

บทที่ 4

การทดลองและผลการทดลอง

ในการสร้างโมเดลที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกเสียงร้องของเด็กทารกนั้น ได้มีการออกแบบการทดลองโดยทำการทดลองในทุกๆ ขั้นตอนเพื่อให้ได้โมเดลที่ดีที่สุด ดังนั้นจึงแบ่งการทดลองออกเป็นสามส่วนใหญ่ตามขั้นตอนการทำงานคือขั้นตอนการสกัดค่าคุณลักษณะ ขั้นตอนการรู้จำเสียง และขั้นตอนการจำแนกเสียง

นอกจากนั้นเพื่อเป็นการยืนยันว่าโมเดลที่สร้างขึ้นมีประสิทธิภาพสูงสุดในการจำแนกเสียงร้องของเด็กทารก จึงมีการเปรียบเทียบผลการทำการของโมเดลที่สร้างขึ้นกับอัลกอริทึมด้านการจำแนกอื่นๆ ที่ได้รับความนิยม และการทดลองเพื่อยืนยันว่าการแบ่งคลาสแบบ 4 คลาสเหมาะสมกว่าการแบ่งคลาสแบบ 5 คลาส

ในส่วนการทดลองสุดท้ายจะเป็นการนำโมเดลที่สร้างขึ้นมาทดลองกับเสียงอื่นๆ ที่ไม่ใช่เสียงร้องของเด็กทารก เพื่อเป็นการยืนยันว่าโมเดลที่สร้างขึ้นสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้ โดยเสียงที่ใช้เป็นเสียงในหมวดการเคลื่อนไหวที่จะได้นำไปประยุกต์กับงานด้านอื่นๆ ต่อไป

4.1 การทดลองส่วนขั้นตอนการสกัดค่าคุณลักษณะ

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาอัลกอริทึมและจำนวนค่าคุณลักษณะที่เหมาะสมที่สุดในการจำแนกเสียงร้องของเด็ก โดยอัลกอริทึมที่เลือกมาทดลองมี 3 อัลกอริทึมคือ สัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล การประมาณพัลซเซิงเส้นแบบอิงการรับฟังและราสตา โดยกำหนดจำนวนค่าคุณลักษณะ 4 รูปแบบคือ 10, 15, 20 และ 25 คุณลักษณะ

ในการทดลองนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม 1 โครงข่ายแทนเสียงร้อง 1 เสียง ในการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมนั้นกำหนดค่าต่างๆ ตามตารางที่ 4.1 และใช้จำนวนโหนดในแต่ละชั้นดังนี้ ชั้นอินพุตมีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนค่า

คุณลักษณะ ช่อนแรกมีโหนดจำนวน 3 โหนด ชั้นช่อนที่ 2 มีจำนวนโหนด 2 โหนด และส่วนชั้นเอาต์พุตมี 1 โหนด ซึ่งค่าเหล่านี้จะใช้ในการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมในทุกๆการทดลอง

ตารางที่ 4.1 ค่าของตัวแปรต่างๆที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม

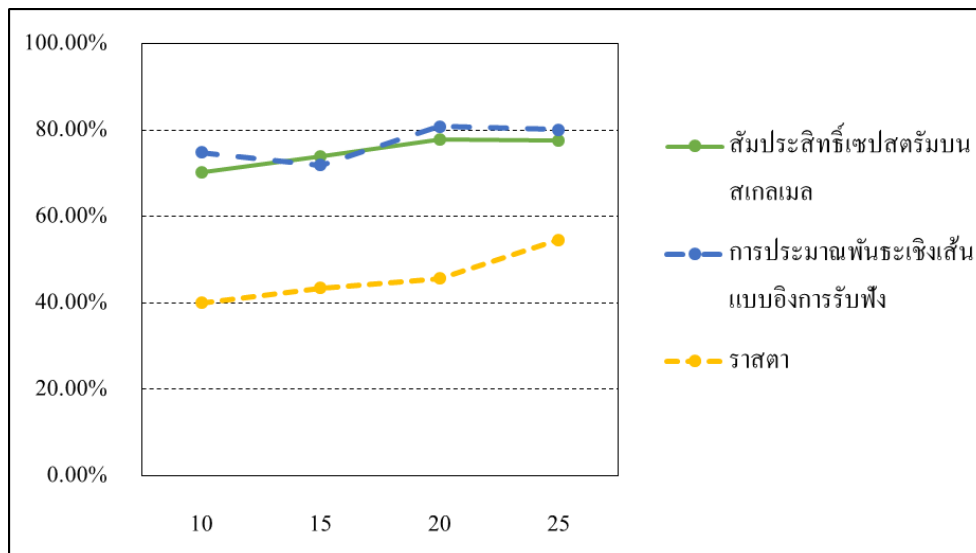
ตัวแปร	ค่าที่กำหนด
ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละโหนด	สุ่มตัวเลขตั้งแต่ 0 ถึง 1
ค่าไบแอส	1
ค่าอัตราการเรียนรู้	-0.01
ฟังก์ชันกระตุ้น	ลอกซิกมอยด์
จำนวนรอบ	เมื่อความแม่นยำมากกว่า 90 เปอร์เซนต์
เอาต์พุตที่ต้องการ	0

