

การจดจำเสียงเครื่องดนตรีไทยในเพลงไทยเดิม

เอกพงศ์ แผ่นคำ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

พ.ศ. 2555

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยอุบลราชธานี



THAI MUSICAL TIMBRE RECOGNITION

AKAPHONG PHAENKHAM

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS
FOR THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE
MAJOR IN INFORMATION TECHNOLOGY
FACULTY OF SCIENCE
UBON RATCHATHANI UNIVERSITY
YEAR 2012
COPYRIGHT OF UBON RATCHATHANI**



ใบรับรองวิทยานิพนธ์
มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์

เรื่อง การจดจำเสียงเครื่องดนตรีไทยในเพลงไทยเดิม

ผู้วิจัย นายเอกพงศ์ แผ่นคำ

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

..... (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มนูญ ศรีวิรัตน์)	อาจารย์ที่ปรึกษา
..... (ดร.สุภกานต์ พิมพ์เรศ)	กรรมการ
..... (รองศาสตราจารย์ ดร.วนิดา แก่นอากาศ)	กรรมการ
..... (ดร.อัจฉรา มหาวีรวัฒน์)	กรรมการ
..... (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จันทร์เพ็ญ อินทรประเสริฐ)	คณบดี

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี รับรองแล้ว

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อุทิศ อินทร์ประสิทธิ์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ
ปฏิบัติราชการแทนอธิการบดี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
ปีการศึกษา 2555

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มนูญ ศรีวิรัตน์ ประธานกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และรองศาสตราจารย์ ดร.วนิดา แก่นอากาศ กรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้ซึ่งกรุณาให้ความรู้ คำแนะนำ ข้อคิดเห็น ให้คำปรึกษา เป็นอย่างดีตลอดมา จึงขอกราบขอบพระคุณท่านเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ ภาควิชาคณิตศาสตร์ สถิติและคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี ที่ได้ถ่ายทอดความรู้ทั้งทางด้านทฤษฎีและปฏิบัติตลอดจนคำแนะนำต่างๆ อันมีค่าตลอดหลักสูตรการเรียนการสอน

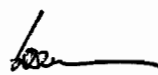
ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์อารีรัตน์ เรืองกำเนิด และอาจารย์พัน พงษ์ผล คณะศิลปศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี ผู้ซึ่งกรุณาให้คำแนะนำเกี่ยวกับดนตรีไทย และให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลเสียงดนตรีไทย

ขอขอบพระคุณอาจารย์ ดร.บรรทม สุระพร อาจารย์ ดร.ณัฐ คิชฌเจริญ และอาจารย์อัปสร อินทิแสง ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำเนื้อหาที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณอาจารย์ปริญญา ทองคำ คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำเนื้อหาที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณท่านคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ อาจารย์ ดร.อัครา มหาวิวัฒน์ อาจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลเรศ ที่สละเวลาอันมีค่าของท่านมาเป็นคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และกรุณาช่วยตรวจสอบวิทยานิพนธ์พร้อมทั้งให้คำแนะนำ

ท้ายนี้ ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา พี่น้อง เพื่อนๆ ที่เป็นกำลังใจในการศึกษาตลอดมา ขอขอบคุณ หลายท่านที่ไม่ได้กล่าวนามในที่นี้ ที่มีส่วนช่วยในการทำวิทยานิพนธ์นี้เสร็จสมบูรณ์



(นายเอกพงศ์ แผ่นคำ)

ผู้วิจัย

บทคัดย่อ

ชื่อเรื่อง : การจดจำเสียงเครื่องดนตรีไทยในเพลงไทยเดิม
โดย : เอกพงศ์ แผ่นคำ
ชื่อปริญญา : วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา : เทคโนโลยีสารสนเทศ
ประธานกรรมการที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มนูญ ศรีวิรัตน์
ศัพท์สำคัญ : การรู้จำ การคัดแยกเสียง คุณลักษณะของเสียง

งานวิจัยนี้นำเสนอการจดจำเสียงสำหรับเครื่องดนตรีไทย 8 ชนิด ประกอบด้วย คีล สี ดี เป่า จำนวนอย่างละ 2 ชนิด โดยมีข้อมูลเสียงที่ใช้ในการวิจัยจำนวน 3,360 ข้อมูล ใช้การวิเคราะห์คุณลักษณะของเสียงด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) มีกระบวนการรู้จำและจำแนกเสียงด้วยขั้นตอนวิธี C5.0 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน เพื่อทดสอบหาประสิทธิภาพของกระบวนการรู้จำและจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยที่ดีที่สุด จากผลการวิจัยพบว่าขั้นตอนวิธี ที่ให้ประสิทธิภาพสูงสุดคือ ขั้นตอนวิธี C5.0 ซึ่งให้ผลลัพธ์คิดเป็นร้อยละ 76.96

ABSTRACT

TITLE : THAI MUSICAL TIMBRE RECOGNITION
BY : AKAPHONG PHAENKHAM
DEGREE : MASTER OF SCIENCE
MAJOR : INFORMATION TECHNOLOGY
CHAIR : ASST.PROF. MANOON SRIVIRAT, PH.D.

KEYWORDS : RECOGNITION / CLASSIFICATION / TIMBRE

This research presents a musical recognition for Thai classical instruments. There are 8 Thai classical instruments selected to be used in this experiment. The instruments are consisted of 2 string instruments, 2 bowed string instruments, 2 percussion instruments, and 2 wind instruments. The musical data in the experiment include 3,360 data. The musical data are analyzed using Linear Prediction Coefficients (LPC) in order to classify their characteristics. They then are classified by algorithm C5.0 Neural network backpropagation and Kohonen Self-organizing Feature Maps in order to obtain the best algorithm resulting in the most classification accuracy. The results show that the most effective algorithm is C5.0 with the accuracy rate of 76.96 percent.

สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพ	ช
บทที่	

1 บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3

2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	4
2.1.1 ประเภทของเครื่องดนตรี	4
2.1.2 เครื่องดนตรีไทย	5
2.1.3 มาตรฐานเสียงทางดนตรีไทย	6
2.2 การวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของเสียง	7
2.3 ขั้นตอนวิธีที่ใช้ในงานวิจัย	17
2.3.1 ขั้นตอนวิธีค้นไม้ตัดสินใจ	17
2.3.2 โครงข่ายประสาทเทียม	27
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	46

3 วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 การเตรียมข้อมูล	48
3.1.1 ขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูล	48
3.1.2 การสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงดนตรี	48

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.1.3 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง	49
3.2 ขั้นตอนการรู้จำเสียงคนตรี	50
3.2.1 การรู้จำของขั้นตอนวิธี	50
3.2.2 ผลลัพธ์การรู้จำของขั้นตอนวิธี	51
3.3 ขั้นตอนการจำแนกเสียงคนตรี	63
4 วิเคราะห์ผลการทดลอง	
4.1 ผลการคัดแยกเสียงคนตรีไทย	64
4.1.1 ผลการจำแนกเสียงคนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี C5.0	64
4.1.2 ผลการจำแนกเสียงคนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ	65
4.1.3 ผลการจำแนกเสียงคนตรีไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน	66
4.2 วิเคราะห์ผลการคัดแยกเสียงของเครื่องคนตรีไทย	67
5 สรุปผล และข้อเสนอแนะ	
5.1 สรุปผล	69
5.2 ข้อเสนอแนะ	69
เอกสารอ้างอิง	71
ประวัติผู้วิจัย	76

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
2.1	ประเภทของเครื่องดนตรีไทย	4
2.2	ข้อมูลฝึกฝนที่ใช้ในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ	22
3.1	ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่น	49
3.2	ค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี C5.0	52
3.3	ตัวอย่างผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธี C5.0	53
3.4	ค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นซ่อนที่ 1	55
3.5	ค่าพารามิเตอร์ขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นซ่อนที่ 1 อย่างละเอียด	56
3.6	ค่าพารามิเตอร์ขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นซ่อนที่ 2	57
3.7	ค่าพารามิเตอร์ขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นซ่อนที่ 2 อย่างละเอียด	58
3.8	ค่าพารามิเตอร์ขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นซ่อนที่ 3	58
3.9	ค่าพารามิเตอร์ขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นซ่อนที่ 3 อย่างละเอียด	59
3.10	ตัวอย่างผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ	61
3.11	ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของ โคโฮเนน	62
4.1	ลักษณะการแสดงผลการวิเคราะห์ผลด้วย Confusion Matrix	64
4.2	ผลการคัดแยกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี C5.0	65
4.3	ผลการคัดแยกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธีการการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ	65
4.4	ผลการคัดแยกเสียงดนตรีไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเอง ของโคโฮเนน	66

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
2.1	มาตราเสียงคนตรีไทยกับคนตรีสากล	6
2.2	แบบจำลองเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้นสำหรับสัญญาณเสียง	8
2.3	การสังเคราะห์เสียงตามแบบจำลองเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้น	8
2.4	ขั้นตอนการประมวลผลด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพันธะเชิงเส้น	14
2.5	การแบ่งช่วงของสัญญาณ	16
2.6	ตัวอย่างโครงสร้างขั้นตอนวิธีค้นไม้ตัดสินใจ	17
2.7	ตัวอย่างการแบ่ง Infomation Gain	24
2.8	ตัวอย่างการแบ่ง Gain Ratio	24
2.9	โครงสร้างของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์	27
2.10	แบบจำลองของเซลล์ประสาท	28
2.11	นิวรอน โมเดล	28
2.12	โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย	30
2.13	กราฟของไฮเปอร์บอลิกแทนเจนต์	31
2.14	โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายแบบหลายชั้น	31
2.15	รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอน	32
2.16	ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น	34
2.17	การเปลี่ยนโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น โดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ	34
2.18	การเชื่อมต่อและตัวแปรของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น	36
2.19	กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ	42
2.20	การปรับค่าเข้าใกล้ศูนย์กลางที่สุด	45
3.1	การสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงคนตรี	48
3.2	การสอนระบบรู้จำเสียงของเครื่องคนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี	50
3.3	การจำแนกเสียงของเครื่องคนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี(ข้อมูลชุดทดสอบระบบรู้จำ)	51
3.4	ภาพค้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากขั้นตอนวิธี C5.0	54
3.5	ตัวอย่างโหนดรากของต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากขั้นตอนวิธี C5.0	54
3.6	ภาพโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ	60

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่

หน้า

3.7 การจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี

63

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เสียงดนตรีเป็นสิ่งที่สามารถให้ความบันเทิงกับผู้ที่สัมผัส โดยผู้รับฟังทั่วไปอาจรู้สึกได้ตามอารมณ์เพลง หรือแม้แต่นำมาบ่งชี้โรคบางโรคได้ การศึกษาวิจัยเกี่ยวกับทางด้านดนตรีนั้นมีมากมาย งานวิจัยส่วนใหญ่ที่ศึกษาในปัจจุบันเป็นงานวิจัยที่ศึกษากับเครื่องดนตรีสากล มีทั้งการนำเครื่องดนตรีแต่ละประเภทมาวิเคราะห์สังเคราะห์ลักษณะเสียง ลักษณะการเกิดเสียง ความถี่ จังหวะ ความยาวคลื่นเสียง หรือแม้แต่นำเสียงของวงดนตรีมาทำการคัดแยก เพื่อแสดงออกมาว่า มีเครื่องดนตรีประเภทใดบ้าง โดยอาศัยลักษณะเฉพาะของเสียงของเครื่องดนตรีแต่ละชนิดซึ่งมีความแตกต่างกัน

การพิจารณาคุณลักษณะของเสียงดนตรีต่างๆ เพื่อให้ได้ลักษณะของการกำเนิดเสียง เช่น คุณลักษณะของเสียงที่เกิดจากการเป่า ก็จะมีแตกต่างจากการตี, การดีด, การเคาะตี เป็นต้น ซึ่งอาจพิจารณาได้จากคุณลักษณะร่วม (Timbre) ที่มีอยู่ในเสียงที่เรียกว่าความถี่ Harmonic หรือ Overtone โดยคุณลักษณะร่วมของเสียงนี้ เกี่ยวข้องโดยตรงกับสิ่งที่น่าจะเรียกว่าเป็นจุดยากที่สุดของการเล่นเครื่องเสียงที่มุ่งไปสู่ความจริงที่ว่าได้ เพราะจะหมายถึงความเข้าใจและประสบการณ์หรือความคุ้นเคยกับเสียงของเครื่องดนตรีจริงๆ ซึ่งก็คือหลักยึดหมายหลักร่วมกันทั้งสำหรับผู้ออกแบบเครื่องเสียงและผู้ใช้งานชุดเครื่องเสียงนั่นเอง เครื่องเสียงที่ดีควรจะถ่ายทอดคุณลักษณะของเสียงเครื่องดนตรีต่างๆ ให้ได้คุณลักษณะร่วมของเสียงออกมาอย่างที่ดีควรจะเป็น

เพื่อเป็นการศึกษาและประยุกต์เทคโนโลยีมาใช้กับเครื่องดนตรีไทย วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอแนวทางการรู้จำและคัดแยกเสียงของเครื่องดนตรีไทย จำนวน 8 ชนิด โดยประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบต้นไม้ในการคัดแยกข้อมูลเสียงเครื่องดนตรีไทย คือ ขั้นตอนวิธี C5.0 ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีในรูปแบบสัญลักษณ์ทำให้เข้าใจได้ง่ายคล้ายกับโครงสร้างต้นไม้ (A. Asheibi et al., 2008) ซึ่งพัฒนามาจากขั้นตอนวิธี C4.5 (Z. Niu, 2009) ทำให้มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้นทั้งความเร็วการใช้หน่วยความจำ ขั้นตอนวิธี C5.0 สามารถทำงานได้กับคุณสมบัติที่มีค่าน้ำหนักแตกต่างกัน และข้อมูลที่ยังไม่สามารถระบุกลุ่มได้ เนื่องจากเป็นขั้นตอนวิธีที่มีความสามารถสูง ทำให้ขั้นตอนวิธี C5.0 ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยในด้านต่าง ๆ เช่น A. Asheibi et al. (2008) ได้ใช้การกำหนดค่าตัวแปรที่ต่างกันเพื่อระบุลักษณะเด่นของแต่ละกลุ่มข้อมูล ส่วน Z. Niu (2009) ได้นำขั้นตอนวิธี C5.0 มาสร้าง

ระบบรู้จำการทำงานของ DBMS (Data Base Management System) ในส่วนการคัดแยกชุดคำสั่ง ความถูกต้องของการคัดแยกได้จากการทดสอบชุดข้อมูล และ D.C. Park (2009) ได้นำขั้นตอนวิธี C5.0 มาช่วยพัฒนาระบบการวินิจฉัยความเสี่ยงที่จะเป็นโรคนีื้องอกชนิด Melanoma ซึ่งเป็นประโยชน์แก่คนไข้ที่เข้ามาตรวจสุขภาพ หากพบว่ามีความเสี่ยงที่จะเป็นโรคจะได้ทำการรักษาได้ทันทั่วทั้งที่ จากงานวิจัยต่าง ๆ พบว่า ขั้นตอนวิธี C5.0 นั้นมีความสามารถในการคัดแยกและระบุลักษณะเฉพาะของข้อมูลต่าง ๆ ได้ดี ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะนำความสามารถของขั้นตอนวิธี C5.0 มาใช้กับงานรู้จำและคัดแยกเสียงของเครื่องดนตรีไทยทุกประเภทได้แก่ ประเภทดีด สี ดี เป่า จำนวนอย่างละ 2 ชนิด ซึ่งยังไม่พบว่ามีนักวิจัยเคยทำงานวิจัยในส่วนนี้มาก่อน และงานวิจัยทางด้านนี้ยังใช้ตัวอย่างเสียงของเครื่องดนตรีไทยไม่ครบถ้วนทุกประเภท มีผลให้ได้ความถูกต้องไม่เพียงพอสำหรับนำระบบรู้จำเสียงของเครื่องดนตรีไทยไปพัฒนาในงานอื่นๆ ดังนั้น เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของการรู้จำและคัดแยกเสียงของเครื่องดนตรีไทย รวมทั้งพัฒนางานวิจัยทางด้านโครงข่ายประสาทเทียมให้มีความหลากหลายมากขึ้น ผู้วิจัยจึงจะทำการทดลองนำขั้นตอนวิธี C5.0 โดยใช้ข้อมูลที่เป็นมาตรฐานที่ได้รับการยอมรับแล้วว่าเป็นข้อมูลที่นำมาใช้แล้วได้กลุ่มข้อมูลชัดเจน เพื่อยืนยันว่าขั้นตอนวิธีมีความสามารถในการคัดแยกข้อมูลได้จริง จากนั้นทำการเปรียบเทียบความสามารถของขั้นตอนวิธี C5.0 กับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมก่อนด้วยตนเองของโคโฮเนน เพื่อทำให้ทราบผลลัพธ์ในด้านประสิทธิภาพในการรู้จำของขั้นตอนวิธี และความสามารถในการคัดแยกเสียงของเครื่องดนตรียิ่งขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 พัฒนารู้อการรู้จำเสียงของเครื่องดนตรีไทย โดยประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธี C5.0 มาพัฒนางานวิจัย เพื่อจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทย และระบุชนิดของเครื่องดนตรี

1.2.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีการที่ใช้ขั้นตอนวิธี C5.0 กับวิธีการเดิมที่ไม่ได้ใช้ขั้นตอนวิธี C5.0 ในการจำแนกเสียง ประกอบด้วยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมก่อนด้วยตนเองของโคโฮเนน

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1.3.1 ใช้ไฟล์เสียงของเครื่องดนตรีไทยที่บรรเลงด้วยเครื่องดนตรีไทยจำนวน 8 ชนิด เป็นแหล่งข้อมูลในการประมวลผล ประกอบด้วย จะเข้ กระซับปี ซอด้วง ซออู้ ฆ้องวงใหญ่ ระนาดเอก ขลุ่ยเพียงออ และปี่ใน

1.3.2 ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี C5.0 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ได้วิธีการรู้จำและการจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยโดยขั้นตอนวิธี C5.0

1.4.2 ได้วิธีที่มีความถูกต้องในการจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยมากขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน

1.4.3 นำวิธีการจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยไปช่วยในการปรับแต่งเสียงเครื่องดนตรี หรือนำไปสร้างสื่อการเรียนการสอนที่ทันสมัยต่อไปได้

บทที่ 2

ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้ได้บูรณาการศาสตร์ด้านวิทยาศาสตร์และศิลปศาสตร์ไว้ด้วยกัน เพื่อให้มีความเข้าใจยิ่งขึ้นจึงต้องศึกษาและวิเคราะห์สัญญาณเสียงของเครื่องดนตรีไทย เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกและระบุชนิดของเครื่องดนตรีนั้นด้วยขั้นตอนวิธี ที่มีความสามารถในการจำแนกเสียง ซึ่งประกอบด้วย ขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจ ขั้นตอนวิธี C5.0 และโครงข่ายประสาทเทียม มีรายละเอียดแสดงดังนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ประเภทของเครื่องดนตรีไทย

เครื่องดนตรีของไทย ถือเอากริยาการทำให้เกิดเสียงเป็นเกณฑ์ [19] ซึ่งจำแนกได้ 4 ประเภท ดังนี้

2.1.1.1 เครื่องคิด คือ สิ่งที่เกิดเสียงด้วยการคิด

2.1.1.2 เครื่องสี คือ สิ่งที่เกิดเสียงด้วยการสี

2.1.1.3 เครื่องตี คือ สิ่งที่เกิดเสียงด้วยการตี

2.1.1.4 เครื่องเป่า คือ สิ่งที่เกิดเสียงด้วยการเป่า

เครื่องดนตรีทุกชนิดทั้งคิด สี ตี เป่า ย่อมให้เสียงต่างกัน ตามหลักดุริยางคศาสตร์ ถือว่ามีเสียงเรียงเป็นลำดับต่างกันอยู่เพียง 7 เสียงเท่านั้น ซึ่งเครื่องดนตรีบางชนิดให้เสียงถึง 20 เสียง แต่เสียงที่เกิน 7 ลำดับนั้นก็จะเป็นเสียงซ้ำกับเสียงภายใน 7 เสียงนั่นเอง [19]

เครื่องดนตรีไทย ทั้ง 4 ประเภท ประกอบด้วย [16]

ตารางที่ 2.1 ประเภทของเครื่องดนตรีไทย

เครื่องตี			เครื่องเป่า	เครื่องสี	เครื่องดี
ทำด้วยไม้	ทำด้วยโลหะ	ึงด้วยหนัง			
เกราะ โกร่ง กรับคู่ กรับ พวง	ฉิ่ง ฉาบ ฉิ่งโหม่ง ฆ้องชัย ฆ้องหลวง ฆ้องคู่ ฆ้องราว ฆ้องวง	กลองทัด กลองชาตรี ตะโพน กลองตะโพน โพน โพนมโหรี รำมะนา รำคัต รำมะนามโหรี	ขลุ่ยหลีบ ขลุ่ย เพียงออ ขลุ่ยอู้ ขลุ่ยกรวด ปี่ นอก	พืชน้ำเต้า พืชมะเขือ กระจับปี่	ซอสามสาย ซอด้วง ซออู้ สะล้อ

ตารางที่ 2.1 ประเภทของเครื่องดนตรีไทย (ต่อ)

เครื่องดี			เครื่องเป่า	เครื่องดี	เครื่องสี
ทำด้วยไม้	ทำด้วยโลหะ	จึงด้วยหนัง			
กรับเสภา ระนาดเอก ระนาดทุ้ม	ฆ้องวงใหญ่ ฆ้องวง เล็ก ฆ้องมอญ ระนาดเอกเหล็ก ระนาดทุ้มเหล็ก มโหระทึก	กลองแขก กลองมลายู กลองชนะ เปิงมาง บัณเฑาะว์ ตะโลดโป๊ด กลองแอว กลองยาว	ปี่กลาง ปี่ใน ปี่โจน ปี่ชวา ปี่มอญ แคน แตรฝรั่ง สังข์	จะเข้ ซึ่ง	

ประเภทของเครื่องดนตรีไทย ดังแสดงในตารางที่ 2.1 ประกอบด้วย ประเภทเครื่องดี ซึ่งมี 3 ชนิด คือ เครื่องดีทำด้วยไม้ ได้แก่ กรับคู่ กรับพวง เป็นต้น เครื่องดีทำด้วยโลหะ ได้แก่ ฆ้อง ฉาบ ฆ้อง เป็นต้น และเครื่องดีจึงด้วยหนัง ได้แก่ กลองชาตรี ตะโพน เปิงมาง เป็นต้น ประเภทเครื่องเป่า ได้แก่ ขลุ่ยเพียงออ ปี่ใน ปี่นอก เป็นต้น ประเภทเครื่องดีด ได้แก่ กระจับปี่ พิณน้ำเต้า จะเข้ เป็นต้น และประเภทเครื่องสี ได้แก่ ซอสามสาย ซออู้ เป็นต้น

2.1.2 เครื่องดนตรีไทยที่ใช้ในงานวิจัย

2.1.2.1 จะเข้ เป็นเครื่องดนตรีไทยที่ได้วิวัฒนาการมาจากพิณ โดยประดิษฐ์ให้นั่งคิดได้สะดวกและให้มีเสียงไพเราะยิ่งขึ้น เดิมนั้นตัวพิณทำรูปร่างเหมือนกระจับปี่ จึงเรียกเครื่องดนตรีชนิดนี้สั้นๆ ว่า จะเข้ โดยจะเข้มี 3 สาย สายหนึ่งทำด้วยทองเหลือง อีกสองสายทำด้วยเอ็น ไม้ดีดทำด้วยงา หรือกระดูกสัตว์ มีลักษณะกลมปลายแหลม

