Title:  
  
Author:

摘要:

睡眠在現今有著高壓高工時的社會中相當重要，若沒有良好的睡眠將難以修補一整天的精神損耗。而睡眠覺醒這個現象是來自於一個人在睡眠週期中變得“覺醒”。這是腦電波活動的變化，它並不一定意味著醒來，而可能只是意味著從極深的睡眠轉變為較淺的睡眠，這樣更容易被叫醒。如果睡眠覺醒頻繁的發生將妨礙人的睡眠品質。目前在臨床上將會請病人在醫院或睡眠中心進行整夜睡眠多項生理功能檢查以量測相關的生理訊號，再由專業人員通過生理訊號判讀來找出睡眠覺醒的出現時間。而判讀一整夜的腦波訊號相當費時費力，並且隨著睡眠障礙的增加，專業人員將會無法承擔如此高的工作量，使得開發自動睡眠覺醒檢測系統對於降低醫療成本至關重要。在本篇研究中，我們提出編碼器-解碼器架構的U-LSTM深度學習模型來開發自動睡眠覺醒檢測系統，並且在台北醫學大學雙和醫院睡眠中心資料庫中進行訓練和驗證。以往的睡眠覺醒偵測系統往往使用較多的生理訊號通道作為特徵進行預測，而我們提出的模型只需要五個生理訊號通道即可進行預測。除此之外，模型在評估指標AUPRC上達到了55%，表明提出的模型不但只需要更少的生理訊號通道還依然維持著高精度，這也說明了臨床上的適用性和穩定性。

Introduction:

睡眠是人類最重要的活動之一獲得充足的良好睡眠對於我們的福祉和健康至關重要。睡眠不足與肥胖、心血管疾病、抑鬱症、記憶障礙等疾病有關。因此，失眠、睡眠呼吸暫停等與睡眠有關的疾病在當今的醫療保健中很常見。Arousal的出現反映了睡眠的中斷和碎片化，是出現體感的先兆。頻繁的Arousal會導致睡眠中斷、睡眠碎片化、睡眠障礙、加重白天嗜睡和其他症狀。越來越多的證據表明，睡眠喚醒疾病是其他疾病的伴隨症狀，包括體重增加、抑鬱、心臟病和糖尿病。因此，推進我們目前對Arousal神經生理學的理解不僅是一個具有挑戰性的研究問題，也是一個生理健康的問題。Arousal也可以是自發的，由磨牙、部分氣道阻塞甚至打鼾引起。一定量的Arousal似乎是生理睡眠的固有組成部分，但過度的出現會破壞健康的睡眠。

為了協助醫生進行診斷，多項睡眠生理指標的多頻道睡眠記錄（PSG）常常在臨床診斷中被使用，以記錄患者夜間的睡眠生理指標並監測其睡眠品質。目前，臨床診斷失眠存在多種問題。從臨床角度來看，睡眠技師需要全夜關注指標的質量，以確保數據的可靠性。接著，需由專業人士手動解釋所記錄的睡眠生理指標。統計數據顯示，手動解釋一個完整夜晚的八小時睡眠生理信號大約需要30到60分鐘的時間。對於患有較嚴重睡眠相關疾病的患者來說，信號的複雜性和睡眠階段轉換頻率比健康人更高，這增加了手動評分所需的時間。因此，可以明顯看出，在整夜記錄的信號質量評估或由專業人員手動分析的過程中，需要大量的勞動，這對於當今已經不堪重負的醫療資源和人員來說是一個重大問題和負擔。  
  
 在先前的文獻中，已有許多方法提出用於自動睡眠Arousal檢測，其中也有基於深度學習的方法，如卷積神經網路(CNN)或長短期記憶模型(LSTM)等。U-net是一種基於深度學習的先進神經網絡架構，具有編碼和解碼組件，最初用於圖像分割任務，在此篇方法中用來處理一維信號。LSTM為一種循環神經網路(RNN)，在處理時間序列資料方面表現出色，因為它的結構和設計使其能夠有效地捕捉長期的依賴關係，適應不同長度的序列，並處理梯度問題，使其成為時間序列預測、語言建模、機器翻譯等應用中常用的工具。因此我們將U-net與LSTM結合，利用U-net處理訊號並從中萃取高維特徵，再利用LSTM針對特徵捕捉訊號間的關係從中預測哪些區域出現Arousal的現象，在考量到運算量和實際在臨床應用時的硬體缺乏，我們使用了更少的通道去運算，最終結果我們只需要五通道即可在AUPRC達到55%。我們使用來自台北醫學大學雙和醫院睡眠中心資料庫中進行訓練和驗證。

