

บทที่ 3

ขั้นตอนในการแก้ปัญหา

ในการแก้ปัญหารู้จำและจำแนกเสียงนั้นได้มีงานวิจัยต่างๆก่อนหน้านี้ที่ทำมาแล้วมากมาย เช่น การพิจารณาโรค Asphyxia จากเสียงร้องของเด็กทารก[6] การแยกแยะว่าเด็กทารกนั้นกำลังร้องไห้อยู่หรือไม่[9] เป็นต้น ซึ่งแต่ละงานวิจัยนั้นจะใช้อัลกอริทึมที่แตกต่างกันในการแก้ปัญหาไม่ว่าจะเป็นสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมต การประมาณพันธะเชิงเส้นแบบอิงการรับฟังในส่วนของ การสกัดค่าคุณลักษณะ และใช้โครงข่ายประสาทเทียม ฟัซซีโลจิก เกเนียร์สเนเบอร์ในส่วนของการ จำแนก

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการหาอัลกอริทึมที่เหมาะสมในส่วนของการสกัดค่าคุณลักษณะ และนำ โครงสร้างในการจำแนกด้วยวิธีนิวโรฟัซซีที่ได้รับการปรับปรุงแล้ว[3] มาแก้ไขเพิ่มเติมเพื่อให้ได้ อัลกอริทึมที่เหมาะสมในการจำแนกเสียงร้องของเด็กทารก โดยในขั้นตอนการทำงานนั้นมีส่วนประกอบต่างๆ 4 ขั้นตอนดังนี้คือ

ขั้นตอนที่ 1 การสร้างชุดข้อมูลจากคลิปวิดีโอและตัวอย่างเสียงร้อง ขั้นตอนนี้จะนำเสียงร้อง มาผ่านกระบวนการต่างๆเพื่อให้ได้เสียงที่พร้อมในการนำไปใช้งานต่อไป

ขั้นตอนที่ 2 การสกัดค่าคุณลักษณะ ขั้นตอนนี้จะนำเสียงร้องที่ได้มาสร้างเป็นชุดข้อมูลเพื่อนำไปสร้างโมเดลในการรู้จำเสียงร้อง

ขั้นตอนที่ 3 การรู้จำเสียง ขั้นตอนนี้จะประกอบไปด้วยขั้นตอนย่อยๆ 3 ขั้นตอนคือ การใช้โครงข่ายประสาทเทียม การนอร์มัลไลเซชันข้อมูล และฟัซซีโลจิก เพื่อสร้างโมเดลในการรู้จำเสียงร้องขึ้นมา

ขั้นตอนที่ 4 การจำแนกเสียง ขั้นตอนนี้จะเป็นการวัดประสิทธิภาพในการรู้จำเสียงร้องของโมเดลที่สร้างขึ้นโดยใช้เกเนียร์สเนเบอร์รูปแบบต่างๆ

3.1 ขั้นตอนการสร้างชุดข้อมูล

ชุดข้อมูลเสียงร้องของเด็กทารกที่ใช้ในการทำวิทยานิพนธ์นี้อ้างอิงมาจาก [1] ซึ่งชุดข้อมูลนั้นได้มีการรวบรวมมาจากคลิปวิดีโอรายการและตัวอย่างคลิปเสียงต่างๆที่มีการระบุความหมายของเสียงร้องไว้เรียบร้อยแล้ว ซึ่งจำนวนข้อมูลที่ได้จากคลิปวิดีโอรายการและตัวอย่างคลิปเสียงแยกตามความหมายได้จำนวนตามตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตารางแสดงจำนวนชุดข้อมูลแยกตามความหมาย

เสียงร้อง	ความหมาย	จำนวนชุดข้อมูลที่ได้
นะ	รู้สึกหิว	69
อว	รู้สึกเหนื่อย	71
เฮะ	รู้สึกไม่สบายตัว	47
แอะ	รู้สึกปวดท้องหรือท้องอืด	38
เอะ	รู้สึกอยากเรอ	26
จำนวนชุดข้อมูลที่ได้รวมทั้งหมด		251

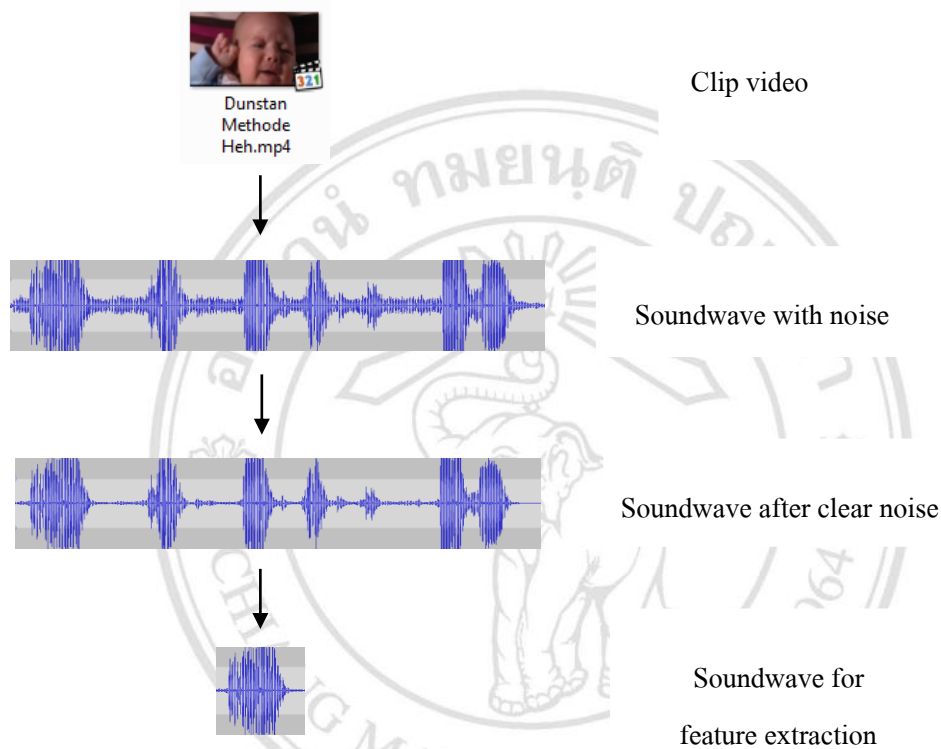
การสร้างชุดข้อมูลนั้นมีขั้นตอนแสดงตามรูปที่ 3.1 โดยเริ่มจากการนำจากนั้นคลิปวิดีโอรายการและตัวอย่างคลิปเสียง ซึ่งแต่ละคลิปจะประกอบไปด้วยเสียงร้องของเด็กทารกหลายคนคนละหลายคำ มาใช้โปรแกรม Audacity เพื่อทำการลบเสียงรบกวนของแต่ละคลิปออก จากนั้นเลือกเฉพาะเสียงร้องคำแรกของเด็กแต่ละคนเพื่อนำใช้ในขั้นตอนต่อไปคือการสกัดค่าคุณลักษณะของเสียง

ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงจำนวนชุดข้อมูลแยกตามคลาสของข้อมูล

คลาสที่	เสียงร้อง	จำนวนชุดข้อมูลที่ได้
1	แอะ,เอะ	128
2	เฮะ	94
3	นะ	138
4	อว	142
จำนวนชุดข้อมูลที่ได้รวมทั้งหมด		502

เพื่อให้การทำงานมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น จึงมีการเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลอีกเท่าตัวโดยการเปิดเสียงร้องจากโทรศัพท์มือถือแล้วอัดเสียงร้องกลับเข้าไปใหม่ วิธีนี้จะทำให้ได้ชุดข้อมูลมากขึ้นจากเดิมจาก 251 ชุดข้อมูล เป็น 502 ชุดข้อมูล นอกเหนือจากนั้นยังเป็นการสร้างชุดข้อมูลให้มีความหลากหลายจากเสียงรบกวนมากยิ่งขึ้น

ในการทำงานจะพบว่าเสียงร้อง แอะ และ เอะ มีความใกล้เคียงกันมากในการออกเสียงรวมถึงความหมาย ซึ่งวิธีการดูแลเด็กของทั้งสองเสียงนี้เหมือนกัน ดังนั้นในการทำวิทยานิพนธ์นี้จึงทำการรวมเสียงร้องสองคำนี้ไว้เป็นประเภทเดียวกัน ทำให้ได้คลาสในการทำงานทั้งหมด 4 คลาส ซึ่งมีจำนวนชุดข้อมูลแสดงตามตารางที่ 3.2 ซึ่งตารางนี้จะรวมชุดข้อมูลที่ได้ทำการอัดใหม่เพิ่มเติมตามที่ได้กล่าวไปข้างต้นเรียบร้อยแล้ว