2.1.2.2 กระจับปี่ เป็นพิณชนิดหนึ่ง มี 4 สาย คำว่ากระจับปี่ มีเสียงเพี้ยนมาจาก กัจฉปิ ซึ่งเป็นภาษาชวา และเพี้ยนมาอีกต่อหนึ่งจากคำว่า กัจฉปะ ซึ่งเป็นภาษาบาลี แปลว่า เต่า กระจับปี่มีเสียงเบาและมีน้ำหนักมากเพราะทำด้วยไม้แก่น จึงไม่นิยมเล่นกัน

2.1.2.3 ซอด้วง เป็นซอ 2 สาย กะโหลกซอแต่เดิมทำด้วยกระบอกไม้ไผ่ต่อมาจึงนิยมใช้ไม้จริง มีเสียงดังและแหลม ใช้บรรเลงร่วมวงเครื่องสายและวงมโหรีคู่กับซออู้

2.1.2.4 ซออู้ เป็นซอ 2 สาย มีเสียงทุ้มกะโหลกซอทำด้วยกะลามะพร้าว ใช้บรรเลงร่วมวงเครื่องสายและวงมโหรี

2.1.2.5 ฆ้องวงใหญ่ เป็นเครื่องดนตรีที่วิวัฒนาการมาจากฆ้องเดี่ยว ฆ้องคู่และฆ้องราว มีลักษณะเป็นวง เปิดช่องไว้สำหรับเป็นทางเข้าของคนตีทางด้านหลังเล็กน้อย ลูกฆ้องผูกเรียงลำดับจากเสียงต่ำไปหาเสียงสูง จำนวน 16 เสียง ฆ้องทำหน้าที่ดำเนินบทหรือหลักอันเป็นทำนองเพลงที่แท้จริงของวงดุริยางค์ไทย [17]

2.1.2.6 ระนาดเอก เป็นเครื่องดนตรีที่วิวัฒนาการมาจากกรับ ระนาดรางหนึ่งมี 21 ลูก โดยทำให้มีขนาดลดหลั่นกัน เจาะรูร้อยเชือกแล้วนำมาแขวนบนรางไม้ เพื่อช่วยอุ้มเสียงให้เกิดความไพเราะ ระนาดเอกมีเสียงเด่นและเป็นเสียงนำในวงปี่พาทย์ เสียงระนาดเอกถือเป็นเสียงมาตรฐานในวงดนตรีไทย [17]

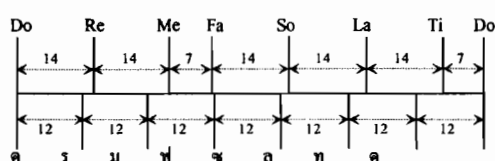
2.1.2.7 ขลุ่ยเพียงออ ขลุ่ยเป็นเครื่องเป่าดั้งเดิมของไทย ทำด้วยไม้ไผ่ มี 7 รูเรียงกัน เพื่อเปลี่ยนระดับเสียงต่างๆ ใช้เป่าในวงเครื่องสาย วงมโหรี ขลุ่ยเพียงออเป็นขลุ่ยขนาดกลาง มีเสียงมาตรฐานใช้เทียบเสียงดนตรีไทย มีความยาวประมาณ 45-48 เซนติเมตร

2.1.2.8 ปี่ใน ปี่เป็นเครื่องดนตรีของไทยแท้ เพราะวิธีเป่าและลักษณะการเจาะรูไม้เหมือน หรือซ้ำกับของชาติใด ที่เรียกว่า ปี่ สืบเนื่องจากการเรียกตามเสียงที่ได้ยิน ปกติทำด้วยไม้แก่นหรือไม้จริง เช่น ไม้ขงชันและไม้พยูง กลึงให้รูปป้านหัวป้านท้าย ตรงกลางป่องเจาะภายในกลวงตลอด และทางหัวที่ใช้ลิ้นเป็นรูเล็กทางปลายเป็นรูใหญ่ ตอนหัวและตอนท้ายเอาชันมาหล่อเสริมข้างละครึ่งเซนติเมตร เจาะรูนิ้วสำหรับเปลี่ยนเสียงเรียงตามข้างเลาปี่ ปี่ของไทยแบ่งออกได้ 3 ขนาด ซึ่งปี่ในมีขนาดใหญ่ ยาวประมาณ 41-52 เซนติเมตร กว้างประมาณ 4.5 เซนติเมตร

2.1.3 มาตรฐานเสียงทางดนตรีไทย [17]

มาตรฐานเสียงของดนตรีไทยมีความคล้ายคลึงกับดนตรีสากล คือ มี 7 เสียงเท่ากัน แตกต่างกันที่ระดับการวางเสียงของดนตรีไทยจะมี 7 เสียงเท่ากันทั้งหมด แต่ดนตรีสากลแบ่งเป็น 5 เสียงเต็มกับ 2 ครึ่งเสียง ดังแสดงในภาพที่ 2.1

มาตราเสียงดนตรีสากล



มาตราเสียงดนตรีไทย

ภาพที่ 2.1 มาตราเสียงดนตรีไทยกับดนตรีสากล

จากภาพที่ 2.1 หากแบ่งมาตราเสียงดนตรีทั้ง 2 ออกเป็น 84 มาตราเท่าๆ กัน จะสามารถพิจารณาได้ ดังนี้

มาตราเสียงดนตรีไทย ซึ่งแบ่งออกเป็น 7 เสียงเท่าๆ กัน แต่ละเสียงประกอบขึ้นด้วยจำนวน 12 มาตรา ($84 / 7 = 12$ มาตรา)

มาตราเสียงดนตรีสากล ในระดับที่ 1 2 4 5 และ 6 แบ่งออกเป็นระดับละ 14 มาตราเท่ากัน และในระดับที่ 3 และ 7 มีระดับละ 7 มาตรา ซึ่งเท่ากับครึ่งเสียง [17]

2.2 การวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของเสียง

ในงานวิจัยนี้เลือกใช้เทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) ในการวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของเสียงดนตรีไทย เนื่องจากสามารถช่วยในการให้ข้อมูลทางกายภาพของเสียง [32] เพื่อใช้ในการวิเคราะห์เสียงที่ต้องการได้

การประมาณพหุระเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) มีขั้นตอนวิธี [31] คือ กำหนดให้สัญญาณเดิม คือ $s(n)$ ให้ค่าที่ได้จากการประมาณพหุระเชิงเส้นของสัญญาณเดิม คือ $\tilde{s}(n)$ และให้สัญญาณเสียงที่ทำการวิเคราะห์เกิดจากการนำเอาสัญญาณในอดีตของสัญญาณจริงมาจำนวน p ตัวอย่าง จะได้ว่า

$$s(n) \approx a_1 s(n-1) + a_2 s(n-2) + \dots + a_p s(n-p) \quad (2.1)$$

โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ $a_1, a_2, \dots, a_p$ จะเป็นค่าคงที่ตลอดช่วงของเสียงที่ทำการวิเคราะห์ สมการ (2.1) สามารถเขียนใหม่โดยเพิ่มพจน์ของค่าการกระตุ้น (Excitation Term) ได้ [40] คือ

$$s(n) = \sum_{i=1}^p a_i s(n-i) + Gu(n) \quad (2.2)$$

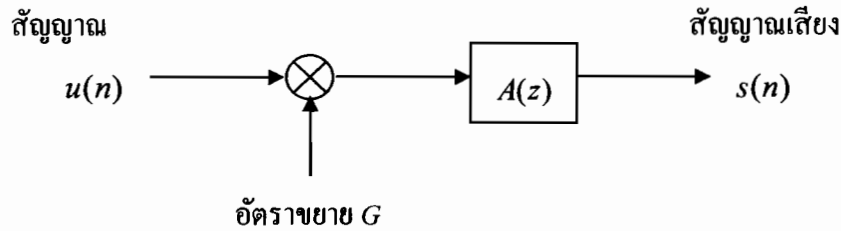
เมื่อ $u(n)$ คือค่าการกระตุ้นบรรทัดฐาน (Normalized Excitation) และ G คืออัตราของการกระตุ้น จากสมการที่ (2.2) สามารถเขียนในโดเมน z ได้ดังนี้

$$S(z) = \sum_{i=1}^p a_i z^{-i} S(z) + GU(z) \quad (2.3)$$

และได้ค่าทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน

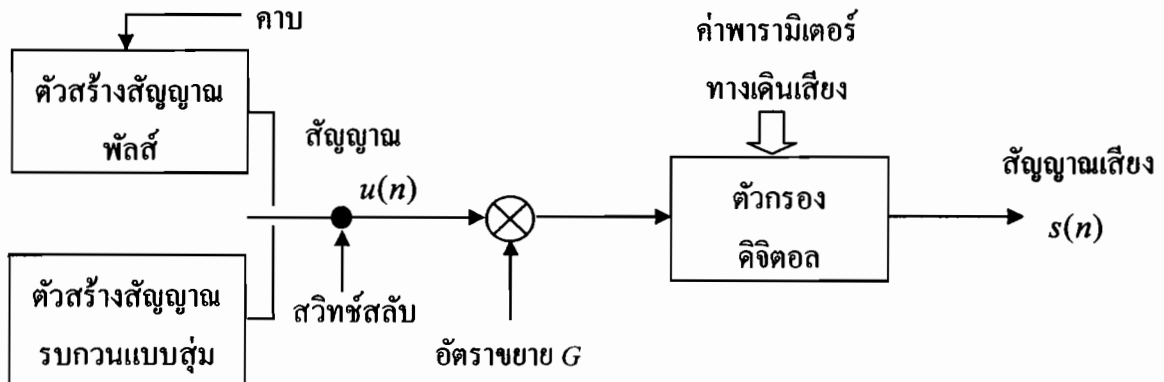
$$H(z) = \frac{S(z)}{GU(z)} = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}} = \frac{1}{A(z)} \quad (2.4)$$

จากสมการ (2.3) กำหนดให้ $A(z)$ คือ กระบวนการกำจัดค่าสหสัมพันธ์ช่วงสั้นที่ปรากฏในสัญญาณเสียง ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังภาพที่ 2.2 ว่าสัญญาณกระตุ้นมาตรฐาน $u(n)$ จะถูกปรับขนาดด้วยอัตรา G และถูกนำเข้าสู่ระบบ $H(z) = 1/A(z)$ เพื่อสร้างสัญญาณเสียง $s(n)$



ภาพที่ 2.2 แบบจำลองเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นสำหรับสัญญาณเสียง

ฟังก์ชันของค่าการกระตุ้นสำหรับสัญญาณเสียง มีทั้งส่วนที่เป็นสัญญาณพัลส์ด้วยคาบเวลาคงที่ และสัญญาณเสียงรบกวนแบบสุ่ม ดังนั้นการสังเคราะห์เสียงสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 2.3 โดยมีส่วนของสวิทช์ที่ทำหน้าที่สลับแหล่งกำเนิดเสียงเพื่อส่งเข้าไปยังตัวกรอง $H(z)$ ซึ่งถูกควบคุมคุณลักษณะโดยพารามิเตอร์ของทางเดินของเสียง



ภาพที่ 2.3 การสังเคราะห์เสียงตามแบบจำลองเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น

สมการการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น จากภาพที่ 2.2 สามารถหาความสัมพันธ์ของ $s(n)$ และ $u(n)$ ได้ดังนี้

$$s(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + Gu(n) \quad (2.5)$$

ถ้าเรากำหนดให้ค่าโดยประมาณของสัญญาณเสียง $\tilde{s}(n)$ นั้นได้จากผลรวมเชิงเส้นของค่าตัวอย่างของสัญญาณเสียงก่อนหน้า จะได้ว่า

$$\tilde{s}(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (2.6)$$

เราจะได้ค่าความผิดพลาดของการประมาณ (Prediction Error) $e(n)$ ซึ่งมีนิยาม คือ

$$e(n) = s(n) - \tilde{s}(n) = s(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (2.7)$$

ซึ่งจะได้ค่าทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของความผิดพลาด เป็น

$$A(z) = \frac{E(z)}{S(z)} = 1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k} \quad (2.8)$$

จะพิจารณาได้ว่าค่าสัญญาณ $s(n)$ ซึ่งสร้างจากระบบเชิงเส้นตามภาพที่ 2.2 จะมีค่าความผิดพลาดของการประมาณ $e(n)$ เท่ากับค่าการกระตุ้นที่มีการปรับขนาดหรือ $Gu(n)$ สิ่งที่ต้องการหาจากระบบเชิงเส้นดังกล่าวคือเซตของค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณ (Prediction Coefficient) หรือ $\{a_k\}$ จากสัญญาณเสียงโดยตรง ซึ่งสเปกตรัมคุณสมบัติของตัวกรองดิจิทัลดังภาพที่ 2.3 นั้นตรงกับรูปคลื่นของสัญญาณเสียงในช่วงที่ทำการวิเคราะห์ เนื่องจากสเปกตรัมคุณสมบัติของสัญญาณเสียงนั้นเปลี่ยนแปลงตามเวลา ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณที่เวลา n นั้น จะต้องประมาณจากช่วงสั้นๆ ของสัญญาณเสียงที่เวลานั้น การประมาณค่าสัญญาณเสียงนั้นจะต้องหาค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณในช่วงเวลาสั้นๆ ที่ทำให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง (Mean-squared error) มีค่าน้อยที่สุด

การสร้างสมการในการหาค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณนั้น เริ่มจากการกำหนดช่วงสั้นๆ ของสัญญาณเสียง และค่าผิดพลาดที่เวลา n ดังนั้น

$$s_n(m) = s(n+m) \quad (2.9a)$$

$$e_n(m) = e(n+m) \quad (2.9b)$$

และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองที่เวลา n จะเท่ากับ

$$E_n = \sum_m e_n^2(m) \quad (2.10)$$

จากนิยามของ $e_n(m)$ และ $S_n(m)$ จะได้ว่า

$$E_n = \sum_m \left[s_n(m) - \sum_{k=1}^p a_k s_n(m-k) \right]^2 \quad (2.11)$$

ในการหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณจากสมการ (2.11) นั้น จะต้องหาค่าอนุพันธ์ของ E_n เมื่อเทียบกับ a_k แต่ละตัว แล้วให้เท่ากับ 0

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_k} = 0, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.12)$$

กำหนดให้

$$\sum_m s_n(m-i)s_n(m) = \sum_{k=1}^p \hat{a}_k \sum_m s_n(m-i)s_n(m-k) \quad (2.13)$$

โดยที่ $\sum_m s_n(m-i)s_n(m-k)$ คือ พจน์ของโควาเรียนซ์(Covariance) ในช่วงสั้นๆ ของ $S_n(m)$

$$\phi_n(i, k) = \sum_m s_n(m-i)s_n(m-k) \quad (2.14)$$

สมการ (2.14) สามารถเขียนในรูปย่อได้ว่า

$$\phi_n(i, 0) = \sum_{k=1}^p \hat{a}_k \phi_n(i, k) \quad (2.15)$$

ซึ่งอธิบายเซตของสมการ p สมการที่มีตัวแปร p ตัว และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองที่น้อยที่สุด $\hat{E}_n$ จะเท่ากับ

$$\begin{aligned}\hat{E}_n &= \sum_m s_n^2(m) - \sum_{k=1}^p \hat{a}_k \sum_m s_n(m) s_n(m-k) \\ &= \phi_n(0,0) - \sum_{k=1}^p \hat{a}_k \phi_n(0,k)\end{aligned}\quad (2.16)$$

การหาค่าสัมประสิทธิ์การประมาณจากสมการ (2.16) โดยวิธีอัตโนมัติสัมพันธ์ (Auto-correlation) ซึ่งเป็นวิธีที่สะดวกและตรงไปตรงมา โดยจะกำหนดให้ช่วงของสัญญาณเสียง $s_n(m)$ ที่อยู่นอกช่วง $0 \leq m \leq N-1$ มีค่าเป็น 0 และให้มีค่าเท่ากับผลคูณของสัญญาณเสียง $s(m+n)$ กับวินโดว์ที่มีความยาวจำกัด $w(m)$ ซึ่งมีค่าเป็น 0 ภายนอกช่วง $0 \leq m \leq N-1$ ดังนั้นสัญญาณเสียงจะเขียนได้ ดังนี้

$$S_n(m) = \begin{cases} S(m+n) \cdot w(m), & 0 \leq m \leq N-1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.17)$$

จากสมการ (2.17) ค่าความผิดพลาดของการประมาณสัญญาณ $e_n(m)$ ที่อยู่นอกช่วง $0 \leq m \leq N-1+p$ นั้นจะมีค่าเป็น 0 ด้วย เนื่องจากสัญญาณในบริเวณนี้ถูกกำหนดให้มีค่าเป็น 0 ในขณะที่ช่วง $m=0$ ถึง $m=p-1$ และ $m=N-1$ ถึง $m=N-1+p$ หรือบริเวณขอบของวินโดว์อาจจะมีค่าผิดพลาดสูงเนื่องจากการประมาณที่ใช้ค่า 0 แทนสัญญาณก่อนหน้าในการคำนวณ ซึ่งการกำหนดวินโดว์ในสมการ (2.17) จะมีผลทำให้ลดค่าความผิดพลาดของการประมาณสัญญาณบริเวณของได้ โดยจากสมการ (2.17) จะได้ค่าความผิดพลาดในการประมาณเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ

$$E_n = \sum_{m=0}^{N-1+p} e_n^2(m) \quad (2.18)$$

และ $\phi_n(i,k)$ จะเขียนได้เป็น

$$\phi_n(i,k) = \sum_{m=0}^{N-1+p} s_n(m-i) s_n(m-k), \quad \begin{matrix} 1 \leq i \leq p \\ 0 \leq k \leq p \end{matrix} \quad (2.19)$$

หรือ

$$\phi_n(i, k) = \sum_{m=0}^{N-1-(i-k)} s_n(m) s_n(m+i-k), \begin{matrix} 1 \leq i \leq p \\ 0 \leq k \leq p \end{matrix} \quad (2.20)$$

เนื่องจากสมการ (2.20) เป็นฟังก์ชันของ $i-k$ ดังนั้นฟังก์ชันโควาเรียนซ์ $\phi_n(i, k)$ จะลดรูปเป็นฟังก์ชันอัตโนมัติสหสัมพันธ์อย่างง่ายคือ

$$\phi_n(i, k) = r_n(i-k) = \sum_{m=0}^{N-1-(i-k)} s_n(m) s_n(m+i-k) \quad (2.21)$$

เนื่องจากฟังก์ชันอัตโนมัติสหสัมพันธ์ที่ได้เป็นฟังก์ชันสมมาตร คือ $r_n(-k) = r_n(k)$ สมการสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นจึงเขียนได้ ดังนี้

$$\sum_{k=1}^p r_n(i-k) \hat{a}_k = r_n(i), 1 \leq i \leq p \quad (2.22)$$

และเขียนให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} r_n(0) & r_n(1) & r_n(2) & \cdots & r_n(p-1) \\ r_n(1) & r_n(0) & r_n(1) & \cdots & r_n(p-2) \\ r_n(2) & r_n(1) & r_n(0) & \cdots & r_n(p-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_n(p-1) & r_n(p-2) & r_n(p-3) & \cdots & r_n(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \\ \hat{a}_3 \\ \vdots \\ \hat{a}_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_n(1) \\ r_n(2) \\ r_n(3) \\ \vdots \\ r_n(p) \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

เมทริกซ์ขนาด $p \times p$ ของอัตโนมัติสหสัมพันธ์จะเป็นเมทริกซ์ที่ค่าระหว่างทะแยงมุมสมมาตรกัน วิธีที่ใช้แก้สมการดังกล่าวเพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ของการประมาณ คือ วิธีการ Levinson-Durbin ซึ่งมีวิธีการดังนี้

$$E^{(0)} = r(0) \quad (2.24)$$

$$k_i = \frac{r(i) - \sum_{j=1}^{i-1} \alpha_j^{(i-1)} r(i-j)}{E^{(i-1)}}, 1 \leq i \leq p \quad (2.25)$$

$$\alpha_j^{(i)} = k_i \quad (2.26)$$

$$\alpha_j^{(i)} = \alpha_j^{(i-1)} - k_i \alpha_{i-j}^{(i-1)} \quad (2.27)$$

$$E^{(i)} = (1 - k_i^2) E^{(i-1)} \quad (2.28)$$

ผลรวมของสมการ (2.25) จะไม่ได้ใช้ในกรณีที่ $i=1$ และสมการ (2.6, 2.7, 2.8) จะมีการคำนวณแบบวนซ้ำสำหรับ $i=1, 2, \dots, p$ และผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้คือ

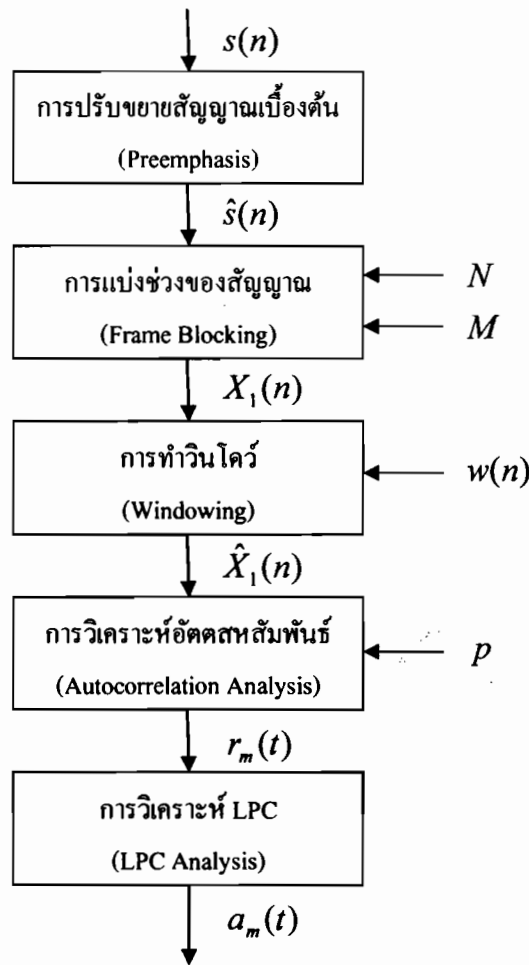
$$a_m = \text{LPC coefficients} = \alpha_m^{(p)}, 1 \leq m \leq p \quad (2.29)$$

$$k_m = \text{PARCOR coefficients} \quad (2.30)$$

$$g_m = \text{log area ratio coefficients} = \log \left(\frac{1 - k_m}{1 + k_m} \right) \quad (2.31)$$

การประมวลผลด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น

การประมวลผลด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้นมีขั้นตอนพื้นฐานแสดงดังภาพที่ 2.4 มีรายละเอียด ดังนี้



ภาพที่ 2.4 ขั้นตอนการประมวลผลด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น

จากภาพที่ 2.4 ขั้นตอนการประมวลผลด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น มีดังนี้

