

รายงานวิจัย

ระบบบันทึกและบีบอัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ

ECG Signal Recording and Compression System

โดย

มนัส สัจวรศิลป์

กิตติพล ชิตสกุล

วรวัฒน์ ภัทรอมรรกุล

ภาควิชาอิเล็กทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

RCH

RC

683.5

E5

โครงการวิจัยรับการสนับสนุนจากบัณฑิตวิทยาลัยประจำปีงบประมาณ 2543

2164

ჭი ma

เลขหมู่.....

เลขทะเบียน.....52254

วัน,เดือน,ปี.....20 ก.พ. 2552

b1190134
b.....
i.....

ระบบบันทึกและบีบอัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ

ECG Signal Recording and Compression System

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์หลักของการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจคือได้อัตราการลดข้อมูลสูง ๆ ในขณะที่เมื่อสร้างสัญญาณกลับจะมีอัตราการผิดเพี้ยนของรูปคลื่นต่ำที่สุด ในรายงานฉบับนี้ได้นำเสนอผลการพัฒนาระบบบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เพิ่มส่วนการบีบอัดข้อมูลลงบนไมโครคอมพิวเตอร์ ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะถูกประมวลและบีบอัดและบันทึกใหม่ในแผ่นจานแม่เหล็ก การลดข้อมูลจะใช้หลักการแปลงเวฟเล็ตเพื่อแยกคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น subband จากนั้นจะนำค่าเอนโทรปี ค่าความเพี้ยนและอัตราบิตต่อการสุ่มที่น้อยในทุก ๆ subband ที่กระจายออกมาพิจารณา เพื่อใช้หา sub-tree ของเวฟเล็ตแพ็คเกจที่มีประสิทธิภาพ โดยอาศัยหลักการที่เลือกใช้ตำแหน่งบิตของการควอนไทซ์ที่เหมาะสมใน sub band ให้สอดคล้องกับอัตราบิตเฉลี่ยและค่าความเพี้ยนเมื่อสร้างสัญญาณกลับ การหาประสิทธิภาพของการลดข้อมูลจะใช้เวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ จากการทดลองกับข้อมูลมาตรฐานพบว่า การลดข้อมูลขนาด 1-5 เท่าที่ค่าเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างเฉลี่ยยกกำลังสอง (Percent Root Mean Squar Difference: PRD) 0.8-3 % จะไม่มีผลต่อการวินิจฉัยทางการแพทย์

Abstract

The main objective of a research concerning ECG compression is to obtain a high compression ration at lowest waveform distortion as it would be reconstructed. This report presents a ECG recording system including the algorithm of data compression on microcomputer. To achieve the high quality of reconstructed ECG, the Wavelet transform was used to decompose ECG into sub band. The minimum entropy, distortion and bit rate (bit per sample) for each sub band were then employed to construct the efficient Wavelet packet sub-tree. This was performed by utilizing the optimum bit allocation in the quantizing process. Some orthonormal wavelets were used to evaluate the performance of the algorithm. The experiment results are shown that the compressed ECG with 1-5 compression ratio at 0.8-3.0% of distortion still be usable in diagnosis.

กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณบัณฑิตวิทยาลัยและสภาวิจัยแห่งชาติที่ให้การสนับสนุนการวิจัยนี้ นอก
จากนี้ขอขอบคุณแพทย์และเจ้าหน้าที่ประจำโรงพยาบาลวังน้อยและโรงพยาบาลสิริราช ที่ได้สละเวลา
อันมีค่าในการให้คำแนะนำและความคิดเห็นโดยอบิษฐ์

สารบัญ

บทคัดย่อ	i
Abstract	i
กิตติกรรมประกาศ	ii
สารบัญ	iii
บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญขอวิทยานิพนธ์	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	1
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	1
1.4 โครงสร้างของรายงาน	2
ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	4
2.1 โครงสร้างและหน้าที่ของหัวใจ	4
2.2 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ELECTROCARDIOGRAM: ECG)	5
2.3 การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	7
2.3.1 การวัดเนื้อเยื่อหัวใจด้วยวิธีมาตรฐาน	8
2.3.2 การวัดเพื่อกรณีฉุกเฉิน	11
2.4 การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจ	11
หลักการพื้นฐานของการบีบอัดข้อมูล	13
3.1 การบีบอัดข้อมูลแบบที่ไม่มีการสูญเสีย (LOSSLESS COMPRESSION)	14
3.2 การบีบอัดข้อมูลที่มีการสูญเสีย (LOSSY COMPRESSION)	18
3.3 การถากถางไพบูลย์	22

การแปลงเวฟเล็ต 29

4.1 ประวัติของ WAVELET (HISTORY OF WAVELETS)	29
4.2 การวิเคราะห์ด้วยเวฟเล็ต (WAVELET ANALYSIS)	31
4.3 ลักษณะและพารามิเตอร์ของเวฟเล็ต	32
4.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (CONTINUOUS WAVELET TRANSFORM: CWT)	40
4.5 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง (DISCRETE WAVELET TRANSFORM)	44
4.6 การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ (WAVELET PACKET)	56

การบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ 62

การทดลองและผลการทดลอง 74

6.1 พารามิเตอร์ที่ใช้วัดประสิทธิภาพการลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	74
6.2 การทดลอง	75
6.3 ผลการทดลอง	76

บรรณานุกรม

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram: ECG) ของผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัย เดิมใช้เขียนลงบนกระดาษกราฟต่อเนื่อง เมื่อทำการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจในระยะเวลาสั้น ๆ ซึ่งอาจถึง 12 หรือ 24 ชั่วโมงทำให้ต้องใช้กระดาษกราฟเป็นจำนวนมาก ทั้งยังเกิดความยุ่งยากในการจัดเก็บและค้นหาข้อมูลในภายหลังหากมีผู้ป่วยจำนวนมาก ได้มีการพัฒนารูปแบบการบันทึก ECG แบบอื่น ๆ ที่กระทัดรัดขึ้น เช่นเครื่องออกกำลังกายที่มีการวัดสมรรถนะการทำงานของหัวใจโดยการออกกำลังกายตลอดจนเครื่องไอซียูมอนิเตอร์ (ICU Monitor) บางแบบจะบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบต่อเนื่องลงบนเทปแม่เหล็ก ก็ยังต้องใช้เทปเป็นจำนวนมากทำให้มีค่าใช้จ่ายในการจัดเก็บสูง แนวคิดในการแก้ปัญหา นี้คือ การรูปแบบในการจัดเก็บข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้นในราคาที่ถูกลงโดยยังคงคุณภาพของข้อมูลเพื่อการวินิจฉัยไว้ได้ ตามแนวคิดนี้ได้นำทฤษฎีการประมวลผลสัญญาณมาใช้ในการลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการบันทึกลงในคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล การจัดเก็บเป็นฐานข้อมูลในรูปแบบดิจิทัลนอกจากจะทำให้สะดวกในการจัดเก็บยังสะดวกในการสืบค้นข้อมูลอีกด้วย นอกจากนี้การลดข้อมูลก่อนการจัดเก็บ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดเก็บในราคาถูกลงด้วย

ในงานวิจัยนี้ การแปลงเวฟเลต (Wavelet transform) จะถูกนำมาทดลองใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพในการลดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เนื่องจากคุณสมบัติที่เหนือกว่าวิธีการแปลงอื่น ๆ เช่น ฟูเรียร์หรือโคซายน์เต็มหน่วย

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

วัตถุประสงค์สำคัญของงานวิจัยนี้คือศึกษาถึงความเป็นไปได้ในการใช้ทฤษฎีของการแปลงเวฟเลตมาใช้ในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เพื่อพัฒนาเป็นระบบบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจรูปแบบต่าง ๆ

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ศึกษาทดลองวิธีการลดขนาดข้อมูลคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจซึ่งมีพื้นฐานอยู่บนเวฟเลตแพ็คเกต บนไมโครคอมพิวเตอร์

2. เปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดขนาดข้อมูลคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ทแพ็คเก็ตและวิธีการแปลงเวฟเล็ทเต็มหน่วย

3. ใช้ความเห็นของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญประกอบการเปรียบเทียบข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บีบอัดแล้วต่อการนำมาใช้ในการวินิจฉัย

1.4 โครงสร้างของรายงาน

รายงานฉบับนี้ได้นำเสนอผลการศึกษาวิจัย โดยจะแบ่งรายละเอียดต่างๆออกเป็นบทตอนดังต่อไปนี้

บทที่ 1 บทนำ

กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ของงานวิจัย และเนื้อหาของรายงาน

บทที่ 2 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ

กล่าวถึงโดยสังเขปลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจ การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจในรูปแบบต่างๆ และการวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจ

บทที่ 3 หลักการพื้นฐานของการลดขนาดข้อมูล

กล่าวถึงทฤษฎีของการลดข้อมูลในรูปแบบต่างๆมีทั้งรูปแบบการลดข้อมูลที่ไม่มีการสูญเสีย เช่นการเข้ารหัสรัน-เลนต์ การเข้ารหัสฮัฟแมน การเข้ารหัสเลขคณิต เป็นต้นและรูปแบบการลดข้อมูลที่มีการสูญเสียเช่น การแปลงฟูเรียร์และการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย ตลอดจนกล่าวถึงทฤษฎีของการควอนไทซ์

บทที่ 4 การแปลงเวฟเล็ท

กล่าวถึงประวัติของการแปลงเวฟเล็ท การวิเคราะห์เวฟเล็ท ลักษณะและตระกูลของเวฟเล็ท การแปลงเวฟเล็ทแบบต่อเนื่อง การแปลงเวฟเล็ทเต็มหน่วย และการแปลงเวฟเล็ทแพ็คเก็ต

บทที่ 5 การลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้เวฟเล็ทแพ็คเก็ต

กล่าวถึงกระบวนการลดข้อมูลและกระบวนการสร้างกลับคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้เวฟเล็ทแพ็คเก็ต อธิบายกระบวนการลดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยเป็นขั้นเป็นตอน ตลอดจนยกตัวอย่างเพื่ออำนวยความสะดวกความเข้าใจยิ่งขึ้น

บทที่ 6 การทดลองและผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงพารามิเตอร์ที่ใช้วัดประสิทธิภาพการลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ การทดลองและผลการทดลองวัดประสิทธิภาพคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ คลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction และคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_100, Record x_200 และ Record x_203 โดยใช้เวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ เปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดข้อมูลด้วยเวฟเล็ตแพ็คเกจระหว่างวิธีการวัดค่าอัตราบิด-ค่าความเพี้ยน (Rate-Distortion) ในการหาฟังก์ชันพื้นฐานย่อยแบบต้นไม้ของเวฟเล็ตแพ็คเกจที่ดีที่สุด (the best wavelet packet tree) กับวิธีการวัดค่าเอนโทรปีในการหา the best wavelet packet tree เปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดข้อมูลระหว่างกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับกระบวนการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย ตลอดจนเปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับกระบวนการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)

บทที่ 7 สรุปผลการทดลองและแนวทางการพัฒนา

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลสรุปของงานวิจัย ปัญหาและแนวทางแก้ไข

บทที่ 2

ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

2.1 โครงสร้างและหน้าที่ของหัวใจ

หัวใจเปรียบเสมือนเครื่องสูบที่ทำด้วยกล้ามเนื้อซึ่งทำหน้าที่สูบฉีดเลือดส่งไปเลี้ยงร่างกาย หัวใจรับเลือดจากเส้นเลือดดำทั่วร่างกาย ในคอมเบรกเลือดจะเข้าไปในหัวใจห้องบนขวา (Right Atrium) ซึ่งเป็นห้องแรกของหัวใจที่มีทั้งหมด 4 ห้อง เลือดจากหัวใจห้องบนขวาจะไหลไปที่หัวใจห้องล่างขวา (Right Ventricle) ลิ้นไตรคัสปิด (Tricuspid Valve) จะช่วยป้องกันการไหลย้อนกลับของเลือดสู่หัวใจห้องบนขวา หลังจากเลือดออกจากหัวใจห้องล่างขวาจะเข้าสู่ปอด ปอดจะเพิ่มออกซิเจนในเลือดและขจัดก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ซึ่งเข้ามาสะสมขณะเลือดไหลเวียนในร่างกายออกไป จากนั้นเลือดจะถูกส่งต่อไปยังหัวใจซีกซ้าย เลือดจากหัวใจห้องบนซ้ายจะผ่านลิ้นไมทรัล (Mitral Valve) เข้าสู่หัวใจห้องล่างซ้ายแล้วหัวใจห้องล่างซ้ายนี้จะสูบฉีดเลือดผ่านลิ้นเอออร์ติก (Aortic Valve) ออกไปเลี้ยงส่วนต่างๆของร่างกาย โดยออกจากเส้นเลือดแดงที่มีขนาดใหญ่ที่สุดของร่างกายที่มีชื่อเรียกในทางการแพทย์ว่า เอออร์ตา (Aorta Artery)

แม้ว่าหัวใจจะเต็มไปด้วยเส้นเลือดต่างๆและผนังหลอดเลือดกล้ามเนื้อที่หนาของหัวใจยังต้องรับออกซิเจน และสารอาหารผ่านระบบเส้นเลือดแดง เส้นเลือดแดงที่ต้องนำออกซิเจนและเลือดมายังกล้ามเนื้อหัวใจ เรียกว่า เส้นเลือดแดงโคโรนารี (Coronary Arteries) เส้นเลือดแดงที่มาหล่อเลี้ยงหัวใจเกิดอุดตัน กล้ามเนื้อหัวใจที่ต้องรับออกซิเจนและอาหารจากเส้นเลือดแดงนั้นจะตาย ดังนั้นการอุดตันของเส้นเลือดแดงที่มาหล่อเลี้ยงหัวใจจะนำไปสู่การตายของกล้ามเนื้อหัวใจส่วนนั้น การตายของกล้ามเนื้อหัวใจในลักษณะนี้เรียกว่า ไมโอคาร์ดิอัล (Myocardial Infarction)

หัวใจเป็นเครื่องสูบลูกที่ถูกควบคุมเป็นจังหวะด้วยสัญญาณทางไฟฟ้าที่กำเนิดบริเวณ SA node ทำให้เกิดชุดของเหตุการณ์ต่างๆขึ้น เหตุการณ์แรก หัวใจจะมีการบีบระหว่างทุกครั้งที่มีการเต้น โดยหัวใจห้องบนทั้งซีกซ้ายและขวามีการหดตัว จากนั้นหัวใจห้องล่างทั้ง 2 ห้องจึงมีการบีบตัวและในระหว่างการเต้นหัวใจจะผลักให้เลือดจากร่างกายและปอดเข้าสู่หัวใจห้องบนของซีกขวาและซ้ายลำดับ พร้อมกันนั้นเลือดจะไหลเข้าสู่หัวใจห้องล่างจากนั้นหัวใจห้องบนจะบีบตัวเป็นการบังคับให้เลือดไหลลงสู่หัวใจส่วนล่างมากขึ้นและหยุดอยู่ในขณะนั้นชั่วคราวเพื่อให้เวลาให้เลือดไหล จากนั้นหัวใจส่วนล่างจะบีบตัวการหดตัวของหัวใจส่วนล่างจะเป็นการบังคับให้เลือดไหลจากหัวใจห้องล่างขวาและจากหัวใจห้องล่างขวาซีกซ้ายเข้าสู่ปอดและเข้าสู่ร่างกายตามลำดับ

2.2 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram: ECG)

คลื่นไฟฟ้าหัวใจมีแหล่งกำเนิดเป็นสัญญาณอิมพัลส์ไฟฟ้าที่บริเวณ SA node (Sinoatrial node) ในบริเวณผนังของหัวใจซีกบนขวา(right atrium) และกระจายพร้อมกับรีโฟลาไรซ์ไปทั่วร่างกาย เมื่อวัดโดยการต่อขั้วไฟฟ้าแบบดีฟเฟอเรนเชียลเข้ากับผิวหนังบริเวณหน้าอก แขน ขา จะได้รูปคลื่น 1 แถบตามลำดับที่แสดงในรูปที่ 2.1 ในขณะปกติ คลื่นไฟฟ้าหัวใจจะประกอบด้วยคลื่น P, QRS, T และ U ซึ่งลักษณะและการมีอยู่ของคลื่นดังกล่าวประกอบเหล่านี้ จะเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์การทำงานของหัวใจและความผิดปกติ

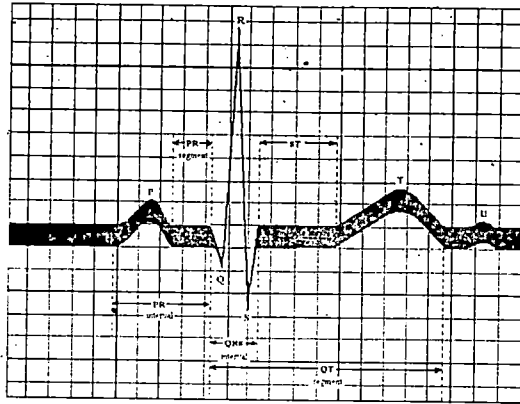
เมื่อเกิดอิมพัลส์และเริ่มกระจายไปบริเวณซีกบนของหัวใจ จะทำให้เกิดการบีบตัวของกล้ามเนื้อด้านบนของหัวใจ โดพามีนหัวใจห้องบนด้านขวาเรือด้านซ้ายนั้นจะถูกบีบลงไปด้านล่างของหัวใจ อิมพัลส์นี้จะยังกระจายผ่านเนื้อเยื่อตัวนำมายังผิวหนังจะทำให้ได้สัญญาณที่เรียกว่า P-wave

ในบริเวณ atrioventricular node จะมีการหน่วงเวลาของการกระตุ้นอิมพัลส์ชั่วคราวเพื่อให้เลือดสามารถถ่ายโอนจากด้านบนของหัวใจไปด้านล่างของหัวใจเสร็จสมบูรณ์ การหน่วงเวลานี้เป็นส่วนหลักของ P-R Interval ของรูปคลื่น ECG

อิมพัลส์ที่เกิดขึ้นจะกระจายต่อไปยังด้านล่างของหัวใจกระตุ้นให้เกิดการบีบตัวทำให้เกิดออกจกหัวใจห้องล่างซ้ายไปในเส้นเลือดใหญ่ และจะกำเนิดส่วนของ QRS ของรูปคลื่น ECG ในขณะที่เฟสนี้ของด้านบนของหัวใจมีการคลายตัว และมีการเติมเต็มอีกครั้ง

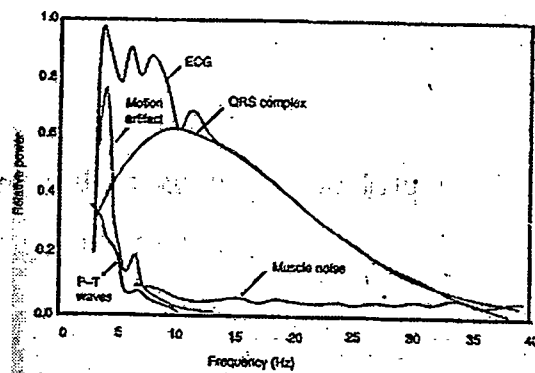
ส่วนการเกิด T- wave แสดงถึงการรีโพลายไรซ์ของกล้ามเนื้อบริเวณด้านล่างของหัวใจ ด้วยการคลายตัวของกล้ามเนื้อด้านล่างของหัวใจ เมื่อจบการบีบตัวเสร็จสมบูรณ์จะมีเวลาพักขึ้นอีก และจะผลิตรูปคลื่น ECG ขึ้นอีกครั้ง.

จะเห็นว่าในแต่ละส่วนของรูปคลื่นของ ECG จะนำพาข้อมูลทางพยาธิสภาพของหัวใจ มาสู่แพทย์เพื่อการวินิจฉัยอาการผิดปกติ ตัวอย่างเช่น R-R Intervals สามารถบ่งถึง อัตราการเปลี่ยนแปลงการเต้นของหัวใจ (Cardiac Rhythm) ภายใต้อิทธิพลจากระบบประสาทอัตโนมัติ ความไม่เสถียรของ Cardiac Rhythm สามารถบ่งบอกถึงการเต้นที่ผิดปกติของหัวใจ ขนาดและช่วงเวลาของ P และ QRS บ่งชี้ถึงการปรับสภาพของกล้ามเนื้อหัวใจ การลดแอมพลิจูดสัญญาณ อาจบ่งบอกขงการทำลายกล้ามเนื้อบริเวณที่เกี่ยวข้อง ขนาดเพิ่มขึ้นอาจบ่งบอกถึง กล้ามเนื้อหัวใจโต นอกจากนี้การเบี่ยงเบนแอมพลิจูดไปจุด atrioventricular เป็นผลมาจาก การปิดกั้นของกระแสไฟฟ้าทั้งหมดของอิมพัลส์ซึ่งเกิด การขดช่วงการรีโพลายไรซ์ ระหว่าง P-wave และ QRS Complex การตีความใดก็ตามที่นำนี้สามารถรักษาได้ทางยาและใช้การสังเกตผลการรักษาจากรูปคลื่น ECG



รูปที่ 2.1 คลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ

บนรูปคลื่น ECG อาจจะมีสัญญาณไฟฟ้าร่างกายชนิดอื่นๆ ประปนมาด้วยดังเช่น สัญญาณ EEG จากสมอง สัญญาณ EMG จากกล้ามเนื้อ รวมทั้ง Motion Artifact อย่างไรก็ตามเทคนิคสามารถแยกสัญญาณ ECG จากสัญญาณร่างกายอื่นๆ เหล่านั้นได้ไม่ยาก เนื่องจากสเปกตรัมของคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีความถี่สเปกตรัมในช่วง 3-40 Hz.



รูปที่ 2.2 แสดงสเปกตรัมของคลื่นไฟฟ้าร่างกาย

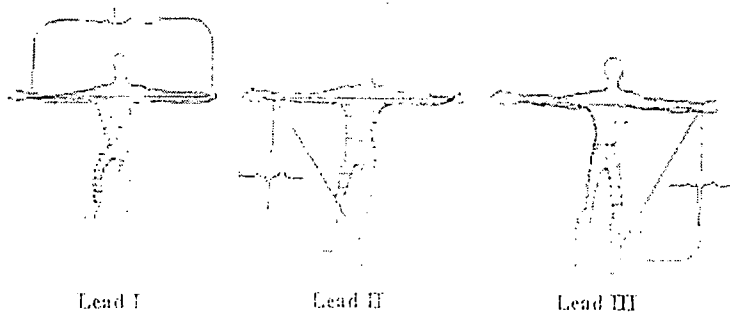
อุปกรณ์แสดงรูปคลื่น ECG ทางการแพทย์จะมีแบนวิดท์ของการตอบสนองความถี่ สำหรับการประยุกต์ใช้งานที่แตกต่างกัน แบบที่ใช้ในคลินิกที่ใช้สำหรับบันทึกมาตรฐาน 12 lead ECG คือ 0.05-100 Hz สำหรับการประยุกต์ใช้เพื่อการ monitor ดังเช่นในคนไข้อาการทรุดหนัก แบนวิดท์ของเครื่องวัดกำหนดไว้ที่ 0.5-50 Hz สำหรับการวัดอัตราการเต้นของหัวใจที่ใช้การตรวจสอบ QRS Complex ดังนั้นการกรองความถี่ผ่านความถี่เฉพาะของ QRS Complex และตัดทิ้งสัญญาณรบกวน P-wave และ T-wave ออกจาก ECG.

2.3 การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

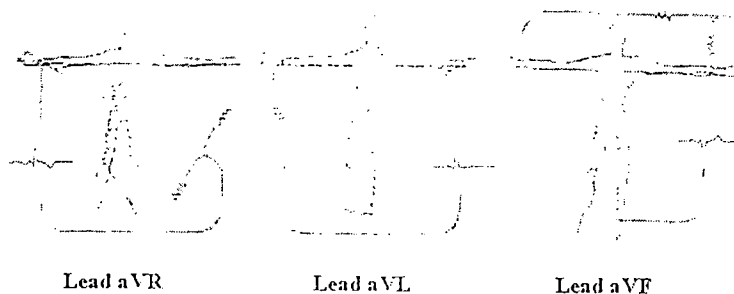
การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจสามารถกระทำได้ 2 รูปแบบคือการวัดแบบเวกเตอร์คาร์ดิโอกราฟ (Vector cardiograph) และการวัดแบบอิเล็กโตรคาร์ดิโอกราฟ (Electrocardiograph) ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้คือ

- การวัดแบบเวกเตอร์คาร์ดิโอกราฟ คือการวัดการเปลี่ยนแปลงขนาดของเวกเตอร์ของความต่างศักย์ที่เกิดขึ้น บนแกนหนึ่งเทียบกับอีกแกนหนึ่ง โดยพิจารณาจาก 3 แกนที่ตั้งฉากกัน สัญญาณที่เกิดขึ้นนี้เรียกว่า เวกเตอร์คาร์ดิโอแกรม (Vectorcardiogram: VCG) ซึ่งมีอยู่ด้วยกัน 3 ระนาบคือ ระนาบที่มองทางด้านหน้า ด้านซ้าย และด้านบน การวัดวิธีนี้จำเป็นต้องใช้ตำแหน่งในการวัดมาก การสร้างอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดค่อนข้างยุ่งยาก ซับซ้อน และสัญญาณที่วัดได้จำเป็นต้องใช้แพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัย
- การวัดแบบอิเล็กโตรคาร์ดิโอกราฟ คือการวัดการเปลี่ยนแปลงขนาดของเวกเตอร์ของความต่างศักย์ที่เกิดขึ้นในแนวแกนใดๆเทียบกับเวลา สัญญาณที่เกิดขึ้นเรียกว่าอิเล็กโตรคาร์ดิโอแกรม (Electrocardiogram : ECG) การวัดวิธีนี้ใช้ตำแหน่งในการวัดไม่มากนัก การสร้างอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดไม่ยุ่งยากซับซ้อน สามารถเลือกวัดสัญญาณเพื่อการวินิจฉัยได้หลายๆแบบ และสามารถวินิจฉัยได้ง่าย ปัจจุบันเป็นที่นิยมใช้กันอย่างกว้างขวาง

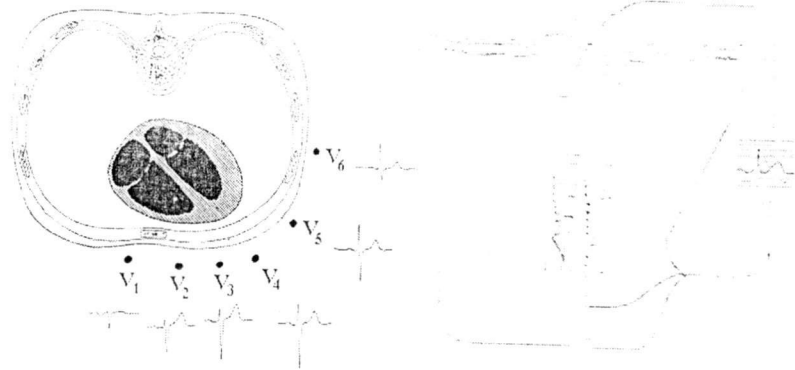
Bipolar Limb Leads



Augmented Unipolar Limb Leads



Unipolar Chest Leads



รูปที่ 2.5 ตำแหน่งการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 12 ลิคมาตรฐาน

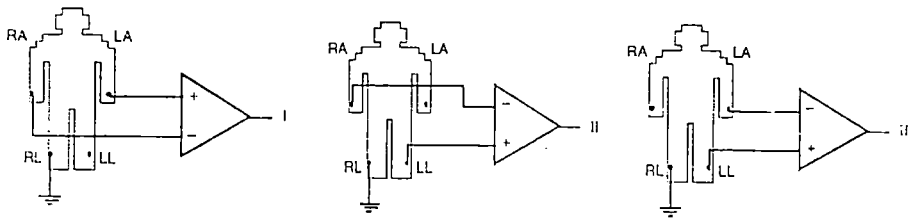
การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบอิเล็กทรอนิกส์โดยการใช้เครื่องวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบมาตรฐานสามารถแบ่งตามจุดประสงค์ของการวัดได้ 2 ประเภทคือ การวัดเพื่อการวินิจฉัยคลื่นไฟฟ้าหัวใจข้างเคียงแบบมาตรฐาน (Standard Clinical ECG) และการวัดเพื่อการมอนิเตอร์ (Monitoring ECG)

2.3.1 การวัดเพื่อการวินิจฉัยคลื่นไฟฟ้าหัวใจข้างเคียงแบบมาตรฐาน

การวัดเพื่อการวินิจฉัยคลื่นไฟฟ้าหัวใจข้างเคียงแบบมาตรฐานนั้น เป็นการวัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจสำหรับผู้ป่วยเพื่อการวินิจฉัยโดยละเอียด โดยตำแหน่งที่ทำกรวัดสัญญาณได้ถูกกำหนดไว้เป็นมาตรฐานแล้ว แพทย์ผู้เชี่ยวชาญนิยมที่จะบันทึกสัญญาณที่วัดด้วยวิธีนี้เพื่อการวินิจฉัยโดยละเอียดต่อไป วิธีการวัดเพื่อการวินิจฉัยคลื่นไฟฟ้าหัวใจข้างเคียงแบบมาตรฐานสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 วิธีคือ วิธีการวัดแบบ Standard Limb Lead วิธีการวัดแบบ Augmented Limb Lead และวิธีการวัดแบบ Unipolar Chest Lead ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้

2.3.1.1 วิธีการวัดแบบ Standard Limb Lead

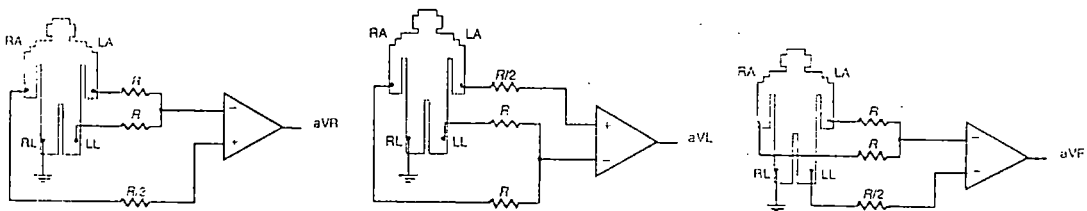
วิธีการวัดแบบ Standard Limb Lead หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าแบบ Bipolar Limb Lead เป็นมาตรฐานการวัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจอย่างง่าย ประกอบไปด้วย Lead I, II และ III ดังรูปที่ 2.6 ซึ่งในทางปฏิบัติสามารถทำการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Standard Limb Lead ทั้ง Lead I, II และ III โดยการติดขั้ววัดของวงจรขยายค่าความแตกต่าง



รูปที่ 2.6 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Standard Limb Lead

2.3.1.2 วิธีการวัดแบบ Augmented Limb Lead

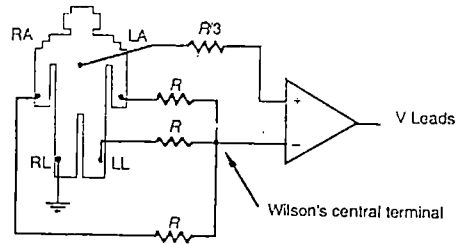
วิธีการวัดแบบ Augmented Limb Lead หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าแบบ Unipolar Limb Lead เป็นวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ประกอบด้วย Lead aVR, Lead aVL และ Lead aVF ดังรูปที่ 2.7 สำหรับการวัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจแบบ Augmented Limb Lead ในทางปฏิบัติจะมีตัวต้านทานค่า $R/2$ ต่อที่ขั้วบวกของวงจรขยายความแตกต่างซึ่งมีไว้เพื่อสมดุลย์ค่าความต้านทานที่อินพุทของวงจรขยายความแตกต่าง



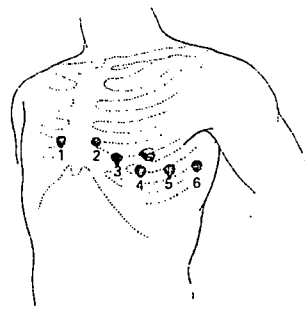
รูปที่ 2.7 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Augmented Limb Lead

2.3.1.3 วิธีการวัดแบบ Unipolar Chest Lead

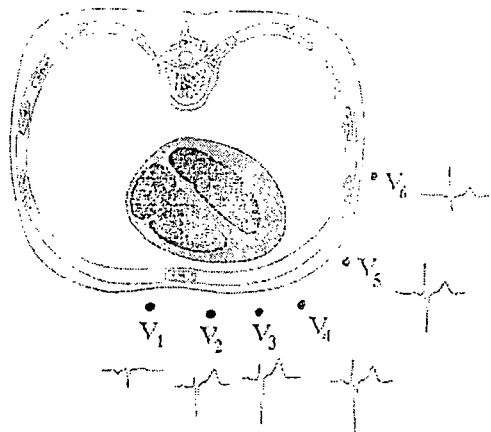
วิธีการวัดแบบ Unipolar Chest Lead เป็นการการวัดขนาดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจระหว่างตำแหน่งใดๆบนหน้าอก(ขั้ววัดบนอก)เทียบค่าเฉลี่ยของความต่างศักย์ของตำแหน่ง RA, LA และ LL โดยสามารถแสดงวิธีการวัดในทางปฏิบัติได้ในรูปที่ 2.8 การวัดด้วยวิธีนี้ประกอบด้วย 6 Lead มาตรฐาน คือ Lead V_1 ถึง V_6 ซึ่งก็คือการกำหนดตำแหน่งของขั้ววัดบนอกอยู่ในตำแหน่งต่างๆบริเวณหน้าอก 6 ตำแหน่งแสดงในรูปที่ 2.9 และรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.8 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead



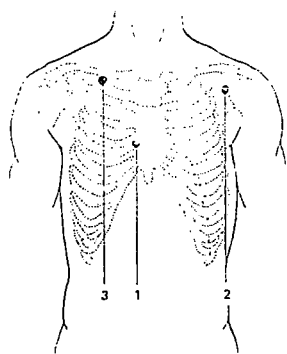
รูปที่ 2.9 ตำแหน่งการติดขั้ววัดบนหน้าอกของวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead V₁ ถึง V₆



รูปที่ 2.10 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead V₁ ถึง V₆ และตำแหน่งการติดขั้ววัดบนหน้าอกโดยชมทงภาพลัดขวางงตรงลำตัว

2.3.2 การวัดเพื่อการมอนิเตอร์

การวัดเพื่อการมอนิเตอร์มีจุดประสงค์เพื่อใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยฉุกเฉินหรือผู้ป่วยที่มีการเคลื่อนที่บ่อย ทั้งนี้เพื่อเป็นการพิจารณาจังหวะและอัตราการเต้นของหัวใจของผู้ป่วยเป็นหลัก ดังนั้นตำแหน่งที่ทำการวัดสัญญาณจึงควรเป็นตำแหน่งที่สามารถให้ขนาดคลื่น R ที่แรง เพื่อให้อัตราส่วนของสัญญาณไฟฟ้าหัวใจต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio : S/N) มีค่าสูง ทำให้สามารถวินิจฉัยจังหวะและอัตราการเต้นหัวใจของผู้ป่วยได้อย่างถูกต้อง เอกสารอ้างอิง [2] ได้แนะนำตำแหน่งของการวัดเพื่อการมอนิเตอร์ไว้ แสดงในรูปที่ 2.11 โดยติดขั้ววัดบวกไว้ที่ตำแหน่ง V_1 ของ Unipolar Chest Lead (ตำแหน่งหมายเลข 1) ติดขั้ววัดลบไว้ที่ตำแหน่งใกล้ไหล่ซ้าย (ตำแหน่งหมายเลข 2) และติดขั้ววัดอ้างอิงไว้ที่ตำแหน่งใดๆ บริเวณหน้าอก (ตำแหน่งหมายเลข 3) ลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่วัดได้จะใกล้เคียงกับ V_1 ของ Unipolar Chest Lead ซึ่งเป็นสัญญาณที่นิยมใช้ในการคำนวณอัตราการเต้นของหัวใจ



รูปที่ 2.11 ตำแหน่งการติดขั้ววัดไฟฟ้าของวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อการมอนิเตอร์

2.4 การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจ

คลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นการบันทึกสภาพการทำงานของหัวใจ ที่วัดได้บนผิวหนังของร่างกายด้วยเครื่องวัดและถือได้ว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญของร่างกาย (Physiological parameter) ที่นำมาใช้ประโยชน์ในการวินิจฉัยอาการ ความผิดปกติและประเมินสภาวะของหัวใจได้เป็นอย่างดี

การวิเคราะห์และแปลผลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บันทึกได้จึงเป็นข้อมูลที่สำคัญในการประกอบการรักษาโรคต่างๆของผู้ป่วย โดยเฉพาะเกี่ยวกับหัวใจและหลอดเลือด การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจจะทำการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจลงบนกระดาษกราฟซึ่งมีแนวนอนเป็นฐานเวลา (หน่วยเป็นวินาที) ส่วนแกน

ตั้งเป็นความสูงของคลื่น (หน่วยเป็นมิลลิโวลต์) แล้วอาศัยแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญในการแปลผลมาทำการอ่านและวัดพารามิเตอร์ต่างๆเช่น รูปคลื่น ความสูงของคลื่น ระยะเวลาช่วงต่างๆ ระดับของเส้นสัญญาณ เป็นต้น แล้วทำการสรุป รวบรวม วิเคราะห์และคาดคะเนว่าผู้ป่วยมีสภาวะของหัวใจเป็นเช่นใดโดยจะทำการวิเคราะห์ทั้ง 12 ลีดมาตรฐาน หรือเพียงลีดใดลีดหนึ่งขึ้นอยู่กับความสามารถและความชำนาญในการวิเคราะห์ผลของผู้เชี่ยวชาญนั้น ข้อจำกัดของวิธีการแบบนี้คือเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลเนื่องจากภาระกับประวัติกับแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญ ทำให้การประเมินผลที่วิเคราะห์ไม่ทันต่อการรักษาผู้ป่วย ดังนั้นในปัจจุบันด้วยความเจริญก้าวหน้าทางเทคโนโลยี ทำให้สามารถนำคอมพิวเตอร์มาช่วยในการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจแทนที่จะบันทึกลงในกระดาษกราฟ และเนื่องจากการใช้กระดาษกราฟในการนำไปวิเคราะห์จะทำให้สิ้นเปลืองค่าใช้จ่าย จึงได้มีการลดขนาดคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการบันทึก เพื่อแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญจะได้นำไปวิเคราะห์ต่อไป การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจสามารถพิจารณาได้ 5 แบบคือ

- อัตราการเต้นของหัวใจ (Rate)
- จังหวะการเต้นของหัวใจ (Rhythm)
- แนวแกนของหัวใจ (Axis)
- กล้ามเนื้อหัวใจพองโต (Hypertrophy)
- กล้ามเนื้อหัวใจตาย (Infarction)

การวิเคราะห์ทั้ง 5 แบบนี้เป็นการพิจารณาความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับหัวใจ โดยพิจารณาตามลักษณะรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่วัดได้

บทที่ 3

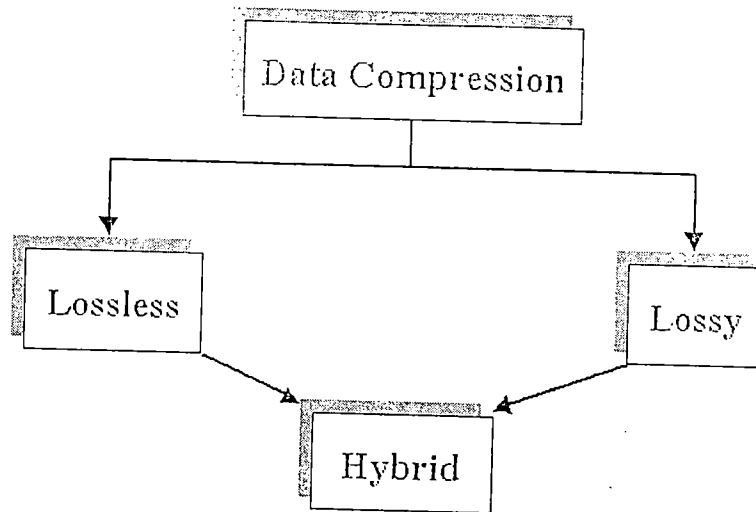
หลักการพื้นฐานของการบีบอัดข้อมูล

การบีบอัดข้อมูลโดยทั่วไปหมายถึงกระบวนการปรับรูปแบบข้อมูลข่าวสารใหม่ในรูปแบบดิจิทัลให้มีปริมาณที่น้อยหรือสั้นลง โดยมีจุดประสงค์หลักก็คือให้มีอัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression Ratio) สูงเพื่อใช้ในการเก็บบันทึกหรือส่งผ่านในช่องสัญญาณ โดยที่ความแตกต่างของข้อมูลเดิมกับข้อมูลที่คืนกลับจากการบีบอัดในรูปแบบค่า PRD (Percent Root Mean Square Difference) ที่เกิดขึ้นมีค่าต่ำ

เทคนิคในการลดขนาดข้อมูลดิจิทัลแบ่งออกได้ 2 กลุ่มคือ กลุ่มแรกเป็นการบีบอัดข้อมูลแบบที่ไม่มีการสูญเสีย (lossless compression) เป็นการบีบอัดข้อมูลแบบที่สามารถนำข้อมูลกลับมาได้ใหม่อย่างสมบูรณ์ ซึ่งมีชื่อเรียกต่างๆกันคือ การเข้ารหัสแบบไม่มีสัญญาณรบกวน (noiseless) การเข้ารหัสที่สามารถสร้างกลับมาได้ (invertible) การเข้ารหัสเอนโทรปี (entropy coding) การบีบอัดข้อมูลแบบไม่มีการสูญเสียจะมีข้อเสียคือมีอัตราการลดขนาดที่ต่ำ ดังนั้นเพื่อให้ได้อัตราการลดขนาดที่สูงขึ้น จึงจำเป็นต้องใช้การบีบอัดข้อมูลที่มีการสูญเสีย

กลุ่มที่ 2 เป็นการบีบอัดข้อมูลที่มีการสูญเสีย (lossy compression) เป็นการบีบอัดข้อมูลที่ไม่สามารถนำข้อมูลกลับมาได้อย่างสมบูรณ์ หรือเป็นการบีบอัดข้อมูลที่ทำให้เกิดความเพี้ยน (Distortion) กับข้อมูลที่ถูกรับกลับมาใหม่ ทั้งนี้เพราะในระหว่างกระบวนการบีบอัดข้อมูลจะมีการสูญเสีย (loss) เกิดขึ้น แต่ข้อดีของการบีบอัดข้อมูลแบบนี้คือมีอัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression Ratio) สูง

หัวใจในการออกแบบระบบการบีบอัดข้อมูลคือการทำให้มีค่าความเพี้ยนเฉลี่ยต่ำที่สุดสำหรับอัตราบิต (bit rate) หรืออัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression Ratio) หนึ่งๆ ซึ่งวิธีการบีบอัดข้อมูลทั้งแบบที่ไม่มีการสูญเสียและแบบที่มีการสูญเสียนี้นี้สามารถที่จะนำมาปรับปรุงใช้รวมกันได้ เรียกว่าเป็นการบีบอัดข้อมูลแบบผสมผสาน (Hybrid Compression) ในบทนี้จะกล่าวถึงพื้นฐานการบีบอัดข้อมูลทั้งสองแบบดังนี้



รูปที่ 3.1 ประเภทการบีบอัดข้อมูล

3.1 การบีบอัดข้อมูลแบบที่ไม่มีการสูญเสีย (Lossless Compression)

