



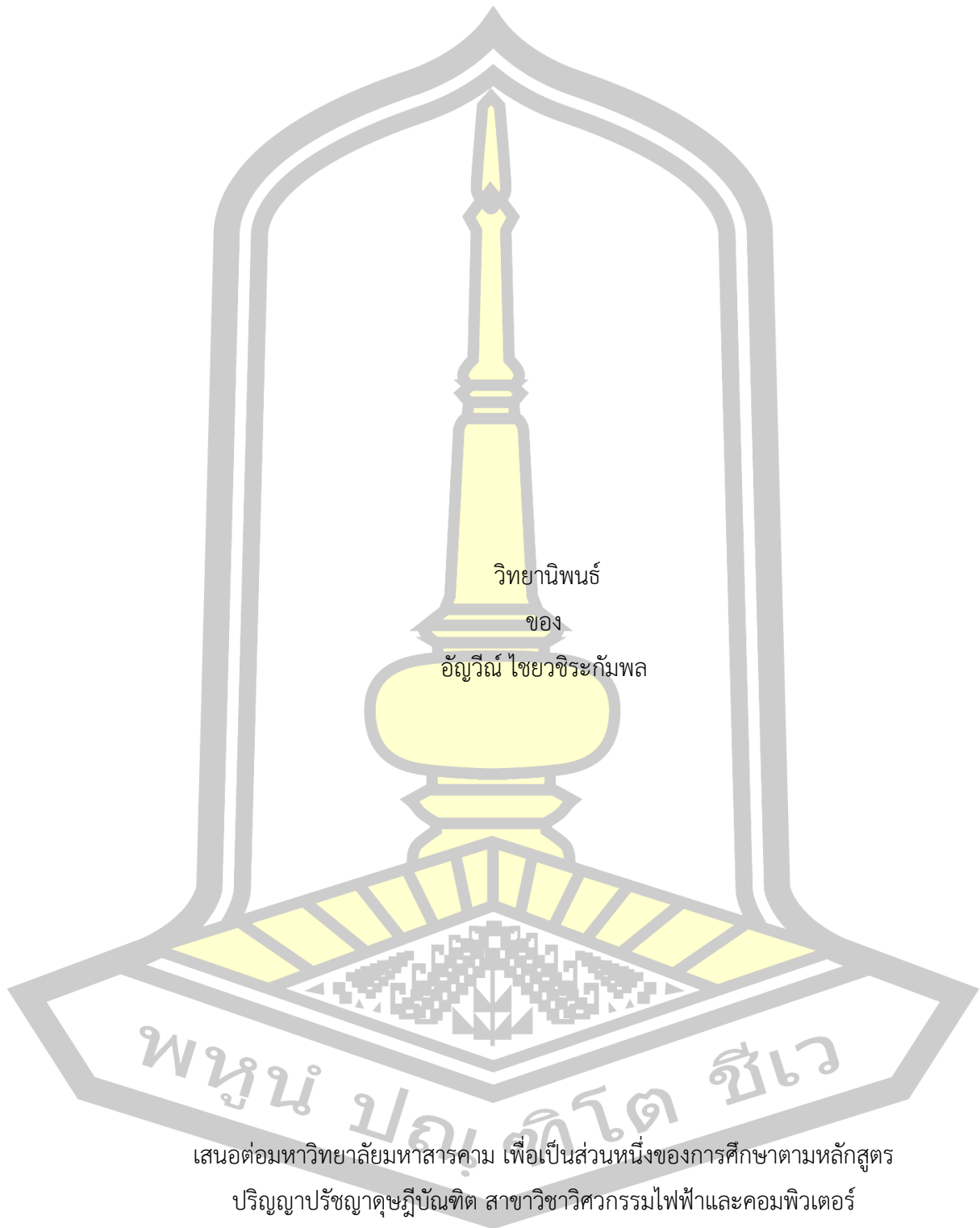
ระบบการเรียนรู้เสียงร้องไห้ของเด็กทารกโดยใช้เครื่องจักรการเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม

วิทยานิพนธ์
ของ
อัญวีณ์ ไชยวิชระกัมพล

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
ตุลาคม 2562

สงวนลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

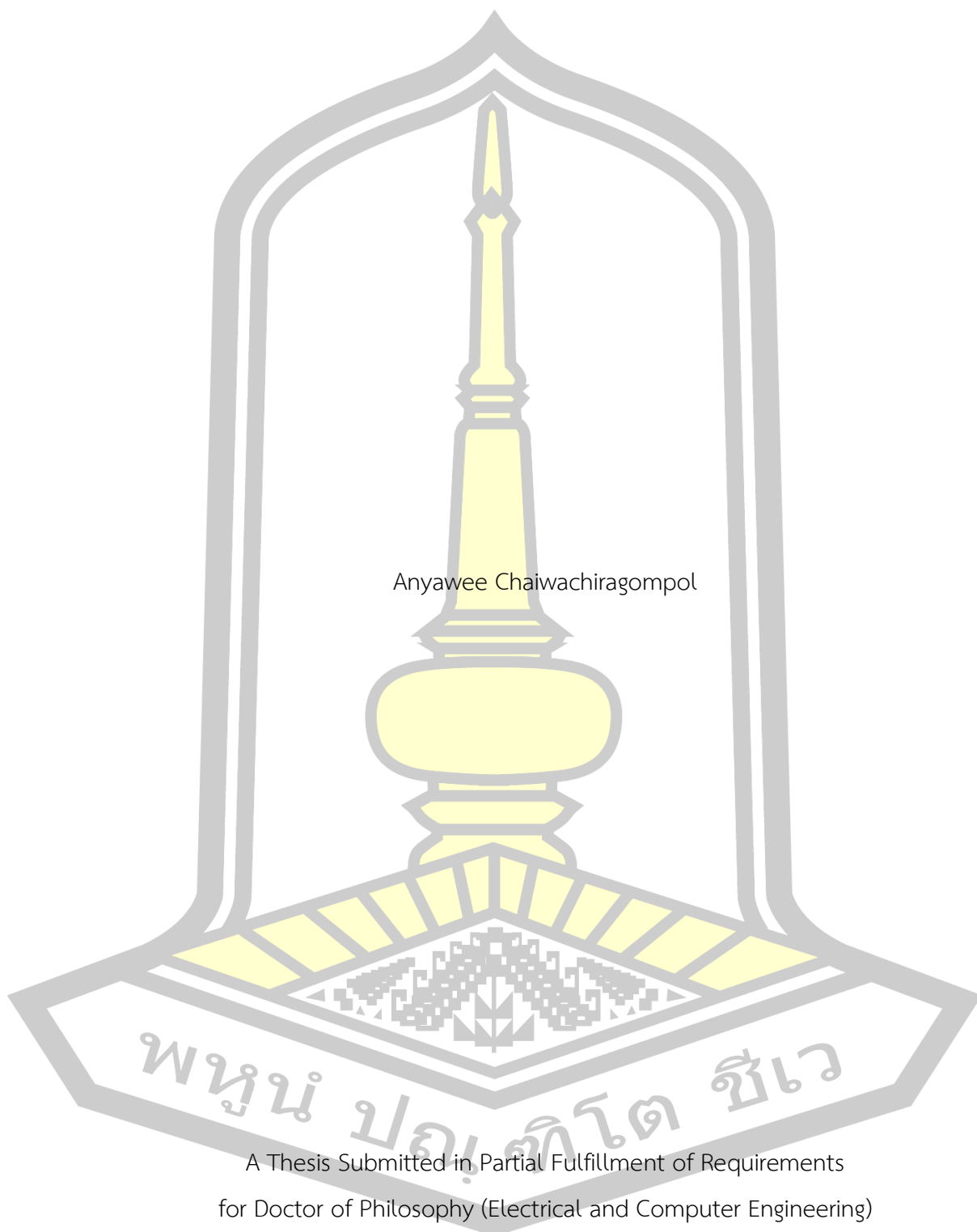
ระบบการเรียนรู้เสียงร้องไห้ของเด็กทารกโดยใช้เครื่องจักรการเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม



เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

ตุลาคม 2562

สงวนลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



Anyawee Chaiwachiragompol

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Doctor of Philosophy (Electrical and Computer Engineering)

October 2019

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางสาวอัญญวีณ์ ไชยวงษ์ระ
กัมพล แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. ญัฐฉติ สุวรรณทา)

กรรมการ

(ผศ. ดร. ชลธิ์ โพธิ์ทอง)

กรรมการ

(ผศ. ดร. นิวัฒน์ อังควิศิษฐพันธ์)

กรรมการ

(รศ. ดร. วรวัฒน์ เสี่ยงมวิบูล)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัย
มหาสารคาม

(รศ. ดร. อนงค์ฤทธิ์ แข็งแรง)

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ผศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

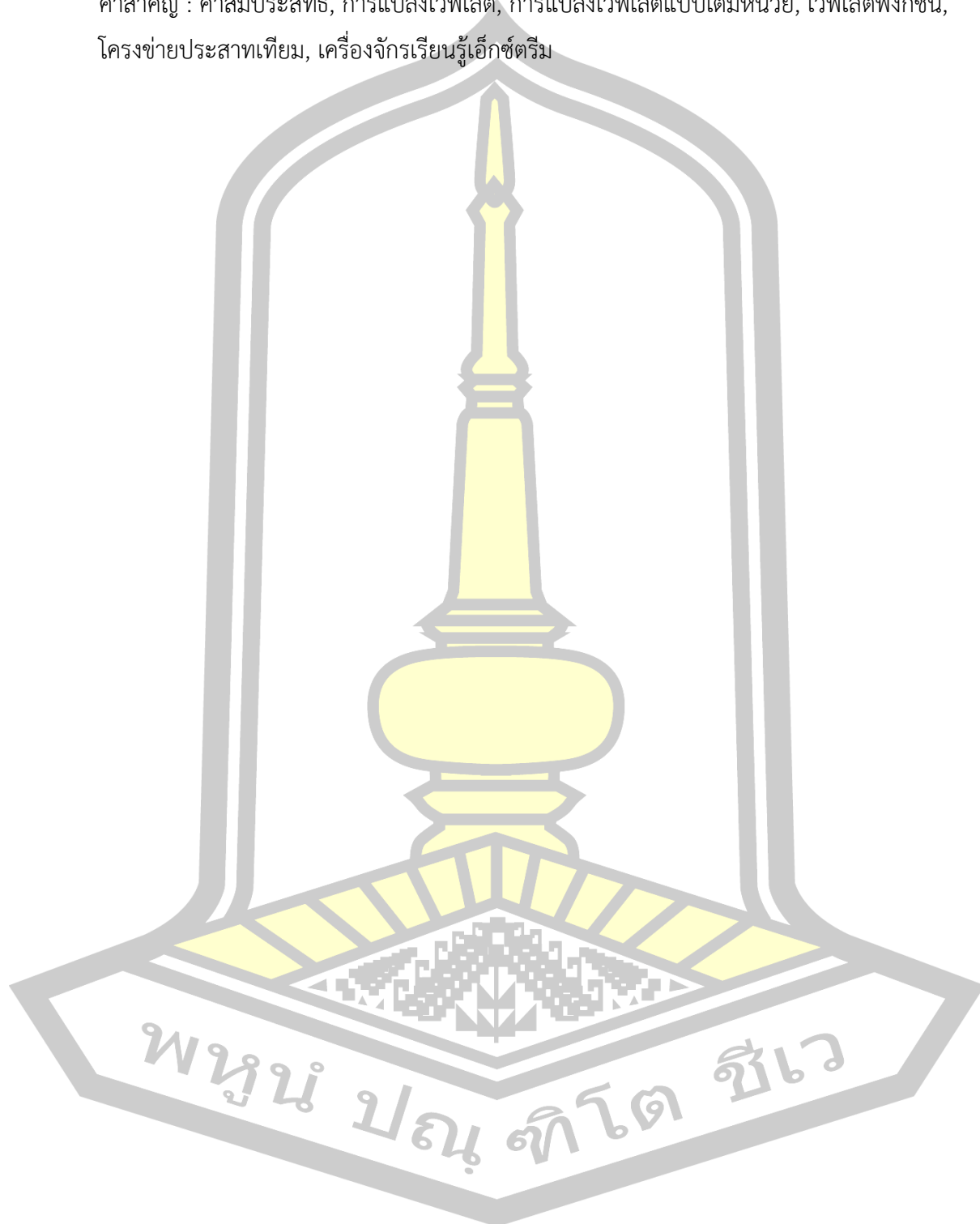
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	ระบบการเรียนรู้เสียงร้องไห้ของเด็กทารกโดยใช้เครื่องจักรการเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม		
ผู้วิจัย	อัญวีณ์ ไชยวชิระกัมพล		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ณัฐฤติ สุวรรณทา		
ปริญญา	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต	สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2562

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงด้วยวิธีการแปลงเวฟเลตเติมหน่วยจากฟังก์ชันเวฟเลต Haar , Coif1 , Db2, Sym2 และ Bior3.1 โดยพิจารณาหาค่าตัวกรองความถี่ที่เหมาะสมที่สุดจากค่า Global Threshold ซึ่งตัวกรองที่เหมาะสมจะทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์ของพลังงานสัญญาณ (Retained energy) มีค่าเท่ากับค่าของจำนวนตัวกรองระดับศูนย์ (Number of zeros) เมื่อได้ค่าระดับตัวกรองความถี่ที่เหมาะสมของสัญญาณแล้วจึงนำมาสกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียงร้องไห้เด็กทารก และค่าที่ได้จะเป็นค่าสัมประสิทธิ์ของแต่ละสัญญาณเสียง นำค่าสัมประสิทธิ์ที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะเข้าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกเสียงร้องไห้เด็กทารกด้วยเครื่องจักรเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine: ELM) งานวิจัยได้ศึกษาและทดลองการจำแนกข้อมูลด้วยการกำหนดตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องโดยโครงสร้างของตัวแบบเป็นชนิดชั้นเดียว (Single Layer Neural Feed Forward: SLNF) ที่ประกอบไปด้วยชั้นข้อมูลนำเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output layer) โดยกำหนดตัวแบบสำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพค่าความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลเสียงร้องไห้เด็กทารกของจำนวนชั้นซ่อนที่ 10 – 50 โหนด และอัตราการฝึกสอนต่อการทดสอบตัวแบบที่ 70 ต่อ 30 ค่าความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลจะให้ค่าที่เหมาะสมจากจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epoch) ต่อค่าประเมินการวิเคราะห์ความเหมาะสม (Validation) และค่าประสิทธิภาพการทำงานของตัวแบบ (Performance) ที่มีค่านัยสำคัญที่สอดคล้องกัน ผลการทดลองพบว่าเมื่อนำสัญญาณเสียงทดสอบทั้งสิ้น 25 เสียงจากกลุ่มภาษาเสียงร้องไห้เด็กทารกคือ “Eh” “Eairh” “Neh” “Heh” “Owh” ผ่านการสกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียงด้วยฟังก์ชัน Haar เวฟเลต และนำข้อมูลเข้าเรียนรู้ในตัวแบบชั้นซ่อนที่ 20 โหนด ได้ค่าความถูกต้องดีที่สุดสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้เด็กทารกที่ 94.74 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งให้ค่าความสัมพันธ์จากค่าประสิทธิภาพของระบบตัวแบบการเรียนรู้ที่ 0.686 และจำนวนรอบของการเรียนรู้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดได้ 9 รอบ

คำสำคัญ : ค่าสัมประสิทธิ์, การแปลงเวฟเลิต, การแปลงเวฟเลิตแบบเต็มหน่วย, เวฟเลิตฟังก์ชัน,
โครงข่ายประสาทเทียม, เครื่องจักรเรียนรู้เอ็กซ์ตริม



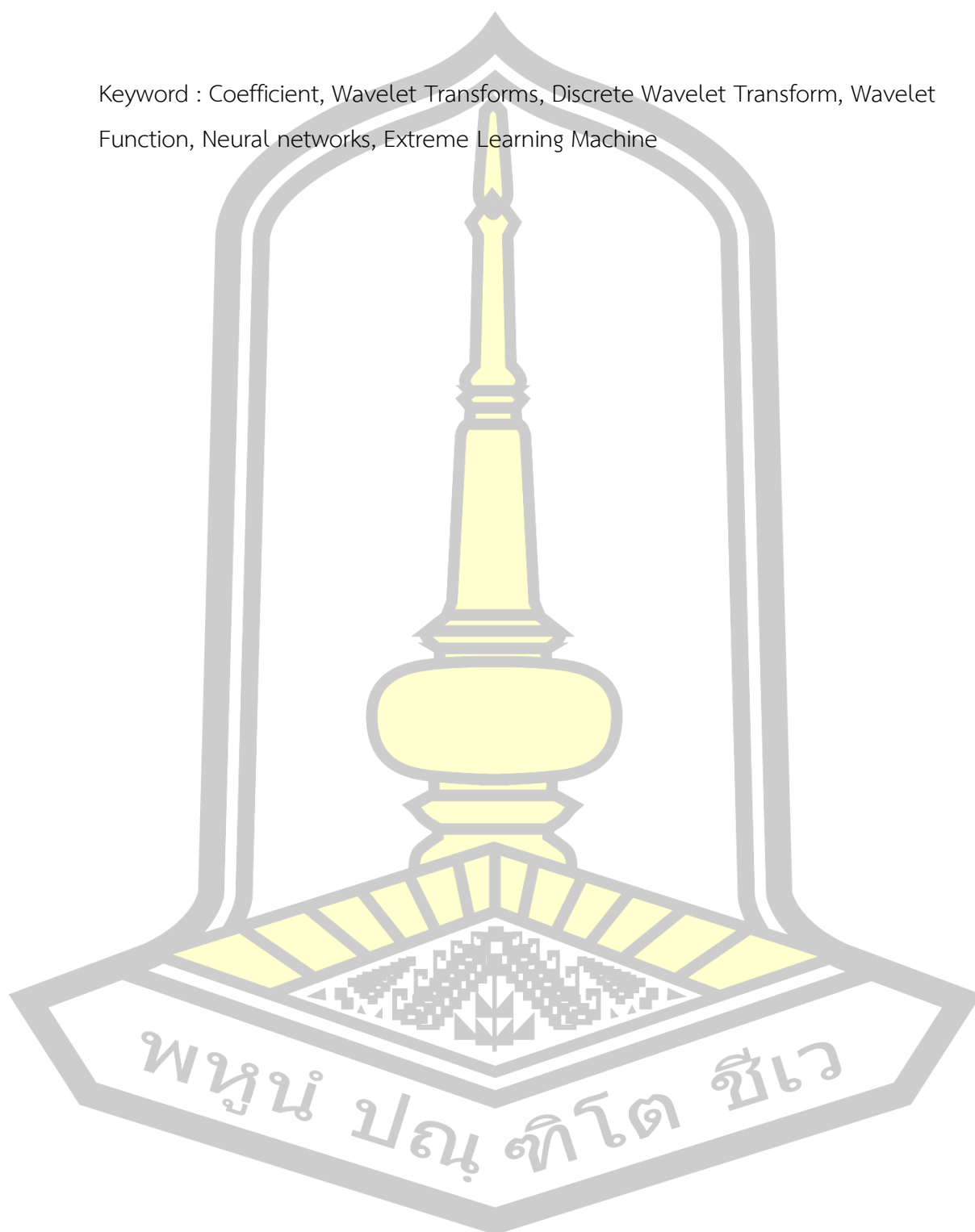
TITLE	The Learning System of Infant Cry using Extreme Learning Machines		
AUTHOR	Anyawee Chaiwachiragompol		
ADVISORS	Assistant Professor Nattawoot Suwanta , Ph.D.		
DEGREE	Doctor of Philosophy	MAJOR	Electrical and Computer Engineering
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2019

ABSTRACT

The objective of this research is to extract the characteristics of the signal using with Discrete Wavelet Transform (DWT) method from Haar, Coif1, Db2, Sym2 and Bior3.1 wavelet function by considering the most suitable filter frequency values from the Global Threshold. The appropriate filter will make the retained energy equal to the number of zeros. When receiving the filter level, the appropriate frequency of the signal then extracted the features of the Infant cry and the value will be the coefficient of signal. After that, the coefficient of feature extraction was applied to a neural network for identify infants crying with Extreme Learning Machine (ELM). The research has studied and tested the data classification by defining the machine learning model by the single layer neural feed forward (SLNF) that consists of the input layer, Hidden layer and output layer. By defining models for comparing accuracy data of classification, infants crying, number of hidden layers at 10 - 50 nodes and rate of training per test model at 70:30. The accuracy of the data classification will provide the appropriate value from the Epoch number of learning on the validation, and performance of the model with the relationship of significance value. The results showed that when testing a total of 25 signals form baby language groups, the crying of an infant was "Eh" "Eairh" "Neh" "Heh" "Owh" through the extraction with the Haar Wavelet function and bring the data to learn in the hidden model at 20 nodes. Get the best accuracy value for the infants cry at 94.74% which gives the relationship value from the performance value of a learning 0.686 and the

number of learning that is most 9 Epoch.

Keyword : Coefficient, Wavelet Transforms, Discrete Wavelet Transform, Wavelet Function, Neural networks, Extreme Learning Machine



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยดีโดยได้รับความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างสูง
 ยิ่งจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐฉิ สุวรรณทา อาจารย์ที่ปรึกษา ขอขอบพระคุณมา ณ ที่นี้ด้วย
 ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.วรวัฒน์ เสงี่ยมวิบูล กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วย
 ศาสตราจารย์ ดร.นิวัตร อังควิศิษฐพันธ์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชลธิ โปธ์ทอง
 กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อนันต์ เครือทรัพย์าวร ประธานกรรมการสอบ
 วิทยานิพนธ์และเป็นผู้ทรงคุณวุฒิจากมหาวิทยาลัยขอนแก่น

ขอขอบพระคุณห้องปฏิบัติการ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะ
 วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ให้ความอนุเคราะห์สถานที่ทดลองและเก็บข้อมูล
 ขอขอบพระคุณสาขาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ คณะเกษตรศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี
 ราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสุรินทร์ ที่ได้มอบทุนการศึกษาตลอดการเรียนการสอนในหลักสูตร ฯ

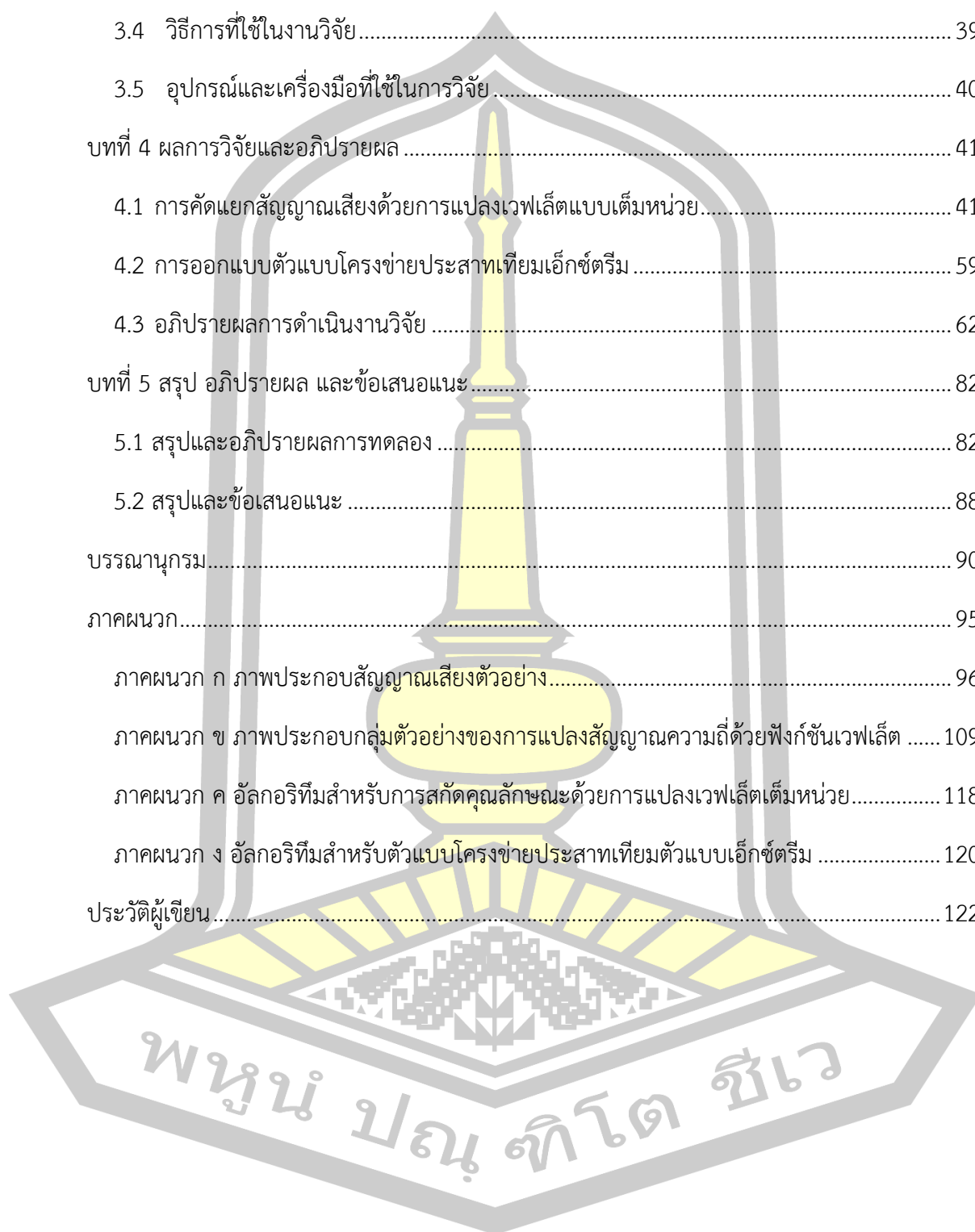
อัญวีณ์ ไชยวชิระกัมพล



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ฉ
กิตติกรรมประกาศ.....	ช
สารบัญ.....	ฅ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพประกอบ.....	ท
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ภูมิหลัง.....	1
1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4 นิยามศัพท์เฉพาะ.....	4
บทที่ 2 ปรีทัศน์เอกสารข้อมูล.....	6
2.1 ลักษณะเสียงร้องของเด็กทารก.....	6
2.2 การคัดแยกสกัดคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณเสียง.....	9
2.3 ระบบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network).....	22
2.4 เครื่องจักรเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine).....	26
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	27
2.6 สรุป.....	32
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	33
3.1 การรวบรวมข้อมูล.....	33
3.2 ขั้นตอนการทำงานวิจัย.....	37

3.3	การเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล	38
3.4	วิธีการที่ใช้ในงานวิจัย.....	39
3.5	อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	40
บทที่ 4	ผลการวิจัยและอภิปรายผล	41
4.1	การคัดแยกสัญญาณเสียงด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย.....	41
4.2	การออกแบบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตรีม	59
4.3	อภิปรายผลการดำเนินงานวิจัย	62
บทที่ 5	สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	82
5.1	สรุปและอภิปรายผลการทดลอง	82
5.2	สรุปและข้อเสนอแนะ	88
บรรณานุกรม.....		90
ภาคผนวก.....		95
ภาคผนวก ก	ภาพประกอบสัญญาณเสียงตัวอย่าง.....	96
ภาคผนวก ข	ภาพประกอบกลุ่มตัวอย่างของการแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต	109
ภาคผนวก ค	อัลกอริทึมสำหรับการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย.....	118
ภาคผนวก ง	อัลกอริทึมสำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมตัวแบบเอ็กซ์ตรีม	120
ประวัติผู้เขียน.....		122



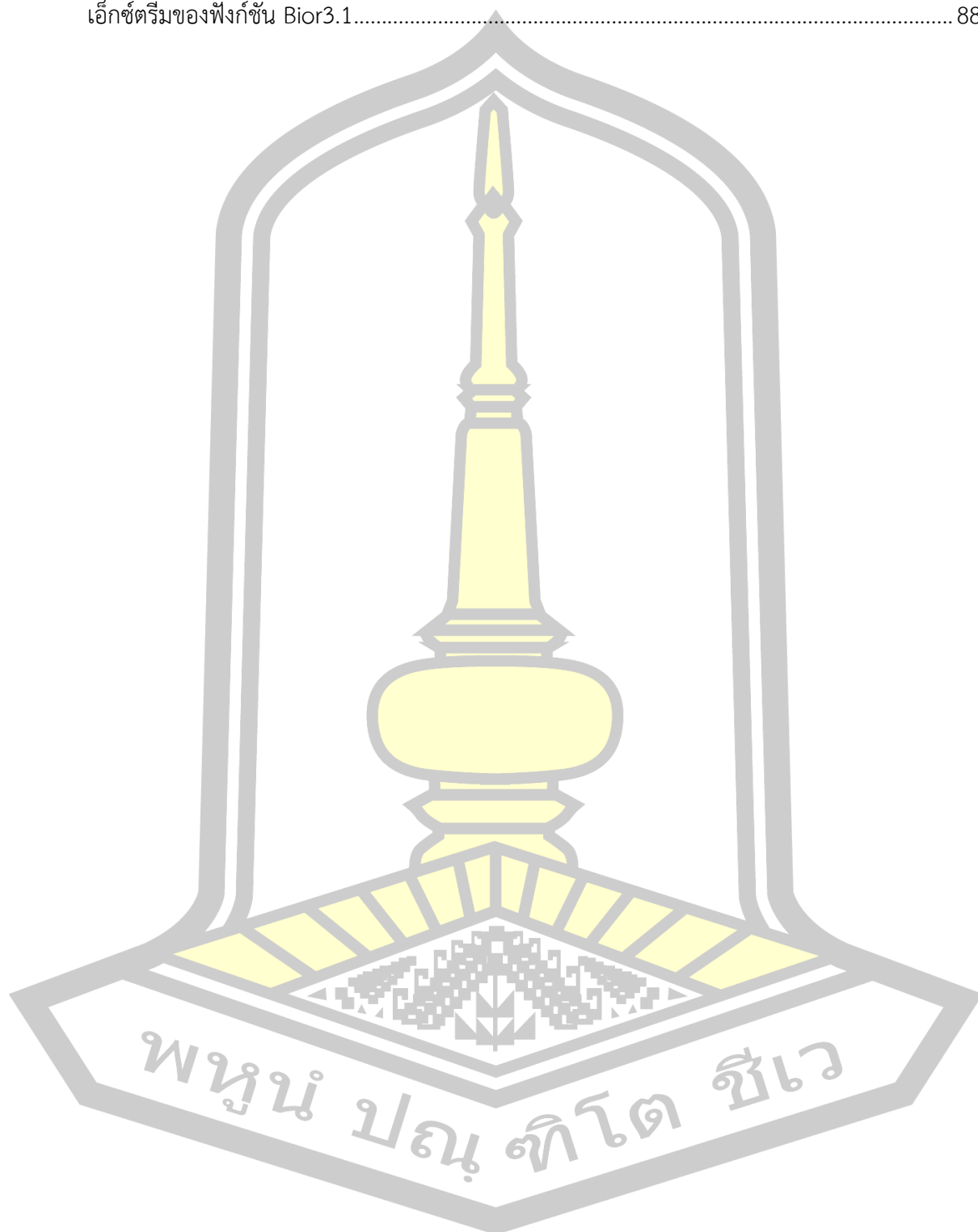
สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยการตัดแยกคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีต่าง ๆ.....	30
ตาราง 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยการตัดแยกคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีต่าง ๆ (ต่อ).....	31
ตาราง 2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยการตัดแยกคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีต่าง ๆ (ต่อ).....	32
ตาราง 4.1 ตารางแสดงผลการพิจารณาตัวกรองสัญญาณด้วยฟังก์ชันการแปลงเวฟเล็ต.....	43
ตาราง 4.2 ตารางแสดงผลการพิจารณาตัวกรองสัญญาณด้วยฟังก์ชันการแปลงเวฟเล็ต(ต่อ)	44
ตาราง 4.3 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Haar ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด.....	62
ตาราง 4.4 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Haar ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด.....	63
ตาราง 4.5 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Haar ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด.....	63
ตาราง 4.6 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Db2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด.....	66
ตาราง 4.7 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Db2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด.....	66
ตาราง 4.8 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Db2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด.....	67
ตาราง 4.9 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Sym2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด.....	70
ตาราง 4.10 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Sym2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด.....	70

ตาราง 4.11 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Sym2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด.....	70
ตาราง 4.12 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Coif1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด.....	74
ตาราง 4.13 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Coif1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด.....	74
ตาราง 4.14 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Coif1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด.....	74
ตาราง 4.15 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Bior3.1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด.....	78
ตาราง 4.16 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Bior3.1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด.....	78
ตาราง 4.17 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ของฟังก์ชัน Bior3.1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด.....	78
ตาราง 5.1 สรุปค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ที่ชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด	83
ตาราง 5.2 สรุปค่าประสิทธิภาพความของระบบตัวแบบการเรียนรู้ที่กำหนดชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด.....	84
ตาราง 5.3 สรุปจำนวนรอบของการเรียนรู้ของตัวแบบที่จำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด.....	85
ตาราง 5.4 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Haar.....	86
ตาราง 5.5 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Db2.....	86
ตาราง 5.6 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Sym2.....	87
ตาราง 5.7 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Coift1.....	87

ตาราง 5.8 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Bior3.1.....	88
--	----



สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบ 2.1 แสดงลักษณะสเปคโตรแกรมของเสียงเด็กทารกร้องไห้ในหลายโหมด	7
ภาพประกอบ 2.2 แสดงตัวอย่างสัญญาณเสียงร้องทารก	9
ภาพประกอบ 2.3 แสดงลักษณะของเวฟเล็ต	10
ภาพประกอบ 2.4 แผนภาพแสดงการกระจายสัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด	13
ภาพประกอบ 2.5 การแยกสัญญาณด้วยตัวกรองแบบ 2 ช่องสัญญาณ	14
ภาพประกอบ 2.6 การแปลงกลับสัญญาณด้วยตัวกรองแบบ 2 ช่องสัญญาณ	15
ภาพประกอบ 2.7 แสดงการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย	16
ภาพประกอบ 2.8 แสดงการสร้างกลับจากองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย	16
ภาพประกอบ 2.9 เวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Haar	18
ภาพประกอบ 2.10 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Coiflets	18
ภาพประกอบ 2.11 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Symlets	19
ภาพประกอบ 2.12 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Daubechies	20
ภาพประกอบ 2.13 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Biorthogonal	21
ภาพประกอบ 2.14 แสดงโมเดลของประสาทในสมองมนุษย์	22
ภาพประกอบ 2.15 แสดงโมเดลของประสาทในคอมพิวเตอร์	23
ภาพประกอบ 2.16 แสดงโครงสร้างวงจรโครงข่ายประสาท	24
ภาพประกอบ 2.17 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน	25
ภาพประกอบ 2.18 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน	25
ภาพประกอบ 2.19 โครงสร้าง SLNF	26
ภาพประกอบ 3.1 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเอียะ	34
ภาพประกอบ 3.2 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเอะ	34
ภาพประกอบ 3.3 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเฮะ	35

ภาพประกอบ 3.4 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเนะ.....	36
ภาพประกอบ 3.5 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงอว	36
ภาพประกอบ 3.6 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงาน.....	38
ภาพประกอบ 4.1 ตัวอย่างโครงสร้างการออกแบบระดับตัวกรองสัญญาณความถี่	42
ภาพประกอบ 4.2 โครงสร้างการออกแบบระดับตัวกรองสัญญาณความถี่	45
ภาพประกอบ 4.3 แสดงภาพสีของค่าสัมประสิทธิ์ในแต่ละระดับตัวกรองความถี่.....	46
ภาพประกอบ 4.4 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Haar.....	47
ภาพประกอบ 4.5 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Coif1.....	47
ภาพประกอบ 4.6 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Sym2.....	48
ภาพประกอบ 4.7 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Db2.....	48
ภาพประกอบ 4.8 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Bior3.1.....	49
ภาพประกอบ 4.9 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Haar.....	49
ภาพประกอบ 4.10 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Coif1.....	50
ภาพประกอบ 4.11 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Sym2.....	50
ภาพประกอบ 4.12 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Db2.....	51
ภาพประกอบ 4.13 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเลิตฟังก์ชัน Bior3.1.....	51

ภาพประกอบ 4.27 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ต ฟังก์ชัน Db2	58
ภาพประกอบ 4.28 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ต ฟังก์ชัน Bior3.1	59
ภาพประกอบ 4.29 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมชั้นซ่อนจำนวน 10 โหนด	60
ภาพประกอบ 4.30 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมชั้นซ่อนจำนวน 20 โหนด	60
ภาพประกอบ 4.31 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมชั้นซ่อนจำนวน 30 โหนด	61
ภาพประกอบ 4.32 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมชั้นซ่อนจำนวน 40 โหนด	61
ภาพประกอบ 4.33 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมชั้นซ่อนจำนวน 50 โหนด	61
ภาพประกอบ 4.34 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Haar.....	65
ภาพประกอบ 4.35 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Db2.....	69
ภาพประกอบ 4.36 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Sym2.....	73
ภาพประกอบ 4.37 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Coif1.....	77
ภาพประกอบ 4.38 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Bior3.1.....	81



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ภูมิหลัง

เมื่อแรกคลอดสัญญาณของทารกคือการมีชีวิตรอด ทารกปกติจะมีทักษะการหายใจได้เอง อย่าน่าอัศจรรย์ เมื่อแรกคลอดที่ตัดสายสะดือทารกและคุณแม่ถูกแยกออกเป็นคนละคนแล้ว ยกเว้นในรายที่มีอาการผิดปกติร่วมด้วยซึ่งไม่สามารถหายใจได้เอง ทารกวัยแรกเกิดนี้ประสาทสัมผัสทั้ง 5 เริ่มทำงาน สามารถได้ยินเสียงจากสิ่งแวดล้อมรอบตัวได้เป็นอย่างดี เพราะหูของทารกรับรู้ได้ยินเสียงตั้งแต่เดือนที่ 7 ขณะอยู่ในครรภ์ รู้สึกร้อนหนาว ร้องเมื่อเปียก และ หวาน หรือหิว ประสาทสัมผัสทั้ง 5 ทำงานเกือบปกติแล้ว ยกเว้นการมองเห็น เพราะทารกแรกเกิดถึง 30 วัน สามารถมองเห็นกลางๆ คล้ายทีวีขาวดำระยะ 1 ฟุตเท่านั้น สิ่งที่คุณแม่หรือผู้เลี้ยงดูทารกพึงปฏิบัติได้เมื่อแรกคลอดคือวิธีการตอบสนองความต้องการของทารกซึ่งเป็นกิจวัตรจะช่วยกระตุ้นสายสัมพันธ์และทำให้เขามีพัฒนาการด้านสุขภาพและอารมณ์ และนั่นก็คือเสียงร้องที่ทารกได้เปล่งออกมานั่นเอง ดังนั้นการเลี้ยงดูเด็กทารกในสภาวะแรกเกิดถือว่าเป็นสิ่งที่สำคัญ เนื่องจากเด็กแรกเกิดไม่สามารถเปล่งเสียงพูดออกมาแสดงถึงความต้องการของตน ดังนั้นในสภาวะแรกเกิดจึงไม่สามารถสื่อสารความต้องการของตนเองถึงผู้เลี้ยงดูผ่านทางคำพูดได้ แต่สามารถแสดงได้โดยการร้องไห้แทน การที่ผู้เลี้ยงดูเด็กทารกสามารถตอบสนองต่อความต้องการของเด็กทารกได้นั้นย่อมส่งผลต่อการเลี้ยงดูเด็กทารกให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น เพราะการเลี้ยงดูทารกให้เกิดประสิทธิภาพนั้นจะส่งผลต่อสภาพจิตใจและสภาพอารมณ์ในการพัฒนาทางสมองของทารกอีกด้วย หลายสาขาวิชาชีพให้ความสนใจในเรื่องความผูกพันระหว่างแม่และเด็ก เพราะในทางจิตเวชถือว่าความผูกพันนี้มีความสัมพันธ์กับสุขภาพจิตของเด็กและส่งผลต่อความสัมพันธ์ของเด็กกับบุคคลอื่นในอนาคตเมื่อเด็กทารกมีการเจริญเติบโตขึ้น

ปี ค.ศ. 1998 พรินซ์ซิลลา ดันสแตน ได้ทำการศึกษาพฤติกรรมการร้องไห้ของทารกโดยร่วมมือกับองค์กรวิจัยประเทศออสเตรเลียและสหรัฐอเมริกาโดยจัดตั้งเป็นหน่วยงานที่ชื่อว่า Dunstan Baby Language (DBL) [1] ซึ่งเป็นหน่วยงานสำหรับงานวิจัยและส่งเสริมทางด้านพฤติกรรมของทารก จากการศึกษาวิจัยเสียงร้องของเด็กทารกแรกเกิดถึงหกเดือนจากจำนวนมากกว่า 1,000 คน ใน 20 ประเทศทั่วโลก สามารถแยกออกได้ 5 กลุ่มเสียงคือ “เฮะ” (Heh) เป็นเสียงที่เด็กร้องบ่อยที่สุดเพื่อบอกคุณแม่ว่าลูกกำลังรู้สึกไม่สบายตัว ซึ่งเกิดจากความเปียกชื้น ร้อน เหนียวตัว โดยคุณแม่สามารถดูแลด้วยการอาบน้ำและทาแป้งเด็กโรยตัว เพื่อป้องกันการเปียกชื้นและยังป้องกันไม่ให้เกิดผดผื่น

“เอะ” (Eh) บอกลักษณะที่ลูกน้อยมีลมในท้อง คุณแม่ควรดูแลด้วยการอุ้มลูกขึ้นมาประคองศีรษะลูก ให้พาดบ่า หันหน้าเข้าหาคุณแม่แล้วตบหลังลูกเบาๆ หรืออาจจะอุ้มลูกให้ลูกขึ้นมาในท่านั่ง โนมัมตัวลูกไปข้างหน้าเล็กน้อยและตบหลังลูกเบาๆ “อาว” (Owh) หมายความว่าหนูกำลังง่วงนอนและอยากจะพักผ่อนแล้ว “อินเนะ” หรือ “เนะ” (Neh) เสียงร้องนี้หมายความว่าลูกกำลังกระหายน้ำหรือหิวนม อยากให้คุณแม่ป้อนนม ป้อนน้ำ ให้รู้สึกอิ่ม และเสียง “เอียะ” (Eairh) บอกลักษณะที่ลูกน้อยมีอาการท้องอืดหรือปวดท้องซึ่งมีลักษณะคล้ายกับเสียงเอะ มาจากอาการเริ่มต้นของการเรอ มีความผิดปกติของลำไส้ ลูกน้อยจะมีความรู้สึกไม่สบายตัว [2] การจำแนกพฤติกรรมของเด็กทารกจากเสียงดังที่ได้กล่าวมานี้ โดยปกติแล้วสามารถทำได้ใช้โดยผู้เชี่ยวชาญเท่านั้น ส่วนผู้ที่ยังไม่มีประสบการณ์ในเรื่องนี้สามารถเรียนรู้พฤติกรรมของเด็กทารกได้โดยการทดลองแบบลองผิดลองถูก โดยการฟังเสียงและตอบสนองจนกระทั่งเด็กหยุดร้องแล้วจำวิธีนั้นมาใช้ต่อไปซึ่งการเรียนรู้แบบนี้ใช้ระยะเวลานาน

อดีตมีงานวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารกเพื่อให้ตอบสนองต่อผู้เลี้ยงให้เร็วที่สุด ซึ่งงานวิจัยเหล่านี้จะเป็นพื้นฐานต่อการพัฒนาการเจริญเติบโตของทารกต่อไป งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกพฤติกรรมเสียงร้องไห้ของทารกนั้นใช้หลักการวิเคราะห์จากกระบวนการประมวลผลสัญญาณเสียง โดยการสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงแล้วนำค่าข้อมูลที่ได้จากการสกัดมาเข้าสู่กระบวนการจำแนกเสียงด้วยวิธีการเรียนรู้โดยโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ การสกัดค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของเสียงร้องไห้ด้วยเทคนิคค่าสัมประสิทธิ์บนเมลสเกล (Mel Frequency Cepstral Coefficients : MFCC) และจำแนกเสียงหาประสิทธิภาพความแม่นยำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยวิธี Support Vector Machines (SVM) [3] หลังจากนั้นได้มีงานวิจัยทางด้านการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารกเพื่อหาการเกิดโรคพยาธิด้วยการใช้เทคนิคการแปลงเวฟเล็ตแพคเก็ต (Wavelet Transform: WT) เพื่อสกัดสัญญาณเสียงของเด็กปกติและเด็กที่เป็นโรคพยาธิ ซึ่งใช้ตัวแบบความน่าจะเป็นของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกเสียงร้องไห้ ซึ่งผลการจำแนกได้ค่าประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุดได้ถึง 99% [4] ต่อมา M. Hariharan ได้ใช้วิธีการสกัดสัญญาณเสียงด้วยการวิเคราะห์ความถี่เสียงและใช้การพยากรณ์แบบถดถอยเพื่อใช้ในการจำแนกเด็กปกติและเด็กที่ป่วยเป็นโรคพยาธิจากเสียงร้องไห้ [5] และในปี 2012 M. Hariharan ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multilayer Perceptron (MLP) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบหน่วงเวลา (Time-Delay Neural Network : TDNN) เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับงานวิจัยที่ใช้ที่ผ่านมาในการจำแนกเด็กที่เป็นโรคพยาธิจากเสียงร้องไห้ [6] ในปี 2015 Alejandro ได้วิจัยการรูปแบบการจำแนกเสียงร้องไห้ของ

ทารกด้วยเทคนิคพีซีและใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะของเสียงแบบการหาค่าสัมประสิทธิ์บนเมลสเกล [7]

การคัดแยกเสียงอีกแบบหนึ่งที่ผู้วิจัยคาดว่ามีความมีประสิทธิภาพเช่นกันคือการจำแนกเสียงโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neuron network) มาทำการจดจำลักษณะของการเกิดเสียงร้องแบบต่าง ๆ ของเด็กทารก โดยให้ผู้เชี่ยวชาญคอยตรวจสอบความถูกต้องให้โครงข่ายอีกครั้งหนึ่ง ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมนี้อาจจะสามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง ซึ่งสามารถนำรูปแบบเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้งานตามสถานที่ต่าง ๆ เช่น โรงพยาบาล สถานเลี้ยงเด็กแรกเกิด เป็นต้น

