



การประเมินระดับความรุนแรงของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับ  
ด้วยวิธีการวิเคราะห์จากสัญญาณเสียงกรน  
**Obstructive Sleep Apnea Severity Classification**  
**Using Analysis of Snoring Sound**

ธนวรรณ พรายดัสต์

**Thanawan Praydas**

วิทยานิพนธ์เล่มนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of**  
**Master of Engineering in Electrical Engineering**  
**Prince of Songkla University**

**2559**

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์	การประเมินระดับความรุนแรงของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับ ด้วยวิธีการวิเคราะห์จากสัญญาณเสียงกรน
ผู้เขียน	นางสาวธนวรรณ พรายคัสต์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	คณะกรรมการสอบ
..... (รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา)	.....ประธานกรรมการ (รองศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พุกฤษ์ภัทรานนท์)
	.....กรรมการ (รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา)
	.....กรรมการ (ดร.กิตติคุณ ทองพูล)
	.....กรรมการ (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิทักษ์ บุญนุ่น)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยฉบับนี้เป็น  
ส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา  
วิศวกรรมไฟฟ้า

.....  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ธีระพล ศรีชนะ)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(3)

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้มาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

ลงชื่อ.....

(รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ลงชื่อ.....

(นางสาวชนวรรณ พรายด้ษฐ์)

นักศึกษา

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และ  
ไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ.....

(นางสาวชนวรรณ พรายด้ษฐ์)

นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์	การประเมินระดับความรุนแรงของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับ ด้วยวิธีการวิเคราะห์จากสัญญาณเสียงกรน
ผู้เขียน	นางสาวธนวรรณ พรายคัสต์
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
ปีการศึกษา	2559

### บทคัดย่อ

ภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้นเป็นปัญหาและความผิดปกติของการหายใจในระหว่างการนอน ปัจจุบันวิธีการมาตรฐานสำหรับวินิจฉัยและประเมินระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ คือ การตรวจสภาพการนอนหลับ การวินิจฉัยด้วยวิธีนี้ผู้ป่วยต้องนอนในห้องสำหรับทำการตรวจที่มีเจ้าหน้าที่คอยเฝ้าในห้องควบคุมตลอดทั้งคืนและมีค่าใช้จ่ายสูง งานวิจัยฉบับนี้นำเสนออัลกอริทึมสำหรับประเมินระดับความรุนแรงเบื้องต้นของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับชนิดทางเดินหายใจอุดกั้นออกเป็น 4 ระดับ ได้แก่ การกรนแบบปกติ ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลางและภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก ด้วยการประมวลผลจากสัญญาณเสียงกรนและปราศจากการติดตั้งอุปกรณ์ตรวจที่ตัวของผู้ป่วย จากกลุ่มผู้เข้ารับการทดสอบจำนวน 33 คน วิธีดำเนินการประเมินระดับความรุนแรงเบื้องต้นของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับชนิดทางเดินหายใจอุดกั้นในวิทยานิพนธ์นี้ประกอบด้วย (1) การเก็บข้อมูลสัญญาณเสียงกรน (2) การประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (3) การจัดกลุ่มข้อมูล (4) การสร้างคุณลักษณะ (5) การจำแนกประเภท (6) การประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึม ได้ทำการเปรียบเทียบผลของอัลกอริทึมกับวิธีการตรวจสภาพการนอนหลับ ณ ศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ ผลการประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึมในจำแนกระดับความรุนแรงออกเป็น 4 ระดับ มีค่าความถูกต้องดังนี้ 60%, 70%, 57.14% และ 100% ตามลำดับ และค่าความถูกต้องรวมของระบบคือ 75.76% ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการประเมินระดับความรุนแรงเบื้องต้นของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้นได้

**คำสำคัญ:** สัญญาณเสียงกรน, ภาวะหยุดหายใจขณะหลับ, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

<b>Thesis Title</b>	Obstructive Sleep Apnea Severity Classification Using Analysis of Snoring Sound
<b>Author</b>	MissThanawan Praydas
<b>Major Program</b>	Electrical Engineering
<b>Academy Year</b>	2016

### ABSTRACT

The gold standard for diagnosing obstructive sleep apnea (OSA) is polysomnography (PSG), an expensive, labour-intensive, and uncomfortable. Accordingly, it would be beneficial to have a screening method to promptly determine the severity of patient, prior to referral for PSG. This paper intends to distinguish the severity with four classes of OSA, non-OSA, mild OSA, moderate OSA, and severe OSA. Snoring sounds of subjects were recorded simultaneously with PSG using a non-contact microphone. Thirty-three subjects with different degrees of obstructive sleep apnea and non-OSA were analyzed. We show that accurate multiclass classification of snoring subjects with four classes of OSA, can be achieved on the sound spectrum of snoring sound. Multiclass snore-based classification allows early stratification of subjects according to their severity. Proposed system in this thesis has six processing stages namely (1) Data recording, (2) Data preprocessing, (3) Clustering, (4) Features reconstruction, (5) Classification, (6) Performance evaluation. The performance of the proposed system compared with polysomnography at the Sleep Disorders Service and Research Center of Songklanagarind Hospital. The performance evaluation of the classifier shows that non-OSA, mild OSA, moderate OSA, and severe OSA are classified at 60%, 70%, 57.14%, and 100% classification accuracy respectively. The overall accuracy is 75.76%. The experimental results also demonstrate that the proposed method can provide diagnostic suggestions for OSA screening.

**Keywords:** Snoring Sound, Obstructive Sleep Apnea, Support Vector Machine

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา และผู้ช่วยศาสตราจารย์ สวัสดิ์ ตันตานุช อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ที่ได้กรุณาอุทิศเวลาให้คำปรึกษา แนะนำความรู้ที่เป็นประโยชน์ สนับสนุนทุกๆด้านในการทำวิจัย ตลอดจนจัดเวลากระบวนการคิด และให้กำลังใจในการแก้ปัญหารวมทั้งตรวจทานแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. พรชัย พงษ์ภัทรานนต์ ประธานกรรมการสอบป้องกันวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาอุทิศเวลาให้คำปรึกษาแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการดำเนินงานวิจัยและตรวจทานวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ ดร. กิตติคุณ ทองพล และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. พิทักษ์ บุญนุ่น กรรมการสอบป้องกันวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาอุทิศเวลาให้คำปรึกษาแนะนำที่เป็นประโยชน์ วิจารณ์ผลงานและตรวจทานวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ณีฐา จินดาเพชร และ ดร. รักกฤตว์ ดวงสร้อยทอง กรรมการสอบโครงร่างวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาอุทิศเวลาให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิจัยเสมอมา

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.เกริกชัย ทองหนู รวมทั้งอาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ทุกท่านที่ได้กรุณาให้คำแนะนำและความคิดเห็นในการปรับปรุงแก้ไขวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณ นางการ์ดีนิ แวอาแซ พยาบาลชำนาญการ และบุคลากรของศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ทุกท่านที่ได้กรุณาสนับสนุนข้อมูลที่ใช้ในการทำวิทยานิพนธ์ พร้อมทั้งเป็นกำลังใจช่วยเหลือให้คำปรึกษาและแก้ไขปัญหาต่างๆ

ขอขอบพระคุณ นายพิเชฐ เกศมี นายเกียรติศักดิ์ เส็งช่วย พี่ๆ เพื่อนๆ น้องๆ รวมทั้งเจ้าหน้าที่และบุคลากรของภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่ให้คำแนะนำและให้กำลังใจที่ดีเสมอมา

ขอขอบพระคุณ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ที่ได้กรุณาสนับสนุนทุนการศึกษา “โครงการปริญญาตรี-โท 5 ปี” แก่ข้าพเจ้าระหว่างการศึกษา

ขอขอบพระคุณ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่  
ที่ให้การสนับสนุนทุนอุดหนุนวิจัยเพื่อวิทยานิพนธ์

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณอาจารย์ผู้สอนทุกท่าน ที่ประสิทธิ์ประสาทความรู้  
ทางด้านต่างๆทั้งในอดีตและปัจจุบันให้แก่ข้าพเจ้ามาโดยตลอด และขอกราบขอบพระคุณ มารดา ที่  
ให้การสนับสนุนทางการศึกษา การสนับสนุนในทุกๆด้านอย่างดียิ่งมาโดยตลอด จนทำให้  
ผู้จัดทำประสบความสำเร็จในชีวิตเรื่อยมา หากวิทยานิพนธ์นี้มีความผิดอันใด ผู้วิจัยขอให้เป็น  
กตเวทิตาแต่มารดา และบูรพาจารย์ทุกท่าน

ธนวรรณ พรายด้สภ์



## สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(9)
รายการตาราง	(11)
รายการภาพประกอบ	(12)
บทที่	
1. บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย	1
1.2 การตรวจเอกสาร บทความ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย	3
1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	15
1.4 ขอบเขตของการวิจัย	15
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	15
2. ทฤษฎีและหลักการ	16
2.1 พยาธิสรีรวิทยาของการนอนกรน	16
2.2 พยาธิสรีรวิทยาของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น	18
2.3 การตรวจสภาพการนอนหลับ (Polysomnography, PSG)	20
2.4 ระดับความรุนแรงของสภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น	22
3. วิธีดำเนินการ	33
3.1 การเก็บข้อมูลสัญญาณเสียงกรน (Data Recording)	34
3.2 การประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Data Preprocessing)	38
3.3 การการจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering)	39
3.4 การสร้างคุณลักษณะใหม่ (Features reconstruction)	40
3.5 การจำแนกประเภท (Classification)	41
3.6 การประเมินผลประสิทธิภาพอัลกอริทึม (Performance Evaluation)	41
4. ผลการวิจัย	40
4.1 ผลการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Data Preprocessing)	40
4.2 ผลการจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering)	42
4.3 ผลการประเมินผลประสิทธิภาพอัลกอริทึม (Performance Evaluation)	42

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่	
5. บทสรุปและข้อเสนอแนะ	50
5.1 บทสรุป	50
5.2 ข้อเสนอแนะ	51
บรรณานุกรม	53
ภาคผนวก	56
ภาคผนวก ก	57
ภาคผนวก ข	60
ภาคผนวก ค	68
ประวัติผู้เขียน	70

## รายการตาราง

ตารางที่	หน้า
1-1 ความชุกของกลุ่มอาการหยุดหายใจขณะหลับของประเทศในทวีปเอเชีย	2
1-2 ช่วงความแตกต่างของค่าความถี่ฟอร์แมนท์ 1, 2 และ 3 ระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย	7
1-3 สรุปการทบทวนบทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย	12
1-3 สรุปการทบทวนบทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย (ต่อ)	13
2-1 ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น	22
2-2 ฟังก์ชันแกนพื้นฐานสำหรับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	26
2-3 การเปรียบเทียบแบ่งกลุ่มการคัดแยกที่ละหนึ่งเปรียบเทียบกับส่วนที่เหลือทั้งหมด	27
2-4 ตัวอย่างฟังก์ชันตัดสินใจของวิธีการคัดแยกที่ละหนึ่งต่อหนึ่ง	29
2-5 ตัวอย่างผลการเปรียบเทียบที่ละคู่แบบไม่ซ้ำกัน	29
2-6 ผลการตัดสินใจเลือกกลุ่มของการคัดแยก	29
2-7 คอนฟิวชันแมทริกซ์ (Confusion Matrix) แบบ 2 กลุ่ม	32
3-1 อายุ, ค่าดัชนีมวลกาย และ AHI ของกลุ่มผู้เข้ารับการทดสอบทั้ง 4 ระดับ	36
3-2 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีการกรนปกติ (Non-OSA)	36
3-3 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย (Mild OSA)	36
3-4 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลาง (Moderate OSA)	37
3-5 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก (Severe OSA)	37
3-6 ข้อมูลคุณลักษณะของสัญญาณเสียงกรน 2 เสียงหลังการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็ว	39
3-7 จำนวนคุณลักษณะในแต่ละกลุ่ม	40
4-1 คอนฟิวชันแมทริกซ์การจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยการเลือกสุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out	48

## รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบที่	หน้า
1-1 ความสัมพันธ์ระหว่างความถี่และสเปกตรัมพลังงานเสียงกรนของผู้ที่นอนกรนปกติ	3
1-2 ความสัมพันธ์ระหว่างความถี่และสเปกตรัมพลังงานเสียงกรนของผู้ที่นอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย	3
1-3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีการถูกรบกวนของเสียงหายใจภายในหลอดลมกับค่าดัชนีการหยุดหายใจเมื่อกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 5 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์	5
1-4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีการถูกรบกวนของเสียงหายใจภายในหลอดลมกับค่าดัชนีการหยุดหายใจเมื่อกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 15 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์	5
1-5 สัญญาณเสียงกรนเปรียบเทียบก่อนและหลังการลดทอนสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองสัญญาณแบบปรับตัวเอง	6
1-6 Receiver Operating Characteristic Curve ของความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1	7
1-7 รูปแบบของวิธีการที่นำเสนอในบทความที่ [22]	9
1-8 รูปแบบของวิธีการที่นำเสนอในบทความที่ [23]	10
2-1 ลักษณะทางกายวิภาคของส่วนที่สามารถเกิดการอุดตันทางเดินหายใจส่วนบนได้ง่ายเนื่องจากไม่มีอวัยวะส่วนแข็งค้ำยัน	16
2-2 แสดงลักษณะของทางเดินหายใจขณะหลับ	19
2-3 การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบร้อยละ	30
2-4 การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง K กลุ่ม เมื่อ K=4	30
2-5 การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out	31
3-1 ลำดับขั้นตอนของอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ	33
3-2 การบันทึกสัญญาณเสียงกรนในห้องปฏิบัติการตรวจสภาพการนอนหลับ	35
3-3 การบันทึกสัญญาณเสียงกรนจากผู้เข้ารับการทดสอบขณะเข้ารับการตรวจสภาพการนอนหลับแบบมาตรฐานในห้องทดสอบการนอนหลับ	35
3-4 จำนวนคุณลักษณะในแต่ละกลุ่ม	40

**รายการภาพประกอบ (ต่อ)**

<b>ภาพประกอบที่</b>	<b>หน้า</b>
4-1 ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน	42
4-2 ผลการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติ	43
4-3 การแปลงฟูเรียร์แบบเร็วเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วย	44
4-4 สเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90%	45
4-5 สเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วย ที่มีความเด่น 90%	46
4-6 การจัดกลุ่มข้อมูล ด้วยเทคนิค K-Means Clustering (K=500)	47

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ที่มาและความสำคัญของงานวิจัย

การนอนหลับเป็นการพักผ่อนที่มีความจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับทุกคน เพื่อให้การทำงานของร่างกายเป็นไปอย่างปกติ การนอนหลับที่ดีประกอบด้วยปริมาณการนอนที่เพียงพอ และคุณภาพการนอนที่มีประสิทธิภาพ หากผู้ป่วยมีปัญหาคุณภาพการนอนย่อมส่งผลกระทบต่อสุขภาพร่างกายโดยรวม สาเหตุของปัญหาการนอนหลับทั้งในเชิงปริมาณและคุณภาพที่พบได้บ่อยและสำคัญ เช่น ความเครียด ความวิตกกังวล การนอนกรน และภาวะหยุดหายใจขณะหลับเป็นต้น [1]

อาการนอนกรน (Snoring) เป็นปัญหาและความผิดปกติของการหายใจในระหว่างการนอนหลับที่พบได้บ่อยมากในทุกเพศทุกวัย ซึ่งบ่งบอกถึงการอุดกั้นของทางเดินหายใจส่วนบน [1] โดยอาการที่เกิดขึ้นจะมีเสียงดังผิดปกติจากการหายใจขณะนอนหลับเนื่องจากลมหายใจกำลังเคลื่อนผ่านทางเดินหายใจส่วนต้นที่ตีบแคบ ก่อให้เกิดการสั่นสะเทือนของเนื้อเยื่อรอบข้าง [2] ปัจจุบันคนที่ประสบปัญหาอาการนอนกรนมีเป็นจำนวนมาก คนที่นอนกรนส่วนมากจะไม่ทราบว่าตัวเองมีภาวะนอนกรน และคนส่วนใหญ่จะมองข้ามปัญหาการนอนกรน ทั้งนี้เสียงกรนนอกจากจะก่อให้เกิดความรำคาญอย่างมากกับคู่นอนและผู้พักอาศัยร่วมด้วยแล้ว ยังส่งผลกระทบต่อสังคมรอบข้าง และมีความสัมพันธ์โดยตรงต่อภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น (Obstructive Sleep Apnea, OSA) [3] จากการศึกษาอุบัติการณ์นอนกรนในคนไทย พบได้ประมาณร้อยละ 26.4 ขณะที่ความชุก (Prevalence) ของกลุ่มอาการหยุดหายใจขณะหลับในคนไทย พบได้ประมาณร้อยละ 15.4 ในผู้ชาย และร้อยละ 6.3 ในผู้หญิง [4] จากการศึกษาก่อนหน้านี้ยังแสดงให้เห็นว่าพบมากหลายประเทศในทวีปเอเชีย เช่น เกาหลี พบประมาณร้อยละ 27 ในผู้ชาย และร้อยละ 16 ในผู้หญิง [5], ฮองกง พบประมาณร้อยละ 8.8 ในผู้ชาย และร้อยละ 3.7 ในผู้หญิง [6, 7], และอินเดียพบประมาณร้อยละ 19.5 ในผู้ชาย [8] ดังแสดงในตารางที่ 1-1 ทั้งนี้เชื่อว่าจะมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นโดยเฉพาะในผู้สูงอายุ [3]

รายงานการวิจัยจำนวนมากพบว่าภาวะหยุดหายใจขณะหลับ มีผลกระทบที่สำคัญต่อสุขภาพกายและจิตใจหลายอย่าง ทำให้ประสิทธิภาพการนอนหลับลดลง คือเมื่อเกิดการหยุดหายใจขณะหลับ จะทำให้ผู้ป่วยนอนหลับได้ไม่สนิท มีการสะดุ้งตื่นเป็นช่วงๆ ส่งผลให้นอนหลับได้ไม่เต็มที่ รู้สึกไม่สดชื่นหลังตื่นนอน สมาธิไม่ดี มีอาการง่วงมากผิดปกติในเวลากลางวัน [9], ทั้งยังมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญหรือเป็นปัจจัยเสี่ยงของโรคทางหลอดเลือดและระบบไหลเวียน

ได้แก่ โรคความดันโลหิตสูง [10], โรคหลอดเลือดหัวใจ [11], โรคหลอดเลือดสมอง [12], เป็นต้น นอกจากนี้ผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับยังมีความเสี่ยงต่ออุบัติเหตุทางด้านจราจรและจากการทำงานสูงถึง 2-3 เท่าเมื่อเทียบกับคนปกติ [13] และพบว่าเป็นปัจจัยหนึ่งที่ทำให้เกิดการเพิ่มขึ้นของอัตราการเสียชีวิตอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ [14]

ตารางที่ 1-1 ความชุกของกลุ่มอาการหยุดหายใจขณะหลับของประเทศในทวีปเอเชีย

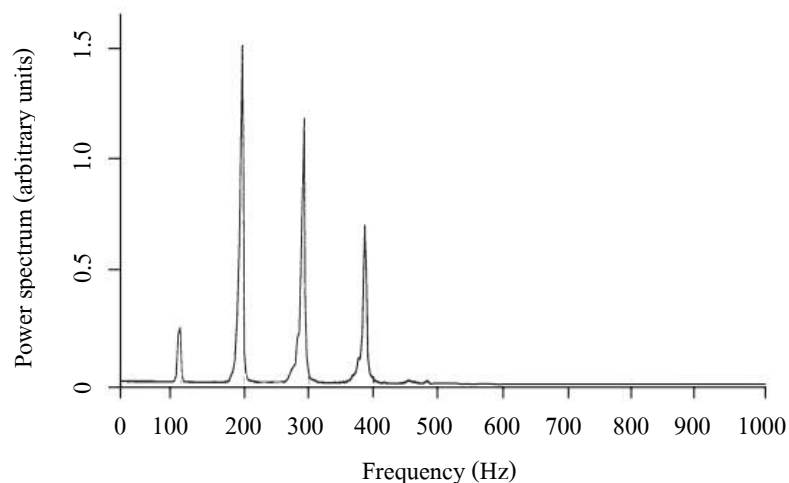
Study	County	Male (%)	Female (%)
		OSA	OSA
Nerumtarat et al. [4]	Thailand	15.4	6.3
Kim et al. [5]	Korea	27	16
Ip et al. [6, 7]	Hong Kong	8.8	3.7
Udawaida et al. [8]	India	19.5	No data

ปัจจุบันได้มีวิธีการวินิจฉัยและประเมินระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ คือ การตรวจสภาพการนอนหลับ (Polysomnography, PSG) [1] ซึ่งเป็นวิธีการตรวจที่เป็นมาตรฐาน (Gold Standard) การวินิจฉัยด้วยวิธีนี้ผู้ป่วยต้องนอนในห้องสำหรับทำการตรวจที่มีเจ้าหน้าที่คอยเฝ้าในห้องควบคุมตลอดทั้งคืน ดิจิตอลโทรศัพทบริเวณทั่วศีรษะตลอดจนบริเวณคางของผู้ที่ทำการตรวจ ส่งผลให้ผู้ป่วยหลับไม่เป็นธรรมชาติ อย่างไรก็ตามเนื่องจากปัจจุบันมีโรงพยาบาลในประเทศที่ให้บริการในส่วนนี้น้อยมาก ทำให้มีค่าใช้จ่ายสูงและผู้ป่วยมักต้องรอคิวตรวจเป็นเวลานาน

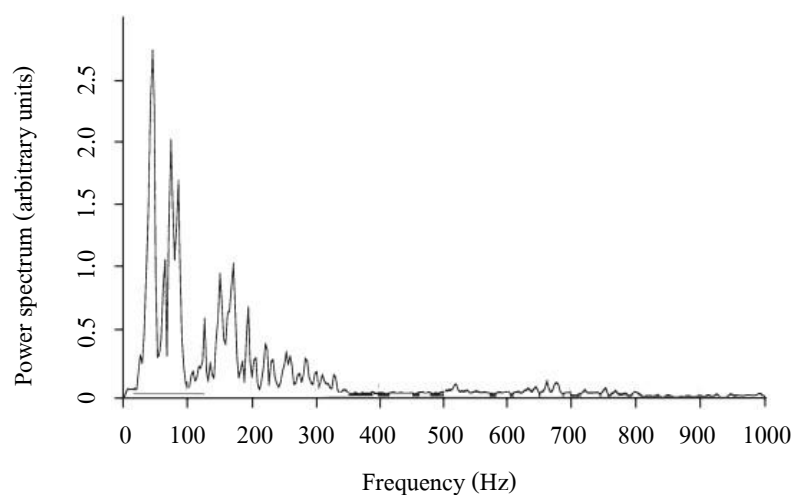
งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการประเมินระดับความรุนแรงเบื้องต้นของภาวะหยุดหายใจขณะหลับชนิดอดทน โดยการประมวลผลจากสัญญาณเสียงกรนและปราศจากการติดตั้งอุปกรณ์ตรวจที่ตัวของผู้ป่วย ช่วยให้ผู้ป่วยได้รับความสะดวกสบาย สามารถนอนหลับได้เหมือนการใช้ชีวิตประจำวันจริง เพื่อเป็นข้อมูลพื้นฐานการวินิจฉัยระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับทางด้านเชิงรุกหรือเชิงป้องกัน เพื่อลดพฤติกรรมเสี่ยงต่อการเสียชีวิต พร้อมทั้งเป็นการเพิ่มคุณภาพชีวิตในการดูแลผู้สูงอายุ ลดค่าใช้จ่าย และยังสามารถใช้กับผู้ป่วยที่มีโรคประจำตัวบางอย่างที่ไม่สามารถเคลื่อนย้ายผู้ป่วยได้