การบีบอัดข้อมูลแบบที่ไม่มีการสูญเสียจะเป็นการบีบอัดข้อมูลที่ปราศจากความเพี้ยนของสัญญาณที่ได้จากการสร้างกลับ มักนิยมนำไปใช้งานกับงานที่ต้องการความถูกต้องสูงแต่มีข้อเสียคือให้อัตราการบีบอัดข้อมูลต่ำ การลดขนาดข้อมูลในรูปแบบนี้ได้แก่ การเข้ารหัสเอนโทรปี (Entropy Coding) การเข้ารหัสรันเลนส์ (Run-Length Coding) การเข้ารหัสฮัฟแมน (Huffman Coding) การเข้ารหัสยูนิเวอร์แซล (Universal Coding) การเข้ารหัสทำนาย (Lossless Predictive Coding) การเข้ารหัสยูนิฟอร์ม (Uniform Coding) และวิธีการเข้ารหัสแบบอื่นๆอีกมากมาย ซึ่งจะกล่าวเฉพาะบางแบบดังนี้

3.1.1 การเข้ารหัสรันเลนส์ (Run-Length Coding)

วิธีการเข้ารหัสรันเลนส์เป็นวิธีการบีบอัดข้อมูลพื้นฐานอย่างง่ายที่สุด โดยเป็นการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลที่เหมือนกันซ้ำๆกันอย่างต่อเนื่องลงให้เป็นสิ่งเพียงหนึ่งค่า และนับจำนวนของข้อมูลที่มีลักษณะดังกล่าวเป็นข้อมูลชุดใหม่ การจัดเก็บข้อมูลอาจทำให้ได้ลักษณะของคู่ลำดับของ (ค่าข้อมูล, จำนวน) หรือแยกเป็นข้อมูลคนละชุดก็ได้ วิธีการเข้ารหัสรันเลนส์ สามารถที่จะแทรกอยู่ระหว่างขบวนการใดๆก็ได้ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล [4]

3.1.2 การเข้ารหัสฮัฟแมน (Huffman Coding)

การเข้ารหัสฮัฟแมนจะเป็นวิธีการบีบอัดข้อมูลที่นำเอาประโยชน์ของส่วนเกินของข้อมูล (Redundancy) มาใช้ กล่าวคือจะทำการหาค่าความน่าจะเป็นของการกระจายค่าสัมประสิทธิ์ข้อมูลแล้วทำการเข้ารหัสโดยพิจารณาว่าข้อมูลที่มีค่าความน่าจะเป็นสูงจะถูกแทนด้วยรหัสใหม่ที่มีจำนวนบิตน้อย ส่วนข้อมูลที่มีค่าความน่าจะเป็นต่ำจะถูกแทนด้วยรหัสใหม่ที่มีจำนวนบิตมาก การแทนค่าข้อมูลด้วยรหัสใหม่ซึ่งทำให้ได้ข้อมูลหรือข่าวสารใหม่ที่มีปริมาณน้อยลงหรือสั้นลง รหัสใหม่ที่ถูกสร้างขึ้นนี้เรียกว่า "คำรหัส" (Code Word) ซึ่งรหัสที่ได้จากการแทนข้อมูลเดิมนี้แต่ละคำจะมีความยาวเท่ากันหรือไม่เท่ากันก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับค่าความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นของข้อมูล

ถ้ากำหนดให้ข้อมูลมีองค์ประกอบอยู่ M แบบคือ $u_1, u_2, u_3, \dots, u_M$ และกำหนดให้ $p_1, p_2, p_3, \dots, p_M$ เป็นค่าความน่าจะเป็นของการเกิดของแต่ละองค์ประกอบ ดังนั้นสามารถหาค่าเอนโทรปีของข้อมูลได้จากสมการที่ 3.1

$$H = \sum_{k=1}^M p_k \log_2 \frac{1}{p_k} \quad (3.1)$$

เมื่อ p_k คือความน่าจะเป็นของการกระจายข้อมูล

เนื่องจากแต่ละคำรหัสมีความยาวของจำนวนบิตที่ใช้แทนไม่เท่ากัน ซึ่งในการเข้ารหัสนี้ ถ้าเราใช้รหัสฐานสอง (Binary code) ซึ่งคำรหัสแต่ละตัวมีความยาว n_k ในการเข้ารหัสองค์ประกอบของข้อมูลที่เป็ u_k ดังนั้นความยาวเฉลี่ย \bar{n} ของคำรหัสที่ได้จะคำนวณได้จากสมการที่ 3.2

$$\bar{n} = \sum_k n_k p_k \quad (3.2)$$

โดยทั่วไปในการเข้ารหัสที่ดีนี้จะลองพยายามให้ได้ค่า \bar{n} นี้ต่ำที่สุด แต่สิ่งสำคัญที่ต้องคำนึงถึงก็คือเมื่อนำไปเรียงเป็นขบวนแล้วต้องไม่มีความผิดพลาดในถอดรหัส การเข้ารหัสที่จะทำให้ \bar{n} มีค่าต่ำนั้น จะทำได้โดยการใช้ n_k ที่มีค่าน้อยสำหรับ p_k ที่มีค่ามาก และให้ใช้ n_k ที่มีค่ามากสำหรับ p_k ที่มีค่าน้อย

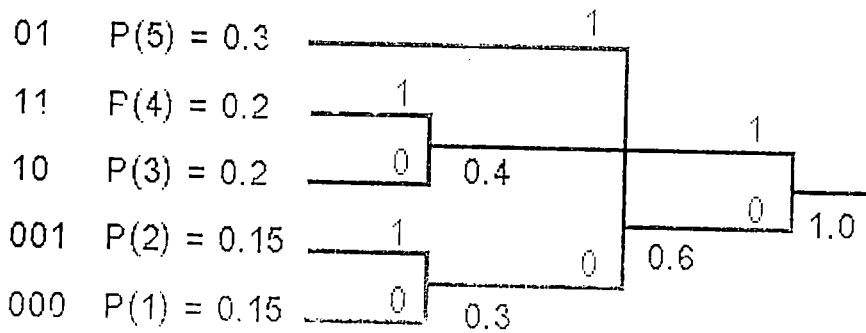
การเข้ารหัสฮัฟแมนจะเป็นการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล โดยจะทำการเข้ารหัสข้อมูลที่เกิดขึ้นบ่อยด้วยจำนวนบิตที่น้อย และเข้ารหัสข้อมูลที่เกิดขึ้นน้อยกว่าด้วยจำนวนบิตที่มาก ซึ่งโดยเฉลี่ยแล้วจะเป็นการลดจำนวนบิตที่ใช้แทนข้อมูลให้สั้นลง วิธีการเข้ารหัสฮัฟแมน (Huffman) จะเป็นวิธีการเข้า

รหัสแบบหนึ่งต่อหนึ่ง ถ้าให้แหล่งกำเนิดข่าวสารมีความแตกต่างกัน M องค์ประกอบ และแต่ละองค์ประกอบจะมีค่าความน่าจะเป็นของการเกิดเป็น p_1, p_2, \dots, p_n วิธีการของฮัฟแมน [5] จะมีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการนับความถี่เพื่อหาค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลทุกตัว แล้วเรียงลำดับข้อมูลตามความน่าจะเป็นจากมากไปหาน้อย
2. นำความน่าจะเป็นที่มีค่าต่ำสุด 2 ค่ามารวมกันเพื่อสร้างโหนดใหม่ซึ่งให้ผลรวมที่ได้เป็นองค์ประกอบค่าความน่าจะเป็นใหม่แล้วนำความน่าจะเป็นใหม่ที่ได้ มาเรียงลำดับใหม่ร่วมกับความน่าจะเป็นเดิมที่เหลือ โดยเรียงลำดับจากค่าความน่าจะเป็นมากไปหาน้อย
3. กำหนดค่าไบนารีให้กับโหนดคู่ที่ถูกกำหนดให้เป็นเส้นทางของโหนดใหม่นั้น โดยกำหนดให้โหนดล่างคือบิต "0" ส่วนโหนดบนคือบิต "1"
4. กระทำซ้ำตามขั้นตอนที่ 2 และ 3 จนกระทั่งค่าความน่าจะเป็นสุดท้ายเท่ากับ 1.0

จากที่ได้กล่าวมาข้างต้นเพื่อให้เห็นภาพได้ชัดเจนจะขอยกตัวอย่างการเข้ารหัสข่าวสารที่มี 5 องค์ประกอบของความน่าจะเป็นคือ p_1, p_2, \dots, p_5 ซึ่งมีค่าความน่าจะเป็นคือ 0.15, 0.15, 0.2, 0.2, 0.3 เมื่อเข้ารหัสฮัฟแมนจะมีวิธีการดังนี้คือ

1. เรียงค่าความน่าจะเป็น p_1, p_2, \dots, p_5 จากค่าความน่าจะเป็นมากไปหาน้อย
2. คำนวณค่าความน่าจะเป็นต่ำสุด 2 ค่ามารวมกันเพื่อสร้างเป็นโหนดใหม่ ซึ่งในตัวอย่างนี้จะรวมค่าความน่าจะเป็น 0.15, 0.15 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.3 แล้วนำค่าความน่าจะเป็นใหม่ที่ได้มาเรียงลำดับใหม่ร่วมกับความน่าจะเป็นเดิมที่เหลือ
3. จากลำดับองค์ประกอบความน่าจะเป็นที่ได้ในข้อ 2 สามารถเรียงลำดับใหม่ได้เป็น 0.3, 0.3, 0.2, 0.2 แล้วกลับไปทำตามขั้นตอนที่สองใหม่โดยรวมค่าความน่าจะเป็นต่ำสุด 2 ค่าก็จะได้เท่ากับ 0.4 และเมื่อนำมาจัดเรียงใหม่จากมากไปหาน้อยก็จะได้เป็น 0.3, 0.3, 0.4 และทำในลักษณะเดียวกันนี้ค่าความน่าจะเป็นที่จัดเรียงใหม่ก็จะเป็น 0.4, 0.6 และสุดท้ายก็จะได้ค่าความน่าจะเป็นเท่ากับ 1.0
4. ในระหว่างการสร้างโหนดใหม่ในข้อ 3 นั้นจะต้องกำหนดค่าไบนารีให้กับคู่โหนดที่ถูกกำหนดให้เป็นเส้นทางของโหนดใหม่ โดยให้โหนดล่างคือบิต "0" ส่วนโหนดบนคือบิต "1" ซึ่งสามารถอธิบายให้เห็นภาพได้อย่างชัดเจนดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 ตัวอย่างการเข้ารหัสฮัฟแมน

หลังจากที่ได้รหัสฮัฟแมนแล้ว การเข้ารหัสและการถอดรหัสสามารถทำได้โดยใช้การเปิดตาราง (lookup table) และรหัสที่ได้ก็สามารถที่จะทำการถอดรหัสได้ทันทีโดยไม่ต้องอ้างอิงถึงข้อมูลตัวอื่นๆ จากตัวอย่างข้างต้นสามารถสรุปผลลัพธ์ต่างๆที่ได้จากการเข้ารหัสฮัฟแมนได้ดังนี้

ความน่าจะเป็น (p_k)	องค์ประกอบของข้อมูล (u_k)	รหัสคำ	ความยาว (n_k)
$p_1 = 0.15$	u_1	000	3
$p_2 = 0.15$	u_2	001	3
$p_3 = 0.2$	u_3	10	2
$p_4 = 0.2$	u_4	11	2
$p_5 = 0.3$	u_5	01	2

เมื่อทำการคำนวณความยาวเฉลี่ย \bar{n} ของคำรหัส และค่าเอนโทรปี จะได้ผลดังนี้

$$\bar{n} = \sum_{k=1}^5 n_k p_k = 3 \times 0.15 + 3 \times 0.15 + 2 \times 0.2 + 2 \times 0.2 + 2 \times 0.3 = 2.3$$

$$H = \sum_{k=1}^5 p_k \log_2 \frac{1}{p_k} = - \sum_{k=1}^5 p_k \log_2 p_k$$

$$= -0.15 \log_2 (0.15) - 0.15 \log_2 (0.15) - 0.2 \log_2 (0.2) - 0.2 \log_2 (0.2) - 0.3 \log_2 (0.3)$$

$$= 1.8765$$

ดังนั้นความยาวเฉลี่ยของรหัสดำเท่ากับ 2.3 และค่าเอนโทรปีเท่ากับ 1.8765

3.1.3 การเข้ารหัสเลขคณิต (Arithmetic coding)

การเข้ารหัสเลขคณิตนั้น ข้อมูลจะถูกแทนด้วยช่วงระยะห่างของจำนวนจริงระหว่าง 0 และ 1 โดยข้อมูลแต่ละตัวจะลดขนาดของระยะห่างตามความน่าจะเป็นของข้อมูลนั้น ข้อมูลที่มีความน่าจะเป็นสูงจะทำให้ระยะห่างถูกกดลงได้น้อยกว่าข้อมูลที่มีความน่าจะเป็นต่ำ ดังนั้นข้อมูลที่มีความน่าจะเป็นสูงจะใช้จำนวนบิตในการเข้ารหัสน้อยกว่า [5] [6]

3.1.4 การเข้ารหัสยูนิเวอร์แซล (Universal Coding)

เป้าหมายของการเข้ารหัสยูนิเวอร์แซล (Universal Coding) คือการลดขนาดของข้อมูลที่ไม่รู้ข้อมูลทางสถิติ ซึ่งอัลกอริทึมจะต้องปรับตัวไปตามข้อมูล ตัวอย่างที่สำคัญของการเข้ารหัสยูนิเวอร์แซลคืออัลกอริทึม Lempel-Ziv [7] ลำดับของรหัสข้อมูลจะใช้ลักษณะของพจนานุกรมหรือตารางคำศัพท์ ซึ่งจะถูกรับปรุงในระหว่างกระบวนการเข้ารหัสโดยการปรับตัวตามข้อมูลอินพุต ดังนั้นจึงสามารถเรียกได้ว่าเป็นการเข้ารหัสพจนานุกรมที่ปรับตัว (adaptive dictionary encoding) ได้

3.1.5 การเข้ารหัสแบบ Amplitude Zone Time Epoch Coding (AZTEC)

การเข้ารหัสแบบ AZTEC เป็นวิธีการบีบอัดข้อมูลโดยการเปลี่ยนลำดับของข้อมูลให้อยู่ในรูปของ Plateau และ Slope วิธีนี้ให้ค่าอัตราการบีบอัดข้อมูลไม่แน่นอน ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีนี้จะมีลักษณะของ Steplike Quantization [2] ซึ่งไม่สามารถยอมรับได้ในทางการแพทย์ โดยทั่วไปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีนี้จะนำไปผ่าน Smoothing Filter เพื่อลดลักษณะของความไม่ต่อเนื่อง (Discontinuities) อย่างไรก็ตามการใช้ Smoothing Filter จะทำให้เกิดความเพี้ยนทางขนาด (Amplitude Distortion) เพิ่มขึ้นมาก

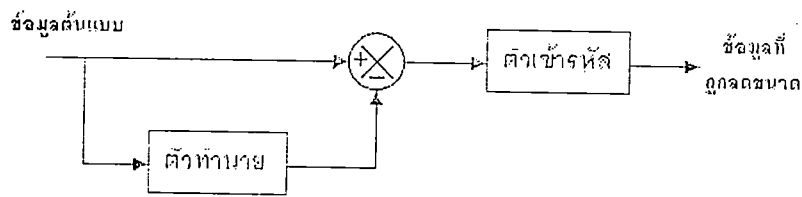
3.2 การบีบอัดข้อมูลที่มีการสูญเสีย (Lossy Compression)

การบีบอัดข้อมูลแบบที่มีการสูญเสียจะทำให้เกิดความเพี้ยนของข้อมูลขึ้น แต่ก็มีอัตราการบีบอัดข้อมูลที่สูงกว่าการบีบอัดข้อมูลแบบที่ไม่มีการสูญเสียมาก การบีบอัดข้อมูลในรูปแบบนี้ได้แก่ การเข้ารหัสแบบทำนาย การเข้ารหัสโดยการแปลง ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

3.2.1 การเข้ารหัสแบบทำนาย (Lossy Predictive Coding)

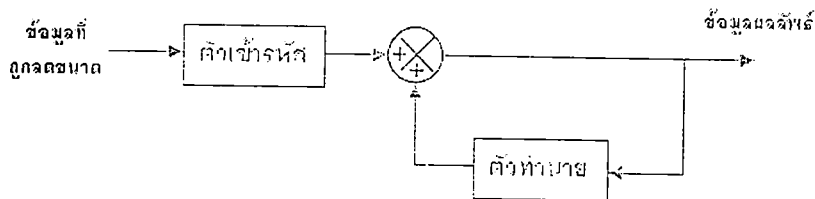
ข้อมูลต่างๆเช่น ภาพดิจิทัล และข้อมูลที่อยู่ใกล้เคียงกันส่วนมากมักมีความสัมพันธ์ต่อกันสูง (High correlation) นั่นหมายความว่าข้อมูลของจุดภาพสามารถที่จะหาได้โดยการ

ตรวจสอบจุดภาพที่อยู่บริเวณรอบๆ ของจุดภาพที่เราสนใจ ด้วยคุณสมบัตินี้เองที่ได้นำมาใช้ในการเข้ารหัสแบบทำนาย โดยพยายามที่จะทำการคำนวณหาค่าของจุดภาพจากจุดภาพที่อยู่รอบๆ [5], [6] การเข้ารหัสแบบทำนายจะทำการบีบอัดข้อมูลส่วนเกินระหว่างจุดภาพ (interpixel redundancy) แล้วเข้ารหัสเฉพาะข่าวสารใหม่ของแต่ละจุดภาพ โดยข่าวสารใหม่ของจุดภาพนี้สามารถหาได้จากความแตกต่างระหว่างค่าจริงของจุดภาพกับค่าที่ได้มาจากการทำนาย ดังรูปที่ 3.3 วิธีการเข้ารหัสแบบทำนายนี้สามารถบีบอัดข้อมูลได้ในอัตราที่สูงแต่ก็มีค่าความเพี้ยนสูงด้วยเช่นกัน



รูปที่ 3.3 การเข้ารหัสทำนาย

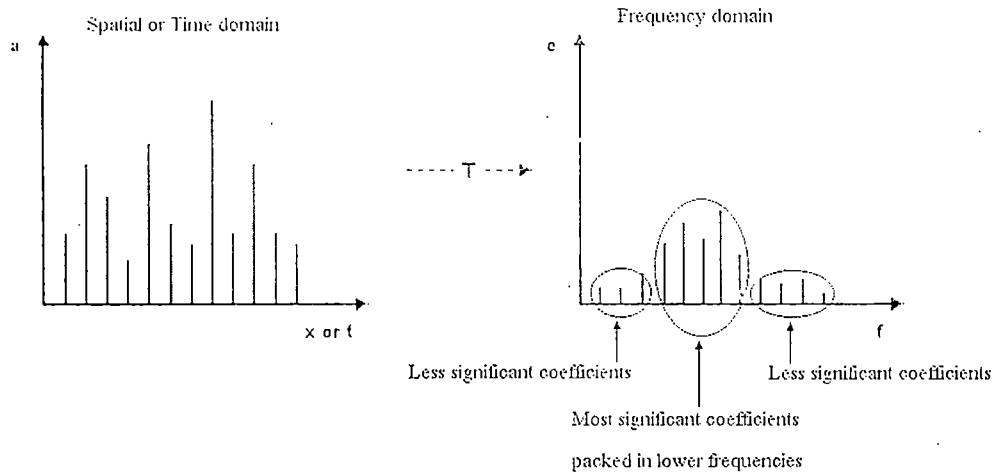
ส่วนการถอดรหัสนั้นจะนำภาพที่ถูกบีบอัดข้อมูลแล้วมาบวกกับค่าของตัวทำนายที่มีฟังก์ชันของตัวทำนายเช่นเดียวกันกับตัวเข้ารหัส ซึ่งผลที่ได้นั้นเรียกว่าภาพผลลัพธ์ ดังภาพที่ 3.4



รูปที่ 3.4 การถอดรหัสทำนาย

3.2.2 การเข้ารหัสโดยการแปลง (Transform Coding)

การบีบอัดข้อมูลด้วยการเข้ารหัสการแปลงจะกระทำการแปลงข้อมูลอินพุตที่อยู่ในรูปของโดเมนเวลา (time domain) หรือโดเมนสเปเชียล (spatial domain) มาผ่านกระบวนการทางคณิตศาสตร์ให้อยู่ในรูปของ spectral หรือโดเมนความถี่ (frequency domain) ดังรูปที่ 3.5 โดยหลังจากการแปลงแล้วจะได้อันดับประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญสูง (Most significant coefficients) และอันดับประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญต่ำ (Less significant coefficients) [8]



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างการเข้ารหัสการแปลงจากโดเมนหนึ่งไปยังอีกโดเมนหนึ่ง
(เมื่อ a เป็นค่าขนาดของสัญญาณ และ c เป็นค่าขนาดของกลุ่มพลังงาน)

การบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงมีอยู่ด้วยกันหลายแบบ เช่น การแปลงฟูรีเยร์ (Fourier transform) การแปลงโคไซน์เต็มหน่วย (Discrete cosine transform) การแปลงแบบฮาร์ (Harr transform) การแปลงแบบฮาร์ดามาร์ด (Hadamard transform) หรือการแปลงแบบคาร์ฮูเนนเลิฟ (Karhunen Loeve transform) เป็นต้น ซึ่งสามารถอธิบายแต่ละวิธีได้ดังนี้

3.2.2.1 การแปลงฟูรีเยร์ (Fourier Transform)

การแปลงฟูรีเยร์เป็นการทรานฟอร์มที่นิยมใช้กันมากซึ่งเป็นการแปลงสัญญาณ $f(t)$ จากโดเมนเวลาไปเป็นสัญญาณ $F(\omega)$ ซึ่งอยู่ในโดเมนความถี่ หรือที่เรียกกันทั่วไปว่าเป็นการหาสเปกตรัม (spectrum) ของสัญญาณ $f(t)$ นั้นเอง โดยมีสมการเป็น

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.3)$$

จากสมการจะพบว่าข้อมูลที่ได้จากการทรานฟอร์มจะมีตลอดย่านความถี่ $(-\infty, \infty)$ ดังนั้นเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอินพุตที่ระยะเวลาใดๆ ก็จะต้องส่งผลกระทบต่อตลอดย่านของสเปกตรัม $F(\omega)$ ด้วย ทำให้การแปลงฟูรีเยร์ไม่สามารถเลือกทำการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะช่วงเวลาหรือเฉพาะช่วงความถี่ใดๆ ได้ หรือถ้าต้องการวิเคราะห์สัญญาณเพียงแค่เฉพาะช่วงเวลาหรือช่วงความถี่เท่านั้นก็จะต้องทำการคำนวณใหม่ตลอดทั้งย่าน ดังนั้นการแปลงฟูรีเยร์จึงให้ข้อมูลที่มากเกินไปจนความจำเกิน และใน

ทางปฏิบัติสัญญาณอินพุตจะมีการเปลี่ยนแปลงไม่คงที่ (Non-Stationary Signal) ซึ่งถ้าใช้การแปลงฟูเรียร์จะทำให้สิ้นเปลืองเวลาในการคำนวณ เนื่องจากมีข้อมูลมากเกินไปในการคำนวณใหม่แต่ละครั้ง ดังนั้นการแปลงฟูเรียร์จึงเหมาะสำหรับสัญญาณที่คงที่ (Stationary Signal) แต่ไม่เหมาะสำหรับสัญญาณที่ไม่คงที่ (Non-Stationary Signal)

3.2.2.2 การแปลงโคซายน์เต็มหน่วย (Discrete Cosine Transform)

การแปลงโคซายน์เต็มหน่วย (Discrete cosine transform) เป็นวิธีที่นิยมนำมาใช้ในการบีบอัดข้อมูลที่มีการสูญเสีย (Lossy Compression) ที่ต้องการความเร็ว แต่มีข้อเสียคือจะเกิดความผิดพลาดในส่วนของรอยต่อ กระบวนการแปลงโคซายน์เต็มหน่วยนี้จะแบ่งข้อมูลออกเป็นบล็อกๆ โดยที่แต่ละบล็อกจะไม่มีรอยต่อทับกัน ในแต่ละบล็อกจะใช้การแปลงโคซายน์เต็มหน่วยแบบ 2 มิติ เข้ามาทำการแปลงดังสมการที่ 3.4 และในทำนองเดียวกันเมื่อต้องการแปลงกลับจะทำการแปลงกลับแบบโคซายน์เต็มหน่วย (Inverse Discrete Cosine Transform: IDCT) ดังสมการที่ 3.5

สมการการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย (Forward DCT)

$$F(u, v) = \frac{1}{\sqrt{2N}} C(u)C(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) \cos\left[\frac{\pi(2i+1)u}{2N}\right] \cos\left[\frac{\pi(2j+1)v}{2N}\right] \quad (3.4)$$

สมการการแปลงกลับโคซายน์เต็มหน่วย (Inverse DCT)

$$f(i, j) = \frac{2}{\sqrt{2N}} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} C(u)C(v)F(u, v) \cos\left[\frac{\pi(2i+1)u}{2N}\right] \cos\left[\frac{\pi(2j+1)v}{2N}\right] \quad (3.5)$$

โดยที่

$$C(u), C(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & ; u, v = 0 \\ 1 & ; \text{other} \end{cases} \quad (3.6)$$

และ:

$f(i, j)$ เป็นข้อมูลเริ่มต้นและข้อมูลผลลัพธ์

$F(u, v)$ เป็นสัมประสิทธิ์ของการแปลง

วิธีการแปลงโคซายน์เต็มหน่วยนี้เมื่อนำข้อมูลในแต่ละบล็อกหรือแต่ละช่วงมาผ่านการแปลง จะไม่คำนึงถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลระหว่างบล็อกจึงทำให้เกิดความผิดพลาดในส่วนที่รอยต่อเกิดขึ้น

3.3 การควอนไทซ์

การบีบอัดข้อมูลที่มีการสูญเสียการควอนไทซ์เป็นวิธีการบีบอัดข้อมูลที่ง่ายที่สุด กล่าวคือการควอนไทซ์จะกระทำการตรวจสอบข้อมูลอินพุทที่ได้รับและเลือกค่าประมาณที่ได้จากฐานข้อมูลที่กำหนดไว้ล่วงหน้าให้ใกล้เคียงที่สุด การควอนไทซ์จะมีอยู่หลายรูปแบบซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้

3.3.1 การควอนไทซ์แบบสเกลาร์ (Scalar Quantization)

การควอนไทซ์แบบสเกลาร์จะนำค่าข้อมูลอินพุทซึ่งอยู่ในรูปอนาลอกหรือสัญญาณเชิงต่อเนื่องมากระทำให้เป็นสัญญาณเอาต์พุทซึ่งอยู่ในรูปแบบดิจิทัล โดยสามารถนิยามการควอนไทซ์แบบสเกลาร์ได้ว่าเป็นการ Mapping $Q: R \rightarrow C$ เมื่อ R คือค่าจำนวนจริง และ $C = \{y_i; i=1, 2, \dots, N\}$ เป็นชุดของข้อมูลเอาต์พุท ส่วน y_i จะเป็นตัวเก็บรหัสที่มีขนาด N

สำหรับการสร้างตัวควอนไทซ์ขนาด N จุด จะต้องแบ่งเส้นจริง R ออกเป็น N ส่วน โดยกำหนดให้เป็น R_i เมื่อ $i=1, 2, \dots, N$ และค่าของส่วนที่ i สามารถหาได้จาก

$$R_i = \{x \in R; Q(x) = y_i\} \equiv Q^{-1}(y_i) \quad (3.7)$$

โดยที่แต่ละส่วนจะมีคุณสมบัติดังนี้

$$\bigcup_{i=1}^N R_i = R \text{ และ } R_i \cap R_j = \emptyset \text{ เมื่อ } i \neq j \quad (3.8)$$

การควอนไทซ์แบบสเกลาร์จะแบ่งระดับหรือย่านของข้อมูลออกเป็นช่วงๆ โดยที่แต่ละช่วงจะแทนระดับของข้อมูลที่เป็นค่าเดียวๆ ซึ่งสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

- การควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์ม (Uniform Quantization)

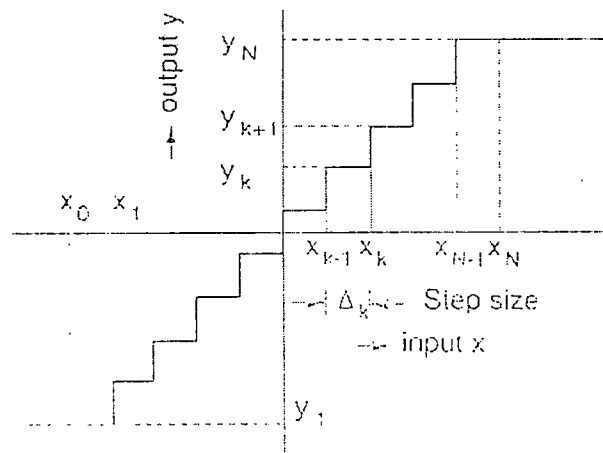
การควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์มจะเป็นการควอนไทซ์ที่มีรูปแบบที่ง่ายที่สุด โดยจะแบ่งย่านของข้อมูลออกเป็นช่วงเท่าๆกัน ดังแสดงในรูปที่ 3.6 ในการออกแบบตัวควอนไทซ์จะมี d_i เป็นระดับการตัดสินใจ (decision level) และ r_i เป็นระดับของข้อมูลผลลัพธ์ (reconstruction level) เมื่อ $i=0,1,2,\dots,L$ โดยที่

$$r_i = \frac{d_i + d_{i+1}}{2} \tag{3.9}$$

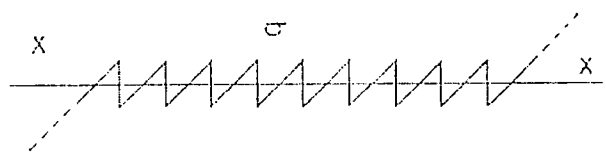
และ จะได้ช่วงห่างของการควอนไทซ์ (Δ) เป็น

$$\Delta = d_{i+1} - d_i \tag{3.10}$$

ดังนั้น จะได้ว่า การควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์มมีค่าของ Δ เท่ากันตลอดย่านของข้อมูลอินพุต



(ก) การควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์ม



(ข) ینگก์ชันคาดเคลื่อนจากการควอนไทซ์

รูปที่ 3.6 การควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์มและฟังก์ชันคาดเคลื่อน (error)

ค่าความเพี้ยนเนื่องจากการควอนไทซ์ [9] สามารถอธิบายว่าถ้าให้ $p(x)$ เป็นฟังก์ชันความหนาแน่นของ x (density function of x) เมื่อค่าความเพี้ยนเฉลี่ยยกกำลังสอง (mean square error: mse) สอดคล้องกับการควอนไทซ์ซึ่งสามารถอธิบายได้โดย

$$mse = \sigma_q^2 = \sum_{k=1}^N \int_{x_{k-1}}^{x_k} (x - y_k)^2 p(x) dx \quad (3.11)$$

ถ้า N มีค่ามาก และ ถ้า $p(x)$ มีความราบเรียบ

$$p(x) \approx p[(x_{k-1} + x_k)/2] \quad \text{for } x \in I_k \quad (3.12)$$

เมื่อ

$$\sigma_q^2 = \sum_{k=1}^N p[(x_{k-1} + x_k)/2] \int_{x_{k-1}}^{x_k} (x - y_k)^2 dx \quad (3.13)$$

สังเกตว่า

$$\int_{x_{k-1}}^{x_k} (x - y_k)^2 dx = \Delta_k \left[\left(y_k - \frac{x_{k-1} + x_k}{2} \right)^2 + \frac{\Delta_k^2}{12} \right] \quad (3.14)$$

เมื่อ $\Delta_k = x_k - x_{k-1}$ เป็นระดับการควอนไทซ์ (step-size) ค่า mse ถูกลดขนาดลงให้มากที่สุดโดยการนำระดับการสร้างกลับตรงกึ่งกลางระหว่างระดับการตัดสินใจ จะได้ว่า

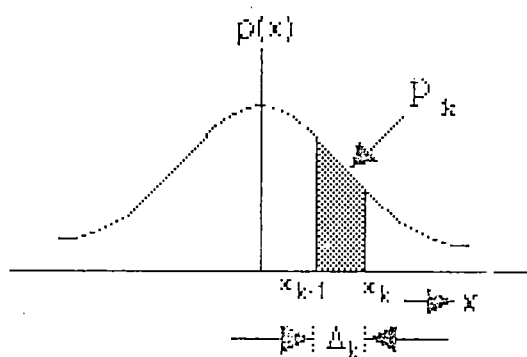
$$y_k = (x_{k-1} + x_k) / 2 \quad (3.15)$$

และให้

$$p_k \approx p[(x_{k-1} + x_k)/2] \cdot \Delta_k \approx \Pr(x \in I_k) \quad (3.16)$$

ดังนั้นจะได้ค่าความเพี้ยนมีค่าเท่ากับ

$$\sigma_q^2 = \frac{1}{12} \sum_{k=1}^N p_k \Delta_k^2 \quad (3.17)$$



รูปที่ 3.7 ความหนาแน่นของข้อมูลที่สัมพันธ์กับระดับการควอนไทซ์

สำหรับตัวควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์มซึ่งระดับการควอนไทซ์เป็นค่าคงที่ จะได้ว่า

$$\Delta_k = \Delta \quad \text{สำหรับ } k \text{ ทุกๆค่า} \quad (3.18)$$

ดังนั้น

$$\sigma_q^2 = \frac{\Delta^2}{12} \sum_{k=1}^N p_k = \frac{\Delta^2}{12} \quad \text{เมื่อ} \quad \sum_{k=1}^N p_k = 1 \quad (3.19)$$

- การควอนไทซ์แบบนอน-ยูนิฟอร์ม (Non-Uniform Quantization)

การควอนไทซ์แบบนอน-ยูนิฟอร์มจะเป็นการออกแบบการควอนไทซ์ที่ให้ความแม่นยำเพิ่มขึ้นน้อยที่สุด โดยอัลกอริทึม Lloyd-Max Quantizer ที่ได้ถูกพัฒนาขึ้นโดย Lloyd [10] และ Max [11] ซึ่งทั้ง Lloyd และ Max ได้วิเคราะห์สัญญาณรบกวนจากการควอนไทซ์โดยใช้ความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) และได้พยายามลดสัญญาณรบกวนนี้ลงได้โดยกำหนดความน่าจะเป็นของความหนาแน่นของสัญญาณในช่วงหนึ่งที่มีค่าไม่คงที่ โดยที่ความเพี้ยนทั้งหมดที่เกิดขึ้นจากการควอนไทซ์สามารถแก้ได้แก่

$$E = \sum_{k=0}^N \int_{d_k}^{d_{k+1}} (y - r_k)^2 p(y) dy \quad (3.20)$$

เมื่อ $p(y)$ คือค่าความน่าจะเป็นของข้อมูล y

และกำหนดให้อินทิกรัลของค่าความแปรปรวนเมื่อเทียบกับระดับ r_i และช่วง d_i เท่ากับศูนย์ ทำให้ได้

$$d_i = \frac{r_i + r_{i-1}}{2} \quad (3.21)$$

และ

$$r_i = \frac{\int_{d_i}^{d_{i+1}} yp(y) dy}{\int_{d_i}^{d_{i+1}} p(y) dy} \quad (3.22)$$

ค่าความแปรปรวนเฉลี่ยยกกำลังสอง (mean square error: mse) ของตัวควอนไทล์มีค่าเท่ากับ

$$mse = \sigma_q^2 = \frac{1}{12} \sum_k p_k \Delta_k^2 \quad (3.23)$$

เมื่อ $p_k = \Pr(x \in I_k)$ และ $\Delta_k = x_k - x_{k-1}$

ฟังก์ชันความหนาแน่นของสัญญาณต้นแบบได้ถูกพิจารณาใกล้จุดกำเนิด ซึ่งสัญญาณการรบกวนของการควอนไทล์ (noise) สามารถลดลงได้โดยการใช้อยู่ตัวควอนไทล์แบบนอนยูนิฟอร์ม

3.3.2 การควอนไทซ์แบบเวกเตอร์ (Vector Quantization)

การควอนไทซ์แบบเวกเตอร์ หรือบางครั้งเรียกว่า “Block Quantization” คือการนำข้อมูลที่ เป็นสเกลาร์หลายๆตัวมาจัดรวมกันเป็นกลุ่ม (Block) และทำการควอนไทซ์ข้อมูลสเกลาร์นั้นในกลุ่ม ร่วมกัน เมื่อกำหนดให้

$$f = [f_1, f_2, \dots, f_N]^T \quad (3.24)$$

เมื่อ f คือข้อมูลเวกเตอร์ที่มีขนาด N มิติ เกิดจาก r จำนวน N ตัวมาประกอบกัน

$$r = [r_1, r_2, \dots, r_N]^T \quad (3.25)$$

โดยที่ r เป็นเวกเตอร์ตัวหนึ่งในจำนวน L (Reconstruction Level) ตัวและมีความใกล้เคียงกับเวกเตอร์ f มากที่สุด

การควอนไทซ์ข้อมูลแบบเวกเตอร์คือการแทนที่เวกเตอร์ f ด้วยเวกเตอร์ r ที่มีจำนวนมิติเท่ากัน (N) และสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

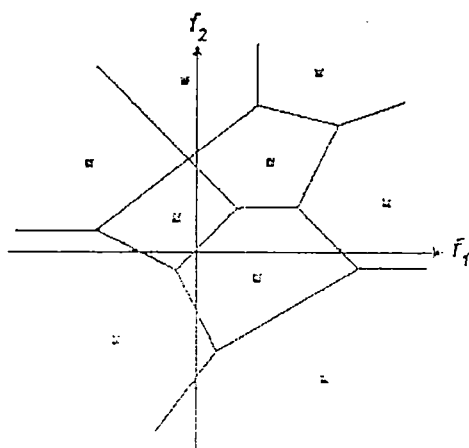
$$\bar{f}_i = VQ(f) = r_i; \quad f \in C_i, \quad 1 \leq i \leq L \quad (3.26)$$

เมื่อ

$Q(.)$ คือ Vector Quantization Operation

r_i คือ Reconstruction Vector ซึ่งเป็นค่าหนึ่งในจำนวน L ค่า

C_i คือ กลุ่มข้อมูล (Cell) ที่ i



รูปที่ 3.8 แสดงตัวอย่างของ VQ ที่มีจำนวนมิติ (N)= 2 และ Reconstruction Level (L)= 9

จากรูปที่ 3.8 เป็นตัวอย่างการควอนไทซ์แบบเวกเตอร์ที่มีจำนวนมิติ (N) เท่ากับ 2 และ Reconstruction Level (L) เท่ากับ 9 โดยจุดในช่องต่างๆคือ Reconstruction Vector ส่วนเส้นทึบคือขอบเขตของกลุ่มข้อมูล (Cell Boundaries) ซึ่งจะเห็นว่า “ขนาด” (Size) และ “รูปร่าง” (Shape) ของกลุ่มข้อมูลมีลักษณะต่างกัน ดังนั้นจึงเป็นข้อเปรียบเทียบที่ชัดเจนกับการควอนไทซ์แบบสเกลาร์ที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้เฉพาะ “ขนาด” เท่านั้นแต่ “รูปร่าง” ไม่เปลี่ยนแปลงเพราะมีเพียงมิติเดียว

บทที่ 4

การแปลงเวฟเล็ต

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีเวฟเล็ตพอสังเขปเพื่อเป็นแนวทางในการทำความเข้าใจ การประยุกต์ใช้งานในการบีบอัดข้อมูลที่จะกล่าวถึงในบทต่อ ๆ ไป

4.1 ประวัติของ wavelet (History of Wavelets)

ความประวัติศาสตร์การวิเคราะห์เวฟเล็ตเป็นวิธีการใหม่โดยโครงสร้างรากฐานทางคณิตศาสตร์ของเวฟเล็ตมีที่มาจากแปลงฟูรีเยร์ซึ่งเป็นผลงานของ Joseph Fourier ในศตวรรษที่ 19 [12] ด้วยเหตุที่ฟูรีเยร์อยู่บนพื้นฐานของทฤษฎีการวิเคราะห์ความถี่ จึงทำให้การพิสูจน์มีความสำคัญและมีอิทธิพลเป็นอย่างมากต่อที่มาของการแปลงเวฟเล็ต

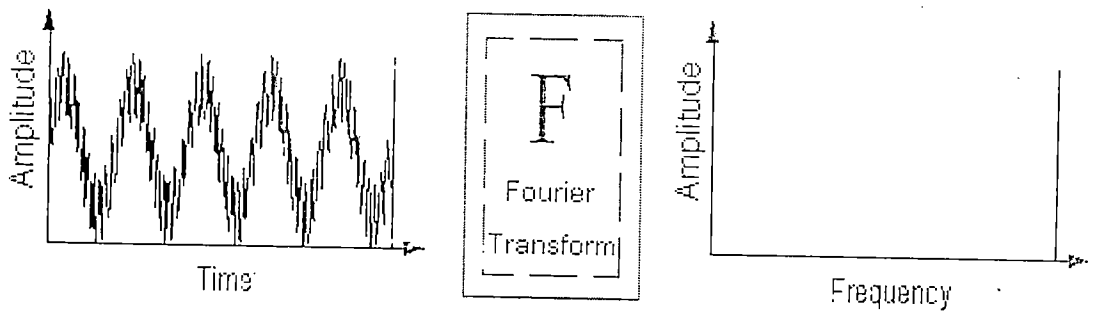
บันทึกครั้งแรกที่อ้างถึงเทอม “เวฟเล็ต” คือในปีค.ศ.1909 ในงานวิทยานิพนธ์ของ Alfred Harr แนวคิดของเวฟเล็ตในรูปแบบที่แสดงตามทฤษฎี ถูกเสนอขึ้นครั้งแรกโดย Jean Morlet และคณะที่ Marseille Theoretical Physics Center ที่ทำงานภายใต้ Alex Grossmann ในประเทศฝรั่งเศส

ทฤษฎีของการวิเคราะห์เวฟเล็ตที่ได้ถูกพัฒนาหลักสำคัญโดย Y. Meyer และเพื่อนร่วมงานได้ถูกรับรองโดยทฤษฎีการแพร่ หลักการของทฤษฎีนี้ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานของ Stephane Mallat ในปีค.ศ.1988 จากนั้นมา งานวิจัยเวฟเล็ตจึงได้กลายเป็นระดับประเทศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งงานวิจัยในสหรัฐอเมริกา ซึ่งนำทีมโดยงานของนักวิทยาศาสตร์ เช่น Ingrid Daubechies, Ronald Coifman และ Victor Wickerhauser

จากประวัติความเป็นมาของการแปลงเวฟเล็ตโดยสังเขปที่ได้กล่าวมาข้างต้น ในหัวข้อต่อไปนี้จะกล่าวถึงวิวัฒนาการของการทฤษฎีพื้นฐานของการวิเคราะห์สัญญาณ ซึ่งก็คือการแปลงฟูรีเยร์ จนกระทั่งมาเป็นทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ตว่ามีความเป็นมาอย่างไรเกิดปัญหาอะไรจึงต้องมีทฤษฎีเวฟเล็ต

4.1.1 การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ (Fourier Analysis)

เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณซึ่งเป็นที่รู้จักโดยทั่วไปคือ การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ ซึ่งเป็นการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนประกอบของ สัญญาณ Sinusoids ที่ความถี่ต่างกัน อีกทางหนึ่งในการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ คือเทคนิคทางคณิตศาสตร์ สำหรับการเปลี่ยน (transforming) สัญญาณจากฐานเวลา (time-based) ไปเป็นฐานความถี่ (frequency-based)



