

2021年9月6日(月)@計算メディカルサイエンスシンポジウム2021. @Zoom

# 病院での睡眠ポリグラフによるヒト 睡眠段階自動判定とその根拠提示

太田 玲央

計算科学研究センター研究員

情報情報学研究部門

データ基盤分野

筑波大学



計算科学研究センター  
Center for Computational Sciences



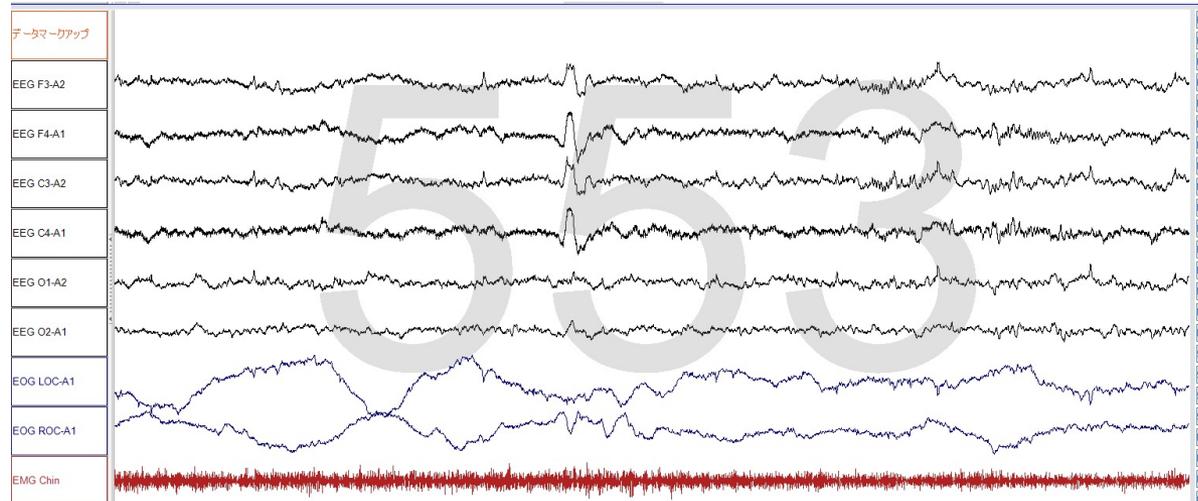
IIS



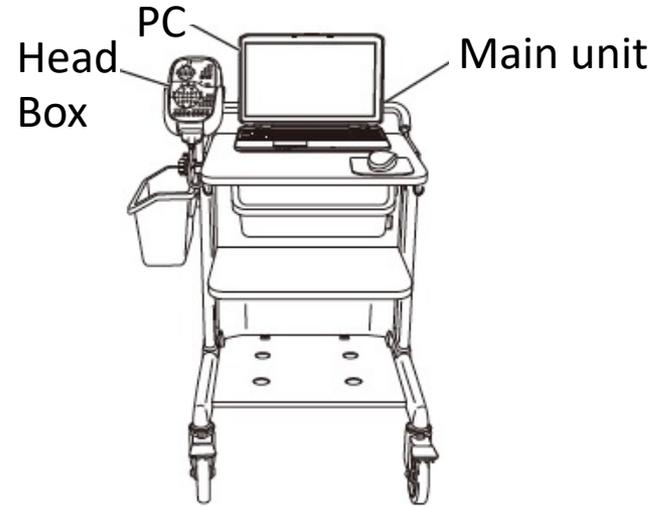
S'UIMIN  
Sleep is the Ultimate Intelligent Mechanism In Nature