## 1.2 การตรวจเอกสาร บทความ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย

### 1.2.1 Acoustic Analysis of Snoring Sound in Patients with Simple Snoring and OSA [15]



ภาพประกอบที่ 1-1 ความสัมพันธ์ระหว่างความถี่และสเปกตรัมพลังงานเสียงกรนของผู้ที่นอนกรนปกติ [15]



ภาพประกอบที่ 1-2 ความสัมพันธ์ระหว่างความถี่และสเปกตรัมพลังงานของเสียงกรนของผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย [15]

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอความแตกต่างสเปกตรัมเสียงกรนของผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย จากกลุ่มผู้ทดสอบเพศชายจำนวน 17 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 7 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 10 คน โดย



วิธีแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transform, FFT) สามารถบอกคุณสมบัติสเปกตรัมของเสียงกรน พบว่าเสียงกรนปกติมีความถี่มูลฐานและมีรูปแบบที่สอดคล้องกัน (Harmonic Pattern) ส่วนเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยนั้น พบว่าที่ความถี่มูลฐานจะมีค่าพลังงานสูงและไม่สามารถระบุรูปแบบที่สอดคล้องกัน ดังภาพประกอบที่ 1-1 และ 1-2

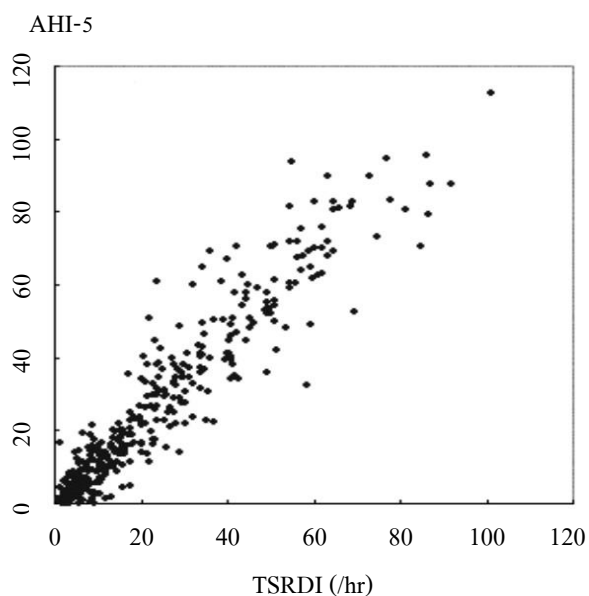
### 1.2.2 Pitch Analysis in Snoring Signals from Simple Snorers and Patients with Obstructive Sleep Apnea [16]

บทความนี้นำเสนอการวิเคราะห์ระดับเสียงกรนเพื่อบ่งบอกถึงความแตกต่างของระดับเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย งานวิจัยนี้กำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจ (Apnea Hypopnea Index, AHI) เท่ากับ 10 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ในการแบ่งแยกผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย บันทึกเสียงกรนด้วยการติดไมโครโฟนบริเวณด้านข้างลำคอของผู้ทดสอบ กลุ่มผู้ทดสอบทั้งหมด 16 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 8 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 8 คน คำนวณค่าพารามิเตอร์จากเสียงกรนทั้งหมด 3 พารามิเตอร์ ได้แก่ ค่าเฉลี่ย, ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และความเข้มของระดับเสียงกรน ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยมีค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของระดับเสียงกรนสูงกว่าผู้ที่นอนกรนปกติ แต่มีค่าความเข้มของระดับเสียงกรนต่ำกว่าผู้ที่นอนกรนปกติ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ใช้ค่าพารามิเตอร์ทั้ง 3 ค่าสำหรับแยกความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ด้วยวิธีการวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น (Linear Discriminant Analysis, LDA) ให้ค่า Sensitivity 64.4% และ Specificity 58.5% อย่างไรก็ตามจะเห็นได้ว่ามีความถูกต้องที่ค่อนข้างต่ำ อาจเกิดผลกระทบเนื่องจากสัญญาณรบกวน

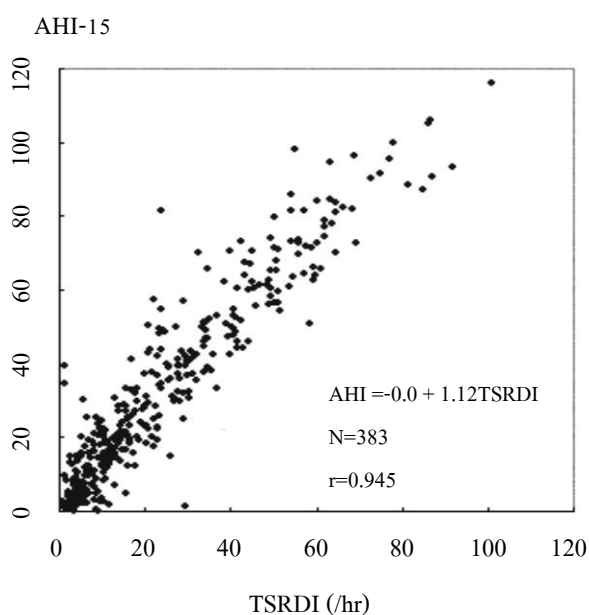
### 1.2.3 Validation of a New System of Tracheal Sound Analysis for the Diagnosis of Sleep Apnea-Hypopnea Syndrome [17]

บทความนี้นำเสนอการวิเคราะห์ความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย จากกลุ่มผู้ทดสอบที่ได้รับการตรวจด้วยวิธี Polysomnography จำนวน 383 คน บันทึกเสียงกรนโดยการติดไมโครโฟนที่ลำคอด้านหน้าบริเวณหลอดลมของผู้ทดสอบและทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือด (Oxygen Desaturation Index; SaO<sub>2</sub>) กับค่าดัชนีการหยุดหายใจ เปรียบเทียบกับความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีการถูกรบกวนของเสียงหายใจภายในหลอดลม (Tracheal Sound-Respiratory

Disturbance Index, TSRDI) กับค่าดัชนีดัชนีการหยุดหายใจด้วยวิธีสหสัมพันธ์ คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson Correlation Coefficient)



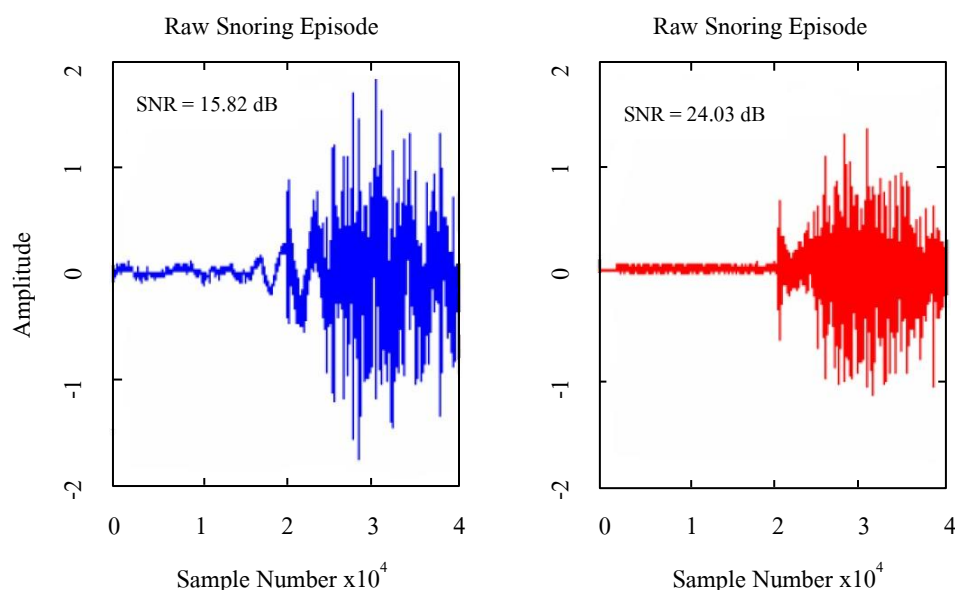
ภาพประกอบที่ 1-3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีการถูกรบกวนของเสียงหายใจภายในหลอดลม กับค่าดัชนีการหยุดหายใจเมื่อกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 5 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ [17]



ภาพประกอบที่ 1-4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีการถูกรบกวนของเสียงหายใจภายในหลอดลม กับค่าดัชนีการหยุดหายใจเมื่อกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 15 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ [17]

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีการถูกรบกวนของเสียงหายใจภายในหลอดลมกับค่าดัชนีการหยุดหายใจสามารถใช้แยกความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยได้ แสดงดังภาพประกอบที่ 1-3 และ 1-4 โดยให้ค่า Sensitivity 93% และ Specificity 67% เมื่อกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 5 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ในการแบ่งแยกผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย และให้ค่า Sensitivity 79% และ Specificity 95% เมื่อกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 15 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์

#### 1.2.4 Speech-Like Analysis of Snore Signals for the Detection of Obstructive Sleep Apnea [18]



ภาพประกอบที่ 1-5 สัญญาณเสียงกรนเปรียบเทียบก่อนและหลังการลดทอนสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองสัญญาณแบบปรับตัวเอง [18]

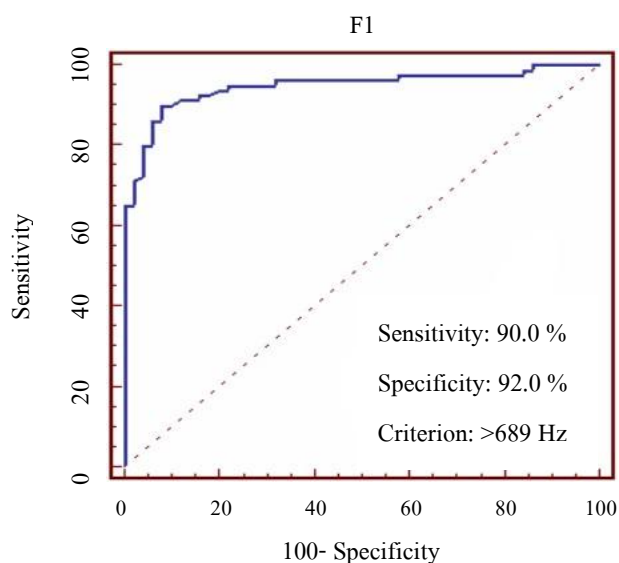
บทความนี้นำเสนอการวิเคราะห์ความแตกต่างค่าความถี่ฟอร์แมนท์ (Formant Frequency) ของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย จากกลุ่มผู้ทดสอบจำนวน 13 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 5 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 8 คน งานวิจัยนี้ได้มุ่งเน้นไปยังขั้นตอนวิธีการประมวลผลเบื้องต้นในการลดทอนสัญญาณเสียงรบกวน โดยใช้วงจรกรองสัญญาณแบบปรับตัวเอง (Adaptive Filter) สำหรับลดทอนสัญญาณเสียงรบกวนเพื่อปรับปรุงค่าอัตราส่วนของสัญญาณเสียงกรนกับ

สัญญาณเสียงรบกวน (Signal-to-Noise Ratio, SNR) ก่อนจะนำสัญญาณที่ได้ไปประมวลผล ผลการทดลองสามารถปรับปรุงค่าของ SNR ได้เพิ่มขึ้น 6-9 dB เมื่อเทียบกับสัญญาณเดิม แสดงดังภาพประกอบที่ 1-5 จากนั้นทำการประมาณค่าความถี่ฟอร์แมนท์ด้วยวิธีการประมาณพหุเชิงเส้น (Linear Predictive Coding , LPC) เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1, 2 และ 3 ระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ดังตารางที่ 1-2

ตารางที่ 1-2 ช่วงความแตกต่างของค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1, 2 และ 3 ระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย [18]

Type of Snore	F1 (kHz)	F2 (kHz)	F3 (kHz)
Simple	0.3-0.8	1.4-1.9	2.4-3.0
OSA	0.6-1.3	1.7-2.3	2.6-3.5

จากตารางที่ 1-2 พบว่าค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 เป็นค่าที่เหมาะสมจากการทดลองสำหรับใช้แยกความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย งานวิจัยนี้กำหนดค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 เท่ากับ 689 Hz ในการใช้แยกความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย และกำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 5 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ในการแบ่งแยกผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ผลการทดลองให้ค่า Sensitivity 90% และ Specificity 92% แสดงดังภาพประกอบที่ 1-6



ภาพประกอบที่ 1-6 Receiver Operating Characteristic Curve ของความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 [18]

### 1.2.4 Could Formant Frequencies of Snore Signals be an Alternative Means for the Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea? [19]

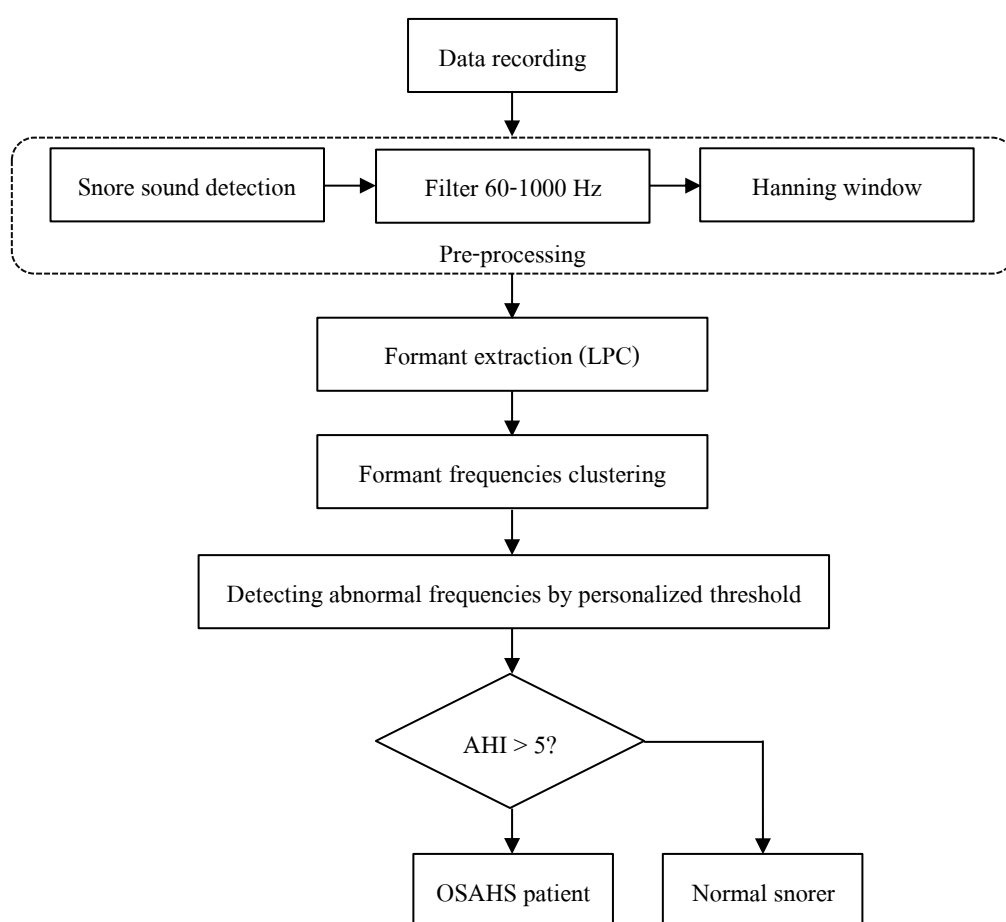
บทความนี้นำเสนอความเป็นไปได้ในการใช้ค่าความถี่ฟอร์แมนท์ของเสียงกรนมาเป็นตัวบ่งชี้ความแตกต่างระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย จากกลุ่มผู้ทดสอบจำนวน 40 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 10 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 30 คน บันทึกเสียงกรนด้วยไมโครโฟนแบบไม่รูกลิ้ว ด้วยการติดตั้งไมโครโฟนเหนือศีรษะของผู้ป่วย 0.3 เมตร จากนั้นทำการประมาณค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1, 2 และ 3 ของเสียงกรนด้วยวิธีการประมาณพันธะเชิงเส้น พบว่าค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 ของเสียงกรนมีนัยสำคัญในการบ่งชี้ความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ซึ่งค่าเกณฑ์ที่เหมาะสมของความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 จากผลการทดลอง คือ 470 Hz จากนั้นทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 กับค่าดัชนีการหยุดหายใจด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) เพื่อแยกความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 10 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ในการแบ่งแยกผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ผลการทดลองให้ค่า Sensitivity 88% และ Specificity 82%

### 1.2.5 Investigation of Obstructive Sleep Apnea Using Nonlinear Mode Interactions in Nonstationary Snore Signals [20]

บทความนี้นำเสนอการคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย จากกลุ่มผู้ทดสอบจำนวน 40 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 10 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 30 คน ด้วยวิธี Wavelet Bicoherence Analysis (WBC) กำหนดค่าพารามิเตอร์ 2 พารามิเตอร์คือ ค่าสูงสุดของความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 (Peak Frequency Component at F1, PF1) และค่าสูงสุดของความถี่รวม (Peak Sum Frequency, PSF) เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการจำแนกผู้ป่วยที่กรนปกติและผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย จากนั้นทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าสูงสุดของความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 และค่าสูงสุดของความถี่รวมกับค่าดัชนีการหยุดหายใจเพื่อแยกความแตกต่างของเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย กำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 10 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย ผลการทดลองให้ค่า Sensitivity 85% และ Specificity 90.7%

### 1.2.6 A Snoring Detector for OSAHS Based on Patient's Individual Personality [21]

บทความนี้แนะนำอัลกอริทึมในการคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติ และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย บันทึกเสียงกรนจากผู้รับการทดสอบจำนวน 42 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 12 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 30 คน ซึ่งอัลกอริทึมที่ได้แนะนำแสดงดังภาพประกอบที่ 1-7



ภาพประกอบที่ 1-7 รูปแบบของวิธีการที่แนะนำในบทความที่ [21]

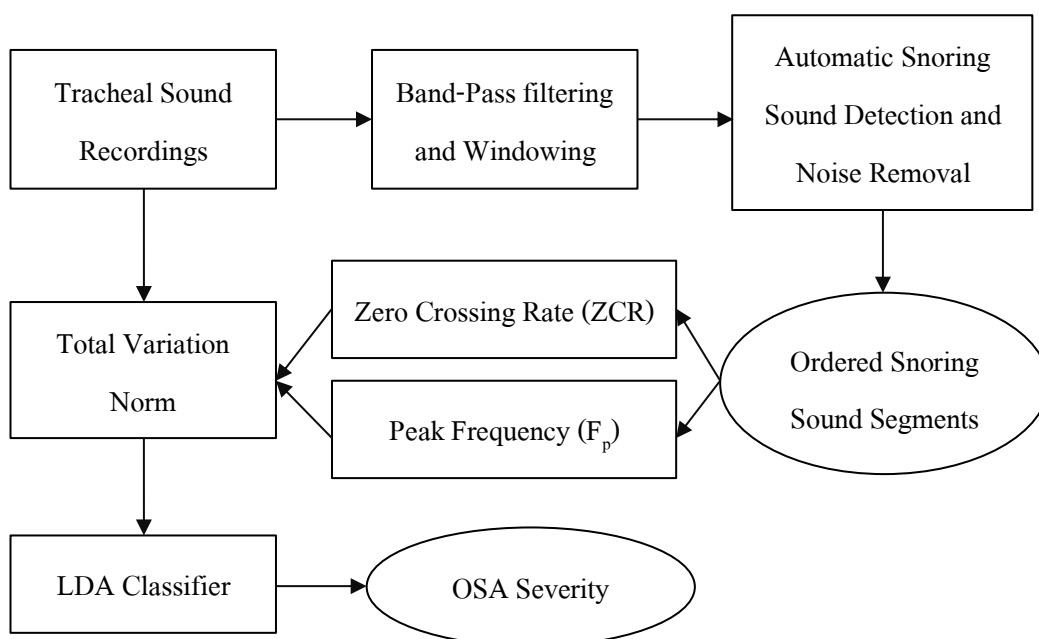
จากนั้นเข้าสู่ขั้นตอนวิธีการประมวลผลเบื้องต้นเพื่อตรวจจับการกรนและลดทอนสัญญาณเสียงรบกวน ขั้นตอนต่อไปประมาณค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 ของเสียงกรนด้วยวิธีการประมาณพหุเชิงเส้น และแบ่งกลุ่มค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 ออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มของการกรนปกติและการกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยโดยใช้เทคนิคจัดกลุ่มข้อมูลเคมีน จากนั้นจึงทำการ

ตรวจจับเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจากค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 ที่มีค่าลดลง 50% เมื่อเทียบกับค่าความถี่ฟอร์แมนท์ที่ 1 ในภาวะปกติของผู้ป่วยคนเดียวกัน งานวิจัยนี้กำหนดค่าดัชนีการหยุดหายใจเท่ากับ 5 ครั้ง/ชั่วโมง เป็นเกณฑ์ในการแบ่งแยกผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย ผลการทดลองให้ค่า Sensitivity 85% และ Specificity 90.7%

### 1.2.7 Snoring Sounds Variability as a Signature of Obstructive Sleep Apnea

[22]

บทความนี้นำเสนออัลกอริทึมในการคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยและประเมินค่าดัชนีการหยุดหายใจเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ บันทึกเสียงกรนจากผู้เข้ารับการทดสอบจำนวน 57 คน ประกอบด้วยผู้ที่นอนกรนปกติจำนวน 12 คน และผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยจำนวน 45 คน ซึ่งอัลกอริทึมที่ได้นำเสนอแสดงดังภาพประกอบที่ 1-8



ภาพประกอบที่ 1-8 รูปแบบของวิธีการที่นำเสนอในบทความที่ [22]

จากนั้นเข้าสู่ขั้นตอนวิธีการประมวลผลเบื้องต้นเพื่อตรวจจับการกรนและลดทอนสัญญาณเสียงรบกวน ใช้คุณลักษณะที่สกัดจากเสียงกรนร่วมกันจำนวน 2 คุณลักษณะ คือ อัตราการตัดศูนย์ (Zero Crossing Rate, ZCR) และ ค่าความถี่สูงสุด (Peak Frequency,  $F_p$ ) จากนั้นทำการคำนวณค่า Total Variation Norm ของคุณลักษณะทั้งสอง และประเมินค่าดัชนีการหยุดหายใจของ

ภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยวิธีการวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้น จำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับออกเป็น 4 ระดับ ได้แก่ ภาวะการกรนแบบปกติ (Non-OSA;  $AHI < 5$ ), ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย (Mild OSA;  $5 < AHI < 15$ ), ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลาง (Moderate OSA;  $15 < AHI < 30$ ), และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก (Severe OSA;  $AHI > 30$ ) ผลการทดลองคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย (2 ระดับ) ให้ค่า Sensitivity 92.9% และ Specificity 100% และผลการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับออกเป็น 4 ระดับ ให้ค่าความถูกต้อง 77.2%



ตารางที่ 1-3 สรุปการทบทวนบทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย

Authors	Subjects	Location of microphone	Method	AHI threshold (number of classes)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
Fiz (1996) [15]	17	1 cm lateral to the median line at the level of the cricoid cartilage	Fast Fourier Transform (FFT)	10 (two-class)	-	-
Sola-Soler (2002) [16]	16	On the neck beside the cricothyroid notch	Mean, standard deviation, and density of pitch	10 (two-class)	64.4	58.5
Nakano (2004) [17]	383	Anterior neck over the trachea	Disturbance index and oxygen desaturation index	5 (two-class) 15 (two-class)	93 79	67 95
Ng (2006) [18]	13	30 cm above the mouth	Modified Normalized Least-Mean-Square (MNLMS) Linear Predictive Coding (LPC)	5 (two-class)	90	92
Ng (2008) [19]	30	30 cm above the mouth	Linear Predictive Coding (LPC) Formant frequency	10 (two-class)	88	82

ตารางที่ 1-3 สรุปการทบทวนบทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย (ต่อ)