รูปที่ 4.1 แสดงการแปลงฟูเรียร์

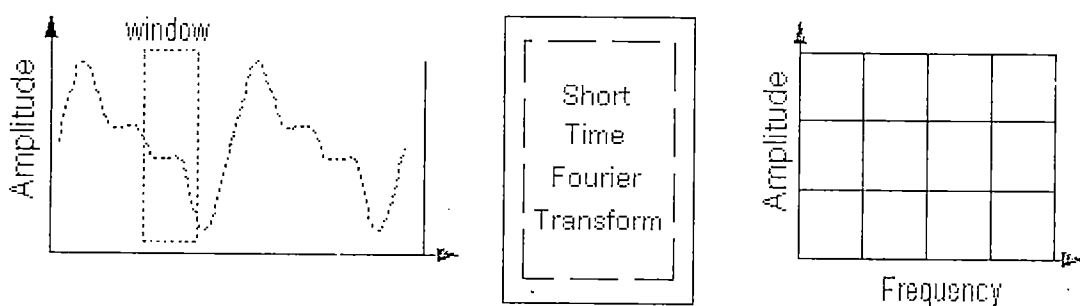
การวิเคราะห์ฟูเรียร์เป็นประโยชน์อย่างมากในการวิเคราะห์สัญญาณ โดยทั่วไป เพราะส่วนประกอบบางตัวของสัญญาณมีความสำคัญอย่างยิ่ง ดังนั้นถ้าเราจำเป็นต้องใช้เทคนิคอื่น เช่น การวิเคราะห์เวฟเล็ตอีก

การวิเคราะห์ฟูเรียร์ มีข้อเสียที่สำคัญในการเปลี่ยนมาอยู่ในโดเมนของความถี่ ซึ่งจะทำให้รายละเอียดข้อมูลแบบเวลาจะสูญหายไป เมื่อมองเป็นการแปลงสัญญาณของฟูเรียร์ ทำให้เป็นไปไม่ได้ที่จะบอกได้ว่าเมื่อไร (When) ที่รายละเอียดของเหตุการณ์จะปรากฏขึ้น

เนื่องจากการแปลงฟูเรียร์เป็นการแปลงสัญญาณจากโดเมนสเวลาไปเป็นโดเมนสความถี่ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทรานฟอร์มจะมีจำนวนข้อมูลเป็นอนันต์ ดังนั้นเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอินพุตที่ขณะเวลาใดๆ ก็จะทำให้ส่งผลกระทบต่อสเปกตรัมของสัญญาณตลอดย่านความถี่เปลี่ยนไป หรือทำให้สัมประสิทธิ์ของการทรานฟอร์มเปลี่ยนไปนั่นเอง นอกจากนี้การใช้การแปลงฟูเรียร์ยังไม่สามารถเลือกทำการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะช่วงเวลาหรือเฉพาะช่วงความถี่ใดๆ ได้ ดังนั้นการแปลงฟูเรียร์จึงให้ข้อมูลที่มากเกินไปจนเกินไป นอกจากนั้นในทางปฏิบัติสัญญาณอินพุตจะไม่คงที่ (Non-Stationary Signal) ซึ่งถ้าใช้การแปลงฟูเรียร์จะทำให้สิ้นเปลืองเวลาในการคำนวณเพราะต้องคำนวณใหม่ตลอดทั้งย่าน ข้อมูลจะมีมากเกินไปจนเกินไปในการคำนวณใหม่ในแต่ละครั้ง ดังนั้นการแปลงฟูเรียร์จึงเหมาะสมสำหรับสัญญาณที่คงที่ (Stationary Signal)

4.1.2 การวิเคราะห์ฟูเรียร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ (Short-Time Fourier Analysis)

ในความพยายามที่จะแก้ข้อบกพร่องนี้ให้ถูกต้อง Dennis Gabor ในปี 1946 ได้ปรับปรุงการแปลงฟูเรียร์ในการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะในช่วงเวลาสั้นๆ ซึ่งเรียกเทคนิคนี้ว่า การทำวินโดว์ (Windowing) สัญญาณ การปรับปรุงของ Gabor นี้เรียกว่า การแปลงฟูเรียร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ (Short-Time Fourier Transform (STFT)) เป็นการนำสัญญาณเป็นฟังก์ชัน 2 มิติในแกนของเวลาและความถี่

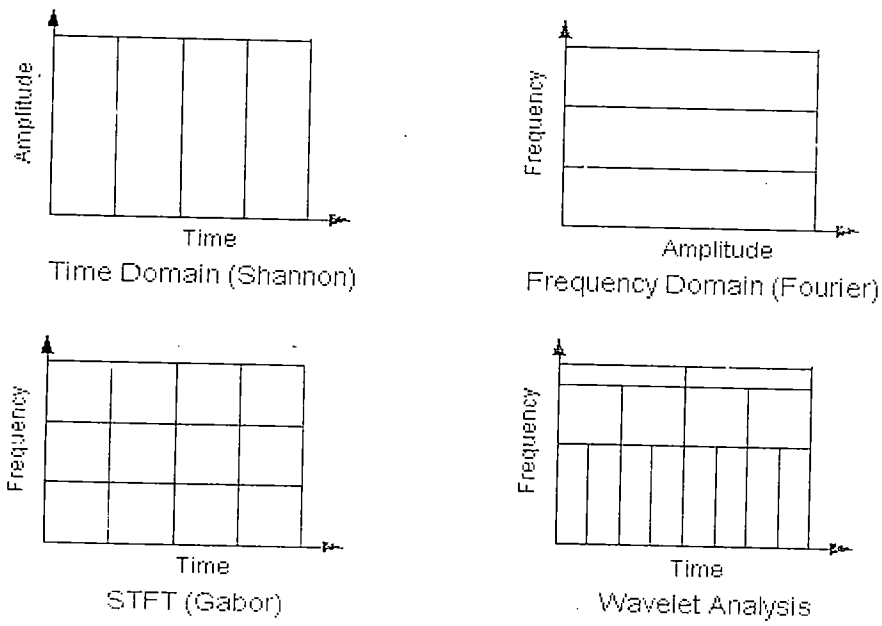


รูปที่ 4.2 แสดงการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้นๆที่มีลักษณะของระนาบเวลาและความถี่แบบคงที่

การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้นๆ (STFT) แสดงชนิดของการผสมกันของการมองสัญญาณในแกนเวลาและความถี่ โดยให้รายละเอียดทั้งเวลาและความถี่ของสัญญาณที่เกิดขึ้น อย่างไรก็ตามคุณสมบัตินี้สามารถบรรจุข้อมูลที่ถูกต้องค่าหนึ่งได้อย่างจำกัด เพราะความถูกต้องนี้จะถูกกำหนดโดยขนาดของวินโดว์ การวิเคราะห์ STFT จะมีลักษณะของช่วงการวิเคราะห์ที่คงที่ดังรูป 4.2 (ช่วงเวลาและความถี่คงที่) ทำให้ฟังก์ชันหน้าต่างไม่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ เนื่องจากสัญญาณในทางปฏิบัติ นั้นสัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงเวลาแคบ ในขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำจะมีช่วงคาบเวลาที่กว้าง เมื่อกระทำการแปลงฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้นๆ อาจจะทำให้ข้อมูลที่ได้อาจจากการแปลงมีจำนวนมากหรือน้อยเกินไป ดังนั้นจึงได้มีการแปลงในรูปแบบใหม่ซึ่งก็คือ “การแปลงเวฟเล็ต” ที่สามารถกระทำการแปลงผ่านฟังก์ชันหน้าต่าง โดยสามารถเลื่อนตำแหน่งและปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้

4.2 การวิเคราะห์เวฟเล็ต (Wavelet Analysis)

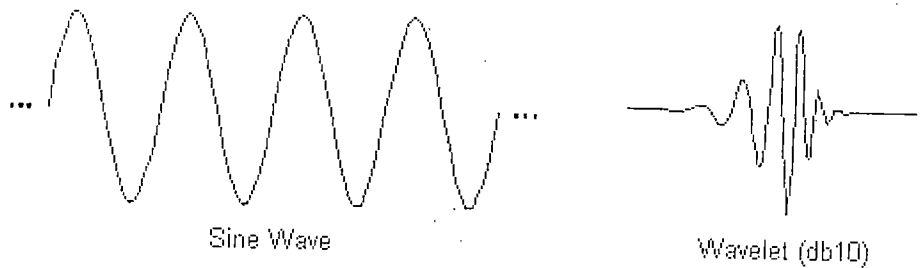
การวิเคราะห์เวฟเล็ตเป็นระดับการพัฒนาต่อมาจากการแปลงฟูรีเยร์และการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้นๆที่สามารถปรับเปลี่ยนขนาดของวินโดว์ได้ กล่าวคือสามารถปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้ โดยที่สัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงคาบเวลาในการวิเคราะห์ที่น้อยลง ในขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำจะมีช่วงคาบเวลาในการวิเคราะห์ที่กว้างขึ้น ดังรูปที่ 4.3 จะเป็นการเปลี่ยนเทียบเวลาและความถี่ของสัญญาณของแต่ละรูปแบบการวิเคราะห์



รูปที่ 4.3 ลักษณะของระนาบเวลาและความถี่สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ

4.3 ลักษณะและตระกูลของเวฟเล็ต

ลักษณะพิเศษของฟังก์ชันเวฟเล็ตจะมีลักษณะของการออสซิลเลต (oscillation) ตามแนวแกนนอนและมีแอมพลิจูด (Amplitude) ที่ลดลงสู่ศูนย์ทั้งทางด้านบวกและด้านลบซึ่งแตกต่างกับฟังก์ชันซายน์และโคซายน์ซึ่งแผ่ไปตามแกนแนวนอนไปสู่อนันต์ดังภาพที่ 4.4 ได้แสดงรูปคลื่นซายน์และเวฟเล็ต Daubechies10



รูปที่ 4.4 คลื่นซายน์และเวฟเล็ต Daubechies 10

สัญญาณซายน์ (sine) จะเป็นฟังก์ชันพื้นฐาน (basis function) ของการวิเคราะห์ฟูเรียร์ โดยการวิเคราะห์ฟูเรียร์ประกอบด้วยการแตกสัญญาณออกมาเป็นคลื่นซายน์ในหลายๆความถี่ทำให้ไม่สามารถเลือกการเลือกการทรานส์ฟอร์มได้เฉพาะช่วงเวลาและช่วงความถี่ที่สนใจ จึงไม่เหมาะสำหรับที่จะนำ

ไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณที่มีลักษณะไม่คงที่ ซึ่งต่างกับการวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ตซึ่งมีฟังก์ชันพื้นฐานเป็นคลื่นขนาดเล็ที่เรียกว่า เวฟเล็ต ลักษณะของเวฟเล็ตจะเป็นคลื่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่าง ต่อเนื่อง และมีขนาดของคลื่นลดลงสู่ศูนย์อย่างรวดเร็วทั้งสองด้าน ทำให้สามารถเลือกช่วงเวลาและความถี่ที่ต้องการพิจารณาได้ ซึ่งเหมาะที่จะนำไปวิเคราะห์สัญญาณที่มีลักษณะไม่คงที่

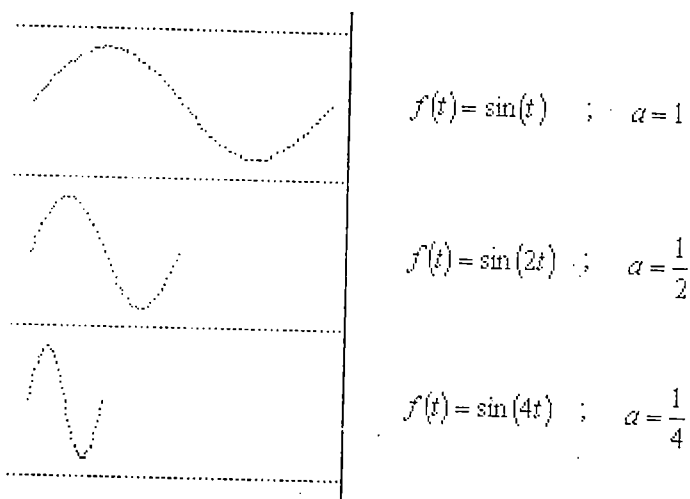
การนำเวฟเล็ตหลายๆอันมารวมกันเป็นเซตเพื่ออธิบายสัญญาณใดๆ โดยที่คลื่นเวฟเล็ตแต่ละตัว จะมีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันเดียวกัน ฟังก์ชันนี้จะเป็นเวฟเล็ตต้นแบบที่เรียกว่า “เวฟเล็ตแม่” (Mother Wavelet) คลื่นเวฟเล็ตแต่ละอันจะอยู่ภายเซตของเวฟเล็ตนี้ โดยคลื่นแต่ละคลื่นจะเกิดจากการสเกล (Scaling: a) และการเลื่อนตำแหน่ง (Translation หรือ Shifting: b) ของเวฟเล็ตแม่ การสเกลจะหมายถึง การหดเข้า (Compressing) หรือการขยายออก (Dilation) ในที่นี้จะให้ “a” แทนพารามิเตอร์ของการหด หรือขยาย ซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ตแม่นั้นเอง ส่วนการเลื่อนตำแหน่งกำหนดโดยพารามิเตอร์ “b” จะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งการเกิดของคลื่นเวฟเล็ตบนแกนเวลา ดังรูปที่ 4.8 ซึ่งจะแสดง เวฟเล็ตที่ถูกสเกลและถูกเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า “a” และ “b” ต่างๆกัน และเวฟเล็ตที่ถูกสเกลจะต้องทำการ Normalize ด้วย $\frac{1}{\sqrt{a}}$ เสมอ เพื่อให้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลไปแล้วยังคงมีพลังงานเท่ากับเวฟเล็ตแม่ ดังนั้นถ้าให้ $\psi_{b,a}(t)$ เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ จะสามารถเขียนเป็นสมการทั่วไปของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง a, b ใดๆซึ่งสัมพันธ์กับเวฟเล็ตแม่ได้ดังนี้

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \psi(\text{scale, position, } t) \quad (4.1)$$

เพื่อให้เห็นภาพพจน์ได้ชัดเจนยิ่งขึ้น จะขออธิบายถึงเวฟเล็ตที่มีการสเกลและเลื่อนตำแหน่งดังนี้

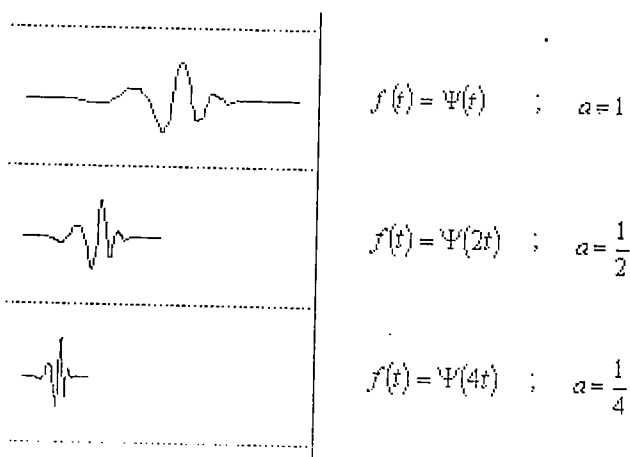
4.3.1 ขนาด (Scaling)

การวิเคราะห์เวฟเล็ตจะแสดงให้เห็นถึงเวลาและขนาดของสัญญาณ การสเกล (Scaling) จะหมายถึงการบีบเข้า (Compressing) หรือการขยายออก (Dilation) ซึ่งเราจะให้ “a” แทนด้วยพารามิเตอร์ของการบีบหรือขยายซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ตแม่นั้นเอง หรืออาจเรียก “a” ว่าเป็นตัวประกอบขนาด (scale factor) และถ้าพิจารณาสัญญาณขาเข้าที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกันจะมี ลักษณะดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 ลักษณะสัญญาณขายนที่มีตัวประกอบแตกต่างกัน

ตัวประกอบขนาด (a) จะมีผลในทางเดียวกันกับเวฟเล็ด ซึ่งถ้าตัวประกอบขนาดน้อยลงเท่าใด เวฟเล็ดจะถูกบีบอัดมากขึ้นเท่านั้น เมื่อพิจารณาเวฟเล็ดที่มีตัวประกอบแตกต่างกันจะปรากฏลักษณะดังรูปที่ 4.6

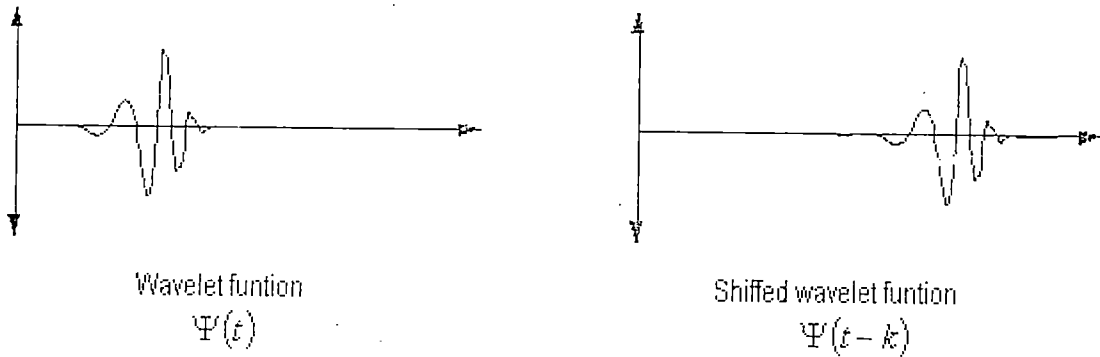


รูปที่ 4.6 ลักษณะเวฟเล็ดที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกัน

4.3.2 การเลื่อน (Shifting)

การเลื่อนของเวฟเล็ดจะมีความหมายง่ายๆคือ การเลื่อนสัญญาณในทางคณิตศาสตร์ซึ่งการเลื่อนของฟังก์ชัน $\psi(u)$ ด้วย k จะแสดงได้โดย $\psi(u-k)$ การเลื่อนตำแหน่งจะกำหนดโดยพารามิเตอร์

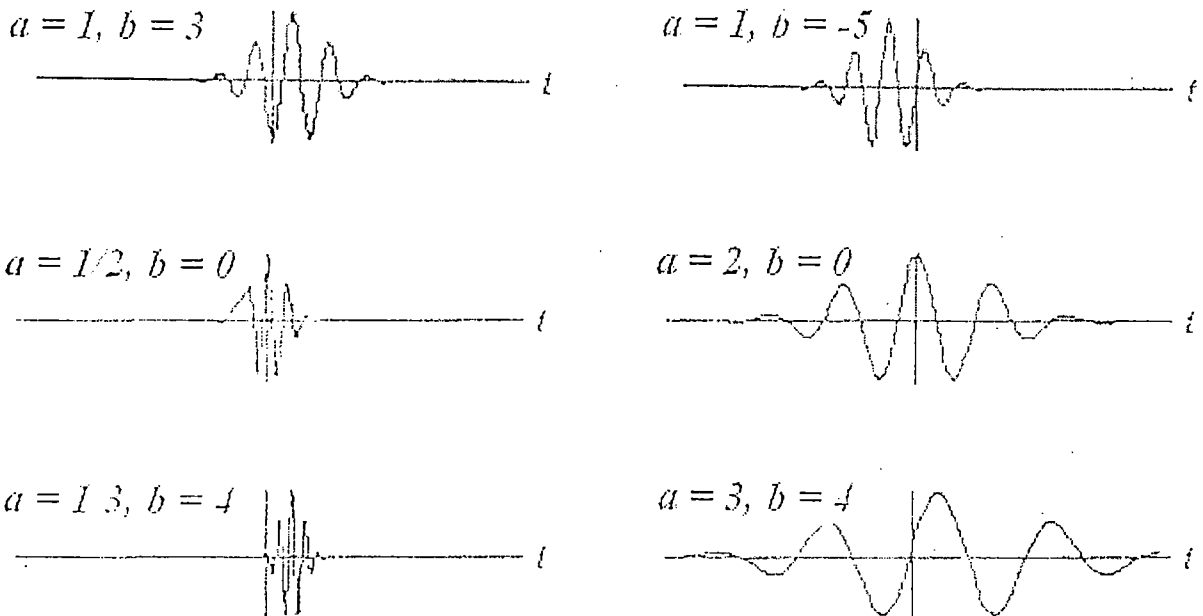
“ k ” ซึ่งจะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งการเกิดคลื่นเวฟเลตบนแกนเวลา ในตำราบางเล่มจะแทนพารามิเตอร์ “ b ” เป็นการเลื่อนตำแหน่ง เมื่อพิจารณาเวฟเลตที่มีการเลื่อนที่ตำแหน่งใดๆ สามารถพิจารณาได้ดังรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.7 ลักษณะของเวฟเลตที่มีการเลื่อนตำแหน่ง

เพื่อจะทำความเข้าใจเราจะแสดงคลื่นเวฟเลตที่มีการสเกลและการเลื่อนตำแหน่งได้ดังรูปที่

4.8



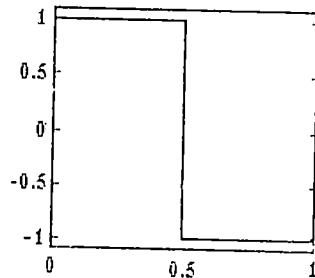
รูปที่ 4.8 ลักษณะของเวฟเลตแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า a, b ต่างๆกัน

4.3.3 ตระกูลของเวฟเล็ตแม่แบบต่างๆ

ตระกูลของเวฟเล็ตมีหลายชนิดที่สามารถเลือกนำไปใช้งานได้อย่างเหมาะสมได้ไม่ว่าจะเป็น Biorthogonal Wavelet และเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ [13] เช่น Daubechies, Symmlet และ Coiflet เป็นต้น แต่ละตระกูลจะฟังก์ชันพื้นฐานที่มีรูปร่างลักษณะที่แตกต่างกันไป ซึ่งแต่ละตระกูลจะมีค่า Number of Vanishing Moments (NVM) ทำขื่อตระกูลเช่น Daubechies 4,8,..., 20, Symmlet 4, 5, 6, ..., 10 และ Coiflet 1,2, ..., 5 เป็นต้น ถ้าค่า NVM มีค่ามากขึ้นลักษณะของฟังก์ชันพื้นฐานที่เลือกใช้งานจะมีความราบเรียบ (Smooth) มากขึ้น ประโยชน์ของค่า NVM นี้ก็คือสามารถเลือกชนิดของเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้กับงานที่ต้องการได้อย่างหลากหลายและเหมาะสมมากขึ้น ตระกูลของเวฟเล็ตแม่ที่สำคัญและนิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันนี้ได้แก่

- Haar Wavelet

การวิเคราะห์เวฟเล็ตเพื่อนำไปวิเคราะห์สัญญาณในช่วงแรกๆจะใช้ Haar wavelet สำหรับการวิเคราะห์ ซึ่ง Haar wavelet นี้จะเป็นเวฟเล็ตชนิดแรกสุดและง่ายที่สุด ลักษณะของเวฟเล็ตชนิดนี้จะคล้ายกับฟังก์ชันขั้นบันได ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.9

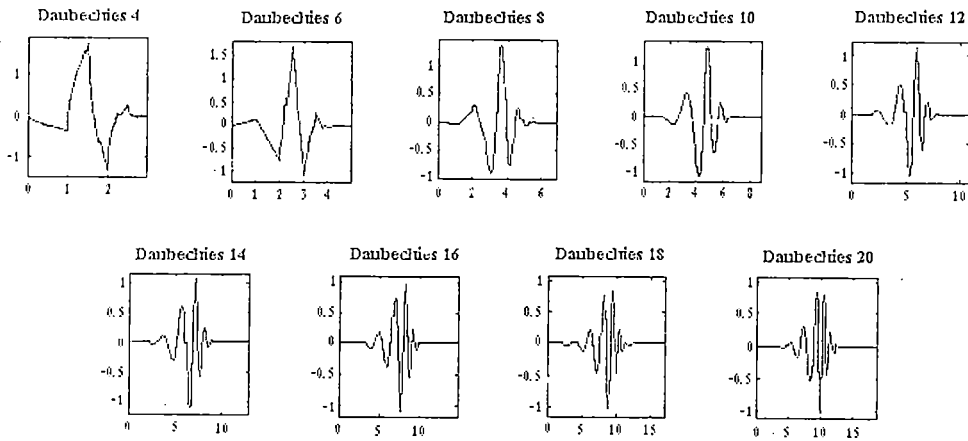


รูปที่ 4.9 ลักษณะของ Haar Wavelet

- Daubechies Wavelet

เวฟเล็ตชนิด Daubechies ได้ถูกคิดค้นโดย Ingrid Daubechies ซึ่งเป็นนักวิจัยทางด้านเวฟเล็ตที่ประสบความสำเร็จและสำคัญคนหนึ่งของโลก เขาได้สร้างสิ่งที่เรียกว่า “ขอบเขตที่แน่นอนของเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ” (compactly-subport orthonormal wavelet) ซึ่งเป็นการสร้างการวิเคราะห์เวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่องในทางปฏิบัติขึ้นมาได้สำเร็จ และได้กำหนดค่า NVM ของตระกูลเวฟเล็ตขึ้นมาเพื่อสร้างความหลากหลายในการเลือกใช้งานได้อย่างเหมาะสม ค่า NVM นี้จะกำกับไว้หลังชื่อตระกูลของเวฟเล็ตเช่น Daubechies 4 ก็คือมีค่า NVM เท่ากับ 4

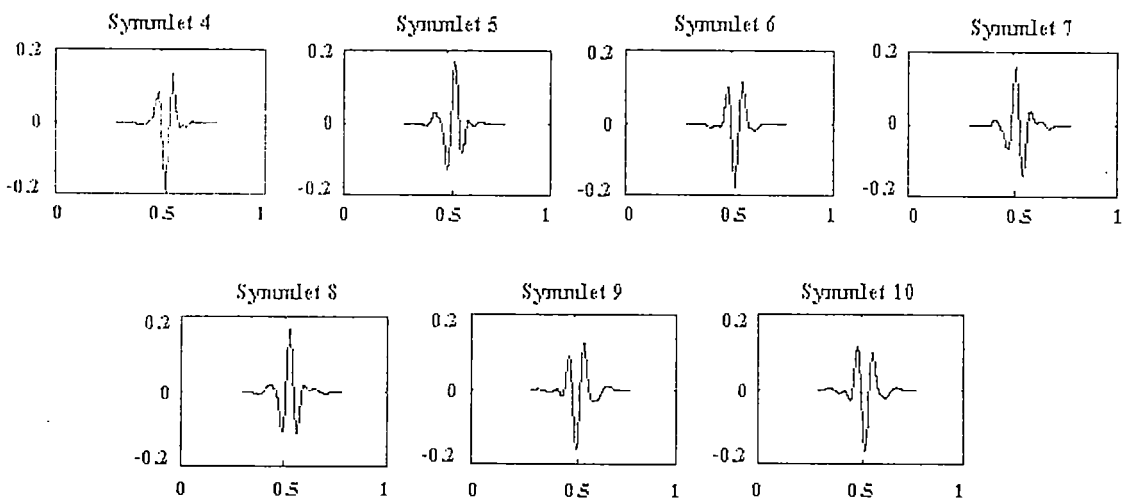
สำหรับเวฟเลตตระกูล Daubechies นี้จะมีลักษณะดังรูปที่ 4.10 ซึ่งมีหลายหลายรูปแบบตามค่า NVM



รูปที่ 4.10 ลักษณะของ Daubechies Wavelet

- Symlets Wavelet

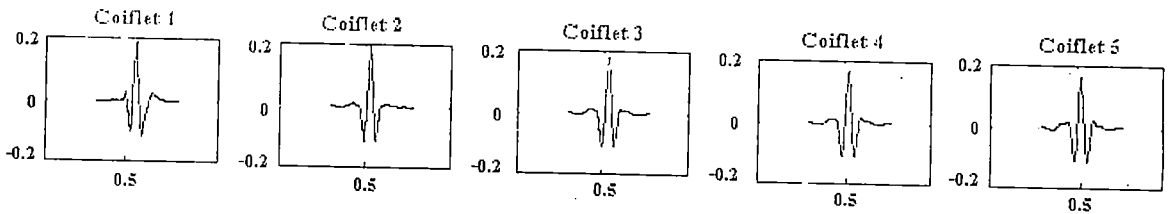
เวฟเลตชนิด Symlet จะมีสัดส่วนใกล้เคียงกับเวฟเลตที่ถูกเสนอโดย I. Daubechies ซึ่งได้ปรับปรุงมาจากเวฟเลตตระกูล Daubechies คุณสมบัติของเวฟเลตทั้งสองตระกูลนี้จะคล้ายคลึงกัน ลักษณะของเวฟเลตชนิดนี้จะแสดงดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 ลักษณะของ Symlet Wavelet

- Coiflets Wavelet

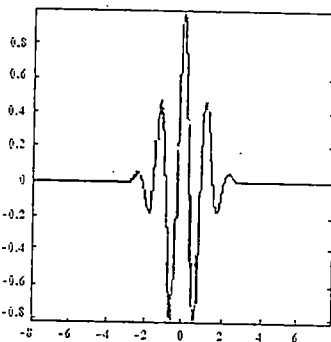
เวฟเล็ทชนิด Coiflet ถูกสร้างขึ้นโดย I. Daubechies โดยการเรียกร่องจาก R. Coifman ภายหลังจากที่ I. Daubechise ประสบความสำเร็จจากการสร้างเวฟเล็ทชนิด Daubechies มาแล้ว เวฟเล็ทชนิดนี้จะมีลักษณะดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 ลักษณะของ Coiflet Wavelet

- Morlet Wavelet

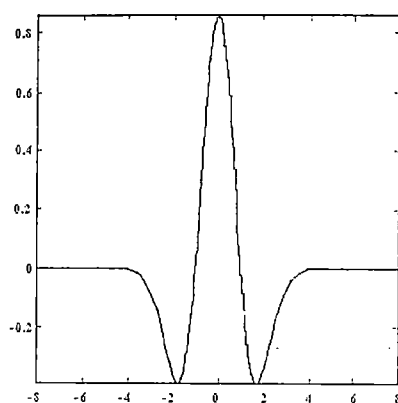
เวฟเล็ทชนิดนี้ไม่มีฟังก์ชันสเกลลิง (Scaling function) แต่จะมีความแน่นอน คุณสามารถพิจารณาถึงลักษณะของเวฟเล็ทชนิดนี้ได้ดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 ลักษณะของ Morlet Wavelet

- Mexican Hat Wavelet

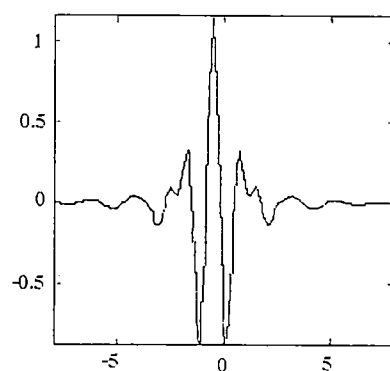
เวฟเล็ทชนิดนี้ไม่มีฟังก์ชันสเกลลิง (Scaling function) และมีที่มาจากฟังก์ชันอนุพันธ์อันดับที่สองของฟังก์ชันความหนาแน่นที่มีความน่าจะเป็นของ Gaussian (the second derivative function of Gaussian probability density function) ลักษณะของเวฟเล็ทชนิดนี้แสดงดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 ลักษณะของ Mexican Hat Wavelet

- Meyer Wavelet

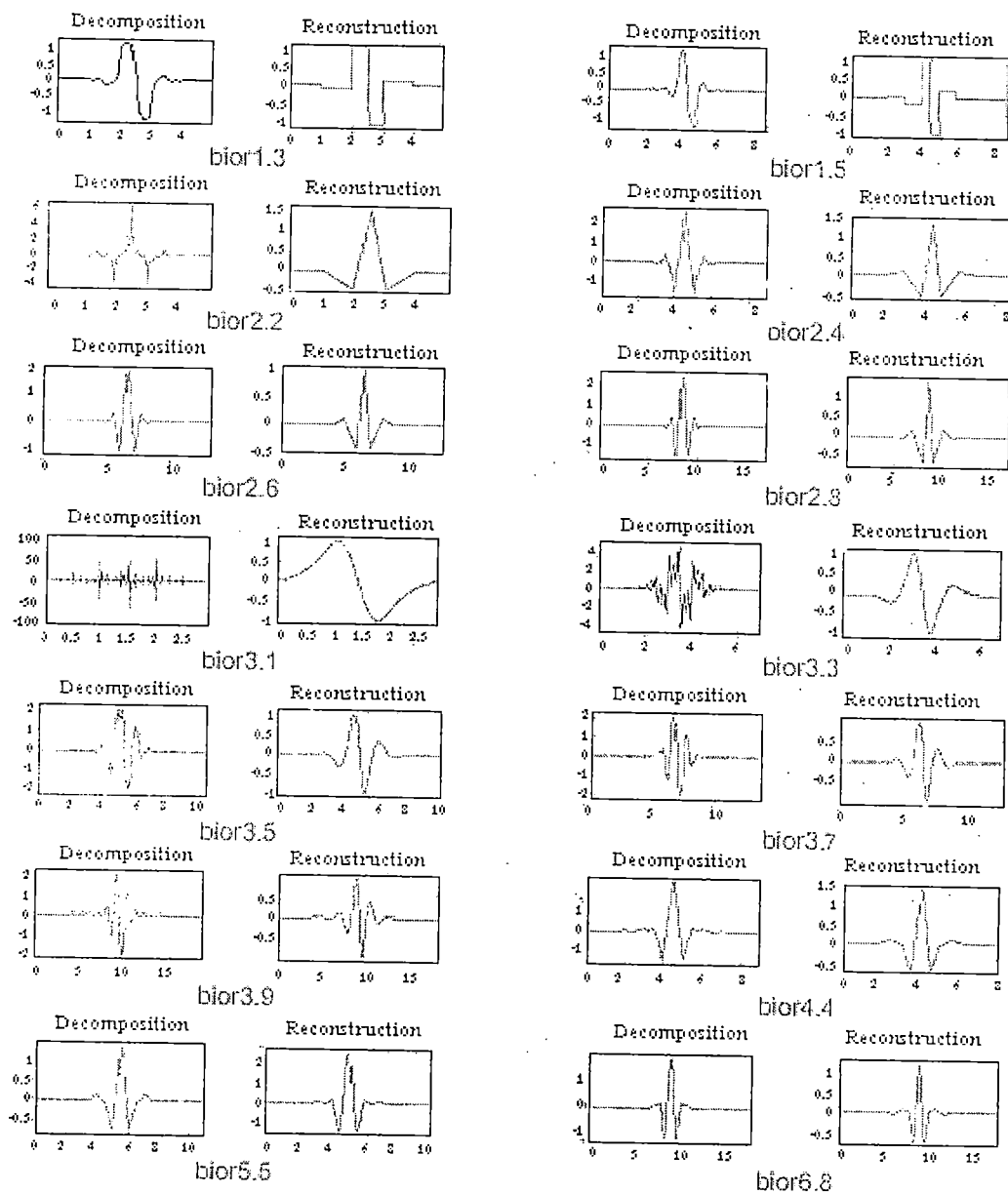
เวฟเลตชนิด Meyer และฟังก์ชันการสเกลลิงได้ถูกกำหนดไว้ในโดเมนความถี่ ซึ่งคุณสามารถพิจารณาลักษณะของเวฟเลตชนิดนี้ได้จากรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 ลักษณะของ Meyer Wavelet

- Biorthogonal Wavelet

กลุ่มของเวฟเลตชนิดนี้จะแสดงคุณสมบัติของเฟสเชิงเส้น ซึ่งจำเป็นสำหรับการสร้างสัญญาณและภาพขึ้นใหม่ โดยการใช่วิวเวท 2 ตัว หนึ่งสำหรับแยกตัวประกอบ อีกตัวหนึ่งสำหรับการสร้างใหม่แทนอีกตัวหนึ่งที่เหมือนกัน ที่มีคุณสมบัติที่น่าสนใจ ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet นี้แสดงดังรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet

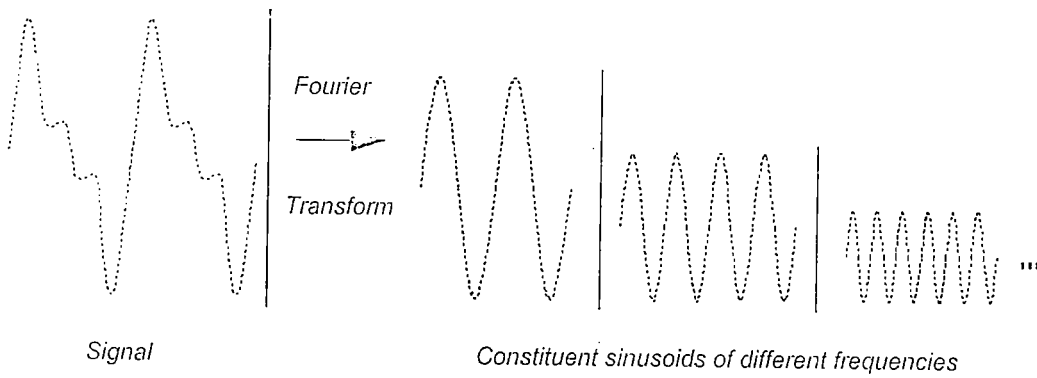
4.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform: CWT)

ในทางคณิตศาสตร์กระบวนการวิเคราะห์ฟูเรียร์ จะถูกแสดงโดยการแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform)

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt, \tag{4.2}$$

ซึ่งก็คือผลบวกตลอดทั้งช่วงเวลาของสัญญาณ $f(t)$ คูณด้วยเอ็กโพเนนเชียลเชิงซ้อน (เรียกได้ว่า เอ็กโพเนนเชียลเชิงซ้อนนั้นสามารถแตกออกมาได้เป็นส่วน sine ค่าจริงและเชิงซ้อน)

ผลของการแปลงคือสัมประสิทธิ์ฟูเรียร์ $F(\omega)$ (Fourier coefficient) ซึ่งเมื่อถูกคูณด้วยสัญญาณ sine ที่มีความถี่ ω ที่เหมาะสมแล้ว จะได้ส่วนประกอบสัญญาณ sine ของสัญญาณต้นแบบ ซึ่งกระบวนการจะเห็นได้ดังรูปที่ 4.17



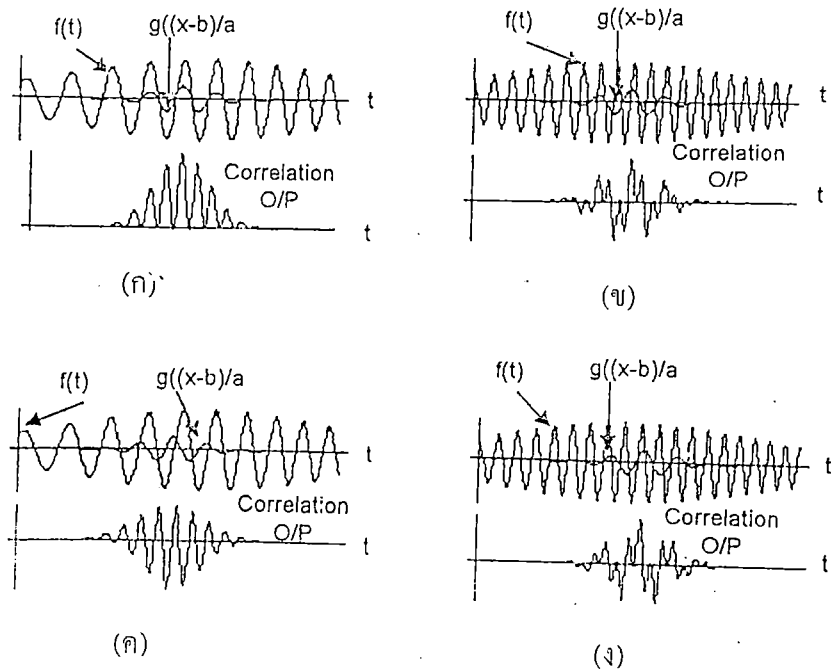
รูปที่ 4.17 การแปลงฟูเรียร์ที่ประกอบด้วยสัญญาณไซน์ที่มีความถี่แตกต่างกัน

เช่นเดียวกัน การแปลงเวฟเล็ตที่มีความต่อเนื่อง (Continuous wavelet transform: CWT) กำหนดได้ว่าเป็นผลบวกตลอดช่วงเวลาของสัญญาณคูณด้วยขนาด และการเลื่อนของฟังก์ชัน wavelet ψ :

$$C(\text{scale}, \text{position}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi(\text{scale}, \text{position}, t)dt \tag{4.3}$$

หรือ
$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt$$

โดยที่ "a" เป็นพารามิเตอร์ของการสเกลและ "b" เป็นพารามิเตอร์ของการเลื่อนตำแหน่ง ส่วน $c(a, b)$ จะเป็นสัญญาณอินพุตที่ขึ้นอยู่ด้วยตัวแปรอิสระ t ซึ่งจะถูกลส่ง (map) ไปเป็นฟังก์ชัน 2 มิติที่ขึ้นอยู่ด้วยตัวแปรอิสระ a และ b โดยที่ $c(a, b)$ จะเป็นค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต (Wavelet Coefficient) เวฟเล็ตแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งจะใช้เป็นตัวแทนสัญญาณได้ สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง a, b จะเป็นค่าแสดงความเหมือนกัน (Degree of Correlation) ระหว่างเวฟเล็ตแม่ที่ถูกสเกล (a) กับสัญญาณอินพุตที่ตำแหน่งเวลานั้น (b) ดังรูปที่ 4.18

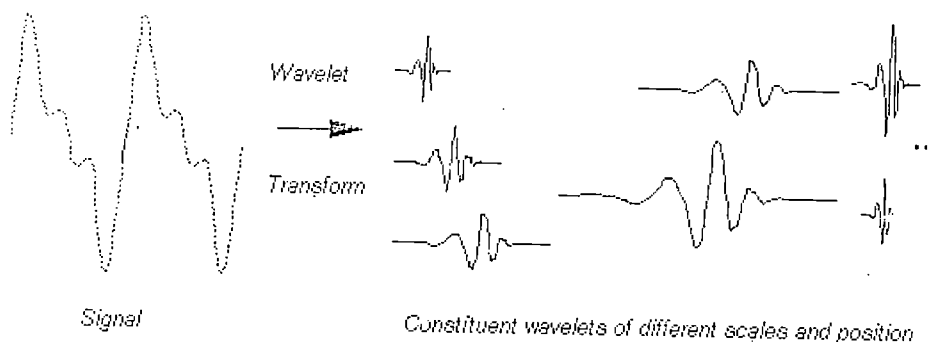


รูปที่ 4.18 แสดงลักษณะของผลการ Correlation ระหว่าง $f(t), \psi(\frac{t-b}{a})$

จากรูปที่ 4.18 (ก) จะพบว่าคลื่นเวฟเล็ตจะมีความถี่และเฟสใกล้เคียงกับสัญญาณอินพุตมาก ทำให้ปรากฏคลื่นเอาต์พุตออกมามีค่าสูง แต่ในรูปที่ 4.18 (ข) คลื่นอินพุตจะมีความถี่สูงกว่าคลื่นเวฟเล็ตทำให้เอาต์พุตมีค่าต่ำกว่ามาก และในขณะเดียวกันเมื่อลองพิจารณาเปรียบเทียบกับรูปที่ 4.18 (ก) กับรูปที่ 4.18 (ค) ซึ่งสัญญาณอินพุตมีความถี่เดียวกันแต่ทำการเปรียบเทียบที่ตำแหน่งต่างกัน โดยในรูปที่ 4.18 (ก) จะทำที่ตำแหน่งเฟสตรงกัน ซึ่งก็จะให้ผลการ Correlation ที่สูงกว่ารูปที่ 4.18 (ค) ซึ่งกระทำที่ตำแหน่งเฟสไม่ตรงกัน ส่วนในรูปที่ 4.18 (ง) ก็คล้ายกับรูปที่ 4.18 (ข) เพียงแต่เลื่อนตำแหน่งการเปรียบเทียบออกไป 180 องศา ซึ่งจะสังเกตเห็นว่าจะให้ผลลัพธ์ต่างกัน ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่า ถ้าคลื่นเวฟเล็ตมีความคล้ายกับสัญญาณอินพุตมากเท่าไรทั้งในด้านความถี่และลักษณะและตำแหน่งเวลาในการเปรียบเทียบ ก็จะทำให้ได้ค่าของสัมประสิทธิ์ของการทรานส์ฟอร์มที่มากนั่นเอง เพราะฉะนั้นการทำการแปลงเวฟเล็ตจะเป็นการอธิบายสัญญาณ $f(t)$ ในรูปแบบของเวฟเล็ตโดเมนส์ (Wavelet Domain) เทียบกับคลื่นเวฟเล็ตที่ค่า a, b ใดๆ

