

# AIを用いたICU診療の質改善フォーラム

重症系部門システムの時系列データを用いたAI解析について

横浜市立大学附属病院 集中治療部 部長

日本集中治療医学会 遠隔ICU委員会 委員長

NPO法人 集中治療コラボレーションネットワーク 副理事長

高木 俊介

# アジェンダ

- 医療分野へのAI活用の目的は？
- 当院でAI解析をするときに留意している点
- 当院で開発しているアルゴリズムの紹介

# アジェンダ

- **医療分野へのAI活用の目的は？**
- 当院でAI解析をするときに留意している点
- 当院で開発しているアルゴリズムの紹介

そもそも何故、AIを活用するのか？

2010年 12月6日 月曜日 23:15 邦人ドライバーがマレーシアで転倒事故



# 物体の自動検知



自動運転技術により、  
事故は減っていく？



# Self-driving vehicles could struggle to eliminate most crashes

June 4, 2020



Will autonomous vehicles be better than humans at predicting, planning and execution?

## RELATED

[What humanlike errors do autonomous vehicles need to maximize safety?](#)

Research paper

[More about advanced driver assistance](#)

## Media contact

✉ [Joe Young](#)

Director of Media Relations  
office +1 434 985 9244  
mobile +1 504 641 0491

3分の1のシンプルなミスは予測できる。

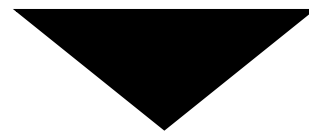
# Artificial intelligence in the intensive care unit



Christopher A. Lovejoy<sup>1,2\*</sup>, Varun Buch<sup>1</sup> and Mahiben Maruthappu<sup>1</sup>

## ICUにおけるAI活用の意味

- 急変の未然の予測
- 複雑な症例において最適治療の提案
- 診断にかかる時間の短縮

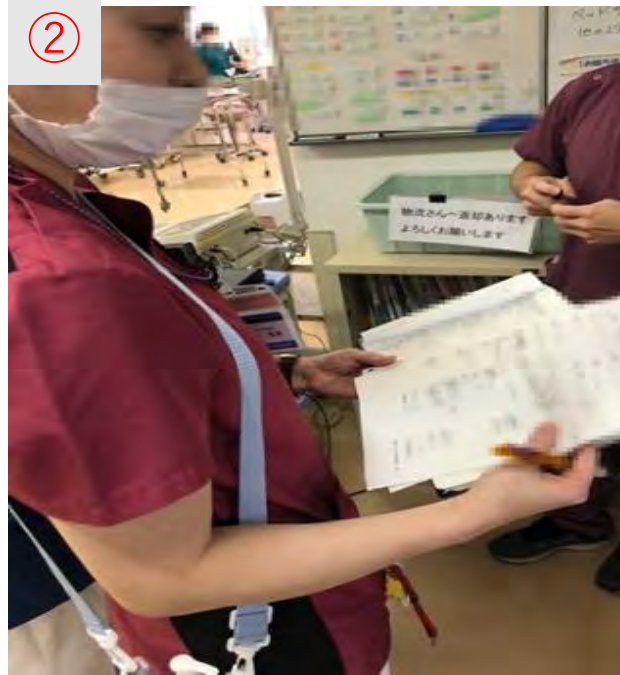
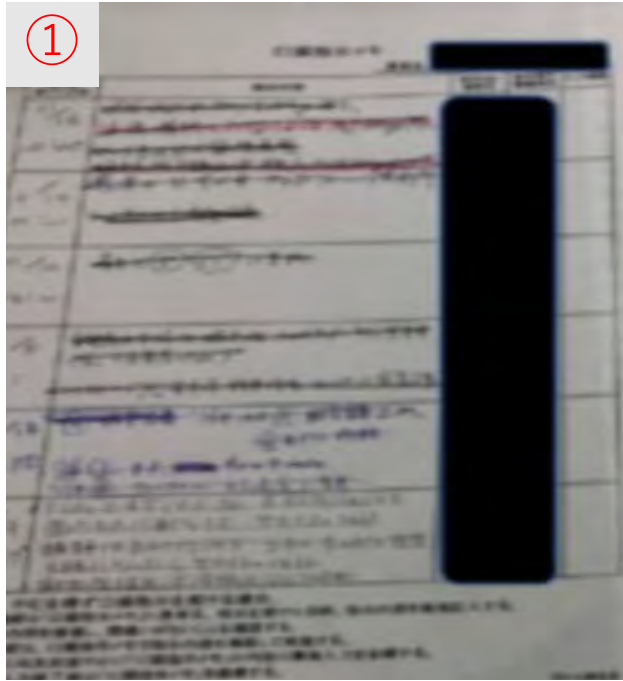


効率化により、**患者との接触する時間** ↑  
**医療者が経験を積む時間** ↑



# 集中治療/ICU の医療現場の実態

## 非効率な患者管理に起因する医療事故が多発

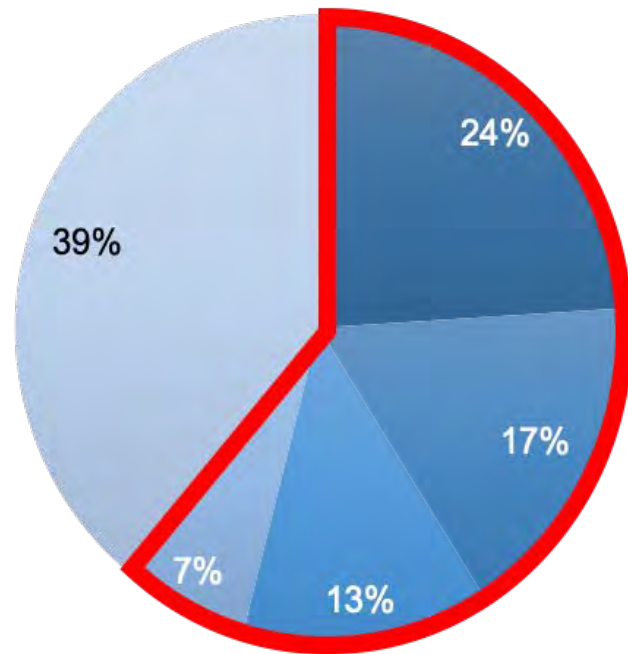


- ① 急な指示の変更は紙ベースや口頭で行われ、その後、電子カルテへ入力を行っている。
- ② 病床の入退室管理は紙のリストおよびホワイトボードを使用。
- ③ 急ぎの際は、口頭指示を手首に巻いたロール紙に記載

