

การจำแนกคอร์สจากสัญญาณเสียงคอร์สดนตรี

นายเอกรินทร์ จิตรัมย์กุล



สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2543

ISBN 974-346-463-8

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHORD CLASSIFICATION FROM MUSICAL CHORD SOUND SIGNALS



สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Science in Computer Science

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2000

ISBN 974-346-463-8

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การจำแนกคอร์สจากสัญญาณเสียงคอร์สดนตรี

โดย

นายเอกรินทร์ จิตรามัยกุล

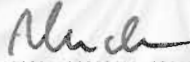
ภาควิชา

วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษา

อาจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล


คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยเป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโทบัณฑิต



..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

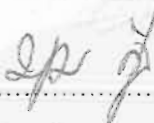
(ศาสตราจารย์ ดร.สมศักดิ์ ปัญญาแก้ว)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



..... ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา)



..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(อาจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล)



..... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.สืบสกุล พิภพมงคล)



..... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.อาทิตย์ ทองทัช)

เอกรินทร์ จิตรามัยกุล : การจำแนกคอร์ดจากสัญญาณเสียงคอร์ดดนตรี. (CHORD CLASSIFICATION FROM MUSICAL CHORD SOUND SIGNALS) อ. ที่ปรึกษา : อ.ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล, 69 หน้า. ISBN 974-346-463-8.

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการจำแนกคอร์ดดนตรีจากสัญญาณเสียงคอร์ดดนตรี โดยใช้ทฤษฎีดนตรี ทฤษฎีการวิเคราะห์สัญญาณเสียง และทฤษฎีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ในการจำแนกคอร์ด ชนิดคอร์ดที่ใช้การศึกษามี 9 ชนิดคือ เมเจอร์ ไมเนอร์ อ็อกเมนเต็ด ดิมินิชด์ เมเจอร์ 7 ดอมีแนนท์ 7 ไมเนอร์ 7 ฮาฟดิมินิชด์ 7 และ ดิมินิชด์ 7 ซึ่งเป็นคอร์ดที่อยู่ในรูปพื้นฐาน ในงานวิจัยนี้มุ่งศึกษาวิธีการจำแนกคอร์ดโดยทำการหาลักษณะจังหวะจากสัญญาณเสียง และทำการจำแนกคอร์ดในแต่ละลักษณะจังหวะที่ได้ วิธีที่ใช้ในการจำแนกคอร์ดมี 2 วิธีคือวิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 นีวรอลเน็ตเวิร์ค และวิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 นีวรอลเน็ตเวิร์ค

ผลการวิจัยในการจำแนกคอร์ดนี้ ใช้เพลงจำนวน 8 เพลงโดยใช้เพลงที่มีชนิดคอร์ดทั้ง 9 ชนิดเป็นชุดทดสอบ โดยวิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 นีวรอลเน็ตเวิร์คมีอัตราความถูกต้องเฉลี่ย 83 เปอร์เซ็นต์ และวิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 นีวรอลเน็ตเวิร์คมีอัตราความถูกต้องเฉลี่ย 54 เปอร์เซ็นต์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา 2543

ลายมือชื่อนิติ
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

4170659321 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEY WORD: CHORD / RHYTHM / SOUND SIGNALS / NEURAL NETWORKS / FOURIER TRANSFORM

EAGARIN CHITRAMAIKUL : THESIS TITLE. (CHORD CLASSIFICATION FROM MUSICAL CHORD SOUND SIGNALS) THESIS ADVISOR : BOONSERM KIJSIRIKUL, Ph.D., 69 pp. ISBN 974-346-463-8.

The objective of this thesis is to study and to develop a method for chord classification from musical chord sound signals by using music theory, sound signal analysis and artificial neural networks. This thesis studies nine chord types, in root position that are major, minor, augmented, diminished, major 7, minor 7, dominant 7, half-diminished 7 and diminished 7 chords. The method for chord classification is done by detecting rhythms from sound signals and classifying chord for each rhythm. We develop two methods for the classification that are (1) chord classification by using one neural network and (2) chord classification by using six neural networks.

The experiment results using eight songs, each of them has nine chord types, show that (1) the average accuracy of chord classification by using one neural network is 83 percent (2) the average accuracy of chord classification by using six neural networks is 54 percent.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Department Computer Engineering

Field of study Computer Science

Academic year 2000

Student's signature

Advisor's signature

Co-advisor's signature



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของ อาจารย์ ดร. บุญเสริม กิจศิริกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ ในการวิจัยมาตลอด ตลอดจนช่วยตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์ด้วยความเอาใจใส่อย่างดียิ่ง ขอขอบคุณ อาจารย์ณัฐกร ทับทอง และสมาชิก MIND LAB ที่ให้ความรู้เพิ่มเติมและข้อคิดเห็นต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการวิจัย

ทำยนี้ ผู้วิจัยใคร่ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และพี่น้องทุกคน ที่สนับสนุนและให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ฌ
สารบัญภาพ	ญ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
1.5 ขั้นตอนการดำเนินการ	3
2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 ทฤษฎีดนตรี	4
2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์สัญญาณเสียง	9
2.3 ทฤษฎีทางด้านปัญญาประดิษฐ์	14
3 วิธีดำเนินการวิจัย	17
3.1 การบันทึกข้อมูล	18
3.2 รายละเอียดและขั้นตอนในการจำแนกคอร์ด	18
4 ผลการวิจัย	29
4.1 การออกแบบการทดสอบ	29
4.2 ผลการทดสอบ	30
4.3 วิเคราะห์ผลการทดสอบวิธีจำแนกคอร์ด	31

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
5 สรุปการวิจัย และข้อเสนอแนะ	32
5.1 สรุปการวิจัย	32
5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ	33
รายการอ้างอิง	34
ภาคผนวก	35
ภาคผนวก ก	36
ภาคผนวก ข	38
ภาคผนวก ค	49
ภาคผนวก ง	67
ภาคผนวก จ	68
ประวัติผู้วิจัย	69



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
2.1 ลักษณะของตัวโน้ตและตัวหยุด	6
2.2 โครงสร้างคอร์ดแบบต่างๆ	9
3.1 การเปรียบเทียบตัวโน้ตกับความถี่เสียง	23
3.2 การเปรียบเทียบตัวโน้ตกับตำแหน่งที่กดนิ้ว	27
4.1 ผลการทดสอบอัตราความถูกต้องในการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค	30
4.2 ผลการทดสอบอัตราความถูกต้องในการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค	30
4.3 ผลการทดสอบความกลมกลืนระหว่างเสียงคอร์ดและทำนองเพลง	31



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญภาพ

ภาพประกอบ	หน้า
2.1 การเรียกชื่อตัวโน้ตและเปรียบเทียบระบบโซ-ฟาและระบบตัวอักษร	4
2.2 คีย์เปียโน แสดงระยะทุกครั้งเสียง	5
2.3 การเปรียบเทียบค่าความยาวโน้ตลักษณะต่างๆ	6
2.4 (a) ลักษณะจังหวะก่อนปรับปรุง	7
2.4 (b) ลักษณะจังหวะหลังปรับปรุง	7
2.5 โครงสร้างบันไดเสียงเมเจอร์	8
2.6 การแปลงฟูเรียร์	10
2.7 รูปแบบของฟังก์ชันกรอบหน้าต่าง	12
2.8 การปรับเรียบโดยใช้ค่ากลาง	13
2.9 โครงสร้างแบ็คพรอพากชันนิวรอลเน็ตเวิร์ค	15
3.1 ขั้นตอนการจำแนกคอร์ด	18
3.2 ขั้นตอนการหาลักษณะจังหวะ	20
3.3 จุดต้น จุดปลายและจุดสูงสุดของค่าพลังงาน	21
3.4 จุดสูงสุดและจุดต่ำสุดของค่าพลังงาน	21
3.5 จุด J และ L เป็นจุดแบ่งลักษณะจังหวะ	21
3.6 ขั้นตอนการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค	22
3.7 การกำหนดโน้ตพื้นต้นจากกราฟแมกนิจูดของฟูเรียร์	23
3.8 โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์ค	24
3.9 ขั้นตอนการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค	25
3.10 (a) รูปแบบของนิวรอลเน็ตเวิร์คแทนตำแหน่งที่เกิดนิ้วของสายกีตาร์	26
3.11 (b) โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์ค	26



1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เครื่องดนตรีประเภท MIDI (Musical Instrument Digital Interface) เป็นเครื่องดนตรีที่สื่อสารกับเครื่องดนตรีประเภทเดียวกันได้หรือสามารถสื่อสารกับคอมพิวเตอร์ได้ ตัวอย่างเครื่องดนตรีประเภทนี้เช่น เปียโน หรือซินธิไซเซอร์ ในการเก็บบันทึกข้อมูลเสียงของ MIDI จะเก็บในรูปแบบของโน้ตดนตรี ทำให้ข้อมูลมีขนาดเล็กกว่าการเก็บบันทึกสัญญาณเสียงปกติ และการแก้ไขข้อมูล MIDI ก็สามารถแก้ตัวโน้ตที่ต้องการแก้ไขได้ทันที ซึ่งต่างจากการแก้ไขข้อมูลสัญญาณเสียงที่มีข้อจำกัดกว่าการเก็บข้อมูล MIDI โดยไม่สามารถแก้ไขเจาะจงเฉพาะตัวโน้ตได้ แต่ต้องบันทึกสัญญาณเสียงใหม่ในส่วนที่ต้องการแก้ไข เครื่องดนตรี MIDI แม้ว่าจะแพร่หลายในปัจจุบัน แต่ก็ยังมีไม่ครอบคลุมเครื่องดนตรีทุกประเภทและมีราคาแพงกว่าเครื่องดนตรีปกติอีกด้วย ปัจจุบันจึงมีการวิจัยจำนวนมากเกี่ยวกับการแปลงสัญญาณเสียงดนตรี ให้เป็นโน้ตดนตรีจากเครื่องดนตรีปกติ ซึ่งช่วยให้ผู้เล่นดนตรีสามารถบันทึกและแก้ไขโน้ตดนตรีได้สะดวกรวดเร็วยิ่งขึ้น

ปัญหาที่พบในการแปลงสัญญาณเสียงดนตรีให้เป็นโน้ตดนตรีคือ ในกรณีที่สัญญาณเสียงนั้นเป็นสัญญาณเสียงแบบเสียงเดียว (Monophonic) โน้ตดนตรีที่ได้ก็จะมี ความถูกต้องสูงในการแปลงสัญญาณ แต่ในกรณีที่สัญญาณเสียงแบบหลายเสียง (Polyphonic) ผลลัพธ์ที่ได้กลับมีความคลาดเคลื่อนและไม่ถูกต้องนัก สาเหตุหนึ่งเนื่องจากสัญญาณเสียงที่ประกอบด้วยความถี่มูลฐานและความถี่ฮาร์โมนิก บางครั้งความถี่ฮาร์โมนิกของสัญญาณเสียงแบบหลายเสียงมีการซ้อนทับกัน ทำให้การวิเคราะห์หาโน้ตดนตรีผิดพลาดได้

คอร์ดก็เป็นรูปแบบหนึ่งของสัญญาณเสียงแบบหลายเสียงที่มีกฎเกณฑ์ในการนิยามความหมายและมีโครงสร้างที่แน่นอน ซึ่งเราสามารถวิเคราะห์หาคอร์ดได้ง่ายกว่าการหาโน้ตดนตรีทั้งหมดในสัญญาณเสียงนั้น ในงานวิจัยจึงได้นำเสนอวิธีการในการจำแนกคอร์ด โดยใช้วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เนตเวิร์ค โดยใช้แบ็คพรอพาเกชันนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Backpropagation Neural Networks) ร่วมกับการแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform) และวิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เนตเวิร์ค โดยให้แบ็คพรอพาเกชันนิวรอลเน็ตเวิร์คจำนวน 6 เนตเวิร์คแทนตำแหน่งที่กดนิ้วของกีตาร์ ทั้ง 6 สาย เนื่องจากสัญญาณเสียงดนตรีเป็นสัญญาณเสียงต่อเนื่อง ในการกำหนดโน้ตดนตรีจึงต้อง

พิจารณาหลักขณะจังหวะ (Rhythm) ของตัวโน้ตแต่ละตัว โดยจะใช้วิธีพิจารณาจากค่าพลังงานของเสียง จากนั้นนำลักษณะจังหวะและคอร์ดที่ได้ มากำหนดโน้ตโดยใช้ทฤษฎีดนตรี

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกคอร์ดจากสัญญาณเสียงคอร์ดดนตรี ได้แก่ Sillem [1] เสนอขั้นตอนวิธีในการแปลงเสียงดนตรีแบบหลายเสียงให้เป็นโน้ตดนตรี โดยใช้การแปลงฟูเรียร์ในการวิเคราะห์สัญญาณเสียง ทำการแบ่งสัญญาณเสียงเป็นช่วงๆ เพื่อหาระดับเสียงในแต่ละช่วง และนำระดับเสียงที่ได้มารวมกัน เพื่อพิจารณาระดับเสียงที่ถูกต้องที่จะใช้ในการกำหนดโน้ตดนตรี Sieger และ Tewfiw [2] ทำการแยกเสียงดนตรีออกจากสัญญาณเสียงแล้วเก็บเสียงดนตรีที่ได้เป็น MIDI ใช้วิธีการวิเคราะห์ฮาร์โมนิคในการแยกระดับเสียงต่างๆ และทำการแยกโน้ตโดยการหาจุดเริ่มต้นและจุดจบจากฮาร์โมนิคที่ได้ จากนั้นทำการหาระดับเสียงโดยเปรียบเทียบกับ Tone Spectrum จากฐานข้อมูลที่เก็บไว้ในรูปของเมตริก Shuttleworth และ Wilson [3] นำเสนอหลายวิธีในการรู้จำตัวโน้ตจากสัญญาณเสียงแบบหลายเสียง เช่น การใช้การแปลงฟูเรียร์แบบมัลติเรซอลูชัน (Multiresolution Fourier Transform) การใช้แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden Markov Model) และการใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คในการจำแนกชนิดคอร์ด และ ณัฐฐา จิตติวงกุล [4] นำเสนอขั้นตอนการหาขอบเขตพยางค์สำหรับคำพูดต่อเนื่องภาษาไทย โดยพิจารณาจากพลังงานของเสียง อัตราการตัดผ่านระดับกำหนดและความถี่มูลฐาน

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อศึกษาและพัฒนาวิธีการจำแนกคอร์ดจากสัญญาณเสียงคอร์ดดนตรี

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. ข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกคอร์ดดนตรี คือสัญญาณเสียงเป็นเสียงคอร์ดจากกีตาร์เพียงตัวเดียว โดยเก็บข้อมูลในรูปแบบ WAV
2. ชนิดคอร์ด ได้แก่ เมเจอร์ ไมเนอร์ อ็อกเมนเต็ด ดิมินิชด์ เมเจอร์ 7 ดอมีแนนท์ 7 ไมเนอร์ 7 ฮาร์พดิมินิชด์ 7 และ ดิมินิชด์ 7 โดยเป็นชนิดคอร์ดที่อยู่ในรูปคอร์ดพื้นฐาน
3. ภาษาคอมพิวเตอร์ที่ใช้ ภาษา C

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เข้าใจถึงวิธีการทำให้คอมพิวเตอร์จำแนกคอร์ตดนตรี
2. เป็นแนวทางในการพัฒนางานด้านนี้ต่อไป

1.5 ขั้นตอนการดำเนินการ

1. ศึกษาขั้นตอนวิธีการจำแนกคอร์ต
2. ศึกษาการหาค่าความถี่มูลฐาน
3. ศึกษาการจำแนกชนิดคอร์ตโดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ค
4. ศึกษาการหาพลังงานของเสียง
5. ออกแบบและพัฒนาวิธีการจำแนกคอร์ตจากสัญญาณเสียงคอร์ตดนตรี
6. ออกแบบวิธีการทดสอบขั้นตอนวิธี
7. ทดสอบและปรับปรุงคุณภาพของขั้นตอนวิธี
8. สรุปผลการวิจัย และจัดทำรายงานวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการวิจัย ได้แก่ ทฤษฎีดนตรี (ณัชชา ไสคตยานุรักษ์ [5] และ สมนึก อุณแก้ว [6]) ทฤษฎีการวิเคราะห์สัญญาณเสียง และทฤษฎีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Mitchell [7] และ Fu [8]) ทฤษฎีดนตรี จะกล่าวถึงพื้นฐานต่างๆที่ใช้ในการสร้างคอร์ดและการปรับปรุงลักษณะจังหวะให้โน้ตแต่ละตัวมีลักษณะที่ถูกต้องมากขึ้น ทฤษฎีการวิเคราะห์สัญญาณเสียง จะกล่าวถึงคุณลักษณะที่จะใช้พิจารณาหาลักษณะจังหวะและคุณลักษณะที่ใช้หาคอร์ดดนตรี และทฤษฎีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ จะกล่าวถึงวิธีการในการจำแนกชนิดคอร์ด

2.1 ทฤษฎีดนตรี (Music Theory)

2.1.1 การเรียกชื่อตัวโน้ต

ระบบการเรียกชื่อตัวโน้ตสากลนิยมใช้อยู่ 2 ระบบ ได้แก่

1. ระบบโซ-ฟา (So-Fa System) เป็นระบบการเรียกชื่อตัวโน้ตที่เรียงลำดับจากต่ำไปสูง ดังนี้ โด (Do) เร (Re) มี (Me) ฟา (Fa) โซ (So) ลา (La) ที (Ti) โด
2. ระบบตัวอักษร (Letter System) เป็นระบบการเรียกชื่อตัวโน้ตที่เรียงลำดับจากต่ำไปสูง ดังนี้ เอ (A) บี (B) ซี (C) ดี (D) อี (E) เอฟ (F) จี (G) เอ

ระบบโซ-ฟาและระบบตัวอักษร สามารถใช้แทนกันได้ การเปรียบเทียบระบบทั้ง 2 แสดงดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 แสดงการเรียกชื่อตัวโน้ต และเปรียบเทียบระบบโซ-ฟาและระบบตัวอักษร

2.1.2 เครื่องหมายแปลงเสียง (Accidentals)

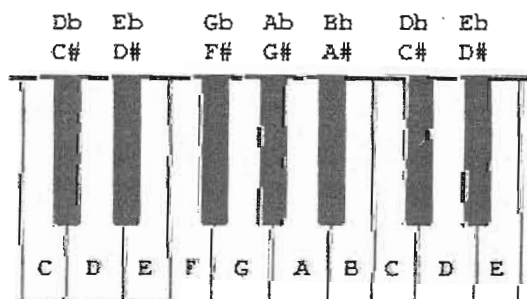
เครื่องหมายแปลงเสียง คือเครื่องหมายที่ทำให้ตัวโน้ตสูงขึ้นหรือต่ำลงเป็นระยะ 1 ถึง 2 ครึ่งเสียง เครื่องหมายแปลงเสียงมี 5 ชนิดคือ

1. เครื่องหมายชาร์ป (Sharp, #) ทำให้ระดับเสียงสูงขึ้นครึ่งเสียง
2. เครื่องหมายแฟล็ต (Flat, b) ทำให้ระดับเสียงต่ำลงครึ่งเสียง
3. เครื่องหมายดับเบิลชาร์ป (Double-Sharp, x) ทำให้ระดับเสียงสูงขึ้นหนึ่งเสียง
4. เครื่องหมายดับเบิลแฟล็ต (Double-Flat, bb) ทำให้ระดับเสียงต่ำลงหนึ่งเสียง
5. เครื่องหมายเนเจอร์ล (Natural, ♮) ทำตัวโน้ตมีระดับเสียงปกติ

2.1.3 การแบ่งระยะห่างของเสียงดนตรี

การแบ่งระยะห่างของดนตรี จะแบ่งระยะห่างของเสียงดนตรีได้เป็น 12 ช่วงเท่าๆกัน แต่ละช่วงมีระยะครึ่งเสียงดังรูปที่ 2.2 ระยะห่าง 12 ช่วงนั้นจะเป็นช่วงระหว่างตัวโน้ตที่มีอักษรซ้ำกันแต่อยู่ต่างระดับเสียง หรือเรียกว่า 1 ช่วงคู่แปด (Octave) เช่น ช่วงตัวโน้ตระหว่าง C ถึง C ในอีกระดับเสียงหนึ่ง แม้ว่าระยะห่างใน 1 ช่วงคู่แปดจะมีระยะเท่ากันแต่ระยะห่างของโน้ตในบันไดเสียงต่างๆไปจะมีระยะห่างอยู่ 2 ชนิดคือ

1. ระยะครึ่งเสียง (Semitone)
 ระยะครึ่งเสียง คือ ช่วงเสียงที่มีระยะติดกัน เช่น ช่วงเสียงระหว่าง C และ C# หรือ ช่วงเสียงระหว่าง E และ F
2. ระยะเต็มเสียง (Tone หรือ 2 Semitone)
 ระยะเต็มเสียง คือ ช่วงเสียงที่มีระยะห่างกัน 2 ครึ่งเสียง เช่น ช่วงเสียงระหว่าง C และ D หรือช่วงเสียงระหว่าง E และ F#



รูปที่ 2.2 คีย์เปียโน แสดงระยะทุกครึ่งเสียง

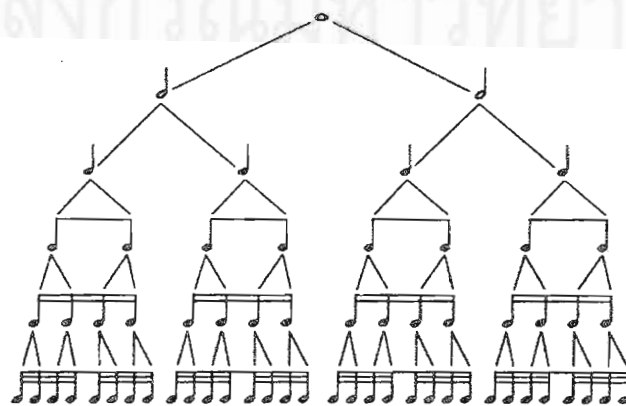
2.1.4 ลักษณะจังหวะ (Rhythm)