(1) การปรับขยายสัญญาณเบื้องต้น (Preemphasis) เสียงพูดที่อยู่ในรูปสัญญาณดิจิทัล $s(n)$ จะถูกส่งผ่านระบบกรองอันดับต่ำ (Low-order digital filter) เพื่อให้สเปกตรัมของสัญญาณเรียบมากขึ้นและลดความซับซ้อนของข้อมูล ซึ่งตัวกรองดิจิทัลที่ใช้นั้นมีทั้งแบบคงที่และแบบปรับค่าได้ สำหรับตัวกรองแบบคงที่ที่นิยมใช้จะเป็นระบบอันดับที่หนึ่ง (Fix First-order System)

$$H(z) = 1 - \hat{a}z^{-1}, 0.9 \leq a \leq 1.0 \quad (2.32)$$



ซึ่งในกรณีนี้สัญญาณขาออกของ $\tilde{s}(n)$ ที่ได้จะสัมพันธ์กับสัญญาณขาเข้า $s(n)$ ดังนี้

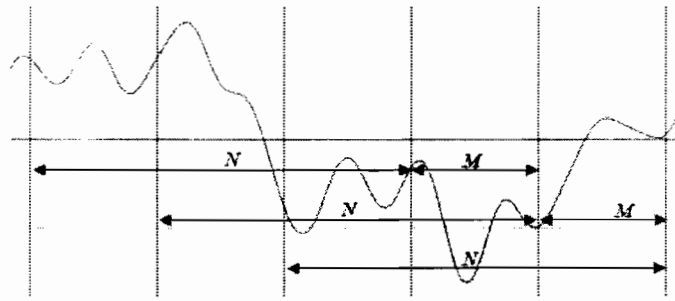
$$\tilde{s}(n) = s(n) - \tilde{a}s(n-1) \quad (2.33)$$

โดยค่า $\tilde{a}$ ที่นิยมใช้มีค่าประมาณ 0.95 สำหรับตัวกรองแบบปรับค่านั่นจะมีค่า
ทรานเฟอร์ฟังก์ชันเป็น

$$H(z) = 1 - \tilde{a}_n z^{-1} \quad (2.34)$$

ค่า $\tilde{a}_n$ นั้นจะเปลี่ยนแปลงได้ตามเวลา n ตามเงื่อนไขที่กำหนด ตัวอย่างเงื่อนไข
สำหรับ $\tilde{a}_n$ ได้แก่ $\tilde{a}_n = r_n(1)/r_n(0)$

(2) การแบ่งช่วงของสัญญาณ (Frame Blocking) สัญญาณที่ผ่านกระบวนการปรับขยาย
สัญญาณเบื้องต้น Preemphasis $\tilde{s}(n)$ นั้นจะถูกแบ่งออกเป็นเฟรม เฟรมละ N ตัวอย่าง โดยเฟรมที่
อยู่ติดกันจะอยู่ห่างกัน M ตัวอย่าง ดังภาพที่ 2.5 เป็นตัวอย่างการแบ่งช่วงของสัญญาณในกรณี
ที่ $M = (1/3)N$ ซึ่งเฟรมแรกจะประกอบด้วยสัญญาณจำนวน N ตัวอย่าง เฟรมที่สองจะเริ่มหลัง
จากเฟรมแรกไป M ตัวอย่างโดยมีส่วนที่ทับซ้อนกันระหว่างเฟรมแรกและเฟรมที่สอง ตัวอย่าง
 $N - M$ ในทำนองเดียวกัน เฟรมที่สามจะเริ่มหลังจากเฟรมแรก $2M$ และมีส่วนที่ซ้อนทับกับเฟรม
แรกอยู่ $N - 2M$ ตัวอย่าง จากตัวอย่างดังกล่าว เมื่อ $M \leq N$ จะมีส่วนที่ซ้อนทับ ระหว่างเฟรมซึ่งทำ
ให้มีการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น ความสัมพันธ์ระหว่างเฟรมที่ติดกัน
และจะยังมีความละเอียดมากขึ้นเมื่อ $M \ll N$ ในทางกลับกันถ้า $M > N$ จะมีบางส่วนของสัญญาณ
ที่ไม่ถูกประมวลผล ซึ่งทำให้ความสัมพันธ์ระหว่างเฟรมในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การ
ประมาณพหุเชิงเส้น จะมีส่วนของสัญญาณรบกวนรวมเข้ามาด้วย ค่าของ M และที่ใช้กันทั่วไปคือ
300 และ 100 ตัวอย่างตามลำดับ สำหรับสัญญาณเสียงที่มีอัตราการสุ่มตัวอย่างเสียง 44,100 เฮิรตซ์
หรือประมาณ 6.8 มิลลิวินาทีต่อเฟรม และแต่ละเฟรมห่างกัน ประมาณ 2.26 มิลลิวินาที



ภาพที่ 2.5 การแบ่งช่วงของสัญญาณ (Frame Blocking)

(3) การทำวินโดว์ (Windowing) สัญญาณเสียงแต่ละเฟรมที่แบ่งออกมา จะผ่านกระบวนการทำวินโดว์เพื่อลดปัญหาความไม่ต่อเนื่องของสัญญาณบริเวณจุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของเฟรม โดยลดค่าของสัญญาณให้เป็น 0 ที่บริเวณขอบของสัญญาณที่จุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของแต่ละเฟรม ถ้ากำหนดให้วินโดว์เท่ากับ $w(n), 0 \leq n \leq N-1$ จะได้สัญญาณเฟรม i^{th} ที่ผ่านการทำวินโดว์ ดังนี้

$$\tilde{x}_i(n) = x_i(n)w(n), 0 \leq n \leq N-1 \quad (2.35)$$

วินโดว์ที่นิยมใช้ในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น สำหรับวิธีอัตราสหสัมพันธ์ คือวินโดว์แฮมมิง (Hamming) ดังนี้

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), 0 \leq n \leq N-1 \quad (2.36)$$

(4) การวิเคราะห์อัตราสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Analysis) สัญญาณแต่ละเฟรมที่ผ่านการทำวินโดว์เมื่อผ่านกระบวนการวิเคราะห์อัตราสหสัมพันธ์ จะได้

$$r_i(m) = \sum_{n=0}^{N-1-m} \tilde{x}_i(n)\tilde{x}_i(n+m), m = 0, 1, \dots, p \quad (2.37)$$

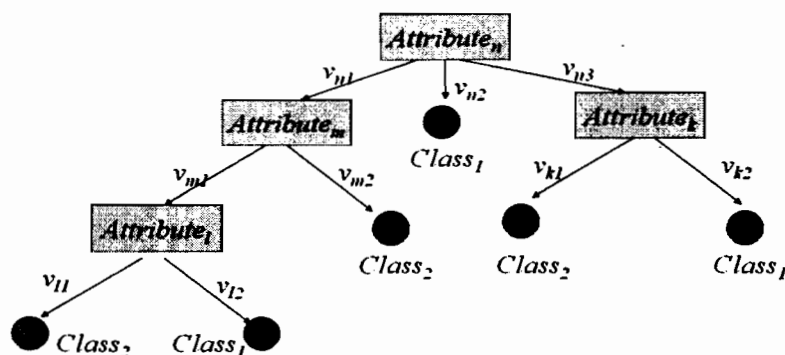
ซึ่งค่าสูงสุดของอัตราสหสัมพันธ์ p จะเป็นอันดับของการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุระเชิงเส้น นอกจากนี้การวิเคราะห์อัตราสหสัมพันธ์ยังได้ค่าพลังงานของเฟรม i^{th} ซึ่งเท่ากับของอัตราสหสัมพันธ์ที่ 0 หรือ $r_i(0)$

(5) การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น เป็นกระบวนการเปลี่ยนค่าอัตราสหสัมพันธ์ทั้งค่า $p+1$ ไปเป็นเซตของค่าพารามิเตอร์การประมาณพหุเชิงเส้น ได้แก่ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น ค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนหรือสัมประสิทธิ์ PARCON และค่าสัมประสิทธิ์อัตราพื้นที่ลอการิทึม (Log area ratio Coefficient) ซึ่งการแปลงค่าอัตราสหสัมพันธ์ไปเป็นค่าสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้นนั้น จะใช้วิธีการ Levinson-Durbin ซึ่งได้อธิบายไว้ก่อนนี้แล้ว

2.3 ขั้นตอนวิธีที่ใช้ในงานวิจัย

2.3.1 ขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree Algorithm)

ขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจเป็นวิธีหนึ่งที่สำคัญในการคัดแยกข้อมูล (Classification) โดยขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจจะมีลักษณะเป็นแผนภูมิการไหล (Flow-Chart) เหมือนโครงสร้างต้นไม้ (Tree) ที่แต่ละโหนด (Node) แสดงคุณสมบัติ (Attribute) ที่ใช้ในการตัดสินใจว่าข้อมูลจะไปในทิศทางใด แต่ละกิ่ง (Link) ที่แตกออกไปเท่ากับจำนวนค่าของคุณสมบัติของโหนดและโหนดใบ (Leaf node) แสดงกลุ่ม (Class) ที่กำหนดให้เป็นผลลัพธ์ของการตัดสินใจ โดยมีโครงสร้างดังภาพที่ 2.6 ดังนี้



ภาพที่ 2.6 ตัวอย่างโครงสร้างขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจ

ขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจอาศัยการปรับเปลี่ยนกฎการคัดแยก (Classification Rule) โดยเมื่อมีข้อมูลที่ต้องการที่จะจัดกลุ่มก็จะนำคุณสมบัติต่างๆของข้อมูลนั้นไปเทียบขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจตามเส้นทางในโครงสร้างต้นไม้จนกระทั่งได้ผลลัพธ์คือกลุ่มปลายทาง ขั้นตอนวิธีต้นไม้การตัดสินใจเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised machine learning) [8] โดยมีหลักการดังนี้

(1) ทำการคำนวณหาค่าทฤษฎีข่าวสาร (Information Gain) จากนั้นเลือกคุณสมบัติเพื่อมาเป็นโหนดราก (Root Node) ของโครงสร้างต้นไม้ โดยเลือกจากค่าทฤษฎีข่าวสารมากที่สุด

(2) ทำกระบวนการเดิมในแต่ละกิ่งก้านของโครงสร้างต้นไม้ตามกฎที่กำหนดไว้ในแต่ละกรณีของแต่ละกิ่ง

(3) ถ้าค่าของทุกๆ โหนดอยู่ในกลุ่มเดียวกันหรือข้อมูลที่ผ่านการตัดแยกในกิ่งหนึ่งๆ มีค่าน้อยกว่าที่กำหนดให้หยุดการสร้างโครงสร้างต้นไม้ต่อไป

2.3.1.1 ข้อดีของตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจ [35]

1) ผลลัพธ์การจำแนกประเภทข้อมูลสามารถเขียนกฎจากต้นไม้ตัดสินใจในรูปแบบ IF-THEN ซึ่งเป็นการเขียนจากเส้นทางตั้งแต่โหนดรากไปจนถึงโหนดใบ

2) ผลลัพธ์ง่ายต่อการเข้าใจสำหรับมนุษย์ เมื่อเปรียบเทียบกับ การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีอื่น สามารถแสดงในลักษณะรูปภาพ กฎ หรือกราฟิก

3) มีความทนทานต่อข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวน (Noisy Data) เช่น คุณสมบัติที่ไม่เกี่ยวข้อง และค่าคุณสมบัติที่ผิดพลาดหรือขาดหาย

4) ใช้เวลาในการเรียนรู้อย่างรวดเร็ว เมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลวิธีอื่น

5) ขั้นตอนวิธีของการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ ใช้เฉพาะข้อมูลฝึกฝนเท่านั้น ไม่จำเป็นต้องอาศัยข้อมูลอื่นอีก

6) การจำแนกประเภทข้อมูลโดยต้นไม้ตัดสินใจ มีความถูกต้องสูงเมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีอื่น

7) เมื่อใช้ต้นไม้ตัดสินใจร่วมกับภาษา SQL ทำให้ขั้นตอนวิธีมีประสิทธิภาพมากขึ้น

8) สามารถประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลต่างๆ เช่น ข้อมูลความเสี่ยงของลูกค้า การวินิจฉัยทางการแพทย์ งานด้านธุรกิจ และวิทยาศาสตร์อื่นๆ

2.3.1.2 ข้อจำกัดของตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจ

1) การจำแนกประเภทข้อมูลโดยตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจ กรณีเป็นข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง เช่น ข้อมูลรายได้ ข้อมูลราคา ต้องทำการแปลงให้อยู่ในช่วง หรือแบ่งเป็นกลุ่มก่อน

2) เมื่อกระบวนการคัดเลือกจะใช้ค่าข้อมูลใดมาเป็นตัวแบ่งกลุ่มข้อมูล ก็จะไม่สนใจค่าข้อมูลอื่นที่อาจมีความสำคัญเช่นเดียวกัน

3) การจัดการกับข้อมูลที่ไม่มีทราบค่า (Missing Value) ในบางคุณสมบัติของข้อมูลอาจมีผลกระทบกับผลลัพธ์ที่ได้ของต้นไม้ตัดสินใจ

4) ต้นไม้ตัดสินใจ ที่แสดงลักษณะของปัญหาการเข้ากันเกินไปมักเป็นต้นไม้ที่มีการแตกกิ่งมากมาย แต่ละกิ่งมีจำนวนข้อมูลอยู่ปริมาณน้อย ซึ่งข้อมูลเหล่านั้นจะไม่มีประโยชน์ในการนำมาใช้ทำการวิเคราะห์

5) ปัญหาการเข้ากันมากเกินไป (Overfitting Problem) เกิดจากการที่ตัวแบบได้เรียนรู้เข้าไปถึงรายละเอียดข้อมูลมากเกินไป ซึ่งบางข้อมูลเป็นข้อมูลรบกวนส่งผลให้เกิดความผิดพลาดเมื่อนำไปใช้กับข้อมูลจริง

2.3.1.3 ประเภทของแอตทริบิวต์

1) Nominal ข้อมูลที่จำแนกประเภทเป็นกลุ่ม โดยแต่ละกลุ่มจะมีความหมายเป็นของตัวเอง เช่น สี เพศ จะถูกนำมาจำแนกประเภทออกเป็น 2 กลุ่มในทุกๆ แบบ ซึ่งแบบที่ดีที่สุดจะถูกเลือก

2) Ordinal ข้อมูลที่จำแนกประเภทเป็นกลุ่ม โดยแต่ละกลุ่มจะมีการเรียงลำดับกัน เช่น สูง กลาง ต่ำ ซึ่งจะถูกจำแนกประเภทออกเป็น 2 กลุ่มเช่นเดียวกัน

3) Continuous ข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง ไม่ถูกจำแนกประเภทเป็นกลุ่มชัดเจน เช่น ความสูง น้ำหนัก ซึ่งจะนำข้อมูลทั้งหมดมาเรียงลำดับตามค่าของแอตทริบิวต์ และแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มในทุกๆ จุดที่สามารถแบ่งได้ ค่าใดที่คำนวณแล้วมีความจำเป็นเหมือนกัน (Homogenous) มากที่สุดคือค่าที่ใช้ในการแบ่ง

2.3.1.4 วิธีการเรียนรู้ของต้นไม้ตัดสินใจ

การสร้างต้นไม้ตัดสินใจ จะเป็นแบบการค้นหาลงจากบนลงล่างแบบตะกราม (Top Down Greedy Search) โดยเริ่มจากการเลือกแอตทริบิวต์ที่ดีที่สุดมาสร้างเป็นโหนดราก เมื่อข้อมูลผ่านการแบ่งแยกที่โหนดรากตามค่าแอตทริบิวต์ของโหนดรากแล้วก็จะหาแอตทริบิวต์ที่ดีที่สุดของข้อมูลที่ผ่านการแบ่งแยกนั้นมาสร้างเป็นโหนดลูกของโหนดรากนั้นต่อไปและจะวนสร้างโหนดลูกและต้นไม้ย่อยของแต่ละกิ่งไปเรื่อยๆ จนกว่าข้อมูลที่ผ่านการแบ่งแยกนั้นจะอยู่ในกลุ่มเดียวกัน หรือจำนวนข้อมูลที่ผ่านการแบ่งแยกในกิ่งนั้นๆ มีค่าน้อยกว่าค่าที่กำหนดไว้ โดยวิธีการเรียนรู้ของต้นไม้ตัดสินใจสรุปได้ดังนี้

1) หาแอตทริบิวต์ที่สำคัญที่สุดมาแบ่งข้อมูล โดยแอตทริบิวต์นั้นจะถูกนำมาสร้างเป็นเงื่อนไขที่จุดยอด โดยจะกำหนดค่าของแอตทริบิวต์ที่ใช้จำแนกประเภทข้อมูลพร้อมกัน

2) นำข้อมูลที่ผ่านจุดนั้นมาแบ่งตามค่าของแอตทริบิวต์ที่กำหนดไว้เพื่อจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่ม

3) แบ่งข้อมูลทั้งหมดตามกลุ่มที่แตกออกจากจุด

4) ถ้าข้อมูลที่แบ่งออกมาเป็นคลาสเดียวกันทั้งหมดให้เปลี่ยนเป็นใบที่มีคำตอบเป็นคลาสนั้น หรือไม่มีแอตทริบิวต์ที่ใช้แบ่งได้อีก คือข้อมูลมีลักษณะเหมือนกัน จะเปลี่ยนเป็นใบ โดยมีคำตอบเป็นคลาสที่มีจำนวนข้อมูลมากที่สุด

5) หากไม่ใช่ให้วนกลับไปทำขั้นตอนแรก คือหาแอตทริบิวต์ที่สำคัญที่สุดจากข้อมูลที่แบ่งแล้ว เพื่อทำการแบ่งข้อมูลต่อไปจนเจอคำตอบทุกกิ่ง

2.3.1.5 ขั้นตอนในการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ [35]

1) การสร้างตัวแบบ

ประกอบด้วยข้อมูลฝึกฝนและขั้นตอนวิธี โดยข้อมูลฝึกฝนจะถูกวิเคราะห์โดยขั้นตอนวิธีของการจำแนกประเภทข้อมูลและการเรียนรู้แบบถูกแทนในรูปของกฎการจำแนกประเภทข้อมูล ยกตัวอย่างเช่นการทำนายการแบ่งกลุ่มระยะโรคมะเร็งเต้านมของผู้มารับบริการรักษา โดยมี 2 คลาส คือ เป็นระยะของมะเร็งเต้านม Stage 0 เป็น/ไม่เป็น (Stage x) ซึ่งข้อมูลที่เก็บ คือ ขนาดของก้อนเนื้อ จำนวนต่อมน้ำเหลือง และการกระจายของมะเร็ง โดยข้อมูลของผู้ป่วยอายุ ไม่สามารถนำมาใช้ผลต่อการจำแนกระยะของมะเร็งเต้านมว่า เป็นหรือไม่เป็นระยะที่ 0 จึงเลือกพิจารณาเฉพาะข้อมูลที่จะช่วยในการทำงาน

IF (Tumor = 'TIS' and Node='NO' and Metastasis='MO')

Then Stage x = 'Stage 0'

ถ้าขนาดของก้อนเนื้อเป็นมะเร็งในระยะเริ่มแรก และไม่มีต่อมน้ำเหลืองกระจายมาจากเต้านม และไม่มีการกระจายของมะเร็งไปยังอวัยวะอื่น จะกำหนดให้ Stage เป็น 0 คือระยะของมะเร็งเต้านมอยู่ในระยะที่ 0

2) การใช้ตัวแบบเพื่อการทำนายค่า

จุดมุ่งหมายสูงสุดในการจำแนกประเภทข้อมูล เมื่อได้กฎการจำแนกประเภทข้อมูล จะมีการตรวจสอบว่ากฎที่ได้สามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องแม่นยำหรือไม่ โดยการนำเอาข้อมูลทดสอบที่ทราบแล้วว่ามีผลลัพธ์อยู่ในกลุ่มใด ไปเปรียบเทียบกับตัวแบบการเรียนรู้ ถ้าหากว่าผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องก็จะสามารถนำตัวแบบหรือกฎที่ได้ไปทำนายผลลัพธ์ของข้อมูลที่เข้ามาสู่ระบบใหม่ได้

2.3.1.6 วิธีการในการเลือกตัวแบ่งในการทำโครงสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

1) ID3 (Iterative Dichotomiser 3)

ID3 เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้หลักการของทฤษฎีข่าวสาร (Information Theory) ค่าที่วัดได้จะนำมาใช้ตัดสินใจว่าจะใช้ตัวแปรใดในการแบ่งโครงสร้าง

Information Gain ใช้ในการเลือกแอตทริบิวต์ในแต่ละโหนดของต้นไม้ ซึ่ง แอตทริบิวต์ตัวใดที่มีค่า Information Gain สูงสุดหรือว่ามีค่าเอนโทรปีน้อยจะถูกเลือกให้เป็นแอตทริบิวต์ของโหนดนั้น และแอตทริบิวต์ตัวนี้จะลดจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการสร้างต้นไม้

ทฤษฎีนี้มีสมการการคำนวณหา Information Gain โดยมีการกำหนดตัวแปรดังนี้

E ค่าคาดคะเนของข้อมูล (Entropy)

S เป็นเซตของข้อมูล

m แทนจำนวนคลาสที่แตกต่างกันของข้อมูล

ซึ่งแต่ละค่าที่แตกต่างกันแทนด้วย C_i (สำหรับ $i = 1, \dots, m$)

S_i เป็นกลุ่มข้อมูลย่อยของ S ในคลาส C_i

สมการที่ใช้ในการจัดกลุ่มของข้อมูลคือ

$$\text{Gain}(A) = I(S_1, S_2, \dots, S_m) - E(A) \quad (2.38)$$

แทนค่า A คือ คุณลักษณะที่ใช้หาค่า Information Gain

$\text{Gain}(A)$ ที่ได้จะเป็นตัวบอกว่าแอตทริบิวต์ตัวนี้ เป็นตัวแบ่งแยกข้อมูลหรือไม่ (Gain ที่มีค่ามากที่สุด) เมื่อเปรียบเทียบกับ Gain ของแอตทริบิวต์ตัวอื่นๆ

จากสมการข้างต้น $I(S_1, S_2, \dots, S_m)$ หาได้จากสมการดังนี้

$$I(S_1, S_2, \dots, S_m) = \sum -P_i \log_2(P_i) \quad (2.39)$$

แทนค่า P_i คือ ความน่าจะเป็นในการตัดสินใจข้อมูล S ในคลาส C_i $P_i = S_i/S$

ให้แอตทริบิวต์ A มีค่าของข้อมูลที่แตกต่างกัน v ค่า แทนด้วย $a_1, a_2, \dots, a_v$ ซึ่งแอตทริบิวต์ A จะแบ่งข้อมูล S ออกเป็น v กลุ่มย่อย แทนด้วย $S_1, S_2, \dots, S_v$ ให้ S_i

แทนจำนวนข้อมูลในแต่ละแอตทริบิวต์ A ให้ S_{ij} แทนจำนวนข้อมูลในแต่ละคลาสของแต่ละค่าแอตทริบิวต์ A แทนค่าด้วย $S_{1j}, S_{2j}, \dots, S_{mj}$ สมการในการหาค่าเอนโทรปีของกลุ่มข้อมูลย่อยนี้คือ

$$E(A) = S_{1j} + \dots + S_{mj} I(S_{1j}, \dots, S_{mj}) \quad (2.40)$$

จากสมการข้างต้น $I(S_{1j}, \dots, S_{mj})$ หาได้จากสมการดังนี้

$$I(S_{1j}, \dots, S_{mj}) = \sum -P_{ij} \log_2(P_{ij}) \quad (2.41)$$

$$I(S_{1j}, \dots, S_{mj}) = \sum_{i=1}^m -\frac{S_{ij}}{S} \log_2 \frac{S_{ij}}{S} \quad (2.42)$$