# 集中治療/ICU の医療現場の実態

非効率な患者管理に起因する医療事故が多発

## 集中治療室でのインシデントの原因

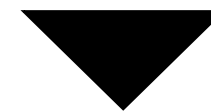


- 確認を怠った
- 観察を怠った
- 勤務が繁忙であった
- 連携ができていなかった
- その他

**“61% の医療事故はリアルタイムかつ**

**継続的な患者監視の不足と医療従事者**

**間の情報共有不足に起因する”**



**2/3 はシンプルなミス**

# 医療分野でのAI活用の意味は？

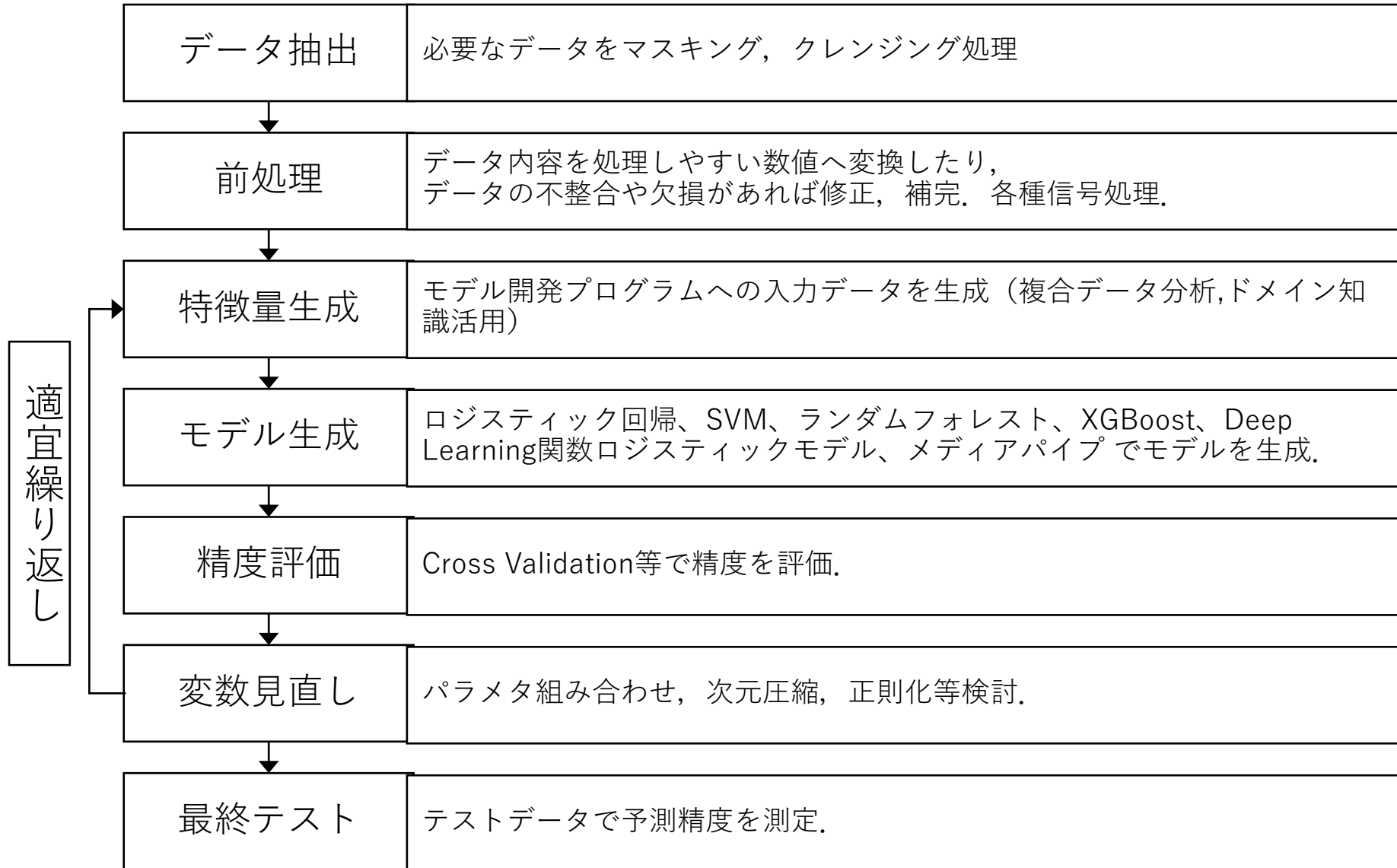
- 急変を未然もしくは瞬時に察知するアルゴリズムにより医療の質向上
- 業務効率化による働き方改革に資するアルゴリズム構築



# アジェンダ

- 医療分野へのAI活用の目的は？
- **当院でAI解析をするときに留意している点**
- 当院で開発しているアルゴリズムの紹介

# モデル構築プロセス



# 構造化されていない、時間軸もずれている。

## 注射指示の変更記録

## 観察記録

J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
	10									
		500	500							
		50	100							
		50	100							
		50	100							
		50	100							
		20	10							
		20	10							
		20	10							
		20	10							
		20	10							
		50	50							
		50	50							
		500	500							
		500	500							
		500	500							
		50	50							
		50	50							
		30								
		500	50							
		20	10							
		1000	200							
		50	50							



