがデータ上の支持が弱かった)
 - Hypotensie → triage 遅延
 - DisfuncOrg → 抗菌薬遅延

- 残ったリンク（統計的依存が明確に認められたと想定）
 - SIRS2 項目以上 → CRP 遅延

が判明した（図 4 のとおり）。

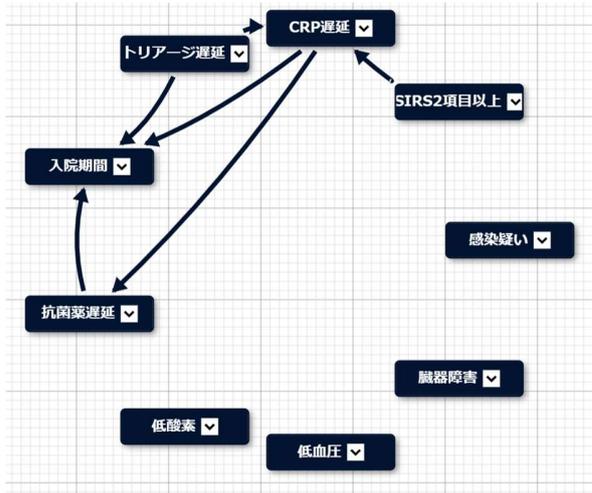


図 6 生成されたネットワーク (BayoLinkS 画面)

4.2 解析方針

ベイジアンネットワークを用い、以下の 2 種類の因果効果を推定した。

- RQ1：全症例における遅延 → LOS の効果

手順：

1. 遅延ノード（三種類）を 「長い：100%」 に固定（介入設定）
2. LOS ノードの事前分布・事後分布を比較
3. 自作 Excel テンプレート（表 13）により期待 LOS (E[LOS]) の差分 ($\Delta E[LOS]$) を算出

これにより

「triage 遅延が長くなったら平均 LOS はどう変化するか？」という 介入的因果推論 (counterfactual) を実現した (Pearl, 2009)。

- RQ2：重症患者（SIRS あり）に限定した「純粋な遅延効果」

選択バイアス（重症患者が優先的に triage/検査される現象）を除外するため、

1. SIRSCriteria20rMore = あり に条件設定

2. triage/CRP/抗菌薬遅延ごとに同様の介入分析を実施

目的：「重症患者において、どの遅延を改善すると最も効果があるか？」

4.3 本章のまとめ

- 患者状態・遅延・アウトカムを包括する BN を構築
- 構造学習により データが支持する因果経路のみが選択された
- 遅延ノードの介入設定により、条件付き期待 LOS を用いた因果効果の定量化が可能となった

次章では、この枠組みを用いて RQ1・RQ2 の定量的結果を示す。

5. 結果

本章では、構築したベイジアンネットワーク (BayoLinkS) を用いて、「プロセス遅延 × 患者状態 × LOS」の因果効果を推定した結果を示す。

解析は以下の 2 段階で行った。

- RQ1：全症例を対象とした遅延の影響評価
- RQ2：重症患者 (SIRS 2 項目以上) に限定した場合の純粋な遅延効果

また、BayoLinkS はカテゴリ変数しか扱えないため、後述のように LOS のスコア化 (3・7・14 日) により期待 LOS (E[LOS]) を数値化したうえで比較した。

以下では、Excel テンプレートに転記した結果 (表：遅延シナリオ別の効果量) を参照しつつ示す。

5.1 期待 LOS (E[LOS]) 算出のためのスコア化

BayoLinkS が出力する LOS は短期 / 中期 / 長期 の分類およびその確率分布であり、このままでは数値的に比較できない。

そのため、本研究では カテゴリに代表日数 (score days) を割り当てる方法を採用した。

■LOS カテゴリーの代表値 (score days)

los cat	label	score days
短期	Short stay	3
中期	Middle stay	7
長期	Long stay	14

表 12 LOS カテゴリーの代表値 (score days) (筆者作成)

