Sleep Health and Lifestyle by Classification

Student Name Navarat Werawinantanakun

Affliation Digital Business Transformation, College of Innovation,

Thammasart University, Thailand

Abstract

Sleep Health and Lifestyle by Classification มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้าง Classification Model แบ่งแยกพฤติกรรมในชีวิตประจำวันที่อาจจะส่งผลกระทบต่อ พฤติกรรมการนอน เช่น อายุ อาชีพ ระดับความเครียด ค่า BMI อัตราการเต้นหัวใจ เป็น ต้น จนทำให้เกิด**ปัญหาการนอน** จาก data set ที่ประกอบไปด้วยข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง ประมาณ 374 ตัวอย่าง

โดยผู้จัดทำได้นำ data set ผ่านกระบวนการ data exploration เพื่อคูภาพรวมและ ลักษณะของข้อมูล ก่อนจะทำ data pre-processing เพื่อจัดการ Missing Value, Duplicate Data และ Outlier ก่อนนำเข้าสู่ Model โดยผู้จัดทำเลือกใช้ Model K-NN และ Classification ในการประมวลผล data set นี้

โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการทำ Classification Model ในครั้งนี้ มีประสิทธิภาพ แม่นยำถึง 95% โดยสามารถคาดเดาได้ว่า จากพฤติกรรมในชีวิตประจำวันของคน ๆ หนึ่ง จะมีปัญหาในการนอนไหม เช่น **หยุดหายใจขณะหลับ** หรือ**โรคนอนไม่หลับ**

Keywords : Classification, ปัญหาการนอน, Data Science

Introduction

ด้วยวิถีชีวิตที่เปลี่ยนไปในปัจจุบัน ไม่ว่าจะจากหน้าที่การงาน อาหาร และการ เดินทางที่ฝ่ารถติดในแต่ละวัน ทำให้ร่างกายเริ่มส่งสัญญาณเตือนบางอย่างโดยที่ไม่ รู้ตัว โดยเฉพาะเหล่ามนุษย์เงินเดือน และชาวออฟฟิศทั้งหลาย บางคนนำงานกลับมา ทำที่บ้าน โหมงานหนักมากไป จนความเครียดสะสม กินเวลาพักผ่อนไปเรื่อย ๆ จน เริ่มมีปัญหาการนอน ซึ่งอาจส่งผลต่อการทำงนและความสัมพันธ์กับผู้อื่นได้

ตามที่นพ.ภาณุวัฒก์ ว่องตระกูลเรื่อง อายุรศาสตร์ผู้สูงอายุ คลินิกผู้สูงอายุ โรงพยาบาลนครธน เผยว่า ปัญหาโ**รคนอนไม่หลับ** หรือ**นอนหลับไม่สนิท** สามารถเกิด ได้หลายสาเหตุ ได้แก่

- ปัญหาค้านร่างกาย เช่น โรคกรคใหลย้อน, โรคสมองเสื่อมภาวะหยุด หายใจขณะหลับ
- ปัจจัยค้านจิตใจ เช่น ความเครียด ความวิตกกังวล โรคซึมเศร้า
- ปัจจัยทางสิ่งแวดล้อม เช่น แสงสว่าง เสียงคัง กลิ่นเหม็น
- ปัจจัยอื่น ๆ ที่ทำให้เกิดการนอนที่ไม่ถูกสุขลักษณะ เช่น การทำงานที่ไม่ เป็นเวลา รับประทานอาหารที่ย่อยยาก ออกกำลังกายใกล้เวลานอน การ เล่นเกม เครื่องคื่มที่มีคาเฟอีน

นอกจากนี้ นพ.ชาญสิริ เสกสรรวิริยะ แพทย์ศูนย์โสต ศอ นาสิก โรงพยาบาล นครธน ยังเผยว่า ภาวะอุดตันทางเดินหายใจเป็นโรคแทรกซ้อน สาเหตุมาจากสุขภาพ การนอนที่ไม่ดี เป็นภาวะช่องทางเดินหายใจเกิดการอุดกั้นเป็นพัก ๆ ขณะหลับ จนเกิด การอุดตันในช่องคอแบบชั่วคราว ทำให้ลมหายใจเข้า-ออกขาดหายไปชั่วขณะ และเกิด การตื่นตัวของสมองในขณะนอนหลับเป็นพัก ๆ

ในส่วนของงานวิจัย (Grandner et.al., 2015) เขียนงานวิจัยเรื่อง "Social and Behavioral Determinants of Perceived Insufficient Sleep" กล่าวว่า การพักผ่อนไม่