รูปที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการสร้างชุดข้อมูล

ในส่วนของการทดสอบประสิทธิภาพอัลกอริทึมกับเสียงอื่น ๆ นั้น ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการใช้คำในภาษาไทย โดยอัดเสียงจากผู้ชาย 7 คน และผู้หญิง 7 คน ซึ่งคำที่ใช้มีทั้งหมด 9 คำคือ ซ้าย ขวา หน้า หลัง หยุด ต่อไป ย้อนกลับ การตั้งค่า และไปข้างหน้า โดยการอัดเสียงนั้นจะให้ผู้ออกเสียงพูดแบบปกติซ้ำคำละ 5 ครั้ง โดยได้ข้อมูลเพื่อนำไปใช้ทดลองตามตารางที่ 3.3

ซึ่งจากตารางที่ 3.3 นอกจากทำการอัดเสียงพูดแบบปกติแล้ว ในวิทยานิพนธ์นี้มีการอัดเสียงที่ออกเสียงในรูปแบบต่างๆ เช่น พูดเร็วๆ พูดลากเสียง ซึ่งจะอัดเสียงลำดับที่ 5 ถึง 9 โดยแต่ละคำจะอัดเสียง 3 ครั้งที่แตกต่างกัน ในส่วนของเสียงรบกวนนั้นในวิทยานิพนธ์นี้ใช้เสียงรบกวนประเภทเสียงดนตรี โดยใช้เพลงบรรเลงเป็นเสียงรบกวน ซึ่งจะนำเสียงลำดับที่ 5 ถึง 9 มาสุ่มเลือก โดยในหนึ่งเสียงนั้นจะใช้ 3 คำต่อคน ในการอัดเสียงจะทำการเปิดเสียงรบกวนและเสียงปกติพร้อมๆ กัน แล้วอัดเสียง

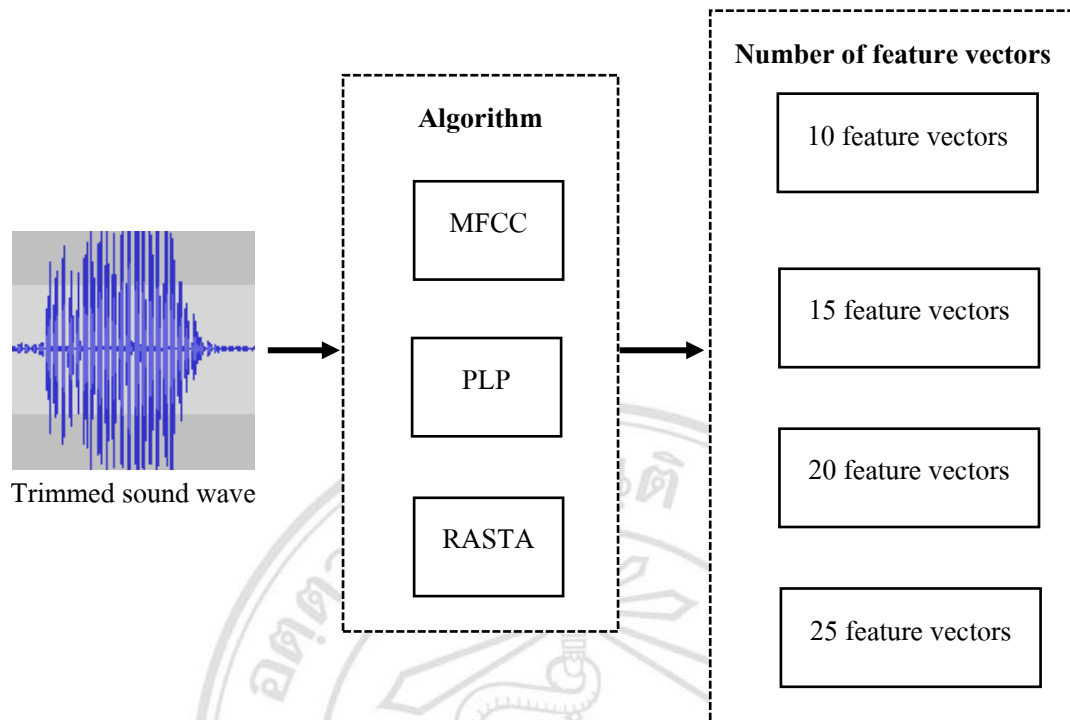
ตารางที่ 3.3 ตารางแสดงจำนวนชุดข้อมูลของคำในภาษาไทย

ลำดับที่	คำ	จำนวนชุดข้อมูลรวมชายและหญิงของเสียงแบบต่างๆ		
		ออกเสียงปกติ	ออกเสียงรูปแบบอื่นๆ	มีเสียงรบกวน
1	ต่อไป	70	-	-
2	ย้อนกลับ	70	-	-
3	การตั้งคำ	70	-	-
4	ไปข้างหน้า	70	-	-
5	ซ้าย	70	42	42
6	ขวา	70	42	42
7	หน้า	70	42	42
8	หลัง	70	42	42
9	หยุด	70	42	42

3.2 ขั้นตอนการสกัดคำคุณลักษณะ

ขั้นตอนนี้จะนำไฟล์เสียงที่ผ่านกระบวนการตัดเสียงรบกวนออกทั้ง 502 ชุดข้อมูล มาผ่านกระบวนการสกัดคำคุณลักษณะ ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะทดลองใช้ 3 อัลกอริทึมคือ สัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล การประมาณพหุเชิงเส้นแบบอิงการรับฟังและราสตา ซึ่งอัลกอริทึมเหล่านี้ต่างได้รับความนิยมอย่างมากในงานได้การรู้จำเสียงที่กล่าวไปแล้วข้างต้น ขั้นตอนการสกัดคำคุณลักษณะเป็นไปตามรูปที่ 3.2 ซึ่งจะเริ่มจากนำไฟล์เสียงมาใช้ 3 อัลกอริทึมที่กล่าวมา ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นตัวเลขซึ่งในที่นี้จะเรียกว่าคำคุณลักษณะ โดยคำคุณลักษณะที่ได้นั้นจะมีอยู่ 4 รูปแบบคือ 10 คำคุณลักษณะ, 15 คำคุณลักษณะ, 20 คำคุณลักษณะ และ 25 คำคุณลักษณะ ซึ่งทั้ง 4 รูปแบบจะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนรู้จำเสียง ซึ่งเป็นขั้นตอนต่อไป

ในการสกัดคำคุณลักษณะด้วยอัลกอริทึมสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมลนั้น จากตารางที่ 3.3 เมื่อนำคำคุณลักษณะมาพิจารณาจะพบว่า คำคุณลักษณะแรกนั้นมีค่าที่แตกต่างจากคำคุณลักษณะอื่นๆ กล่าวคือ คำคุณลักษณะอื่นๆมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 แต่คำคุณลักษณะแรกมีค่าเกิน 1 ดังนั้นจึงต้องทำการนอร์มัลไลเซชันข้อมูลด้วย โดยใช้วิธีการนอร์มัลไลเซชันโดยการปรับจุดทศนิยมตามสมการที่ (4.1)



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการสร้างค่าคุณลักษณะ

$$x_{new} = \frac{x_{old}}{10} \quad (4.1)$$

จากตารางที่ 3.4 เป็นตัวอย่างค่าคุณลักษณะของข้อมูลที่ใช้อัลกอริทึมสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมด โดยเลือกจำนวนค่าคุณลักษณะเท่ากับ 10 คุณลักษณะ ซึ่งคอลัมน์ที่ 11 จะระบุคลาสของข้อมูล ในตารางจะเป็นตัวอย่างข้อมูลของแต่ละคลาส จำนวนคลาสละ 5 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างค่าคุณลักษณะ 10 คุณลักษณะแรกและคลาสของสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมด

ค่าคุณลักษณะ										คลาส
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
5.714	-0.008	-0.398	0.025	-0.349	-0.360	-0.231	0.049	-0.307	-0.202	1
5.907	-0.022	-0.446	-0.058	-0.344	-0.350	-0.202	-0.019	-0.140	-0.168	1
6.070	-0.013	-0.435	-0.010	-0.518	-0.298	-0.230	0.004	-0.327	-0.204	1
5.817	0.225	-0.352	-0.144	-0.455	-0.548	-0.446	0.044	-0.380	-0.186	1
5.870	-0.041	-0.521	-0.220	-0.302	-0.342	-0.021	-0.040	0.066	-0.154	1
6.935	-0.243	-0.545	-0.271	-0.474	-0.226	0.090	-0.111	-0.090	-0.056	2
6.663	-0.016	-0.412	-0.427	-0.580	-0.253	-0.047	0.045	-0.264	0.015	2
6.521	-0.116	-0.270	-0.437	-0.811	-0.454	0.001	0.246	-0.018	0.073	2
6.729	-0.060	-0.356	-0.399	-0.714	-0.216	-0.075	0.047	-0.207	0.192	2
6.667	-0.123	-0.374	-0.413	-0.765	-0.401	-0.035	0.152	0.001	0.138	2

5.136	-0.198	-0.399	-0.313	-0.217	-0.554	-0.016	-0.088	-0.110	0.034	3
4.772	-0.047	-0.201	-0.336	-0.447	-0.473	-0.091	-0.231	-0.238	-0.178	3
4.841	0.003	-0.441	-0.211	-0.387	-0.425	-0.029	-0.172	-0.379	-0.111	3
4.935	-0.117	-0.360	-0.156	-0.333	-0.340	-0.245	-0.233	-0.137	-0.259	3
4.980	-0.011	-0.382	-0.255	-0.161	-0.390	-0.231	-0.140	-0.206	-0.314	3
6.085	-0.438	-0.820	-0.306	-0.230	0.001	-0.367	-0.293	0.087	-0.081	4
6.432	-0.401	-0.726	-0.200	-0.274	-0.087	-0.215	-0.301	-0.023	-0.253	4
5.684	-0.281	-0.674	-0.491	0.029	-0.759	-0.054	-0.349	-0.493	-0.740	4
5.797	-0.367	-0.662	-0.456	-0.046	-0.673	-0.084	-0.390	-0.247	-0.256	4
6.016	-0.169	-0.735	-0.266	-0.268	-0.341	-0.031	-0.212	-0.296	-0.059	4

เมื่อต้องการค่าคุณลักษณะเป็น 15, 20 และ 25 คุณลักษณะ ค่าคุณลักษณะ 10 ค่าแรกจะเหมือนกับตารางที่ 3.4 แต่จะเพิ่มค่าคุณลักษณะตามตารางที่ 3.5 โดยคอลัมน์ที่ 1 ถึง 5 จะเป็นค่าของแบบ 15 คุณลักษณะ, คอลัมน์ 1 ถึง 10 จะเป็นค่าของแบบ 20 คุณลักษณะ และคอลัมน์ 1 ถึง 15 จะเป็นค่าของแบบ 25 คุณลักษณะ

ตารางที่ 3.5 ค่าคุณลักษณะที่ 11 ถึง 25 ของสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมล

ค่าคุณลักษณะ															คลาส
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	
-0.087	-0.201	-0.120	-0.427	-0.066	0.189	0.284	0.255	0.226	0.167	0.086	0.279	0.091	0.188	0.269	1
-0.176	-0.288	-0.122	-0.365	-0.112	0.170	0.348	0.384	0.138	0.010	0.118	0.444	0.125	0.011	0.164	1
-0.273	-0.466	-0.313	-0.454	0.133	0.398	0.480	0.400	0.118	-0.008	0.159	0.414	0.168	-0.009	0.141	1
-0.310	-0.513	-0.405	-0.255	0.351	0.374	0.403	0.225	0.095	0.082	0.252	0.471	0.266	0.092	0.113	1
-0.120	-0.030	-0.305	-0.441	-0.367	-0.100	0.128	0.439	0.260	0.214	0.377	0.219	0.400	0.240	0.309	1
-0.224	-0.526	-0.320	-0.172	0.040	0.420	0.313	0.186	0.151	0.135	0.095	0.070	0.100	0.152	0.180	2
-0.176	-0.382	-0.132	-0.535	0.046	0.254	0.279	0.364	0.100	0.097	0.144	0.351	0.153	0.109	0.119	2
-0.386	-0.773	-0.267	-0.329	0.324	0.519	0.261	0.129	0.058	0.239	0.093	0.130	0.099	0.268	0.069	2
-0.157	-0.187	-0.043	-0.610	0.018	0.151	0.172	0.298	0.110	0.086	0.185	0.285	0.196	0.097	0.131	2
-0.374	-0.667	-0.368	-0.487	0.331	0.453	0.387	0.294	-0.002	0.087	0.100	0.322	0.106	0.097	-0.003	2
-0.069	-0.099	-0.401	-0.215	-0.026	0.150	0.252	0.183	0.106	0.049	0.201	0.273	0.213	0.055	0.126	3
-0.334	-0.344	-0.149	-0.045	0.301	0.242	0.209	0.151	0.134	0.305	0.022	0.062	0.024	0.342	0.159	3
-0.226	-0.305	-0.089	-0.137	0.016	0.064	0.178	0.250	0.207	0.271	0.180	0.172	0.190	0.303	0.246	3
-0.294	-0.214	-0.262	-0.172	0.216	0.314	0.351	0.162	0.044	0.149	0.110	0.215	0.117	0.167	0.052	3
-0.265	-0.373	-0.344	-0.133	0.243	0.407	0.275	0.246	0.090	0.138	0.157	0.097	0.167	0.155	0.107	3
-0.103	-0.522	-0.615	-0.368	0.057	0.714	0.631	0.082	-0.102	0.029	0.229	0.363	0.242	0.033	-0.121	4
-0.218	-0.599	-0.315	-0.033	0.008	0.394	0.345	0.188	0.157	0.284	0.129	0.014	0.137	0.318	0.187	4
-0.987	-0.725	0.041	0.864	0.598	0.231	-0.245	0.108	0.531	0.446	0.153	-0.085	0.162	0.500	0.631	4
-0.578	-0.481	-0.506	-0.084	0.162	0.844	0.522	0.074	0.226	0.144	0.168	0.089	0.178	0.162	0.268	4
-0.241	-0.382	-0.442	-0.488	-0.082	0.420	0.473	0.331	0.208	0.150	0.235	0.256	0.249	0.168	0.247	4

ในส่วนของอัลกอริทึมการประมาณพันธุ์เชิงเส้นแบบอิงการรับฟังและราศานั้นข้อมูลค่าคุณลักษณะแรกจะมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ซึ่งแตกต่างจากอัลกอริทึมสัมประสิทธิ์เซปสตรัมบนสเกลเมต โดยตารางที่ 3.6 และตารางที่ 3.7 แสดงตัวอย่างค่าคุณลักษณะของชุดข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมการประมาณพันธุ์เชิงเส้นแบบอิงการรับฟังและราศ จำนวนคลาสละ 5 ชุดข้อมูลสำหรับ 10 คุณลักษณะแรก และคอลัมน์ที่ 11 จะระบุคลาสของข้อมูล

ตารางที่ 3.6 ตัวอย่างค่าคุณลักษณะ 10 คุณลักษณะแรกและคลาสของการประมาณพันธุ์เชิงเส้นแบบอิงการรับฟัง

ค่าคุณลักษณะ										คลาส
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0.037	-0.958	-0.163	-0.713	-0.263	-0.808	-0.165	-0.296	-0.059	-0.247	1
0.059	-1.083	-0.151	-0.834	-0.183	-0.776	-0.200	-0.251	-0.201	-0.215	1
0.102	-1.143	-0.202	-0.923	-0.425	-0.858	-0.149	-0.375	-0.229	-0.272	1
0.223	-0.905	-0.287	-1.032	-0.334	-0.893	-0.220	-0.276	-0.117	-0.255	1
-0.060	-1.057	-0.383	-1.027	-0.110	-0.791	-0.140	-0.236	-0.348	-0.284	1
-0.204	-0.933	-0.342	-1.137	-0.313	-0.144	-0.201	-0.012	-0.359	-0.136	2
-0.144	-1.083	-0.290	-0.938	-0.146	-0.225	-0.039	-0.075	-0.452	-0.122	2
-0.298	-0.954	-0.451	-1.112	-0.203	-0.147	-0.024	-0.092	-0.483	-0.335	2
-0.241	-0.915	-0.346	-1.080	-0.238	-0.077	-0.086	-0.193	-0.291	-0.075	2
-0.064	-0.913	-0.379	-0.924	-0.033	-0.094	0.116	-0.171	-0.387	-0.194	2
-0.196	-0.875	-0.092	-0.874	0.114	-0.230	-0.106	-0.064	-0.250	-0.025	3
-0.196	-0.883	-0.110	-0.950	0.019	-0.180	-0.015	-0.089	-0.330	-0.004	3
-0.193	-0.884	-0.174	-0.812	0.115	-0.192	0.069	-0.120	-0.402	-0.007	3
-0.107	-0.971	-0.270	-0.731	-0.130	-0.325	0.244	-0.001	-0.240	-0.191	3
0.107	-0.915	-0.266	-0.710	0.214	-0.036	0.278	0.045	-0.124	-0.177	3
-0.286	-1.151	-0.057	-0.367	0.214	-0.183	-0.314	-0.224	-0.010	0.203	4
-0.335	-1.087	0.059	-0.397	0.230	-0.312	-0.303	-0.140	0.041	0.258	4
-0.345	-1.121	-0.002	-0.393	0.116	-0.170	-0.307	-0.231	0.146	0.373	4
-0.085	-1.121	-0.088	-0.525	-0.017	-0.238	0.068	-0.110	-0.088	0.222	4
-0.195	-1.132	-0.087	-0.466	-0.091	-0.300	0.065	-0.152	-0.037	0.266	4