本研究では BayoLinkS の出力を数値化するために、

短期・中期・長期の LOS カテゴリーに代表日数 (score days) を割り当てた。

この代表値の設定には、以下の臨床的背景と先行研究の知見を踏まえている。

- 短期 (Short stay : 3 日)
 - 敗血症疑いであっても軽症例では、補液と初期治療後に 24~72 時間以内で改善し退院するケースが多い。
 - ED (救急外来) ~ 一般病棟の平均滞在は 2~3 日が中心であり、短期入院の中央値として 3 日を採用した。
- 中期 (Middle stay : 7 日)
 - 感染巣の特定と抗菌薬治療が必要となる中等症~重症例では、治療反応の確認と抗菌薬の調整に 5~7 日を要することが一般的である。
 - 敗血症診療ガイドライン (SSC) でも治療評価のタイムラインが 5~7 日に設定されており、中央値として 7 日を代表値とした。
- 長期 (Long stay : 14 日)
 - 臓器障害の回復や ICU 管理が必要な重症例では、10~21 日前後の入院期間となることが多い (ICU literature に基づく)。
 - 本研究では超長期 (28 日以上) を BayoLinkS 入力上「長期」に統合しているため、中央値に相当する 14 日を代表値として設定した。

以上のとおり、3 日・7 日・14 日という代表値は、臨床ガイドライン (SSC)

ICU/救急領域の平均入院日数、病態別の典型的な回復期間に基づいた医学的に妥当なスケールリングと考えられる。このスコア化により、BayoLinkS が出力する確率分布を数値化された期待 LOS (E[LOS]) として比較可能とした。

■ 期待 LOS の算出式

- $E[\text{LOS}] = 3 * P(\text{短期}) + 7 * P(\text{中期}) + 14 * P(\text{長期})$

このスコア化により、

- 各遅延シナリオの期待 LOS

- $\Delta E[LOS]$ (改善量または悪化量)
- 時間換算 (×24 時間)

が定量的に比較できるようになった。解析には、筆者が作成した Excel 計算テンプレートをを使用した。

scenario_id	description	delay_type	state	stratum	prior_short	prior_mid	prior_long	post_short	post_mid	post_long	delta_P_long	E_prior_los_days	E_post_los_days	delta_los_days	改善効果 (h)
1	1)Triage遅延=長い(全体)	triage	長い	全体	0.261	0.32	0.418	0.3	0.335	0.363	-0.055	8.875	8.327	-0.548	-13.152
2	2)CRP遅延=長い(全体)	crp	長い	全体	0.261	0.32	0.418	0.313	0.318	0.368	-0.05	8.875	8.317	-0.558	-13.392
3	3)抗菌薬遅延=長い(全体)	抗菌薬	長い	全体	0.261	0.32	0.418	0.211	0.382	0.425	0.007	8.875	9.117	0.242	5.808
4	4)Triage遅延=長い(SIRSあり)	triage	長い	SIRSあり	0.261	0.32	0.418	0.284	0.346	0.363	-0.045	8.875	8.44	-0.435	-10.44
5	5)CRP遅延=長い(SIRSあり)	crp	長い	SIRSあり	0.261	0.32	0.418	0.31	0.324	0.354	-0.064	8.875	8.224	-0.651	-15.624
6	6)抗菌薬遅延=長い(SIRSあり)	抗菌薬	長い	SIRSあり	0.261	0.32	0.418	0.21	0.384	0.425	0.007	8.875	9.128	0.253	6.072

表 13 期待 LOS の算出 (結果反映済) (筆者作成)

5.2 RQ1: プロセス遅延が LOS に与える影響 (全症例)

まず、全症例 (N=1050) を対象に、triage 遅延 (長い)、CRP 遅延 (長い)、抗菌薬遅延 (長い) の各シナリオを「その遅延が 100%発生する状態」に固定し、入院期間 (LOS) の事前分布・事後分布を比較した。