โดยในส่วนการจำแนกนั้นเมื่อข้อมูลผ่านโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 4 โมเดลแล้ว จะทำการหาค่าน้อยที่สุด เนื่องจากกำหนดค่าเอาต์พุตที่ต้องการเป็น 0 จากนั้นทำการระบุคลาส ซึ่งผลการทดลองแสดงตามตารางที่ 4.2 โดยผลที่ได้เป็นค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจำแนกจากการตรวจสอบความสมเหตุสมผลแบบไขว้โดยกำหนด 5 กลุ่ม

ตารางที่ 4.2 ผลการจำแนกเมื่อใช้อัลกอริทึมและจำนวนค่าคุณลักษณะที่แตกต่างกัน

อัลกอริทึม	จำนวนค่าคุณลักษณะ			
	10	15	20	25
สัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล	70.32	73.90%	77.89%	77.40%
การประมาณพันธะเชิงเส้นแบบอิงการรับฟัง	74.90%	71.91%	80.88%	80.08%
ราस्ता	40.04%	43.43%	45.62%	54.58%

จากตารางที่ 4.2 จะเห็นได้ว่าค่าเฉลี่ยของความแม่นยำเมื่อใช้อัลกอริทึมการประมาณพันธะเชิงเส้นแบบอิงการรับฟังนั้นมีค่ามากที่สุด รองลงมาคือสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมลและราस्ताตามลำดับ ส่วนจำนวนค่าคุณลักษณะนั้น ค่าที่ได้จะค่อยๆเพิ่มขึ้นแล้วจะเริ่มคงที่หรือลดลงเมื่อถึงจำนวน 25 ค่าคุณลักษณะ ดังนั้นเพื่อเป็นการเพิ่มความรวดเร็วในการทำงาน จึงเลือกค่าคุณลักษณะจำนวน 20 ค่าคุณลักษณะ ซึ่งเมื่อนำผลการทดลองที่ได้มาสร้างกราฟ จะได้กราฟตามรูปที่ 4.1 ทำให้สามารถสรุปผลการทดลองในส่วนของอัลกอริทึมและจำนวนค่าคุณลักษณะที่ใช้ โดยจะทำการประมาณพันธะเชิงเส้นแบบอิงการรับฟัง จำนวน 20 ค่าคุณลักษณะ ซึ่งจากกราฟจะพบว่าราस्ताมีผลที่ต่ำมากเนื่องจากอัลกอริทึมนี้มีการปรับค่าพารามิเตอร์ที่ไม่เหมาะสมกับเสียงรบกวนของเด็กทารก



รูปที่ 4.1 กราฟแสดงผลการจำแนกเมื่อใช้อัลกอริทึมและจำนวนค่าคุณลักษณะที่ต่างกัน

4.2 การทดลองส่วนขั้นตอนการรู้จำเสียง

การทดลองในส่วนนี้จะประกอบไปด้วยการทดลองย่อย 3 การทดลอง เพื่อสร้างโมเดลการรู้จำเสียงร้องของเด็กทารกที่เหมาะสม ซึ่งจะประกอบไปด้วยการทดลองสร้างอัตราส่วนข้อมูลที่เหมาะสม การทดลองหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมโดยหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม และการทดลองเพื่อเลือกวิธีการนอร์มัลไลเซชันข้อมูล

4.2.1 การทดลองสร้างอัตราส่วนข้อมูลที่เหมาะสม

ในการสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมนั้น อัตราส่วนระหว่างคลาสของข้อมูลที่สนใจกับคลาสของข้อมูลอื่นๆ จะส่งผลเป็นอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการรู้จำ ดังนั้นการทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาอัตราส่วนข้อมูลของแต่ละคลาสที่เหมาะสม เพื่อจะได้นำอัตราส่วนนี้ไปใช้สร้างโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