Authors	Subjects	Location of microphone	Method	AHI threshold (number of classes)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
Ng (2009) [20]	40	30 cm above the mouth	Wavelet Bicoherence Analysis (WBC)	10 (two-class)	85	90.7
Zhao (2011) [21]	42	30 cm above the mouth	Linear Predictive Coding (LPC) Patient's individual personality	5 (two-class)	90	91.67
Azarbarzin (2013) [22]	57	Over suprasternal notch of trachea	TV norm of $F_p$ and ZCR Linear Discriminant Analysis (LDA)	5 (two-class) 4-class	92.9 77.2 (accuracy)	100

ตารางที่ 1-3 สรุปการทบทวนบทความวิจัยที่เกี่ยวข้องกับประเด็นวิจัย จากข้อมูลสรุปในตารางพบว่ามีหลายวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์คุณสมบัติของเสียงกรนจากผู้ป่วยนอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีการหยุดหายใจร่วมด้วย ได้แก่ Fast Fourier Transform (FFT) [15], Pitch Analysis [16], Disturbance Index และ Oxygen Desaturation Index [17], Wavelet Bicoherence Analysis (WBC) [20], และ Linear Predictive Coding (LPC) [18, 19, 21] เมื่อทำการเปรียบเทียบตำแหน่งการติดตั้งไมโครโฟนพบว่า บทความวิจัย [15-17, 22] มีการติดไมโครโฟนเข้ากับลำคอของผู้ทดสอบ ซึ่งจะส่งผลให้ผู้ทดสอบนอนหลับอย่างไม่เป็นธรรมชาติ ส่วนบทความวิจัย [18-21] ติดตั้งไมโครโฟนเหนือจากปากของผู้ทดสอบเป็นระยะ 30 เซนติเมตร อย่างไรก็ตามบทความวิจัย [15-21] เป็นเพียงการคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย (2 ระดับ) แต่ยังไม่มีการประเมินระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ

บทความสุดท้าย [22] ใช้ค่า Total Variation Norm ของอัตราการตัดศูนย์และค่าความถี่สูงสุด เลือกใช้วิธีการวิเคราะห์การจำแนกประเภทเชิงเส้นคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย (2 ระดับ) เมื่อนำไปประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมส่งผลให้มีค่า Sensitivity และ Specificity ค่อนข้างสูง ซึ่งถูกทำการเปรียบเทียบกับบทความวิจัย [16-21] และเมื่อจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับออกเป็น 4 ระดับ ให้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 77.2%

จากการศึกษาความวิจัยก่อนหน้านี้พบว่าปัญหาในเรื่องของสัญญาณรบกวนทำให้มีผลต่อการวิเคราะห์สัญญาณเสียงกรน อีกทั้งหลายงานวิจัยยังไม่มีการประเมินระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดตัน [15-21] งานวิจัยฉบับนี้นำเสนออัลกอริทึมในการคัดแยกเสียงกรนระหว่างผู้ที่นอนกรนปกติและผู้ป่วยนอนกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย พร้อมทั้งประเมินระดับความรุนแรงเบื้องต้นของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ แบ่งระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับออกเป็น 4 ระดับ ตามมาตรฐานของ American Academy of Sleep Medicine (AASM) [1] โดยใช้เทคนิคจัดกลุ่มข้อมูลเคมีน (K-Means Clustering) ร่วมกับเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine, SVM)

### 1.3 วัตถุประสงค์

- 1.3.1 เพื่อวิเคราะห์ความผิดปกติของเสียงกรนระหว่างเสียงกรนปกติและเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย
- 1.3.2 เพื่อสร้างวิธีการวิเคราะห์ความผิดปกติของเสียงกรนด้วยการประมวลผลสัญญาณเสียง
- 1.3.3 เพื่อประเมินระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ

### 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

- 1.4.1 จำแนกเสียงกรนปกติและเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วย
- 1.4.2 จำแนกระดับความรุนแรงของผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับตามมาตรฐานของ American Academy of Sleep Medicine (AASM) ใช้ข้อมูลสัญญาณเสียงกรนจากกลุ่มผู้ทดสอบที่บันทึกขณะทำการตรวจ Polysomnography จากศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน (Sleep Disorders Service and Research Center) โรงพยาบาลสงขลานครินทร์
- 1.4.3 เปรียบเทียบความถูกต้องกับวิธีการตรวจแบบมาตรฐาน Polysomnography ร่วมกับความเห็นของผู้เชี่ยวชาญ ณ ศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน โรงพยาบาลสงขลานครินทร์

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

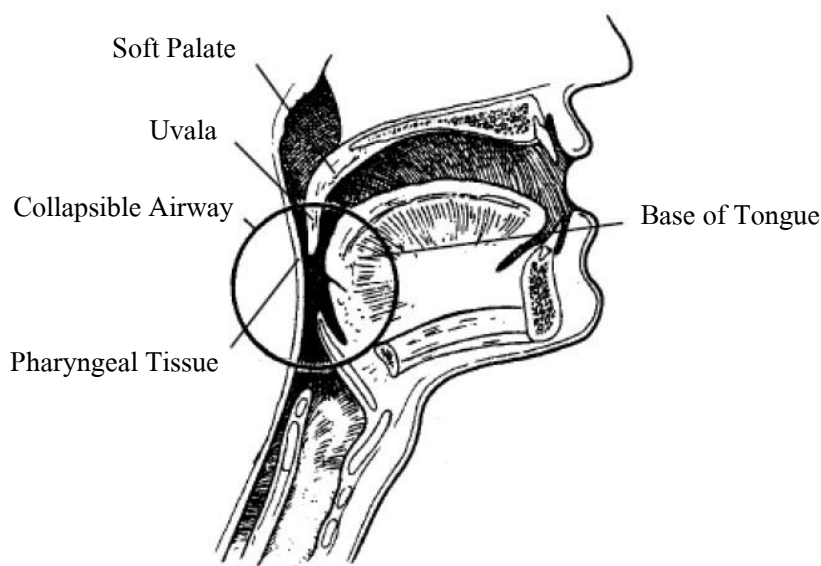
- 1.5.1 จำแนกเสียงกรนแบบปกติและเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจร่วมด้วยได้
- 1.5.2 ประเมินระดับความรุนแรงของผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับได้
- 1.5.3 สามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นวิธีการตรวจสอบเบื้องต้นสำหรับประเมินระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเพื่อให้มีความสะดวกและรวดเร็วมากยิ่งขึ้นสำหรับผู้ป่วย

## บทที่ 2

### ทฤษฎีและหลักการ

ในการจัดทำวิทยานิพนธ์เรื่องการประเมินระดับความรุนแรงของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยวิธีการวิเคราะห์จากสัญญาณเสียงกรน ผู้วิจัยได้แบ่งหลักการและทฤษฎีต่างๆที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยออกเป็นหัวข้อดังต่อไปนี้ 1) พยาธิสรีรวิทยาของการนอนกรน 2) พยาธิสรีรวิทยาของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น 3) การตรวจสอบสภาพการนอนหลับ 4) การจัดกลุ่มข้อมูล 5) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และ 6) การวัดประสิทธิภาพ

#### 2.1 พยาธิสรีรวิทยาของการนอนกรน



ภาพประกอบที่ 2-1 ลักษณะทางกายวิภาคของส่วนที่สามารถเกิดการอุดกั้นทางเดินหายใจส่วนบนได้ง่ายเนื่องจากไม่มีอวัยวะส่วนแข็งค้ำยัน [3]

นอนกรน เป็นอาการอย่างหนึ่งซึ่งพบได้บ่อยมากและเกิดขึ้นได้ในทุกเพศทุกวัย เสียงกรนเกิดจากการที่ลมหายใจเคลื่อนผ่านทางเดินหายใจส่วนต้นที่ตีบแคบลง มักเกิดจากการผ่อนคลายหรือหย่อนตัวของกล้ามเนื้อทางเดินหายใจส่วนต้นขณะหลับ ประกอบกับเป็นบริเวณที่มีเนื้อเยื่ออ่อนที่นุ่ม หรือหย่อนเกินไป เนื่องจากไม่มีอวัยวะส่วนแข็งค้ำยัน เช่น เพดานอ่อน (Soft Palate), ลิ้นไก่ (Uvula), โคนลิ้น (Base of Tongue) และคอหอย (Pharynx) แสดงดังภาพประกอบที่

2-1 ซึ่งบริเวณที่แคบลงนี้ทำให้มีการอุดกั้นทางเดินหายใจบางส่วน เมื่อลมหายใจเคลื่อนผ่านจึงเป็นผลทำให้เกิดการสั่นสะเทือนและสลับของเนื้อเยื่อ เกิดเป็นเสียงกรนขึ้น [2] อาการนอนกรนไม่มีผลกระทบมากนักต่อสุขภาพของผู้นอนเอง แต่จะมีผลกระทบต่อสังคมและคุณภาพชีวิตของผู้อื่น โดยเฉพาะกับกับคู่นอนหรือบุคคลอื่นๆในครอบครัว เช่น ทำให้ผู้อื่นนอนหลับยาก ทั้งนี้เสียงกรนนอกจากจะก่อให้เกิดความรำคาญอย่างมากกับคู่นอนแล้ว ยังอาจเป็นอาการแสดงที่สำคัญอย่างหนึ่งของกลุ่มโรคภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น

จากการศึกษาปัจจุบันพบว่า เสียงกรนมีทั้งช่วงหายใจเข้าและหายใจออก เสียงกรนไม่ใช่จะเกิดเฉพาะช่วงหายใจทางปากหรืออ้าปากหายใจอย่างเดียว แต่สามารถเกิดได้ทั้งช่วงที่หายใจทางจมูก หายใจทางปากหรือหายใจทั้งทางจมูกและปาก เสียงกรนมีความถี่ต่ำในระดับประมาณ 600 Hz ขณะที่ผู้ป่วยกรนอาจจะมีลักษณะเป็นช่วงๆ แต่ละช่วงประมาณ 50-120 วินาที บางคนมีเสียงกรนและมีการหยุดหายใจเป็นระยะๆ เสียงกรนสลับกับการเงิบลงแล้วกลับมากรนใหม่ ตำแหน่งที่ทำให้เกิดเสียงมีได้หลายตำแหน่ง แล้วแต่บริเวณใดจะสั่นสะเทือนจากลมที่ผ่านไป ยังบริเวณนั้น สำหรับลักษณะของเสียงกรน มีได้ดังต่อไปนี้ [3]

1. เสียงกรนมีความถี่ได้ตั้งแต่ประมาณ 50-2,000 Hz ความดังของเสียงกรนมีได้ตั้งแต่ 20-85 dB
2. เสียงกรนที่เกิดจากบริเวณเพดานอ่อนมีลักษณะรูปคลื่นเป็นระเบียบ โดยเกิดรูปคลื่นซ้ำกันทุก 10-30 มิลลิวินาที มีความถี่สูงสุดเฉลี่ยอยู่ที่ 285 Hz พบได้บ่อยกว่าเสียงกรนที่เกิดจากบริเวณโคนลิ้น
3. เสียงกรนที่เกิดจากโคนลิ้นมีลักษณะรูปคลื่นไม่เป็นระเบียบ มีความถี่สูงสุดเฉลี่ยอยู่ที่ 885 Hz
4. เสียงกรนที่เกิดจากบริเวณเพดานอ่อน ได้ยินคล้ายแบบเสียงกระพือ (Flapping Noise) ส่วนเสียงกรนที่เกิดจากบริเวณโคนลิ้นได้ยินเสียงคล้ายเสียงสไตรเดอร์ (Stridor) คือเสียงสูงที่เกิดจากการไหลของอากาศผ่านทางเดินหายใจที่ถูกอุดกั้นบางส่วน
5. เสียงกรนที่ดังมากและมีการหยุดเป็นพักๆ สัมพันธ์กับการหยุดหายใจเมื่อผู้ป่วยหายใจอีกครั้งจะมีเสียงดังขึ้นมามาก พบได้บ่อยในผู้ป่วยที่มีการหยุดหายใจขณะหลับจากการอุดกั้น

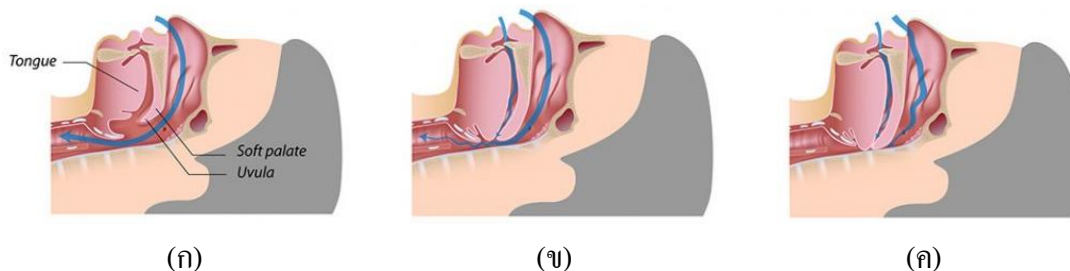
## 2.2 พยาธิสรีรวิทยาของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดตัน

ในภาวะปกติขณะหลับ ทางเดินหายใจส่วนบนมีกล้ามเนื้อเพื่อให้อากาศไหลผ่านได้สะดวกตลอดเวลา โดยอาศัยการทำงานของกล้ามเนื้อต่างๆ ซึ่งมีความตึงตัวตลอดเวลา และหดตัวมากขึ้นขณะหายใจเข้า โดยเป็นผลจากการกระตุ้นของศูนย์หายใจในสมอง (Respiratory Center) ร่วมกับปฏิกิริยาต่อต้านแรงดันลบในช่องทางเดินหายใจ ซึ่งในคนปกติจะมีทางเดินหายใจที่กว้างเพียงพอในทุกระยะของการนอน จึงไม่มีอาการใดๆ เกิดขึ้น สำหรับในผู้ที่เกิดภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เริ่มจากการตีบแคบของทางเดินหายใจส่วนบน ทำให้ร่างกายต้องเพิ่มแรงในการหายใจเข้าสู่ปอดมากขึ้น เพื่อให้ได้อากาศอย่างเพียงพอ เกิดความดันที่เป็นลบ (Negative Airway Pressure) บริเวณทางเดินหายใจเหนือกล่องเสียง เมื่อร่วมกับปัจจัยอื่นๆ เช่น ความไม่สมดุลระหว่างโครงสร้างของใบหน้าและลำคอกับปริมาตรของเนื้อเยื่อที่อยู่ภายใน การลดลงของความตึงตัวของกล้ามเนื้อในบริเวณทางเดินหายใจ การมีก้อนขวางอยู่ในช่องทางเดินหายใจ เป็นต้น จนทำให้ทางเดินหายใจส่วนต้นยุบตัวลงจนเกิดการอุดตัน ทำให้เกิดการหยุดหายใจขึ้น ระหว่างที่หยุดหายใจจะมีการลดลงของก๊าซออกซิเจนในเลือด (Oxygen Desaturation) และมีการเพิ่มขึ้นของความดันก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ( $\text{CO}_2$ ) ในเลือด ทำให้เลือดมีความเป็นกรดเพิ่มขึ้น ภาวะที่เป็นกรดนี้จะกระตุ้น chemoreceptor ทำให้ผู้ป่วยตื่นขึ้น มีความตึงตัวของกล้ามเนื้อกลับมาดังเดิม เพื่อให้หายใจได้ปกติ แล้วก็หลับต่อเป็นวงเวียนเช่นนี้ตลอดคืน

การลดลงของระดับออกซิเจนในเลือด จะกระตุ้นให้มีการหลั่ง Catecholamine ทำให้หลอดเลือดทั่วร่างกาย และหลอดเลือดในปอดหดตัว เกิดความดันโลหิตสูงและโรคความดันโลหิตในปอดสูง นอกจากนี้การขาดออกซิเจนในระยะเวลาที่นาน จะกระตุ้นให้มีการสร้างเม็ดเลือดแดงเพิ่มขึ้น เกิดภาวะเลือดข้นตามมาได้ และยังสามารถทำให้เกิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ (Cardiac Arrhythmia) ได้ ซึ่งจะเพิ่มอัตราการตายแก่ผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับ

การหยุดหายใจ (Apnea) คือ ภาวะที่ไม่มีอากาศผ่านเข้าหรือออกบริเวณจมูกหรือปากแม้จะมีการพยายามหายใจอยู่ตลอดเวลาก็ตาม เป็นระยะเวลาอย่างน้อย 10 วินาที ในผู้ใหญ่ และ 6 วินาที ในเด็ก และเหตุการณ์ดังกล่าวมักจะตามด้วยการตื่นตัวของสมอง [2]

การหายใจน้อยลง (Hypopnea) คือ ภาวะของการหายใจแผ่วลดลง แต่ไม่ถึงขั้นหยุดหายใจ อย่างน้อยร้อยละ 30 ของปกติ เป็นระยะเวลาอย่างน้อย 10 วินาที ร่วมกับการลดลงของค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือดอย่างน้อยร้อยละ 4 และมักตามด้วยการสะดุ้งตื่น [1,2]



ภาพประกอบที่ 2-2 แสดงลักษณะของทางเดินหายใจขณะหลับ, (ก) คนปกติทางเดินหายใจโล่งตลอดที่นอนหลับ, (ข) นอนกรนธรรมดา มีเพียงการตีแคบของทางเดินหายใจในขณะนอนหลับไม่ถึงขั้นมีการอุดกั้น, (ค) นอนกรนอันตราย มีการอุดกั้นของทางเดินหายใจในขณะนอนหลับ

สำหรับปัจจัยส่งเสริมต่อการเกิดอาการนอนกรนและภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น ประกอบด้วย [2]

1. อายุ เมื่ออายุมากขึ้น เนื้อเยื่อต่างๆจะขาดความตึงตัว ลึ้นไถ่ยาวและเพดานอ่อนนห้อยต่ำลง กล้ามเนื้อต่างๆหย่อนยาน รวมทั้งกล้ามเนื้อที่ทำหน้าที่ขยายช่องทางเดินหายใจบริเวณลำคอ ทำให้ลึ้นไถ่และลึ้นตกไปบ้งทางเดินหายใจได้ง่าย

2. เพศ ประมาณร้อยละ 85 ของผู้ป่วยเป็นเพศชาย ทั้งจากการศึกษาทางระบาดวิทยาและการศึกษาเฉพาะกลุ่ม พบว่าเพศชายมีโอกาสเป็นมากกว่าเพศหญิง ด้วยอัตรา 7:1 แต่เมื่อถึงวัยหมดประจำเดือนพบว่าเพศหญิงมีโอกาสเป็นมากขึ้น โดยเชื่อว่าอิทธิพลของฮอร์โมนส่งผลต่อโครงสร้างบริเวณศีรษะและลำคอของเพศชาย เนื้อเยื่อบริเวณคอหนาขึ้นทำให้มีช่องคอแคบกว่าผู้หญิง ฮอร์โมนของเพศหญิงมีส่วนทำให้กล้ามเนื้อที่ทำหน้าที่ขยายช่องทางเดินหายใจ มีความตึงตัวที่ดี

3. โรคอ้วน ความอ้วนเป็นสาเหตุหลักอย่างหนึ่งของอาการนอนกรนและมีโอกาสเกิดการหยุดหายใจขณะหลับมากกว่าคนทั่วไป เนื่องจากไขมันนอกจากจะกระจายอยู่ตามเนื้อเยื่อต่างๆทั่วร่างกาย ยังพบว่ามีเนื้อเยื่อไขมันกระจายอยู่รอบๆทางเดินหายใจช่วงบนมากขึ้น ไขมันที่พอกบริเวณคอจะทำให้เวลาที่ผู้ป่วยนอนลงเกิดน้ำหนักรกดทับ ทำให้ช่องคอแคบลงได้ หน้าท้องที่มีไขมันเกาะอยู่มากทำให้กระบังลมทำงานได้ไม่เต็มที่ ความจุของปอดลดลง เป็นภาระทำให้ร่างกายต้องหายใจหนักขึ้น และใช้พลังงานในการหายใจมากขึ้น จากรายงานการศึกษาพบว่าประมาณ 2 ใน 3 ของผู้ป่วย OSA จะมีค่าดัชนีมวลกาย (Body Mass Index, BMI) > 28 กิโลกรัมต่อตารางเมตร หรือมีน้ำหนักมากกว่าร้อยละ 20 ของน้ำหนักมาตรฐาน



4. ลักษณะโครงสร้างของกะโหลกศีรษะและกระดูกใบหน้าผิดปกติ เช่น คางเล็ก คางเลื่อนไปด้านหลัง ส่วนทำให้ทางเดินหายใจช่วงบนแคบลง เกิดการอุดตัน และทำให้เกิดการหยุดหายใจได้

5. กรรมพันธุ์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในรายที่ไม่อ้วน แต่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับ บ่งชี้ทางพันธุกรรมน่าจะเป็นสาเหตุหลักของผู้ป่วยกลุ่มนี้ ผู้ที่มีประวัติครอบครัวเป็นโรคนี้จะมีโอกาสเสี่ยงต่อโรคมกกว่าคนปกติ 1.5 เท่า

6. อาการแน่นจมูกเรื้อรัง จมูกเป็นต้นทางของทางเดินหายใจ ถ้ามีภาวะใดก็ตามที่ทำให้แน่นจมูกเรื้อรังจะทำให้การหายใจลำบากขึ้น

7. การดื่มสุรา การใช้ยาเสพติด หรือยานอนหลับ จะทำให้กล้ามเนื้ออ่อนแรง เกิดภาวะทางเดินอุดตันได้ง่ายขึ้น

8. การสูบบุหรี่ ทำให้ประสิทธิภาพของทางเดินหายใจแยลง ทำให้คอหอยอักเสบจากการระคายเคือง มีการหนาตัวของเนื้อเยื่อ ทำให้ทางเดินหายใจแคบลงเกิดการอุดตันได้ง่าย

### 2.3 การตรวจสภาพการนอนหลับ (Polysomnography, PSG)

การตรวจสภาพการนอนหลับ (Polysomnography, PSG) หรืออาจเรียกว่าการทดสอบการนอนหลับ (Sleep Test) เป็นการตรวจที่เป็นมาตรฐาน ในการวินิจฉัยภาวะหยุดหายใจขณะหลับ และประเมินความรุนแรงของโรค เนื่องจากประวัติและการตรวจร่างกายในผู้ป่วยที่มีปัญหาการนอนหลับมักได้ข้อมูลที่จำกัดเพราะผู้ป่วยเองไม่ทราบอาการที่เกิดขึ้นหรือได้ข้อมูลเพื่อสามารถเลือกวิธีการรักษาให้กับผู้ป่วยได้อย่างเหมาะสม American Academy of Sleep Medicine (AASM) แบ่งการตรวจ Polysomnography ออกเป็น 4 ระดับ ได้แก่

2.3.1 Level 1 หรือ Comprehensive, attended in lab Polysomnography เป็นการตรวจที่ถือว่าเป็นมาตรฐาน (Gold Standard) ในการใช้เพื่อวินิจฉัยและประเมินความรุนแรงของโรค ความผิดปกติของการหายใจในขณะหลับ เป็นการตรวจที่ต้องมีผู้เชี่ยวชาญเฝ้าผู้ป่วยตลอดทั้งคืน โดยให้ผู้ป่วยนอนในห้องสำหรับการตรวจเฉพาะ ซึ่งจะจัดห้องให้มีสภาพคล้ายห้องนอนที่บ้าน การตรวจระดับนี้ใช้การวัดตัวแปรต่างๆเบื้องต้นไม่น้อยกว่า 7 อย่าง โดยข้อมูลที่ยอมรับว่าเชื่อถือได้ต้องมีข้อมูลการนอนหลับของผู้ป่วยอย่างน้อย 5 ชั่วโมง

2.3.2 Level II หรือ Comprehensive, unattended portable Polysomnography การตรวจวิธีนี้คล้ายกับวิธีแรกมาก แต่ต่างกันตรงที่ไม่มีเจ้าหน้าที่เฝ้าตลอดเวลา โดยมักเป็นการตรวจนอกสถานที่ เช่น ตามหอผู้ป่วย หรือตามบ้าน การตรวจวิธีนี้มีการใช้น้อยกว่าวิธีแรก เนื่องจากไม่มีเจ้าหน้าที่เฝ้าตลอดเวลาข้อมูลจึงอาจคลาดเคลื่อน