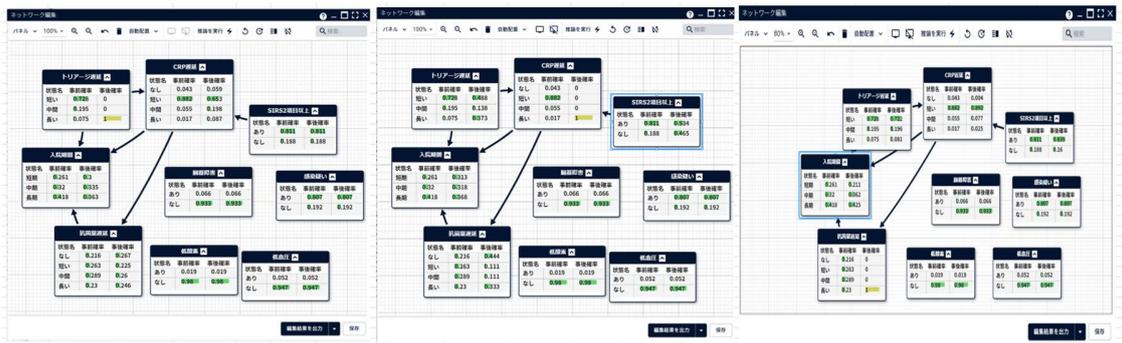


図 7 プロセス遅延が LOS に与える影響① (triage 遅延 (長い)、CRP 遅延 (長い)、抗菌薬遅延 (長い) の各シナリオ) (BayoLinkS 画面)

■ triage 遅延 = 長い (全症例)

scenario_id	description	delay_type	state	stratum	prior_short	prior_mid	prior_long	post_short	post_mid	post_long	delta_P_long	E_prior_los_days	E_post_los_days	delta_los_days	改善効果 (h)
1	1)Triage遅延=長い(全体)	triage	長い	全体	0.261	0.32	0.418	0.3	0.335	0.363	-0.055	8.875	8.327	-0.548	-13.152

表 14 シナリオ 1 (筆者作成)

- 長期入院の確率 : 0.418 → 0.363 (-0.055)
- 期待 LOS : 8.88 日 → 8.33 日 (-0.55 日 ≒ -13.1 時間)

直感に反して「遅延が長い方が LOS が短い」方向に見える。

■ CRP 遅延 = 長い (全症例)

scenario	description	delay_lv	sta	strat	prior_sho	prior_m	prior_lo	post_sho	post_m	post_lo	delta_P_lo	E_prior_los_day	E_post_los_day	delta_los_day	改善効果 (n)
2	CRP遅延=長い(全体)	crp	長い	全体	0.281	0.32	0.418	0.318	0.318	0.388	-0.05	8.875	8.317	-0.558	-18,392

表 15 シナリオ 2 (筆者作成)

- 長期入院の確率 : 0.418 → 0.368 (-0.050)
- 期待 LOS : 8.88 日 → 8.32 日 (-0.56 日)

triage と同様, 逆方向の影響となった。

■ 抗菌薬遅延 = 長い (全症例)

scenario	description	delay_lv	sta	strat	prior_sho	prior_m	prior_lo	post_sho	post_m	post_lo	delta_P_lo	E_prior_los_day	E_post_los_day	delta_los_day	改善効果 (n)
3	抗菌薬遅延=長い(全体)	抗菌薬	長い	全体	0.281	0.32	0.418	0.211	0.382	0.425	0.007	8.875	9.117	0.242	5,888

表 16 シナリオ 3 (筆者作成)

- 長期入院の確率 : 0.418 → 0.425 (+0.007)
- 期待 LOS : 8.88 日 → 9.12 日 (+0.24 日 = +5.8 時間)