ลักษณะจังหวะ เป็นตัวกำหนดความสั้นยาวของเสียง (Duration) ลักษณะจังหวะจะปรากฏพร้อมกับตัวโน้ต ซึ่งผู้เล่นต้องอ่านทั้งระดับเสียงของตัวโน้ตและลักษณะจังหวะไปพร้อมๆ กัน สัญลักษณ์ที่แสดงลักษณะจังหวะคือ ตัวโน้ตและตัวหยุด ดนตรีจะประกอบไปด้วยเสียง (Sound) และความเงียบ (Silence) โดยตัวโน้ตจะเป็นสัญลักษณ์แทนเสียง และตัวหยุดจะเป็นสัญลักษณ์แทนความเงียบ ลักษณะตัวโน้ตและตัวหยุดมีหลายประเภท ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ลักษณะของตัวโน้ตและตัวหยุด

ตัวโน้ต	ตัวหยุด	ชื่อไทย	ชื่ออังกฤษ
		ตัวกลม	Whole Note
		ตัวขาว	Half Note
		ตัวดำ	Quarter Note
		เข็บบัดหนึ่งชั้น	Eighth Note
		เข็บบัดสองชั้น	Sixteenth Note
		เข็บบัดสามชั้น	Thirty-Second Note

ลักษณะของตัวโน้ตที่มีลักษณะแตกต่างกัน จะมีค่าความยาวตัวโน้ตที่แตกต่างกันด้วย แต่สามารถเปรียบเทียบค่าความยาวตัวโน้ตกันได้ โดยค่าของตัวโน้ตในแต่ละชั้นจะเป็น 2 เท่าของชั้นถัดไป เช่น โน้ตตัวกลม 1 ตัวจะมีค่าความยาวเท่ากับโน้ตตัวขาว 2 ตัว หรือโน้ตตัวขาว 1 ตัวจะมีค่าความยาวเท่ากับโน้ตตัวดำ 2 ตัว ดังรูปที่ 2.3 แสดงการเปรียบเทียบค่าความยาวโน้ตลักษณะต่างๆ

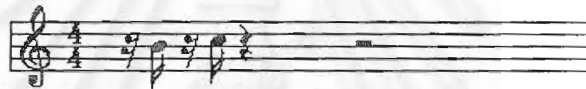


รูปที่ 2.3 การเปรียบเทียบค่าความยาวโน้ตลักษณะต่างๆ

2.1.5 การปรับปรุงลักษณะจังหวะ

การเล่นดนตรีโดยทั่วไปผู้เล่นดนตรีจะไม่สามารถเล่นดนตรีได้อย่างเที่ยงตรง จะมีการเหลื่อมของลักษณะจังหวะเล็กน้อย ดังนั้นในการบันทึกโน้ตดนตรีซึ่งต้องมีการแก้ไขปรับปรุงลักษณะจังหวะให้ถูกต้อง วิธีที่นิยมใช้คือการควอนไทซ์ (Quantizing)

การควอนไทซ์ คือ การปรับปรุงค่าเวลาเริ่มต้นและค่าความยาวตัวโน้ตที่มีความผิดพลาดให้ถูกต้องมากขึ้น โดยเปรียบเทียบให้ตรงกับค่าตัวโน้ตที่เรากำหนดไว้ เช่น ถ้ากำหนดตัวโน้ตเปรียบเทียบคือโน้ตเช็ต 1 ชั้น ค่าตัวโน้ตก่อนปรับปรุงดังรูปที่ 2.4 (a) หลังปรับปรุงลักษณะจังหวะจะได้ดังรูปที่ 2.4 (b)



(a)



(b)

รูปที่ 2.4 (a) ลักษณะจังหวะก่อนปรับปรุง (b) ลักษณะจังหวะหลังปรับปรุง

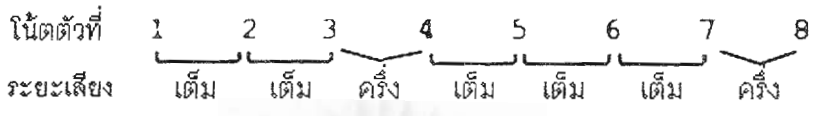
2.1.6 ความเร็วจังหวะ (Tempo)

ความเร็วจังหวะ ใช้กำหนดความเร็วของเพลง โดยจะใช้จำนวนโน้ตตัวดำเทียบกับเวลา 1 นาทีเป็นตัวกำหนดค่าความเร็วจังหวะ เช่น ความเร็วจังหวะเท่ากับ 120 หมายความว่า จะมีโน้ตตัวดำ 120 ตัวเกิดขึ้นใน 1 นาที หรือโน้ตตัวดำแต่ละตัวมีความยาวเสียง 0.5 วินาที

2.1.7 บันไดเสียงเมเจอร์ (Major Scale)

บันไดเสียง (Scale) คือโน้ตตั้งแต่ 5 ถึง 12 ตัวที่เรียงกันตามลำดับ ในบันไดเสียงเมเจอร์จะมีโน้ตทั้งหมด 7 ตัวเรียงกันตามลำดับ มีระยะห่างระหว่างโน้ตแต่ละคู่เป็นระยะครึ่งเสียง (1 Semitone) และระยะเต็มเสียง (2 Semitone) โครงสร้างของบันไดเสียงเมเจอร์แสดงดังรูปที่

2.5 ในการเรียกชื่อบันไดเสียง จะให้โน้ตตัวแรกของบันไดเสียงเป็นชื่อของบันไดเสียง เช่น บันไดเสียงที่มี C เป็นโน้ตตัวที่ 1 (หรือเรียกว่าโน้ตพื้นฐาน) ก็คือบันไดเสียง C



รูปที่ 2.5 โครงสร้างบันไดเสียงเมเจอร์

2.1.8 คอร์ด (Chord)

คอร์ด คือกลุ่มของตัวโน้ตที่แตกต่างกันตั้งแต่ 3 ตัวขึ้นไปประกอบกันเป็นเสียงประสานและมีหน้าที่ชัดเจนในจุดที่มีการใช้คอร์ด คอร์ดพื้นฐานจะมีทั้งหมด 4 ชนิด ได้แก่ คอร์ดเมเจอร์ (Major) คอร์ดไมเนอร์ (Minor) คอร์ดดิมินิชด์ (Diminished) และคอร์ดอ็อกเมนเต็ด (Augmented) คอร์ดพื้นฐานทั้ง 4 ชนิดที่กล่าวมาจะประกอบด้วยโน้ต 3 ตัว แต่ละชนิดจะมีคุณสมบัติพิเศษในตัวเอง ซึ่งคอร์ดพื้นฐานเหล่านี้สามารถนำไปขยายให้เป็นคอร์ดที่ซับซ้อนได้ โดยเพิ่มโน้ตให้กับคอร์ดพื้นฐานให้มีจำนวนมากกว่า 3 ตัว

การสร้างคอร์ด ทำได้ด้วยการวิเคราะห์จากชนิดคอร์ดและชื่อโน้ตของคอร์ด เริ่มจากสร้างบันไดเสียงเมเจอร์ โดยกำหนดให้ชื่อโน้ตของคอร์ดเป็นโน้ตตัวที่ 1 ในบันไดเสียงเมเจอร์ และแทนตำแหน่งโน้ตที่อยู่ในคอร์ดในบันไดเสียงนั้น ตามโครงสร้างของชนิดคอร์ดที่ต้องการสร้าง ตารางที่ 2.2 แสดงโครงสร้างชนิดคอร์ดแบบต่างๆ คอร์ดที่ได้จะเป็นคอร์ดในรูปพื้นฐาน (Root Position) อย่างไรก็ตามคอร์ดอาจอยู่ในรูปพลิกกลับก็ได้ (Inversion) คือการที่โน้ตพื้นฐานหรือโน้ตตัวที่ 1 ถูกเปลี่ยนตำแหน่งขึ้นไปอีก 1 คู่แปด ทำให้โน้ตพื้นฐานพลิกกลับขึ้นไปเป็นโน้ตตัวบนสุด

ตารางที่ 2.2 โครงสร้างคอร์ดแบบต่างๆ

ชื่อคอร์ด	โน้ตที่อยู่ในคอร์ด			
เมเจอร์	1	3	5	
ไมเนอร์	1	b3	5	
อ็อกเมนเตด	1	3	#5	
ดิมิชด์	1	b3	b5	
เมเจอร์ 7	1	3	5	7
ไมเนอร์ 7	1	b3	5	b7
ดอมีนันท์ 7	1	3	5	b7
ดิมิชด์ 7	1	b3	b5	bb7
ฮาร์พดิมิชด์ 7	1	b3	b5	b7

ถ้าต้องการคอร์ด D ไมเนอร์ 7 ชั้นแรกให้สร้างบันไดเสียง D เมเจอร์ขึ้นมา จะได้โน้ตในบันไดเสียงดังนี้

	D	E	F#	G	A	B	C#
โน้ตตัวที่	1	2	3	4	5	6	7

จากตารางที่ 2.2 โครงสร้างคอร์ดไมเนอร์ 7 คือ โน้ตตัวที่ 1 b3 5 b7 เมื่อเปรียบเทียบกับบันไดเสียงแล้วคอร์ด D ไมเนอร์จะประกอบด้วยโน้ตดังนี้ D F A และ C

2.2 ทฤษฎีการวิเคราะห์สัญญาณเสียง

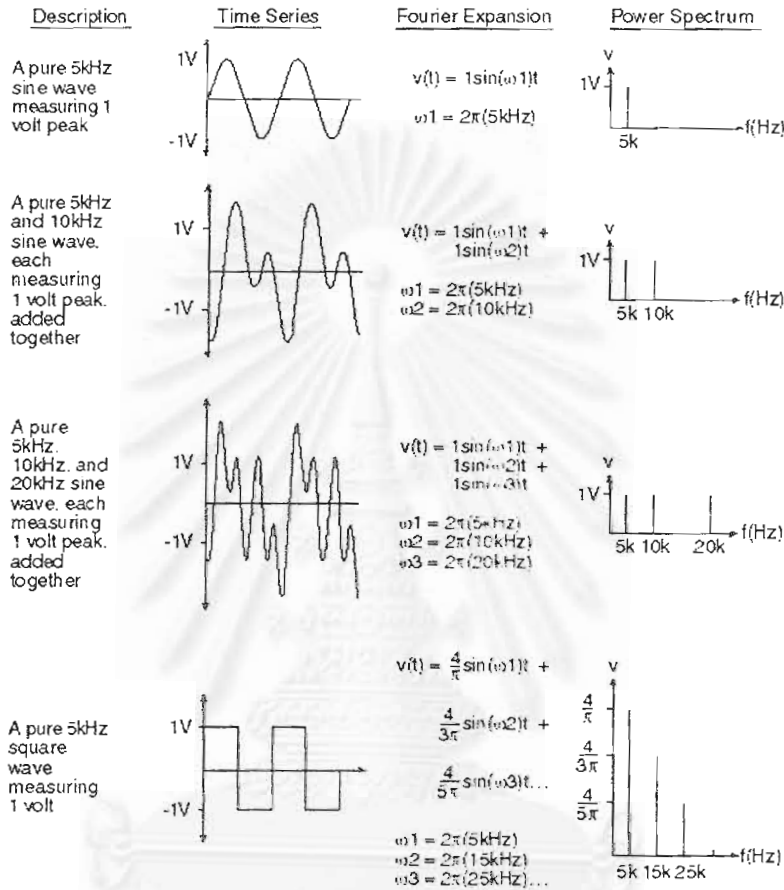
การหาคุณลักษณะของสัญญาณเสียงในงานวิจัยนี้ ใช้วิธีต่างๆดังนี้

2.2.1 การแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform)

โดยธรรมชาติ หูของมนุษย์จะแปลงสัญญาณเสียงให้อยู่ในรูปของแถบความถี่เสียง ซึ่งก็คือแอมพลิจูดและความถี่ การแปลงแบบนี้ทำได้โดยใช้การแปลงฟูเรียร์ ดังรูปที่ 2.6 แสดงการแปลงฟูเรียร์ สเปกตรัมที่ได้จะสามารถนำไปใช้ในการจำแนกคอร์ด โดยใช้ในการวิเคราะห์หาโน้ต

ของคอร์ดและใช้เป็นคุณลักษณะเพื่อใช้ในการจำแนกชนิดคอร์ดได้
 เรียบเรียงของสัญญาณ $f(x)$ แสดงได้ดังสมการที่ (2.1)

ฟังก์ชันของการแปลงฟู



รูปที่ 2.6 การแปลงฟูเรียร์ (Weimer [9])

$$F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp[-j2\pi ux] dx \dots \dots \dots (2.1)$$

โดย $j = \sqrt{-1}$

ฟังก์ชันของการแปลงฟูเรียร์เป็นฟังก์ชันเชิงซ้อน คือจะประกอบด้วย 2 ส่วน คือส่วนของจำนวนจริงและส่วนของจำนวนจินตภาพ เราสามารถใช้ ฟังก์ชันแมกนิจูด (Magnitude Function) ในการเปลี่ยนฟังก์ชันเชิงซ้อนให้เป็นจำนวนจริงได้ ฟังก์ชันแมกนิจูดแสดงได้ดังสมการที่ (2.2)

$$|F(u)| = \sqrt{R^2(u) + I^2(u)} \dots\dots\dots (2.2)$$

เมื่อ $R(u)$ คือส่วนจำนวนจริง
 $I(u)$ คือส่วนของจำนวนจินตภาพ

เนื่องจากสัญญาณเสียงเป็นสัญญาณแบบต่อเนื่องไม่มีที่สิ้นสุด แต่การเก็บสัญญาณแบบดิจิทัล (Digital) เป็นการเก็บสัญญาณแบบไม่ต่อเนื่อง ดังนั้นในการวิเคราะห์สัญญาณจึงต้องใช้ในการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Fourier Transform) ฟังก์ชันการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่องของสัญญาณ $f(x)$ แสดงได้ดังสมการที่ (2.3)

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \exp[-j2\pi ux / N] \dots\dots\dots (2.3)$$

โดย $u = 0, 1, 2, \dots, N-1$
 เมื่อ N คือจำนวนตัวอย่างของฟูเรียร์

เราจะได้ $F(u)$ ซึ่งเป็นแถบความถี่เสียง จากสัญญาณเสียง $f(x)$ ซึ่งสามารถนำแถบความถี่เสียงที่ได้มาประมาณค่าความถี่ได้จากสมการที่ (2.4) (Steiglitz [10])

$$f(u) = \frac{u \times A}{N} \dots\dots\dots (2.4)$$

โดย $u = 0, 1, \dots, \frac{N}{2}$
 เมื่อ $f(u)$ คือความถี่เสียง
 A คืออัตราการสุ่มตัวอย่างเสียง
 N คือจำนวนตัวอย่างของฟูเรียร์

จากสมการที่ (2.4) เราจะได้ความถี่จากการแปลงฟูเรียร์ดังนี้ $0, \frac{1 \times A}{N}, \frac{2 \times A}{N}, \frac{3 \times A}{N}, \dots, \frac{N \times A}{2N}$ เช่น ถ้ากำหนดให้อัตราการสุ่มตัวอย่างเสียงเท่ากับ 6000 Hz และจำนวนตัวอย่างของฟูเรียร์เท่ากับ 1024 ดังนั้นเราจะได้ความถี่ดังนี้ 0, 5.86, 11.72, 17.58, ..., 3000 hz

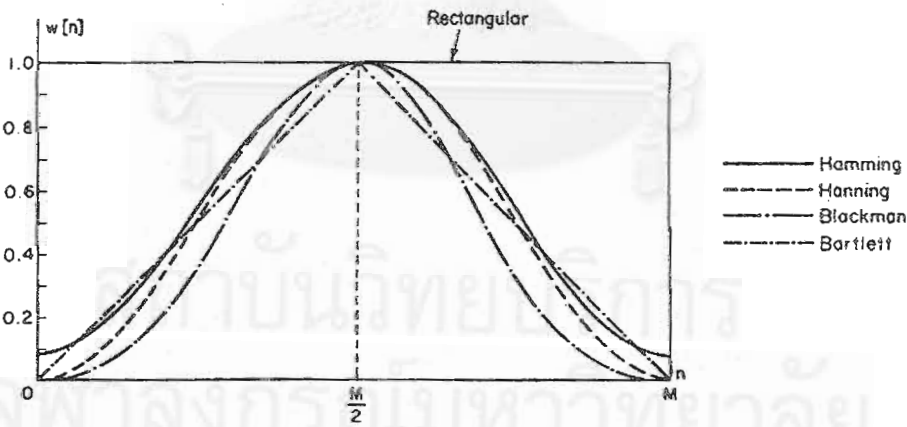
2.2.2 การวางกรอบหน้าต่าง (Windowing)

ในการวิเคราะห์สัญญาณเสียง เราต้องการสัญญาณที่มีความเสถียรและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา ซึ่งเราสามารถทำได้โดยการแบ่งสัญญาณเสียงออกเป็นช่วงเวลาสั้นๆ แล้วนำสัญญาณเสียงนั้นไปคูณด้วยฟังก์ชันกรอบหน้าต่าง (Window Function) รูปแบบของฟังก์ชันมีหลายแบบ เช่น Rectangular, Hamming, Hanning, Blackman, Kaiser เป็นต้น ดังรูป 2.7 แต่ฟังก์ชันที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณได้แก่ ฟังก์ชัน Hamming เนื่องจากจะทำให้ขนาดของสัญญาณลดลงอย่างช้าๆ ที่บริเวณปลายของกรอบหน้าต่าง ซึ่งช่วยป้องกันการเปลี่ยนแปลงกะทันหันบริเวณช่วงปลายของกรอบหน้าต่าง ฟังก์ชัน Hamming แสดงได้ดังสมการที่ (2.5)

$$w[n] = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{M}\right) \dots\dots\dots (2.5)$$

โดย $n = 0, 1, \dots, M$

เมื่อ M คือจำนวนตัวอย่างเสียงภายในกรอบเสียงหน้าต่าง



รูปที่ 2.7 แสดงรูปแบบของฟังก์ชันกรอบหน้าต่าง (Oppenheim และ Schaffer [11])

2.2.3 พลังงานเฉลี่ย (Root Mean Square Energy)

การหาค่าพลังงานของสัญญาณเสียง สามารถนำมาวิเคราะห์ลักษณะของสัญญาณเสียงเพื่อหาลักษณะจังหวะได้ เนื่องจากพลังงานของสัญญาณเสียงเป็นคุณสมบัติที่แสดงให้เห็นว่า

มีสัญญาณเสียงเกิดขึ้นในช่วงเวลาหนึ่ง ในการหาค่าพลังงานจะทำทีละกรอบเสียงต่อเนื่องกันไป สมการที่ (2.6) เป็นการหาพลังงานเฉลี่ย โดยหาจากพลังงานจากรากที่สองของผลรวมเฉลี่ยกำลังสอง

$$E_n = \left[\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K S_n^2[i] \right]^{\frac{1}{2}} \dots\dots\dots (2.6)$$

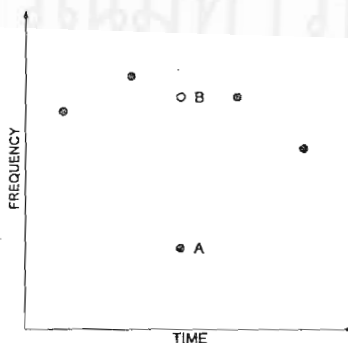
- เมื่อ E_n คือค่าพลังงานของกรอบเสียงที่ n
- $S_n[i]$ คือสัญญาณเสียงที่ i ในกรอบเสียงที่ n
- K คือจำนวนสัญญาณเสียงในกรอบเสียง

2.2.4 การปรับเรียบ (Smoothing)

ในการหาลักษณะจังหวะ จะพิจารณาจากกราฟพลังงานที่ได้จากการหาค่าพลังงานเสียง จึงต้องทำการปรับกราฟเส้นคุณลักษณะของสัญญาณให้เรียบขึ้น เพื่อปรับปรุงคุณลักษณะของสัญญาณเสียงให้เหมาะสมก่อนนำไปวิเคราะห์หาลักษณะจังหวะต่อไป วิธีที่ใช้ในการปรับเรียบที่น่าสนใจมี 2 วิธีคือ

1. การปรับเรียบโดยค่ากลาง (Median Smoothing)

ณ จุดข้อมูลที่เรานสนใจ ทำการกำหนดขนาดหน้าต่างขึ้น โดยจุดข้อมูลที่เรานสนใจ จะเป็นจุดกึ่งกลางของหน้าต่าง ทำการหาค่ากลาง (Median) ของข้อมูลภายในกรอบหน้าต่างที่กำหนดขึ้น แทนค่ากลางที่ได้ลงที่จุดกึ่งกลางหน้าต่าง วิธีนี้ทำให้ข้อมูลไม่เกิดการกระโดด รูปที่ 2.8 แสดงการปรับเรียบโดยใช้ค่ากลาง จุด B เป็นค่ากลางที่นำมาแทนจุด A



รูปที่ 2.8 การปรับเรียบโดยใช้ค่ากลาง (ดัดแปลงจาก Parsons [12])

2. การปรับเรียบโดยค่าเฉลี่ยเคลื่อนไหว (Moving Average Smoothing)

ณ จุดข้อมูลที่เราสนใจที่ค่าพลังงานของกรอบเสียงที่ n ทำการกำหนดขนาดหน้าต่างขึ้น โดยจุดข้อมูลที่เราสนใจจะเป็นจุดกึ่งกลางของหน้าต่าง ทำการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลภายในกรอบหน้าต่าง แล้วแทนค่าลงในจุดกึ่งกลางหน้าต่าง ดังแสดงในสมการที่ (2.7)

$$E'_n = \frac{1}{m1 + m2 + 1} \sum_{n=n-m1}^{n+m2} E_n \dots\dots\dots(2.7)$$

โดย $m1$ คือความกว้างของหน้าต่างครึ่งซ้าย
 $m2$ คือความกว้างของหน้าต่างครึ่งขวา
 E_n คือค่าพลังงานของกรอบเสียงที่ n