Data and Method

1. Dataset

我們使用來自台北醫學大學雙和醫院睡眠中心資料庫中104、105、107年的睡眠病患資料進行訓練和驗證，其中病患總數達826位，並且我們根據呼吸暫停低通氣指數（英語：Apnea–Hypopnea Index，AHI）進行統計，得出正常(AHI<5)共有439位，輕度睡眠呼吸暫停(5≤AHI<15)共有152位，中度睡眠呼吸暫停(15≤AHI<30)共有94位，重度睡眠呼吸暫停(AHI≥30)共有141位。

其中病患資料包含整夜的生理訊號和專家所標記的睡眠狀態，生理訊號中包含Nasal Pressure, Snore\_CU, Gravity X, Gravity Y, Thorax, Abdomen, Thermistor, SpO2, F3, C3, O1, F4, C4, O2, E1, E2, ChinA, ChinL, ChinR, EKG, Left Leg, Right Leg等通道，我們使用了C3, C4, E1, ChinR-ChinL, EKG通道特徵來訓練模型。資料詳細信息如表一。

表一: Physiological signals description

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No.** | **Signal Name** | **Signal Description** | **Units** |
| **1** | **Nasal Pressure** |  | **mbar** |
| **2** | **Snore CU** |  | **ubar** |
| **3** | **Gravity X** |  | **mg** |
| **4** | **Gravity Y** |  | **mg** |
| **5** | **Thorax** |  | **μV** |
| **6** | **Abdomen** | **EMG, a measurement of abdominalmovement.** | **μV** |
| **7** | **Thermistor** |  | **μV** |
| **8** | **SpO2** | **Oxygen saturation.** | **%** |
| **9** | **F3** | **EEG, a measure of frontal activity** | **μV** |
| **10** | **C3** | **EEG, a measure of frontal activity** | **μV** |
| **11** | **O1** | **EEG, a measure of frontal activity** | **μV** |
| **12** | **F4** | **EEG, a measure of frontal activity** | **μV** |
| **13** | **C4** | **EEG, a measure of frontal activity** | **μV** |
| **14** | **O2** | **EEG, a measure of frontal activity** | **μV** |
| **15** | **E1** | **EOG, a measure of left eye activity.** | **μV** |
| **16** | **E2** | **EOG, a measure of left eye activity.** | **μV** |
| **17** | **ChinA** | **EMG, a measure of chin movement.** | **μV** |
| **18** | **ChinL** | **EMG, a measure of chin movement.** | **μV** |
| **19** | **ChinR** | **EMG, a measure of chin movement.** | **μV** |
| **20** | **EKG** | **A measure of cardiac activity** | **μV** |
| **21** | **Left Leg** | **EMG, a measure of left leg movement.** | **μV** |
| **22** | **Right Leg** | **EMG, a measure of right leg movement.** | **μV** |

1. Method

Part 1: 資料前處理

因為我們所提出的深度學習模型需要輸入固定長度的資料，因此我們需要先將一整晚的資料切分成五分鐘為一段的資料數。再抓取我們所選取的腦波通道(C3, C4, E1, ChinR-ChinL, EKG)特徵，並且根據通道的採樣頻率做重新採樣使其sample rate變成100Hz。最後為了消除不同單位可能會帶來的影響，將每個通道分別做z score normalization。最終，輸入U-LSTM深度學習模型的資料點為5\*30000。

Part 2: U-LSTM Model

Part 2.1 Encoder: U-Net

U-Net為2015年提出的影像分割模型，其為編碼-解碼器的架構。模型在編碼器的部分會利用卷積層和池化層對資料做特徵提取和下採樣，目的是將萃取出資料的高維特徵並增加視野域，下採樣使用兩層卷積和一層最大池化來組成。而解碼器的部分在於使用上採樣做資料還原，藉由編碼器所萃取的高維特徵做上採樣，並且使用skip connection將作下採樣前的原始資料跟要還原的資料結合以免失去過多的資料信息，上採樣使用一層去卷積層和兩層的卷積層組成。而在U-LSTM中，我們希望U-Net可以將原本較無規律的資料做重建並且利用卷積和下採樣去萃取可能發生Arousal的位置，最後將5\*30000的資料點重建成1\*30000的資料點。

Part 2.2 Decoder: LSTM

LSTM為1997年提出的神經網路，為RNN的一種變形，主要用於自然語言處理和時序相關資料應用。LSTM在訓練時會儲存每一次時刻的資訊，並根據訓練狀況決定是否要將資訊繼續留下或者輸出，LSTM分別利用input gate:決定input是否可以傳進區塊，forget gate:決定是否要把區塊內的資訊丟掉，output gate:決定是否將區塊內的資訊輸出等來做到資訊的遺忘及更新。而在U-LSTM中，希望在透過U-net重建完的特徵可以利用LSTM辨認出哪一個時間段是可能會發生Arousal的地方並標示出來。

Performance Evaluation

混淆矩陣用於展示分類模型對一組數據的性能，每一列代表每個類別的預期樣本數，每一行代表每個類別的實際樣本數。真正樣本（TP）表示將目標類別正確預測為目標類別；真負樣本（TN）表示將非目標類別正確預測為非目標類別；假正樣本（FP）表示將非目標類別誤認為目標類別；假負樣本（FN）表示將目標類別誤認為非目標類別。

