E-SAN THAILAND CODING & AI ACADEMY

โครงการวิจัยโมเดลระบบนิเวศการเรียนรู้ที่บูรณาการ CODING & AI สำหรับเยาวชน

Model of Learning Ecosystem Platform integrate with Coding & AI for Youth

โครงการย่อยที่ 6

การพัฒนาเยาวชนเพื่อเข้าสู่วิชาชีพขั้นสูงด้าน Coding & AI ร่วมกับ Coding Entrepreneur & Partnership: Personal AI

ชื่อหัวข้อ Learning from Biosignals

ดร.อัคร สุประทักษ์

ผู้เชี่ยวชาญด้าน biosignals

E-SAN THAILAND CODING & AI ACADEMY

โครงการวิจัยโมเดลระบบนิเวศการเรียนรู้ที่บูรณาการ CODING & AI สำหรับเยาวชน
Model of Learning Ecosystem Platform integrate with Coding & AI for Youth

Outline

การพัฒนาเยาวชนเพื่อเข้าสู่วิชาชีพขั้นสูงด้าน Coding & AI ร่วมกับ Coding Entrepreneur & Partnership: Personal AI

E-SAN THAILAND CODING & AI ACADEMY

โครงการวิจัยโมเดลระบบนิเวศการเรียนรู้ที่บูรณาการ CODING & AI สำหรับเยาวชน

Model of Learning Ecosystem Platform integrate with Coding & AI for Youth

01 การวิเคราะห์คลื่นสัญญาณจากร่างกายคน (Biosignal Analysis)

Biosignal Analysis

1. Preprocessing
2. Feature extraction
3. Model construction

Biosignal Analysis

1. Preprocessing → สิ่งแปลกปลอม
    - Remove noise or artifacts from signals → อาจเกิดจากติดอุปกรณ์ไม่ตรงจุด ผิด, ผู้ใช้สวมใส่อุปกรณ์ไม่ถูกต้อง
      เพื่อทำให้ข้อมูลพร้อมทำ model, ส่วน model เรียนรู้ผิด
2. Feature extraction
3. Model construction

Biosignal Analysis

1. Preprocessing
   - Remove noise or artifacts from signals
2. Feature extraction
   - Derive features that are meaningful to a certain problem are extracted or derived from the preprocessed signals

     extract ให้ตรงกับโรคหรืออาการของคนไข้

     ต้องเอาข้อมูลมาสกัดเองโดยคน

     - Hand-engineered by domain-specific experts who know which features are useful for particular problems

       โดยผู้เชี่ยวชาญเฉพาะด้าน ที่ทราบ pattern ของกราฟ ลักษณะอาการ หรือโรค ว่าเป็นอย่างไร
3. Model construction

Biosignal Analysis

1. Preprocessing
   - Remove noise or artifacts from signals
2. Feature extraction
   - Derive features that are meaningful to a certain problem are extracted or derived from the preprocessed signals
     - Hand-engineered by domain-specific experts who know which features are useful for particular problems
3. Model construction → เอาคุณลักษณะเด่นที่ extract ได้ไปสร้าง model
   - Machine learning algorithms are employed to train models
     ให้ ML เรียนรู้ ↘ ↗ ตัวอย่างเช่น ข้อมูลคุณลักษณะเด่นเป็น input
     - Understand relationships between input (i.e., extracted features) and their desired output (i.e., labels or annotations)
       อาการของโรค

Biosignal Analysis

ต่างออกไปตามประเภทของการใช้งาน, ดาต้า, ประเภทของคลื่นสัญญาณ, โรคที่สนใจ

Application-Specific

1. Preprocessing
   - Remove noise or artifacts from signals

เปลี่ยนแปลงคลื่น ①, ② เปลี่ยนตาม
ขึ้นอยู่กับ ๆ ปัญหา

2. Feature extraction
   - Derive features that are meaningful to a certain problem are extracted or derived from the preprocessed signals
     - Hand-engineered by domain-specific experts who know which features are useful for particular problems
3. Model construction
   - Machine learning algorithms are employed to train models
     - Understand relationships between input (i.e., extracted features) and their desired output (i.e., labels or annotations)

※ เป็นไปได้ไหม ที่จะมี model ที่สามารถเรียนรู้จาก โจทย์หรือสัญญาณได้ โดยเราไม่ต้องเปลี่ยนเลย → โจทย์วิจัย

เช่นทำงาน กับคลื่นหัวใจ → ลบ noise วิธี
— n — กล้ามเนื้อ → ลบ noise อีกแบบหนึ่ง

Biosignal Analysis with Deep Learning

~~1. Preprocessing~~
~~2. Feature extraction~~
3. Model construction

ใช้หลายๆ layer เปลี่ยน signal ต่างๆ ให้กลายเป็น vector หรือตัวเลข ที่แต่ละตัวมีความหมายที่สอดคล้องกับ ความต้องการ ที่คนให้เป็น.

Deep Learning → ลด ①, ②

Utilize multiple layers of non-linear transformation to convert from inputs into representations that are useful for subsequent tasks such as classification

เก็บข้อมูลจากคนไข้ที่มีลักษณะต่างๆ (เด็ก, วัยรุ่น, แก่) → model สามารถ learn pattern ที่หลากหลาย จากหลายๆ ช่วงอายุได้ครอบคลุม ไม่ต้องมีคนมาช่วย ทำให้ ①, ② กลายเป็น ส่วนหนึ่งของ model

02 การวิเคราะห์การนอน (Sleep Stage Scoring)

Sleep Stage Scoring

ตัวชี้วัด

- Analyze how well people sleep (e.g., sleep efficiency)
- Collect and score Polysomnogram (PSG): EEG, EOG, ECG, EMG

คลื่นจากดวงตา

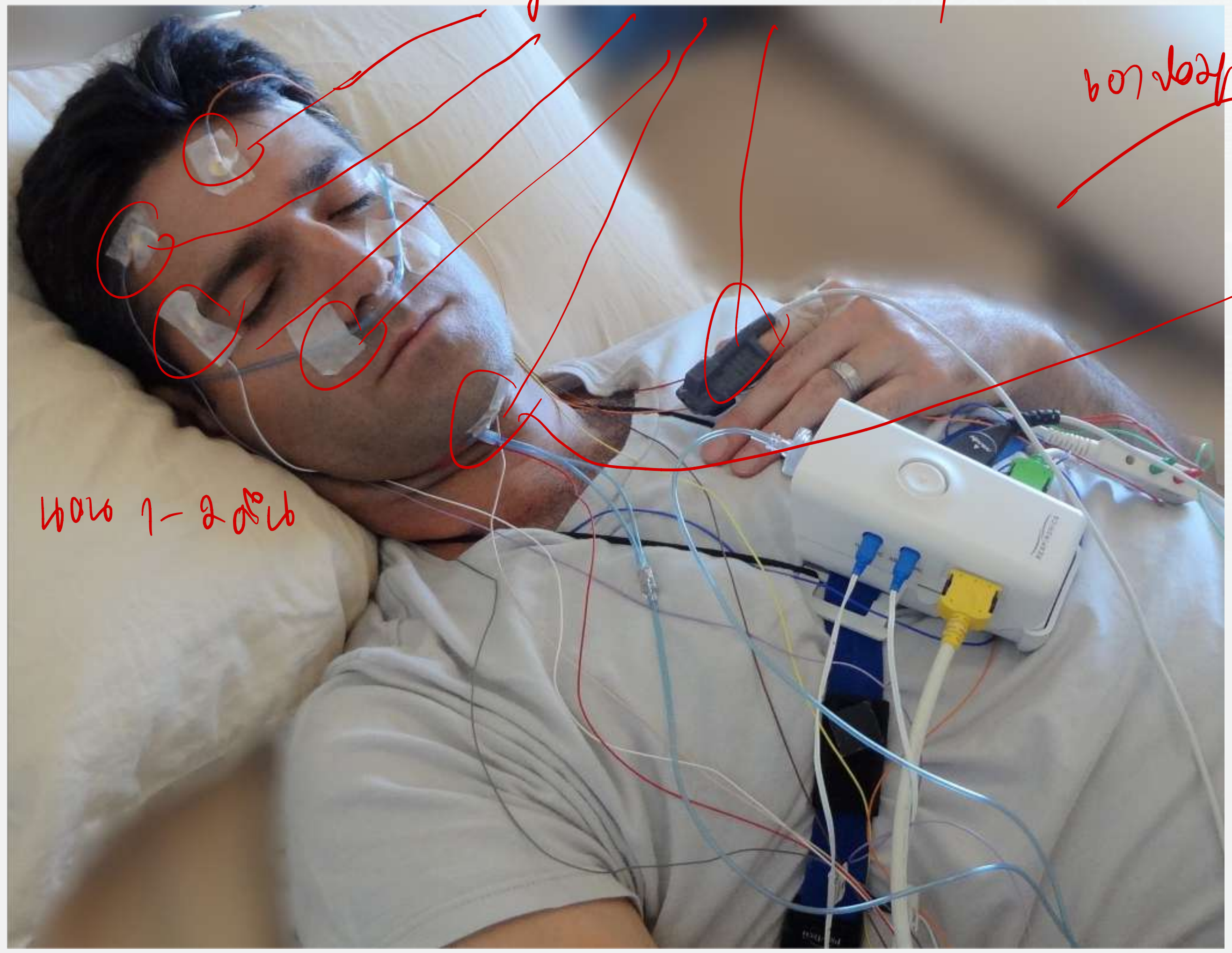
คลื่นไฟฟ้าที่วัดได้จากกล้ามเนื้อ : ดูว่าเรามีการขยับตัวไหม

signal จาก เครื่องวัดต่างๆ

คลื่นสมอง

คลื่นหัวใจ

เอาข้อมูลมาวิเคราะห์ → หลับในสถานะไหนบ้าง

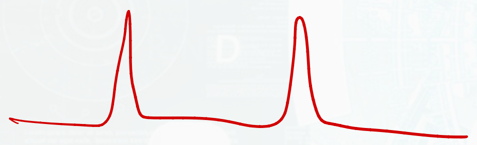


นอน 1-2 คืน

Sleep Stage Scoring

- There are two basic types of sleep stages, each linked to specific brain waves and neuronal activity ไม่มีการขยับลูกตา
  - Non-rapid eye movement
    - ① N1 – Sleep onset เพิ่งหลับ
    - ② N2 – Light sleep หลับตื้น
    - ③ N3 – Deep sleep
  - ตาขยับ ④ Rapid eye movement (REM) - Dream → มีภาพฝัน, ช่วงให้มีความคิดสร้างสรรค์มากขึ้น
- Normal pattern มีการเปลี่ยน stage บ่อยไปมาทั้งคืน
  - Cycle through all stages of non-REM and REM sleep several times during a night, with increasingly longer, deeper REM periods occurring toward morning.
- Awake (W) ⑤ multiclass
- This is multi-class (i.e., five classes) classification problem in machine learning