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบระหว่างตารางที่ 3.5 และ 3.6 จะพบว่าโดยส่วนใหญ่แล้วค่าคุณลักษณะของการประมาณพันธุ์เชิงเส้นแบบอิงการรับฟังจะมีค่ามากกว่าราศหรือมีค่าใกล้เคียงกัน เมื่อเปรียบเทียบคุณลักษณะต่อคุณลักษณะ ยกเว้นค่าคุณลักษณะแรกที่ราศมีค่ามากกว่าการประมาณพันธุ์เชิงเส้นแบบอิงการรับฟัง

ตารางที่ 3.7 ตัวอย่างค่าคุณลักษณะ 10 คุณลักษณะแรกและคลาสของราสตา

ค่าคุณลักษณะ										คลาส
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
-0.496	-0.201	-0.191	-0.173	-0.209	-0.178	-0.184	-0.260	-0.103	-0.183	1
-0.569	-0.116	-0.146	-0.178	-0.142	-0.103	-0.075	-0.116	0.002	-0.026	1
-0.309	-0.208	-0.230	-0.292	-0.269	-0.265	-0.264	-0.120	-0.028	-0.059	1
-0.457	-0.246	-0.181	-0.264	-0.267	-0.168	-0.124	-0.115	-0.083	-0.115	1
-0.290	-0.272	-0.225	-0.197	-0.247	-0.184	-0.081	-0.131	-0.126	-0.108	1
-0.336	-0.301	-0.227	-0.270	-0.183	-0.191	-0.139	-0.120	-0.105	-0.089	2
-0.433	-0.292	-0.266	-0.186	-0.205	-0.155	-0.144	-0.123	-0.115	-0.074	2
-0.383	-0.234	-0.223	-0.233	-0.121	-0.174	-0.332	-0.322	-0.176	-0.046	2
-0.449	-0.304	-0.224	-0.218	-0.146	-0.149	-0.248	-0.211	-0.139	0.002	2
-0.416	-0.354	-0.363	-0.106	-0.152	-0.031	-0.143	-0.198	-0.169	-0.090	2
-0.436	-0.278	-0.279	-0.282	-0.231	-0.197	-0.177	-0.121	-0.168	-0.080	3
-0.391	-0.272	-0.236	-0.212	-0.192	-0.219	-0.163	-0.112	-0.139	-0.058	3
-0.438	-0.276	-0.254	-0.203	-0.159	-0.203	-0.134	-0.100	-0.155	-0.095	3
-0.369	-0.278	-0.215	-0.216	-0.201	-0.173	-0.128	-0.123	-0.097	-0.079	3
-0.356	-0.328	-0.288	-0.208	-0.237	-0.135	-0.103	-0.061	-0.098	-0.119	3
-0.411	-0.240	-0.289	-0.278	-0.239	-0.128	-0.195	-0.126	-0.131	-0.110	4
-0.455	-0.264	-0.279	-0.284	-0.272	-0.170	-0.195	-0.111	-0.170	-0.079	4
-0.464	-0.221	-0.184	-0.184	-0.233	-0.204	-0.260	-0.119	-0.035	-0.001	4
-0.458	-0.269	-0.240	-0.181	-0.211	-0.178	-0.102	-0.066	-0.043	-0.032	4
-0.393	-0.290	-0.199	-0.159	-0.185	-0.176	-0.111	-0.149	-0.057	-0.092	4

ส่วนตารางที่ 3.8 และตารางที่ 3.9 แสดงตัวอย่างค่าคุณลักษณะของชุดข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมการประมาณพื้นที่เชิงเส้นแบบอิงการรับฟังและราสตา โดยกำหนดจำนวนค่าคุณลักษณะที่ต้องการคือ 15, 20 และ 25 ของค่าคุณลักษณะที่ 11 ถึง 25 โดยคอลัมน์ที่ 1 ถึง 5 จะเป็นค่าของแบบ 15 คุณลักษณะ, คอลัมน์ 1 ถึง 10 จะเป็นค่าของแบบ 20 คุณลักษณะ และคอลัมน์ 1 ถึง 15 จะเป็นค่าของแบบ 25 คุณลักษณะ ส่วนคอลัมน์สุดท้ายจะระบุคลาสของข้อมูล

ตารางที่ 3.8 ค่าคุณลักษณะที่ 11 ถึง 25 ของการประมาณพันธะเชิงเส้นแบบอิงการรับฟัง

ค่าคุณลักษณะ															คลาส
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	
-0.194	0.049	0.153	0.124	0.064	0.184	-0.001	0.081	0.080	-0.104	-0.088	0.037	0.020	0.056	-0.016	1
-0.162	-0.067	0.129	0.127	0.133	0.239	0.002	0.054	0.040	-0.081	-0.060	0.033	0.021	0.013	-0.011	1
-0.217	0.114	0.167	0.113	0.184	0.222	0.037	0.051	0.015	-0.097	-0.080	0.059	0.008	-0.008	-0.028	1
-0.262	0.183	0.284	0.125	0.160	0.149	-0.069	0.000	-0.044	-0.091	0.009	0.123	0.006	0.006	-0.024	1
-0.192	-0.150	0.093	0.203	0.138	0.194	0.185	0.190	0.036	-0.075	-0.111	-0.090	-0.036	-0.043	-0.016	1
-0.012	-0.078	0.215	0.277	0.210	0.217	0.152	-0.072	-0.181	-0.080	-0.047	-0.014	0.019	0.026	-0.026	2
0.070	-0.164	0.019	0.083	0.085	0.194	0.213	0.133	0.019	-0.030	-0.048	-0.030	-0.114	-0.029	-0.012	2
-0.113	0.079	0.150	0.065	0.264	0.238	-0.059	0.001	0.115	-0.134	-0.110	0.064	-0.106	-0.004	0.042	2
-0.104	-0.016	0.201	0.071	0.171	0.223	0.021	-0.020	-0.040	-0.165	-0.101	0.044	-0.016	0.063	0.007	2
-0.134	0.108	0.090	-0.105	0.137	0.137	0.012	0.159	0.080	-0.082	-0.087	-0.088	-0.162	-0.001	0.012	2
0.003	-0.012	0.162	0.135	0.020	-0.022	-0.097	-0.098	-0.010	-0.015	-0.004	0.084	0.050	0.009	-0.012	3
0.108	0.017	0.089	0.076	0.052	0.080	-0.023	-0.024	0.028	-0.099	-0.100	0.060	0.030	0.022	0.007	3
0.087	0.022	0.047	0.040	0.083	0.100	-0.015	0.000	0.032	-0.109	-0.132	0.025	0.017	0.047	0.025	3
-0.204	0.002	-0.025	0.019	0.140	0.182	0.148	-0.055	-0.150	-0.096	-0.097	-0.010	0.045	0.064	-0.004	3
-0.263	-0.128	0.012	0.058	0.081	0.038	-0.075	-0.083	0.017	0.000	-0.035	0.060	0.050	0.030	0.024	3
0.111	-0.075	0.039	0.114	0.007	-0.085	-0.019	-0.084	-0.049	0.090	0.026	-0.007	-0.039	-0.008	-0.007	4
0.041	-0.109	0.177	0.135	-0.070	-0.002	-0.038	-0.147	-0.044	-0.002	0.003	0.062	-0.032	0.015	0.033	4
0.165	-0.025	-0.010	0.034	-0.087	-0.159	-0.058	-0.120	-0.025	0.142	0.023	-0.011	-0.070	-0.019	-0.019	4
0.165	0.108	0.110	-0.110	-0.337	-0.274	-0.042	0.024	0.069	0.137	0.061	-0.024	-0.101	0.015	0.011	4
0.153	0.159	0.107	-0.070	-0.226	-0.192	-0.070	-0.067	0.057	0.150	0.048	-0.013	-0.133	-0.034	0.006	4