2.3.3 Level 111 หรือ Modified portable Sleep Apnea Testing การตรวจระดับนี้ใช้วัดตัวแปรที่สำคัญ 4-6 อย่าง โดยเฉพาะอย่างยิ่งระบบการหายใจขณะหลับ เช่น ลมหายใจ การเคลื่อนไหวของหน้าอกหรือท้อง ระดับออกซิเจนในเลือด และคลื่นไฟฟ้าหัวใจ หรือเสียงกรน โดยมักเป็นการตรวจนอกสถานที่ AASM แนะนำให้ใช้การตรวจวิธีนี้ในกรณีที่น่าจะเป็น เช่น ผู้ป่วยที่มีอาการชัดเจนและมีความเสี่ยงสูงต่อการเป็นโรค ระดับปานกลางถึงรุนแรงซึ่งควรรีบให้การรักษา หรือผู้ป่วยที่ไม่สามารถเคลื่อนย้ายได้อย่างปลอดภัย

2.3.4 Level IV หรือ Continuous Single or Dual bioparameter recording การตรวจวิธีนี้คล้ายกับการตรวจแบบ Level 111 แต่วัดค่าที่สำคัญไม่เกิน 1-2 อย่าง เช่น การวัดระดับออกซิเจนในเลือดหรือวัดลมหายใจเข้า-ออกขณะหลับ ดังนั้นจึงใช้เพื่อประเมินเบื้องต้น หรือติดตามหลังการศึกษาเฉพาะในกรณีที่ไม่สามารถตรวจแบบอื่นที่กล่าวมาแล้วเท่านั้น และไม่สามารถใช้เพื่อยืนยันการวินิจฉัยหรือวางแผนการรักษาได้

สำหรับการตรวจ Polysomnography ของโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ เป็นการตรวจแบบ Level 1 หรือ Comprehensive, attended in lab Polysomnography โดยมีพยาบาลและนักวิทยาศาสตร์ด้านการนอนทำหน้าที่เป็นเจ้าหน้าที่ตรวจการนอน (Sleep Technician) มีห้องปฏิบัติการตรวจการนอน (Sleep Lab) 2 ห้อง อยู่ในบริเวณศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอนโดยมีการตรวจตัวแปรต่างๆ ดังนี้

1. คลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram, EEG) โดยการติดอิเล็กโทรดที่ศีรษะตำแหน่งต่างๆ ตามระบบ International 10-20 System ซึ่งคลื่นไฟฟ้าสมองมีความสำคัญในการวิเคราะห์ และตีความหมายการนอนหลับระยะต่างๆ

2. คลื่นไฟฟ้าลูกตา (Electrooculogram, EOG) ใช้ตรวจลักษณะการเคลื่อนไหวของลูกตาขณะหลับหรือตื่น โดยอาศัยความแตกต่างของศักย์ไฟฟ้าระหว่าง Cornea กับ Retina ซึ่งคลื่นไฟฟ้าลูกตามีความสำคัญในการวิเคราะห์ และตีความหมายการนอนหลับระยะต่างๆ

3. คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyogram, EMG) ใช้ตรวจดูความตึงตัวของกล้ามเนื้อ (Muscle Tone)

4. คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram, EKG) เพื่อประเมินปัญหาการเต้นของหัวใจที่ผิดปกติที่พบได้ในขณะหลับ โดยเฉพาะความผิดปกติที่พบในผู้ป่วยที่มีปัญหาหยุดหายใจขณะหลับ

5. การตรวจสภาพการหายใจขณะหลับ ประกอบด้วย

5.1 การตรวจวัดลมหายใจเข้า-ออก (Respiratory Airflow) ติดอุปกรณ์การตรวจ บริเวณเหนือริมฝีปาก วัดการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ ของลมหายใจเข้า (เย็นกว่า) และลมหายใจออก (ร้อนกว่า)

5.2 การตรวจวัดความเคลื่อนไหวของทรวงอกและช่องท้อง เพื่อดูความพยายามในการหายใจ

5.3 การวัดความเข้มข้นของออกซิเจนภายในเลือด

6. ทำการนอน มีความสำคัญในการศึกษาผู้ป่วยที่มีความผิดปกติของการหายใจ ขณะหลับ ซึ่งช่วยวางแผนในการรักษาได้

7. การบันทึกเสียงกรน มีประโยชน์ในการช่วยดูว่าผู้ป่วยเข้าสู่ระยะนอนหลับแล้ว

8. การสังเกตพฤติกรรมระหว่างการนอน โดยการสังเกตผ่านกล้องวิดีโอในห้องผู้ป่วย และบันทึกในโปรแกรมการตรวจ มีประโยชน์ในการศึกษาพฤติกรรมผิดปกติขณะหลับ นอกจากนี้ยังช่วยในเรื่องความปลอดภัย ของผู้ป่วยและเจ้าหน้าที่ด้วย

#### 2.4 ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับเนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น

ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น แบ่งได้ตามค่าดัชนีการหยุดหายใจ และหายใจแผ่ว (Apnea Hypopnea Index, AHI)

ค่าของ AHI คือค่าเฉลี่ยของจำนวน Apnea และ Hypopnea ที่เกิดขึ้นรวมกันต่อ ชั่วโมงของการหลับ (Total Sleep Time, TST) ซึ่งระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้นจะแบ่งออกเป็น 4 ระดับ คือ ภาวะการกรนปกติ (Normal Snoring), ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับความรุนแรงน้อย (Mild OSA), ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับความรุนแรงปานกลาง (Moderate OSA), และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับความรุนแรงมาก (Severe OSA) [2] ดังตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2-1 ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น

ระดับความรุนแรง	ค่า AHI
Normal Snoring	<5
Mild OSA	5-15
Moderate OSA	>15-30
Severe OSA	>30

## 2.5 การจัดกลุ่มข้อมูล

เมื่อเราต้องทำความเข้าใจข้อมูลขนาดใหญ่ เราสามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มขนาดเล็กๆ ที่เราสังเกตว่ามีบางอย่างคล้ายกันอยู่ในกลุ่มเดียวกัน การทำความเข้าใจข้อมูลขนาดเล็กๆนี้จะช่วยให้สามารถทำความเข้าใจข้อมูลทั้งหมดได้ [23] การจัดกลุ่มข้อมูลถูกใช้อย่างกว้างขวางและเป็นวิธีการที่ยืดหยุ่นในการวิเคราะห์ข้อมูล สังเกต และการจัดข้อมูลเป็นกลุ่มโดยอัตโนมัติ การสังเกตข้อมูลในกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งจะพบว่ามี ความคล้ายกันมากกว่า เมื่อเทียบกับข้อมูลที่อยู่นอกกลุ่ม วิธีการนี้ประสบความสำเร็จในการนำไปประยุกต์ใช้ทางด้านวิทยาศาสตร์ และโปรแกรมทางด้านธุรกิจ รวมทั้งในการวิเคราะห์อาการป่วย

การวิเคราะห์โดยใช้การแบ่งกลุ่ม ไม่จำเป็นต้องทำความเข้าใจข้อมูลและไม่ต้องมีสมมติฐานใดๆเกี่ยวกับข้อมูลมาก่อน ตัวอย่างเช่น ตัวแปรไม่จำเป็นต้องผ่านการแจกแจงปกติ (Normal Distribution) ไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดตัวแปรอิสระ (Independent) และตัวแปรตาม (Response) เหมือนกับการสร้างแบบจำลองการทำนายผล (Predictive Models) อย่างไรก็ตามผู้วิเคราะห์ต้องใส่ใจต่อการเลือกตัวแปรที่เหมาะสมและมีความสัมพันธ์กันภายในกลุ่มตัวอย่าง ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ข้อมูลแบบจัดกลุ่มคือ กลุ่มข้อมูลที่ถูกสังเกตว่ามีลักษณะร่วมกัน

อัลกอริทึม K-Means Clustering เป็นอัลกอริทึมเพื่อการจัดกลุ่มข้อมูลที่ได้รับ ความนิยมมากแบบหนึ่ง โดย K-Means Clustering นั้นอาศัยเทคนิคการจัดกลุ่มด้วยการแบ่งข้อมูล [24] อัลกอริทึมนี้จะเริ่มต้นด้วยการแบ่งข้อมูลออกเป็น K กลุ่มจากนั้นคำนวณค่ากึ่งกลางของแต่ละกลุ่ม (ค่า Mean) เพื่อใช้เป็นค่าอ้างอิงสำหรับการวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวแบบกลุ่มทั้ง K กลุ่ม ข้อมูลจะถูกจัดเข้าอยู่กลุ่มที่ใกล้ที่สุด กระบวนการจะดำเนินไปจนกระทั่งข้อมูลทั้งหมดไม่มีการเปลี่ยนกลุ่มอีกต่อไป

ในการวิเคราะห์ข้อมูลโดยการแบ่งกลุ่มนั้นสามารถทำได้หลายวิธี แต่ที่ทุกวิธีนั้นจะมีขั้นตอนพื้นฐานหนึ่งที่ต้องทำเหมือนกันนั่นคือการวัดระยะห่างของข้อมูล (Distance Measures) ระหว่างข้อมูลที่ทำให้การสังเกตกับค่ากลางของกลุ่มข้อมูล ซึ่งการวัดระยะทางที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ได้แก่การวัดระยะทางแบบ Euclidean

Euclidean Distance เป็นการวัดระยะห่างระหว่างจุดสองจุด เช่น จุด p และจุด q ใน Cartesian Coordinates ถ้ามี  $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  และ  $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$  เป็นจุดสองจุดใน Euclidean n-space ระยะระหว่าง p ไปจนถึง q หรือ q ไปจนถึง p จะเท่ากับ

$$d(p, q) = d(q, p) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (2-1)$$

โดยที่  $d(p, q) =$  ระยะทางจาก  $p$  ไปจนถึง  $q$   
 $d(q, p) =$  ระยะทางจาก  $q$  ไปจนถึง  $p$   
 $n =$  จำนวนมิติของข้อมูล

## 2.6 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine, SVM) จัดเป็นการเรียนรู้ของเครื่องประเภทแบบการเรียนรู้โดยอาศัยตัวอย่างประเภทหนึ่ง ซึ่งมีความสามารถในการจัดหมวดหมู่ และการทำนาย (Regression) โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพื้นฐานจะมีการคำนวณแบบเชิงเส้น (Linear) ซึ่งจัดอยู่ในประเภทมุ่งหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของการเรียนรู้ (Discriminative Training) บนการเรียนรู้จากสถิติของข้อมูล ซึ่งทำงาน โดยการหาระยะขอบที่มากที่สุด (Maximum Margin) ของระนาบตัดสินใจ (Decision Hyperplane) ในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ใช้ฝึกฝนออกจากกัน วิธีการนี้มีชื่อเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า จัดหมวดหมู่โดยค่าระยะขอบที่มากที่สุด (Maximum Margin Classifier) [24]

2.6.1 หลักการทำงานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ข้อมูลจะถูกเขียนในรูปสมาชิกคู่อันดับดังนี้

$$\{(x_1, c_1), (x_2, c_2), (x_3, c_3), \dots, (x_n, c_n)\} \quad (2-2)$$

เมื่อ  $c_i$  มีค่าเป็น 1 หรือ -1 ซึ่งกำหนดให้เป็นข้อมูลแบ่งกลุ่มของข้อมูล  $x_i$  ที่มีค่า  $c_i$  เป็น 1 และ  $x_i$  ที่มีค่า  $c_i$  เป็น -1 โดยที่แต่ละ  $x_i$  เป็นค่าข้อมูลมิติของเวกเตอร์จริง เมื่อกำหนดให้ข้อมูลนี้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกฝน ซึ่งหมายความว่า การแบ่งกลุ่มของข้อมูลนี้มีความถูกต้อง ดังนั้นเส้นแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ถูกสร้างขึ้นเป็นสมการเส้นตรงทั่วไปคือ  $y = mx + b$  โดยในที่นี้จะแทน  $m$  ด้วย  $w^T$  เพื่อกำหนดเป็นสมการ (2-3)

$$w^T \cdot x + b = 0 \quad (2-3)$$

เมื่อ  $w^T$  คือ เวกเตอร์ตั้งฉากของค่าความชัน  $m$  ของเส้นแบ่ง

$b$  คือ ค่าคงที่ที่ได้จากค่าของแกน  $y$  ของแต่ละข้อมูล  $x$

ในทางอุดมคติเส้นแบ่งกลุ่มที่ดีที่สุดคือเส้นแบ่งกลุ่มที่ทำให้มีระยะขอบ (Margin) มากที่สุดของเส้นคู่ขนานที่ขยายออกจากเส้นแบ่งไปสัมผัสจุดข้อมูลทั้งสองกลุ่มที่ใกล้ที่สุด หรือกล่าวได้ว่าเป็นเส้นแบ่งที่มีระยะขอบกว้างที่สุด เรียกจุดข้อมูลอย่างน้อยหนึ่งจุดจากทั้งสองกลุ่มที่สัมผัสกับเส้นขนานที่ขยายออกได้มากที่สุดว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์ โดยค่าของเส้นขอบทั้งสองที่ใช้แบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นสองกลุ่มคำนวณได้จากสมการ (2-4) และสมการ (2-5)

$$w^T \cdot x + b = 1 \quad (2-4)$$

$$w^T \cdot x + b = -1 \quad (2-5)$$

เมื่อข้อมูลที่ใช้ฝึกฝนเป็นข้อมูลที่สามารถแบ่งกลุ่มได้ด้วยเส้นตรงใดๆ ระยะที่กว้างที่สุดของไฮเปอร์เพลน (Hyper Plane) ทั้งสองที่ขยายออกไปจนกว่าจะพบจุดข้อมูลของทั้งสองกลุ่มคือ  $2/|w|$  โดยค่า  $|w|$  มีค่าน้อยที่สุด ค่าข้อมูลแต่ละ  $x_i$  จุดจำแนกอยู่ในกลุ่มใดสามารถพิจารณาได้จากเงื่อนไขดังนี้ ถ้า  $w^T \cdot x + b \geq 1$  แสดงว่า  $x_i$  เป็นกลุ่มที่ 1 และถ้า  $w^T \cdot x + b \leq -1$  แสดงว่า  $x_i$  เป็นกลุ่มที่ 2

ในการคัดแยกจุดข้อมูลใด ๆ ที่นำมาฝึกฝนเพื่อกรองว่าเป็นกลุ่ม 1 สามารถตรวจสอบได้จากสมการที่ (2-5)

$$c_i (w \cdot x_i - b) \geq 1 \text{ เมื่อ } 1 \leq i \leq n \quad (2-6)$$

ดังนั้นสามารถเขียนเป็นรูปสั้นเพื่อหาระยะขอบที่น้อยที่สุด โดยที่สามารถคำนวณการแบ่งกลุ่มได้ดังสมการที่ (2-7)

$$\text{Minimize}_{w,b} |w| \text{ โดยตรวจสอบ } c_i (w \cdot x_i - b) \geq 1 \text{ เมื่อ } 1 \leq i \leq n \quad (2-7)$$

2.6.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับข้อมูลแบบไม่เชิงเส้น พื้นฐานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเริ่มใช้ในการคัดแยกกลุ่มข้อมูลในลักษณะเชิงเส้น (Linear Classifier) แต่ในบางครั้งข้อมูลจริงอาจจะมีคุณลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงมีวิธีจำลองข้อมูลโดยเพิ่มมิติของข้อมูล (Higher Dimensional) มากขึ้น เช่น ข้อมูลเดิมมีขนาด 2 มิติ คือ แกน x และแกน y จะจำลองมิติที่สามขึ้นมา เพื่อเป็นการยกข้อมูลให้ไปอยู่บนโครงสร้างที่สร้างขึ้น หลังจากนั้นจึงคำนวณหาเส้นระนาบใดๆ ที่สามารถใช้แบ่งข้อมูลผิวเป็นสองกลุ่ม จากนั้นจึงทำการลดมิติกลับไปเป็น 2 มิติ สิ่งที่ได้คือขอบเขตของการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองกลุ่ม ฟังก์ชันที่ใช้ในการคำนวณเพื่อเพิ่มเติมมิติของข้อมูลเรียกว่า ฟังก์ชันแกน (Kernel Function)

เมื่อข้อมูลแต่ละ  $x_i$  ถูกคำนวณใหม่มีมิติสูงขึ้นด้วยฟังก์ชันแกน  $\Phi$  จากสมการที่ (2-6) สามารถเขียนใหม่เป็นสมการที่ (2-8)

$$\text{Minimize}_{w,b} |w| \text{ โดยตรวจสอบ } c_i (w \cdot \Phi x - b) \geq 1 \text{ เมื่อ } 1 \leq i \leq n \quad (2-8)$$

กำหนดผลของฟังก์ชันแกน  $k(x, x')$  ให้เป็นบวกเพื่อใช้ยกข้อมูลให้อยู่ในมิติที่สูงกว่าซึ่งคำนวณได้จากอินเนอร์โปรดักต์ของพื้นที่คุณลักษณะ (Feature Space) ดังสมการ (2-9)

$$k(x, x') = \Phi x \cdot \Phi x' \quad (2-9)$$

สมการ (2-9) สามารถเขียนใหม่ในรูปของการรวมฟังก์ชันแกน ดังสมการที่ (2-10)

$$\text{Minimize}_{w,b} |w| \text{ โดยตรวจสอบ } c_i (w \cdot k(x, x') - b) \geq 1 \text{ เมื่อ } 1 \leq i \leq n \quad (2-10)$$

โดยที่ฟังก์ชันแกนพื้นฐาน ที่ใช้ในการเพิ่มมิติข้อมูลสำหรับประมวลผลข้อมูล แสดงดังตารางที่ 2-2>

ตารางที่ 2-2 ฟังก์ชันแกนพื้นฐานสำหรับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ชนิดของฟังก์ชัน	รูปสมการ
Linear	$k(x, x') = (x^T x')$
Polynomial	$k(x, x') = (\gamma x^T x' + r)^d, \gamma > 0$
Radius Basic Function	$k(x, x') = \exp(-\gamma \ x - x'\ ^2), \gamma > 0$
Sigmoid	$k(x, x') = \tanh(\gamma x^T x' + r)$

โดยที่  $\gamma, r$  และ  $d$  เป็นพารามิเตอร์ของฟังก์ชันแกน

ดังนั้นสมการพื้นฐานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเมื่อรวมฟังก์ชันการคำนวณเพิ่มมิติและการกำหนดเวกเตอร์อนุโลมเข้าด้วยกันสามารถเขียนใหม่ได้ดังสมการ (2-11)

$$\text{minimize}_{w,b} |w| + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (2-11)$$

$$\text{โดยตรวจสอบ } c_i (w \cdot k(x, x') - b) \geq 1$$

$$\xi_i \geq 0$$

$$C > 0$$

$$\text{เมื่อ } 1 \leq i \leq n$$

2.6.3 การใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนคัดแยกข้อมูลมากกว่าสองกลุ่ม (Multiclass Classification) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีพื้นฐานการคัดแยกแบบสองกลุ่ม (Binary Classification) ด้วยการสร้างระนาบตัดสินใจ สำหรับการประยุกต์ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการคัดแยกกลุ่มข้อมูลมากกว่าสองกลุ่มทำได้โดยการเปรียบเทียบคัดแยกทีละคู่ ๆ หลังจากนั้นจึงหาข้อสรุปเพื่อคัดแยกว่าแต่ละข้อมูลอยู่กลุ่มใด วิธีที่นิยมประยุกต์ใช้มี 2 วิธี คือ การคัดแยกทีละหนึ่งเปรียบเทียบกับส่วนที่เหลือทั้งหมด (One-against-The Rest) และ การคัดแยกทีละหนึ่งต่อหนึ่ง (One-against-One) โดยรายละเอียดแต่ละวิธีมีดังนี้

1. วิธีการคัดแยกทีละหนึ่งเปรียบเทียบกับส่วนที่เหลือทั้งหมด หรือบางครั้งเรียกว่า One-against-All เป็นการเลือกกลุ่มใด ๆ มาเปรียบเทียบกับกลุ่มอื่น ๆ ทีละคู่จนครบทุกกลุ่ม เมื่อมีจำนวนกลุ่มเท่ากับ  $k$  กลุ่ม วิธีการนี้จะทำการเรียนรู้การคัดแยกแบบสองกลุ่มจำนวน  $k$  รอบ โดยการเปรียบเทียบวนกลุ่มที่เลือกกับกลุ่มที่เหลือ แสดงตัวอย่างดังตารางที่ 2-3

ตารางที่ 2-3 การเปรียบเทียบแบ่งกลุ่มแบบการคัดแยกทีละหนึ่งเปรียบเทียบกับส่วนที่เหลือทั้งหมด

กลุ่มที่เลือก		กลุ่มที่เหลือ
1	เปรียบเทียบกับ	2 จนถึงกลุ่มที่ $k$
2	เปรียบเทียบกับ	1, 3 จนถึงกลุ่มที่ $k$
3	เปรียบเทียบกับ	1, 2, 4 จนถึงกลุ่มที่ $k$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$k$	เปรียบเทียบกับ	1 จนถึงกลุ่มที่ $(k-1)$

การเปรียบเทียบวนทีละกลุ่มแบบนี้ทำให้ได้ฟังก์ชันตัดสินใจในการแบ่งกลุ่มจำนวน  $k$  ฟังก์ชัน คือ

$$(W^1)^T x + b_1$$

$$(W^2)^T x + b_2$$



$$\begin{array}{c} \vdots \\ (W^k)^T x + b_k \end{array}$$

ในการตัดสินใจแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มใด ใช้วิธีการคัดกรองกลุ่มที่เหลือออก ยกตัวอย่าง เช่นในการตัดสินใจแบ่งข้อมูลเป็นกลุ่มที่ 1 จากจำนวน  $k$  กลุ่ม มีการคัดกรองกลุ่มที่เหลือออกคือ กลุ่มที่ 2 จนถึงกลุ่มที่  $k$  ด้วยฟังก์ชันตัดสินใจดังนี้

$$\begin{array}{c} (W^1)^T x + b_1 \geq +1 \\ (W^2)^T x + b_2 \geq -1 \\ \vdots \\ (W^k)^T x + b_k \leq -1 \end{array}$$

ผลที่ได้คือการคัดแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่มต่างๆ ตามลักษณะฟังก์ชันตัดสินใจที่สร้างขึ้นใน แต่ละรอบ

2. วิธีการคัดแยกทีละหนึ่งต่อหนึ่ง เป็นการเปรียบเทียบกลุ่มข้อมูลจำนวน  $k$  กลุ่ม ด้วยการ เปรียบเทียบเพื่อคัดแยกแบบสองกลุ่มทีละคู่แบบไม่ซ้ำกันจนครบทุกกลุ่ม ตัวอย่างเช่น

$$\begin{array}{c} (1,2), (1,3), (1,4), \dots, (1,k) \\ (2,3), (2,4), \dots, (2,k) \\ (3,4), \dots, (2,k) \\ (k-1,k) \end{array}$$

โดยจำนวนครั้งในการเปรียบเทียบของการเรียนรู้เท่ากับ  $k(k-1)/2$  ครั้ง ดังนั้น ฟังก์ชัน ตัดสินใจมีจำนวน  $k(k-1)/2$  ฟังก์ชัน เช่นกัน ตัวอย่างเช่น หากมีจำนวนกลุ่ม 4 กลุ่ม จำนวนฟังก์ชัน ตัดสินใจเท่ากับ  $4(4-1)/2 = 6$  ฟังก์ชัน แสดงตัวอย่างดังตารางที่ 2-4

ตารางที่ 2-4 ตัวอย่างฟังก์ชันตัดสินใจของวิธีการคัดแยกทีละหนึ่งต่อหนึ่ง

$y_i = 1$	$y_i = -1$	ฟังก์ชันตัดสินใจ
กลุ่ม 1	กลุ่ม 2	$f^{12}(x) = (w^{12})^T x + b^{12}$
กลุ่ม 1	กลุ่ม 3	$f^{13}(x) = (w^{13})^T x + b^{13}$
กลุ่ม 1	กลุ่ม 4	$f^{14}(x) = (w^{14})^T x + b^{14}$
กลุ่ม 2	กลุ่ม 3	$f^{23}(x) = (w^{23})^T x + b^{23}$
กลุ่ม 2	กลุ่ม 4	$f^{24}(x) = (w^{24})^T x + b^{24}$
กลุ่ม 3	กลุ่ม 4	$f^{34}(x) = (w^{34})^T x + b^{34}$