เพียงพอเกิน 30 วันมีความสัมพันธ์กับอายุ เพศ การศึกษา รายได้ อาชีพ พฤติกรรมการ ใช้ชีวิตประจำวัน เช่น พฤติกรรมการกิน การออกกำลังกาย การสูบบุหรี่ คื่มแอลกอฮอล์ จากการศึกษากลุ่มตัวอย่างพบว่า ปัญหาการนอนไม่เพียงพอมีความสัมพันธ์กับเพศ หญิงที่ว่างงาน รายได้น้อย การศึกษาไม่สูง ขาดการออกกำลังกาย กินอาหารไม่มี ประโยชน์ มีพฤติกรรมสูบบุหรื่และดื่มแอลกอฮอล์

(Dae, Hyun and Chang, 2018) เขียนงานวิจัยเรื่อง "Sleep Disturbances as a Risk Factor for Stroke" กล่าวว่า ภาวะหยุคหายใจขณะหลับ การนอนไม่หลับ และการ ทำงานเป็นกะ นอกจากจะทำให้การฟื้นฟูหัวใจและหลอดเลือดบกพร่องแล้ว ยังทำให้ ระบบหัวใจและหลอดเลือดเกิดความเครียดด้วย เพิ่มความเสี่ยงในการเกิด โรคหลอด เลือดสมองอีกด้วย

(Azarbarzin et.al.,2020) เขียนงานวิจัยเรื่อง "The Sleep Apnea-Specific Hypoxic Burden Predicts Incident Heart Failure" กล่าวว่า ภาวะหัวใจล้มเหลว มีความเชื่อมโยง กับภาวะหยุดหายใจขณะหลับ โดยผลลัพธ์จากการทดสอบพบว่า ภาวะหยุดหายใจขณะหลับ มีความสัมพันธ์กับภาวะหัวใจล้มเหลว โดยเฉพาะในเพศชาย สามารถทำนาย ความเสี่ยงต่อการเกิดโรคหัวใจได้

นอกจากปัญหาที่กล่าวดังข้างต้น จะส่งผลกระทบต่อปัญหาการนอนแล้ว การศึกษาในครั้งนี้ ยังแสดงให้เห็นถึงปัจจัยอื่น ๆ ที่มีความพันธ์อย่างมีนัยสำคัญต่อ อาการเหล่านี้ด้วยเช่นกัน โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลในครั้งนี้ จะเป็นแนวทาง เบื้องต้นสำหรับผู้ที่กำลังประสบปัญหาการนอน ได้สำรวจพฤติกรรมในชีวิตประจำวัน ของตัวเอง และสามารถประเมินอาการเบื้องต้นได้ เพื่อลดความเสี่ยงในการเกิดโรคต่าง

Objective

- 1. จัดทำ Classification Model เพื่อแสดงให้เห็นพฤติกรรมในชีวิตประจำวันที่ ส่งผลกระทบต่อพฤติกรรมการนอน
- 2. ผู้ที่สนใจหรือผู้ที่กำลังประสบปัญหาในการนอน ได้ประเมินพฤติกรรม เบื้องต้น หากเข้าข่าย จะได้ปรับปรุงพฤติกรรมเบื้องต้นได้

โดยผู้จัดทำเลือกใช้ Supervised Machine Learning อย่าง K-NN และ Decision Tree เพื่อแสดงให้เห็นพฤติกรรมต่าง ๆ ที่ส่งผลกระทบต่อพฤติกรรมการนอน โดยจะ แบ่งปัญหาการนอนออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่

- None : ไม่มีอาการผิดปกติ
- โรคนอนไม่หลับ (Insomnia) : คนที่ประสบปัญหาในการนอนหรือนอน ไม่หลับ ทำให้พักผ่อนไม่เพียงพอหรือมีคุณภาพต่ำ
- ภาวะหยุดหายใจขณะหลับ (Sleep Apnea) : ส่งผลให้การนอนหยุดชะงัก และเพิ่มความเสี่ยงทางด้านสุขภาพ

หลังจากการประมวลผล User จะสามารถประเมินพฤติกรรมเบื้องต้นได้ หากผล ประเมินออกมาเข้าข่ายปัญหาดังข้างต้น User จะได้ปรับพฤติกรรมเบื้องต้นได้

Literature Review

(Wongsirichot and Hanskunatai, 2017) เขียนงานวิจัยเรื่อง "A Classification of Sleep Disorders with Optimal Features Using Machine Learning Techniques" เพื่อเสนอวิธีจำแนกความผิดปกติของการนอน นอกจากวิธี PSG ซึ่งเป็นวิธีที่มีค่าใช้จ่าย สูง โดยเสนอเทคนิค opf-kNN technique ที่นอกจากประชาชนจะสามารถเข้าถึง อุปกรณ์การแพทย์นี้ได้แล้ว ยังสะดวกสบายไม่ต้องติดเซ็นเซอร์กับตัวผู้ป่วยอีกด้วย