1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย

1.2.1 เพื่อสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ต (Discrete Wavelet Transform: DWT)

1.2.2 เพื่อจำแนกเสียงร้องไห้ของเด็กทารกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเครื่องจักรเรียนรู้เอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine: ELM)

1.2.3 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำในการจำแนกเสียงร้องไห้ของเด็กทารกจากค่าสัมประสิทธิ์ของการสกัดคุณลักษณะสัญญาณเสียงด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต ผ่านตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม แบบเครื่องจักรเรียนรู้เอ็กซ์ตรีม

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

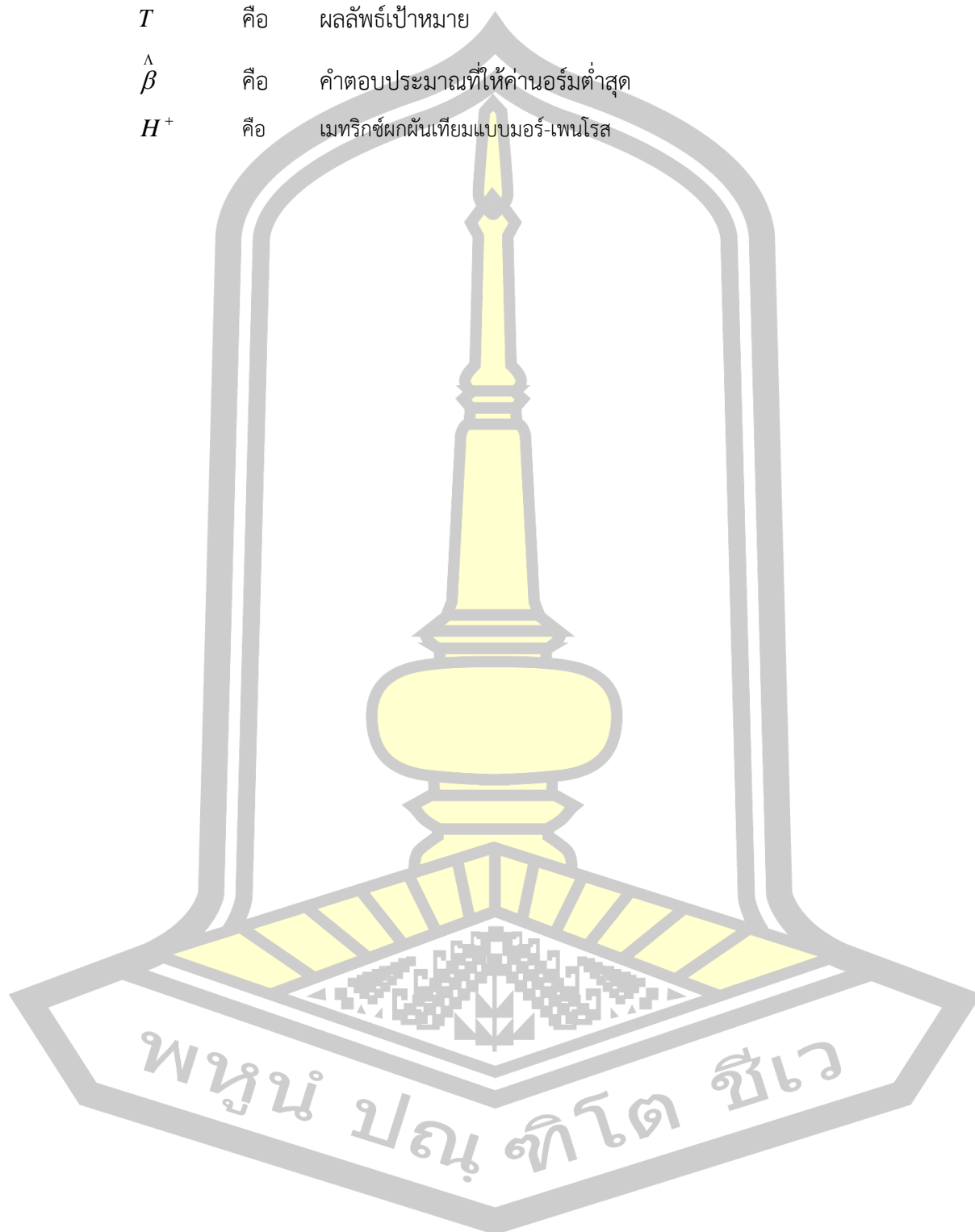
1.3.1 การสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงด้วยวิธีการเวฟเล็ตทรานฟอร์มแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) และการจำแนกเสียงร้องไห้ของเด็กทารกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมตัวแบบ ELM

1.3.2 ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้จากหน่วยงานวิจัยทางด้านความเชี่ยวชาญภาษาเด็กทารก (Dunstan Baby Language: DBL)

1.4 นิยามศัพท์เฉพาะ

W	คือ	แทนค่าแต่ละค่า
a	คือ	แทนค่าสเกลของเวฟเล็ต
b	คือ	แทนค่าการเลื่อนตำแหน่งของเวฟเล็ต
$g(t)$	คือ	แทนเวฟเล็ตแม่
V	คือ	ปริภูมิเวกเตอร์
C_k^j	คือ	ค่าสัมประสิทธิ์จากการปรับระดับความละเอียด j ณ ตำแหน่งที่ k ใด ๆ
J	คือ	ระดับความละเอียด
K	คือ	ตำแหน่งที่ทำการวิเคราะห์ในสัญญาณ
$\Phi_k^j(t)$	คือ	ฟังก์ชันการปรับความละเอียดในปริภูมิใดๆ
Z	คือ	เซตของจำนวนเต็ม
$f(t)$	คือ	แทนค่าสัญญาณต้นแบบ
W^j	คือ	ปริภูมิเวกเตอร์เวฟเล็ต
$\Psi_k^j(t)$	คือ	ฟังก์ชันเวฟเล็ตจากการปรับระดับความละเอียด j ณ ตำแหน่งที่ k ใด ๆ
$g_j(t)$	คือ	สัญญาณที่เกิดจากฟังก์ชันเวฟเล็ตจากการปรับระดับความละเอียด j
d_k^j	คือ	กลุ่มของเซตสัมประสิทธิ์จากการปรับระดับความละเอียด j ณ ตำแหน่งที่ k ใด ๆ
$f_j(t)$	คือ	สัญญาณที่แยกออกความละเอียด j
V^j	คือ	ระดับชั้นของสัญญาณความละเอียด j
N	คือ	แทนชุดข้อมูลทั้งสิ้น N
i	คือ	ลำดับแต่ละรายการ
x_i	คือ	เขียนแทนคู่ลำดับชุดข้อมูลนำเข้าแต่ละรายการ
t_i	คือ	เขียนแทนคู่ลำดับชุดข้อมูลเป้าหมายของแต่ละรายการ
\tilde{N}	คือ	แทนจำนวนใดของชั้นซ้อนของโครงข่ายประสาทเทียม
j	คือ	ลำดับของค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละโหนด
f	คือ	ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดไม่เชิงเส้น
w_j	คือ	ค่าถ่วงน้ำหนักของโหนดแต่ละลำดับ
b_i	คือ	ค่าเอนเอียงของแต่ละลำดับ
H	คือ	ผลลัพธ์ที่ออกจากชั้นซ่อน

β	คือ	ค่าถ่วงน้ำหนัก
T	คือ	ผลลัพธ์เป้าหมาย
$\hat{\beta}$	คือ	คำตอบประมาณที่ให้ค่านอร์มต่ำสุด
H^+	คือ	เมทริกซ์ผกผันเทียมแบบมอร์-เพนโรส



บทที่ 2

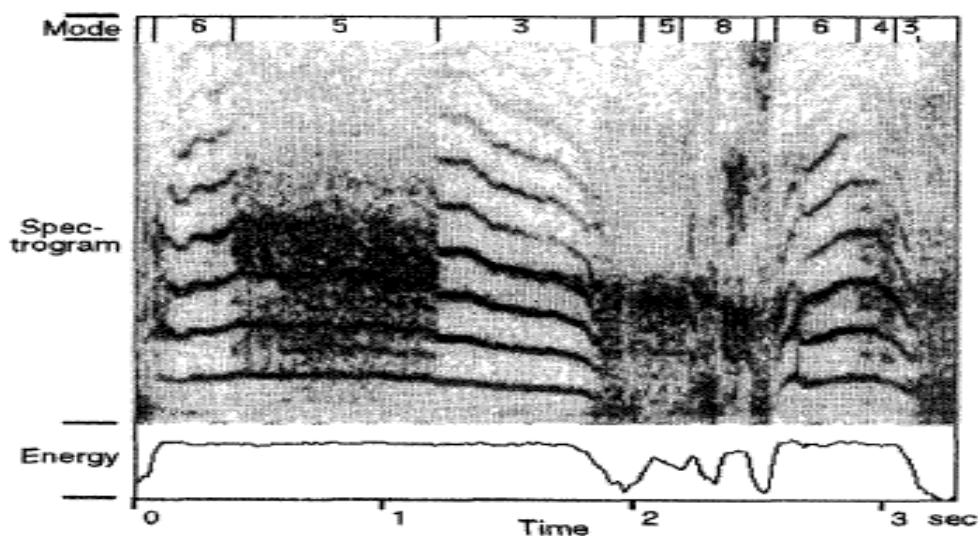
ปริทัศน์เอกสารข้อมูล

เนื้อหาในบทนี้ผู้เขียนจะอธิบายเทคนิคที่ใช้ในการคัดแยกสกัดคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณเสียงด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ช่วยปรับค่าสเกลตามความเหมาะสมของสัญญาณเสียง ทำให้ได้ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณที่มีคุณภาพโดยการผ่านตัวกรองความถี่ของแต่ละฟังก์ชันของเวฟเล็ต และอธิบายการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซ็ปตรอนชั้นเดียว (Single Layer Neural Feed Forward: SLNF) ด้วยตัวแบบเครื่องจักรเรียนรู้เอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine: ELM) เพื่อหาค่าความแม่นยำในการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารก ตลอดจนงานวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง

2.1 ลักษณะเสียงร้องไห้ของเด็กทารก

ลักษณะของเสียงร้องไห้ของเด็กทารกมีลักษณะที่แตกต่างจากเสียงพูด ดังนั้นวิธีการจดจำเสียงร้องไห้ของเด็กทารกจึงแตกต่างจากการจดจำเสียงพูดของมนุษย์ ได้มีผู้ศึกษาหาความแตกต่างของเสียงร้องไห้เด็กทารกปกติและเด็กทารกที่เจ็บป่วยจากสเปกโตรแกรมของรูปคลื่นเวลา-ความถี่ของเสียงร้องไห้ของเด็กทารกในการตรวจหาพฤติกรรมการร้องไห้ของเด็กทารกซึ่งเป็นการหาความสัมพันธ์ (correlation) กับค่าระดับของความไม่สบาย (level of distress: LOD) ที่ได้มาจากการประเมินสถานการณ์ในการร้องไห้ของเด็กโดยพ่อแม่ของเด็ก จากการศึกษาพบว่าสามารถประเมินค่าระดับของความไม่สบายได้ แต่ไม่สามารถบอกได้ถึงสาเหตุของการร้องไห้ [8] ดังภาพประกอบ 2.1 ตัวอย่างแสดงลักษณะสเปกโตรแกรมของเสียงเด็กทารกร้องไห้ในหลายโหมด

พูนุ ปณุกิตโต ชีเว



ภาพประกอบ 2.1 แสดงลักษณะสเปคโตรแกรมของเสียงเด็กทารกร้องไห้ในหลายโหมด [8]

ต่อมานงานวิจัยทางด้านพฤติกรรมของทารกก็เริ่มมีให้เห็นมากขึ้น การทำวิจัยในด้านนี้จะส่งผลต่อการเจริญเติบโตของทารกในอนาคต ซึ่งหลายๆหน่วยงานก็ได้ให้ความสนใจกับพฤติกรรมของทารกเป็นอย่างยิ่ง พฤติกรรมทางกายภาพที่ทารกจะโต้ตอบต่อผู้ที่เลี้ยงดูด้วยการสื่อสารนั้นคือเสียงร้องที่ทารกได้เปล่งออกมานั่นเอง ผู้เลี้ยงดูจะตอบสนองความต้องการของทารกก็ต่อเมื่อทราบถึงพฤติกรรมที่ทารกได้เปล่งเสียงแสดงความต้องการของตน การตอบสนองได้เร็วเพียงใดยิ่งส่งผลต่อสภาวะทางด้านอารมณ์และการเจริญเติบโตของทารกในอนาคต ถ้าทารกอารมณ์ดี มีความสุขก็จะสามารถเติบโต แข็งแรง เรียนรู้และพัฒนาการทุกด้านก็จะดีไปด้วย โดยเฉพาะทางด้านอิคิว

ปี ค.ศ. 1998 พรินซิลลา ดันสแตน ได้ทำการศึกษาพฤติกรรมการร้องไห้ของทารกโดยร่วมมือกับองค์กรวิจัยประเทศออสเตรเลียและสหรัฐอเมริกาโดยจัดตั้งเป็นหน่วยงานที่ชื่อว่า Dunstan Baby Language (DBL) [1] ซึ่งเป็นหน่วยงานสำหรับงานวิจัยและส่งเสริมทางด้านพฤติกรรมของทารก ได้ดำเนินงานวิจัยในการรู้จักและตรวจหารูปแบบเสียงร้องของมนุษย์เสียงร้องของทารกนั้นเป็นวัฒนธรรมทางภาษาสามารถแยกออกได้ 5 กลุ่มเสียง กลุ่มเสียงแต่ละอันนั้นต่างก็มีความหมายโดยที่ทารกนั้นใช้สื่อสาร ซึ่งจะเป็นเสียงช่วงระหว่างการเริ่มต้นของเสียงและช่วงความยาวของระยะเวลาของเสียงร้องของทารก จากการศึกษาวิจัยเสียงร้องของเด็กทารกกว่า 1,000 คน จาก 20 ประเทศทั่วโลก พบว่าเด็กทารกตั้งแต่แรกเกิดจนถึง 6 เดือน จะมีการสื่อสารด้วยภาษาเดียวกัน ซึ่งอาจเรียกได้ว่าเป็นภาษาสากล (Universal Words) ซึ่งเสียงที่เกิดขึ้นเป็นประจำทุกวัน บางประเทศอาจจะมีมากหรือน้อยกว่า 5 คำ ขึ้นอยู่กับความแตกต่างทางด้านกายภาพในแต่ละเชื้อชาติ สภาพแวดล้อม และ

วัฒนธรรมท้องถิ่น การรู้จักความหมายวิธีสังเกตเสียงร้องและตอบสนองความต้องการของเด็กทารกได้อย่างถูกต้อง โดยเด็กทารกไทยวัยแรกเกิดถึง 6 เดือน จะสื่อสารด้วยภาษาสากลหลักๆ ซึ่งเป็นเสียงที่เกิดขึ้นเป็นประจำทุกวัน [2] ทั้งหมด 5 คำ ได้แก่

1. “เฮะ” (Heh) เป็นเสียงที่เด็กร้องบ่อยที่สุดเพื่อบอกผู้เลี้ยงดูหรือผู้ปกครองว่าทารกกำลังรู้สึกไม่สบายตัว ซึ่งเกิดจากความเปียกชื้น ร้อน เหนียวตัว อบอ้าว ทำให้ผิวทารกเปียกชื้นได้ง่ายเกิดผื่นระคายเคืองแฉะผิว โดยผู้เลี้ยงดูหรือผู้ปกครองสามารถดูแลด้วยการอาบน้ำและทาแป้งเด็กโรยตัว เพื่อป้องกันการเปียกชื้นและยังป้องกันไม่ให้เกิดผดผื่น

2. “เอะ” (Eh) บอกถึงอาการที่ทารกมีลมในท้อง ผู้เลี้ยงดูหรือผู้ปกครองควรดูแลด้วยการอุ้มลูกขึ้นมาประคองศีรษะลูกให้พาดบ่า หันหน้าเข้าหาผู้เลี้ยงดูแล้วตบหลังลูกเบาๆ หรืออาจจะอุ้มทารกให้ลุกขึ้นมาในท่านั่ง โนม้ตัวทารกไปข้างหน้าเล็กน้อยและตบหลังทารกเบาๆ

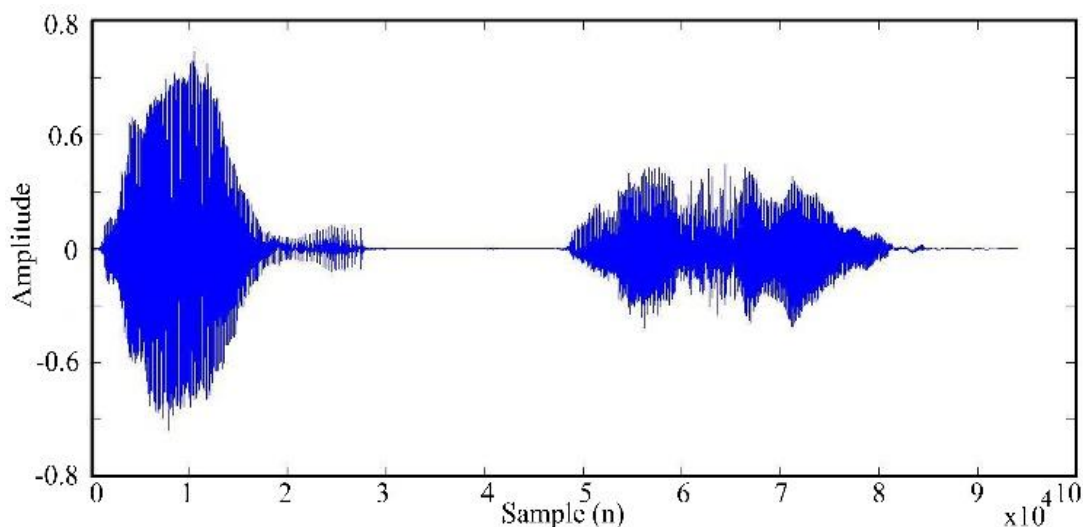
3. “อาว” (Owh) บอกถึงอาการที่ทารกกำลังง่วงนอนและอยากจะพักผ่อน โดยปกติทารกจะมีความรู้สึกถึงการถูกกอดจากผู้เลี้ยงดูหรือผู้ปกครอง ในอีกลักษณะหนึ่งคือทารกต้องการให้ผู้เลี้ยงดูกอด วิธีแก้ปัญหามือทารกง่วงให้ผู้เลี้ยงดูนั่งหรือยืนอุ้มทารกแนบอกแล้วโยกตัวช้าๆอย่างสม่ำเสมอ

4. “อีนเนะ” หรือ “เนะ” (Neh) บอกถึงอาการที่ทารกกำลังกระหายน้ำหรือหิวนม อยากให้คุณแม่ป้อนนม ป้อนน้ำ ให้รู้สึกอิ่ม โดยลักษณะของเสียงจะคล้ายๆมีลมขึ้นจมูก ผู้เลี้ยงดูนั่งกอดทารกขณะให้นมทารกใช้หมอนรองตัวทารกเพื่อความอบอุ่นให้ทารก

5. “เอียะ” (Eairh) บอกถึงทารกมีอาการท้องอืดหรือปวดท้องซึ่งมีลักษณะคล้ายกับเสียงเอะมาจากอาการเริ่มต้นของการเรอ มีความผิดปกติของลำไส้ลูกน้อยจะมีความรู้สึกไม่สบายตัว ลักษณะการปล่อยเสียงจะอ้าปากกว้าง ทารกจะเปล่งเสียงมาจากท้องของทารก ผู้เลี้ยงดูช่วยทารกด้วยการอุ้มทารกพาดบ่าใช้มือลูบหรือตบหลังทารกเบาๆ แสดงตัวอย่างสัญญาณเสียงร้องทารกดังภาพประกอบ

2.2

พูนุ ปณ ทิโต ชีเว



ภาพประกอบ 2.2 แสดงตัวอย่างสัญญาณเสียงร้องทาร์ก [9]

2.2 การตัดแยกสกัดคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณเสียง

การดำเนินงานวิจัยได้เลือกวิธีการตัดแยกสกัดคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณเสียงร้องทาร์ก ด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform) ซึ่งได้มีการพัฒนามาจาก เวฟเล็ตทรานสฟอร์ม (Wavelet Transforms) จากทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ต (Theory of wavelet transforms) ดังนี้

2.2.1 เวฟเล็ตทรานสฟอร์ม (Wavelet Transforms)

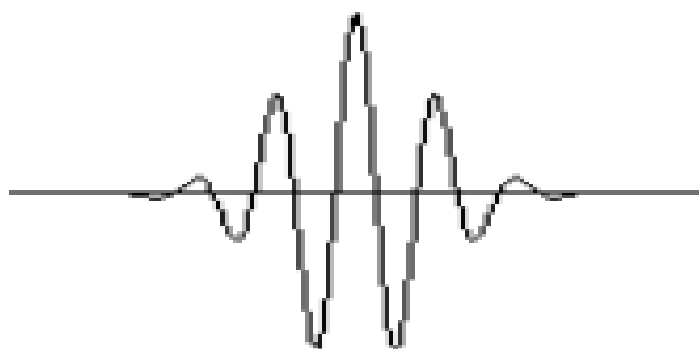
การแปลงแบบเวฟเล็ตได้รับอิทธิพลมาจากวิธีการวิเคราะห์ของฟูเรียร์ (Fourier analysis) ซึ่งใช้วิเคราะห์สัญญาณที่ไม่ต่อเนื่องกันแต่ความสามารถของฟูเรียร์นั้น ทำได้แค่เพียงหาว่า มีความถี่ใดเกิดขึ้นบ้างเท่านั้น จึงได้พัฒนาต่อเป็นฟูเรียร์แบบเวลาสั้น (Short Time) ซึ่งสามารถทราบได้ว่ามีความถี่ใดเกิดขึ้น ณ ช่วงเวลาใดโดยการใช้ฟังก์ชัน Window เพื่อนำมาใช้เทียบกับสัญญาณ แต่ความสามารถของฟูเรียร์แบบเวลาสั้น ก็ยังจำกัดอยู่คือไม่ทราบได้ว่าความถี่ที่เกิดขึ้นนั้นเกิดขึ้นที่จุดใด จึงทำให้พัฒนากลายเป็นแนวคิดของการแปลงเวฟเล็ตขึ้น ซึ่งเป็นการวิเคราะห์เชิงมาตราส่วน (Scale) และศึกษาส่วนประกอบกับค่าความละเอียด (Resolution)

เวฟเล็ตเป็นฟังก์ชันที่ได้ค้นพบโดย Joseph Fourier ตั้งแต่ก่อนคริสต์ศักราช 1800 โดยการวางค่า sines และ cosines เพื่อไปแทนที่ฟังก์ชันอื่น ๆ อย่างไรก็ตามในการวิเคราะห์เชิงมาตราส่วน (Scale) ใช้อัลกอริทึม เวฟเล็ตในการจัดการข้อมูลที่มาตราส่วน (Scale) หรือความ

ละเอียด (Resolution) ที่มีความแตกต่างกัน ถ้ามองที่สัญญาณหน้าต่างขนาดใหญ่จะสังเกตที่ลักษณะเด่นที่เห็นชัดเจน ในทำนองเดียวกัน ถ้ามองที่สัญญาณหน้าต่างขนาดเล็กจะสังเกตที่ลักษณะเด่นเล็ก ๆ เช่นกัน

2.2.2 ทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ต (Theory of wavelet transforms)

ทฤษฎีเวฟเล็ต (Wavelet Theory) [10] คือทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการอธิบาย การสร้างโมเดลของสัญญาณระบบ หรือขบวนการทางฟิสิกส์ใด ๆ โดยจะสามารถประมาณได้ว่า สัญญาณหรือระบบใด ๆ จะประกอบขึ้นด้วยเซตของสัญญาณเฉพาะหรือระบบย่อย ๆ มารวมกันเป็น สัญญาณหรือระบบนั้น ๆ สัญญาณเฉพาะนี้จะถูกเรียกว่า ”เวฟเล็ต” (Wavelet) ดังแสดงใน ภาพประกอบ 2.1



ภาพประกอบ 2.3 แสดงลักษณะของเวฟเล็ต

ในการนำเวฟเล็ตหลายๆอันมารวมกันเป็นเซตเพื่อจะใช้ในการอธิบายสัญญาณหรือ ระบบใด ๆ นั้น คลื่นเวฟเล็ตแต่ละตัวจะต้องมีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันเดียวกัน ซึ่งฟังก์ชันนี้เรียกว่า ”เวฟเล็ตแม่” (Mother wavelet) โดยคลื่นของเวฟเล็ตแต่ละตัวที่นำมาวมกันนั้นจะเกิดจากการสเกล (Scaling: a) และการเลื่อนตำแหน่ง (Translate: b) ของเวฟเล็ตแม่ และเวฟเล็ตที่ถูกสเกลจะต้องมีการปรับให้อยู่ในภาวะปกติ (Normalize) ด้วย $1/\sqrt{a}$ เสมอ ดังนั้นหากกำหนดให้ $g(t)$ เป็นเวฟเล็ตแม่ สามารถเขียนสมการทั่วไปของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง a, b ใดๆ ที่สัมพันธ์กับเวฟเล็ตแม่ได้ดังนี้

$$g_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} g\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.1)$$

2.2.3 การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)

การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย [11] เป็นการแปลงเวฟเลตรูปแบบหนึ่งที่มีลักษณะการวิเคราะห์โดยพัฒนารูปแบบการปรับสเกลและการเลื่อนตำแหน่งในลักษณะเป็นช่วง ๆ ไม่ต่อเนื่องกัน ซึ่งในการวิเคราะห์แบบเต็มหน่วยนั้น จำเป็นต้องกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานเพื่อความเข้าใจในกระบวนการมากขึ้น ดังนี้

1. การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis: MRA) การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียดเป็นการวิเคราะห์สัญญาณที่เลือกระดับความละเอียดได้ โดยการนำสัญญาณเล็ก ๆ ที่ปรับค่าตามสเกล a ซึ่งมี b หลาย ๆ ตำแหน่งมารวมกันเกิดเป็นสัญญาณที่ระดับความละเอียดที่เลือกไว้ และเมื่อนำสัญญาณทั้งหมดมารวมกันแล้วจะทำให้ได้สัญญาณต้นแบบดั้งเดิมคืนมา ซึ่งหลักการในการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียดนั้น จำเป็นต้องใช้ทฤษฎีของปริภูมิเวกเตอร์ (Space Vector) ดังนี้

ปริภูมิเวกเตอร์ คือปริภูมิของสัญญาณที่เกิดจากการรวมตัวกันของสัญญาณย่อย ๆ ที่เรียกว่าฟังก์ชันพื้นฐาน (Basis Function) ซึ่งเมื่อกำหนดให้ ψ เป็นปริภูมิเวกเตอร์ที่มี j แสดงถึงระดับความละเอียดและจำนวนฟังก์ชันพื้นฐานที่ประกอบขึ้นเป็นฟังก์ชันพื้นฐานที่ประกอบขึ้นเป็นฟังก์ชันนั้นแล้ว สามารถเรียกฟังก์ชันนี้ว่า ฟังก์ชันการปรับความละเอียด (Scaling Function ; $\Phi(t)$) ซึ่งการปรับความละเอียดจะปรับตามค่าของความถี่ โดยถ้าช่วงความถี่ที่ระดับความละเอียดก็จะอยู่ในระดับที่ต่ำ เช่นเดียวกับระดับช่วงความถี่สูงระดับความละเอียดก็จะอยู่ในระดับที่สูงด้วย โดยจะพบว่าการปรับระดับความละเอียดลดลงมาหนึ่งระดับฟังก์ชันพื้นฐานจะมีความถี่ลดลงครึ่งละ 2 เท่า โดยเมื่อใช้คุณสมบัติของการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียดแล้วจะสามารถวิเคราะห์สัญญาณ $f(t)$ ที่ปริภูมิระดับ j ใดๆ ดังสมการที่ 2.2

$$f_j(t) = \sum_k C_k^j \phi_k^j(t) \quad (2.2)$$

โดยกำหนดให้

C_k^j คือ ค่าสัมประสิทธิ์จากการปรับระดับความละเอียด j ณ ตำแหน่งที่ k ใด ๆ

j คือ ระดับความละเอียด

k คือ ตำแหน่งที่ทำการวิเคราะห์ในสัญญาณ

สามารถเขียนสมการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันการปรับความละเอียดในปริภูมิใด ๆ ดังสมการที่ 2.3

$$\Phi_k^j(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \Phi(2^j t - k); j, k \in \mathbb{Z} \quad (2.3)$$

โดยกำหนดให้

\mathbb{Z} คือ เซตของจำนวนเต็ม

จากสมการที่ 2.2 จะพบว่าสัญญาณต้นแบบ $f(t)$ สามารถคำนวณได้จากการนำค่าสัมประสิทธิ์ C_k^j คูณกับฟังก์ชันการปรับความละเอียดที่ตำแหน่ง k ใด ๆ ที่ระดับความละเอียด j ในการวิเคราะห์ที่ระดับความละเอียดต่ำลงยิ่งขึ้น จะทำให้สัญญาณบางส่วนหายไปอยู่ในอีกปริภูมิหนึ่ง ซึ่งเรียกว่าปริภูมิเวกเตอร์เวฟเล็ต (Wavelet Vector Space ; W^j ซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันพื้นฐานที่เรียกว่าเวฟเล็ตฟังก์ชัน (Wavelet Function : $\psi(t)$ โดยมีสมการดังนี้

$$\Psi_k^j(t) = \frac{1}{2^{j/2}} \Psi(2^j t - k) \quad (2.4)$$

เมื่อกำหนดให้ $g_j(t)$ เป็นสัญญาณที่เกิดจากฟังก์ชันพื้นฐาน $\Psi_k^j(t)$ ภายใต้ปริภูมิเดียวกันมารวมกันเป็นสัญญาณใด ๆ จะได้ว่า

$$g_j(t) = \sum_k d_k^j \Psi_{kj}(t) \quad (2.5)$$

เมื่อกำหนดให้

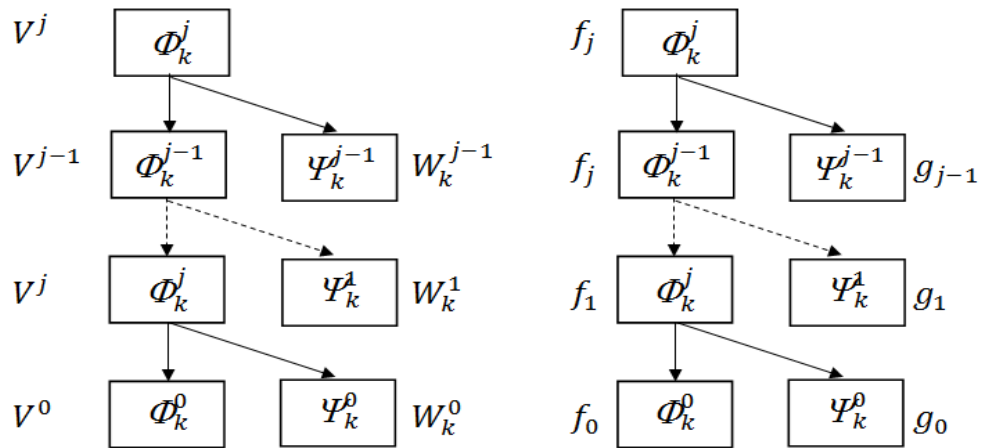
d_k^j คือ ค่าสัมประสิทธิ์จากการปรับระดับความละเอียด j ณ ตำแหน่งที่ k ใด ๆ เพื่อเกิดเป็นสัญญาณ $g(t)$ ดังนั้น จากความสัมพันธ์ $V^{j-1} \oplus W^{j-1} = V^j$ จะได้ว่า

$$f_j(t) = f_{j-1}(t) + g_{j-1}(t) \quad (2.6)$$

ถ้า $f(t) \in V^j$ สามารถแตกกระจายให้ $f(t)$ มีความละเอียดน้อยลงจากความสัมพันธ์ของ $V^{j-1} \oplus W^{j-1} = V^j$ ในขณะเดียวกัน V^j สามารถแตกต่อไปอีกเรื่อยๆ จนกระทั่ง $j = 0$ ซึ่งจะได้ความสัมพันธ์ดังสมการที่ 2.7

$$V^j = V^0 \oplus W^0 \oplus W^1 \oplus \dots \oplus W^{j-1} \quad (2.7)$$

ในทำนองเดียวกัน $f_j = f_{j-1} + g_{j-1}$ ก็สามารถกระจาย f_{j-1}, g_{j-1} ได้เช่นกัน โดยสามารถเขียนแผนภาพการกระจายสัญญาณไปยังความละเอียดลำดับต่าง ๆ ได้ดังภาพประกอบที่ 2.4



ภาพประกอบ 2.4 แผนภาพแสดงการกระจายสัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด [11]

ซึ่งสัญญาณ $f(t)$ สามารถแสดงในลักษณะของฟังก์ชันการปรับความละเอียดและเวฟเล็ตฟังก์ชัน ได้ดังสมการที่ 2.9

$$f(t) = f_0 + g_0 + g_1 + g_2 + \dots + g_{j-1} \quad (2.8)$$

$$f(t) = \sum_k C_k^0 \Phi_k^0(t) + \sum_{j=0}^{j-1} \sum_k d_k^j \Psi_k^j(t) \quad (2.9)$$

ดังนั้นสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตจึงสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.10 และ 2.11

$$C_k^j = \langle f(t), \Phi_k^j(t) \rangle \quad (2.10)$$

$$d_k^j = \langle f(t), \Psi_k^j(t) \rangle \quad (2.11)$$

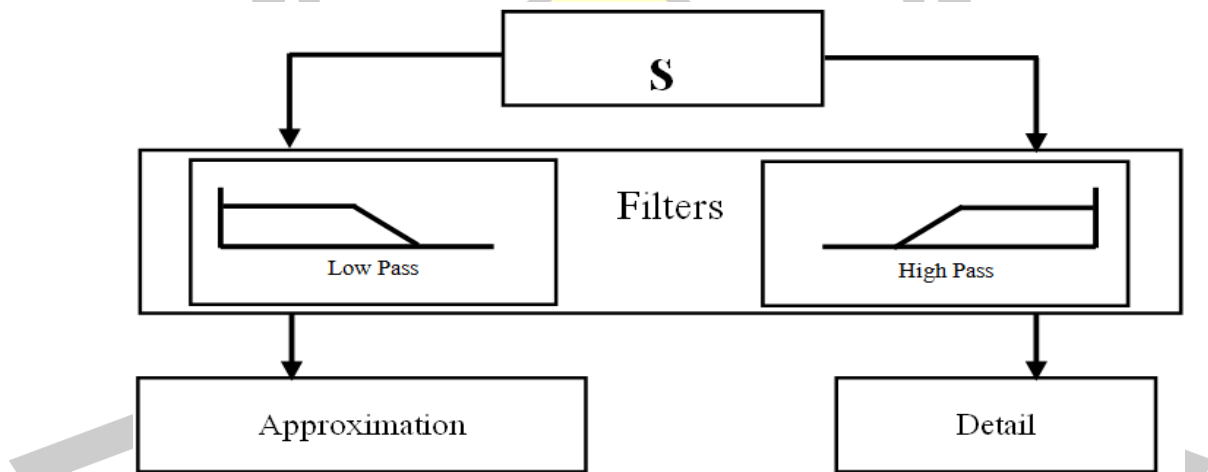
โดยกำหนดให้

$\langle \cdot, \cdot \rangle$ คือ การทำผลคูณเชิงสเกลาร์ (Dot Product)

เมื่อทำการแยกสัญญาณ $f(t)$ จนถึงระดับความละเอียดที่ j สัมประสิทธิ์ C_k^j จะถูกแตกออกเป็นสัมประสิทธิ์ C_k^0 และกลุ่มของเซต $d_k^{j-1}, \dots, d_k^1, d_k^0$ ในระดับความละเอียดที่ต่างกัน ซึ่ง $C_j(m)$ และ $d_j(m)$ จะสามารถคำนวณได้จากการทำเซอรัคลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณต้นแบบกับ $\phi_{j,m}(t)$ และการทำเซอรัคลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณต้นแบบกับ $\Psi_{j,m}(t)$ ตามลำดับ ซึ่ง

กระบวนการดังกล่าวคือลักษณะของการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)

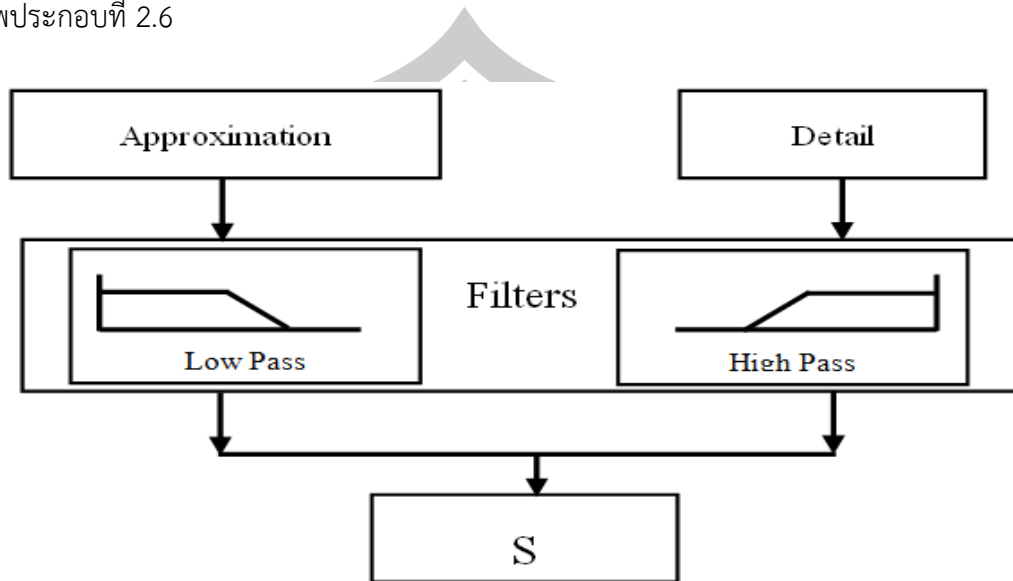
2. การวิเคราะห์สัญญาณแบบตัวกรองสัญญาณ (Filter Bank Analysis) การวิเคราะห์สัญญาณแบบตัวกรองสัญญาณนั้น (Filter Bank Analysis) จะทำการแยกสัญญาณต้นแบบออกเป็น 2 ส่วน คือส่วนที่มีความถี่สูงกับส่วนที่มีความถี่ต่ำ โดยจะใช้ตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low Pass Filter) สำหรับแยกองค์ประกอบความถี่สูง สัญญาณที่ได้มานั้นจะผ่านอัตราสุ่มลง (Down Sampling) ด้วย 2 ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ลดลงครึ่งหนึ่งในการวิเคราะห์แต่ละขั้น โดยสรุปคือ เมื่อนำสัญญาณต้นแบบมาทำการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยโดยการทำเซอร์คูลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณที่จะนำมาวิเคราะห์กับตัวกรองความถี่ต่ำผ่านและตัวกรองความถี่สูงผ่าน จะทำให้สัญญาณต้นแบบถูกแยกองค์ประกอบด้วยตัวกรองความถี่สูงและตัวกรองความถี่ต่ำ ซึ่งจะแยกความถี่ได้ตามช่วงที่ต้องการโดยผลที่ได้จะถูกลดอัตราสุ่มลงครึ่งหนึ่งทำให้ได้สัญญาณเป็นสองส่วน คือ สัญญาณองค์ประกอบที่มีความถี่สูง ที่เรียกว่า “Detail” และ สัญญาณองค์ประกอบที่มีความถี่ต่ำ ที่เรียกว่า “Approximation” ดังภาพประกอบที่ 2.5



ภาพประกอบ 2.5 การแยกสัญญาณด้วยตัวกรองแบบ 2 ช่องสัญญาณ [11]

โดย Detail และ Approximation คือผลที่ได้จากการทำเซอร์คูลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณต้นแบบกับตัวกรองความถี่สูงผ่านและตัวกรองความถี่ต่ำผ่านตามลำดับนอกจากนี้ในโครงสร้างที่กลับกัน การวิเคราะห์แบบสร้างกลับสองช่องสัญญาณ (Reconstruction 2 Channel Synthesis Filter Bank) จะนำส่วนของสัญญาณความถี่สูงและความถี่ต่ำมารวมกันเป็นสัญญาณ

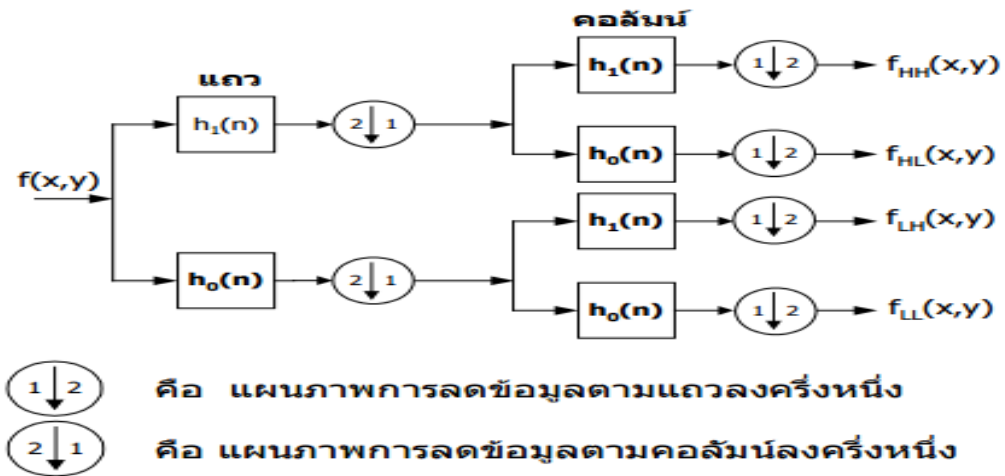
ต้นแบบได้ ซึ่งกระบวนการนี้เรียกว่าการสังเคราะห์สัญญาณ (Synthesis) โดยแสดงกระบวนการดังภาพประกอบที่ 2.6



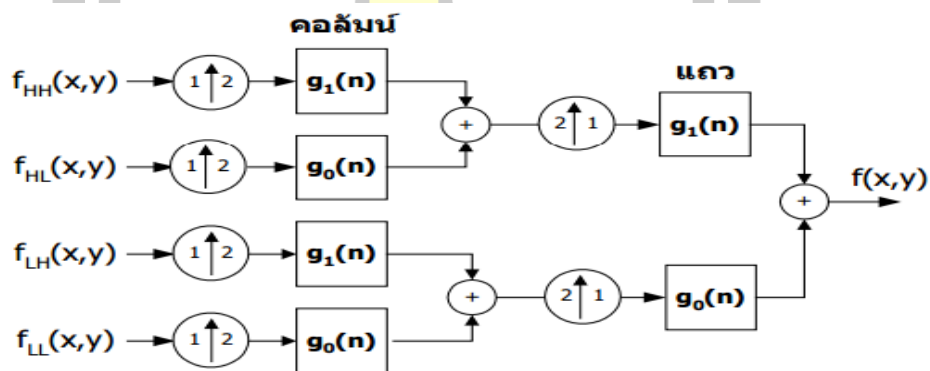
ภาพประกอบ 2.6 การแปลงกลับสัญญาณด้วยตัวกรองแบบ 2 ช่องสัญญาณ [11]

เมื่อเอาตัวกรองแบบสองช่องสัญญาณมาเรียงต่อกันโดยใช้สัญญาณทางด้านความถี่ต่ำมาใช้ในการแยกองค์ประกอบอีกครั้งหนึ่ง การแปลงเวฟเล็ตซ้ำในสัญญาณความถี่ต่ำนั้นสามารถเรียกโครงสร้างของการแปลงเวฟเล็ตลักษณะนี้ว่ามีโครงสร้างแบบทวิภาค (Dyadic Tree Structure)

โดยพื้นฐานแล้วหลักการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ตสามารถแสดงให้เห็นดังตัวอย่างภาพประกอบ 2.7 กำหนดให้ $f(x, y)$ คือสัญญาณเสียง $f_{LL}(x, y)$, $f_{LH}(x, y)$, $f_{HL}(x, y)$ และ $f_{HH}(x, y)$ คือสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต $h_0(n)$ และ $h_1(n)$ คือสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตจากการแยกองค์ประกอบ (ตัวฟิลเตอร์ที่กรองความถี่ต่ำและความถี่สูงตามลำดับ) และมีวิธีการสร้างกลับจากองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ต (Wavelet Reconstruction) เป็นดังภาพประกอบ 2.8 กำหนดให้ $g_0(n)$ และ $g_1(n)$ คือสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตของการสร้างกลับจากองค์ประกอบ (ตัวฟิลเตอร์ที่กรองความถี่ต่ำและความถี่สูงตามลำดับ)



ภาพประกอบ 2.7 แสดงการแยกองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย [12]



ภาพประกอบ 2.8 แสดงการสร้างกลับจากองค์ประกอบด้วยเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย [12]

สัญญาณที่ได้จะถูกแบ่งออกเป็นสองส่วนย่อยคือสัญญาณองค์ประกอบที่มีความถี่ต่ำ (Approximation Coefficients) และ สัญญาณองค์ประกอบที่มีความถี่สูง (Detail Coefficients) ซึ่งได้มาจากการทำเซอรัลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณต้นแบบกับวงจรความถี่ต่ำผ่านและวงจรความถี่สูงผ่าน แล้วทำการลดอัตราสุ่มลงสองเท่าเมื่อ n คือ ค่าระดับความละเอียดซึ่งเป็นเลขจำนวนเต็ม ตั้งแต่ 1, 2, ..., ∞ การแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีทวิเคราะหการแยกย่อยสัญญาณจากผ่านตัวกรองความถี่สูงและความถี่ต่ำสามารถดำเนินการได้ดังสมการต่อไปนี้

$$Y_{\text{high}}(k) = \sum_n x(n)h(2k - n) \quad (2.12)$$

$$Y_{\text{low}}(k) = \sum_n x(n)g(2k - n), \quad (2.13)$$

เมื่อ $Y_{\text{high}}(k)$ และ $Y_{\text{low}}(k)$ เป็นผลลัพธ์ที่เกิดจากตัวกรองความถี่สูงและตัวกรองความถี่ต่ำ ซึ่งค่า h และ g เป็นค่ากระตุ้น [13]