AO+high PEEP呼吸監視評価: 10 /分術後8GAs; 酸素化は良好、代謝性アシドーシスは進行略痰; 泡沫状・多量<plan>人工呼吸器  
 認した<plan>可能ならSAT<呼吸>#心原性肺水腫; VV-ECMO+high PEEP呼吸監視評価: 10 /分レントゲン上肺水腫やや改善<plan>  
 'A両側dull, シルエットサイン下行大動脈と横隔膜で陽性。肺うっ血改善傾向。気管チューブ位置変わりなし。胃管胃内。右内頸VよりECM  
 四肢のM6確認。意思疎通可<plan>SAT<呼吸>#心原性肺水腫; VV-ECMO+high PEEP呼吸監視評価: 10 /分レントゲン上肺水腫やや  
 CPA両側dull, シルエットサイン下行大動脈と左右横隔膜で陽性。肺うっ血改善傾向。気管チューブやや浅い。胃管胃内。右内頸VよりEC  
 術前SATで四肢のM6確認。意思疎通可<plan>SAT<呼吸>#心原性肺水腫; VV-ECMO 3L/min+PEEP 10呼吸監視評価: 10 /分#左  
 上行送血。上下大静脈脱血 経皮的に入っていたカニューレを適宜引き抜きポンプ回し、impella 抜去右側左房切開、MVR:P3送脱、切れ  
 脱室。止血時間かかり、心室内出血たまる傾向あり、ガーゼパッキングスペースで閉胸せず。術後左肺虚脱有り。水曜日に閉胸予定【  
 1/26 術前SATで四肢のM6確認。意思疎通可<plan>SATは循環動態優先して明日以降<呼吸>#心原性肺水腫; VV-ECMO 3L/min+P  
 動脈シルエツサイン陽性。feeding tube先端胃内。AXR-著変なし  
 系>フエンタニル、dexmedetomidine、propofol 1/26 術前SATで四肢のM6確認。意思疎通可11/27 鎮静継続<plan>SATは閉胸後<呼  
 脱室。止血時間かかり、心室内出血たまる傾向あり、ガーゼパッキングスペースで閉胸せず。術後左肺虚脱有り。水曜日に閉胸予定【  
 ルエツサイン下行Ao陽性 右内頸静脈-IVCIに送脱挿入 左内頸静脈CV-スワンガンツカテ  
 -ECMO離脱。閉胸縦隔血腫除去し洗浄。明らかな出血点なし脱転時に徐脈のためV-paceとしたが、血圧は下がる傾向があった。十分に  
 82期的閉胸術、VV-ECMO離脱しICU入室。【昨日の離床】安静度: 床上フリー目標Level: 2実施Level: 1【本日の離床】安静度: 端座位  
 脱で陽性 左下肺野の透過性低下は昨日と比較して改善 右下肺野透過性低下が昨日より増悪 気管チューブやや浅い 胃管は胃内A  
 -ECMO離脱。閉胸縦隔血腫除去し洗浄。明らかな出血点なし脱転時に徐脈のためV-paceとしたが、血圧は下がる傾向があった。十分に  
 82期的閉胸術、VV-ECMO離脱しICU入室。11/29M6確認。右鼠径シース抜去、夜間AとなりCII低下であったためDC施行しsinusに復帰【昨  
 隔腹で陽性 左下肺野の透過性低下は昨日と同程度 気管チューブ位置適切 胃管は胃内 左鎖骨下CVC 右内頸静脈FDLカテーテ  
 透過性低下は昨日と同程度 新たな浸潤影の出現は無し 気管チューブ位置適切 胃管は胃内 左鎖骨下CVC 右内頸静脈FDLカテーテ  
 -ECMO離脱。閉胸縦隔血腫除去。明らかな出血点なし脱転時に徐脈のためV-paceとしたが、血圧は下がる傾向。十分に吸痰し、VV-EC  
 82期的閉胸術、VV-ECMO離脱しICU入室。11/29M6確認された。週末熱発あり、意識レベルも低下、血小板減少と血液濃縮あり。12/2  
 野の浸潤影はおおむね横ばい 気管チューブ位置適切 胃管は胃内 左鎖骨下CVC 右内頸静脈FDLカテーテル位置適切AXR:異常ガス  
 MO離脱。閉胸(十縦隔血腫除去)脱転時に徐脈のためV-paceとしたが、血圧は下がる傾向十分に吸痰し、VV-ECMO離脱。NO20PPM使  
 82期的閉胸術、VV-ECMO離脱しICU入室。11/29M6確認された。週末熱発あり、意識レベルも低下、血小板減少と血液濃縮あり。12/2  
 肺野の浸潤影はおおむね横ばい 気管チューブ位置適切 右内頸FDL。左鎖骨下CVCは位置適切 胃管は胃内AXR:大腸ガスあり 便塊  
 MO離脱。閉胸(十縦隔血腫除去)脱転時に徐脈のためV-paceとしたが、血圧は下がる傾向十分に吸痰し、VV-ECMO離脱。NO20PPM使  
 82期的閉胸術、VV-ECMO離脱しICU入室。11/29M6確認された。週末熱発あり、意識レベルも低下、血小板減少と血液濃縮あり。12/2  
 脱。左鎖骨下からCVカテーテルがあり、無名静脈内。胃管の先端は胃内、ED先端は幽門を超えている。AXR:大腸ガス少量、便の貯留  
 MO離脱。閉胸(十縦隔血腫除去)脱転時に徐脈のためV-paceとしたが、血圧は下がる傾向十分に吸痰し、VV-ECMO離脱。NO20PPM使  
 82期的閉胸術、VV-ECMO離脱しICU入室。11/29M6確認された。週末熱発あり、意識レベルも低下、血小板減少と血液濃縮あり。12/2  
 閉影は不変 右内頸からのFDL位置適切。左鎖骨下からCVカテーテルがあり、無名静脈内。胃管の先端は胃内、ED先端は幽門を超えて  
 脱。左鎖骨下からCVカテーテルがあり、無名静脈内。胃管の先端は胃内、ED先端は幽門を超えて