การทดลองนี้จะสนใจการแบ่งอัตราส่วนทั้งหมด 6 รูปแบบ คือ 50 : 50, 40 : 60, 60 : 40, 30 : 70, 70 : 30 และ 25 : 75 (จำนวนคลาสที่สนใจ:จำนวนคลาสอื่น) ซึ่งจำนวนคลาสอื่นๆ ใน 5 รูปแบบนั้นจะทำการสุ่ม แต่รูปแบบสุดท้ายจะมีจำนวนข้อมูลทุกคลาสเท่ากันหมด คือ 25 เปอร์เซ็นต์ โดยจะใช้อัตราส่วนที่แตกต่างกันนี้สร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมา จากนั้นทดลองใช้โมเดลที่สร้างขึ้นเหล่านี้ในการจำแนก

การทดลองนี้ใช้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่กล่าวไปในหัวข้อ 4.2 ซึ่ง
จะทำการจำแนกเพียงว่าเสียงที่กำลังพิจารณาอยู่นั้นใช่หรือไม่ใช่คลาสที่กำลังพิจารณา ผลการ
ทดลองแสดงตามตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการจำแนกเมื่อใช้อัตราส่วนข้อมูลที่แตกต่างกัน

จำนวนคลาสที่สนใจ:จำนวนคลาสอื่น	คลาสที่พิจารณา			
	1	2	3	4
50 : 50	73.50%	73.00%	46.00%	83.00%
40 : 60	70.00%	63.00%	59.00%	60.00%
60 : 40	71.50%	71.00%	62.00%	85.00%
30 : 70	75.00%	90.00%	78.00%	86.00%
70 : 30	70.00%	78.00%	69.00%	76.00%
25 : 75	80.00%	96.00%	78.00%	86.00%

ซึ่งผลจากตารางที่ 4.3 แสดงให้เห็นว่า การแบ่งข้อมูลด้วยอัตราส่วน 25 : 75 นั้นจะ
ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดในการจำแนก เมื่อเทียบผลกับทุกๆคลาส เนื่องจากโครงข่ายประสาท
เทียมจะได้เรียนรู้ข้อมูลในคลาสทุกคลาสอย่างละเท่ากัน ทำให้ได้เปรียบเมื่อเจอข้อมูลที่ไม่
รู้จัก

4.2.2 การทดลองหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมโดยหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม

การทดลองนี้จะทำการเปรียบเทียบผลการจำแนกระหว่างการใช้จำนวนชั้นซ่อน 1
ชั้นซ่อนกับ 2 ชั้นซ่อน โดยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้นซ่อนนั้นจะมี
จำนวนโหนดเท่ากับ 3 โหนด ส่วนโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อนนั้น
จะมีโครงสร้างตามที่กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.2

ในการทดลองนี้จะทำการจำแนกข้อมูลโดยจะพิจารณาว่าข้อมูลนั้นๆใช่หรือไม่ใช่
คลาสที่กำลังพิจารณาอยู่เท่านั้น เพื่อความรวดเร็วในการทดลอง ซึ่งตารางที่ 4.4 แสดงผลการ
จำแนกข้อมูลระหว่าง 1 ชั้นซ่อนและ 2 ชั้นซ่อน

ซึ่งจากตารางที่ 4.4 จะพบว่า การใช้ 2 ชั้นซ่อนจะให้ผลในการจำแนกที่ดีกว่า 1 ชั้น
ซ่อนในทุกๆคลาส ส่วนการใช้จำนวนชั้นซ่อนที่มากกว่า 2 ชั้นซ่อนนั้น จะทำให้โครงข่าย
ประสาทเทียมทำงานช้าลงเป็นอย่างมาก จึงไม่เหมาะที่จะนำมาใช้งาน

ตารางที่ 4.4 ผลการจำแนกระหว่าง 1 ชั้นซ้อนและ 2 ชั้นซ้อน

คลาสที่พิจารณา	จำนวนชั้นซ้อน	
	1	2
เอะ/แอะ	84.06%	85.93%
เฮะ	84.37%	84.68%
เนะ	74.68%	75.31%
อาว	88.43%	90.62%