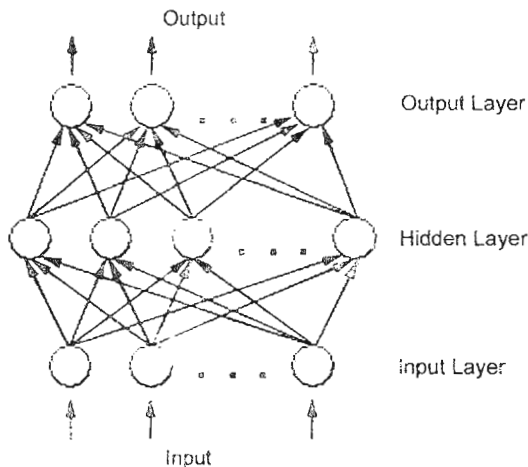
2.3 ทฤษฎีทางด้านปัญญาประดิษฐ์

เนื่องจากคอร์ตดนตรีเป็นสัญญาณเสียงแบบหลายเสียง การใช้การแปลงฟูเรียร์เพียงอย่างเดียวไม่สามารถหาโน้ตดนตรีทั้งหมดได้ถูกต้อง แต่เนื่องจากคอร์ตมีโครงสร้างที่แน่นอน การจำแนกคอร์ตจึงน่าจะมีความถูกต้องมากกว่าการหาโน้ตทั้งหมด เราสามารถใช้แบ็คพรอพาเกชันนิรอลเน็ตเวิร์คเพื่อจำแนกชนิดของคอร์ตหรือโน้ตในคอร์ตดนตรีได้ โดยใช้องค์ประกอบของแถบความถี่เสียงเป็นที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์

2.3.1 แบ็คพรอพาเกชันเน็ตเวิร์ค (Backpropagation Neural Networks)

นิรอลเน็ตเวิร์ค เป็นรูปแบบการเรียนรู้แบบหนึ่ง โดยเรียนรู้จากตัวอย่างที่ผ่านมา แนวคิดของนิรอลเน็ตเวิร์คได้จำลองมาจากการทำงานบางส่วนของสมองมนุษย์ ประกอบด้วยนิรอลจำนวนมากเชื่อมต่อกัน โดยจะมีค่าน้ำหนักของแต่ละการเชื่อมต่อ ในงานวิจัยนี้จะใช้แบ็คพรอพาเกชันนิรอลเน็ตเวิร์คในการจำแนกคอร์ต โดยให้เรียนรู้คุณลักษณะที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์

แบ็คพรอพากะชันนิรอลเน็ตเวิร์ค เป็นนิรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้นที่ใช้ขั้นตอนวิธีแบ็คพรอพากะชัน (The Backpropagation Algorithm) โครงสร้างของแบ็คพรอพากะชันนิรอลเน็ตเวิร์คประกอบด้วยชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) แสดงดังรูปที่ 2.9 โดยจำนวนชั้นที่ถูกซ่อนสามารถได้มากกว่า 1 ชั้น



รูปที่ 2.9 โครงสร้างแบ็คพรอพากะชันเน็ตเวิร์ค

ในแต่ละโหนดของนิรอลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้นจะให้ค่าผลลัพธ์ ตามสมการที่ (2.8)

$$o = \sigma(\vec{w} \cdot \vec{x}) \dots\dots\dots (2.8)$$

โดย σ เป็นฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ซึ่งนิยมใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ตามสมการที่ (2.9)

$$\sigma(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}} \dots\dots\dots (2.9)$$

- เมื่อ o คือเอาต์พุต
- \vec{x} คืออินพุต
- \vec{w} คือค่าน้ำหนักของอินพุตนั้นๆ

ส่วนขั้นตอนวิธีแบ็คพรอพากชัน จะเป็นการเรียนรู้เพื่อปรับค่าน้ำหนักสำหรับนิรอรลเน็ตเวิร์คแบบหลายชั้น โดยที่ค่าน้ำหนักที่ได้จะเป็นค่าน้ำหนักที่ทำให้ค่าผลต่างกำลังสองที่น้อยที่สุดระหว่างเอาต์พุตที่ได้จากเน็ตเวิร์คและค่าเป้าหมายของอินพุต โดยมีขั้นตอนสำหรับการปรับน้ำหนักดังนี้ (Mitchell [7])

กำหนดให้ตัวอย่างที่ใช้ในการเรียนรู้แต่ละตัวอย่างอยู่ในรูป (\vec{x}, \vec{t}) เมื่อ \vec{x} เป็นเวกเตอร์ของอินพุตของเน็ตเวิร์ค และ \vec{t} เป็นเวกเตอร์ของเป้าหมายของเอาต์พุตของเน็ตเวิร์ค

η เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

อินพุตขององค์ประกอบ j ซึ่งมาจากองค์ประกอบ i แทนด้วย x_{ji} และค่าน้ำหนักขององค์ประกอบ j ซึ่งมาจากองค์ประกอบ i แทนด้วย w_{ji}

1. สร้างนิรอรลเน็ตเวิร์คตามโครงสร้างที่ต้องการ กำหนดจำนวนนิรอรลของแต่ละชั้น
2. กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นแบบสุ่มให้มีค่าน้อยๆ (เช่น ระหว่าง -0.05 ถึง 0.05)
3. ทำการปรับค่าน้ำหนักด้วยขั้นตอนวิธีดังนี้

สำหรับ (\vec{x}, \vec{t}) แต่ละตัว ให้ทำดังนี้

3.1 อินพุต \vec{x} ในเน็ตเวิร์ค และคำนวณเอาต์พุต O_u ในโหนด u ทุกโหนด

3.2 คำนวณค่าความผิดพลาด δ_k ของแต่ละโหนดเอาต์พุต k โดยที่

$$\delta_k = o_k(1 - o_k)(t_k - o_k)$$

3.3 คำนวณค่าความผิดพลาด δ_h ของแต่ละโหนดที่ถูกซ่อน h โดยที่

$$\delta_h = o_h(1 - o_h) \sum_{k \in \text{outputs}} w_{kh} \delta_k$$

3.4 ทำการปรับค่าน้ำหนัก w_{ji}

$$\text{โดย } w_{ji} = w_{ji} + \Delta w_{ji}$$

$$\text{เมื่อ } \Delta w_{ji} = \eta \delta_j x_{ji}$$

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 การบันทึกข้อมูล

การบันทึกข้อมูลเสียงคอรัตดนตรี จะบันทึกโดยใช้กีตาร์ไฟฟ้า เก็บไว้ในไฟล์ wav โดยใช้ อัตราสุ่มตัวอย่าง (Sampling Rate) เท่ากับ 6000 Hz ด้วยขนาด 8 บิต โดยบันทึกเสียงคอรัตทีละคอรัต จำนวน 135 คอรัตและบันทึกเป็นเพลงจำนวน 8 เพลง อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกเสียงมีดังนี้

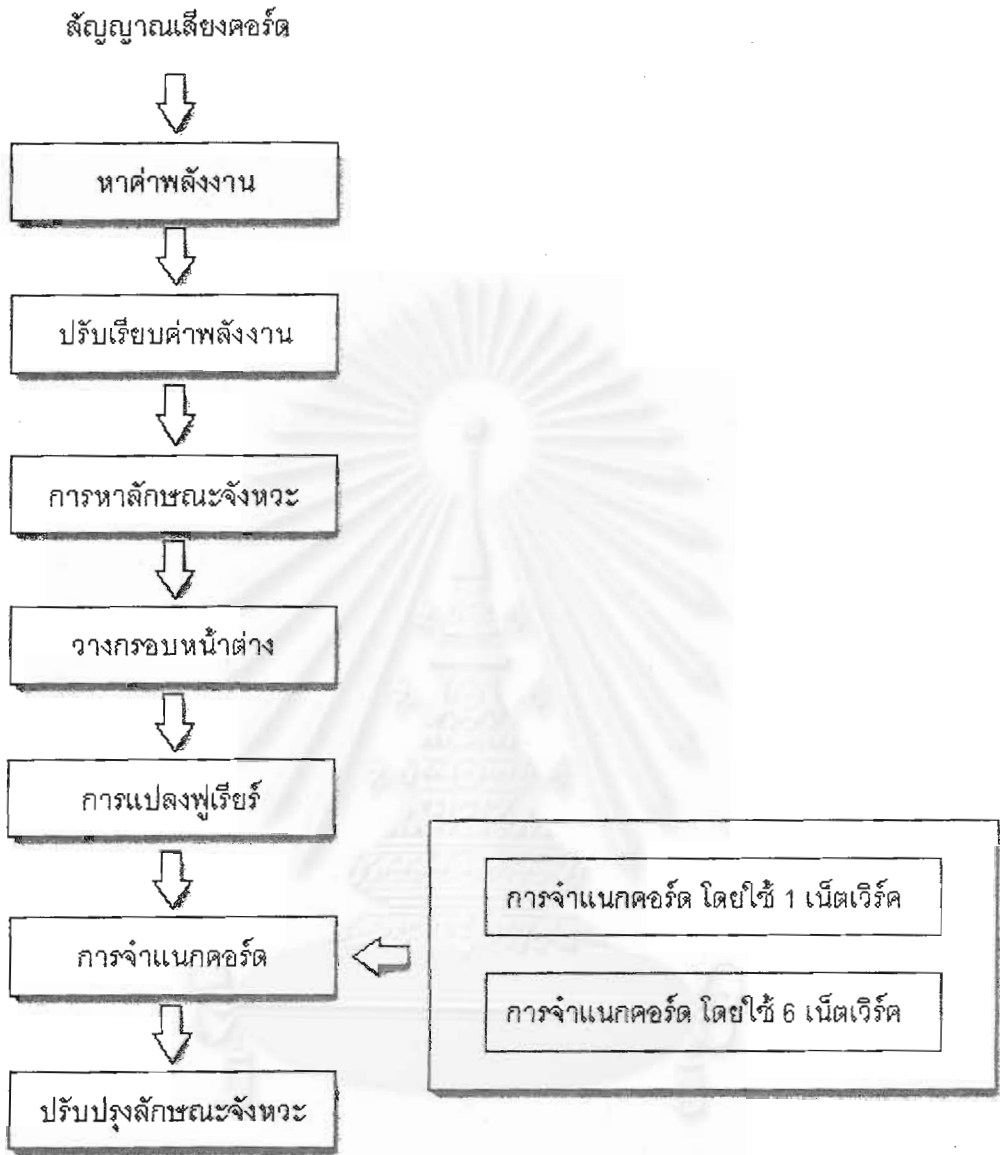
1. เครื่องคอมพิวเตอร์ AMD K6-2 400 Mhz
2. การ์ดเสียง Sound Vision SV550 ของบริษัท Addonics
3. กีตาร์ไฟฟ้า Gibson รุ่น Lespaul Custom '95 และ Kramer รุ่น Metallist-III
4. ระบบปฏิบัติการ Microsoft Windows 2000 Professional

3.2 รายละเอียดและขั้นตอนในการจำแนกคอรัต

3.2.1 ขั้นตอนในการจำแนกคอรัต

ขั้นตอนในการจำแนกคอรัต แสดงได้ดังรูปที่ 3.1 รายละเอียดมีดังนี้

1. รับสัญญาณเสียงคอรัตเข้ามาหาค่าพลังงานของสัญญาณเสียง โดยใช้วิธีพลังงานเฉลี่ย กำหนดให้ขนาดกรอบเสียงเท่ากับ 60 ตัวอย่างของสัญญาณเสียง โดยให้แต่ละกรอบเสียงซ้อนทับกันครึ่งหนึ่งของกรอบเสียง
2. นำกราฟพลังงานที่ได้มาทำการปรับเรียบ โดยใช้วิธีปรับเรียบโดยใช้ค่ากลางและวิธีปรับเรียบโดยใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนไหว ตามลำดับ กำหนดให้ขนาดหน้าต่างเท่ากับ 21 กรอบเสียง
3. เนื่องจากสัญญาณเสียงดนตรีเป็นสัญญาณเสียงต่อเนื่อง ในการจำแนกคอรัตจึงต้องพิจารณาลักษณะจังหวะ (Rhythm) ของตัวโน้ตแต่ละตัวก่อน โดยการกำหนดจุดต้นและจุดปลายของเสียงคอรัตแต่ละเสียง เพื่อคำนวณตำแหน่งเวลาเริ่มต้นและความยาวของเสียงซึ่งสามารถหาลักษณะจังหวะของคอรัตนั้นได้ การหาลักษณะจังหวะจะพิจารณาจากกราฟพลังงานที่ปรับเรียบแล้ว รายละเอียดขั้นตอนในการหาลักษณะจังหวะจะกล่าวในหัวข้อ 3.2.2



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการจำแนกคอร์ด

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

4. นำเสียงคอร์ตแต่ละคอร์ตที่ได้ตัดแบ่งแล้ว มาวางกรอบหน้าต่างที่ตำแหน่งที่มีค่าพลังงานมากที่สุดของเสียง โดยใช้ฟังก์ชันหน้าต่างแบบ Hamming กำหนดให้จำนวนตัวอย่างเสียงภายในกรอบเสียงหน้าต่างเท่ากับ 1024 ตัวอย่าง
5. นำเสียงคอร์ตแต่ละคอร์ตที่วางกรอบหน้าต่างแล้ว มาทำการแปลงฟูเรียร์ โดยกำหนดให้ใช้ฟูเรียร์ขนาด 1024 จุด และหาค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์โดยใช้ฟังก์ชันแมกนิจูด ซึ่งจะได้แถบความถี่เสียงที่จะใช้เป็นลักษณะสำคัญ ในการวิเคราะห์สัญญาณเสียงต่อไป
6. ใช้แถบความถี่เสียงที่ได้ เป็นคุณลักษณะที่จะให้แบ็คพรอพาเกชันนิรเวอร์ลเน็ตเวิร์ค เรียนรู้และจำแนกคอร์ต วิธีที่จะใช้จำแนกคอร์ตในงานวิจัยนี้มี 2 วิธีคือ วิธีการจำแนกคอร์ตโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค และวิธีการจำแนกคอร์ตโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค รายละเอียดขั้นตอนจะกล่าวในหัวข้อ 3.2.3 และ 3.2.4 ตามลำดับ
7. หลังจากที่ได้คอร์ตและลักษณะจังหวะเรียบร้อยแล้ว จึงทำการปรับปรุงลักษณะจังหวะที่ได้ให้มีความถูกต้องมากขึ้น ด้วยวิธีควอนไทซ์ตัวโน้ต กำหนดตัวโน้ตเปรียบเทียบให้เป็นค่าโน้ตที่มีความละเอียดมากที่สุด ตามแต่ละสัญญาณเสียงคอร์ตที่รับเข้ามา

3.2.2 ขั้นตอนการหาลักษณะจังหวะ

ขั้นตอนการหาลักษณะจังหวะ ใช้วิธีการตัดแบ่งเสียงคอร์ตโดยพิจารณาจากกราฟพลังงาน เพื่อหาจุดต้นและจุดปลายเสียงและนำไปคำนวณหาลักษณะจังหวะโดยอ้างอิงกับความเร็วจังหวะในดนตรี ขั้นตอนการหาลักษณะแสดงดังรูป 3.2 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

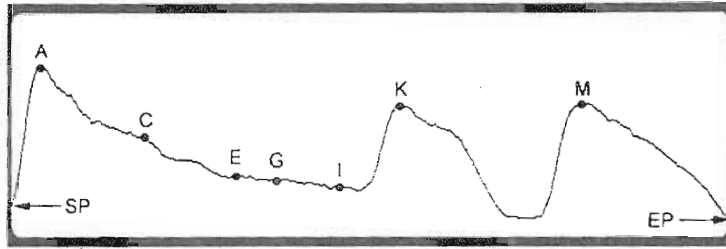
1. กำหนดจุดต้นและจุดปลายของเสียง โดยกำหนดให้จุดเริ่มและจุดปลายของกราฟค่าพลังงาน เป็นจุดต้นและจุดปลายของเสียงตามลำดับ จากรูปที่ 3.3 จุด SP เป็นจุดต้นและจุด EP เป็นจุดปลายของเสียง
2. หาจุดสูงสุดของค่าพลังงานภายในกรอบเสียง ให้ X_n คือค่าพลังงานที่กรอบเสียง n ซึ่งเป็นจุดที่เราสนใจ พิจารณาค่าพลังงานที่กรอบเสียง X_n เทียบกับค่าพลังงานภายในกรอบเสียงตั้งแต่ $X_{n-(m/2)}$ ถึง $X_{n+(m/2)}$ โดยกำหนดให้ $m = 42$ ถ้าพลังงานที่กรอบเสียง X_n มีค่าพลังงานสูงที่สุดภายในกรอบเสียงที่กำลังพิจารณา ให้ X_n เป็น

จุดสูงสุดของค่าพลังงานภายในกรอบเสียง จากนั้นให้เลื่อนที่สนใจไปทางขวาที่ละจุด และโดยให้พิจารณาเหมือนเดิม จากรูปที่ 3.3 จุดสูงสุดคือจุด A, C, E, G, I, K และ M

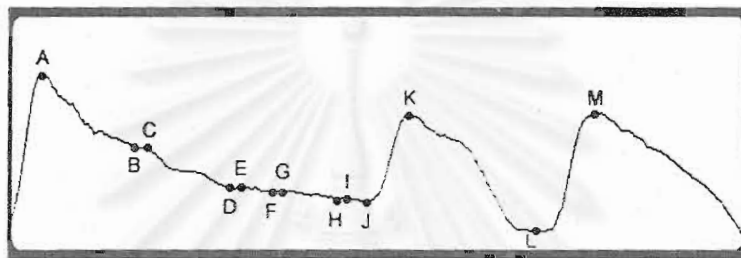
3. หาจุดต่ำสุดของค่าพลังงานภายในกรอบเสียง คือจุดต่ำสุดระหว่างจุดสูงสุด 2 จุดที่อยู่ติดกัน พิจารณาหาจุดต่ำสุดต่อไป โดยเลื่อนจุดสูงสุด จุดถัดไปไปทางขวาที่ละจุดโดยให้พิจารณาเหมือนเดิม จากรูป 3.4 จุดต่ำสุดคือจุด B, D, F, H, J และ L



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการหาลักษณะจิ้งหะ

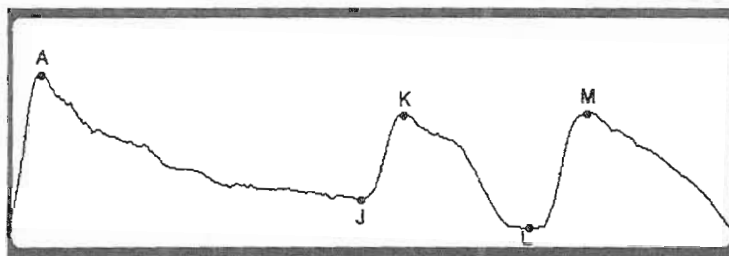


รูปที่ 3.3 แสดงจุดต้น จุดปลายและจุดสูงสุดของค่าพลังงาน



รูปที่ 3.4 แสดงจุดสูงสุดและจุดต่ำสุดของค่าพลังงาน

4. หาจุดสูงสุดผลต่าง คือจุดที่มีค่าผลต่างพลังงานระหว่างจุดสูงสุดและจุดต่ำสุดทั้งทางซ้ายและขวามากกว่าค่าที่กำหนด ทำการพิจารณาจุดผลต่างพลังงานจุดถัดไป ไปทางขวาทีละจุด จากรูปที่ 3.4 จุดสูงสุดผลต่างคือ A, K และ M ส่วนจุด C, E, G และ I ไม่เป็นจุดสูงสุดผลต่างเนื่องจากมีค่าผลต่างพลังงานน้อยกว่าค่าที่กำหนด
5. หาจุดแบ่งลักษณะจังหวะ คือจุดที่มีค่าพลังงานต่ำที่สุดระหว่างจุดสูงสุดผลต่างที่อยู่ติดกัน จุดแบ่งลักษณะจังหวะ 1 จุด จะเป็นทั้งจุดต้นและจุดปลายของลักษณะจังหวะ โดยเป็นจุดต้นของลักษณะจังหวะที่ 2 และเป็นจุดปลายของลักษณะจังหวะที่ 1 จากรูปที่ 3.5 จุด J และ L เป็นจุดแบ่งลักษณะจังหวะ โดยจุด J จะเป็นจุดต้นของลักษณะจังหวะที่ 2 และเป็นจุดปลายของลักษณะจังหวะที่ 1



รูปที่ 3.5 จุด J และ L เป็นจุดแบ่งลักษณะจังหวะ

6. กำหนดลักษณะจังหวะ โดยนำตำแหน่งจุดแบ่งลักษณะจังหวะที่ได้ มาคำนวณหา ตำแหน่งเวลาเริ่มต้นและความยาวตัวโน้ต จากสมการที่ (4.1) และ (4.2)

$$StartTime = \left[\frac{StartPoint}{TotalPoint} \right] \times \left[\frac{TotalSample}{SampleRate} \right] \dots\dots\dots (4.1)$$

$$DurationTime = \left[\frac{EndPoint - StartPoint}{TotalPoint} \right] \times \left[\frac{TotalSample}{SampleRate} \right] \dots\dots\dots (4.2)$$

โดย StartPoint คือ จุดเริ่มต้นลักษณะจังหวะ

EndPoint คือ จุดปลายลักษณะจังหวะ

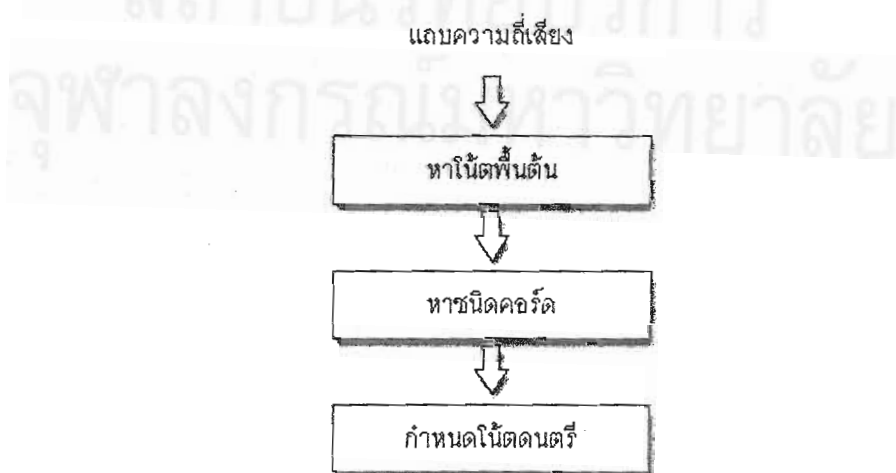
TotalPoint คือ จำนวนจุดทั้งหมดในกราฟพลังงาน