ในส่วนของคุณลักษณะ 11 ถึง 25 นั้นจากตารางที่ 3.8 และ 3.9 นั้น เมื่อเปรียบเทียบค่ากับตารางที่ 3.5 และ 3.6 จะพบว่า ค่าคุณลักษณะช่วงหลังส่วนใหญ่แล้วจะมีค่าน้อยกว่า โดยแทบไม่มีค่าไหนเกิน 0.5 เลย

3.3 ขั้นตอนการรู้จำเสียง

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการสร้างโมเดลเพื่อใช้ในการรู้จำเสียงร้องโดยนำค่าคุณลักษณะที่ได้จากขั้นตอนการสกัดค่าคุณลักษณะมาใช้ จากรูปที่ 3.3 แสดงขั้นตอนการรู้จำเสียง ซึ่งจะประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอนย่อยคือ

ขั้นตอนย่อยที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียม ขั้นตอนนี้จะนำค่าคุณลักษณะมาสร้างโมเดล โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม โดยโครงข่ายประสาทเทียม 1 โครงข่ายใช้สำหรับเรียนรู้ เสียงร้อง 1 คลาส

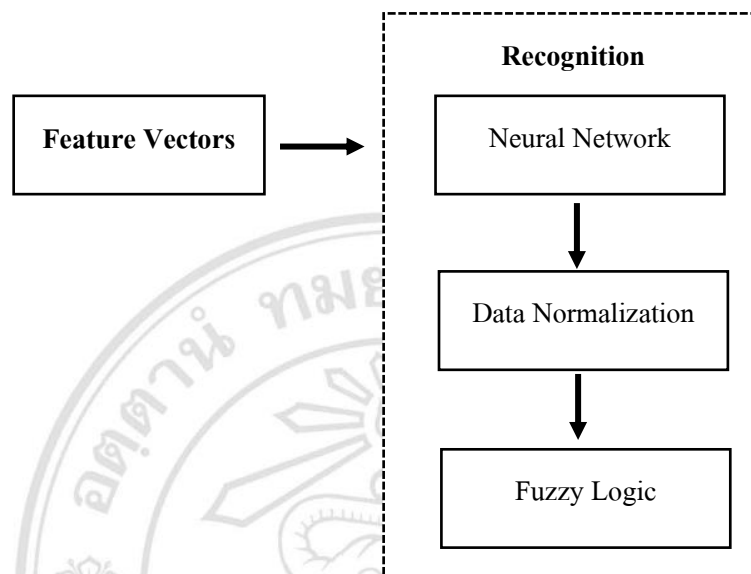
ขั้นตอนย่อยที่ 2 การนอร์มัลไลเซชันข้อมูล ขั้นตอนนี้จะนำเอาต์พุตจากโครงข่ายประสาทเทียมมาปรับปรุงให้เหมาะสมเพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนต่อไป

ขั้นตอนย่อยที่ 3 ฟัซซี่โลจิก ขั้นตอนนี้จะนำข้อมูลที่ได้จากการนอร์มัลไลส์แล้วมาสร้างกฎ เพื่อนำกฎที่ได้มาสร้างฟัซซี่เอาต์พุตต่อไป

ตารางที่ 3.9 ค่าคุณลักษณะที่ 11 ถึง 25 ของราสตา

ค่าคุณลักษณะ															คลาส
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	
-0.086	-0.031	-0.056	0.051	0.025	0.021	0.038	-0.013	-0.023	-0.003	0.064	0.071	0.035	0.028	-0.023	1
-0.065	-0.020	-0.014	-0.027	-0.056	-0.081	-0.062	-0.018	0.007	0.034	0.064	0.054	0.032	0.030	0.000	1
-0.073	-0.031	0.036	0.066	0.029	-0.006	-0.028	-0.039	-0.021	0.031	0.088	0.089	0.037	-0.012	-0.025	1
-0.052	0.003	-0.006	0.020	0.016	-0.020	-0.002	0.001	-0.011	0.036	0.059	0.043	0.030	0.002	-0.013	1
-0.114	-0.022	-0.030	-0.063	-0.047	-0.012	0.057	0.073	0.055	0.024	-0.007	-0.010	0.027	0.033	0.020	1
-0.067	-0.059	-0.032	0.030	-0.009	-0.047	-0.035	0.010	0.039	0.055	0.034	0.016	0.031	0.021	0.012	2
-0.051	-0.047	-0.054	-0.035	0.001	-0.005	0.002	-0.001	0.000	0.005	0.013	0.012	0.036	0.030	0.026	2
-0.090	-0.127	-0.043	-0.030	-0.049	0.016	0.075	0.150	0.136	0.023	0.028	0.009	-0.031	-0.009	0.001	2
-0.075	-0.113	-0.002	-0.021	-0.074	0.023	0.099	0.075	0.030	0.002	0.032	0.009	0.006	0.016	0.015	2
-0.079	-0.113	-0.134	-0.070	-0.069	-0.050	0.100	0.138	0.111	0.033	-0.015	-0.077	-0.042	0.012	0.045	2
0.000	-0.034	-0.009	-0.023	-0.027	0.009	-0.015	-0.013	0.044	0.026	0.032	0.050	0.021	0.002	-0.002	3
-0.003	-0.036	-0.028	-0.030	-0.049	-0.013	0.002	0.016	0.046	0.040	0.035	0.031	0.032	0.019	0.009	3
-0.024	-0.078	-0.058	-0.020	-0.031	0.003	0.035	0.039	0.054	0.027	0.014	0.026	0.013	0.029	0.016	3
-0.071	-0.070	-0.059	-0.029	-0.009	0.016	0.030	0.036	0.034	0.010	0.008	0.010	0.018	0.031	0.024	3
-0.097	-0.063	-0.019	0.001	0.009	0.014	0.013	-0.004	0.008	0.007	0.003	0.006	0.038	0.037	0.027	3
0.002	-0.011	-0.066	-0.010	0.006	-0.024	0.032	0.007	-0.017	0.006	0.013	0.004	0.026	0.026	0.019	4
0.009	-0.039	-0.016	0.031	0.016	-0.006	0.007	-0.018	-0.010	-0.003	0.025	0.024	0.018	0.012	0.019	4
-0.009	-0.053	-0.057	0.007	-0.008	-0.047	-0.020	-0.036	0.005	0.059	0.085	0.072	0.055	-0.002	-0.014	4
-0.004	-0.027	-0.027	-0.006	-0.012	-0.018	0.019	0.014	0.025	0.017	0.009	0.030	0.015	0.027	0.016	4
-0.138	-0.033	-0.066	-0.074	-0.030	0.015	0.058	0.042	0.011	0.027	0.023	0.033	0.036	0.003	0.006	4

ขั้นตอนการรู้จำเสียงนั้นจะนำข้อมูลที่ใช้เรียนรู้มาสร้างโมเดลที่เหมาะสมในการรู้จำ และทดสอบประสิทธิภาพโมเดลในแต่ละส่วนที่สร้างขึ้นด้วยข้อมูลที่ใช้ทดสอบ โดยอาศัยการตรวจสอบความสมเหตุสมผลแบบไขว้ในการวัดประสิทธิภาพการทำงาน