(Lopez et.al., 2018) เขียนงานวิจัยเรื่อง "In-Home Sleep Apnea Severity Classification using Contact-free Load Cells and an AdaBoosted Decision Tree Algorithm" กล่าวว่า นำเสนอวิธีที่จะวินิจฉัยและจัดกลุ่มความรุนแรงของภาวะหยุด หายใจขณะหลับ โดยใช้ Algorithm Decision Tree Classifier สามารถระบุผู้ป่วยที่มี ภาวะหยุดหายใจขณะหลับ และ Subsequence Linear Regression Model ประมาณการ ค่า AHI ปรากฏว่าประสิทธิภาพของวิธีที่งานวิจัยนี้เลือกใช้มีความแม่นยำที่ 86.97%

(Rohan and Kumari, 2021) เขียนงานวิจัยเรื่อง "Classification of Sleep Apneas using Decision Tree Classifier" กล่าวว่า วิธีการวินิจฉัยโรคด้วยสัญญาณ ECG เป็น วิธีที่ยากต่อการตรวจเจอ ดังนั้น การใช้คอมพิวเตอร์ในการช่วยวินิจฉัยและแยกแยะ ภาวะหยุดหายใจขณะหลับจึงเป็นทางเลือกที่เหมาะสม ในการศึกษานี้ ได้ใช้ Algorithm Decision Tree Classifier ได้ประสิทธิภาพมากถึง 98.39%

(Jonsson, 2022) เขียนงานวิจัยเรื่อง "Email classification using machine learning algorithms" เพื่อจำแนกประเภทของอีเมล และจัดหมวดหมู่อีเมลได้ดีขึ้นใน อนาคต โดยใช้ Artificial neural network, K-NN, adaptive boosting และ random forest โดยผลลัพธ์ที่ได้พบว่า Artificial neural network เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด

(Salari et.al., 2022) เขียนงานวิจัยเรื่อง "Detection of sleep apnea using Machine learning algorithms based on ECG Signals: A comprehensive systematic review" กล่าวว่า ECG เป็นวิธีที่ใช้ตรวจหาภาวะหยุดหายใจขณะหลับ ซึ่ง ทางผู้เขียนวิจัยต้องการหาวิธีที่สามารถตรวจหาตรวจหาภาวะหยุดหายใจขณะหลับได้ ดีกว่าวิธี ECG โดยใช้ Algorithm SVM, K-NN, R-NN และพบว่า R-NN ให้ ประสิทธิภาพสูงสุดถึง 99%