2.2.4 ตระกูลเวฟเล็ต (Wavelet families)

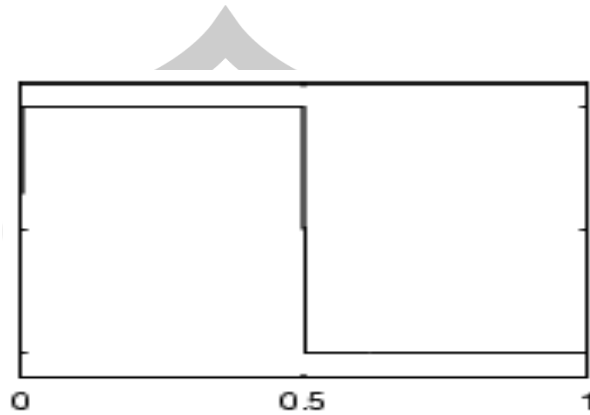
ตระกูลของเวฟเล็ตเป็นตระกูลของฟังก์ชันพื้นฐานสำหรับการแปลงเวฟเล็ตซึ่งมีรูปแบบให้เลือกใช้หลายรูปแบบ โดยแต่ละรูปแบบจะมีความเหมาะสมสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้งานแตกต่างกันออกไป ซึ่งงานวิจัยได้เลือกใช้ตระกูลของฟังก์ชันพื้นฐานสำหรับการแปลงเวฟเล็ตดังนี้

เวฟเล็ตฟังก์ชันมีพื้นฐานมาจากฟังก์ชันการแปลงฟูเรียร์ซึ่งอยู่ในรูปของคลื่นไซน์ (Sine wave) ฟังก์ชันเวฟเล็ตมีความผิดปกติและไม่สมมาตรซึ่งแตกต่างจากคลื่นไซน์ซึ่งเป็นไปอย่างราบรื่นและสามารถคาดเดาได้ แต่คุณสมบัติของการแปลงเวฟเล็ตจะสามารถทำงานได้ดีกว่าการแปลงฟูเรียร์ โดยการดึงตัวแทนของสัญญาณมาวิเคราะห์เมื่อลักษณะของคลื่นสัญญาณมีลักษณะที่บิดเบี้ยวใดๆ ดังนั้นในการแปลงเวฟเล็ตจะมีความหลากหลายมากมายเพื่อให้วิเคราะห์และสกัดคุณลักษณะของสัญญาณได้ดี ความหลากหลายดังกล่าวได้รวมอยู่ในครอบครัวของเวฟเล็ตซึ่งมีสมาชิกได้แก่ Haar, Daubechies, Coiflets, biorthogonal, Symlets, Morlet and discrete Meyer เวฟเล็ต [14] สำหรับงานวิจัยได้เลือกเวฟเล็ตฟังก์ชันทั้งสิ้น 5 ฟังก์ชันดังนี้

1. Haar family

Haar เวฟเล็ตเป็นฟังก์ชันที่นำมาประยุกต์ใช้ได้ง่ายที่สุด ใช้เวลาในการประมวลผลสั้นและใช้หน่วยความจำในการคำนวณอย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากไม่ต้องใช้อะเรย์ชั่วคราว (Temporary Array) ในการจัดเก็บข้อมูลระหว่างการประมวลผล หากเปรียบเทียบกับตระกูลเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ นอกจากนี้เวฟเล็ตฟังก์ชันชนิด Haar ยังมีคุณสมบัติพิเศษด้วยการตั้งฉาก (Orthogonality) นั่นคือเวฟเล็ตฟังก์ชันทุกฟังก์ชันจะตั้งฉากกันทั้งหมด ค่าของเวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Haar จะทำการหาค่าเฉลี่ยและค่าผลต่างของข้อมูลในตำแหน่งข้างเคียง โดยค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้จะเป็นค่าสัมประสิทธิ์

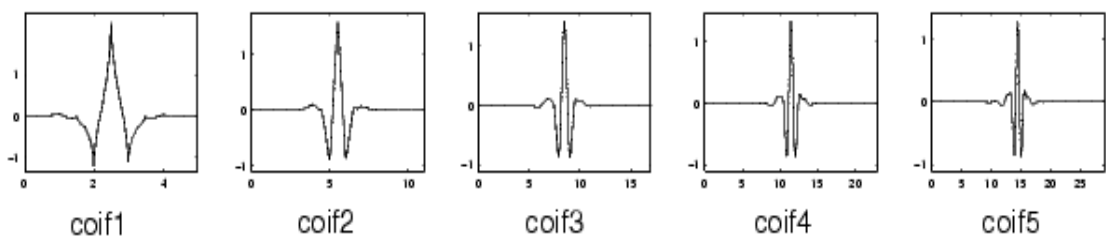
การแปลงเวฟเล็ตในช่วงความถี่ต่ำ และค่าผลต่างที่คำนวณได้จะเป็นสัมประสิทธิ์ในช่วงความถี่สูง ดังภาพประกอบ 2.9 [15]



ภาพประกอบ 2.9 เวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Haar [15]

2. Coiflets family

เวฟเล็ตฟังก์ชันชนิดนี้ถูกพัฒนาขึ้นโดย Ingrid Daubechies โดยความต้องการของ R. Coifman โดยลักษณะทั่วไปของเวฟเล็ตฟังก์ชันชนิดนี้คือ มีคุณสมบัติตั้งฉาก (Orthogonal) กระชับ (Compactly Support) จำนวนสมาชิกของเวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ coiflets ทั้งสิ้น 5 สมาชิก ประกอบไปด้วย coif1, coif2, coif3 และ coif5 ดังภาพประกอบ 2.10 [15]

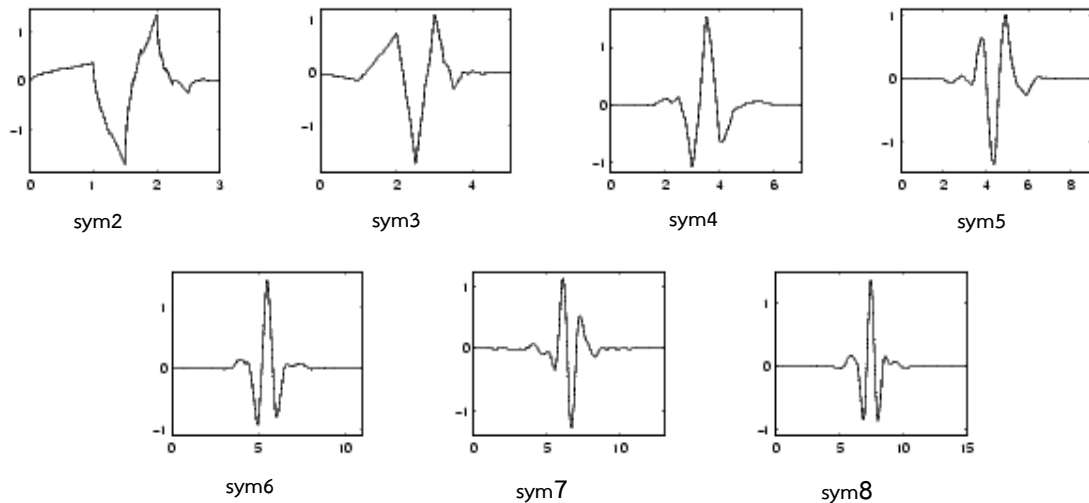


ภาพประกอบ 2.10 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Coiflets [15]

3. Symlets family

เวฟเล็ตฟังก์ชันชนิด Symlets เป็นหนึ่งในเวฟเล็ตฟังก์ชันที่มีลักษณะตั้งฉาก (Orthogonal Wavelet) โดยเป็นฟังก์ชันไม่ต่อเนื่อง (Discrete Function) ซึ่งเวฟเล็ตชนิดนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นฟังก์ชันการกรองความยาวจำกัด (Finite Length Filter) ได้ง่ายได้พัฒนามาจากการแปลงเวฟเล็ตชนิด Daubechies ซึ่งมีคุณสมบัติที่สำคัญคือมีความยืดหยุ่นในการสร้างเวฟเล็ตฟังก์ชันที่จะใช้เป็นพื้นฐานในการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตสามารถลดเงื่อนไขการตั้งฉาก เนื่องจาก

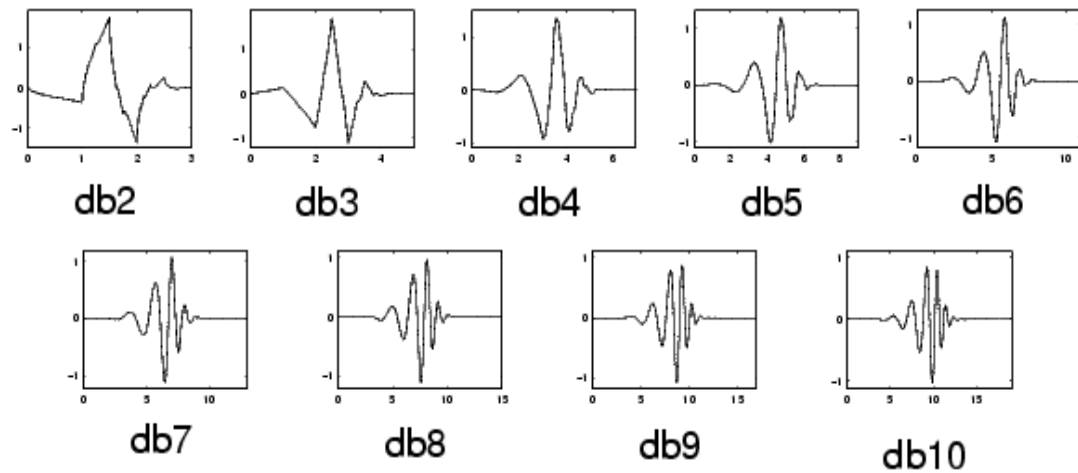
การออกแบบให้ เวฟเล็ตฟังก์ชันมีคุณสมบัติสมมาตร (Symmetric) ได้ดีกว่าเวฟเล็ตชนิด Daubechies จำนวนสมาชิกของเวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Symlets ทั้งสิ้น 7 สมาชิกประกอบไปด้วย sym2 , sym3 , sym4 , sym5 , sym6 , sym7 และ sym8 ดังภาพประกอบ 2.11 [15]



ภาพประกอบ 2.11 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Symlets [15]

4. Daubechies family

การแปลงเวฟเล็ตแบบ Daubechies นี้เรียกชื่อตามนักคณิตศาสตร์ผู้คิดค้น คือ “Ingrid Daubechies” เป็นหนึ่งในเวฟเล็ตฟังก์ชันที่มีลักษณะตั้งฉาก (Orthogonal Wavelet) โดยเป็นฟังก์ชันไม่ต่อเนื่อง (Discrete Function) ซึ่งเวฟเล็ตชนิดนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นฟังก์ชันการกรองความยาวจำกัด (Finite Length Filter) ได้ง่าย ด้วยฟังก์ชันการกรองความยาวจำกัดนี้เป็นคุณสมบัติที่สำคัญในการวิเคราะห์ข้อมูลในเชิงตำแหน่งเฉพาะพื้นที่ที่ได้ (Spatial Domain Localization) และยังมีคุณสมบัติที่สามารถวิเคราะห์ความต่อเนื่องของการเปลี่ยนแปลงฟังก์ชันต่อการหาอนุพันธ์ต่อเนื่อง (Continuous Derivatives Analyze) จำนวนสมาชิกของเวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Daubechies ทั้งสิ้น 9 สมาชิกประกอบไปด้วย db2 , db3 , db4 , db5 , db6 , db7 , db8 , db9 และ db6 ดังภาพประกอบ 2.12 [15]

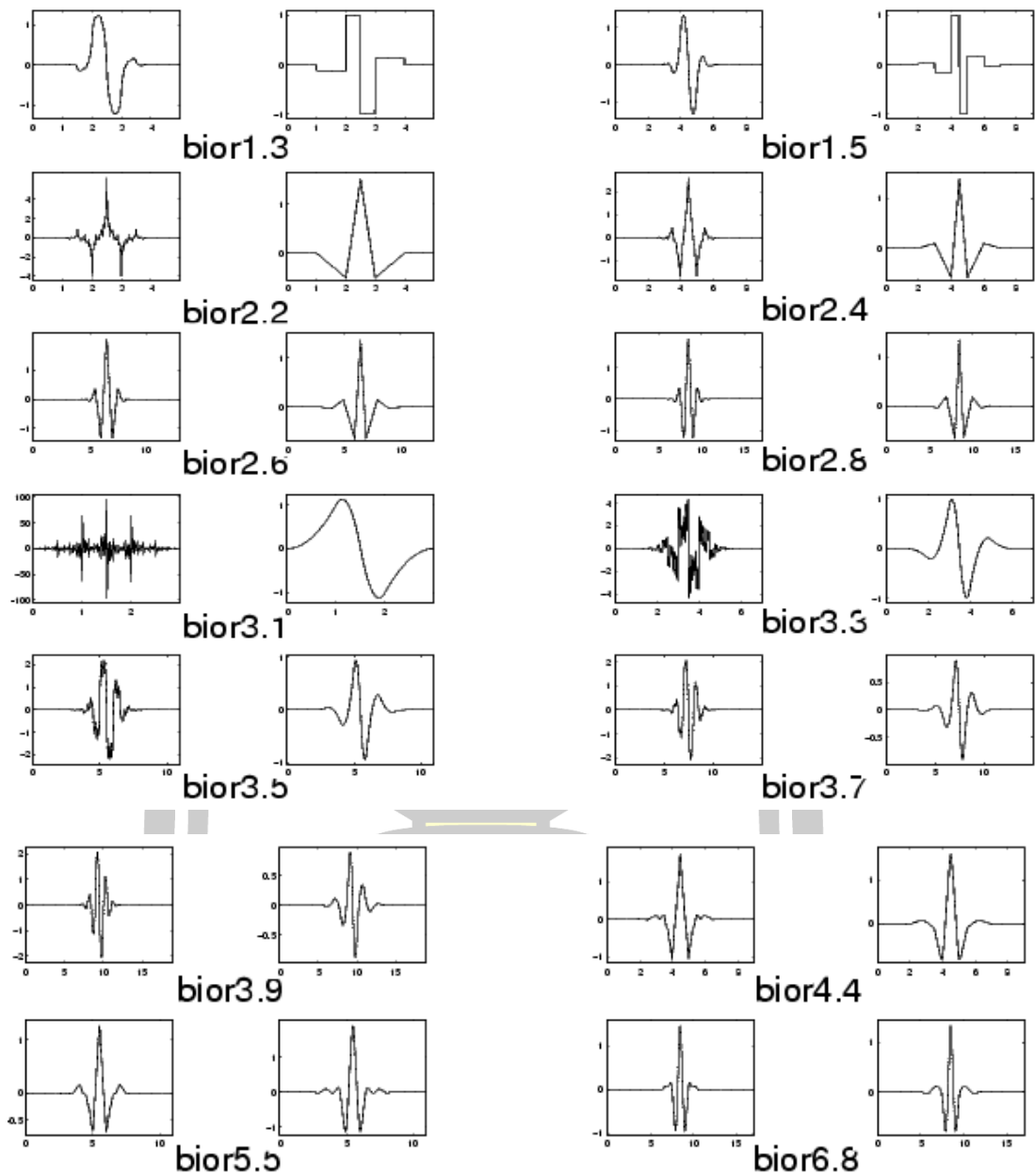


ภาพประกอบ 2.12 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Daubechies [15]

ด้วยการออกแบบที่เหมาะสมของค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Daubechies ทำให้สามารถรักษาแนวโน้มของข้อมูลได้เป็นอย่างดี โดยเฉพาะเมื่อพิจารณาสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตที่มีความถี่ต่ำ ถึงแม้ว่าการแปลงเวฟเล็ตด้วยเวฟเล็ตฟังก์ชันชนิดนี้จะไม่ให้ผลที่ดีกว่าการแปลงเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ ในทุกรูปแบบของการประยุกต์การใช้งาน แต่ในการศึกษาวิจัยจะพบว่าในกรณีของสัญญาณที่มีลักษณะการเปลี่ยนแปลงอย่างทันทีทันใด (Sharp Spike) เวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Daubechies สามารถวิเคราะห์ได้ดี

5. Biorthogonal family

ในการแปลงเวฟเล็ตหรือการหาค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตส่วนใหญ่แล้วเวฟเล็ตฟังก์ชันในการแปลงจะมีคุณสมบัติตั้งฉาก แต่ในความเป็นจริงฟังก์ชันการแปลงเวฟเล็ตไม่จำเป็นต้องมีคุณสมบัติตั้งฉากเสมอไป ดังนั้นเพื่อความยืดหยุ่นในการสร้างเวฟเล็ตฟังก์ชันที่จะใช้เป็นพื้นฐานในการแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตสามารถลดเงื่อนไขการตั้งฉาก เนื่องจากการออกแบบให้ เวฟเล็ตฟังก์ชันมีคุณสมบัติตั้งฉาก (Orthogonal) กระจับ (Compactly Support) และสมมาตร (Symmetric) พร้อมกันทุกคุณสมบัติเป็นไปไม่ได้ยาก โดยส่วนใหญ่คุณสมบัตินี้จะอยู่ในฟังก์ชันเฉพาะของตัวเอง จำนวนสมาชิกของเวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Biorthogonal ทั้งสิ้น 14 สมาชิกประกอบไปด้วย bior1.3 , bior1.5, bior2.2 , bior2.4 , bior2.6, bior2.8, bior3.1, bior3.3, bior3.5, bior3.7, bior3.9, bior4.4 , bior5.5 และ bior6.8 ดังภาพประกอบ 2.13 และ 2.14 [14]



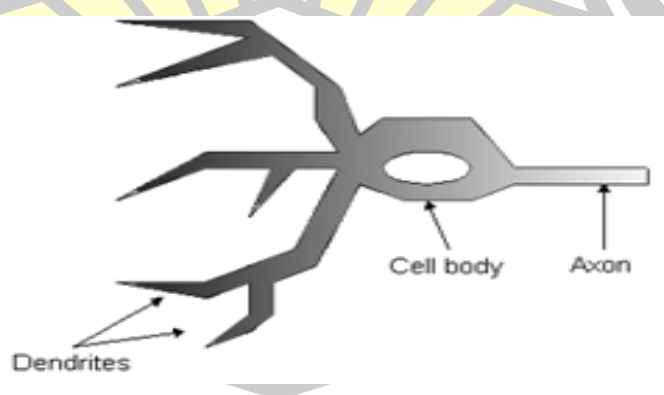
ภาพประกอบ 2.13 เวฟเล็ตฟังก์ชันและจำนวนสมาชิกแบบ Biorthogonal[14]

เวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Biorthogonal มีความสามารถในการรวบรวม (Capturing) ค่ากำลังของสัญญาณที่ต้องการได้อย่างรวดเร็วด้วยการใช้จำนวนของค่าสัมประสิทธิ์ที่น้อยซึ่งเทคนิคแบบนี้นิยมประยุกต์ใช้กับงานทางด้านการประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) การลดขนาดของข้อมูล เช่นการบีบอัดภาพแบบมีข้อมูลสูญเสีย (Lossy Compression) และการบีบอัดภาพแบบไม่มีข้อมูลสูญเสีย (Lossless Compression) [14] นอกจากนี้เวฟเล็ตฟังก์ชันแบบ Biorthogonal ยัง

มีคุณสมบัติสมมาตรและกระชับ ซึ่งคุณสมบัติสมมาตรนี้เป็นคุณสมบัติที่ต้องการในการสร้างฟังก์ชันการกรองเนื่องจากผลลัพธ์ของฟังก์ชันเป็นการแปลงที่ให้ความสัมพันธ์ของฟังก์ชันเชิงเส้น

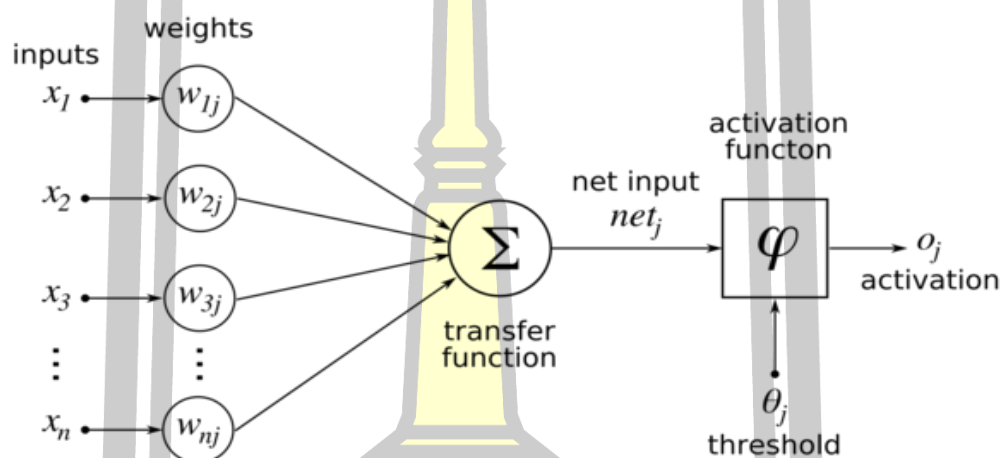
2.3 ระบบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมหรือเรียกอีกแบบว่าข่ายงานประสาท (neural network หรือ neural net) เป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่ใช้สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist) จำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ โดยมีวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป (Pattern Recognition) และการอุปมาความรู้ (Knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ “นิวรอน” (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็นทางเข้า (input) และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือนทางออก (output) ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมันตามโมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน [16] ดังภาพประกอบที่ 2.14



ภาพประกอบ 2.14 แสดงโมเดลของประสาทในสมองมนุษย์ [16]

โครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างแตกต่างจากข่ายงานในสมองแต่ก็ยังเหมือนสมองในมุมที่คล้ายคลึงกัน ข่ายงานประสาทเทียมคือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อย ๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดสติปัญญาของข่ายงานเมื่อพิจารณาขนาดแล้วสมองยังมีขนาดใหญ่กว่าข่ายงานประสาทเทียมอย่างมากรวมทั้งเซลล์ประสาทยังมีความซับซ้อนกว่าหน่วยย่อยของข่ายงานดังภาพประกอบ 2.15

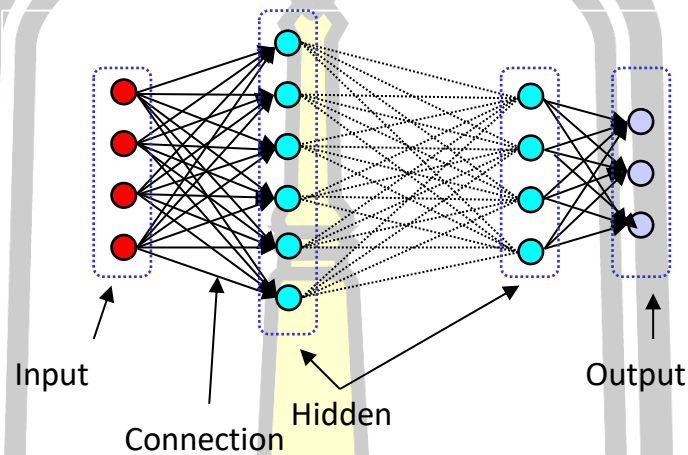


ภาพประกอบ 2.15 แสดงโมเดลของประสาทในคอมพิวเตอร์ [16]

สำหรับในคอมพิวเตอร์นั้นประสาทประกอบด้วยทางเข้าและทางออกเช่นกัน โดยจำลองให้ทางเข้าแต่ละอันมีน้ำหนัก (Weight) เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของด้านเข้า โดยประสาทแต่ละหน่วยจะมีค่าการเริ่มต้น (threshold) และฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) เป็นตัวกำหนดว่าน้ำหนักรวมของทางเข้าว่าต้องมากขนาดไหน จึงจะสามารถส่งสัญญาณออกไปยังประสาทตัวอื่นได้ เมื่อนำประสาทแต่ละหน่วยมาต่อกันให้ทำงานร่วมกัน การทำงานนี้ในทางตรรกะแล้วก็จะเหมือนกับปฏิกิริยาเคมีที่เกิดในสมอง เพียงแต่ในคอมพิวเตอร์ทุกอย่างเป็นตัวเลขเท่านั้น [16]

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด SLNF (Single Layer Neural Feed Forward) ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจาก Input nodes ส่งต่อมาเรื่อย ๆ จนถึง output nodes โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูลหรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มี การเชื่อมต่อกัน หลักการทำงานโดยทั่วไปคือ เมื่อมีสัญญาณเข้ามายังโครงข่ายก็เอาสัญญาณเข้ามาคูณกับน้ำหนักของ

แต่ละขา ผลที่ได้จากทางเข้าทุก ๆ ขาของประสาทจะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับค่าการเริ่มต้นที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่าค่าการเริ่มต้นแล้วประสาทก็จะส่งสัญญาณออกไป สัญญาณออกนี้ก็จะถูกส่งไปยังทางเข้าของประสาทอื่น ๆ ที่เชื่อมกันในโครงข่าย ถ้าค่าน้อยกว่าค่าการเริ่มต้นก็จะไม่เกิดสัญญาณออก ดังภาพประกอบ 2.16

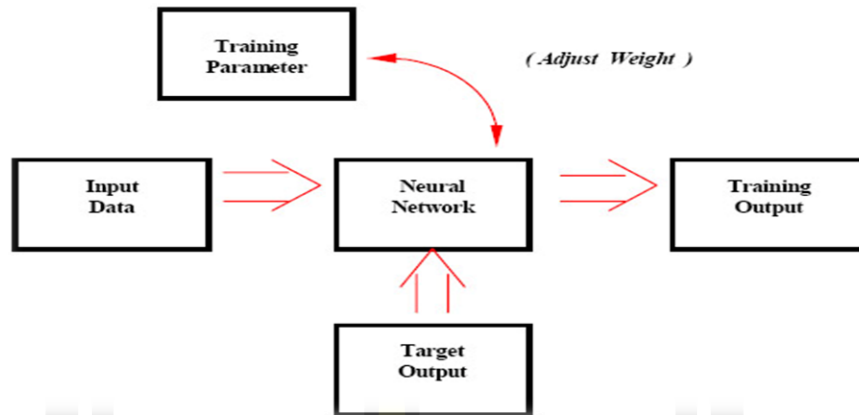


ภาพประกอบ 2.16 แสดงโครงสร้างวงจรโครงข่ายประสาท [16]

สิ่งสำคัญคือต้องทราบค่าน้ำหนักและค่าการเริ่มต้นสำหรับสิ่งที่ต้องการ เพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จัก ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้มันรู้จักรูปแบบ (Pattern) ของสิ่งที่ต้องการให้มันรู้จักเรียกว่า "back propagation" ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จักในการฝึกโครงข่ายแบบป้อนไปด้านหน้า (feed-forward neural networks)

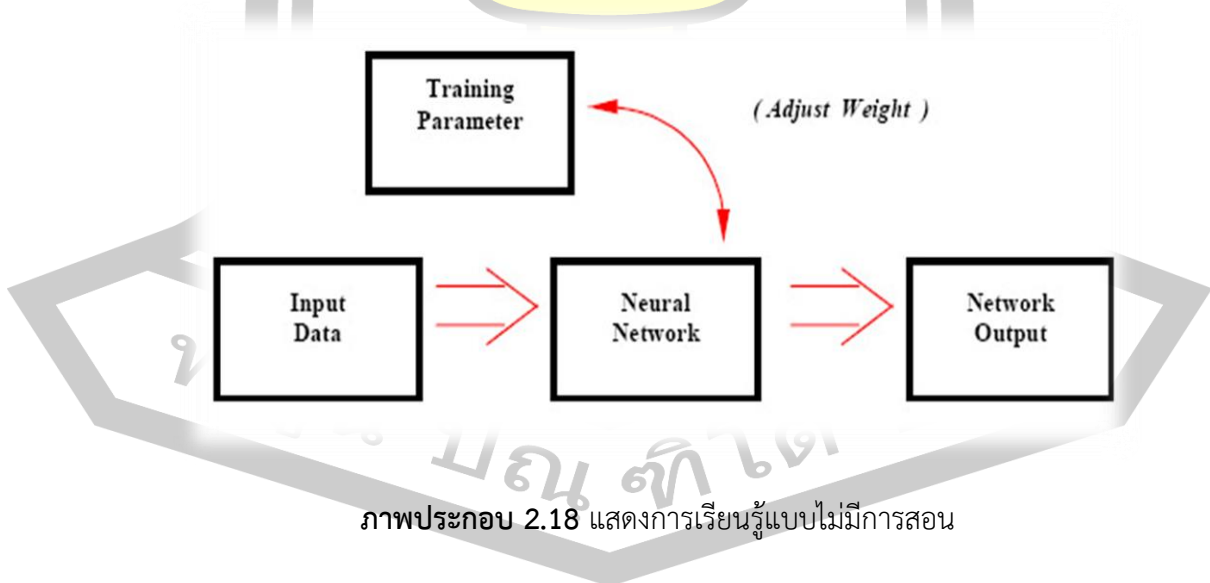
2.3.1 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

1. การเรียนแบบมีการสอน (Supervised Learning) เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้วงจรข่ายปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ) ดังภาพประกอบ 2.17



ภาพประกอบ 2.17 แสดงการเรียนรู้แบบมีการสอน

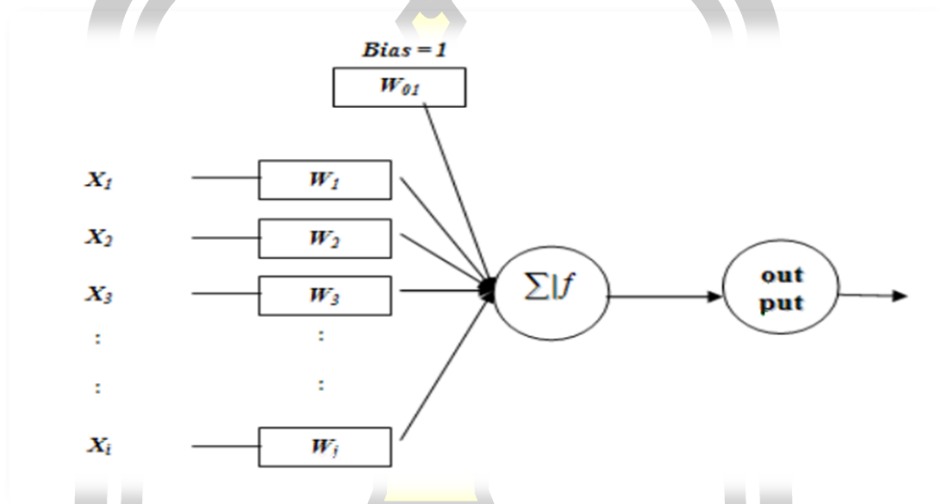
2. การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ผลลัพธ์ที่ได้ วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน) ดังภาพประกอบ 2.18



ภาพประกอบ 2.18 แสดงการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน

2.4 เครื่องจักรเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine)

ขั้นตอนการเรียนรู้แบบเอ็กซ์ตรีม [17] หรือ Extreme Learning Machine เสนอโดย Huang และคณะ เป็นวิธีที่ใช้สำหรับสอนข่ายงานชนิด SLNF (Single layer Neural Feed forward) ซึ่งประกอบด้วยชั้นนำเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output layer) ดังภาพประกอบ 2.19



ภาพประกอบ 2.19 โครงสร้าง SLNF [18]

ชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบ SLNF ประกอบด้วยข้อมูล n รายการแต่ละรายการแทนคู่ลำดับ (x_i, t_i) ตัวแบบ SLNF มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น \tilde{N} การทำงานของ SLNF ในขั้นตอนเอ็กซ์ตรีมจะเริ่มต้นโดยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก [18] และค่าเอนเอียงของโหนดที่ j คำนวณหาได้จาก $f(w_j x_i + b_j)$ โดยที่ f เป็นฟังก์ชันกระตุ้นชนิดไม่เชิงเส้น (Non-linear activation function) ในโหนดผลลัพธ์ (Output) [19] เขียนสมการปกติจากสมการ 2.5

$$H\beta = T \quad (2.5)$$

โดยที่ $H = \{h_{ij}\}$, $i = 1, \dots, n$ และ $j = 1, \dots, \tilde{N}$ เป็นเมทริกซ์ผลลัพธ์ที่ออกจากชั้นซ่อน และ T เป็นผลลัพธ์เป้าหมาย แก๊สมการหาค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นผลลัพธ์ β ได้จากสมการ 2.6

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (2.6)$$

โดยที่ H^+ แทนเมทริกซ์ผกผันเทียมแบบมอร์-เพนโรสซึ่ง $\hat{\beta}$ เป็นคำตอบประมาณที่ให้ค่านอร์มต่ำสุด (Minimum norm least-squares) [20] จากสมการ 2.7

$$\|H\hat{\beta}-T\| = \|HH^+T-T\| = \min_{\beta} \|H\beta-T\| \quad (2.7)$$

ในวิธีการเมทริกซ์ผกผันเทียมแบบมอร์-เพนโรสจะใช้หลักการแยกเมทริกซ์แบบ SVD [21] และสำหรับการวัดประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้ นำข้อมูลเป้าหมาย (target) และข้อมูลที่เข้าตัวแบบเอ็กซ์ตรีมาคำนวณหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ดังแสดงในสมการที่ 2.8

$$accuracy(Out) = \sum_{i=1}^{Out} \frac{Out_i}{T}, Out_i \in T \quad (2.8)$$

เมื่อ $accuracy(Out)$ คือ เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
 Out_i คือ จำนวนข้อมูลที่จำแนกถูก
 T คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

นอกจากนี้ยังได้มีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกเสียงร้องไห้ของเด็กทารก ซึ่งได้รวบรวมข้อมูลของเทคนิคและวิธีการต่าง ๆ ดังต่อไปนี้

Classification of Normal and Pathological Infant Cries Using Bispectrum Features [22] การจำแนกประเภทเสียงร้องไห้ของทารกปกติและทารกที่มีพยาธิโดยการสกัดคุณลักษณะของเสียงจากไบสเปกตรัม งานวิจัยนี้เลือกใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียงด้วยวิธีไบสเปกตรัม 2 มิติ สำหรับการดำเนินงานวิจัยทำการเปรียบเทียบวิธีการสกัดคุณลักษณะ 3 แบบ คือเทคนิคการสกัดคุณลักษณะสัญญาณแบบสเกลเมล (Mel frequency cepstral coefficients: MFCC) แบบการหาค่าสัมประสิทธิ์แบบทำนายเชิงเส้น (Linear prediction coefficients: LPC) และแบบการหาค่าสัมประสิทธิ์แบบการรับรู้เชิงเส้น (Perceptual Linear Prediction Coefficients: PLP) ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) ชุดข้อมูลเสียงร้องไห้ทารกแบ่งเป็น 2 กลุ่มคือกลุ่มทารกที่ไม่มีความผิดปกติ กับกลุ่มทารกที่มีพยาธิ ซึ่งผลลัพธ์การจำแนกความถูกต้องของการเรียนรู้ตัวแบบ SVM แสดงค่าความถูกต้องได้ดีที่สุดสำหรับการสกัดค่าสัมประสิทธิ์แบบไบสเปกตรัม 70.65 เปอร์เซ็นต์

A Study on the Recognition of Patterns of Infant Cry for the Identification of Deafness in Just Born Babies with Neural Networks [23] การรู้จำเสียงทารกแรกเกิดที่มีอาการหูหนวกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม งานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบวิธีการสกัดคุณลักษณะ 2 แบบคือเทคนิคการสกัดคุณลักษณะสัญญาณแบบสเกลเมล (Mel Frequency Cepstral Coefficients: MFCC) แบบการหาค่าสัมประสิทธิ์แบบทำนายเชิงเส้น (linear prediction Coefficients: LPC) ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดย้อนกลับ (Feed-forward Neural Network) ชุดข้อมูลเสียงร้องไห้ทารกแบ่งเป็น 2 กลุ่มคือกลุ่มทารกที่ไม่มีความผิดปกติ กับกลุ่มทารกที่มีอาการหูหนวก ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกการรู้จำเสียงทารกการสกัดค่าสัมประสิทธิ์ด้วยเทคนิค MFCC แสดงค่าความถูกต้องในการเรียนรู้ของตัวแบบ 96.9 เปอร์เซ็นต์

A radial basis function network oriented for infant cry classification [24] การใช้ฟังก์ชันพื้นฐานทางโครงข่ายประสาทสำหรับการจำแนกเสียงร้องของทารก งานวิจัยนี้มุ่งเน้นโครงสร้างของฟังก์ชันพื้นฐานทางโครงข่ายประสาทเทียม (Radial Basic Function: RBF) เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากเสียงร้องไห้โดยใช้พื้นฐานทางสถิติทางคณิตศาสตร์โครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐาน (Artificial Neural Network: ANN) จำแนกเสียงทารกเป็น 2 กลุ่มคือทารกที่ร่างกายปกติและทารกที่ร่างกายไม่ปกติ ซึ่งจำแนกค่าความถูกต้องของตัวแบบได้ 85.00 เปอร์เซ็นต์

Classification of infant crying to identify pathologies in recently born babies with ANFIS [25] การจำแนกเสียงร้องไห้ความผิดปกติของทารกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเปลี่ยนระบบการอนุมานฟัซซี (Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems: ANFIS) งานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการสกัดหาค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณเสียงร้องไห้ด้วยสเกลเมล (Mel Frequency Cepstral Coefficients: MFCC) และใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเปลี่ยนระบบการอนุมานฟัซซีเพื่อจำแนกเสียงร้องไห้ทารกซึ่งแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มคือเสียงร้องไห้เด็กทารกปกติ เสียงร้องไห้เด็กทารกที่มีความพิการทางการได้ยิน และเสียงร้องไห้ทารกที่มีภาวะขาดออกซิเจน ค่าความถูกต้องในการรู้จำเสียงร้องไห้ที่ดีที่สุดคือ 96.67 เปอร์เซ็นต์

Your Fuzzy Relational Neural Network Parameters Optimization with a Genetic Algorithm [26] การใช้ฟัซซีเพิ่มประสิทธิภาพพารามิเตอร์ด้วยขั้นตอนวิธีทางพันธุกรรม ใช้วิธีการฟัซซีอนุมานกฎของเงื่อนไขของพารามิเตอร์ที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะค่าสัมประสิทธิ์ด้วยเทคนิคสเกลเมล (Mel frequency cepstral coefficients: MFCC) แบบการหาค่าสัมประสิทธิ์แบบทำนายเชิงเส้น (linear prediction coefficients: LPC) แล้วใช้ขั้นตอนวิธีการเลือกเผ่าพันธุ์ของจีเนติกอัลกอริทึมเพื่อช่วยในการจำแนกเสียงร้องไห้ ประสิทธิภาพค่าความถูกต้องของการจำแนกเสียง

ร้องไห้แบ่งเป็น 3 แบบคือ 1) เปรียบเทียบเสียงร้องไห้ของเด็กทารกหูหนวกและเด็กทารกปกติ ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องไห้ 98.00 เปอร์เซ็นต์ 2) เปรียบเทียบเสียงร้องไห้ของเด็กทารกที่มีความผิดปกติของภาวะขาดออกซิเจนและเด็กทารกปกติ ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องไห้ 84.00 เปอร์เซ็นต์ 3) เปรียบเทียบเสียงร้องไห้ของเด็กทารกที่มีอาการหิวและเด็กทารกที่อาการเจ็บปวด ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องไห้ 95.24 เปอร์เซ็นต์

Classification of cries of infants with cleft-palate using parallel hidden Markov models [27] การจำแนกเสียงร้องไห้ทารกของอาการเพดานแห้วด้วยแบบจำลองมาร์คอฟคู่ขนาน ซึ่งงานวิจัยเปรียบเทียบแบบจำลองของมาร์คอฟคู่ขนาน (PHMM-based classifier) สำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกและแบบเบย์ (Bayes classifier) ใช้เทคนิคการสกัดคุณลักษณะสัญญาณแบบสเกลเมล (Mel frequency cepstral coefficients: MFCC) ค่าประสิทธิภาพการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารกระหว่างทารกปกติและทารกที่มีอาการเพดานแห้ว สามารถรู้จำได้ 91.00 เปอร์เซ็นต์

Performance of Combined Support Vector Machine and Principal Component Analysis in Recognizing Infant Cry with Asphyxia [28] ค่าประสิทธิภาพซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (support vector machine: SVM) และการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักในการรู้จำเสียงร้องไห้ของทารกที่มีภาวะขาดออกซิเจน ใช้เทคนิคการสกัดคุณลักษณะสัญญาณแบบสเกลเมล (Mel frequency cepstral coefficients: MFCC) ค่าประสิทธิภาพการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารกระหว่างทารกปกติและทารกที่มีภาวะขาดออกซิเจน สามารถรู้จำได้ 95.86 เปอร์เซ็นต์

Infant Cries Identification by using Codebook as Feature Matching, and MFCC as Feature Extraction [2] การรู้จำเสียงร้องไห้ทารกด้วยการโค้ดบุ๊กและสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยเทคนิคสเกลเมล (Mel frequency cepstral coefficients: MFCC) งานวิจัยเลือกชุดข้อมูลภาษาของทารก (Dunstan Baby Language: DBL) ใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะเสียงด้วย MFCC โดยผ่านการเตรียมข้อมูลก่อนจะใช้วิธีโค้ดบุ๊กเพื่อจัดกลุ่มสัญญาณเสียงที่มีความตรงกันของอักขระด้วยตัวแบบ K-means ผลลัพธ์ของการจัดกลุ่มตามอักขระของกลุ่มสัญญาณเสียงร้องไห้ทารกได้ถูกแบ่งออกเป็น 5 กลุ่มเสียงคือ a-eairh, e-eh, h-heh, n-neh และ o-owh ให้ค่าความถูกต้องสำหรับการจัดกลุ่มคือ 94.00 เปอร์เซ็นต์

งานวิจัยที่ได้ศึกษาค้นคว้าสามารถสรุปรวมทั้งสิ้นได้ดังตารางที่ 2.1 แสดงงานวิจัยที่ได้มีผู้ศึกษาและทดสอบการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารกจากการสกัดคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีการเรียนรู้ต่าง ๆ

ตาราง 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยการตัดแยกคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีต่าง ๆ

ชื่อเรื่อง	ชนิดเสียงร้อง	ฐานข้อมูล	วิธีการ	การจำแนก	ความแม่นยำ
Implementation and Analysis of Training Algorithm for the Classification of Infant Cry with Feed-forward Neural Networks	Normal, Pathological	Instituto Nacional de Astrophysical Optica y Electronica (INAQE)	- LPC	- Feed-forward Neural Networks	94.3%
An Accurate Infant Cry Classification System based on Continuous Hidden Markov Model	Pain, non-pain	INAQE	- LPCC - MFCC	- Hidden Markov Model	92.3%
Detection of Asphyxia from Infant Cry Using Support Vector Machine and Multilayer Perceptron Integrated with Orthogonal Least Square	Normal, asphyxiated	INAQE	- MFCC	- OLS-SVM - OLS-MLP	94.34%
Performance Comparison of Daubechies Wavelet Family in Infant Cry Classification	Normal, Asphyxia, hypoacoustic	INAQE	- Wavelet Packet (db1, db3, db4, db6, db10)	- PNN - GRNN	99.98%
Infant Cry Classification: Time Frequency Analysis	Normal, Asphyxia, Deaf	INAQE	- Statistical Analysis	- PNN - GRNN	99.22%

ตาราง 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยการตัดแยกคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีต่าง ๆ (ต่อ)

ชื่อเรื่อง	ชนิดเสียงร้อง	ฐานข้อมูล	วิธีการ	การจำแนก	ความแม่นยำ
Infant Cries Identification by using Codebook as Feature Matching, and MFCC as Feature Extraction	hungry, sleepy, burping, pain, uncomfortable	Dunstan Baby Language videos	- MFCC	- K-mean	94%
Pathological infant cry analysis using wavelet packet transform and probabilistic neural network	Normal, pathological	INAQE	- Wavelet Transform	- PNN	99.49%
Normal and hypo acoustic infant cry signal classification using time-frequency analysis and general regression neural network	Normal, pathological	INAQE	- time-frequency analysis	- GRNN	98.02%
Infant cry classification to identify asphyxia using time-frequency analysis and radial basis neural networks	Normal, pathological Cry, asphyxia.	INAQE	- time-frequency analysis	- GRNN - PNN	99.19%
Statistical vectors of Acoustic Features for the Automatic Classification of Infant cry	normal, hypo acoustic (deaf), and asphyxia	INAQE	- MFCC	- N.B - SMO - N.N - R.F - J48	91.86%

ตาราง 2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยการคัดแยกคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณด้วยวิธีต่าง ๆ (ต่อ)

ชื่อเรื่อง	ชนิดเสียงร้อง	ฐานข้อมูล	วิธีการ	การจำแนก	ความแม่นยำ
Classifying infant cry patterns by the Genetic Selection of a Fuzzy Model	normal, Asphyxia, Deaf, Hungry, pain	INAQE.	- MFCC	- GSFM	98.22%