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการรู้จำเสียง

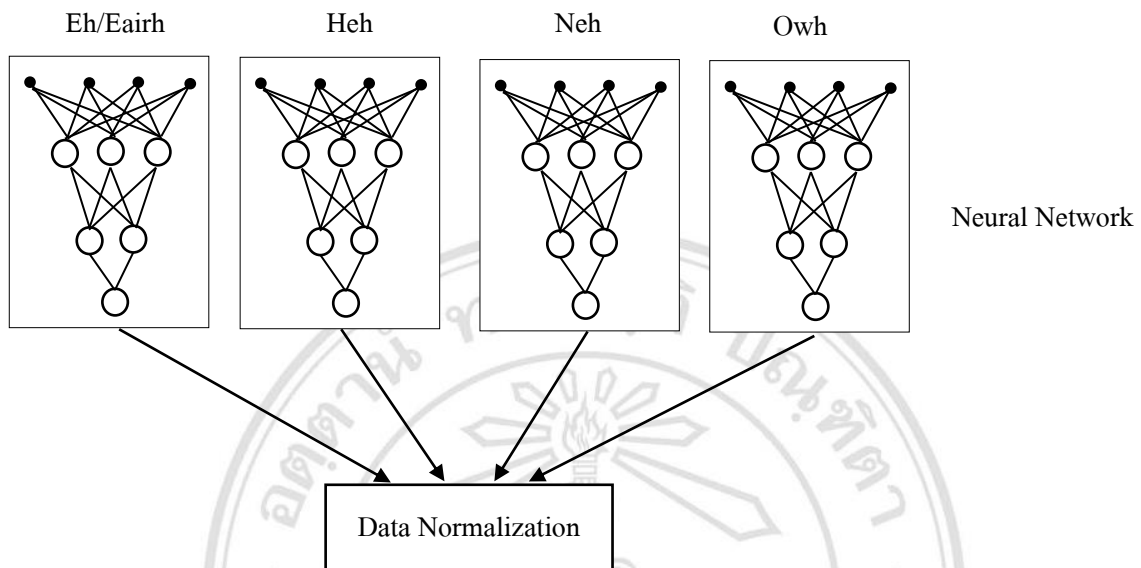
3.3.1 ขั้นตอนย่อยโครงข่ายประสาทเทียม

ในขั้นตอนนี้จะนำข้อมูลจากขั้นตอนการสกัดค่าคุณลักษณะมาสร้างโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมโดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้นั้นมีโครงสร้างที่ประกอบไปด้วยชั้นอินพุตที่มีจำนวน โหนดเท่ากับจำนวนค่าคุณลักษณะ, ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนโหนดเท่ากับ 3 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวนโหนดเท่ากับ 2 โหนด และสุดท้ายชั้นเอาต์พุตใช้จำนวน 1 โหนด

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมนี้จะทำการจำแนกเพียงว่า เสียงนั้นๆ ใช่หรือไม่ใช่คลาสที่พิจารณาเท่านั้น ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้มีคลาสอยู่ทั้งหมด 4 คลาส จึงจำเป็นต้องใช้โครงข่ายประสาทเทียมรวมทั้งสิ้น 4 ตามรูปที่ 3.4

ในการทำงานนั้นในชั้นอินพุตค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะถูกสุ่มขึ้นมา โดยการสุ่มนั้นจะกำหนดช่วงการสุ่มคือให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ค่าที่ได้จะเป็นจำนวนทศนิยม 4 ตำแหน่ง ค่าถ่วงน้ำหนักที่สุ่มนั้นจะมีจำนวนเท่ากับสามเท่าของจำนวนค่าคุณลักษณะและค่าไบแอสนั้นจำสุ่มมาจำนวน 3 ค่า เพราะจำนวนโหนดในชั้นซ่อนแรกมีค่าเท่ากับ 3 ทำให้ใน

แต่ละโหนดของชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนอินพุตเท่ากับจำนวนค่าคุณลักษณะบวกหนึ่งเนื่องจาก
 นับค่าไบแอสเป็นอินพุตหนึ่งตัว



รูปที่ 3.4 โครงข่ายประสาทเทียม 4 โมเดล

ในชั้นซ่อนที่ 1 ค่าคุณลักษณะจะถูกนำมาหาผลรวมและใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบ
 ลอกซิกมอยด์ ซึ่งค่าที่ได้จากฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ของแต่ละโหนดจะถูกรวมเป็นอินพุตใน
 ชั้นซ่อนที่ 2 และทำการสุ่มค่าไบแอสสำหรับชั้นซ่อนที่ 2 มาอีก 2 ค่า ตามจำนวนโหนดในชั้น
 ซ่อนที่ 2 สุดท้ายแล้วจะมีจำนวนอินพุตรวมทั้งหมด 4 อินพุตในแต่ละโหนดของชั้นซ่อนที่ 2

ในชั้นซ่อนที่ 2 ในแต่ละโหนดค่าอินพุตทั้ง 4 จะถูกรวมแล้วใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น
 แบบลอกซิกมอยด์ ซึ่งค่าที่ได้จากฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ของแต่ละโหนดจะถูกรวมเป็นอินพุต
 ในชั้นเอาต์พุต และทำการสุ่มค่าไบแอสสำหรับชั้นเอาต์พุตมาอีก 1 ค่า สุดท้ายแล้วจะมี
 จำนวนอินพุตรวมทั้งหมด 3 อินพุตในชั้นเอาต์พุต

ในชั้นเอาต์พุตจะมีเพียงโหนดเดียว โดยทำการรวมค่าอินพุต 2 ค่าจากชั้นซ่อนที่ 2
 กับค่าไบแอสแล้วใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบลอกซิกมอยด์ จากนั้นทำการปรับปรุ้ค่าถ่วง
 น้ำหนักและค่าไบแอสด้วยอัลกอริทึมการแพร่กระจายย้อนกลับ จนค่าความแม่นยำในการ
 จำแนกคงที่จะหยุดการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ทำการเก็บค่าถ่วงน้ำหนักและ
 ไบแอสไว้ ส่วนค่าเอาต์พุตที่ได้จากชั้นเอาต์พุตนั้นคือค่าเอาต์พุตจากโมเดลของโครงข่าย
 ประสาทเทียม ซึ่งจะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ยิ่งค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าเสียงนั้นมีความใกล้เคียง
 กับคาลสของโมเดลนั้น

3.3.2 ขั้นตอนย่อยการนอร์มัลไลเซชันข้อมูล

ขั้นตอนนี้จะนำค่าเอาต์พุตจากขั้นตอนย่อยโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีตัวอย่างของค่าเอาต์พุตตามตารางที่ 3.10 มาทำการนอร์มัลไลให้มีความเหมาะสม โดยเอาต์พุตที่นำมานั้นจะมีทั้งหมด 4 ค่า แต่ละค่ามาจากแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในแทนคลาสแต่ละคลาส เมื่อพิจารณาตารางที่ 3.10 จะพบว่า คลาสที่ 1 ค่าคุณลักษณะที่ 1 จะน้อยมากๆ เข้าใกล้ 0 ส่วนค่าคุณลักษณะอื่นๆ จากมีค่าเข้าใกล้ 1 ซึ่งจะเป็นแบบนี้กับทุกคลาส โดยเป็นผลมาจากการออกแบบโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแยกแยะว่าใช่คลาสนั้นหรือไม่ใช่

กระบวนการในส่วนนี้เริ่มจากนำอินพุตมาแก้ไขด้วยเทคนิคต่างๆ ได้เป็นข้อมูลใหม่ขึ้นมา ซึ่งข้อมูลใหม่ที่ได้รับการนอร์มัลไลแล้วจะนำไปใช้ในขั้นตอนย่อยสุดท้าย

ตารางที่ 3.10 ตัวอย่างข้อมูลจากขั้นตอนย่อยโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าคุณลักษณะ				คลาส
1	2	3	4	
0.0426	0.9999	0.9998	1.0000	1
0.0027	1.0000	0.2878	0.9999	1
0.7403	0.9950	0.0247	1.0000	1
0.9995	0.9976	0.2006	1.0000	1
0.0005	1.0000	0.0880	0.9999	1
0.9415	0.0001	0.9983	0.9998	2
0.9185	0.0483	0.9518	0.9997	2
0.9996	0.0001	0.9995	0.9999	2
0.9997	0.0001	0.9641	0.9999	2
0.0002	0.0011	0.9967	1.0000	2
0.9978	1.0000	0.0759	0.9999	3
0.9996	0.9946	0.0535	0.9999	3
0.9996	0.9998	0.1806	0.9999	3
0.0011	0.9999	0.1214	1.0000	3
0.0001	1.0000	0.0003	0.9565	3
0.8398	1.0000	0.9998	0.0509	4
0.8467	1.0000	0.0002	0.0187	4
0.8426	1.0000	0.9997	0.0043	4
0.8999	1.0000	0.9996	0.1260	4
0.0005	1.0000	0.9998	0.0472	4

ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ 3 เทคนิคในการปรับปรุงแก้ไขข้อมูลคือ เทคนิคแรกการนอร์มัลไลเซชันจากค่าสูงต่ำจะหาค่าสูงสุดและต่ำสุดของข้อมูลในแต่ละคอลัมน์ แล้วทำการนอร์มัลไลซ์ข้อมูลให้เหมาะสมกับค่าต่ำสุดและค่าสูงสุด ซึ่งตัวอย่างค่าที่ได้ก่อนและหลังการนอร์มัลไลซ์แสดงไว้ในตารางที่ 3.11 โดยจะเป็นตัวอย่างของค่าคุณลักษณะที่ 1 เมื่อต้องการปรับช่วงใหม่ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 10