TotalSample คือ จำนวนตัวอย่างทั้งหมดของดนตรี

Sample Rate คือ อัตราสุ่มตัวอย่าง

เมื่อได้เวลาและความยาวโน้ตแล้ว จะต้องหาลักษณะโดยการเปรียบเทียบกับ ความเร็วจังหวะ เช่น ความเร็วจังหวะ 120 โน้ตตัวดำแต่ละตัวจะยาว 0.5 วินาที ดังนั้นถ้าโน้ตตัวดำยาว 0.5 วินาที จะได้ว่าความยาวโน้ตตัวขาวจะเท่ากับ 1 วินาที หรือความยาวโน้ตตัวกลมจะเท่ากับ 2 วินาที เมื่อทราบความยาวโน้ตแต่ละตัวแล้ว จะนำเวลาเริ่มต้นและความยาวโน้ตที่ได้ จากกราฟพลังงาน มากำหนดให้เป็นลักษณะตัวโน้ตที่มีความยาวใกล้เคียงกัน

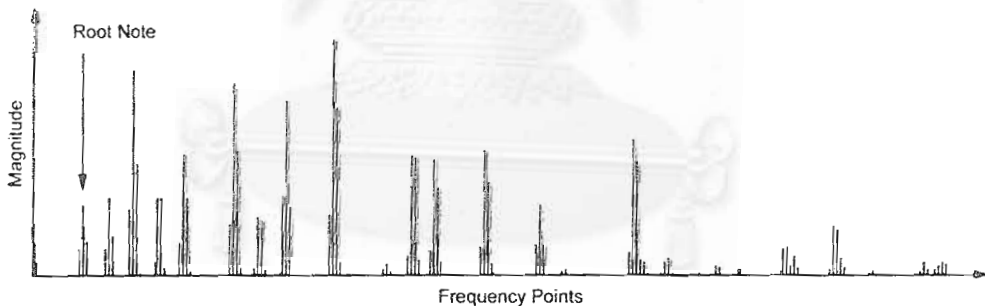
3.2.3 วิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค



รูปที่ 3.6 ขั้นตอนการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค

วิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค คือ การจำแนกคอร์ดโดยใช้แบ็คพรอพาทาเกชั่น นิวรอลเน็ตเวิร์คจำนวน 1 เน็ตเวิร์คร่วมกับการแปลงฟูเรียร์ โดยใช้แบ็คพรอพาทาเกชั่นนิวรอลเน็ตเวิร์คในการจำแนกชนิดคอร์ด และการวิเคราะห์แถบความถี่เสียงที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์ในการหาโน้ตพื้นฐาน ขั้นตอนการจำแนกคอร์ดแสดงดังรูปที่ 3.6 มีรายละเอียดดังนี้

- นำแถบความถี่เสียงที่รับเข้ามา หาโน้ตพื้นฐานโดยพิจารณาจากกราฟค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์ ในการพิจารณาจะกำหนดให้โน้ตพื้นฐานคือจุดที่มีค่าแมกนิจูดสูงที่สุดเป็นอันดับแรก ดังรูปที่ 3.7 และนำจุดที่กำหนดนั้นไปคำนวณหาความถี่เพื่อเปรียบเทียบกับหาระดับเสียงของตัวโน้ต ตารางที่ 3.1 แสดงการเปรียบเทียบตัวโน้ตกับความถี่เสียง ตัวอย่างเช่น ถ้าจุดที่ 17 เป็นจุดที่มีค่าแมกนิจูดสูงที่สุดเป็นอันดับแรก โดยใช้อัตราส่วนตัวอย่างเท่ากับ 6000 Hz และใช้จำนวนตัวอย่างของฟูเรียร์เท่ากับ 1024 จุด จากสมการที่ (2.4) ความถี่ที่ได้คือ 99.61 Hz เมื่อเปรียบเทียบค่าความถี่ในตารางที่ 3.1 จะประมาณค่าความถี่ได้เท่ากับโน้ต G โน้ต G ที่ได้จะกำหนดให้เป็นโน้ตพื้นฐานของคอร์ด



รูปที่ 3.7 การกำหนดโน้ตพื้นฐานจากกราฟค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์

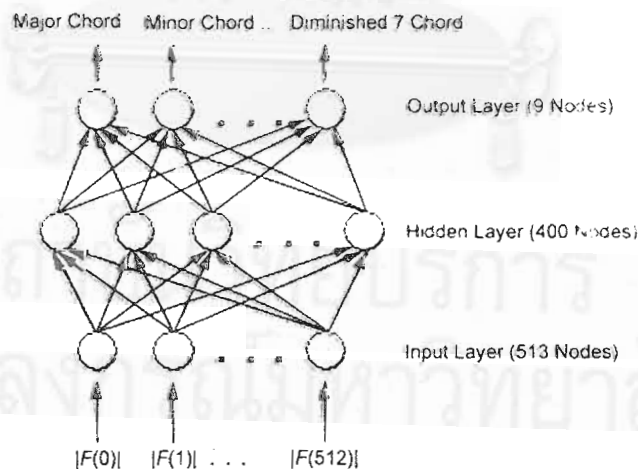
ตารางที่ 3.1 แสดงการเปรียบเทียบตัวโน้ตกับความถี่เสียง

Octave	C	C#	D	D#	E	F	F#	G	G#	A	A#	B
1	32.703	34.648	36.708	38.891	41.203	43.654	46.249	48.999	51.913	55.000	58.270	61.735
2	65.406	69.296	73.416	77.782	82.407	87.307	92.499	97.999	103.83	110.00	116.54	123.47
3	130.81	138.59	146.83	155.56	164.81	174.61	185.00	196.00	207.65	220.00	233.08	246.94
4	261.63	277.18	293.66	311.13	329.63	349.23	369.99	392.00	415.30	440.00	466.16	493.88
5	523.25	554.37	587.33	622.25	659.26	698.46	739.99	783.99	830.61	880.00	932.33	987.77
6	1046.5	1108.7	1174.7	1244.5	1318.5	1396.9	1480.0	1568.0	1661.2	1760.0	1864.7	1975.5
7	2093.0	2217.5	2349.3	2489.0	2637.0	2793.8	2960.0	3136.0	3322.4	3520.0	3729.3	3951.1
8	4186.0	4434.9	4698.6	4978.0	5274.0	5587.7	5919.9	6271.9	6644.9	7040.0	7458.6	7902.1

2. นำแถบความถี่เสียงที่รับเข้ามา ใช้หาชนิดคอร์ดโดยใช้แบ็คพรอพากะชั้นนิรวลเน็ตเวิร์ค โครงสร้างของนิรวลเน็ตเวิร์คมี 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ในแต่ละชั้นจะมีลักษณะดังนี้

- ชั้นอินพุต มีขนาด 513 โหนด โดยใช้ค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์ตั้งแต่ตำแหน่งที่ 0 ถึง 512 เป็นอินพุต แทนตำแหน่งของอินพุตโหนดทีละโหนด
- ชั้นซ่อน เป็นชั้นที่เชื่อมต่อระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต จำนวนโหนดที่เหมาะสมที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ 400 โหนด
- ชั้นเอาต์พุต มีขนาด 9 โหนด ซึ่งมีขนาดเท่ากับจำนวนชนิดคอร์ดที่จะใช้ในการเรียนรู้ ได้แก่ เมเจอร์ ไมเนอร์ อ็อกเมนเต็ด ดิมินิชด์ เมเจอร์ 7 ดอมีแนนท์ 7 ไมเนอร์ 7 ฮาฟดิมินิชด์ 7 และ ดิมินิชด์ 7 โดยจะแทนค่าแต่ละโหนดเป็นแต่ละชนิดคอร์ดในกรณีการเรียนรู้ ซึ่งกำหนดค่าให้เป็น 1 ในโหนดนั้น และแทนค่าเป็น 0 ในโหนดอื่นๆ ในกรณีที่ทดสอบจะให้โหนดเอาต์พุตที่มีค่ามากที่สุด เป็นผลลัพธ์ของนิรวลเน็ตเวิร์ค

โครงสร้างของนิรวลเน็ตเวิร์คแสดงได้ดังรูปที่ 3.8 โดยที่ $|F(u)|$ คือค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์ เมื่อ u คือตำแหน่งที่ 0 ถึง 512 ขององค์ประกอบของความถี่เสียง

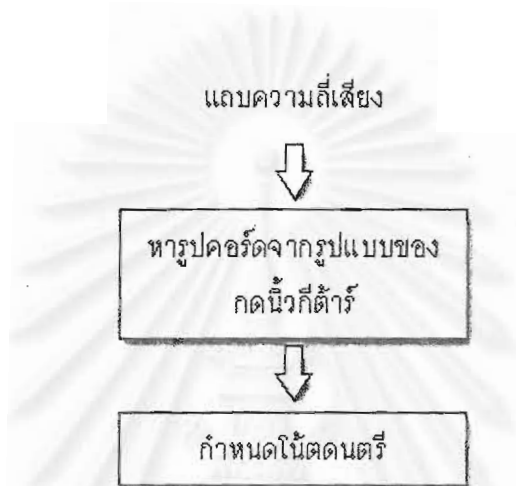


รูปที่ 3.8 โครงสร้างนิรวลเน็ตเวิร์ค

3. กำหนดโน้ตดนตรี โดยนำโน้ตพื้นฐานและชนิดคอร์ดที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 และ 2 มารวมกันเพื่อสร้างคอร์ดขึ้นมา โดยโน้ตพื้นฐานจะเป็นชื่อคอร์ด เมื่อรวมกับชนิดคอร์ดแล้วเราจะได้คอร์ดในรูปพื้นฐาน เช่น คอร์ดชนิดไมเนอร์ ที่มี C เป็นโน้ตพื้นฐาน เรียกว่า คอร์ด C ไมเนอร์ คอร์ดชนิดดิมินิชด์ ที่มี B เป็นโน้ตพื้นฐาน เรียกว่าคอร์ด B ดิมินิชด์

การกำหนดไม้ตดนตรีของคอร์ด ทำได้โดยการสร้างบันไดเสียงเมเจอร์จากไม้ตพื้นต้น แทนตำแหน่งไม้ตที่อยู่ในคอร์ดในบันไดเสียงนั้น ตามโครงสร้างของชนิดคอร์ดที่แสดงในตารางที่ 2.2

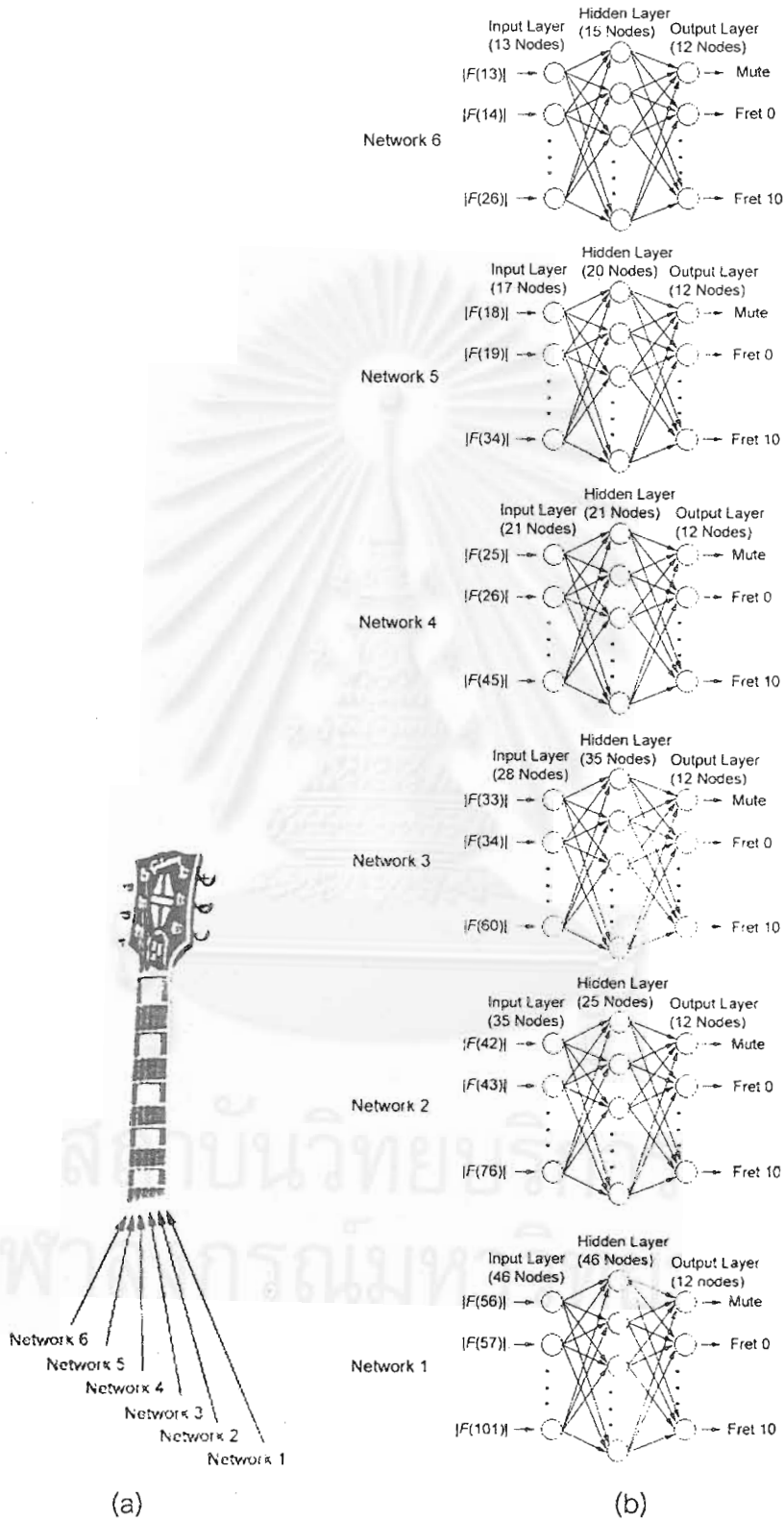
3.2.4 วิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค



รูปที่ 3.9 ขั้นตอนการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค

วิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค คือ การจำแนกคอร์ดโดยใช้แบ็คพรอพาทิกชันนิวรอลเน็ตเวิร์คจำนวน 6 เน็ตเวิร์ค แต่ละเน็ตเวิร์คแทนรูปแบบที่กัดนิ้วของกีตาร์แต่ละสาย ขั้นตอนการจำแนกคอร์ดแสดงดังรูปที่ 3.9 มีรายละเอียดดังนี้

- นำแถบความถี่เสียงที่รับเข้ามา หารูปแบบคอร์ดจากรูปแบบของที่กัดนิ้วกีตาร์โดยใช้แบ็คพรอพาทิกชันนิวรอลเน็ตเวิร์คจำนวน 6 เน็ตเวิร์ค เนื่องจากที่กัดนิ้วกีตาร์เป็นที่รองรับการกดสายกีตาร์ซึ่งมีจำนวน 6 สาย จะให้นิวรอลเน็ตเวิร์คแต่ละเน็ตเวิร์คแทนตำแหน่งที่กัดนิ้วของสายกีตาร์แต่ละสาย ดังรูปที่ 3.10 (a) ในแต่ละเน็ตเวิร์คจะให้เรียนรู้รูปแบบการกัดนิ้วของกีตาร์แต่ละสาย โดยใช้องค์ประกอบของแถบความถี่เสียงเป็นอินพุต โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวิร์คมี 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ในแต่ละชั้นจะมีลักษณะดังนี้



รูปที่ 3.10 (a) รูปแบบของนิวรอลเน็ตเวิร์คแทนตำแหน่งที่กดนิ้วของสายกีตาร์
 (b) โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์ค

- ชั้นอินพุตใช้ค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์เป็นอินพุต โดย
 - เน็ตเวิร์คที่ 1 ใช้องค์ประกอบตำแหน่งที่ 56 ถึง 101
 - เน็ตเวิร์คที่ 2 ใช้องค์ประกอบตำแหน่งที่ 42 ถึง 76
 - เน็ตเวิร์คที่ 3 ใช้องค์ประกอบตำแหน่งที่ 33 ถึง 60
 - เน็ตเวิร์คที่ 4 ใช้องค์ประกอบตำแหน่งที่ 25 ถึง 45
 - เน็ตเวิร์คที่ 5 ใช้องค์ประกอบตำแหน่งที่ 18 ถึง 34
 - เน็ตเวิร์คที่ 6 ใช้องค์ประกอบตำแหน่งที่ 13 ถึง 26
 - ชั้นซ่อน มีจำนวนโหนดที่เหมาะสมในแต่ละเน็ตเวิร์คโดยเรียงจากเน็ตเวิร์คที่ 1 ถึง 6 ตามลำดับคือ 46 25 35 21 20 และ 15 โหนด
 - ชั้นเอาต์พุตของทั้ง 6 เน็ตเวิร์คมีจำนวน 12 โหนด โดยโหนดที่ 1 แทนการไม่ได้เล่นสายกีตาร์นั้นหรือการอดสาย (Mute) โหนดที่ 2 ถึง 12 แทนตำแหน่งที่กดนิ้ว (Fret) ตำแหน่งที่ 0 ถึง 10 ในกรณีที่ไม่เรียนรู้ ซึ่งกำหนดค่าให้เป็น 1 ในโหนดนั้น และแทนค่าเป็น 0 ในโหนดอื่นๆ ในกรณีที่ที่ทดสอบจะให้โหนดเอาต์พุตที่มีค่ามากที่สุด เป็นผลลัพธ์ของนิเวรอลเน็ตเวิร์ค รูปที่ 3.10 (b) แสดงโครงสร้างของนิเวรอลเน็ตเวิร์ค โดยที่ $|F(u)|$ คือค่าแมกนิจูดของฟูเรียร์ เมื่อ u คือตำแหน่งขององค์ประกอบของความถี่เสียง
2. นำตำแหน่งที่กดนิ้วที่ได้ในแต่ละเน็ตเวิร์คมากำหนดโน้ตดนตรี การกำหนดโน้ตเมื่อเทียบกับตำแหน่งที่กดนิ้ว สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 การเปรียบเทียบตัวโน้ตกับตำแหน่งที่กดนิ้ว

ตำแหน่งที่กดนิ้ว	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
เน็ตเวิร์คที่ 1	E	F	F#	G	G#	A	A#	B	C	C#	D
เน็ตเวิร์คที่ 2	B	C	C#	D	D#	E	F	F#	G	G#	A
เน็ตเวิร์คที่ 3	G	G#	A	A#	B	C	C#	D	D#	E	F
เน็ตเวิร์คที่ 4	D	D#	E	F	F#	G	G#	A	A#	B	C
เน็ตเวิร์คที่ 5	A	A#	G	C	C#	D	D#	E	F	F#	G
เน็ตเวิร์คที่ 6	E	F	F#	G	G#	A	A#	B	C	C#	D

ตัวอย่างในการกำหนดโน้ต แสดงได้ดังนี้ เช่น ถ้าเนตเวิร์คที่ 6 ได้ตำแหน่งที่กดนิ้วที่ 0 โน้ตที่ได้คือ E เนตเวิร์คที่ 5 ได้ตำแหน่งที่กดนิ้วที่ 2 โน้ตที่ได้คือ B เนตเวิร์คที่ 4 ได้ตำแหน่งที่กดนิ้วที่ 2 โน้ตที่ได้คือ E เนตเวิร์คที่ 3 ได้ตำแหน่งที่กดนิ้วที่ 1 โน้ตที่ได้คือ G# เนตเวิร์คที่ 2 ได้ตำแหน่งที่กดนิ้วที่ 0 โน้ตที่ได้คือ B เนตเวิร์คที่ 1 ได้ตำแหน่งที่กดนิ้วที่ 0 โน้ตที่ได้คือ E จะเห็นได้ว่ามีโน้ตที่ต่างกัน 3 ตัวคือ E B และ G# ซึ่งเมื่อวิเคราะห์โน้ตทั้ง 3 ตัว จะพบว่าโน้ตทั้ง 3 ตัวอยู่ในคอร์ด E เมเจอร์



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ผลการวิจัย

ในบทนี้กล่าวถึง การทดสอบวิธีจำแนกคอร์ดด้วยวิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์คและวิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค โดยจะทดสอบอัตราความถูกต้องในการจำแนกคอร์ดในเพลงจำนวน 8 เพลง และให้ผู้ฟังเพลงทั่วไปลงความเห็นเกี่ยวกับความกลมกลืนของเสียงระหว่างเสียงคอร์ดที่จำแนกได้และทำนองของเพลงนั้นๆ

4.1 การออกแบบการทดสอบ

การทดสอบนี้จะทดสอบอัตราความถูกต้องของการจำแนกคอร์ด กับชุดทดสอบที่เป็นเพลงจำนวน 8 เพลงที่มีลักษณะจังหวะต่างๆและมีจำนวนชนิดคอร์ดทั้ง 9 คอร์ด โดยจะทดสอบอัตราความถูกต้องในการหาลักษณะจังหวะ โดยใช้วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์คและ อัตราความถูกต้องในการหาลักษณะจังหวะ โดยใช้วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค ในการทดสอบนี้จะใช้ค่าความต่างพลังงานเป็นพารามิเตอร์เพื่อหาอัตราความถูกต้องที่ดีที่สุด โดยจะกำหนดให้ค่าความต่างพลังงานเริ่มต้นที่ 5 เปรอร์เซ็นต์ และให้ปรับเพิ่มขึ้น 5 ครั้ง ครั้งละ 5 เปรอร์เซ็นต์ และให้ผู้ฟังเพลงทั่วไปจำนวน 10 คนลงความเห็นเกี่ยวกับความกลมกลืนของเสียงระหว่างเสียงคอร์ดที่จำแนกได้และทำนองของเพลงนั้นๆ โดยจะให้ฟังทุกชุดทดสอบ ในแต่ละชุดทดสอบจะให้ฟังชุดทดสอบที่มีอัตราความถูกต้องสูงที่สุด