แทนค่า P_{ij} คือ ความน่าจะเป็นที่ใช้ในการตัดสินใจข้อมูล S_{ij} ในคลาส

$$C_i P_{ij} = S_{ij} / S_j$$

2.3.1.7 ตัวอย่างการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

ตารางที่ 2.2 ข้อมูลฝึกฝนที่ใช้ในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

Rid	Age	Histologic	Menopause	Cytology	Class CA_Breast
1	<=30	High	No	Negative	No
2	<=30	High	No	Positive	No
3	31..50	High	No	Negative	Yes
4	>50	Medium	No	Negative	Yes
5	>50	Low	Yes	Negative	Yes
6	>50	Low	Yes	Positive	No
7	31..50	Low	Yes	Positive	Yes
8	<=30	Medium	No	Negative	No
9	<=30	Low	Yes	Negative	Yes
10	>50	Medium	Yes	Negative	Yes
11	<=30	Medium	Yes	Positive	Yes
12	31..50	Medium	No	Positive	Yes

ตารางที่ 2.2 ข้อมูลฝึกฝนที่ใช้ในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (ต่อ)

Rid	Age	Histologic	Menopause	Cytology	Class CA_Breast
13	31..50	High	Yes	Negative	Yes
14	>50	Medium	No	Positive	No

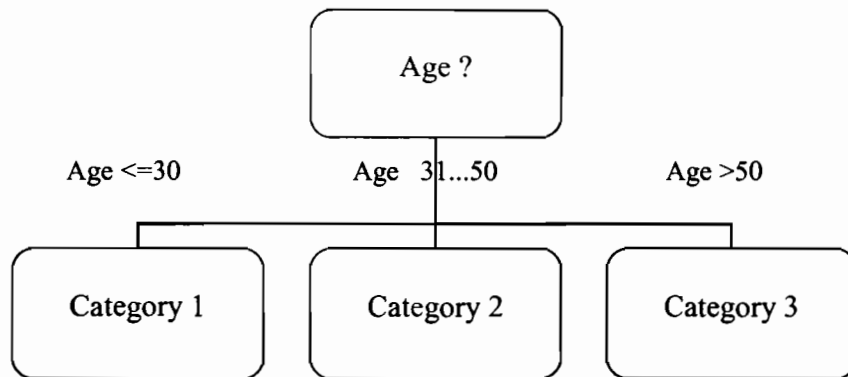
จากตารางที่ 2.2 เป็นตัวอย่างการหา Information Gain เพื่อสร้างต้นไม้ตัดสินใจด้วย ID3 เช่น มีแอตทริบิวต์ชื่อว่า CA_Breast ซึ่งมี 2 ค่าที่ต่างกัน คือ Yes และ No จึงเป็น 2 คลาส ดังนั้น $m = 2$ ให้ C_1 แทนค่า Yes และ C_2 แทนค่า No ข้อมูลทั้งหมดมีจำนวน 14 แถว แทนค่า $S = 14$ โดยมีข้อมูลที่อยู่ใน C_1 จำนวน 9 แถว แทนค่า $S_1 = 9$ และมีข้อมูลที่อยู่ใน C_2 จำนวน 5 แถว แทนค่า $S_2 = 5$ ใช้สมการที่ 2.39 ในการจำแนกประเภทข้อมูลได้ดังนี้

$$I(S_1, S_2) = \text{Info}(9, 5)$$

แทนค่าในสมการที่ 2.42 ได้ดังนี้

$$\text{Info}(9, 5) = - \left(\frac{9}{14} \log_2 \frac{9}{14} \right) - \left(\frac{5}{14} \log_2 \frac{5}{14} \right) = 0.940$$

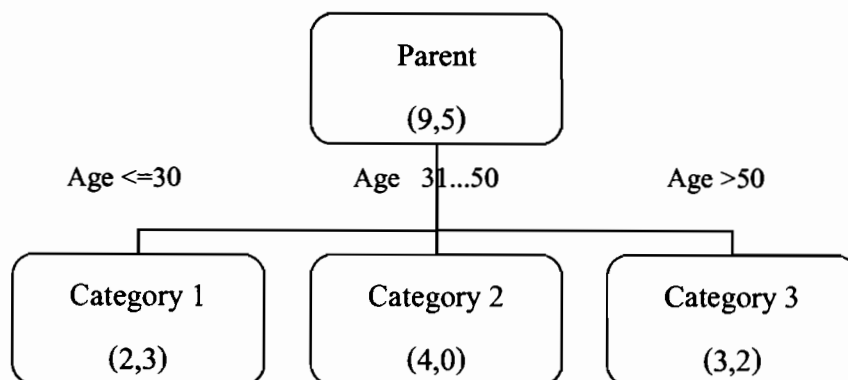
จากนั้นทำการเลือกแอตทริบิวต์ที่จะทดสอบการแบ่งข้อมูล Gain เพื่อดูการกระจายของคลาส Yes และ No เริ่มทดสอบแอตทริบิวต์ Age ซึ่งแอตทริบิวต์นี้มีค่าต่างกัน 3 ค่า สามารถแยกค่าแตกต่างกันของแอตทริบิวต์ หลังจากคำนวณค่าคาดคะเนของข้อมูล (Entropy) แล้ว คำนวณค่า Information Gain ของแต่ละแอตทริบิวต์ แล้วเลือกแอตทริบิวต์ ที่มีค่า Information Gain สูงสุดมาเป็นโหนดในต้นไม้ ได้ดังนี้



ภาพที่ 2.7 ตัวอย่างการแบ่ง Information Gain

2.3.1.8 ขั้นตอนวิธี C5.0

ขั้นตอนวิธี C5.0 เป็นขั้นตอนวิธี ที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยที่โครงสร้างผลลัพธ์แทนด้วย โครงสร้างต้นไม้ หรือกฎการจำแนกข้อมูล โดยกระบวนการทำงานของขั้นตอนวิธี รองรับการทำงานแบบ Boosting (Freund และ Schapire, 1996) ซึ่งมีการปรับค่าน้ำหนักให้กับข้อมูลการเรียนรู้และสร้างตัวจำแนกขึ้นมาด้วยข้อมูลที่ได้ปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบ [36] และถูกนำมาเป็นตัวสร้างกฎการจำแนกการเรียนรู้ตัวอย่างต้องใช้ค่าน้ำหนักในการบ่งชี้ความน่าจะเป็นในการเลือกชุดการเรียนรู้โดยใช้ส่วนประกอบของตัวจำแนก เมื่อมีการจำแนกแล้วผิด การเรียนรู้ครั้งถัดไปจะเพิ่มค่าน้ำหนัก และจะทำวิธีการเดิมซ้ำจนกว่าความผิดพลาดของการจำแนกจะมีค่าน้อยกว่าที่กำหนดไว้ และใช้ Gain Ratio เป็นตัวแบ่งของต้นไม้ ในการทำงานขั้นตอนแรกคล้ายกับการทำงานด้วย ID3 [35] คือ ต้องหา Info และ Gain



ภาพที่ 2.8 ตัวอย่างการแบ่ง Gain Ratio

ค่าของแอตทริบิวต์ Age ค่าที่ 1 คือ “≤30” ได้จำนวนข้อมูลของคลาส C_1 คือ $S_{11} = 2$ ได้จำนวนข้อมูลของคลาส C_2 คือ $S_{21} = 3$ แทนค่าในสมการที่ 2.42 หาค่า $I(S_{11}, S_{21})$ จะได้

$$\text{Category 1 : Info}([2,3]) = - \left(\frac{2}{5} \log_2 \frac{2}{5} \right) - \left(\frac{3}{5} \log_2 \frac{3}{5} \right)$$

$$I(S_{11}, S_{21}) \text{ หรือ } \text{Info}(2,3) = 0.971$$

ค่าของแอตทริบิวต์ Age ค่าที่ 2 คือ “31...50” ได้จำนวนข้อมูลของคลาส C_1 คือ $S_{12} = 4$ ได้จำนวนข้อมูลของคลาส C_2 คือ $S_{22} = 0$ เนื่องจากค่า $S_{22} = 0$ ดังนั้นให้ $I(S_{12}, S_{22}) = 0$ หรือแทนค่าในสมการที่ 2.42 หาค่า $I(S_{11}, S_{21})$ จะได้

$$\text{Category 2 : Info}([4,0]) = - \left(\frac{4}{4} \log_2 \frac{4}{4} \right) - \left(\frac{0}{4} \log_2 \frac{0}{4} \right)$$

$$I(S_{12}, S_{22}) \text{ หรือ } \text{Info}(4,0) = 0$$

ค่าของแอตทริบิวต์ Age ค่าที่ 3 คือ “>50” ได้จำนวนข้อมูลของคลาส C_1 คือ $S_{13} = 3$ ได้จำนวนข้อมูลของคลาส C_2 คือ $S_{23} = 2$ แทนค่าในสมการที่ 2.42 หาค่า $I(S_{13}, S_{23})$ จะได้

$$\text{Category 3 : Info}([3,2]) = - \left(\frac{3}{5} \log_2 \frac{3}{5} \right) - \left(\frac{2}{5} \log_2 \frac{2}{5} \right)$$

$$I(S_{13}, S_{23}) \text{ หรือ } \text{Info}(3,2) = 0.971$$

แทนค่าในสมการที่ 2.40 เพื่อคำนวณหาเอนโทรปีของแอตทริบิวต์ Age ได้ดังนี้

$$E(\text{Age}) = [5 \times I(S_{11}, S_{21}) + 4 \times I(S_{12}, S_{22}) + 5 \times I(S_{13}, S_{23})] / 14 = 0.694$$

$$\text{Category 3 : Info}([3,2], [4,0], [2,3]) = \frac{5}{14} \times 0.971 + \frac{4}{14} \times 0.971 +$$

$$\frac{5}{14} \times 0.971$$

$$= 0.694$$

แทนค่าในสมการที่ 2.38 เพื่อคำนวณหา Information Gain ของแอตทริบิวต์ Age ดังนี้

$$\begin{aligned}
 \text{Gain}(\text{Age}) &= I(S_1, S_2) - E(\text{Age}) \\
 &= \text{Info}([9,5]) - \text{Info}([3,2], [4,0], [2,3]) \\
 &= 0.940 - 0.694 \\
 &= 0.246
 \end{aligned}$$

สิ่งที่ขั้นตอนวิธี C5.0 ต้องทำเพิ่มเติม คือ การหาค่า Gain Ratio ซึ่งจะนำไปใช้เป็นตัวแบ่งต่อไป ค่า Gain Ratio หาได้จากสูตร

$$\text{Gain Ratio} = \frac{\text{gain}}{\text{split info}} \quad (2.43)$$

ซึ่ง split info ใช้หลักการเดิมในการหา Information Entropy ออกมาเป็น 3 กลุ่ม เป็นการนับจำนวนตัวข้อมูล ไม่ได้นับจำนวนค่า Yes หรือ No จากข้อมูลตัวอย่าง เช่น

กลุ่มอายุน้อยกว่าหรือเท่ากับ 30 ปี มีจำนวน 5 ตัว

กลุ่มอายุระหว่าง 31 ถึง 50 ปี มีจำนวน 4 ตัว

กลุ่มอายุมากกว่า 50 ปี มีจำนวน 5 ตัว

จะได้ค่า split info คือ

$$\begin{aligned}
 \text{split info} ([5, 4, 5]) &= - \left(\frac{5}{14} \log_2 \frac{5}{14} \right) - \left(\frac{4}{14} \log_2 \frac{4}{14} \right) - \left(\frac{5}{14} \log_2 \frac{5}{14} \right) \\
 &= 1.577
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Gain Ratio} &= \frac{\text{gain}}{\text{split info}} = \frac{0.246}{1.577} \\
 &= 0.156
 \end{aligned}$$

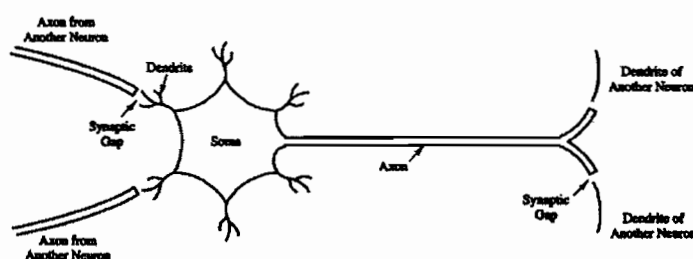
จะได้ค่า Gain Ratio และทำการคำนวณในรายการอื่นๆ จนครบ แล้วเลือกแอตทริบิวต์ ที่มีค่า Gain Ratio สูงสุด ก็จะสามารถแสดงได้ว่าจะแบ่งการทำงานอยู่ในค่าของรายการใด

ขั้นตอนวิธี C5.0 เป็นขั้นตอนวิธีที่ j. Ross Quinlan พัฒนาเพิ่มเติมจาก ขั้นตอนวิธี C4.5 มีความสามารถมากกว่า จาก ขั้นตอนวิธี C4.5 ในด้านความเร็วของการประมวลผล การจัดการกับหน่วยความจำที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น ต้นไม้ตัดสินใจมีขนาดเล็กลง ความถูกต้องของ

แบบจำลองต้นไม้มากขึ้น และการใช้ค่าถ่วงคูลน้ำหนักของข้อมูล แต่ขั้นตอนวิธีนี้เป็นลักษณะ Commercial และ Close-Source Product ที่ไม่เปิดเผย Source Code ดังเช่น ขั้นตอนวิธี ID3 และ ขั้นตอนวิธี C4.5

2.3.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

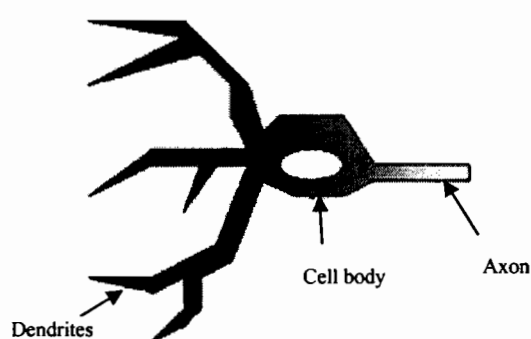
โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองสมองมนุษย์ ด้วยโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือที่มีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการอุปมาความรู้ (Knowledge Deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ [34] โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการทำงานของการทำงานเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท (Neurons) จนเป็นโครงข่ายที่มีความสามารถในการเก็บความรู้ที่ได้จากการสอน (Training) สามารถรู้จำและเรียกข้อมูลการเรียนรู้มาใช้ในภายหลังได้เอง โครงข่ายประสาทเทียมมีหลักการทำงานซึ่งจำลองแบบการทำงานของโครงสร้างภายในเซลล์ประสาทของสมองมนุษย์ดังภาพที่ 2.9 โดยเซลล์ประสาทมีองค์ประกอบหลักคือ โซมา (Soma) ซึ่งเป็นเซลล์ประสาท (Nerve Cell) หรือเซลล์ประสาท (Neurons) และเส้นใยประสาท (Nerve Fiber) เป็นส่วนของเซลล์ที่ยื่นออกจากเซลล์ประสาท (Neurons) มี 2 ลักษณะคือ เดนไดรต์ (Dendrite) และแอกซอน (Axon) หน้าที่การทำงานของเดนไดรต์ เป็นส่วนของนิวรอนที่ยื่นออกไปรอบๆ ทำหน้าที่รับกระแสประสาทเข้าสู่ตัวเซลล์ นิวรอนหนึ่งตัวจะมีเดนไดรต์ได้หลายแขนง และที่ปลายของเดนไดรต์มีส่วนที่ยื่นออกไปเป็นต่อมเล็กๆ เรียกว่าหนาม (Spine) ซึ่งเป็นที่สำหรับเชื่อมต่อกับกิ่งแอกซอนหรือเดนไดรต์อื่นๆ ที่เรียกว่าบริเวณซินแนปส์ (Synapse Gap) หรือจุดประสานงานของประสาท สำหรับเซลล์ประสาท (Neurons) ของมนุษย์มีจำนวนประมาณ 10^{10} ถึง 10^{11} เซลล์ เชื่อมโยงกันทำหน้าที่รับและส่งสัญญาณระหว่างเซลล์ประสาท (Neurons) รับรู้ภายนอกกับเซลล์ประสาทภายในร่างกายของมนุษย์ [1]



ภาพที่ 2.9 โครงสร้างของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

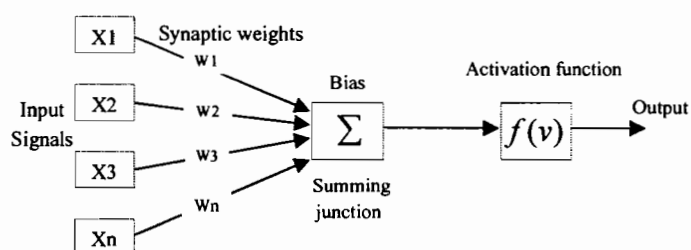
2.3.2.1 แบบจำลองเซลล์ประสาท (Neuron Model)

แนวความคิดในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแสดงด้วยแบบจำลองส่วนประกอบของเซลล์ประสาท (Neurons) ขนาด 1 เซลล์ [1] ดังภาพที่ 2.10 ซึ่งมีเคอร์คทำหน้าที่รับข้อมูลหรือเป็นส่วนอินพุตของเซลล์ประสาท (Neurons) และมีแอกซอนทำหน้าที่ส่งข้อมูลการประมวลผลหรือเป็นส่วนเอาต์พุตของเซลล์ประสาท (Neurons)



ภาพที่ 2.10 แบบจำลองของเซลล์ประสาท (Neurons)

พิจารณาจากแบบจำลองของเซลล์ประสาท (Neurons) ในภาพที่ 2.10 สามารถสร้างเป็น โครงสร้างเซลล์ประสาท (Neurons) ขนาด 1 โหนด หรือเรียกว่าเพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) ได้ดังภาพที่ 2.11 มีการทำงานคือเมื่ออินพุต X_1 ถึง X_n เข้ามายังเซลล์ประสาท (Neurons) จะมีขั้นตอนการประมวลผลโดยการหาค่าผลรวมของอินพุต X_1 ถึง X_n คูณน้ำหนัก w_1 ถึง w_n ของอินพุต และ นำผลที่ได้มาประมวลผลด้วยฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) นอกจากนี้ยังมี โหนดค่า เบนเยียง (Bias Node) สำหรับปรับย่านการทำงานของฟังก์ชันกระตุ้น และได้เป็นค่าผลลัพธ์หรือค่าเอาต์พุตของเซลล์ประสาท (Neurons)



ภาพที่ 2.11 นิวรอนโมเดล

โครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปมีหลักการทำงานพื้นฐานดังนี้

- (1) การประมวลผลข้อมูลเกิดขึ้นพร้อมกันในหลายๆ นิวรอน
- (2) การส่งผ่านสัญญาณระหว่างนิวรอนกระทำผ่านส่วนการเชื่อมโยง

(Connection Link)

(3) แต่ละส่วนของการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) ที่สัมพันธ์กัน และแต่ละนิวรอนสามารถส่งข้อมูลไปหานิวรอนอื่นๆ ได้หลายทาง

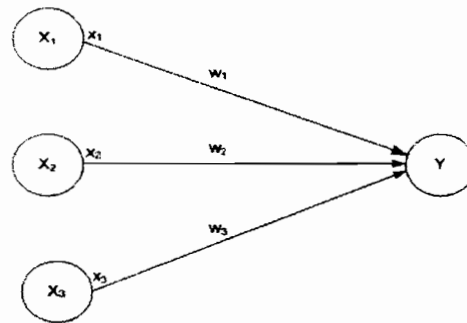
(4) แต่ละนิวรอนจะประมวลผลข้อมูลที่ป้อนเข้ามาทางอินพุตของโครงข่ายเพื่อตัดสินใจรูปแบบของสัญญาณเอาต์พุต

แต่ละนิวรอนจะมีส่วนประกอบสำคัญสองส่วนคือค่าน้ำหนักการเชื่อมโยง (Connection Weights) เป็นค่าตัวแปรอิสระสำหรับเก็บข้อมูลความรู้ที่ได้จากขั้นตอนการสอนโครงข่ายและฟังก์ชันการกระตุ้น ซึ่งเป็นฟังก์ชันภายในของนิวรอนมีหน้าที่เปลี่ยนระดับจากการกระตุ้นภายในเป็นข้อมูลเอาต์พุตของนิวรอน ฟังก์ชันการกระตุ้นอาจเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ แต่ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมนิยมใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นที่ไม่เป็นเชิงเส้นเพื่อใช้ประโยชน์ในการเป็นเครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์งานหรือแบบจำลองคณิตศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ แต่ละนิวรอนมีสถานะภายในหรือระดับการกระตุ้น โดยเมื่อได้รับข้อมูลอินพุตเข้ามานิวรอนจะส่งสัญญาณกระตุ้นไปยังนิวรอนอื่นตามค่าน้ำหนักการเชื่อมโยงและระดับการกระตุ้นภายในของนิวรอน

เพื่อเป็นการสร้างความเข้าใจการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพิจารณาจากภาพที่ 2.12 นิวรอน Y ได้รับอินพุตมาจาก X_1 , X_2 และ X_3 ซึ่งมีการกระตุ้นหรือสัญญาณเอาต์พุตคือ x_1 , x_2 และ x_3 และมีการถ่วงน้ำหนักการเชื่อมโยงคือ w_1 , w_2 และ w_3 เชื่อมโยงกับอินพุตของโครงข่าย (y_{in}) ไปยังนิวรอน Y ซึ่งก็คือผลรวมของค่าน้ำหนักของสัญญาณจากอินพุต X_1 , X_2 และ X_3 ดังนี้

$$y_{in} = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \quad (2.44)$$

$$= \sum w_i x_i \quad (2.45)$$



ภาพที่ 2.12 โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย

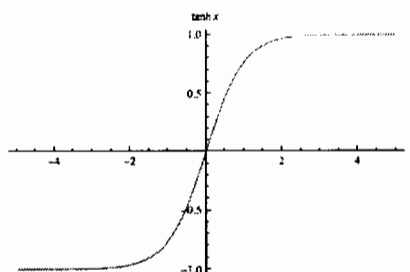
การกระตุ้นฟังก์ชัน y ของนิวรอน Y กำหนดโดยฟังก์ชันอินพุตของโครงข่าย $y = f(y_{in})$ ตัวอย่างเช่นการใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid) [22]

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.46)$$

สำหรับฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไฮเพอร์บอริกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent) ดังสมการที่ 2.47 [22] ซึ่งฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไฮเพอร์บอริกแทนเจนต์นี้มีคุณลักษณะเป็นเส้นโค้งคล้ายตัวอักษรเอส แสดงดังภาพที่ 2.13 โดยฟังก์ชันการกระตุ้นจะทำหน้าที่เหมือนฟังก์ชันตรรกวิทยาและมีสัญญาณอินพุตเอาต์พุตอยู่ในบริเวณ -1 ถึง +1 สามารถทำหน้าที่ทางตรรกได้ดีเพราะว่ามีความสมมาตรกันเหมาะสำหรับการทำงานกับโครงข่ายประสาทเทียม

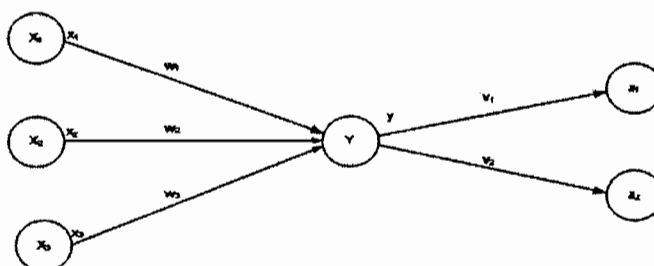
$$f(x) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (2.47)$$