ตารางที่ 3.11 ตัวอย่างข้อมูลจากการนอร์มัลไลเซชันจากค่าสูงต่ำ

ก่อนการนอร์มัลไล	หลังการนอร์มัลไล
0.0426	1.3836
0.0027	1.0241
0.7403	7.6644
0.9995	9.9986
0.0005	1.0043
0.0007	1.0056
0.0006	1.0053
0.0003	1.0020
0.8473	8.6279
0.0555	1.4996

จากตารางที่ 3.11 จะพบว่า ค่าที่ได้หลังการนอร์มัลไลเซชันจากค่าสูงต่ำนั้น หากค่าเดิมมีค่าน้อยใกล้เคียง 0 ค่าใหม่ที่ได้จะมีค่าประมาณ 1 แต่หากค่าเดิมมีค่าค่อนข้างมากใกล้เคียง 1 ค่าใหม่ที่ได้จะสูงมาก เนื่องจากข้อมูลมีความแตกต่างของค่าต่ำสุด และสูงสุดค่อนข้างมาก และค่าของข้อมูลไม่กระจายมีความกระจุกตัว

เทคนิคที่สองคือการนอร์มัลไลเซชันโดยใช้คะแนนมาตรฐาน เทคนิคนี้หาค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลแต่ละคอลัมน์แล้วทำการปรับปรุงข้อมูลจากสองค่านี้ โดยตารางที่ 3.12 แสดงตัวอย่างการนอร์มัลไลซ์ข้อมูลด้วยวิธีนี้ โดยจะเป็นตัวอย่างของค่าคุณลักษณะที่ 1

จากตารางที่ 3.12 จะพบว่า ค่าที่ได้หลังการนอร์มัลไลเซชันจากค่าสูงต่ำนั้น หากค่าเดิมมีค่าน้อยใกล้เคียง 0 ค่าใหม่ที่ได้จะมีค่าติดลบอยู่ในฝั่งซ้ายของกราฟคะแนนมาตรฐาน

ประมาณ -2 ส่วนค่าเดิมมีค่าใกล้เคียงค่าเฉลี่ย ค่าใหม่ที่ได้จะใกล้เคียง 0 และหากค่าเดิมมีค่าใกล้เคียง 1 ค่าใหม่ที่ได้ก็จะใกล้เคียง 1

ตารางที่ 3.12 ตัวอย่างข้อมูลจากการนอร์มัลไลเซชันโดยใช้คะแนนมาตรฐาน

ก่อนการนอร์มัลไล	หลังการนอร์มัลไล
0.0426	-2.0969
0.0027	-2.2136
0.7403	-0.0574
0.9995	0.7006
0.0005	-2.2200
0.0007	-2.2196
0.0006	-2.2197
0.0003	-2.2208
0.8473	0.2555
0.0555	-2.0592

เทคนิคสุดท้ายคือการนอร์มัลไลเซชันโดยการปรับจุดทศนิยม ในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการปรับจำนวนจุดทศนิยมให้มากขึ้น เนื่องจากค่าที่ได้มีค่าน้อยมาก จึงจำเป็นที่จะให้ข้อมูลมีค่ามากขึ้น เพื่อประโยชน์ในขั้นตอนต่อไป โดยจะทำการเพิ่มค่า 3 แบบก็นำข้อมูลคูณด้วย 100, 1,000 และ 10,000 ซึ่งตารางที่ 3.13 แสดงตัวอย่างการเพิ่มค่าของข้อมูลโดยจะเป็นตัวอย่างของค่าคุณลักษณะที่ 1 โดยค่าที่ได้ด้วยวิธีนี้จะเห็นตำแหน่งจุดทศนิยมมากขึ้น ซึ่งจำนวนจุดทศนิยมขึ้นอยู่กับตัวคุณ

3.3.3 ขั้นตอนย่อยฟัซซีโลจิก

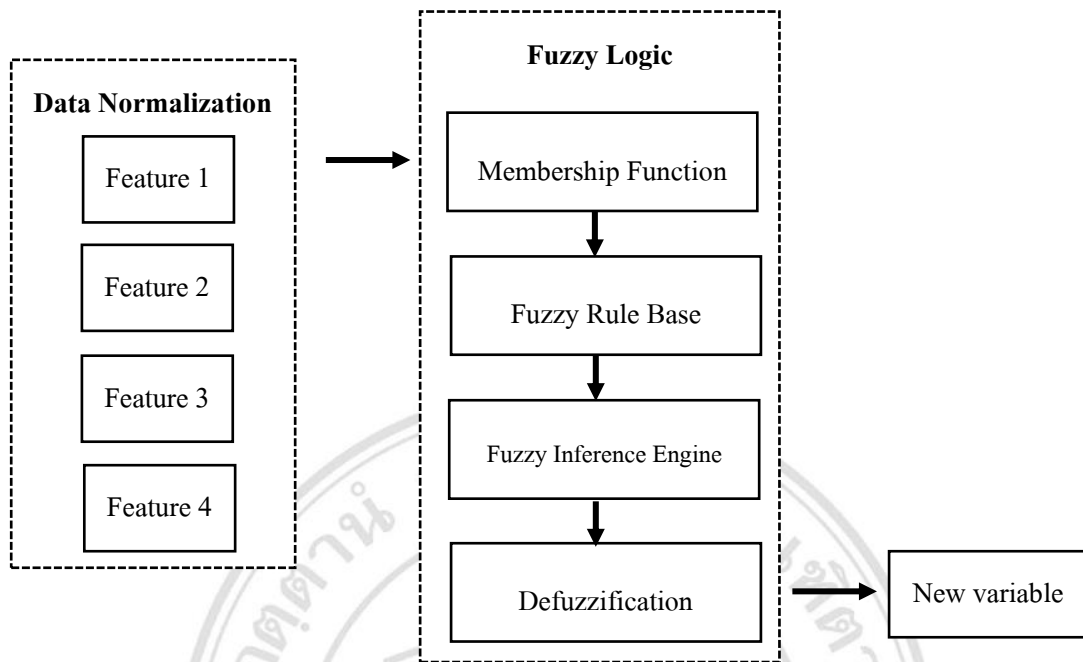
ขั้นตอนนี้จะรับข้อมูลที่นอร์มัลไลแล้วจากขั้นตอนย่อยการนอร์มัลไลเซชันข้อมูลมาผ่านกระบวนการทางฟัซซีโลจิก โดยข้อมูลอินพุตจะมีทั้งหมด 4 คุณลักษณะ ซึ่งขั้นตอนทางฟัซซีเป็นไปตามรูปที่ 3.5 โดยเริ่มจากนำข้อมูลอินพุตมาผ่านฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเพื่อทำการเปลี่ยนข้อมูลแบบทั่วไปให้เป็นข้อมูลแบบฟัซซี จากนั้นทำการสร้างกฎขึ้นมาจากข้อมูลฟัซซีที่ได้ แล้วรวมกฎที่สร้างขึ้นมา สุดท้ายแล้วแปลงค่าฟัซซีกลับเป็นค่าทั่วไป ซึ่งจะนำค่านี้ไปใช้ในขั้นตอนต่อไป

ตารางที่ 3.13 ตัวอย่างข้อมูลจากการนอร์มัลไลเซชันโดยการปรับจุดทศนิยม

ก่อนการนอร์มัลไล	หลังการนอร์มัลไล เมื่อคูณด้วย		
	100	1,000	10,000
0.0426	4.2649	42.6489	426.4891
0.0027	0.2726	2.7262	27.2616
0.7403	74.0252	740.2516	7402.5162
0.9995	99.9503	999.5028	9995.0276
0.0005	0.0522	0.5218	5.2175
0.0007	0.0661	0.6614	6.6137
0.0006	0.0633	0.6328	6.3277
0.0003	0.0262	0.2620	2.6202
0.8473	84.7266	847.2656	8472.6558
0.0555	5.5533	55.5333	555.3329