ผลลัพธ์ของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (CWT) จะได้เป็นสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต C หลายตัว ซึ่งเป็นฟังก์ชันของขนาดและตำแหน่ง

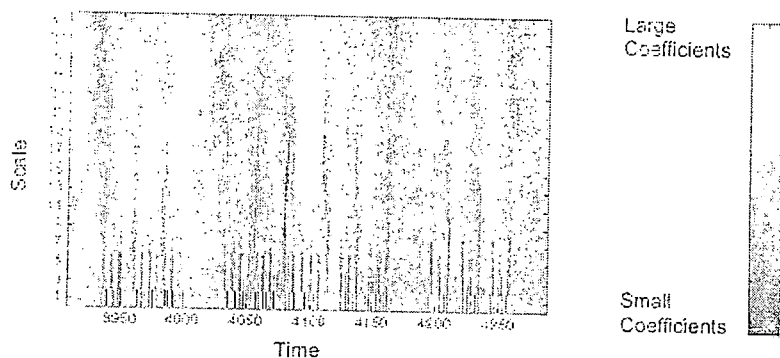
การคูณแต่ละสัมประสิทธิ์ด้วยขนาดและการเลื่อนเวฟเล็กที่เหมาะสม จะได้ส่วนประกอบเวฟเล็กของสัญญาณต้นแบบซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.19 การแปลงเวฟเล็กซึ่งประกอบด้วยเวฟเล็กที่มีขนาดและตำแหน่งแตกต่างกัน

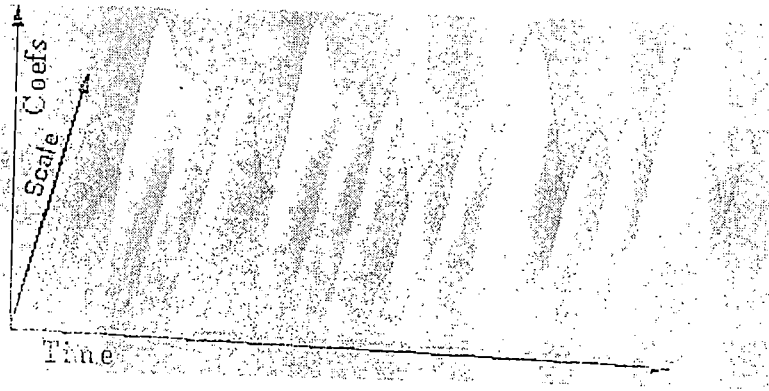
การแปลงเวฟเล็กแบบต่อเนื่องเป็นผลรวมของสัญญาณเวลาทั้งหมดที่ถูกคูณด้วยเวฟเล็กที่มีขนาด (Scaled) และการเลื่อน กระบวนการนี้จะสร้างสัมประสิทธิ์เวฟเล็กซึ่งเป็นฟังก์ชันของขนาดและตำแหน่ง การแปลงเวฟเล็กแบบต่อเนื่องเป็นกระบวนการที่ง่ายต่อการพิจารณา

สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็กแบบต่อเนื่องนี้จะเป็นสัมประสิทธิ์ที่ได้จากความแตกต่างของขนาดในส่วนของสัญญาณต่างๆกัน สัมประสิทธิ์ต่างๆนี้จะประกอบด้วยผลลัพธ์การทำซ้ำของสัญญาณต้นแบบที่ถูกกระทำบนเวฟเล็ก การพิจารณาสัมประสิทธิ์เหล่านี้สามารถกระทำได้โดยการพล็อตลงบนแกน x ที่แสดงตำแหน่งตลอดสัญญาณ (เวลา) และแกน y แสดงขนาด และสีที่จุด x-y แสดงจำนวนของสัมประสิทธิ์ที่ถูกสร้างขึ้นด้วยเครื่องมือทางกราฟฟิก จะปรากฏดังรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็กแบบต่อเนื่องในลักษณะ 2 มิติ

สัมประสิทธิ์ที่พล็อตนี้ คล้ายกับพื้นผิวที่เป็นหลุมเป็นบ่อเมื่อมองจากด้านบน การพล็อตสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตที่มีความต่อเนื่องจะมีความถูกต้องในการพิจารณาถึงขั้นเมื่อมองในแกนเวลา-ขนาดของสัญญาณในลักษณะ 3 มิติซึ่งจะปรากฏดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 สัมประสิทธิ์เวฟเล็ตแบบต่อเนื่องในลักษณะ 3 มิติ

4.5 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง (Discrete Wavelet Transform)

จากหัวข้อการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องที่ได้กล่าวมาข้างต้นจะพบว่าในทางปฏิบัติแล้วสัญญาณที่นำมาวิเคราะห์โดยคอมพิวเตอร์จะมีลักษณะแบบแบ่งช่วง หรือเป็นสัญญาณที่ถูกแซมปลิง (Sampling) เข้ามา ดังนั้นจึงได้มีพัฒนาการวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่องขึ้น (Discrete Wavelet Transform: DWT) โดยจะใช้ตัวกรองในกระบวนการแปลง ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นโดย Mallat ในปี 1988 [14] ระบอบวิธีการของ Mallat เป็นแบบแผนที่อยู่จักกันในกลุ่มผู้ที่ทำการแปลงสัญญาณที่เรียกว่า การเข้ารหัสแบบ 2 ช่องสัญญาณย่อย (two-channel subband coder)

เพื่อให้ง่ายต่อความเข้าใจ ก่อนที่จะอธิบายทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงจะขออธิบายถึงลักษณะของวิเคราะห์สัญญาณแบบการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis) ก่อน ซึ่งการแปลงเวฟเล็ตจะมีคุณสมบัตินี้อยู่แล้ว

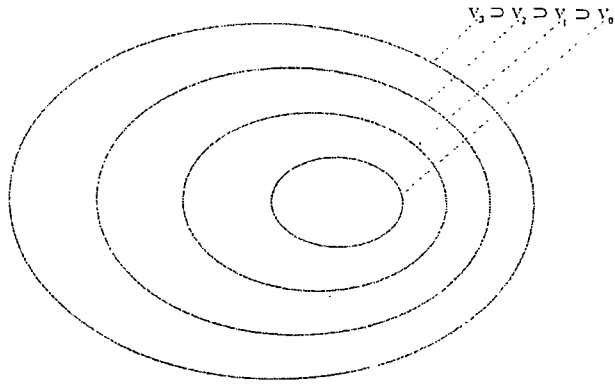
4.5.1 การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis)

ในปริภูมิ $L_2(R)$ จะเป็นสเปซหรือปริภูมิของสัญญาณใดๆที่เกิดจากการรวมกันของสัญญาณพื้นฐานย่อยที่เรียกว่า basis function ภายในปริภูมิ $L_2(R)$ จะปรากฏปริภูมิย่อย (subspace) ของสัญญาณซ้อนทับกันอย่างต่อเนื่องดังสมการ 4.4

$$\dots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \subset L_2(R) \quad (4.4)$$

หรือ

$$V_j \subset V_{j+1} \quad \text{for all } j \in \mathbb{Z} \tag{4.5}$$



รูปที่ 4.22 แสดงการซ้อนทับของปริภูมิย่อยที่มีฟังก์ชันสเกลถึงแม้ทั่วปริภูมิ

สมมุติให้ V_j เป็นสเปซของเวกเตอร์ที่มี j แสดงถึงระดับความละเอียด และจำนวนของ basis function ที่ประกอบขึ้นเป็นฟังก์ชันนั้น ถ้า j มีค่าสูงขึ้นก็แสดงว่าที่ระดับความละเอียดสูงขึ้นไปจะมีจำนวน basis function มากขึ้นด้วย สเปซของเวกเตอร์ที่มีความละเอียดสูงกว่าจะสามารถพิจารณาให้มีความละเอียดต่ำลงได้ และสามารถพิจารณาที่ระดับความละเอียดใดๆก็ได้ การโปรเจกต์สัญญาณจากระดับหนึ่งไปยังระดับที่ต่ำกว่าจะทำให้ข่าวสารหรือพลังงานของสัญญาณส่วนหนึ่งหายไป หรืออาจมองว่าแถบความถี่ของสัญญาณบางส่วนหายไป พลังงานหรือสัญญาณบางส่วนที่หายไปนี้จะถูกรวมใน Complementary subspace : W_j ซึ่งสามารถพิจารณาได้ดังสมการที่ 4.6

$$V_j + W_j = V_{j+1} \quad ; \quad j \in \mathbb{Z}; \quad \mathbb{Z} = \text{เซตของจำนวนเต็ม} \tag{4.6}$$

จากคุณสมบัติของ Two scale property [15] ซึ่งเป็นการลดระดับความละเอียดของสัญญาณลง เมื่อให้ t เป็นค่าบวก กล่าวคือสัญญาณที่อยู่ใน V_{j+1} จะมีความถี่เป็นสองเท่าของสัญญาณใน V_j

$$f(x) \in V_j \quad \Leftrightarrow \quad f(2t) \in V_{j+1}, \quad j \in \mathbb{Z} \tag{4.7}$$

เมื่อ \mathbb{Z} คือเซตของจำนวนเต็ม

การที่ฟังก์ชันพื้นฐานย่อยๆ (basis function) ประกอบกันเป็นสัญญาณการประมาณที่ระดับความละเอียด j ภายในสเปซ V_j จะเรียก basis function เหล่านี้ว่า “ฟังก์ชันสเกลลิง” (Scaling function: $\phi(t)$) ถ้าให้ปริภูมิอ้างอิง V_0 ปรากฏฟังก์ชันพื้นฐานต้นแบบ (basis function) จะได้ว่า

$$V_0 = \text{span}_k \{ \phi(t-k) \}, \quad k \in \mathbb{Z} \quad (4.8)$$

จากสมการที่ 4.8 สามารถกำหนด basis function สำหรับปริภูมิย่อย V_j ใดๆ ได้โดยสมการที่ 4.9

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \cdot \phi(2^j t - k); \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.9)$$

โดยที่ $2^{j/2}$ เป็นการนอร์มอลไลซ์ (Normalized) ซึ่งมีเพื่อกำหนดให้ค่าพลังงานของฟังก์ชันพื้นฐานทุกๆ ฟังก์ชันในทุกๆ ปริภูมิย่อย V_j มีค่าเท่ากับหนึ่ง

ฟังก์ชันพื้นฐานที่เกิดขึ้นในปริภูมิย่อย V_j ใดๆ จะมีคุณสมบัติเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal Property) ซึ่งจะหมายถึงผลของการ Inner Product ของเวฟเล็ตจะเป็นหนึ่งได้เมื่อเวฟเล็ตที่ระดับความละเอียดเดียวกันและตำแหน่งเดียวกันเท่านั้น

$$\langle \phi_{j,k}, \phi_{j,l} \rangle = \delta_{k,l}; \quad j, k, l \in \mathbb{Z} \quad (4.10)$$

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1, & k=l \\ 0, & k \neq l \end{cases} \quad (4.11)$$

ถ้าสมมติให้ $f(t) \in V_j$ จะสามารถแสดงฟังก์ชัน $f(t)$ ด้วยอนุกรม Scaling function ได้คือ

$$f(t) = \sum_k c_j(k) \cdot \phi_{j,k}(t); \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.12)$$

เมื่อ $c_j(k)$ คือ Coarse Expansion Coefficients หรือสัมประสิทธิ์ที่คูณกับฟังก์ชันสเกลลิงที่ตำแหน่ง k ใดๆ ซึ่งสามารถหาค่าได้จาก

$$c_j(k) = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle; \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.13)$$

ดังนั้นเมื่อ $\phi(t) \in V_0$ และ $V_0 \subset V_1$ จะสามารถแสดง Scaling Function $\phi(t)$ ในรูปของการรวมเชิงเส้นของ $\sqrt{2}\phi(2t-n) \in V_1$ ได้ดังนี้

$$\phi(t) = \sum_n h(n) \cdot \sqrt{2}\phi(2t-n); \quad n \in \mathbb{Z}, h(k) \in L_2(\mathbb{Z}) \quad (4.14)$$

จากคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก จะสามารถหาค่า $h(n)$ ได้จาก

$$h(n) = \langle \phi(t), \sqrt{2}\phi(2t-n) \rangle; \quad n \in \mathbb{Z} \quad (4.15)$$

จากสมการที่ 4.6 การวิเคราะห์สัญญาณที่ระดับความละเอียดต่ำลงมาจะทำให้พลังงานหรือสัญญาณบางส่วนหายไปอยู่ในสเปซอีกอันหนึ่งซึ่งเรียกว่า “สเปซของเวกเตอร์เวฟเล็ต” (Wavelet Vector Space: W_j) สเปซชนิดนี้จะคล้ายกับสเปซเวกเตอร์ V_j ซึ่งจะประกอบขึ้นจาก basis function ซึ่งจะเรียกว่า ฟังก์ชันเวฟเล็ต (Wavelet function: $\psi(t)$) และสามารถเขียนสมการฟังก์ชันเวฟเล็ตที่ระดับความละเอียดใดๆ ได้ดังนี้

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \cdot \psi(2^j t - k); \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.16)$$

ฟังก์ชันพื้นฐานที่เกิดขึ้นในปริภูมิย่อย W_j ใดๆ จะมีคุณสมบัติเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal Property) จะได้ว่า

$$W_j = \text{span}_k \{ \psi_{j,k}(t) \}; \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.17)$$

$$\langle \psi_{j,k}(t), \psi_{j,l}(t) \rangle = \delta_{k,l}; \quad j, k, l \in \mathbb{Z} \quad (4.18)$$

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1, & k=l \\ 0, & k \neq l \end{cases} \quad (4.19)$$

เนื่องจากปริภูมิ V_j และ W_j มีคุณสมบัติเป็นส่วนเติมเชิงตั้งฉากปกติซึ่งกันและกัน ดังนั้นความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันพื้นฐานในปริภูมิย่อย V_j และ W_j ใดๆคือ

$$\langle \phi_{j,k}(t), \psi_{j,l}(t) \rangle = \int \phi_{j,k}(t) \psi_{j,l}(t) dt = 0 \quad (4.20)$$

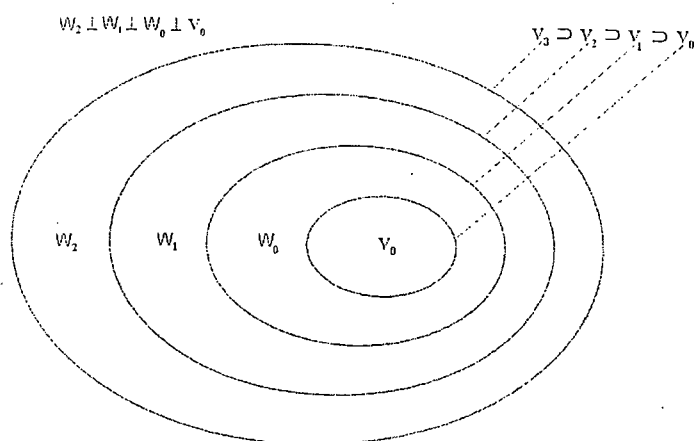
for all appropriate $j, k, l \in \mathbb{Z}$

เช่นเดียวกัน Scaling function ถ้าสมมุติให้ $f(t) \in W_j$ แล้วสามารถแสดงฟังก์ชัน $f(t)$ ด้วยอนุกรมฟังก์ชันเวฟเล็ทได้คือ

$$f(t) = \sum_k d_j(k) \cdot \psi_{j,k}(t); \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.21)$$

เมื่อ $d_j(k)$ คือ Detail Expansion Coefficient ซึ่งสามารถหาค่าได้จาก

$$d_j(k) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle; \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.22)$$



รูปที่ 4.23 แสดงปริภูมิฟังก์ชันสเกลลิ่งและฟังก์ชันเวฟเล็ทกริดตั้งฉากกัน

เนื่องจาก $W_0 = V_1$ ดังนั้นสามารถแสดงฟังก์ชันเวฟเล็ท $\psi(t)$ ในรูปของผลรวมเชิงเส้นของ $\sqrt{2}\phi(2t-n) \in V_1$ ได้ดังนี้

$$\psi(t) = \sum_n g(n) \cdot \sqrt{2}\phi(2t-n); \quad n \in \mathbb{Z}, g(n) \in L_2(\mathbb{Z}) \quad (4.23)$$

จากคุณสมบัติเชิงตั้งฉากปกติสามารถหาค่า $g(n)$ ได้จาก

$$g(n) = \langle \psi(t), \sqrt{2}\phi(2t-n) \rangle; n \in \mathbb{Z} \quad (4.24)$$

4.5.2 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง

ถ้าพิจารณาให้ $f(t) \in L_2(\mathbb{R})$ และกำหนดให้ปริภูมิ $L_2(\mathbb{R})$ ถูกแยกออก (Decompose) เป็นปริภูมิย่อยอิสระกัน j แสดงโดยสมการ

$$L_2(\mathbb{R}) = V_j \oplus W_j \oplus W_{j+1} \oplus \dots \oplus W_{-1} \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \dots; j \in \mathbb{Z} \quad (4.25)$$

จากสมการที่ 4.25 แสดงให้เห็นว่าสัญญาณใดๆ $f(t) \in L_2(\mathbb{R})$ สามารถถูกกระจายออกในลักษณะของผลรวมของสัญญาณในสเปซย่อยที่ประกอบด้วยฟังก์ชันสเกลลิงกับสัญญาณในสเปซย่อยหลายๆชุดที่แต่ละชุดประกอบด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตที่มีการหดหรือการขยายความถี่ (Dyadic Wavelet) ดังนั้นสมการอนุกรมเวฟเล็ต (Wavelet Series Expansion) [16] สามารถแสดงได้ดังนี้

$$f(t) = \sum_k c_j(k) \phi_{j,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (4.26)$$

หรือ

$$f(t) = \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \phi_{j,k}(2^j t - k) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) 2^{j/2} \psi_{j,k}(2^j t - k) \quad (4.27)$$

การวิเคราะห์สัญญาณด้วยการคำนวณค่าของกลุ่มย่อย $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ (Coarse and Detail Expansion Coefficients) เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการประมวลผลในขบวนการอื่นๆ เราเรียกวิธีการนี้ว่า “การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง” (Discrete Wavelet Transform: DWT)

เมื่อพิจารณาสัญญาณ $f(t) \in V_{j+1}$ ที่สามารถแสดงด้วยอนุกรมของ scaling function ในปริภูมิย่อย V_{j+1} ได้คือ

$$f(t) = \sum_n c_{j+1}(n) \cdot \phi_{j+1}; f(t) \in V_{j+1}, j, n \in \mathbb{Z} \quad (4.28)$$

จากสมการที่ 4.5 ดังนั้นสัญญาณ $f(t) \in V_{j+1}$ สามารถแสดงด้วยอนุกรมของ scaling และ wavelet function ในปริภูมิย่อย V_j และ W_j ได้โดยสมการ

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_k c_j(k) \phi_{j,k}(t) + \sum_k d_j(k) \psi_{j,k}(t) \\ &= \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \phi(2^j t - k) + \sum_k d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \end{aligned} \quad (4.29)$$

ถ้า $\phi_{j,k}(t)$ และ $\psi_{j,k}(t)$ เป็น Orthonormal เราสามารถพิจารณาสัมประสิทธิ์การสเกลที่ระดับ j ได้ดังนี้

$$c_j(k) = \int f(t) \phi_{j,k}(t) dt = \int f(t) 2^{j/2} \phi(2^j t - k) dt \quad (4.30)$$

จากสมการที่ 4.14 ถ้าให้ $t = 2^{-j} \tau$ แล้วแทนลงในสมการที่ 4.30 จะได้

$$c_j(k) = \int f(\tau) 2^{j/2} \sum_m h(n) \sqrt{2} \phi(2^{j+1} \tau - 2k - n) d\tau \quad (4.31)$$

เมื่อให้ $m = 2k + n$ จะได้

$$c_j(k) = \sum_m h(m - 2k) \int f(\tau) 2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1} \tau - m) d\tau \quad (4.32)$$

เมื่อพิจารณาสมการที่ 4.30 เราสามารถคำนวณหาค่า Coarse Expansion Coefficients ได้เป็น

$$c_j(k) = \sum_m h(m - 2k) c_{j+1}(m) \quad (4.33)$$

ในลักษณะเดียวกันเมื่อพิจารณาฟังก์ชันเวฟเลต เราสามารถคำนวณหาค่า Detail Expansion Coefficients ได้จากสมการ

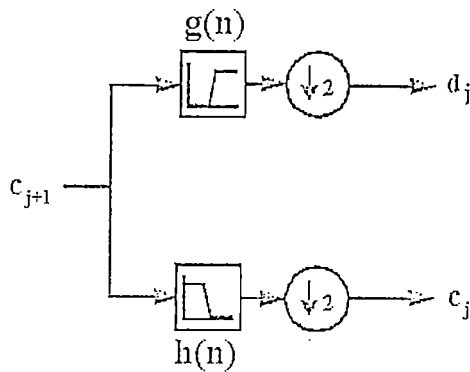
$$d_j(k) = \sum_m g(m - 2k) c_{j+1}(m) \quad (4.34)$$

จากสมการที่ 4.31 และ 4.32 สามารถแสดงให้อยู่ในรูปของการคอนโวลูชัน (Convolution) กับผลตอบสนองอิมพัลส์ในส่วนของตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low pass filter) และตัวกรองความถี่สูงผ่าน (High pass filter) ได้ดังนี้

$$c_j(k) = h(m) * c_{j+1}(m) \Big|_{m=2k} \quad (4.35)$$

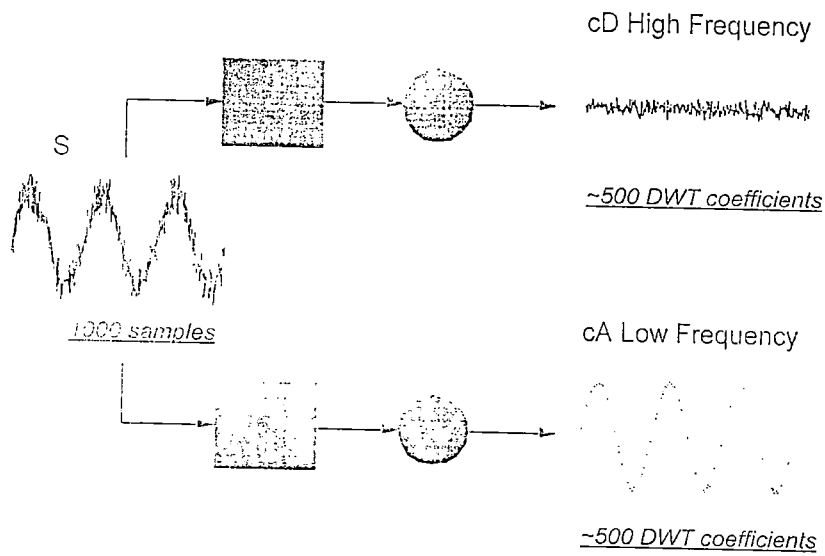
$$d_j(k) = g(m) * c_{j+1}(m) \Big|_{m=2k} \quad (4.36)$$

จากสมการที่ 4.35 และ 4.36 สามารถแสดงให้อยู่ในรูปของการวิเคราะห์ฟิลเตอร์เบงค์แบบสองช่องสัญญาณ (Two Channel Analysis Filter) Bank ได้ดังรูปที่ 4.24



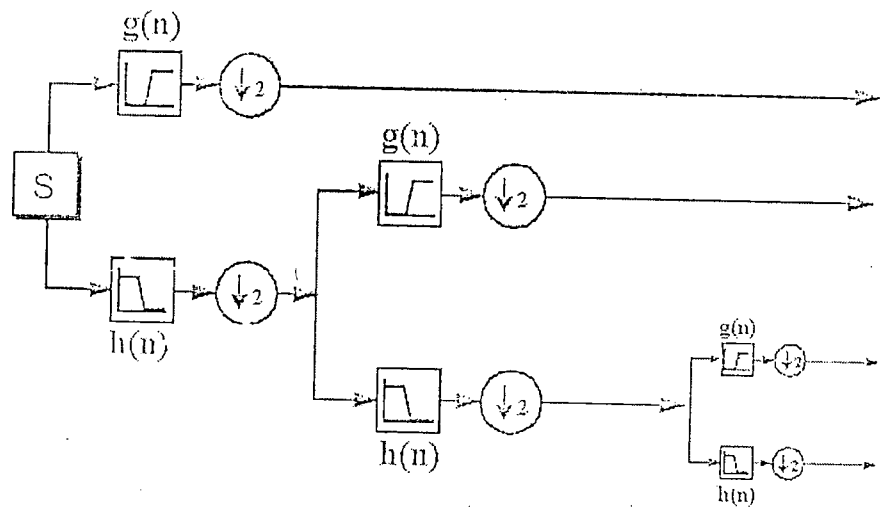
รูปที่ 4.24 การวิเคราะห์ฟิลเตอร์เบงค์แบบสองช่องสัญญาณ

สำหรับหลาย ๆ สัญญาณจะมีส่วนความถี่ต่ำเป็นส่วนสำคัญมากที่สุด ซึ่งจะให้ลักษณะของสัญญาณ ในทางตรงกันข้าม ส่วนความถี่สูงจะบอกความแตกต่างกัน เมื่อพิจารณาเสียงมนุษย์ ถ้าคุณย้ายส่วนความถี่สูงออก เสียงจะต่างออกไป แต่ยังคงรู้ว่าพูดอะไร อย่างไรก็ตามถ้าหากคุณย้ายส่วนความถี่ต่ำออกไปมากพอแล้วจะกลายเป็นเสียงพิมพ์เท่านั้น ดังนั้นการวิเคราะห์เวฟเล็ตจึงมักพูดถึงการประมาณค่า (Coarse) และรายละเอียด (Detail) ซึ่งค่าการประมาณจะเป็นส่วนของความถี่ต่ำ และค่ารายละเอียดจะเป็นส่วนของความถี่สูง ถ้าสร้างสัญญาณการแปลงสัญญาณเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงในขั้นตอนนี้ (หรือขั้นตอนการแปลง) เมื่อสัญญาณอินพุต 1000 แชนแนล สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4.25 โดย cA จะเป็นค่าการประมาณ (Coarse) และ cD จะเป็นค่ารายละเอียด (Detail)



รูปที่ 4.25 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง 1 ระดับเมื่อสัญญาณอินพุตเท่ากับ 1000 แซมเปิ้ล

เมื่อพิจารณาการแยกส่วนประกอบหลายๆระดับโดยการแยกส่วนประกอบที่สามารถกระทำซ้ำด้วยการประมาณค่าที่ต่อเนื่องตามระดับที่ต้องการ ยกตัวอย่างเช่นการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับการแปลงดังรูปที่ 4.26



รูปที่ 4.26 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับ

4.5.3 การแปลงกลับเวฟเลตแบบแบ่งช่วง (Inverse Discrete Wavelet Transform)

กลุ่มข้อมูลย่อย $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ (Coarse and Detail Expansion Coefficients) ที่ได้จากการแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วง สามารถที่จะสร้างกลับคืนได้อย่างสมบูรณ์โดยการแปลงกลับเวฟเลตแบบแบ่งช่วง (Inverse Discrete Wavelet Transform: IDWT) จากสมการที่ 4.33 และ 4.34

$$f(t) = \sum_k c_{j+1}(k) 2^{j+1} \phi(2^{j+1}t - k) \quad (4.37)$$

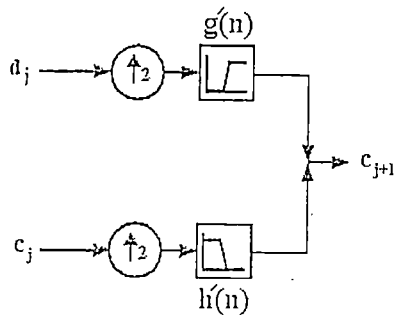
เมื่อแทนสมการที่ 4.14 และสมการที่ 4.23 ลงในสมการอนุกรมเวฟเลตสมการที่ 4.29 จะได้ว่า

$$f(t) = \sum_k c_j(k) \sum_n h(n) 2^{j+1} \phi(2^{j+1}t - 2k - n) + \sum_k d_j(k) \sum_n g(n) 2^{j+1} \phi(2^{j+1}t - 2k - n) \quad (4.38)$$

เราสามารถหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงกลับดังนี้

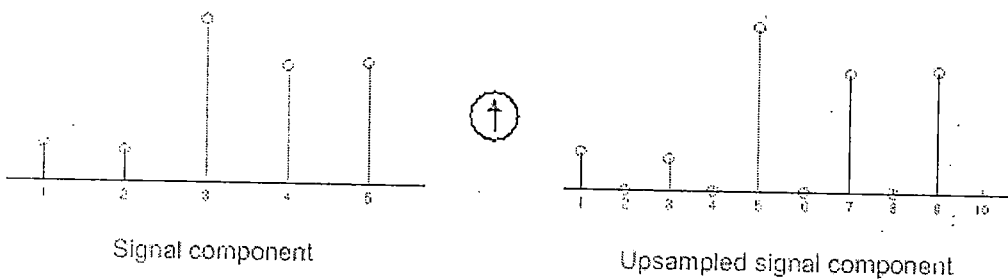
$$c_{j+1}(k) = \sum_m c_j(m) h(k - 2m) + \sum_m d_j(m) g(k - 2m) \quad (4.39)$$

สามารถแสดง Two Channel Synthesis Filter Bank ได้ดังรูปที่ 4.27



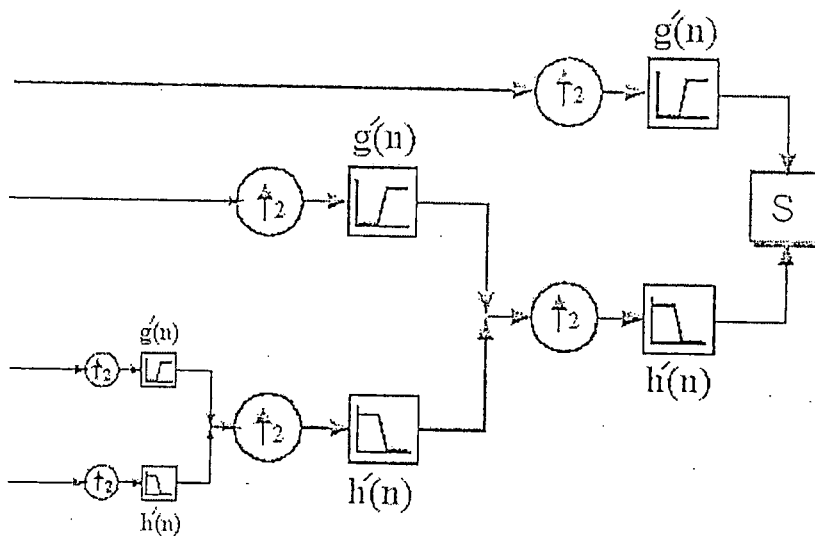
รูปที่ 4.27 การสังเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ

กระบวนการสังเคราะห์หรือการสร้างกลับการแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงจะสร้างสัมประสิทธิ์เวฟเลตขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นการเพิ่มการสุ่มตัวอย่างโดยกระบวนการต่อส่วนของสัญญาณให้ยาวขึ้น โดยการเติมศูนย์ระหว่างตัวอย่างดังรูปที่ 4.28



รูปที่ 4.28 การเพิ่มการสุ่มตัวอย่างในกระบวนการแปลงกลับแบบเต็มช่วง

เมื่อพิจารณาการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงกลับเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงแบบจะกระทำการสร้างกลับตามระดับการแปลงที่กำหนด ตัวอย่างเช่นการแปลงกลับแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับก็สามารถกระทำได้ดังรูปที่ 4.29

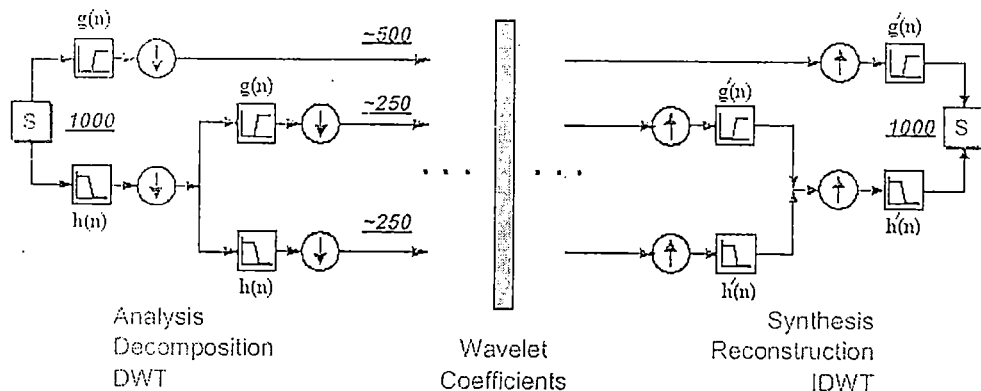


รูปที่ 4.29 การแปลงกลับเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับ

จากที่กล่าวมาข้างต้นจะพบว่าฟิลเตอร์แบงค์แบบสองช่องสัญญาณ (two channel filter banks) เป็นการแยกสัญญาณอินพุตออกเป็นสองส่วน โดยจะแบ่งเป็นส่วนของความถี่ต่ำและส่วนของความถี่สูง ซึ่งก็คือ $h(n)$ และ $g(n)$ ตามลำดับ สำหรับการสังเคราะห์การสร้างกลับก็จะมีฟิลเตอร์แบงค์แบบสองช่องสัญญาณที่เป็นส่วนของความถี่ต่ำและส่วนของความถี่สูงซึ่งก็คือ $h'(n)$ และ $g'(n)$ ตามลำดับ

ในส่วนการวิเคราะห์สัญญาณในส่วนความถี่ต่ำ $h(n)$ และความถี่สูง $g(n)$ กับส่วนการสังเคราะห์การสร้างกลับความถี่ต่ำ $h'(n)$ และความถี่สูง $g'(n)$ จะมีความสัมพันธ์กันในลักษณะที่เรียกว่า Quadrature mirror filters สำหรับเทคนิคในการออกแบบตัวกรองที่นำไปใช้ในการแปลงเวฟเลตนั้นจะใช้คณิตศาสตร์ขั้นสูงในการออกแบบซึ่งกล่าวไว้ใน [17] (วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำผลตอบสนองอิมพัลส์ของเวฟเลตเชิงตั้งฉากแต่ละชนิดที่ได้มีผู้ออกแบบและวิจัยมาก่อนหน้านี้มาใช้ สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพการลดข้อมูลเช่น Daubechies, Symmlet และ Coiflet เป็นต้น)

เมื่อพิจารณากระบวนการแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงจะสามารถแสดงกระบวนการวิเคราะห์ - สังเคราะห์เวฟเลตแบบหลายขั้นตอนได้ดังรูปที่ 4.30



รูปที่ 4.30 กระบวนการวิเคราะห์-สังเคราะห์การแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงที่มีหลายขั้นตอน เมื่อสัญญาณอินพุตเท่ากับ 1000 แซมเปิล

การเลือกชนิดของเวฟเลตเพื่อนำมาใช้ในการแปลงเวฟเลตเต็มหน่วยสามารถทำได้โดยการกำหนดค่าผลตอบสนองอิมพัลส์ (Impulse Response) ในส่วนของความถี่ต่ำ $h(n)$ และความถี่สูง $g(n)$ ซึ่งค่าผลตอบสนองอิมพัลส์ $h(n)$ ของเวฟเลตแต่ละชนิดและความสัมพันธ์ระหว่างผลตอบสนองอิมพัลส์ $h(n)$, $g(n)$, $h'(n)$ และ $g'(n)$ สามารถหาได้จากสมการที่ 4.40 ถึงสมการที่ 4.41

$$h(n) = (-1)^n g(n), \quad n \in R \tag{4.40}$$

$$h'(n) = (-1)^{n+1} g(n), \quad n \in R \tag{4.41}$$

4.6 การแปลงเวฟเล็ทแพ็คเกจ (Wavelet Packet)

เวฟเล็ทแพ็คเกจเป็นวิธีการที่ประยุกต์มาจากวิธีการแปลงเวฟเล็ทมาตรฐานทั่วไปซึ่งคิดค้นโดย Dr. Ronald A. Coifman แห่งมหาวิทยาลัย Yale [18] วิธีการ wavelet packet จะทำการแยกส่วนประกอบ wavelet ที่ให้ขอบเขตที่เป็นไปได้ที่มีค่าสำหรับการวิเคราะห์

4.6.1 การสร้าง Wavelet Packets

เวฟเล็ทแพ็คเกจสามารถสร้างได้อย่างง่ายดายโดยใช้ orthogonal wavelet เราเริ่มด้วย 2 ตัวกรองที่มีความยาว $2N$ ซึ่งกำหนดให้เป็นพารามิเตอร์ $h(n)$ และ $g(n)$ ซึ่งสอดคล้องกับชนิดของเวฟเล็ท เราสามารถอธิบายลำดับของฟังก์ชัน ($W_n(x), n = 0, 1, 2, \dots$) โดย

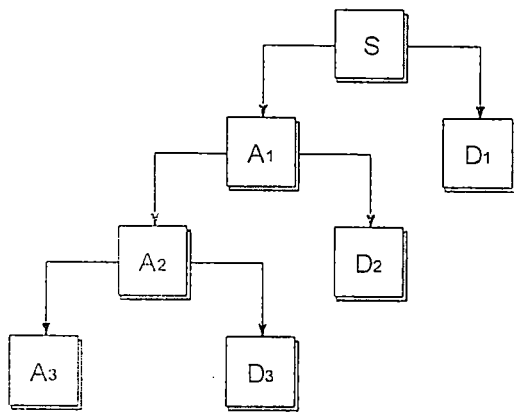
$$W_{2n}(x) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} h(k) W_n(2x - k) \quad (4.42)$$

$$W_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} g(k) W_n(2x - k) \quad (4.43)$$

เมื่อ $W_0(x) = \phi(x)$ เป็นฟังก์ชันสเกลลิง (Scaling function) และ $W_1(x) = \psi(x)$ เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ท (Wavelet function)

4.6.2 การวิเคราะห์เวฟเล็ทแพ็คเกจ (Wavelet Packet Analysis)

ในการวิเคราะห์เวฟเล็ทจะแตกออกเป็นค่าโดยประมาณ (Approximate) และค่ารายละเอียด (Detail) ซึ่งค่าโดยประมาณจะแยกตัวมันเองออกเป็นค่าโดยประมาณและค่ารายละเอียดในระดับที่สอง แล้วกระบวนการจะถูกกระทำซ้ำโดยจะแยกค่าโดยประมาณจนถึงระดับที่กำหนด ยกตัวอย่างเช่นถ้าเราทำการวิเคราะห์ wavelet ที่ 3 ระดับการแปลงก็จะปรากฏดังรูปที่ 4.31

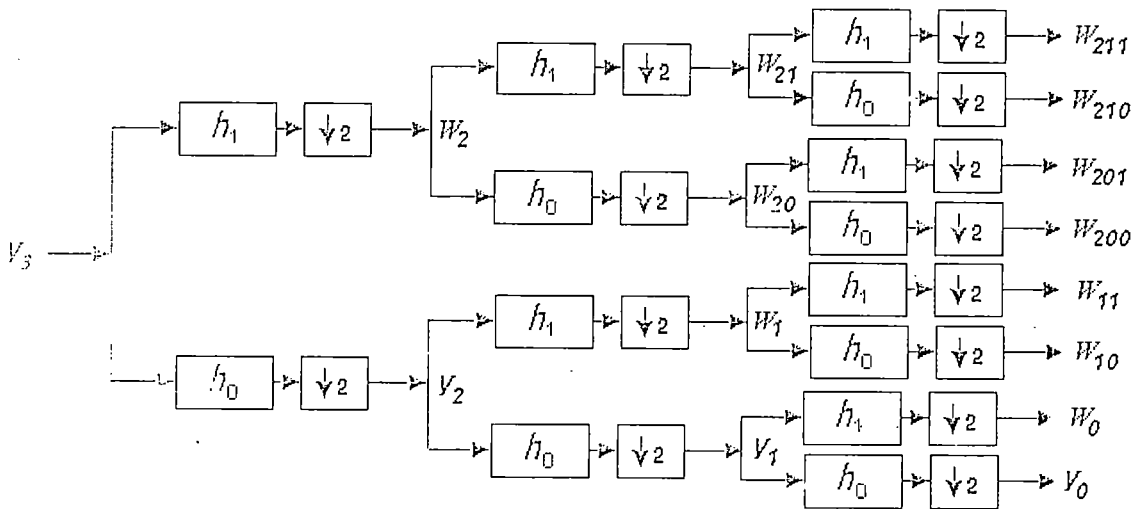


สัญกรณ์ S สามารถแสดงได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 S &= A_1 + D_1 \\
 &= A_2 + D_2 + D_1 \\
 &= A_3 + D_3 + D_2 + D_1
 \end{aligned}$$

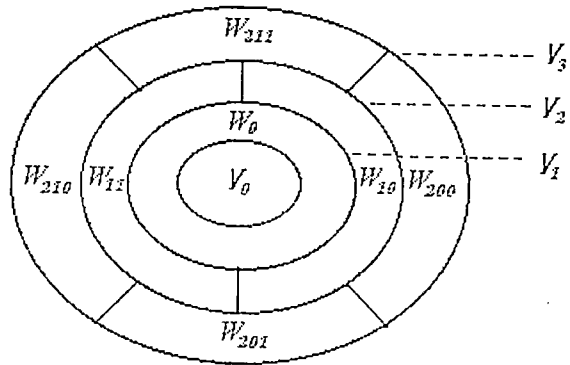
รูปที่ 4.31 การแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยที่ 3 ระดับ

ระบบเวฟเล็ตแพ็คเก็ตจะแตกเป็นค่าโดยประมาณ (Approximate) และค่ารายละเอียด (detail) ซึ่งค่าโดยประมาณจะเป็นส่วนประกอบความถี่ต่ำและค่ารายละเอียดจะเป็นส่วนประกอบความถี่สูง การวิเคราะห์ wavelet packet จะสามารถแยกส่วนของค่าโดยประมาณและส่วนของค่ารายละเอียดออกได้ดีพอๆกัน [17] ถ้าเราทำการวิเคราะห์ wavelet packet แบบ Full binary tree ที่ 3 ระดับ การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตจะปรากฏดังรูปที่ 4.32



รูปที่ 4.32 เวฟเล็ตแพ็คเก็ตแบบ Full binary tree ที่ 3 ระดับ

เราสามารถแสดงการแตก Vector space สำหรับระบบ Full wavelet packet ได้ดังรูปที่ 3.33