4.2.3 การทดลองเพื่อเลือกวิธีการนอร์มัลไลเซชันข้อมูล

อัลกอริทึมในการนอร์มัลไลเซชันข้อมูลนั้นมีมากมายหลายอัลกอริทึม ในการทดลองนี้จะเป็นการนำข้อมูลที่ผ่านการนอร์มัลไลซ์ด้วยอัลกอริทึมต่างๆมาเปรียบเทียบผลการจำแนกกับข้อมูลปกติ เพื่อเลือกวิธีการนอร์มัลไลซ์ที่เหมาะสมกับเสียงร้องของเด็กทารกมากที่สุด

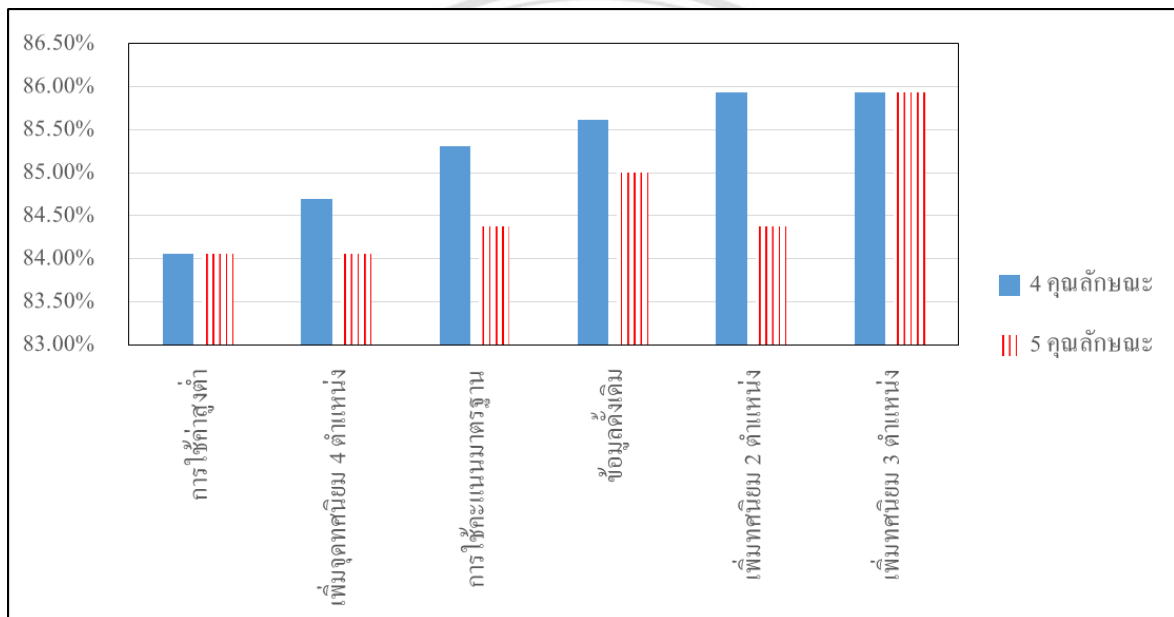
ในการทดลองนั้นได้เลือกอัลกอริทึมในการนอร์มัลไลซ์มา 3 อัลกอริทึมคือการนอร์มัลไลเซชันจากค่าสูงต่ำ การนอร์มัลไลเซชันโดยใช้คะแนนมาตรฐาน และการนอร์มัลไลเซชันโดยการปรับจุดทศนิยม ในส่วนการปรับจุดทศนิมนั้นได้ใช้ 3 รูปแบบคือเพิ่มจำนวนจุดทศนิยม 2, 3 และ 4 ตำแหน่ง

นอกจากนี้การทดลองนี้ได้ทำการเพิ่มรูปแบบการจำแนกเป็น 2 รูปแบบคือใช้ ค่าคุณลักษณะ 4 คุณลักษณะ ซึ่งก็คือค่าเอาต์พุตจากโครงข่ายประสาทเทียม และค่าคุณลักษณะ 5 คุณลักษณะ ซึ่งก็คือค่าเอาต์พุตจากโครงข่ายประสาทเทียม 4 คุณลักษณะรวมกับค่าจากพีชชีโลจิกหรือตัวแปรใหม่อีก 1 คุณลักษณะ ส่วนการจำแนกนั้นใช้เคเนียร์สเนเบอร์ในการจำแนก โดยใช้ระยะทางแบบยุคลิดและจำนวนข้อมูลใกล้เคียงคือ 3