# ヒトの睡眠ステージ判定

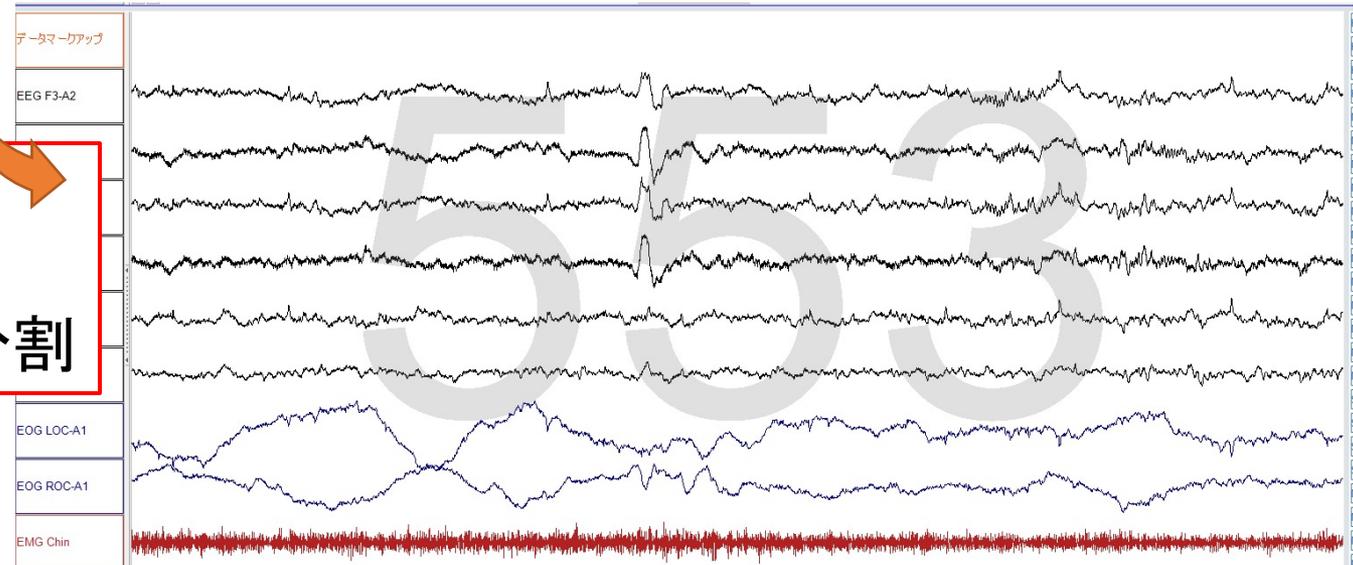
- 睡眠関連疾患の診断とそのため検査が通常は病院で行われる
- 睡眠ポリグラムに基づく睡眠段階判定が行われる
- 専門技師の手による終夜計測記録の判定には非常に時間がかかる
- 自動的に検出し、技師の作業負担を軽減することが望まれる