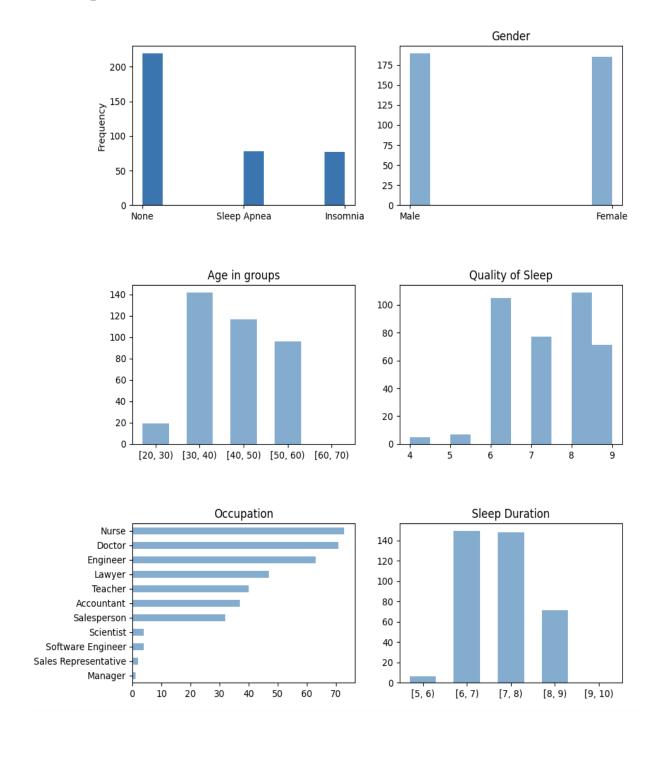
ภาพรวมของ Data set

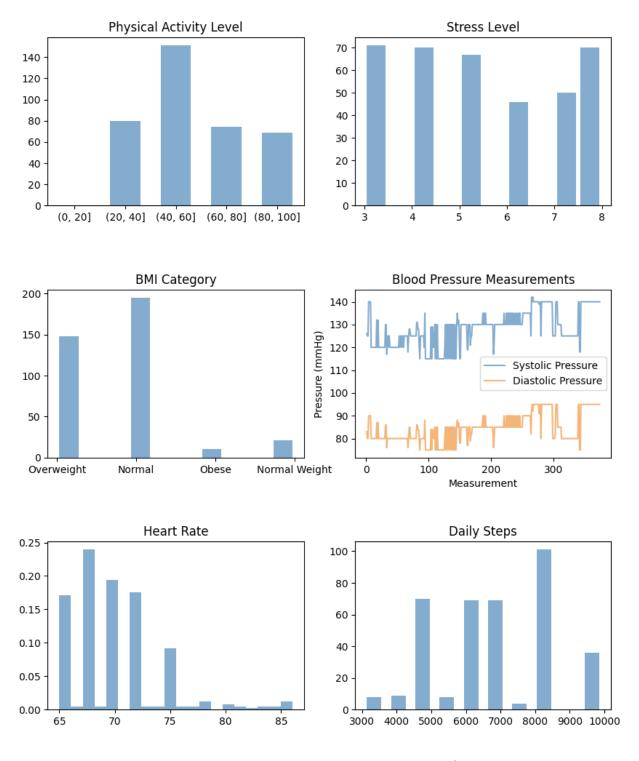
	Person ID	Gender	Age	Occupation	Sleep Duration	Quality of Sleep	Physical Activity Level	Stress Level	BMI Category	Blood Pressure	Heart Rate	Daily Steps	Sleep Disorder
0	1	Male	27	Software Engineer	6.1	6	42	6	Overweight	126/83	77	4200	None
1	2	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	None
2	3	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	None
3	4	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
4	5	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
						•••		***	***				
369	370	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
370	371	Female	59	Nurse	8.0	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
371	372	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
372	373	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
373	374	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
374 rov	vs × 13 colu	mns											

Data set ดาวน์โหลดมาจากเว็บไซต์ Kaggle เป็นข้อมูลเกี่ยวกับความผิดปกติในการนอน และพฤติกรรมในชีวิตประจำวันของกลุ่มตัวอย่าง ซึ่ง รวมถึงข้อมูลสุขภาพของแต่ละคน เช่น อาชีพ, คุณภาพการนอน, ระดับ ความเครียด, ประเภทของ BMI, ความดันโลหิต, อัตราการเต้นของหัวใจ, จำนวนก้าวในแต่ละวัน และความผิดปกติในการนอน โดยดาวน์โหลดมาจาก เว็บไซต์ Kaggle

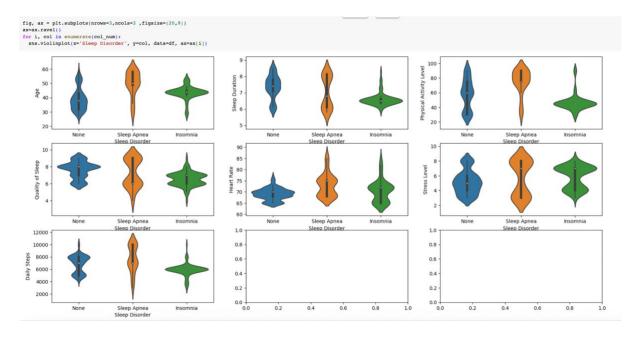
ซึ่งผู้จัดทำเลือก Attribute Sleep Disorder เป็น Label เนื่องจาก ต้องการ สร้าง Classification Model ในการประเมินปัญหาการนอนจากพฤติกรรมใน ชีวิตประจำวัน

Data Exploration





จาก Chart แสดงให้เห็นว่าแต่ละข้อมูลภายใน Attribute นั้น ๆ มีข้อมูลอะไรบ้าง และมีจำนวนเท่าใหร่



ทั้งนี้ ผู้จัดทำได้ plot chart เป็น violin โดยกำหนดให้ Label = Sleep Disorder พล็อตกับ Attribute อื่น ๆ ที่เป็นตัวเลข แสดงให้เห็นถึงความถี่ของข้อมูลว่า ปรากฏ ในช่วงใหนมากที่สุดในแต่ละ Attribute