ซึ่งตารางที่ 4.5 แสดงผลการจำแนกซึ่งการนอร์มัลไลเซชันโดยการปรับเพิ่มจำนวนจุดทศนิยม 3 ตำแหน่งให้ผลที่ดีที่สุดทั้ง 2 รูปแบบ สาเหตุที่ทำให้การปรับเพิ่มจุดทศนิยมให้ผลการจำแนกที่ดีขึ้นก็เพราะว่า ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองนั้นมีค่าน้อยมากๆ การเพิ่มจุดทศนิมย่อมทำให้ข้อมูลมีความละเอียดมากขึ้น โคนรูปที่ 4.2 จะเป็นการเรียงผลการจำแนกจากมากไปหาน้อย

ตารางที่ 4.5 ผลการจำแนกเมื่อใช้วิธีนอร์มัลไลเซชันข้อมูลที่แตกต่างกัน

จำนวนค่า คุณลักษณะ	ข้อมูลดั้งเดิม	วิธีการนอร์มัลไลซ์ข้อมูล				
		การใช้ค่าสูงต่ำ	การใช้คะแนน มาตรฐาน	การปรับจุดทศนิยม		
				2	3	4
4	85.62%	84.06%	85.31%	85.94%	85.94%	84.69%
5	85.00%	84.06%	84.38%	84.38%	85.94%	84.06%



รูปที่ 4.2 กราฟผลการจำแนกเมื่อใช้วิธีนอร์มัลไลเซชันข้อมูลที่แตกต่างกันโดยเรียงจากน้อยไปมาก

4.3 การทดลองส่วนขั้นตอนการจำแนก

ประสิทธิภาพในการจำแนกของ เคเนียร์สเนเบอร์นั้นขึ้นอยู่กับสองปัจจัยคือระยะทางที่ใช้ และค่า k ดังนั้นในส่วนนี้จะประกอบไปด้วยการทดลอง 2 การทดลองแต่ละการทดลองเพื่อหาผลที่ดีที่สุดในแต่ละปัจจัยของเคเนียร์สเนเบอร์

4.3.1 การทดลองเพื่อหาค่า k ที่เหมาะสมของเคเนียร์สเนเบอร์

การทดลองนี้จะหาค่า k ที่เหมาะสมในการจำแนกเสียงร้องของเด็กทารก ซึ่งการทดลองนี้จะใช้รูปแบบของข้อมูล 2 รูปแบบเหมือนการทดลองที่ 4.2.3 ส่วนเคเนียร์สเนเบอร์ที่ใช้จะใช้ระยะทางแบบยูคลิด ส่วนค่า k ที่จะทำการเปรียบเทียบนั้นมีด้วยกัน 3 ค่าคือ 3, 4 และ 5 ซึ่งผลการทดลองเป็นไปตามตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ผลการจำแนกเมื่อใช้ค่า k ที่แตกต่างกัน

จำนวนค่าคุณลักษณะ	ค่า k เมื่อใช้ระยะทางแบบยุคลิด		
	3	4	5
4	85.94%	83.75%	85.31%
5	85.94%	84.69%	84.69%

ผลการทดลองจากตารางที่ 4.6 แสดงให้เห็นว่าเมื่อใช้ค่า k เท่ากับ 3 และใช้ระยะทางแบบยุคลิดในทั้งสองรูปแบบของข้อมูลจะให้ผลการจำแนกที่ดีกว่าการใช้ค่า k มีค่าเท่ากับ 4 และ 5

4.3.2 การทดลองระยะทางแบบต่างๆของเคนีเยรสเนเบอร์

การทดลองนี้จะหาระยะทางที่เหมาะสมเพื่อนำไปใช้จำแนกเสียงร้องของทารก โดยจะทำการเลือกระยะทางมา 3 รูปแบบคือระยะทางโดยพิจารณาจากตัวอักษร ระยะทางแบบยุคลิดและระยะทางแบบมินคอฟสกี โดยส่วนระยะทางแบบมินคอฟสกีนั้นจะทำการเลือกค่า j 3 แบบคือ 3, 4 และ 5 และในการทดลองจะใช้ค่า k เท่ากับ 3 ซึ่งได้พิสูจน์แล้วจากการทดลองที่ 4.3.1 โดยตารางที่ 4.7 จะแสดงผลการจำแนก