2.6 สรุป

การจำแนกพฤติกรรมของเด็กทารกจากเสียงร้องไห้โดยปกติแล้วสามารถทำได้ใช้โดยผู้เชี่ยวชาญเท่านั้น ส่วนผู้ที่ยังไม่มีประสบการณ์ในเรื่องนี้ สามารถเรียนรู้พฤติกรรมของเด็กทารกได้ โดยการทดลองแบบลองผิดลองถูก (Trial and error) โดยการฟังเสียงและตอบสนองจนกระทั่งเด็กหยุดร้องแล้วจำวิธีนั้นมาใช้ต่อไปซึ่งการเรียนรู้แบบนี้ใช้ระยะเวลานาน จากศึกษางานวิจัยต่าง ๆ ที่ผ่านมามีวิธีการที่ใช้สำหรับการสกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียงหลายวิธี แต่ยังไม่มีการเรียนรู้พฤติกรรม 5 กลุ่มเสียงดังที่ได้กล่าวมาแล้ว ซึ่งงานวิจัยนี้จะใช้เทคนิคการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสคริต (Discrete Wavelet Transform) ซึ่งใช้เวฟเล็ตฟังก์ชัน 5 ฟังก์ชันเพื่อมาสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงเด็กร้องไห้ทั้ง 5 กลุ่ม และใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดชั้นเดียว SLNF (Single Layer Neural Feed Forward) ตัวแบบเครื่องจักรเรียนรู้เอ็กซ์ตรีม (Extreme Learning Machine) เพื่อเปรียบเทียบหาค่าความแม่นยำในการจำแนกพฤติกรรมเสียงร้องไห้ สำหรับการจำแนกพฤติกรรมเด็กห้ากลุ่มที่สอดคล้องกับเสียงร้องไห้เพื่อสำหรับนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

บทนี้ผู้วิจัยจะนำเสนอการวิธีดำเนินการวิจัยของการสกัดคุณลักษณะของเสียงร้องให้เด็กทารก โดยใช้เทคนิคฟังก์ชันการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย 5 เวฟเลตฟังก์ชัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพความถูกต้องแม่นยำในการจำแนกเสียงร้องให้ทารกให้ได้ดีที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยได้แบ่งการดำเนินงานดังต่อไปนี้

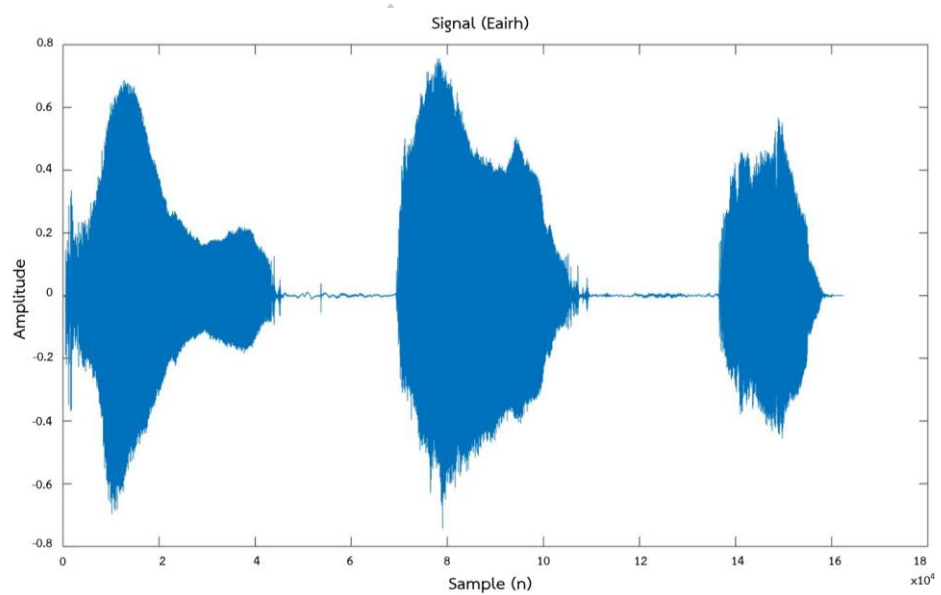
- 3.1 การรวบรวมข้อมูล
- 3.2 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย
- 3.3 การเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล
- 3.4 วิธีการที่ใช้ในการวิจัย
- 3.5 อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

3.1 การรวบรวมข้อมูล

การดำเนินงานวิจัยในครั้งนี้ได้นำข้อมูลเสียงร้องให้ทารกจากชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้จากหน่วยงานวิจัยทางด้านความเชี่ยวชาญภาษาเด็กทารก (Dunstan Baby Language: DBL) มีจำนวนเสียงร้องให้ทั้งสิ้น 25 เสียงแบ่งออกเป็นกลุ่มทางภาษาของเด็กทารกได้ 5 กลุ่มเสียง โดยรวบรวมและสำรวจเสียงร้องให้ทารก 1,000 คน จาก 20 ประเทศทั่วโลก ในช่วงวัยเด็กแรกเกิดจนถึง 6 เดือน กลุ่มเสียงร้องให้ของทารกแบ่งออกเป็นดังนี้

พูนุ ปณ ทิโต ชีเว

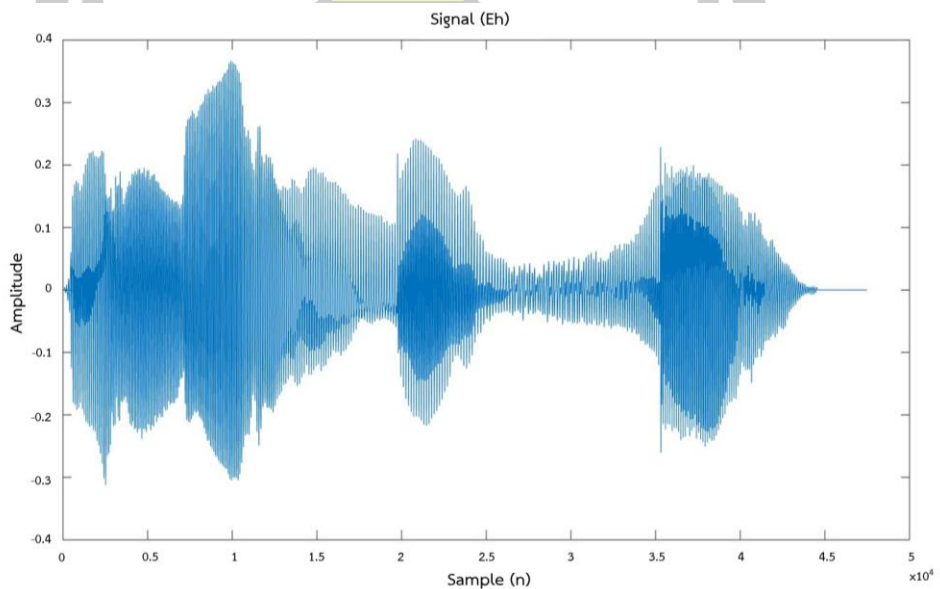
3.1.1 กลุ่มเสียงเอียะแสดงตัวอย่างภาพสัญญาณได้ดังนี้



ภาพประกอบ 3.1 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเอียะ

จากภาพประกอบที่ 3.1 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเอียะลักษณะของเสียงร้องเอียะจะเป็นสัญญาณเสียงที่ไม่ต่อเนื่อง มีระดับความเข้มของเสียงสูงเป็นกลุ่มๆ และจะลดระดับความเข้มของเสียงเป็นเสียงต่ำเป็นกลุ่มๆ

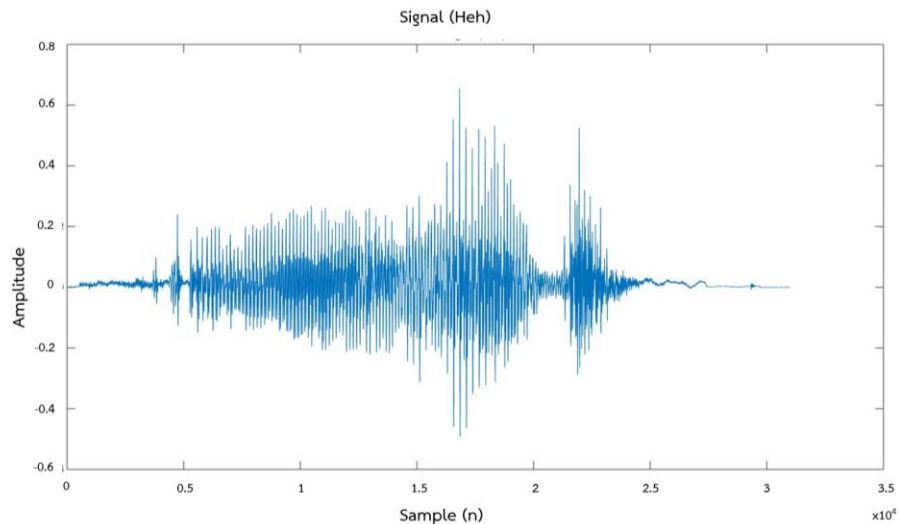
3.1.2 กลุ่มเสียงเอะแสดงตัวอย่างภาพสัญญาณได้ดังนี้



ภาพประกอบ 3.2 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเอะ

จากภาพประกอบที่ 3.2 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงอะลักษณะของเสียงร้องอะจะเป็นสัญญาณเสียงที่ไม่ต่อเนื่อง มีระดับความเข้มของเสียงสูงปะปนกับระดับความเข้มของเสียงต่ำ รูปแบบการร้องไห้ของทารกจะดังเบาปะปนกัน แล้วเริ่มมีช่วงเบาแทรกมาบางจังหวะ

3.1.3 กลุ่มเสียงเฮะ แสดงตัวอย่างภาพสัญญาณได้ดังนี้

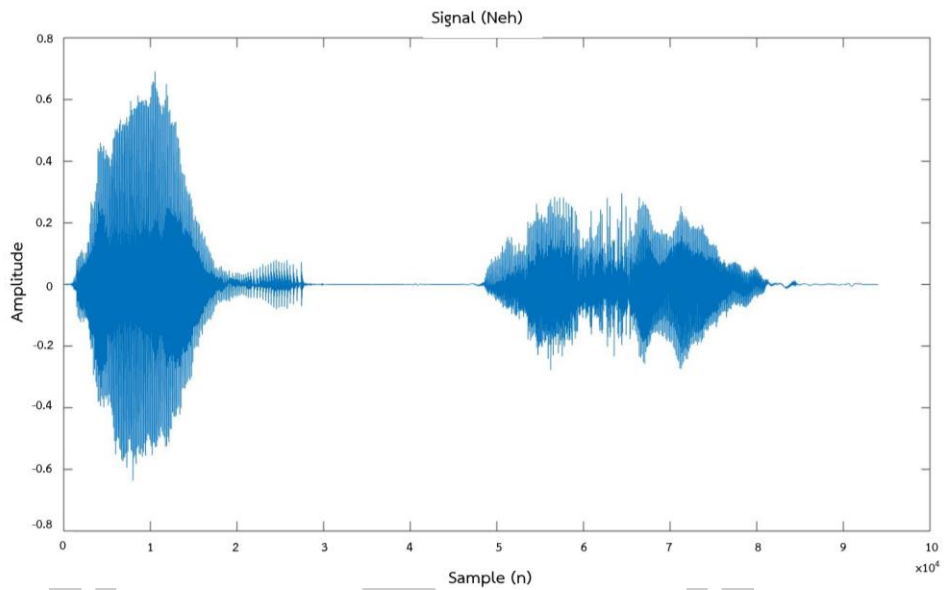


ภาพประกอบ 3.3 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเฮะ

จากภาพประกอบที่ 3.3 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเฮะลักษณะของเสียงร้องเฮะจะเป็นสัญญาณเสียงที่ไม่ต่อเนื่อง ระดับความเข้มของเสียงร้องไห้ทารกจะเริ่มจากความเข้มเสียงต่ำแบบเบาๆ แล้วเริ่มเพิ่มระดับความเข้มเสียงเป็นระดับความเข้มเสียงสูง ในช่วงความถี่ของเสียงมีการปะปนกันระหว่างความเข้มเสียงสูงและเสียงต่ำเป็นระยะสัปดาห์จะลดระดับความเข้มเสียงสูงเป็นระดับความเข้มเสียงต่ำต่อเนื่อง

3.1.4 กลุ่มเสียงเนะแสดงตัวอย่างภาพสัญญาณได้ดังนี้

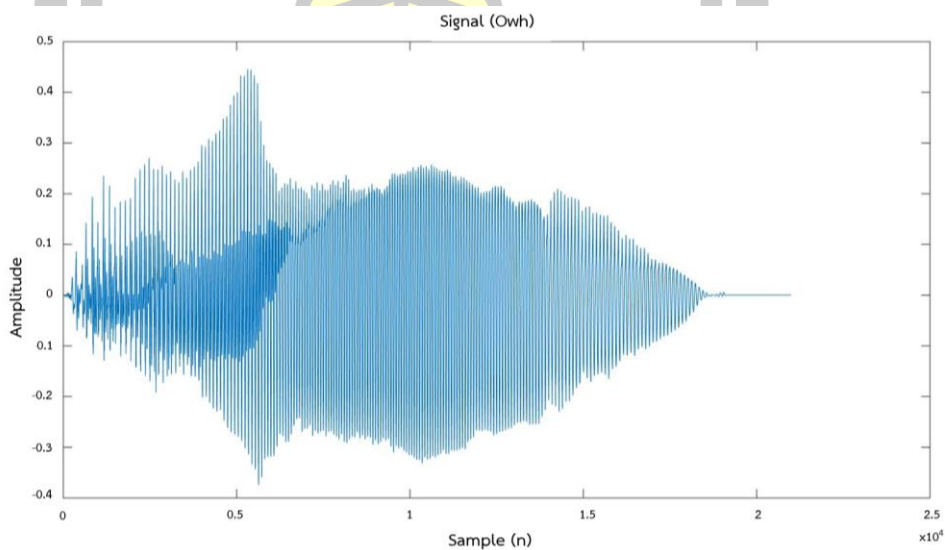
พหุ ประถม โท ชีวะ



ภาพประกอบ 3.4 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเนะ

จากภาพประกอบที่ 3.4 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงเนะลักษณะของเสียงร้องเนะจะเป็นสัญญาณเสียงที่ไม่ต่อเนื่อง มีระดับความเข้มของเสียงสูงเป็นกลุ่มๆ และจะลดระดับความเข้มของเสียงเป็นเสียงต่ำเป็นกลุ่มๆ เช่นเดียวกับเสียงร้องเอียะมีความแตกต่างกันตรงระดับความเข้มเสียงสูงจะมีระดับความเข้มเสียงต่ำปะปนกันในช่วงความถี่ และลดระดับความเข้มเสียงสูงเป็นระดับความเข้มเสียงต่ำต่อเนื่องเป็นเวลานานแล้วเพิ่มระดับความเข้มเสียงต่ำเป็นระดับความเข้มเสียงสูง

3.1.5 กลุ่มเสียงอวแสดงตัวอย่างภาพสัญญาณได้ดังนี้



ภาพประกอบ 3.5 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงอว

จากภาพประกอบที่ 3.5 แสดงตัวอย่างสัญญาณกลุ่มเสียงอวาลักษณะของเสียงร้องอวจะเป็นสัญญาณเสียงที่ไม่ต่อเนื่อง มีระดับความเข้มของเสียงสูงเบาบาง เสียงร้องของทารกจะร้องแบบต่อเนื่องแต่ช่วงความถี่ไม่เท่ากัน

3.2 ขั้นตอนการทำงานวิจัย

3.3.1 นำสัญญาณเสียงร้องทารกจากชุดข้อมูลผ่านกระบวนการประมวลผลสัญญาณเสียงเพื่อแปลงสัญญาณเสียงให้อยู่ในรูปสัญญาณดิจิทัลเพื่อง่ายต่อการนำมาสกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียง โดยใช้ความถี่อัตราซีกตัวอย่างที่ 44.1 เฮิรตซ์ แต่ละแซมเปิลจะมีความละเอียด 64 บิต แบบสเตอริโอ

3.3.2 สกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียงร้องให้ทารกด้วยเทคนิควิธีการของการแปลงเวฟเลตด้วยการปรับสเกลฟังก์ชัน 5 แบบ ซึ่งงานวิจัยเลือกใช้ฟังก์ชัน Haar, Db2, Coif1, Sym2 และฟังก์ชัน Bior3.1 ในกระบวนการนี้ผลลัพธ์ที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะของเสียงร้องนั้นจะได้ค่าสัมประสิทธิ์ของเสียงร้องให้แต่ละค่าจากแต่ละฟังก์ชัน โดยเลือกตัวกรองที่เหมาะสมของแต่ละสัญญาณเสียงจากค่า Global threshold ซึ่งจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ Retained energy เท่ากับค่า Number of zeros ซึ่งตัวกรองที่เหมาะสมของตัวอย่างดังกล่าวอยู่ในระดับตัวกรองที่ 5

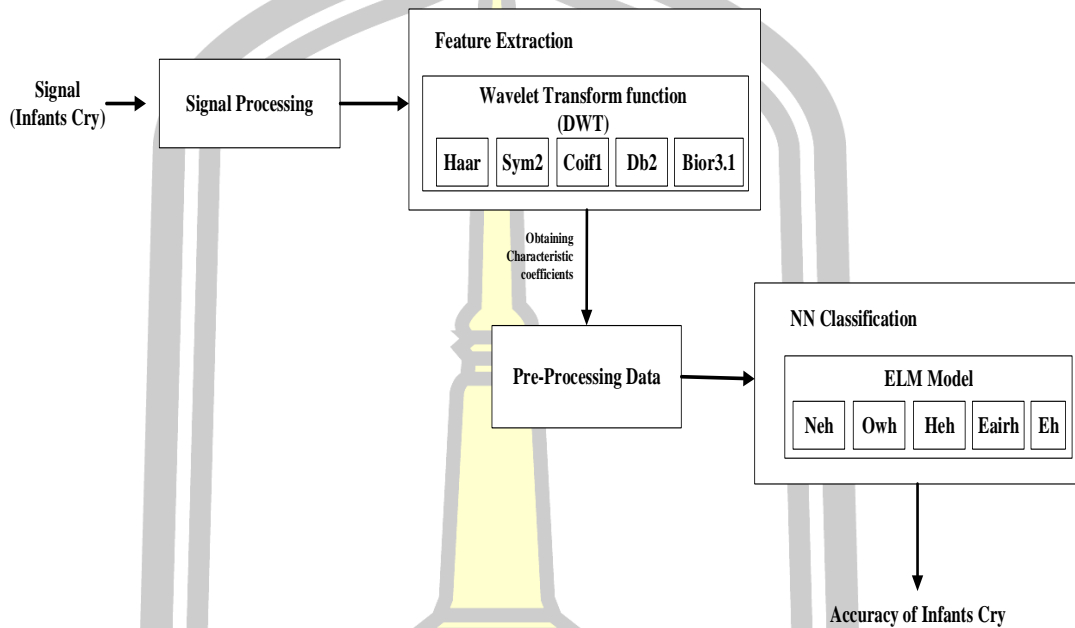
3.3.3 นำค่าสัมประสิทธิ์จากการสกัดคุณลักษณะของเสียงร้องให้มาเข้ากระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนนำเข้าสู่ตัวแบบจำลองทางโครงข่ายประสาทเทียม ในการเตรียมข้อมูลของค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะเสียงร้องให้ปรับค่าให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

3.3.4 ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากกระบวนการเตรียมข้อมูลคือเวกเตอร์ที่จะนำไปสู่ข้อมูลนำเข้าเพื่อใช้สำหรับเรียนรู้การจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบจำลองทางโครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็กซ์ตรีม

3.3.5 กำหนดอัตราการเรียนรู้ของตัวแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตรีมด้วยอัตรา 70:30 ซึ่งเป็นอัตราการเรียนรู้ที่ได้ทำการทดลองแล้วเหมาะสมที่สุด ตัวแบบชุดฝึกสอน (Training) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ (Testing) โครงข่ายจะหลุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ (Validation)

3.3.6 ในงานวิจัยนี้เลือกเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพความถูกต้องของการจำแนกเสียงร้องให้จากตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดจำนวนชั้นซ่อนของตัวแบบไว้ที่ 10, 20, 30, 40 และ 50 โหนด

3.3.7 คุณลักษณะที่ได้จากตัวแบบแล้วเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่เกิดขึ้น ผู้วิจัยสามารถสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะเพื่อเป็นแนวทางในการวิจัยต่อไป โดยขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยสามารถแสดงได้ดังแผนผังขั้นตอนการทำงานภาพประกอบ 3.6



ภาพประกอบ 3.6 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงาน

3.3 การเตรียมข้อมูลก่อนการประมวลผล

การประมวลผลข้อมูล (Data Processing) เป็นการจัดทำข้อมูลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความหมายและมีรูปแบบเหมาะสมกับความต้องการของผู้ใช้อาจอยู่ในรูปของผลลัพธ์หรือผลสรุป ขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลเป็นการจัดทำข้อมูลอย่างมีระบบ

3.3.1 การเตรียมข้อมูลนำเข้า (Data Input)

เป็นขั้นตอนแรกของการประมวลผลข้อมูล เพื่อให้จะให้ผลลัพธ์ตรงตามวัตถุประสงค์ของผู้วิจัย โดยการเก็บรวบรวมข้อมูล และการเปลี่ยนสภาพข้อมูลให้อยู่ในภาพประกอบสามารถนำมาประมวลผลได้ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลมาปรับให้อยู่ในรูปแบบเดียวกันจากสมการ 3.1

$$data' = \frac{data - Min}{Max - Min} \quad (3.1)$$

เมื่อ Data คือ ค่าข้อมูลคุณลักษณะของเซลล์แต่ละค่า Max และ Min คือค่าข้อมูลที่มีค่ามากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละคุณลักษณะข้อมูล

3.3.2 การประมวลผลข้อมูล (Process) เป็นการจัดทำข้อมูลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ ซึ่งขั้นตอนที่นำมาประมวลผลดังนี้

- (1) การเรียงข้อมูล
- (2) การดึงข้อมูล
- (3) การรวมข้อมูลเข้าด้วยกัน
- (4) การคำนวณหรือการเปรียบเทียบข้อมูล
- (5) การสรุป

3.3.3 การแสดงผล (Data Output) เป็นขั้นตอนสุดท้ายเมื่อนำข้อมูลเข้าสู่การประมวลผลแล้วได้ผลลัพธ์ตรงตามวัตถุประสงค์ของผู้วิจัย

3.4 วิธีการที่ใช้ในงานวิจัย

ในการวิจัยนี้ได้ทำการสกัดคุณลักษณะเสียงร้องให้ทารกด้วยเทคนิควิธีการของการแปลงเวฟเลตด้วยการปรับสเกลฟังก์ชัน 5 แบบ คือฟังก์ชัน Haar, Sym2, Coif1, Db2 และ Bior3.1 ด้วยขั้นตอนเทคนิควิธีการ 5 วิธีดังกล่าวเนื่องจากชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในสกัดคุณลักษณะเสียงร้องให้ทารกมีเวกเตอร์ขนาดใหญ่ การสกัดคุณลักษณะเสียงร้องให้ทารกจึงเป็นเหตุผลที่ดีสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งได้พิจารณาเลือกใช้เทคนิคข่ายประสาทเทียมแบบเอ็กซ์ตริม เพื่อเปรียบเทียบหาประสิทธิภาพความถูกต้องเนื่องจากเหมาะสำหรับชุดข้อมูลปัญหาการจำแนกประเภทข้อมูล

3.4.1 โปรแกรมแมทแลบ (Matlab) เป็นโปรแกรมสมรรถนะสูงเพื่อควบคุมทางเทคนิค โปรแกรมนี้ได้รวบรวมมาเขียนโปรแกรมและการแสดงผลรวมกันในตัวเดียวได้อย่างมีประสิทธิภาพ อยู่ในลักษณะที่ง่ายต่อการใช้งาน นอกจากนี้ลักษณะของการเขียนสมการในโปรแกรมก็เหมือนสมการคณิตศาสตร์ที่คุ้นเคยกันดีอยู่แล้ว งานที่ใช้ในแมทแลบก็เช่น การคำนวณทั่วไป การสร้างแบบจำลอง การทดสอบแบบจำลอง การวิเคราะห์ข้อมูลการแสดงผลในรูปกราฟทั้งแบบทั่วไปและคณิตศาสตร์ และวิศวกรรมสามารถสร้างโปรแกรมในลักษณะที่ติดต่อกับผู้ใช้ทางกราฟิก การทำงานสามารถทำได้

ทั้งแบบติดต่อโดยตรง (Interactive) คือการเขียนคำสั่งเข้าไปทีละคำสั่ง เพื่อให้แมทแลบประมวลผลไปเรื่อยๆ หรือสามารถรวมชุดคำสั่งเป็นโปรแกรม จุดเด่นอย่างหนึ่งของแมทแลบ คือข้อมูลทุกตัวเก็บในรูปอาร์เรย์ คือตัวแปรแต่ละตัวจะได้รับการแบ่งเป็นส่วนย่อย (Element) นั้นเอง ซึ่งการใช้ตัวแปรเป็นอาร์เรย์ในแมทแลบนั้นไม่จำเป็นต้องจองมิติ (Dimension) เหมือนการเขียนโปรแกรมระดับต่ำทั่วไป ทำให้ไม่พบปัญหาของตัวแปรในลักษณะเมตริกซ์และเวกเตอร์

3.5 อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ในการวิจัยเปรียบเทียบประสิทธิภาพการสอนช่วยงานประสาทเทียมโดยผ่านการเลือกคุณลักษณะสำหรับปัญหาการจำแนกประเภทข้อมูลได้มีการนำอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ มาใช้ในการวิจัยดังนี้

3.5.1 อุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ที่จะนำมาใช้

3.5.1.1 เครื่องคอมพิวเตอร์ Intel(R) Core (TM) i7-6700HQ CPU @2.60GHz
2.59GHz

3.5.1.2 หน่วยความจำ 4 GB

3.5.1.3 ความจุของฮาร์ดดิสก์ 1 TB

3.5.1.4 เครื่องพิมพ์

3.5.2 ซอฟต์แวร์ที่ใช้

3.5.2.1 ระบบปฏิบัติการ (Operating system): Microsoft windows 10

3.5.2.2 โปรแกรมประยุกต์ (Application): Microsoft excel

3.5.2.3 โปรแกรม Matlab R2015(b)

พจนัน ปณฺ ทิโต ชีเว

บทที่ 4

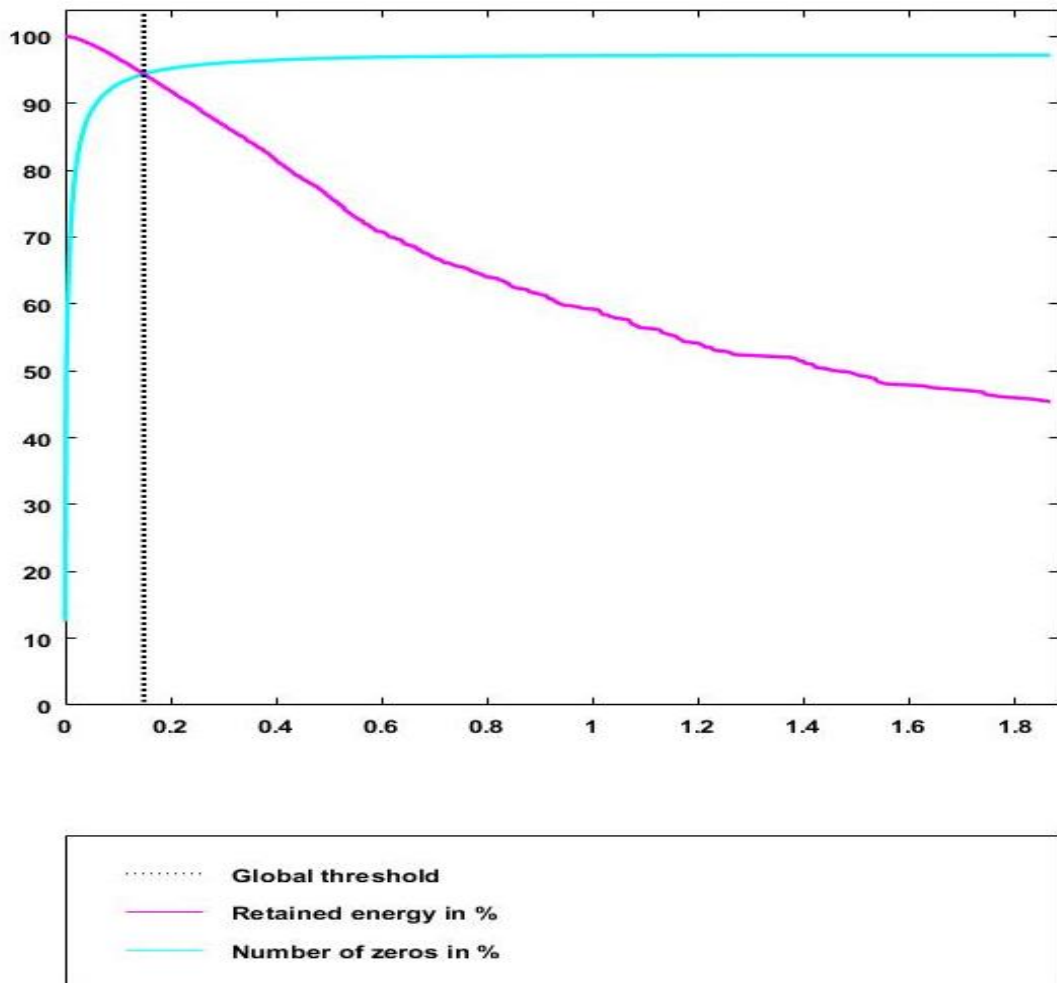
ผลการวิจัยและอภิปรายผล

บทนี้ผู้วิจัยจะนำเสนอผลการดำเนินการวิจัยของการสกัดคุณลักษณะของเสียงร้องให้เด็กทารก โดยใช้เทคนิคฟังก์ชันการแปลงเวฟเลต 5 ฟังก์ชันเวฟเลต เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพถูกต้องแม่นยำในการจำแนกเสียงร้องให้ทารกให้ได้ดีที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

4.1 การคัดแยกสัญญาณเสียงด้วยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย

4.1.1 นำสัญญาณเสียงร้องทารกจากชุดข้อมูลผ่านกระบวนการประมวลผลสัญญาณเสียงเพื่อแปลงสัญญาณเสียงให้อยู่ในรูปสัญญาณดิจิทัลก่อนนำมาสกัดคุณลักษณะสำคัญของเสียง โดยใช้ความถี่อัตราซีกตัวอย่างที่ 44 เฮอร์ตซ์ ซึ่งเป็นคุณภาพของเสียง(Sample Rate) แต่ละแชนเปิดจะมีความละเอียด 16 บิต ซึ่งเป็นตัวอย่างขนาดของเสียงที่ใช้สำหรับอธิบายจำนวนของข้อมูลที่ใช้จัดเก็บในคอมพิวเตอร์แบบสเตอริโอ(Sample Size) ในขั้นตอนการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยนำเอาสัญญาณมาผ่านตัวกรองความถี่ต่ำและตัวกรองความถี่สูงเพื่อทำการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนที่เป็นความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient)และส่วนที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ซึ่งตัวกรองความถี่ต่ำก็คือสเกลฟังก์ชัน (Scaling Function) และตัวกรองความถี่สูงก็คือเวฟเลตฟังก์ชัน (Wavelet Function) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีความถี่เป็นครึ่งหนึ่งของสัญญาณเดิม นำสัญญาณเสียงทั้งสิ้น 25 สัญญาณเสียงร้องให้ของทารกมาสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยจากทั้งสิ้น 5 ฟังก์ชัน โดยเลือกตัวกรองที่เหมาะสมของแต่ละสัญญาณเสียงจากค่า Global threshold ซึ่งจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ Retained energy เท่ากับค่า Number of zeros ดังภาพประกอบที่ 4.1

พูน ปณ ทิโต ชีเว



ภาพประกอบ 4.1 ตัวอย่างโครงสร้างการออกแบบระดับตัวกรองสัญญาณความถี่

จากภาพประกอบ 4.1 เป็นตัวอย่างของสัญญาณเสียงที่ 1 ด้วยฟังก์ชัน Haar เวฟเล็ต มาสกัดคุณลักษณะสำคัญด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย โดยเลือกตัวกรองที่เหมาะสมของแต่ละสัญญาณเสียงจากค่า Global threshold ซึ่งจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ Retained energy เท่ากับค่า Number of zeros ซึ่งตัวกรองที่เหมาะสมของตัวอย่างดังกล่าวอยู่ในระดับตัวกรองที่ 5 งานวิจัยต้องนำทั้งหมด 25 สัญญาณเสียงเพื่อหาค่า Global threshold เพื่อพิจารณาหาตัวกรองที่เหมาะสมของแต่ละสัญญาณเสียงได้ค่าดังต่อไปนี้ดังตารางที่ 4.1 และตารางที่ 4.2

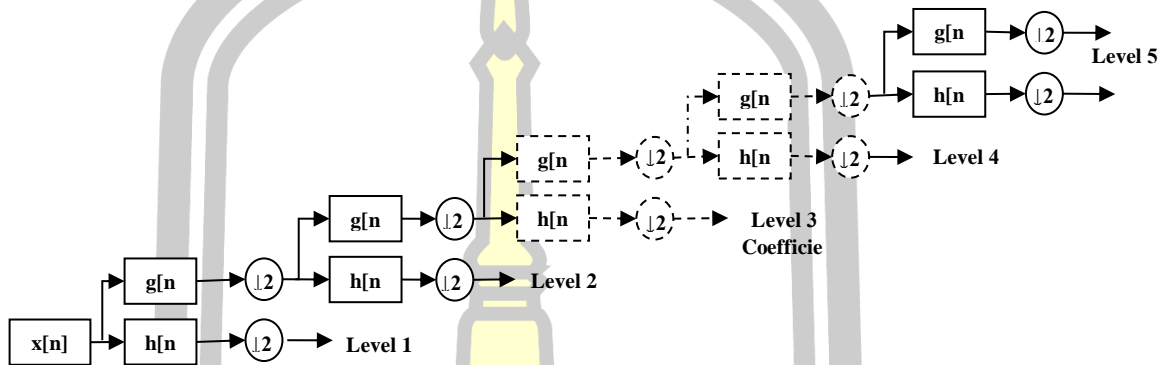
ตาราง 4.1 ตารางแสดงผลการพิจารณาตัวกรองสัญญาณด้วยฟังก์ชันการแปลงเวฟเล็ต

ฟังก์ชัน เสียง	haar			db2			sym2		
	Filter level	Global threshold	Retained energy/ Number of zeros	Filter level	Global threshold	Retained energy/ Number of zeros	Filter level	Global threshold	Retained energy/ Number of zeros
s1	5	0.1493	94.37	4	0.1782	94.03	4	0.1782	94.03
s2	4	0.2932	92.66	5	0.2891	95.19	5	0.2891	95.19
s3	5	0.1052	94.01	5	0.1287	95.17	5	0.1287	95.17
s4	5	0.1196	93.60	5	0.1476	94.77	5	0.1476	94.77
s5	5	0.1528	95.14	5	0.213	96.03	5	0.213	96.03
s6	7	0.1749	93.81	6	0.2215	95.29	6	0.2215	95.29
s7	5	0.1534	94.23	5	0.2039	95.58	5	0.2039	95.58
s8	5	0.2839	93.59	6	0.3071	95.58	6	0.3071	95.58
s9	4	0.2516	93.14	5	0.2393	95.91	5	0.2393	95.91
s10	5	0.3999	93.18	5	0.5024	94.86	5	0.5024	94.86
s11	6	0.262	93.20	7	0.2969	93.20	7	0.2969	95.42
s12	5	0.1894	94.56	5	0.2535	95.68	5	0.2535	95.68
s13	5	0.2306	92.99	5	0.2711	93.87	5	0.2711	93.87
s14	5	0.1937	92.83	5	0.2486	94.21	5	0.2486	94.21
s15	5	0.117	91.83	5	0.1445	93.73	5	0.1445	93.73
s16	6	0.1904	92.75	5	0.2118	94.21	6	0.2118	94.46
s17	5	0.2057	93.94	5	0.2509	95.13	5	0.2509	95.13
s18	4	0.1979	92.62	4	0.2827	93.28	4	0.2827	93.28
s19	4	0.3961	93.15	6	0.3211	96.57	6	0.3211	96.57
s20	4	0.2668	92.16	4	0.377	93.27	4	0.377	93.27
s21	5	0.1947	93.27	5	0.2418	94.85	5	0.2418	94.85
s22	5	0.2358	91.96	9	0.2433	94.68	9	0.2433	94.68
s23	4	0.2949	89.74	4	0.3559	91.36	4	0.3559	91.36
s24	4	0.2341	91.16	5	0.2451	93.71	5	0.2451	93.71
s25	4	0.2634	92.26	6	0.2305	95.21	6	0.2305	95.21

ตาราง 4.2 ตารางแสดงผลการพิจารณาตัวกรองสัญญาณด้วยฟังก์ชันการแปลงเวฟเล็ต(ต่อ)

ฟังก์ชัน เสียง	coif1			bior3.1		
	Filter level	Global threshold	Retained energy/ Number of zeros	Filter level	Global threshold	Retained energy/ Number of zeros
s1	4	0.2492	94.01	5	0.8325	94.37
s2	6	0.2689	95.52	7	0.6431	97.73
s3	6	0.1103	95.65	8	0.3113	97.81
s4	5	0.1476	94.78	6	0.3467	97.11
s5	5	0.2134	96.05	5	0.5639	96.72
s6	6	0.2174	95.33	6	0.5899	97.10
s7	5	0.2115	95.60	5	0.4916	96.71
s8	7	0.2933	95.92	7	0.8951	97.88
s9	8	0.165	97.31	7	0.3876	98.11
s10	5	0.5102	94.94	5	1.256	96.55
s11	8	0.2789	95.69	8	0.6586	97.69
s12	5	0.2725	95.70	5	0.5571	96.60
s13	5	0.288	94.01	5	0.6988	95.63
s14	5	0.2456	94.27	5	0.6052	95.96
s15	6	0.1329	94.21	5	0.368	95.84
s16	6	0.2242	94.37	6	0.4702	96.45
s17	5	0.2534	95.17	6	0.4981	97.22
s18	4	0.2986	93.31	5	0.4852	96.38
s19	5	0.3994	95.83	6	0.7468	97.66
s20	4	0.3792	93.31	6	0.6142	97.05
s21	7	0.2138	95.57	7	0.5588	97.46
s22	7	0.2562	94.40	7	0.6937	96.82
s23	8	0.2641	93.25	5	0.7537	94.81
s24	5	0.2397	93.83	5	0.5776	95.59
s25	7	0.2208	95.41	5	0.5383	96.13

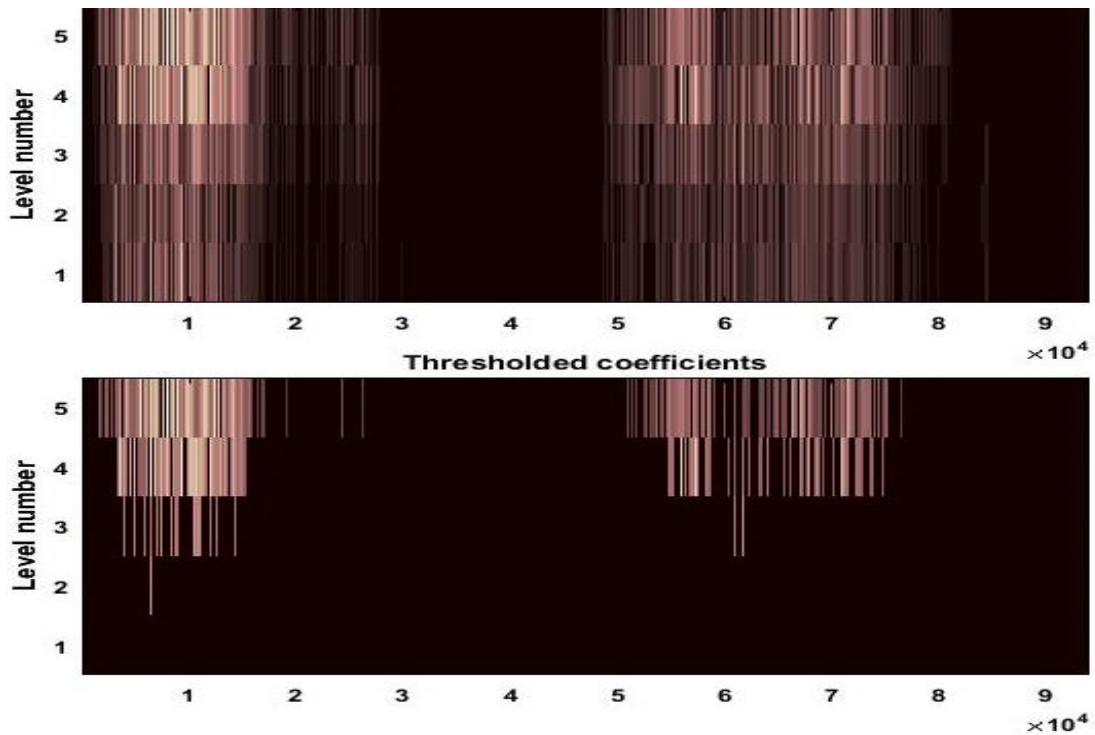
จากตารางที่ 4.1 และ 4.2 แสดงผลการพิจารณาตัวกรองสัญญาณด้วยฟังก์ชันจากการแปลงเวฟเล็ต 5 ฟังก์ชัน พบว่าสัญญาณเสียงที่ทดสอบ 25 สัญญาณเสียงตัวกรองสัญญาณเสียงค่าเฉลี่ยของระดับชั้นที่เหมาะสมอยู่ในระดับตัวกรองที่ 5 งานวิจัยจึงได้ออกแบบโครงสร้างของระดับตัวกรองสัญญาณได้ดังภาพประกอบที่ 4.2



ภาพประกอบ 4.2 โครงสร้างการออกแบบระดับตัวกรองสัญญาณความถี่

ตัวกรองความถี่ต่ำ (Scaling Function) ที่เหมาะสมสำหรับการบีบสัญญาณแอมพลิจูดของแต่ละสัญญาณเสียง มีความเหมาะสมในระดับสเกลตัวกรองความถี่ระดับที่ 5 ดังภาพประกอบ 4.3 แสดงให้เห็นภาพสีของค่าสัมประสิทธิ์ในแต่ละระดับตัวกรองความถี่ที่เลือก

พูนุ ปณุกิตโต ชีเว



ภาพประกอบ 4.3 แสดงภาพสีของค่าสัมประสิทธิ์ในแต่ละระดับตัวกรองความถี่

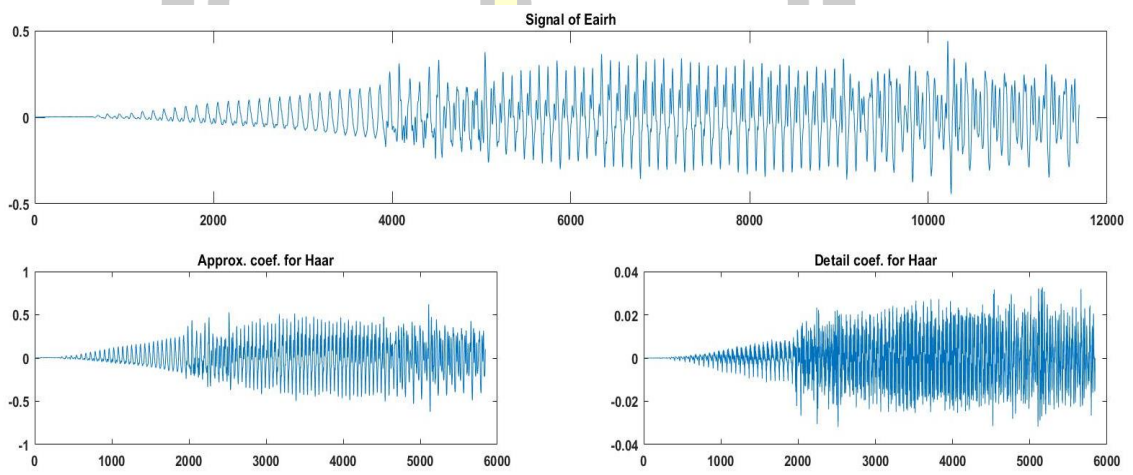
จากภาพประกอบ 4.3 สเปกตรัมความถี่ของภาพสีสำหรับค่าสัมประสิทธิ์ในแต่ละตัวกรองของสัญญาณอิเล็กทรอนิกส์ที่แปรเปลี่ยนสัญญาณแชนเนล คือการแสดงค่าสัญญาณในโดเมนของความถี่ สามารถสร้างสเปกตรัมความถี่ได้โดยอาศัยการแปลงสัญญาณจากฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยผลลัพธ์ที่ได้มักจะแสดงเป็นแอมพลิจูดและเฟส โดยแสดงค่าอ้างอิงกับความถี่

สัญญาณที่ถูกแยกออกเป็นส่วนที่เป็นความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient) และส่วนที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีความถี่เป็นครึ่งหนึ่งของสัญญาณดังภาพประกอบ 4.4 – 4.28 เป็นภาพที่แสดงสัญญาณในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชันทั้งสิ้น 5 ฟังก์ชันของแต่ละตัวอย่างกลุ่มสัญญาณเสียงได้ดังต่อไปนี้

4.1.1.1 สัญญาณเสียงเอียร์

เมื่อนำกลุ่มตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียร์สกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย จะต้องแยกสัญญาณความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient) และสัญญาณที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ออกด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตทั้ง 5 ฟังก์ชันดังภาพประกอบ 4.4 – 4.8 ได้ต่อไปนี้

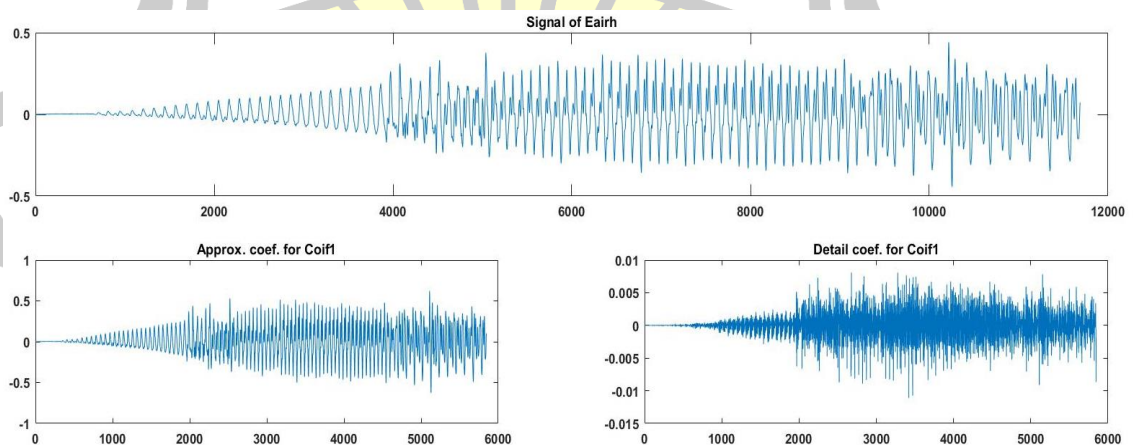
(1) กลุ่มสัญญาณเสียงเอียร์ที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar



ภาพประกอบ 4.4 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียร์ในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน

Haar

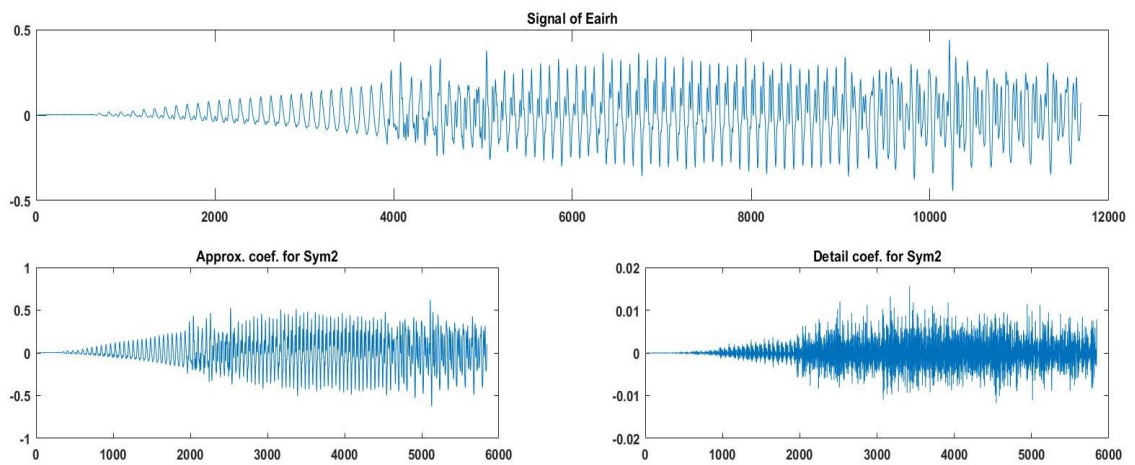
(2) กลุ่มสัญญาณเสียงเอียร์ที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1



ภาพประกอบ 4.5 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียร์ในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน

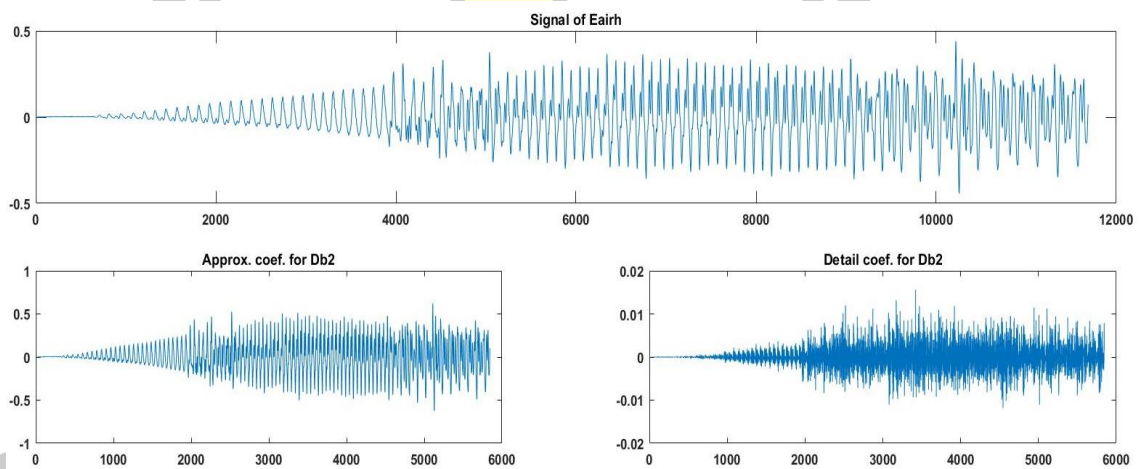
Coif1

(3) กลุ่มสัญญาณเสียงเอียร์ที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2



ภาพประกอบ 4.6 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียร์ในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2

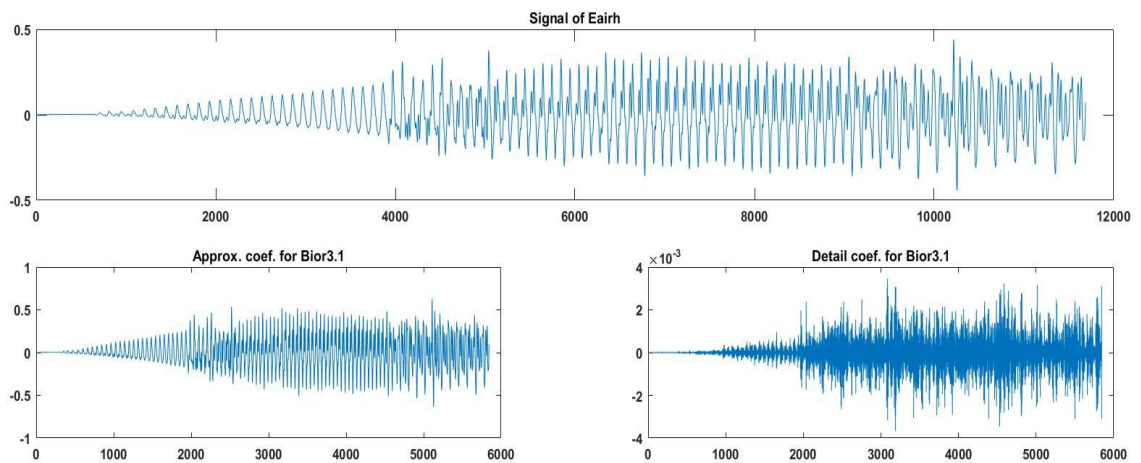
(4) กลุ่มสัญญาณเสียงเอียร์ที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2



ภาพประกอบ 4.7 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียร์ในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2



(5) กลุ่มสัญญาณเสียงเอียร์ที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

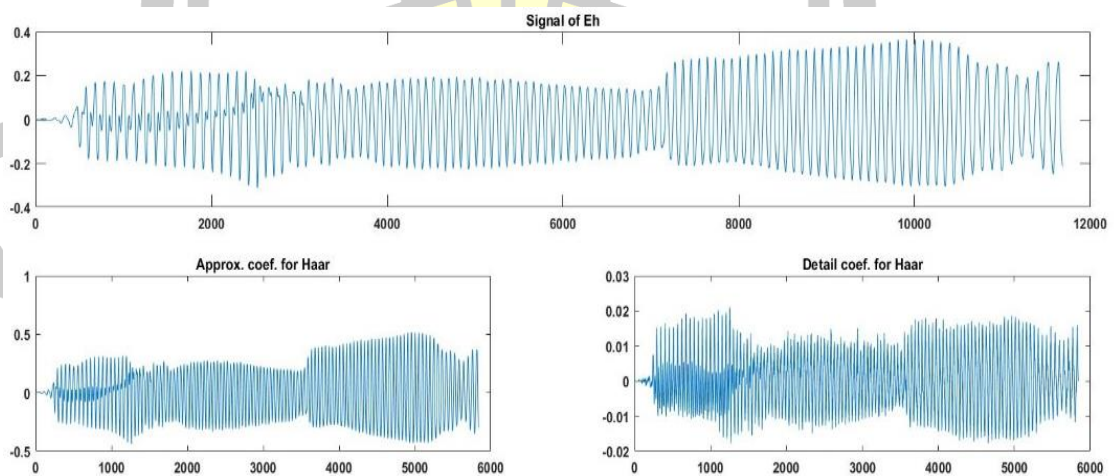


ภาพประกอบ 4.8 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอียร์ในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

4.1.1.2 สัญญาณเสียงเอ

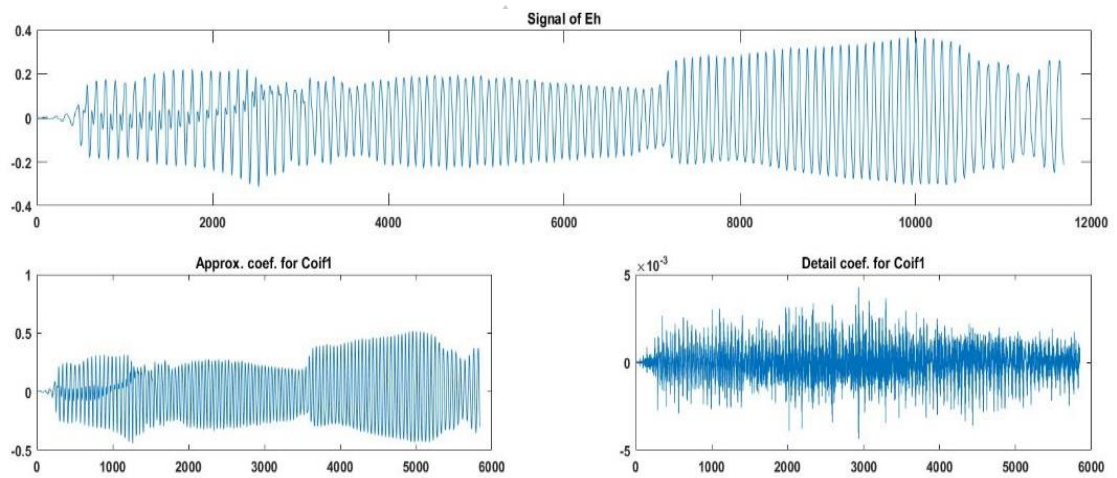
เมื่อนำกลุ่มตัวอย่างสัญญาณเสียงเอสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย จะต้องแยกสัญญาณความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient) และสัญญาณที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ออกด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตทั้ง 5 ฟังก์ชันดังภาพประกอบ 4.9 – 4.13 ได้ต่อไปนี้

(1) กลุ่มสัญญาณเสียงเอที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar



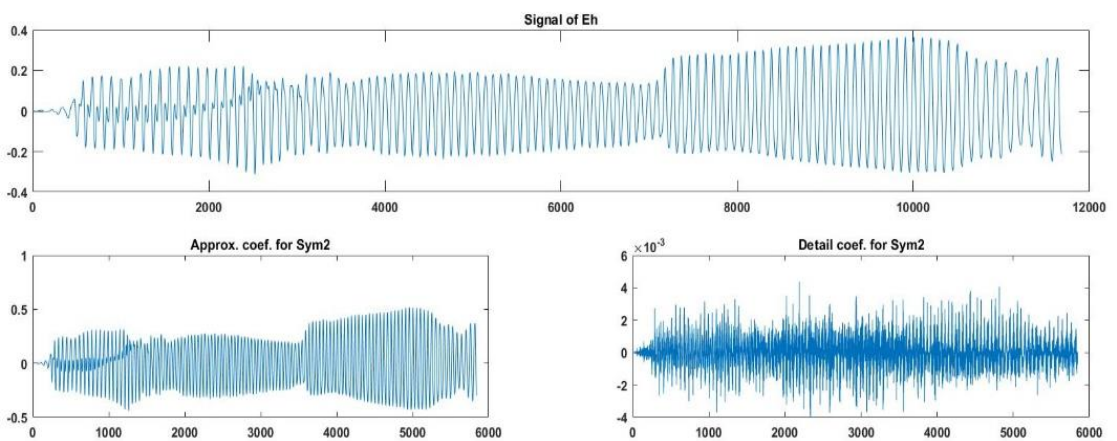
ภาพประกอบ 4.9 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเอในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar

(2) กลุ่มสัญญาณเสียงอะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1



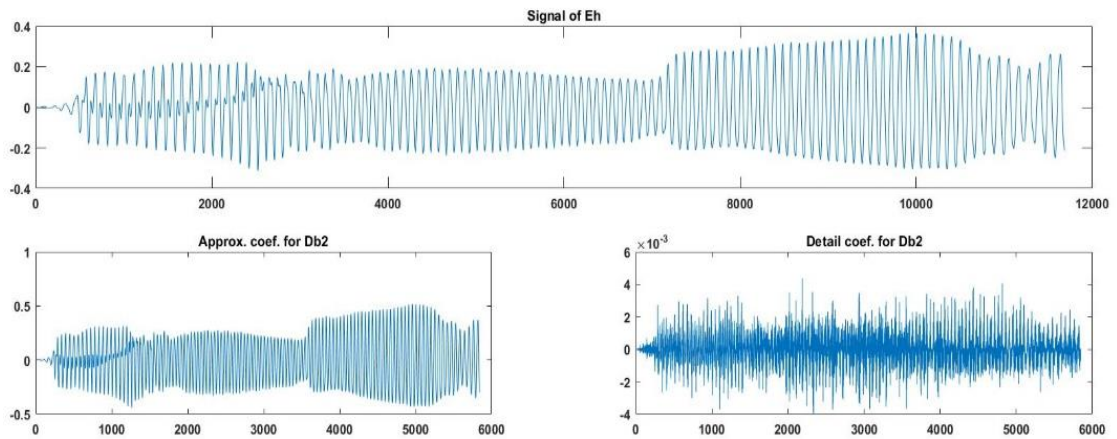
ภาพประกอบ 4.10 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1

(3) กลุ่มสัญญาณเสียงอะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2



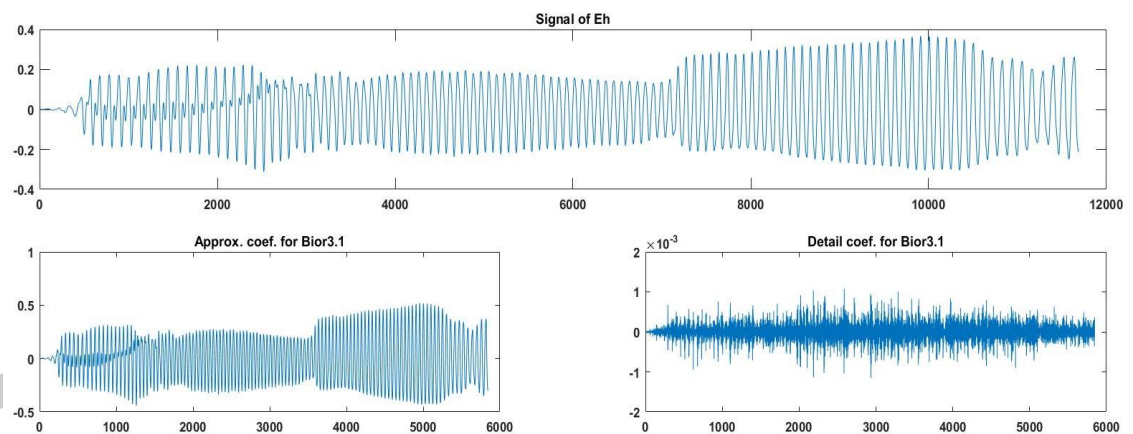
ภาพประกอบ 4.11 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2

(4) กลุ่มสัญญาณเสียงอะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2



ภาพประกอบ 4.12 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2

(5) กลุ่มสัญญาณเสียงอะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

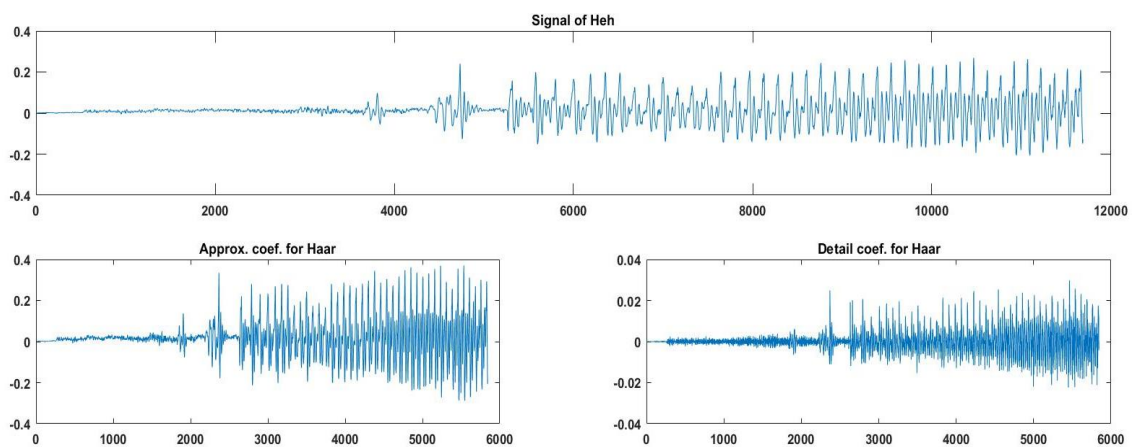


ภาพประกอบ 4.13 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

4.1.1.3 สัญญาณเสียงเฮะ

เมื่อนำกลุ่มตัวอย่างสัญญาณเสียงเฮะสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย จะต้องแยกสัญญาณความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient) และสัญญาณที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ออกด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตทั้ง 5 ฟังก์ชันดังภาพประกอบ 4.14 – 4.18 ได้ต่อไปนี้

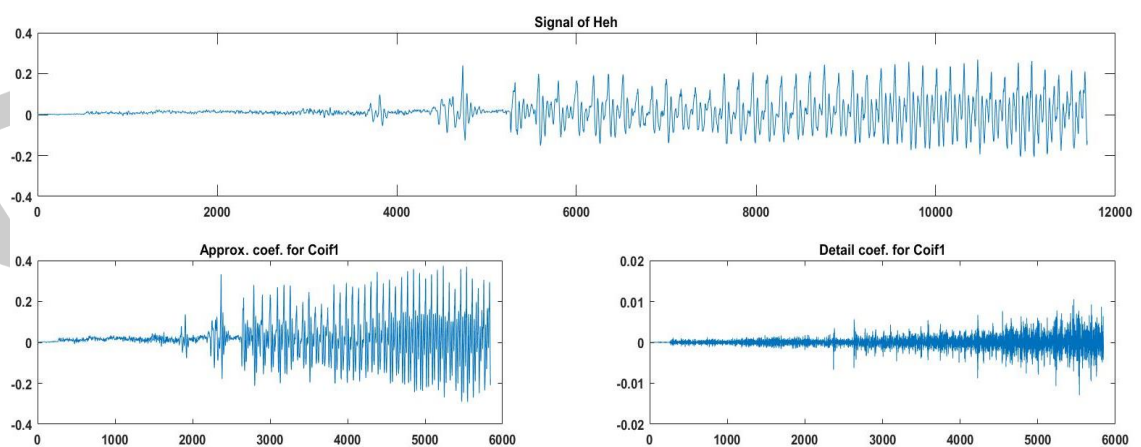
(1) กลุ่มสัญญาณเสียงเฮะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar



ภาพประกอบ 4.14 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเฮะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน

Haar

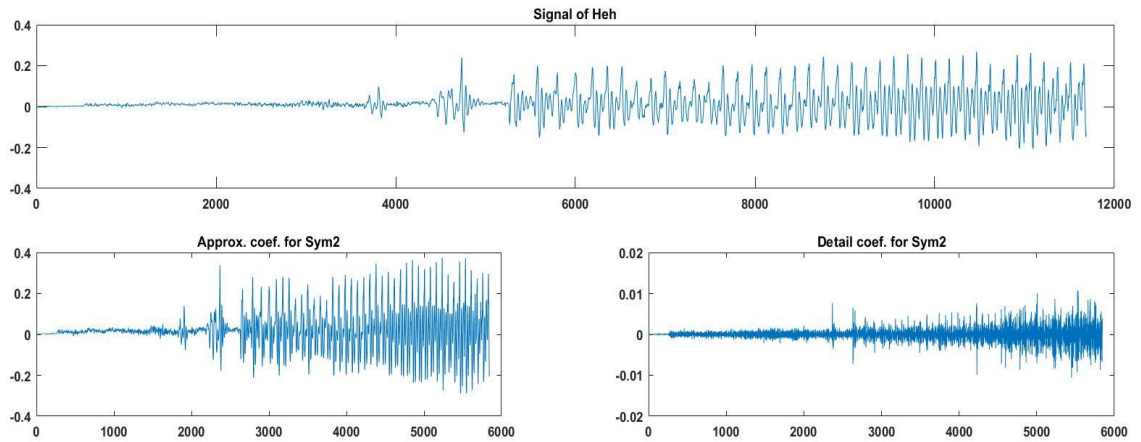
(2) กลุ่มสัญญาณเสียงเฮะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1



ภาพประกอบ 4.15 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเฮะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน

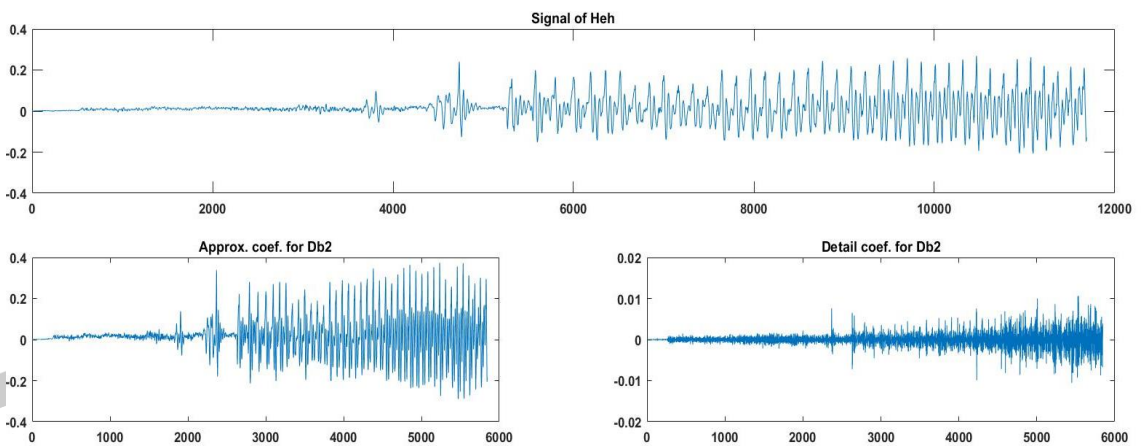
Coif1

(3) กลุ่มสัญญาณเสียงเฮะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2



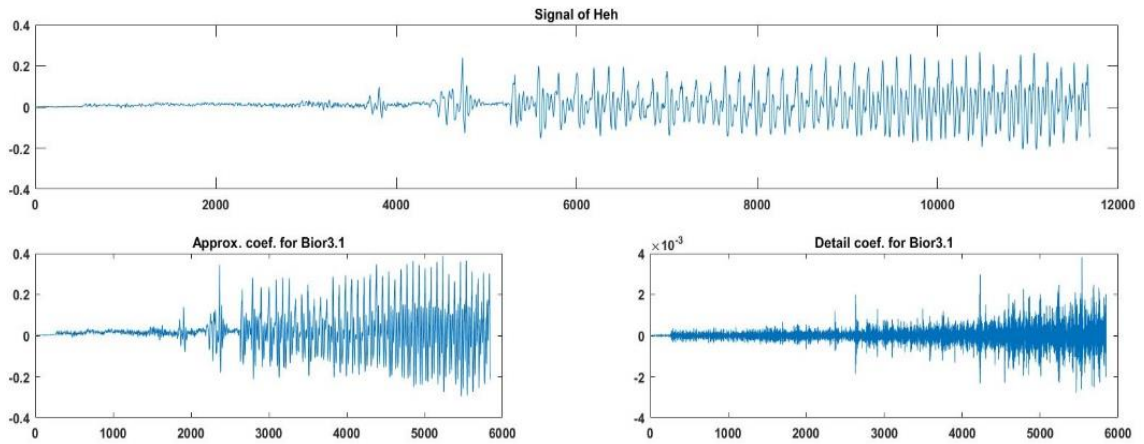
ภาพประกอบ 4.16 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเฮะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2

(4) กลุ่มสัญญาณเสียงเฮะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2



ภาพประกอบ 4.17 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเฮะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2

(5) กลุ่มสัญญาณเสียงเฮที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

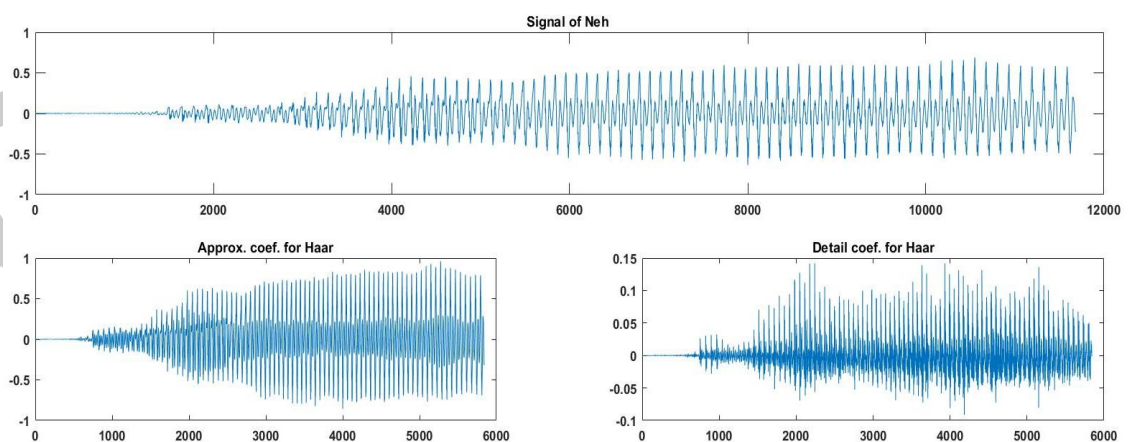


ภาพประกอบ 4.18 ตัวอย่างสัญญาณเสียงเฮในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

4.1.1.4 สัญญาณเสียงนะ

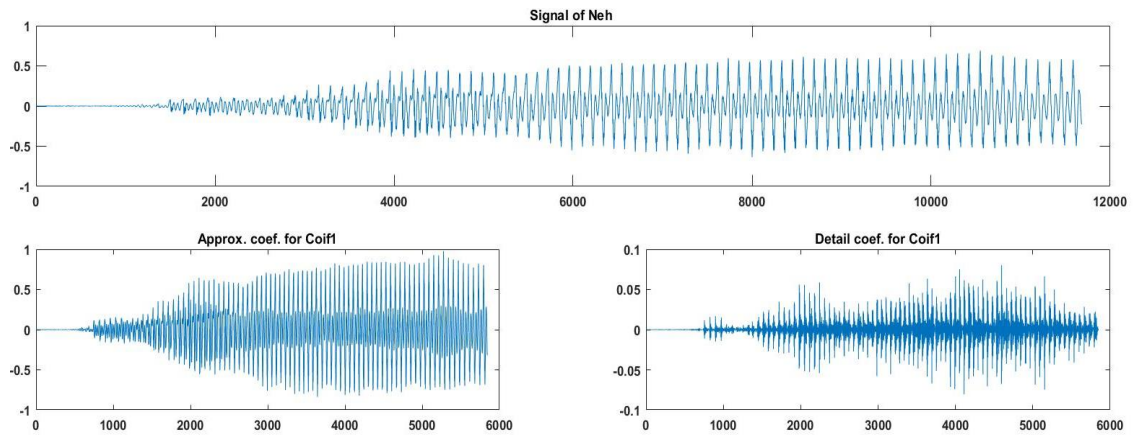
เมื่อนำกลุ่มตัวอย่างสัญญาณเสียงนะสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย จะต้องแยกสัญญาณความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient) และสัญญาณที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ออกด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตทั้ง 5 ฟังก์ชันดังภาพประกอบ 4.19 – 4.23 ได้ต่อไปนี้

(1) กลุ่มสัญญาณเสียงนะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar



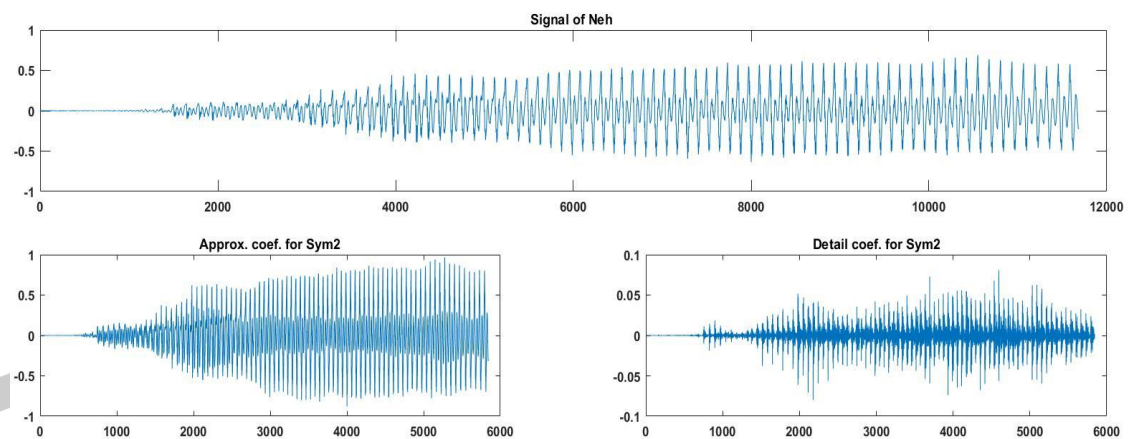
ภาพประกอบ 4.19 ตัวอย่างสัญญาณเสียงนะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar

(2) กลุ่มสัญญาณเสียงนะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1



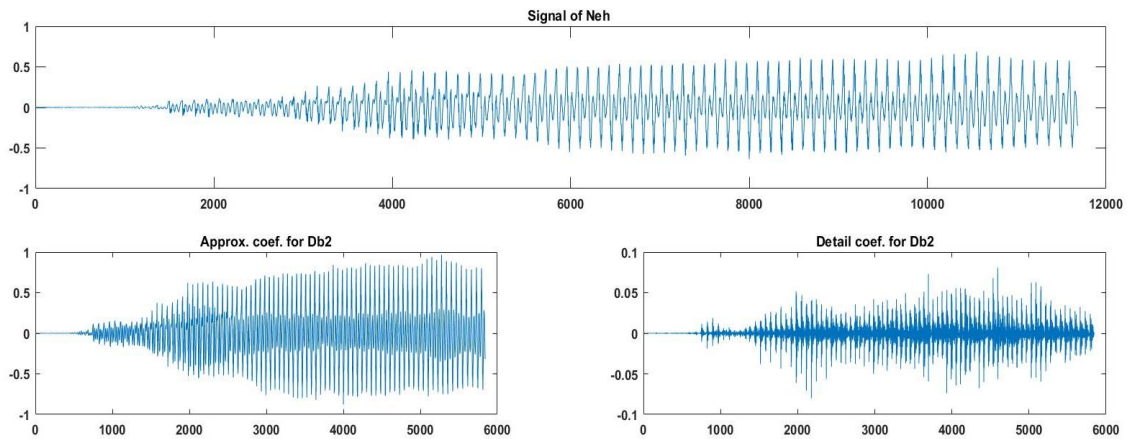
ภาพประกอบ 4.20 ตัวอย่างสัญญาณเสียงนะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1

(3) กลุ่มสัญญาณเสียงนะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2



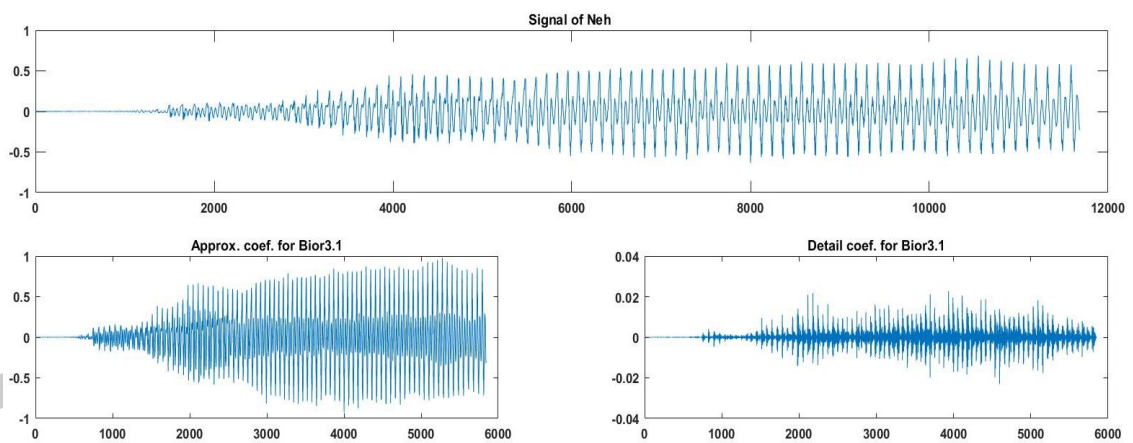
ภาพประกอบ 4.21 ตัวอย่างสัญญาณเสียงนะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2

(4) กลุ่มสัญญาณเสียงนะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2



ภาพประกอบ 4.22 ตัวอย่างสัญญาณเสียงนะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2

(5) กลุ่มสัญญาณเสียงนะที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

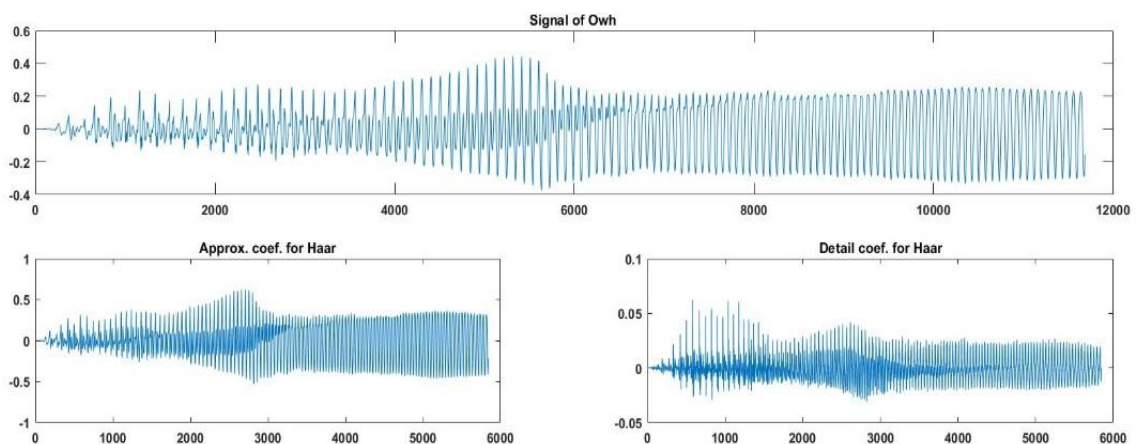


ภาพประกอบ 4.23 ตัวอย่างสัญญาณเสียงนะในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

4.1.1.5 สัญญาณเสียงอว

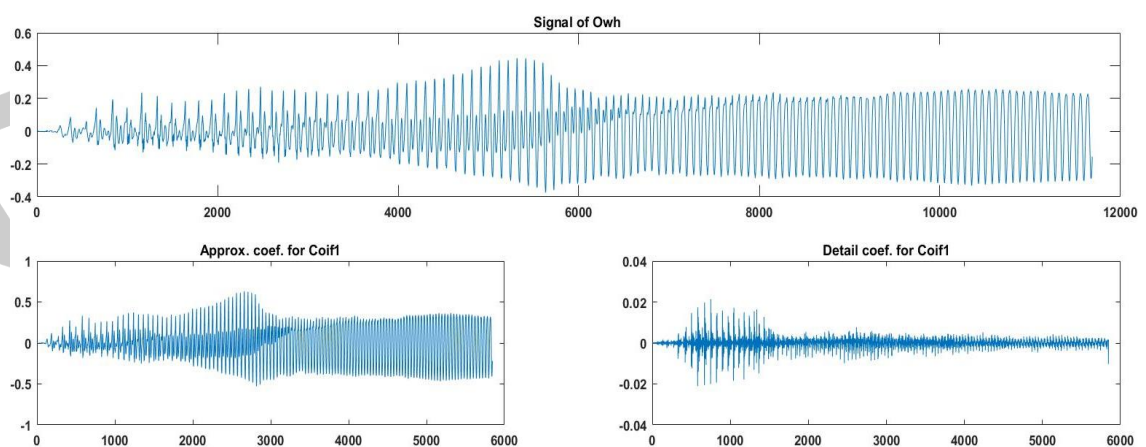
เมื่อนำกลุ่มตัวอย่างสัญญาณเสียงอวสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย จะต้องแยกสัญญาณความถี่ต่ำ (Approximation Coefficient) และสัญญาณที่เป็นความถี่สูง (Detail Coefficient) ออกด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตทั้ง 5 ฟังก์ชันดังภาพประกอบ 4.24 – 4.28 ได้ต่อไปนี้

(1) กลุ่มสัญญาณเสียงอวที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar



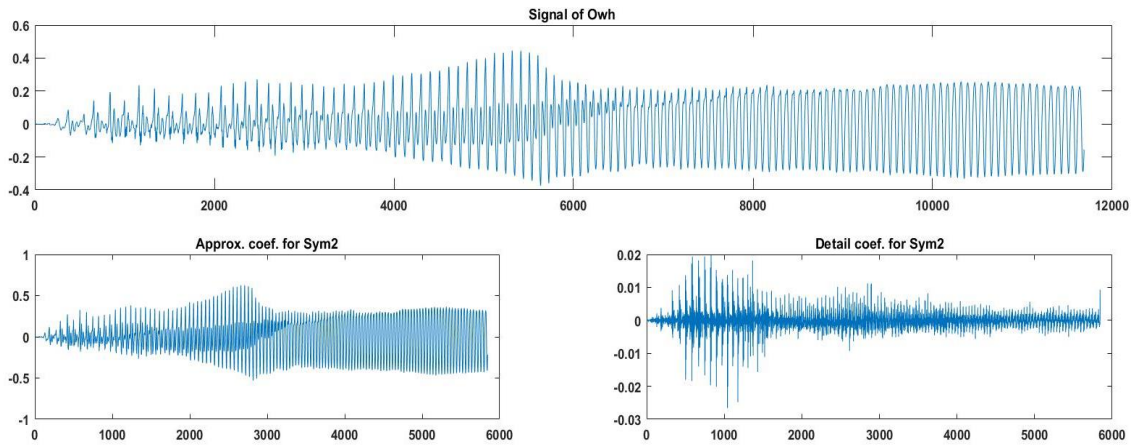
ภาพประกอบ 4.24 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Haar

(2) กลุ่มสัญญาณเสียงอวที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1



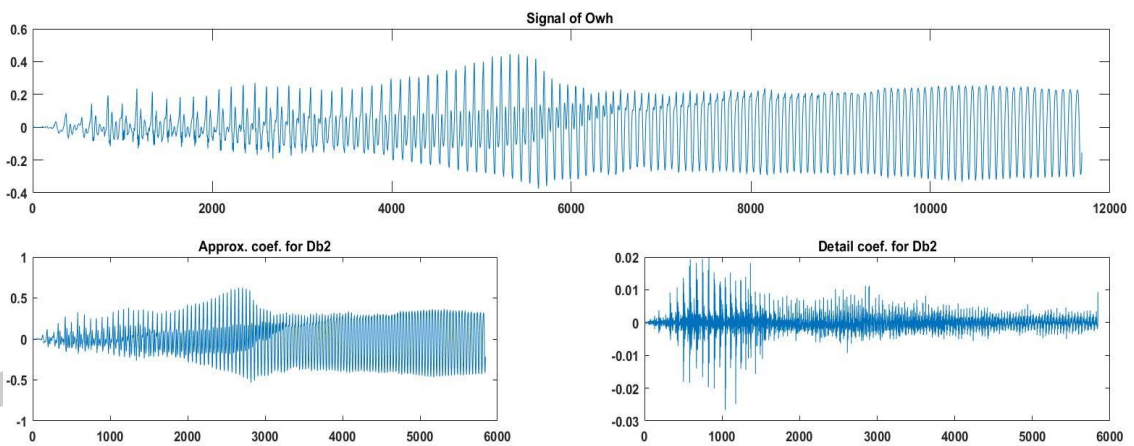
ภาพประกอบ 4.25 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Coif1

(3) กลุ่มสัญญาณเสียงอวที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2



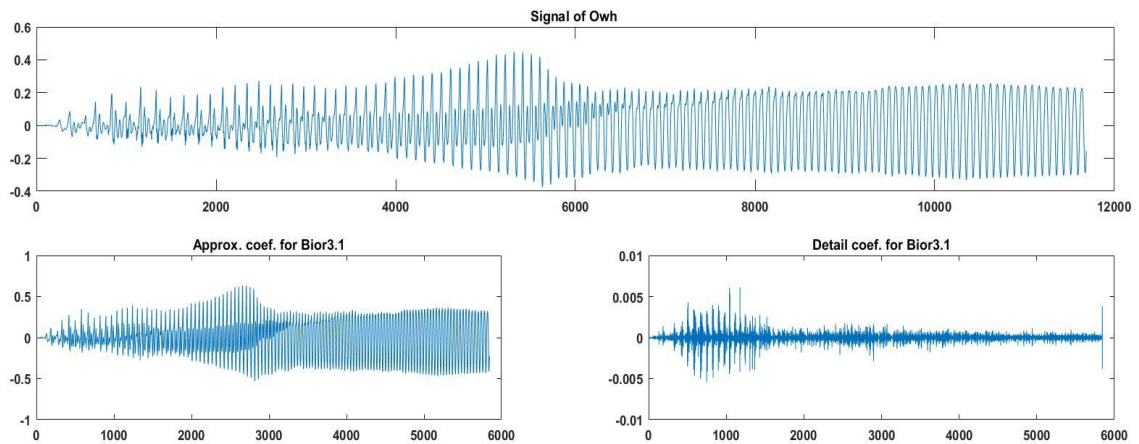
ภาพประกอบ 4.26 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Sym2

(4) กลุ่มสัญญาณเสียงอวที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2



ภาพประกอบ 4.27 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Db2

(5) กลุ่มสัญญาณเสียงอวที่ผ่านส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1



ภาพประกอบ 4.28 ตัวอย่างสัญญาณเสียงอวในส่วนความถี่ต่ำและส่วนความถี่สูงของเวฟเล็ตฟังก์ชัน Bior3.1

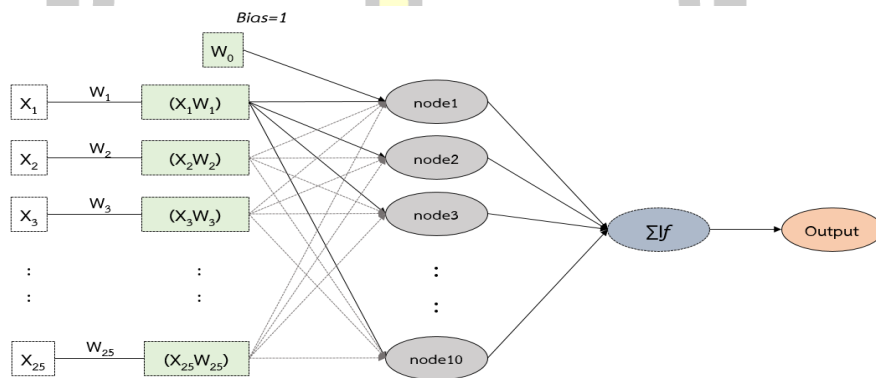
ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวกรองความถี่สูงและความถี่ต่ำที่ได้ถูกแยกสัญญาณออกมานั้นจะนำไปช่วยสกัดหาค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของสัญญาณเสียงนั้น ๆ ออกมาจากการทำเซอร์คูลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณต้นแบบกับตัวกรองความถี่สูงผ่านและตัวกรองความถี่ต่ำผ่านตามลำดับเพื่อจะนำไปช่วยสกัดหาค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของสัญญาณเสียงนั้น ๆ ออกมาจากทั้งสิ้น 5 เวฟเล็ตฟังก์ชัน เมื่อได้ค่าสัมประสิทธิ์จากการสกัดคุณลักษณะของเสียงร้องให้ออกมาแล้ว ให้นำค่าสัมประสิทธิ์ของเสียงร้องให้ดังกล่าวเข้ากระบวนการเตรียมข้อมูลก่อนนำเข้าสู่ตัวแบบจำลองทางโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการเตรียมข้อมูลของค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะเสียงร้องให้ปรับค่าให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

4.2 การออกแบบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตรีม

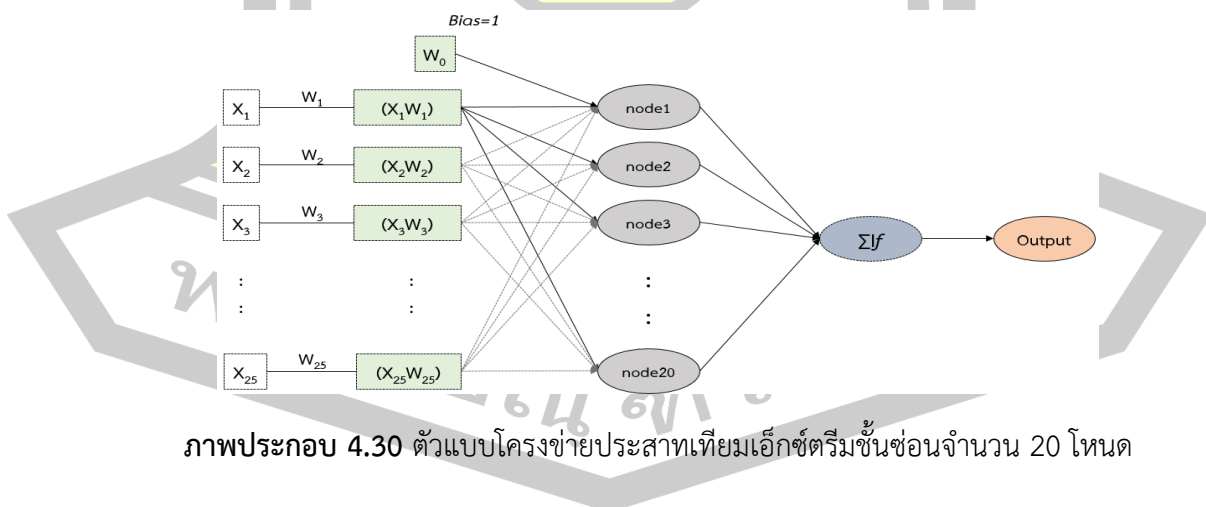
ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากกระบวนการเตรียมข้อมูลคือเวกเตอร์ที่จะนำไปสู่ข้อมูลนำเข้าเพื่อใช้สำหรับเรียนรู้การจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบจำลองทางโครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็กซ์ตรีมโดยกำหนดอัตราการเรียนรู้ของตัวแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตรีมด้วยอัตราสำหรับการเรียนรู้ของการจำแนกแบ่งเป็นชุดฝึกสอน 70 และชุดทดสอบ 30 ซึ่งเป็นอัตราการเรียนรู้ที่ได้ทำการทดลองแล้วเหมาะสมที่สุด ตัวแบบชุดฝึกสอน(Training) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ(Testing)