Sleep signal from smart watch



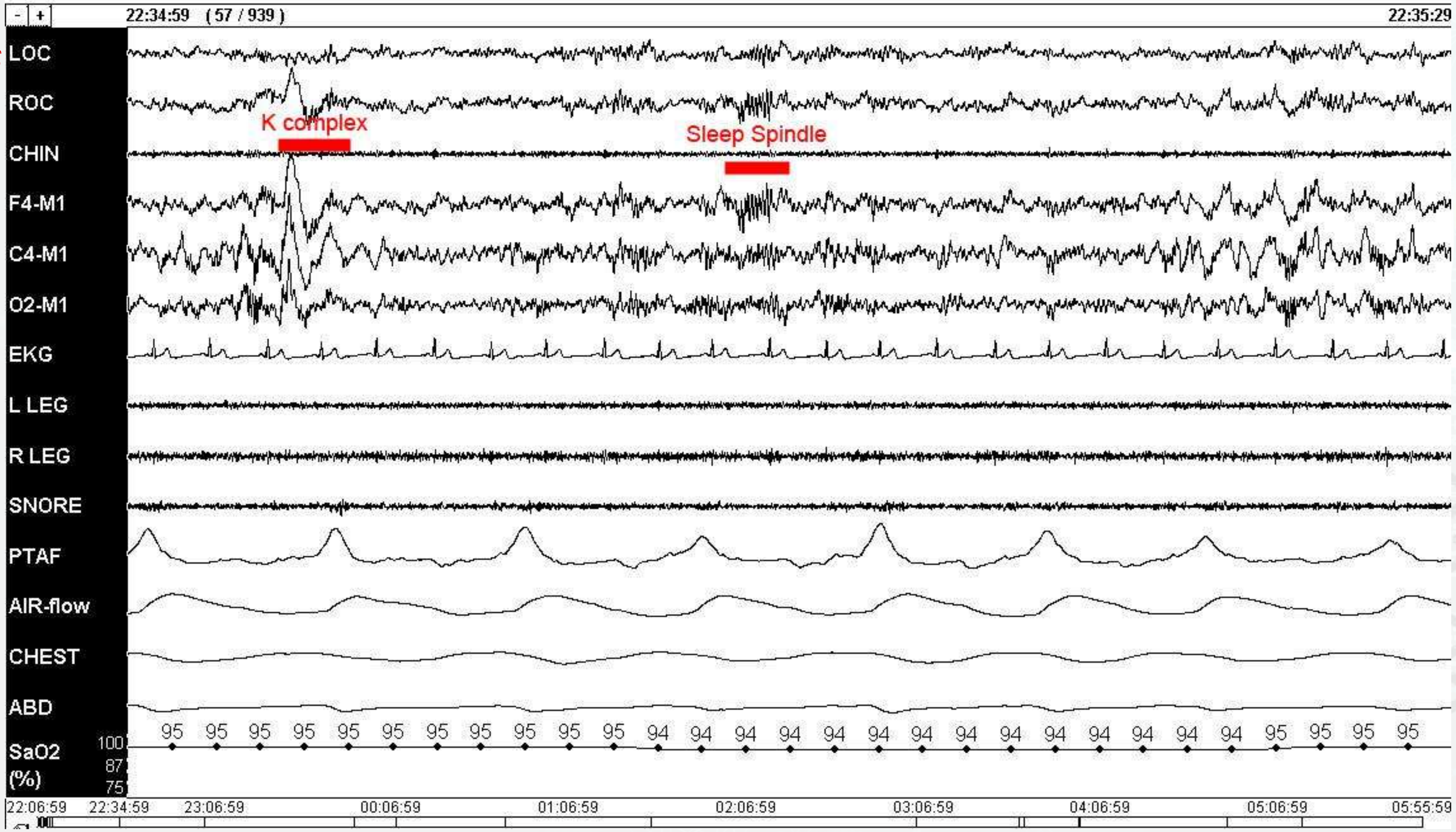
→ ขึ้นลงหลายรอบ การนอนดี → ปกติ

Signal from

PSG – Stage N2

คลื่นดวงตา

คลื่นสมอง



Ref: https://emedicine.medscape.com/article/1188142-overview#a3

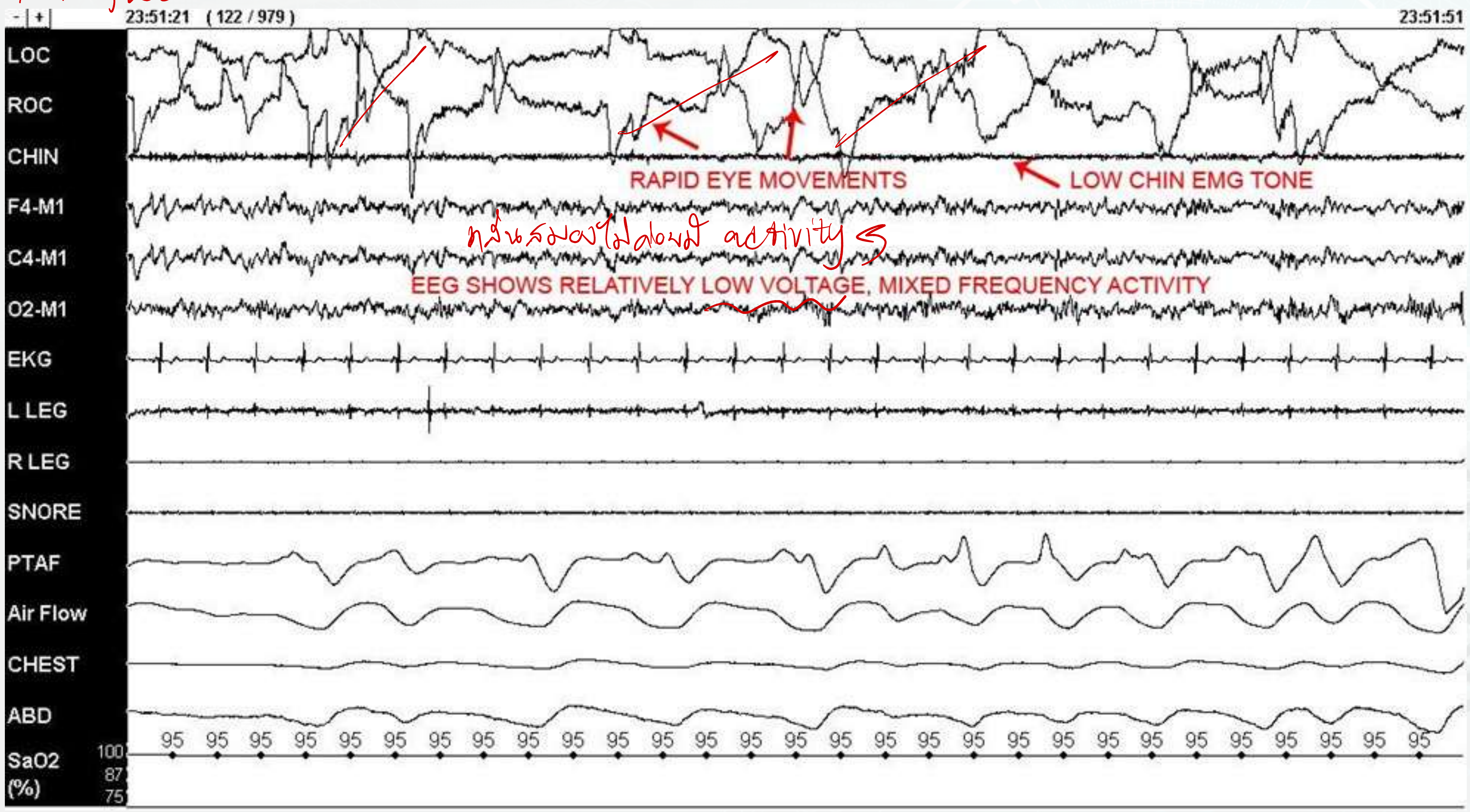
PSG – Stage REM

ระยะหลับฝัน Rapid eye movement stage

Detect REM ได้ ROC, LOC

แต่ละ stage มี feature

หลาย pattern ที่แตกต่างกัน



Ref: https://emedicine.medscape.com/article/1188142-overview#a3

How good is your sleep?

- Total Sleep Time (TST) = total minutes of sleep (i.e., N1+N2+N3+REM)
- Time in Bed (TIB) = total recording time (i.e., Lights out to lights on)
- Sleep Efficiency (%) = (TST/TIB) x100%
- and more ...

S E

sleep Efficiency

SE

Table 1. Normative Sleep Stage Data Across Age Groups.*

Age (y)	20-29	30-39	40-49	50-59	>60
TST (min)	374.9	375.8	370.2	366.6	348.8
Sleep Efficiency (%)	94.4	94.4	90.2	90.4	85.8

Ref: https://emedicine.medscape.com/article/1188142-overview#a3

Problems

limit ผู้เชี่ยวชาญ หลาย ช.ม. เพื่อมาเฝ้าดูคนไข้ → ลดงาน
คนไข้ เพราะปั่น เยอะๆ

- Labor-intensive and time-consuming
- Too many signals to collect at home → not portable and troublesome device setup

monitor สัญญาณ ของคนไข้อยู่ที่บ้าน

- Solution: automatic sleep stage scoring in home environment
  - Single-channel EEG
  - Deep learning model

ลดลงอีก → เคลื่อนย้ายได้ portable device

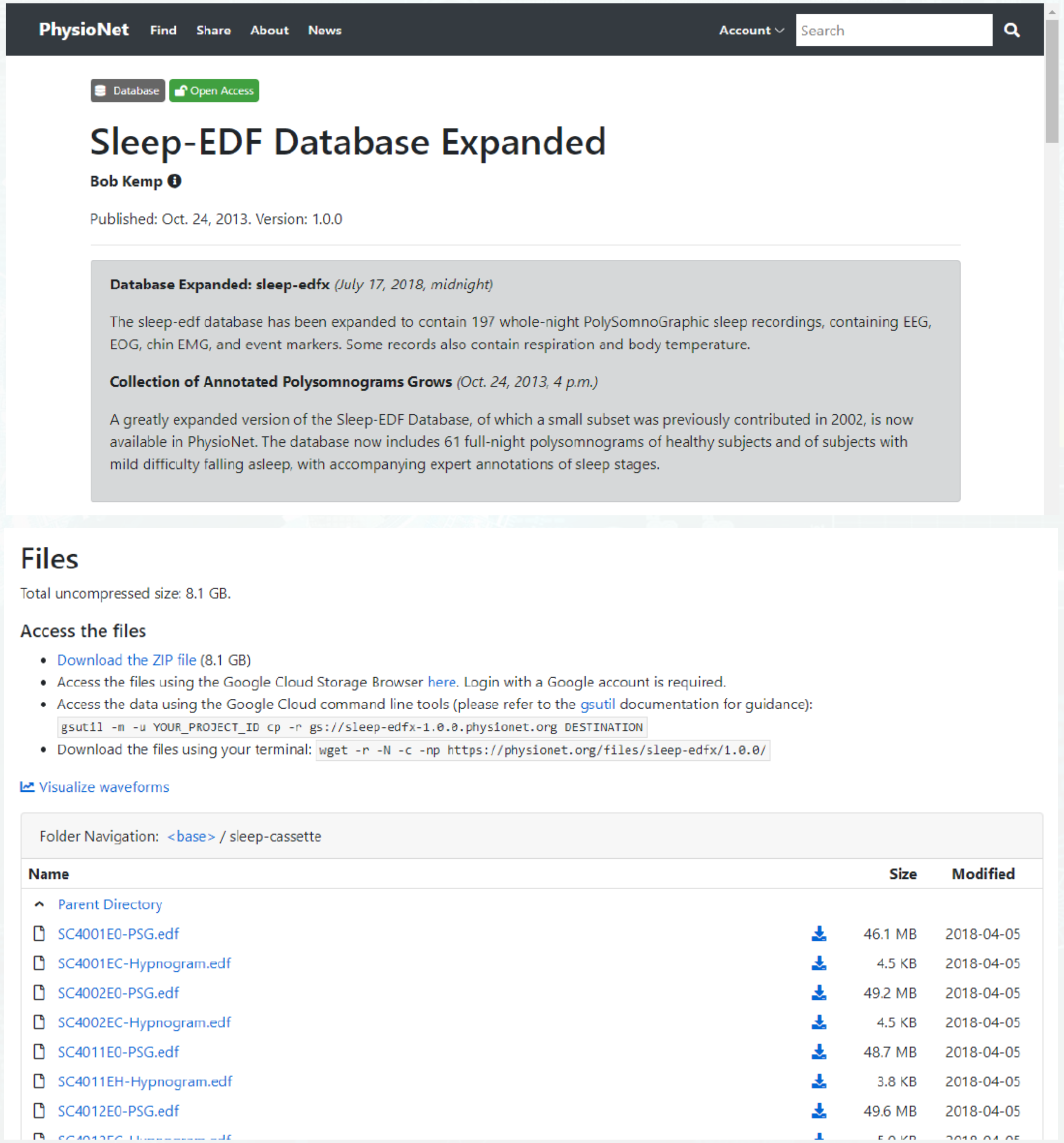
สัญญาณที่จับได้ $\xrightarrow{\text{ส่ง}}$ model



Ref: https://choosemuse.com/pages/how-it-works ; https://en.wikipedia.org/wiki/Ear-EEG

Public Sleep Dataset

- Dataset
  SleepEDF (version 1)
  - 20 healthy subjects (age 28.7 ± 2.9)
  - Signals: 2 EEG (Fpz-Cz and Pz-Cz channels), 1 EOG (horizontal), 1 EMG, and 1 oro-nasal respiration
  - ตื่น Non REM ขยับตัว
    Annotations: W, N1, N2, N3, N4, REM, MOVEMENT, UNKNOWN
    Artifact or Noise ไม่เอา ไม่เอา
  - เก็บสัญญาณ
    Signal files (data): *-PSG.edf
  - เก็บ annotations
    Hypnogram files (labels): *-Hypnogram.edf



Ref: https://www.physionet.org/content/sleep-edfx/1.0.0/ ; https://www.physionet.org/lightwave/

1 นาที → 60s

model แบ่งสัญญาณแต่ละช่องออกได้ว่าเป็น stage อะไร

03 แบบจำลองสำหรับวิเคราะห์การนอน (Model)