การคำนวณอัตราความถูกต้องของการจำแนกคอร์ดแต่ละชุดทดสอบ คำนวณได้จากสมการนี้

$$\text{อัตราความถูกต้อง (\%)} = \frac{\text{จำนวนคอร์ดและลักษณะจังหวะที่ถูกต้อง}}{\text{จำนวนคอร์ดและลักษณะจังหวะทั้งหมด}} \times 100$$

การคำนวณอัตราความถูกต้องเฉลี่ยของการจำแนกคอร์ดของชุดทดสอบทั้งหมด คำนวณได้จากสมการนี้

$$\text{อัตราความถูกต้องเฉลี่ย (\%)} = \frac{\text{ผลรวมของอัตราความถูกต้องของทุกชุดทดสอบ}}{\text{จำนวนชุดทดสอบทั้งหมด}}$$

4.2 ผลการทดสอบ

ผลการทดสอบอัตราความถูกต้องในการจำแนกคอร์ตโดยทดสอบเปลี่ยนค่าความต่างพลังงาน ผลการทดสอบอัตราความถูกต้องการจำแนกคอร์ตโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์คแสดงได้ดังตารางที่ 4.1 และผลการทดสอบอัตราความถูกต้องการจำแนกคอร์ตโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์คแสดงได้ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบอัตราความถูกต้องในการจำแนกคอร์ตโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค

ชุดทดสอบ	ค่าความต่างพลังงาน (%)				
	5	10	15	20	25
1	64.06	64.51	66.67	66.67	62.07
2	96.80	96.80	96.77	95.60	92.05
3	79.55	79.55	79.55	79.55	79.55
4	64.71	71.88	75.00	75.00	75.00
5	90.67	94.59	94.59	93.15	90.00
6	92.19	92.12	92.12	92.12	92.12
7	46.94	61.11	62.86	69.70	76.67
8	92.73	93.64	93.64	93.64	93.64
ค่าเฉลี่ย	78.46	81.76	82.65	83.18	82.64

ตารางที่ 4.2 ผลการทดสอบอัตราความถูกต้องในการจำแนกคอร์ตโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค

ชุดทดสอบ	ค่าความต่างพลังงาน (%)				
	5	10	15	20	25
1	54.69	58.06	63.33	63.33	58.62
2	42.55	43.62	40.86	39.56	39.77
3	38.64	38.64	38.64	38.64	38.64
4	58.82	65.62	65.62	65.62	65.62
5	48.00	48.65	48.65	49.325	50.00
6	48.44	48.44	48.44	48.44	48.44
7	40.82	50.00	51.43	60.60	66.67
8	67.27	67.27	67.27	67.27	67.27
ค่าเฉลี่ย	49.90	52.54	53.03	54.10	54.38

เมื่อให้ผู้ฟังเพลงทั่วไปฟังเสียงคอर्डที่จำแนกได้ร่วมกับทำนองของเพลง ลงความเห็นเกี่ยวกับความกลมกลืนของเสียงระหว่างเสียงคอर्डที่จำแนกได้และทำนองของเพลงนั้นๆ ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบความกลมกลืนระหว่างเสียงคอर्डและทำนองเพลง

ชุดทดสอบ	การจำแนกคอर्डโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค					การจำแนกคอर्डโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค				
	แย่มาก	แย่	พอใช้	ดี	ดีมาก	แย่มาก	แย่	พอใช้	ดี	ดีมาก
1	0	0	50.00	20.00	30.00	0	20.00	40.00	30.00	10.00
2	0	0	40.00	50.00	10.00	0	30.00	50.00	0	20.00
3	0	0	10.00	60.00	30.00	0	10.00	30.00	20.00	40.00
4	0	0	20.00	40.00	40.00	10.00	10.00	10.00	40.00	30.00
5	0	0	0	70.00	30.00	0	40.00	40.00	10.00	10.00
6	0	0	50.00	40.00	10.00	0	20.00	30.00	50.00	0
7	0	0	20.00	80.00	0	0	0	40.00	60.00	0
8	0	0	30.00	60.00	10.00	0	0	30.00	60.00	10.00
ค่าเฉลี่ย	0	0	27.50	52.50	20.00	1.25	16.25	33.75	33.75	15.00

4.3 วิเคราะห์ผลการทดสอบวิธีจำแนกคอर्ड

ผลการทดลองการจำแนกคอर्ड ชุดทดสอบแต่ละชุดจะมีค่าความต่างพลังงานที่เหมาะสมในแต่ละชุดไม่เท่ากัน การจำแนกคอर्डโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์คโดยเฉลี่ยแล้วค่าความต่างพลังงาน 20 เเปอร์เซ็นต์มีค่าสูงที่สุด โดยมีอัตราความถูกต้องเฉลี่ย 83.18 เเปอร์เซ็นต์ การจำแนกคอर्डโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์คโดยเฉลี่ยแล้วค่าความต่างพลังงาน 25 เเปอร์เซ็นต์มีค่าสูงที่สุด โดยมีอัตราความถูกต้องเฉลี่ย 54.38 เเปอร์เซ็นต์ เมื่อผู้ฟังทั่วไปฟังเสียงคอर्डของการจำแนกคอर्डโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์คร่วมกับทำนองเพลง ค่าเฉลี่ยของความกลมกลืนเสียงอยู่ในเกณฑ์ที่ดี ส่วนความกลมกลืนเสียงของเสียงคอर्डของการจำแนกคอर्डโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์คและทำนองเพลง เกณฑ์ที่พอใช้ถึงดี

บทที่ 5

สรุปการวิจัย และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปการวิจัย

1. การจำแนกคอร์ดจากสัญญาณเสียงคอร์ดดนตรี ใช้ค่าพลังงานในการพิจารณาหาลักษณะ จังหวะ วิธีจำแนกในวิจัยนี้มี 2 วิธีดังนี้
 - วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค
 - วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค
2. การหาลักษณะจังหวะจะพิจารณาจากจุดสูงสุด จุดต่ำสุดและค่าความต่างพลังงานของกราฟ พลังงาน กราฟพลังงานก่อนที่จะนำมาใช้ในการหาลักษณะจังหวะ ต้องทำการปรับเรียบก่อน เพื่อให้เส้นกราฟพลังงานเรียบขึ้น ทำให้จุดสูงสุดและจุดต่ำสุดที่มีจำนวนมากลดลง ดังนั้น ขนาดกรอบเสียงที่ใช้ในการปรับเรียบต้องมีขนาดที่เหมาะสม เพื่อป้องกันการปรับเรียบมาก หรือน้อยเกินไป
3. การหาลักษณะจังหวะโดยใช้ค่าพลังงาน จะเป็นการหาเวลาเริ่มต้นและค่าความยาวตัวโน้ต โดยเป็นค่าโดยประมาณซึ่งยังมีค่าผิดพลาดอยู่ ดังนั้นจึงต้องปรับปรุงลักษณะจังหวะด้วย การควอนไทซ์หลังจากหาลักษณะจังหวะโดยใช้ค่าพลังงานแล้ว
4. การกำหนดจำนวนตัวอย่างของฟูเรียร์ จะพิจารณาจากอัตราส่วนตัวอย่างของเสียงและค่า ความกว้างของความถี่ของโน้ตดนตรีแต่ละตัว โดยจะใช้โน้ตที่มีค่าความกว้างของความถี่ที่มี ค่าน้อยที่สุดเป็นเกณฑ์ในการกำหนดจำนวนตัวอย่าง
5. วิธีจำแนกคอร์ด จะใช้องค์ประกอบของการแปลงฟูเรียร์จากสัญญาณเสียงเป็นลักษณะสำคัญ โดยจะต้องนำสัญญาณเสียงมาวางกรอบหน้าต่างก่อน เนื่องจากเราต้องการสัญญาณที่มีการ เปลี่ยนแปลงน้อยในการวิเคราะห์สัญญาณ
6. ผลการทดสอบวิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค มีอัตราความถูกต้องเฉลี่ย 83.18 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งมีอัตราความถูกต้องสูงที่สุด ผลการทดสอบวิธีการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค มีอัตราความถูกต้องเฉลี่ย 54.38 เปอร์เซ็นต์
7. ความกลมกลืนเสียงของเสียงคอร์ดของการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์คและทำนองเพลง อยู่ในเกณฑ์ที่ดี และความกลมกลืนเสียงของเสียงคอร์ดของการจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์คและทำนองเพลง อยู่ในเกณฑ์ที่พอใช้ถึงดี

5.2 ปัญหาและข้อเสนอนะ

1. วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค จะใช้การหาโน้ตพื้นฐานในการกำหนดบันไดเสียงเพื่อสร้างคอร์ด ถ้าผู้เล่นไม่สามารถควบคุมเสียงรบกวนที่เกิดจากการเล่นได้ จะทำให้การหาโน้ตพื้นฐานผิดพลาดได้
2. วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค จะใช้ 6 นิวรอลเน็ตเวิร์คที่ผลลัพธ์ของแต่ละเน็ตเวิร์คที่ไม่ขึ้นต่อกัน ในบางครั้งจะทำให้การรวมผลลัพธ์ทั้ง 6 เน็ตเวิร์คผิดพลาด ดังนั้นการพิจารณาผลลัพธ์ของเน็ตเวิร์คข้างเคียงหรือการปรับปรุงผลลัพธ์ที่ได้จากทั้ง 6 เน็ตเวิร์คจะทำให้อัตราความถูกต้องสูงขึ้น
3. เนื่องจากคอร์ดเป็นการรวมสัญญาณเสียงหลายๆเสียงเข้าด้วยกัน แต่ละคอร์ดจะมีลักษณะเฉพาะของตัวเอง ดังนั้นผู้เล่นควรเล่นคอร์ดให้มีความสมบูรณ์และมีคุณภาพเสียงที่ดีด้วย เพื่อให้มีเอกลักษณ์ของเสียงคอร์ดนั้นอย่างชัดเจน



รายการอ้างอิง

1. Sillem, R. Using digital signal processing to transcribe polyphonic music. IEEE Colloquium on audio and music technology. 1998 : 9/1-9/6.
2. Sieger, N.J., and Tewfik, A.H. Audio coding for conversion to MIDI. IEEE First workshop on multimedia signal processing. 1997 : 101 -106.
3. Shuttleworth, T., and Wilson, R.G. Note recognition in polyphonic music using neural networks. <http://docs.dcs.napier.ac.uk/DOCS/GET/shuttleworth93a/document.ps.gz>. United Kingdom: Napier University, 1996.
4. ณัฐรุชา จิตติวารงกุล. ขั้นตอนการหาขอบเขตพยางค์สำหรับคำพูดต่อเนื่องภาษาไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2541.
5. ณัชชา ไสคดียานุรักษ์. ทฤษฎีดนตรี. 2000 เล่ม. พิมพ์ครั้งที่ 1. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2542.
6. สมนึก อุ่นแก้ว. ทฤษฎีดนตรีแนวปฏิบัติ. พิมพ์ครั้งที่ 4. กรุงเทพมหานคร: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2538.
7. Mitchell, T.M. Machine Learning. (n.p.): McGraw-Hill, 1997.
8. Fu, L. Neural networks in computer intelligent. Singapore: McGraw-Hill, 1994.
9. Weimer, M.R. Waveform analysis using the fourier transform. <http://www.dataq.com/applicat/articles/an11.htm>.
10. Steiglitz, K. A digital signal processing primer. California: Addison-Wesley Publishing, 1996.
11. Oppenheim, A.V. and Schaffer, R.W. Discrete-time signal processing. (n.p.): Prentice-Hall, 1998.
12. Parsons, T. Voice and speech processing. (n.p.): McGraw-Hill, 1986.



ภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก
การใช้งานโปรแกรมในขั้นตอนการเรียนรู้

การหาค่าน้ำหนักของนิวรอลเน็ตเวิร์ค

โปรแกรมที่ใช้ในการเรียนรู้และหาค่าน้ำหนัก สร้างขึ้นมาจากเครื่องมือที่ใช้สำหรับพัฒนาการจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ชื่อ Aspirin/MIGRAINES 6.0 วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 และ 6 เน็ตเวิร์ค จะใช้โปรแกรกดังนี้

1. วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 1 เน็ตเวิร์ค จะใช้โปรแกรม c512 ในการเรียนรู้จะใช้พารามิเตอร์มีดังนี้
c512 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 3500 0.1
2. วิธีจำแนกคอร์ดโดยใช้ 6 เน็ตเวิร์ค จะใช้โปรแกรม c1 c2 c3 c4 c5 และ c6 ในการเรียนรู้และหาค่าน้ำหนัก สำหรับเน็ตเวิร์คที่ 1 ถึง 6 ตามลำดับ ในการเรียนรู้จะใช้พารามิเตอร์มีดังนี้
c1 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 3500 0.1
c2 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 3500 0.1
c3 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 3500 0.1
c4 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 3500 0.1
c5 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 500 0.1
c6 -d a.df -l -a 0.09 -t 10000 500 0.1

โปรแกรมจะสร้างไฟล์ Network.Finished จากนั้นทำการบันทึกค่าน้ำหนักที่เรียนรู้ได้ โดยใช้โปรแกรม c512 c1 c2 c3 c4 c5 และ c6 บันทึกค่าน้ำหนักของแต่ละเน็ตเวิร์ค พารามิเตอร์ที่ใช้มีดังนี้

```
c512 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n512.wgt  
c1 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n1.wgt  
c2 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n2.wgt  
c3 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n3.wgt  
c4 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n4.wgt  
c5 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n5.wgt  
c6 -AsciiDumpNoFmt Network.Finished > n6.wgt
```

พารามิเตอร์ที่ใช้มีรูปแบบดังนี้

-d <datafile> ใช้กำหนดชุดข้อมูลที่ใช้ในโปรแกรม

-l ให้โปรแกรมทำงานในขั้นตอนการเรียนรู้

-a <learning rate> ใช้กำหนดอัตราการเรียนรู้

-t <iterations> <passes> <bound> ใช้ทดสอบการลู่เข้า (Convergence) ทำการทดสอบทุก ๆ จำนวน <iterations> โดยจำนวนข้อมูลที่ลู่เข้าต้องมากกว่าจำนวน <passes> โดยมีค่าความผิดพลาดไม่เกิน <bound>

-AsciiDumpNoFmt พิมพ์ค่าน้ำหนักให้อยู่ในรูปแบบ ASCII โดยปกติโปรแกรมจะพิมพ์ค่าน้ำหนักไปที่จอภาพ ดังนั้นจึงต้องกำหนดให้พิมพ์ไปที่ไฟล์ โดยใช้พารามิเตอร์ ">" ตามด้วย <ชื่อไฟล์>

การนำค่าน้ำหนักมาใช้ในการวิจัย

เมื่อได้ไฟล์ n512.wgt n1.wgt n2.wgt n3.wgt n4.wgt n5.wgt และ n6.wgt แล้ว ให้ใช้โปรแกรม gen_weight.exe ในการเปลี่ยนรูปแบบไฟล์เพื่อนำมาใช้ในงานวิจัย โดยกำหนดให้เอาต์พุตเป็นชื่อ w512.bpn w1.bpn w2.bpn w3.bpn w4.bpn w5.bpn และ w6.bpn ตามลำดับ พารามิเตอร์ที่ใช้มีดังนี้

gen_weight -i 512 -h 400 -o 9 -a n512.wgt -t w512.bpn

gen_weight -i 46 -h 50 -o 12 -a n1.wgt -t w1.bpn

gen_weight -i 35 -h 25 -o 12 -a n2.wgt -t w2.bpn

gen_weight -i 28 -h 35 -o 12 -a n3.wgt -t w3.bpn

gen_weight -i 21 -h 25 -o 12 -a n4.wgt -t w4.bpn

gen_weight -i 17 -h 17 -o 12 -a n5.wgt -t w5.bpn

gen_weight -i 13 -h 15 -o 12 -a n6.wgt -t w6.bpn

พารามิเตอร์ที่ใช้มีรูปแบบดังนี้

-i <number> ใช้กำหนดจำนวนโหนดชั้นอินพุต

-h <number> ใช้กำหนดจำนวนโหนดชั้นซ่อน

-o <number> ใช้กำหนดจำนวนโหนดชั้นเอาต์พุต

-a <filename> ใช้กำหนดชื่อไฟล์อินพุต

-t <filename> ใช้กำหนดชื่อไฟล์เอาต์พุต

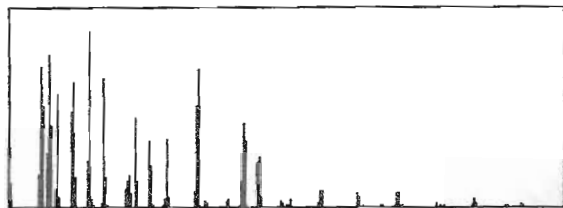


ภาคผนวก ข

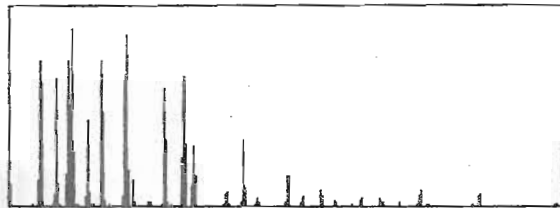
ตัวอย่างค่าแมกนิจูดที่ใช้ในการเรียนรู้ ในวิธีการจำแนกคอร์ดแบบ 1 เน็ตเวิร์ค