แสดงกราฟได้ดังนี้



ภาพที่ 2.13 กราฟของไฮเพอร์บอริกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent)

เมื่อนำเอาที่พู่ทของนิวรอน Y มาเชื่อมต่อกับนิวรอน Z_1 และ Z_2 ด้วยค่าน้ำหนัก v_1 และ v_2 ดังภาพที่ 2.14 นิวรอน Y จะส่งสัญญาณ y_i ไปที่แต่ละนิวรอน อย่างไรก็ตามค่าที่ได้รับที่นิวรอน Z_1 และ Z_2 จะแตกต่างกันเพราะว่าแต่ละสัญญาณจะต่างกันที่ค่าน้ำหนัก v_1 และ v_2 ในการทำงานของโครงข่ายนั้นสัญญาณกระตุ้น z_1 และ z_2 ของนิวรอน Z_1 และ Z_2 มีการเชื่อมต่ออยู่กับสัญญาณอินพุตที่มาจากนิวรอนอื่นจำนวนมาก



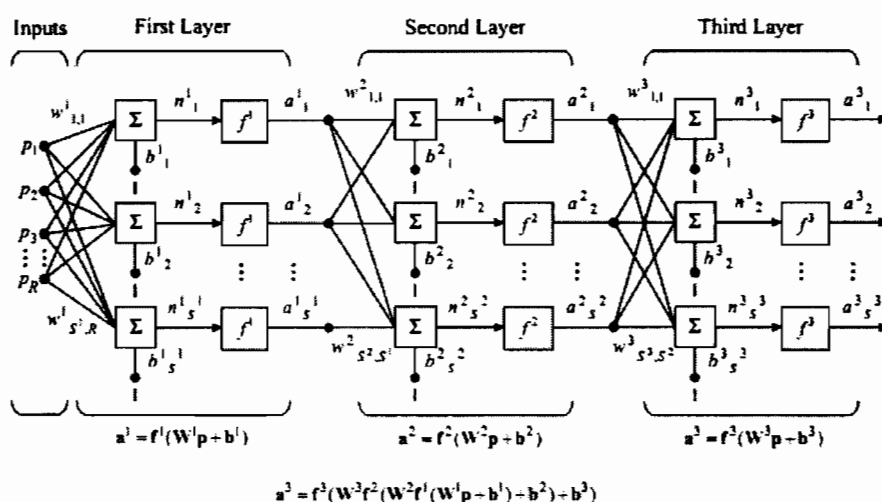
ภาพที่ 2.14 โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายแบบหลายชั้น

จากภาพที่ 2.14 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน (Hidden Layer) โดยมีชั้นอินพุต คือชั้น X ชั้นซ่อนคือชั้น Y และชั้นเอาต์พุตคือชั้น Z ที่ชั้น Y เมื่อใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้นตามสมการที่ 2.47 จะมีความสามารถในการแก้ปัญหาได้ดีกว่าโครงข่ายที่มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่านั้น ทั้งนี้เพราะในโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนจะมีความซับซ้อนในการสอนหรือการหาค่าน้ำหนักรวมถึงโครงสร้างสถาปัตยกรรมและวิธีการสอนที่ซับซ้อนมากกว่า จึงสามารถแก้ปัญหการทำงานที่ซับซ้อนได้มากกว่า ผลลัพธ์ของการแก้ปัญหาก็ต้องการไม่จำเป็นต้องมีเส้นขอบเขตการตัดสินใจแบบเชิงเส้น ความสามารถและประสิทธิภาพของโครงข่าย

ประสาทเทียมจะกำหนดที่การเลือกรูปแบบการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีการเรียนรู้เพื่อปรับค่าการถ่วงน้ำหนักของการเชื่อมต่อ

2.3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Multilayer Feed-Forward Network)

รูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับงานวิจัยนี้ใช้รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอน (Multilayer Perceptron Neural Network) โดยการนำเพอร์เซ็ปตรอนมาเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายดังภาพที่ 2.15 โดยมีจำนวนชั้นของโครงข่าย คือชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) จำนวน นิวรอนของแต่ละชั้นไม่จำเป็นต้องเท่ากัน ฟังก์ชันการกระตุ้นของแต่ละชั้นไม่จำเป็นต้องเหมือนกัน โดยจะมีการเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่างๆ โหนดในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกโหนดในชั้นซ่อน และทุกโหนดในชั้นซ่อนจะส่งสัญญาณไปยังทุกโหนดในชั้นเอาต์พุต ตามภาพเป็นแบบป้อนข้อมูลไปข้างหน้า ฟังก์ชันการกระตุ้นของโครงข่ายแบบสองชั้นที่มีฟังก์ชันการแปลงชั้นแรกเป็นแบบ โค้งตัวเอส (Sigmoid) และชั้นที่สองเป็นแบบเชิงเส้น (Linear) สามารถสอนให้เรียนรู้เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาฟังก์ชันส่วนใหญ่ได้



ภาพที่ 2.15 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอน

ภาพที่ 2.15 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งแต่ละชั้นมีขนาดเมทริกซ์เท่ากับ W มีเวกเตอร์ค่าเอนเอียงเท่ากับ b และมีเอาต์พุตเป็น a เพื่อแยกน้ำหนักของแต่ละชั้นจะแสดงสมการการคำนวณไว้ที่ข้างล่างของแต่ละชั้นดังภาพ จะพบว่าที่ชั้นที่ 1 มีอินพุตขนาด R' และมี

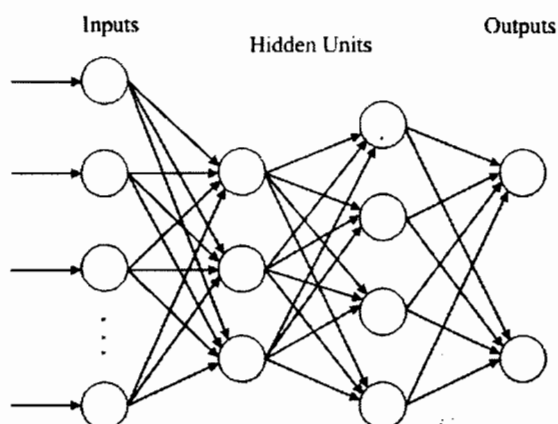
จำนวนนิวรอนเท่ากับ S^1 และที่ชั้นที่ 2 มีจำนวนนิวรอนเท่ากับ S^2 และค่าเอนเอียงคงที่ 1 ป้อนเข้าที่ทุกนิวรอน และค่าเอาต์พุตของชั้นข้างหน้าจะถูกป้อนเป็นข้อมูลอินพุตของชั้นถัดไป ดังนั้นเมื่อพิจารณาชั้นที่ 2 ของโครงข่ายจะพบว่ามีความยาว S^1 อินพุต และ S^2 เอาต์พุต และมีขนาดเมทริกซ์ค่าน้ำหนักเป็น W^2 ค่าอินพุตที่ป้อนเข้าที่ชั้นที่ 2 คือ a^1 และค่าเอาต์พุตคือ a^2 และจะพบว่าที่ชั้นที่ 2 เป็นโครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single Layer) เช่นเดียวกัน แต่ละชั้นภายในโครงข่ายแบบมัลติเลเยอร์มีบทบาทต่างกัน ชั้นที่ทำหน้าที่ส่งข้อมูลออกนอกโครงข่ายเรียกว่าชั้นเอาต์พุต ส่วนชั้นที่เหลือจะเรียกว่าชั้นซ่อน ดังนั้นจากภาพที่แสดงจะมี 3 ชั้น คือ ชั้นที่ 1 ถึงชั้นที่ 2 รวมกันเรียกว่าชั้นซ่อน ส่วนชั้นที่ 3 เรียกว่าชั้นเอาต์พุต [1]

2.3.2.3 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation Learning Algorithm)

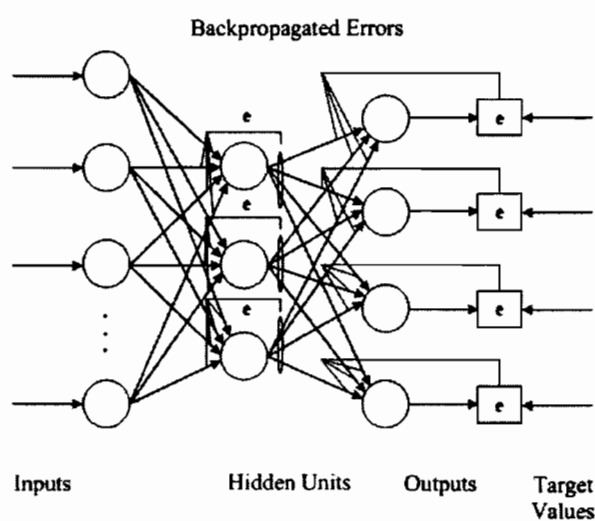
ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับเป็นเทคนิคการเรียนรู้ที่สร้างขึ้นสำหรับกระบวนการสอนโครงข่ายประสาทเทียม เป็นขั้นตอนวิธีที่สร้างขึ้นครั้งแรกโดย Paul Werbos ในปี 1974 ได้รับการพัฒนาต่อโดย David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton และ Ronald J. Williams ในปี 1986 โดยจะใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า [34] โดยการส่งข้อมูลของความผิดพลาดแพร่ย้อนกลับจากโหนดเอาต์พุตไปที่โหนดอินพุตของนิวรอนข้างหน้าผ่านโหนดภายใน (Local Node) โดยใช้ขั้นตอนวิธีสโตคาสติกเกรเดียนต์เดสเซนต์ (Stochastic Gradient Descent) เพื่อปรับลดค่าน้ำหนักของความผิดพลาดให้น้อยที่สุด ข้อสำคัญของขั้นตอนวิธีคือจำเป็นต้องเป็นโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น ตามปกติจะเป็นแบบ 3 ชั้น คือ มีชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ส่วนละ 1 ชั้น ดังแสดงในภาพที่ 2.16 มีการทำงานของขั้นตอนวิธี ดังนี้

- 1) นำข้อมูลสำหรับการสอนส่งเข้าโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) เปรียบเทียบผลลัพธ์ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายกับค่าตัวอย่างข้อมูลที่ป้อนเข้ามา หลังจากนั้นคำนวณค่าความผิดพลาดของแต่ละนิวรอน
- 3) แต่ละประสาทเทียมคำนวณค่าความผิดพลาดภายใน (Local Error) โดยการคำนวณและหาค่าปัจจัยของน้ำหนักค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดที่ต้องปรับเปลี่ยนเพื่อจับคู่ผลที่ถูกต้อง
- 4) ปรับค่าน้ำหนักของแต่ละนิวรอนเป็นค่าต่ำสุดของค่าความผิดพลาดภายใน
- 5) กำหนดขอบเขตของความรับผิดชอบสำหรับความผิดพลาดภายในไปที่นิวรอนในระดับก่อนหน้าและส่งค่าผลลัพธ์ที่ถูกต้องด้วยค่าน้ำหนักที่ปรับปรุงแล้ว

6) ทำซ้ำขั้นตอนทั้งหมดที่นิวรอนในลำดับก่อนหน้าโดยค่าความผิดพลาดภายในของแต่ละนิวรอนที่เกิดจากค่าความผิดพลาดของนิวรอนนั้นๆ



ภาพที่ 2.16 ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น



ภาพที่ 2.17 การเปลี่ยนโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นโดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น [20] จะประกอบไปด้วยชุดข้อมูลอินพุต (Input) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชุดเอาต์พุต (Output) ซึ่งชั้นซ่อนจะมีชั้นเดียว

หรือมากกว่าหนึ่งชั้นก็ได้ โดยจะอยู่ระหว่างชุดข้อมูลอินพุต และชุดข้อมูลเอาต์พุต [41] ดังภาพที่ 2.17 สามารถอธิบายการคำนวณได้ ดังนี้

(1) c, h, m แทนจำนวนนิวรอนของชุดข้อมูลอินพุต ชั้นซ่อน และชุดข้อมูลเอาต์พุต ตามลำดับ

(2) v_{ji} แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอนที่ i ของชุดข้อมูลอินพุตกับนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน เมื่อ $i=1,2,\dots,c$ และ $j=1,2,\dots,h$

(3) w_{kj} แทนค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อนกับนิวรอนที่ k ของชุดข้อมูลเอาต์พุต

(4) x^p แทนข้อมูลอินพุตของนิวรอนรูปแบบที่ p เมื่อ $p=1,2,\dots,P$

(5) y_j^p แทนเอาต์พุตของนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อนสำหรับชุดข้อมูลอินพุตรูปแบบที่ p เมื่อ $p=1,2,\dots,P$ และ $j=1,2,\dots,h$

(6) z_k^p แทนเอาต์พุตของนิวรอน k ของชุดเอาต์พุตสำหรับชุดข้อมูลอินพุตรูปแบบที่ p เมื่อ $p=1,2,\dots,P$ และ $k=1,2,\dots,m$

(7) t_k^p แทนชุดข้อมูลเป้าหมายที่ใช้เปรียบเทียบกับชุดข้อมูลเอาต์พุตของนิวรอน k สำหรับชุดข้อมูลอินพุตรูปแบบที่ p เมื่อ $p=1,2,\dots,P$ และ $k=1,2,\dots,m$

กำหนดให้

$$H_j = \sum_i v_{ji} x_i \quad j=1,2,\dots,h \quad (2.48)$$

$$I_k = \sum_j w_{kj} y_j \quad k=1,2,\dots,m \quad (2.49)$$

โดย

H_j แทน Net Input ไปยังนิวรอนที่ j ของชั้นซ่อน

I_k แทน Net Input ไปยังนิวรอนที่ k ของชุดข้อมูลเอาต์พุต

จากสมการที่ (2.48) และสมการที่ (2.49) ชุดข้อมูลเอาต์พุตคำนวณได้โดยนิวรอนที่ j ของชั้นซ่อนและนิวรอนที่ k ของชุดเอาต์พุต ดังนี้

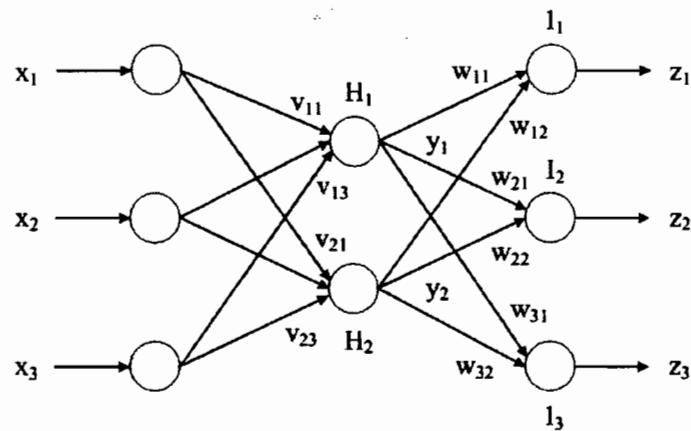
$$y_j = f(H_j) \quad j=1,2,\dots,h \quad (2.50)$$

$$z_k = f(I_k) \quad k=1,2,\dots,m \quad (2.51)$$

เมื่อ f แทนฟังก์ชันการถ่ายโอน

$$\begin{aligned} z_k = f(I_k) &= f\left(\sum_j w_{kj} y_j\right) = f\left(\sum_j w_{kj} f(H_j)\right) \\ &= f\left(\sum_j w_{kj} f\left(\sum_i v_{ji} x_i\right)\right) \end{aligned} \quad (2.52)$$

ชุดข้อมูลเอาต์พุตแสดงดังภาพที่ 2.18



ภาพที่ 2.18 การเชื่อมต่อและตัวแปรของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น

ในการพัฒนาขั้นตอนวิธีสำหรับการเรียนรู้โครงข่ายนี้ ต้องลดค่าความคลาดเคลื่อนสำหรับทุกๆ รูปแบบด้วยการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก โดยกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยดังนี้

$$E_{tot} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E^p \quad (2.53)$$

เมื่อ

E_{tot} แทนค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย

E^p แทนค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากชุดข้อมูลอินพุตรูปแบบที่ p

P แทนจำนวนรูปแบบของชุดข้อมูลอินพุตทั้งหมด

จำนวนของรูปแบบของชุดอินพุตขึ้นอยู่กับแหล่งที่มาของชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ (Training set) ซึ่งอาจถูกกำหนดให้แน่นอนหรือไม่ก็ได้ ดังนั้นในทางปฏิบัติจะกำหนดให้รูปแบบที่ใช้ในการเรียนรู้มีขนาดเท่ากับ P ซึ่งจะแทนกลุ่มตัวอย่างจากการกระจายตัวของสมาชิกทั้งหมด คือค่า $p(x)$ ในกรณีที่ P มีขนาดใหญ่มาก ความกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Squared Error) ดังสมการต่อไปนี้

$$E_{tot} = \lim_{P \rightarrow \infty} \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E^p \quad (2.54)$$

เห็นได้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนจะถูกลดลงถ้าความคลาดเคลื่อนในแต่ละรูปแบบที่ใช้ในการเรียนรู้ E^p ลดลง ดังนั้นจึงมีการพัฒนาวิธีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้เป็นสัดส่วนกับค่าความคลาดเคลื่อนที่ลดลง เรียกว่า กฎของเดลตา (Delta rule) โดยจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละรูปแบบของชุดข้อมูล เพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนลดลงจากการคำนวณในรอบก่อนหน้า ให้เป็นสัดส่วนกับค่าลบของค่าอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta W(s+1) = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial W(s)} \quad (2.55)$$

เมื่อ

ΔW คือ ค่าปรับแก้ของค่าถ่วงน้ำหนัก

$s, s+1$ คือ รอบที่ s และ $s+1$ ตามลำดับ

η คือ ค่าสัมประสิทธิ์คงที่การเรียนรู้

และ

$$\frac{\partial E^p}{\partial W} = \left[\frac{\partial E^p}{\partial v_{11}}, \frac{\partial E^p}{\partial v_{12}}, \dots, \frac{\partial E^p}{\partial w_{11}}, \dots, \frac{\partial E^p}{\partial w_{hm}} \right] \quad (2.56)$$

ค่าเกรเดียนต์ของค่าความคลาดเคลื่อนรวมของระบบ คือ

$$\frac{\partial E^p}{\partial W} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{\partial E^p}{\partial w} \quad (2.57)$$

ฟังก์ชันความคลาดเคลื่อน E^p สามารถกำหนดให้ใช้ได้ทั้งค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง หรือค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ สำหรับในการพัฒนากระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับนั้นจะใช้ค่าคลาดคลาดเคลื่อนกำลังสอง ดังนี้

$$E^p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k^p - z_k^p)^2 \quad (2.58)$$

จากสมการที่ (2.55) หลังจากปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักแล้วจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักของการคำนวณในรอบต่อไปดังนี้

$$\Delta W(s+1) = w_{kj}(s) + \Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial W(s)} \quad (2.59)$$

การปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักต้องหาอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน $\frac{\partial E^p}{\partial W_{kj}}$ จากสมการที่ 2.29 โดยใช้ความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$I_k = \sum_j w_{kj} y_j \text{ และ } z_k = f(I_k) \quad (2.60)$$

ใช้กฎลูกโซ่ (Chain rule)

$$\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial I_k} \frac{\partial I_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial I_k} \left(\frac{\partial \left(\sum_j y_j w_{kj} \right)}{\partial w_{kj}} \right) \quad (2.61)$$

จากสมการที่ 2.61 เทอมที่อยู่ในวงเล็บคือ y_j

$$\frac{\partial \left(\sum_j y_j w_{kj} \right)}{\partial w_{kj}} = y_i \quad (2.62)$$

ใช้กฎลูกโซ่อีกครั้ง ดังนี้

$$\frac{\partial E}{\partial I_k} = \frac{\partial E}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial I_k} = -(t_k - z_k) f'(I_k) \quad (2.63)$$

จากสมการที่ 2.61 จะให้เอาที่พหุ Unit ดังนี้

$$\frac{\partial E}{\partial z_k} = -(t_k - z_k) \text{ และ } \frac{\partial z_k}{\partial I_k} = f'(I_k) \quad (2.64)$$

ถ้ากำหนดให้

$$\delta_k = -(t_k - z_k) f'(I_k) \quad (2.65)$$

จากสมการข้างต้น สามารถเขียนกฎสำหรับปรับแก้ค่าความถ่วงน้ำหนักของชุดข้อมูลเอาที่พหุ ได้ดังนี้

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \eta \delta_k y_j \quad (2.66)$$

ในทำนองเดียวกันการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชุดอินพุตกับชั้นซ่อน การปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักต้องหาอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน $\frac{\partial E^p}{\partial v_{ji}}$ ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta v_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = \eta \frac{\partial E}{\partial H_j} \frac{\partial H_j}{\partial v_{ji}} \quad (2.67)$$

โดย

$$\frac{\partial H}{\partial v_{ji}} = \sum_j \frac{\partial (v_{ji} x_i)}{\partial v_{ji}} = x_i \quad (2.68)$$

ใช้กฎลูกโซ่

$$\frac{\partial E}{\partial H_j} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial H_j} = \frac{\partial E}{\partial y_j} f'(H_j) \quad (2.69)$$

โดย

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial H_j} &= \frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial \left(t_k - f\left(\sum_j w_{kj} y_j \right) \right)^2}{\partial y_i} \\ &= -\sum_k (t_k - z_k) f'(I_k) w_{kj} \end{aligned} \quad (2.70)$$

จากสมการข้างต้น สามารถเขียนกฎสำหรับการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อน ได้ดังนี้

$$\Delta v_{ji} = -\eta \delta_j x_i = \eta x_i f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (2.71)$$

เมื่อ

$$\delta_j = f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (2.72)$$

และ

$$\delta_k = (t_k - z_k) f'(I_k) \quad (2.73)$$

และสามารถเขียนกฎสำหรับการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับชุดข้อมูลเอาต์พุต และชั้นซ่อนได้ตามลำดับดังนี้

ชุดข้อมูลเอาต์พุต (Output Unit)

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k y_j = \eta (t_k - z_k) f'(I_k) y_j \quad (2.74)$$

เมื่อ

$$\delta_k = -(t_k - z_k)f'(I_k) \quad (2.75)$$

ชุดข้อมูลชั้นซ่อน (Hidden Unit)

$$\Delta v_{ji} = -\eta \delta_j x_i = \eta x_i f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (2.76)$$

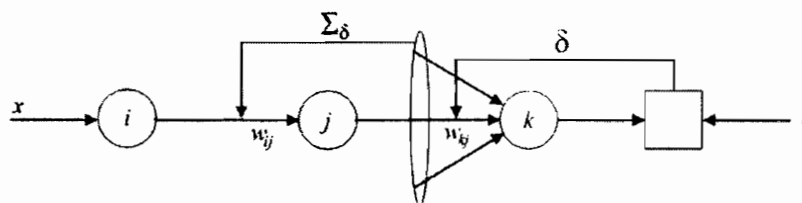
เมื่อ

$$\delta_j = f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (2.77)$$

กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักที่เป็นจำนวนจริงที่มีค่าน้อยของการเชื่อมต่อแต่ละชั้น เพื่อเป็นการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น จากนั้นชุดข้อมูลอินพุต x^p จะถูกส่งผ่านไปในโครงข่าย เพื่อหาชุดข้อมูลเอาต์พุต z^p ต่อจากนั้นจะทำชุดข้อมูลเอาต์พุตที่คำนวณได้ไปเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลเป้าหมาย t^p โดยผลต่างระหว่างชุดข้อมูลเป้าหมายกับชุดข้อมูลเอาต์พุต ($t^p - z^p$) เรียกว่า ค่าความคลาดเคลื่อน ค่าความคลาดเคลื่อนของชุดข้อมูลแต่ละชุดเหล่านี้ จะถูกแพร่ค่าย้อนกลับ เพื่อนำไปปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก ณ ตำแหน่งต่างๆ ภายในโครงข่าย ดังภาพที่ 2.19 และสมการต่อไปนี้

$$w_{kj}^{new} = w_{kj}^{old} + \Delta w_{kj} = w_{kj}^{old} + \eta y_j (t_k - z_k) f'(I_k) \quad (2.78)$$

$$w_{ji}^{new} = v_{ji}^{old} + \Delta v_{ji} = v_{ji}^{old} + \eta x_i f'(H_j) \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (2.79)$$