對正樣本的準確識別率稱為真正樣本率（True Positive Rate，TPR），也稱為敏感度。特異性，通常稱為假正樣本率（False Positive Rate，FPR），是對負樣本的準確評估。使用TPR作為x軸和精確度作為y軸繪製的PR曲線下的面積稱為PR曲線下的面積（Area Under PR Curve，AUPRC）。在這項研究中，AUPRC被用作評估指標。

在這次的研究中我們使用來自台北醫學大學雙和醫院睡眠中心資料庫中104、105、107年的睡眠病患資料進行訓練和驗證，其中將104年之病人資料做為驗證，105、107年之病人資料作為訓練，在模型所使用的參數中，Batch size為32，初始學習率為le-5，並且使用RMSprop做為模型的優化器。最終我們使用AUPRC來驗證模型的效能。

Discussion

與以往使用深度學習來預測Arousal的模型相比，我們的模型具有使用更少的通道就可以達成一定效能的優勢，在此我們找了幾個在PhysioNet 2018 challenge "You Snooze, You Win"的比賽中偵測Arousal的模型與我們的模型進行比較，詳細數據如表二。

表二: Comparison of the proposed method with the official PhysioNet ranking

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Number of channels | Method | AUPRC | Dataset |
| [1] | 12 | DCU + LSTM | 0.54 | PhysioNet2018 |
| [2] | 13 | DNN + LSTM | 0.43 | PhysioNet2018 |
| [3] | 13 | CNN | 0.42 | PhysioNet2018 |
| [4] | 13 | U-NET | 0.36 | PhysioNet2018 |
| [5] | 13 | RNN+LSTM | 0.36 | PhysioNet2018 |
| [6] | 13 | LSTM | 0.14 | PhysioNet2018 |
| Proposed Method | 5 | U-NET+LSTM | 0.55 | 北醫雙和醫院 |

雖然所使用的資料集不同，但是可以看到在PhysioNet2018上做到最好的AUPRC達到了0.54，而我們所提出的方法在達到了0.55，從此看出我們的模型已經具備足夠好的效能。並且我們使用的是北醫雙和醫院的資料庫，記錄了台灣具有睡眠障礙病人的資料，因此我們訓練出來的模型將可以學習到台灣病人的相關特徵，不會有不同人種的特徵差異，也說明了模型的可用性。

Conclusion

在此次研究中，我們設計了結合U-NET和LSTM的模型來偵測sleep arousal的發生時間，模型與以往偵測arousal的模型相比具有使用較少通道特徵和結合了CNN特徵擷取和LSTM預測時序資料的能力之優勢。而我們的資料使用來自台北醫學大學雙和醫院睡眠資料庫的病人資料，不但在此資料集上AUPRC獲得了0.55的數值，也因為使用的是台灣病人的資料因此在實際應用上不會有不同人種的特徵變異問題。

在未來改進上，我們預計想要加上更多的資料讓模型學習到更好的特徵，除此之外我們也會針對模型架構去改進，希望可以找到更好效能的模型。並且我們預計開發線上平台去整合針對各種睡眠情況預測的AI模型來幫助專業的睡眠技師或者是ㄧ般民眾來觀察自己的睡眠狀況。

Reference

[1] M. Howe-Patterson, B. Pourbabaee, and F. Benard, "Automated

detection of sleep arousals from polysomnography data using a dense

convolutional neural network," in 2018 Computing in Cardiology

Conference (CinC), 2018, vol. 45: IEEE, pp. 1-4.

[2] R. He et al., "Identification of arousals with deep neural networks

(DNNs) using different physiological signals," in 2018 Computing in

Cardiology Conference (CinC), 2018, vol. 45: IEEE, pp. 1-4.

[3] B. Varga, M. Görög, and P. Hajas, "Using auxiliary loss to improve

sleep arousal detection with neural network," in 2018 Computing in

Cardiology Conference (CinC), 2018, vol. 45: IEEE, pp. 1-4.

[4] D. Miller, A. Ward, and N. Bambos, "Automatic sleep arousal

identification from physiological waveforms using deep learning," in

2018 Computing in Cardiology Conference (CinC), 2018, vol. 45:

IEEE, pp. 1-4.

[5] P. Warrick and M. N. Homsi, "Sleep arousal detection from

polysomnography using the scattering transform and recurrent neural

networks," in 2018 Computing in Cardiology Conference (CinC),

2018, vol. 45: IEEE, pp. 1-4.

[6] S. Schellenberger et al., "Detecting respiratory effort-related arousals

in polysomnographic data using lstm networks," in 2018 Computing

in Cardiology Conference (CinC), 2018, vol. 45: IEEE, pp. 1-4.