โครงข่ายจะหลุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ (Validation)

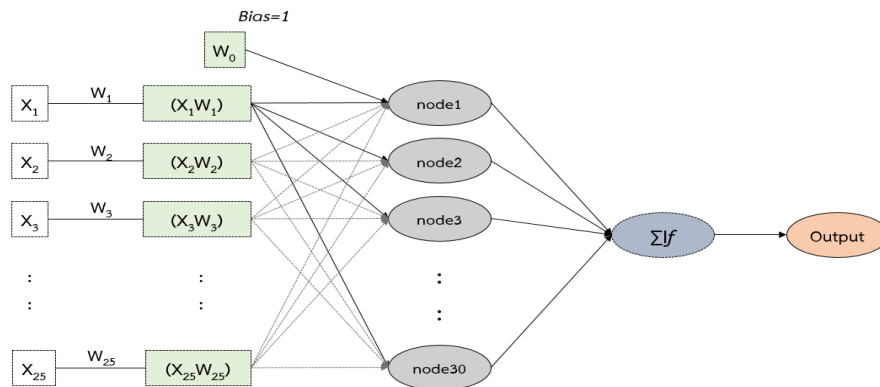
สำหรับงานวิจัยนี้เลือกเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพความถูกต้องของการจำแนกเสียงร้องไห้ จากตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่กำหนดจำนวนชั้นซ่อนของตัวแบบไว้ที่ 10, 20, 30, 40 และ 50 โหนด ดังภาพประกอบที่ 4.54 – 4.58 แสดงตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริ่มสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ของทารก



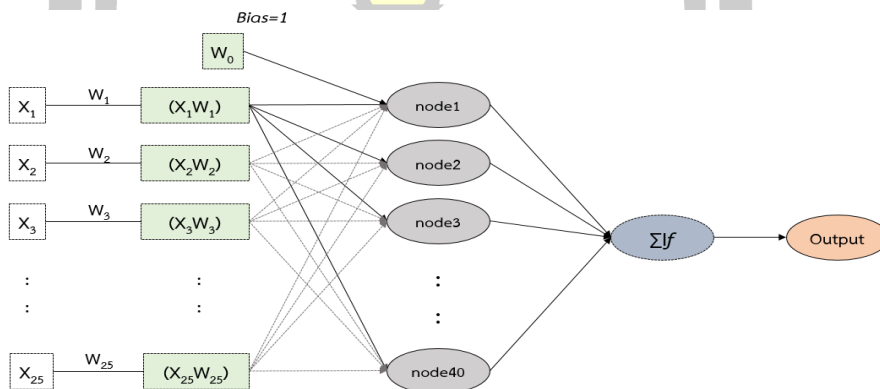
ภาพประกอบ 4.29 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริ่มชั้นซ่อนจำนวน 10 โหนด



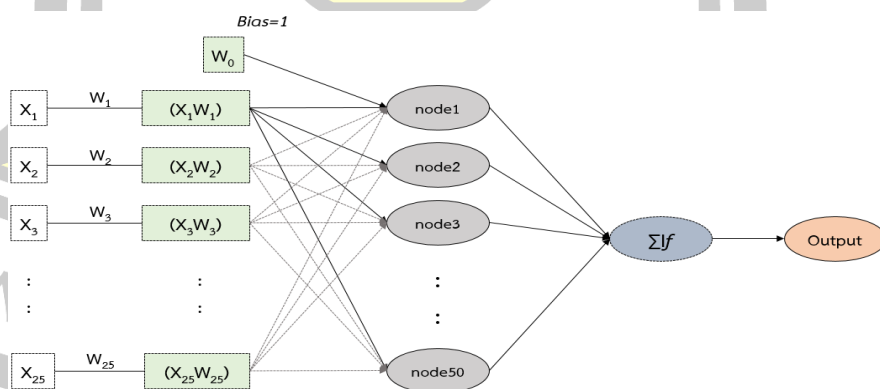
ภาพประกอบ 4.30 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริ่มชั้นซ่อนจำนวน 20 โหนด



ภาพประกอบ 4.31 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมีชั้นซ่อนจำนวน 30 โหนด



ภาพประกอบ 4.32 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมีชั้นซ่อนจำนวน 40 โหนด



ภาพประกอบ 4.33 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเอ็กซ์ตริมีชั้นซ่อนจำนวน 50 โหนด

เมื่อ X_i เป็นเวกเตอร์นำเข้าของค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากเสียงร้องไห้ของชุดข้อมูล 25 เสียงที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยทั้ง 5 ฟังก์ชัน

4.3 อภิปรายผลการดำเนินงานวิจัย

ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากเสียงร้องไห้ที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบฟังก์ชันเต็มหน่วยจากเสียงทดสอบ 25 เสียง ได้ถูกสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงร้องไห้ทั้งสิ้น 5 เวฟเล็ตฟังก์ชัน ที่ตัวกรองความถี่ในระดับที่ 5 ซึ่งประกอบไปด้วยฟังก์ชัน Haar สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,887 แซมเปิล ฟังก์ชัน ฟังก์ชัน Coiflets ชนิด Coif1 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,896 แซมเปิล ฟังก์ชัน Symlets ชนิด Saym2 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,885 แซมเปิล ฟังก์ชัน Daubechies ชนิด Db2 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,885 แซมเปิล และฟังก์ชัน Biorthogonal ชนิด Bior3.1 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,885 แซมเปิล เป็นข้อมูลนำเข้าเพื่อนำไปเรียนรู้ของตัวแบบเอ็กซ์ตรีมสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกโดยแบ่งออกเป็น 5 กลุ่มเสียงคือ เนะ (Neh) อาว (Owh) เฮะ (Heh) เอียะ (Eairh) และเอะ (Eh) เปรียบเทียบหาประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ที่กำหนดจำนวนของชั้นซ่อนไว้ที่ 10, 20, 30, 40 และ 50 โหนด ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังตารางดังต่อไปนี้

4.3.1 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Haar

ตาราง 4.3 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Haar ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด

	10 โหนด			20 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	89.47	1.077	4	94.74	0.689	9
Eairh	78.95	0.605	6	73.69	0.615	2
Neh	78.95	0.074	2	89.47	0.082	7
Heh	94.74	0.517	5	94.74	0.601	6
Owh	89.47	0.637	7	94.74	0.377	12

ตาราง 4.4 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Haar ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด

	30 โหนด			40 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	84.21	0.465	5	94.74	0.212	10
Eairh	94.74	0.650	5	94.74	0.174	8
Neh	84.21	0.054	4	84.21	0.127	4
Heh	84.21	0.211	10	84.21	0.138	2
Owh	94.74	0.242	13	84.21	0.851	3

ตาราง 4.5 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Haar ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด

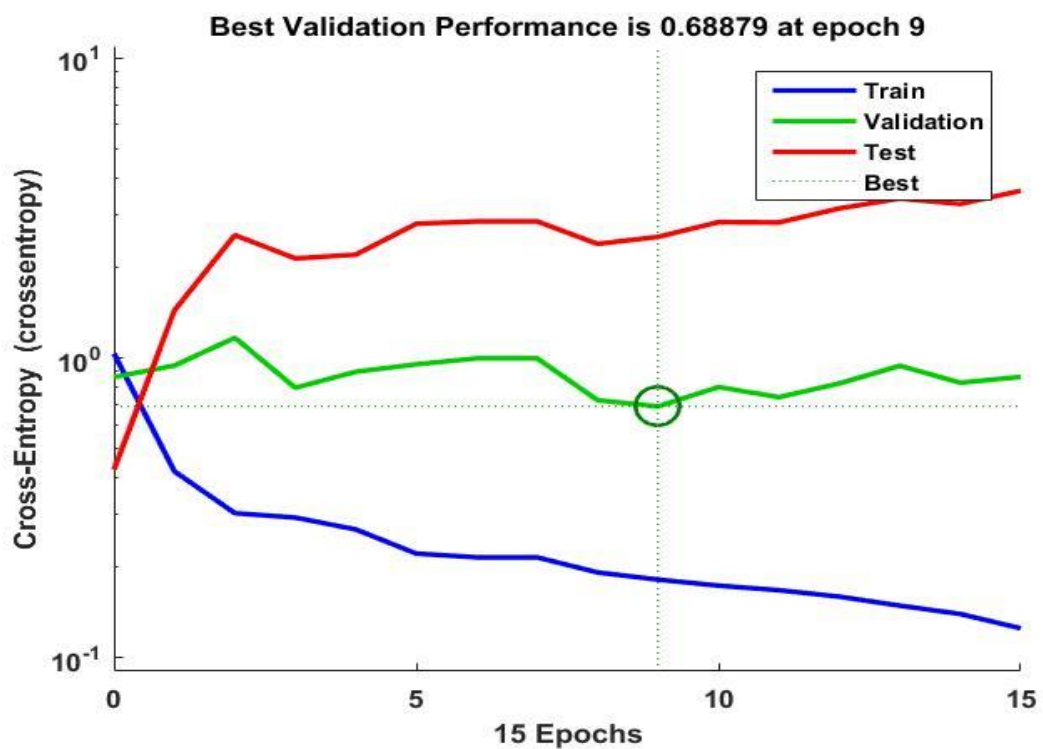
	50 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	94.74	0.055	13
Eairh	94.74	0.212	10
Neh	84.21	0.044	5
Heh	89.47	0.173	1
Owh	94.74	0.574	9

จากตารางที่ 4.3 – 4.5 อภิปรายผลการแสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ที่กำหนดตามจำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด

1) ชั้นซ่อน 10 โหนด ของฟังก์ชัน Haar พบว่าจากค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะ ให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 1.077 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.605 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 6 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.074 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ เสียงเฮให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 94.74เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.517 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของ

เหมาะสม 2 รอบ และเสียงอวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.581 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ

5) ชั้นซ่อน 50 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.055 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 13 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.212 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 10 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.044 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.173 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ และเสียงอวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.574 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 9 รอบ ซึ่งค่าความถูกต้องของเสียงเอะให้ค่าที่ดีที่สุด โดยแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบการเรียนรู้ได้ดังนี้



ภาพประกอบ 4.34 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Haar

จากภาพประกอบที่ 4.34 เป็นสัญญาณเสียงอะตัมแบบของจำนวนชั้นซ่อนที่ 20 ตัวแบบชุดฝึกสอน(Train) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ(Test) โครงข่ายจะหยุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ(Validation) ที่ประสิทธิภาพของระบบ 0.68879 และหยุดทำงานด้วยรอบการที่เรียนรู้ที่เหมาะสมในรอบที่ 9

4.3.2 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Db2

ตาราง 4.6 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Db2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด

	10 โหนด			20 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	89.47	0.332	12	73.69	0.700	3
Eairh	84.21	0.333	14	84.21	0.451	4
Neh	84.21	0.280	5	89.47	0.628	8
Heh	89.47	0.061	20	89.47	0.780	3
Owh	94.74	0.292	8	84.21	0.552	6

ตาราง 4.7 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Db2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด

	30 โหนด			40 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	78.95	0.092	10	89.47	0.166	7
Eairh	89.47	0.591	25	78.95	0.858	12
Neh	94.74	0.053	11	84.21	0.068	5
Heh	89.47	0.196	4	89.47	0.112	4
Owh	94.74	0.238	16	94.74	0.379	9

ตาราง 4.8 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Db2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด

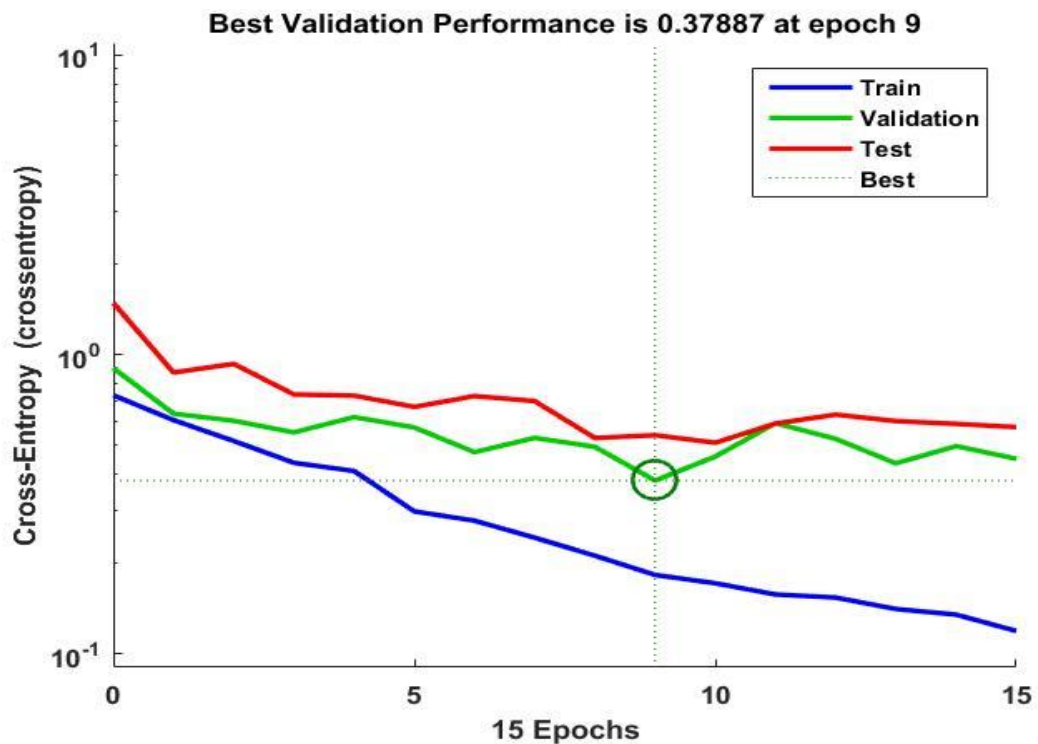
	50 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	89.47	0.009	11
Eairh	84.21	0.233	15
Neh	89.47	0.119	8
Heh	89.47	0.785	4
Owh	89.47	0.370	8

จากตารางที่ 4.6 – 4.8 อภิปรายผลการแสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ที่กำหนดตามจำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด

1) ชั้นซ่อน 10 โหนด ของฟังก์ชัน Db2 พบว่าจากค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.332 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 12 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.333 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 14 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.280 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 89.47 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.061 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 20 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.292 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 8 รอบ

2) ชั้นซ่อน 20 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 73.69 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.700 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.451 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.628 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 8 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซนต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.780 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ

ตัวแบบ 0.370 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 8 รอบ ซึ่งค่าความถูกต้องของเสียงอวให้ค่าที่ดีที่สุด โดยแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบการเรียนรู้ได้ดังนี้



ภาพประกอบ 4.35 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Db2

จากภาพประกอบที่ 4.35 เป็นสัญญาณเสียงอวตัวแบบของจำนวนชั้นซ่อนที่ 40 ตัวแบบชุดฝึกสอน(Train) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ(Test) โครงข่ายจะหยุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ(Validation) ที่ประสิทธิภาพของระบบ 0.37887 และหยุดทำงานด้วยรอบการที่เรียนรู้ที่เหมาะสมในรอบที่ 9

4.3.3 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Sym2

ตาราง 4.9 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Sym2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด

	10 โหนด			20 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	78.95	0.918	6	78.95	0.273	7
Eairh	89.47	0.154	10	84.21	0.477	3
Neh	78.95	0.694	3	84.21	0.033	10
Heh	78.95	0.218	2	84.21	0.018	6
Owh	89.47	0.542	3	89.47	0.530	7

ตาราง 4.10 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Sym2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด

	30 โหนด			40 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	84.21	0.250	10	89.47	0.498	5
Eairh	78.95	0.423	17	89.47	0.233	14
Neh	84.21	0.795	3	94.74	0.021	13
Heh	78.94	0.134	3	89.47	0.572	9
Owh	78.94	0.537	5	84.21	0.557	3

ตาราง 4.11 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Sym2 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด

	50 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	78.95	0.557	3
Eairh	78.95	0.707	3
Neh	78.95	0.039	11
Heh	84.21	0.897	3
Owh	94.74	0.669	13

จากตารางที่ 4.9 – 4.11 อภิปรายผลการแสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ที่กำหนดตามจำนวนชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด

1) ชั้นซ้อน 10 โหนด ของฟังก์ชัน Sym2 พบว่าจากค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะ ให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.918 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 6 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.154 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 10 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.694 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.218 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.542 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ

2) ชั้นซ้อน 20 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.273 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 7 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.477 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.033 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 10 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.018 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 6 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.530 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 7 รอบ

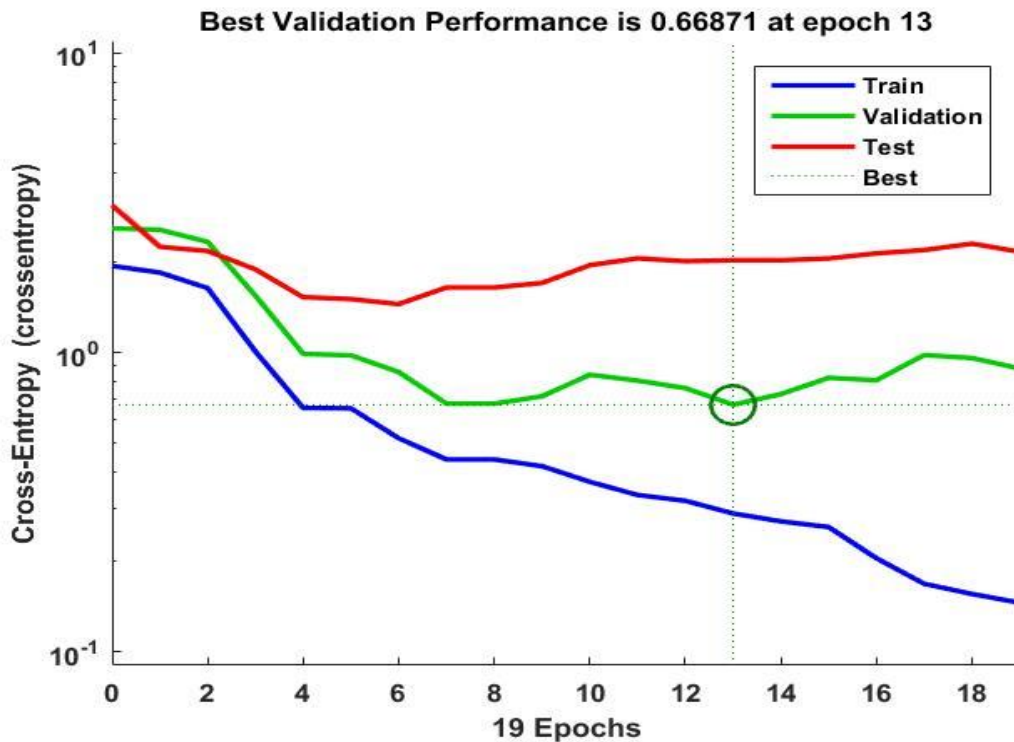
3) ชั้นซ้อน 30 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.250 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 10 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.423 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 17 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.795 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.94 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.134 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่

เหมาะสม 3 รอบ และเสียงอวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.94 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.537 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ

4) ชั้นซ่อน 40 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.498 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.233 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 14 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.021 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 13 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.572 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 9 รอบ และเสียงอวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.557 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ

5) ชั้นซ่อน 50 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.557 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.707 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.039 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 11 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.897 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ และเสียงอวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.669 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 13 รอบ ซึ่งค่าความถูกต้องของเสียงอวให้ค่าที่ดีที่สุด โดยแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบการเรียนรู้ได้ดังนี้

พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 4.36 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Sym2

จากภาพประกอบที่ 4.36 เป็นสัญญาณเสียงอวตวแบบของจำนวนชั้นซ่อนที่ 40 ตัวแบบชุดฝึกสอน(Train) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ(Test) โครงข่ายจะหยุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ(Validation) ที่ประสิทธิภาพของระบบ 0.66871 และหยุดทำงานด้วยรอบการที่เรียนรู้ที่เหมาะสมในรอบที่ 13

4.3.4 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Coif1

พูน ปณ ทิโต ชิว

ตาราง 4.12 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Coif1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด

	10 โหนด			20 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	82.35	0.368	1	76.47	0.250	1
Eairh	82.35	0.445	11	82.35	0.717	3
Neh	94.12	0.721	7	82.35	0.064	4
Heh	94.74	0.46	5	94.74	0.046	5
Owh	66.67	0.510	3	89.47	0.928	2

ตาราง 4.13 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Coif1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด

	30 โหนด			40 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	94.12	0.922	3	88.24	0.552	5
Eairh	82.35	0.474	3	76.47	0.138	7
Neh	94.12	0.346	3	84.21	0.309	1
Heh	89.47	0.373	4	89.47	0.093	7
Owh	78.95	0.513	5	73.68	0.406	5

ตาราง 4.14 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Coif1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด

	50 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	82.35	0.934	15
Eairh	76.47	0.532	14
Neh	84.21	0.030	4
Heh	84.21	0.040	4
Owh	84.21	0.395	9

จากตารางที่ 4.12 – 4.14 อภิปรายผลการแสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ที่กำหนดตามจำนวนชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด

1) ชั้นซ้อน 10 โหนด ของฟังก์ชัน Coif1 พบว่าจากค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะ ให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.368 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.445 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 11 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.12 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.721 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 7 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.046 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 9 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 66.67 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.510 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ

2) ชั้นซ้อน 20 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 76.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.250 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.717 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.064 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.74 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.046 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.928 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ

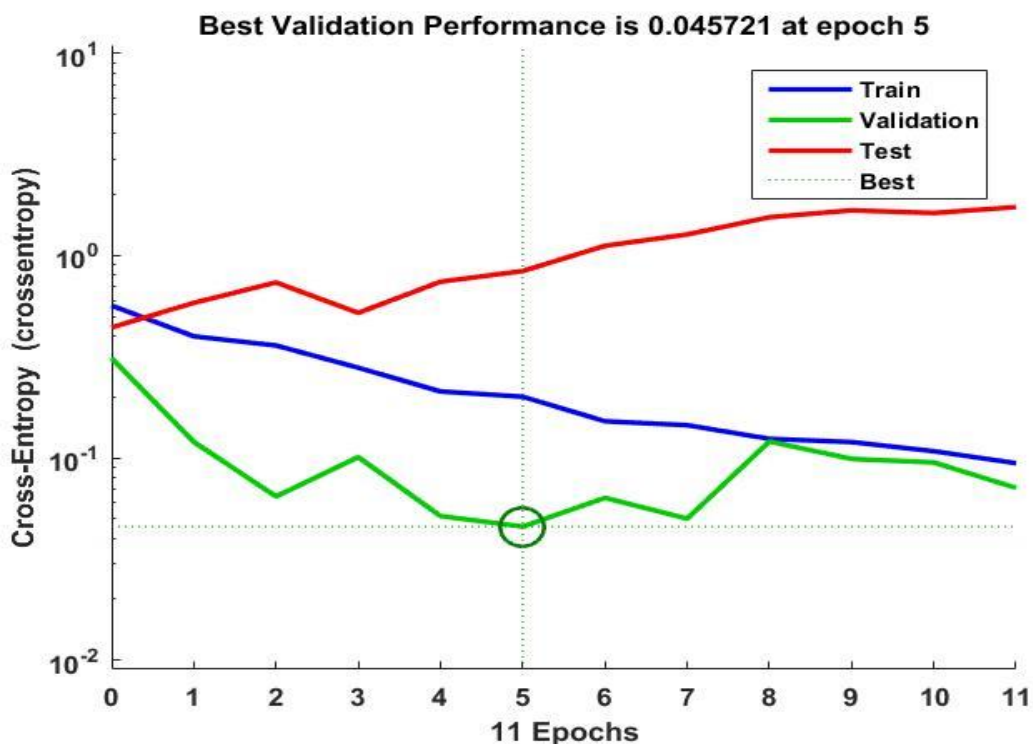
3) ชั้นซ้อน 30 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.12 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.922 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.474 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.12 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.346 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.373 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ

และเสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 78.95 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.513 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ

4) ชั้นซ่อน 40 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.552 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 76.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.138 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 7 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.309 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 89.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.093 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 7 รอบ และเสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 73.68 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.406 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 5 รอบ

5) ชั้นซ่อน 50 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.934 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 15 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 76.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.532 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 14 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.030 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.040 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ และเสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 84.21 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.395 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 9 รอบ ซึ่งค่าความถูกต้องของเสียงเอะให้ค่าที่ดีที่สุด โดยแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบการเรียนรู้ได้ดังนี้

พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 4.37 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Coif1

จากภาพประกอบที่ 4.37 เป็นสัญญาณเสียงเฮ้ตัวแบบของจำนวนชั้นซ่อนที่ 20 ตัวแบบชุดฝึกสอน(Train) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ(Test) โครงข่ายจะหยุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ(Validation) ที่ประสิทธิภาพของระบบ 0.045721 และหยุดทำงานด้วยรอบการที่เรียนรู้ที่เหมาะสมในรอบที่ 5

4.3.4 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Bior3.1

พจนานุกรมศัพท์โตชีวะ

ตาราง 4.15 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Bior3.1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 10 และ 20 โหนด

	10 โหนด			20 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	80.59	0.270	4	88.24	0.523	9
Eairh	88.24	0.158	6	82.35	0.553	14
Neh	94.12	0.008	1	88.24	0.154	7
Heh	94.12	0.035	10	88.24	0.155	2
Owh	88.24	0.694	6	88.24	0.533	2

ตาราง 4.16 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Bior3.1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 30 และ 40 โหนด

	30 โหนด			40 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	82.35	0.227	9	88.24	0.450	4
Eairh	94.12	0.764	3	88.24	0.747	2
Neh	82.35	0.250	2	88.24	0.314	4
Heh	82.35	0.606	3	82.35	0.130	1
Owh	82.35	0.530	2	70.59	0.569	1

ตาราง 4.17 แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ของฟังก์ชัน Bior3.1 ที่จำนวนชั้นซ่อน 50 โหนด

	50 โหนด		
	Accuracy (%)	Performance	Epoch
Eh	76.47	0.571	3
Eairh	70.59	0.940	0
Neh	82.35	0.032	0
Heh	76.47	0.005	1
Owh	76.47	0.881	3

จากตารางที่ 4.15 – 4.17 อภิปรายผลการแสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ที่กำหนดตามจำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด

1) ชั้นซ่อน 10 โหนด ของฟังก์ชัน Bior3.1 พบว่าจากค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 80.59 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.270 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.158 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 6 รอบ เสียงเนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.12 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.008 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.12 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.035 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 10 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.694 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 6 รอบ

2) ชั้นซ่อน 20 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.523 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 9 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.553 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 14 รอบ เสียงเนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.154 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 7 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.155 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ และเสียงอาวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.533 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ

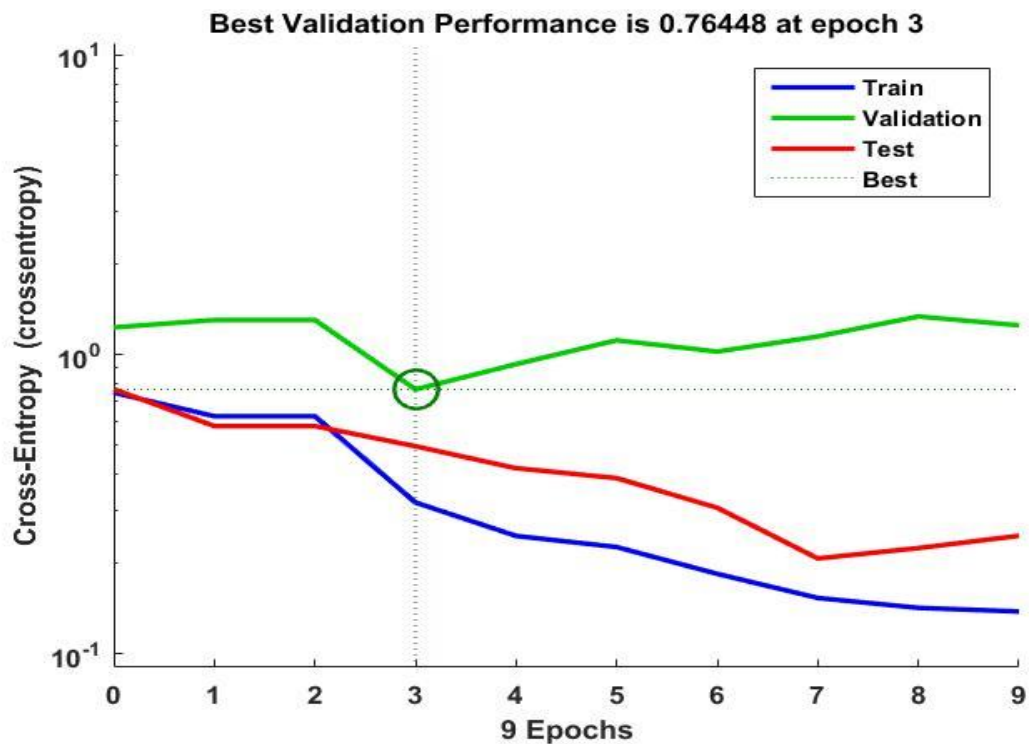
3) ชั้นซ่อน 30 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.227 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 9 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 94.12 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.764 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.250 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.606 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ

และเสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.530 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ

4) ชั้นซ่อน 40 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.450 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.747 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 2 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 88.24 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.314 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 4 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.130 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ และเสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 70.59 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.569 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ

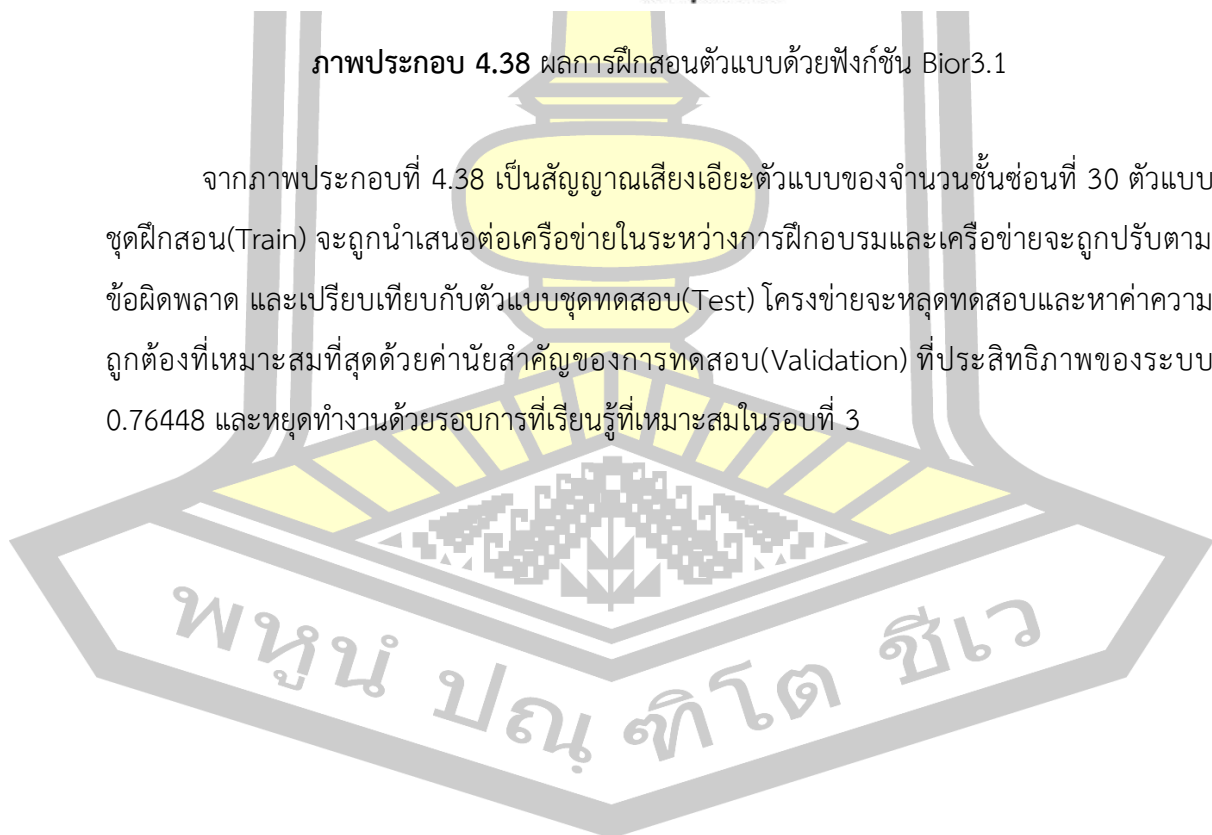
5) ชั้นซ่อน 50 โหนด ค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตฟังก์ชันเสียงเอะให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) 76.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.571 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 70.59 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.940 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 0 รอบ เสียงนะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 82.35 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.032 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 0 รอบ เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 76.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.005 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 1 รอบ และเสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้อง(Accuracy) 76.47 เปอร์เซ็นต์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ 0.881 และจำนวนรอบสำหรับการเรียนรู้ของตัวแบบที่เหมาะสม 3 รอบ ซึ่งค่าความถูกต้องของเสียงเอียะให้ค่าที่ดีที่สุด โดยแสดงความสัมพันธ์ของตัวแบบการเรียนรู้ได้ดังนี้

พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพประกอบ 4.38 ผลการฝึกสอนตัวแบบด้วยฟังก์ชัน Bior3.1

จากภาพประกอบที่ 4.38 เป็นสัญญาณเสียงเอียะตัวแบบของจำนวนชั้นซ่อนที่ 30 ตัวแบบชุดฝึกสอน(Train) จะถูกนำเสนอต่อเครือข่ายในระหว่างการฝึกอบรมและเครือข่ายจะถูกปรับตามข้อผิดพลาด และเปรียบเทียบกับตัวแบบชุดทดสอบ(Test) โครงข่ายจะหยุดทดสอบและหาค่าความถูกต้องที่เหมาะสมที่สุดด้วยค่านัยสำคัญของการทดสอบ(Validation) ที่ประสิทธิภาพของระบบ 0.76448 และหยุดทำงานด้วยรอบการที่เรียนรู้ที่เหมาะสมในรอบที่ 3



บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

บทนี้ผู้วิจัยจะนำเสนอการอภิปรายผลการทดลองและสรุปผลการดำเนินการวิจัยของการสกัดคุณลักษณะของเสียงร้องไห้เด็กทารก โดยใช้เทคนิคฟังก์ชันการแปลงเวฟเลต 5 ฟังก์ชันเวฟเลต เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพความถูกต้องแม่นยำในการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

5.1 สรุปและอภิปรายผลการทดลอง

5.1.1 สรุปผลการนำข้อมูลเข้าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากเสียงร้องไห้ที่ผ่านการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเลตทรานส์ฟอร์มแบบเต็มหน่วย จากเสียงทดสอบ 25 เสียง ได้ถูกสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงร้องไห้ทั้งสิ้น 5 ฟังก์ชันเวฟเลตซึ่งประกอบไปด้วยฟังก์ชัน Haar สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,887 แชมเปิล ฟังก์ชัน ฟังก์ชัน Coiflets ชนิด Coif1 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,896 แชมเปิล ฟังก์ชัน Symlets ชนิด Saym2 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,885 แชมเปิล ฟังก์ชัน Daubechies ชนิด Db2 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,885 แชมเปิล และฟังก์ชัน Biorthogonal ชนิด Bior3.1 สกัดคุณลักษณะของเสียงได้ค่าสัมประสิทธิ์ทั้งสิ้น 5,885 แชมเปิล ที่ตัวกรองความถี่ในระดับที่ 5 เป็นข้อมูลนำเข้าเพื่อนำไปเรียนรู้ของตัวแบบเอ็กซ์ตรีมสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกโดยแบ่งออกเป็น 5 กลุ่มเสียงคือ เนะ (Neh) อาว (Owh) เฮะ (Heh) เอียะ (Eairh) และเอะ (Eh) เปรียบเทียบหาประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องไห้ที่กำหนดจำนวนของชั้นซ่อนไว้ที่ 10 โหนด 20 โหนด 30 โหนด 40 โหนด และ 50 โหนด โดยกำหนดอัตราการเรียนรู้ของเครื่องในอัตราการฝึกสอน 70 ต่ออัตราการทดสอบ 30 ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังตารางดังต่อไปนี้

1). แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมที่กำหนดชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด

ตาราง 5.1 สรุปค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ที่ชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด

ค่าความถูกต้อง กลุ่มเสียง	Accuracy (%)				
	10 โหนด	20 โหนด	30 โหนด	40 โหนด	50 โหนด
Eh	89.47	94.74	84.21	94.74	94.74
Eairh	78.95	73.69	94.74	94.74	94.74
Neh	78.95	89.47	84.21	84.21	84.21
Heh	94.74	94.74	84.21	84.21	89.47
Owh	89.47	94.74	94.74	84.21	94.74

จากตารางที่ 5.1 เป็นตารางสรุปค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ที่ชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด โดยแบ่งออกตามกลุ่มของภาษาร้องให้ของทารกทั้งสิ้น 5 กลุ่ม เสียงเอะให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องให้ได้ดีที่สุดที่ 94.74 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนชั้นซ้อนที่ 20 , 40 และ 50 โหนด เสียงเอียะให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องให้ได้ดีที่สุดที่ 94.74 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนชั้นซ้อนที่ 30 , 40 และ 50 โหนด เสียงเนะให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องให้ได้ดีที่สุดที่ 89.47 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนชั้นซ้อนที่ 20 โหนด เสียงเฮะให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องให้ได้ดีที่สุดที่ 94.74 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนชั้นซ้อนที่ 10 และ 20 โหนด และเสียงอวให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องให้ได้ดีที่สุดที่ 94.74 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนชั้นซ้อนที่ 20 , 30 และ 50 โหนด จะสังเกตได้ว่า การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็กซ์ตรีมตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 20 จะได้ค่าประสิทธิภาพความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลที่ดีที่สุด

พูนุ ปณุกิตโต ชิว

2). แสดงค่าประสิทธิภาพความของระบบตัวแบบการเรียนรู้ที่กำหนดชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด

ตาราง 5.2 สรุปค่าประสิทธิภาพความของระบบตัวแบบการเรียนรู้ที่กำหนดชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด

ค่าประสิทธิภาพ ระบบการเรียนรู้ กลุ่มเสียง	Performance				
	10 โหนด	20 โหนด	30 โหนด	40 โหนด	50 โหนด
Eh	1.077	0.689	0.465	0.212	0.055
Eairh	0.605	0.615	0.650	0.174	0.212
Neh	0.074	0.082	0.054	0.127	0.044
Heh	0.517	0.601	0.211	0.138	0.173
Owh	0.637	0.377	0.242	0.851	0.574

จากตารางที่ 5.2 เป็นตารางสรุปค่าประสิทธิภาพการทำงานของระบบตัวแบบการเรียนรู้ที่กำหนดชั้นซ้อน 10 – 50 โหนด โดยแบ่งออกตามกลุ่มของภาษาร้องไห้ของทารกทั้งสิ้น 5 กลุ่มเสียงอะในตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 10 ให้ค่าประสิทธิภาพของระบบที่ 1.077 เสียงเอียะในตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 30 ให้ค่าประสิทธิภาพของระบบที่ 0.650 เสียงเนะในตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 40 ให้ค่าประสิทธิภาพของระบบที่ 0.127 เสียงเฮะในตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 20 ให้ค่าประสิทธิภาพของระบบที่ 0.601 และเสียงอาวในตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 40 ให้ค่าประสิทธิภาพของระบบที่ 0.851 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเอ็กซ์ตรีมตัวแบบจำนวนชั้นซ้อนที่ 40 จะได้ค่าประสิทธิภาพการทำงานของระบบตัวแบบการเรียนรู้ของการจำแนกข้อมูลที่ดีที่สุด

พูนุ ปณ ทิโต ชีเว

3). แสดงจำนวนรอบของการเรียนรู้ของตัวแบบที่จำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด

ตาราง 5.3 สรุปจำนวนรอบของการเรียนรู้ของตัวแบบที่จำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด

ประสิทธิ ภาพระบบต่อรอบ การเรียนรู้ กลุ่มเสียง	10 โหนด		20 โหนด		30 โหนด		40 โหนด		50 โหนด	
	Perman ce	Epoch	Performance	Epoch	Performance	Epoch	Performance	Epoch	Performance	Epoch
Eh	1.077	4	0.689	9	0.465	5	0.212	10	0.055	13
Eairh	0.605	6	0.615	2	0.650	5	0.174	8	0.212	10
Neh	0.074	2	0.082	7	0.054	4	0.127	4	0.044	5
Heh	0.517	5	0.601	6	0.211	10	0.138	2	0.173	1
Owh	0.637	7	0.377	12	0.242	13	0.851	3	0.574	9

จากตารางที่ 5.3 เป็นตารางสรุปจำนวนรอบของการเรียนรู้ของตัวแบบที่จำนวนชั้นซ่อน 10 – 50 โหนด โดยแบ่งออกตามกลุ่มของภาษาร้องให้ของทารกทั้งสิ้น 5 กลุ่ม โดยจำนวนรอบของการเรียนรู้จะขึ้นอยู่กับค่าประสิทธิภาพของระบบ และพบว่ากลุ่มเสียงทารกทั้ง 5 กลุ่มตัวแบบของค่าประสิทธิภาพการเรียนรู้ต่อการจำนวนรอบที่เหมาะสมที่สุดคือการเรียนรู้จำนวนรอบ 3 รอบ ที่จำนวนชั้นซ่อน 40 โหนด

5.1.2 สรุปผลการเปรียบเทียบชนิดของเวฟเล็ตผ่านตัวแบบโครงข่ายเอ็กซ์ตรีม

จากการดำเนินงานวิจัยพบว่าการศึกษาดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าเวฟเล็ตฟังก์ชันทั้ง 5 ฟังก์ชันสามารถสกัดหาคุณลักษณะสำคัญของเสียงร้องให้ทารกได้ด้วยการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนเพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของสัญญาณนั้นออกมาด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย เวฟเล็ตฟังก์ชันที่ให้ค่าประสิทธิภาพความแม่นยำในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเอ็กซ์ตรีมได้ดีที่สุด ดังสรุปแยกออกเป็นฟังก์ชันดังต่อไปนี้

1). แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของ ฟังก์ชัน Haar

ตาราง 5.4 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Haar

	Accuracy	Performance	Epoch
Eh	91.58	0.50	8
Eairh	87.37	0.45	6
Neh	84.21	0.08	4
Heh	89.47	0.33	5
Owh	91.58	0.54	9

จากตารางที่ 5.4 ค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Haar เสียงอะให้ค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ที่ดีที่สุด 91.58 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนรอบการเรียนรู้ตัวแบบ 8 รอบซึ่งใช้จำนวนรอบน้อยกว่าการจำแนกเสียงร้องให้ของเสียงอ่าว

2). แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของ ฟังก์ชัน Db2

ตาราง 5.5 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Db2

	Accuracy	Performance	Epoch
Eh	84.21	0.26	9
Eairh	84.21	0.49	14
Neh	88.42	0.23	7
Heh	89.47	0.39	7
Owh	91.58	0.37	9

จากตารางที่ 5.5 ค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Db2 เสียงอ่าวให้ค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ที่ดีที่สุด 91.58 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนรอบการเรียนรู้ตัวแบบ 9 รอบ

3). แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของ ฟังก์ชัน Sym2

ตาราง 5.6 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Sym2

	Accuracy	Performance	Epoch
Eh	82.11	0.50	6
Eairh	84.21	0.40	9
Neh	84.21	0.32	8
Heh	83.16	0.37	5
Owh	87.37	0.57	6

จากตารางที่ 5.6 ค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Sym2 เสียงอวให้ค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ที่ดีที่สุด 87.37 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนรอบการเรียนรู้ตัวแบบ 6 รอบ

4). แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของ ฟังก์ชัน Coift1

ตาราง 5.7 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Coift1

	Accuracy	Performance	Epoch
Eh	84.71	0.60	5
Eairh	80.00	0.46	8
Neh	87.80	0.29	4
Heh	90.53	0.11	7
Owh	78.60	0.55	5

จากตารางที่ 5.7 ค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบ เอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Coift1 เสียงเฮ ให้ค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ที่ดีที่สุด 90.53 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนรอบการเรียนรู้ตัวแบบ 7 รอบ

5). แสดงค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Bior3.1

ตาราง 5.8 ตารางสรุปค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Bior3.1

	Accuracy	Performance	Epoch
Eh	83.18	0.41	6
Eairh	84.71	0.63	5
Neh	87.06	0.15	3
Heh	84.71	0.19	3
Owh	81.18	0.64	3

จากตารางที่ 5.7 ค่าเฉลี่ยรวมของค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ด้วยตัวแบบเอ็กซ์ตรีมของฟังก์ชัน Bior3.1 เสียงนะให้ค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องให้ที่ดีที่สุด 87.06 เปอร์เซ็นต์ ในจำนวนรอบการเรียนรู้ตัวแบบ 3 รอบ

5.2 สรุปและข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานวิจัยพบว่าในการศึกษาทดลองครั้งนี้แสดงให้เห็นว่าฟังก์ชันเวฟเล็ตทั้ง 5 ฟังก์ชันสามารถสกัดหาคุณลักษณะสำคัญของเสียงร้องให้ทารกได้ด้วยการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนเพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญของสัญญาณนั้นออกมาด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตทรานฟอร์มแบบเต็มหน่วย นั้นมีข้อสรุปได้ดังต่อไปนี้