รูปที่ 4.33 การแยก Vector Space สำหรับระบบ Full Wavelet Packet

ในการวิเคราะห์เวฟเล็ตแพ็คเกจเราสามารถแสดงสัญญาณ S ได้หลายรูปแบบยกตัวอย่างเช่น

$$S = AA2 + ADA3 + DDA3 + D1$$

$$S = A1 + AAD3 + DAD3 + DD2$$

$$S = AA2 + DA2 + AAD3 + ADA3 + DD2$$

$$S = AAA3 + DAA3 + DA2 + AAD3 + DAD3 + DD2$$

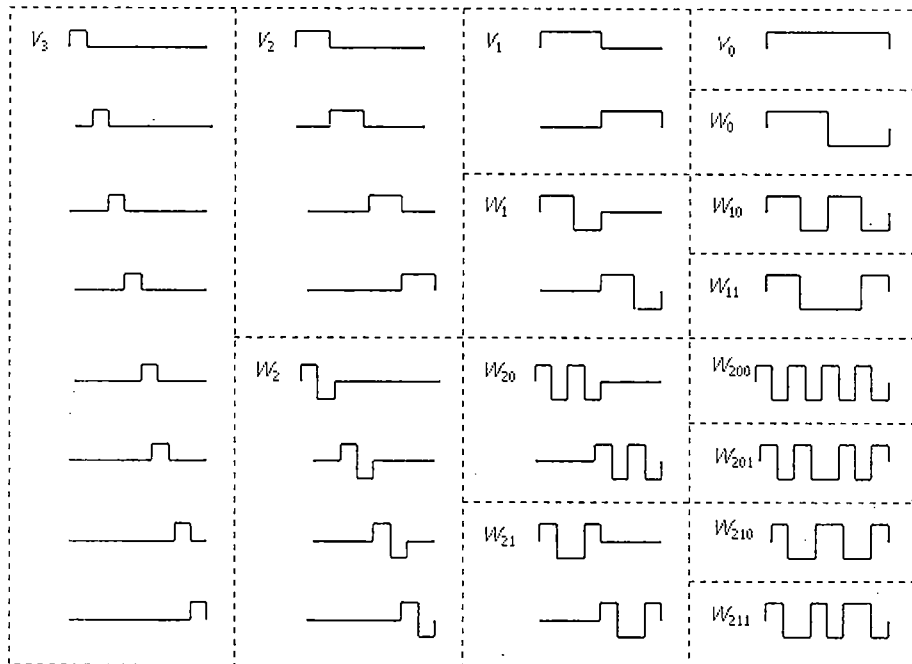
⋮

ซึ่งในตัวอย่างที่แสดงนี้ในการแปลงเวฟเล็ตมาตรฐานทั่วไปไม่สามารถแสดงได้ การแสดงสัญญาณ S โดยการรวมส่วนของ translations ที่เป็นไปได้ทั้งหมดในเวลาและ dilation ในสเกลสำหรับ wavelet packet จะมีค่าเป็นไปได้เท่ากับ $J * 2^J$ รูปแบบ [18] เมื่อ J คือระดับการแปลง ยกตัวอย่างเช่น $J = 3$ ดังนั้นการแสดงสัญญาณ S สามารถมีแนวทางที่เป็นไปได้ทั้งหมด 24 รูปแบบในการเลือกใช้รูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการแสดงสัญญาณที่ให้นั้นจะใช้การวัดค่าข้อมูล (Information Cost Measure) การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจสามารถหาส่วนประกอบพื้นฐานย่อยๆ (basis) ที่เหมาะสมได้ภายใต้เงื่อนไขฟังก์ชันค่าที่กำหนด ส่วนมากเงื่อนไขฟังก์ชันค่าที่กำหนดมักจะสัมพันธ์กับค่าเอนโทรปี ค่าความเพี้ยนและค่าอัตราบิต (bit rate) การเลือกแพ็คเกจสัญญาณพื้นฐานย่อย (the best wavelet packet basis) นี้จะนำมาใช้เพื่อการแสดงสัญญาณให้มีประสิทธิภาพและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการลดขนาดได้ดี

การเลือกการแยกส่วนประกอบที่ดีที่สุดโดยใช้เงื่อนไขฟังก์ชันค่าที่กำหนดเพื่อใช้สำหรับการแสดงสัญญาณให้มีประสิทธิภาพนี้ เราเรียกว่า “the best adapted wavelet packet” ขั้นตอนในการหา the best adapted wavelet packet นี้ ขั้นแรกจะทำการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจแบบ Full binary tree ตามระดับ

ที่กำหนดแล้วใช้ฟังก์ชันการวัดค่ามาใช้ในการเลือก basis function ที่ดีที่สุดสำหรับการแสดงสัญญาณที่
ให้มา (Present of data)

เพื่ออำนวยความสะดวกเข้าใจเราจะแสดงตัวอย่างระบบ Harr Wavelet Packet ที่มี การแยกแวกเตอร์สเปซ
สำหรับ scaling function และ wavelet function ได้ดังรูปที่ 4.34



รูปที่ 4.34 เวฟเล็ตแพ็คเกจแบบฮาร์

4.6.3 ฟังก์ชันการวัดค่าข้อมูล (Information Cost Measure)

เพื่อให้ได้การกระจายแบนย่อย (subband) ที่ต้องการใช้ในการแสดงสัญญาณให้มีประสิทธิภาพ
มากที่สุด สิ่งหนึ่งที่ใช้ในการแสดงสัญญาณให้มีประสิทธิภาพสามารถกระทำได้โดยการลดค่าข้อมูลที่จะ
ทำการวัดให้น้อยที่สุดโดยสอดคล้องกับเวฟเลทแพ็คเกจของสัญญาณ โดยทั่วไปการวัดค่าข้อมูล
ต่างๆ เช่น การวัดค่าของเอนโทรปี ความเพี้ยนและค่าที่มีความสอดคล้องกันระหว่างอัตราบิต และความ
เพี้ยนนี้มักจะนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการลดขนาดภาพและสัญญาณ ในบทความนี้ได้ใช้ฟังก์ชันค่า
Lagrangian [19] ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่มีความสอดคล้องระหว่างอัตราบิตและความเพี้ยนมาใช้ในการหาค่า
wavelet packet basis ที่ดีที่สุดเพื่อให้สัญญาณที่ผ่านการลดขนาดมีประสิทธิภาพมากที่สุด ฟังก์ชันค่า
Lagrangian สามารถอธิบายได้ดังนี้

$$J(\text{node}) = \min_q [D(\text{node}) + \lambda R(\text{node})] \quad (4.44)$$

เมื่อ

λ = The Lagrange multiplier ($\lambda \geq 0$) [5]

$D(\text{node})$ = ความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (Total squared error distortion)

R = จำนวนบิต (Numbers of bits.)

ความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสองสามารถอธิบายได้โดย

$$D = \sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2 \quad (4.45)$$

จากสมการที่ 4.44 จะพบว่าค่าความเพี้ยนกำลังสองนี้จะสอดคล้องกับค่า PRD โดย

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2}{\sum_{i=1}^n x^2(i)}} \times 100 \quad (4.46)$$

$$D = \left(\left[\frac{PRD^2}{100} \right] \times \sum_{i=1}^n (x(i))^2 \right) \quad (4.47)$$

ค่าฟังก์ชัน M ที่ต้องการหาค่าจากความสัมพันธ์ $M(a) = M(a)+M(b)$ และ $M(0)=0$ เรียกว่า การวัด additive ของข้อมูลบน I^2 เช่นการวัดค่า M ของลำดับ เป็นค่า نرم $I^2 \log I^2$:

$$L(x) = -\sum_i |x_i|^2 \ln |x_i|^2 \quad (4.48)$$

และจำนวนของสัมประสิทธิ์ $N_{\mathcal{E}}$ ที่มากกว่าค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) $T_{\mathcal{E}}$ อธิบายได้เป็น

$$N_{\mathcal{E}} = \{x_{ij} \mid x_{ij}^2 > T_{\mathcal{E}}, x_{ij} \in S_{\omega}\} \quad (4.49)$$

เมื่อ S_{avg} เป็นค่าดับของสัมประสิทธิ์หลังการแปลงเวฟเลทแพ็คเกิดด้วยค่า Basis Ω ที่ต้องการและค่า Threshold อธิบายโดย

$$T\varepsilon = \varepsilon \exp(-L(x)/\|x\|^2) = \varepsilon T_{\text{avg}}, \quad (4.50)$$

เมื่อ ε เป็นค่าคงตัว Scaling ซึ่งสอดคล้องกับรูปแบบของการควอนไทซ์ เทอม $\exp(-L(x)/\|x\|^2)$ มีความสัมพันธ์โดยตรงกับค่าพลังงานเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์ค่ามากเช่น

$$\|x\|^2 / \exp(-H(x)) \quad (4.51)$$

เมื่อ

$$H(x) = -\sum_j P_j \ln P_j, \quad P_j = |x_j|^2 / \|x\|^2 \quad (4.52)$$

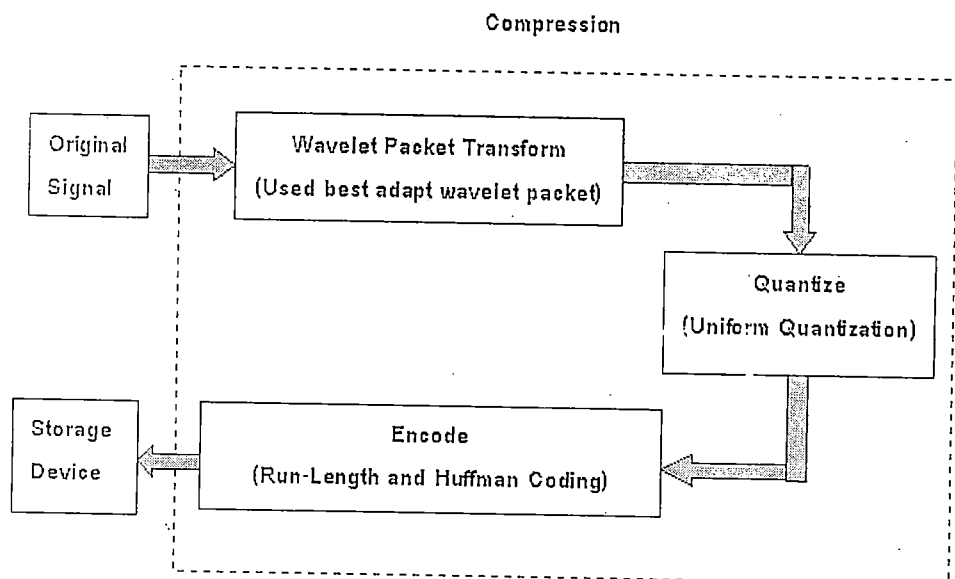
สมการที่ 4.51 ได้แสดงพลังงานเฉลี่ยและพลังงานเอนโทรปีของสัญญาณ $X = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ ตามลำดับ และสมการที่ 4.52 สามารถใช้สำหรับการหาเวฟเลทแพ็คเกิดสัญญาณพื้นฐานย่อยๆที่ดีที่สุดได้ การวัดค่าข้อมูลในลักษณะนี้เป็นการวัดค่าเอนโทรปีในการหาฟิสิกส์แพ็คเกิดสัญญาณพื้นฐานย่อยๆที่ดีที่สุด

บทที่ 5

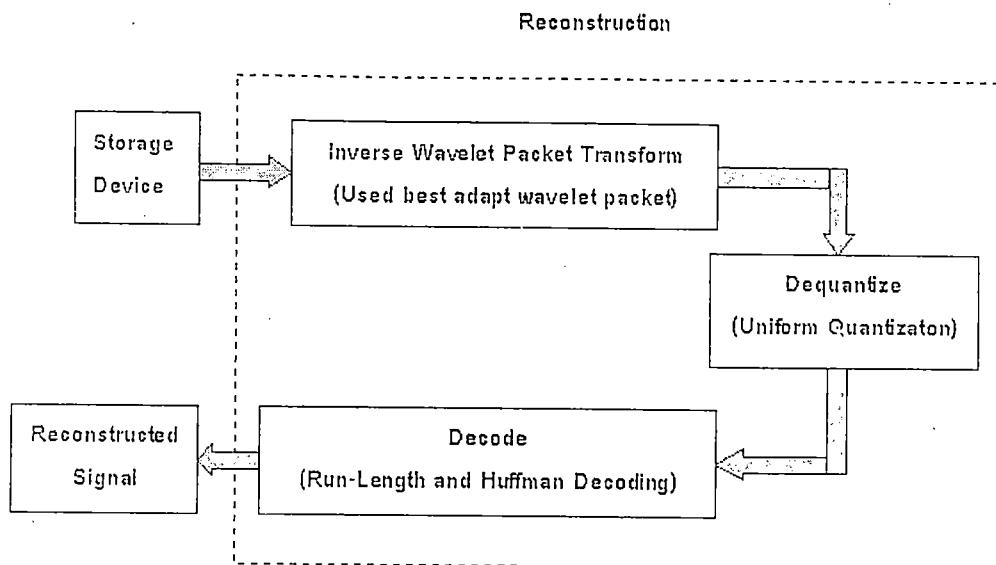
การบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ

หลักการลดขนาดข้อมูลดิจิทัลที่ใช้การแปลงเป็นพื้นฐานจะใช้วิธีการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย โดยจะนำเอาส่วนของสัญญาณที่ผ่านการควอนไทซ์มาลดพลังงานให้ต่ำลงและแบ่งสัญญาณออกเป็น ช่วงๆ จึงทำให้เกิดความผิดพลาดในส่วนของรอยต่อ เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวนี้จึงได้มีการพัฒนาการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยขึ้นมาแต่การบีบอัดข้อมูลด้วยหลักการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform) นั้นจะกำหนด basis function ที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลที่ให้มา ทำให้เมื่อนำมาใช้ในการลดขนาดข้อมูลบางข้อมูลที่ให้มาจะมีประสิทธิภาพไม่ดีเท่าที่ควรเนื่องจากแต่ละสัญญาณมีคุณสมบัติแตกต่างกัน

ในงานวิจัยนี้จึงได้ใช้หลักการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจสำหรับบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดย จะทำการปรับเพื่อหาฟังก์ชันพื้นฐานย่อย (basis function) ที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลที่ให้มาโดยจะใช้การ วัดค่าข้อมูลต่างๆ เช่น ค่าเอนโทรปี ค่าอัตราบิตและค่าความเพี้ยนที่น้อยที่สุดเพื่อหา the best basis function ทำให้เมื่อกระทำการลดขนาดข้อมูลแล้วจะมีประสิทธิภาพดี กระบวนการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ในแต่ละ subband จะใช้การควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์มและใช้การเข้ารหัสแบบรันเลนส์และฮัฟแมน ซึ่งสามารถแสดงดังรูปที่ 5.1 และ 5.2



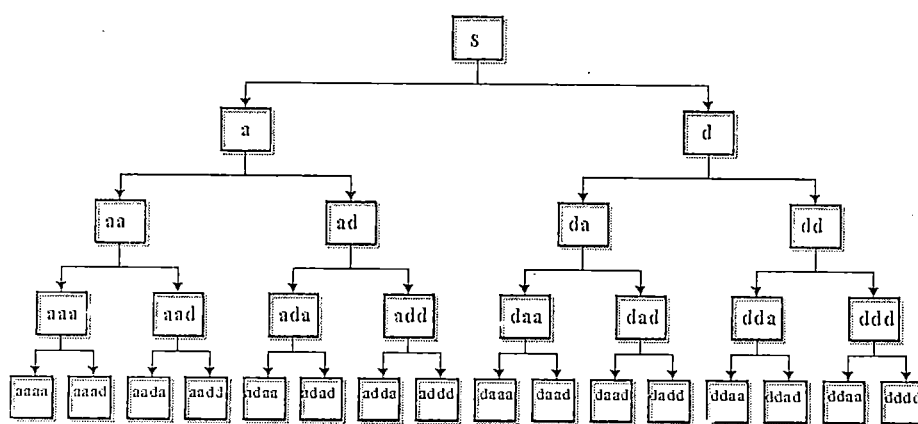
รูปที่ 5.1 กระบวนการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้เวฟเล็ตแพ็คเกจ



รูปที่ 5.2 กระบวนการสร้างกลับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้เวฟเล็ตแพ็คเกจ

กระบวนการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากรูปที่ 5.1 นั้นจะเริ่มจากการนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบมาผ่านกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจซึ่งกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจนี้จะทำการหา the best wavelet packet tree สำหรับข้อมูลที่ให้มา ซึ่งกระบวนการหา the best wavelet packet tree นี้สามารถอธิบายได้ดังนี้

- ขั้นแรกจะทำการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจที่สมบูรณ์ (Complete Wavelet Packet Tree) ที่ 4 ระดับดังรูปที่ 5.3



รูปที่ 5.3 การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจแบบสมบูรณ์ที่ 4 ระดับ

- ขั้นตอนที่สองทำการควอนไทซ์แต่ละโหนดโดยแบ่งระดับการควอนไทซ์ออกเป็น 3 ระดับคือต่ำ ปานกลาง และสูง
- หาค่าความเพี้ยนและจำนวนบิตในแต่ละโหนดโดยค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับสมการที่ 5.1 ดังนี้

$$D = \sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2 \quad (5.1)$$

$$D = \left[\left[\frac{PRD^2}{100} \right] \cdot \sum_{i=1}^n (x(i))^2 \right] \quad (5.2)$$

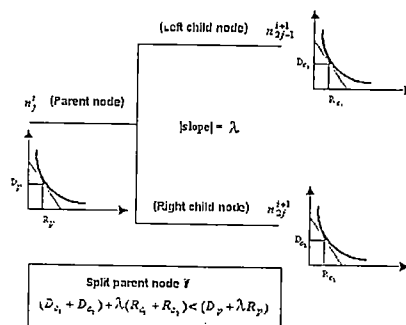
เมื่อ $x(i)$ และ $\hat{x}(i)$ คือสัญญาณต้นแบบ และสัญญาณที่ได้จากการสร้างกลับตามลำดับ

ส่วนจำนวนบิตสามารถหาค่าได้จากสมการที่ 5.3 ดังนี้

$$\Delta = \frac{Q}{2^R} \quad (5.3)$$

เมื่อ Δ คือระดับในการควอนไทซ์ Q คือค่าพิสัย (Dynamic Range) และ R คือบิตที่ใช้สำหรับควอนไทซ์ (bit/sample)

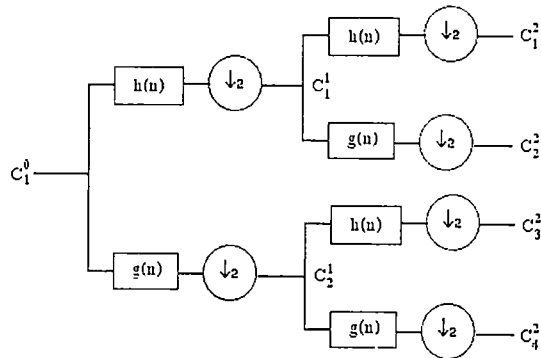
- ขั้นตอนที่สามหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเพี้ยนเฉลี่ยยกกำลังสองและค่าจำนวนบิตโดยใช้ฟังก์ชันค่า Lagrangian ที่น้อยที่สุดในแต่ละโหนดด้วยค่า λ ที่เหมาะสม
- ขั้นตอนที่ดี หา the best wavelet packet tree โดยการเปรียบเทียบฟังก์ชันค่า Lagrangian ที่น้อยที่สุดที่โหนดแม่กับฟังก์ชันค่า Lagrangian ที่น้อยที่สุดที่โหนดลูกสองโหนดบวกกัน



If parent $J(n_j^i) > J(n_{2j-1}^{i+1}) + J(n_{2j}^{i+1})$ child then
 Split parent node
 Else
 Merge child node
 End

เมื่อหา the best wavelet packet ได้แล้วก็จะนำสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตมาทำการควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์ม (Uniform Quantize) และเข้ารหัส Run-Length และ Huffman ต่อไป

จากขั้นตอนต่างๆซึ่งได้กล่าวมาข้างต้นสามารถยกตัวอย่างประกอบเพื่อสร้างความเข้าใจได้ดังนี้ ตัวอย่างที่ 5.1 สมมติว่าข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีอยู่ 4 แชนเนลคือ [168 100 -94 40] เมื่อผ่านการแปลงเวฟเล็ตแบบสมบรูณ์ที่ 2 ระดับด้วยเวฟเล็ตตระกูล Haar จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเป็นดังนี้



รูปที่ 5.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบสมบรูณ์ที่ 2 ระดับ

168	188.09	116.5
98	-23.33	-149.5
-64	-49.49	82.5
31	67.17	12.5

ดังนั้นสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแบบสมบรูณ์ที่ 2 ระดับเมื่อเทียบกับรูปที่ 5.4 จะมีค่าดังนี้

$$C_1^0 = [168, 98, -64, 31]$$

$$C_1^1 = [188.09, -23.33]$$

$$C_2^1 = [-49.49, 67.17]$$

$$C_1^2 = [116.5]$$

$$C_2^2 = [-149.5]$$

$$C_3^2 = [82.5]$$

$$C_4^2 = [12.5]$$

ในตัวอย่างนี้จะกำหนดให้ระดับการควอนไทซ์ (Step size) มี 3 ระดับคือ {1 4 16} ซึ่งสามารถหาค่าความเพี้ยนและจำนวนบิตของแต่ละโหนดได้ดังนี้

1. สัมประสิทธิ์ $C_1^0 = [168, 98, -64, 31]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8 \times 4 = 32$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 5

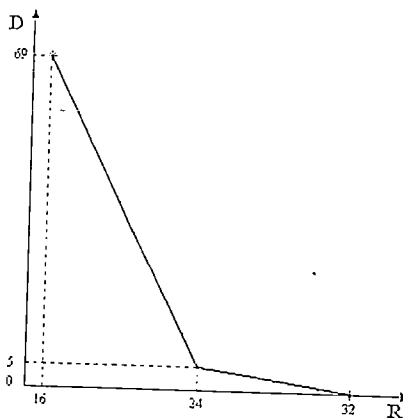
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6 \times 4 = 24$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 69

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4 \times 4 = 16$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้นี้



2. สัมประสิทธิ์ $C_1^1 = [188.09, -23.33]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.117

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8 \times 2 = 16$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.457

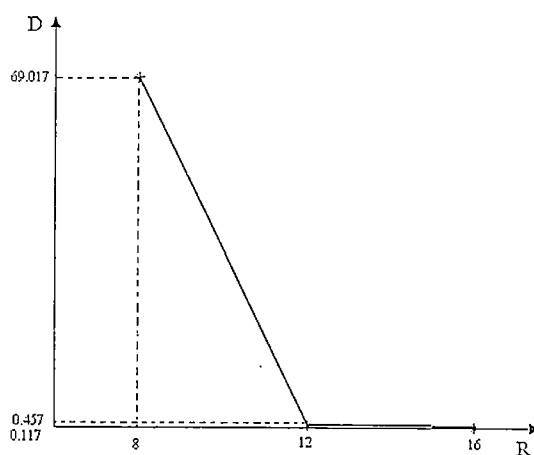
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6 \times 2 = 12$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 69.017

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4 \times 2 = 8$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้ดังนี้



3. สัมประสิทธิ์ $C_2^1 = [-49.49, 67.17]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.269

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8 \times 2 = 16$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 2.909

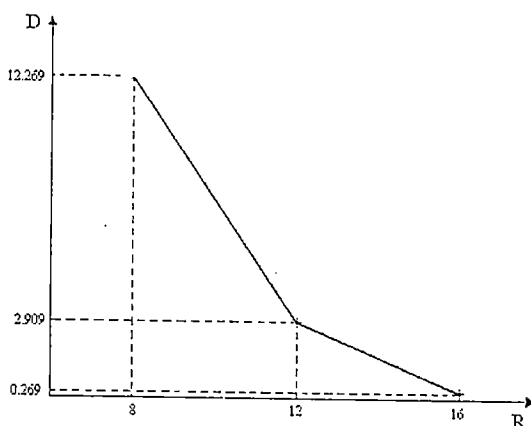
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6 \times 2 = 12$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 12.269

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4 \times 2 = 8$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้ดังนี้



4. สัมประสิทธิ์ $C_1^2 = [116.5]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8 * 1 = 8$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.25

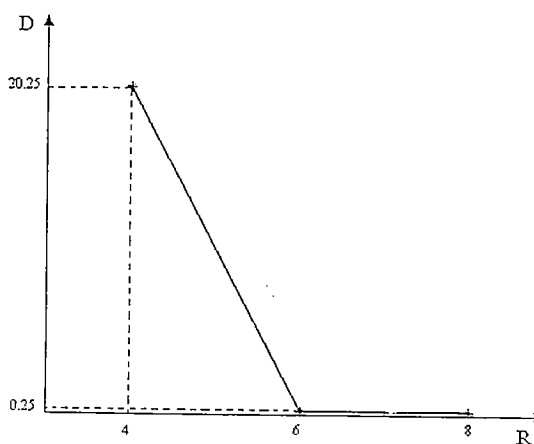
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6 * 1 = 6$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 20.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4 * 1 = 4$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้ดังนี้



5. สัมประสิทธิ์ $C_2^2 = [-149.5]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8*1 = 8$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 2.25

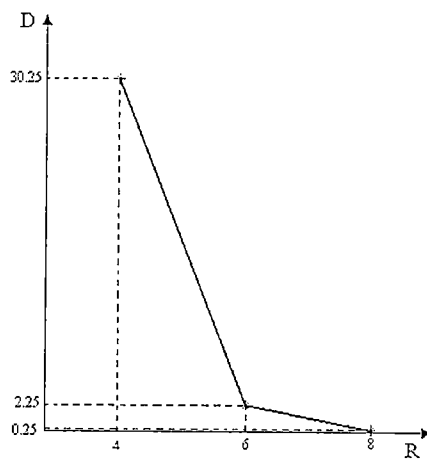
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6*1 = 6$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 30.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4*1 = 4$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้ดังนี้



6. สัมประสิทธิ์ $C_3^2 = [82.5]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8*1 = 8$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 2.25

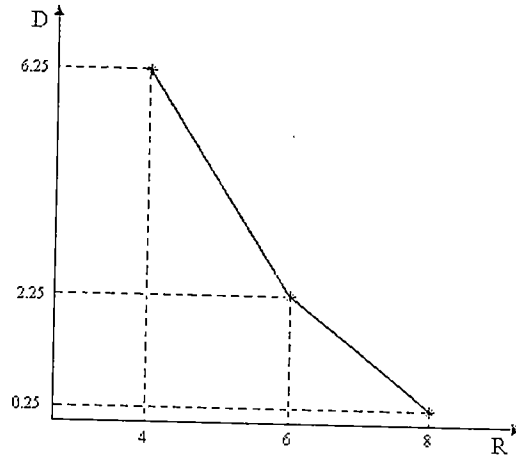
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6*1 = 6$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 6.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4*1 = 4$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้ดังนี้



7. สัมประสิทธิ์ $C_4^2 = [12.5]$

เมื่อ step size = 1 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 0.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $8 * 1 = 8$ บิต

step size = 4 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 6.25

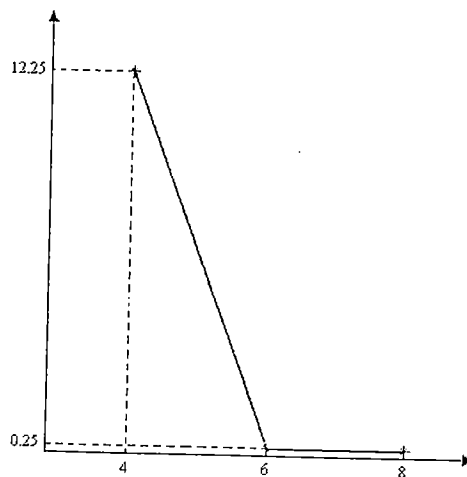
จำนวนบิต (R) เท่ากับ $6 * 1 = 6$ บิต

step size = 16 จะได้

ค่าความเพี้ยนเฉลี่ยกำลังสอง (D) เท่ากับ 12.25

จำนวนบิต (R) เท่ากับ $4 * 1 = 4$ บิต

นำค่า R, D ของแต่ละ step size มาพล็อตจะได้ดังนี้



เมื่อทำการหาค่า R, D ของแต่ละ step size ในแต่ละโหนดแล้วขั้นต่อไปจะทำการหาค่าฟังก์ชัน Lagrangian ที่น้อยที่สุดในแต่ละโหนดด้วยค่า λ ที่เหมาะสม ทั้งนี้การหาค่า λ ที่เหมาะสมจะเป็นการเลือกระดับการควอนไทซ์ของแต่ละโหนดด้วย การหาค่า λ ที่เหมาะสมสามารถกระทำได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดจำนวนบิตที่ต้องการเท่ากับ R_{budget} และกำหนดค่า λ_0 ต่ำสุดให้มีค่าเท่ากับ λ_l และให้ค่า λ_u ที่มากที่สุดเท่ากับ λ_u โดยที่

$$\sum_i R_i(\lambda_u) \leq R_{budget} \leq \sum_i R_i(\lambda_l)$$

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่า λ_{next} ได้โดย

$$\lambda_{next} \leftarrow |(\sum_i [D_i(\lambda_l) - D_i(\lambda_u)]) / (\sum_i [R_i(\lambda_l) - R_i(\lambda_u)])|$$

ขั้นตอนที่ 3 พิจารณาการลู่เข้าโดยการเปรียบเทียบค่าจำนวนบิตเพื่อหาค่า λ ที่เหมาะสมหรือ λ^* ได้ดังนี้

ถ้า $\sum_i R_i(\lambda_{next}) = R_{budget}$ ดังนั้นจะได้ λ ที่เหมาะสมมีค่าเท่ากับ λ_{next}

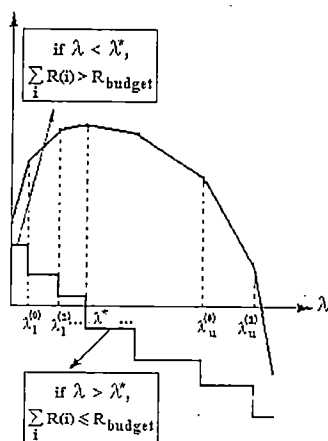
ถ้า $\sum_i R_i(\lambda_{next}) = R_u$ ดังนั้นจะได้ λ ที่เหมาะสมมีค่าเท่ากับ λ_{next}

ถ้า $\sum_i R_i(\lambda_{next}) = R_l$ ดังนั้นจะได้ λ ที่เหมาะสมมีค่าเท่ากับ λ_{next} แต่

ถ้า $\sum_i R_i(\lambda_{next}) > R_{budget}$ ก็ให้ $\lambda_l = \lambda_{next}$ แล้วกลับไปทำขั้นตอนที่ 2 และ 3 นี้ไปเรื่อยๆจน

กว่าจะได้ λ ที่เหมาะสมแต่ถ้าเป็นกรณีอื่นๆซึ่งก็คือ $\sum_i R_i(\lambda_{next}) < R_{budget}$ ก็ให้

$\lambda_u = \lambda_{next}$ แล้วกลับไปทำขั้นตอนที่ 2 และ 3 นี้ไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้ λ ที่เหมาะสม



รูปที่ 5.5 การลู่เข้าเพื่อหาค่า λ ที่เหมาะสมของฟังก์ชันค่า Lagrangian

เช่น ถ้ากำหนดให้จำนวนบิตที่ต้องการควอนไทซ์ (R_{budget}) เท่ากับ 19 และให้ λ_0 ต่ำสุดให้มีค่าเท่ากับ 0 และให้ค่า λ_∞ ที่มากที่สุดเท่ากับ 100

1) Initialize เมื่อ $\lambda_0 = \lambda_1 = 0$ จะได้

$$\sum_i R_i(\lambda_0) = 32 \quad \text{และ} \quad \sum_i D_i(\lambda_0) = 0$$

เมื่อ $\lambda_\infty = 100$ จะได้

$$\sum_i R_i(\lambda_\infty) = 16 \quad \text{และ} \quad \sum_i D_i(\lambda_\infty) = 62.824$$

$$\lambda_{next} = \frac{62.82 - 0}{32 - 16} = 3.9262$$

จะได้ $\sum R(\lambda_{next}) = 20$ และ $\sum D(\lambda_{next}) = 12.775$

เมื่อพิจารณาการลู่เข้าจะได้ว่า $\lambda_1^{(u)} = \lambda_{next} = 3.9262$; $\lambda_\infty^{(u)} = \lambda_\infty = 100$

2)
$$\lambda_{next} = \frac{62.82 - 12.775}{20 - 16} = 12.5112$$

จะได้ $\sum R(\lambda_{next}) = 18$ และ $\sum D(\lambda_{next}) = 34.824$

เมื่อพิจารณาการลู่เข้าจะได้ว่า $\lambda_1^{(u)} = 3.9262$; $\lambda_\infty^{(u)} = \lambda_{next} = 12.5112$

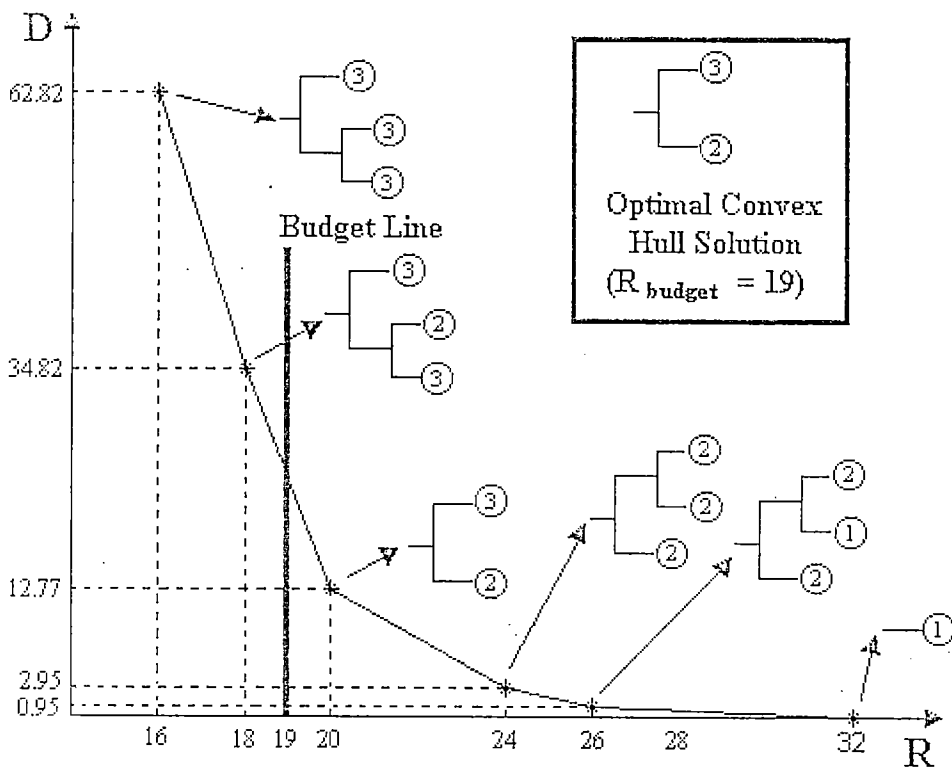
3)
$$\lambda_{next} = \frac{34.82 - 12.775}{20 - 18} = 11.0225$$

จะได้ $\sum R(\lambda_{next}) = 20$ และ $\sum D(\lambda_{next}) = 12.775$

เมื่อกระทำการคำนวณต่อไปจะพบว่าค่าความชันมีค่าคงที่

ดังนั้นค่า λ ที่เหมาะสมหรือ λ^* จะมีค่าเท่ากับ 11.0225 ซึ่งจะทำให้ได้ $\sum D(\lambda^*) = 12.775$ และ $\sum R(\lambda^*) = 20$ โดยค่าจำนวนบิตที่ได้นี้จะใกล้เคียงกับจำนวนบิตที่ต้องการควอนไทซ์ (P_{budget}) ซึ่งก็

คือ 19



รูปที่ 5.6 ตัวอย่างส่วนประกอบต่างๆของช่วง R-D ที่ใช้สำหรับหา the best basis และการเลือกตัวควอนไทซ์ที่เหมาะสมสำหรับจุดการสุ่มเข้าเมื่อกำหนดค่าจำนวนบิตที่ต้องการ

เมื่อหาค่า λ ที่เหมาะสมได้แล้วก็หาเวฟเล็ตแพ็คเกตที่ดีที่สุด (the best wavelet packet tree) และนำสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตมาทำการควอนไทซ์แบบยูนิฟอร์ม (Uniform Quantize) และเข้ารหัสรันเลนส์ (Run-Length) และฮัฟแมน (Huffman) ต่อไป

จากตัวอย่างที่ได้อธิบายไปข้างต้นเป็นการยกตัวอย่างกระบวนการหา the best wavelet packet tree สำหรับการบีบอัดข้อมูลเพื่ออำนวยความสะดวกและความเข้าใจและสามารถมองเห็นภาพพจน์ได้ดียิ่งขึ้น สำหรับการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของรายงานฉบับนี้จะมีกระบวนการคล้ายคลึงกับตัวอย่างที่ได้อธิบายไปแล้วข้างต้น

บทที่ 6

การทดลองและผลการทดลอง

ในบทนี้จะอธิบายเกี่ยวกับการทดลอง และผลการทดลองวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกต (ใช้วิธีการวัดค่า rate-distortion ในการหา basis tree) ด้วยเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่อัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression Ratio) แตกต่างกัน โดยมีค่า PRD (Percent Root Mean Square Difference) เป็นพารามิเตอร์ที่ใช้วัดความเพี้ยนของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูล และได้เปรียบเทียบลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้จากการสร้างกลับที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆกัน สำหรับการใช้งานจริงนั้นแพทย์ผู้เชี่ยวชาญจะเป็นผู้กำหนดค่าอัตราการบีบอัดข้อมูลที่เหมาะสมต่อไป ตลอดจนได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างเวฟเล็ตแพ็คเกตจากวิธีการวัดค่าเอนโทรปีกับเวฟเล็ตแพ็คเกตจากวิธีการวัดค่า rate-distortion อีกทั้งยังได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกตกับกระบวนการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยอีกด้วย

6.1 พารามิเตอร์ที่ใช้วัดประสิทธิภาพการลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ในการวัดประสิทธิภาพการลดขนาดข้อมูลคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ จะมีอยู่สองพารามิเตอร์ที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพก็คือค่าอัตราการลดขนาด (Compression Ratio: CR) และค่าเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างเฉลี่ยกำลังสอง (Percent Root Mean Square Difference: PRD) ซึ่งค่าอัตราการลดขนาดสามารถแสดงได้โดย

$$CR = \frac{\text{bits of the original data}}{\text{bits of the compression data}} \quad (6.1)$$

และค่า Percent Root Mean Square Difference (PRD) จะใช้สำหรับวัดค่าความเพี้ยนของสัญญาณซึ่งกำหนดโดยสมการ

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} (x(i) - \hat{x}(i))^2}{\sum_{i=0}^{N-1} x^2(i)}} \times 100 \quad (6.2)$$

โดยที่ $x(i)$ และ $\hat{x}(i)$ คือสัญญาณต้นแบบและสัญญาณที่ได้จากการสร้างกลับตามลำดับ

ถ้าค่าอัตราการบีบอัดข้อมูล (CR) มีค่ามากและค่า Percent Root Mean Square Difference (PRD) มีค่าน้อยแสดงว่าการลดขนาดข้อมูลมีประสิทธิภาพสูง และถ้าค่าอัตราการลดขนาด (CR) มีค่าน้อยและค่า Percent Root Mean Square Difference (PRD) มีค่ามากแสดงว่าการลดขนาดข้อมูลมีประสิทธิภาพต่ำ สำหรับการทดลองและผลการทดลองวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในรายงานนี้จะกล่าวในหัวข้อถัดไป

6.2 การทดลอง

รายงานนี้จะเป็นการบีบอัดข้อมูลแบบ Off line คือไม่ได้วัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยโดยตรงแล้วมาบีบอัดข้อมูลแต่เป็นการนำข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากแพทย์ที่วัดมาแล้วและจากฐานข้อมูล MIT-BIH ที่ไม่ได้ทำการบีบอัดข้อมูลมาทำการบีบอัดข้อมูล ซึ่งคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในการทดลองจะเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia (MIT-BIH Arrhythmia Database) Record x_203 ความถี่สุ่ม 360 Hz ความละเอียด 10 bits/samples; Record x_100 ความถี่สุ่ม 360 Hz ความละเอียด 11 bits/samples Record x_200 ความถี่สุ่ม 360 Hz ความละเอียด 11 bits/samples [20] และคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ และคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ความถี่สุ่ม 200 Hz ความละเอียด 12 bits/samples ในการทดสอบจะกำหนดให้ความยาวของสัญญาณที่ใช้ทดสอบเป็น 2048 แชนแนล และให้ระดับการแปลงเท่ากับ 4 ส่วนเวฟเลตที่ใช้ทดสอบเป็นเวฟเลตเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal Wavelet)

ในส่วนแรกของการทดลองจะวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างกัน โดยใช้เวฟเลตเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal) ตระกูล Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า Number of Vanishing Moment แตกต่างกันคือ Coiflet1 (C1), Coiflet2 (C2), Coiflet3 (C3), Coiflet4 (C4), Coiflet5 (C5), Daubechies4 (D4), Daubechies6 (D6), Daubechies8 (D8), Daubechies10 (D10), Daubechies12 (D12), Daubechies14 (D14), Daubechies16 (D16), Daubechies18 (D18), Daubechies20 (D20), Symmlet4 (S4), Symmlet5 (S5), Symmlet6 (S6), Symmlet7 (S7), Symmlet8 (S8), Symmlet9 (S9) และ Symmlet10 (S10) ตามลำดับ และเปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆกัน

ในส่วนต่อมาจะทำการการวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเลตเพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการวัดค่าเอนโทรปีกับวิธีการวัดค่า rate-distortion และได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการแปลงเวฟเลตเพื่อศึกษาเกี่ยวกับการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย ในส่วนสุดท้ายนี้จะวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างกระบวนการแปลงเวฟเลตเพื่อศึกษากับกระบวนการแปลงเวฟเลตเต็มหน่วย

6.3 ผลการทดลอง

6.3.1 ผลการทดสอบกับตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ (Normal Rhythm)

ในส่วนนี้จะเป็นการทดสอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ซึ่งในส่วนแรกของการทดลองนี้จะทดสอบวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างกันโดยใช้เวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal) ตระกูล Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่าความราบเรียบหรือ Number of Vanishing Moment (NVM)แตกต่างกัน โดยกำหนดให้ระดับการแปลงเวฟเล็ตเท่ากับ 4 ระดับ และเปรียบเทียบลักษณะรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบและลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression Ratio) ต่างๆกัน

ตารางที่ 6.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติโดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

CR	C1 (PRD%)	C2 (PRD%)	C3 (PRD%)	C4 (PRD%)	C5 (PRD%)
3	1.32	1.21	1.16	1.20	1.19
5	2.48	2.26	2.26	2.23	2.27
7	3.51	3.23	3.34	3.43	3.32
9	4.86	4.54	4.60	4.68	4.41
11	5.96	5.86	5.83	6.01	5.78

(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

CR	S4 (PRD%)	S5 (PRD%)	S6 (PRD%)	S7 (PRD%)	S8 (PRD%)	S9 (PRD%)	S10 (PRD%)
3	1.19	1.18	1.15	1.25	1.28	1.22	1.28
5	2.26	2.40	2.23	2.37	2.27	2.22	2.39
7	3.23	3.37	3.34	3.35	3.41	3.30	3.35
9	4.52	4.79	4.31	4.63	4.61	4.46	4.75
11	5.73	5.94	5.84	6.05	5.91	5.89	6.06