ตารางที่ 4.7 ผลการจำแนกเมื่อใช้ระยะทางแบบต่างๆ

จำนวนค่าคุณลักษณะ	ระยะทางโดยพิจารณา จากตัวอักษร	ระยะทางแบบยุคลิด	ระยะทางแบบมินคอฟสกี		
			3	4	5
4	78.86%	85.94%	85.31%	85.00%	85.31%
5	81.98%	85.94%	84.38%	85.63%	86.25%

จากตารางที่ 4.7 การใช้ระยะทางแบบมินคอฟสกีโดยใช้ค่า j เท่ากับ 5 และใช้จำนวนค่าคุณลักษณะเท่ากับ 5 ให้ผลการจำแนกที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับการใช้ระยะทางแบบอื่นๆ และในส่วนจำนวนค่าคุณลักษณะนั้น ค่าคุณลักษณะ 4 คุณลักษณะจะให้ผลในการจำแนกน้อยกว่า 5 คุณลักษณะเสมอ

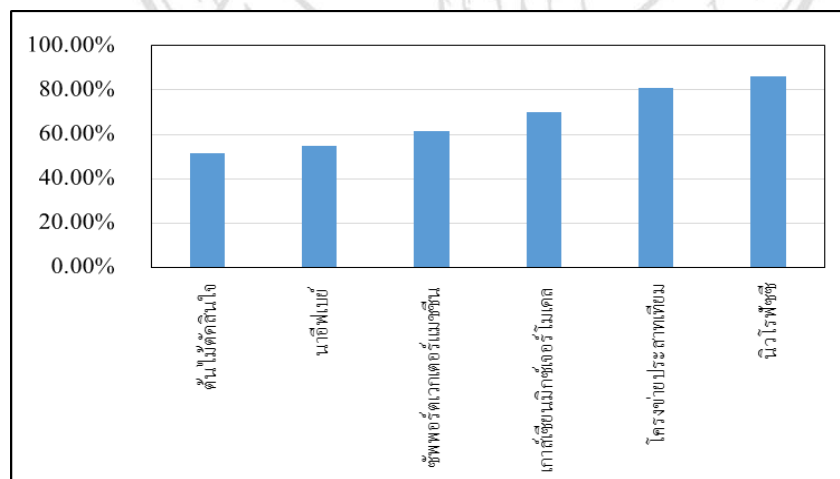
4.4 การทดลองเพื่อการเปรียบเทียบผลระหว่างอัลกอริทึม

เพื่อยืนยันโมเดลที่สร้างขึ้นมาผ่านการทดลองต่างๆ ว่ามีประสิทธิภาพในการจำแนกเสียงร้องของเด็กทารก จึงทำการเปรียบเทียบผลการจำแนกกับอัลกอริทึมในการจำแนกที่ได้รับความนิยมอื่นๆ

- ต้นไม้ตัดสินใจ ในการทำงานเลือกต้นไม้ตัดสินใจแบบ Binary Tree
- นาอ็ฟเบย์ อาศัยหลักความน่าจะเป็นในการจำแนก
- เกาส์เซียนมิกซ์เจอร์โมเดลมีการใช้อัลกอริทึม Expectation Maximization (EM) โดยกำหนดจำนวนการแจกแจงแบบเกาส์เซียน (Gaussian Distribution) ที่ 4
- ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีการใช้อัลกอริทึมแบบ One-Again-One โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) แบบ Polynomial Function ลำดับที่ 3
- โครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะเป็นโมเดลที่ได้รับการปรับปรุง คือโมเดลที่นำค่าต่ำของโครงข่ายมาทำการจำแนก

โดยทุกการทดลองจะตั้งค่าอัลกอริทึมเหล่านี้ตามที่กล่าวไปข้างต้น ซึ่งค่าเหล่านี้ถือเป็นค่ามาตรฐาน สามารถใช้งานได้ทั่วไปในทุกๆการทำงาน

เมื่อนำผลการทดลองจากอัลกอริทึมต่างๆ มาสร้างกราฟจะได้กราฟตามรูปที่ 4.3 โดยแสดงผลการจำแนกของทุกอัลกอริทึม ซึ่งจะเห็นได้ว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นจะให้ผลการจำแนกดีที่สุด รองลงมาคือโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนต้นไม้ตัดสินใจนั้นจะให้ผลที่แย่ที่สุด



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างอัลกอริทึม

4.5 การทดลองการแบ่งคลาสของข้อมูล

ในการทดลองนี้จะเป็นการทดลองเพื่อหาว่า ควรทำการรวมค่าที่ออกเสียงใกล้เคียงกันมาก มีความหมายและวิธีการดูแลเด็ก 2 คำคือ แอะ กับ เอะ ไว้เป็นคลาสเดียวกันหรือไม่ เพื่อให้ได้โมเดลที่มี