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

C Major



C Major 7



C Minor



C Minor 7



C Dominant 7



C Augmented



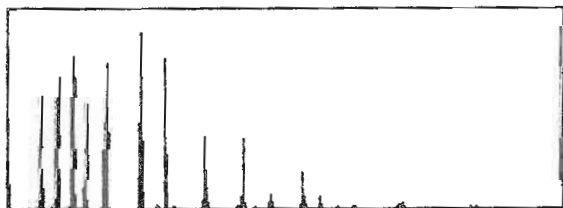
C# Major



C# Major 7

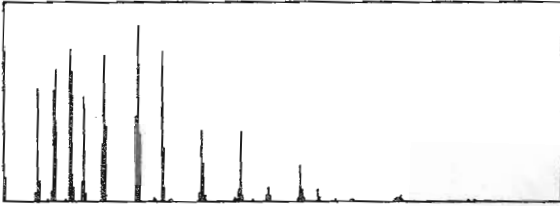


C# Minor

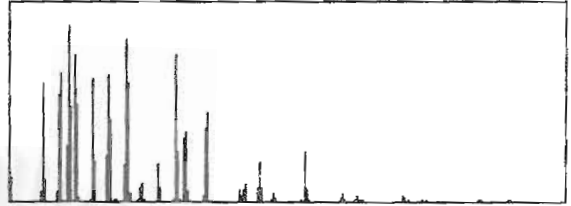


จากรูป แกน X แทนความถี่
แกน Y แทนค่าแอมพลิจูด

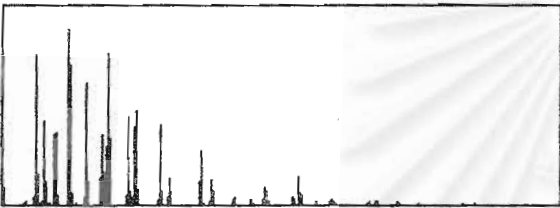
C# Minor 7



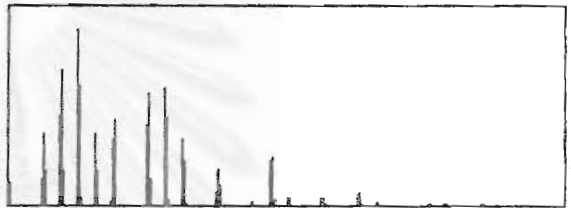
C# Dominant 7



C# Augmented



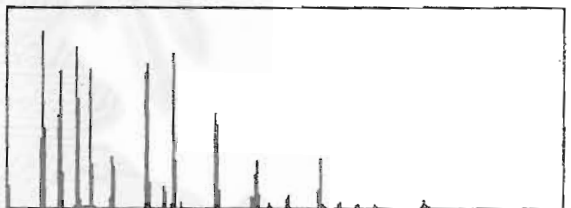
D Major



D Major 7



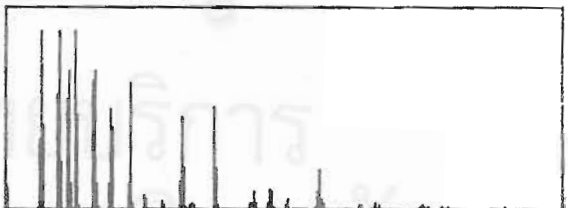
D Minor



D Minor 7



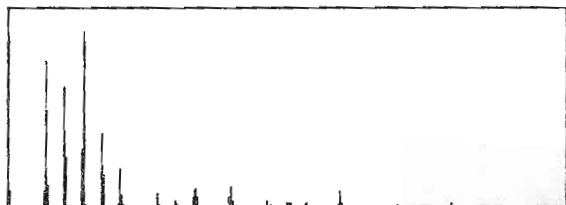
D Dominant 7



D Augmented



D# Major



D# Major 7



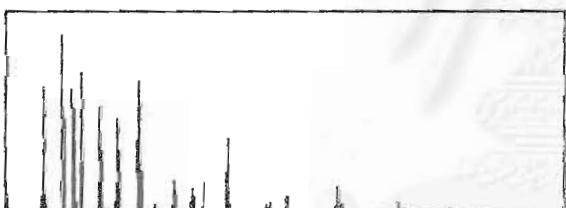
D# Minor



D# Minor 7



D# Dominant 7



D# Augmented



D# Diminished



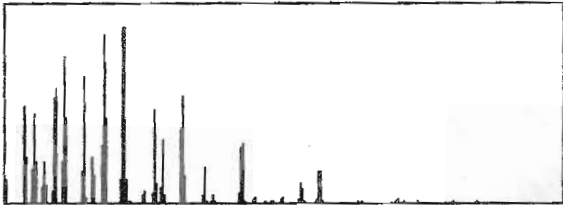
D# Diminished 7



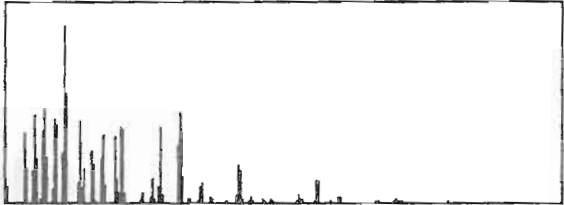
D# Half-Diminished 7



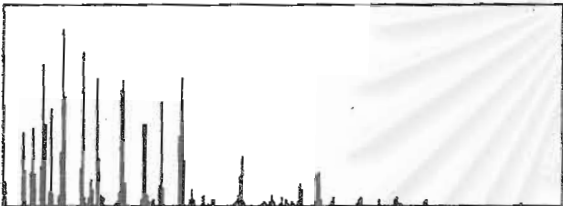
E Major



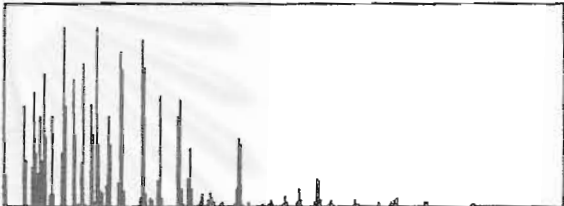
E Major 7



E Minor



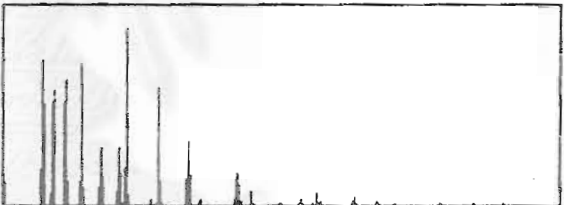
E Minor 7



E Dominant 7



E Augmented



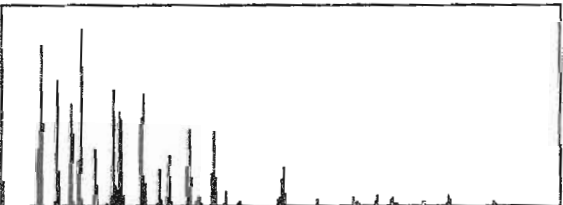
E Diminished



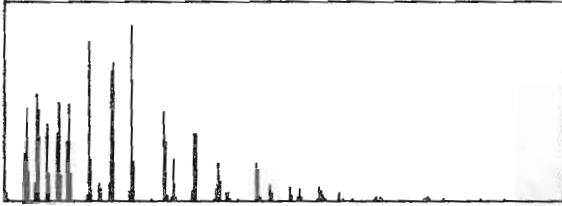
E Diminished 7



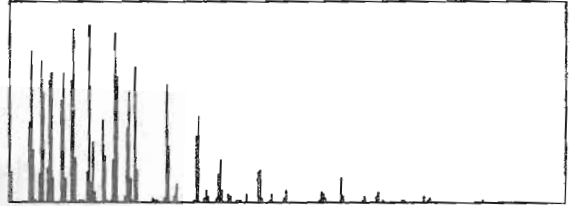
E Half-Diminished 7



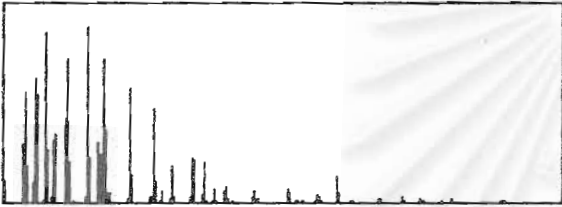
F Major



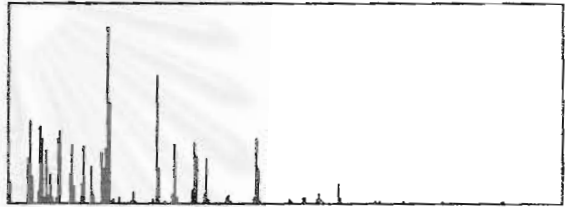
F Major 7



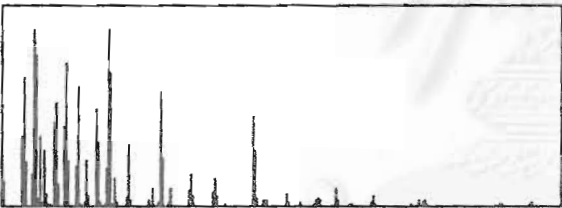
F Minor



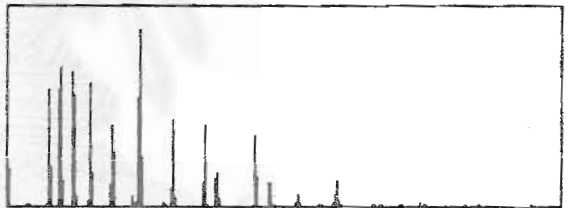
F Minor 7



F Dominant 7



F Augmented



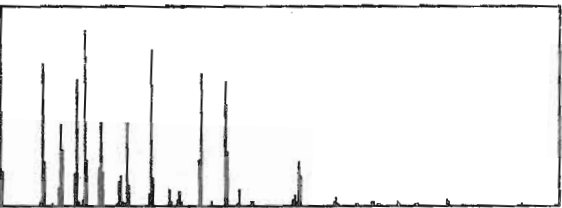
F Diminished



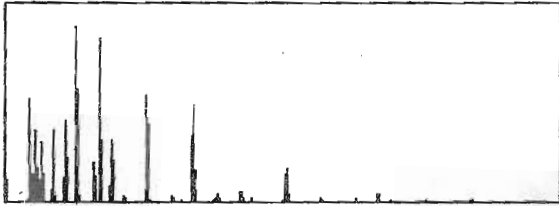
F Diminished 7



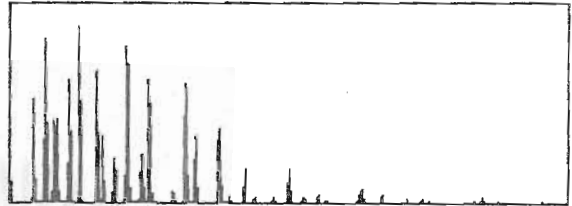
F Half-Diminished 7



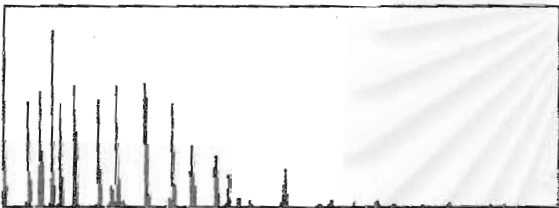
G Major



G Major 7



G Minor



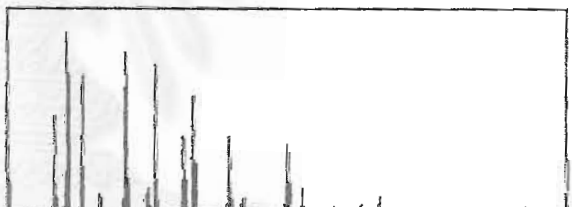
G Minor 7



G Dominant 7



G Augmented



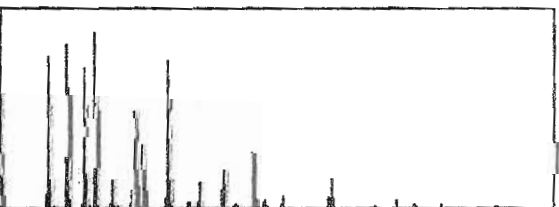
G Diminished



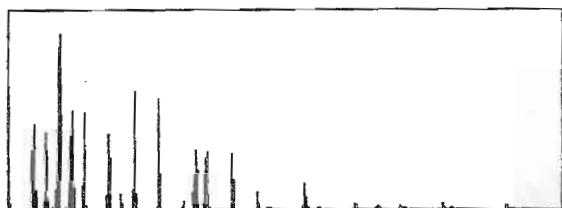
G Diminished 7



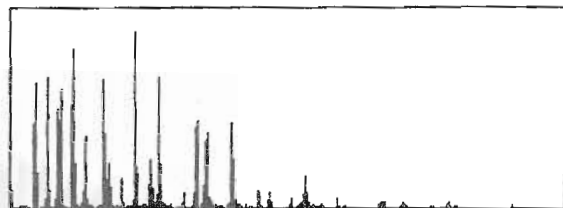
G Half-Diminished 7



G# Major



G# Major 7



G# Minor



G# Minor 7



G# Dominant 7



G# Augmented



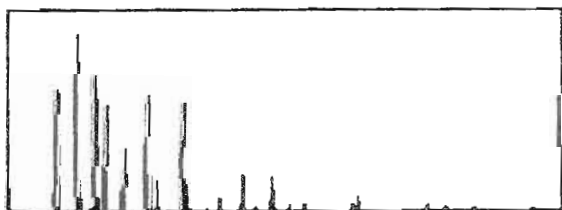
G# Diminished



G# Diminished 7



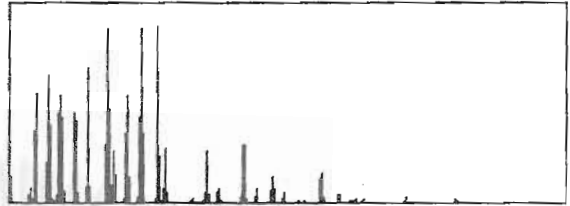
G# Half-Diminished 7



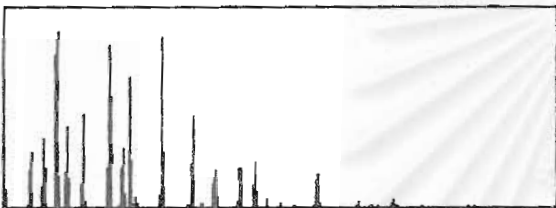
A Major



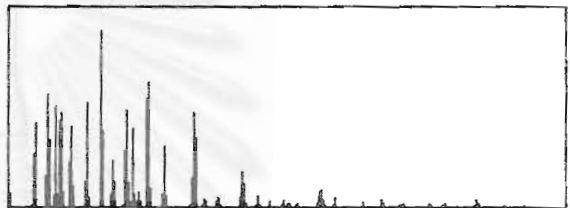
A Major 7



A Minor



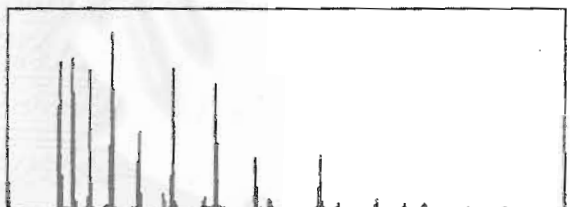
A Minor 7



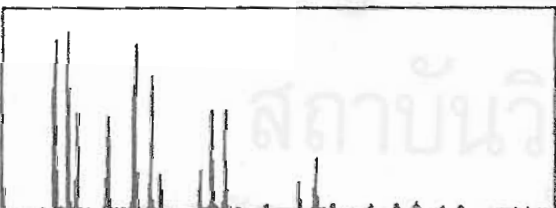
A Dominant 7



A Augmented



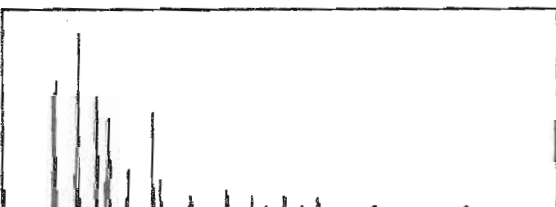
A Diminished



A Diminished 7



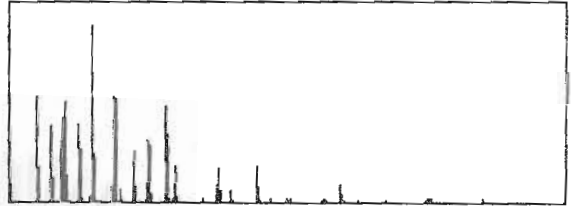
A Half-Diminished 7



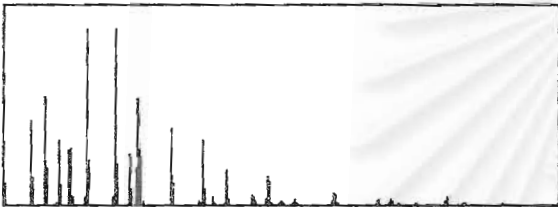
A# Major



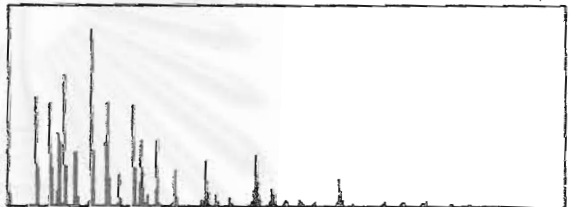
A# Major 7



A# Minor



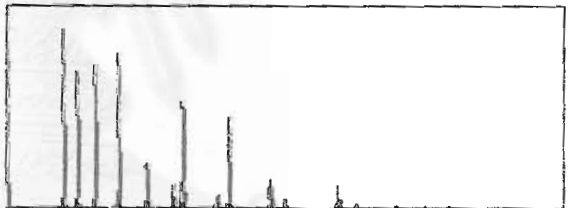
A# Minor 7



A# Dominant 7



A# Augmented



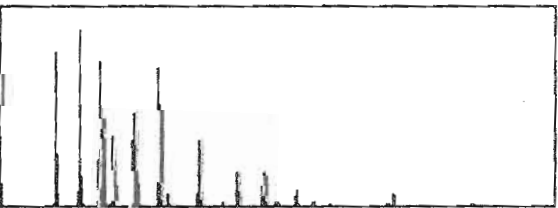
A# Diminished



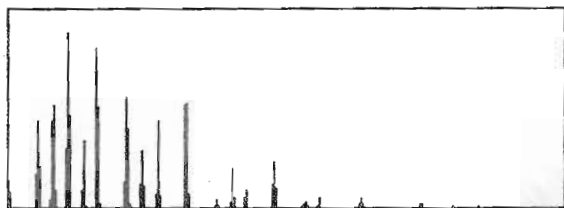
A# Diminished 7



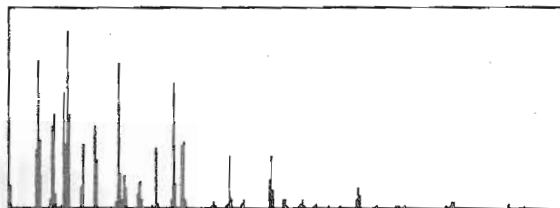
A# Half-Diminished 7



B Major



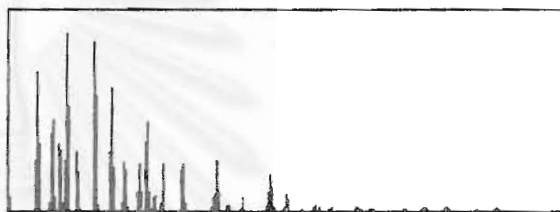
B Major 7



B Minor



B Minor 7



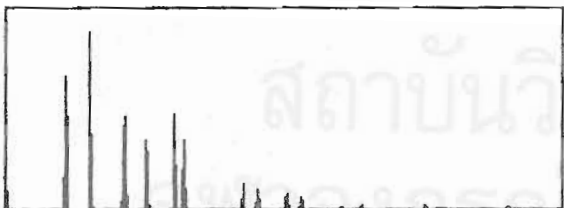
B Dominant 7



B Augmented



B Diminished



B Diminished 7



B Half-Diminished 7



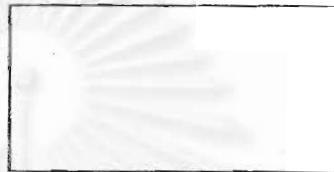
ภาคผนวก ค

ตัวอย่างค่าแมกนิจูดที่ใช้ในการเรียนรู้ ในวิธีการจำแนกคอร์ดแบบ 1 เน็ตเวิร์ค

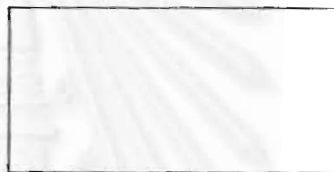
รูปที่ 1 แทนกราฟแมกนิจูด ของเน็ตเวิร์คที่ 1



รูปที่ 2 แทนกราฟแมกนิจูด ของเน็ตเวิร์คที่ 2



รูปที่ 3 แทนกราฟแมกนิจูด ของเน็ตเวิร์คที่ 3



รูปที่ 4 แทนกราฟแมกนิจูด ของเน็ตเวิร์คที่ 4



รูปที่ 5 แทนกราฟแมกนิจูด ของเน็ตเวิร์คที่ 5



รูปที่ 6 แทนกราฟแมกนิจูด ของเน็ตเวิร์คที่ 6

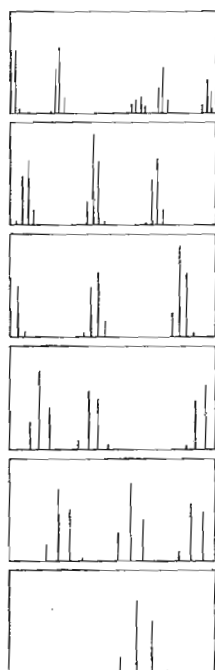


จากรูป แกน X แทนแกนความถี่
แกน Y แทนค่าแมกนิจูด

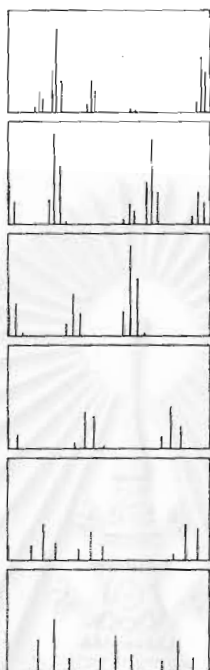
สถาบันวิทยบริการ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