ในการตัดสินใจว่าข้อมูลที่คัดแยกอยู่กลุ่มใด ใช้วิธีพิจารณาผลการโหวตสูงสุดจากการเปรียบเทียบทีละคู่ โดยแต่ละกลุ่มมีโอกาสเปรียบเทียบ จำนวน  $k-1$  ครั้งเท่า ๆ กัน ยกตัวอย่างเช่น ตารางที่ 2-5

ตารางที่ 2-5 ตัวอย่างผลการเปรียบเทียบทีละคู่แบบไม่ซ้ำกัน

คู่เปรียบเทียบ		ผลการเปรียบเทียบ
กลุ่ม 1	กลุ่ม 2	กลุ่ม 1
กลุ่ม 1	กลุ่ม 3	กลุ่ม 1
กลุ่ม 1	กลุ่ม 4	กลุ่ม 1
กลุ่ม 2	กลุ่ม 3	กลุ่ม 2
กลุ่ม 2	กลุ่ม 4	กลุ่ม 4
กลุ่ม 3	กลุ่ม 4	กลุ่ม 3

รวมผลเปรียบเทียบแล้วนำมาพิจารณาตัดสินใจเลือกกลุ่ม ตัวอย่างดังตารางที่ 2-6 ดังนั้นการแบ่งกลุ่ม ครั้งนี้จึงถูกจัดให้เป็นกลุ่มที่ 1 ด้วยผลรวมการเปรียบเทียบทีละคู่ สูงสุดคือ 3 ครั้ง

ตารางที่ 2-6 ผลการตัดสินใจเลือกกลุ่มของการคัดแยก

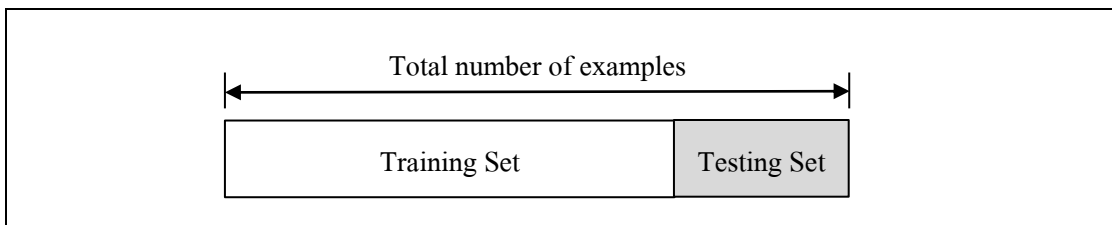
	กลุ่ม 1	กลุ่ม 2	กลุ่ม 3	กลุ่ม 4
ผลรวมการเปรียบเทียบ	3	1	1	1

## 2.6 การวัดประสิทธิภาพ

### 2.6.1 ครอสวาไลเดชัน (Cross Validation)

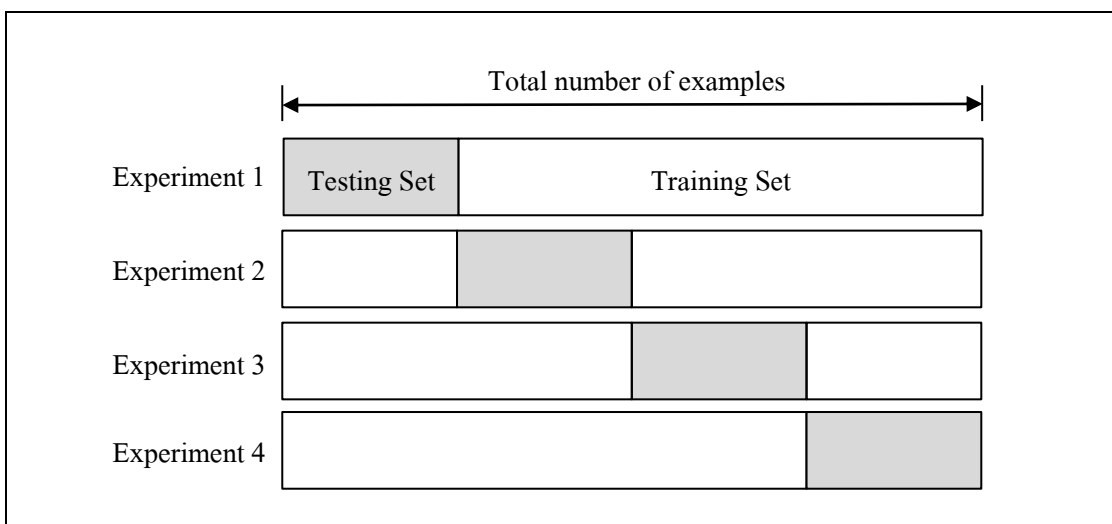
การตรวจสอบความถูกต้องของการเรียนรู้ สามารถสังเกตได้จากค่าความแม่นยำหรือค่าความผิดพลาดที่ได้จากการทำครอสวาไลเดชัน (Cross Validation) ซึ่งการทำครอสวาไลเดชันมีรูปแบบการทดลองเพื่อประเมินหลายวิธีดังนี้

1. การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบร้อยละ (Percentage) จะเลือกกลุ่มข้อมูลชุดสอนตามร้อยละที่กำหนด สำหรับข้อมูลที่เหลือจะเป็นข้อมูลชุดทดสอบ ดังภาพประกอบที่ 2-3 ข้อดีของการเลือกกลุ่มข้อมูลแบบร้อยละคือเป็นวิธีการเลือกกลุ่มข้อมูลที่ง่าย แต่ข้อเสียคือข้อมูลทุกตัวไม่ได้ถูกนำมาเป็นข้อมูลชุดสอนและชุดทดสอบ



ภาพประกอบที่ 2-3 การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบร้อยละ

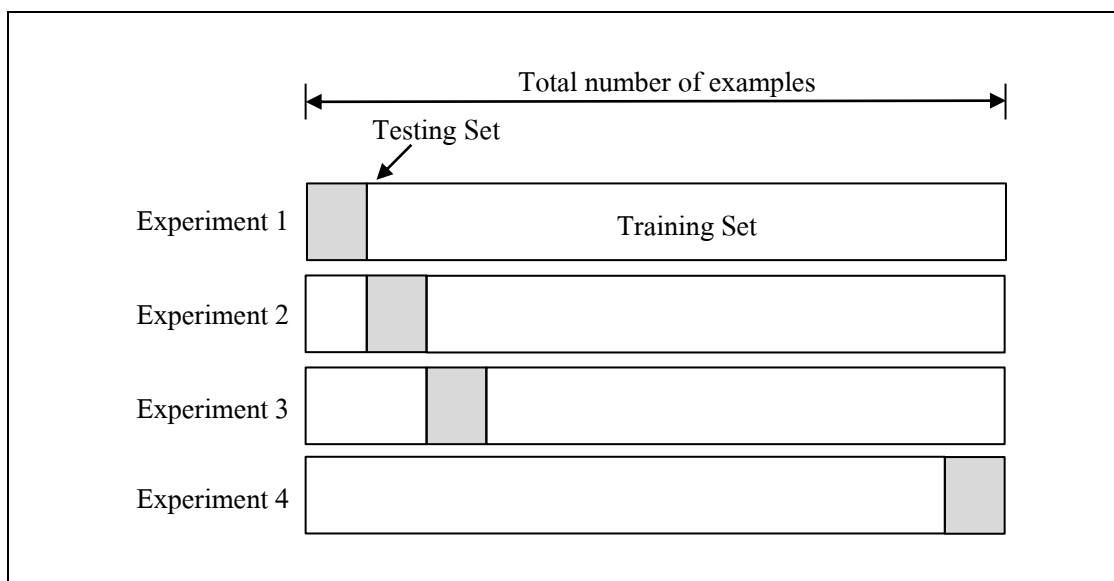
2. เลือกกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง K กลุ่ม (K-Fold Cross Validation)



ภาพประกอบที่ 2-4 การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง K กลุ่ม เมื่อ  $K = 4$

จากภาพประกอบที่ 2-4 จะเลือกกลุ่มข้อมูลออกเป็น  $K$  ชุดเท่ากัน ในการทดลองครั้งแรกข้อมูลชุดที่ 1 เป็นข้อมูลชุดทดสอบ และข้อมูลชุดที่เหลือเป็นข้อมูลชุดสอน ในการทดลองครั้งแรกข้อมูลชุดที่ 2 เป็นข้อมูลชุดทดสอบ และข้อมูลชุดที่เหลือเป็นข้อมูลชุดสอน ทำจนกระทั่งข้อมูลทุกชุดได้ถูกนำมาเป็นข้อมูลชุดทดสอบ ซึ่งมีการทดลองทั้งหมด  $K$  ครั้ง ตัวอย่างการเลือกกลุ่มข้อมูลแบบ  $K$  กลุ่ม เมื่อ  $K = 5$  ข้อดีของการเลือกกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง  $K$  กลุ่ม คือข้อมูลทุกตัวจะถูกนำมาเป็นข้อมูลชุดสอนและข้อมูลชุดทดสอบ แต่ข้อเสียคือใช้เวลานานในการทดลองเนื่องจากต้องทดลองข้อมูลทั้งหมด  $K$  ครั้ง

3. เลือกกลุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out Cross Validation คือการสุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง  $K$  กลุ่ม เมื่อกำหนดให้  $K$  มีค่าเท่ากับจำนวนแถวข้อมูลทั้งหมด ( $N$ ) ดังภาพประกอบที่ 2-5 ข้อดีของการเลือกกลุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out Cross Validation คือเหมาะสำหรับข้อมูลขนาดเล็ก แต่ข้อเสียคือไม่เหมาะสำหรับข้อมูลขนาดใหญ่เนื่องจากต้องทดลองหลายครั้ง ทำให้ใช้เวลาในการทดลองนาน



ภาพประกอบที่ 2-5 การเลือกกลุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out Cross Validation

### 2.6.2 คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix)

คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) คือการประเมินผลลัพธ์การทำนายของโมเดล หรือผลลัพธ์จากโปรแกรมเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริงๆ หรือจากผลเฉลยที่ทราบค่าแท้จริงอยู่ก่อนแล้ว การประเมินผลลัพธ์การทำนายของโมเดล สามารถวัดจากผลลัพธ์การจัดกลุ่มข้อมูล (Classification) ค่าของผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มคือ ค่า True Positive (TP), ค่า True Negative (TN), ค่า False Positive (FP), และ ค่า False Negative (FN) ตามลำดับ แสดงดังตารางที่ 2-7

ตารางที่ 2-7 คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) แบบ 2 กลุ่ม

ค่าที่แท้จริง (Actual Class)	ค่าที่ทำนายได้ (Predicted Class)	
	Class YES	Class NO
Class YES	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Class NO	False Positive (FP)	True Negative (TN)

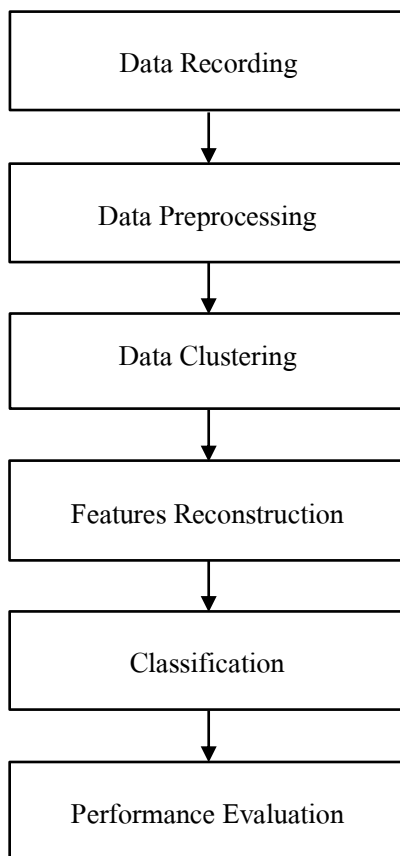
ค่าที่ได้จากการทำนาย (Prediction) ในตารางที่ 2-7 อธิบายรายละเอียดได้ดังนี้

- 1) ค่า True Positive (TP) คือ ค่าที่บอกความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลซึ่งมีค่าที่แท้จริงอยู่ใน Class YES และมีการทำนายว่าอยู่ใน Class YES (ทำนายถูกต้อง)
- 2) ค่า False Negative (FN) คือ ค่าที่บอกความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลซึ่งมีค่าที่แท้จริงอยู่ใน Class YES และมีการทำนายว่าอยู่ใน Class NO (ทำนายผิด)
- 3) ค่า False Positive (FP) คือ ค่าที่บอกความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลซึ่งมีค่าที่แท้จริงอยู่ใน Class NO และมีการทำนายว่าอยู่ใน Class Yes (ทำนายผิด)
- 4) ค่า True Negative (TN) คือ ค่าที่บอกความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลซึ่งมีค่าที่แท้จริงอยู่ใน Class NO และมีการทำนายว่าอยู่ใน Class NO (ทำนายถูกต้อง)

### บทที่ 3

#### วิธีดำเนินการ

บทนี้จะกล่าวถึงวิธีดำเนินการในการทำวิทยานิพนธ์ ซึ่งประกอบไปด้วยขั้นตอนหลักทั้งหมดที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณเสียงกรน ได้แก่ขั้นตอนการเก็บข้อมูลสัญญาณเสียงกรน (Data Recording), การประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Data Preprocessing), การจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering), การสร้างคุณลักษณะ (Features Reconstruction), การจำแนกประเภท (Classification), และการประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึม (Performance Evaluation) พร้อมทั้งได้แสดงรายละเอียดของวิธีดำเนินการในแต่ละขั้นตอน



ภาพประกอบที่ 3-1 ลำดับขั้นตอนของอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ

ภาพประกอบที่ 3-1 แสดงลำดับขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ ซึ่งเริ่มต้นจากการเก็บข้อมูลด้วยวิธีการบันทึกสัญญาณเสียงกรนจากกลุ่มผู้ทดสอบที่เข้ารับการตรวจสภาพการนอนหลับ ณ ศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ นำสัญญาณเสียงกรนที่บันทึกได้ทั้งหมดผ่านกระบวนการกำจัดสัญญาณรบกวนและการแปลงฟูเรียร์แบบเร็วในขั้นตอนการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นสเปกตรัมความถี่ และเข้าสู่ขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูลเพื่อแบ่งข้อมูลสเปกตรัมความถี่ออกเป็นกลุ่มข้อมูลขนาดเล็ก โดยใช้เทคนิคการจัดกลุ่มข้อมูลเคมีน จากนั้นเข้าสู่ขั้นตอนการสร้างคุณลักษณะเพื่อสร้างคุณลักษณะใหม่ เพื่อเป็นอินพุตให้กับเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับในขั้นตอนการจำแนกประเภท และได้ทำการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมโดยแสดงผลในรูปแบบ Confusion Matrix โดยรายละเอียดของขั้นตอนต่างๆที่ได้กล่าวมาแล้วมีดังต่อไปนี้

### 3.1 การเก็บข้อมูลสัญญาณเสียงกรน (Data Recording)

ข้อมูลสัญญาณเสียงกรนจากกลุ่มผู้ทดสอบทั้งหมดสำหรับวิทยานิพนธ์นี้ผ่านการเสนอเพื่อขอรับการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ ได้ผ่านการรับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ โดยยึดหลักเกณฑ์ตามประกาศ เฮลซิงกิ (Declaration of Helsinki) และแนวทางการปฏิบัติการวิจัยทางคลินิกที่ดี (The International Conference on Harmonization in Good Clinical Practice, ICH-GCP) รหัสโครงการ 58-042-19-9

ข้อมูลสัญญาณเสียงกรนมาจากกลุ่มผู้ทดสอบทั้งหมดจำนวน 33 คน ที่เข้ารับการตรวจสภาพการนอนหลับ ณ ศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ การบันทึกสัญญาณเสียงกรนกระทำในห้องปฏิบัติการตรวจสภาพการนอนหลับ (Sleep Lab) ขนาดของห้องกว้าง 3 เมตร และยาว 4 เมตร ผู้ทดลองได้เลือกวิธีการบันทึกสัญญาณเสียงกรนด้วยไมโครโฟนขนาดเล็ก ทำการติดตั้งไมโครโฟนบริเวณเหนือศีรษะของผู้ทดสอบด้วยวิธีการใช้เทปกาวยึดติดไมโครโฟนกับหัวเตียง แสดงดังภาพประกอบที่ 3-2 เชื่อมต่อไมโครโฟนเข้ากับระบบคอมพิวเตอร์ภายนอกห้อง เพื่อเก็บบันทึกไฟล์ในข้อมูลรูปแบบ .wav ดำเนินการบันทึกสัญญาณเสียงกรนจากผู้เข้ารับการทดสอบไปพร้อมกันขณะเข้ารับการตรวจสภาพการนอนหลับแบบมาตรฐาน Polysomnography ตลอดทั้งคืนของการนอนหลับ แสดงดังภาพประกอบที่ 3-3



(ก)



(ข)

ภาพประกอบที่ 3-2 การบันทึกสัญญาณเสียงกรนในห้องปฏิบัติการตรวจสภาพการนอนหลับ,  
(ก) ตำแหน่งการติดตั้งไมโครโฟน, (ข) การใช้เทปกาวยึดไมโครโฟนติดกับหัวเตียง



ภาพประกอบที่ 3-3 การบันทึกสัญญาณเสียงกรนจากผู้เข้ารับการทดสอบขณะ  
เข้ารับการตรวจสภาพการนอนหลับแบบมาตรฐานในห้องทดสอบการนอนหลับ

กลุ่มผู้ทดสอบที่เข้ารับการบริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน จำนวน 33 คน ประกอบด้วยเพศชายจำนวน 18 คน และเพศหญิงจำนวน 15 คน ผลการวินิจฉัยกลุ่มผู้ทดสอบทั้งหมดพบว่า ผู้เข้ารับการทดสอบจำนวน 5 คนได้รับการวินิจฉัยว่ามีการกรนแบบปกติ (Non-OSA) ผู้เข้ารับการทดสอบจำนวน 10 คนได้รับการวินิจฉัยว่ามีภาวะหยุดหายใจขณะหลับอยู่ในระดับรุนแรงน้อย (Mild OSA) ผู้เข้ารับการทดสอบจำนวน 7 คนได้รับการวินิจฉัยว่ามีภาวะหยุดหายใจขณะหลับอยู่ในระดับรุนแรงปานกลาง (Moderate OSA) และผู้เข้ารับการทดสอบจำนวน 11 คนได้รับการวินิจฉัยว่ามีภาวะหยุดหายใจขณะหลับอยู่ในระดับรุนแรงมาก (Severe OSA) ซึ่ง



จำนวนผู้ทดสอบ เพศ อายุ ค่าดัชนีมวลกาย (Body Mass Index, BMI) และ AHI ของกลุ่มผู้เข้ารับการทดสอบทั้ง 4 ระดับ แสดงดังตารางที่ 3-1 ถึง 3-5

ตารางที่ 3-1 อายุ, ค่าดัชนีมวลกาย และ AHI ของกลุ่มผู้เข้ารับการทดสอบทั้ง 4 ระดับ

Class	Number of snorers	Age(yr.)	BMI(kg/m <sup>2</sup> )	AHI(h <sup>-1</sup> )
Non-OSA	5	52.2 ± 11.9	27.2 ± 4.1	2.8 ± 1.1
Mild OSA	10	41.3 ± 13.5	29.2 ± 7.7	9.9 ± 3.4
Moderate OSA	7	48.9 ± 8.9	24.8 ± 3.9	24.6 ± 3.9
Severe OSA	11	41.7 ± 10.1	34.2 ± 8.1	67.2 ± 29.8

ตารางที่ 3-2 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีการกรนแบบปกติ (Non-OSA)

No.	Sex	Age(yr.)	BMI(kg/m <sup>2</sup> )	AHI(h <sup>-1</sup> )
1.	ชาย	52	21.1	1.6
2.	ชาย	40	26.1	2.5
3.	หญิง	61	30.7	2.6
4.	ชาย	67	26.2	3.1
5.	หญิง	52	21.1	4.6

ตารางที่ 3-3 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย (Mild OSA)

No.	Sex	Age(yr.)	BMI(kg/m <sup>2</sup> )	AHI(h <sup>-1</sup> )
1.	หญิง	49	29.5	5.2
2.	หญิง	29	22.6	7.1
3.	หญิง	37	43.8	7.4
4.	ชาย	29	28.7	7.4
5.	หญิง	54	35.6	9.3
6.	หญิง	54	27.1	9.9
7.	ชาย	35	20.1	10.1
8.	หญิง	22	38.2	13.2
9.	หญิง	40	24.3	14.9
10.	หญิง	64	22.6	15

ตารางที่ 3-4 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลาง (Moderate OSA)

No.	Sex	Age(yr.)	BMI(kg/m <sup>2</sup> )	AHI(h <sup>-1</sup> )
1.	หญิง	53	21.7	19.7
2.	ชาย	55	25.2	20.2
3.	ชาย	53	19.5	22
4.	หญิง	51	26.6	26.1
5.	หญิง	52	23.1	26.6
6.	ชาย	29	26.2	27.8
7.	หญิง	49	31.5	29.6

ตารางที่ 3-5 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก (Severe OSA)

No.	Sex	Age(yr.)	BMI(kg/m <sup>2</sup> )	AHI(h <sup>-1</sup> )
1.	หญิง	63	39.2	35
2.	ชาย	39	25.9	39.7
3.	ชาย	32	25.8	38.4
4.	ชาย	46	30.8	50
5.	หญิง	42	30.5	50
6.	ชาย	27	42.6	65
7.	ชาย	40	27.8	65.4
8.	ชาย	44	25.4	70.7
9.	หญิง	48	36.6	90.1
10.	หญิง	48	46.7	111.6
11.	ชาย	30	44.9	123.5

### 3.2 การประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Data Preprocessing)

#### 3.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน (Filtering)

โดยทั่วไปแล้วสัญญาณเสียงกรนที่บันทึกได้ จะประกอบด้วยสัญญาณเสียงรบกวนชนิดต่างๆที่รวมกันอยู่ เช่น เสียงรบกวนจากการเปิดปิดประตู, เสียงรบกวนจากเครื่องปรับอากาศ, เสียงรบกวนที่เกิดจากเตียงและผ้าห่ม เนื่องจากระหว่างนอนหลับผู้ป่วยมีการพลิกตัว จึงทำให้เกิดเสียงรบกวนขึ้น เป็นต้น ซึ่งสัญญาณต่างๆเหล่านี้เป็นสิ่งรบกวนที่จะทำให้ผลการวิเคราะห์เกิดความผิดพลาดได้ ผู้วิจัยการได้กำจัดหรือแยกสิ่งรบกวนเหล่านี้ออกไปก่อน โดยนำสัญญาณเสียงกรนที่บันทึกได้มาผ่านวงจรกรองความถี่สูงผ่าน (High Pass Filter) กำหนดความถี่ cut off เท่ากับ 10 HZ และกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low Pass Filter) กำหนดความถี่ cut off เท่ากับ 1,500 HZ