ภาพที่ 2.19 กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ

2.3.2.4 โครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน (Kohonen Self-organizing Feature Maps)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน (Kohonen's Self-organizing Feature Maps) เป็นวิธีหนึ่งของขั้นตอนวิธีแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Kohonen, 1995) เป็นโครงข่ายที่มีลักษณะการเรียนรู้แบบไม่มีชั้นซ่อน โดยมีแนวคิด คือ การพยายามจัดกลุ่มข้อมูลที่มีคุณสมบัติที่คล้ายกันหรือเหมือนกันมาไว้ในกลุ่มเดียวกัน โดยวัดจากระยะห่างของข้อมูลด้วยมาตรวัดความคล้าย ซึ่งนิยมใช้ 2 แบบ คือ มาตรวัดแบบ Inner product หรือ Dot product และมาตรวัดระยะทางแบบ Euclidean [29]

มาตรวัดความคล้ายแบบ Pearson correlation coefficient ซึ่งได้จากการหา Inner product ของเวกเตอร์ [37] โดยค่าข้อมูลจะเป็นเวกเตอร์ขนาด 1 หน่วย (Unit vector) ค่าที่วัดได้จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 หากค่าที่ได้เท่ากับ 0 แสดงว่าเวกเตอร์ทั้งสองมีค่าเหมือนกันที่สุด หากที่ได้เท่ากับ -1 แสดงว่าเวกเตอร์ทั้งสองที่ค่าต่างกันที่สุด เช่น

$$\begin{aligned} \text{Inner product ของ } A &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \\ A \bullet B &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} = (0 \times 0) + (1 \times -1) = -1 \\ \text{แสดงว่า } A \bullet B &\text{ ต่างกันที่สุดหรือมีทิศตรงกันข้ามกัน} \end{aligned}$$

มาตรวัดแบบ Euclidean (Euclidean distance) ใช้วัดระยะห่างระหว่างเวกเตอร์ [37] โดยถ้าค่าระยะห่างน้อยแสดงว่ามีความใกล้เคียงกันมาก หากระยะห่างมาก แสดงว่ามีความใกล้เคียงกันน้อย โดยการหาระยะทาง Euclidean ทำได้โดย

$$\text{กำหนดให้ } A = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Euclidean ของ A, B คือ

$$\|A - B\| = \sqrt{(2-2)^2 + (1-2)^2} = \sqrt{(1)^2} = 1$$

Euclidean ของ A, C คือ

$$\|A - C\| = \sqrt{(2-1)^2 + (1-0)^2} = \sqrt{(1)^2 + (1)^2} = \sqrt{2} = 1.414$$

เมื่อป้อนข้อมูลตัวอย่างเข้าไปมากๆ และหลายๆ รอบผ่านกระบวนการเรียนรู้ดังกล่าว จะพบว่า เซลล์ประสาทเทียมแต่ละตัวในชั้นเอาต์พุตจะค่อยๆ ทำการเรียนรู้ข้อมูลเฉพาะกลุ่ม โดยข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกันจะถูกเรียนรู้ด้วยเซลล์ประสาทเทียมตัวเดียวกัน ผลการเรียนรู้ซึ่งเป็นค่าน้ำหนักต่างๆ ของเซลล์ประสาทเทียมตัวนั้นๆ จะเป็นค่าตัวแทนของข้อมูลทุกๆ ตัวในกลุ่มเซลล์ประสาทเทียมตัวนั้นๆ [25]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดำด้วยตนเองของโคโฮเนน [26] เป็นเครื่องมือที่ใช้แสดงข้อมูลให้เห็นเป็นรูปภาพ (Visualization tools) สำหรับข้อมูลหลายมิติ ซึ่งสามารถแสดงข้อมูลในรูป 2 หรือ 3 มิติ โดยในแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมจะแสดงให้เห็นด้วยมิติของเวกเตอร์น้ำหนัก (d -dimensional weight vector) คือ

$$w = [w_1, \dots, w_d] \quad (2.80)$$

ซึ่ง d คือมิติของข้อมูลนำเข้า (Input vector) การเชื่อมต่อกันระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมใกล้เคียงนั้นจะมีผลต่อการแสดงโครงสร้างของแผนที่ โดยถ้าแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมเชื่อมต่อกับเพื่อนบ้าน 4 โหนด ก็จะได้แผนที่เป็นรูปตารางสี่เหลี่ยมมุมฉาก และถ้าแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมเชื่อมต่อกับเพื่อนบ้าน 6 โหนด ก็จะได้แผนที่เป็นรูปตารางหกเหลี่ยม

ในการเรียนรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดำด้วยตนเองของโคโฮเนน ในขั้นตอนแรกค่าน้ำหนัก (Weight vector) จะได้จากการสุ่มค่าจากข้อมูลนำเข้าแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดำด้วยตนเองของโคโฮเนน จะทำการเรียนรู้ (Train) เข้าไปเรื่อยๆ การเรียนรู้ในแต่ละรอบ เวกเตอร์ x จะถูกสุ่มขึ้นมาจากเซตของข้อมูลนำเข้าในแต่ละรอบ ระยะห่างระหว่างข้อมูลจะใช้เป็นตัววัดและคำนวณระหว่างข้อมูลและเวกเตอร์ x

$$d_{ij} = \|x_k - w_{ij}\| \quad (2.81)$$

ซึ่งข้อมูลที่มีค่าน้ำหนัก (Weight vector) ที่ใกล้เคียงที่สุด เรียกว่า The Best-Matching Unit (BMU) หรือแทนด้วย c

$$\|x - W_c\| = \min_i \{ \|x - W_i\| \} \quad (2.82)$$

เมื่อ $\|\cdot\|$ คือ ค่าการวัดระยะห่าง ซึ่งใช้วิธีวัดแบบ Euclidean

ค่าการคำนวณการวัดระยะห่างระหว่าง x และค่าน้ำหนัก (Weight vector) ของแต่ละโครงข่ายประสาทเทียม ได้จาก

$$\|x - W\|^2 = \sum_{k \in K} w_k (x_k - w_k)^2 \quad (2.83)$$

เมื่อ K คือ เซตของค่าที่อยู่แวกเตอร์ W ซึ่งสามารถไม่มีค่าก็ได้ แต่ถ้าหากมีค่าจะแทนด้วย $w_k = 1$ และถ้าไม่มีค่า $w_k = 0$

หลังจากได้ค่าใกล้เคียงกลางที่สุด (Best-Matching Unit : BMU) แล้วค่าน้ำหนัก (Weight vector) ของ BMU และเซลล์ประสาทเทียมใกล้เคียงก็จะถูกปรับซึ่งจะมีผลทำให้ข้อมูลนั้นเข้าใกล้กันมากขึ้น ดังสมการ

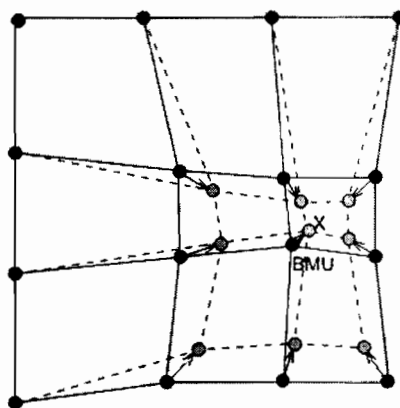
$$W_i(t+1) = W_{i(t)} + \alpha(t) h_{ci}(t) [x(t) - m_i(t)] \quad (2.84)$$

เมื่อ t คือ จำนวนรอบของการประมวล

$x(t)$ คือ ค่า Input vector ที่สุ่มได้จากข้อมูลนำเข้าในแต่ละรอบ

$\alpha(t)$ คือ อัตราการเรียนรู้ที่จำนวนรอบที่ t

$H_{ic}(t)$ คือ ฟังก์ชันเพื่อนบ้านรอบๆ c



ภาพที่ 2.20 การปรับค่าเข้าใกล้ศูนย์กลางที่สุด

จากภาพที่ 2.20 แสดงการปรับค่าใกล้ศูนย์กลางที่สุด (Best-Matching Unit : BMU) และ โหนดเพื่อนบ้านให้เข้าใกล้จุดศูนย์กลาง ที่จุด x โดยเส้นทึบและเส้นประ แสดงถึงการปรับค่าที่สอดคล้องกัน ก่อนและหลังการปรับตามลำดับ [27]

สิ่งที่มีผลต่อการกำหนดขอบเขตหรือบริเวณของ input Vector ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัดด้วยตนเองของโคโฮเนน คือฟังก์ชันเพื่อนบ้าน ซึ่งใช้สมการ

$$h_{ci}(t) = \exp\left(-\frac{\|r_i - r_c\|^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (2.85)$$

เมื่อ $\|r_i - r_c\|$ คือ ระยะห่างระหว่างจุด c และจุด i

$\sigma(t)$ คือ รัศมีของโหนดเพื่อนบ้าน ที่จำนวนรอบที่ t

$\sigma(t)$ และ $\alpha_{(t)}$ จะลดลงเมื่อจำนวนรอบเพิ่มขึ้น และจะหยุดเรียนรู้เมื่อ $\alpha_{(t)}$ เข้าใกล้ค่า 0 หรือเมื่อค่า Weight ของ W_i ของเซลล์ประสาทเทียมเริ่มคงที่

การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัดด้วยตนเองของโคโฮเนนใช้การวัด 2 แบบ คือ

Quantization error คือ วัดค่าเฉลี่ยของระยะระหว่างแต่ละ Input vector ทั้งหมด BMU ของข้อมูลเหล่านั้น ซึ่งจะวัดความละเอียดของจุดในแผนที่

Topographic error คือ วัดความสัมพันธ์ของ Input vector ทั้งหมดว่าอันไหนคือ BMU ที่หนึ่ง หรือ BMU ที่สอง ที่ไม่อยู่ใกล้เดียวกัน ซึ่งจะวัดเพื่อรักษาภาวะระหว่างเพื่อนบ้าน

ขั้นตอนวิธีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดำด้วยตนเองของ

โคโฮเนน [28]

- 1) ทำการสุ่มค่าจากข้อมูลตัวอย่าง
- 2) ทำการวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลที่สุ่มกับทุกๆ นิวรอน ดังสมการ

ที่ 2.81

- 3) เลือกนิวรอนที่ใกล้ที่สุดศูนย์กลางที่สุด (Best-Matching Unit : BMU)

เป็น Winner

$$w_{winner}(w_{ij} : d_{ij} = \min(d_{mn})) \quad (2.86)$$

- 4) ปรับค่าระยะห่างระหว่างโหนดเพื่อนบ้านด้วยค่าใกล้ศูนย์กลางที่สุด (Best-Matching Unit : BMU) ที่ได้ โดยปรับค่าให้เข้าใกล้ Input vector

$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha h(w_{winner}, w_{ij}) \|x_k - w_{ij}\| \quad (2.87)$$

- 5) ทำวนซ้ำไปจนกว่าค่า Weight ของ w_i ของเซลล์ประสาทเทียมเริ่มคงที่

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วีระ ทองไพบุลย์และคณะ [1] ได้นำเสนอการรู้จำโน้ตเพลงโดยการวัดความถี่เสียงของเครื่องดนตรี 7 ชนิด นำมาเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลความถี่ เพื่อจำแนกเป็นโน้ตแต่ละเสียง และหาลักษณะเด่นของเสียงแต่ละเครื่องดนตรี โดยใช้ลักษณะเด่นของเสียงดนตรี จำนวน 12, 15 และ 17 จุด และใช้โครงข่ายประสาทเทียมคัดแยกชนิดเครื่องดนตรีมีผลความถูกต้อง ร้อยละ 84, 85 และ 87 ตามลำดับ

วณิชชากร พงศ์ทัศนาศ และ ฐิมาพร เพชรแก้ว [3] ได้ใช้การคัดคุณลักษณะเด่นของเสียงด้วยเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณพหุเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) กับเสียงดนตรีไทยที่บรรเลงด้วยจะเข้ และให้รู้จำเสียง (Voice Recognition) ด้วย Support Vector Machine ช่วยในการรู้จำโน้ตเพลง ได้ผลความถูกต้องร้อยละ 99.51

โอภาส แก้วต่าย [23] ได้จำแนกกลุ่มเพลงไทยเดิม โดยใช้วิธีการคัดค่าคุณลักษณะเด่นของเสียงด้วยเทคนิค Mel-frequency cepstral coefficients (MFCC) ร่วมกับค่าพลังงานสเปกตรัม (Power Spectrum) ที่ขนาดอัตราการสุ่มตัวอย่างเสียงเท่ากับ 512 มีความยาวของข้อมูลเสียง 20 วินาที และจำแนกกลุ่มเพลงไทยเดิม ด้วย Support Vector Machine(SVM) และ k-Nearest Neighbor (k-NN) ได้ผลความถูกต้องร้อยละ 86.16 และ 83.12 ตามลำดับ

S. Gunasekaran และK. Revathy [9] ได้ประยุกต์ใช้วิธี fractal geometry ซึ่งมีคุณสมบัติโดยรวมของ spectral perceptual และtemporal กับเสียงดนตรีที่บรรเลงด้วยเครื่องดนตรีจากประเทศอินเดียที่แตกต่างกัน 10 ชนิด แล้วทำการเรียนรู้จำด้วย k-Nearest Neighbor (k-NN) และ Multilayer Perceptron มีความถูกต้องร้อยละ 89.7

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

สำหรับการดำเนินการวิจัยในการจำแนกข้อมูลเสียงเครื่องดนตรีไทย มีวิธีการดำเนินการและขั้นตอนในการดำเนินการวิจัย ดังนี้

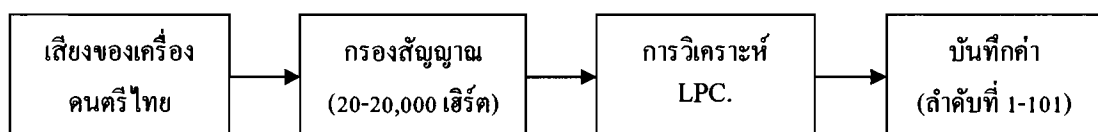
3.1 การเตรียมข้อมูล

3.1.1 ขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลเสียง

ข้อมูลเสียงของเครื่องดนตรีไทยที่ใช้ในการวิจัยนี้ ใช้เสียงของเครื่องดนตรีไทย ที่บันทึกด้วยอัตราการสุ่มตัวอย่างเสียง (Sampling Rate) 44,100 เฮิรตซ์ ความละเอียดข้อมูล 16 บิต [2] ประกอบด้วย เสียง โด เร มี ฟา ซอล ลา ที โคโยใช้เสียงจากเครื่องดนตรี 4 ประเภท ได้แก่ ดี สี ดี เป่า อย่างละ 2 ชนิดๆ ละ 7 เสียง ซึ่งในการทดลองจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มแรกเป็นข้อมูลเสียงของเครื่องดนตรีไทย เพื่อใช้ในการรู้จำหรือฝึกสอน ชนิดละ 70 ข้อมูลเสียง รวมเป็น 560 ข้อมูลเสียง และกลุ่มที่สองเป็นข้อมูลเสียงของเครื่องดนตรีไทย เพื่อใช้ในการทดลองจำแนกหรือทดสอบ ชนิดเครื่องดนตรีไทยชนิดละ 350 ข้อมูลเสียง รวมเป็น 2,800 ข้อมูลเสียง ซึ่งรวมข้อมูลเสียงที่ใช้ในการวิจัยทั้งสิ้นจำนวน 3,600 ตัวอย่าง

3.1.2 การสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงดนตรี

ในการวิจัยข้อมูลเสียง จะต้องปรับปรุงข้อมูลให้เหมาะสมกับการนำไปใช้ในกระบวนการประมวลผล ซึ่งผู้วิจัยเลือกใช้การสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงดนตรี ด้วยวิธีการประมาณพารามิเตอร์เชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) โดยมีขั้นตอน ดังนี้



ภาพที่ 3.1 การสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงดนตรี

การสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงด้วยวิธีการประมาณพารามิเตอร์เชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) มีดังแสดงในภาพที่ 3.1 มีลำดับขั้นตอนโดยนำไฟล์ข้อมูลเสียงที่

บันทึกไว้ตามขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเสียงที่อธิบายไว้ก่อนแล้ว มาตัดช่วงความถี่เสียงด้วยวิธีการกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low pass Filter) เพื่อขจัดช่วงความถี่อื่นที่อาจรบกวนการทดลอง ซึ่งจะได้ผลลัพธ์เป็นความถี่เสียงในช่วงที่หูมนุษย์ได้ยิน คือ 20-20,000 เฮิรตซ์ [16] แล้วเข้าสู่กระบวนการกำหนดค่าขอบของสัญญาณเสียง การวิเคราะห์อัตราส่วนสัมพันธ์ และการวิเคราะห์ LPC ตามลำดับ โดยอธิบายขั้นตอนกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่น ได้ดังนี้

- 1) อ่านไฟล์ข้อมูลเสียงที่จัดเตรียมไว้
- 2) กรองข้อมูลเสียง เพื่อให้ได้ช่วงความกว้างของเสียงเฉพาะในส่วนที่ต้องการ และเป็นการลดสัญญาณรบกวน โดยในการวิจัยนี้ ใช้วิธีการกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low pass Filter) ที่ความถี่ในช่วงที่หูมนุษย์ได้ยิน คือ 20-20,000 เฮิรตซ์
- 3) คำนวณค่าขอบสัญญาณเสียง
- 4) แบ่งสัญญาณเสียงออกเป็นเฟรม 10 เฟรม โดยกำหนดขอบของแต่ละเฟรมเป็น 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100 และกำหนดค่า order ของเทคนิคสัมประสิทธิ์การประมาณ พหุนามเชิงเส้น เท่ากับ 100 เพื่อให้การจำแนกข้อมูลถูกต้องมากที่สุด
- 5) แปลงค่าของสัญญาณเสียงแล้วเก็บค่าไว้
- 6) ทำขั้นตอนที่ 2 ถึง 5 จนครบ 10 เฟรม
- 7) นำค่าที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 ถึง 6 มารวมเป็นข้อมูลในการทดลอง

3.1.3 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่น

ค่าพารามิเตอร์ ลำดับที่ 1 ถึง 101							
1	2	3	4.....98	99	100	101	เอทท์ทุท
1	-1.944781	2.067351		-0.208362	0.099189	-0.039915	ja kea
1	-1.447491	0.611589		-0.153651	0.098353	-0.004021	ja kea
1	-1.010000	0.001470		-0.000961	0.000632	0.039100	pin pea song Sai
1	-1.170000	0.026800		0.014000	0.009810	-0.024600	pin pea song Sai
1	-1.230000	0.159000		0.074000	0.029300	-0.056500	pi nai
1	-1.740000	0.931000		0.066300	0.060400	-0.016400	pi nai
1	-2.090000	2.610000		0.164000	-0.249000	0.233000	kim
1	-1.690000	1.280000		-0.000450	-0.079400	0.110000	kim
1	-1.020000	0.007570		-0.001200	-0.001060	0.023900	saw sam sai
1	-0.995000	0.004700		0.001910	0.001680	0.027000	saw sam sai
1	-1.050000	0.014800		-0.009670	-0.029400	0.043800	saw uo
1	-1.060000	0.009570		0.007310	-0.009420	0.014700	saw uo

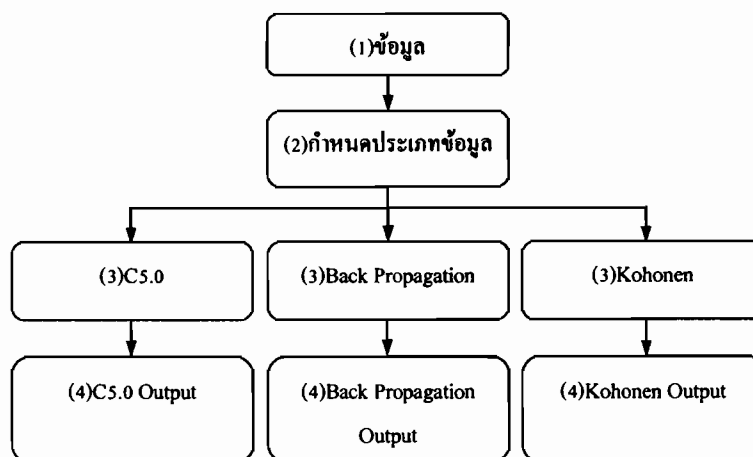
ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่น (ต่อ)

ค่าพารามิเตอร์ ลำดับที่ 1 ถึง 101							
1	2	3	4.....98	99	100	101	เอาต์พุต
1	-1.500000	0.233000		-0.021800	-0.024500	0.025900	pi noak
1	-1.630000	0.322000		-0.026700	-0.036700	0.051100	pi noak
1	-1.030000	0.007430		-0.003290	-0.000109	0.033300	ra nat tum
1	-1.020000	0.007420		-0.003020	0.001240	0.030900	ra nat tum

3.2 ขั้นตอนการรู้จำเสียงคนตรี

3.2.1 การรู้จำของขั้นตอนวิธี

ในกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่นของเสียงคนตรี ด้วยวิธีการประมาณพหุระเชิงเส้น (Linear Prediction Coefficients, LPC) นั้น เสียงคนตรี 1 เสียง จะได้ข้อมูล จำนวน 10 ตัวอย่าง ละ 101 พารามิเตอร์ ซึ่งในกระบวนการรู้จำจะใช้ข้อมูลในกลุ่มแรก จำนวน 56 เสียง จึงมีข้อมูลทั้งสิ้น 560 ตัวอย่าง โดยมีขั้นตอนในกระบวนการรู้จำ ดังนี้

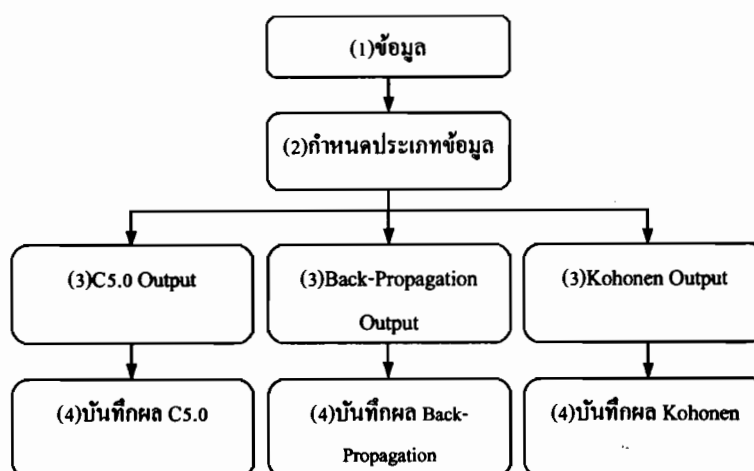


ภาพที่ 3.2 การสอนระบบรู้จำเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี

จากภาพ 3.2 การสอนระบบรู้จำเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธีมีลำดับกระบวนการ คือ

- (1) นำเข้าข้อมูลสำหรับการสอนระบบรู้จำเสียงของเครื่องดนตรีไทย

- รู้จำ
- (2) กำหนดประเภทของข้อมูล ให้สัมพันธ์กับขั้นตอนวิธีที่ใช้ในกระบวนการ
 - (3) ประมวลผลด้วยขั้นตอนวิธี โดยปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ให้ได้ผลลัพธ์ (Output) ที่ถูกต้องมากที่สุด
 - (4) เก็บค่าผลลัพธ์ (Output) ที่ได้จากข้อ 3 เพื่อใช้ในกระบวนการจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทย



ภาพที่ 3.3 การจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี(ข้อมูลชุดทดสอบระบบรู้จำ)

จากภาพที่ 3.3 การจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี สำหรับข้อมูลชุดทดสอบระบบรู้จำ มีลำดับกระบวนการ คือ

- (1) นำเข้าข้อมูลชุดทดสอบระบบรู้จำเสียงของเครื่องดนตรีไทย
- (2) กำหนดประเภทของข้อมูล ให้สัมพันธ์กับขั้นตอนวิธีที่ใช้ในกระบวนการ
- (3) ประมวลผลด้วยค่าผลลัพธ์ (Output) ของขั้นตอนวิธีที่ได้จากการสอนระบบรู้จำเสียง จากภาพที่ 3.2 (ขั้นตอนที่ 4)

รู้จำ

- (4) บันทึกผลลัพธ์ (Output) ที่ได้จากข้อ 3 เพื่อใช้ในวิเคราะห์ต่อไป

3.2.2 ผลลัพธ์การรู้จำของขั้นตอนวิธี

ในการปรับแต่งค่าฟังก์ชันของขั้นตอนวิธีจะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน ซึ่งในการวิจัยจะปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ของแต่ละขั้นตอนวิธีจนได้ค่าที่ทำให้ผลลัพธ์การรู้จำที่ถูกต้องมากที่สุด ซึ่งได้ผลลัพธ์การปรับแต่งค่าของแต่ละขั้นตอนวิธีดังนี้

ตารางที่ 3.2 ค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี C5.0

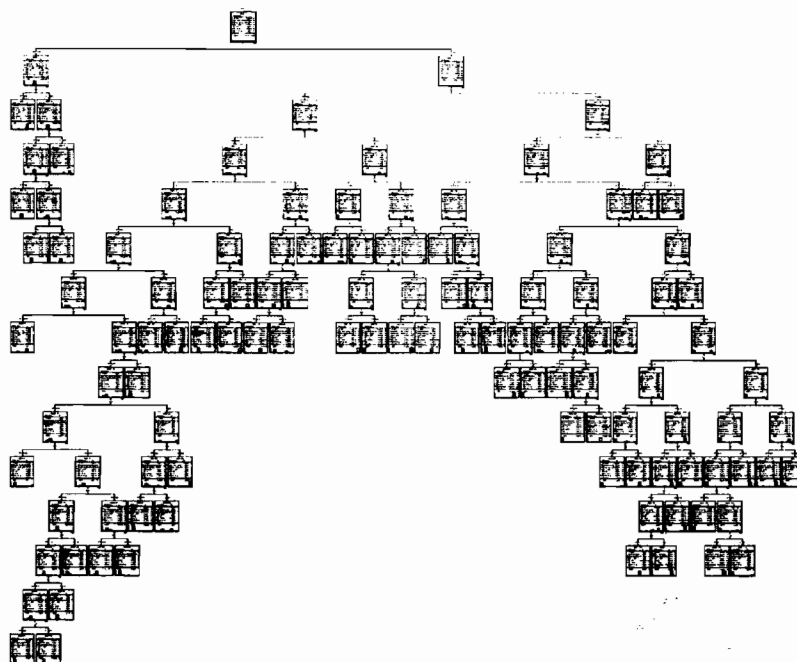
Use boosting	Cross-validate	Correct (%)
2	10	92.68
4	10	98.93
6	10	98.93
8	10	99.64
10	10	99.82
12	10	99.82
14	10	99.82
16	10	100
18	10	99.82
20	10	99.8
10	2	99.64
10	4	99.64
10	6	99.64
10	8	99.64
10	12	99.64
15	15	99.82
20	20	99.82

การปรับค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี C5.0 ดังแสดงในตารางที่ 3.2 พิจารณา ค่าพารามิเตอร์ที่พัฒนาจากขั้นตอนวิธี C4.5 คือ boosting และค่า Cross-validate ซึ่งมีส่วนสำคัญในการใช้แบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับการทดสอบ โดยช่วงแรกจะทำการปรับค่า boosting ตั้งแต่ 2 ถึง 20 และตั้งค่า Cross-validate เท่ากับ 10 จากนั้น จึงทดลองปรับค่าในส่วนอื่น เช่น Cross-validate เพื่อ ยืนยันความถูกต้องค่าพารามิเตอร์ พบว่าเมื่อปรับแต่งค่า boosting เท่ากับ 16, ค่า Cross-validate เท่ากับ 10 จะได้ค่าความถูกต้องมากที่สุดคือได้ค่าความถูกต้องในการรู้จำ 100 %

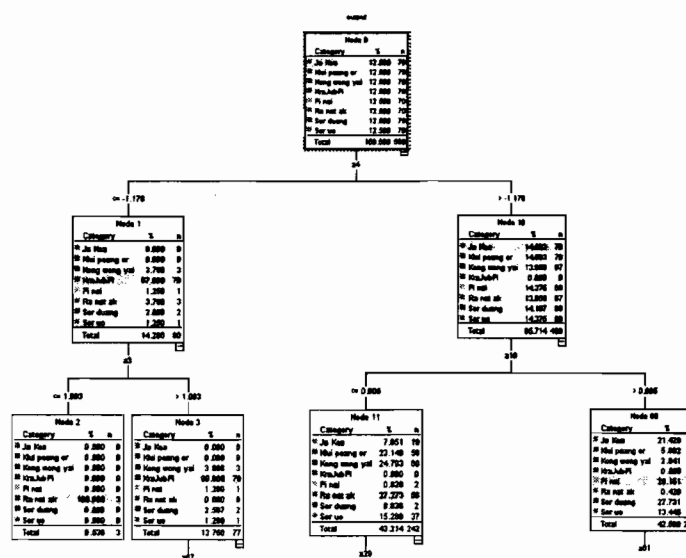
ตารางที่ 3.3 ตัวอย่างผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธี C5.0

1	2	3	4.....98	99	100	101	ค่าเป้าหมาย	ค่าเอาท์พุท
1	-2.0192	0.9408		0.0051	-0.0351	-0.0068	Klui peang or	Klui peang or
1	-1.2915	0.1226		0.0286	-0.0252	-4.76E-04	Klui peang or	Klui peang or
1	-1.0796	-0.00506		-0.0017	0.0682	-0.0393	Pi nai	Pi nai
1	-2.4319	1.6567		-0.0224	0.0257	-0.0049	Pi nai	Pi nai
1	-2.4592	1.7517		-0.0121	0.0431	-0.0229	Pi nai	Pi nai
1	-2.3029	1.4345		0.0029	0.0453	-0.0283	Pi nai	Pi nai
1	-2.6433	2.2115		0.0255	0.0604	-0.0310	Pi nai	Pi nai
1	-2.7739	2.3863		0.0348	0.0674	-0.0408	Pi nai	Pi nai
1	-2.5990	2.1090		0.0036	0.0020	-0.0155	Pi nai	Pi nai
1	-1.9749	1.0121		-0.0347	0.1103	-0.0385	Pi nai	Pi nai
1	-2.0021	0.8219		-0.0278	-0.0479	0.0596	Pi nai	Pi nai
1	-1.8356	0.6549		0.1106	-0.0388	0.0063	Pi nai	Pi nai
1	-2.7184	2.2814		-0.0044	-0.0631	0.0463	Pi nai	Pi nai
1	-1.8681	0.7496		-0.0079	-0.0954	0.0600	Pi nai	Pi nai
1	-2.2342	1.3885		0.0785	-0.2659	0.1431	Pi nai	Pi nai
1	-2.4830	1.9292		0.0301	-0.1919	0.1275	Pi nai	Pi nai

การวิเคราะห์ค่าความถูกต้องของข้อมูลที่ใช้ในการรู้จำหรือการสอน ดังแสดงในตารางที่ 3.3 สามารถพิจารณาเปรียบเทียบจากค่าอินพุทและค่าเอาท์พุท โดยค่าอินพุท คือข้อมูลชนิดของเครื่องดนตรีไทยที่นำเข้าสู่ขั้นตอนวิธี และค่าเอาท์พุทเป็นผลลัพธ์ชนิดของเครื่องดนตรีไทยที่ได้จากขั้นตอนวิธี ซึ่งจากตาราง 3.8 แสดงว่าไม่มีค่าความผิดพลาดของขั้นตอนวิธี C5.0



ภาพที่ 3.4 ภาพต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากขั้นตอนวิธี C5.0



ภาพที่ 3.5 ตัวอย่างไหนดรากลของต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากขั้นตอนวิธี C5.0

จากภาพที่ 3.4 เป็นภาพต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากขั้นตอนวิธี C5.0 โดยเมื่อพิจารณาในรายละเอียด ดังภาพที่ 3.5 เป็นตัวอย่างของการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ โดยเริ่มต้นจากการเลือกแอตทริบิวต์ที่ดีที่สุดมาสร้างเป็นไหนดรากล คือไหนด 0 แล้วแบ่งแยกค่าแอตทริบิวต์ด้วยค่า ≤ -1.178

ออกเป็นโหนดลูก คือ โหนด 1 และด้วยค่า ≥ -1.178 เป็นโหนดลูกอีกหนึ่งโหนด คือ โหนด 10 และทำซ้ำต่อไปเรื่อยๆ

สำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์ในขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ในการทดลองจะพิจารณาจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ซึ่งมีผลต่อค่าความถูกต้องแม่นยำของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับดังที่ได้อธิบายไว้ก่อนแล้ว

ตารางที่ 3.4 ค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 1

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
5	0	0	51.69
10	0	0	71.79
15	0	0	60.71
20	0	0	65.18
25	0	0	63.21
30	0	0	74.46
35	0	0	74.82
40	0	0	75
45	0	0	74.11
50	0	0	77.86
55	0	0	77.5
60	0	0	71.07
65	0	0	77.32
70	0	0	77.86
75	0	0	75.71
80	0	0	72.68
85	0	0	78.21
90	0	0	79.86
95	0	0	78.04

ตารางที่ 3.4 ค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 1 (ต่อ)

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
100	0	0	75.89
105	0	0	75.54

การปรับค่าพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี

จากตารางที่ 3.4 แสดงการปรับตั้งค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ในชั้นซ่อนที่ 1 ซึ่งได้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือ 79.86% ที่โหนดเท่ากับ 90 จากนั้นจึงทำการปรับค่าโหนดละเอียดในช่วง 86 ถึง 89 และ 91 ถึง 94 แสดงตามตารางที่ 3.4 พบว่าที่โหนดเท่ากับ 87 ได้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือ 80.18 %

ตารางที่ 3.5 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 1 อย่างละเอียด

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
86	0	0	74.29
87	0	0	80.18
88	0	0	79.86
89	0	0	75.71
91	0	0	75.89
92	0	0	74.29
93	0	0	75.36
94	0	0	77.32

ตารางที่ 3.6 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 2

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
87	5	0	63.57
87	10	0	66.79
87	15	0	75.64
87	20	0	77.86
87	25	0	79.46
87	30	0	82.86
87	35	0	85
87	40	0	79.82
87	45	0	86.07
87	50	0	82.32
87	55	0	79.82
87	60	0	87.5
87	65	0	80.36
87	70	0	82.32
87	75	0	86.61
87	80	0	85.36
87	85	0	86.43
87	90	0	88.21
87	95	0	86.25
87	100	0	82.32

ตารางที่ 3.6 แสดงการปรับตั้งค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ในชั้นซ่อนที่ 2 โดย ตั้งค่าโหนดของชั้นซ่อนที่ 1 คงที่ไว้ที่ 87 โดยในชั้นซ่อนที่ 2 ได้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือ 88.21% ที่โหนดเท่ากับ 90 จากนั้นจึงทำการปรับค่าโหนดละเอียดในช่วง

86 ถึง 89 และ 91 ถึง 94 แสดงตามตารางที่ 3.66 พบว่าที่ไหนคเท่ากับ 93 ได้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือ 90.54 %

ตารางที่ 3.7 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 2 อย่างละเอียด

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
87	86	0	86.25
87	87	0	86.25
87	88	0	84.64
87	89	0	83.21
87	91	0	83.57
87	92	0	85.89
87	93	0	90.54
87	94	0	86.07

ตารางที่ 3.8 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 3

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
87	93	5	30.18
87	93	10	61.25
87	93	15	67.32
87	93	20	70.36
87	93	25	82.32
87	93	30	81.61
87	93	35	83.04
87	93	40	82.14
87	93	45	80.54

ตารางที่ 3.8 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 3 (ต่อ)

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าความถูกต้อง
87	93	50	83.57
87	93	55	83.39
87	93	60	83.75
87	93	65	85.18
87	93	70	86.79
87	93	75	87.32
87	93	80	82.52
87	93	85	79.64
87	93	90	88.57
87	93	95	90.54
87	93	100	76.79

ตารางที่ 3.8 แสดงการปรับตั้งค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อน-กลับ ในชั้นซ่อนที่ 3 โดยตั้งค่าโหนดของชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 87 และชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 93 พบว่าในชั้นซ่อนที่ 3 ได้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด คือ 90.54% ที่โหนดเท่ากับ 95 จากนั้นจึงทำการปรับค่าโหนดละเอียดในช่วง 91 ถึง 94 และ 96 ถึง 99 แสดงตามตารางที่ 3.8 พบว่า ไม่มีค่าโหนดที่ให้ค่าความถูกต้องมากกว่า 90.54% ที่โหนดเท่ากับ 95

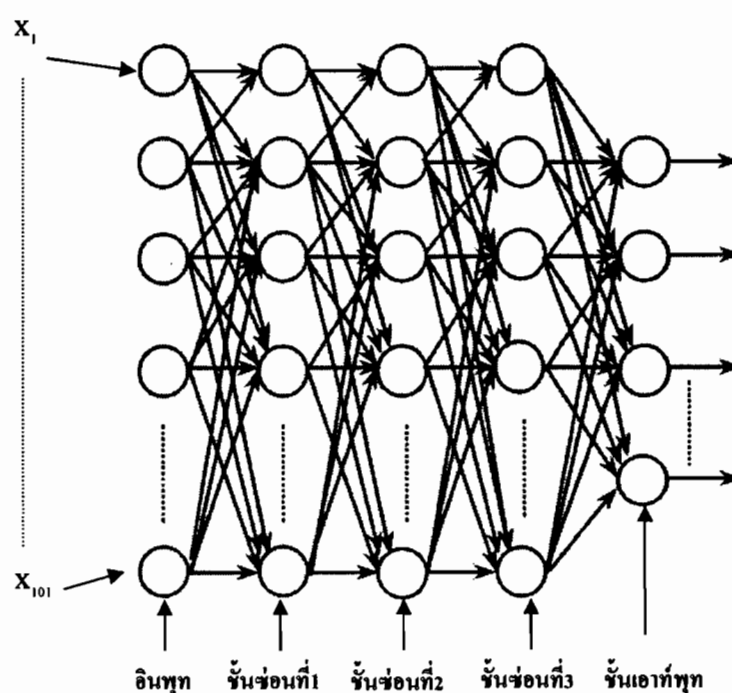
ตารางที่ 3.9 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 3 อย่างละเอียด

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าเอาต์พุต
87	93	91	86.61
87	93	92	82.32
87	93	93	81.43

ตารางที่ 3.9 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ
ชั้นซ่อนที่ 3 อย่างละเอียด (ต่อ)

ชั้นซ่อนที่1	ชั้นซ่อนที่2	ชั้นซ่อนที่3	ค่าเอททุก
87	93	94	83.21
87	93	96	88.21
87	93	97	81.07
87	93	98	84.46
87	93	99	87.14

จากการปรับค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ได้ค่าปรับแต่งค่าโหนดในชั้นซ่อนทั้ง 3 คือ ชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 87, ชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 93, ชั้นซ่อนที่ 3 เท่ากับ 95 ได้ค่าความถูกต้องในการเรียนรู้จำ 90.54 %



ภาพที่ 3.6 ภาพโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ภาพที่ 3.5 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการค่าพารามิเตอร์ซึ่งปรับแต่งค่า โหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 87, ชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 93, ชั้นซ่อนที่ 3 เท่ากับ 95 โดยมีจำนวน เอาต์พุตเท่ากับจำนวนเครื่องดนตรีไทย คือ 8 ชนิด

ตารางที่ 3.10 ตัวอย่างผลลัพธ์ของขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ

1	2	3	4.....98	99	100	101	ค่าเป้าหมาย	ค่าเอาต์พุต
1	-2.0213	0.9731		0.03800	0.0134	-0.0210	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.9068	0.8942		0.0238	0.0399	-0.0480	Ja Kea	Ja Kea
1	-2.4481	2.0922		-0.0305	0.0947	-0.0523	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.7272	0.6806		0.0084	0.0075	2.6279	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.9629	1.0148		0.0138	0.0452	-0.0405	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.7483	0.5985		0.0058	0.0035	-0.0047	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.782	0.6458		0.01200	0.0031	-0.0082	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.5696	0.4234		0.0020	0.0108	-0.0081	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.6371	0.5229		-0.00019	0.0156	0.0012	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.5328	0.3452		-0.0049	-0.00052	0.0162	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.3703	0.3587		0.0035	-6.8051	0.0287	Ja Kea	Ja Kea
1	-2.1977	1.2926		0.0122	0.0279	-0.0455	Ja Kea*	Pi nai*
1	-1.4338	0.3535		0.0093	0.0122	-0.0160	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.8795	0.8621		-0.0055	0.0119	-0.0082	Ja Kea	Ja Kea
1	-1.6060	0.4478		0.0084	0.0124	-0.0270	Ja Kea	Ja Kea
1	-2.0443	1.0365		0.0145	0.0396	-0.0482	Ja Kea*	Pi nai*

ในการวิเคราะห์ค่าความถูกต้องของข้อมูลที่ใช้ในการรู้จำหรือการสอน ดังแสดง ในตารางที่ 3.10 สามารถพิจารณาเปรียบเทียบจากค่าอินพุตและค่าเอาต์พุต โดยค่าอินพุต คือข้อมูล ชนิดของเครื่องดนตรีไทยที่นำเข้าสู่ขั้นตอนวิธี และค่าเอาต์พุตเป็นผลลัพธ์ชนิดของเครื่องดนตรีไทย ที่ได้จากขั้นตอนวิธี ซึ่งจากตาราง 3.10 จะมีค่าความผิดพลาดอยู่ 2 ค่า

ตารางที่ 3.11 ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน

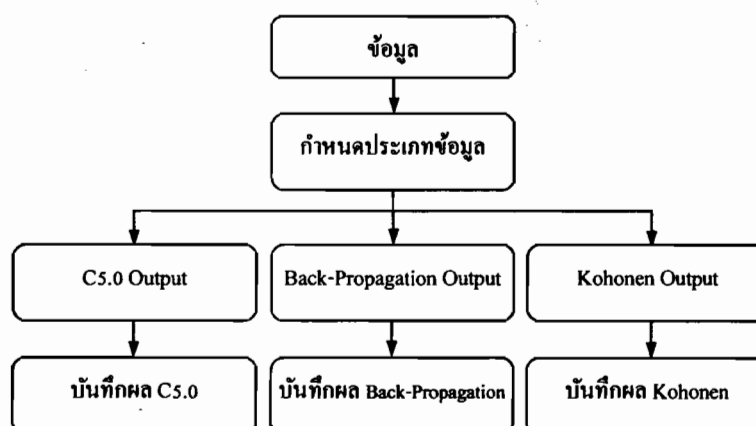
random seed	Cluster								ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
	1	2	3	4	5	6	7	8	
5	50	27	29	96	81	68	68	141	37.37
10	57	39	36	89	81	65	62	131	30.65
15	133	64	72	75	97	28	38	53	33.47
20	54	28	30	92	84	69	64	139	36.05
25	139	58	66	80	82	30	48	57	32.55
30	51	24	42	84	79	73	77	130	32.06
35	48	26	36	97	75	69	77	132	34.28
40	127	80	66	79	97	38	25	48	33.18
45	55	40	31	99	84	56	54	141	36.21
50	137	68	70	77	87	26	43	52	33.42
55	125	79	68	80	90	43	26	49	30.97
60	48	22	35	101	80	67	70	137	36.98
65	52	27	28	99	82	69	56	147	39.73
70	55	40	30	88	79	65	60	143	35.02
75	53	32	28	102	76	73	60	136	35.90
80	125	74	64	82	105	38	24	48	33.95
85	119	71	66	81	99	47	22	55	30.33
90	126	83	61	81	93	44	18	54	33.11
95	46	25	37	90	78	67	80	137	35.36
100	52	22	36	100	77	67	76	130	34.60
150	50	37	23	99	82	69	60	140	37.19

ตารางที่ 3.11 แสดงการปรับค่าพารามิเตอร์โครงข่ายประสาทเทียมก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน โดยในการทดลองได้จำกัดการแสดงผลให้เป็น 8 กลุ่มตามประเภทข้อมูล และ

ปรับค่า random seed ให้แสดงผลในการจัดกลุ่มให้ชัดเจน โดยใช้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็นเกณฑ์ กล่าวคือ ถ้าข้อมูลของแต่ละกลุ่มมีค่าใกล้เคียงค่าเฉลี่ยมาก ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจะมีค่าน้อย หรือในทางตรงกันข้าม ถ้าข้อมูลของแต่ละกลุ่มแตกต่างจากค่าเฉลี่ยมาก ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานก็จะมีค่ามาก ซึ่งจากตารางที่ 3.11 เมื่อกำหนดค่า random seed เท่ากับ 85 จะได้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยที่สุด คือ 30.33

3.3 ขั้นตอนการจำแนกเสียงดนตรี

การจำแนกเสียงดนตรี จะใช้ข้อมูลเสียง จำนวน 350 เสียง จึงมีข้อมูลทั้งสิ้น 2,800 ตัวอย่าง โดยมีขั้นตอนในกระบวนการ ดังนี้



ภาพที่ 3.7 การจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี

จากภาพที่ 3.5 การจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี มีลำดับกระบวนการ คือ

- (1) นำเข้าข้อมูลจริงในการจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทย
- (2) กำหนดประเภทของข้อมูล ให้สัมพันธ์กับขั้นตอนวิธีที่ใช้ในกระบวนการรู้จำ
- (3) ประมวลผลด้วยค่าผลลัพธ์ (Output) ของขั้นตอนวิธี ด้วยพารามิเตอร์ที่ได้จากขั้นตอนการรู้จำ
- (4) บันทึกผลลัพธ์ (Output) ที่ได้จากข้อ 3 เพื่อใช้ในวิเคราะห์และเปรียบเทียบต่อไป