5.2.1 จำนวนเสียงทดสอบ 25 เสียงมีช่วงความยาวเสียงไม่เหมือนกันและค่าแอมพลิจูดของเสียงก็แตกต่างกันจึงทำให้การสกัดคุณลักษณะสำคัญของสัญญาณเสียงด้วยวิธีการเวฟเล็ตทรานฟอร์มแบบเต็มหน่วย ได้ค่าตัวกรองความถี่ที่ต่างกันแต่เมื่อมาหาค่าเฉลี่ยด้วยรวมพบค่าตัวกรองความถี่ของเสียงในระดับที่ 5 มีความถี่ของข้อมูลเป็นจำนวนมากที่สุด

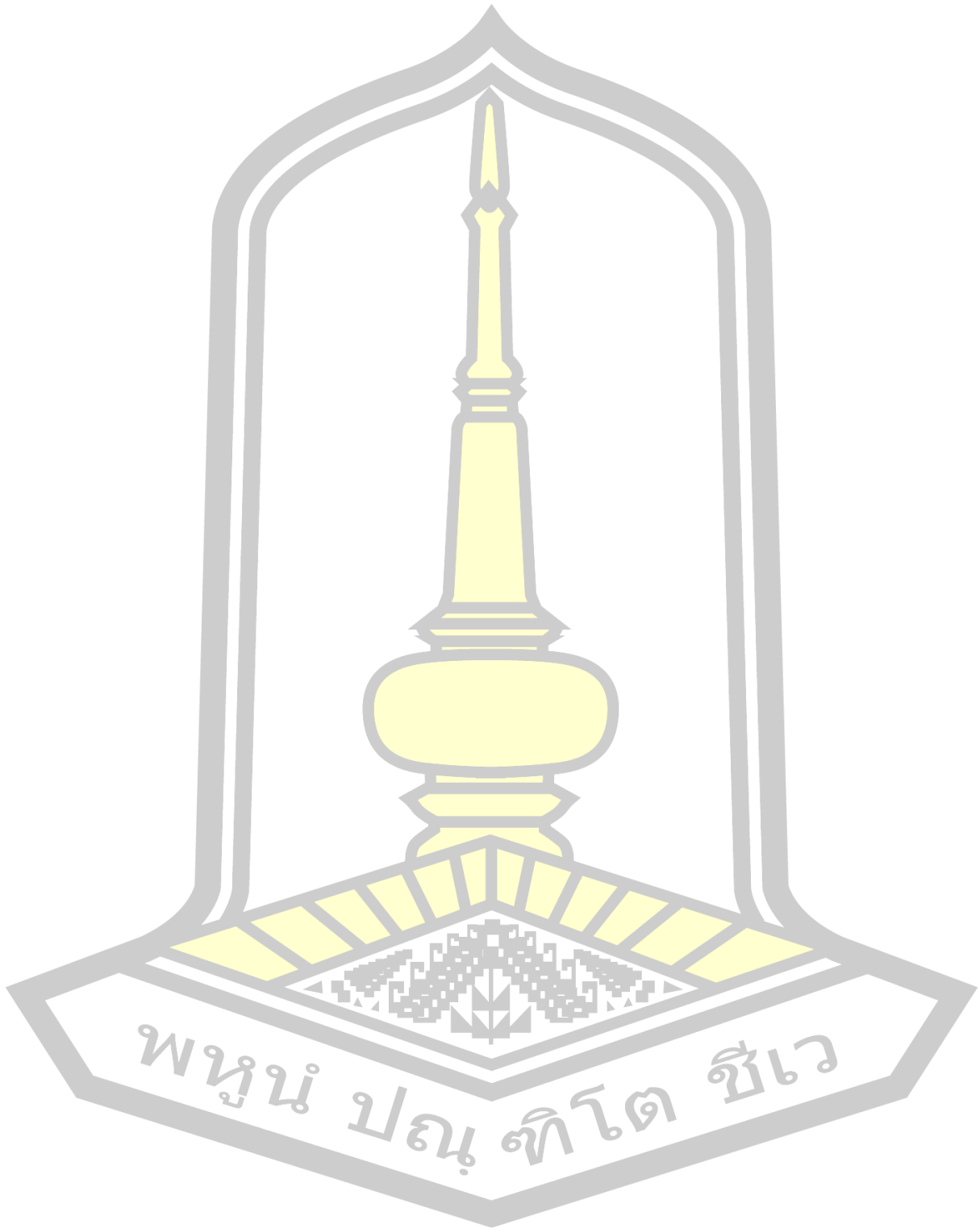
5.2.2 เมื่อเลือกตัวกรองความถี่ของสัญญาณในระดับที่ 5 พบว่าแต่ละสัญญาณทดสอบก็มีความยาวเสียงแตกต่างกันและเพื่อทำให้สัญญาณเสียงทดสอบกับตัวแบบการเรียนรู้สำหรับการจำแนกเสียงจึงจำเป็นต้องทำให้ทุกสัญญาณเสียงมีช่วงความความที่เท่ากันจึงได้เต็มส่วนที่เป็นขาดหายของสัญญาณด้วยศูนย์เพื่อนำไปเรียนรู้ตัวแบบเอ็กซ์ตรีม

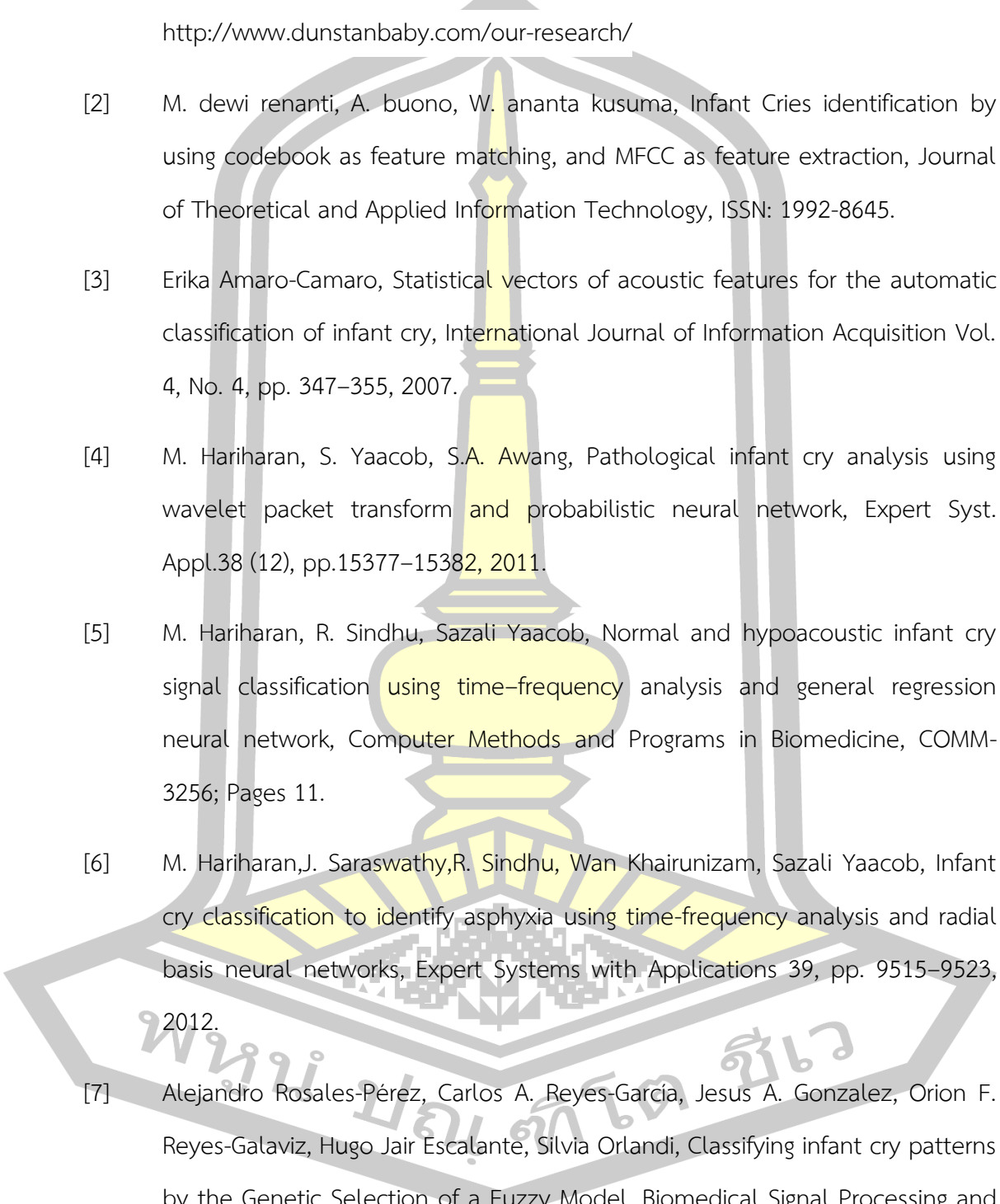
5.2.3 สัญญาณเสียงทดสอบได้เข้าตัวแบบเพื่อจำแนกค่าความถูกต้องของการรู้จำเสียงของ 5 ภาษาร้องไห้ของทารกด้วยการทดสอบด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต 5 ฟังก์ชันคือ Haar Db2 , Sym2 , Coift1 และ Bior3.1 ซึ่งค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงร้องไห้ก็จะพิจารณาจากค่าประสิทธิภาพของตัวแบบระบบและจำนวนรอบที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ค่าความถูกต้องนั้นออกมา ซึ่งพบว่าค่าความถูกต้องสำหรับการจำแนกเสียงร้องไห้ทารกที่ได้ค่ามากที่สุดคือ 94.74 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งสกัดคุณลักษณะของสัญญาณเสียงด้วยฟังก์ชัน Haar และได้ค่าประสิทธิภาพของระบบตัวแบบการเรียนรู้ที่ 0.686 จำนวนรอบของการเรียนรู้ที่ 9 รอบ ข้อกำหนดที่จำนวนชั้นซ่อน 20 โหนด

สำหรับงานวิจัยที่ได้ดำเนินการทดลองจะเป็นพื้นฐานอย่างดียิ่งเพื่อนำไปต่อยอดการศึกษาเพื่อหาประสิทธิภาพในการจำแนกเสียงร้องไห้เพื่อให้ได้ค่าที่ดีที่สุดและแม่นยำที่สุด และยังเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาการดูแลเด็กทารกสำหรับการแบ่งแยกพฤติกรรมของเด็กจากเสียงร้อง เพื่อใช้ในโรงพยาบาล หรือสถานเลี้ยงเด็กแรกเกิดอื่น ๆ



บรรณานุกรม



- 
- [1] Available from: vedio: The Dunstan Baby Words phonetic descriptors are copyrighted © 2006 Dunstan Baby. All Rights Reserved, URL: <http://www.dunstanbaby.com/our-research/>
- [2] M. dewi renanti, A. buono, W. ananta kusuma, Infant Cries identification by using codebook as feature matching, and MFCC as feature extraction, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, ISSN: 1992-8645.
- [3] Erika Amaro-Camaro, Statistical vectors of acoustic features for the automatic classification of infant cry, International Journal of Information Acquisition Vol. 4, No. 4, pp. 347–355, 2007.
- [4] M. Hariharan, S. Yaacob, S.A. Awang, Pathological infant cry analysis using wavelet packet transform and probabilistic neural network, Expert Syst. Appl.38 (12), pp.15377–15382, 2011.
- [5] M. Hariharan, R. Sindhu, Sazali Yaacob, Normal and hypoacoustic infant cry signal classification using time–frequency analysis and general regression neural network, Computer Methods and Programs in Biomedicine, COMM-3256; Pages 11.
- [6] M. Hariharan, J. Saraswathy, R. Sindhu, Wan Khairunizam, Sazali Yaacob, Infant cry classification to identify asphyxia using time-frequency analysis and radial basis neural networks, Expert Systems with Applications 39, pp. 9515–9523, 2012.
- [7] Alejandro Rosales-Pérez, Carlos A. Reyes-García, Jesus A. Gonzalez, Orion F. Reyes-Galaviz, Hugo Jair Escalante, Silvia Orlandi, Classifying infant cry patterns by the Genetic Selection of a Fuzzy Model, Biomedical Signal Processing and Control 17, pp. 38–46, 2015.

- [8] Qiaobing Xie, Ward, R.K., Laszlo, C.A. "Automatic Assessment of Infants' Levels-of-Distress from the Cry Signals, Speech and Audio Processing", IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 4, pp.253 – 265, 1996.
- [9] Anyawee and Nattawoot," The Features Extraction of Infants Cries by Using Discrete Wavelet Transform Techniques", 2016 International Electrical Engineering Congress, Procedia Computer Science 86, pp.285 – 288, 2016.
- [10] Randy K.Young. 1993. Wavelet Theory and Its Applications.Boston: Kluwer Academic Publishers.
- [11] S.Mallat.. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, IEEE Trans.Pattern Analysis and Machine Intelligence.11 (7), pp. 674-693, 1989.
- [12] Yang, X., Li, P., Xin, Z., Bian, Z. and Wang, B., 2007, De-Noising of the Doppler fetal heart rate signal with wavelet threshold filtering based on spatial correlation, The 1st International Conference of the IEEE on Bioinformatics and Biomedical Engineering ICBBE, 6-8 July 2007, pp. 928–931.
- [13] Raghuvver, M.R. and Bopardikar, A.S. 2002, Wavelet Transforms: Introduction to Theory and Applications, 3rd edn (Singapore: Pearson Education (Singapore)), pp. 25–50.
- [14] Matlab Wavelet Toolbox User's Guide, Mathwork Incorporation.2009a, Available online at: <http://www.mathworks.com>
- [15] V. S. chourasia and A. K. mitra, Selection of mother wavelet and denoising algorithm for analysis of foetal phonocardiographic signals, Journal of Medical Engineering & Technology, Vol. 33, No. 6, pp. 442–448, 2009.

- [16] J. G. Kuschewski, S. Hui and S. H. Zak, Application of Feedforward Neural Networks to Dynamical System Identification and Control., IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 1, pp. 37-49, 1993.
- [17] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks, Neural Networks. 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Budapest Hungary, pp.985-990, 2004.
- [18] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, Evolutionary Extreme Learning Machine, Pattern Recognition, vol.38, pp. 1759-1763, 2005.
- [19] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu and C.-K. Siew, Extreme Learning Machine Theory and Applications, Neurocomputing, vol.70, pp. 489-501, 2006.
- [20] Golub, G.H., and Loan, C., Van F. (1998). Matrix Computations, Third Edition. The Johns Hopkins University Press (1983).
- [21] Watkins, D.S. (2002), Fundamentals of Matrix Computation, John Wiley & Sons, Inc, (1991).
- [22] D. Lederman, A. Cohen, E. Zmora, K. Wermke, S. Hauschildt, A. Stellzig-Eisenhauer, On the use of hidden markov models in infants' cry classification, in: The 22nd Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel, IEEE, 2002, pp.350-352.
- [23] J. Orozco-García, C. Reyes-García, A study on the recognition of patterns of infant cry for the identification of deafness in just born babies with neural networks, in: A. Sanfeliu, J. Ruiz-Shulcloper (Eds.), Progress in Pattern Recognition, Speech and Image Analysis. Vol. 2905 of Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, 2003, pp. 342-349.

- [24] S. Cano Ortiz, D. Escobedo Beceiro, T. Ekkel, A radial basis function network oriented for infant cry classification, in: A. Sanfeliu, J. Martínez Trinidad, J. Carrasco Ochoa (Eds.), *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications*. Vol. 3287 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2004, pp. 15–36.
- [25] O. Reyes-Galaviz, E. Tirado, C. Reyes-García, Classification of infant crying to identify pathologies in recently born babies with ANFIS, in: K. Miesenberger, J. Klaus, W. Zagler, D. Burger (Eds.), *Computers Helping People with Special Needs*. Vol. 3118 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2004, p. 625.
- [26] S. Barajas, C. Reyes, Your fuzzy relational neural network parameters optimization with a genetic algorithm, in: *The 14th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2005 (FUZZ'05)*, IEEE, 2005, pp. 684–689.
- [27] D. Lederman, E. Zmora, S. Hauschildt, A. Stellzig-Eisenhauer, K. Wermke, Classification of cries of infants with cleft-palate using parallel hidden Markov models, *Med. Biol. Eng. Comput.* 46, pp. 965–975, 2008.
- [28] R. Sahak, W. Mansor, Y. Lee, A. Yassin, A. Zabidi, Performance of combined support vector machine and principal component analysis in recognizing infant cry with asphyxia, in: *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, pp. 6292–6295, 2010.

พหุ ประถมศึกษา

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก ภาพประกอบสัญญาณเสียงตัวอย่าง

ภาคผนวก ข ภาพประกอบกลุ่มตัวอย่างของการแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต

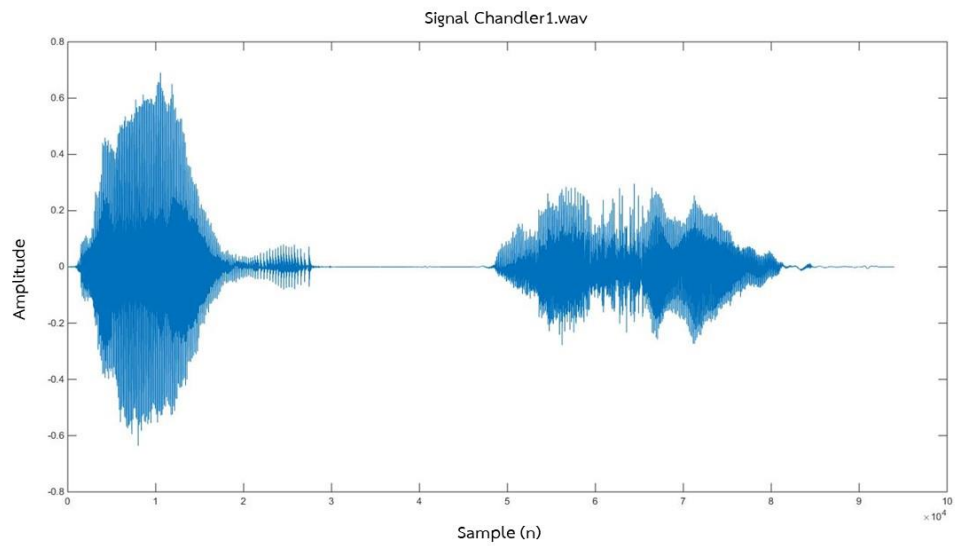
ภาคผนวก ค อัลกอริทึมสำหรับการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

ภาคผนวก ง อัลกอริทึมสำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมตัวแบบเอ็กซ์ตรีม

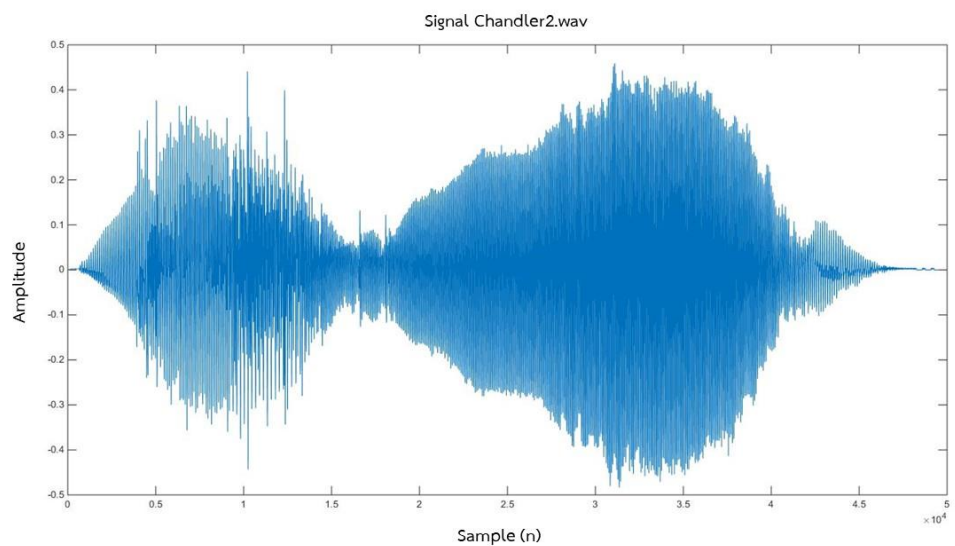


ภาคผนวก ก ภาพประกอบสัญญาณเสียงตัวอย่าง

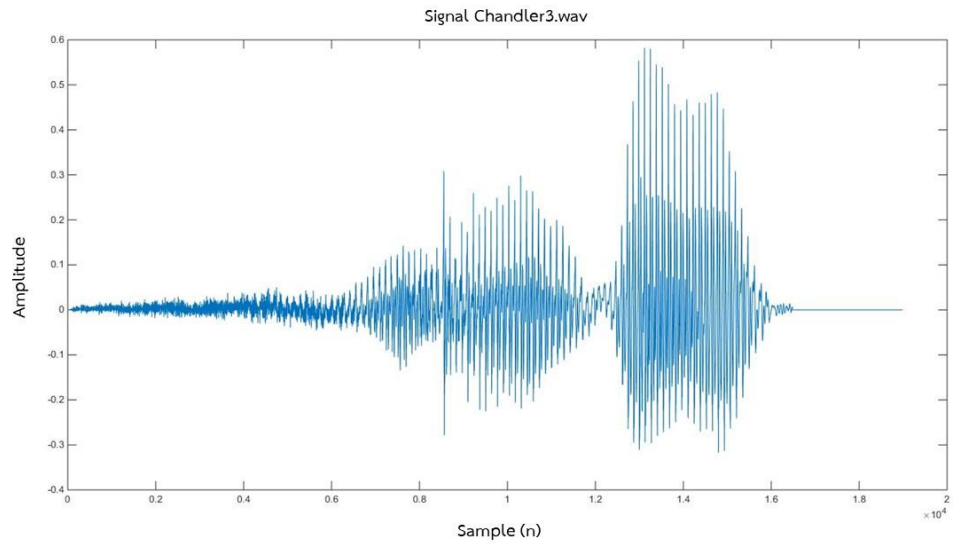
ภาคผนวก ก.1 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler1.wav



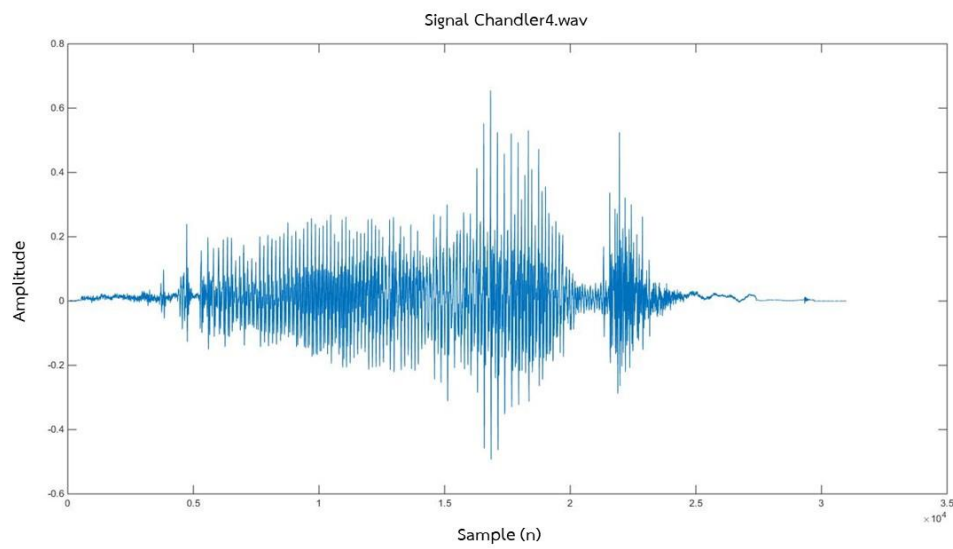
ภาคผนวก ก.2 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler2.wav



ภาคผนวก ก.3 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler3.wav

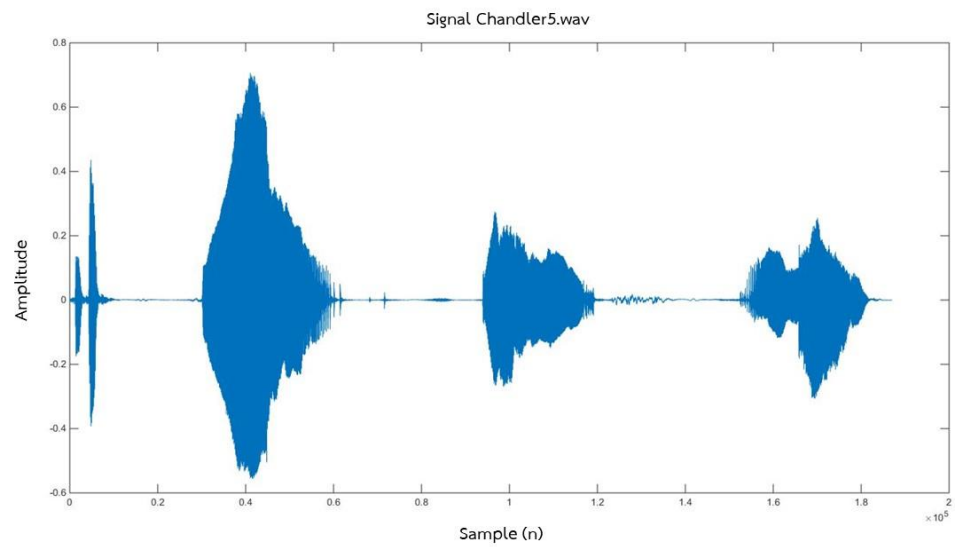


ภาคผนวก ก.4 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler4.wav

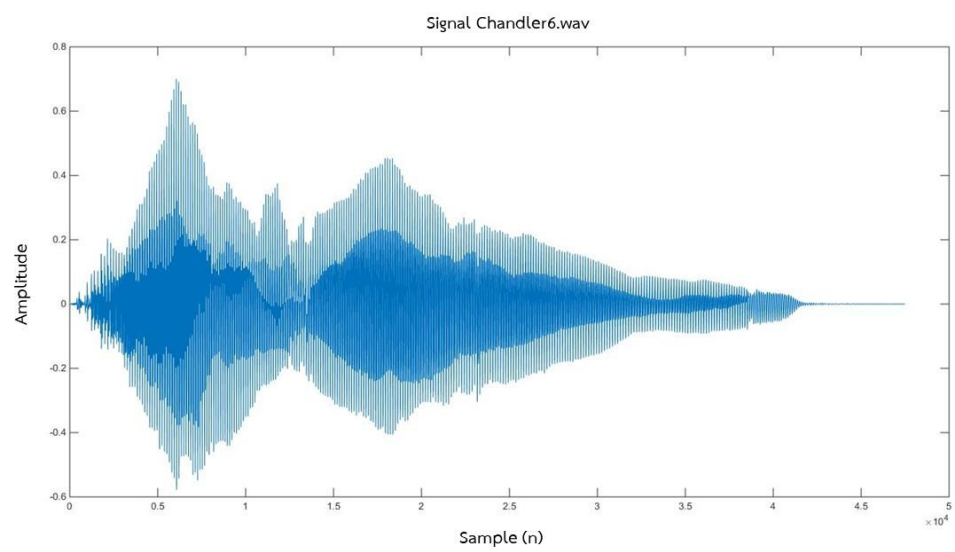


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.5 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler5.wav

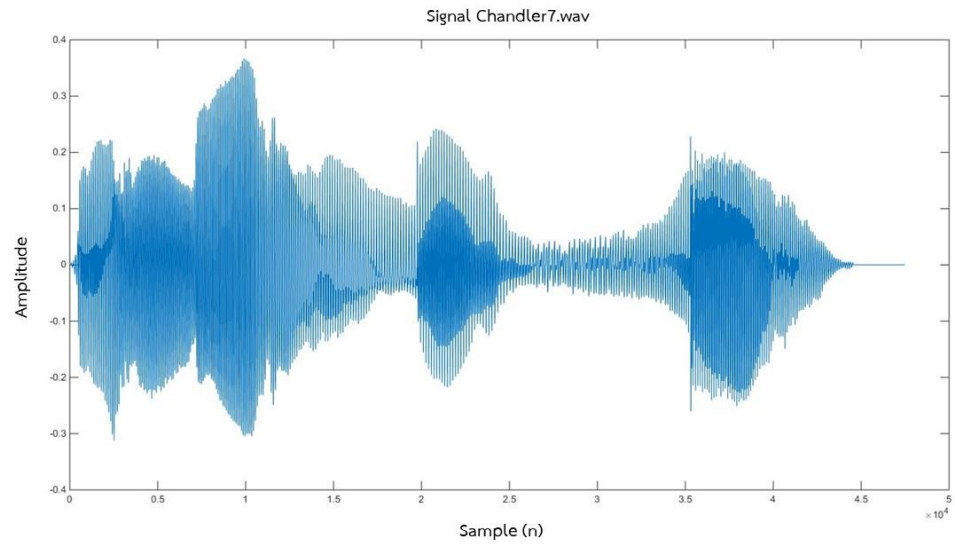


ภาคผนวก ก.6 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler6.wav

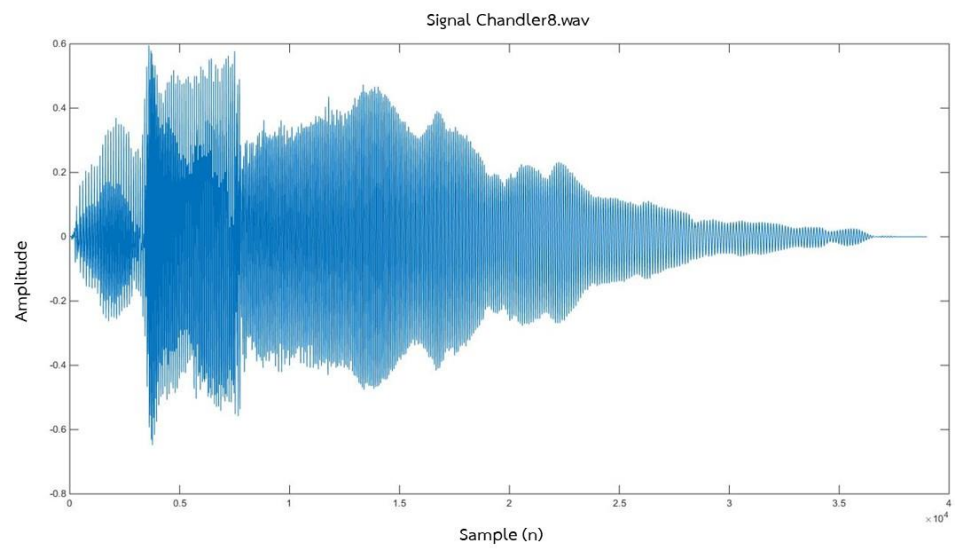


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.7 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler7.wav

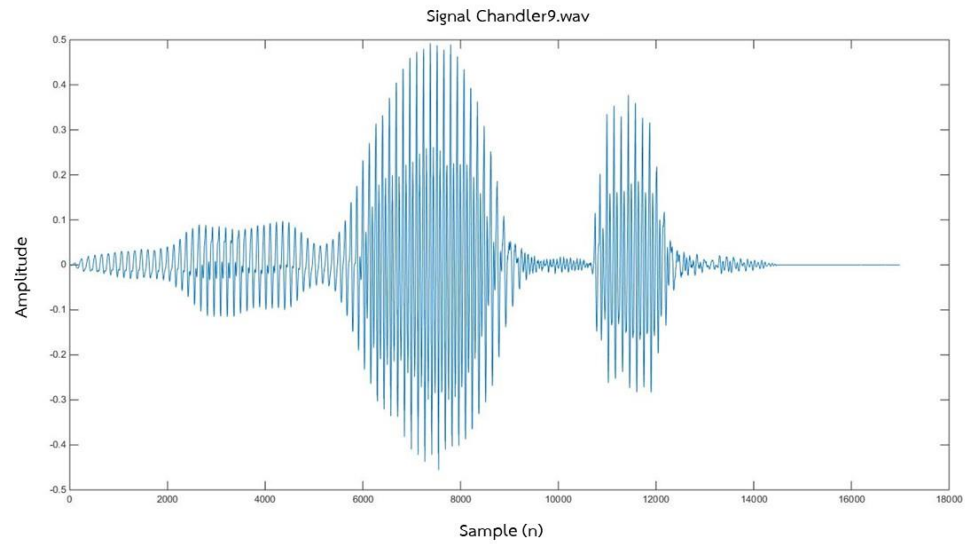


ภาคผนวก ก.8 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler8.wav

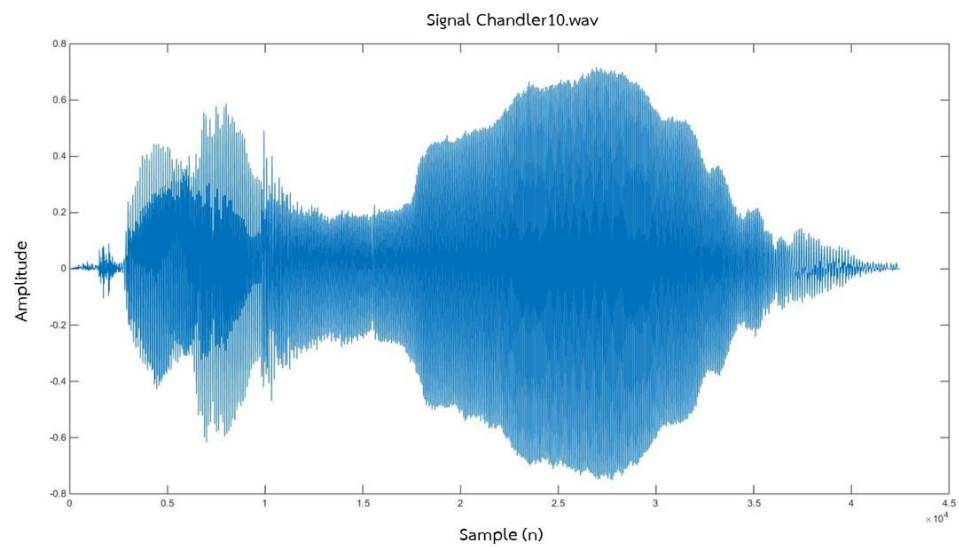


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.9 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler9.wav

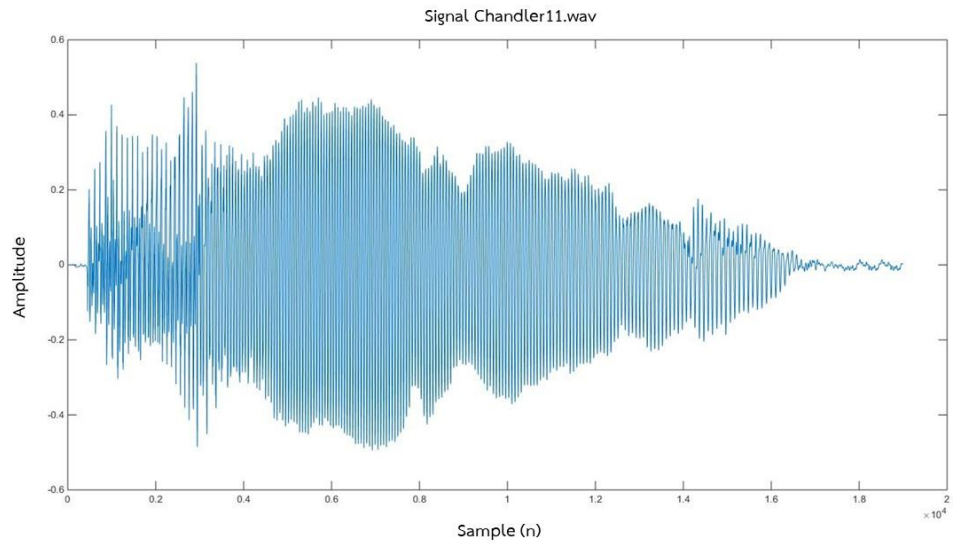


ภาคผนวก ก.10 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler10.wav

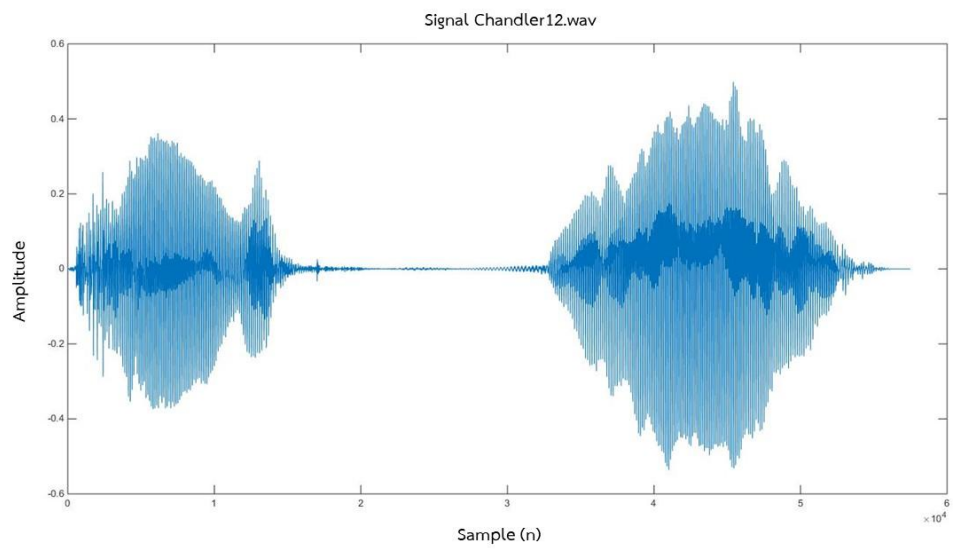


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.11 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler11.wav

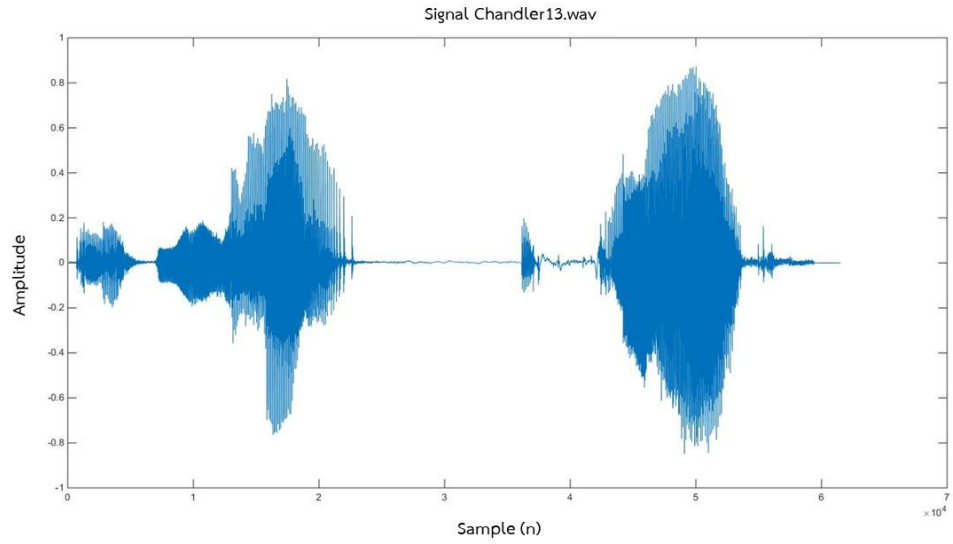


ภาคผนวก ก.12 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler12.wav

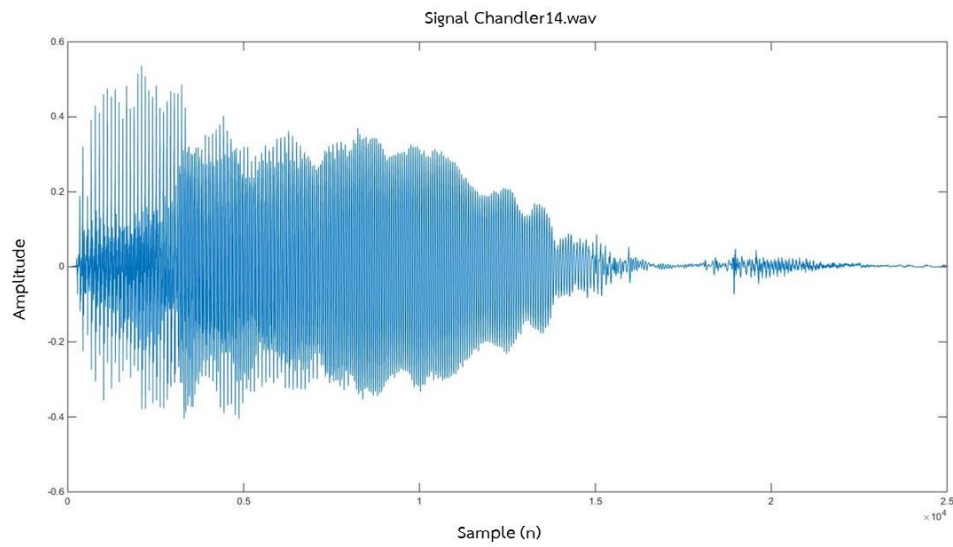


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.13 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler13.wav

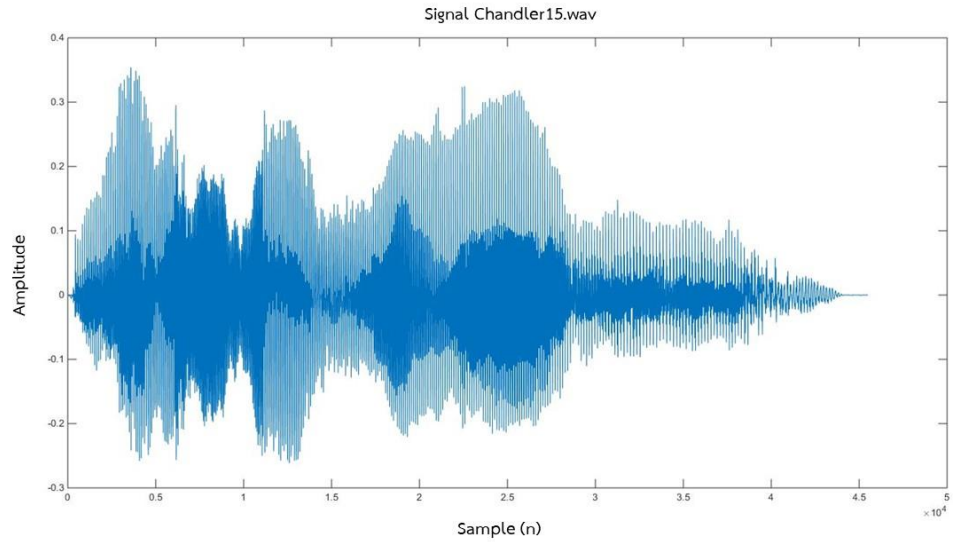


ภาคผนวก ก.14 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler14.wav

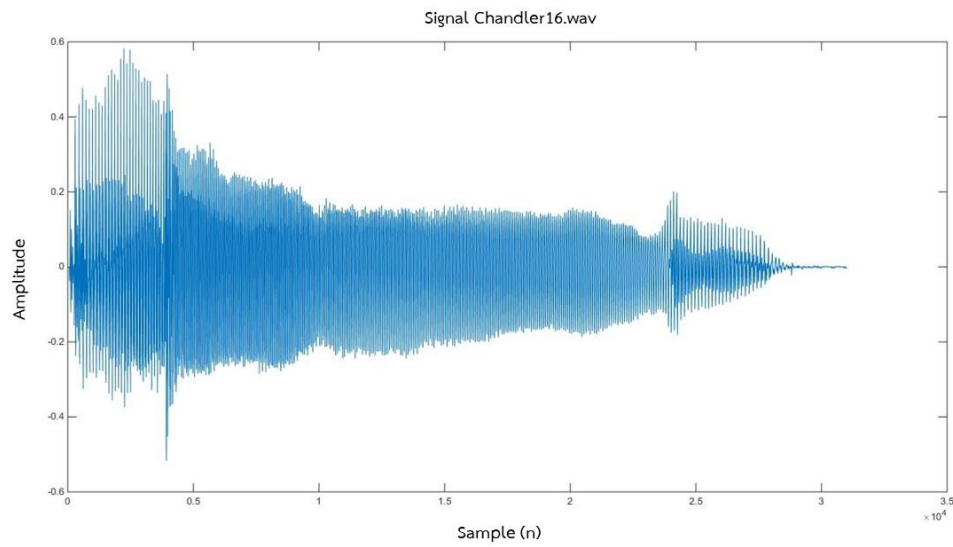


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.15 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler15.wav