Models

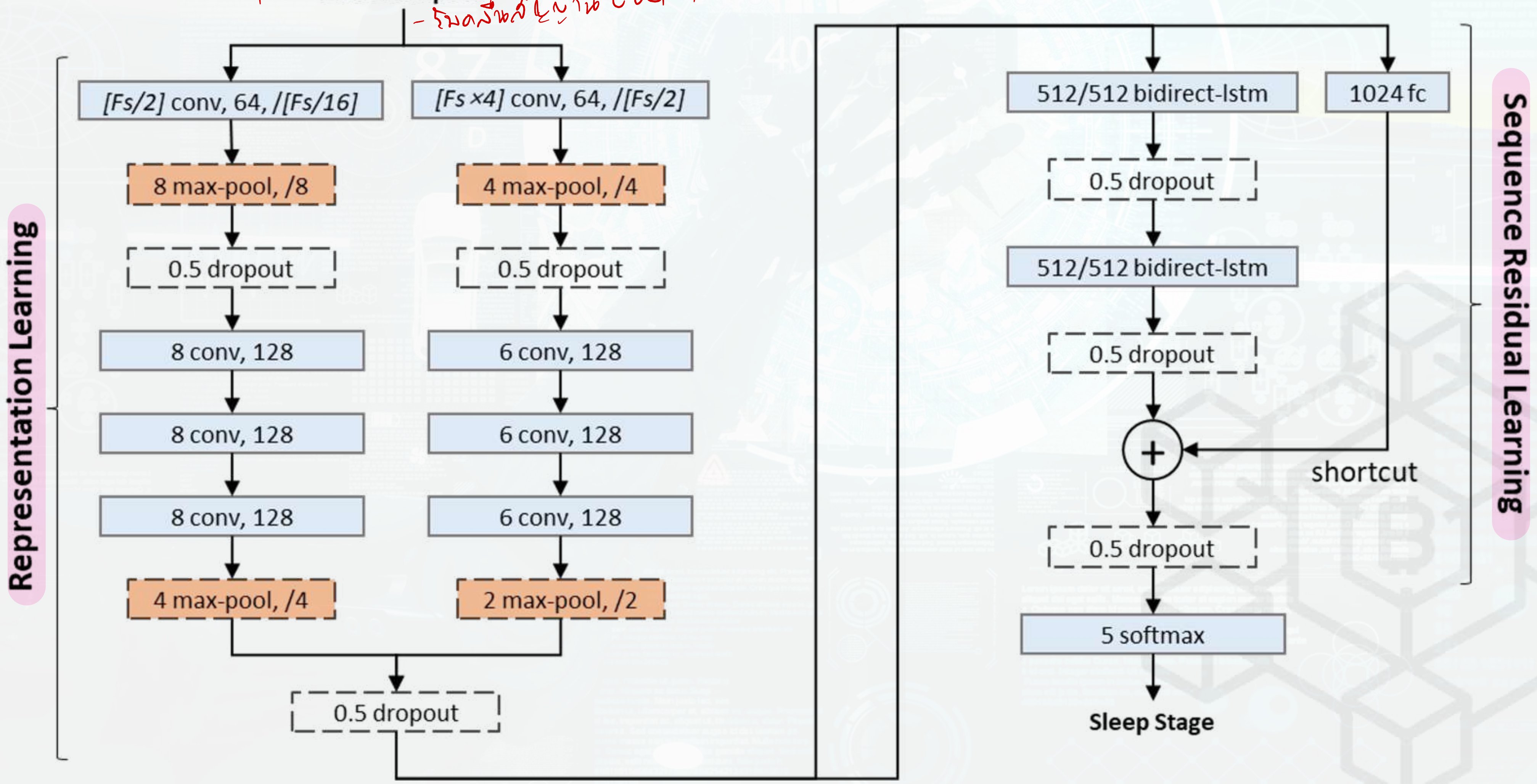
- DeepSleepNet (Supratak et al., 2017)
- TinySleepNet (Supratak and Guo, 2020)

2nd version of DeepSleepNet → ขนาดเล็กลง, ทำงานได้ดีขึ้น

DeepSleepNet

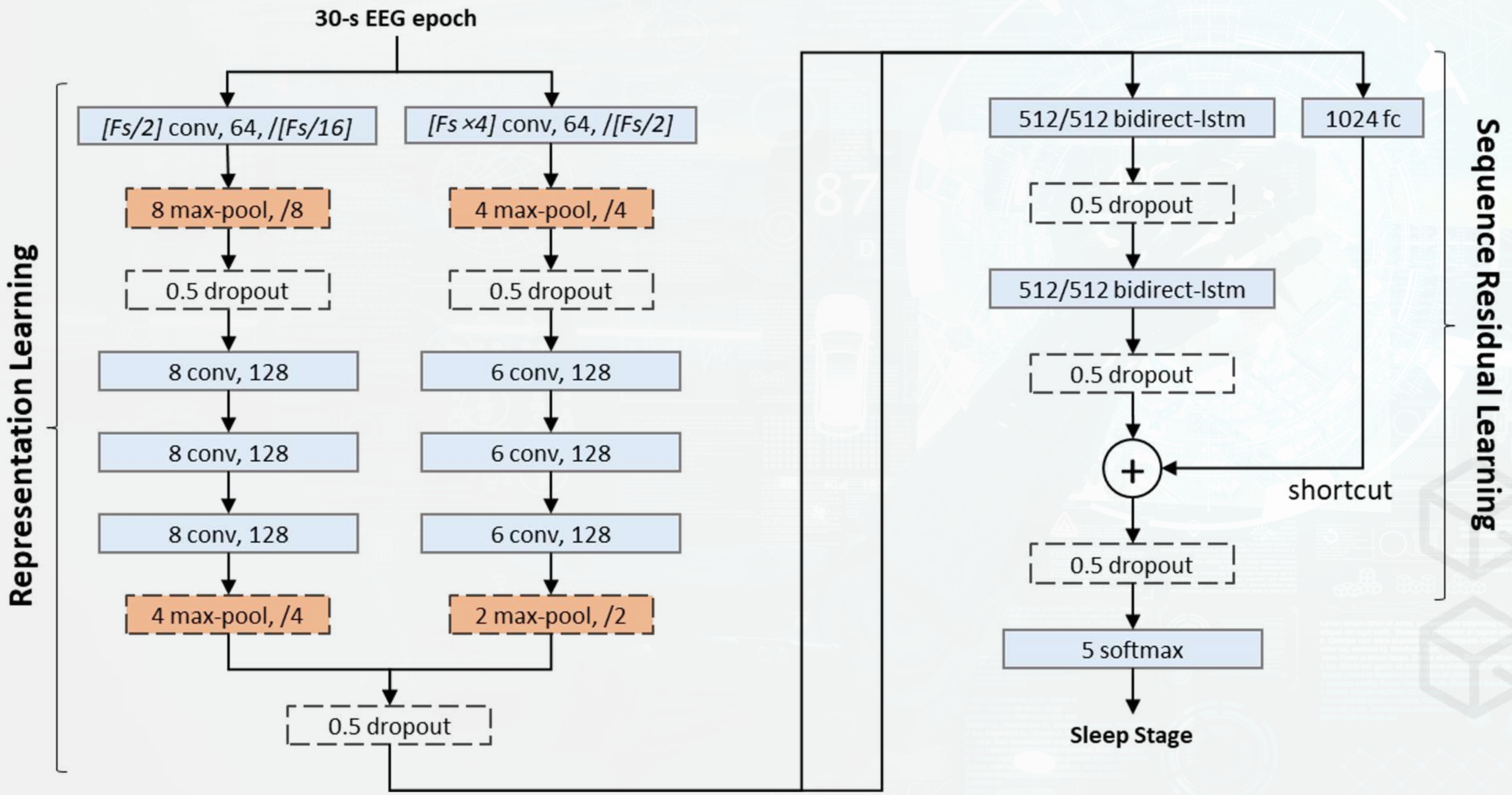
- Deep learning model for sleep stage scoring — วิเคราะห์การนอน
- Single-channel EEG (สัญญาณสมอง)
- Consist of two main parts
  1. Representation Learning
  2. Sequence Learning

Output: บอกได้ว่าคนนี้อยู่ใน sleep stage ไหน
Input: 30-s EEG epoch — รับคลื่นสัญญาณ EEG 1 channel



Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

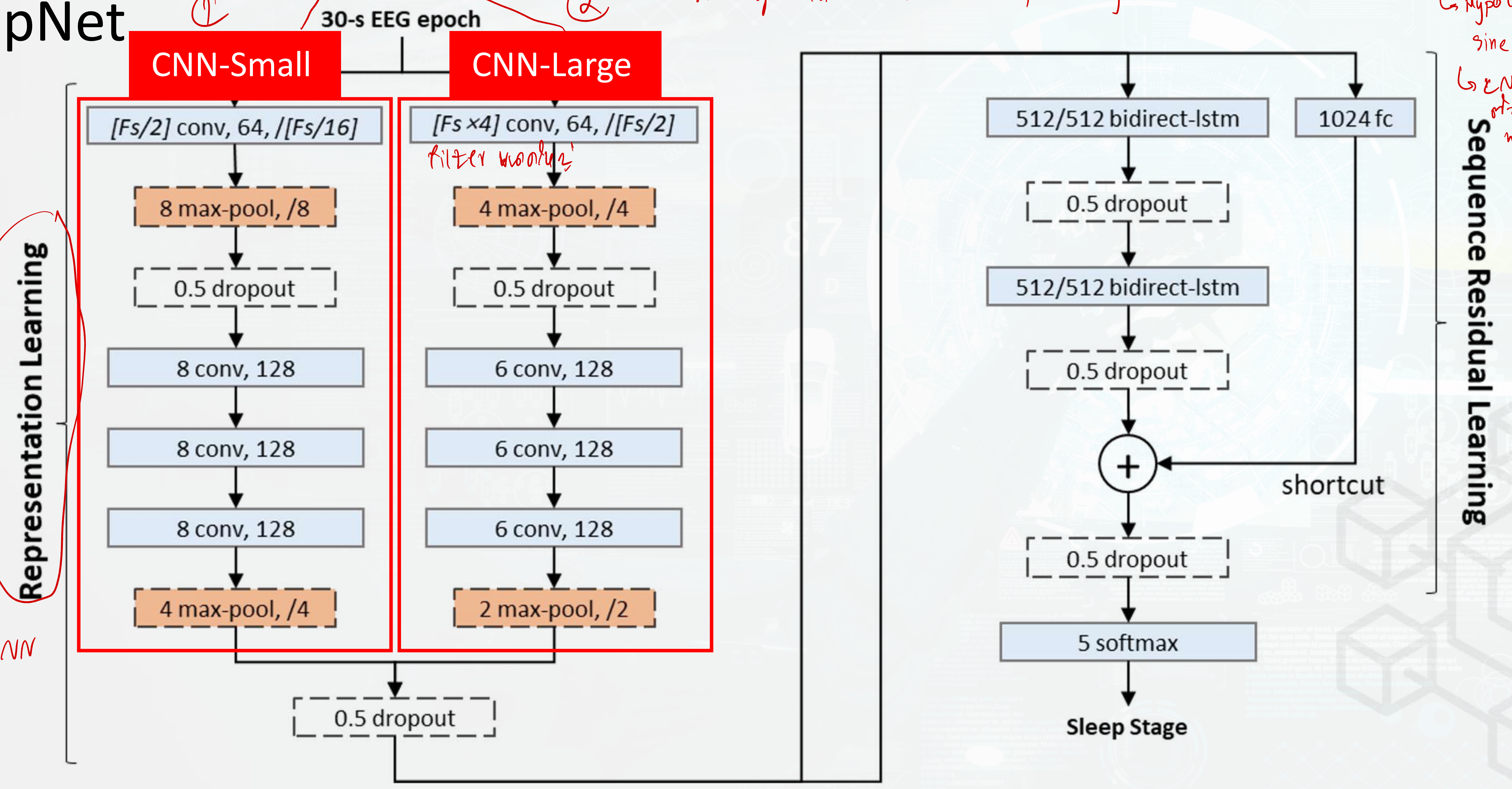
DeepSleepNet



DeepSleepNet

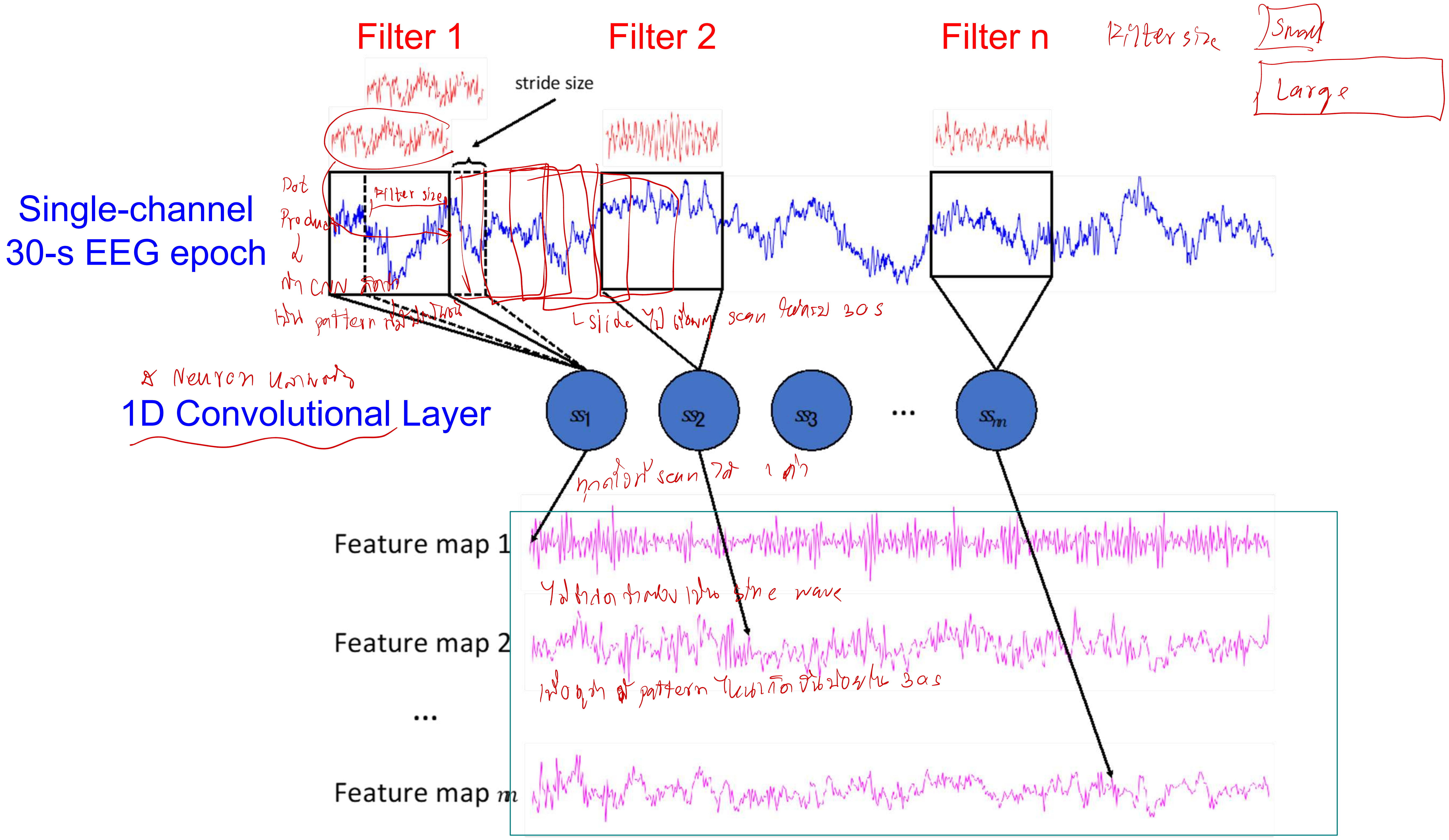
Large-small → ขนาดของ filter

ที่ design CNN 2 แบบเพราะ Inspired by การวิเคราะห์สัญญาณทั่วไป → Fast Fourier transform
↳ Hypothesis ว่า EEG มี pattern แบบ sine wave
↳ CNN ไม่มี Hypothesis เรียนรู้ด้วยตัวเอง (แค่ tune ให้เหมาะสม ตามที่ทดลองได้)



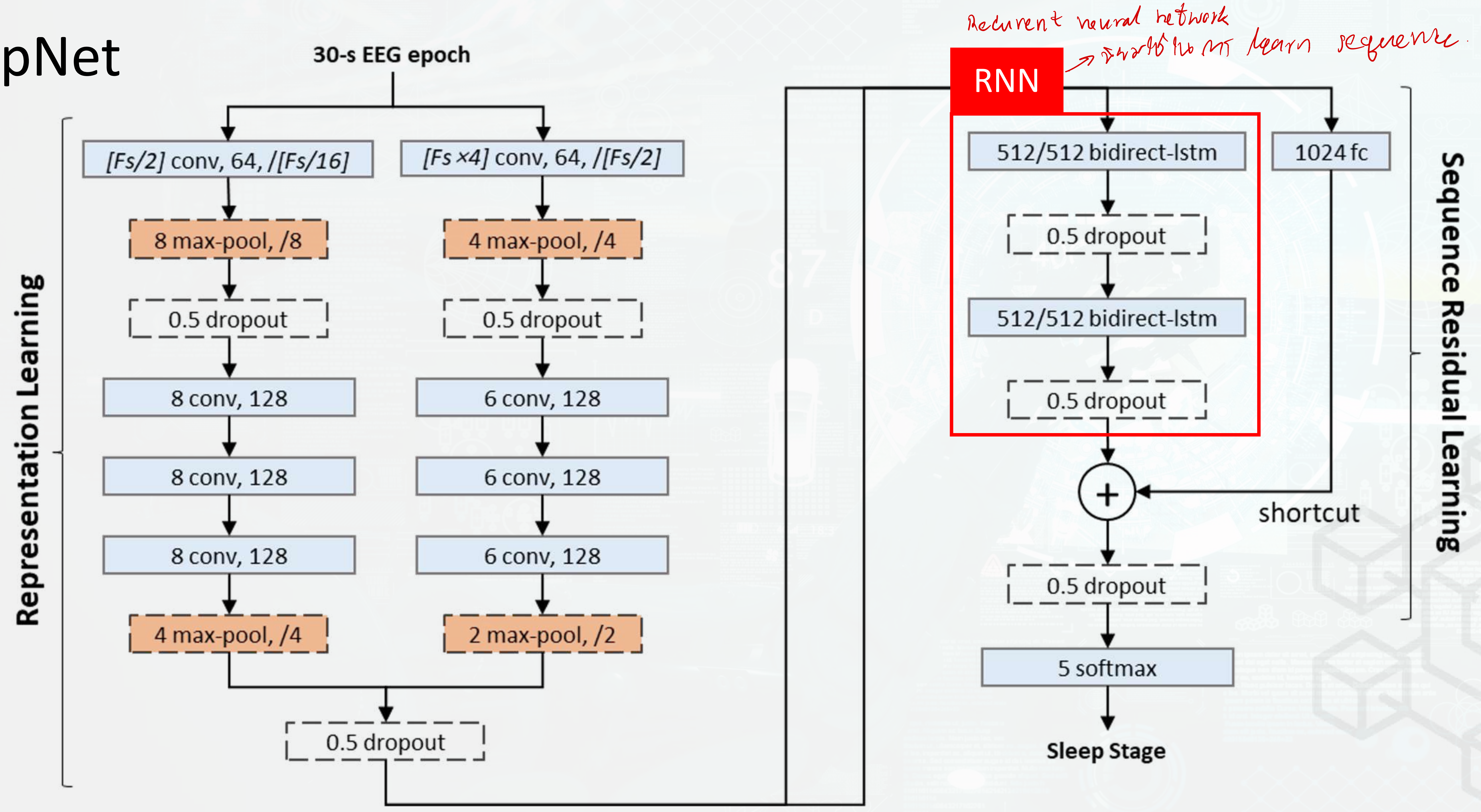
ประกอบด้วย CNN 2 ตัว

Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)



(Supratak et al., 2017)

DeepSleepNet

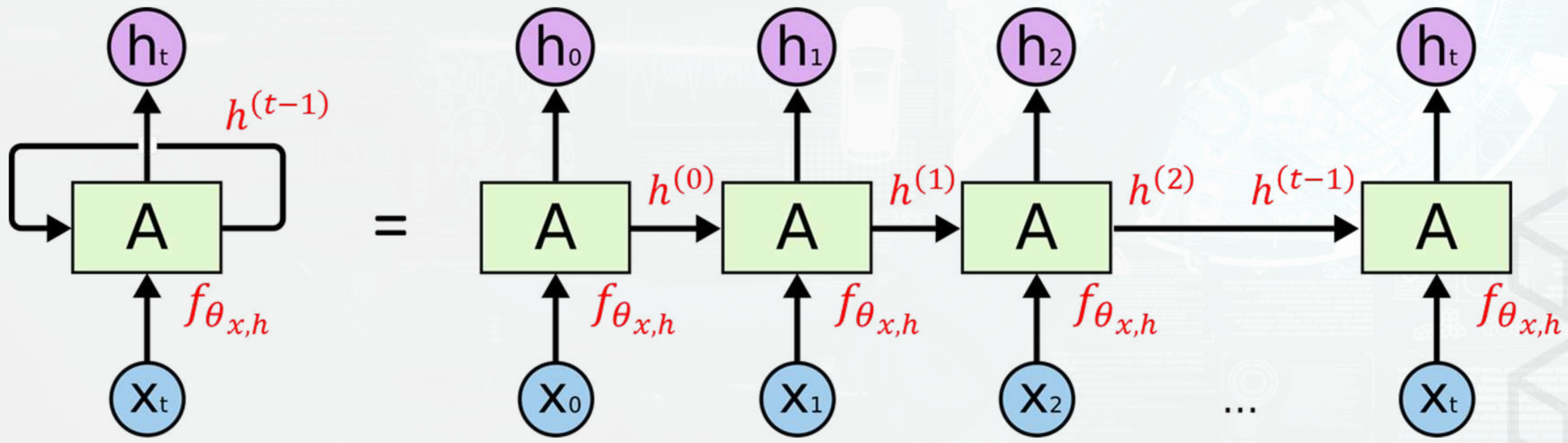


Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

Recurrent Neural Network (RNN)

กฎในการเปลี่ยน stage — wake → Deep sleep → ไม่ได้

- Learn stage transition rules that sleep experts use to determine the next possible sleep stages
  - เอกสารเตรียมข้อมูลเพื่อสอน — 100 ครั้ง หาก N2 ต้องดูว่าเป็น N2
  - AASM Manual (Iber et al., 2007) suggests that if a subject is in sleep stage N2, continue to score epochs with low amplitude and mixed frequency EEG activity as N2 even though **K complexes** or **sleep spindles** are not present

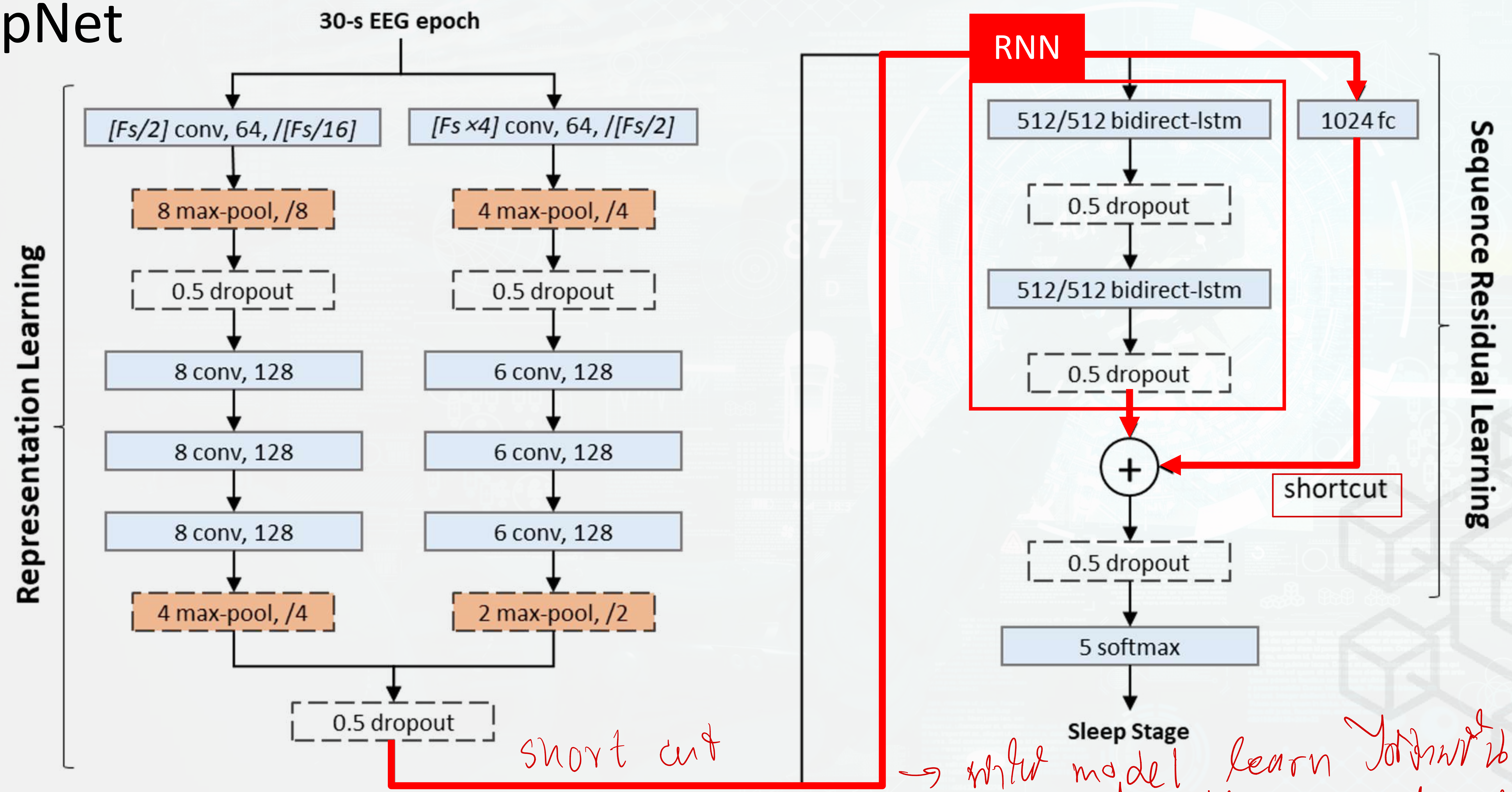


RNNs have feedback connections

An unrolled RNN (no feedback connections)

Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

DeepSleepNet



→ ทำให้ model learn ได้ดีมากขึ้น
model เรียน ได้ดี ระยะเวลานาน ป้องกันการลืมได้

Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

DeepSleepNet

- Cross-entropy loss → standard loss
- Adam optimizer → optimize parameter
- f_θ is the DeepSleepNet → หา θ
- $x^{(i)}$ is a 30-s EEG epoch
- $y^{(i)}$ is a sleep stage label