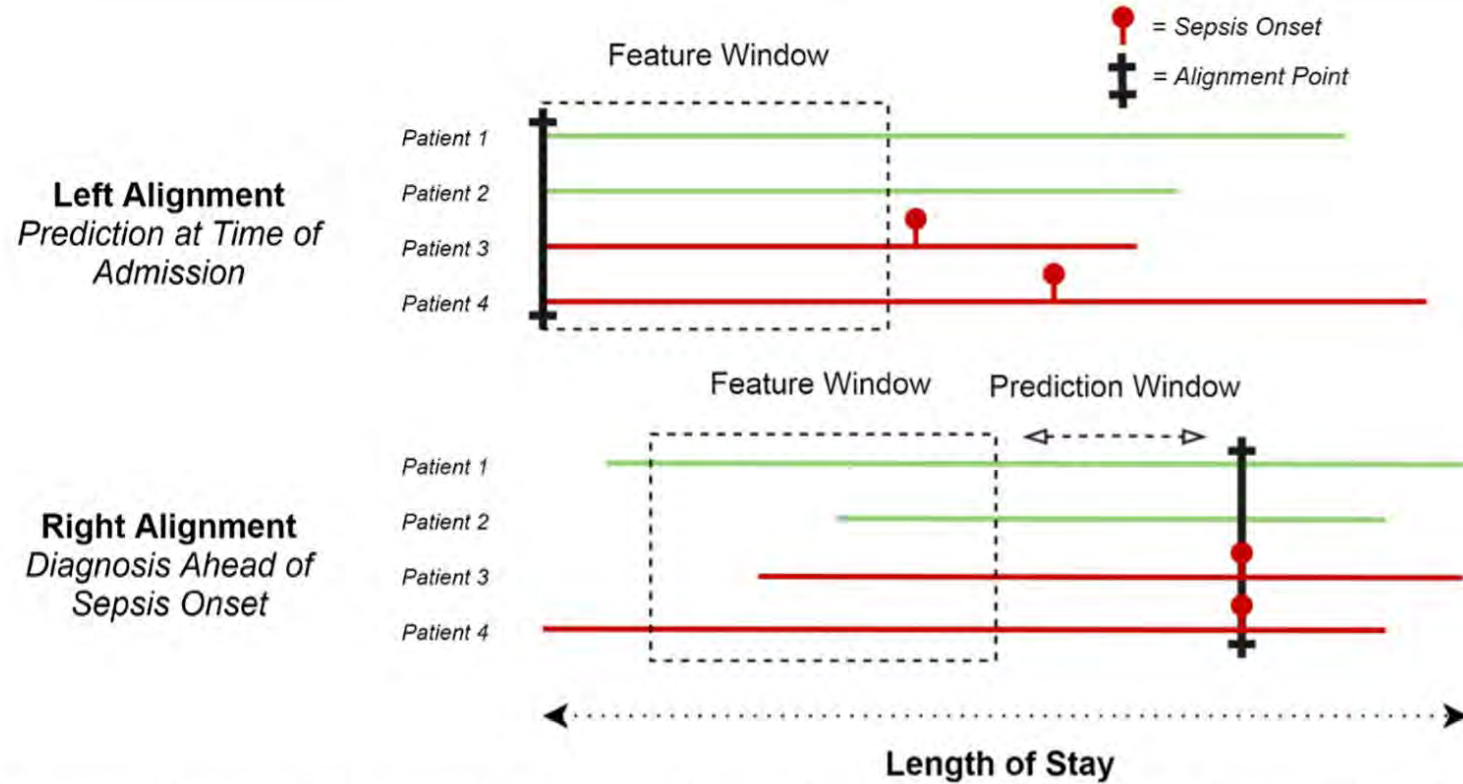
ビッグに間違えたBig Dataとなり、Deep Learning によりディープに間違える可能性がある。

参照：医療・ヘルスケアも「サイバーフィジカルシステム」の仕組みへ





# Machine learning for the prediction of sepsis: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy

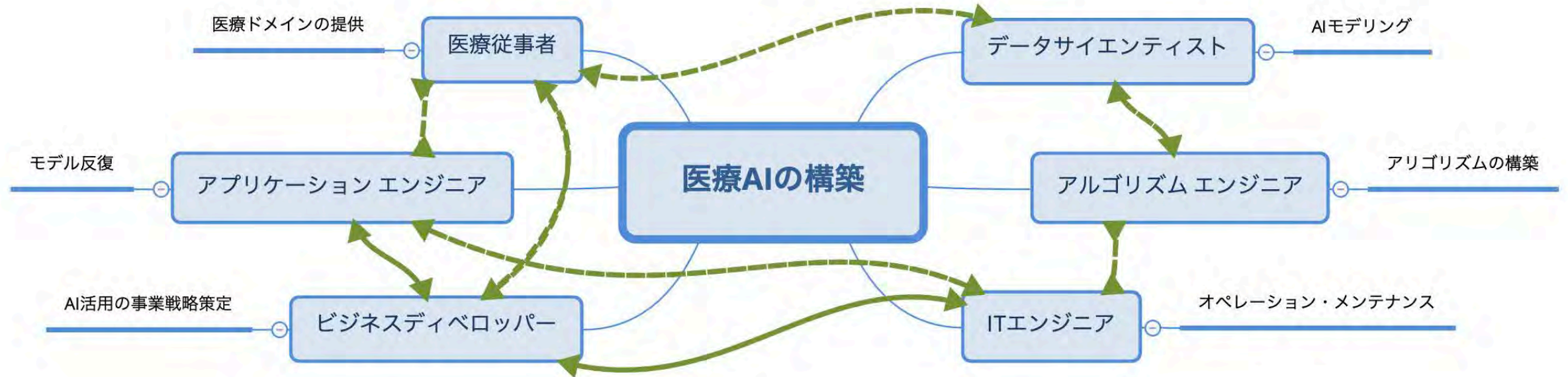


**Fig. 1** Left versus right alignment. Left alignment (top) versus right alignment (bottom). Cases are aligned at the alignment point, in the feature window data are collected, the prediction window is the time of the prediction ahead of sepsis onset. Red sepsis cases, green non-septic cases