#### 3.2.2 การแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transformation; FFT)

ในการวิเคราะห์สัญญาณเสียงกรนเบื้องต้น วิธีที่ผู้วิจัยใช้ในการวิเคราะห์ค่าความถี่พอร์แมนท์ของเสียงกรน คือการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transformation, FFT) ซึ่งเป็นอีกวิธีการหนึ่งที่นิยมใช้อย่างแพร่หลายในปัจจุบัน หลักการของการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วคือการแปลงค่าสัญญาณเสียงกรนในรูปของเวลา (t) ไปเป็นความถี่ (f) และระบุว่าข้อมูลมีคลื่นความถี่อะไรบ้างที่เกิดขึ้น ณ เวลานั้น ซึ่งจะทำให้สามารถนำความถี่ของสัญญาณเสียงกรนไปวิเคราะห์ได้ โดยสมการที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงฟูรีเยร์แบบเร็ว แสดงดังสมการที่ (3-1) เมื่อ  $Y(k)$  คือชุดแถวของสัญญาณที่ได้จากการแปลงฟูรีเยร์ โดยที่ N คือ จำนวนข้อมูลในการแปลงฟูรีเยร์และ k มีค่าตั้งแต่ 0 จนถึงจำนวน N-1

$$Y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi kn/N} \quad (3-1)$$

$$n = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

กำหนดให้ค่าที่อยู่ระหว่าง  $Y(k)$  ทางด้านแกน x (Frequency Resolution) คือ  $\Delta F = f_s / N$  โดยที่  $f_s$  คือ อัตราสุ่ม (Sampling Rate) ของสัญญาณ

### 3.2.3 เลือก 90 % ของคุณลักษณะ

เนื่องจากจำนวนคุณลักษณะของสัญญาณเสียงกรนแต่ละสัญญาณเสียงเสียงอาจไม่เท่ากันได้ แสดงดังตารางที่ 3-6 คุณลักษณะของเสียง 2 เสียงเมื่อแปลงความถี่แล้วได้ข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 3-6 ข้อมูลคุณลักษณะของสัญญาณเสียงกรน 2 เสียงหลังการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็ว

Sound 1	80	250	300	400	500	560	660	1100	1300	1500
Sound 2	50	360	760	800	1200	1500				

ตารางที่ 3-6 ข้อมูลคุณลักษณะของสัญญาณเสียงกรน 2 เสียงหลังการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็ว จะเห็นว่าถึงแม้จะนำสัญญาณเสียงกรนที่บันทึกได้ผ่านวงจรกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low Pass Filter) กำหนดความถี่ cut off เท่ากับ 1,500 เหมือนกันทั้งคู่ แต่จำนวนที่เหลืออยู่ของจำนวนคุณลักษณะไม่เท่ากัน ดังนั้นจึงจำเป็นต้องเติมเต็มข้อมูลให้จำนวนคุณลักษณะของทุกสัญญาณเสียงกรนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน โดยข้อมูลที่เติมเข้าไปได้จากการสุ่มค่าซึ่งอยู่ในช่วง  $\pm K$  โดย  $K$  คำนวณจากสมการ (3-2)

$$K = \bar{X} \pm 1.8SD \quad (3-2)$$

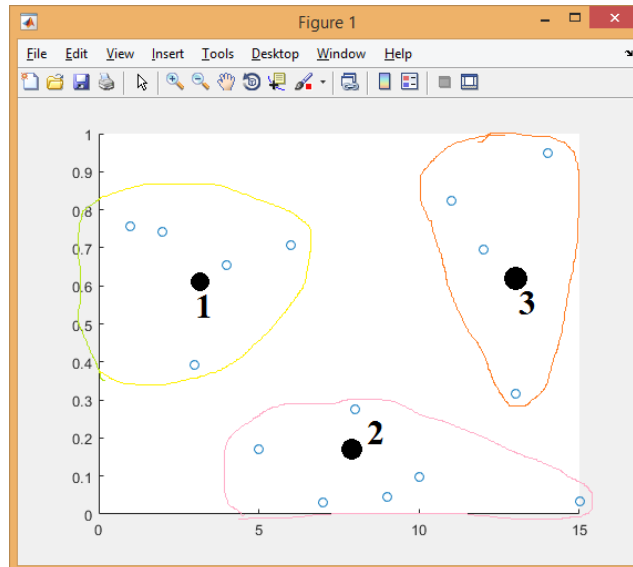
โดย  $\bar{X}$  คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลของทุกแถวในคอลัมน์นั้นๆ

$SD$  คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

### 3.3 การจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering)

นำคุณลักษณะที่ได้จากข้อ 3.2.3 ไปเข้าสู่ขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูลโดยใช้เทคนิค K-mean cluster ในงานวิจัยนี้ โดยจะเริ่มต้นด้วยการทดสอบแบ่งข้อมูลคุณลักษณะออกเป็น 100 300 500 และ 1,500 กลุ่มจากนั้นคำนวณค่ากึ่งกลางของแต่ละกลุ่ม เพื่อใช้เป็นค่าอ้างอิงสำหรับการวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวแบบกลุ่มทุกกลุ่ม พบว่าการทดสอบแบ่งข้อมูลคุณลักษณะออกเป็น 500 เป็นจำนวนที่ดีที่สุดที่ได้จากการทดลอง ซึ่งการวัดระยะทางที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ได้แก่การวัดระยะทางแบบ Euclidean ข้อมูลคุณลักษณะจะถูกจัดเข้าอยู่กลุ่มที่ใกล้ที่สุด กระบวนการจะดำเนินไปจนกระทั่งข้อมูลทั้งหมดไม่มีการเปลี่ยนกลุ่มอีกต่อไปและทำการบันทึกตำแหน่งกึ่งกลางของแต่ละกลุ่มเอาไว้เพื่อนำไปใช้ในการสร้างคุณลักษณะใหม่

### 3.4 การสร้างคุณลักษณะใหม่ (Features Reconstruction)



ภาพประกอบที่ 3-2 การสร้างคุณลักษณะใหม่

ในขั้นตอนการสร้างคุณลักษณะใหม่ ผู้วิจัยได้ทำการเพื่อสร้างคุณลักษณะใหม่เพื่อเป็นอินพุตให้กับเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะ โดยใช้ตำแหน่งกึ่งกลางของแต่ละกลุ่มที่ได้บันทึกไว้ในขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูลมาทำการเปรียบเทียบกับสเปกตรัมความถี่ของสัญญาณเสียงกรนที่ต้องการทดสอบ จากนั้นนับจำนวนคุณลักษณะในแต่ละกลุ่ม ซึ่งจากภาพประกอบที่ 3-1 จะได้ผลดังแสดงในตารางที่ 3-2

ตารางที่ 3-2 จำนวนคุณลักษณะในแต่ละกลุ่ม

กลุ่มที่ 1	กลุ่มที่ 2	กลุ่มที่ 3
5	4	6

จากตารางที่ 3-2 แสดงจำนวนคุณลักษณะในแต่ละกลุ่ม จะพบว่าไม่ว่าจำนวนคุณลักษณะเดิมของสัญญาณเสียงจะมีเท่าไร แต่เมื่อผ่านกระบวนการสร้างคุณลักษณะใหม่แล้วจะได้จำนวนคุณลักษณะเท่ากับจำนวนกลุ่มเสมอ ซึ่งผู้วิจัยกำหนดไว้ 500 กลุ่ม และจะใช้คุณลักษณะใหม่ในการสอนและทดสอบระบบ

### 3.5 การจำแนกประเภท (Classification)

จากการเปรียบเทียบการทำงานของทั้งสองวิธีในการคัดแยกข้อมูลมากกว่าสองกลุ่มโดยใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน พบว่าผลที่ได้มีความถูกต้องใกล้เคียงกัน แต่วิธีการคัดแยกที่ละหนึ่งต่อหนึ่งใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าเพราะฉะนั้นวิธีการคัดแยกที่ละหนึ่งต่อหนึ่งจะใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่าวิธีการคัดแยกที่ละหนึ่งเปรียบเทียบกับส่วนที่เหลือทั้งหมด ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเลือกซอฟต์แวร์แมชชีนที่มีความสามารถคัดแยกข้อมูลมากกว่าสองกลุ่ม โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบแบบวิธีการคัดแยกที่ละหนึ่งต่อหนึ่ง ซึ่งมีการประมวลผลที่เร็วกว่า ในขณะที่ ประสิทธิภาพของทั้งสองวิธีไม่แตกต่างกัน

### 3.4 การประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึม

หลังจากขั้นตอนการจำแนกประเภทขั้นตอนต่อไปคือการประเมินผลอัลกอริทึมเพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพในการทำงานอัลกอริทึม ในสำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการตรวจสอบกับ สัญญาณเสียงกรนจากผู้ทดสอบจำนวน 33 คน จากศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน โรงพยาบาลสงขลานครินทร์เปรียบเทียบผลการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับกับวิธีการตรวจสภาพการนอนหลับมาตรฐาน Polysomnography ผู้วิจัยทำการตรวจสอบความถูกต้องของการเรียนรู้เลือกสุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out เนื่องจากกลุ่มข้อมูลมีขนาดเล็กและใช้คอนฟิวชันเมตริกซ์แบบ 4 กลุ่มในการประเมินความสามารถของอัลกอริทึมในการแยกแยะระหว่างการจำแนกระดับความรุนแรงที่ถูกต้องและไม่ถูกต้อง

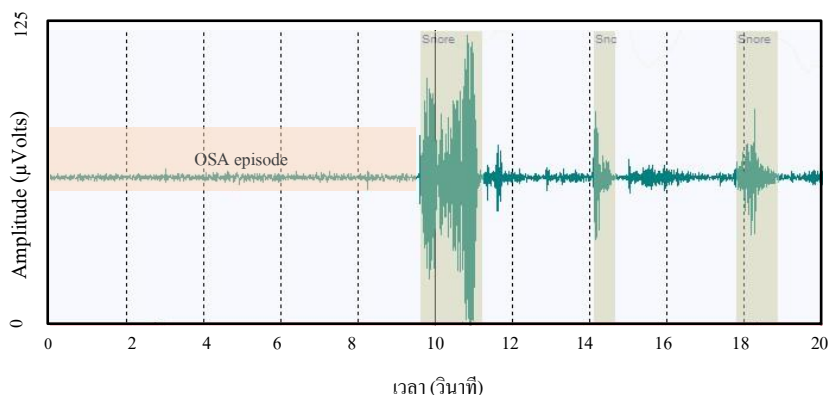
## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

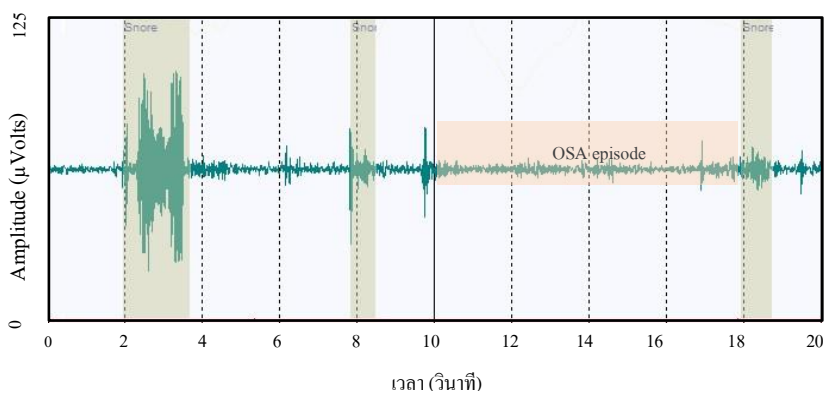
ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการประมวลสัญญาณเบื้องต้น ผลการจัดกลุ่มข้อมูล และผลการประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึม ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 4.1 ผลการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Data Preprocessing)

##### 4.1.1 ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน



(ก)



(ข)

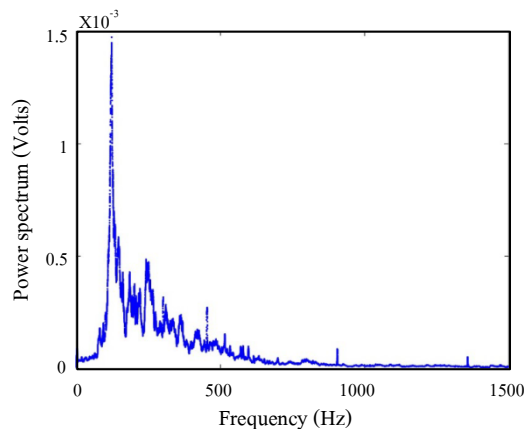
ภาพประกอบที่ 4-1 ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน

- (ก) ตัวอย่างผลการกำจัดสัญญาณรบกวนของเสียงกรนความยาว 20 วินาทีจากผู้ทดสอบคนที่ 1,  
 (ข) ตัวอย่างผลการกำจัดสัญญาณรบกวนของเสียงกรนความยาว 20 วินาทีของผู้ทดสอบคนที่ 2

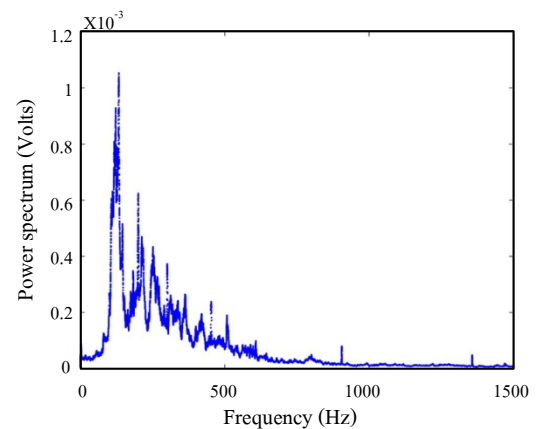
#### 4.1.2 ผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transformation; FFT)

วัตถุประสงค์ของการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วเพื่อการคัดแยกเสียงกรน โดยวิเคราะห์จากความถี่ฟอร์แมนท์และสามารถแสดงถึงความแตกต่างของความถี่ฟอร์แมนท์ระหว่างเสียงกรนปกติกับเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยและทราบถึงผลกระทบจากความผิดปกติของผู้ป่วยที่ส่งผลต่อความถี่ของฟอร์แมนท์

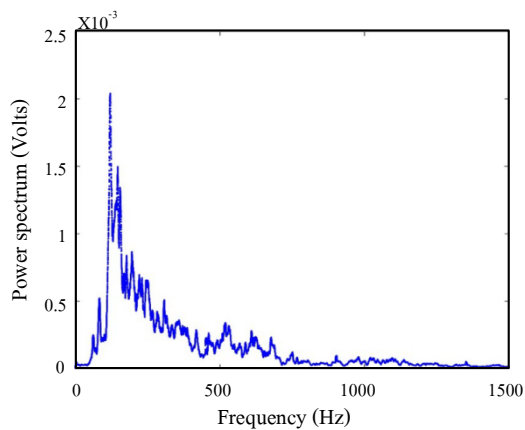
##### 4.1.2.1 ผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติ



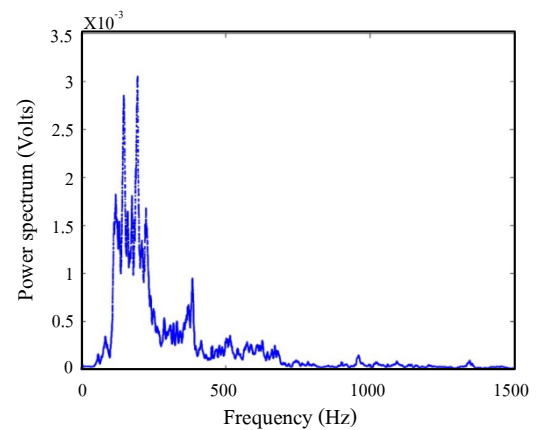
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

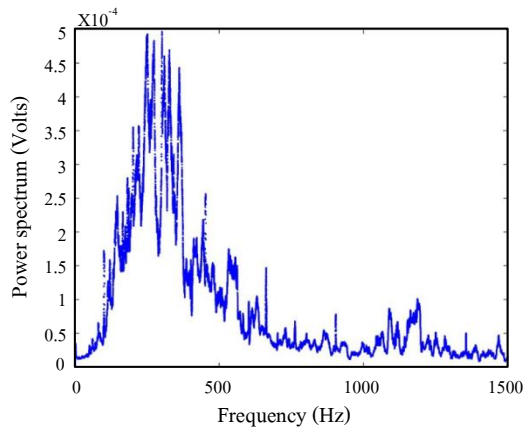
ภาพประกอบที่ 4-2 ผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติ

- (ก) ตัวอย่างผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติผู้ทดสอบคนที่ 1,  
 (ข) ตัวอย่างผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติผู้ทดสอบคนที่ 2,  
 (ค) ตัวอย่างผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติผู้ทดสอบคนที่ 3,  
 (ง) ตัวอย่างผลการแปลงแบบฟูรีเยร์แบบเร็วของเสียงกรนปกติผู้ทดสอบคนที่ 4

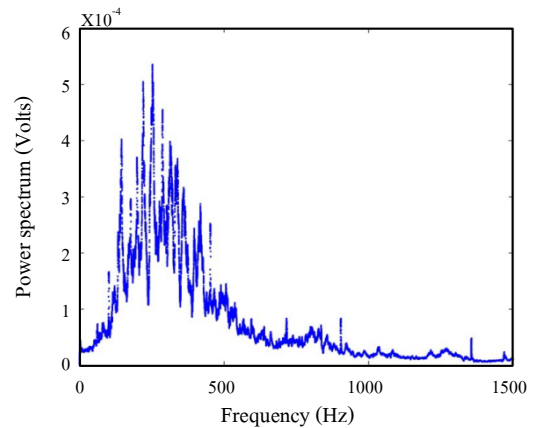


#### 4.1.2.2 ผลการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วของเสียงกรนที่มีภาวะหยุด

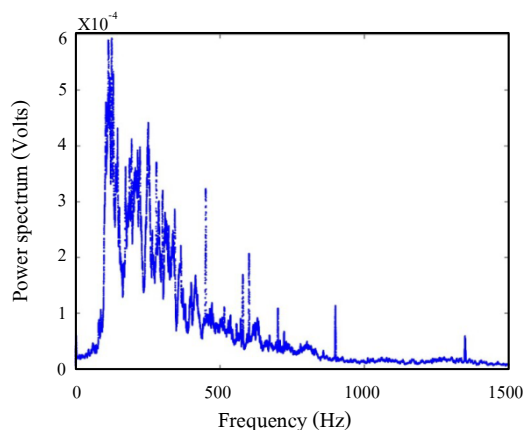
หายใจขณะหลับร่วมด้วย



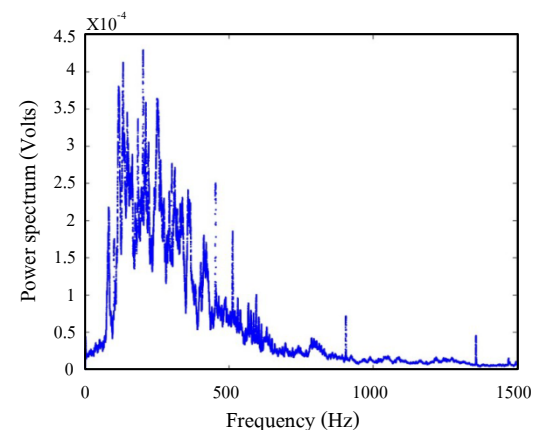
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

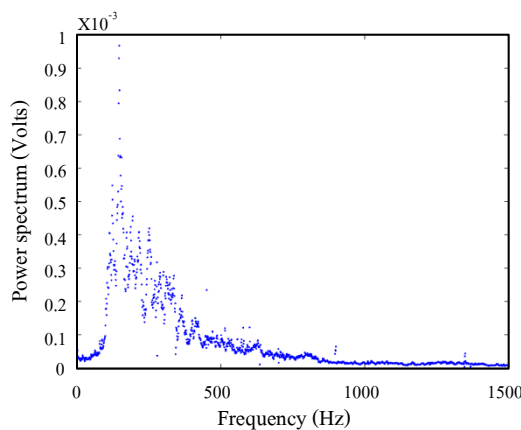
ภาพประกอบที่ 4-3 การแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วย (ก) ตัวอย่างการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยผู้ทดสอบคนที่ 1, (ข) ตัวอย่างการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยผู้ทดสอบคนที่ 2, (ค) ตัวอย่างการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยผู้ทดสอบคนที่ 3, (ง) ตัวอย่างการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยผู้ทดสอบคนที่ 4

จากภาพประกอบที่ 4-2 และ 4-3 แสดงผลการการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็ว หากวิเคราะห์ถึงความแตกต่างของค่าความถี่ฟอร์แมนที่ระหว่างเสียงกรนปกติกับเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วย พบว่าเสียงกรนปกติส่วนใหญ่มีค่าของความถี่ฟอร์แมนที่ต่ำกว่าเสียงกรน

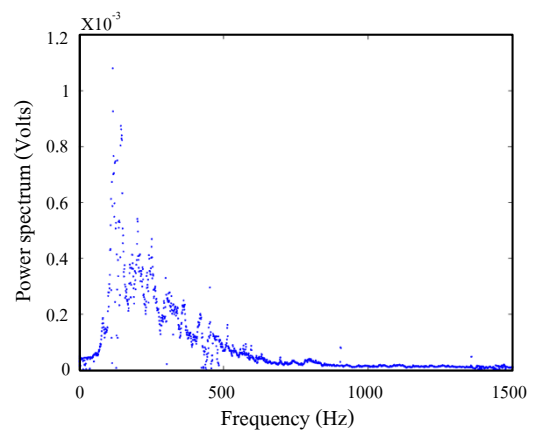
ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วย อีกทั้งลักษณะความถี่ฟอร์แมนทซ์ของเสียงกรนปกติมีรูปแบบที่สอดคล้องกัน ส่วนเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยนั้นรูปแบบของความถี่ฟอร์แมนทซ์จะมีความไม่เป็นระเบียบสูง

#### 4.1.3 ผลการเลือก 90% ของสเปกตรัมความถี่

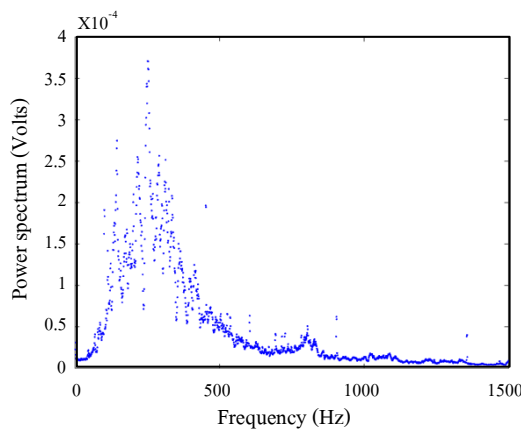
##### 4.1.3.1 สเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90%



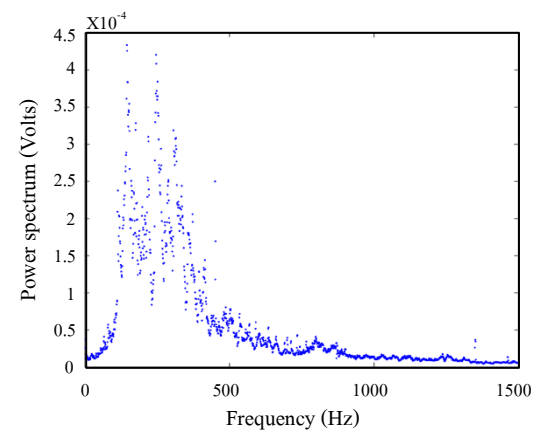
(ก)



(ข)



(ค)



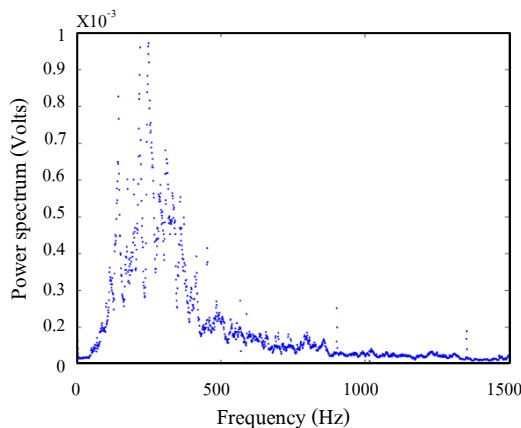
(ง)