อยากได้ θ ที่

30-s EEG epoch

$$\theta^* = \arg\min_\theta J(\theta) = \boxed{\arg\min_\theta \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} L\left(f_\theta\left(x^{(i)}\right), y^{(i)}\right)}$$

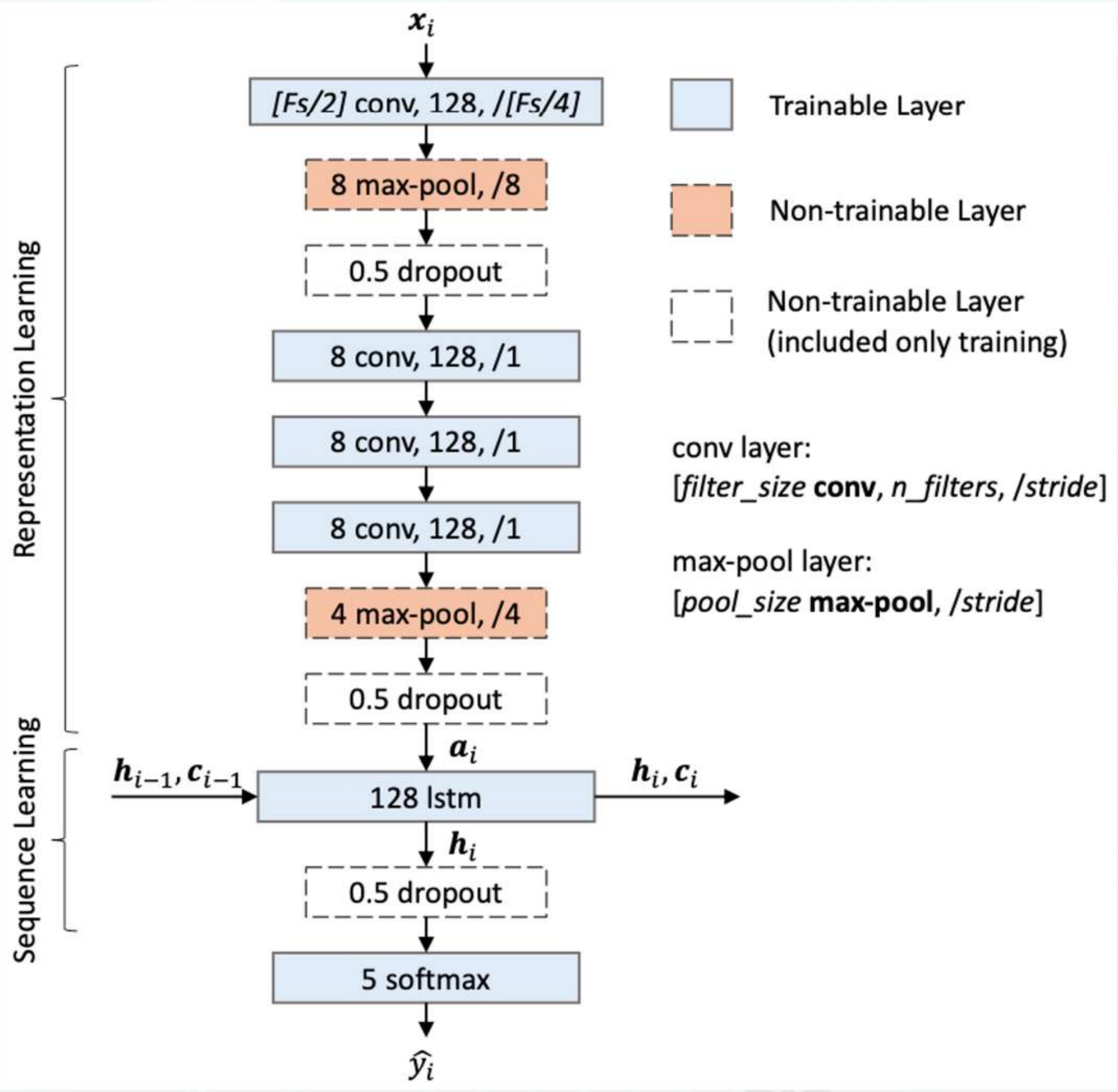
Cross entropy loss

sleep stage

Dev from DSN

TinySleepNet → ลด size (Layer) → model เล็กลง → ผลอาจดีไม่เท่าเดิม

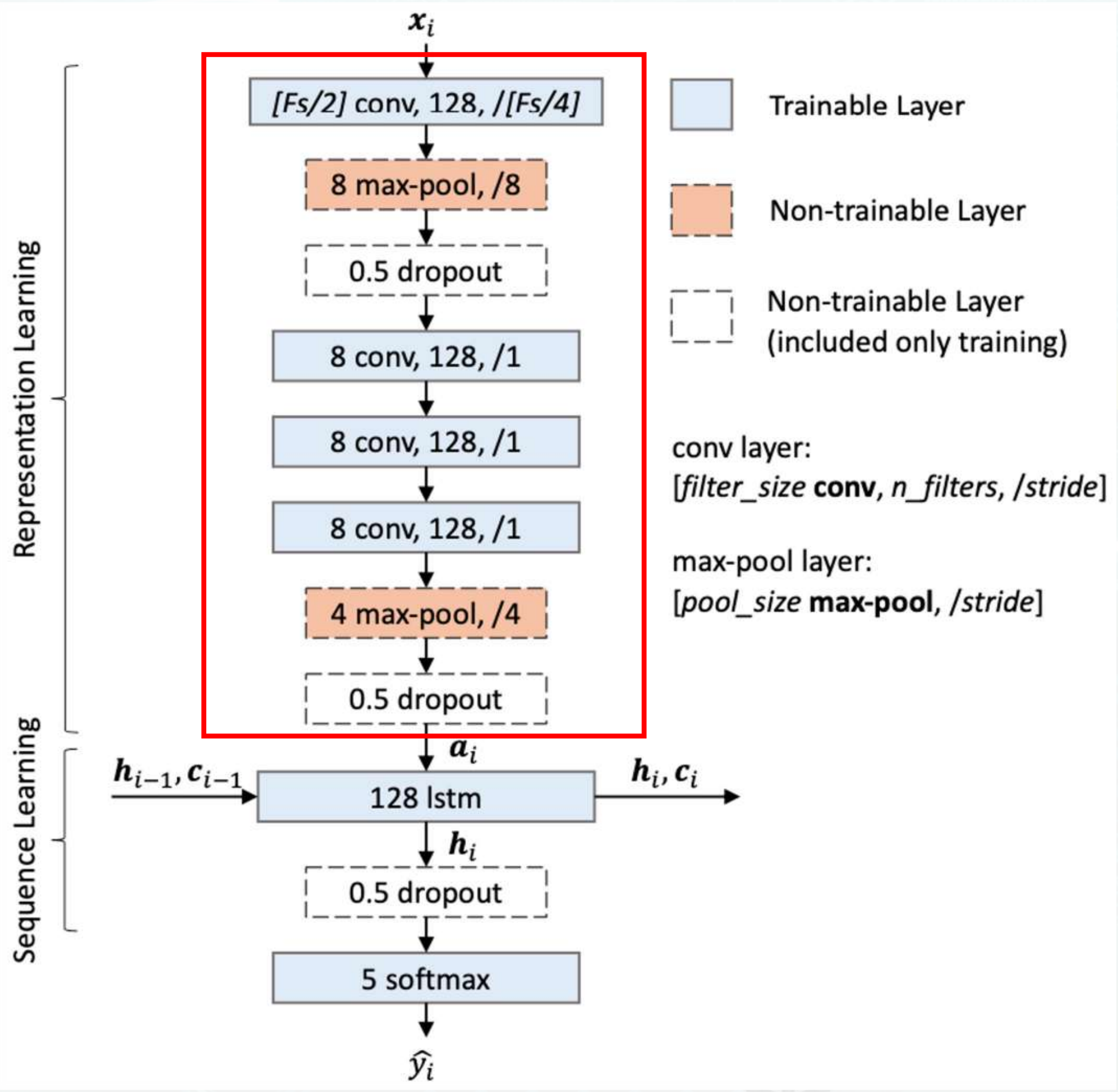
- Improved version of DeepSleepNet (Supratak et al. 2017)
- Consist of two main parts
  1. Representation Learning
  2. Sequence Learning



TinySleepNet

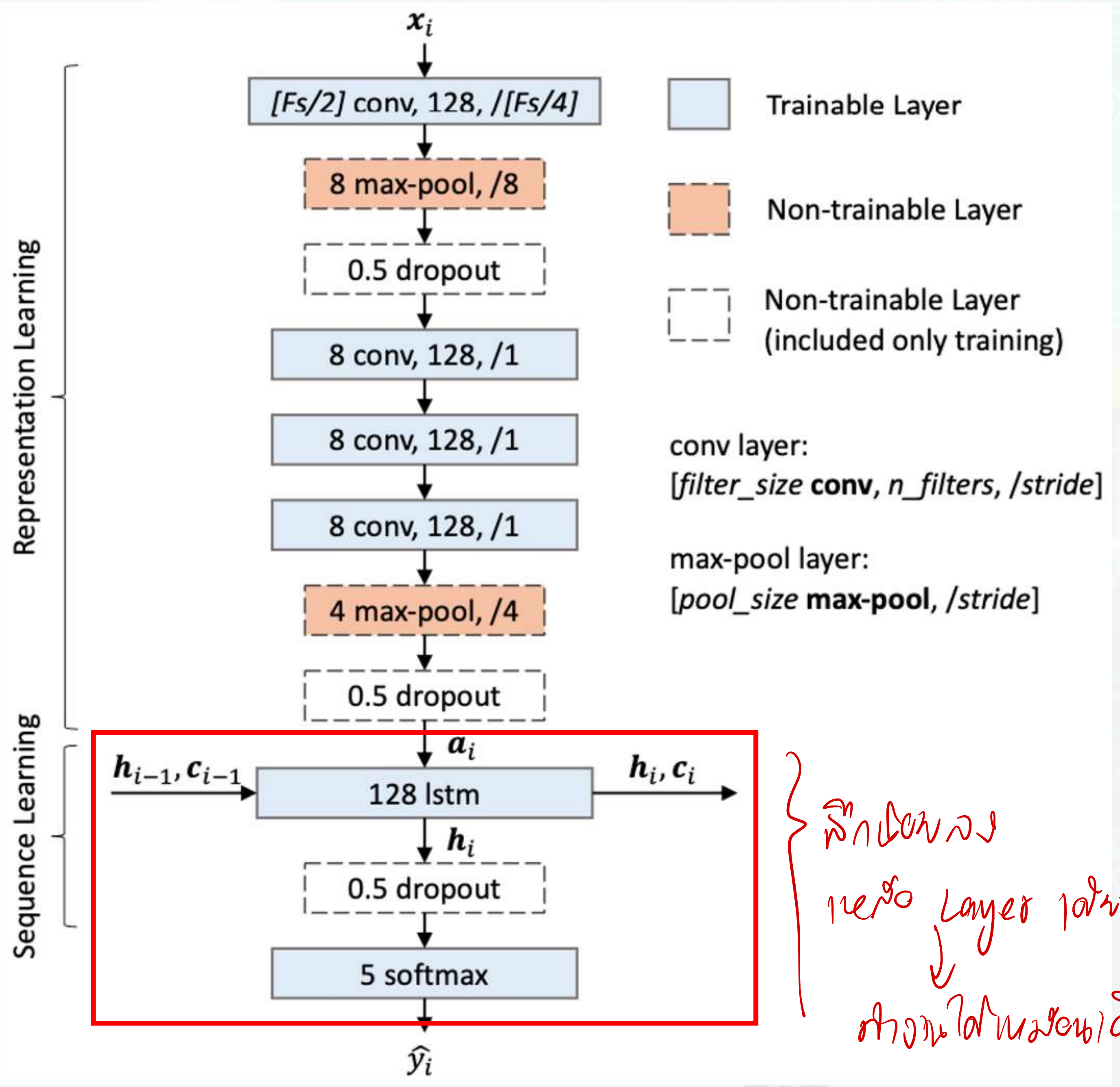
- Representation Learning
  - Extract time-invariant features from raw EEG signals
  - Unlike DeepSleepNet
    - Only use one branch of CNNs, instead of two with small and large filters (1D CNN)
    - The model can learn to construct a larger filter by combining several conv layers at the top layers, but using a fewer number of parameters

if เพิ่มขนาด filter ไม่ต้องใช้หลาย Branch



TinySleepNet

- Sequence Learning RNN
  - Learn temporal information of the input signals, such as sleep stage transition rules
  - Unlike DeepSleepNet
    - Use uni-directional RNNs, instead of bi-directional ones
    - No need to buffer a chunk of EEG signals for processing in the backward direction
    - Reduce computational resources approximately by half



ลึกน้อยลง
เหลือ Layer เดียว
ทำงานได้เหมือนเดิม

Ref: (Supratak and Guo, 2020)

TinySleepNet

เนื่องจากถูก ฝึกอย่างไม่ลึกลง → parameter มีจำกัด

- Train the model end-to-end via minibatch gradient descent
- Data augmentation: help generate new training data for **every** training epoch
  - Signal augmentation
  - Sequence augmentation