(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

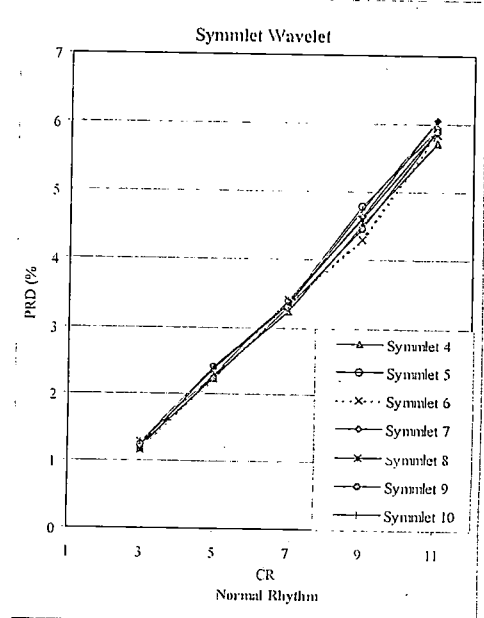
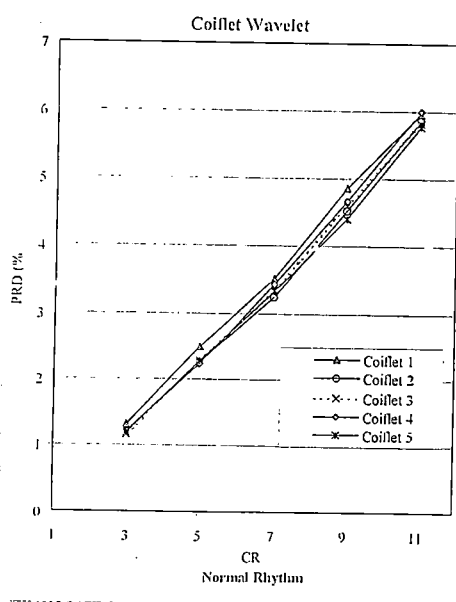
ตารางที่ 6.1 (ต่อ)

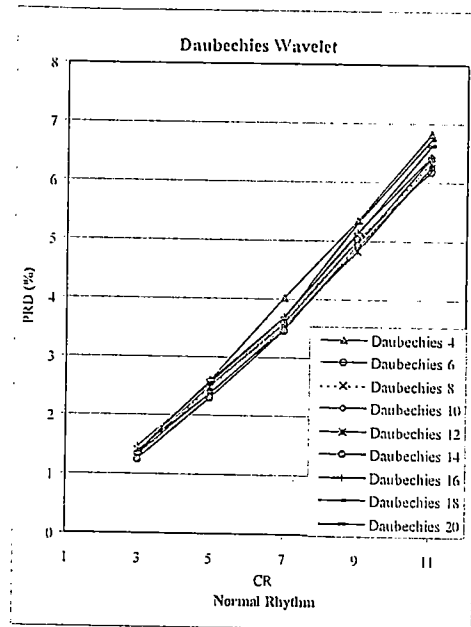
CR	D4 (PRD%)	D6 (PRD%)	D8 (PRD%)	D10 (PRD%)	D12 (PRD%)	D14 (PRD%)	D16 (PRD%)	D18 (PRD%)	D20 (PRD%)
3	1.39	1.34	1.27	1.32	1.40	1.24	1.46	1.37	1.34
5	2.60	2.49	2.48	2.38	2.37	2.30	2.544	2.56	2.61
7	4.02	3.58	3.63	3.49	3.55	3.47	3.70	3.68	3.69
9	5.35	5.03	4.99	4.88	4.83	4.95	5.15	5.30	5.12
11	6.82	6.19	6.32	6.26	6.27	6.42	6.45	6.72	6.63

(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

เมื่อนำผลการทดลองจากตารางที่ 6.1 (ก), (ข) และ (ค) มาพิจารณาเปรียบเทียบกันปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Daubechies 4 จะให้ประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติได้ค่าที่สุด และเมื่อพิจารณาเวฟเล็ตประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลของเวฟเล็ตแต่ละตระกูล (Coiflet Symmlet และ Daubechies) ปรากฏว่าเวฟเล็ตตระกูล Coiflet และ Symmlet ที่มีค่า NVM ต่างกันจะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลให้เทียบกันและให้ประสิทธิภาพดีกว่าเวฟเล็ตตระกูล Daubechies

เมื่อนำผลการทดลองในตารางที่ 6.1 มาพล็อตกราฟให้เห็นความแตกต่างในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเวฟเล็ตแต่ละชนิดในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ จะปรากฏดังรูปที่ 6.1





(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

รูปที่ 6.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติโดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

เมื่อเปรียบเทียบเวฟเล็ตที่มีประสิทธิภาพสูงสุดจากรูป 6.1 ปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Coiflet3, Coiflet 5, Symmlet4, Symmlet6 และ Symmlet9 จะให้ประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลดีกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆเพียงเล็กน้อย

เนื่องจากการเลือกระดับการแปลงเวฟเล็ตมีผลต่อประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูล ดังนั้นรายงานนี้จึงได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ระดับการแปลงต่างๆที่อัตราการบีบอัดข้อมูลแตกต่างกัน โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Symlet 7 ซึ่งผลการทดลองที่ได้จะแสดงดังตารางที่ 6.2

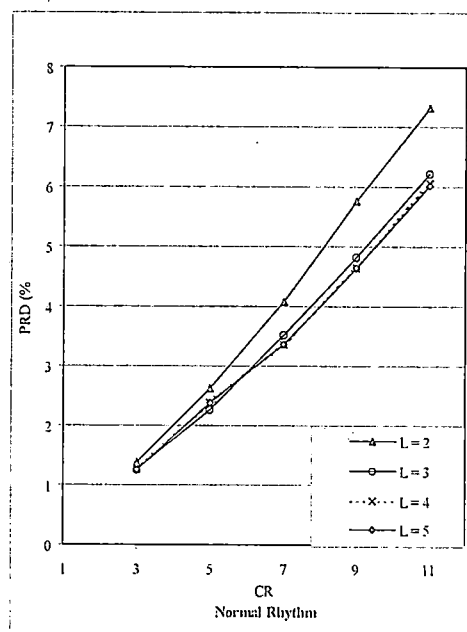
ตารางที่ 6.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ระดับการแปลงต่างๆกันโดยใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 7

อัตราการบีบอัดข้อมูล (CR)	L=2 (PRD %)	L=3 (PRD %)	L=4 (PRD %)	L=5 (PRD %)
3	1.3895	1.2698	1.2523	1.2485
5	2.6236	2.2619	2.3723	2.3872
7	4.0725	3.5287	3.3531	3.3524

ตารางที่ 6.2 (ต่อ)

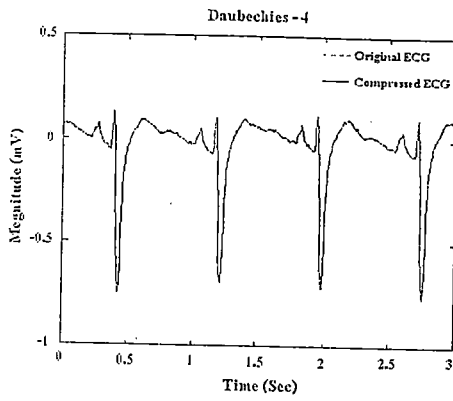
อัตราการบีบอัดข้อมูล (CR)	L=2 (PRD-%)	L=3 (PRD %)	L=4 (PRD %)	L=5 (PRD %)
9	5.7674	4.8107	4.6345	4.6345
11	7.3260	6.2139	6.0539	6.0122

เมื่อนำข้อมูลจากผลการทดลองในตารางที่ 6.2 มาพล็อตกราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ระดับการแปลงต่างๆกัน โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 7 จะปรากฏดังรูปที่ 6.2

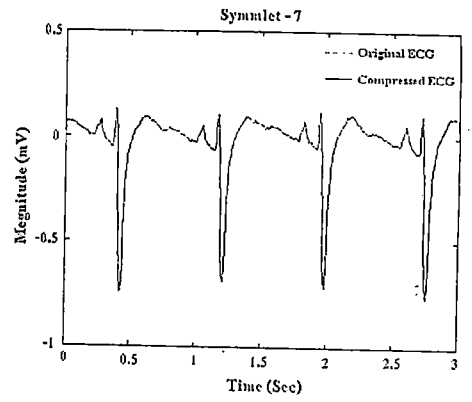


รูปที่ 6.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ระดับการแปลงต่างๆกัน โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 7

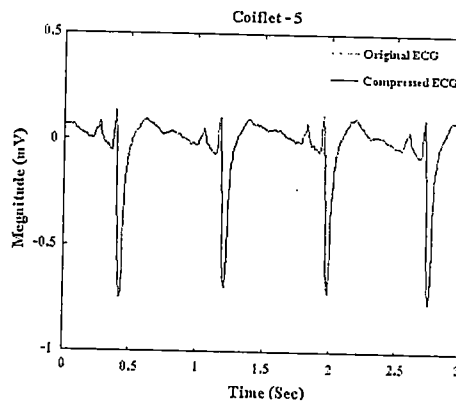
จากรูปที่ 6.2 เมื่อพิจารณาผลการทดลองการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ระดับการแปลงต่างๆกันจะพบว่าระดับการแปลงเท่ากับ 2 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระดับการแปลงเวฟเล็ตเท่ากับ 3, 4 และ 5 ตามลำดับ ส่วนระดับการแปลงเวฟเล็ตเท่ากับ 4 และ 5 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลใกล้เคียงกันและประสิทธิภาพดีกว่าระดับการแปลงอื่นๆ และเมื่อนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3, 5, 7, 9 และ 11 มาเปรียบเทียบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบจะปรากฏดังรูปที่ 6.3 ถึง 6.7



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

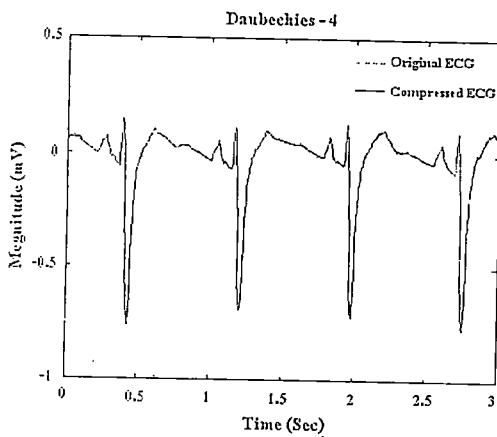


(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

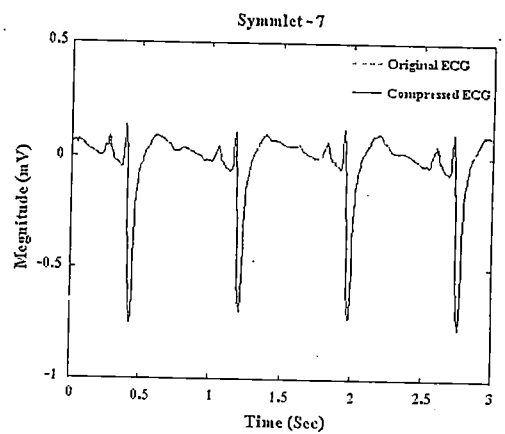


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

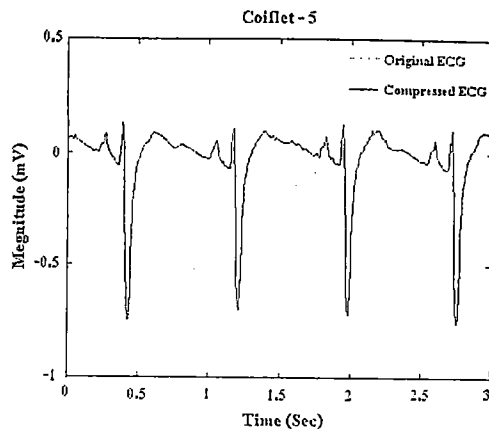
รูปที่ 6.3 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

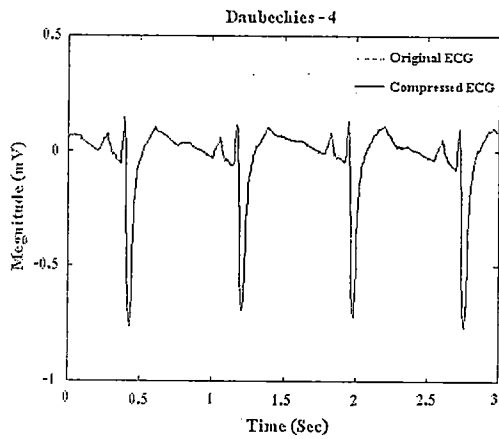


(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

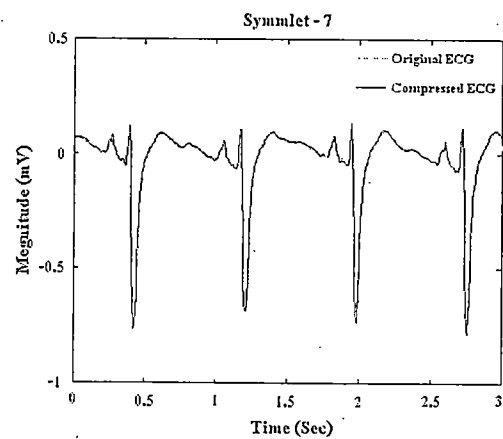


(ค) ใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet 5

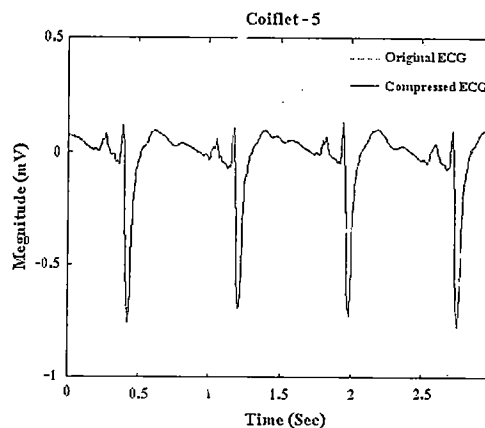
รูปที่ 6.4 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 5



(ก) ใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies 4

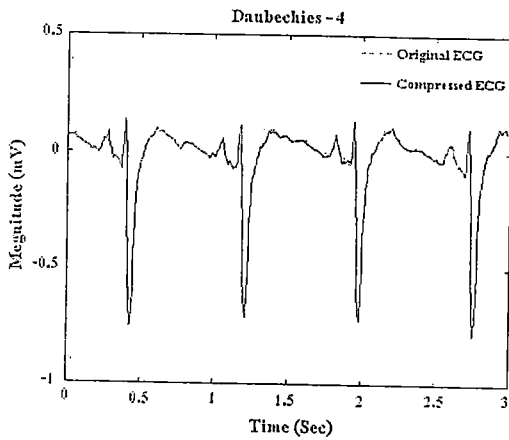


(ข) ใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 7

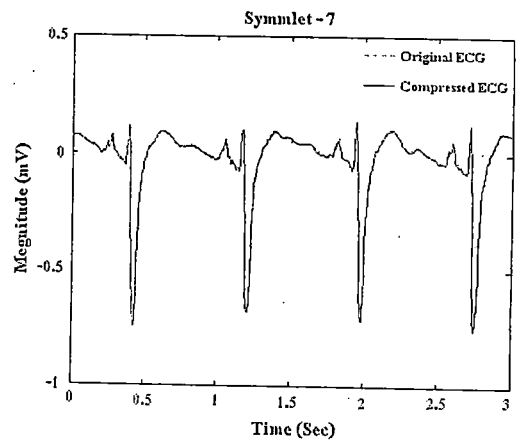


(ค) ใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet-5

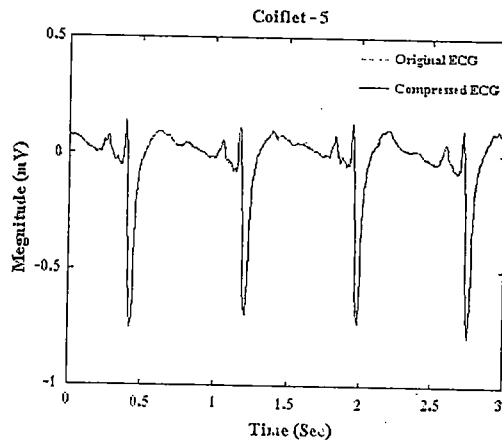
รูปที่ 6.5 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 7



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

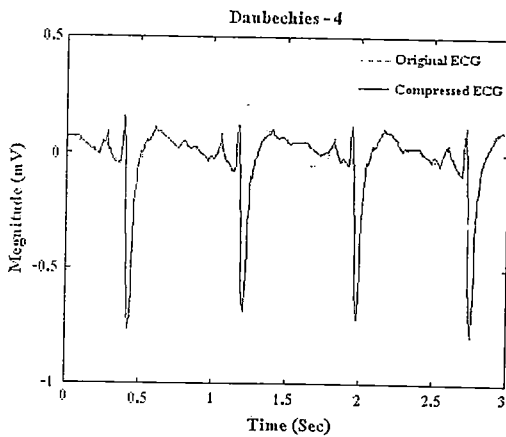


(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

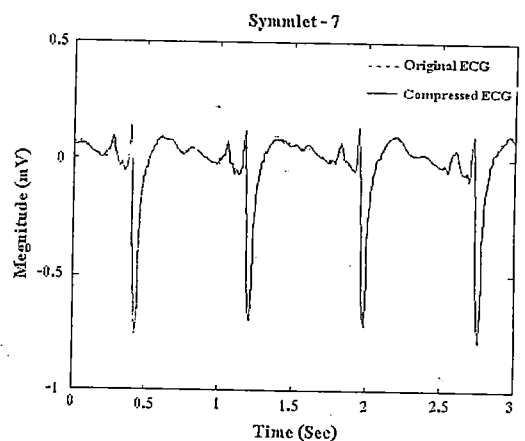


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

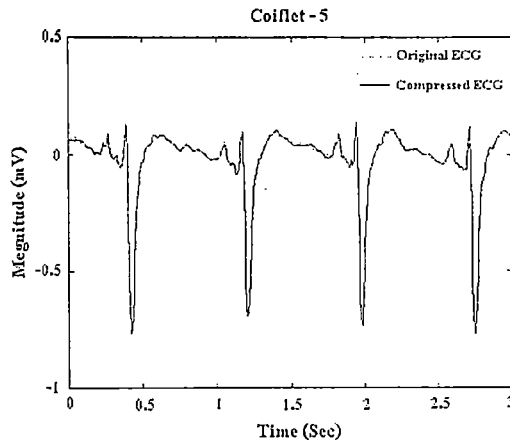
รูปที่ 6.6 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 9



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies4



(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet7



(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet5

รูปที่ 6.7 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 11

เมื่อพิจารณาค้นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ จากรูปที่ 6.3 ถึง 6.7 ปรากฏว่าเมื่ออัตราการบีบอัดข้อมูลมีค่าเพิ่มขึ้นก็จะทำให้คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลมีความเพี้ยนเพิ่มขึ้นด้วย ดังนั้นในการนำไปใช้งานในการวินิจฉัยโรคนั้นก็ขึ้นอยู่กับผู้วิเคราะห์ว่าต้องการวิเคราะห์ที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่าใด โดยอยู่ภายใต้เงื่อนไขว่าค่าความเพี้ยนที่เกิดขึ้นอยู่ในระดับที่ยอมรับได้หรือไม่

6.3.2 ผลการทดสอบกับตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนที่มีอาการผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction

ในหัวข้อนี้จะเป็นการทดสอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนที่มีอาการผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ซึ่งจะทดสอบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลแตกต่างกันเมื่อใช้เวฟเลตเชิงตั้งฉากปกติ ตระกูล Coiflet, Symmlet และ Daubechies ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน ซึ่งผลการทดลองที่ได้จะแสดงดังตารางที่ 6.3 นอกจากนี้ยังเปรียบเทียบลักษณะรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression Ratio) ต่างๆกัน ซึ่งผลการทดลองที่ได้จะปรากฏดังรูปที่ 6.10 ถึงรูปที่ 6.14

ตารางที่ 6.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนที่มีอาการผิดปกติ โดยใช้เวฟเลตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

CR	C1 (PRD%)	C2 (PRD%)	C3 (PRD%)	C4 (PRD%)	C5 (PRD%)
3	1.29	1.14	1.08	1.05	1.01

ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

CR	C1 (PRD%)	C2 (PRD%)	C3 (PRD%)	C4 (PRD%)	C5 (PRD%)
5	2.36	2.19	2.10	2.16	2.04
7	3.70	3.38	3.32	3.16	3.07
9	5.12	4.44	4.56	4.15	4.09
11	6.32	6.07	5.93	5.81	5.63

(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

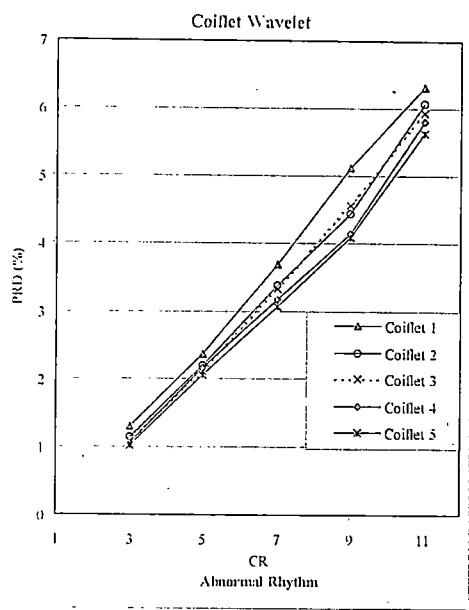
CR	S4 (PRD%)	S5 (PRD%)	S6 (PRD%)	S7 (PRD%)	S8 (PRD%)	S9 (PRD%)	S10 (PRD%)
3	1.16	1.08	1.08	1.07	1.12	1.03	1.00
5	2.25	2.23	2.18	2.08	2.19	2.17	2.15
7	3.48	3.14	3.29	3.26	3.22	3.24	3.24
9	4.43	4.34	4.45	4.07	4.25	4.13	4.36
11	6.12	5.86	6.23	5.60	5.77	5.88	6.01

(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

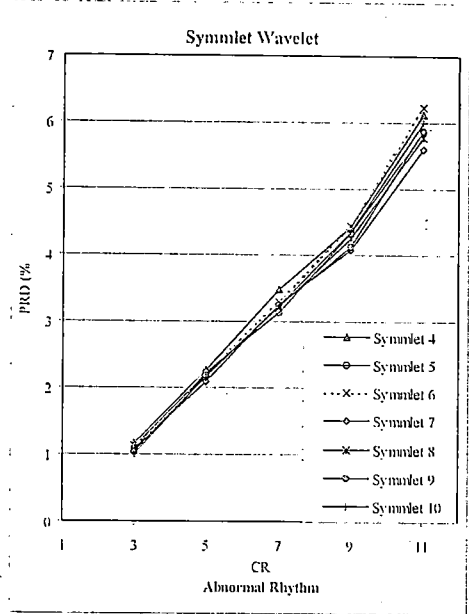
CR	D4 (PRD%)	D6 (PRD%)	D8 (PRD%)	D10 (PRD%)	D12 (PRD%)	D14 (PRD%)	D16 (PRD%)	D18 (PRD%)	D20 (PRD%)
3	1.29	1.25	1.22	1.22	1.13	1.12	1.20	1.18	1.21
5	2.38	2.34	2.29	2.39	2.24	2.35	2.40	2.37	2.30
7	3.74	3.52	3.53	3.55	3.46	3.55	3.46	3.60	3.63
9	5.18	4.67	4.79	4.84	4.49	4.56	4.81	4.88	5.01
11	6.79	6.23	6.56	6.07	5.76	6.04	6.18	6.30	6.63

(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

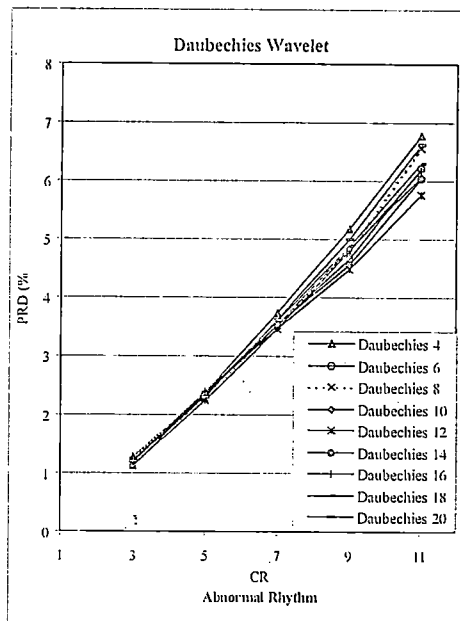
เมื่อนำผลการทดลองในตารางที่ 6.3 มาพล็อตกราฟเพื่อให้เห็นความแตกต่างในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction โดยใช้เวฟเล็ตแต่ละชนิดจะปรากฏดังรูปที่ 6.8



(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet



(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet



(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

รูปที่ 6.8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติโดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

เมื่อพิจารณารูปที่ 6.8 (ก) (ข) และ (ค) เปรียบเทียบกันปรากฏว่าเวฟเล็ดชนิด Daubechies 4 จะให้ประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ได้ต่ำที่สุด (พิจารณาโดยเลือกเวฟเล็ดที่มีประสิทธิภาพต่ำสุดในแต่ละรูป แล้วนำมาเปรียบเทียบกัน) ส่วนเวฟเล็ดชนิด Coiflet5 และ Symmlet7 มีประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติใกล้เคียงกันและมีประสิทธิภาพดีกว่าเวฟเล็ดชนิดอื่นๆ

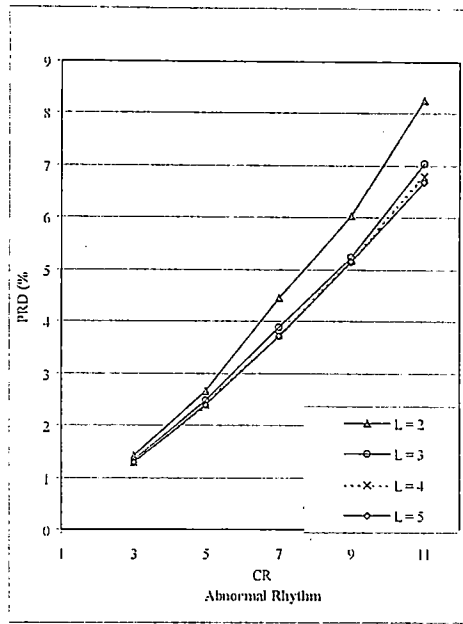
เนื่องจากระดับการแปลงเวฟเล็ดมีผลต่อประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูล ดังนั้นจึงได้ทำการทดลองวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction โดยใช้เวฟเล็ดชนิด Daubechies4 ซึ่งปรากฏผลดังตารางที่ 6.4

ตารางที่ 6.4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ที่ระดับการแปลงต่างๆกัน โดยใช้เวฟเล็ดชนิด Daubechies4

อัตราการบีบอัดข้อมูล (CR)	L=2 (PRD %)	L=3 (PRD %)	L=4 (PRD %)	L=5 (PRD %)
3	1.4112	1.3175	1.2892	1.2878
5	2.6504	2.4672	2.3829	2.3909
7	4.4659	3.8850	3.7409	3.7151
9	6.0277	5.2319	5.1756	5.1514
11	8.2608	7.0522	6.7914	6.6776

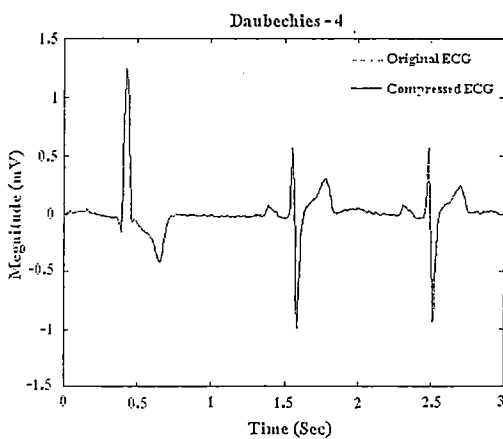
เมื่อพิจารณาผลการทดลองการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ที่ระดับการแปลงต่างๆกันโดยใช้เวฟเล็ดชนิด Daubechies-4 จากตารางที่ 6.4 จะพบว่าระดับการแปลงเท่ากับ 2 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระดับการแปลงเวฟเล็ดเท่ากับ 3, 4 และ 5 ตามลำดับ ส่วนระดับการแปลงเวฟเล็ดเท่ากับ 4 และ 5 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลใกล้เคียงกันและประสิทธิภาพดีกว่าระดับการแปลงอื่นๆ

เมื่อนำข้อมูลจากผลการทดลองในตารางที่ 6.4 มาพล็อตกราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่ระดับการแปลงต่างๆกันโดยใช้เวฟเล็ดชนิด Daubechies 4 จะปรากฏดังรูปที่ 6.๐

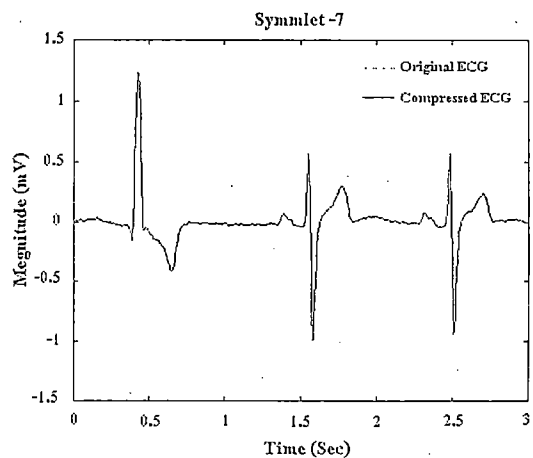


รูปที่ 6.9 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ที่ระดับการแปลงต่างๆกัน โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies 4

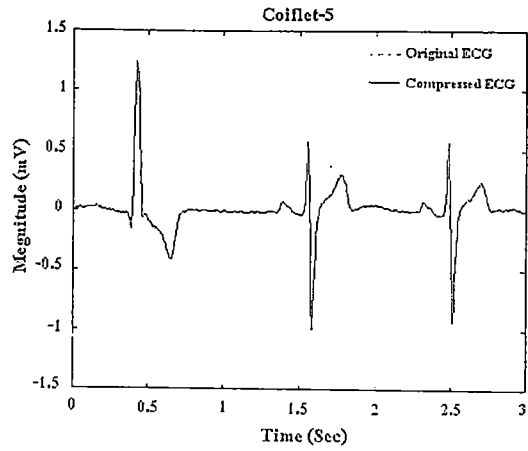
เมื่อพิจารณาผลการทดลองการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติในรูปแบบ Premature Ventricular Contraction ที่ระดับการแปลงต่างๆกัน โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies-4 จากรูปที่ 6.4 จะพบว่าระดับการแปลงเท่ากับ 2 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับระดับการแปลงเวฟเล็ตเท่ากับ 3, 4 และ 5 ตามลำดับ ส่วนระดับการแปลงเวฟเล็ตเท่ากับ 4 และ 5 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลใกล้เคียงกันและประสิทธิภาพดีกว่าระดับการแปลงอื่นๆ



(ก) ใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies 4

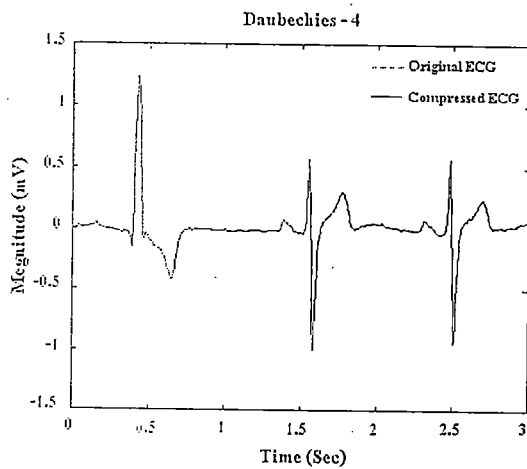


(ข) ใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 7

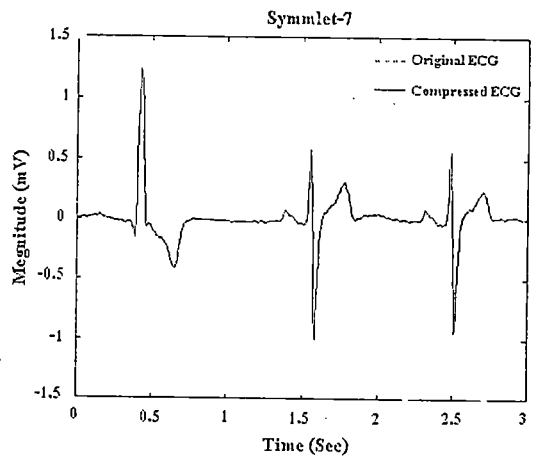


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

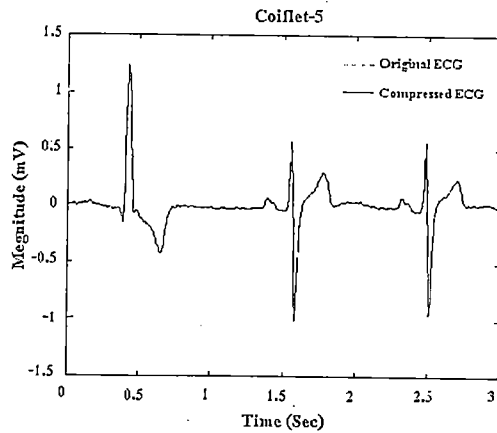
รูปที่ 6.10 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

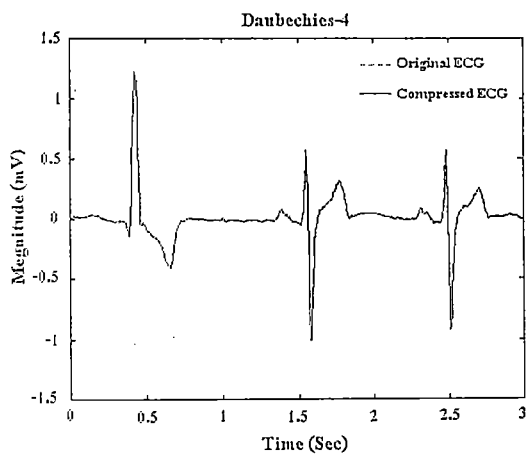


(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

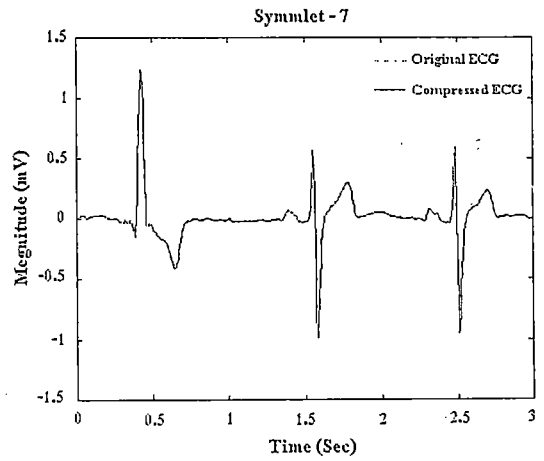


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

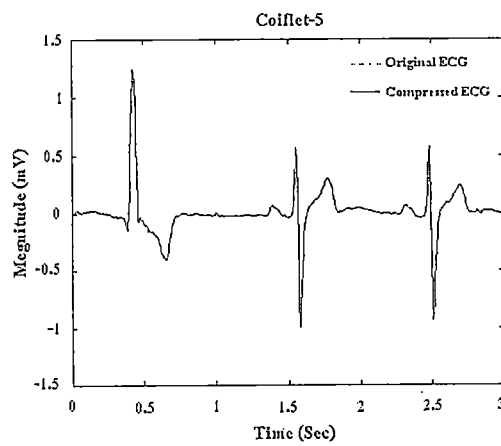
รูปที่ 6.11 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็กต์เพ็คเกตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 5



(ก) ใช้เวฟเล็กต์ชนิด Daubechies 4

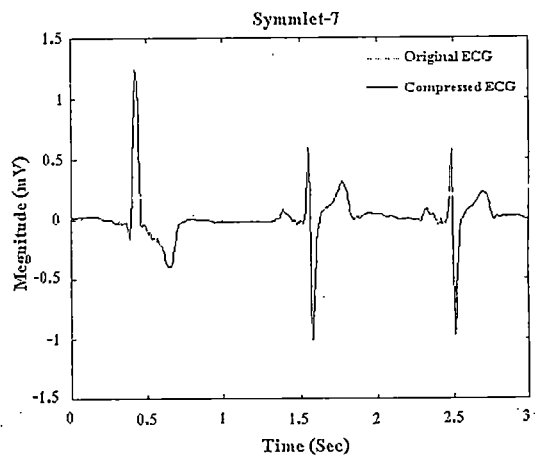
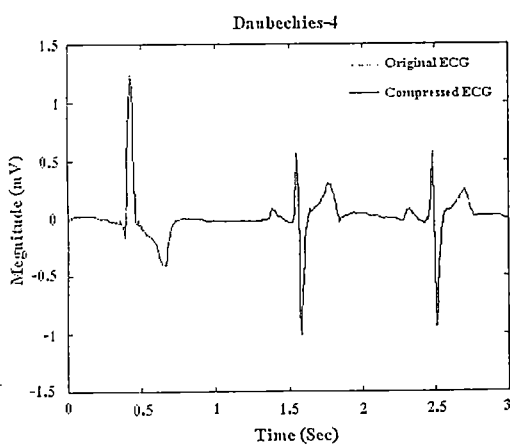


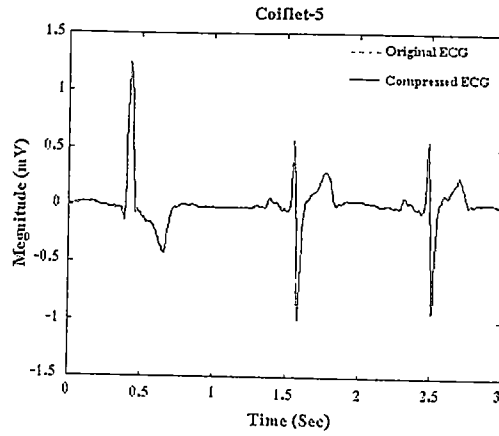
(ข) ใช้เวฟเล็กต์ชนิด Symmlet 7



(ค) ใช้เวฟเล็กต์ชนิด Coiflet 5

รูปที่ 6.12 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็กต์เพ็คเกตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 7



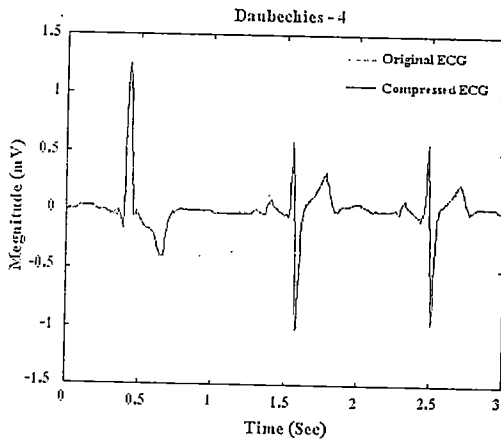


(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

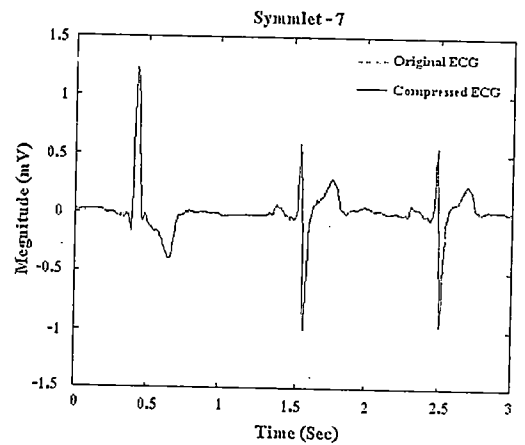
(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

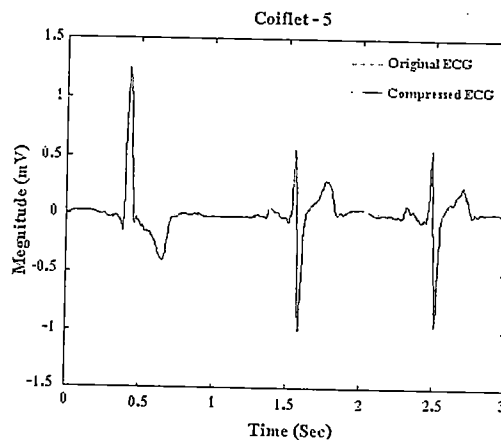
รูปที่ 6.13 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนที่ผิดปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตเพื่อเกิดที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 9



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4



(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7



(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

รูปที่ 6.14 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนผิดปกติที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตเพื่อเกิดที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 11

6.3.3 ผลการทดสอบกับตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH (MIT-BIH Arrhythmia Database)

ฐานข้อมูล MIT-BIH เป็นแหล่งรวบรวมคลื่นไฟฟ้าหัวใจในรูปแบบต่างๆเพื่อนำไปใช้เป็นมาตรฐานในการวิเคราะห์และทดสอบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ดังนั้นในรายงานนี้จึงได้นำคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากแหล่งข้อมูลดังกล่าวมาทำการทดสอบประสิทธิภาพ ซึ่งคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่นำมาวิเคราะห์ในรายงานประกอบด้วย Record x_203 ความถี่สุ่ม 360 Hz ความละเอียด 10 bits/samples; Record x_100 ความถี่สุ่ม 360 Hz ความละเอียด 11 bits/samples Record x_200 ความถี่สุ่ม 360 Hz ความละเอียด 11 bits/samples [20] โดยจะทดสอบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลแตกต่างกันด้วยเวฟเลตเชิงตั้งฉากปกติตระกูล Coiflet, Symmlet และ Daubechies ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน นอกจากนี้ยังได้เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆด้วย

ตารางที่ 6.5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_100 โดยใช้เวฟเลตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

CR	C1 (PRD%)	C2 (PRD%)	C3 (PRD%)	C4 (PRD%)	C5 (PRD%)
3	1.43	1.36	1.21	1.28	1.31
5	2.99	2.77	2.59	2.63	2.76
7	4.48	3.97	3.82	3.59	3.90
9	5.48	5.14	4.95	5.13	5.13
11	6.37	5.91	5.86	6.06	6.50

(ก) เวฟเลตชนิด Coiflet

CR	S4 (PRD%)	S5 (PRD%)	S6 (PRD%)	S7 (PRD%)	S8 (PRD%)	S9 (PRD%)	S10 (PRD%)
3	1.45	1.29	1.23	1.31	1.26	1.25	1.29
5	2.96	2.81	2.75	2.77	2.70	2.76	2.59
7	4.17	4.07	3.81	4.01	3.70	3.90	3.92
9	5.38	5.29	5.03	5.24	5.05	5.09	5.01

ตารางที่ 6.5 (ต่อ)

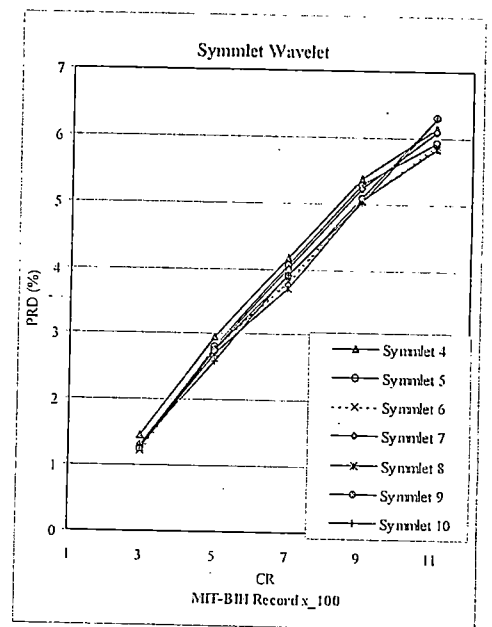
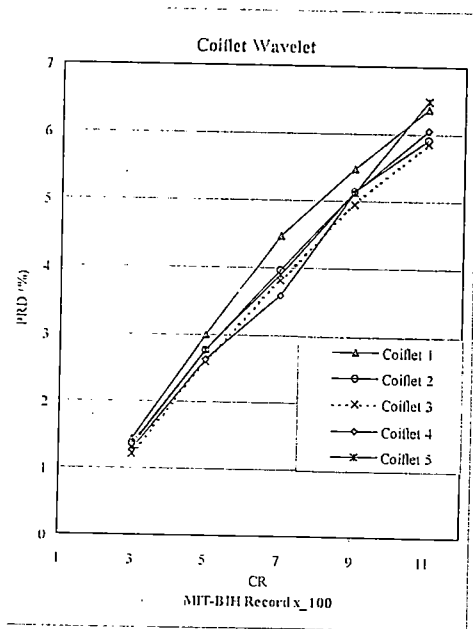
CR	S4 (PRD%)	S5 (PRD%)	S6 (PRD%)	S7 (PRD%)	S8 (PRD%)	S9 (PRD%)	S10 (PRD%)
11	6.14	5.93	5.89	6.09	5.84	6.30	6.28

(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

CR	D4 (PRD%)	D6 (PRD%)	D8 (PRD%)	D10 (PRD%)	D12 (PRD%)	D14 (PRD%)	D16 (PRD%)	D18 (PRD%)	D20 (PRD%)
3	1.45	1.48	1.45	1.40	1.32	1.39	1.38	1.37	1.40
5	3.00	2.87	2.83	2.81	2.87	2.87	2.87	2.93	3.01
7	4.47	4.31	4.19	4.15	4.13	4.05	4.23	4.27	4.27
9	5.69	5.47	5.31	5.32	5.43	5.32	5.56	5.48	5.60
11	6.52	6.33	6.10	6.19	6.37	6.37	6.36	6.49	6.50

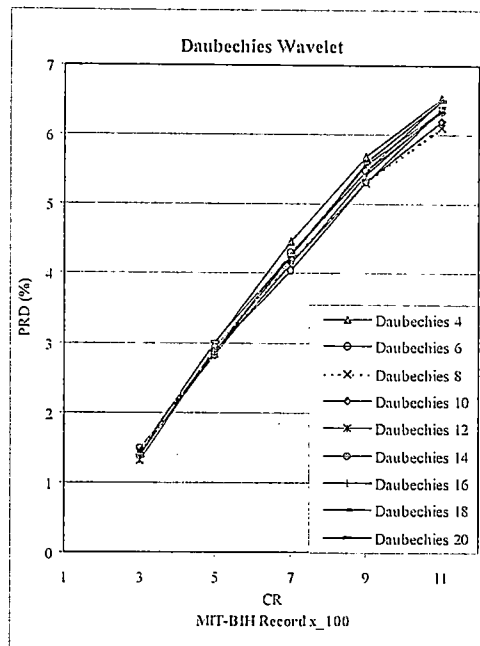
(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

เมื่อนำผลการทดลองในตารางที่ 6.5 มาพล็อตกราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเวฟเล็ตแต่ละชนิดในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH x_100 จะปรากฏดังรูปที่ 6.15



(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet



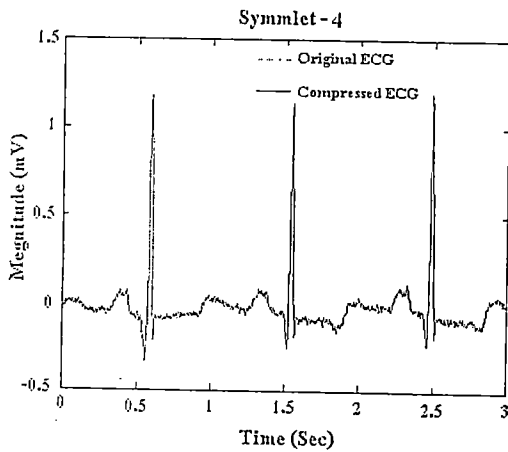
(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

รูปที่ 6.15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH

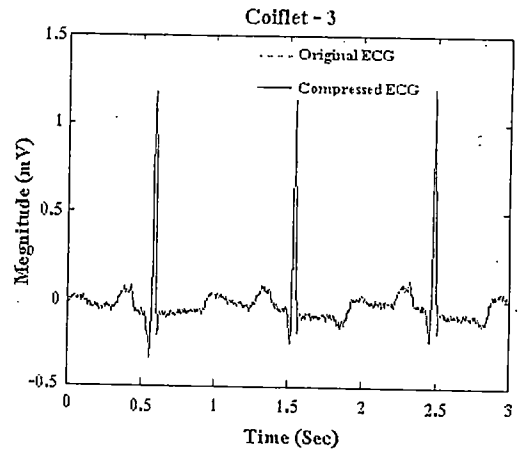
Record x_100 โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_100 โดยใช้เวฟเล็ตตระกูล Coiflet Symmlet และ Daubechies ที่มีค่า NVM ต่างๆกัน จากรูปที่ 6.15 (ก) ปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Coiflet 1 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำสุด เวฟเล็ตชนิด Coiflet 3 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลสูงสุด เมื่อพิจารณารูปที่ 6.15 (ข) ปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Symmlet 4 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำสุด ส่วนเวฟเล็ตชนิด Symmlet 6 และ Symmlet 8 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลสูงสุดและใกล้เคียง และจากรูปที่ 6.15 (ค) ปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Daubechies 4 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำที่สุด ส่วนเวฟเล็ตชนิด Daubechies 8 และ Daubechies 10 จะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลใกล้เคียงกันและมีประสิทธิภาพสูงสุด เมื่อนำเวฟเล็ตที่มีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลสูงสุดและต่ำสุดจากตารางที่ 6.5 และจากรูปที่ 6.15 (ก) (ข) และ (ค) มาเปรียบเทียบกันปรากฏว่าที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากันเวฟเล็ตชนิด Daubechies 4 มีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลต่ำกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ ส่วนเวฟเล็ตชนิด Coiflet 3, Symmlet 6 และ Symmlet 8 มีแนวโน้มว่าจะมีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลดีกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ

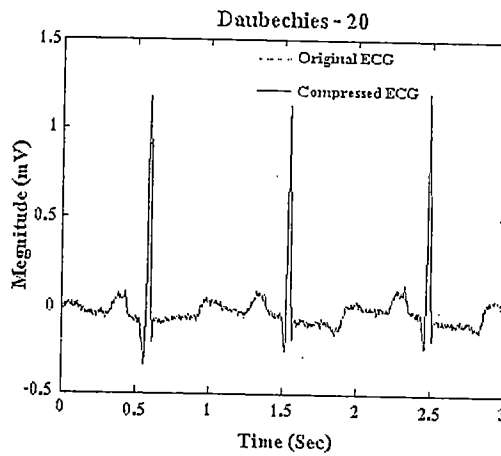
เมื่อนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_100 มาเปรียบเทียบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลใช้อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3, 5, 7, 9 และ 11 จะแสดงดังรูปที่ 6.16 ถึงรูปที่ 6.20 ตามลำดับ



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 4

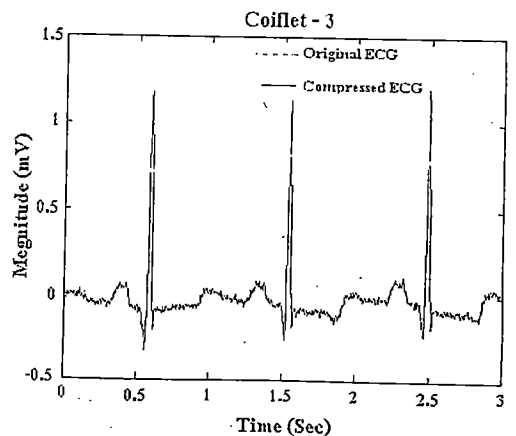
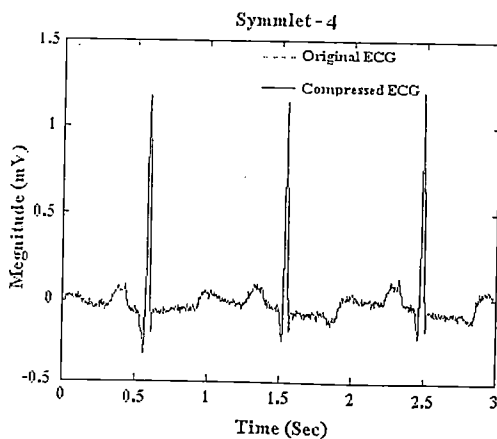


(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 3



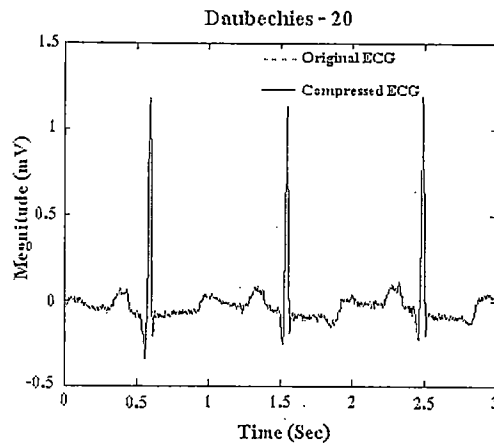
(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 20

รูปที่ 6.16 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT - BIH Record x_100 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตเพ็คเกตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 4

(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 3

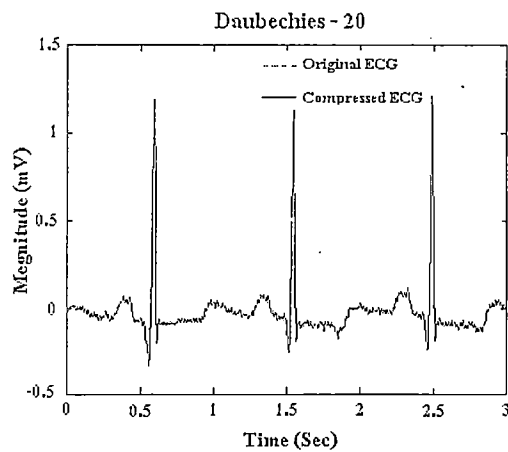
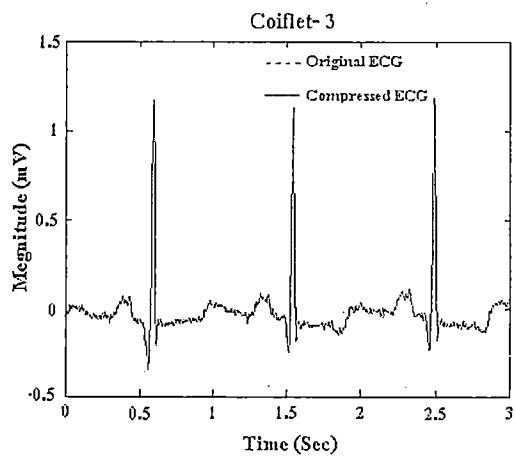
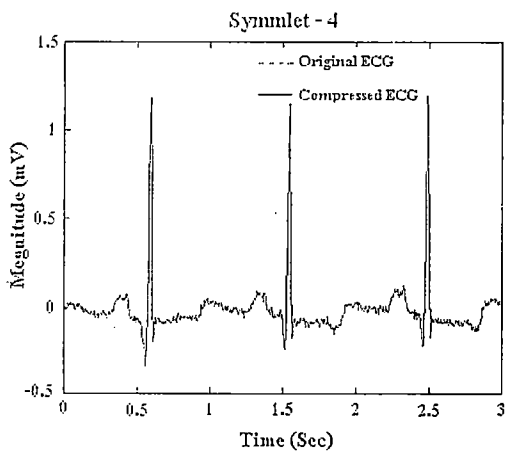


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 20

รูปที่ 6.17 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT - BIH Record x_100 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตเพื่คเเกตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 5

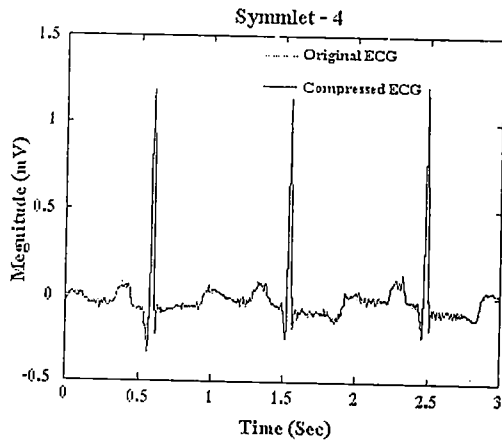
(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 4

(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 3

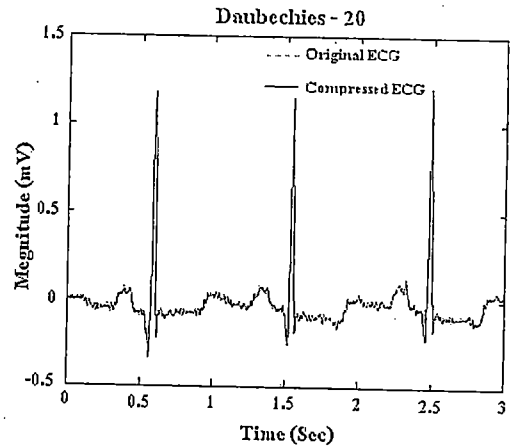


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 20

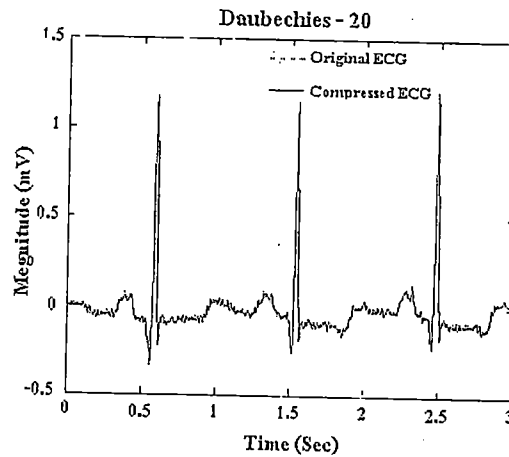
รูปที่ 6.18 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT - BIH Record x_100 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 7



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 4

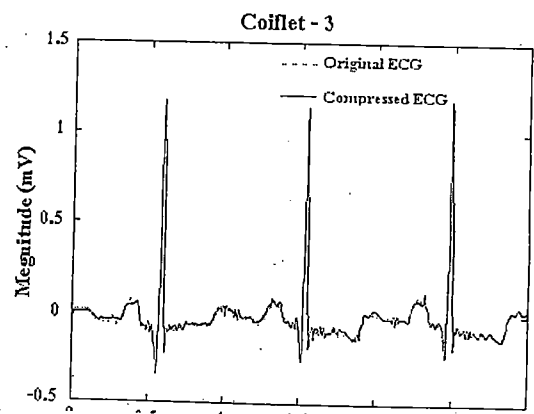
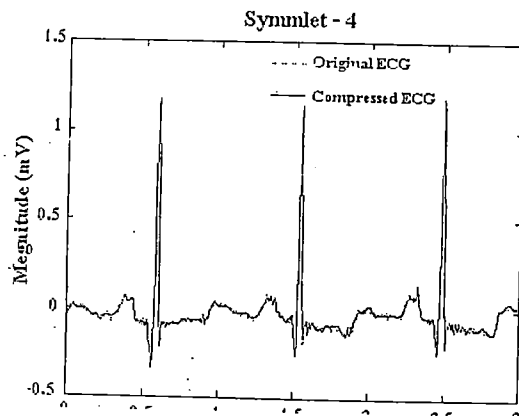


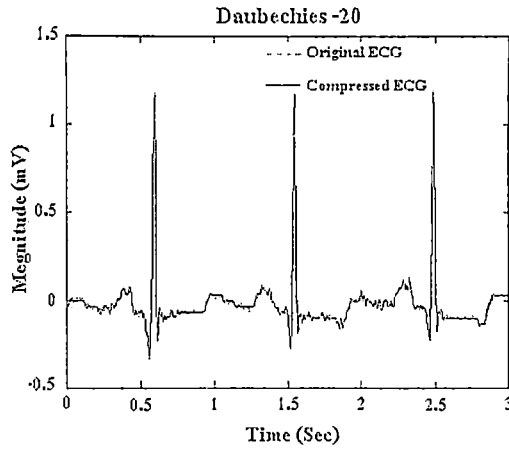
(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 3



(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 20

รูปที่ 6.19 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT - BIH Record x_100 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 9





(ก) ใช้เวฟเล็ดชชนิด Symmlet 4

(ข) ใช้เวฟเล็ดชชนิด Coiflet 3

(ค) ใช้เวฟเล็ดชชนิด Daubechies 20

รูปที่ 6.20 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT - BIH Record x_100 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ดซเพื่อเกิดที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 11

เมื่อนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 มากระทำการวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆกันด้วยเวฟเล็ดชชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน จะปรากฏผลดังตารางที่ 6.6 และได้นำผลการทดลองจากตารางที่ 6.6 มา

พล็อตกราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลโดยใช้เวฟเล็ดชชนิดต่างๆ จะได้ดังรูปที่ 6.21 นอกจากนี้ยังได้เปรียบเทียบลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3, 5, 7, 9 และ 11 ซึ่งแสดงดังรูปที่ 6.22 ถึงรูปที่ 6.26 ตามลำดับ

ตารางที่ 6.6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 โดยใช้เวฟเล็ดชชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

CR	C1 (PRD%)	C2 (PRD%)	C3 (PRD%)	C4 (PRD%)	C5 (PRD%)
3	0.84	0.77	0.76	0.73	0.75
5	1.82	1.74	1.62	1.55	1.57
7	2.70	2.57	2.51	2.29	2.43
9	3.54	3.46	3.42	3.26	3.30
11	4.37	4.26	4.15	4.06	4.14

(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

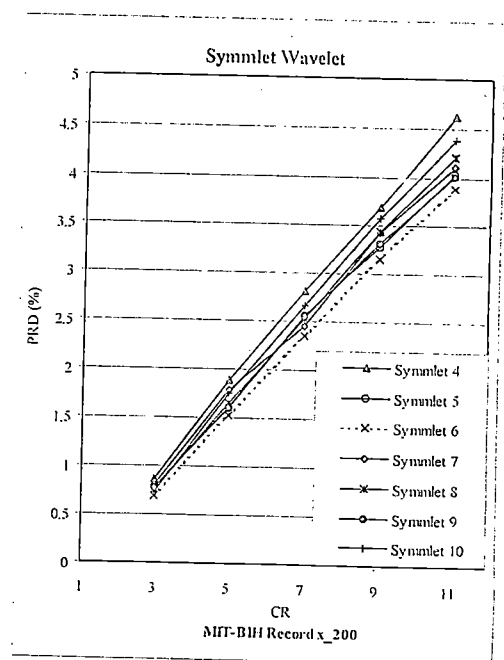
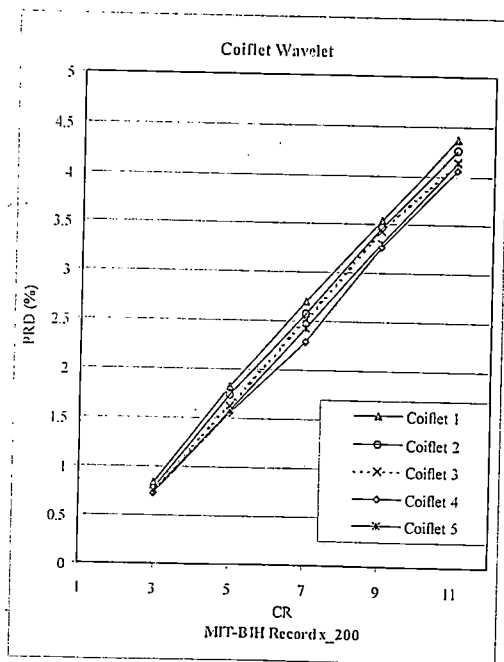
ตารางที่ 6.6 (ต่อ)

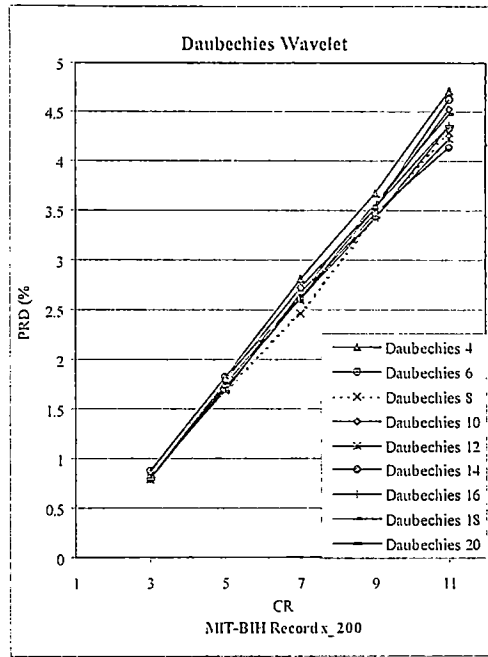
CR	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
3	0.86	0.77	0.69	0.80	0.76	0.77	0.73
5	1.89	1.61	1.52	1.79	1.65	1.60	1.75
7	2.81	2.56	2.35	2.453	2.53	2.55	2.66
9	3.69	3.27	3.15	3.42	3.44	3.31	3.57
11	4.63	4.04	3.89	4.11	4.21	4.01	4.39

(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

CR	D4	D6	D8	D10	D12	D14	D16	D18	D20
3	0.86	0.87	0.81	0.80	0.79	0.80	0.79	0.81	0.79
5	1.83	1.83	1.69	1.79	1.76	1.70	1.71	1.67	1.74
7	2.81	2.62	2.46	2.72	2.60	2.61	2.62	2.66	2.68
9	3.67	3.53	3.43	3.52	3.42	3.48	3.52	3.57	3.42
11	4.71	4.63	4.29	4.52	4.22	4.14	4.36	4.48	4.35

(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies





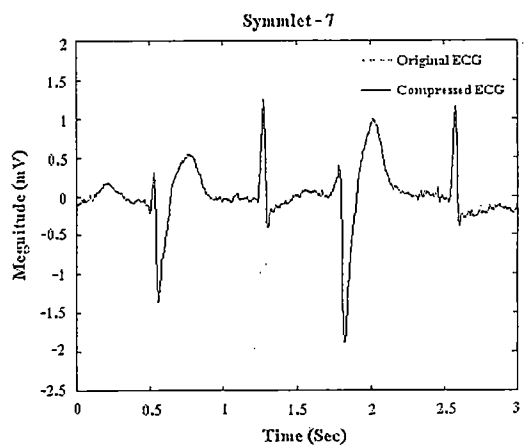
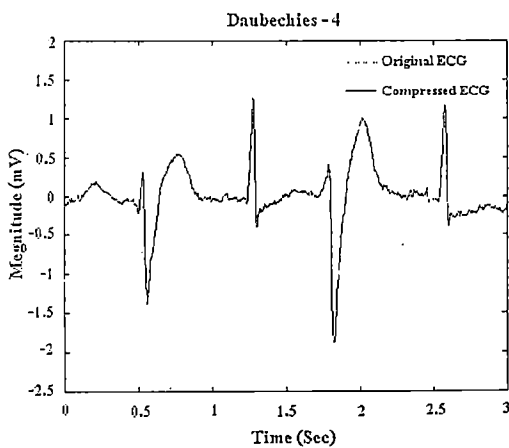
(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

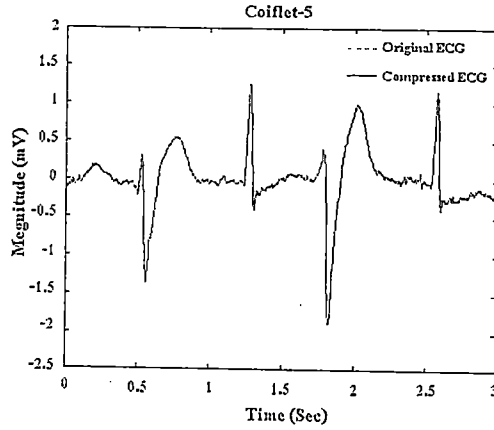
(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

รูปที่ 6.21 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

เมื่อพิจารณาผลการทดลองในตารางที่ 6.6 และรูปที่ 6.21 (ก) (ข) และ (ค) เปรียบเทียบกันปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Daubechies 4 จะให้ประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจาก MIT-BIH Record x_200 ได้ต่ำที่สุด ส่วนเวฟเล็ตชนิด Symmlet 6 มีประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลดีกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ



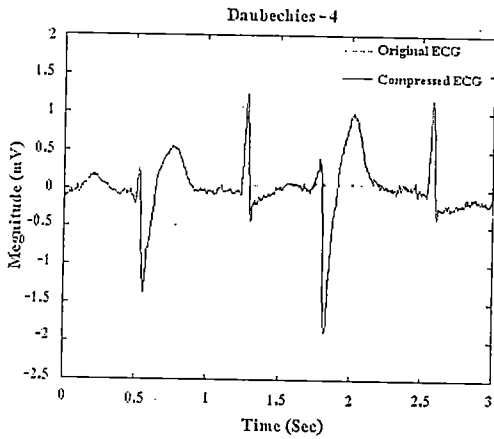


(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

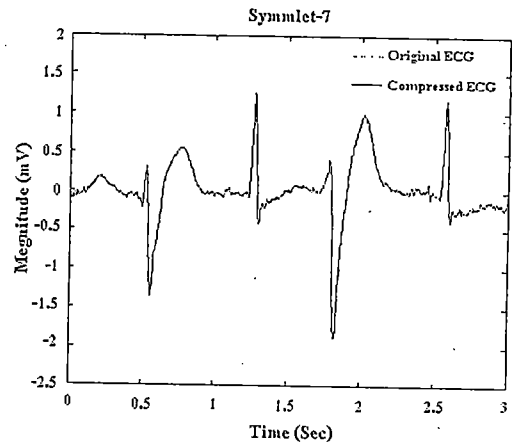
(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

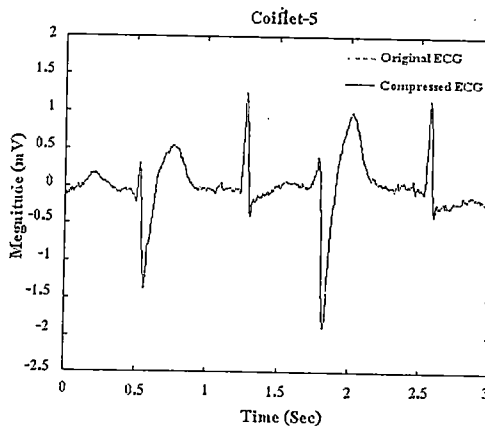
รูปที่ 6.22 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตเพื่อเกิดแฟ้มข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

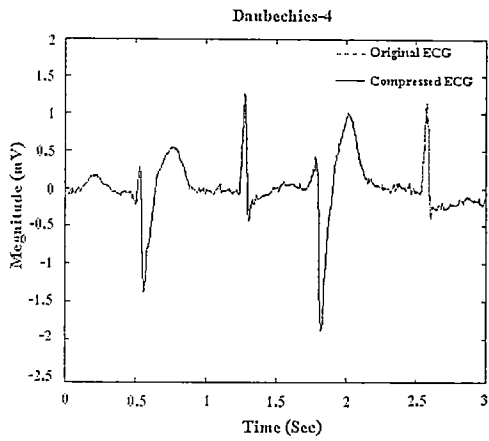


(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

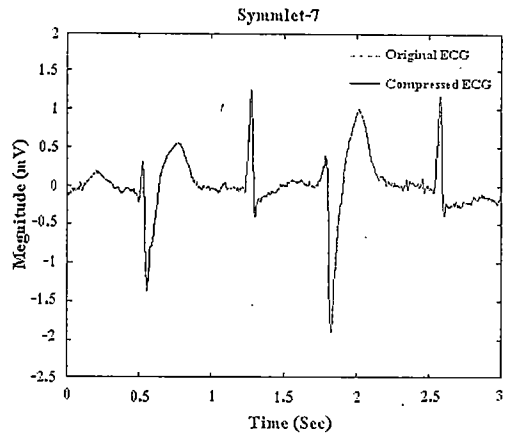


(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

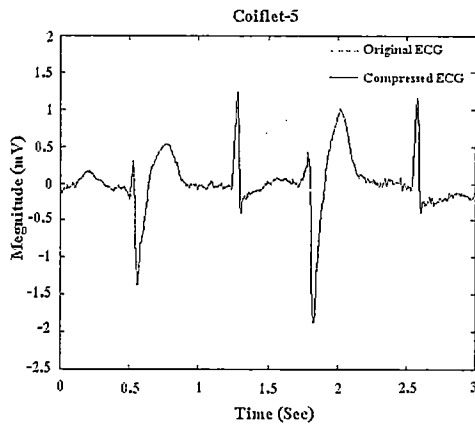
รูปที่ 6.23 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 5



(ก) ใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies 4

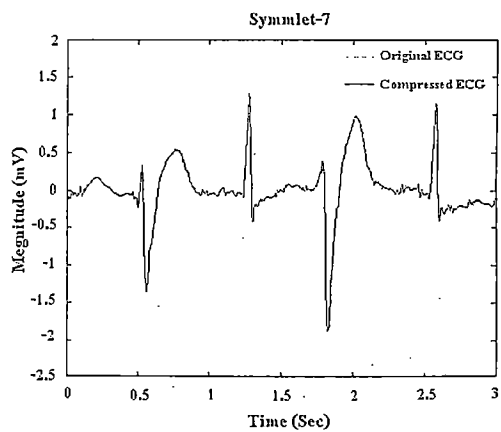
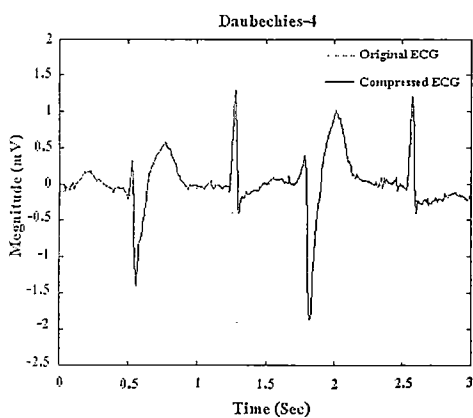


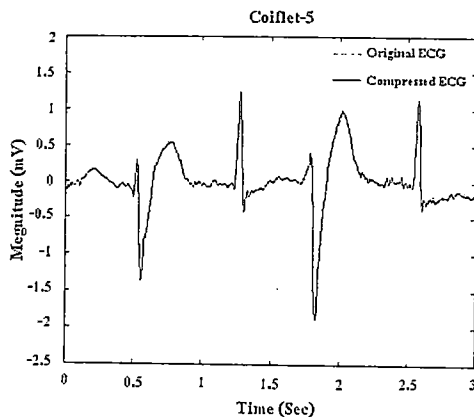
(ข) ใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 7



(ค) ใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet 5

รูปที่ 6.24 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 7



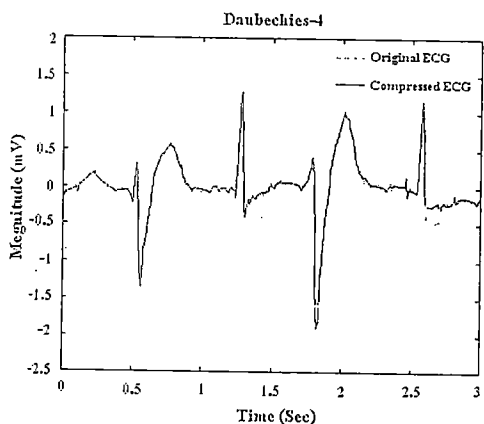


(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4

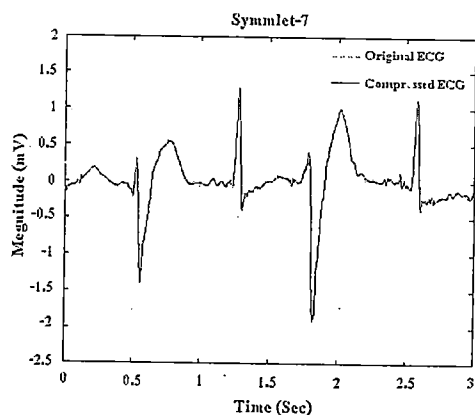
(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7

(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

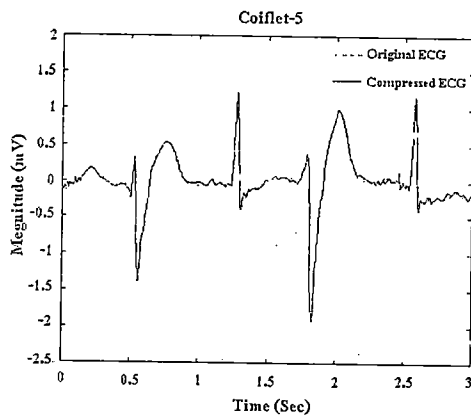
รูปที่ 6.25 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 9



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 4



(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 7



(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 5

รูปที่ 6.26 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 11

เมื่อนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 มากระทำการวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆกันด้วยเวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกันจะปรากฏผลดังตารางที่ 6.7 และเพื่อให้ง่ายต่อการเปรียบเทียบจึงได้นำผลการทดลองจากตารางที่ 6.7 มาพล็อตกราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลโดยใช้เวฟเล็ตชนิดต่างๆ จะได้ดังรูปที่ 6.27 นอกจากนี้ยังได้เปรียบเทียบลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3, 5, 7, 9 และ 11 ซึ่งแสดงดังรูปที่ 6.28 ถึงรูปที่ 6.32 ตามลำดับ

ตารางที่ 6.7 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

CR	C1 (PRD%)	C2 (PRD%)	C3 (PRD%)	C4 (PRD%)	C5 (PRD%)
3	1.81	1.54	1.25	1.34	1.22
5	3.85	3.17	2.84	2.92	2.71
7	5.59	4.66	4.33	4.45	4.34
9	7.28	6.29	5.91	5.93	5.82
11	9.03	8.23	7.36	7.49	7.44

(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet

CR	S4 (PRD%)	S5 (PRD%)	S6 (PRD%)	S7 (PRD%)	S8 (PRD%)	S9 (PRD%)	S10 (PRD%)
3	1.23	1.34	1.08	1.33	1.30	1.29	0.97
5	2.70	2.83	2.49	2.89	2.97	2.69	2.48
7	4.56	4.46	4.21	4.49	4.72	4.37	4.23
9	5.95	5.94	5.70	6.13	6.22	5.79	5.52
11	7.70	7.46	7.17	7.48	7.72	7.32	7.41

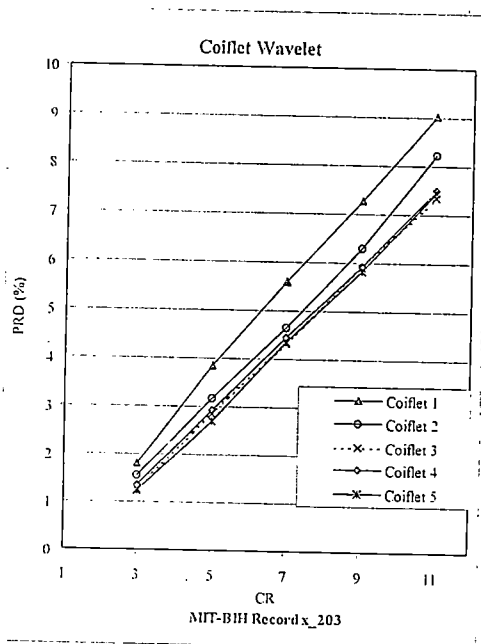
(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

ตารางที่ 6.7 (ต่อ)

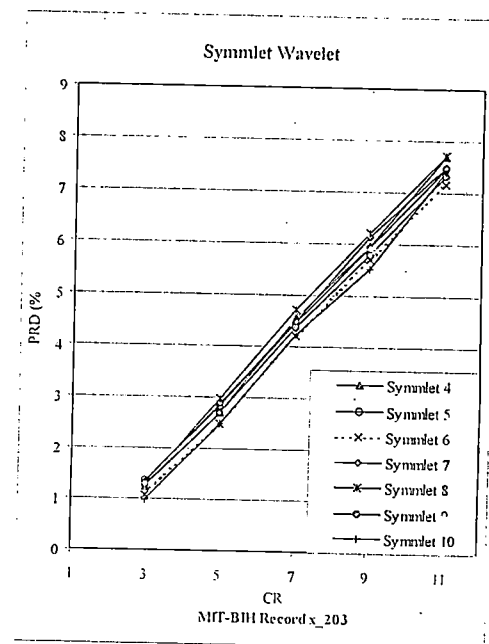
CR	D4 (PRD%)	D6 (PRD%)	D8 (PRD%)	D10 (PRD%)	D12 (PRD%)	D14 (PRD%)	D16 (PRD%)	D18 (PRD%)	D20 (PRD%)
3	1.80	1.55	1.54	1.45	1.24	1.24	1.16	1.08	1.24
5	3.77	3.34	3.15	3.19	2.98	2.92	2.78	2.77	2.92
7	5.76	5.05	4.79	4.73	4.34	4.41	4.40	4.58	4.66
9	7.59	6.78	6.49	6.55	6.16	6.06	6.06	6.27	6.34
11	9.16	8.38	8.13	7.90	7.76	7.38	7.39	7.49	7.82

(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

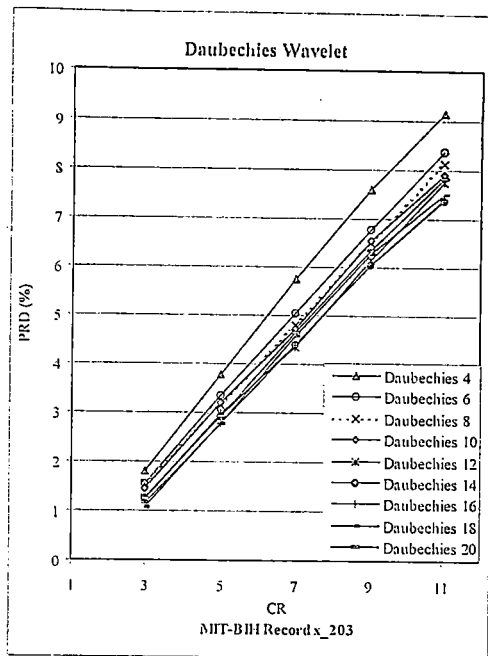
จากตารางที่ 6.7 เมื่อพิจารณาเวฟเล็ตที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในแต่ละตระกูลจะพบว่าเวฟเล็ตชนิด Symmlet 6 มีแนวโน้มว่าจะมีประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ได้ดีกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ และเพื่อให้ง่ายต่อการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 โดยใช้เวฟเล็ตต่างๆ จึงได้นำผลการทดลองในตารางที่ 6.7 มาพล็อตเปรียบเทียบกันดังรูปที่ 6.27



(ก) เวฟเล็ตชนิด Coiflet



(ข) เวฟเล็ตชนิด Symmlet

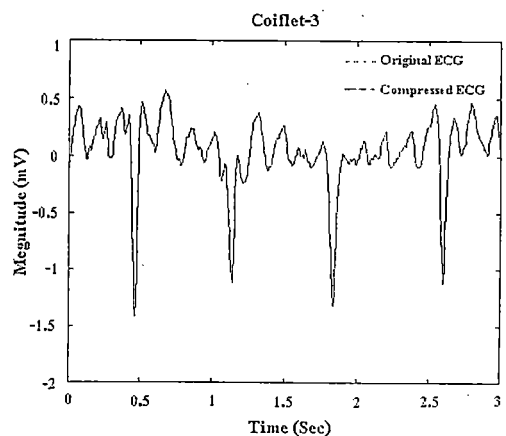
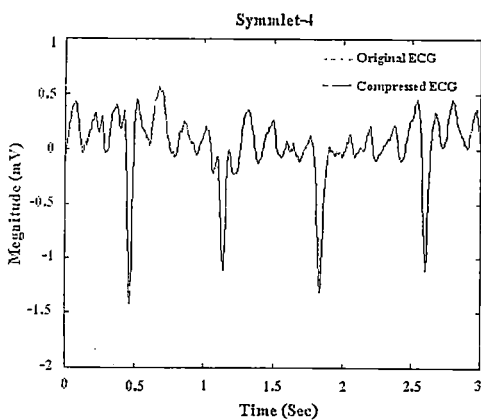


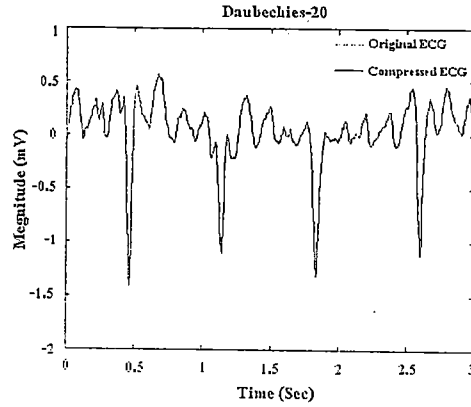
(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies

รูปที่ 6.27 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH

Record x_203 โดยใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet, Daubechies และ Symmlet ที่มีค่า NVM แตกต่างกัน

จากรูปที่ 6.27 จะพบว่าที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่าๆกันเวฟเล็ตชนิด Coiflet 1 และ Daubechies 4 จะให้ประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ต่ำกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ เมื่อพิจารณาเวฟเล็ตที่มีประสิทธิภาพสูงสุดของแต่ละตระกูลจากรูป 6.27 มาเปรียบเทียบกับกันปรากฏว่าเวฟเล็ตชนิด Symmlet 6 มีแนวโน้มว่าจะให้ประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ MIT-BIH Record x_203 ได้ดีกว่าเวฟเล็ตชนิดอื่นๆ



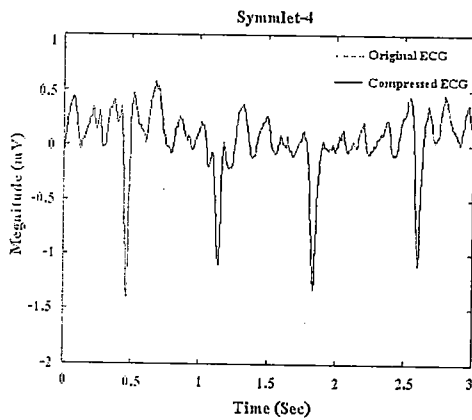


(ก) เวฟเล็ตชนิด Symmlet 4

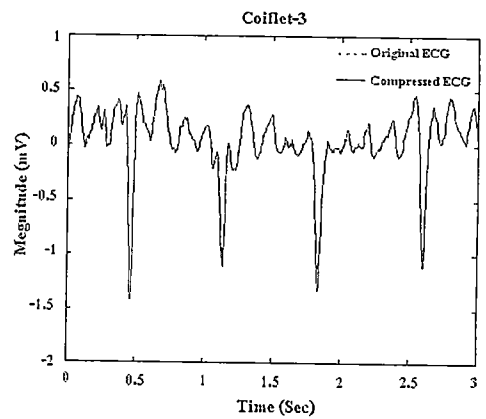
(ข) เวฟเล็ตชนิด Coiflet 3

(ค) ใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies 20

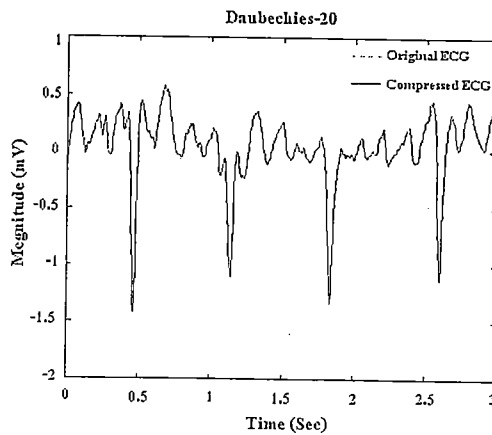
รูปที่ 6.28 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตเพื่อเกิดที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 3