予測をするタイミングを設ける事で、AI判定に応じた診療介入などの対応が可能となる。



# AIアルゴリズムを作るにはチームビルディングが必要



複数の役割、複数の技術、能力のステークホルダーが集まり構築していく。

ビジョンの共有、共通言語、コミュニケーションの質が問われる。

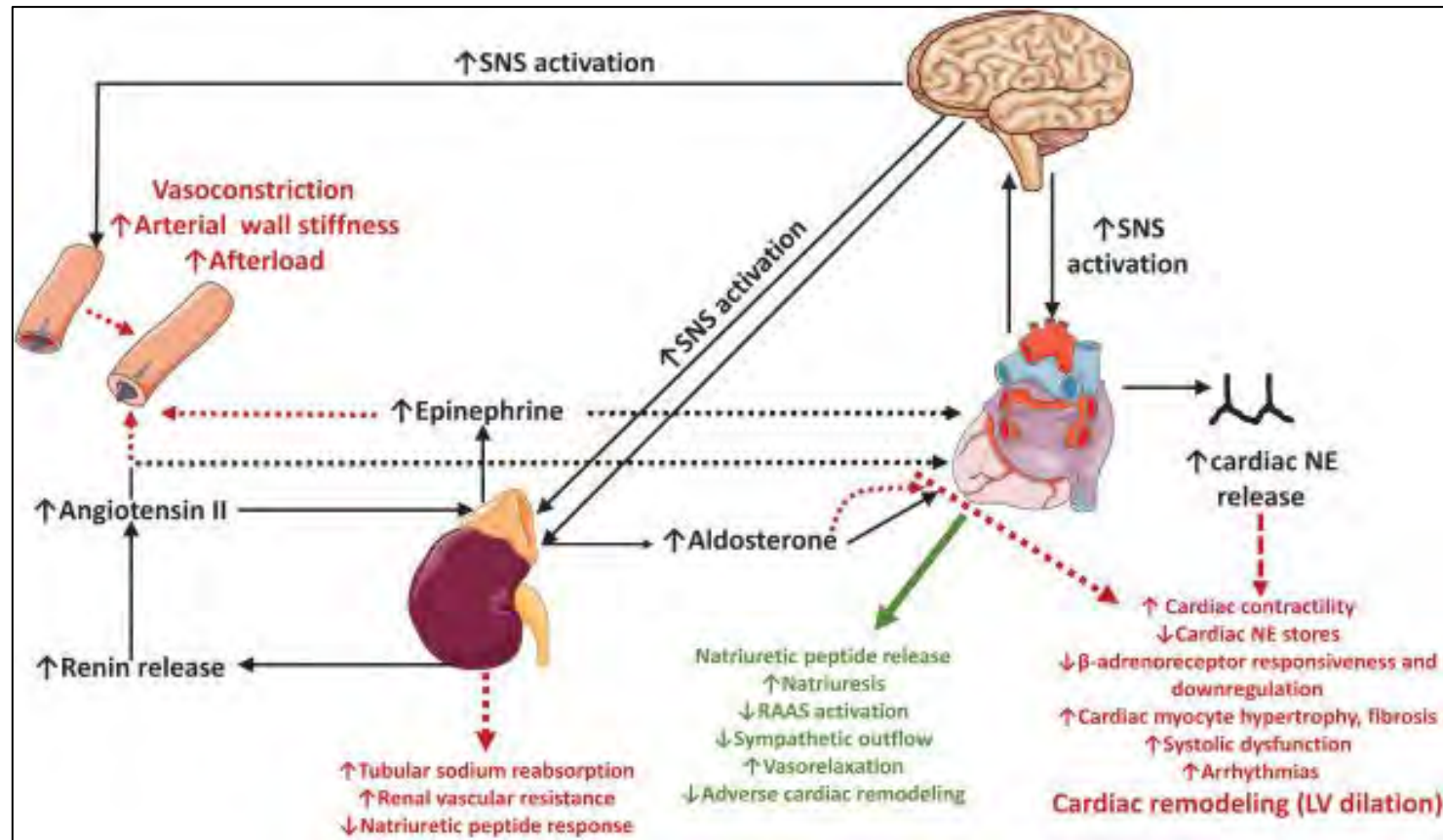
# 当院でのAIアルゴリズムの事例紹介

- ・ 時系列データを用いたAKI予測モデル構築
- ・ Hand Trackingを用いたリスク検知モデルの構築

# 当院でのAIアルゴリズムの事例紹介

- ・ 時系列データを用いたAKI予測モデル構築
- ・ Hand Trackingを用いたリスク検知モデルの構築

# 関数ロジスティックモデルを用いた心臓外科術後のAKIの予測について

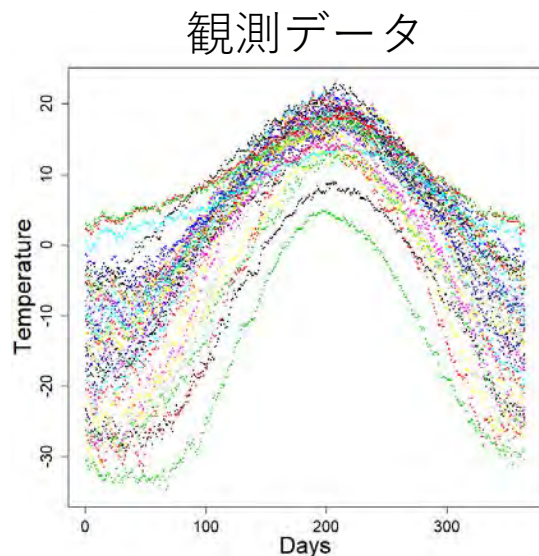


# 関数データ解析

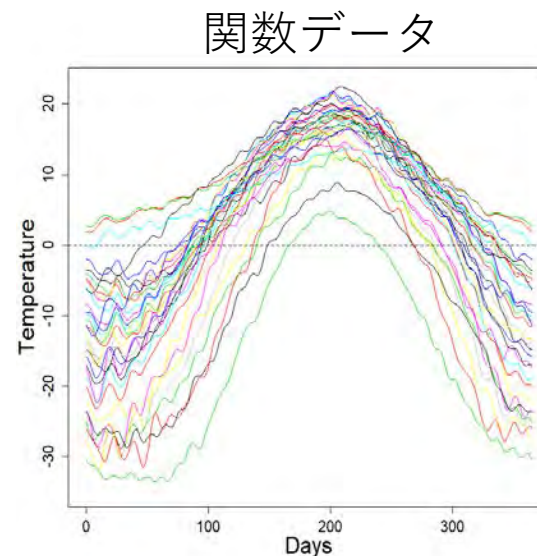
- 経時測定データは本来連続的に変化しているものと考え、各個体のデータを関数の集合として捉え、解析する方法 (Ramsay and Silverman, 2005)
- 気象データ、時系列遺伝子データ、GPSデータなど様々な分野での応用が報告されている