ประสิทธิภาพในการจำแนกเสียงสูงสุด โดยในการทดลองนี้จะใช้โมเดลนิวโรฟัซซี่ที่ได้ออกแบบมา ซึ่งจะมีการทดลอง 10 ครั้งแล้วเลือกครั้งที่ผลดีที่สุด ซึ่งผลการทดลองเป็นไปตามตารางที่ 4.8 ซึ่งจากตารางจะเห็นได้ว่าการแบ่งคลาสของข้อมูลเป็น 5 คลาสนั้นจะทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกทดลองไปอย่างมาก ดังนั้นในการทำวิทยานิพนธ์นี้จึงแบ่งคลาสของข้อมูลเป็น 4 คลาส

ตารางที่ 4.8 ผลการจำแนกระหว่างเมื่อแบ่งข้อมูลเป็น 4 คลาส

จำนวนคลาส	
4	5
86.25%	69.49%

เมื่อนำข้อมูลแบบ 5 คลาสมาทำการสร้างคอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) จะได้ผลตามตารางที่ 4.9 ซึ่งจากตารางจะเห็นได้ว่าคำว่า เอะ กับ แอะ จะมีการทำนายผิดที่สูงมากเมื่อเทียบกับคำอื่นๆ ทำให้สามารถสรุปได้ว่าสองคำนี้มีความใกล้เคียงกันสูงและมีความเหมาะสมแล้วที่จะรวมสองคำนี้ไว้ในคลาสเดียวกัน

ตารางที่ 4.9 ตัวอย่างคอนฟิวชันเมทริกซ์ของข้อมูล 5 คลาส

		คลาสที่ทำนาย				
		เอะ	แอะ	เฮะ	นะ	อว
คลาสจริง	เอะ	5	5	3	0	1
	แอะ	5	3	0	0	0
	เฮะ	1	1	8	0	1
	นะ	1	0	1	5	0
	อว	0	1	2	1	6

4.6 การทดลองกับเสียงอื่นๆที่ไม่ใช่เสียงร้องของเด็กทารก

ในการทดลองนี้จะเป็นการยืนยันว่าอัลกอริทึมที่สร้างขึ้นสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับเสียงร้องอื่นๆที่ไม่ใช่เสียงร้องของเด็กทารก โดยเสียงที่จะใช้ในการทดลองนี้จะเป็นคำพูดภาษาไทยที่กล่าวไปแล้วในบทที่ 3 โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 4 การทดลองคือ จำนวนพยางค์ การออกเสียง และเสียงรบกวน ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อทดสอบว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้งานได้หลากหลายในปัจจุบันต่างๆได้ การสร้างโมเดลในการทำงานจะใช้อัลกอริทึมตามที่ทดลองมาตั้งแต่การทดลองที่ 4.1 ถึงการทดลองที่ 4.3 โดยจะทำการสอนโมเดลให้เรียนรู้ใหม่ทั้งหมด ในทุกๆการทดลองจะมีการ

เปรียบเทียบผลกับอัลกอริทึมอื่นๆ โดยจะทำการทดลองอัลกอริทึมละ 100 ครั้ง แล้วนำผลที่ได้มาหาค่าเฉลี่ย แบ่งการทดลองออกเป็น 3 แบบคือ เสียงผู้ชาย เสียงผู้หญิง และรวมเสียงผู้ชายกับผู้หญิง

4.6.1 การทดลองปัจจัยด้านจำนวนพยางค์

การทดลองนี้เพื่อทดสอบว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นจะสามารถใช้จำแนกคำที่มีจำนวนพยางค์ที่ต่างกันโดยยังคงประสิทธิภาพในการจำแนกที่สูงไว้ได้หรือไม่ ในการทดลองนี้ใช้คำทั้งหมด 6 คำแบ่งเป็น 1 พยางค์ (ซ้าย ขวา), 2 พยางค์ (ต่อไป ย้อนกลับ) และ 3 พยางค์ (การตั้งคำ ไปข้างหน้า) ซึ่งจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้แบ่งเป็น เสียงผู้ชายและเสียงผู้หญิงประเภทละ 420 ชุดข้อมูล รวม 840 ชุดข้อมูล โดยตารางที่ 4.10 แสดงผลการจำแนก ซึ่งจะเห็นว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพสูงสุด เสียงผู้ชาย จะให้ผลดีที่สุด และการรวมเสียงผู้ชายกับผู้หญิงจะให้ผลต่ำสุด