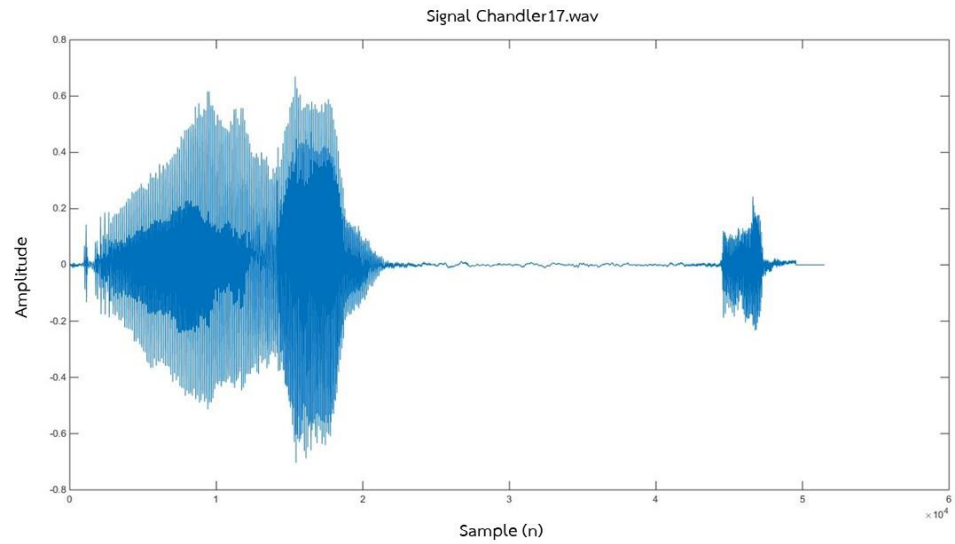


ภาคผนวก ก.16 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler16.wav

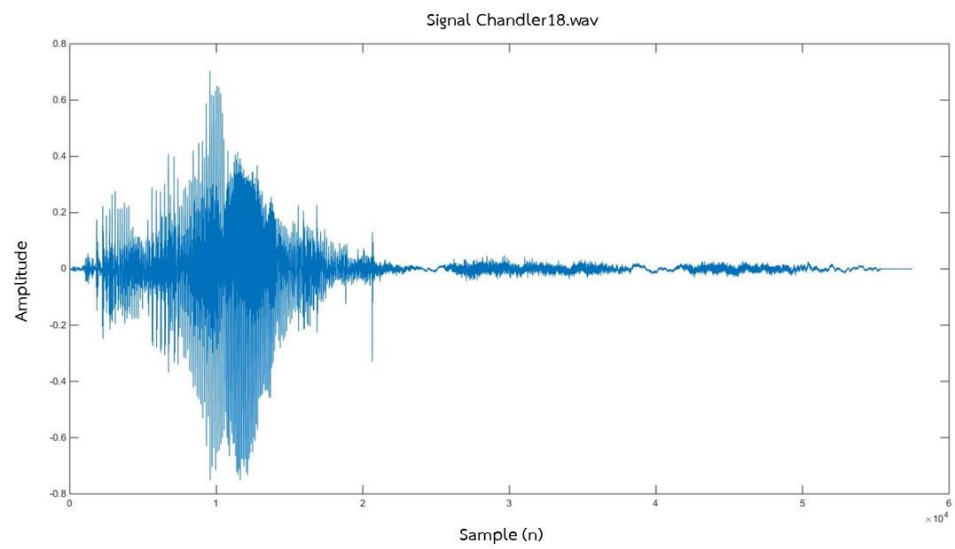


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.17 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler17.wav

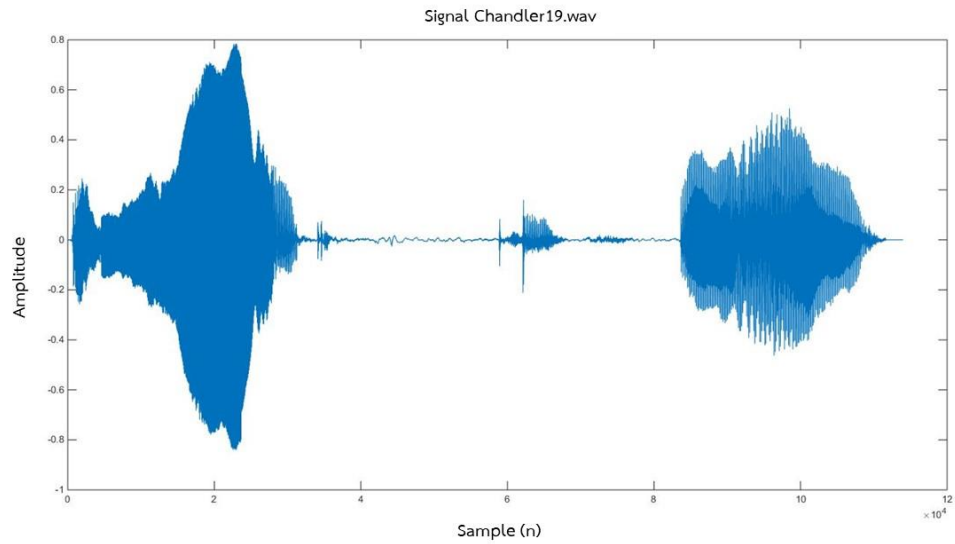


ภาคผนวก ก.18 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler18.wav

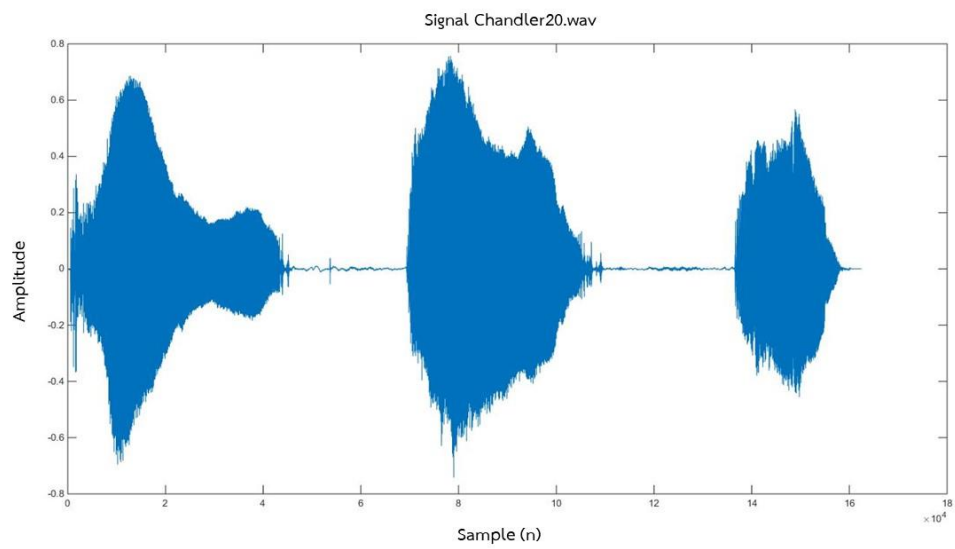


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.19 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler19.wav

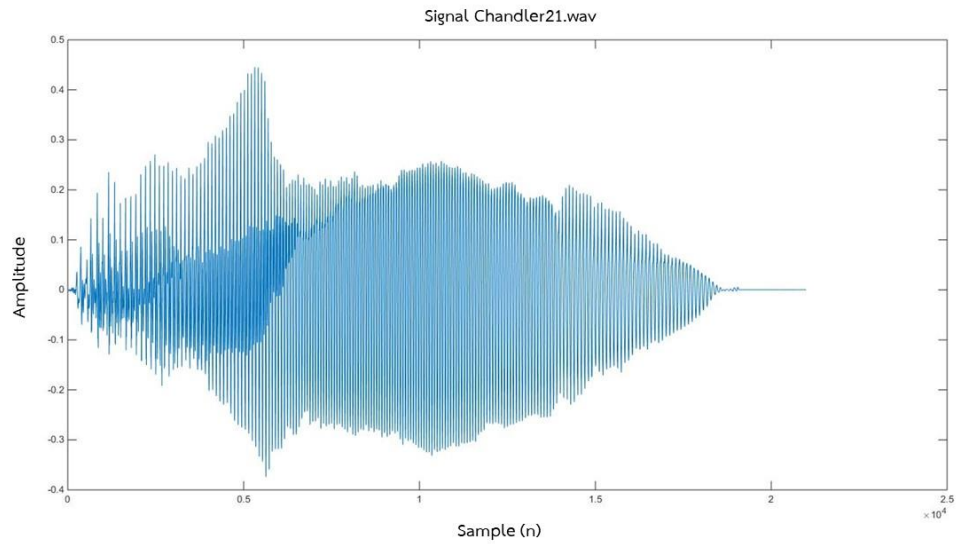


ภาคผนวก ก.20 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler20.wav

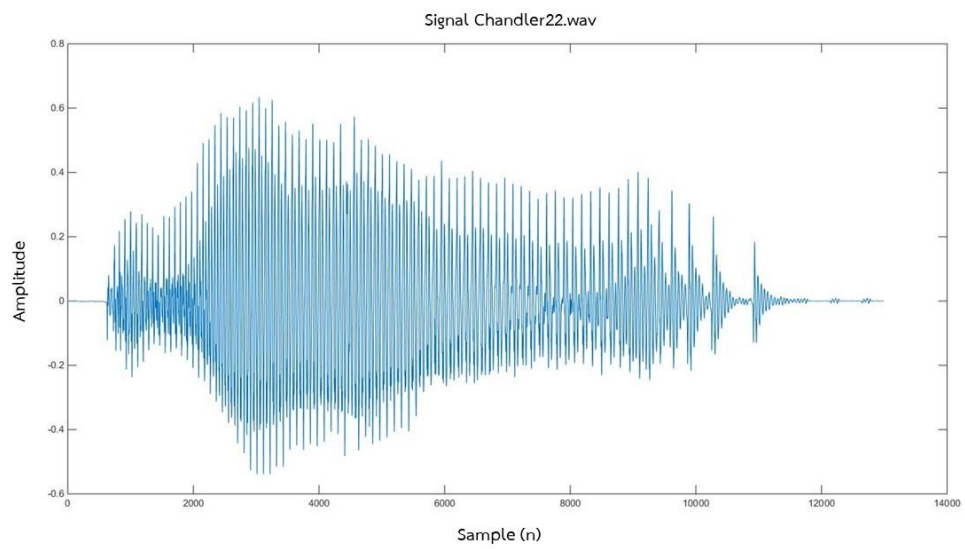


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.21 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler21.wav

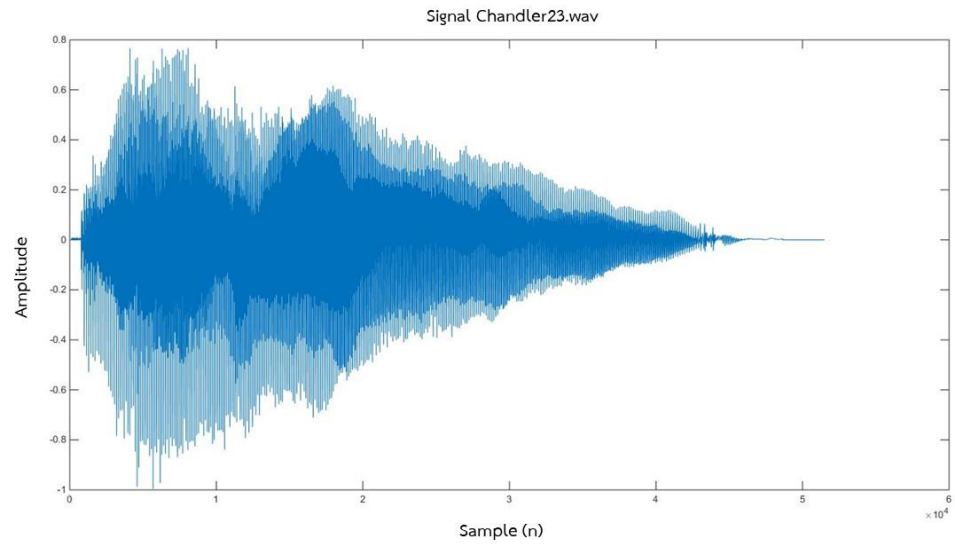


ภาคผนวก ก.22 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler22.wav

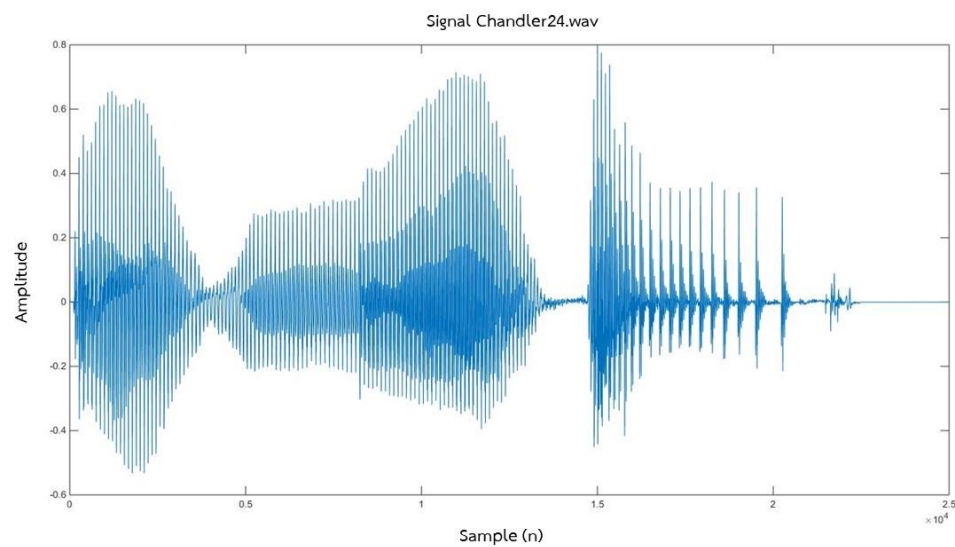


คณะเทคโนโลยี

ภาคผนวก ก.23 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler23.wav

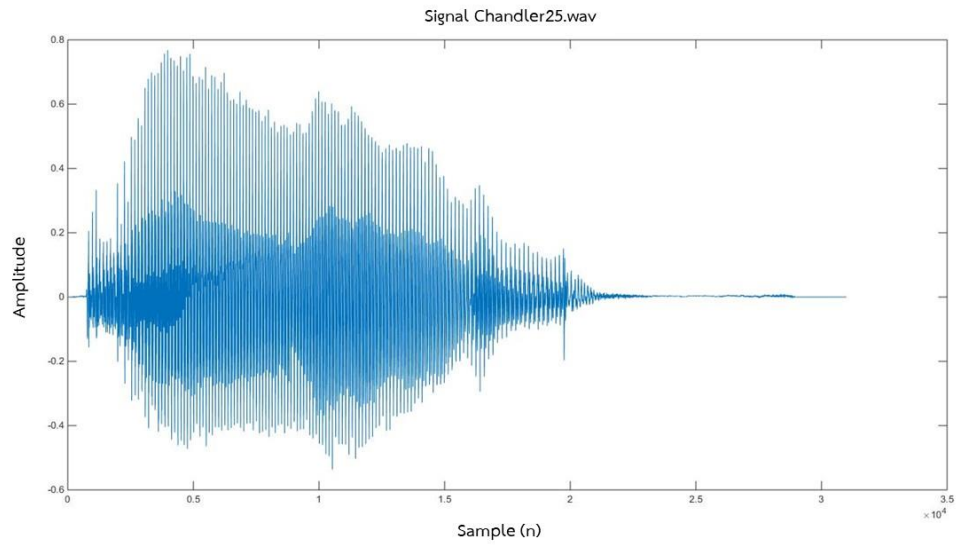


ภาคผนวก ก.24 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler24.wav



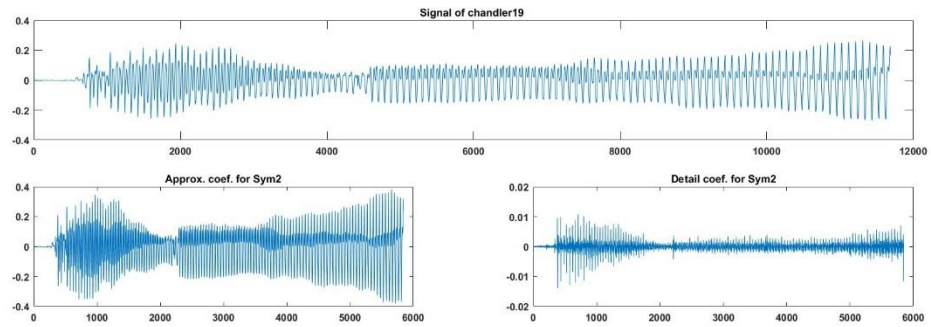
ศูนย์ ปณ. ที. โตะ ขบ

ภาคผนวก ก.25 ภาพประกอบสัญญาณเสียงไฟล์ชื่อ Chandler25.wav

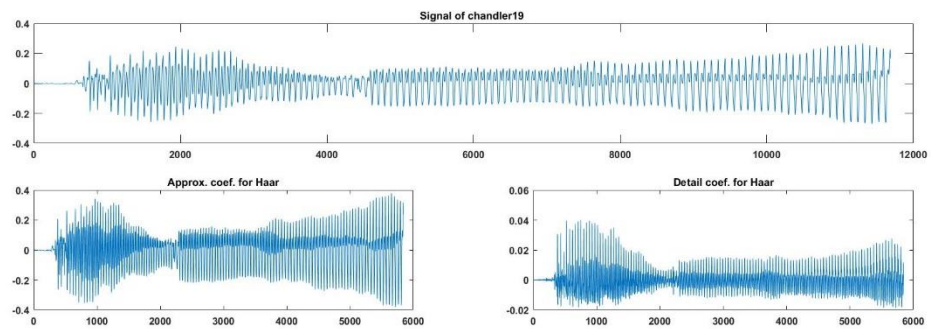


ภาคผนวก ข ภาพประกอบกลุ่มตัวอย่างของการแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต

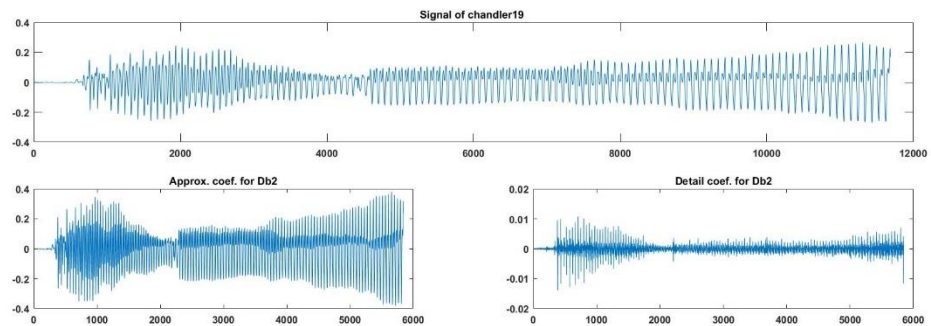
ภาคผนวก ข.1 กลุ่มเสียงอะแปงแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Sym2



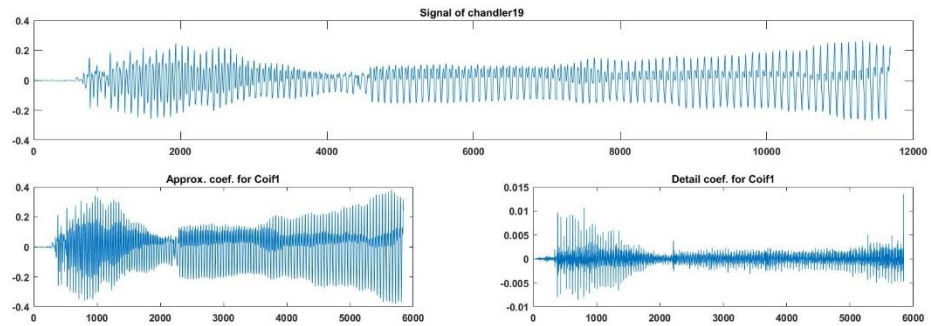
ภาคผนวก ข.2 กลุ่มเสียงอะแปงแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Haar



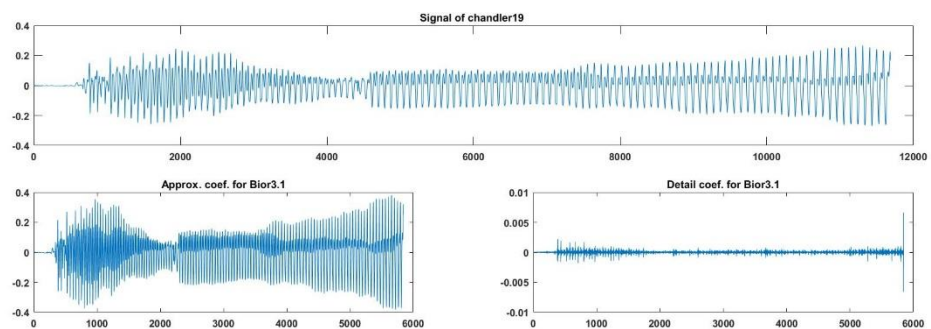
ภาคผนวก ข.3 กลุ่มเสียงอะแปงแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Db2



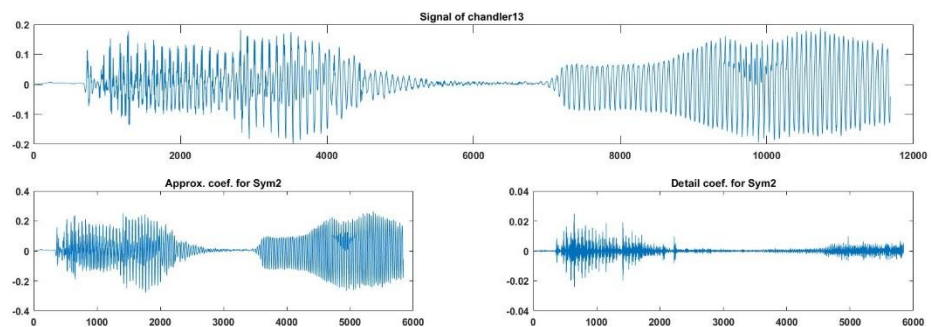
ภาคผนวก ข.4 กลุ่มเสียงอะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Coif1



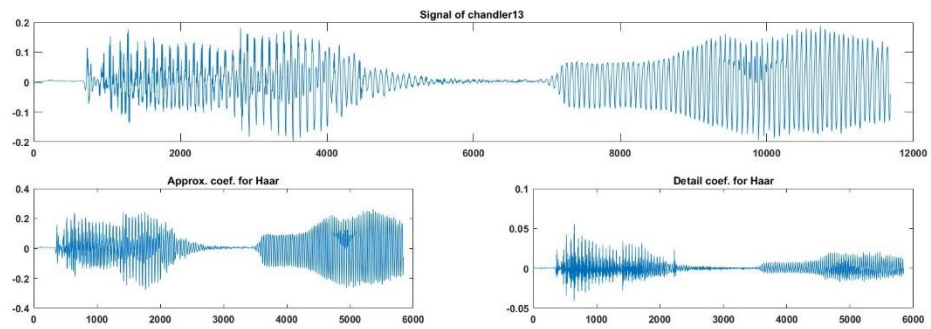
ภาคผนวก ข.5 กลุ่มเสียงอะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Bior3.1



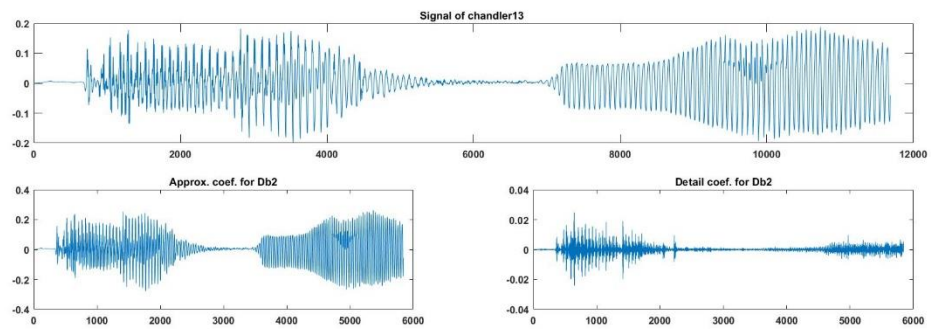
ภาคผนวก ข.6 กลุ่มเสียงเอียะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Sym2



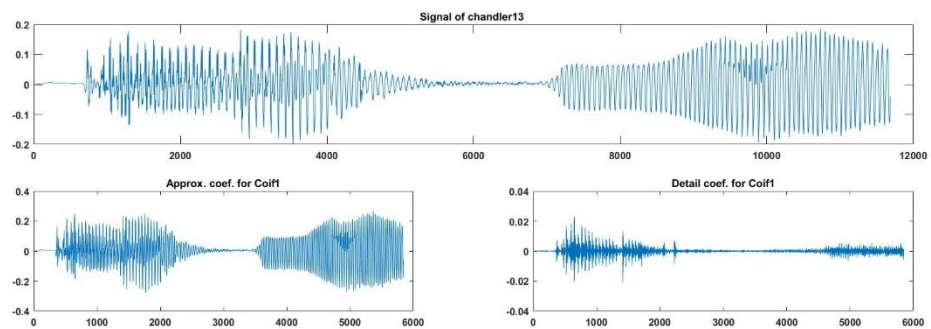
ภาคผนวก ข.7 กลุ่มเสียงเอียะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Haar



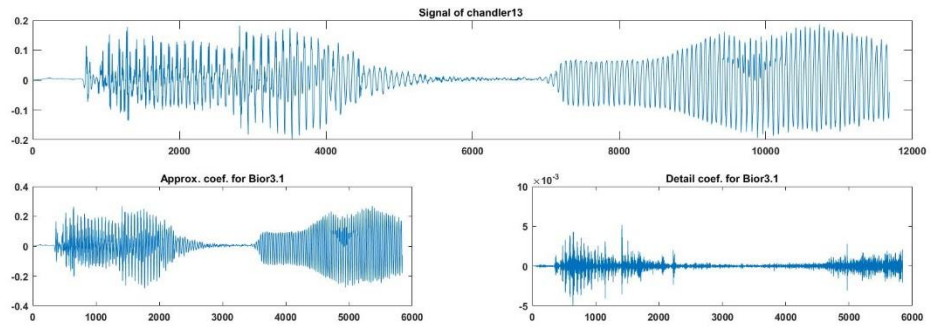
ภาคผนวก ข.8 กลุ่มเสียงเอียะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Db2



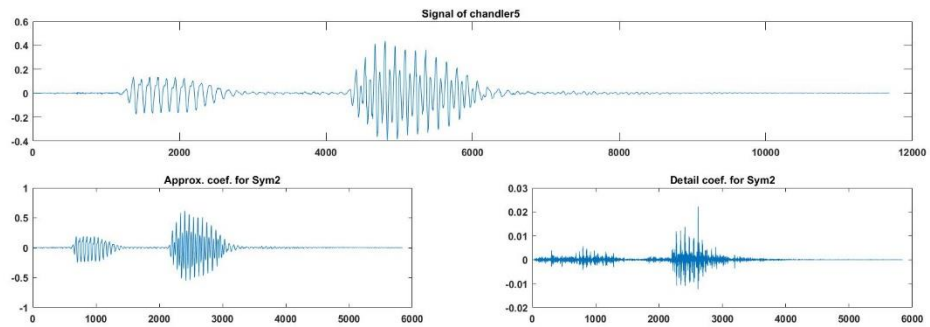
ภาคผนวก ข.9 กลุ่มเสียงเอียะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Coif1



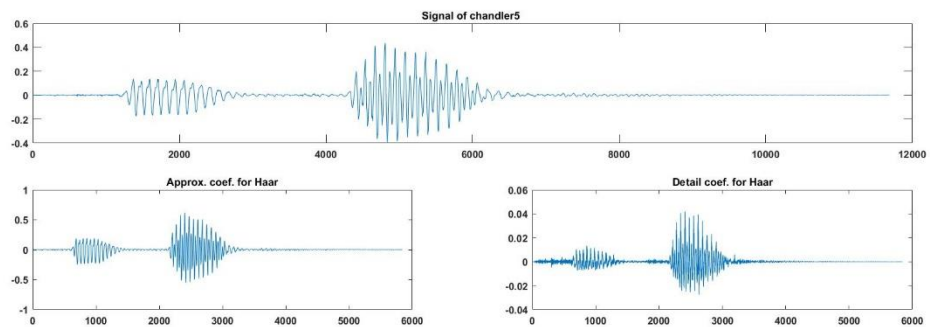
ภาคผนวก ข.10 กลุ่มเสียงเอียะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Bior3.1



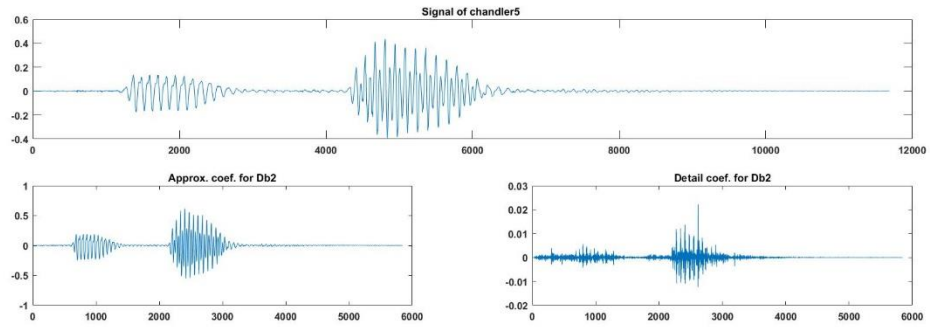
ภาคผนวก ข.11 กลุ่มเสียงเนะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Sym2



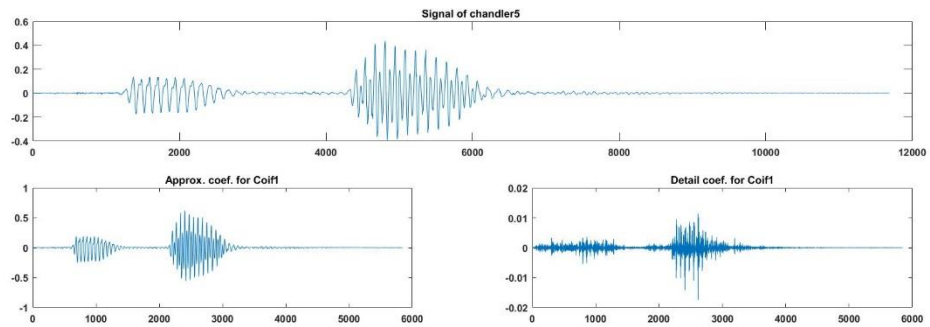
ภาคผนวก ข.12 กลุ่มเสียงเนะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Haar



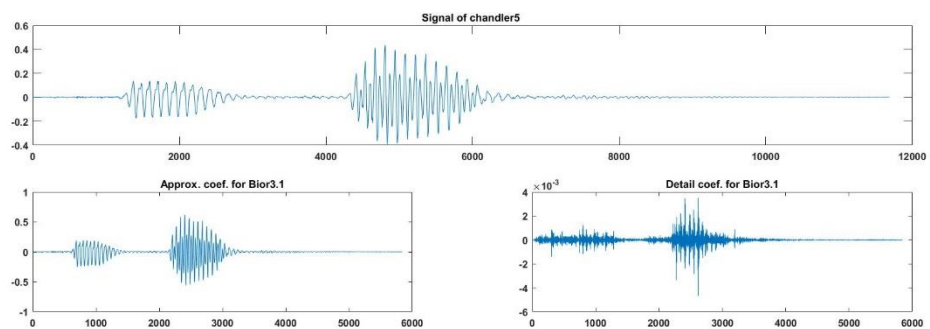
ภาคผนวก ข.13 กลุ่มเสียงเนาะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Db2



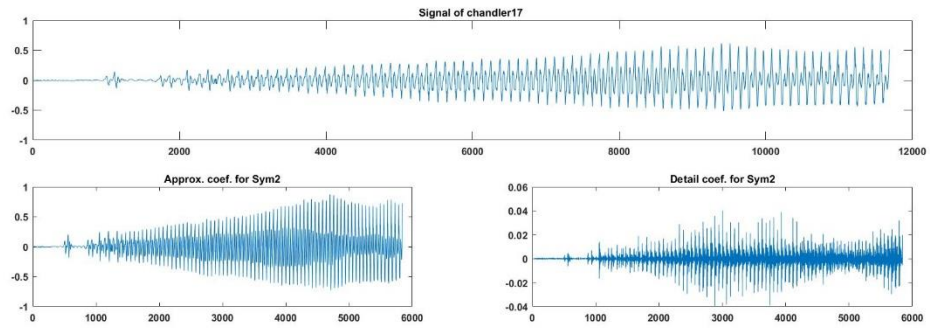
ภาคผนวก ข.14 กลุ่มเสียงเนาะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Coif1



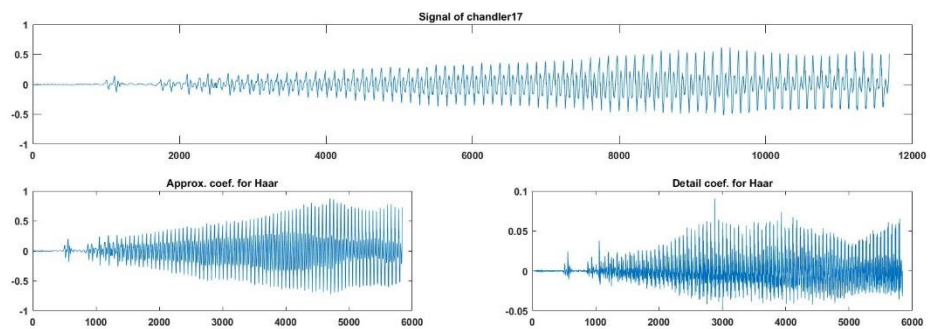
ภาคผนวก ข.15 กลุ่มเสียงเนาะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Bior3.1



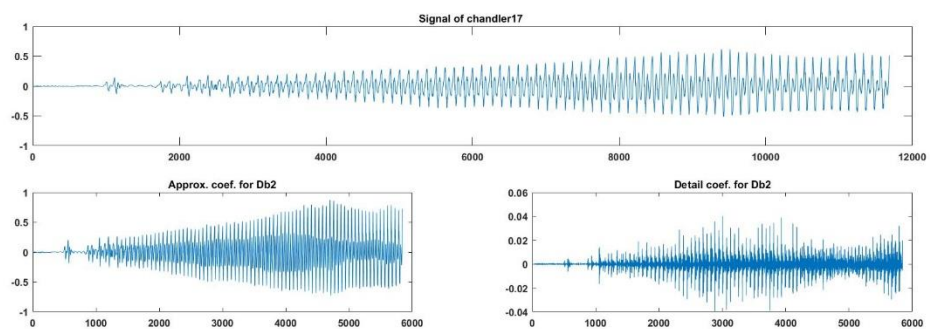
ภาคผนวก ข.16 กลุ่มเสียงเฮะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Sym2



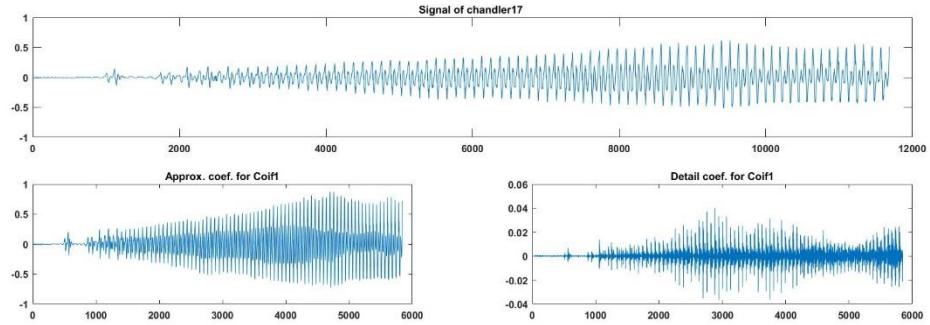
ภาคผนวก ข.17 กลุ่มเสียงเฮะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Haar



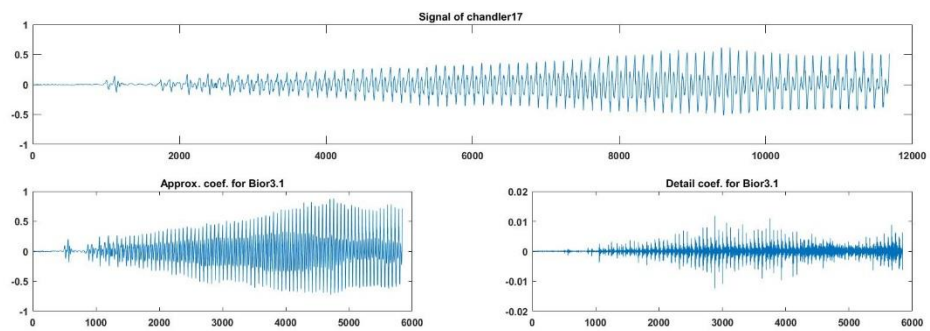
ภาคผนวก ข.18 กลุ่มเสียงเฮะแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Db2



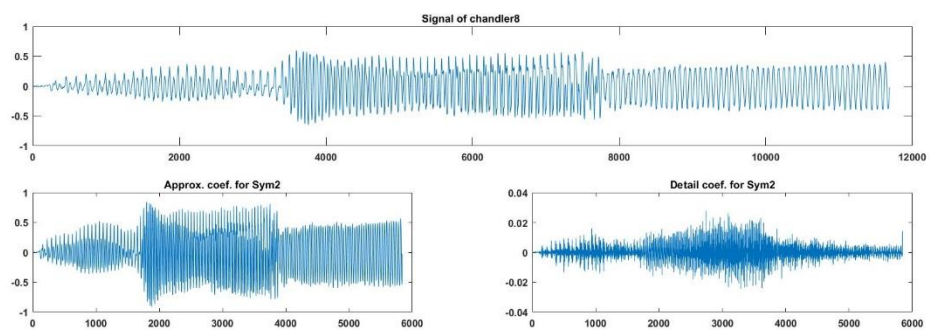
ภาคผนวก ข.19 กลุ่มเสียงเฮแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Coif1



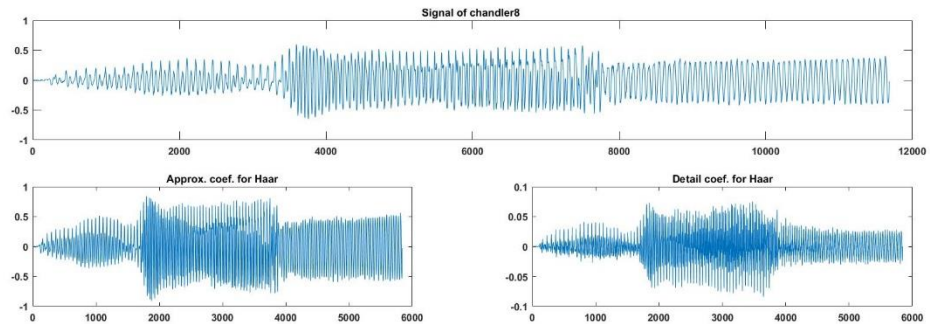
ภาคผนวก ข.20 กลุ่มเสียงเฮแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Bior3.1



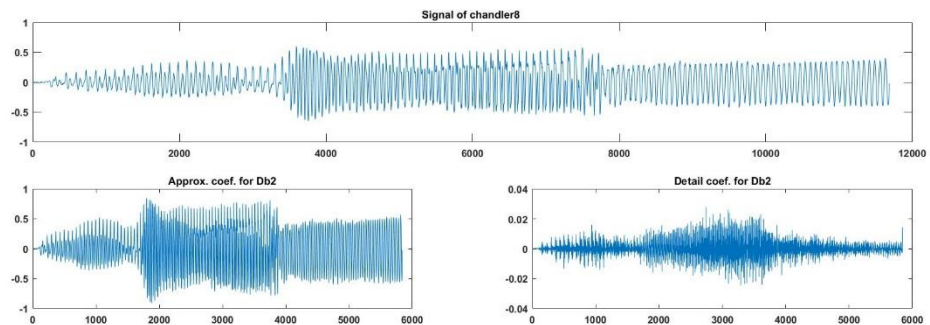
ภาคผนวก ข.21 กลุ่มเสียงอวแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Sym2



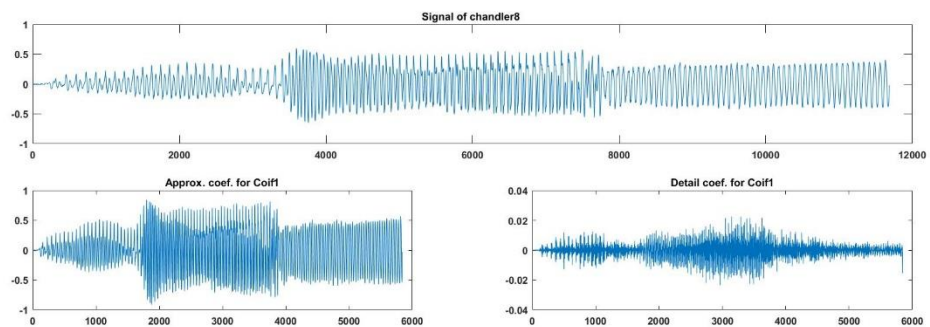
ภาคผนวก ข.22 กลุ่มเสียงอวแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Haar



ภาคผนวก ข.23 กลุ่มเสียงอวแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Db2

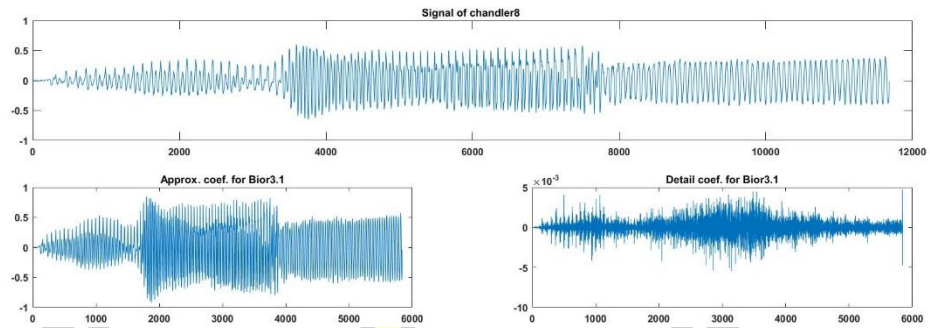


ภาคผนวก ข.24 กลุ่มเสียงอวแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Coif1



มณฑลพิษณุโลก

ภาคผนวก ข.25 กลุ่มเสียงอวแปลงสัญญาณความถี่ด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต Bior3.1



ภาคผนวก ค อัลกอริทึมสำหรับการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

```

clc;
clear;
wav_file = 'chandler1.wav'; %เลือกสัญญาณเสียงเข้ามาทั้งหมด 25 สัญญาณเสียง
title('chandler1');
[speech, fs,] = audioread(wav_file);
signal = speech(1:lv);
plot(signal,'r');
set(gca,'Xlim',[1 length(signal)])
title('Analyzed signal');
xlabel('Time (or Space)')
ylabel('Amplitude')
lev =5;
[ca,cd] = dwt(signal,'Haar');
[Lo_D,Hi_D] = wfilters('Haar','d');
[Lo_R,Hi_R] = wfilters('Haar','r');
[ca1,cd1] = dwt(signal,Lo_D,Hi_D);
subplot(311); plot(signal); title('Signal of Owh ');
subplot(323); plot(ca); title('Approx. coef. for Haar');
subplot(324); plot(cd); title('Detail coef. for Haar');
nbc = 64;
[c,l] = wavedec(signal,lev,Lo_D,Hi_D);
yy=c';
len = length(signal);
cfd = zeros(lev,len);

```

พจนัน์ ปณฺ ทิโต ชีเว

ภาคผนวก ค อัลกอริทึมสำหรับการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย (ต่อ)

```

for k = 1:lev
    d = detcoef(c,l,k);
    d = d(:)';
    d = d(ones(1,2^k),:);
    cfd(k,:) = wkeep1(d(:)',len);
end
cfd = cfd(:);
l = find(abs(cfd)<sqrt(eps));
cfd(l) = zeros(size(l));
cfd = reshape(cfd,lev,len);
cfd = wcodemat(cfd,nbcol,'row');
figure()
colormap(pink(nbcol));
image(cfd);
tics = 1:lev;
labs = int2str((1:lev)');
set(gca,...
    'YTickLabelMode','manual','Ydir','normal', ...
    'Box','On','Ytick',tics,'YTickLabel',labs);
title('Discrete Wavelet Transform, Absolute Coefficients. ');
xlabel('decomposition(or Space)')
ylabel('Level');
sn=(c-(min(c)))/(max(c)-min(c)); %pre-processing data [0-1]
snn=sn';
title('The Coefficients of Infants cry signal');
subplot(2,1,1);plot(c);xlabel('Coefficients of the function Haar');ylabel('Frequency');
subplot(2,1,2);plot(snn);xlabel('Preprocessing Coefficients');ylabel('scal 0-1');

```


ภาคผนวก ง อัลกอริทึมสำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมตัวแบบเอ็กซ์ตรีม

```

%load Haar.dat
%load targetEairh.dat
X=Haar;

%T=targetEh;
%T=targetEairh;
%T=targetNeh;
T=targetHeh;
%T=targetOwh;

tic;
for(node=1:10)
P = size(X,1);
n1 = size(X,2);
n2 = node; %number of hidden node
n3 = size(T,2);
iteration = 0;
Err = 100;

%while Err > 0.25,
miss_matched = ones(size(T));
while Err>0&&Epoch<50,
    iteration = Epoch + 1;
    fprintf('\n Epoch = %d',iteration);

    W1 = rand(n1+1,n2); %input weights and biases
    U1 = [ones(P,1) X]*W1; % activation value

```

ภาคผนวก ง อัลกอริทึมสำหรับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมตัวแบบเอ็กซ์ตรีม (ต่อ)

```

H = [ones(P,1) tanh(U1)]; %ลองเพิ่ม bias
%H = [tanh(U1)]; %Guang-Bin Huang

W2 = ((H'*H)*H')*T; % find the output weights
Test = sign(H*W2);
%Test = (H*W2);
miss_matched = (T~=Test);
if(sum(miss_matched)<Err)
    Err=sum(miss_matched);
end
end;

miss(node)=Err;

end
toc;
%plot(miss)
% Print figure to pdf and png files
%print('-dpdf', sprintf('%s.pdf', mfilename));
%tsc1.intersection1;
%time(Err);

```

พูน ปณ ทิโต ชีเว

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นางสาวอัญวีณ์ ไชยวชิระกัมพล
วันเกิด	16 ธันวาคม 2527
สถานที่เกิด	บุรีรัมย์
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	145 ม.15 ต.นอกเมือง อ.เมือง จ.สุรินทร์
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	อาจารย์
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	สาขาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ คณะเกษตรศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสุรินทร์
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2550 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาวิทยาการ คอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก วิทยาเขตบางพระ พ.ศ. 2553 ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.บ.) ภาควิชาวิทยาการ คอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น พ.ศ. 2562 ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (ปร.ด.) สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า และคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ทุนวิจัย	-
ผลงานวิจัย	The Features Extraction of Infants Cries by Using Discrete Wavelet Transform Techniques.

พูนัน ปณฺ ทิโต ชีเว