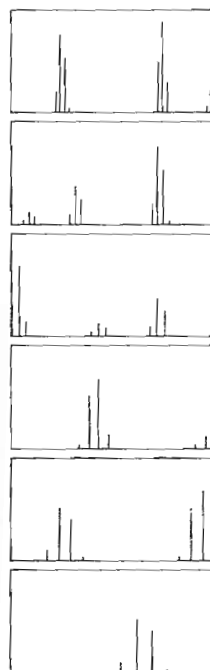
C Major



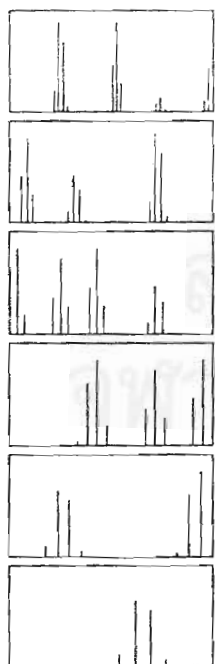
C Major 7



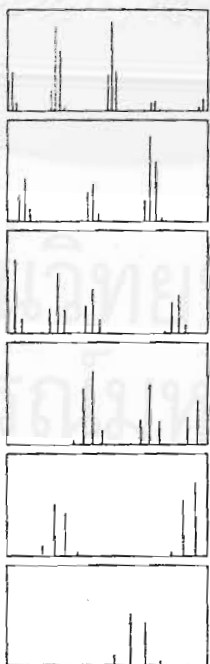
C Minor



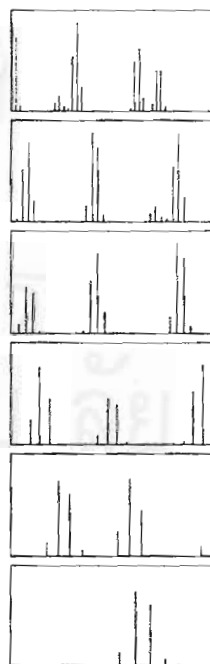
C Minor 7



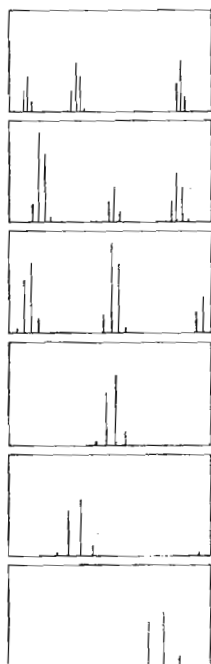
C Dominant 7



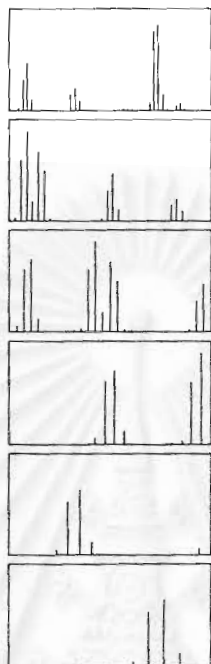
C Augmented



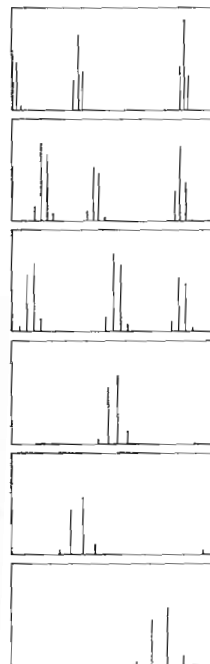
C# Major



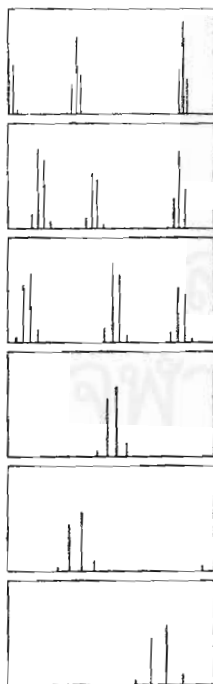
C# Major 7



C# Minor



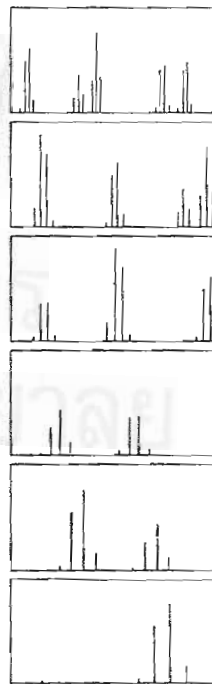
C# Minor 7



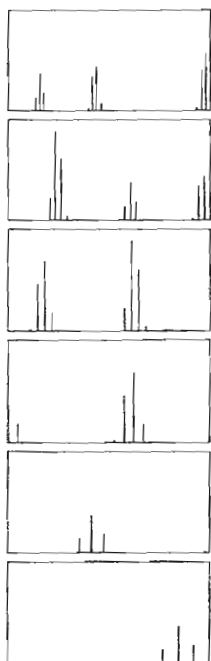
C# Dominant 7



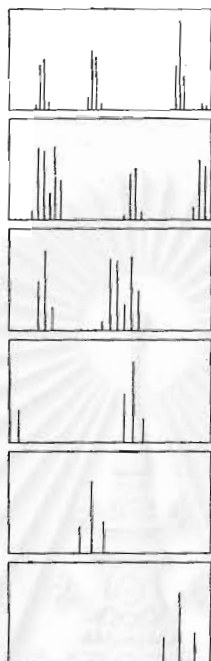
C# Augmented



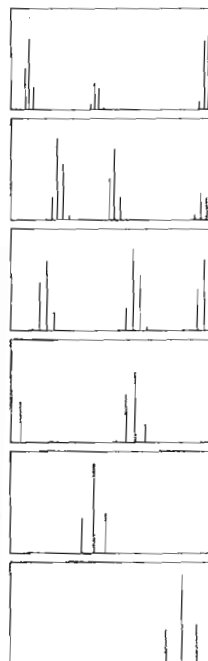
D Major



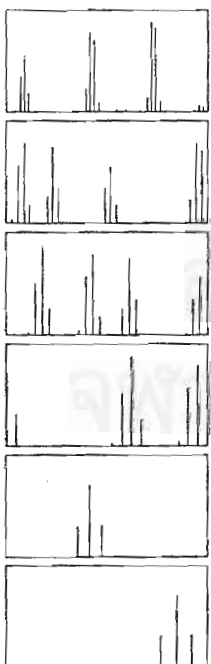
D Major 7



D Minor



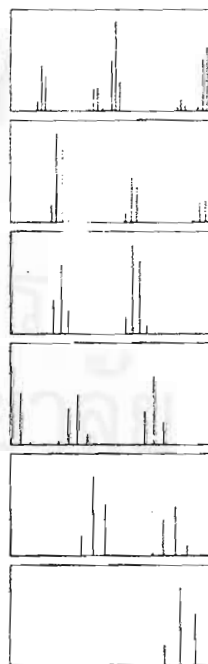
D Minor 7



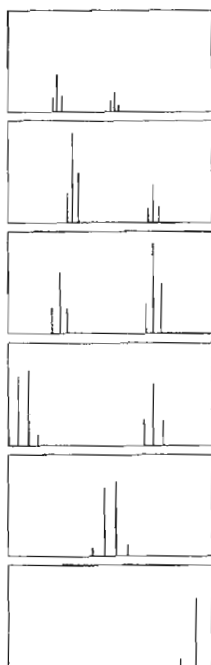
D Dominant 7



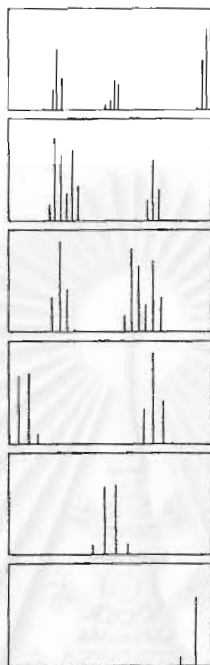
D Augmented



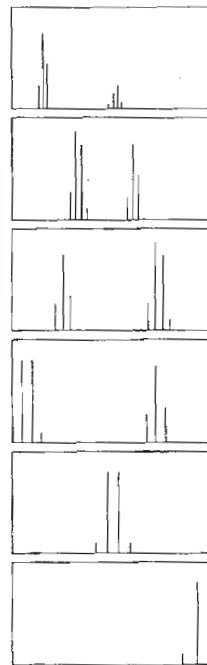
D# Major



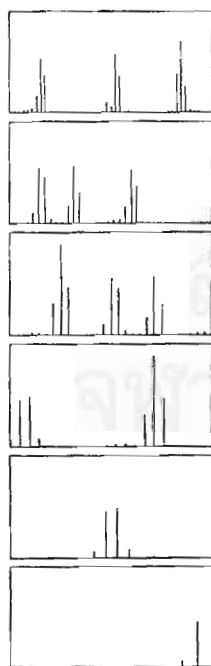
D# Major 7



D# Minor



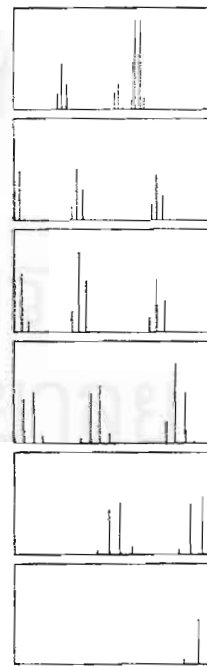
D# Minor 7



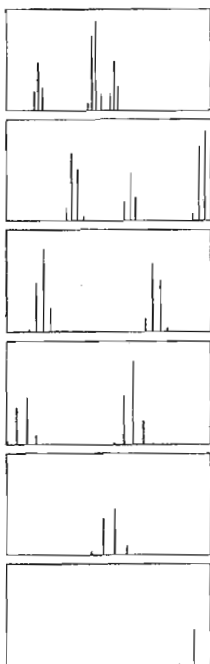
D# Dominant 7



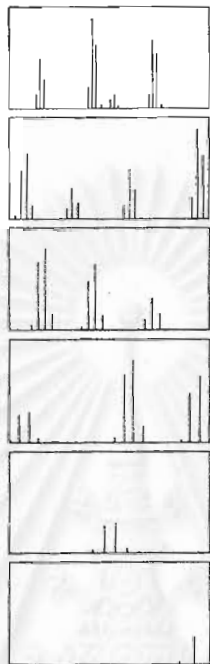
D# Augmented



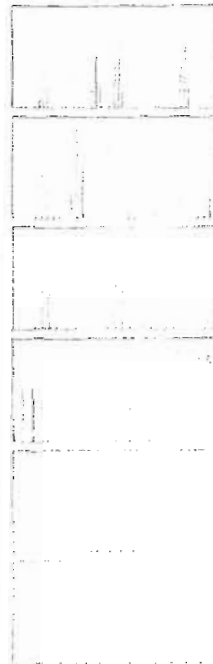
D# Diminished



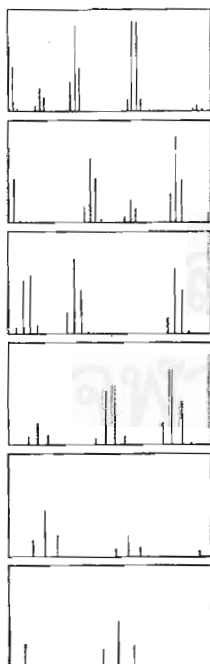
D# Diminished 7



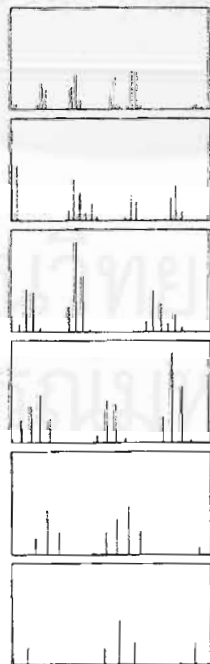
D# Half-Diminished 7



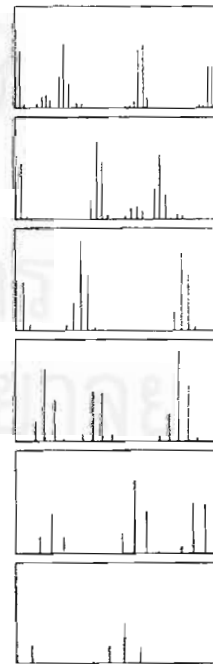
E Major



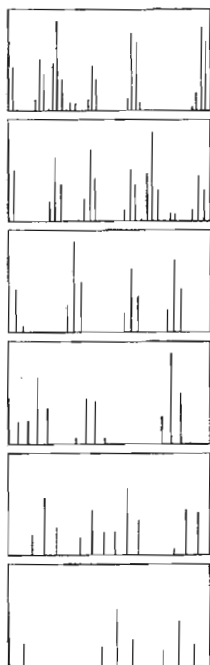
E Major 7



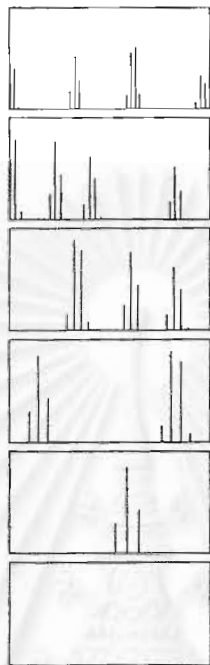
E Minor



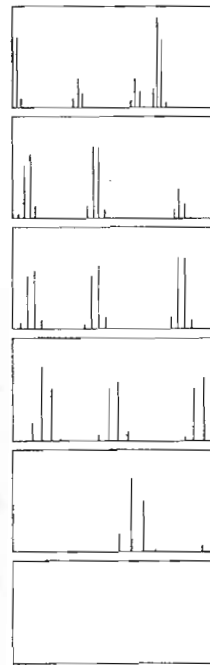
E Minor 7



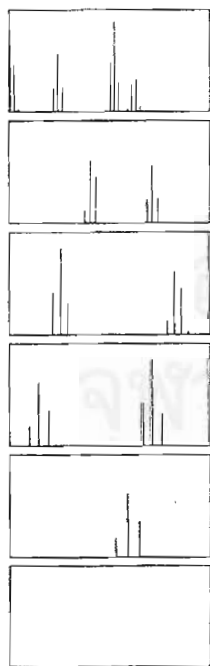
E Dominant 7



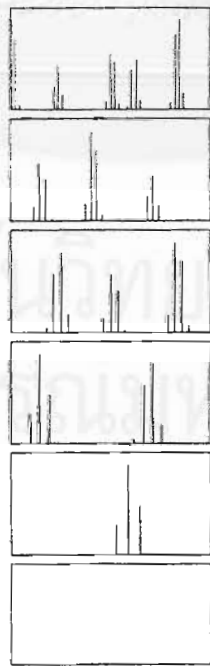
E Augmented



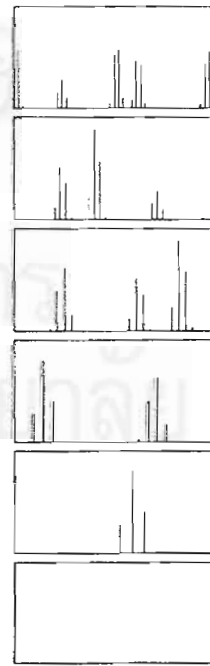
E Diminished



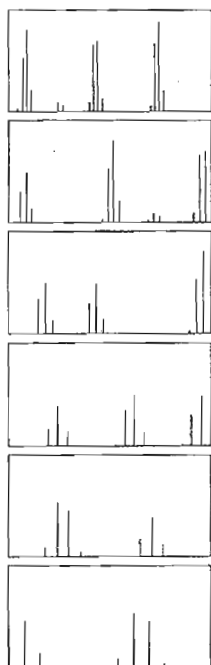
E Diminished 7



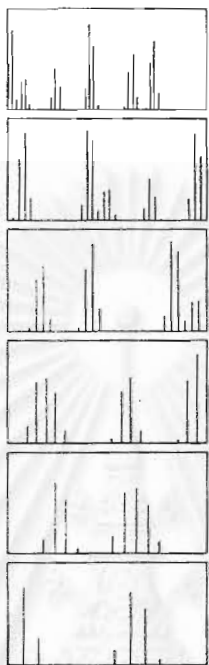
E Half-Diminished 7



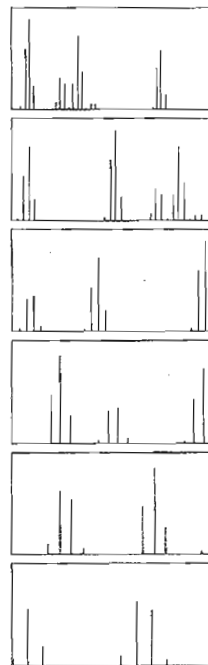
F Major



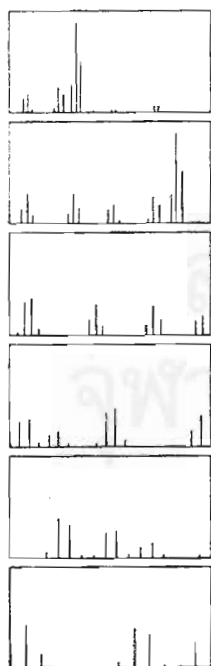
F Major 7



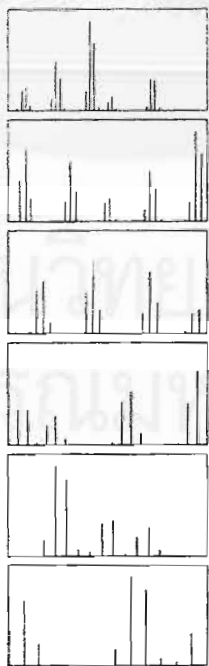
F Minor



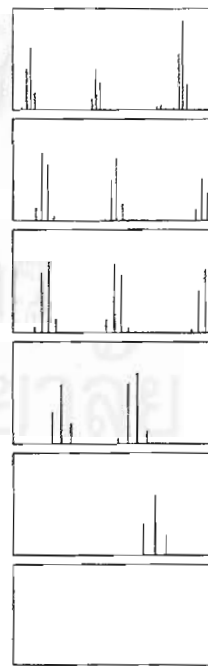
F Minor 7



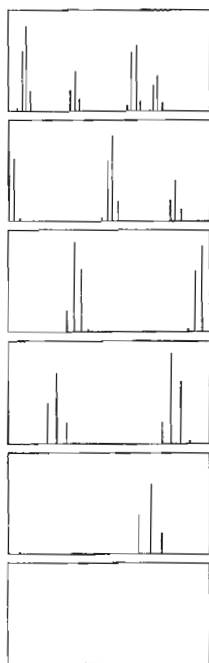
F Dominant 7



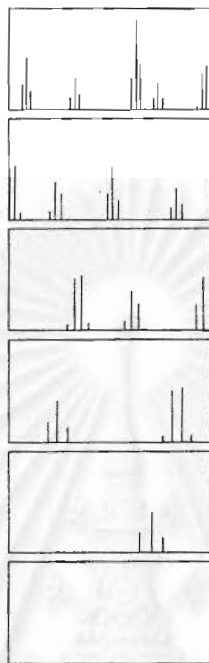
F Augmented



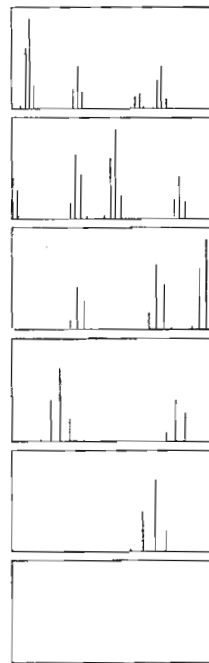
F Diminished



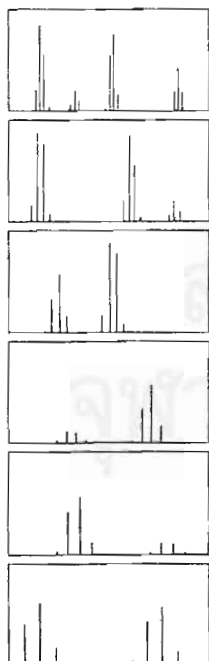
F Diminished 7



F Half-Diminished 7



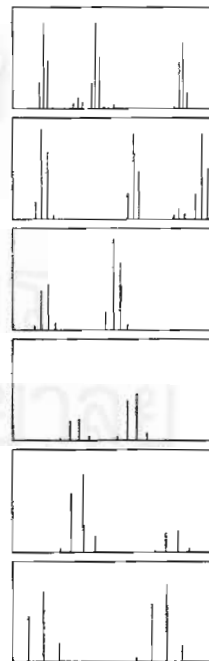
F# Major



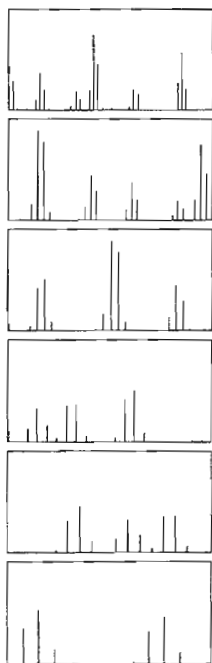
F# Major 7



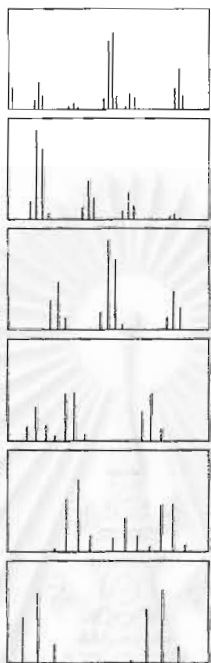
F# Minor



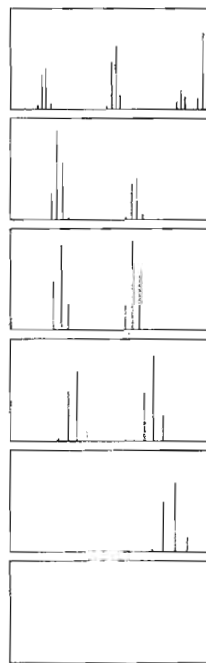
F# Minor 7



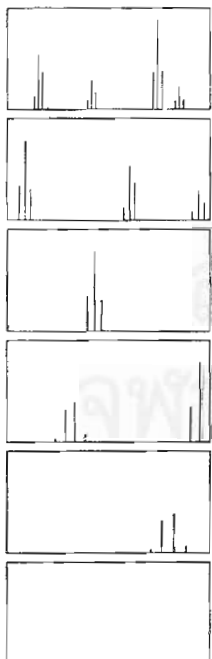
F# Dominant 7



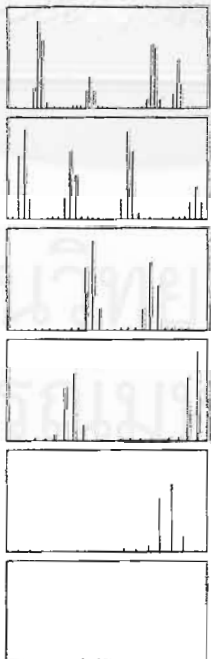
F# Augmented



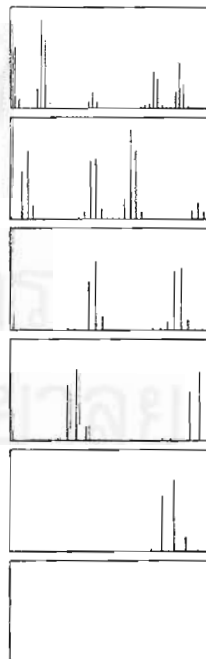
F# Diminished



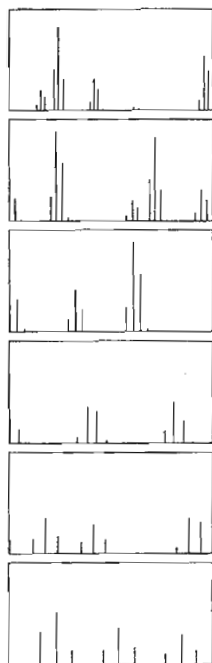
F# Diminished 7



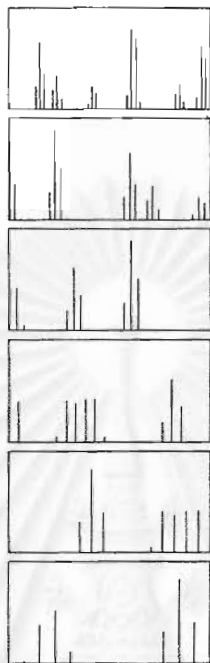
F# Half-Diminished 7



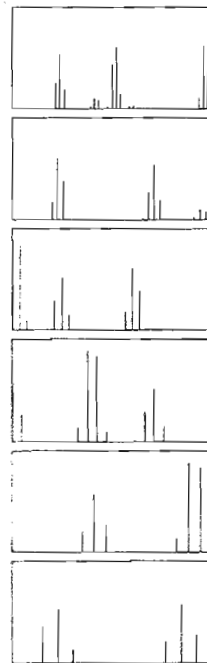
G Major



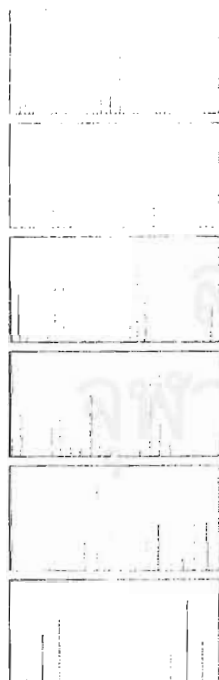
G Major 7



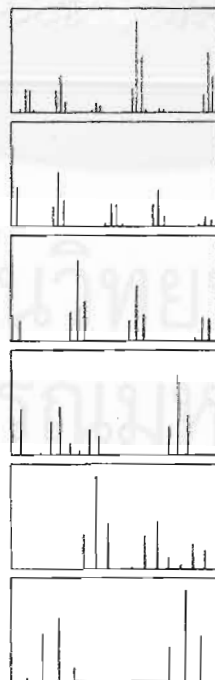
G Minor



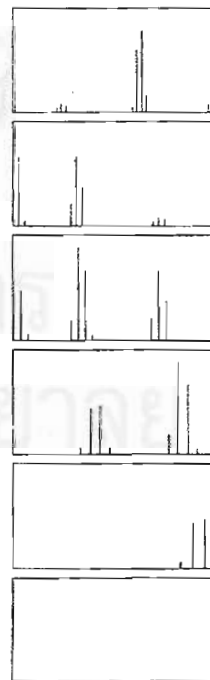
G Minor 7



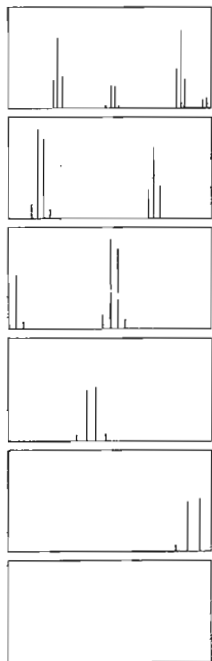
G Dominant 7



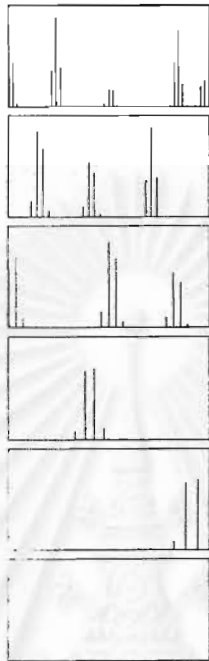
G Augmented



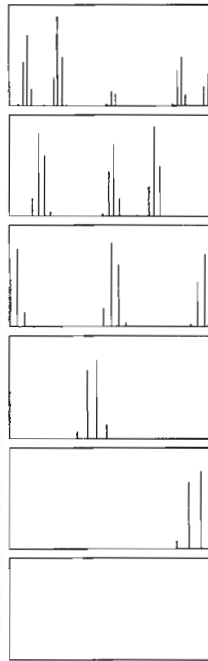
G Diminished



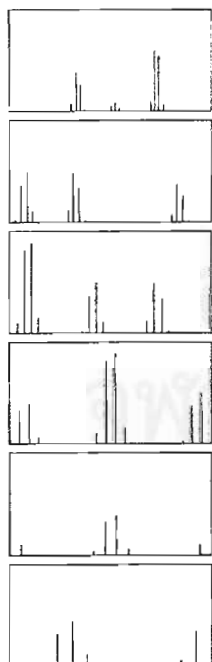
G Diminished 7