Data pre-processing

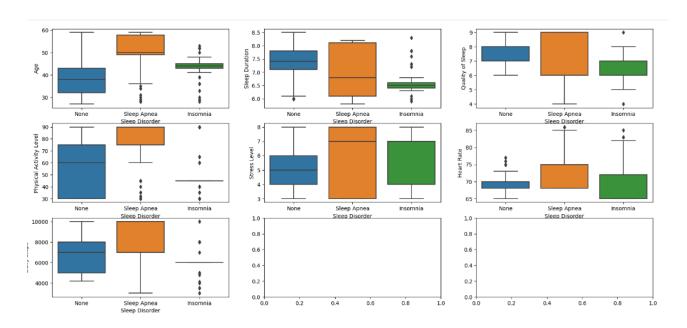
ผู้จัดทำเริ่มจากการนำ data set มาเข้ากระบวนการ data pre-processing โดยเริ่ม จากการดูข้อมูล โดยรวมด้วยการเรียกใช้คำสั่ง.info() ซึ่งพบว่าในแต่ละ attribute ไม่มี ค่า Missing Value อยู่

```
df.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 374 entries, 0 to 373
Data columns (total 13 columns):
                           Non-Null Count Dtype
   Person ID
                           374 non-null
                                          int64
   Gender
                          374 non-null
                                         object
                           374 non-null
   Age
                                         int64
   Occupation
                          374 non-null
                                          object
   Sleep Duration
                          374 non-null
                                         float64
    Quality of Sleep
                          374 non-null
                                          int64
   Physical Activity Level 374 non-null
                                          int64
    Stress Level
                           374 non-null
                                          int64
   BMI Category
                           374 non-null
                                          object
   Blood Pressure
                           374 non-null
                                          object
10 Heart Rate
                                          int64
                           374 non-null
11 Daily Steps
                          374 non-null
                                          int64
12 Sleep Disorder
                          374 non-null
                                          object
dtypes: float64(1), int64(7), object(5)
memory usage: 38.1+ KB
```

ในส่วนของข้อมูล Duplicate ผู้จัดทำได้เขียน code python เพื่อ detect และ remove duplicate data ซึ่งปรากฏว่า ภายใน data set นี้ ไม่มีข้อมูลที่เป็น duplicate เนื่องจาก จำนวน row เท่าเดิม

f.drop_du f	piica	tes(inp.	Lace=	rrue)									
Perso	n ID	Gender	Age	Occupation	Sleep Duration	Quality of Sleep	Physical Activity Level	Stress Level	BMI Category	Blood Pressure	Heart Rate	Daily Steps	Sleep Disorder
0	1	Male	27	Software Engineer	6.1	6	42	6	Overweight	126/83	77	4200	None
1	2	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	None
2	3	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	None
3	4	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
4	5	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
				***		***							"
369	370	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
370	371	Female	59	Nurse	8.0	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
371	372	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
72	373	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
373	374	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea

ส่วนขั้นตอน Detect Outlier ผู้จัดทำเลือกใช้วิธี Boxplot ในการแสดงผล เพื่อ เช็ค Outlier ซึ่งพบว่าบาง Attribute มีข้อมูลที่เข้าข่ายเป็น Outlier เช่น Age, Sleep Duration, Quality of Sleep, Physical Activity Level, Stress Level, Heart Rate และ Daily Steps

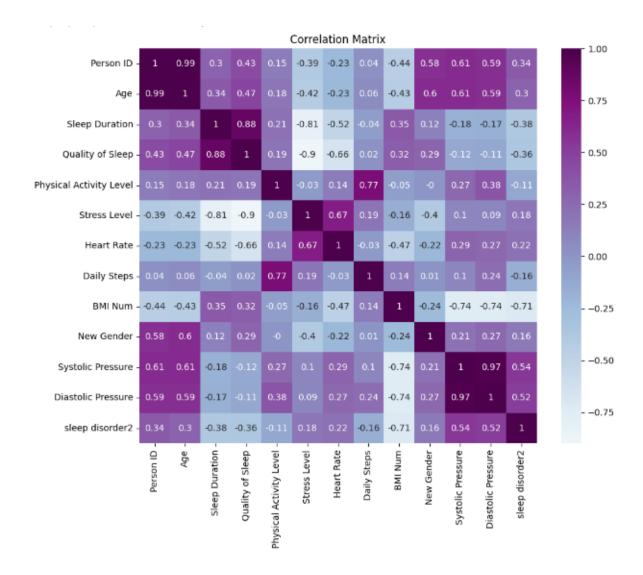


แต่ผู้จัดตัดสินใจไม่กำจัดข้อมูลเหล่าออก <u>เนื่องจาก data set นี้มีข้อมูลค่อนข้าง</u> <u>น้อย</u>

นอกจากนี้ ผู้จัดทำยังใด้แปลงข้อมูลจากตัวอักษรเป็นตัวเลข เพื่อความสะควก ในการทำ Machine Learning

	Person ID	Gender	Age	Occupation	Sleep Duration	Quality of Sleep	Physical Activity Level	Stress Level	виі Category	Blood Pressure	Heart Rate	Daily Steps	Sleep Disorder	BMI Num	New Gender	Systolic Pressure	Diastolic Pressure	sleep disorder2
0	1	Male	27	Software Engineer	6.1	6	42	6	Overweight	126/83	77	4200	None	2	1	126	83	1
1	2	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal Weight	125/80	75	10000	None	3	1	125	80	1
2	3	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal Weight	125/80	75	10000	None	3	1	125	80	1
3	4	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea	1	1	140	90	2
4	5	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea	1	1	140	90	2
369	370	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea	2	2	140	95	2
370	371	Female	59	Nurse	8.0	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea	2	2	140	95	2
371	372	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea	2	2	140	95	2
372	373	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea	2	2	140	95	2
373	374	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea	2	2	140	95	2
374 row	s × 18 colu	ımns																