ต่อ DSN ไม่มี

ทำให้ model ไม่ overfit

- Weighted cross-entropy loss → ลงโทษ model เมื่อทำผิดที่ N1 มากกว่า ผิดที่ stage อื่นๆ
  - Prioritize on the minority class such as N1
  - Alleviate the class imbalance problems
- Unlike DeepSleepNet
  - No pre-training the model with an oversampled, class-balanced data

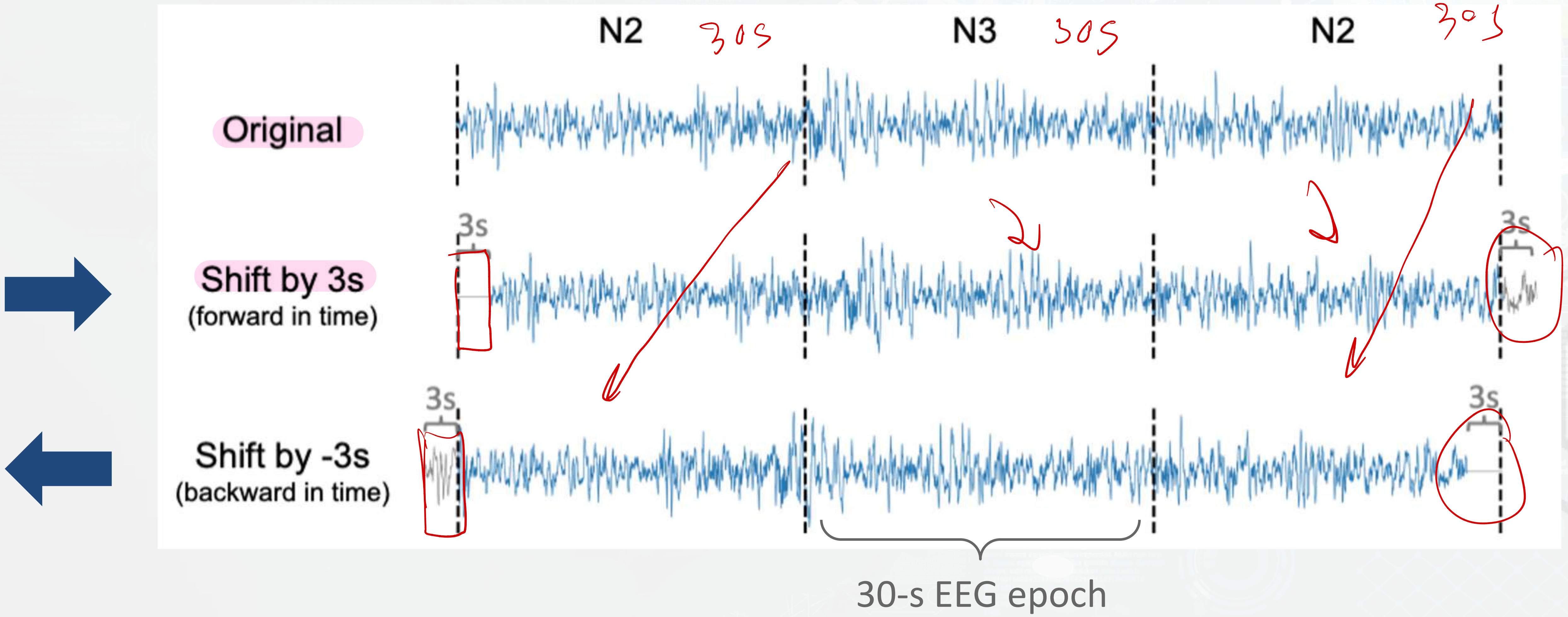
ไม่ train ง่ายขึ้นด้วย

Ref: (Supratak and Guo, 2020)

TinySleepNet

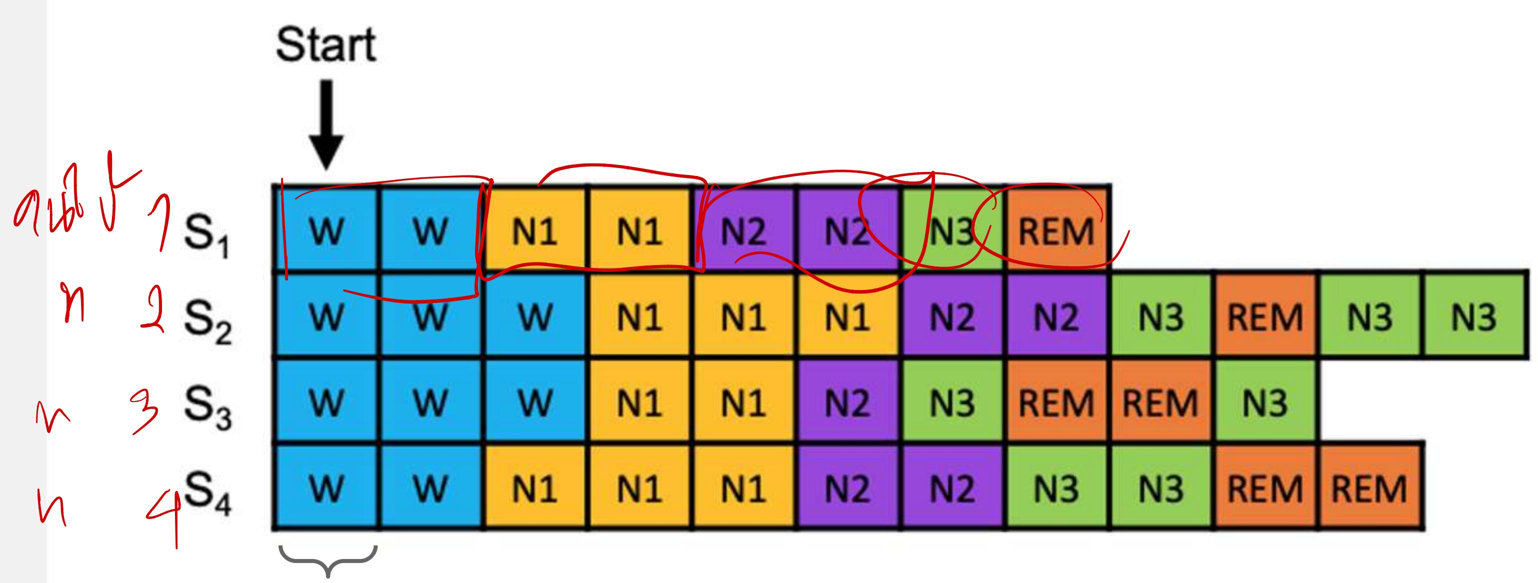
แบ่งต่างกัน 30s → พลอต่อกัน

- Signal Augmentation
  - Randomly shift signals forward or backward in time

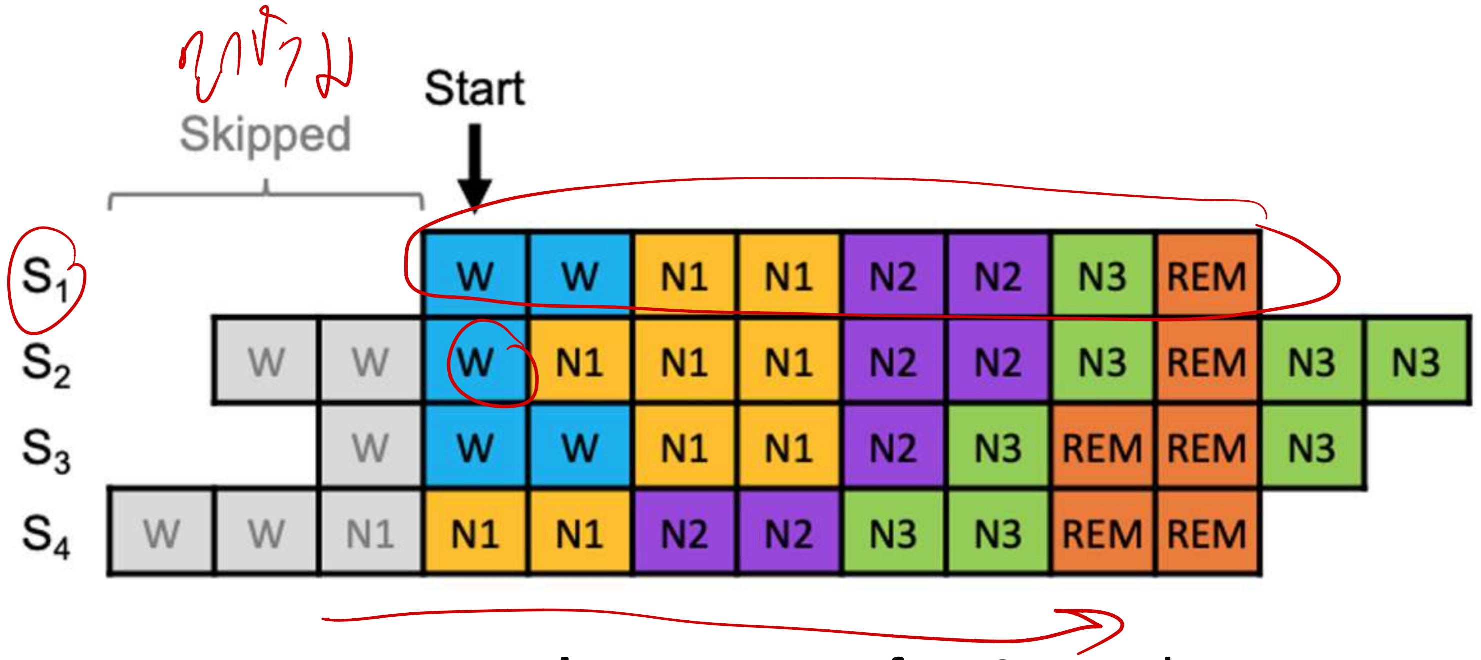


TinySleepNet

- Sequence Augmentation →ช่วยเพิ่มความหลากหลายของ sleep data ที่นำไป
  - A few EEG epochs at the beginning of each sleep sequence are skipped by a random amount



Original sequence of EEG epochs



Augmented sequence of EEG epochs

04 การวัดผลการวิเคราะห์การนอน (Evaluation)

Model Evaluation

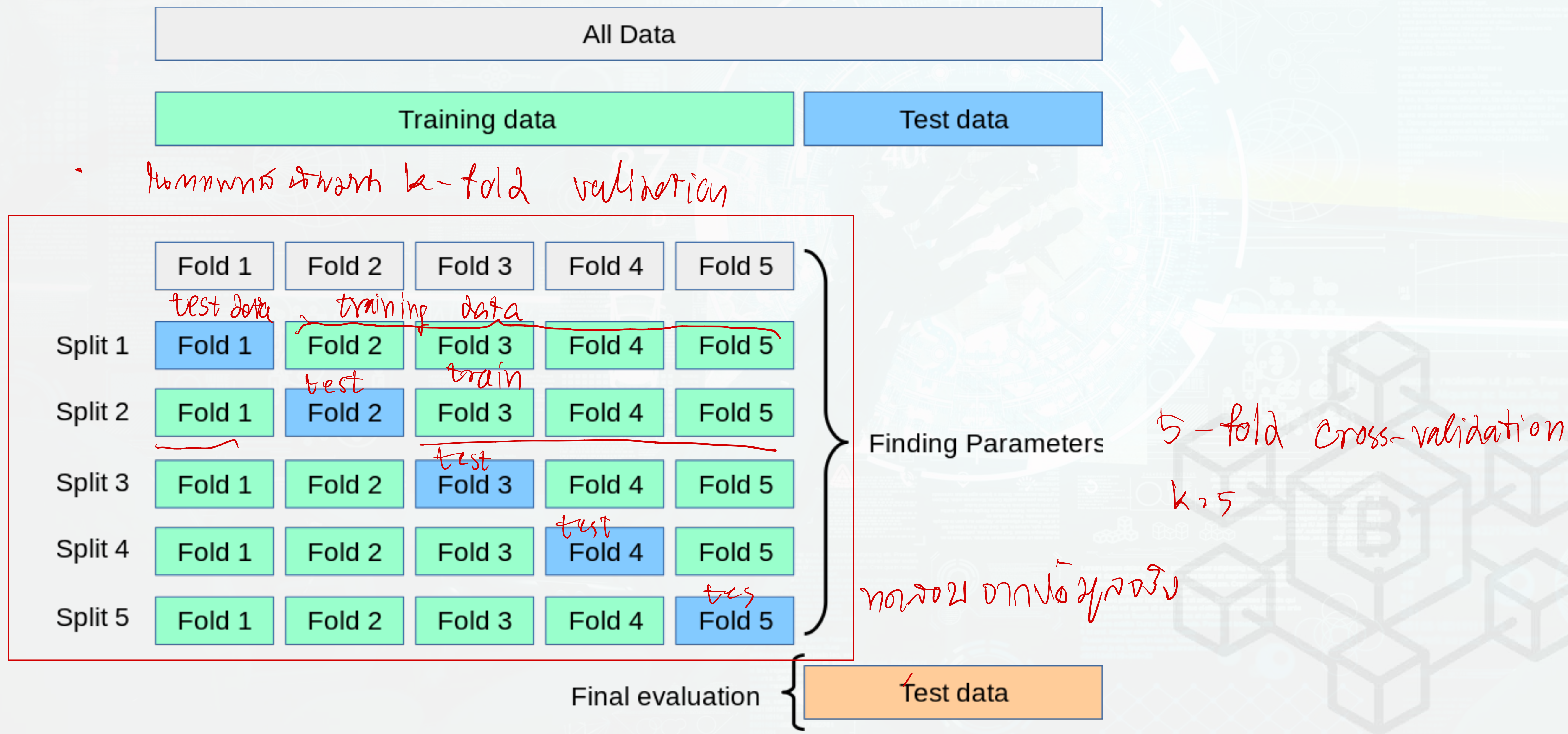
1

- Experimental Setup แบ่งข้อมูล → ต้องมั่นใจว่าเมื่อแบ่ง หลังจากไม่ไปตามไข้
  - *k*-fold cross-validation (non-overlapping patient split) คนไข้เดียวกัน อยู่ใน train, test, valid dataset
- Performance Metrics ตัวชี้วัด
  - Overall: accuracy (ACC), macro-averaged F1-Score (MF1), Cohen's Kappa (κ)
  - Per-class: precision (PR), recall (RE), F1-Score (F1) → วัดผลของ sleep stage ทั้ง 5
- Visualization 2 เชิงว่า model ทำงานได้ดีใน stage ไหน
  - Hypnogram