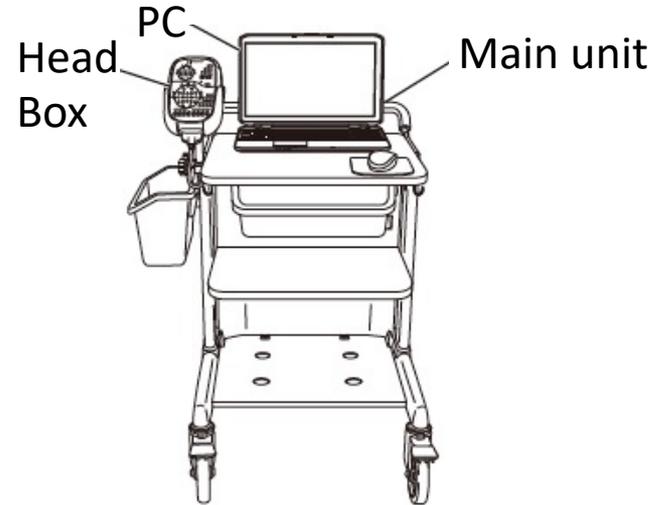
# ヒトの睡眠ステージ判定



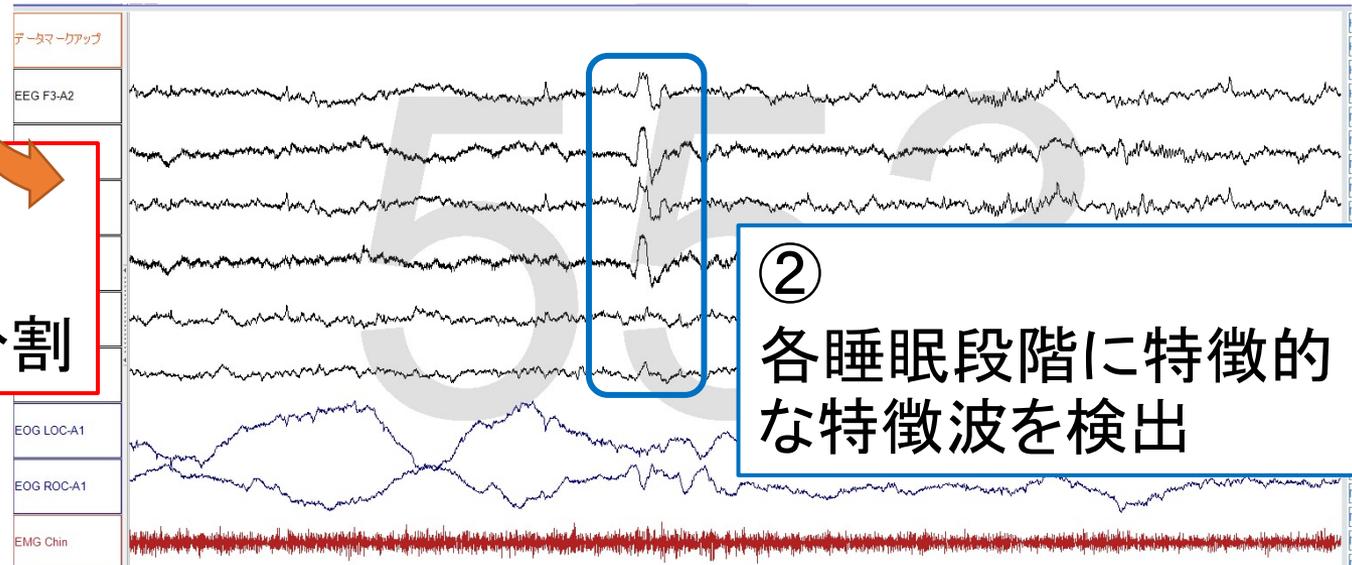
①  
生体信号計測 &  
30秒エポックに分割



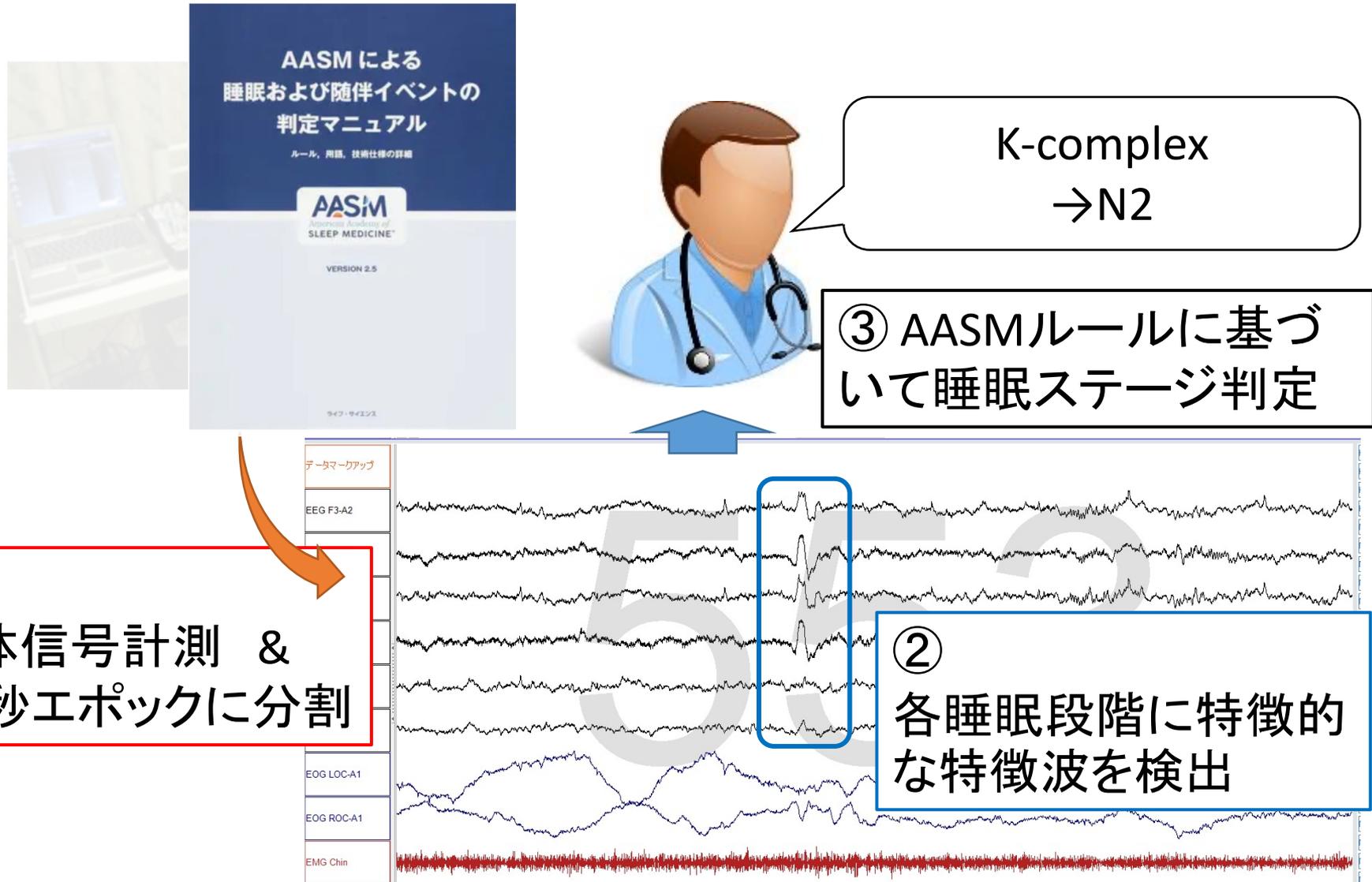
# ヒトの睡眠ステージ判定



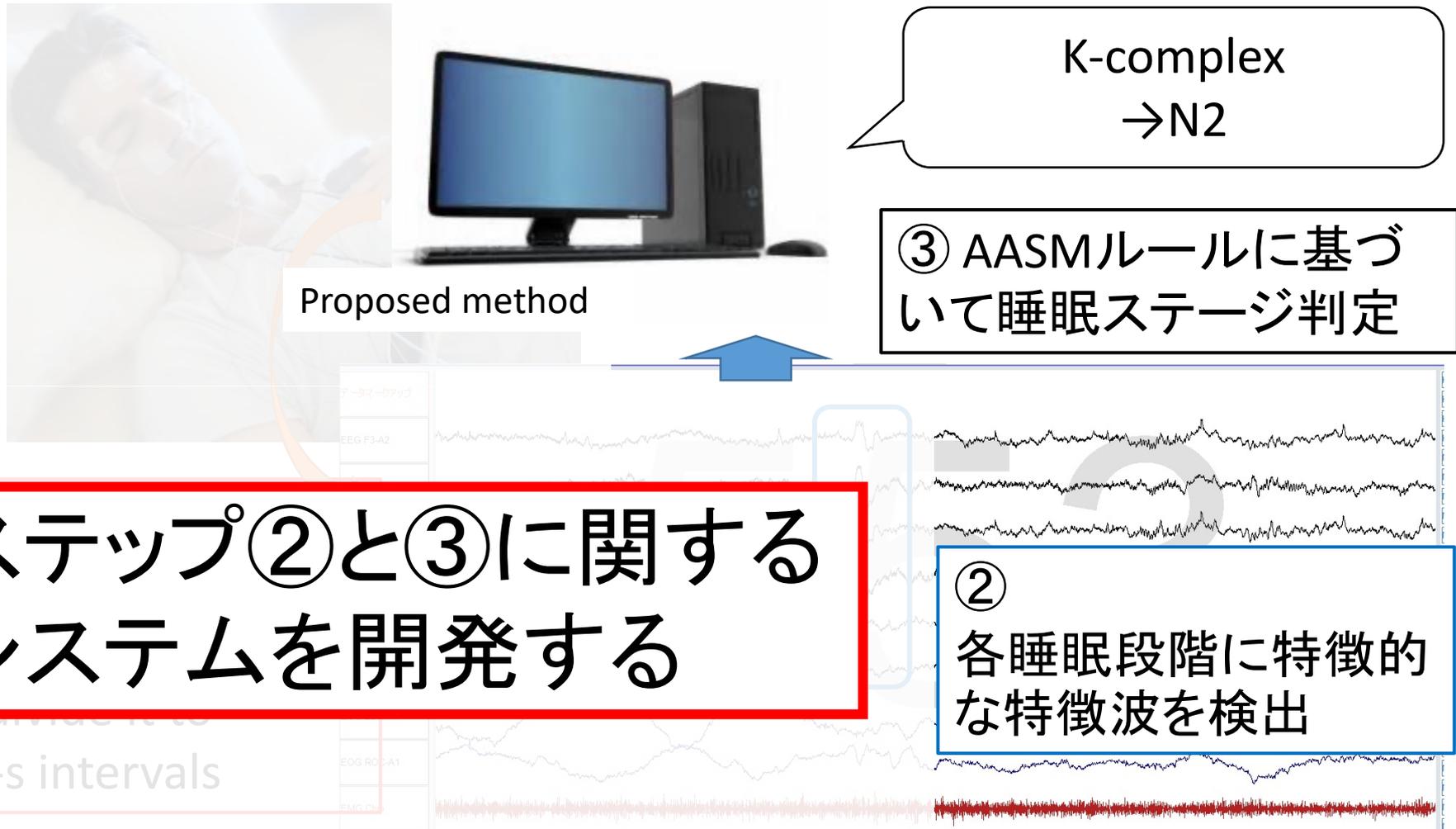
①  
生体信号計測 &  
30秒エポックに分割



# ヒトの睡眠ステージ判定



# ヒトの睡眠ステージ判定



# 特徴波の例

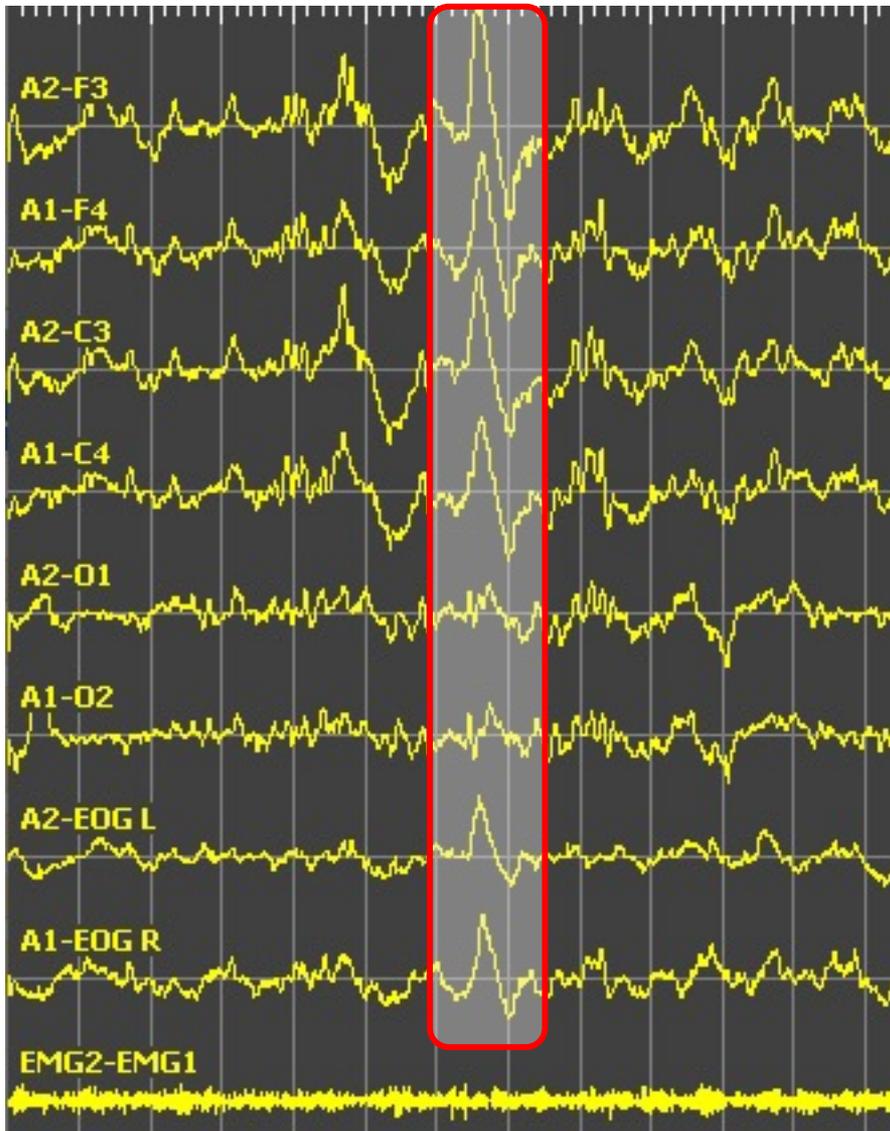
ステージ	特徴波
W	アルファ波
	まばたき
	Rapid eye movement (REM, 急速眼球運動)
	Slow eye movement (SEM, 緩徐眼球運動)
N1	LAMF (低振幅混在周波数)
	頭頂鋭波
	まどろみ

ステージ	特徴波
N2	K-complex (K複合)