และทำ Feature Selection เพื่อเลือก Attribute ที่มีสัมพันธ์กันมากที่สุดไป ประมวลผล และตัด Attribute ที่แทบจะไม่มีความสัมพันธ์กันออก เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ ดีที่สุด ซึ่งได้จากการทำ Correlation Matrix

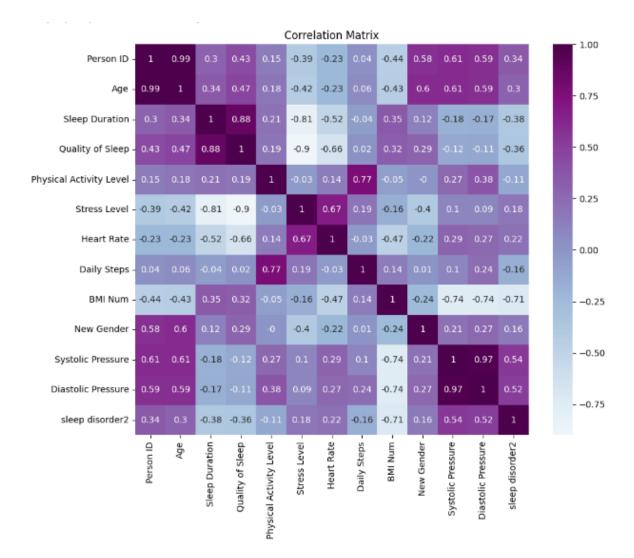


ซึ่งจะสังเกตได้ว่า เมื่อใช้ Sleep Disorder2 (Label) เป็นตัวอ้างอิงกับ Attribute อื่น ๆ พบว่า Attribute ที่มีความสัมพันธ์น้อยที่สุดที่ควรจะตัดออก คือ Physical Activity, Stress Level, Daily Steps และ New Gender

Data mining processing

เนื่องจากผู้จัดทำเลือกทำ Model แบบ Classification จึงลองทำผ่าน Algorithm ทั้งหมด 2 ตัว คือ **K-NN** และ **Decision Tree** โดยมีรายละเอียด ดังต่อไปนี้

1. K-NN



• จาก Correlation Matrix ผู้จัดทำได้ลองตัด Attribute ที่มีความสัมพันธ์น้อยแล้ว พบว่า การตัด Physical Activity Level, Stress Level, Daily Steps และ New Gender ทำให้ประสิทธิภาพของ K-NN Model มีประสิทธิภาพดีที่สุด

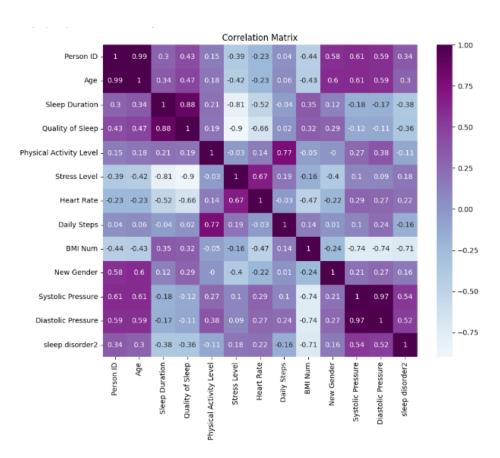
ble-click (or enter) to edit

```
y pred = knn.predict(x test)
y pred
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
print(confusion_matrix(y_test, y_pred))
print(classification_report(y_test, y_pred))
[[11 1 1]
[ 1 42 1]
 [ 0 1 17]]
            precision recall f1-score support
                        0.85
                0.92
                                   0.88
   Insomnia
                                              13
                0.95
                                   0.95
      None
                                              44
                0.89
                        0.94
Sleep Apnea
                                   0.92
                                              18
                                   0.93
                                              75
   accuracy
            0.92
                        0.92
                                              75
  macro avg
                                  0.92
weighted avg
                 0.93
                          0.93
                                   0.93
                                              75
```

- Import make_blobs เข้ามาจาก sklearn.datasets
- Import KNeighborsClassifier เข้ามาผ่าน sklearn.neighbors
- Import train_test_split เข้ามาจาก sklearn.model_selection เพื่อแบ่งข้อมูลเป็น train set และ test set
- 🔍 Import modul StandardScaler เพื่อปรับ scale ข้อมูลให้อยู่ในระดับใกล้เคียงกัน

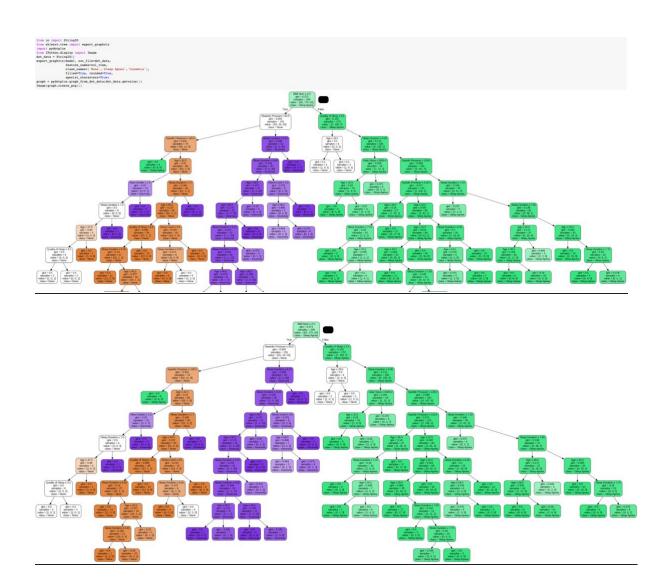
- โดยกำหนดให้ x เก็บข้อมูล feature อื่น ๆ และให้ y เก็บข้อมูล Label (Sleep Disorder)
- กำหนด Train set = 80% และให้ Test set = 20%
- กำหนด n_neighbors = 10 เนื่องจาก ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด
- กำหนดให้ y_pred เก็บค่า predictที่ได้จาก x_test
- Import classification_report เพื่อแสดงผลประสิทธิภาพของ Model K-NN ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ คือ 95%

2. Decision Tree



• จาก Correlation Matrix ผู้จัดทำได้ลองตัด Attribute ที่มีความสัมพันธ์น้อยแล้ว พบว่า การตัด Physical Activity Level ทำให้ประสิทธิภาพของ Decision Tree มีประสิทธิภาพดีที่สุด

- สร้างตัวแปร col_tree เพื่อเก็บข้อมูลทุก Atrribute ยกเว้น Attribute Sleep
 Disoder เนื่องจาก ต้องการกำหนดให้เป็น label
- Import train_test_split จาก sklearn.model_selection เพื่อข้อมูลเป็น train set
- Import DecisionTreeClassifier จาก sklearn.tree
- กำหนด x เก็บค่า col tree จากตัวแปร sleep
- กำหนด y เก็บค่า Attribution Sleep Disorder
- กำหนด test_size โดยกำหนดให้ป้อมูล train set = 80% และ test set = 20%
- สร้าง Model decision tree ด้วยคำสั่ง DecisionTreeClassifier



- สร้าง visual ของ Decision Tree ออกมาจะได้ผลลัพธ์ตามภาพดังข้างต้น
- กำหนดให้ predict เก็บค่า predictที่ได้จาก x_test

```
predicted= model.predict(x test)
    predicted
    array(['None', 'Insomnia', 'None', 'None', 'None', 'None', 'Sleep Apnea',
                                   'None', 'None', 'None', 'None', 'Insomnia', 'Insomnia', 'None', 'Insomnia', 'None', 'Sleep Apnea', 'None', 'None', 'None', 'None', 'None', 'Insomnia', 'Sleep Apnea', 'Insomnia', 'None', 'Insomnia', 'None', 
                                   'None', 'None', 'Insomnia', 'Sleep Apnea', 'None', 'Insomnia', 'Sleep Apnea', 'None', 'Insomnia', 'None', 'None', 'Insomnia',
                                 'Sleep Apnea', 'Insomnia', 'None', 'None', 'None', 'Insomnia',
'Sleep Apnea', 'Sleep Apnea', 'None', 'None', 'None', 'Insomnia',
'None', 'None', 'Sleep Apnea', 'None', 'None', 'None', 'Insomnia',
'None', 'Sleep Apnea', 'None', 'None', 'None', 'None',
'Sleep Apnea', 'None', 'None', 'None', 'None', 'None',
'Sleep Apnea', 'None', 'Sleep Apnea', 'Sleep Apnea'],
'Sleep Apnea', 'None', 'Sleep Apnea', 'Sleep Apnea'],
                              dtype=object)
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
    print(confusion_matrix(y_test, predicted))
    print(classification_report(y_test, predicted))
    [[13 2 0]
        [ 1 43 0]
        [ 1 0 15]]
                                                                precision
                                                                                                                recall f1-score
                                                                                                                                                                                                          support
                                                                                     0.87
                                                                                                                          0.87
                                                                                                                                                                           0.87
                     Insomnia
                                                                                     0.96
                                                                                                                          0.98
                                                                                                                                                                           0.97
                                     None
                                                                                                                                                                                                                                44
                                                                                     1.00
                                                                                                                                                                           0.97
        Sleep Apnea
                                                                                                                               0.94
                                                                                                                                                                                                                                16
                                                                                                                                                                             0.95
                                                                                                                                                                                                                                75
                    accuracy
                                                                                      0.94
                macro avg
                                                                                                                                 0.93
                                                                                                                                                                             0.93
                                                                                                                                                                                                                                 75
                                                                                      0.95
                                                                                                                                                                                                                                 75
    weighted avg
                                                                                                                                 0.95
                                                                                                                                                                             0.95
```

• Import classification_report เพื่อแสดงผลประสิทธิภาพของ Model Decision
Tree ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ คือ 95%

Conslusion

Sleep Health and Lifestyle by Classification เป็น data set เกี่ยวกับปัญหาการ นอน ประกอบกับพฤติกรรมในชีวิตประจำวัน ซึ่งผู้จัดทำนำ data set นี้ มาจัดทำ Classification ผ่าน Model 2 แบบ คือ K-NN และ Decision Tree พบว่า Model Decision Tree ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดอยู่ที่ 95% ซึ่งสามารถนำไปใช้กับประชาชนทั่วไปในการ คาดการณ์เบื้องต้นว่า เข้าข่ายมีปัญหาการนอนใหม ทั้งนี้ ปัญหาในการทำโปรเจคในครั้งนี้ คือ ความรู้ด้าน Machine Learning ยังไม่ หลากหลายที่จะใช้ Model อื่น ๆ ที่อาจจะให้ประสิทธิภาพดีกว่ามาทำให้ และสำหรับผู้ ที่สนใจนำ Model ของ data mining นี้ไปใช้ต่อยอดในเชิงการแพทย์ หรือทางสถิติได้

Reference

หนังสือและเอกสารตีพิมพ์

Azarbarzin et.al.(2020). *The Sleep Apnea-Specific Hypoxic Burden Predicts Incident Heart Failure:* Dissertation. Retrieved from National Library of Medicine.

Dae, Hyun and Chang. (2018). *Sleep Disturbances as a Risk Factor for Stroke*. : *Dissertation*. Retrieved from National Library of Medicine.

Grandner et.al. (2015). Social and Behavioral Determinants of Perceived Insufficient Sleep.: Dissertation. Retrieved from National Library of Medicine.

Jonsson, I.(2022). *Email classification using machine learning algorithms*. Retrieved from Uppsala University.

Lopez et.al. (2018). In-Home Sleep Apnea Severity Classification using Contact-free Load Cells and an AdaBoosted Decision Tree Algorithm. Retrieved from Uppsala University.

Rohan and Kumari.(2021). *Classification of Sleep Apneas using Decision Tree Classifier*. Retrieved from researchgate.

Wongsirichot and Hanskunatai. 2017. A Classification of Sleep Disorders with Optimal Features Using Machine Learning Techniques. Dissertation. Retrieved from Faculty of Science, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang

ข้อมูลจากเว็บไซต์ภาษาไทย

ชาญสิริ เสกสรรค์วิริยะ. นอนกรน หยุดหายใจขณะหลับ เสี่ยงกว่าที่คิด แต่ รักษาได้. เข้าถึงเมื่อ 30 กรกฎาคม 2566 เข้าถึงได้จาก https://www.nakornthon.com/article/detail

ภาณุวัฒก์ ว่องตระกูลเรื่อง. โรคนอนไม่หลับ (insomnia) เข้าถึงเมื่อ 30 กรกฎาคม 2566 เข้าถึงได้จาก https://www.nonthavej.co.th/Insomnia-2.php

Appendix

Python Code:

https://colab.research.google.com/drive/1jcBanXzgXv_46BClkELsCtP9v6W8b X3Q?usp=sharing

Original Data Set: https://www.kaggle.com/datasets/uom190346a/sleep-
health-and-lifestyle-

 $\frac{dataset?fbclid=IwAR2A4AweVm5TrytJLnBlq1Lt2iDGEH9y26OSCnBjry8Cjdi}{mpsP7NMp8BFE}$

Example VOI data set

	Person ID	Gender	Age	Occupation	Sleep Duration	Quality of Sleep	Physical Activity Level	Stress Level	BMI Category	Blood Pressure	Heart Rate	Daily Steps	Sleep Disorder
0	1	Male	27	Software Engineer	6.1	6	42	6	Overweight	126/83	77	4200	None
1	2	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	None
2	3	Male	28	Doctor	6.2	6	60	8	Normal	125/80	75	10000	None
3	4	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
4	5	Male	28	Sales Representative	5.9	4	30	8	Obese	140/90	85	3000	Sleep Apnea
					***	•••	***	***					
369	370	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
370	371	Female	59	Nurse	8.0	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
371	372	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
372	373	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea
373	374	Female	59	Nurse	8.1	9	75	3	Overweight	140/95	68	7000	Sleep Apnea

374 rows x 13 columns