## 事例：カナダの35観測所における日別平均気温データ

- 35観測所365日分の観測データを35本の気温関数として捉えて、関数の集合を解析する



関数化



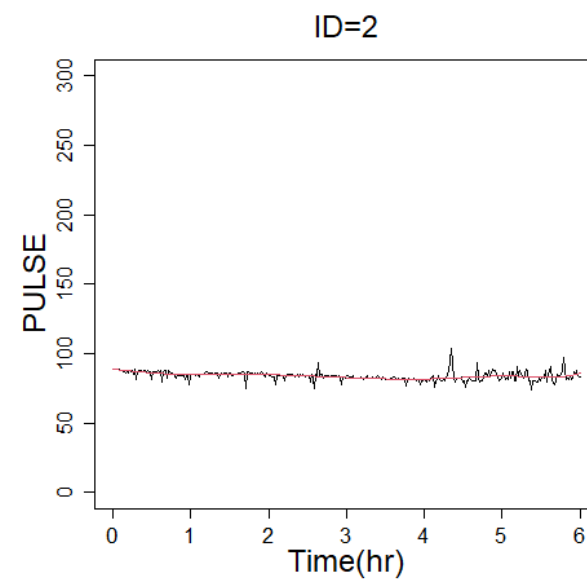
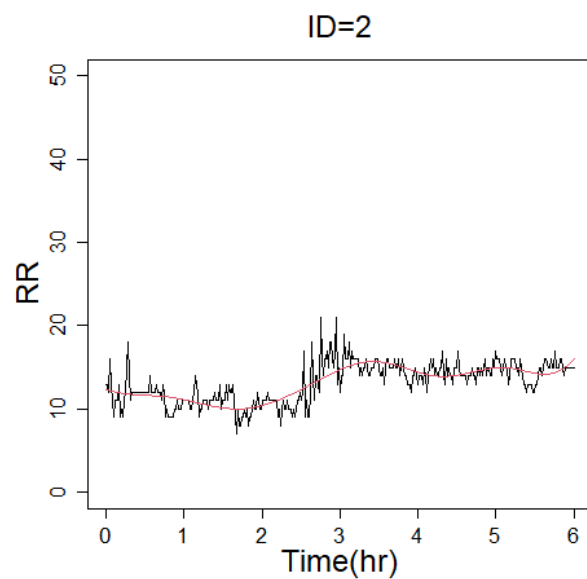
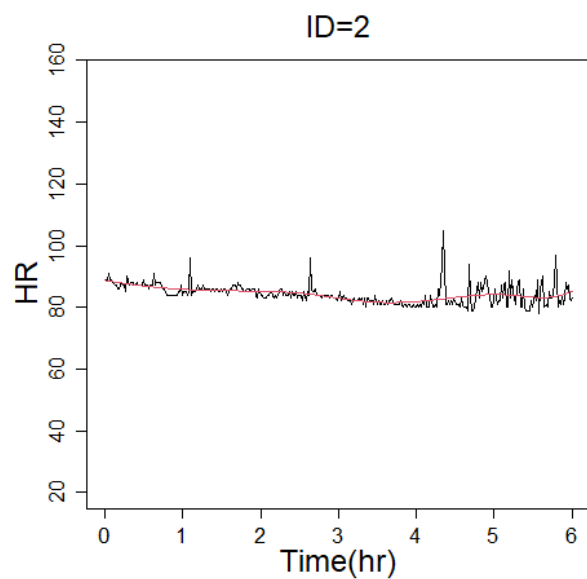
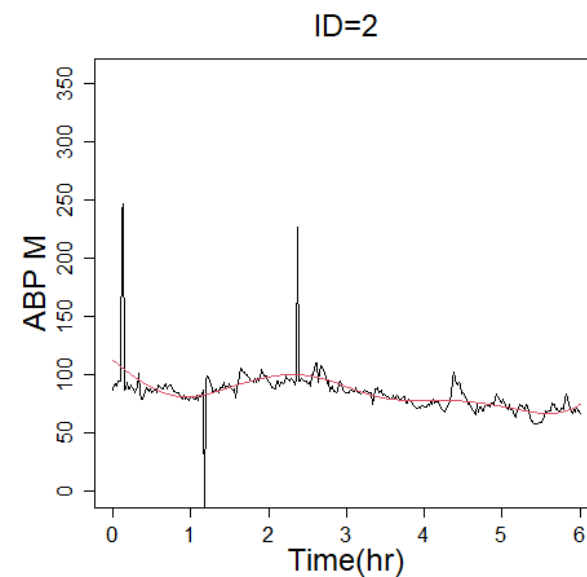
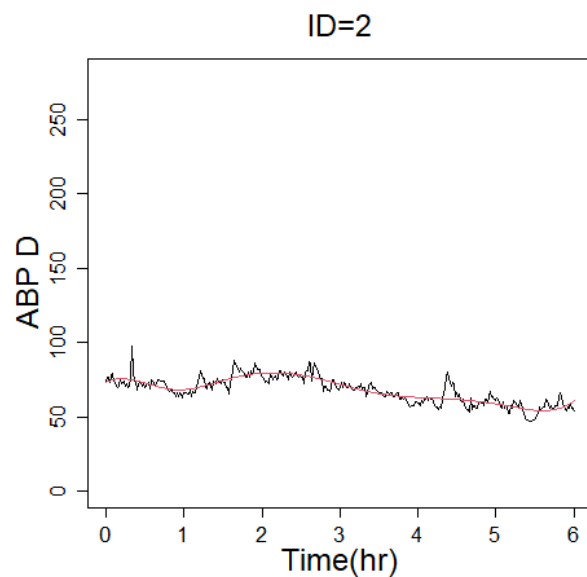
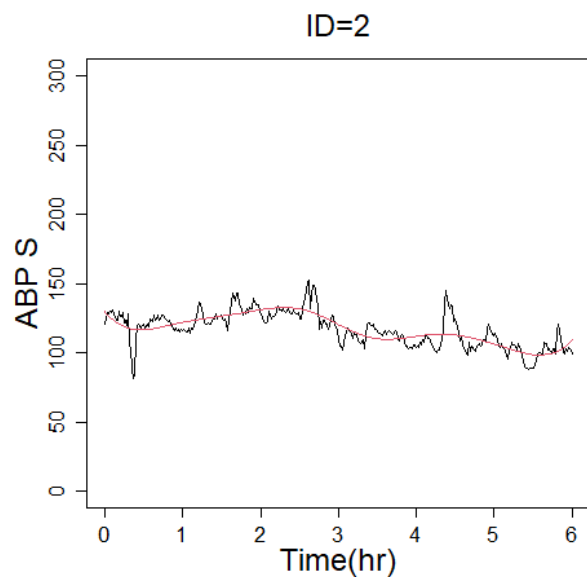
解析



- 回帰分析
- 判別分析
- 主成分分析
- クラスタリング
- 生存時間解析
- etc.