ตารางที่ 4.10 ผลการจำแนกของปัจจัยด้านจำนวนพยางค์

ชนิดของชุดข้อมูล	อัลกอริทึม				
	ต้นไม้ตัดสินใจ	นาอ็อฟเบย์	เกาส์เซียนมิกซ์เจอร์โมเดล	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	นิวโรฟัซซี่
เสียงผู้ชาย	44.99%	47.08%	71.35%	81.75%	91.25%
เสียงผู้หญิง	44.02%	39.59%	71.60%	82.96%	84.69%
รวม	44.57%	31.81%	68.88%	75.72%	78.99%

4.6.2 การทดลองปัจจัยด้านการออกเสียง

การทดลองนี้เพื่อทดสอบว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นจะสามารถใช้จำแนกคำที่มีลักษณะการออกเสียงแตกต่างกันโดยยังคงประสิทธิภาพในการจำแนกที่สูงไว้ได้หรือไม่ ในการทดลองนี้ใช้คำทั้งหมด 5 คำ คือ ซ้าย, ขวา, หน้า, หลัง และหยุด ซึ่งจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้แบ่งเป็น เสียงผู้ชายและเสียงผู้หญิงที่ออกเสียงปกติประเภทละ 350 ชุดข้อมูล รวม 700 ชุดข้อมูล เสียงผู้ชายและเสียงผู้หญิงที่มีการออกเสียงแบบต่างๆอีกประเภทละ 210 ชุดข้อมูล รวม 420 ชุดข้อมูล โดยตารางที่ 4.11 แสดงผลการจำแนก ซึ่งจะเห็นว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพสูงสุด เสียงผู้ชายและเสียงผู้หญิงจะให้ผลใกล้เคียงกัน และการรวมเสียงผู้ชายกับผู้หญิงจะให้ผลต่ำสุด

ตารางที่ 4.11 ผลการจำแนกของปัจจัยด้านการออกเสียง

ชนิดของ ชุดข้อมูล	อัลกอริทึม				
	ต้นไม้ ตัดสินใจ	นาอ็ฟเบย์	เกาส์เซียนมิกซ์ เจอร์โมเดล	ซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน	นิวโรฟัซซี่
เสียงผู้ชาย	61.25%	68.48%	77.44%	83.93%	97.65%
เสียงผู้หญิง	49.15%	52.06%	76.98%	78.29%	97.27%
รวม	53.71%	53.18%	83.62%	81.54%	92.94%

4.6.3 การทดลองปัจจัยด้านเสียงรบกวน

การทดลองนี้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นว่าจะสามารถใช้จำแนกคำที่มีเสียงรบกวนได้หรือไม่ โดยการทดลองเสียงรบกวนนั้นจะใช้เสียงรบกวนรูปแบบเสียงดนตรี ในการทดลองนี้จะเปิดเพลงบรรเลงเป็นการรบกวนเสียงต้นฉบับโดยเลือกชุดข้อมูลแบบเดียวกับการทดลองที่ 4.6.2 แต่นำมาเฉพาะเสียงปกติ ซึ่งผลการทดลองแสดงตามตารางที่ 4.12 ซึ่งจะเห็นได้ว่า ประสิทธิภาพในการจำแนกของแต่ละอัลกอริทึมจะลดลงบ้างจากตารางที่ 4.11 ที่ใช้ชุดข้อมูลที่คล้ายกัน ในส่วนอัลกอริทึมที่เสนอยังคงมีผลการจำแนกที่ดีอยู่มีเทียบกับอัลกอริทึมอื่นๆ

ตารางที่ 4.12 ผลการจำแนกของปัจจัยเสียงรบกวน

ชนิดของ ชุดข้อมูล	อัลกอริทึม				
	ต้นไม้ ตัดสินใจ	นาอ็ฟเบย์	เกาส์เซียนมิกซ์ เจอร์โมเดล	ซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน	นิวโรฟัซซี่
เสียงผู้ชาย	57.28%	61.71%	78.40%	80.49%	92.18%
เสียงผู้หญิง	53.93%	56.08%	81.15%	75.23%	87.82%
รวม	53.70%	56.13%	73.76%	76.57%	84.85%