บทที่ 4

วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากการวิเคราะห์การรู้จำและการจำแนกเสียงดนตรีไทย ดังรายละเอียดในขั้นตอนการดำเนินการวิจัย โดยจะนำผลลัพธ์ในการจำแนกเสียงดนตรีไทยของแต่ละขั้นตอนวิธีมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าความถูกต้อง โดยพิจารณาค่าผลลัพธ์ในลักษณะ Confusion Matrix ซึ่งอธิบายได้ดังนี้

ให้ a,d คือจำนวนข้อมูลที่มีในการทำนายถูก

และ ให้ b,c คือ จำนวนข้อมูลที่มีในการทำนายผิด

โดยการหาค่าความถูกต้องรวม ซึ่งแสดงด้วย Confusion Matrix ตามในตารางที่ 4.1 สามารถคำนวณได้จาก $((a+d)/(b+d)) \times 100$

ตารางที่ 4.1 ลักษณะการแสดงผลการวิเคราะห์ผลด้วย Confusion Matrix

	PREDICTED CLASS		
		Class=Yes	Class=No
	Class=Yes	a	b
	Class=No	c	d

4.1 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทย

4.1.1 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี C5.0

ในขั้นตอนการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์เพื่อให้กระบวนการเรียนรู้จำด้วยขั้นตอนวิธี C5.0 ได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด ได้ค่าการปรับแต่ง คือ Boosting และ Cross-validate 10 และนำมาใช้ในขั้นตอนการจำแนกเสียงดนตรี ได้ผลลัพธ์ ดังนี้

ตารางที่ 4.2 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี C5.0

เครื่องดนตรี	จะเข้	ขลุ่ยเพียงออ	ฆ้องวงใหญ่	กระจับปี่	ปี่ใน	ระนาดเอก	ซอด้วง	ซออู้
จะเข้	250	14	2	3	22	29	17	13
ขลุ่ยเพียงออ	25	233	25	3	12	49	1	2
ฆ้องวงใหญ่	2	43	266	12	8	17	0	2
กระจับปี่	2	1	0	329	3	14	1	0
ปี่ใน	21	4	3	7	282	1	25	7
ระนาดเอก	2	9	10	5	2	307	0	15
ซอด้วง	61	2	3	2	26	0	255	1
ซออู้	64	8	8	7	8	7	15	233

ขั้นตอนวิธี C5.0 เป็นเทคนิคที่เหมาะสมในการจำแนก มีจุดเด่นด้านความเร็ว การจัดกลุ่มของข้อมูล และให้ค่าความถูกต้องสูง มีผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 4.2 การให้ผลลัพธ์ง่ายต่อการวิเคราะห์ โดยให้ค่าถูกต้องในการจำแนกเสียงดนตรีไทย เท่ากับ ร้อยละ 76.96 มีเครื่องดนตรีที่ให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงอันดับที่ 1 คือ กระจับปี่ เท่ากับ ร้อยละ 94.00 และอันดับที่ 2 คือ ระนาดเอก เท่ากับ ร้อยละ 87.71

4.1.2 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ

ในขั้นตอนการปรับแต่งค่าเพื่อให้กระบวนการเรียนรู้จำด้วยขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ ได้ค่าความถูกต้องที่สุด ได้ค่าการปรับแต่ง คือปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ของโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 87, ชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 93, ชั้นซ่อนที่ 3 เท่ากับ 95 และนำมาใช้ในขั้นตอนการจำแนกเสียงดนตรี ได้ผลลัพธ์ ดังนี้

ตารางที่ 4.3 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ

เครื่องดนตรี	จะเข้	ขลุ่ยเพียงออ	ฆ้องวงใหญ่	กระจับปี่	ปี่ใน	ระนาดเอก	ซอด้วง	ซออู้
จะเข้	243	4	4	0	9	11	51	28
ขลุ่ยเพียงออ	24	196	76	1	5	17	24	7
ฆ้องวงใหญ่	28	90	182	9	6	8	11	16
กระจับปี่	6	9	4	301	1	16	5	8
ปี่ใน	54	4	3	1	214	3	53	18
ระนาดเอก	19	13	5	1	0	277	2	33

ตารางที่ 4.3 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ (ต่อ)

เครื่องดนตรี	จะเข้	ขลุ่ยเพียงออ	ฆ้องวงใหญ่	กระจับปี่	ปี่ใน	ระนาดเอก	ซอด้วง	ซออู้
ซอด้วง	65	9	7	0	15	0	250	4
ซออู้	44	7	1	0	5	15	34	244

ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับเป็นเทคนิคที่ให้ผลลัพธ์ที่ง่ายในการวิเคราะห์ ในการวิจัยพบว่าหากต้องการให้ขั้นตอนวิธีให้ผลลัพธ์ที่สูงขึ้น จะต้องใช้เวลาในการประมวลผลมากขึ้น โดยมีผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 4.3 โดยให้ค่าถูกต้องในการจำแนกเสียงดนตรีไทย เท่ากับ ร้อยละ 68.11 มีเครื่องดนตรีที่ให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงอันดับที่ 1 คือ กระจับปี่ เท่ากับ ร้อยละ 86.00 และอันดับที่ 2 คือ ระนาดเอก เท่ากับ ร้อยละ 79.14

4.1.3 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน

ในขั้นตอนการปรับแต่งค่าเพื่อให้กระบวนการเรียนรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน ได้ค่าการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ให้แสดงผลลัพธ์ออกเป็น 8 กลุ่ม และเมื่อได้ค่าที่เหมาะสมแล้ว จึงนำมาใช้กับชุดข้อมูลจริง

ตารางที่ 4.4 ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน

เครื่องดนตรี	จะเข้	ขลุ่ยเพียงออ	ฆ้องวงใหญ่	กระจับปี่	ปี่ใน	ระนาดเอก	ซอด้วง	ซออู้
จะเข้	80	78	13	4	9	45	66	55
ขลุ่ยเพียงออ	57	177	2	4	6	84	61	23
ฆ้องวงใหญ่	49	59	4	13	16	141	41	27
กระจับปี่	4	4	33	219	48	11	14	17
ปี่ใน	18	40	23	30	120	11	67	108
ระนาดเอก	43	21	5	5	8	223	18	17
ซอด้วง	45	105	6	7	16	27	104	40
ซออู้	49	35	23	8	22	9	84	120

โครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน เป็นเทคนิคที่ให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างจากขั้นตอนวิธีทั้งสองข้างต้น โดยผลลัพธ์ที่ได้จะแสดงเป็นพิกัดแกน x และแกน y ผู้วิจัยได้ปรับคุณสมบัติให้มีการแสดงผลเพียง 8 กลุ่ม เพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลในแต่ละข้อมูลเสียงดนตรีไทยให้แสดงผลลัพธ์ได้สอดคล้องกับรูปแบบที่ใช้แสดงผลในขั้นตอนวิธีทั้งสองข้างต้น และสามารถนำมาเปรียบเทียบผลลัพธ์ได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน มีผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 4.3 โดยให้ค่าถูกต้องในการจำแนกเสียงดนตรีไทย เท่ากับ ร้อยละ 33.07 มีเครื่องดนตรีที่ให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกเสียงอันดับที่ 1 คือ ระนาดเอก เท่ากับ ร้อยละ 66.57 และอันดับที่ 2 คือ กระจำปี เท่ากับ ร้อยละ 62.57

4.2 วิเคราะห์ผลการจำแนกเสียงดนตรีไทย

ในการจำแนกเสียงดนตรีไทย พบว่าขั้นตอนวิธี C5.0 ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับให้ผลลัพธ์ ค่าความถูกต้องของเสียง กระจำปี และระนาดเอก เป็นอันดับที่ 1 และ 2 ตามลำดับ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน ให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องของเสียงระนาด เอก และกระจำปี เป็นอันดับที่ 1 และ 2 ตามลำดับ ซึ่งพบว่าการจำแนกเสียงดนตรีด้วยขั้นตอนวิธีทั้ง 3 นั้น ให้ผลลัพธ์ในสองอันดับแรกเป็นเสียงจากเครื่องดนตรีเดียวกัน เมื่อพิจารณาจากลักษณะของเสียงที่บันทึกมาใช้เป็นข้อมูลในงานวิจัย พบว่า ลักษณะทางกายภาพของเครื่องดนตรีแต่ละชนิดมีผลต่อการจำแนก เช่น ระนาดเอก ที่สร้างจากไม้ จะสามารถบันทึกเสียงได้เด่นชัดมากกว่าฆ้องวงใหญ่ที่สร้างจากโลหะ หรือลักษณะของการบรรเลงของเครื่องดนตรีแต่ละชนิด เช่น เครื่องสี หรือ คีล ที่เมื่อบรรเลงจริงจะมีบางจังหวะที่ต้องเล่นเร็ว และบางจังหวะที่บรรเลงเป็นเสียงโน้ตเดี่ยว ซึ่งรูปแบบของข้อมูลเสียงดังกล่าวมีผลต่อการจำแนกด้วยขั้นตอนวิธีด้วย ประกอบกับขั้นตอนวิธี ที่มีคุณลักษณะที่แตกต่างกันจะมีความสามารถในการระบุลักษณะที่แตกต่างกัน

หากพิจารณาเสียงของเครื่องดนตรีที่ให้ผลลัพธ์ในการจำแนกต่ำที่สุด พบว่า ขั้นตอนวิธี C5.0 มีเสียงของขลุ่ยเพียงออ และซอด้วง ที่ให้ผลลัพธ์ความถูกต้องต่ำที่สุด สำหรับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ เสียงของฆ้องวงใหญ่ ให้ผลลัพธ์ความถูกต้องต่ำที่สุด และโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน เสียงของฆ้องวงใหญ่ให้ผลลัพธ์ความถูกต้องต่ำที่สุด ซึ่งพบว่าแม้ขั้นตอนวิธี C5.0 มีผลลัพธ์ความถูกต้องของเสียงเครื่องดนตรีทั้งสองดังกล่าวข้างต้น ต่ำ แต่ก็มีค่าสูงกว่าการจำแนกด้วยขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนน

สาเหตุที่ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบก่อดัวด้วยตนเองของโคโฮเนนให้ผลลัพธ์ความถูกต้องในการจำแนกเสียงของฆ้องวงใหญ่ถูกต้องต่ำที่สุด

เป็นผลมาจากคุณลักษณะของเสียงที่ใช้ในการทดลองและการขั้นตอนวิธีมาประยุกต์ใช้ในการ
จำแนกที่ไม่เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูล

บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

จากผลการวิจัยพบว่าขั้นตอนวิธีที่ให้ประสิทธิภาพสูงสุดคือ ขั้นตอนวิธี C5.0 ซึ่งให้ผลลัพธ์คิดเป็นร้อยละ 76.96 โดยมีการจำแนกเครื่องดนตรีได้โดยไม่ปะปนกันมากที่สุด จำนวน 5 คู่ ได้ชัดเจน โดยเมื่อพิจารณาประสิทธิภาพการเรียนรู้จำกับประสิทธิภาพการจำแนกเสียงดนตรีไทย พบว่า เป็นสัดส่วนกัน คือ ในขั้นตอนวิธีที่ให้ผลลัพธ์การเรียนรู้จำสูง จะให้ผลลัพธ์การจำแนกสูงเช่นกัน จากการวิจัยพบว่าขั้นตอนวิธี C5.0 มีผลลัพธ์ในการจำแนกและเรียนรู้จำเสียงดนตรีไทยดีที่สุด โดยขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ ให้ผลลัพธ์ที่ดีเป็นอันดับที่สอง และโครงข่ายประสาทเทียม ก่อตัวด้วยตนเองของโคโฮเนน ให้ผลลัพธ์ที่ไม่ดีนักซึ่งมีผลมาจากการจำกัดกลุ่มของการแสดงผล และเป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

การจำแนกเสียงดนตรีไทยด้วยขั้นตอนวิธี C5.0 มีประสิทธิภาพสูงกว่าขั้นตอนวิธีอื่นในการทดลอง ทั้งในด้านความเร็ว และความถูกต้องของข้อมูล โดยเมื่อพิจารณาถึงค่าพารามิเตอร์ในส่วนของ Boosting พบว่าเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกเสียงดนตรีให้ดียิ่งขึ้น และลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผลมีความเหมาะสมกับขั้นตอนวิธีต้นไม้ตัดสินใจ

5.2 ข้อเสนอแนะ

แนวทางการพัฒนาและศึกษาการจำแนกเสียงของเครื่องดนตรีไทย ด้วยขั้นตอนวิธี C5.0 ในอนาคตควรจะมุ่งเน้นทำการศึกษาดังนี้

5.2.1 คนตรีไทยมีท่วงทำนองในการบรรเลงหลากหลาย เสียงดนตรีไทยมีการตั้งเสียงตามประสบการณ์ของผู้บรรเลง ประกอบกับลักษณะของการบรรเลงในแต่ละครั้งจะมีความหนักเบา แตกต่างกัน ดังนั้นแม้ว่าจะเป็นเครื่องดนตรีชนิดเดียวกัน ก็อาจให้คุณลักษณะของเสียงที่แตกต่างกันบ้างไม่มากนักน้อย จึงควรเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกเสียงที่บรรเลงในท่วงทำนองที่ต่างกัน โดยศึกษาเทคนิคการวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของเสียงดนตรีไทย โดยนำการวิเคราะห์ลักษณะเด่นของเสียงอย่างน้อย 2 วิธี มาใช้ร่วมกันคัดลักษณะเด่น เพื่อให้ได้ข้อมูลที่น่าไปใช้ในการประมวลผลได้ดียิ่งขึ้น

5.2.2 ควรเพิ่มประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี C5.0 โดยใช้กลุ่มข้อมูลเสียงดนตรีที่หลากหลายชนิดยิ่งขึ้น โดยมีข้อมูลครบทุกช่วงเสียงที่ใช้บรรเลงจริงในวงดนตรีไทย และศึกษากระบวนการบันทึกเสียงดนตรีและรูปแบบจัดเก็บข้อมูลเสียงที่ให้มีคุณลักษณะเด่นชัดยิ่งขึ้น รวมถึงอัตราการสุ่มเสียง (Sampling Rate) ความละเอียดของข้อมูลเสียง และความยาวของเสียง

5.2.3 ควรศึกษาแนวทางการพัฒนาระบบการรู้จำและการจำแนกเสียงดนตรีไทยโดยสร้างเป็นโปรแกรมสำเร็จรูป เพื่อประโยชน์ในการปรับแต่งเสียงเครื่องดนตรี หรือนำไปสร้างสื่อการเรียนการสอน

เอกสารอ้างอิง

เอกสารอ้างอิง

- [1] วีระ ทองไพบูลย์, ไชยันต์ สุวรรณชีวะศิริ และวิวัฒน์ ผ่องฉายติ. “การระบุชนิดเครื่องดนตรีไทยโดยใช้ลักษณะเด่นของเสียงดนตรีและโครงข่ายประสาทเทียม”, ใน National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC2006). น.467-473.
ขอนแก่น : โรงแรม โซฟีเทล ราชา ออคิด ขอนแก่น, 2549.
- [2] วีระ ทองไพบูลย์ และวิวัฒน์ ผ่องฉายติ. “การวิเคราะห์เสียงดนตรีไทยจากเพลงบรรเลงเดี่ยว”, ใน National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC2007).
น.790-797. กรุงเทพมหานคร : โรงแรมมิราเคิล แกรนด์, 2550.
- [3] วณิชชากร พงศ์ทัศน์ และฐิมาพร เพชรแก้ว. “การรู้จำเสียงโน้ตดนตรีไทยประเภทจะเข้ด้วยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน”, ใน National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC2008). น. 1-8. ชลบุรี : โรงแรมลองบีช การ์ดैन โฮเต็ล แอนด์ สปา พัทยา, 2551.
- [4] G. Agostini, M. Longari and E. Pollastri. “Musical Instrument Timbres Classification with Spectral Features”, in European Association for Signal Processing (EURASIP).
New York: Hindawi Publishing Corp, 2003.
- [5] A. Asheibi, D. Stirling and D. Sutanto. “Classification and Explanatory Rules of Harmonic Data”, in Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC'08),
p.1-5. Sydney: Australia, 2008.
- [6] J. D. Deng, C. Simmermacher and S. Cranefield. “A Study on Feature Analysis for Musical Instrument Classification”, IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, PART B: CYBERNETICS. 38(2): 429-438; APRIL, 2008.
- [7] Q. Ding , N. Zhang. “Classification of Recorded Musical Instruments Sounds Based on Neural Networks”, in Proceedings of the 2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Image and Signal Processing (CIISP 2007). p.157-162. Honolulu, Hawaii: United States of America, 2007.
- [8] M. Granzow and et al. “Tumor Classification by Gene Expression Profiling: Comparison and Validation of Five Clustering Methods”, ACM SIGBIO Newsletter. 21(1): 16-22;
April, 2001.

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [9] S. Gunasekaran , K. Revathy. “Fractal Dimension Analysis of Audio Signals for Indian Musical Instrument Recognition”, in International Conference on Audio, Language and Image Processing 2008(ICALIP2008). p.257-261. Shanghai: China, 2008.
- [10] D. Jegelevičius and et al. “Application of Data Mining Technique for Diagnosis of Posterior Uveal Melanoma”, INFORMATICA. (13)4: 455-464; August, 2002.
- [11] Z. Niu, L. Zong, Q. Yan, Z. Zhao. “Auto-Recognizing DBMS Workload Based on C5.0 Algorithm”, in IEEE Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining. p.777-780. Moscow: Russia, 2009.
- [12] D-C. Park. “Classification of audio signals using Fuzzy c-Means with divergence-based Kernel”, Pattern Recognition Letters. 30: 794-798, 2009.
- [13] P. Somerville, A.L. Uitdenbogerd. “Multitimbral Musical Instrument Classification”, in Proceedings of the International Symposium on Computer Science and its Applications (CSA'08). p.269-274. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) Computer Society, 2008.
- [14] J. Yu, X. Chen, D. Yang. “Chinese Folk Musical Instruments Recognition in Polyphonic Music”, in International Conference on Audio, Language and Image Processing 2008(ICALIP2008). p.1145-1152. Shanghai: China, 2008.
- [15] C. Xu, and et al. “MUSICAL GENRE CLASSIFICATION USING SUPPORT VECTOR MACHINES”, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP2003). 5: 429-432; April, 2003.
- [16] สราวุธ สุจิตกร. การวิเคราะห์เสียงดนตรีไทย. นครราชสีมา : โรงพิมพ์เลิศศิลป์ (1994), 2545.
- [17] สงบศึก ธรรมวิหาร. ครุยางค์ไทย. กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2540
- [18] อัมภาวูร สาคริก. เครื่องดนตรีไทย. กรุงเทพฯ : สำนักงานอุทยานการเรียนรู้, 2550
- [19] มนตรี ตราโมท. ครุยางค์ศาสตร์ไทย. กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์มติชน, 2540
- [20] พยุง มีสัง. “ระบบพีชชีและโครงข่ายประสาทเทียม”, เอกสารประกอบการสอน. <http://suanpalm3.kmutnb.ac.th/teacher/phayung/>. มิถุนายน, 2553.
- [21] Rabiner, L. R., Juang, B. H. Fundamentals of speech recognition. New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1993.

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [22] Laurene Fausett. Fundamentals of neural networks architectures algorithms and applications. New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [23] โอภาส แก้วคำย. การจำแนกกลุ่มเพลงไทยเดิม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยศิลปากร, 2552.
- [24] อานนท์ นามสนิท. การจำแนกกลุ่มเพลงไทยเดิมโดยใช้ซอฟต์แวร์เดอเรียแมชชีนส์. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 2549.
- [25] โครงการสารานุกรมไทยสำหรับเยาวชน โดยพระราชประสงค์ในพระบาทสมเด็จพระเจ้าอยู่หัว สารานุกรมไทยสำหรับเยาวชนฯ เล่มที่ 25. <http://kanchanapisek.or.th>. สิงหาคม, 2551.
- [26] Sim Sian, Hui Kelvin. Using Self-Organizing Maps (SOM) to Cluster Stocks and Financial Ratios. Singapore: Nanyang Technological University, 2006.
- [27] The Laboratory of Computer and Information Science (CIS) "Department of Computer Science and Engineering, Helsinki University of Technology", SOM toolbox. <http://www.cis.hut.fi/somtoolbox/>. 2011.
- [28] Juha Vesanto, Esa Alhoniemi. "Clustering of the Self-Organizing Map", IEEE Transactions on Neural Networks. 11(3): 586-600; May, 2000.
- [29] Juha Vesanto and et al. "Self-Organizing Map in Matlab: the SOM Toolbox", in the Matlab DSP Conference 1999. p. 35-40. Espoo: Finland, 1999.
- [30] S. Furui. Digital Speech Processing, Synthesis, and Recognition. New York : Marcel Dekker, Inc., 1989.
- [31] ศักรินทร์ สิ้นไชย และคณะ. "การรู้จำคำพูด โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมด้วยการสกัดลักษณะเด่นด้วยสัมประสิทธิ์แอลพีซี". ใน Proceedings of 45th Kasetsart University Annual Conference: Architecture and Engineering and Natural Resources and Environment, p.603-610. Bangkok: Thailand, 2007.
- [32] Joe Tebelskis. Speech Recognition using Neural Networks. Doctor of Philosophy: Carnegie Mellon University, 1995.

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- [33] Eronen, Klapuri. “Musical Instrument Recognition Using Cepstral Coefficients and Temporal Features”, in IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Istanbul: Turkey, 2000.
- [34] L.Fausett. Fundamentals of neural Networks: Architectures Algorithms and Applications. New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1994
- [35] ปฎิยากร โคผดุง. ค้นไม้ตัดคลื่นใจสำหรับการวิเคราะห์ภาวะตัวรับฮอว์โมนของผู้ป่วยมะเร็งเต้านมและอัตราการอยู่รอดชีวิตของผู้ป่วยมะเร็งเต้านมในโรงพยาบาลขอนแก่น. การค้นคว้าอิสระปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยขอนแก่น, 2551.
- [36] สิทธิโชค ทุกาศกุลภิบาล. การวัดประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี ตัวจำแนก C4.5, ADTree และ Naive Bayes ในการจำแนกข้อมูลการชุกซ่อนสิ่งเสพติดสำหรับไปรษณีย์ระหว่างประเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2551.
- [37] วีระศักดิ์ ชนะมาร. การจัดกลุ่มข้อมูลปัจจัยที่ทำให้เกิดเสียงต่อโรคเบาหวานด้วย SELF ORGANIZING MAP (SOM). การค้นคว้าอิสระปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยขอนแก่น, 2552.
- [38] ปิยธิดา รุจะศิริ. การเปรียบเทียบเทคนิคการแบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์กลุ่ม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2552.
- [39] Haykin Simon. Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2nd Edition). New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1998
- [40] สุกิจ ป่านแก้ว. การรู้จำเสียงพยางค์ระดับต้นควบสระในภาษาไทยโดยวิธีสเปกตรัม LPC บนสเกลบาร์ก และ HIDDEN MARKOV MODELING. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2550.
- [41] ธฤติ บุญขายน. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นมากโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2549.



ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ

นายเอกพงศ์ แผ่นคำ

ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2536

อุตสาหกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)

สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร

พ.ศ. 2555

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

ประวัติการทำงาน

พ.ศ. 2549 – ปัจจุบัน

ตำแหน่งนักวิชาการศึกษา

สำนักงานเลขานุการคณะบริหารศาสตร์

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

ตำแหน่งและสถานที่ทำงานปัจจุบัน

นักวิชาการศึกษา

สำนักงานเลขานุการคณะบริหารศาสตร์

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

อำเภอวารินชำราบ

จังหวัดอุบลราชธานี