# 関数データ (個別症例)

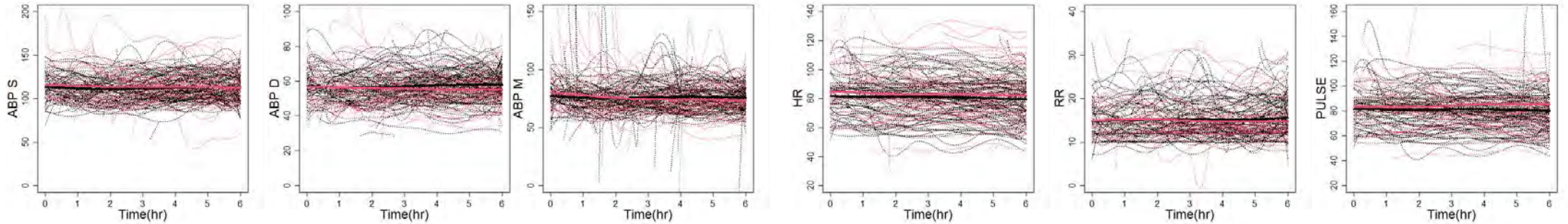
\* 起点0=ICU入室当日18:00  
\* 黒：観測データ、赤：関数データ



# 関数ロジスティックモデルに基づく分類予測：

## 1. 測定データの関数データ化

- スプライン関数により個体毎の全測定データを関数データ化



## 2. 関数ロジスティックモデル構築

- データ 心臓術後患者 211 (AKI 96, non AKI 115)
- 応答変数  $\{y_i; i = 1, 2, \dots, n\}$  : 二値データ (0: AKI発症あり、1: AKI発症なし)
- 説明変数  $\{x_{ik}(t); t \in \mathcal{T}, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, K\}$  :  $K$ 変数関数データ
- 条件付き確率を算出

$$\Pr(Y_i = 1|x_i) = \frac{\exp\{y(\beta_0 + \sum_{k=1}^K \int_T \beta(t)X(t)dt)\}}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^K \int_T \beta(t)X(t)dt)}$$

- モデル評価基準AICにより変数選択を行い、最適なモデルとして選択
- トレーニングデータ/テストデータ ( $n_{\text{train}}=100/n_{\text{test}}=115$ ) を3000回分ランダムに作成
- 条件付き確率が閾値0.5以上/未満で分類
- トレーニングデータ : 0.80 (0.69-1.00)
- テストデータ : 0.84 (0.78-0.89)

# 当院でのAIアルゴリズムの事例紹介

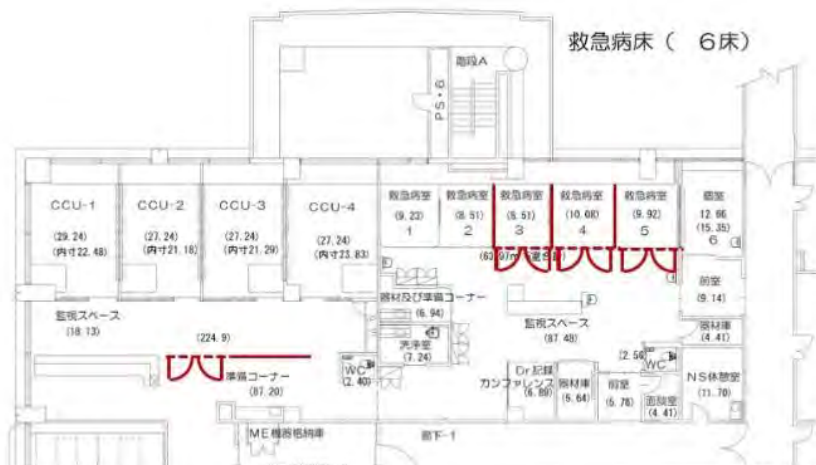
- ・ 時系列データを用いたAKI予測モデル構築
- ・ Hand Trackingを用いたリスク検知モデルの構築