	Sleep spindle (紡錘波)
N3	Slow wave (徐波)
REM	鋸波(のこぎり波)
	REM
	振幅減少
	遷移筋活動

特徴波説明の色の意味

EEG	EOG
オトガイ筋 EMG	Other

# 特徴波の例



ステージ

特徴波

K-complex (K複合)

明瞭な鋭波が最初に現れ, 追って下方の波形が観察される



周波数解析では特徴波の波形検出をするのに工夫が必要

# 深層学習による自動判定モデル <sup>9</sup>

- マルチチャンネルでの深層学習モデル [Chambon, et al., 2018]
  - 入力チャンネル数を増やした方が性能が向上
  - 空間フィルタリングを畳み込みで表現し、軽量の畳み込みニューラルネットワーク(CNN)モデルを提案
- 大規模深層学習モデル [Stephansen, et al., 2018]
  - 入力信号をEEG, EOG, EMGの自己相関と左右EOGの相互相関入力を5秒刻みなど短い範囲で判定してから最後に30秒判定
  - VGG16という画像認識(一般物体認識)で成功を収めている深層CNNを参考にしたモデル
- サンプル周波数ごとのステージ判定を可能にした時系列領域分割モデル [Perslev, et al., 2019]
  - U-Timeという全畳み込み層ネットワークによるステージ判定を可能にしたU-Net構造モデル

# 研究目的

## ■ 深層ニューラルネットワークによるヒトの睡眠段階判定手法の開発とその根拠提示

□ CNN: convolutional neural network

[Stephansen, et al., 2018; Chambon et al., 2018]

□ CAM: class activation map [Lin, et al., 2015; Zhou et al., 2018]

- 畳み込み層とGlobal Average Pooling (GAP)

## ■ 判別性能の評価

□ 特徴量抽出における正規化方法の比較

- Layer Normalization [Ba, Kiros, Hinton, 2015]
- Batch Normalization [Ioffe, Szegedy, 2015]