ในการแปลงข้อมูลแบบทั่วไปเป็นข้อมูลแบบฟัซซีนั้น ได้มีการสร้างกราฟแบบพล็อตการกระจายขึ้นมาเพื่อพิจารณาว่าควรใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบใดถึงจะเหมาะสมที่สุด เมื่อทำการพิจารณาข้อมูลดูแล้วพบว่า ข้อมูลส่วนใหญ่ของแต่ละคุณลักษณะจะมีการแบ่งออกเป็นสองส่วน ในการทำวิทยานิพนธ์นี้จึงใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสี่เหลี่ยมคางหมูกับค่าคุณลักษณะทั้ง 4 คุณลักษณะ ส่วนคลาสของข้อมูลนั้นใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยม

เมื่อข้อมูลทั้งหมดผ่านการใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแล้วจะได้ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นฟัซซี โดยในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสี่เหลี่ยมคางหมูโดยแบ่งเป็น 2 ค่าคือ Low ซึ่งจะแทนด้วยตัวเลข 0 และ High ซึ่งจะแทนด้วยตัวเลข 1 ส่วนค่าของคลาสที่ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกรูปสามเหลี่ยมนั้นจะแบ่งออกเป็น 4 ค่า คือ Very Low ซึ่งจะแทนด้วยตัวเลข 1, Low ซึ่งจะแทนด้วยตัวเลข 2, High ซึ่งจะแทนด้วยตัวเลข 3 และ Very High ซึ่งจะแทนด้วยตัวเลข 4



รูปที่ 3.5 แสดงขั้นตอนย่อยฟัซซีโลจิก

จากนั้นจะนำค่าที่ได้มาพิจารณาตัดค่าที่มีความซ้ำออกไปจนได้กฎออกมาตามตารางที่ 3.13 ซึ่งจะเป็นตัวอย่างกฎที่ได้ โดยกฎที่ได้นั้นสามารถแปลความหมายเป็นภาษาที่เข้าใจได้ง่ายขึ้น จากรูปที่ 3.6 สามารถอธิบายได้ดังนี้

Rule 1: If <i>feature1</i> is Low & <i>feature2</i> is High & <i>feature3</i> is High & <i>feature4</i> is High then Class1.
Rule 2: If <i>feature1</i> is Low & <i>feature2</i> is Low & <i>feature3</i> is High & <i>feature4</i> is Low then Class2.
Rule 3: If <i>feature1</i> is High & <i>feature2</i> is Low & <i>feature3</i> is Low & <i>feature4</i> is High then Class3.
Rule 4: If <i>feature1</i> is High & <i>feature2</i> is High & <i>feature3</i> is Low & <i>feature4</i> is Low then Class4.

รูปที่ 3.6 ตัวอย่างการแปลความหมายกฎเป็นภาษาที่เข้าใจง่าย

กฎที่ 1 ถ้าคุณลักษณะที่ 1 มีค่าเป็น Low และคุณลักษณะที่ 2 มีค่าเป็น High และคุณลักษณะที่ 3 มีค่าเป็น High และคุณลักษณะที่ 4 มีค่าเป็น High แล้วข้อมูลนั้นๆจะอยู่ในคลาสที่ 1

กฎที่ 2 ถ้าคุณลักษณะที่ 1 มีค่าเป็น *Low* และคุณลักษณะที่ 2 มีค่าเป็น *Low* และคุณลักษณะที่ 3 มีค่าเป็น *High* และคุณลักษณะที่ 4 มีค่าเป็น *Low* แล้วข้อมูลนั้นๆจะอยู่ในคลาสที่ 2

กฎที่ 3 ถ้าคุณลักษณะที่ 1 มีค่าเป็น *High* และคุณลักษณะที่ 2 มีค่าเป็น *Low* และคุณลักษณะที่ 3 มีค่าเป็น *Low* และคุณลักษณะที่ 4 มีค่าเป็น *High* แล้วข้อมูลนั้นๆจะอยู่ในคลาสที่ 3

กฎที่ 4 ถ้าคุณลักษณะที่ 1 มีค่าเป็น *High* และคุณลักษณะที่ 2 มีค่าเป็น *High* และคุณลักษณะที่ 3 มีค่าเป็น *Low* และคุณลักษณะที่ 4 มีค่าเป็น *Low* แล้วข้อมูลนั้นๆจะอยู่ในคลาสที่ 4

เมื่อได้กฎทั้งหมดมาแล้วขั้นตอนต่อไปจะเป็นการหาค่าฟัซซีเอาต์พุตโดยจะนำกฎมาใช้กระบวนการ Min-max โดยเริ่มจากการหาค่าน้อยที่สุดของแต่ละกฎโดยใช้สมการ (3.1) จากนั้นนำค่าที่ได้มาหาค่าสูงสุด ซึ่งจะได้อค่าฟัซซีเอาต์พุตออกมาโดยใช้สมการ (3.2)

$$\alpha_i = \min(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_j) \quad (3.1)$$

เมื่อ α_i คือค่าน้อยที่สุดของกฎที่ i
 μ_j คือค่าที่ได้จากการนำข้อมูลผ่านฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของค่าคุณลักษณะที่ j

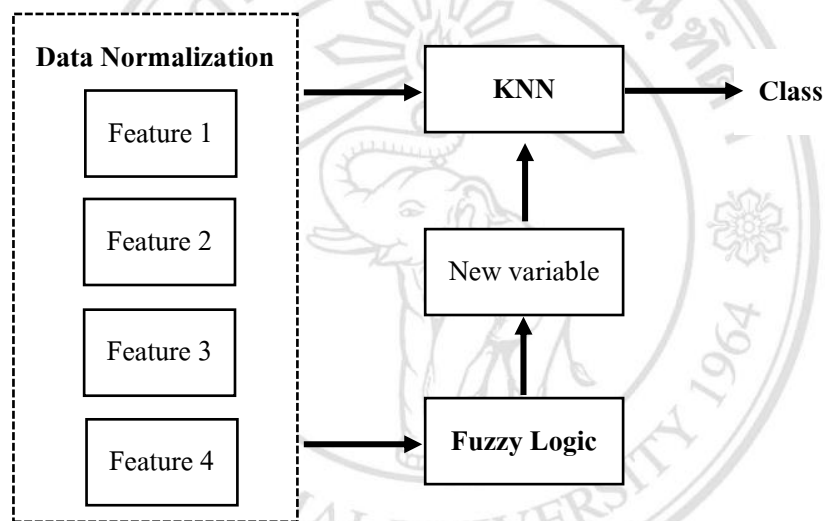
$$\beta = \max(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i) \quad (3.2)$$

เมื่อ β คือค่าฟัซซีเอาต์พุต

ขั้นตอนสุดท้ายคือการแปลงค่าฟัซซีเอาต์พุตกลับเป็นค่าทั่วไปโดยขั้นตอนนี้จะอาศัยการรวมกฎโดยใช้วิธีหาค่าพื้นที่กลาง วิธีนี้จะเป็นหาค่าเฉลี่ยของแต่ละจุดจากพื้นที่ใต้กราฟที่ได้มาจากการตีความ โดยเรียกค่าที่ได้ว่า ค่าจุดศูนย์กลางถ่วงโดยรวม (Central of gravity) โดยในวิทยานิพนธ์นี้จะเรียกค่าจุดศูนย์กลางถ่วงโดยรวมว่า ตัวแปรใหม่ (New Variable) ซึ่งค่านี้จะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนต่อไป

3.4 ขั้นตอนการจำแนกเสียง

ขั้นตอนก่อนหน้านี้ทั้งหมดเป็นขั้นตอนในการสร้างโมเดลเพื่อใช้ในการรู้จำเสียง โดยอาศัยการสอนโมเดลด้วยข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ ต่อจากนี้ไปจะเป็นขั้นตอนในการทดสอบวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างขึ้น โดยใช้ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ ซึ่งจะใช้อัลกอริทึมเคเนียร์เซนเบอร์ในการทดสอบ โดยการทดสอบนั้นข้อมูลที่ใช้ทดสอบจะมีสองรูปแบบ รูปแบบแรกคือใช้ค่าคุณลักษณะจากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการนอร์มัลไลซ์แล้วจำนวน 4 คุณลักษณะมาใช้เคเนียร์เซนเบอร์ทดสอบ อีกรูปแบบคือใช้ค่าคุณลักษณะจากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการนอร์มัลไลซ์แล้ว 4 คุณลักษณะ รวมกับค่าจากตัวแปรใหม่ที่ผ่านกระบวนการทางฟัซซีโลจิกรวมเป็น 5 คุณลักษณะในการทดสอบกับวิธีเคเนียร์เซนเบอร์ ซึ่งทั้งสองรูปแบบแสดงขั้นตอนตามรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 การทำงานของขั้นตอนการจำแนก