ภาพประกอบที่ 4-4 สเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90%

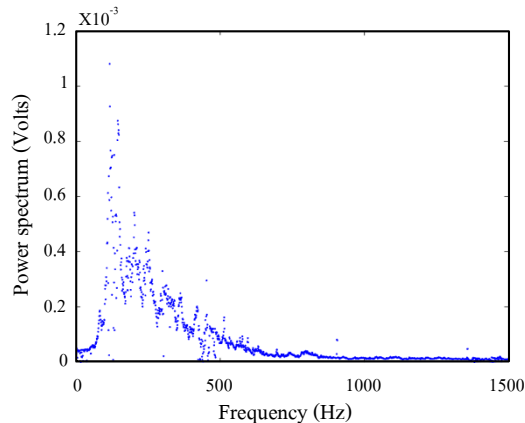
- (ก) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 1,  
 (ข) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 2,  
 (ค) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 3,  
 (ง) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนปกติที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 4

### 4.1.3.2 สเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วม

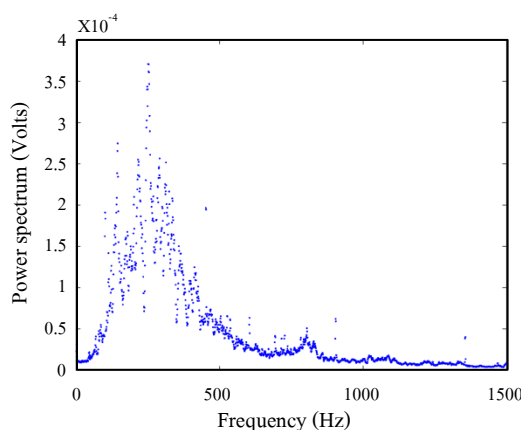
ด้วยที่มีความเด่น 90%



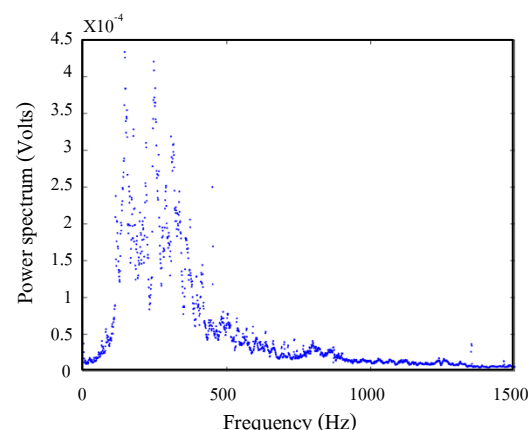
(ก)



(ข)



(ค)



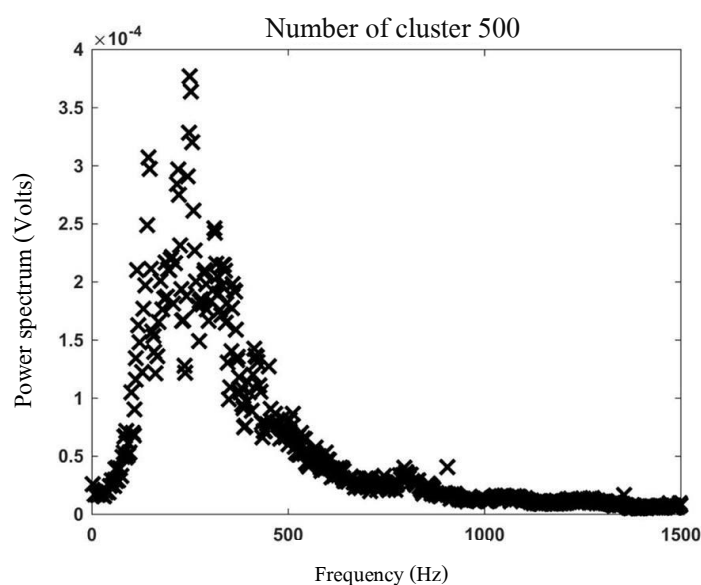
(ง)

ภาพประกอบที่ 4-5 สเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วย  
ที่มีความเด่น 90%

(ก) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 1, (ข) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 2, (ค) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 3, (ง) ตัวอย่างสเปกตรัมความถี่ของเสียงกรนที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับร่วมด้วยที่มีความเด่น 90% ผู้ทดสอบคนที่ 4

#### 4.2 ผลการจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering)

ในขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูล ด้วยเทคนิค K-Means Clustering งานวิจัยนี้ใช้จำนวนกลุ่มข้อมูล 500 กลุ่ม ซึ่งเป็นจำนวนที่ดีที่สุดที่ได้จากการทดลองจากผู้ทดสอบทั้งหมด 33 คน ในงานวิจัยนี้ หากใช้กลุ่มข้อมูลมากหรือใช้น้อยกว่านี้ จำนวนข้อมูลจะถูกแบ่งหายากเกินไป หรือแบ่งละเอียดเกินไป ทำให้เมื่อนำไปวิเคราะห์จำแนกประเภทจะเกิดความผิดพลาดสูง ผลการจัดกลุ่มข้อมูลแสดงดังภาพประกอบที่ 4-6



ภาพประกอบที่ 4-6 การจัดกลุ่มข้อมูล ด้วยเทคนิค K-Means Clustering (K=500)

#### 4.3 ผลการประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึม (Performance Evaluation)

จากการศึกษาวิจัยและทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัยนี้พบว่าผลลัพธ์ของการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับออกเป็น 4 ประเภท คือ การกรนแบบปกติ, ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย, ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลาง, และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก ให้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 60%, 70%, 57.14% และ 100% ตามลำดับ ซึ่งค่าความถูกต้องรวมทั้งระบบอยู่ที่ 75.76% แสดงดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม พบว่ากลุ่มผู้ทดสอบที่มีการกรนแบบปกติทั้งหมด 5 คน จำแนกระดับความรุนแรงได้ถูกต้องจำนวน 33 คน และถูกจำแนกประเภทเป็นผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย จำนวน 2 คน หากพิจารณาเกณฑ์การแบ่งระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เนื่องจากทางเดินหายใจอุดตัน

จากตารางที่ 2-1 พบว่าที่ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อยมีค่าเกณฑ์ AHI ต่ำสุดเท่ากับ 5 ครั้งต่อชั่วโมง ซึ่งจากข้อมูลในตารางที่ 3-2 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีการกรนแบบปกติ พบว่ามีผู้ทดสอบจำนวน 2 คน มีค่า AHI เท่ากับ 3.1 และ 4.6 ครั้งต่อชั่วโมง ตามลำดับ ซึ่งมีค่าใกล้เคียง 5 ด้วยเหตุนี้จึงถูกจำแนกประเภทเป็นภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย

ตารางที่ 4-1 คอนฟิวชันเมทริกซ์การจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยการเลือกกลุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out

Actual class	Classification class				
	Non-OSA	Mild OSA	Moderate OSA	Severe OSA	Accuracy
Non-OSA	3	2	0	0	60.00%
Mild OSA	2	7	1	0	70.00%
Moderate OSA	0	2	4	1	57.14%
Severe OSA	0	0	0	11	100.00%

กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อยทั้งหมด 10 คน จำแนกระดับความรุนแรงได้ถูกต้องจำนวน 7 คน ถูกจำแนกประเภทเป็นผู้ที่มีการกรนแบบปกติจำนวน 2 คน และผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมากจำนวน 1 คน หากพิจารณาเกณฑ์การแบ่งระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ เนื่องจากทางเดินหายใจอุดกั้น จากตารางที่ 2-1 พบว่าภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อยมีค่าเกณฑ์ AHI ต่ำสุดเท่ากับ 5 ครั้งต่อชั่วโมง และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลางมีค่าเกณฑ์ AHI ต่ำสุดเท่ากับ 16 ครั้งต่อชั่วโมง ซึ่งจากข้อมูลในตารางที่ 3-3 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อยพบว่าผู้ทดสอบจำนวน 3 คน มีค่า AHI เท่ากับ 5.2, 14.9 และ 15 ครั้งต่อชั่วโมง ตามลำดับซึ่งค่า AHI ดังกล่าวเป็นค่าที่ใกล้เคียงกับค่าเกณฑ์ AHI ต่ำสุดที่ใช้แบ่งระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับดังกล่าวข้างต้น ด้วยเหตุนี้ผู้ทดสอบทั้ง 3 คนจึงถูกจำแนกประเภทเป็นผู้ที่มีการกรนแบบปกติและผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก

กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลางทั้งหมด 7 คน จำแนกระดับความรุนแรงได้ถูกต้องจำนวน 4 คน ถูกจำแนกผิดประเภทเป็นผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย จำนวน 2 คน และผู้ที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมากจำนวน 1 คน จากตารางที่ 2-1 พบว่าภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลางมีค่าเกณฑ์ AHI ต่ำสุดเท่ากับ 16 ครั้งต่อชั่วโมง และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมากมีค่า

เกณฑ์ AHI ต่ำสุดเท่ากับ 31 ครั้งต่อชั่วโมง ซึ่งจากข้อมูลในตารางที่ 3-4 กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมากพบว่าผู้ทดสอบจำนวน 3 คน มีค่า AHI เท่ากับ 19.7, 27.8 และ 29.6 ครั้งต่อชั่วโมงตามลำดับ ซึ่งค่า AHI ดังกล่าวเป็นค่าที่ใกล้เคียงกับค่าเกณฑ์ AHI ต่ำสุดที่ใช้แบ่งระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับดังกล่าวข้างต้น ด้วยเหตุนี้ผู้ทดสอบทั้ง 3 คนจึงถูกจำแนกประเภทเป็นภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อยและระดับรุนแรงมาก

กลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมากทั้งหมด 11 คน จำแนกระดับความรุนแรงได้ถูกต้องทั้งหมด 100% เนื่องจากผู้ทดสอบในกลุ่มนี้มีค่าดัชนีการหยุดหายใจสูงต่างจากผู้ทดสอบในกลุ่มอื่นๆอย่างชัดเจน อีกในขั้นตอนการสร้างคุณลักษณะ พบว่าคุณลักษณะใหม่ que สร้างจากสัญญาณเสียงกรนของกลุ่มผู้ทดสอบที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมากสามารถแยกจากผู้ทดสอบในกลุ่มอื่นๆค่อนข้างชัดเจน

## บทที่ 5

### บทสรุปและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงบทสรุปของงานวิจัย และข้อเสนอแนะสำหรับผู้ต้องการนำงานวิจัยนี้ไปศึกษาอ้างอิงหรือพัฒนาต่อไปซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 5.1 บทสรุป

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการประเมินระดับความรุนแรงของโรคภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยการประมวลผลจากสัญญาณเสียงกรน ซึ่งประกอบไปด้วยขั้นตอนหลักทั้งหมดที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณเสียงกรน 6 ขั้นตอนได้แก่ (1) ขั้นตอนการเก็บข้อมูลสัญญาณเสียงกรน (Data Recording) งานวิจัยนี้ได้บันทึกสัญญาณเสียงกรนจากกลุ่มผู้ทดสอบที่เข้ารับการตรวจสภาพการนอนหลับแบบวิธีมาตรฐาน Polysomnography ตลอดทั้งคืนของการนอนหลับจากศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ จำนวนทั้งหมด 33 คน (2) ขั้นตอนการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Data Preprocessing) งานวิจัยนี้ได้นำสัญญาณเสียงกรนที่บันทึกมาผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนที่มีความถี่สูง จากนั้นแปลงสัญญาณเสียงกรนให้อยู่ในโดเมนความถี่ด้วยวิธีการแปลงแบบฟูเรียร์แบบเร็วและเลือกเก็บ 90 % ของคุณลักษณะที่เด่นที่สุดของสัญญาณ (3) ขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering) งานวิจัยนี้เลือกใช้เทคนิค K-Means Clustering ซึ่งเป็นอัลกอริทึมเพื่อการจัดกลุ่มข้อมูลที่ได้รับคามนิยมมากแบบหนึ่ง กำหนดการแบ่งจำนวนกลุ่มข้อมูลเป็น 500 กลุ่ม ซึ่งจำนวนที่ดีที่สุดที่ได้จากการทดลองจากผู้ทดสอบทั้งหมด 33 คน หากใช้กลุ่มข้อมูลมากหรือใช้น้อยกว่านี้ จำนวนข้อมูลจะถูกแบ่งหยาบเกินไป หรือแบ่งละเอียดเกินไป ทำให้อำนาจการวิเคราะห์จำแนกประเภทจะเกิดความผิดพลาดสูง โดยจะเริ่มต้นด้วยการแบ่งข้อมูลคุณลักษณะออกเป็น 500 กลุ่มจากนั้นคำนวณค่ากึ่งกลางของแต่ละกลุ่ม เพื่อใช้เป็นค่าอ้างอิงสำหรับการวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวแบบกลุ่มทั้ง 500 กลุ่ม ซึ่งการวัดระยะทางที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ได้แก่การวัดระยะทางแบบ Euclidean ข้อมูลคุณลักษณะจะถูกจัดเข้าอยู่กลุ่มที่ใกล้ที่สุด กระบวนการจะดำเนินไปจนกระทั่งข้อมูลทั้งหมดไม่มีการเปลี่ยนกลุ่มอีกต่อไปและทำการบันทึกตำแหน่งกึ่งกลางของแต่ละกลุ่มเอาไว้ (4) ขั้นตอนการสร้างคุณลักษณะใหม่จากคุณลักษณะเดิม (Features Reconstruction) งานวิจัยนี้ได้ใช้ค่ากึ่งกลางจากการแบ่งกลุ่มข้อมูลในขั้นตอนการจัดกลุ่มข้อมูลเป็นค่าอ้างอิงสำหรับการวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลเสียงกรนที่ต้องการทดสอบกับตำแหน่ง

กึ่งกลางของแต่ละกลุ่ม คำนวณหาระยะห่างระหว่างคุณลักษณะข้อมูลเสียงกรนที่ต้องการทดสอบ แต่ละตัวมาที่ตำแหน่งกึ่งกลางและจัดกลุ่มของคุณลักษณะ โดยอาศัยระยะทางที่ใกล้ที่สุด จากนั้นนับจำนวนคุณลักษณะในแต่ละกลุ่ม ซึ่งเราเรียกข้อมูลที่ได้นี้ว่า คุณลักษณะใหม่ เมื่อผ่านกระบวนการสร้างคุณลักษณะใหม่แล้วจะได้จำนวนคุณลักษณะใหม่เท่ากับจำนวนกลุ่มเสมอ (ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดไว้ 500 กลุ่ม) (5) ขั้นตอนการจำแนกประเภท (Classification) งานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ ออกเป็น 4 ระดับ คือการกรนแบบปกติ ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลาง และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก (5) การประเมินประสิทธิภาพอัลกอริทึม (Performance Evaluation) งานวิจัยนี้ทำการตรวจสอบความถูกต้องของอัลกอริทึมด้วยวิธีการเรียนรู้เลือกกลุ่มข้อมูลแบบ Leave-one-out และแสดงผลการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยคอนฟิวชันเมตริกซ์

จากการศึกษาวิจัยและทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัยนี้พบว่า ผลลัพธ์ของการจำแนกระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับออกเป็น 4 ประเภท คือ การกรนแบบปกติ ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงน้อย ภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงปานกลาง และภาวะหยุดหายใจขณะหลับระดับรุนแรงมาก ให้ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 60%, 70%, 57.14% และ 100% ตามลำดับ และค่าความถูกต้องรวมของระบบระบบคือ 75.76%

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้ช่วงค่าดัชนีการหยุดหายใจเป็นเกณฑ์ในการแบ่งกลุ่มระดับความรุนแรงของภาวะหยุดหายใจขณะหลับ ผู้ทดสอบคนใดที่มีค่าดัชนีการหยุดหายใจใกล้เคียงกับค่าดัชนีการหยุดหายใจต่ำสุดที่ใช้เป็นเกณฑ์ในการแบ่งระดับความรุนแรงระดับนั้นๆ จะทำให้มีโอกาสจำแนกระดับความรุนแรงผิดพลาด

5.2.2 ในขั้นตอนการจำแนกประเภทด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน การเลือกฟังก์ชันแกนที่เหมาะสม งานวิจัยส่วนใหญ่มักกำหนดฟังก์ชันแกนไว้ก่อน แล้วจึงปรับพารามิเตอร์ของฟังก์ชันแกนเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ดังนั้นหากต้องการเลือกฟังก์ชันแกนที่เหมาะสมกับข้อมูลก็ยังคงต้องมีการวิจัยเพิ่มเติม

5.2.3 ความเร็วและขนาดของข้อมูลในการเรียนรู้และทดสอบ โดยเฉพาะเมื่อใช้กับข้อมูลที่มีจำนวนซัพพอร์ตเวกเตอร์จำนวนมาก เช่น มากกว่าล้านซัพพอร์ตเวกเตอร์ เป็นต้น จะทำให้ระบบไม่สามารถทำงานได้



5.2.4 ข้อมูลส่วนใหญ่ไม่ได้เป็นข้อมูลแบบสองกลุ่มเสมอไป ดังนั้นการออกแบบวิธีการในการตัดแยกแบบหลายกลุ่ม เป็นประเด็นที่ต้องทำวิจัยเพื่อพัฒนาให้ตอบสนองกับข้อมูลหลากหลายแบบมากขึ้น

### บรรณานุกรม

- [1] การ์ตูนี แวอาแซ, “คู่มือปฏิบัติงาน การดูแลผู้ป่วยภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยเครื่องอัดอากาศขณะหายใจเข้า”, หาดใหญ่ สงขลา, ภาควิชาจิตเวชศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, พฤศจิกายน 2554.
- [2] P. Assanasen, W. Banhiran and C. Metheetrairut. “Surgical Treatment of Snoring and Obstructive Sleep Apnea” ENT Perspective. Siriraj, *Med J*, vol.58, pp.678-682, 2006.
- [3] ปารยะ อาศนะเสนม “อาการนอนกรน (snoring) และภาวะหยุดหายใจขณะนอนหลับ (Obstructive Sleep Apnea),” ภาควิชาโสต นาสิก ลาริงซ์วิทยา คณะแพทยศาสตร์ ศิริราชพยาบาล มหาวิทยาลัยมหิดล, หน้า 1-21.
- [4] C. Neruntarat and S. Chantapant. “Prevalence of Sleep Apnea in HRH” Princess Maha Chakri Srinthorn Medical Center, Thailand, *Sleep Breath*, vol. 15, 641–648, 2011.
- [5] J. Kim, K. In, J. Kim, S. You, K. Kang, J. Shim, et al, “Prevalence of Sleep-Disordered Breathing in Middle-Aged Korean Men and Women,” *Am J Respir Crit Care Med*, , vol.170, pp.1108–1113, 2004.
- [6] M.S. Ip, B. Lam, I.J. Lauder, K.W. Tsang, K.F. Chung, Y.W. Mok, and W.K. Lam, “Acommunity Study of Sleep-Disordered Breathing in Middle-Aged Chinese Men in Hong Kong,” *Chest*, vol.119, pp.62–69, 2001.
- [7] M.S. Ip, B. Lam, L.C. Tang, I.J. Lauder, T.Y. Ip, and W.K. Lam, “A Community Study of Sleep-Disordered Breathing in Middle-Aged Chinese Women in Hong Kong: Prevalence and Gender Differences,” *Chest*, vol.125, pp.127–134, 2004.
- [8] A.F. Udwadia, A.V. Doshi, S.G. Lonkar, and C.I. Singh, “Prevalence of Sleep-Disordered Breathing and Sleep Apnea in Middle-Aged Urban Indian Men,” *Am J Respir Crit Care Med*, vol.169, pp.168-73, 2004.
- [9] M. Partinen and C. Guilleminault, “Daytime Sleepiness and Vascular Morbidity at Seven-Year Follow-up in Obstructive Sleep Apnea Patients,” *Chest*, vol.97, pp.27–32, 1990.

**บรรณานุกรม (ต่อ)**

- [10] S. Kapa, F.H. Sert Kuniyoshi, and V.K Somers, "Sleep Apnea and Hypertension: Interactions and Implications for Management," *Hypertension*, vol.51, no.3, pp.605-8, 2008.
- [11] E. Shahar, CW. Whitney, S. Redline, et al., "Sleep-Disordered Breathing and Cardiovascular Disease: Cross-Sectional Results of the Sleep Heart Health Study," *Am J Respir Crit Care Med*, vol. 163, pp. 19–25, 2001.
- [12] A. Sharafkhaneh, N. Giray, P. Richardson, T. Young, and M. Hirshkowitz, "Association of psychiatric disorders and sleep apnea in a large cohort," *Sleep*; vol. 28, no.11, pp.1405-1411, 2005.
- [13] J Terán-Santos, A Jiménez-Gómez, J Cordero-Guevara, et al., "The Association between Sleep Apnea and the Risk of Traffic Accidents," *The New England Journal of Medicine*, vol. 340, pp. 847-851, 1999.
- [14] R. Munoz, J. Duran-Cantolla, E. Martínez-Vila, et al., "Severe Sleep Apnea and Risk of Ischemic Stroke in the Elderly," *Stroke*, no. 9, pp. 2317-2321, 2006.
- [15] J.A. Fiz, J. Abad, R. Jane, M. Riera, M.A. Mananas, P. Caminal, et al., "Acoustic Analysis of Snoring Sound in Patients with Simple Snoring and Obstructive Sleep Apnoea", *Eur Respir J*, vol. 6, pp. 531-5, 1996.
- [16] J. Solà-Soler, R. Jané, J.A. Fiz, and J. Morera, "Pitch Analysis in Snoring Signals from Simple Snorers and Patients with Obstructive Sleep Apnea", *Proc of the 24 Intl Conf of the IEEE EMBS*, vol. 2, pp. 1527-1528, 2002.
- [17] H. Nakano, M. Hayashi, E. Ohshima, N. Nishikata, and T. Shinohara, "Validation of a New System of Tracheal Sound Analysis for the Diagnosis of Sleep Apnea-Hypopnea Syndrome," *SLEEP*, vol. 27, no. 5, pp. 951-957, 2004.
- [18] .N. Andrew, T.S. Koh, and E. Baey, "Speech-like Analysis of Snore Signals for the Detection of Obstructive Sleep Apnea," *Intl. Conf. on Biomedical and Pharmaceutical Engineering*, pp. 99-103, 11-14 Dec. 2006.
- [19] A.K. Ng, T.S. Koh, E. Baey, T.H. Lee, U.R. Abeyratne, and K. Puvanendran, "Could Formant Frequencies of Snore Signals be an Alternative means for the Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea?", *Sleep Med*, 2008.

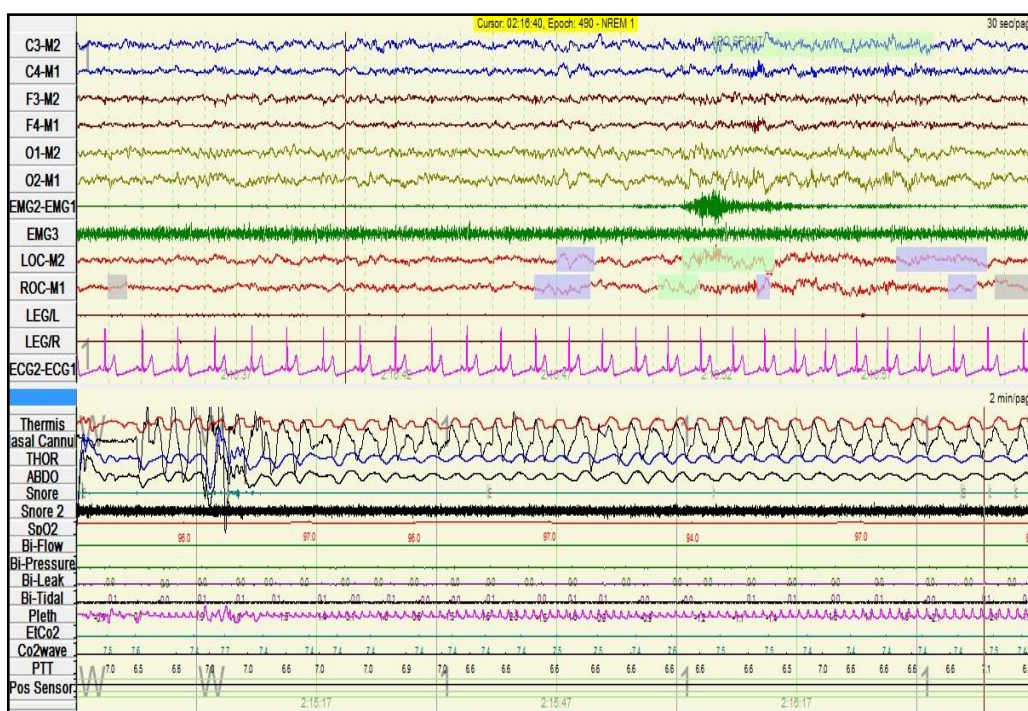
**บรรณานุกรม (ต่อ)**

- [20] A. K. Ng, T. S. Koh, U. R. Abeyratne, and K. Puvanendran, "Investigation of Obstructive Sleep Apnea Using Nonlinear Mode Interactions in Nonstationary Snore Signals", *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 9, pp. 1796-1806, 2009.
- [21] Y. Zhao, H. Zhang, W. Liu, and S. Ding, "A Snoring Detector for OSAHS Based on Patient's Individual Personality", *In 3rd International Conference in Awareness Science and Technology (iCAST)*, pp. 24-27, 2011.
- [22] A. Azarbarzin and Z. Moussavi, "Snoring Sounds Variability as a Signature of Obstructive Sleep Apnea", *J Med Eng Phys*, vol. 35, no. 4, pp. 479-85, 2013.
- [23] A.K. Jain and R.C. Dubes, "Algorithms for Clustering Data," 1988.
- [24] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector network," *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273-297, 1995.