↳ กราฟข้อมูลการนอน

หารข้อมูลออกเป็น k ส่วน → วัดผล k ครั้ง

k-fold cross-validation



Confusion Matrix

Positive : model 100 สิ่งที่เราสนใจ

คำตอบจริง

		ACTUAL	
		P	N
PREDICTED	P	TP	FP
	N	FN	TN

จากโมเดล

True Positives: Hit

True Negative: Correct rejection

False Positive: False alarm

False Negative: Miss

Example: Confusion Matrix for Cancer

Positive → หมายถึงเป็นมะเร็ง

		ACTUAL	
		P	**N**
PREDICTED	**P**	A patient has cancer and predict cancer.	A patient does not have cancer, but predict cancer. FP
	N	A patient has cancer, but predict no cancer.	A patient does not have cancer, and predict not cancer.

Performance Metrics

1. **Accuracy**: $\boxed{TP + TN / TOTAL}$

   Good when classes are approximately balance

2. **Precision**: $\boxed{TP / (TP + FP)}$

   Good when FN is less important, e.g. spam filter

3. **Recall**: $\boxed{TP / (TP + FN)}$

   Good when FP is less important, e.g. cancer screening

   จำนวนการทำนายมีถูกต้อง model ของเราถูกต้องกี่ %

4. **F1 Score**: 2 * Precision * Recall / (Precision + Recall)

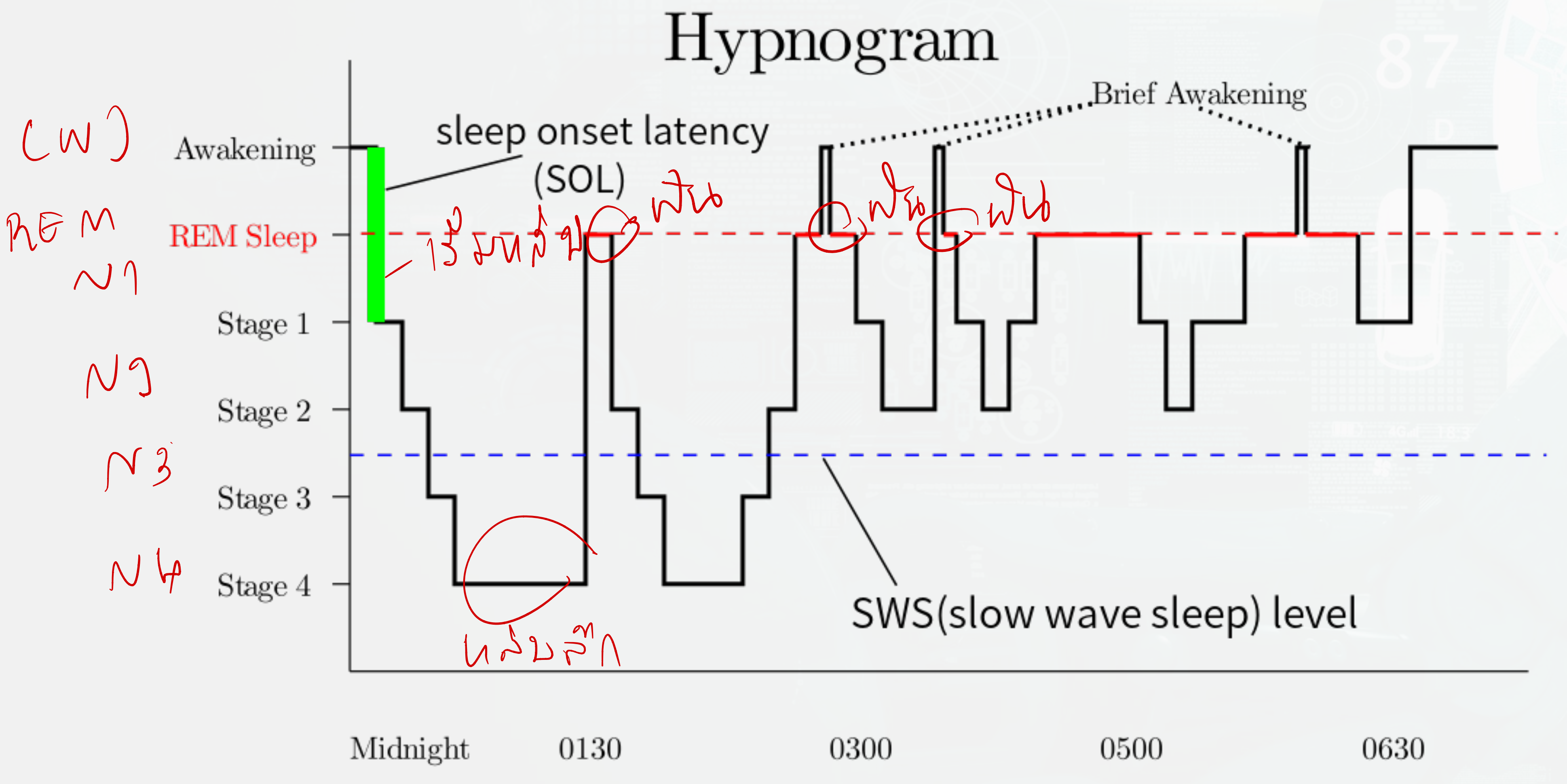
   Good when we care about both precision and recall

   เมื่อ 2 และ 3 สูง $\boxed{\text{F1 score}}$ ค่าจะสูงก็ต่อเมื่อ 2, 3 สูงพร้อมๆกัน.

ดูแค่ 2 ตัว (1, 4) ก็พอ

Hypnogram

A graph that represents the stages of sleep as a function of time



Overall

Model Evaluation

Tiny sleep net ยังสามารถทำงานได้ดีใน Dataset อื่นด้วย

เพราะคนไข้ตื่นไม่บ่อย

- Achieve a *similar (if not better)* performance compared to the state-of-the-art methods on all datasets

เช่นสาม Dataset

ค่อนข้างต่ำอย่างมีน้อย

Methods	Datasets	Manual	EEG Channels	F_s (Hz)	Epoch (sec)	k-fold CV	Test Epochs	Overall Metrics ACC	MF1	κ	Per-class F1-Score (F1) W	N1	N2	N3	REM
IITNet [6]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	42308	84.0	77.7	0.78	87.9	44.7	88.0	85.7	82.1
SeqSleepNet+ (FT) [9]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	-	85.2	79.6	0.79	-	-	-	-	-
SleepEEGNet [7]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	42308	84.3	79.7	0.79	89.2	**52.2**	86.8	85.1	**85.0**
DeepSleepNet [5]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	41950	82.0	76.9	0.76	84.7	46.6	85.9	84.8	82.4
Our method	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	44220	**85.4**	**80.5**	**0.80**	**90.1**	51.4	**88.5**	**88.3**	84.3
SleepEEGNet [7]	Sleep-EDF	R&K	Fpz-Cz	100	30	10	195479	80.0	73.6	0.73	91.7	44.1	82.5	73.5	76.1
Our method	Sleep-EDF	R&K	Fpz-Cz	100	30	10	199352	**83.1**	**78.1**	**0.77**	**92.8**	**51.0**	**85.3**	**81.1**	**80.3**
Our method	MASS-SS1	AASM	F4-EOG (L)	256	30	27	51293	83.1	79.3	0.76	90.0	60.6	87.4	73.2	85.1
Our method	MASS-SS2	R&K	F4-EOG (L)	256	20	19	26711	82.6	75.5	0.75	76.6	48.2	87.8	80.5	84.3
IITNet [6]	MASS-SS3	AASM	F4-EOG (L)	256	30	31	57395	86.6	80.8	0.80	86.1	54.4	91.3	**86.0**	86.2
DeepSleepNet [5]	MASS-SS3	AASM	F4-EOG (L)	256	30	31	58600	86.2	81.7	0.80	87.3	59.8	90.3	81.5	**89.3**
Our method	MASS-SS3	AASM	F4-EOG (L)	256	30	31	59317	**87.5**	**83.2**	**0.82**	**87.3**	**62.7**	**91.8**	85.5	88.6
Our method	MASS-SS4	R&K	C4-EOG (L)	256	20	20	55310	84.0	78.0	0.77	79.8	50.2	88.9	82.4	88.5
Our method	MASS-SS5	R&K	F4-EOG (L)	256	20	26	36409	86.6	80.9	0.81	85.5	55.0	89.9	86.6	87.7

Ref: (Supratak and Guo, 2020)

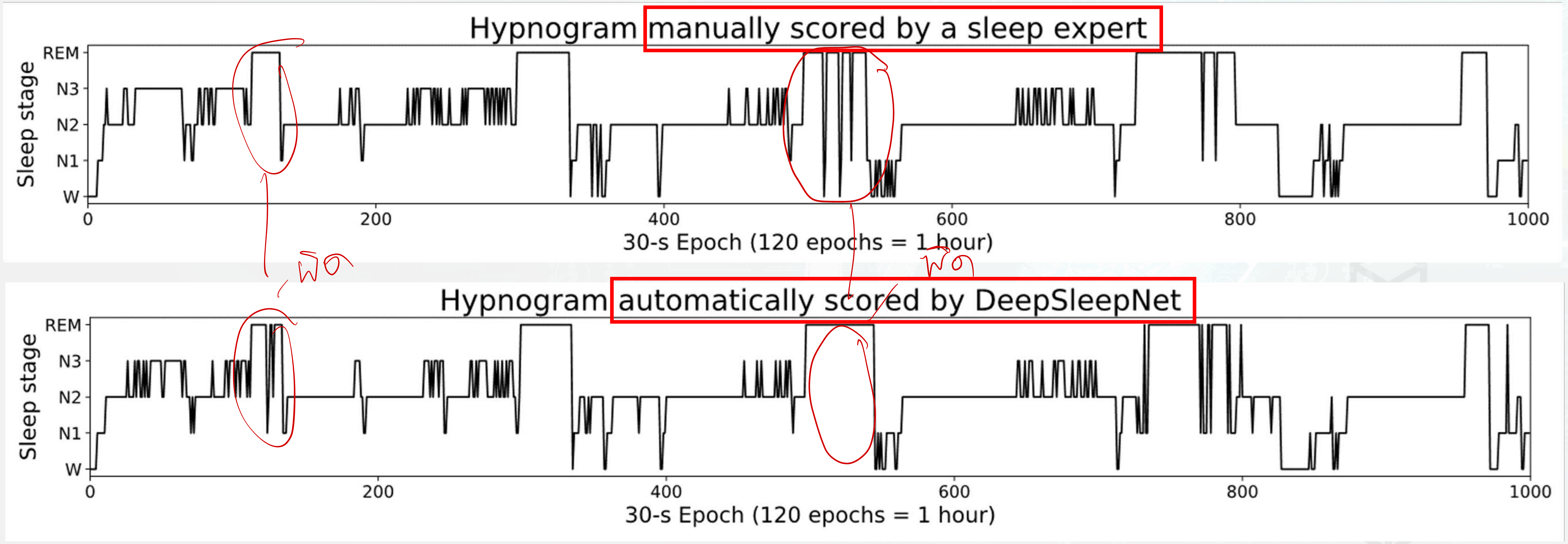
Model Evaluation

- NO sacrificing the performance on *any* sleep stage, especially N1 (the most difficult sleep stage to classify)