□ 特徴波の抽出において全結合とクラス時系列に局所性を与えたCAMの比較

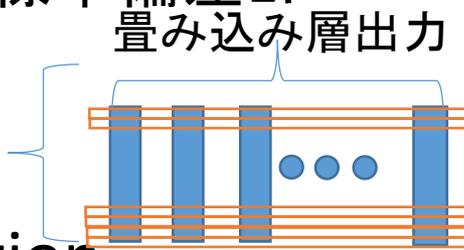
# 特徴量の正規化

## ■ Layer Normalization

- タイムステップごとに特徴量の方向で平均0, 標準偏差1に正規化

時間 ↓

1エポック(30 s)の  
タイムステップ



## ■ Batch Normalization

- 特徴量ごとにタイムステップ方向バッチごとに平均0, 標準偏差1に正規化

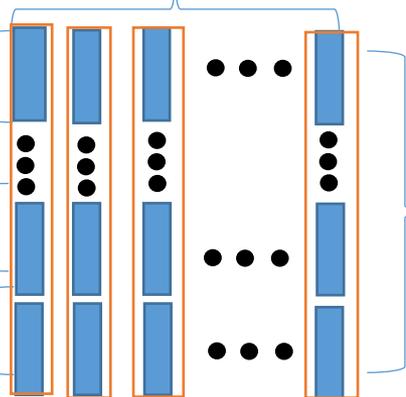
時間 ↓

1エポック(30 s)

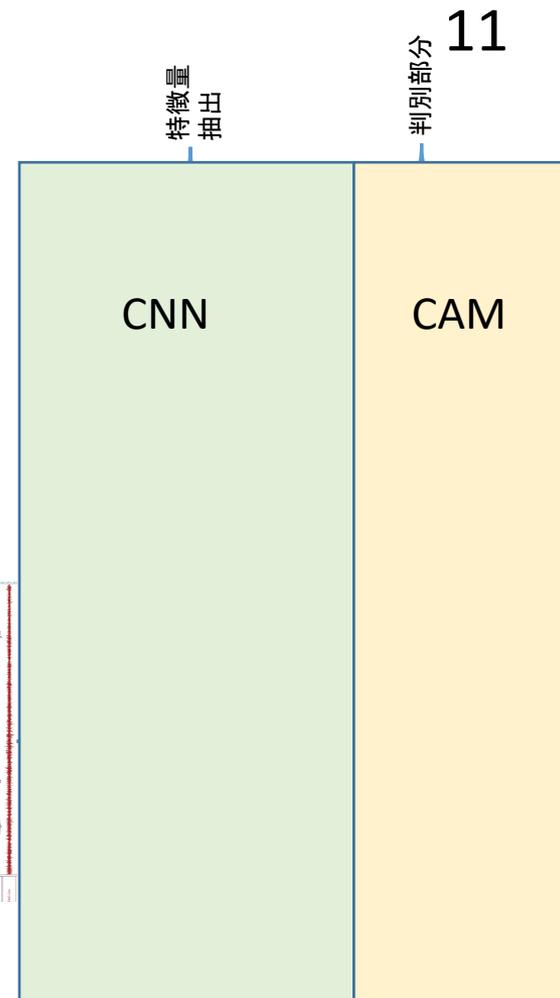
1エポック(30 s)

1エポック(30 s)

畳み込み層出力



一回の学習計算の更新を行うまとめりバッチの中の各特徴量を平均0, 標準偏差1に正規化



# 実験の構成

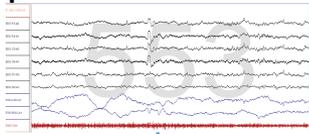
## ■実験1: 正規化層の変更

- Layer Normalization(LN)
- Batch Normalization(BN)

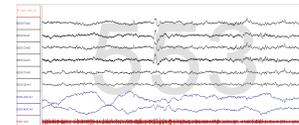
## ■実験2: Global Activation Map (GAP)