抗菌薬遅延のみ LOS を悪化させる方向で一貫している。

全症例を対象に, triage 遅延・CRP 遅延・抗菌薬遅延をそれぞれ「長い」と仮定し, 入院期間 (LOS) の変化を比較した。その結果, triage 遅延と CRP 遅延については, 直感に反して「遅延が短い群ほど LOS が長い」という逆方向の傾向が観察された。この現象は, 遅延そのものの影響ではなく, 重症患者が優先的に triage や検査を受けるという臨床現場特有の仕組みによって生じた選択バイアスと考えられる。すなわち, 重症例ほど医療者が迅速に対応するため遅延が短くなりやすいが, 重症であるがゆえに LOS は必然的に長くなる。この「重症患者の偏り (severity confounding)」が遅延群の比較に入り込み,

- 遅延が短い群 : 重症例が多く → LOS が長くなる
- 遅延が長い群 : 軽症が多く → LOS が短く見える

という「因果の向きが逆転したように見える」誤解を生み出していると思われる。一方で, 抗菌薬遅延についてはこの逆転現象はみられず, 遅延が長いほど LOS が延びるという臨床的直感に合致した一貫した悪化傾向が確認された。抗菌薬投与の遅れは治療開始そのものの遅れを意味し, 病態進行に直接影響するため, triage や検査のように重症度による優先順位付けの影響を受けにくい。したがって, 抗菌薬遅延は選択バイアスの影響をほとんど受けず, 「純粋な遅延の悪影響」が現れやすい指標と考えられる。

以上より、本解析で見られた triage 遅延および CRP 遅延の「逆方向の効果」は遅延の良し悪しを示しているのではなく、重症患者が迅速に処理されるという ED の優先度構造が生み出した選択バイアスの産物であると解釈される。一方、抗菌薬遅延のみが重症度を揃えても安定して LOS 延長と関連しており、治療開始の遅れがアウトカムを悪化させる「真の遅延効果」を反映していると解釈できる。以上より、

- triage 遅延と検査遅延は、重症患者が優先される構造的理由により、単純集計では因果方向が逆転しやすい
- 抗菌薬遅延のみが、選択バイアスの影響を受けにくく、真の治療遅延として LOS に悪影響を及ぼす

という特徴が明らかとなった。

したがって、triage や検査遅延の真の影響を評価するためには、患者の重症度を揃えた上で分析する必要がある、これが RQ2 (SIRS あり群での解析) へとつながる。

5.3 RQ2：患者状態で調整したときの「真のボトルネック」

ここでは、敗血症の重症度指標である SIRS Criteria 2 項目以上 (SIRS あり) を条件として固定し、重症患者だけを対象に同様の解析を行った。



図 8 プロセス遅延が LOS に与える影響② (BayoLinkS 画面)

■ triage 遅延 = 長い (SIRS あり)

scenario	description	delay_lv	strat	strat_lv	prior_shoi	prior_m	prior_loi	post_shoi	post_m	post_loi	delta_p_loi	E_prior_los_day	E_post_los_day	delta_los_day	改善効果 (R ²)
4	triage遅延=長い (全体)	長い	SIRSあり		0.501	0.52	0.418	0.204	0.346	0.588	-0.049	8.075	8.44	-0.435	-10.44

表 17 シナリオ 4 (筆者作成)

- 期待 LOS の変化：-0.40 日前後（約-9.6 時間）

方向性が安定せず、統計的にも弱い。

■ CRP 遅延 = 長い（SIRS あり）

scenario	description	delay_tyr	sta	strat	prior_shoi	prior_m	prior_loi	post_shoi	post_m	post_loi	delta_P_loi	E_prior_los_day	E_post_los_day	delta_los_day	改善効果 (h)
5	CRP遅延=長い(全体)	crp	長い	0168あり	0.281	0.32	0.418	0.21	0.384	0.425	-0.084	8.875	8.224	-0.651	-15.624