Methods	Datasets	Manual	EEG Channels	F_s (Hz)	Epoch (sec)	k-fold CV	Test Epochs	Overall Metrics			Per-class F1-Score (F1)				
								ACC	MF1	κ	W	N1	N2	N3	REM
IITNet [6]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	42308	84.0	77.7	0.78	87.9	44.7	88.0	85.7	82.1
SeqSleepNet+ (FT) [9]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	-	85.2	79.6	0.79	-	-	-	-	-
SleepEEGNet [7]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	42308	84.3	79.7	0.79	89.2	**52.2**	86.8	85.1	**85.0**
DeepSleepNet [5]	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	41950	82.0	76.9	0.76	84.7	46.6	85.9	84.8	82.4
Our method	Sleep-EDF-v1	R&K	Fpz-Cz	100	30	20	44220	**85.4**	**80.5**	**0.80**	**90.1**	51.4	**88.5**	**88.3**	84.3
SleepEEGNet [7]	Sleep-EDF	R&K	Fpz-Cz	100	30	10	195479	80.0	73.6	0.73	91.7	44.1	82.5	73.5	76.1
Our method	Sleep-EDF	R&K	Fpz-Cz	100	30	10	199352	**83.1**	**78.1**	**0.77**	**92.8**	**51.0**	**85.3**	**81.1**	**80.3**
Our method	MASS-SS1	AASM	F4-EOG (L)	256	30	27	51293	83.1	79.3	0.76	90.0	60.6	87.4	73.2	85.1
Our method	MASS-SS2	R&K	F4-EOG (L)	256	20	19	26711	82.6	75.5	0.75	76.6	48.2	87.8	80.5	84.3
IITNet [6]	MASS-SS3	AASM	F4-EOG (L)	256	30	31	57395	86.6	80.8	0.80	86.1	54.4	91.3	**86.0**	86.2
DeepSleepNet [5]	MASS-SS3	AASM	F4-EOG (L)	256	30	31	58600	86.2	81.7	0.80	87.3	59.8	90.3	81.5	**89.3**
Our method	MASS-SS3	AASM	F4-EOG (L)	256	30	31	59317	**87.5**	**83.2**	**0.82**	**87.3**	**62.7**	**91.8**	85.5	88.6
Our method	MASS-SS4	R&K	C4-EOG (L)	256	20	20	55310	84.0	78.0	0.77	79.8	50.2	88.9	82.4	88.5
Our method	MASS-SS5	R&K	F4-EOG (L)	256	20	26	36409	86.6	80.9	0.81	85.5	55.0	89.9	86.6	87.7

Ref: (Supratak and Guo, 2020)

Hypnogram



Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

Cells becomes inactive during trains of REM stage

ดูว่า model เรียนรู้มั้ย

W	W	W	W	W	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N3	N3	N3	N3	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N3	N2	N2
N2	N2	N3	N3	N3	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2
N2	N3	N2	N2	N3	N3	N2	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N2	N3	N2	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N2	N3	N3	N3	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	R	R	R	N2	N2	N2	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	R	R	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	W	N1	N1	N1	N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	W	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W
N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	N1	N1	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	R	R	R	R	W	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	R	R	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N1	N2	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1	N1	N2	N2	N2	N2	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	N1	N2	R	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1
N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W
N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2																		

R: REM sleep
→ มองหาดูว่าเปลี่ยนไปสู่ stage อื่น

Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

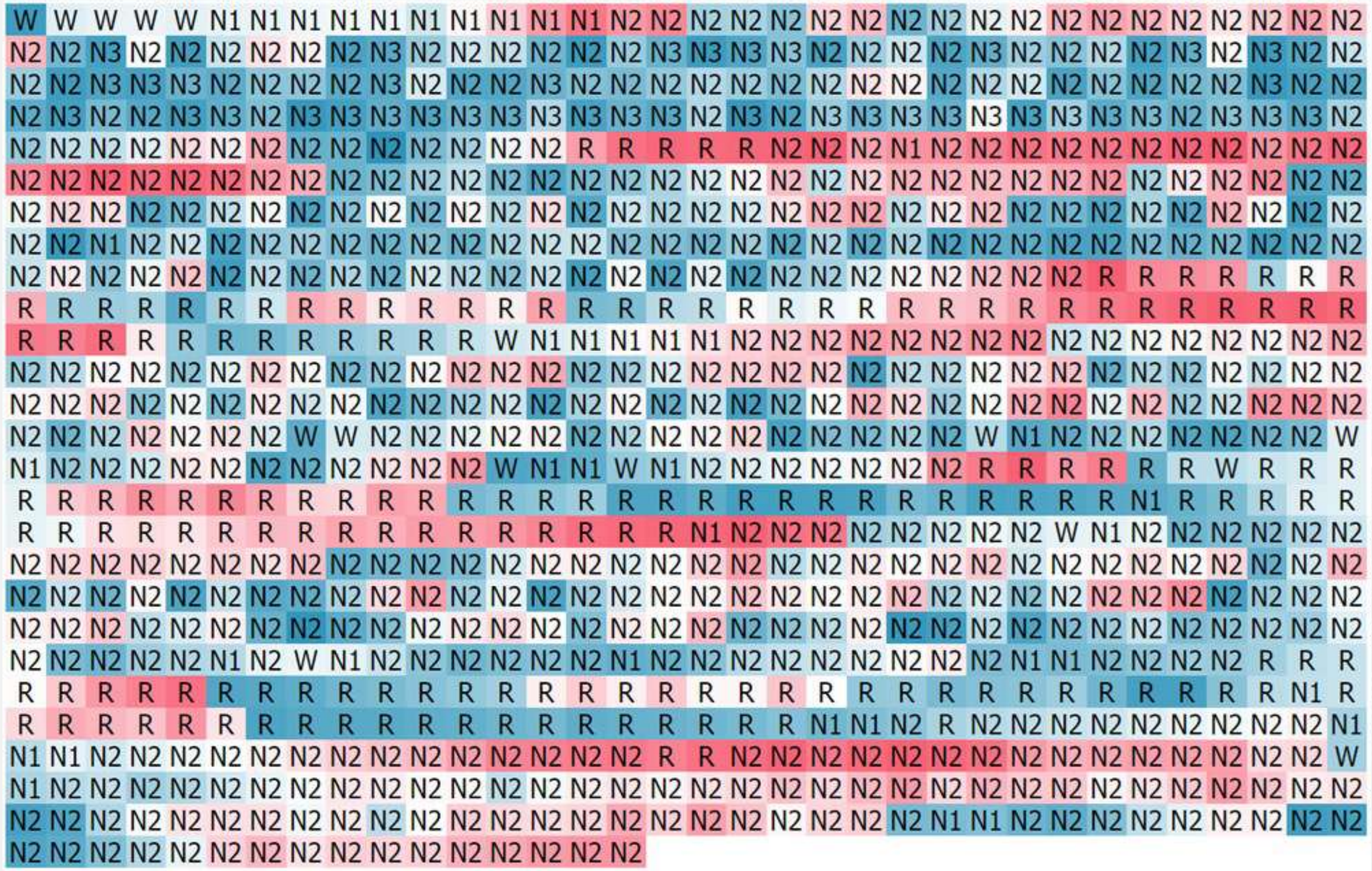
Cells becomes active for W or N1 stages

W	W	W	W	W	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N3	N3	N3	N3	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N3	N2	N2
N2	N2	N3	N3	N3	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N3	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N3	N2	N2
N2	N3	N2	N2	N3	N3	N2	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N2	N3	N2	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N3	N2	N3	N3	N3	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	R	R	R	N2	N2	N2	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	R	R	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	W	N1	N1	N1	N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	W	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W
N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	N1	N1	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	R	R	R	R	W	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	R	R	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N1	N2	W	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1	N1	N2	N2	N2	N2	R	R	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	R
R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	N1	N1	N2	R	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1
N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	R	R	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	W
N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N1	N1	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2
N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2	N2																		

Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

Not easily interpretable cells

ไม่มีใครรู้ว่า
model เรียนอะไร



Ref: (Supratak et al., 2017) (Supratak and Guo, 2020)

05 แบบฝึกหัด (Coding Exercise)

Code Exercise

- Download the exercise from Github
  - https://github.com/akaraspt/pmub-learning-biosignals/tree/main
- Setup Environment
- Download the SleepEDF dataset

1

- Signal extraction
  - Select frontal EEG channel
  - Generate dataset for model and evaluation
    - Pair of (30-s single-channel EEG, {0,1,2,3,4})
- Define a 1D CNN model for sleep stage scoring (Exercise)
- Train the model in 20-fold cross validation
- Use the trained model for predictions

2

06 บทสรุปและโอกาสการพัฒนาต่อยอด (Conclusion and Future Works)

Conclusions

หากไม่มี ผู้เชี่ยวชาญ (คุณหมอ) ให้ label อาจไม่ได้

- Deep Learning are typically applied to biosignal in the supervised cases

  Step เพิ่ม → Unpopular
  - Not for everything !!!
- Alternatively, we can transform from raw signals into spectrogram or image-based representations

  → วิธีนี้ไม่ค่อยดี เพราะต้องใช้ DL วิเคราะห์ signal โดยตรง ~~แต่~~ ต้องไป pre process → แปลงให้เป็นรูปภาพก่อน หลังต้องใช้ CNN วิเคราะห์ต่อ → ทำให้ model อาจผิดพลาด เนื่องจาก signal ไม่ตรง
  - Can use CNN that processes images
  - However, this is not an ideal end-to-end training
- Not many cases that can successfully apply deep learning directly on "raw" signals
  - Only for the domain that have clear patterns of the signals for each class, and sufficient amount of training examples

    ↳ มี จุดหมาย signal ที่ชัดเจน → ดีขึ้น
- Promising area of research for remote monitoring
  - Different characteristics of the wearable devices
  - Transfer the knowledge learned in the clinic into the wearable device

    ซึ่งต้องมีข้อมูลจาก โรงพยาบาล ทั้งข้อมูลที่ได้มาจาก device

Future Works and Impacts

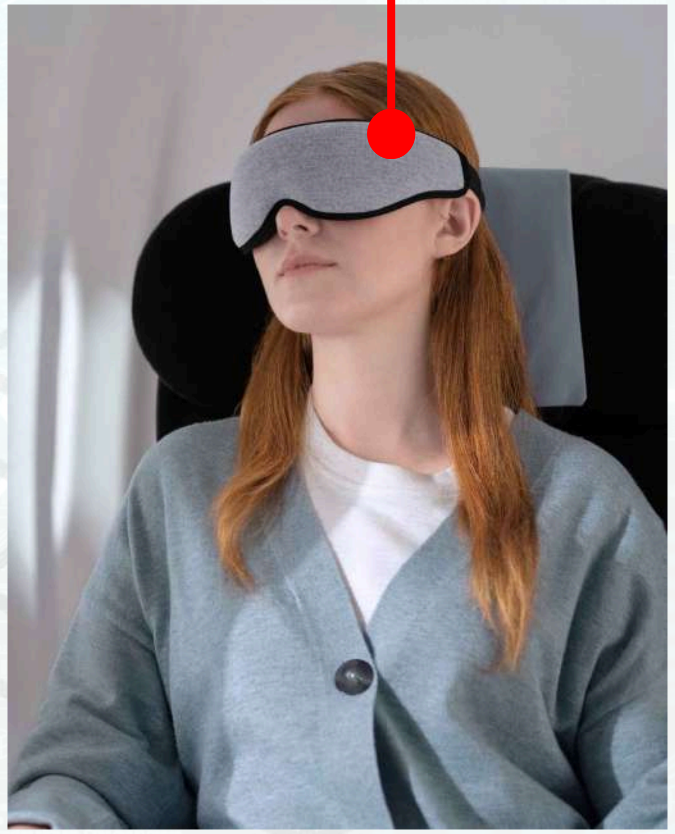
→ ทำให้ monitor คนไข้ระยะห่าง ที่ไม่อยู่ ที่โรงพยาบาลได้

- Doctors can see
  - Sleep hours, walking performance, body temperature and blood pressure
- Patients save time and money from revisiting hospitals
- Early sign for harmful diseases and save lives

อุปกรณ์ช่วยให้คุณหมอวินิจฉัยโรคได้ แม่นยำมากขึ้น

มีคนไข้มาก → ตรวจจับได้เร็ว → ลดคนตายได้

Smart eye-mask



More Details …

- Paper
  - A. Supratak, H. Dong, C. Wu, and Y. Guo, "**DeepSleepNet: a Model for Automatic Sleep Stage Scoring based on Raw Single-Channel EEG**," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, pp. 1–10, 2017.
  - A. Supratak and Y. Guo, "**TinySleepNet: An Efficient Deep Learning Model for Sleep Stage Scoring based on Raw Single-Channel EEG**," *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 2020.
- Code that can be used and extended for future works
  - Github: https://github.com/akaraspt/deepsleepnet
  - Github: https://github.com/akaraspt/tinysleepnet

สร้างคน ข้ามพรมแดน

E-SAN Thailand Coding & AI Academy

Thailand Coding & AI Academy

FACULTY OF EDUCATION KHON KAEN UNIVERSITY

มหาวิทยาลัยขอนแก่น

สอวช

สำนักงานสภานโยบายการอุดมศึกษา วิทยาศาสตร์ วิจัย และนวัตกรรมแห่งชาติ

INET

Ministry of Higher Education, Science, Research and Innovation

THAI PROGRAMMER

SST SUN SMART TECH

The Asia Foundation

EVER

BOTNOI GROUP

CODE COMBAT

ClusterKit

DOMECLOUD

Let's Code Thailand

DMAP DIGITAL MAKERS ASIA PACIFIC

MH

Google

FOCUS ARENA