- Sleep-CAM: GAPありでCAMも出力できる 正規化層にはLNを使用
- 従来のCNNを基にしたモデル: GAPなし 正規化層にはLNを使用

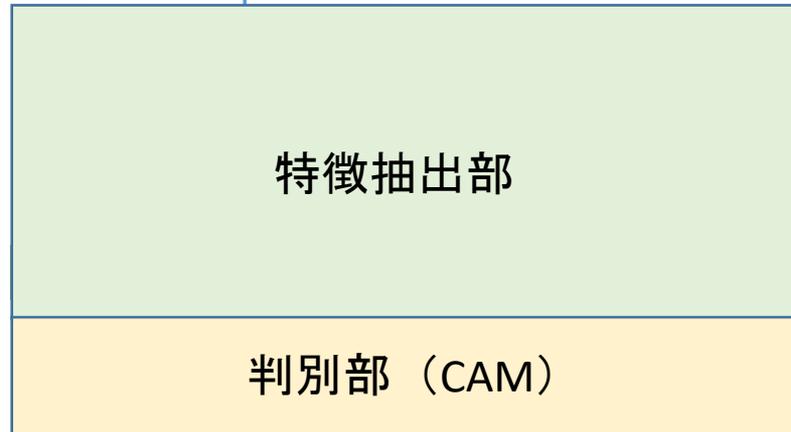
Sleep-CAM



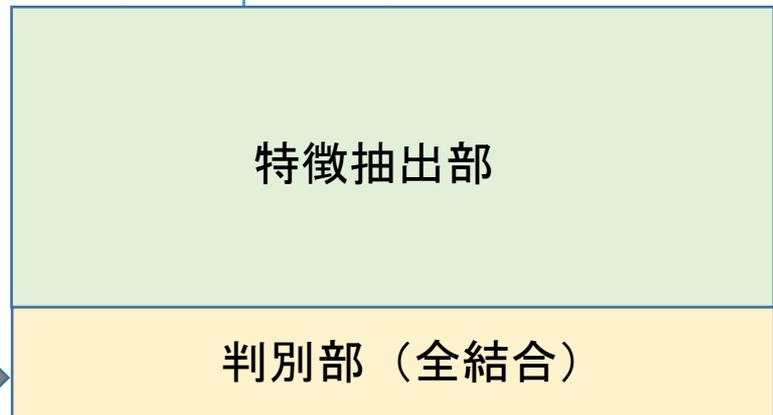
従来CNNを基にしたモデル



実験1  
LNと  
BNの  
比較



実験2  
↔



# 実験概要

提案手法によるステージ判定を行なった

## ■データセット

異なる地域で計測された睡眠生体信号データセット (約8時間分ずつ) 2セット (IIS, MASS)

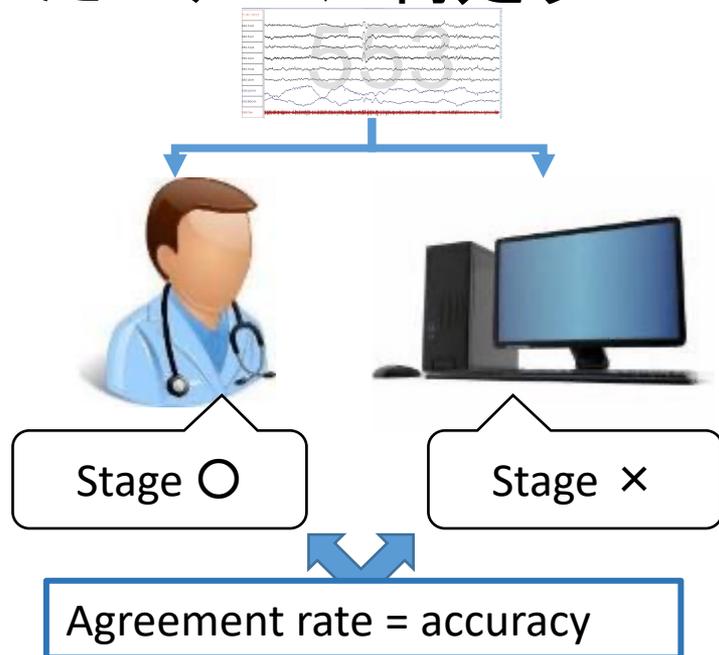
睡眠専門技師によって判定されたステージ判定ラベル.

## ■訓練と評価

### □ 7分割交差検定

([訓練+検証] : テスト = 6 : 1)

### □ 一致率によって信頼性を評価 (技師判定とシステム的一致度)



# 混同行列

データセット1. IIS

データセット2. MASS

混合データセット

Acc.:  K:

Acc.:  K:

Acc.:  K:

	W	R	N1	N2	N3
W	<input type="checkbox"/>				
R	<input type="checkbox"/>				
N1	<input type="checkbox"/>				
N2	<input type="checkbox"/>				
N3	<input type="checkbox"/>				

Total 53630 epochs

	W	R	N1	N2	N3
W	<input type="checkbox"/>				
R	<input type="checkbox"/>				
N1	<input type="checkbox"/>				
N2	<input type="checkbox"/>				
N3	<input type="checkbox"/>				

Total 57643 epochs

	W	R	N1	N2	N3
W	<input type="checkbox"/>				
R	<input type="checkbox"/>				
N1	<input type="checkbox"/>				
N2	<input type="checkbox"/>				
N3	<input type="checkbox"/>				

Total 111273 epochs

	W	R	N1	N2	N3
W	<input type="checkbox"/>				
R	<input type="checkbox"/>				
N1	<input type="checkbox"/>				
N2	<input type="checkbox"/>				
N3	<input type="checkbox"/>				