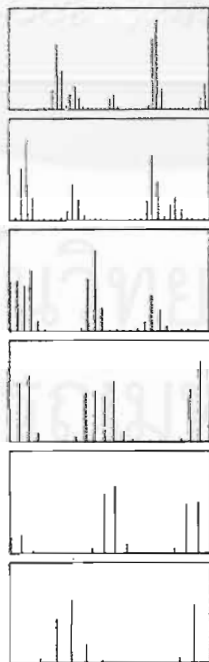
G Half-Diminished 7



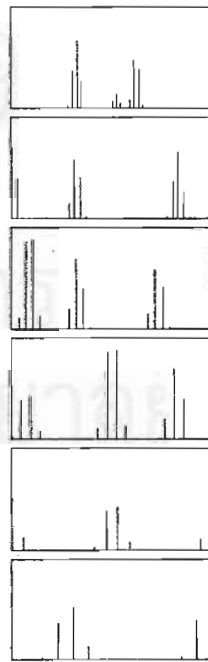
G# Major



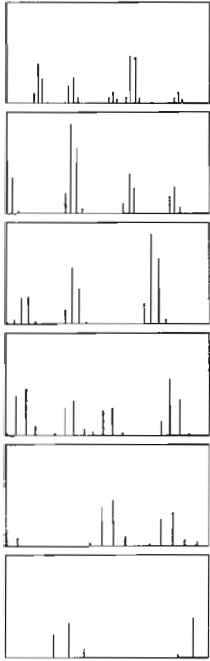
G# Major 7



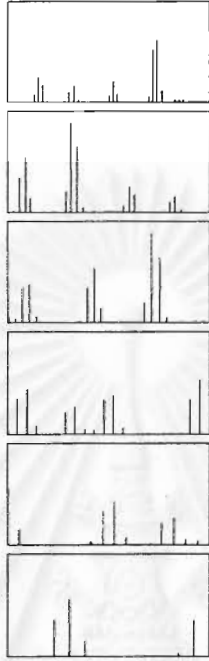
G# Minor



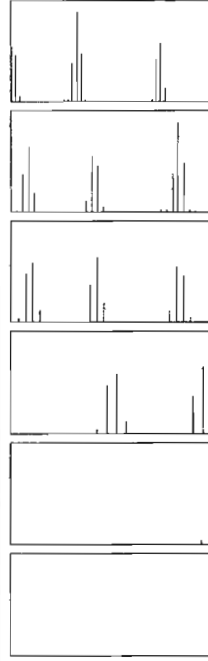
G# Minor 7



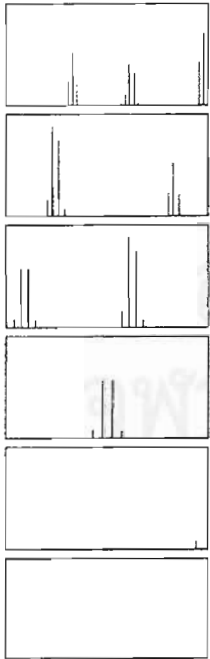
G# Dominant 7



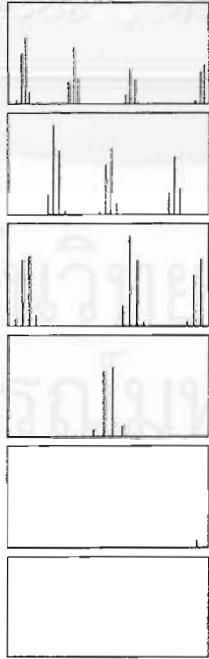
G# Augmented



G# Diminished



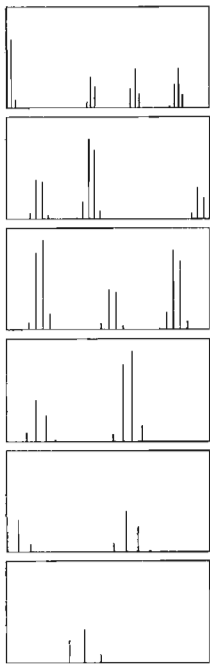
G# Diminished 7



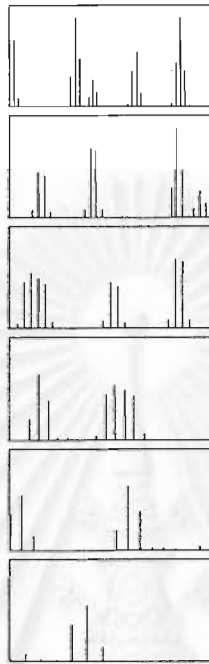
G# Half-Diminished 7



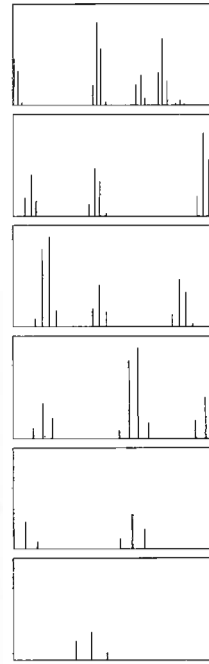
A Major



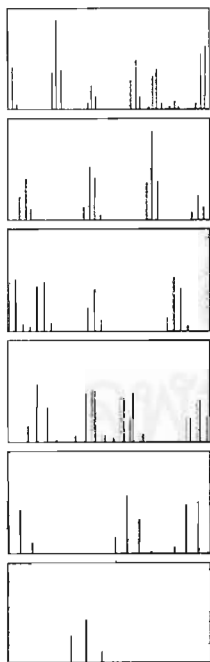
A Major 7



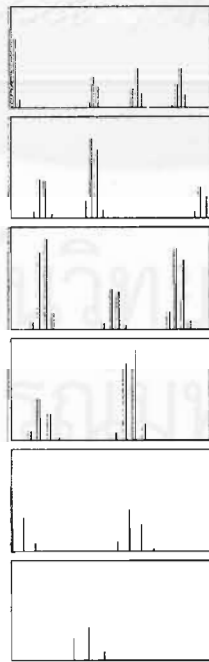
A Minor



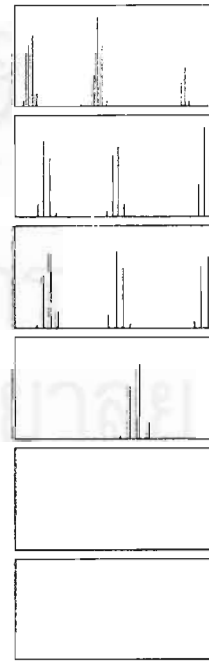
A Minor 7



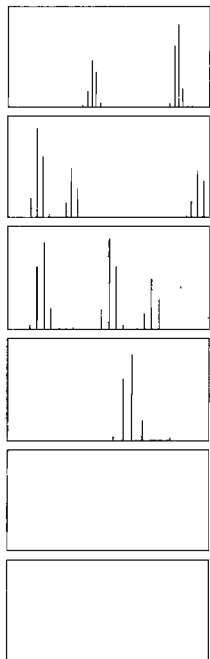
A Dominant 7



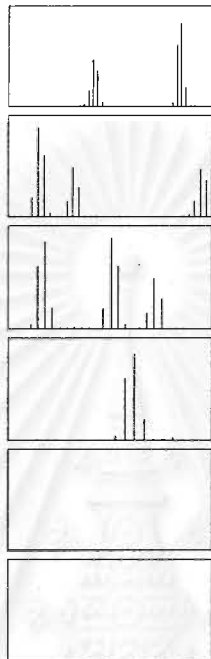
A Augmented



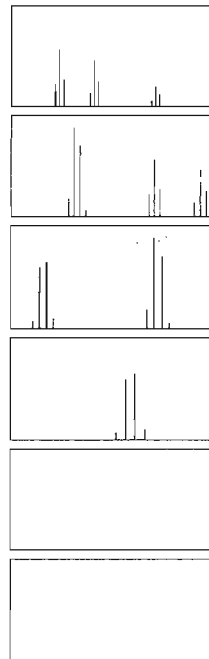
A Diminished



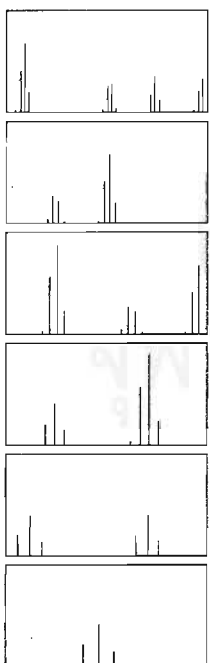
A Diminished 7



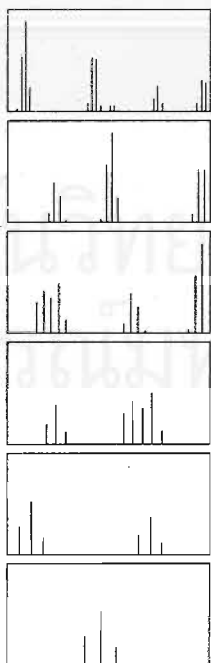
A Half-Diminished 7



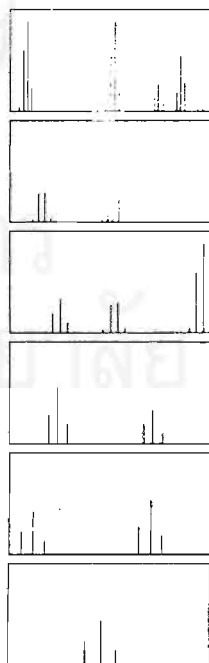
A# Major



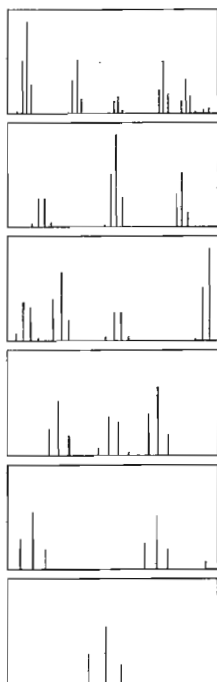
A# Major 7



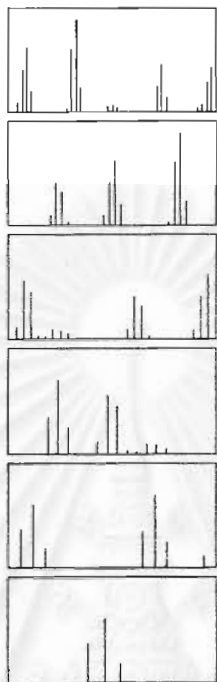
A# Minor



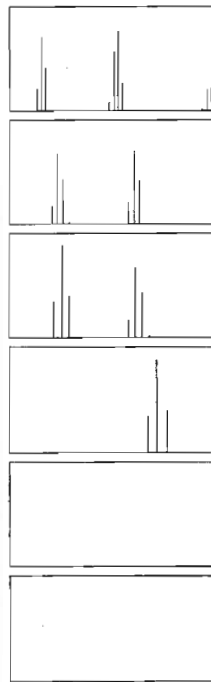
A# Minor 7



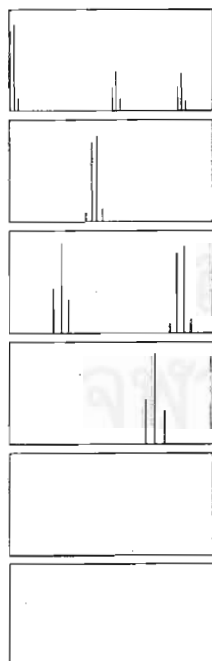
A# Dominant 7



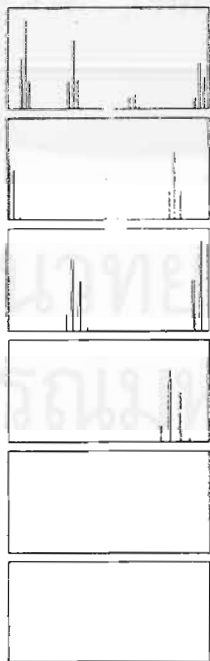
A# Augmented



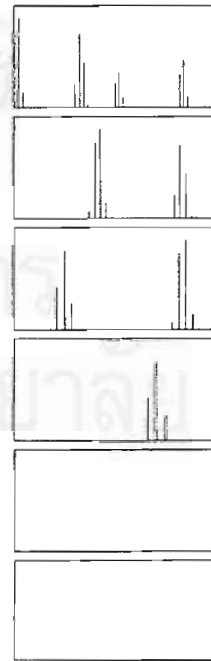
A# Diminished



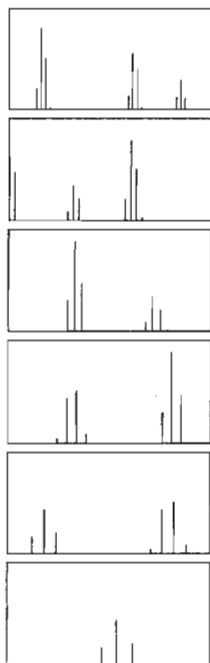
A# Diminished 7



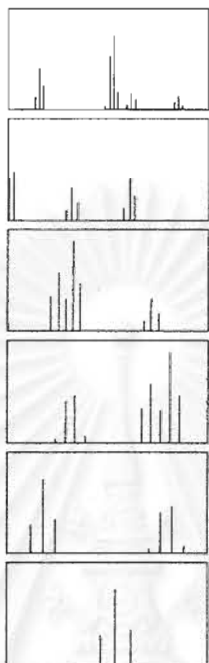
A# Half-Diminished 7



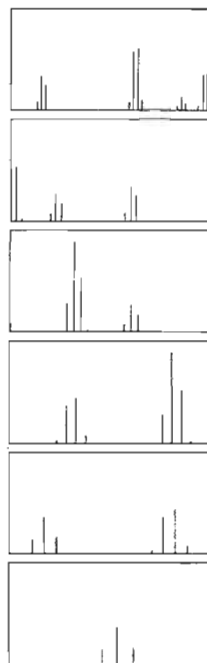
B Major



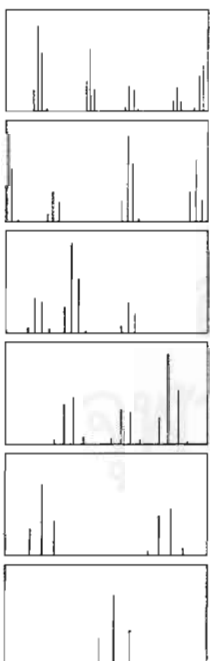
B Major 7



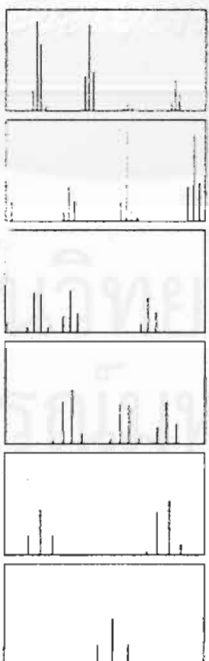
B Minor



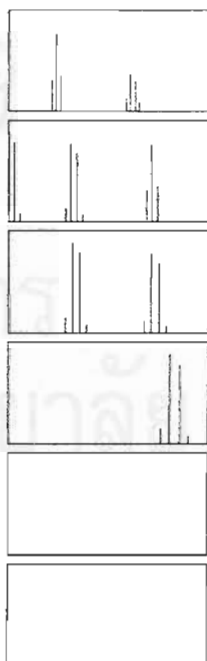
B Minor 7



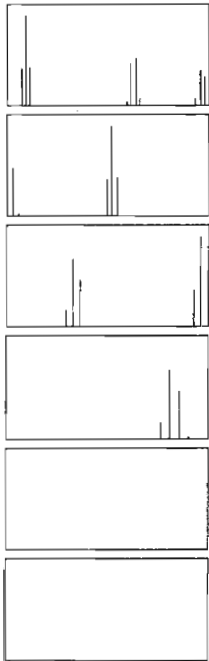
B Dominant 7



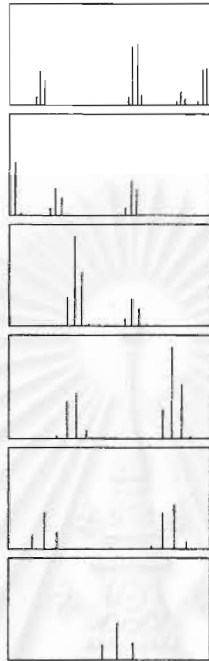
B Augmented



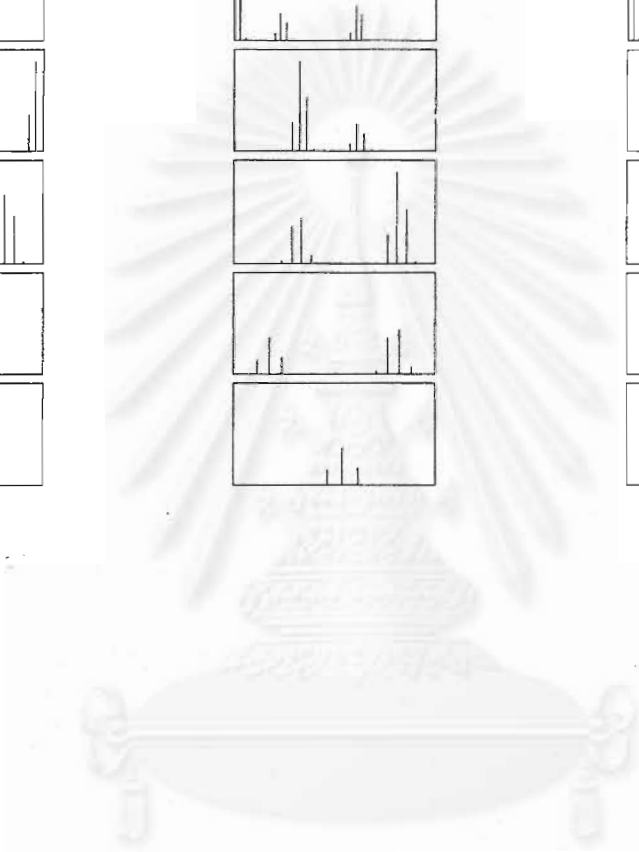
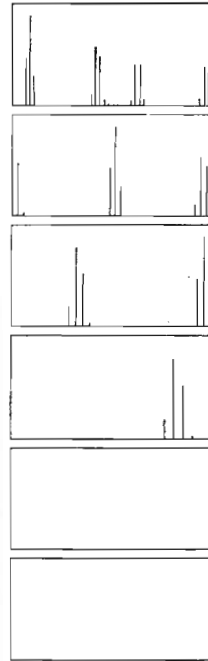
B Diminished



B Diminished 7



B Half-Diminished 7



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ง
เพลงที่ใช้ในการทดสอบ

เพลงที่ใช้ในการทดสอบมีดังนี้

ชุดทดสอบที่	ชื่อเพลง	ศิลปิน	ความเร็วจังหวะ
1	มหาจุฬาลงกรณ์	เพลงพระราชนิพนธ์	82
2	สายฝน	เพลงพระราชนิพนธ์	82
3	ชะตาชีวิต	เพลงพระราชนิพนธ์	110
4	ยามเย็น	เพลงพระราชนิพนธ์	112
5	พรปีใหม่	เพลงพระราชนิพนธ์	69
6	Free as a bird	The Beetles	74
7	Something	The Beetles	124
8	What a wonderful world	Louis Armstrong	70

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก จ
ข้อมูลของผู้ฟังเพลงที่ใช้ในการทดสอบ

ข้อมูลของผู้ฟังเพลงที่ลงความเห็นเกี่ยวกับความกลมกลืนของเสียงระหว่างเสียงครี๊ดที่จำแนกได้และทำนองของเพลงนั้นๆ มีดังนี้

ผู้ฟังคนที่	อาชีพ	เพศ	อายุ
1	นักศึกษา	ชาย	23
2	นักศึกษา	ชาย	23
3	นักศึกษา	ชาย	24
4	นักศึกษา	ชาย	24
5	นักศึกษา	หญิง	25
6	อาจารย์	หญิง	28
7	PROJECT LEADER	ชาย	29
8	สถาปนิก	ชาย	26
9	สถาปนิก	ชาย	27
10	นักดนตรี	ชาย	26

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ประวัติผู้เขียน

นายเอกรินทร์ จิตรัมย์กุล เกิดเมื่อวันที่ 20 มีนาคม พ.ศ. 2517 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาปริญญาตรีวิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยกรุงเทพ ในปีการศึกษา 2537 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ ที่จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อ พ.ศ. 2541



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย