## Abstract

阻塞性睡眠呼吸暫停（OSA）發生在睡眠期間由於舌頭和氣道肌肉鬆弛而在氣道中反復發生阻塞時。 OSA的通常指標是打nor，由於空氣窒息或喘氣以及未刷新而醒來的夜間睡眠差。 OSA診斷在金錢上和及時上都是昂貴的。 這就是為什麼許多患者仍未得到診斷和狀況的原因。 先前的研究表明面部形態與OSA之間存在聯繫。 在本文中，我們研究了深度學習技術在人臉掃描深度圖診斷疾病中的應用。 與普通的二維彩色圖像相比，深度圖將提供有關面部形態的更多信息。 即使只有少量的樣本數據，我們也可以使用轉移學習獲得大約69的驗證精度。 我們預測中度> 15或中度≤15 OSA的患者。

## 一、Introduction

睡眠不足會嚴重影響社交和個人活動。 有不同類型的睡眠障礙，這使我們付出了不同的代價。 正如[1]所示，僅在澳大利亞，睡眠障礙每年造成的經濟損失約為51億澳元，其中包括醫療保健，相關的醫療狀況，生產力和非醫療費用。 在所有睡眠障礙中，OSA是最常見的原因[2]。通常，在睡眠過程中，我們的上呼吸道由於鬆弛但足夠強壯的肌肉而保持開放，位於上咽喉處。但是在OSA中，由於各種原因，某人可能會反復出現上呼吸道阻塞，每次阻塞持續10秒鐘以上，這會導致肺部缺氧而使人醒來，從而恢復呼吸道[3]。 如果發生超過15次呼吸暫停，則診斷為OSA。

患者的病史，體格檢查，多導睡眠圖（PSG）測試和影像學被用於診斷OSA。 診斷的金標準是PSG測試。 一個人需要在醫院的一個單元中睡覺，帶有一些傳感器來監視呼吸模式，氧氣水平，心率和身體運動。 一些設備也正在幫助患者在家中進行這些測試，但是在測試的可靠性上會出現問號，並且尚未被證明像PSG一樣準確[4]。 在測試之後，計算呼吸暫停-呼吸不足指數（AHI）。 該指數指出了睡眠呼吸暫停的嚴重程度。 由於金錢和時間上的成本，PSG的侵襲性，與OSA相關的症狀的非特異性性質以及進入睡眠診所的機會有限，許多OSA患者在出現明顯症狀之前仍未得到診斷[5]。

過去，已經進行了許多嘗試來基於問卷調查來預測OSA。 例如，柏林調查表根據打s，疲倦，血壓和體重指數信息預測風險水平，而愛普沃思困倦調查表則評估白天各種情況下的困倦情況。 儘管它們是自我管理的且成本低廉，但在準確識別受影響的個人方面仍存在不足。

## 二、Related Work

為了使診斷更加容易和快捷，已使用了成像技術。 像何塞（Jose）等。 [6]等人檢查了上呼吸道結構的解剖測量與OSA之間的關係。 他們使用了牙科X射線和磁共振成像（MRI）掃描來進行解剖測量。 [7]在上呼吸道軟組織的MRI上使用體積分析來計算OSA和非OSA受試者之間的生理差異。 [8]還通過對照側受試者和睡眠呼吸暫停患者的側位頭顱CT，舌頭，軟pa和上呼吸道大小的體層攝影術評估了顱面結構之間的關係。

這些程序主要基於先進的成像技術，可以對面部結構進行全面分析。 然而這些程序昂貴且費時。像[9]這樣的研究表明OSA受試者的顱面攝影和口內攝影之間存在聯繫。 同樣，類似[10]的工作研究了面部尺寸和上呼吸道結構之間的關係。 [11]發現在面部的下部和頸部的上部發現了主要的面部變化。 這些研究鼓勵研究人員設計出基於面部圖像的OSA診斷。

Lee等。 [12]，[13]從數位照片中使用顱面表面結構的特徵來預測OSA。他們分析了114名受試者的正面和側面照片。通過照相測量，他們在接收器工作特性（ROC）曲線下的面積為0.82，獲得了76.1％的準確度。 同樣，[14]，[15]通過分析面部輪廓和額葉圖像，探索了OSA的預測能力。 這些結果表明，捕獲顱面結構和區域性肥胖的複合元素的特徵比人口統計數據可以更好地預測OSA（例如 BMI或頸圍）通過臨床觀察收集。但是，數位照片本質上是二維的，因此既無法獲得非線性測量結果，也無法獲得顱面解剖形狀的測量結果。 所有這些方法都需要手動地標檢測，這很耗時，並且還取決於將在面部數據上標記關鍵點的人員的經驗。

就我們所知，使用自動界標檢測進行睡眠呼吸暫停檢測只有一項工作。 AT Balaei等。 [16]使用回歸方法找到21個輪廓和14個正面地標。 使用訓練有素的分類器對檢測到的地標實現了70％的精度。 他們還嘗試通過訓練神經網絡直接從額葉和輪廓圖像中預測50x50像素彩色面部數據的OSA形式。 在這方面，它們的準確度達到62%。

最近開發了三維表面成像技術，該技術非常適合對人體的頭部，面部和頸部進行成像。 此類成像以前曾用於分析OSA治療的各種治療方式前後的顱面變化[17]，[18]，但是迄今為止，只有一項研究使用該技術從40個OSA和40個非OSA中獲得面部的3D表面圖像。僅分析顱面肥胖與OSA嚴重程度的關係。 這項技術尚未進行全面的研究來比較有或沒有OSA的人之間的面部形態學辨別能力[19]。

我們的目標是利用面部深度圖中的3d信息，並設計一種無需人工干預即可檢測對像中OSA的框架。 為此，我們訓練了一個用於面部深度圖的深度網絡。 在第3節中，我們描述數據集，第4節中的方法論是關於結果的。 最後，我們得出本文的結論。

## 三、Dataset & Methodology

睡眠數據和3D掃描是從Genesis SleepCare出現的患者那裡收集的，這些患者針對不同的睡眠問題進行了家庭/實驗室研究。 迄今為止，共有39名男性和30名女性成年人參加了這項研究，該研究已得到ECU人類研究倫理委員會的批准。 圖1顯示了我們所有方法的步驟概述。

Artec Eva通過Artec Studio [20]捕獲3D掃描。 這些掃描是由不同小組在不同位置記錄的，這些掃描引起姿勢的變化並產生了一些額外的偽像。 如圖2所示。

在將這些3D掃描轉換為正面2D深度圖時，我們希望減少這些不必要的變化。 我們使用Artec Studio在所有3D掃描中進行更正。 如圖3所示。

在對默認姿勢和其他因素進行校正之後，我們使用MeshLab [21]創建正面的2D面部深度圖。 我們選擇最大和最小比例，以在各個深度值上獲得更高的分辨率，如圖4所示。

從頭開始訓練CNN需要大量樣本數據，在我們的情況下，這非常少。 因此，我們選擇了三個經過預先訓練的人臉識別網絡。 我們選擇VGGFace [22]姿勢識別CNN模型（PAM）進行人臉識別[23]，以便與我們的數據集進行遷移學習。選擇已經在人臉上訓練的網絡（儘管不在人臉深度圖上），為學習提供了一個很好的起點。 在我們的實驗中，微調人臉深度圖的人臉識別被證明是有利的。VGG-Face經過訓練，可處理260萬張圖像，並具有98.95％的準確度。 該網絡是在VGG-Very-Deep-16 CNN架構上實現的。 [23]使用AlexNet [24]和19層VGGNet [25]提供了兩個用於人臉識別的預訓練網絡。 為了使這些網絡分類為兩個類別，在每種網絡類型中，最後的完全連接層被新的完全連接層和softmax層替換。 添加完最後一層之後，便是所有三個網絡的框圖。

Matlab深度學習工具箱用於微調這些模型。 所有經過預訓練的模型都可以在caffe中獲得，也可以導入到Matlab中。 調整模型的常規做法是使學習層的學習率保持在比我們要添加的層少得多的水平。 我們嘗試了不同的學習率，還嘗試了凍結每個網絡中的不同層。 我們將批次大小設置為10，並通過隨機梯度下降（SGD）對模型進行微調。 我們從VGGface，PAMs-VGG19和PAMs-AlexNet上的預學習權重開始，然後從頭開始初始化fc8層。 初始學習率設置為0.0001。我們以這種學習率對所有層進行了微調，但是新的fc8層學習率保持為原始層的20倍。

我們將14個樣本用於測試數據，其餘30％的數據用於驗證，而70％的數據用於訓練模型。 使用Matlab深度學習工具箱在NVIDIA GeForce GTX 1080上進行了培訓。 我們對網絡進行了端到端分類訓練，在該網絡中，我們將給出患者的面部深度圖，並在睡眠呼吸暫停和非睡眠呼吸暫停之間進行分類。

## 四、Results & Discussion

用不同的參數集訓練網絡後，三種模型的Fc7層特徵如圖8所示。

這些功能圖正確顯示了各個模型的行為。 在這兩種姿勢感知模型（PAM）中，在不同區域存在不同的眼睛和鼻子激活，因為這些模型必須處理姿勢變化和旋轉。 而且，如果我們查看VGG Face層的輸出，則通常觀察到其正面沒有旋轉。在我們的實驗中，我們觀察到VGG Face在深度圖的轉移學習方面通常表現良好。

如表1所示，VGG Face的準確性優於PAM-VGG19和PAM-AlexNet。 PAMsVGG19比VGGFace更深，但性能不佳。VGGface的優點是可以在大型數據集上進行預訓練。 而且，與[16]相比，我們的方法分別在驗證和測試精度上分別達到了68.75％和67.42％的更高準確度，後者通過將輸入圖像直接饋送到神經網絡實現了62％的精度。

## 五、Conclusion

在本文中，我們提出了第一個基於面部深度圖的睡眠呼吸暫停檢測。 患者數據集很小，為了克服這一限制，我們利用了轉移學習的優勢。 我們分析了三個預訓練模型，其中VGGface表現最佳。 在使用端到端深度學習從深度面部數據直接獲得預測方面，我們的方法顯示出與最新結果相當的性能。將來，姿勢校正問題將通過3D可變形模型解決。 孔填充深度圖將通過自動過程創建。 通過非常小的數據集和更多的OSA和非OSA患者的3D掃描，這項工作可獲得良好的結果，我們將提高診斷性能。