	W	R	N1	N2	N3
W	<input type="checkbox"/>				
R	<input type="checkbox"/>				
N1	<input type="checkbox"/>				
N2	<input type="checkbox"/>				
N3	<input type="checkbox"/>				

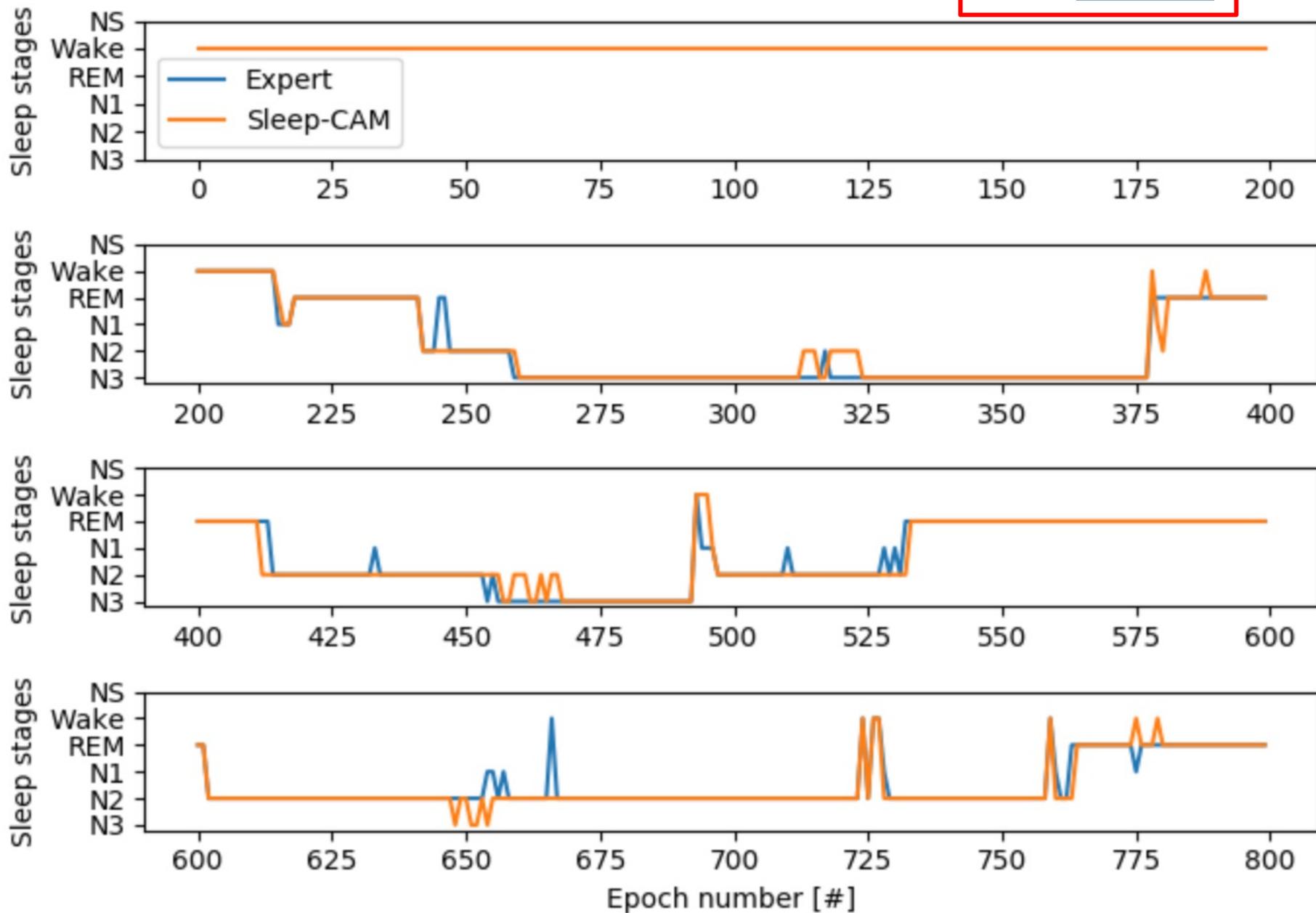
	W	R	N1	N2	N3
W	<input type="checkbox"/>				
R	<input type="checkbox"/>				
N1	<input type="checkbox"/>				
N2	<input type="checkbox"/>				
N3	<input type="checkbox"/>				

# 睡眠段階経過図

2nd Top case

15

Acc. : 



# まとめ

- 自動睡眠段階判定のための深層学習モデル Sleep-CAMの構築を行なった
  - 特徴量の正規化層はBNよりもLNの方が良かった
  - 全結合層に比べると, GAPを含んだCAMによる判定によって, 判定精度を向上させた
- データセットを混合した上での学習実験を行った
  - データセットごとに学習するときと比較して, 同等の性能が出ることを確認した

御清聴ありがとうございました