(ก) ใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 4

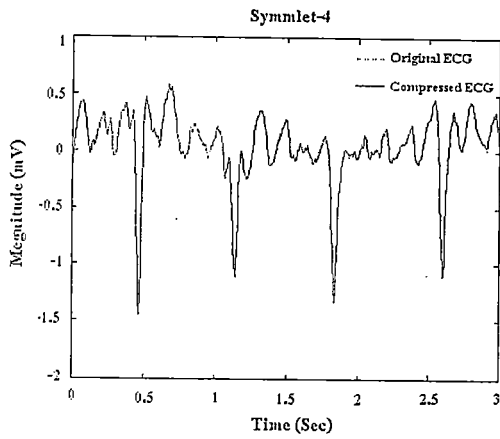


(ข) ใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet 3

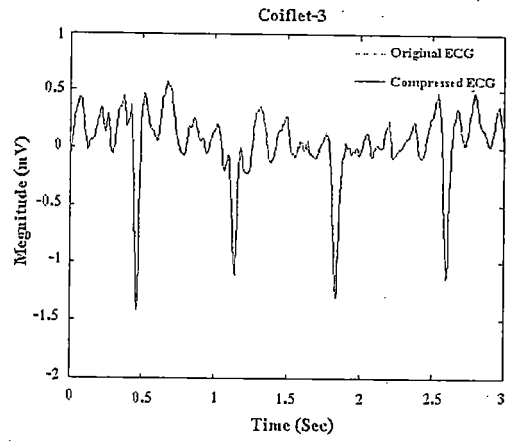


(ค) เวฟเล็ตชนิด Daubechies 20

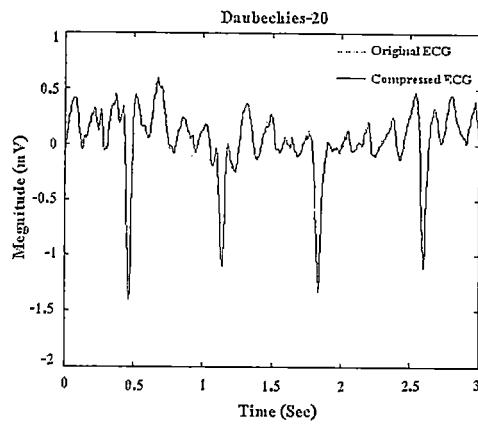
รูปที่ 6.29 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 5



(ก) ใช้เวฟเล็ตชนิด Symmlet 4

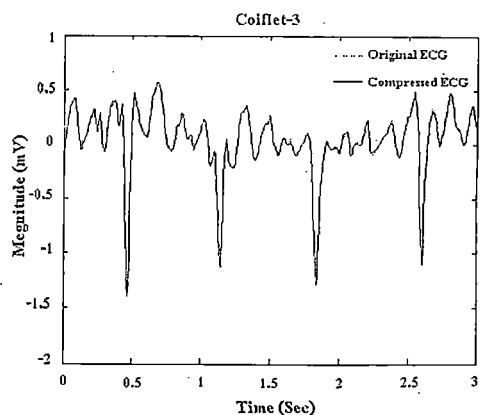
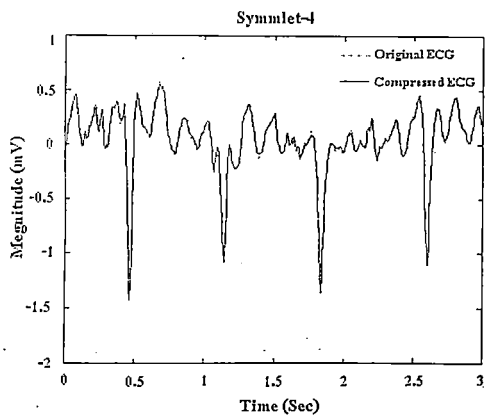


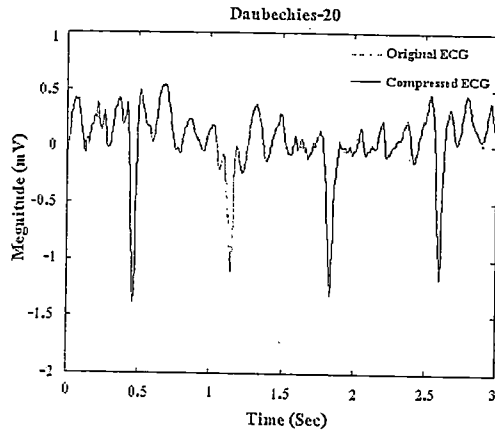
(ข) ใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet 3



(ค) ใช้เวฟเล็ตชนิด Daubechies 20

รูปที่ 6.30 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 7



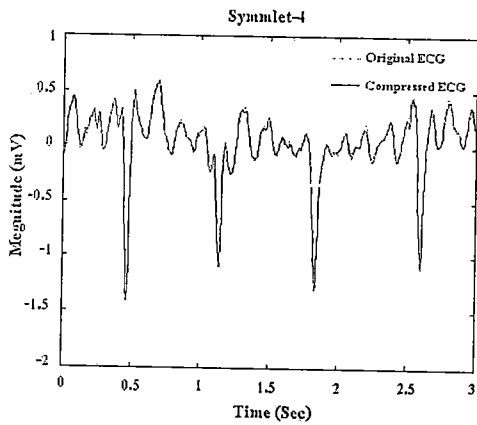


(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 4

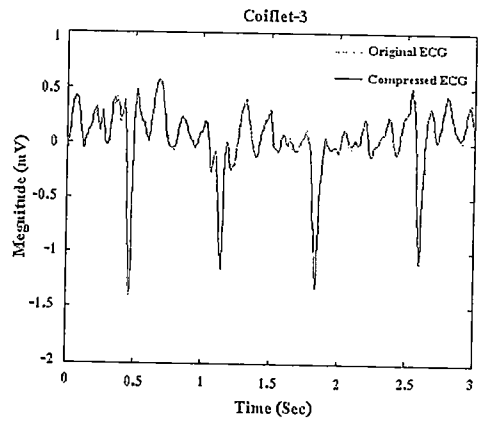
(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 3

(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 20

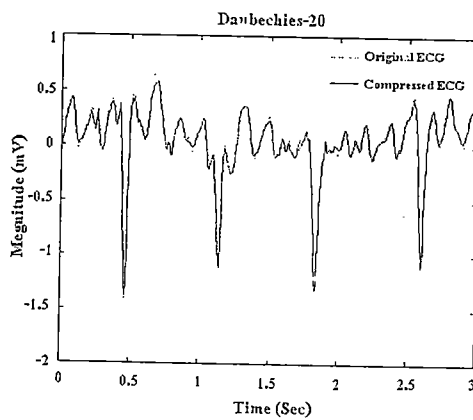
รูปที่ 6.31 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเลตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 9



(ก) ใช้เวฟเลตชนิด Symmlet 4



(ข) ใช้เวฟเลตชนิด Coiflet 3



(ค) ใช้เวฟเลตชนิด Daubechies 20

รูปที่ 6.32 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยแปลงเวฟเล็ตเพื่อเกิดที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 11

6.3.4 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างวิธีการวัดค่าเอนโทรปีกับวิธีการวัดค่า Rate-Distortion

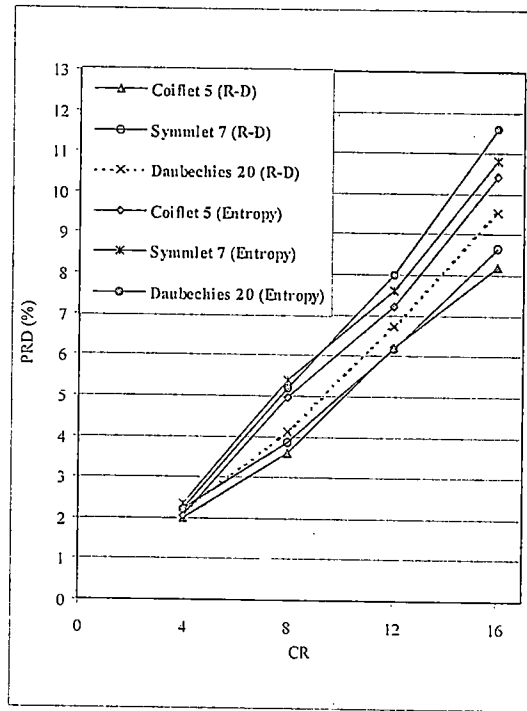
จากทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ตที่กล่าวไปแล้วในบทต้นๆจะพบว่าสิ่งหนึ่งที่ใช้ในการแสดงสัญญาณให้มีประสิทธิภาพนั้นสามารถกระทำได้โดยการหา the best wavelet packet tree สำหรับสัญญาณที่เข้ามา การหา the best wavelet packet tree ของสัญญาณนี้สามารถกระทำได้โดยการวัดค่าข้อมูลต่างๆให้น้อยที่สุดเช่นค่าเอนโทรปี ค่าความเพี้ยนและจำนวนบิต ทั้งนี้ก็เพื่อให้ได้สัญญาณที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

จากการทดลองและผลการทดลองที่ได้กล่าวมาข้างต้นนี้เป็นการทดสอบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตเพื่อเกิดด้วยวิธีการวัดค่า rate-distortion (ใช้ฟังก์ชันค่า Lagrangian ซึ่งสอดคล้องกับค่าอัตราบิตและค่าความเพี้ยน) เพื่อหา the best wavelet packet tree ซึ่งนอกจากวิธีการวัดค่า rate-distortion แล้วยังมีวิธีการหา the best wavelet packet tree ได้อีกวิธีหนึ่งก็คือการวัดค่าเอนโทรปี ดังนั้นในหัวข้อนี้จึงได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลด้วยการแปลงเวฟเล็ตเพื่อเกิดระหว่างวิธีการวัดค่า rate-distortion กับวิธีการวัดค่าเอนโทรปี ซึ่งในการทดลองนี้จะเลือกทดสอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ และคลื่นไฟฟ้าหัวใจในจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203

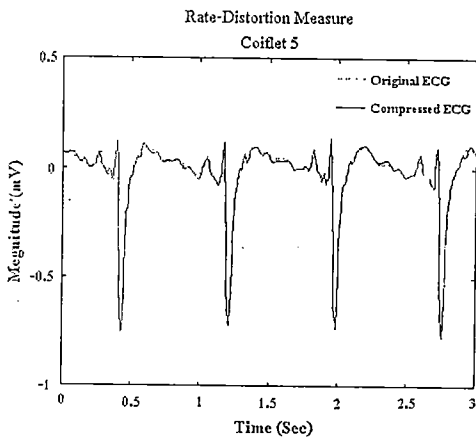
ตารางที่ 6.8 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ ระหว่างเวฟเล็ตเพื่อเกิดจากวิธีการวัดค่า rate-distortion กับวิธีการวัดค่าเอนโทรปี เมื่อใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet-5, Symmlet-7 และ Daubechies-20

CR	The best wavelet packet by rate-distortion measure			The best wavelet packet by entropy measure		
	Coiflet5	Symmlet7	Daubechies20	Coiflet5	Symmlet7	Daubechies20
	PRD (%)	PRD (%)	PRD (%)	PRD(%)	PRD (%)	PRD (%)
4	1.98	2.21	2.12	2.06	2.34	2.23
8	3.6	3.87	4.1	4.98	5.38	5.2
12	6.21	6.18	6.73	7.23	7.61	8
16	8.2	8.66	9.54	10.42	10.8	11.6

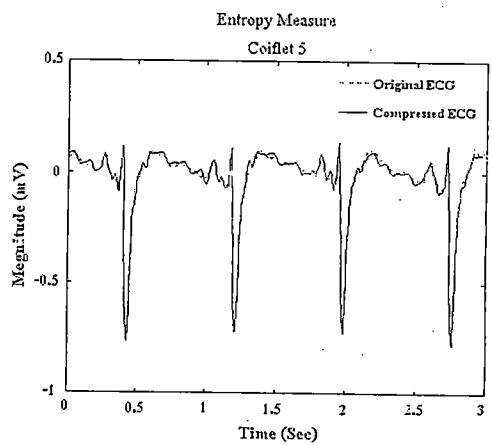
เมื่อนำผลการทดลองที่ได้จากตาราง 6.8 มาพล็อตกราฟเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูล ECG ของคนปกติระหว่างเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่า Rate-Distortion กับวิธีการวัดค่าเอนโทรปี จะปรากฏได้ดังรูปที่ 6.33



รูปที่ 6.33 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติระหว่างเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่า Rate-Distortion กับเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่าเอนโทรปี เมื่อใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet-5, Symmlet-7 และ Daubechies-20 (เมื่อ R-D คือวิธีการวัดค่า Rate-Distortion และ Entropy คือวิธีการวัดค่าเอนโทรปี)



(ก) วิธีการวัดค่า Rate-Distortion

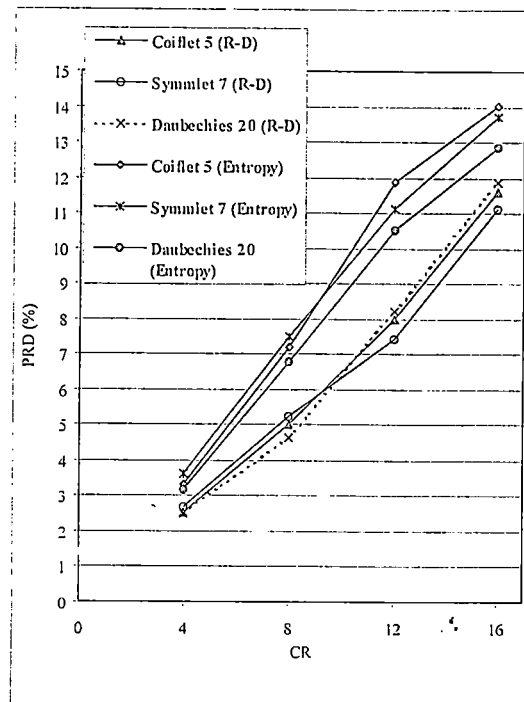


(ข) วิธีการวัดค่าเอนโทรปี

รูปที่ 6.34 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่า Rate-Distortion กับเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่าเอนโทรปี ที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 16

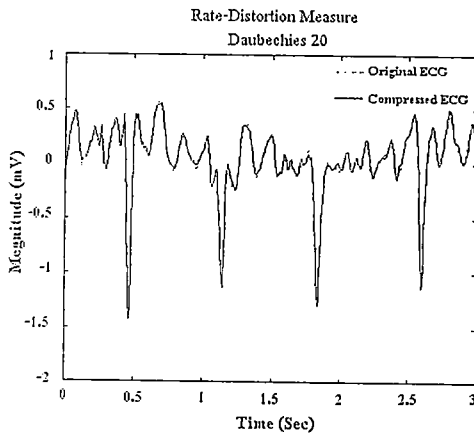
ตารางที่ 6.9 ประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia x_203 ระหว่างเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่า rate-distortion กับวิธีการวัดค่าเอนโทรปี เมื่อใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet-5, Symmlet-7 และ Daubechies-20

CR	The best wavelet packet by rate-distortion measure			The best wavelet packet by entropy measure		
	Coiflet5	Symmlet7	Daubechies20	Coiflet5	Symmlet7	Daubechies20
	PRD(%)	PRD (%)	PRD (%)	PRD(%)	PRD (%)	PRD (%)
4	2.51	2.67	2.48	3.3	3.6	3.18
8	5.03	5.22	4.63	7.2	7.5	6.8
12	8.0	7.43	8.2	11.87	11.12	10.52
16	11.6	11.12	11.86	14.03	13.7	12.85

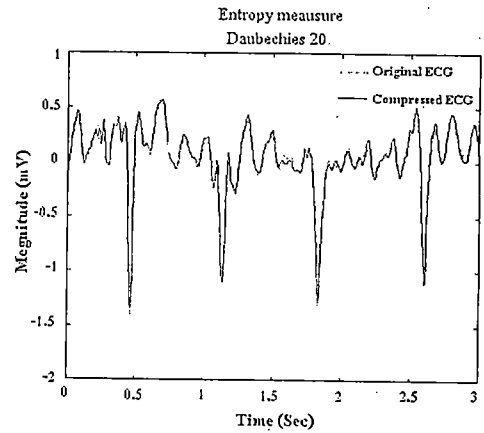


รูปที่ 6.35 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia x_203 ระหว่างเวฟเล็ตแพ็คเกจเกิดจากวิธีการวัดค่า Rate-Distortion กับ

เวฟเล็ตแพ็คเก็ตเกิดจากวิธีการวัดค่าเอนโทรปี เมื่อใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet-5, Symmlet-7 และ Daubechies-20 (เมื่อ R-D คือวิธีการวัดค่า Rate-Distortion และ Entropy คือวิธีการวัดค่าเอนโทรปี)



(ก) วิธีการวัดค่า Rate-Distortion



(ข) วิธีการวัดค่าเอนโทรปี

รูปที่ 6.36 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia x_203 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยเวฟเล็ตแพ็คเก็ตเกิดจากวิธีการวัดค่า Rate-Distortion กับเวฟเล็ตแพ็คเก็ตเกิดจากวิธีการวัดค่าเอนโทรปี ที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 12

จากผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ และคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_203 โดยการใช้การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตระหว่างเวฟเล็ตแพ็คเก็ตเกิดจากวิธีการวัดค่า rate-distortion กับเวฟเล็ตแพ็คเก็ตเกิดจากวิธีการวัดค่าเอนโทรปีจะพบว่าวิธีการวัดค่า rate-distortion มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการวัดค่าเอนโทรปี ทั้งนี้เนื่องจากวิธีการวัดค่า rate-distortion นี้สามารถหา the best wavelet packet tree สำหรับการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจได้เหมาะสมกว่าวิธีการวัดค่าเอนโทรปี กล่าวคือเมื่อนำสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตโดยใช้ฟังก์ชันการวัดค่า Lagrangian ในการหา basis tree (วิธีการวัดค่า rate-distortion) มาทำการควอนไทซ์และเข้ารหัสแล้วจะมีประสิทธิภาพสูงกว่าการนำสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตโดยใช้ฟังก์ชันการวัดค่าเอนโทรปีในการหา basis tree (วิธีการวัดค่าเอนโทรปี)

6.3.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ตกับวิธีการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย

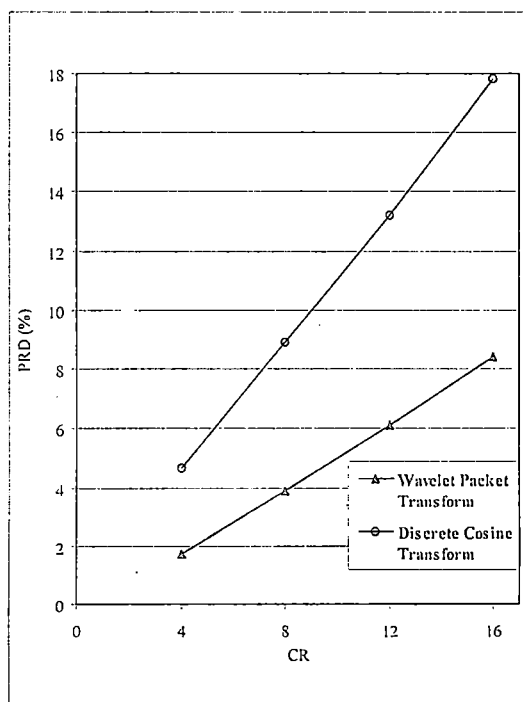
ในหัวข้อนี้จะเป็นการทดลองวัดประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเก็ต โดยจะนำไปเปรียบเทียบกับวิธีการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย เนื่องจากคลื่น

ไฟฟ้าหัวใจที่ทดสอบมีจำนวนมาก ดังนั้นในรายงานฉบับนี้จึงยกตัวอย่างมาเพียงบางคลื่นเท่านั้น ซึ่งคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่นำมาทดสอบในหัวข้อนี้จะเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติ ซึ่งผลการทดสอบจะแสดงดังตารางที่ 6.10

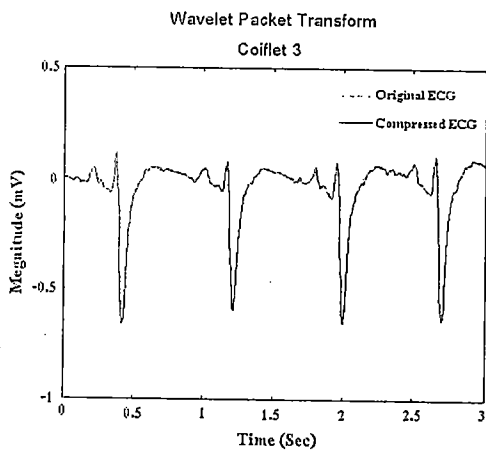
ตารางที่ 6.10 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead VI ระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับวิธีการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย

อัตราการบีบอัดข้อมูล (CR)	การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ (Wavelet Packet Transform)	การแปลงโคซายน์เต็มหน่วย (Discrete Cosine Transform)
4	1.72	4.65
8	3.89	8.92
12	6.12	13.2
16	8.42	17.84

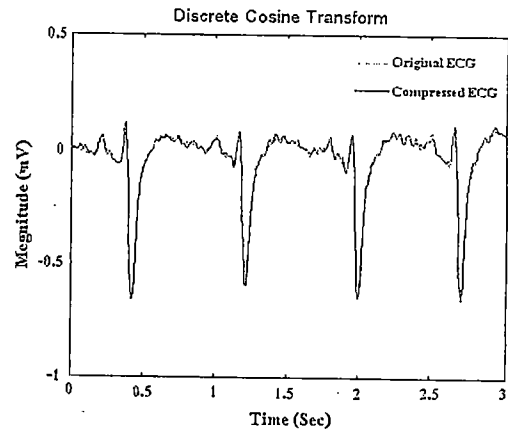
เมื่อนำผลการทดลองที่ได้จากตาราง 6.10 มาพล็อตกราฟเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูล ECG ของคนปกติระหว่างกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับกระบวนการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย จะปรากฏได้ดังรูปที่ 6.37



รูปที่ 6.37 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับวิธีการแปลงโคไซน์เต็มหน่วย

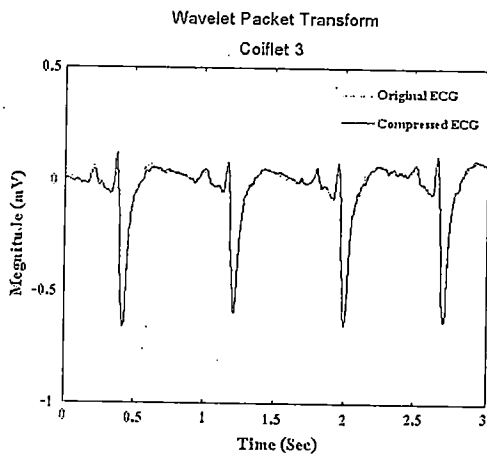


(ก) วิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ

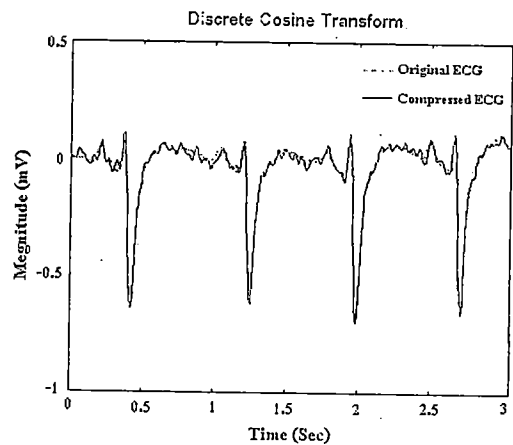


(ข) วิธีการแปลงโคไซน์เต็มหน่วย

รูปที่ 6.38 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจและวิธีการแปลงโคไซน์เต็มหน่วยที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8



(ก) วิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ



(ข) วิธีการแปลงโคไซน์เต็มหน่วย

รูปที่ 6.39 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V₁ ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจและวิธีการแปลงโคไซน์เต็มหน่วยที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 16

จากรูปที่ 6.37 จะเห็นได้ว่าที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากันวิธีการบีบอัดข้อมูลโดยใช้เวฟเล็ตแพ็คเกจจะมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการแปลงโคซายน์เต็มหน่วย และเมื่อเปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลของทั้งสองวิธีดังกล่าวที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8 และ 16 ปรากฏว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจจะมีความเพี้ยนเกิดขึ้นเฉพาะบางช่วงของสัญญาณ (Localize Error) แต่คลื่นไฟฟ้าหัวใจจากกระบวนการแปลงโคซายน์เต็มหน่วยจะมีความเพี้ยนเกิดขึ้นตลอดช่วงสัญญาณ (Globalize Error) ทำให้คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจสามารถรักษาสาระสำคัญของสัญญาณได้ดีกว่า

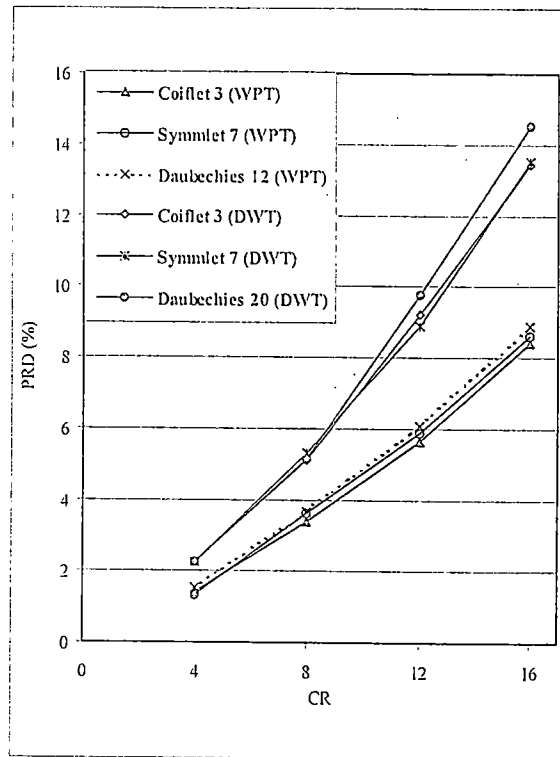
6.3.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ (WPT) กับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย (DWT)

การแปลงเวฟเล็ตจะแบ่งออกเป็นการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย (DWT) และการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ (WPT) สำหรับการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยนี้จะกำหนด basis function ที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลที่เข้ามา ส่วนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจจะทำการปรับเพื่อหา basis function ที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลที่เข้ามา โดยจะใช้การวัดค่าข้อมูลต่างๆ เช่นค่าเอนโทรปี ค่าอัตราบิดและค่าความเพี้ยนที่น้อยที่สุด ดังนั้นในหัวข้อนี้จึงได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับกระบวนการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย และเปรียบเทียบคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจต้นแบบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลของแต่ละกระบวนการที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆ ตลอดจนแสดง the best basis tree ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจที่อัตราการบีบอัดข้อมูลต่างๆ ให้พิจารณาด้วย

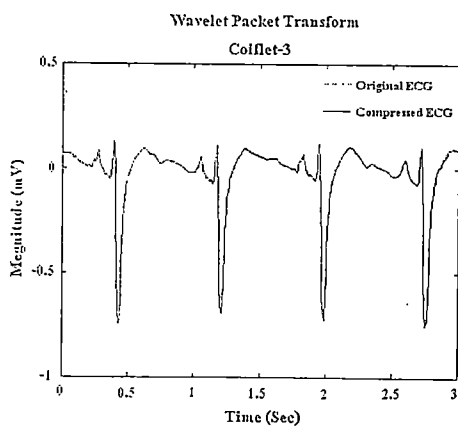
ตารางที่ 6.11 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในระบบ Unipolar Chest Lead V₁ ระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

CR	Wavelet Packet Transform			Discrete Wavelet Transform		
	Coiflet3	Symmlet7	Daubechies12	Coiflet3	Symmlet7	Daubechies12
	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)
4	1.4175	1.3298	1.5188	2.2566	2.2663	2.25
8	3.3934	3.6	3.6701	5.0918	5.2976	5.1602
12	5.6212	5.8654	6.0566	9.2199	8.8768	9.7756
16	8.4202	8.5934	8.8678	13.4233	13.4925	14.5243

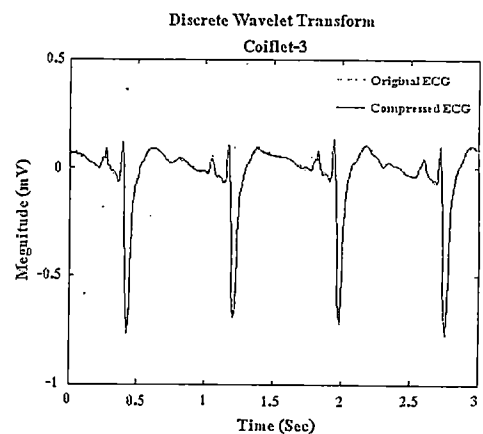
เมื่อนำผลการทดลองที่ได้จากตาราง 6.11 มาพล็อตกราฟเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูล ECG ของคนปกติระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย จะปรากฏได้ดังรูปที่ 6.40



รูปที่ 6.40 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจกับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย เมื่อใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet 3 Symmlet 7 และ Daubechies 12 (เมื่อ WPT คือการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ และ DWT คือการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย)

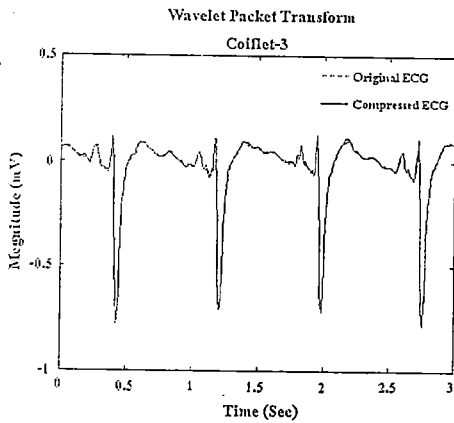


(ก) วิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ

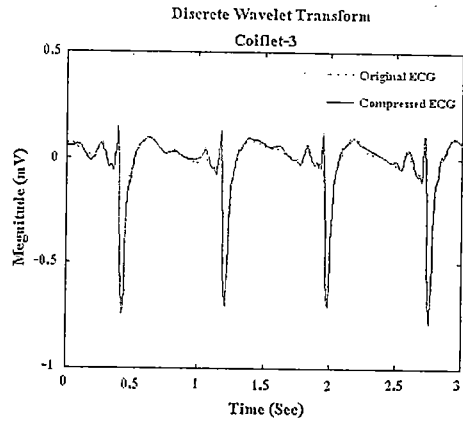


(ข) วิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

รูปที่ 6.41 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจและวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8

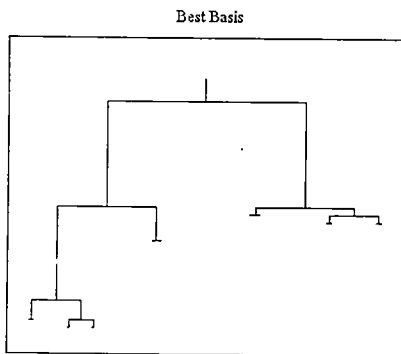


(ก) วิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ



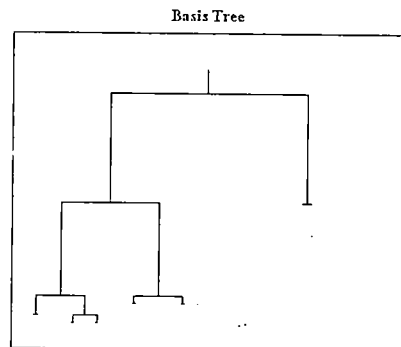
(ข) วิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

รูปที่ 6.42 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจและวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 16



(ก) อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8

กับ 16



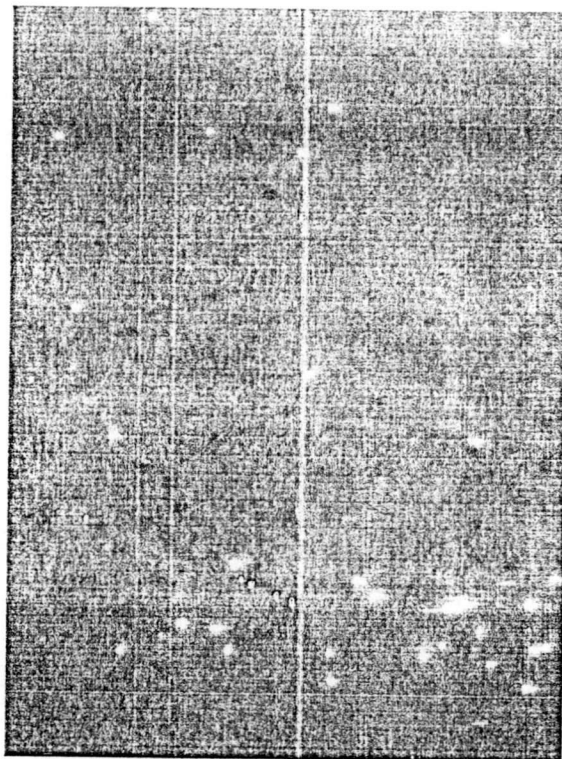
(ข) อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่า

รูปที่ 6.43 แสดง the best wavelet packet basis tree ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากคนปกติที่วัดในแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8 และ 16

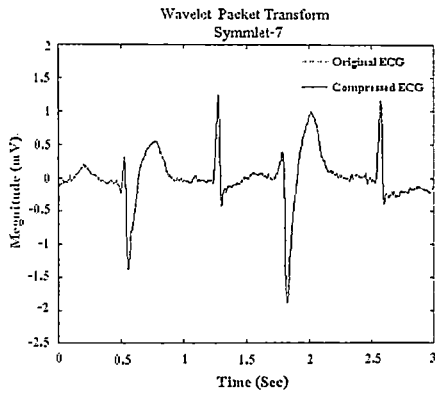
ตารางที่ 6.12 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตเพื่อแยกแยะกับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

CR	Wavelet Packet Transform			Discrete Wavelet Transform		
	Coiflet3	Symmlet7	Daubechies12	Coiflet3	Symmlet7	Daubechie12
	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)	PRD(%)	PRD (%)
4	1.2167	1.2286	1.3326	2.2318	2.2173	2.2295
8	3.0271	2.9429	3.112	3.9765	4.1679	4.0155
12	4.8286	4.7118	4.9736	6.5624	6.3508	6.535
16	7.8765	7.1167	7.5956	10.1876	8.8234	10.21

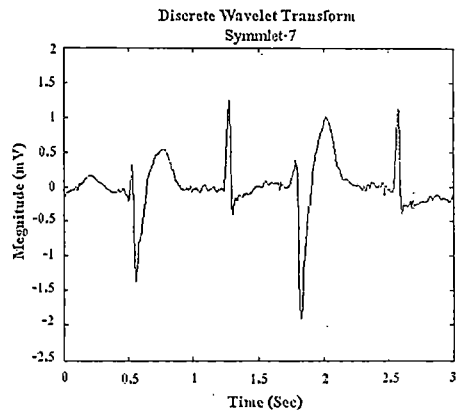
เมื่อนำผลการทดลองที่ได้จากตาราง 6.12 มาพล็อตกราฟเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูล ECG ของคนปกติระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตเพื่อแยกแยะกับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย จะปรากฏได้ดังรูปที่ 6.44



รูปที่ 6.44 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการบีบอัดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ตเพื่อแยกแยะกับวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย เมื่อใช้เวฟเล็ตชนิด Coiflet 3, Symmlet 7 และ Daubechies 12 (เมื่อ WPT คือการแปลงเวฟเล็ตเพื่อแยกแยะ และ DWT คือการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย)

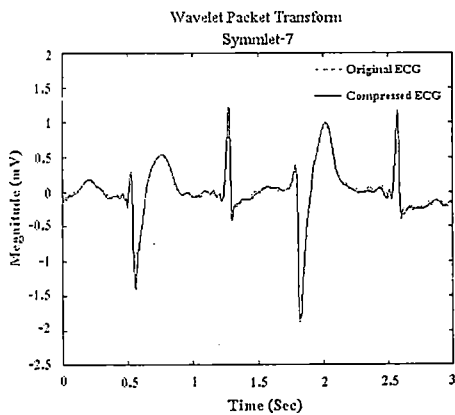


(ก) วิธีการแปลงเวฟเล็ตเพ็คเกต

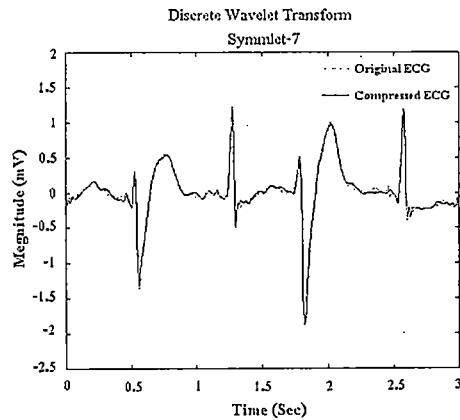


(ข) วิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

รูปที่ 6.45 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตเพ็คเกตและวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8

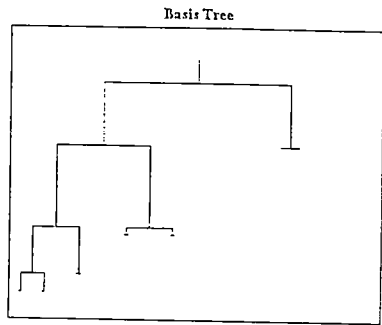


(ก) วิธีการแปลงเวฟเล็ตเพ็คเกต

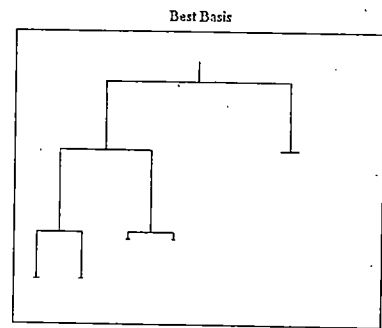


(ข) วิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย

รูปที่ 6.46 เปรียบเทียบคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่ผ่านการบีบอัดข้อมูลด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตเพ็คเกตและวิธีการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 16



(ก) อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8



(ข) อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 16

รูปที่ 6.47 แสดง the best wavelet packet basis tree ของคลื่น ไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH Record x_200 ที่อัตราการบีบอัดข้อมูลเท่ากับ 8 และ 16

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.11 และ ตารางที่ 6.12 จะพบว่ากระบวนการแปลงเวฟเลตแพ็คเกจจะมีประสิทธิภาพดีกว่ากระบวนการแปลงเวฟเลตเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform) ทั้งนี้เนื่องจากการแปลงเวฟเลตเต็มหน่วยจะกำหนด basis function ที่ใช้สำหรับแสดงข้อมูลที่ให้มา ทำให้เมื่อนำมาใช้ในการบีบอัดข้อมูลบางข้อมูลที่ให้มามีประสิทธิภาพไม่ดีเท่าที่ควร เนื่องจากแต่ละสัญญาณจะมีคุณสมบัติแตกต่างกัน ส่วนการแปลงเวฟเลตแพ็คเกจนั้นจะทำการปรับเพื่อหา basis function ที่ดีที่สุดสำหรับสัญญาณหรือข้อมูลที่ให้มาทำให้ เมื่อกระทำการบีบอัดข้อมูลแล้วจะมีประสิทธิภาพดีกว่ากระบวนการแปลงเวฟเลตเต็มหน่วย

บรรณานุกรม

- [1] Maher A. Sid-Ahmed, **Image Processing**, Singapore, McGraw-Hill, Inc. 1995.
- [2] W. J. Tompkins, **Biomedical Digital Signal Processing : C-Language Examples and Laboratory Experiments for the IBM PC**, Prentice Hall, 1993, pp. 30-43, pp.193-206.
- [3] H. Gharavi. **Conditional run-length and variable-length coding of digital picture**, IEEE Trans., Comm., COM-35(6):671-677, June 1987.
- [4] R. G. Gallager. **Variations on a theme by Huffman**, IEEE Trans. Inform. Theory, IT-25:668-674, Nov 1978.
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, **Digital Image Processing**, Addison – Wesley Publish Company, Inc.,1992.
- [6] M. Rabbani and P.W. Jones, “ **Digital Image Compression Techniques**”, vol. TT7 of SPIE Totorial Texts in Optical Engineering, SPIE Press, 1991.
- [7] J. Ziv and A. Lempel. “ **A universal algorithm for sequential data compression**” IEEE Trans. Inform. Theory, IT –23, pp337-343, 1997.
- [8] M. Rabbani and P. W. Jones, ”Digital Image Compression Techniques” SPIE Opt., Eng., vol. TT07, 1991, pp. 58-128.
- [9] M. J. Narasimha, **Quantization**, Avialable by [www.stanford.edu/var/dir.classes.html](http://www.stanford.edu/var/dir/classes.html), EE374 – Winter, 1999-2000.
- [10] S. P. Lloyd, “ **Least Squares Quantization in PCM**” IEEE Trans. on Inform. Theory, vol.IT-28, Mar 1892, pp. 129-137.
- [11] J. Max, “ **Quantizing for Minimum Distortion**” IRE Trans. on Inform. Theory, vol.IT-6, Mar 1960, pp. 7-12.
- [12] Michel Misiti, Yves Misiti, Georges Oppenheim, Jean-Michel Poggi, **Wavelet Toolbox For use with MATLAB**, The MathWorks, Inc., March 1996.
- [13] I. Daubechies, **Ten Lectures on Wavelets**, CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics, SIAM, Vol.16, pp. 195-199., 1992.
- [14] Mallat, S, (1989), “ **A theory for multiresolution signal decomposition the wavelet representation**” IEEE Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 11, no. 7, pp.674-693.
- [15] R.L. Motard and B. Joseph, **Wavelet Applications Chemical Engineering**. Kluwer Academic Publishers., Boston, 1994.

- [16] G.Strang, T.Nguyen, **Wavelets and Filter Banks**, Massachusetts, Wellesley-Cambridge Press, 1997.
- [17] C. Sidney Burrus, Ramesh A, Gopinath, and Haitao Guo, **Introduction to Wavelet and Wavelet Transforms**, Rice University Houston, Texas, 1997.
- [18] Mac A. Cody 2, **The wavelet packet transform extending the wavelet transform**,
Avialable by <http://www.dfw.net/~mcody/wpt/node1.html>.
- [19] K. Ramchandran and M. Vetterli, “ **Best wavelet packet Bases in a Rate-Distortion Sense**” IEEE Trans. On image processing, 1992.
- [20] MIT-BIH Arrythmia Database. Harvard – MIT Division of Health Sciences and Technology. Cambridge, MA.