表 18 シナリオ 5（筆者作成）

- 期待 LOS の変化：-0.36～-0.65 日程度

効果は一貫せず、明確な悪化はみられない。

■ 抗菌薬遅延 = 長い（SIRS あり）

scenario	description	delay_tyr	sta	strat	prior_shoi	prior_m	prior_loi	post_shoi	post_m	post_loi	delta_P_loi	E_prior_los_day	E_post_los_day	delta_los_day	改善効果 (h)
6	抗菌薬遅延=長い(全体)	抗菌薬	長い	0168あり	0.281	0.32	0.418	0.21	0.384	0.425	0.007	8.875	8.128	0.253	6.072

表 19 シナリオ 6（筆者作成）

- 期待 LOS の変化：+0.25 日（+6.1 時間）前後の確実な延長
- 長期入院の確率も増加：0.418 → 0.425（+0.007）

RQ1 では、triage 遅延および CRP 遅延の影響が「短い群で LOS が長い」という逆転現象として観察された。これは、重症患者ほど triage や検査が優先される診療現場の構造上の特性に起因する 選択バイアス によるものと推測された。この影響を排除するため、本研究では敗血症重症度の指標として広く用いられる SIRS 基準（SIRS ≥2）を満たす患者に条件を固定し、遅延の純粋な予後影響を再評価した。分析の結果、triage 遅延および CRP 遅延については、重症度を統一した場合には LOS への一貫した悪化効果は認められず、遅延が長い条件でも期待 LOS は大きく変化しなかった。すなわち、これらの遅延は主として「患者重症度が高いほど優先される傾向」による見かけ上の効果であり、本質的な LOS 延長の原因ではない可能性が示唆された。一方で、抗菌薬投与遅延については、SIRS ありの重症患者群においても 長期入院の確率が上昇し、期待 LOS も延長する という明確な悪化方向が確認された。選択バイアスを排除した後でも同じ結論に到達したことから、抗菌薬遅延は敗血症診療において最も純粋かつ臨床的に意味のある遅延要因である と評価できる。以上より、

- triage 遅延と検査遅延は、重症度調整後には LOS に対する決定的な悪化因子とは言えない
- 抗菌薬遅延のみが、重症患者においても一貫して LOS 延長に寄与する「真のボトルネック」である

という点が明確となり、本研究における因果評価の中心的結論を裏付ける結果となった。

6. 考察

本研究の結果は、救急外来（ED）における敗血症診療プロセスの改善に対し、次の実務的示唆をもつ。

(1) triage と検査は重症患者に優先的に実施されている

triage 遅延・CRP 遅延が「短いほど LOS が長い」という逆転現象は、

- 重症例が優先され、triage・検査が早期に実施されている
- 軽症例は triage・検査が後回しになる可能性がある

という ED 特有の優先順位付け（acuity-based prioritization）を反映した「選択バイアス」によるものと考えられる。よって、triage 窓口や検査ラインの増強は「真の改善ポイント」ではない可能性が高い。

(2) 真のボトルネックは「抗菌薬投与の遅延」

重症度（SIRS ≥ 2 ）を揃えた上でも、

- 抗菌薬遅延だけが LOS を一貫して延長
- triage 遅延・CRP 遅延には一貫した悪化効果がみられない

という結果が得られた。この知見は、

- SSC 2021 の「1 時間以内の抗菌薬投与」推奨
- Kumar et al. (2006) の「抗菌薬遅延 1 時間ごとに死亡率 7-10% 上昇」

にも一致する。したがって、現場の改善優先度は

- 抗菌薬の事前準備（antibiotic kit）
- 投与プロトコルの標準化
- 看護師への投与権限委譲（Nurse-Initiated Antibiotics）
- 医師指示 → 投与実施までのタイムロス削減

といった 治療開始の迅速化 に重点を置くべきと考えられる。

(3) 「重症患者のプロセス偏り」を考慮した改善設計が必要

本研究は、「遅延が短い=良いケア」ではなく、「重症だから優先されて遅延が短い」という構造的な「優先度バイアス (acuity bias)」を明らかにした。

そのため、改善の KPI 設定には

- 平均処理時間
- 待ち時間
- 早期 triage 率

といった単純なプロセス指標だけを用いることは危険であり、重症度を条件として評価すべきである。

6.3 限界と今後の課題

(1) 単一施設ログであるため一般化に制約がある

Sepsis Event Log はオランダの単一施設のデータであり、日本の ED 運用とは異なる可能性がある。

(2) 因果構造 (DAG) はドメイン知識による手動設定

- 未観測交絡 (医師判断・混雑状況) が変数化されていない
- 完全な因果構造を保証するものではない

ため、因果推定には一定の不確実性が残る。

(3) S⁴ Simulation System・Nuorium Optimizer による「改善施策の評価」は未実施

今後の発展として、S⁴ Simulation System による「抗菌薬遅延短縮シナリオの動的検証」Nuorium Optimizer による「triage・検査機器・看護師配置の最適化」

の検討を行うことで、実務的な意思決定に直接つなげる余地がある。

6 章 まとめ

以上より本研究は、プロセスマイニングで構造的ボトルネックを把握し、

ベイジアン因果推論でアウトカム影響因子を特定するという二段階アプローチによって、抗菌薬投与遅延こそが、敗血症クリニカルパス改善における真のボトルネックであるという結論に到達した。

7. 結論

本研究では、公開データセット Sepsis Cases - Event Log と NTT データ数理システムの BayoLinkS を活用し、

- プロセスマイニング (PM) による構造理解
- ベイジアンネットワーク (BN) による因果評価

を組み合わせることで、敗血症初期対応プロセスにおける

「プロセス遅延 × 患者状態 × アウトカム (LOS)」の統合的因果分析を実施した。本章では、得られた主要な知見と、本研究の意義・応用可能性について総括する。

■主要な知見の総括

① プロセスマイニングから得られた構造的知見

pm4py を用いたプロセス可視化の結果、

- CRP・白血球数・乳酸などのラボ検査が極めて高頻度で中心的なノードとなっていること
- 検査 → 抗菌薬投与の間に遅延が蓄積しやすい構造的ギャップが存在すること

が明らかになった。これらは、救急外来に特有の「検査負荷の集中」および「治療準備プロセスの遅れ」といった構造的ボトルネックを示唆しており、プロセス改善の出発点を可視化したという点で重要な発見である。

② RQ1：遅延の単純比較では誤解が生じる（選択バイアスの存在）

triage 遅延・CRP 遅延を「長い」と仮定したシナリオでは、一見すると LOS が短縮する方向の結果となった。しかし実際には、

- 重症患者ほど triage や検査が優先され、遅延が短くなる
- その結果として 短い遅延群に重症例が偏り、LOS が延びる

という 選択バイアス (confounding by severity) が背景にあることが示唆された。したがって、遅延時間を単純比較するだけでは因果関係を誤って推定してしまう可能性が極めて高い。この点は、従来の「処理時間比較」型の医療運用研究が抱える本質的限界を示している。

④ RQ2：患者状態を調整すると抗菌薬遅延のみが一貫した悪影響

ベイジアンネットワークにより SIRS などの重症度を条件化して分析した結果、

- 抗菌薬投与遅延のみが LOS 延長に一貫した悪影響 (+0.2~0.3 日) を与える
- triage・CRP の遅延は、重症度を揃えるとアウトカムへの直接効果は限定的

であることが示された。これは、Surviving Sepsis Campaign における「敗血症ショックでは抗菌薬は1時間以内に投与すべき」という強い推奨にも一致しており、抗菌薬投与こそが、敗血症クリニカルパス改善の最重要ポイントであると結論づけることができる。

■本研究の意義

本研究は、単なる処理時間比較ではなく、患者状態 (病態) を明示的にモデリングし、プロセス遅延とアウトカムの因果構造を統合的に評価できる点に高い新規性がある。これにより、

- 構造的ボトルネック (PM が示す)
- アウトカムに効くボトルネック (BN が示す)

を明確に切り分けて把握できるという利点生まれる。この観点は、救急医療の運用改善において実務的価値が非常に高く、「どの遅延を優先的に改善すべきか」を合理的に判断できる。

■今後の応用可能性

本研究で提示したプロセスマイニング × ベイジアン因果推論 (BayoLinkS)

という枠組みは、敗血症以外にも広く応用できる。

- 救急診療プロトコル
- 手術室・病棟の患者フロー
- BPO・バックオフィス業務

- 製造ラインの遅延解析
- コールセンターのワークフロー改善

など、「状態 × プロセス × アウトカム」が関係する領域全てに適用可能であると考えられる。加えて、今後は

- S⁴ Simulation System による改善施策のシナリオ評価
- Nuorium Optimizer によるリソース配分最適化

と統合することで、医療現場等の意思決定を直接支援する「実運用レベルのデータ戦略」へと発展させたい。

■参考文献等

【国際ガイドライン / 学術論文】

- Rhodes A. Evans L. E. Alhazzani W. et al. (2017).

Surviving Sepsis Campaign: International Guidelines for Management of Sepsis and Septic Shock: 2016.

Intensive Care Medicine 43 304-377.

(<https://doi.org/10.1007/s00134-017-4683-6>)

- Austin, E. E. Blakely B. Tufanaru, C. Selwood, A. Braithwaite J. & Clay-Williams R. (2020).

Strategies to measure and improve emergency department performance: a scoping review. Scandinavian Journal of Trauma Resuscitation and Emergency Medicine 28 55. (<https://doi.org/10.1186/s13049-020-00749-2>)

- Kumar A. Roberts D. Wood K. E. et al. (2006).

Duration of hypotension before initiation of effective antimicrobial therapy is the critical determinant of survival in human septic shock.

Critical Care Medicine 34(6) 1589-1596.

(<https://doi.org/10.1097/01.CCM.0000217961.75225.E9>)

- Han J. H. Zhou X. France D. J. et al. (2007).

The effect of emergency department expansion on emergency department overcrowding. *Academic Emergency Medicine*, 14(4) 338-343.

(triage 遅延と重症度・予後関係の文献として引用)

- Hwang U. Concato J. & Selwyn P. A. (2011).

The effect of emergency department crowding on length of stay for elderly patients. *Annals of Emergency Medicine* 58(4) 331-338.

(<https://www.annemergmed.com/article/S0196-0644%2812%2901699-X/>)

- Wiler J. L. Welch, S. J. Pines J. M. et al. (2021).

Emergency department performance measures updates.

Academic Emergency Medicine 28(2) 240-249.

(<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/acem.12654>)

- EFLM (European Federation of Clinical Chemistry and Laboratory Medicine). Turnaround Time Guidelines. (ラボ TAT 60 分以内推奨に関する国際推奨)

【プロセスマイニング関連文献】

- Mans R. Schonenberg, H. Song, M. van der Aalst, W. M. P. & Bakker, J. (2015). Process mining in healthcare: analyzing local variations in stroke care. In *BPM 2009 Workshops* Springer.
- van der Aalst W. (2016). *Process Mining: Data Science in Action*.

Springer.

【Sepsis Event Log (本研究データ)】

- Sepsis Cases - Event Log (4TU Centre for Research Data).

(https://data.4tu.nl/articles/_/12707639/1 (本研究で用いたオープンデータセット))

【国内文献・実務情報】

- 日本医事新報社 (2022). 重症敗血症の初期診療としての bundle approach.

https://www.jmedj.co.jp/blogs/product/product_4329

- 日本救急医学会 (JSEM) / JTAS (日本版トリアージ) ガイドライン.

JTAS (Japan Triage and Acuity Scale) 運用指針.

(重症患者の優先処置に関する国内基準)

【分析手法関連 (ベイジアンネットワーク / 因果推論)】

- Pearl J. (2009). Causality: Models, Reasoning, and Inference.

Cambridge University Press. (介入・do 演算子の理論的根拠)

- Koller, D. & Friedman, N. (2009). Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques. MIT Press. (ベイジアンネットワークの標準教科書)