**ภาคผนวก**

ภาคผนวก ก

สัญญาฉบับนี้ทำขึ้นที่ขณะทำการตรวจสภาพการนอนหลับ Polysomnography  
จากศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอนโรงพยาบาลสงขลานครินทร์



ภาพประกอบที่ ก-1 ตัวอย่างสัญญาณที่บันทึกขณะทำการตรวจสภาพการนอนหลับด้วยวิธี  
มาตรฐาน Polysomnography จากศูนย์บริการตรวจรักษาและวิจัยปัญหาการนอน  
โรงพยาบาลสงขลานครินทร์

Database

Training

Browse

Train

Result

Select Folder

[Location]

Sample Rate

0

Total Samples

00:00:00

Duration

00:00:00

Analysis

Result

[TYPE]

ภาพประกอบที่ ก-2 หน้าต่างการทำงานของ โปรแกรมประเมินระดับความรุนแรงของผู้ป่วยที่มี  
ภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยวิธีการวิเคราะห์จากสัญญาณเสียงกรน



**ภาคผนวก ข**

**Proceedings' title**

**“Obstructive Sleep Apnea Severity Multiclass Classification  
Using Analysis of Snoring Sounds”**

**Presented in**

**The 2nd World Congress on Electrical Engineering and Computer Systems and Science  
(EECSS'16)**

**16<sup>th</sup>–17<sup>th</sup> August 2016 at Budapest, Hungary**

# Certificate of Attendance

## 2<sup>nd</sup> World Congress on Electrical Engineering and Computer Systems and Science (EECSS'16)

August 16–17, 2016 ~ Budapest, Hungary

This is to certify that:

**Thanawan Praydas**

has attended and presented a paper entitled "*Obstructive Sleep Apnea Severity Multiclass Classification Using Analysis of Snoring Sounds*" at the 3<sup>rd</sup> International Conference on Biomedical Engineering and Systems (ICBES'16).



**Mansura Chowdhury**  
For the Organizing Committee

**INTERNATIONAL ASET**  
Academy of Science, Engineering and Technology

08/17/2016

# Best Paper Award

2<sup>nd</sup> World Congress on Electrical Engineering and Computer Systems and Science (EECSS'16)

August 16 - 17, 2016 | Budapest, Hungary

is presented to

**Thanawan Praydas**

for the paper entitled

**"Obstructive Sleep Apnea Severity Multiclass Classification  
Using Analysis of Snoring Sounds"**

  
Dr. Florentina Hristea  
Congress Chair, EECSS'16

**INTERNATIONAL ASET**  
Academy of Science, Engineering & Technology



EECSS 2016



  
Dr. S. Gh. Etemad  
Organizing Committee, EECSS'16

## Obstructive Sleep Apnea Severity Multiclass Classification Using Analysis of Snoring Sounds

**Thanawan Praydas, Booncharoen Wongkittisuksa, Sawit Tanthanuch**

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University,  
 Hat Yai, Songkhla 90112, Thailand

fonthanawan.praydas@gmail.com; booncharoen.w@psu.ac.th; sawit.t@psu.ac.th

**Abstract** - The current gold standard for diagnosing obstructive sleep apnea (OSA) is an overnight multi-channel polysomnography (PSG), an expensive, labour-intensive, and uncomfortable procedure. Accordingly, it would be beneficial to have a screening method to promptly determine the severity of a patient, prior to a referral for PSG. This paper intends to distinguish the severity of OSA patients. We show that an accurate multiclass classification of snoring subjects with four classes of OSA, can be achieved on the sound spectrum of snoring without any information requirement on the number of apneas. 33 Snoring sounds with different degrees of obstructive sleep apnea and non-OSA were analyzed. The proposed technique uses K-Means clustering to cluster the sound spectrum and reconstruct features. Support vector machine (SVM) has been used for the classification. The multiclass snore sounds classification approves early stratification of subjects according to their severity. A classification accuracy of 75.76% was reported using the proposed method. The experimental results also demonstrate that the proposed method can provide diagnostic suggestions for OSA screening.

**Keywords:** Snoring sound, Obstructive sleep apnea, Support Vector Machine, Multiclass classification

### 1. Introduction

Obstructive Sleep Apnea (OSA) is a common sleep-related breathing disorder with significant disabling symptoms. OSA involves partial or complete collapse of the upper airway during sleep, often causing noisy breathing and heavy snoring [1]. Snoring is a common symptom of OSA, affecting more than 80% of the OSA patients [2]. OSA patients are at a higher risk of occupational and motor vehicle accidents, cardiovascular disease, and stroke [3]. Many medical researchers reported that up to 82% of men and 93% of women with moderate to severe OSA remain undiagnosed [4]. The current gold standard for diagnosing OSA is an overnight multi-channel polysomnography (PSG). However the expensive medical cost, labour-intensive in setting up, and the discomfort of the electrodes attached to the head and body of the patients, are possible limitations of PSG. It would be desirable to have a non-invasive screening method with greater comfort and at a lower cost that helped respiratory physicians to promptly determine the severity of patient, prior to a referral for PSG.

In recent years, some authors have reviewed the possibility of identifying OSA through the analysis of nocturnal oximetry [5]. Acoustic analysis of snoring reveals information relating to the site and degree of obstruction of the upper airway [6]. Several studies have found the relationship between snoring and OSA using method such as snoring sounds intensity [7, 8], estimation power spectrum [9, 10], pitch detection [11, 12] and formant frequency [13]. Several of these studies have classified snoring individuals into two classes by means of AHI threshold. However, no further information about the severity of the subject is provided. The American Academy of Sleep Medicine proposes grading the severity of OSA according to the thresholds  $AHI = 5, 15$  and  $30 \text{ h}^{-1}$  [14]. In this study, we assigned to classify the snoring subjects into four classes. The classes were G1 (non-OSA,  $AHI < 5$ ), G2 (mild OSA,  $5 < AHI \leq 15$ ), G3 (moderate OSA,  $15 < AHI \leq 30$ ), and G4 (severe OSA,  $AHI > 30$ ). This paper aims to implement K-means clustering and support vector machine (SVM) classifier for differentiate the subjects into four classes, without any requiring information on the duration or the number of apneas.

K-means clustering is one of the most popular and widely used methods for unsupervised partitioning of data into K cluster [15, 16], we choose k-mean algorithm for clustering of the sounds spectrum, and constructed features for fed to classifier. In the last decade, support vector machines (SVM) [17] have been introduced for pattern classification and regression. SVMs based on the structural risk minimization different from the empirical risk minimization in statistical theory, we choose the SVM method to design our classification system.

The rest parts of this paper are organized as follows. Section 2 provides the proposed approach. Section 3 presents the experimental results. Then we conclude the proposed system in Section 4.

## 2. Proposed Algorithm

In this study, the proposed system has five processing stages namely data recording, clustering, features reconstruction, classification and performance evaluation. In the data recording stage, the respiratory sounds were recorded from the Sleep Disorders Service and Research Center of Songklanagarind Hospital, Prince of Songkla University, Thailand. The sounds spectrum features were extracted from the respiratory sound signals and distinguish with K-means clustering in clustering stage. In features reconstruction stage, the abstract features were reconstructed from the sounds spectrum features and fed to the SVM classifier in the classification stage. The SVM classifier was used to differentiate non-OSA, mild OSA, moderate OSA, and severe OSA. The performance of the SVM classifier was evaluated using confusion matrix in the performance evaluation stage. The flow chart of proposed algorithm is presented in Fig. 1.

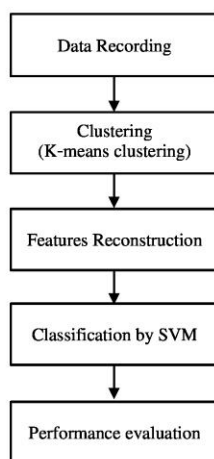


Fig. 1: Flow chart of the proposed OSA severity algorithm.

### 2.1. Data Recording

The respiratory sounds were recorded from 33 subjects (18 females,  $44.7 \pm 11.6$  years), who were enrolled from the Sleep Disorders Service and Research Center Songklanagarind Hospital, Prince of Songkla University, Thailand. All were free of any diseases throughout this study. The study was approved by the hospital's research ethics commission and informed consent was obtained from all subjects. The PSG study was scored by the PSG technicians and approved by the referring physician. A total of 27 subjects, 6 were diagnosed with mild OSA, 5 with moderate OSA, 11 with severe OSA, and 5 with non-OSA. Age, gender, BMI and AHI variations of the 33 subjects are reported in Table 1. The respiratory sounds of the subjects were recorded simultaneously with PSG using a non-contact microphone. The microphone was placed 20 cm over the subject's head during sleep. The recordings were digitized at 10,240 Hz sampling rate and 24 bit resolution.

### 2.2. Clustering

Fig. 1 shows the flowchart of proposed OSA severity algorithm. All recorded respiratory sounds were first passed through a low pass filter with a cut-off frequency of 1,500 Hz to remove the effects of high frequency noise. Fast Fourier Transform (FFT) was used to calculate the sound spectrums of the respiratory sound signals. The sound spectrums of all subjects were aggregated. Then we keep 90% of the most dominant sound spectrum features from each data set. K-means clustering was

used to divide data sets in such a way that sound spectrums belong to the same cluster. K-means clustering iteratively calculated the shortest Euclidean distance by adapting the centroid point location as shown in Eqs. (1).

Table 1: Characteristics of the study subjects.

Class	Number of snorers	Age (yr)	BMI (kg/m <sup>2</sup> )	AHI (h <sup>-1</sup> )
Non-OSA	5 (2 females)	52.2 ± 11.9	27.2 ± 4.1	2.8 ± 1.1
Mild OSA	10 (8 females)	41.3 ± 13.5	29.2 ± 7.7	9.9 ± 3.4
Moderate OSA	7 (4 females)	48.9 ± 8.9	24.8 ± 3.9	24.6 ± 3.9
Severe	11 (4 females)	41.7 ± 10.1	34.2 ± 8.1	67.2 ± 29.8

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - C_j\|^2 \quad (1)$$

Where  $J$  is the distance between the sound spectrums ( $x$ ) and the cluster center ( $c$ ),  $k$  is the number of cluster, and  $n$  is the number of data. The number of clusters in K-means algorithm was set to  $K = 500$ . Our algorithm keeps the centroid cluster points in the training process.

### 2.3. Feature Reconstruction

The K-means clustering divides the sound spectrums into 500 clusters in training process. Each cluster has the sound spectrum data into  $x$  and  $y$  coordinate format. In testing process, untested sound spectrums can be mapped in the same comparing standard for reconstructed features. We compare between each cluster center and the untested sound spectrum data to find the nearest distance, as shown in Eqs. (2).

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

Where  $d$  is the distance between the untested sound spectrum data and the trained centroid clusters. Number of sound spectrum data, which are under a cluster are combined together to get the sound spectrum density in each cluster. After this process, each cluster is represented by a single value. Each cluster value is arranged row-wise and reconstruct features which is called an abstract feature vector. In this method, the total 500 clusters are obtained from the sound signal. So the abstract feature vector has 500 values. Then these abstract features are used for training SVM classifier to obtain non-OSA, mild OSA, moderate OSA, and severe OSA.

### 2.4. Support Vector Machine (SVM)

For Classification many classifiers are used by various authors. One of the promising approach to the supervised classification scheme is a Support Vector Machine (SVM). SVM classifier is a kernel based supervised learning algorithm that classifies the data into two or more classes. During the training phase, SVM builds a model, maps the decision boundary for each class and specifies the hyperplane which separates the different classes. Increasing the distance between the classes by increasing the hyperplane margin helps to increase the classification accuracy. SVM can be used to effectively perform nonlinear classification [15, 16]. For the classification of OSA severity, the abstract features were fed to the SVM classifier to differentiate non OSA, mild OSA, moderate OSA, and severe OSA.

### 2.5. Performance Evaluation

The confusion matrix is a performance evaluation technique used to evaluate the performance of an algorithm. As the name suggest, the confusion matrix shows the number of true and false classification which helps in evaluating the performance of the classifier [18]. The SVM classifier's performance was evaluated using confusion matrix in this study.

### 3. Results and Discussion

The SVM classifier was performed with leave-one-out cross validation. Table 2 shows the confusion matrix of the leave-one-out cross validation of the SVM classification. The confusion matrix is a specific table layout that allows visualization of the performance of a supervised learning algorithm. Each column of the matrix represents the instances in a classification class, while each row represents the instances in an actual class. The results obtained by using the confusion matrix shows that non-OOSA was miss classified as mild OOSA at two instances. Mild OOSA was miss classified as non-OOSA at two instances and once as moderate OOSA. Moderate OOSA was miss classified as mild OOSA at two instances and once as severe OOSA. AS can be calculated from Table 2, the individual classification accuracy for non-OOSA, mild OOSA, moderate OOSA, and severe OOSA are 60%, 70%, 57.14%, and 100% respectively. The accuracy classification is 75.76%. Fig 2 shows the number of actual non OOSA, mild OOSA, moderate OOSA, and severe OOSA. From the confusion matrix observation, the classification of severe OOSA results better accuracy and the classification of non OOSA shows less accuracy compared to each class.

In this study we used the AHI values as the gold standard for grading the severity of OOSA into four levels, according to the thresholds  $AHI = 5, 15$  and  $30 \text{ h}^{-1}$ . The limitation of AHI as the gold standard would affect the AHI cut off value. This, in turn, would affect the validation of any classification particularly for those people with marginal AHI. For example one of the misclassified instance had AHI of 4.6, this subject was grouped as non-OOSA, but obviously the sound spectrum is similar to mild OOSA that had AHI of 5, this subject would have been grouped as mild OOSA.

Table 2: Confusion matrix of the leave-one-out cross validation of the SVM classification.

Actual class	Classification class					Accuracy
	Non-OOSA	Mild OOSA	Moderate OOSA	Severe OOSA		
non-OOSA	3	2	0	0		60%
mild OOSA	2	7	1	0		70%
moderate OOSA	0	2	4	1		57.14%
severe OOSA	0	0	0	11		100%

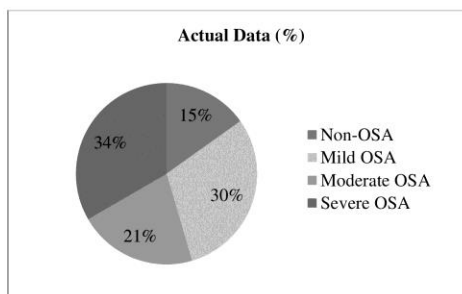


Fig. 2: Pie chat for actual subjects.

### 4. Conclusion

In this study, we have shown that multiclass classification of snoring subjects with different severity of OOSA. The performance of the SVM classifier can be achieved on the sound spectrum features using K-means clustering, without needing to know the number of apneas. The performance evaluation of the classifier shows that non-OOSA, mild OOSA, moderate OOSA, and severe OOSA are classified at 60%, 70%, 57.14%, and 100% classification accuracy respectively. The overall accuracy is 75.76%. The proposed method is an expedient tool for screening OOSA as it provides a way of prioritizing patients for a second stage of diagnosis depending on their severity. The present study has some limitations. The results obtained need to use a database with a larger number of subjects.

### Acknowledgements

This work was supported by Prince of Songkla University Graduate Studies Grant as well as by Department of Electrical Engineering, Prince of Songkla University. The authors would like to thank sleep technician of Songklanagarind Hospital, Thailand for providing access to the respiratory sounds signals acquired in Sleep Disorders Service and Research Center.

### References

- [1] R. L. Wilkin, "Clinical Assessment in Respiratory Care," St Louis, MO: Mosby, pp. 268-272, 1985.
- [2] F. R. de Almeida, N. T. Ayas, R. Otsuka, H. Ueda, P. Hamilton, F. C. Ryan, and A. A. Lowe, "Nasal Pressure Recordings to Detect Obstructive Sleep Apnea," *Sleep Breath*, vol. 10, pp. 62-69, 2003.
- [3] G. C. Chang and Y. P. Cheng, "Investigation of Noise Effect on Lung Sound Recognition," in *Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Kunming, China, vol. 3, pp. 1298-1301, 2008.
- [4] T. Young, L. Finn, et al., "Estimation of the Clinically Diagnosed Proportion of Sleep Apnea Syndrome in Middle Aged Men and Women," *Sleep*, vol. 20, pp. 705-706, 1997.
- [5] J. V. Marcos, R. Hornero, D. Álvarez, F. del Campo, and C. Zamarón, "Assessment of Four Statistical Pattern Recognition Techniques to Assist in Obstructive Sleep Apnoea Diagnosis from Nocturnal Oximetry," *Med. Eng. Phys.*, vol. 31, pp. 971-978, 2009.
- [6] D. Pevernagie, R. Aarts, and M. D. Meyer, "The Acoustics of Snoring," *Sleep Medicine Reviews*, vol. 14, no. 2, pp. 131-144, 2009.
- [7] D. Brunt, K. L. Lichstein, S. L. Noe, R. N. Aguillard, and K. W. Lester, "Intensity Pattern of Snoring Sounds as a Predictor for Sleep-Disordered Breathing," *Sleep*, vol. 20, pp. 1151-1156, 1997.
- [8] K. Wilson, R. A. Stoohs, T. F. Mulrooney, L. J. Johnson, C. Guilleminault, and Z. Huang, "The Snoring Spectrum: Acoustic Assessment of Snoring Sound Intensity in 1,139 Individuals Undergoing Polysomnography," *Chest*, vol. 115, no. 3, pp. 762-70, 1999.
- [9] J. A. Fiz, J. Abad, and J. Morera, et al., "Acoustic Analysis of Snoring Sound in Patients with Simple Snoring and Obstructive Sleep Apnoea," *Eur. Respir. J.*, vol. 9, pp. 2365-2370, 1996.
- [10] J. R. Perez-Padilla, E. Slawinski, L. M. Difrancesco, R. R. Feige, J. E. Remmers, and W. A. Whitelaw, "Characteristics of the Snoring Noise in Patients with and without Occlusive Sleep Apnea," *Am. Rev. Respir. Dis.*, vol. 147, pp. 635-644, 1993.
- [11] U. R. Abeyratne, A. S. Wakwella, and C. Hukins, "Pitch Jump Probability Measures for the Analysis of Snoring Sounds in Apnea," *Physiol. Meas.*, vol. 26, no. 5, pp. 779-798, 2005.
- [12] J. Sola-Soler, R. Jane, J. A. Fiz, and J. Morera, "Pitch Analysis in Snoring Signals from Simple Snorers and Patients with Obstructive Sleep Apnea," in *Proceedings of the Annual Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2, pp. 1527-1528.
- [13] A. K. Ng, T. S. Koh, E. Baey, and K. Puvanendran, "Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea Using Formant Features of Snore Signals," in *Proceedings of the IFBME World Congress Med. Phy. Biomed. Eng.*, vol. 14, pp. 861-864, 2006.
- [14] W. W. Flemons, M. R. Littner, J. A. Rowley, P. Gay, W. M. Anderson, D. W. Hudgel, R. D. McEvoy, and D. I. Loubé, "Home Diagnosis of Sleep Apnea: A Systematic Review of the Literature; An Evidence Review Cosponsored by the American Academy of Sleep Medicine, the American College of Chest Physicians, and the American Thoracic Society," *Chest*, vol. 124, pp. 1543-1579, 2003.
- [15] A. K. Jain, R. Duin, and J. Mao, "Statistical Pattern Recognition: A Review," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, pp. 4-37, 2000.
- [16] S. Lloyd, "Least Squares Quantization in PCM," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129-137, 1982.
- [17] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273-297, 1995.
- [18] M. P. Paularj, S. Yaacob, M. S. bin Zanar Azalan, and R. Palaniappan, "A Phoneme Based Sign Language recognition system using skin color segmentation." in *6<sup>th</sup> International Colloquium on Signal Processing and Its Applications (CSPA)*, pp. 1-5, 2010.



**ภาคผนวก ค**

**หนังสือรับรองการขอรับการพิจารณาจริยธรรมในมนุษย์**

AF/17-03/01.1



คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

หนังสือฉบับนี้ให้ไว้เพื่อแสดงว่า

รหัสโครงการ: REC: 58-042-19-9  
 ชื่อโครงการ (ภาษาไทย): การศึกษาและพัฒนาระบบวิเคราะห์ความผิดปกติของเสียงกรนด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ  
 ชื่อโครงการ (ภาษาอังกฤษ): Design and Development of Snoring Sounds Analysis by Independent Component Analysis  
 ผู้วิจัยหลัก: น.ส. ธนวรรณ พรายดีส์      สังกัด: คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์  
 อาจารย์ที่ปรึกษา: รศ. บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา      สังกัด: คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์  
 อาจารย์ที่ปรึกษา: ผศ.สาวิตรี ตัฒนบุษ      สังกัด: คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เอกสารที่รับรอง:

1. แบบเสนอเพื่อขอรับการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ เวอร์ชัน 2.0 ฉบับลงวันที่ 26 มีนาคม 2558
2. โครงการวิจัยฉบับสมบูรณ์ เวอร์ชัน 2.0 ฉบับลงวันที่ 26 มีนาคม 2558
3. ประวัติผู้วิจัย

ได้ผ่านการรับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ โดยยึดหลักเกณฑ์ตามประกาศ เฮลซิงกิ (Declaration of Helsinki) และแนวทางการปฏิบัติการวิจัยทางคลินิกที่ดี (The International Conference on Harmonization in Good Clinical Practice หรือ ICH-GCP) โดยขอให้รายงานความก้าวหน้าของโครงการวิจัยทุก 12 เดือน

ลงชื่อ.....

(รองศาสตราจารย์นายแพทย์บุญสิน ตั้งตระกูลวนิช)

ประธานคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

วันที่รับรอง: 2 เมษายน 2558

วันหมดอายุ: 1 เมษายน 2559

สำนักงานจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์  
 คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์  
 15 อ.กาญจนวณิช อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา 90110  
 โทรศัพท์ 0-7445-1149, 0-7445-1157  
 โทรสาร 0-7421-2900

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล	นางสาวธนวรรณ พรายด้สถ์	
รหัสประจำตัวนักศึกษา	5710120028	
วุฒิการศึกษา		
วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมชีวการแพทย์)	มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์	2556

## ทุนการศึกษา

ทุนการศึกษาโครงการปริญญาตรี-โท 5 ปี คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์  
ทุนอุดหนุนการวิจัยเพื่อวิทยานิพนธ์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

## การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

T. Praydas, B. Wongkittisuksa, and S. Tanthanuch, "Obstructive Sleep Apnea Severity Multiclass Classification Using Analysis of Snoring Sounds" in *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on Biomedical Engineering and Systems (ICBES'16)*, Budapest, Hungary, August 16<sup>th</sup>-17<sup>th</sup>, 2016.