# 集中治療/ICU の医療現場の実態

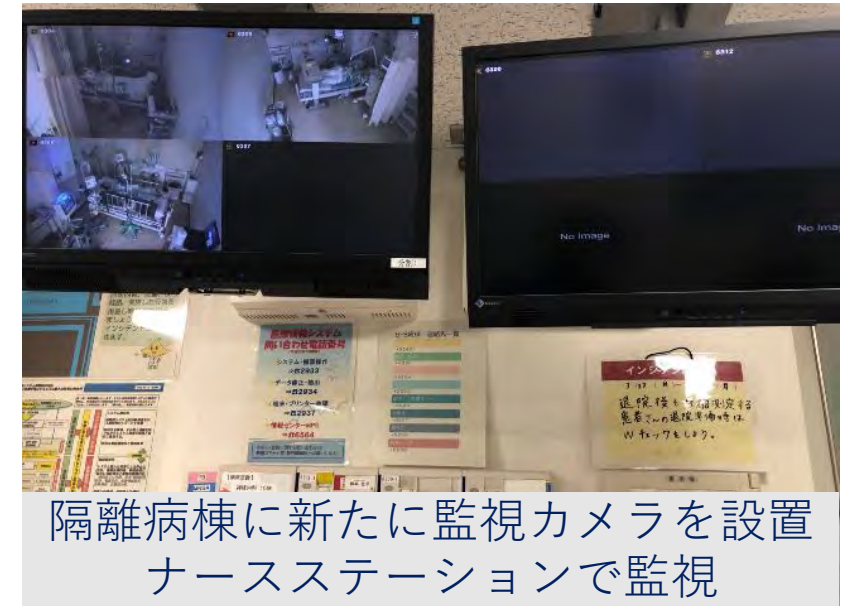
## COVID-19 の発生で感じた現場の焦り

COVID-19感染重症患者の隔離が、脆弱な監視・情報共有体制を露呈



COVID-19重症患者を隔離するため  
階を跨いだ病床再編を実施

フロアを跨ぐ  
病床再編への  
対応



隔離病棟に新たに監視カメラを設置  
ナースステーションで監視

急変の見落としは患者の命に大きく関わるが、現状の集中治療室のシステムでは、医療従事者が万遍なくリアルタイムに患者状態を把握できず、高品質な医療を提供できない

今、重症系病床で起きてる事

インシデントレポート書かなくちゃ



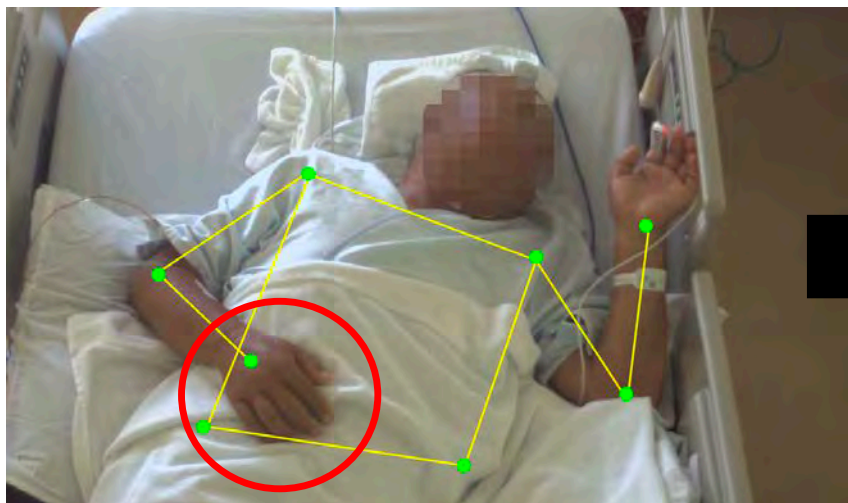
10件/月

カテーテル・ライン類・ドレーン事故抜去

一般病床だった頃の 3 倍

# Hand Tracking: 現状の検出フロー

Step1. 姿勢の検出



手の大まかな位置を検出  
手の周辺画像のみを抽出

Step2. 掌の検出 (※)



手の詳細な位置や  
角度を検出

Step3. 指関節の検出 (※)



指の細かな動きを  
検出

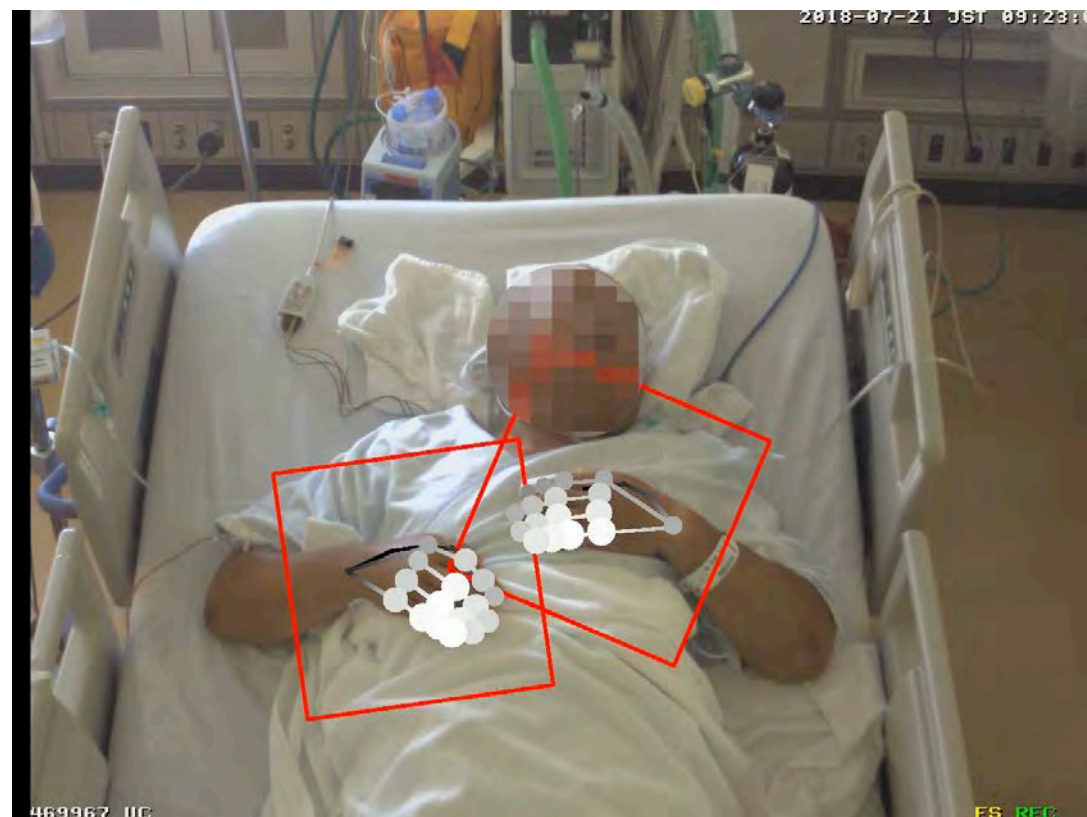
(※) ベースとなる技術はgoogle社提供のMediaPipe Hands

論文: <https://arxiv.org/abs/2006.10214>

# Hand trackingによるリスク検知モデル

フェーズ1：手の動きを検出

フェーズ2：危険行動の検知



# 本日のまとめ

- 何のために？
- 誰のために？
- どんなメリットがあるのか？
- 解析のためのデータ取得は可能か？
- 適切なチームが組んでいるか？
- これらをAI開発時に決める事が重要

御清聴ありがとうございました。

質問は下記にお願いします。

shun5323@yokohama-cu.ac.jp