



รายงานการวิจัย

การบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย
แบบแอนดรอยด์ต้นทุนต่ำ
(ECG Signal Compression for Low-cost Android-Based
Wireless Sensor Network)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจาก
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ผลงานวิจัยเป็นความรับผิดชอบของหัวหน้าโครงการวิจัยแต่เพียงผู้เดียว



รายงานการวิจัย

การบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย
แบบแอนดรอยด์ต้นทุนต่ำ
(ECG Signal Compression for Low-cost Android-Based
Wireless Sensor Network)

คณะผู้วิจัย

หัวหน้าโครงการ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ เรืออากาศเอก ดร. ประโยชน์ คำสวัสดิ์
สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม
สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ปีงบประมาณ พ.ศ. 2560
ผลงานวิจัยเป็นความรับผิดชอบของหัวหน้าโครงการวิจัยแต่เพียงผู้เดียว

เมษายน 2562

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้ให้ทุนอุดหนุนการวิจัย ประจำปีงบประมาณ 2560

ผู้วิจัยขอขอบคุณ เจ้าหน้าที่ของสถานวิจัยสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์และสถาบันวิจัยพัฒนา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้ให้ความสะดวกในด้านข้อมูล งานเอกสารแบบฟอร์มต่าง ๆ ที่ต้องใช้ในการดำเนินโครงการวิจัย จนทำให้งานเอกสารที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ดำเนินไปได้ด้วยดี

ผู้วิจัยขอขอบคุณ นายเกริกฤทธิ์ ศรีเคน นักศึกษาปริญญาโท สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้ช่วยงานวิจัย เก็บข้อมูลการทดลอง จนทำให้งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วง

ประโยชน์ คำสวัสดิ์

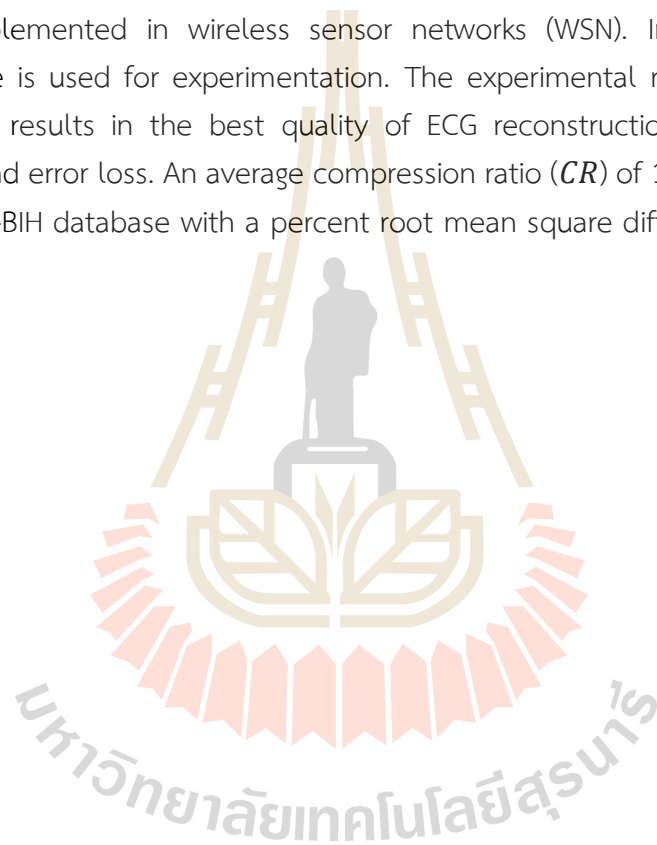


บทคัดย่อ

รายงานวิจัยฉบับนี้นำเสนอ การพัฒนาเทคนิคการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram; ECG) โดยใช้การแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (Discrete wavelet transform; DWT) การทำงานของอัลกอริทึมเริ่มจากการประยุกต์ใช้วิธีการแปลงเวฟเลตในการแยกองค์ประกอบความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลตที่เป็นองค์ประกอบแบนด์ย่อยความถี่ต่ำและแบนด์ย่อยความถี่สูง จากนั้นจะทำการปรับลดจำนวนของสัมประสิทธิ์ในแบนด์ย่อยความถี่สูงที่มีค่าสัมประสิทธิ์ต่ำกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ให้เป็นศูนย์และทำการบีบอัดค่าสัมประสิทธิ์การแปลงทั้งหมดด้วยการเข้ารหัสแบบ Run-length encoding (RLE) ซึ่งเป็นเทคนิคการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียที่มีการประมวลผลไม่ซับซ้อน ผู้วิจัยได้ทดสอบอัลกอริทึมเพื่อเลือกใช้วิธีการแปลงสัญญาณและระดับการแปลงที่เหมาะสมโดยพบว่า อัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเลต 3 ระดับและการเข้ารหัสแบบ RLE สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายได้เนื่องจากมีประสิทธิภาพสูงและเหมาะกับระบบสมองกลฝังตัวในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายซึ่งมีทรัพยากรที่จำกัด การทดสอบดังกล่าวได้ประยุกต์ใช้ข้อมูลสัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database ผลการทดลองได้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่นำเสนอทั้งในด้านของอัตราการบีบอัดสัญญาณ โดยจากการทดสอบโดยข้อมูลจำนวน 6 ชุดจาก MIT-BIH Database พบว่ามีค่าเฉลี่ยของอัตราการบีบอัด CR เท่ากับ 11.508:1 และมีค่าคุณภาพ PRD (%) เฉลี่ยเท่ากับ 4.76% รายละเอียดในด้านคุณภาพของสัญญาณและค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการบีบอัดสัญญาณได้นำเสนอไว้แล้วในรายงานฉบับนี้

Abstract

This research project presents a new improved Electrocardiogram (ECG) compression technique using discrete wavelet transform. The discrete wavelet transform (DWT) decomposes an ECG signal into its high and low frequency subbands by use of the scaling and wavelet functions. ECG signal compression is achieved by first truncating small-valued of wavelet coefficients below a threshold and then efficiently encoding them by using run-length encoding (RLE). RLE is a very simple form of data lossless compression technique. From the analysis, the ECG compression algorithm based on 3-level DWT and RLE was selected as a project prototype algorithm due to it produced better performance. This algorithm is also suitable to be implemented in wireless sensor networks (WSN). In this work, MIT-BIH Arrhythmia database is used for experimentation. The experimental results show that the proposed algorithm results in the best quality of ECG reconstruction signal in terms of compression ratio and error loss. An average compression ratio (*CR*) of 11.508:1 was achieved for 6 records of MIT-BIH database with a percent root mean square difference (*PRD*) as low as 4.76%.



สารบัญ

| เรื่อง | หน้า |
|---|-----------|
| กิตติกรรมประกาศ..... | ก |
| บทคัดย่อ..... | ข |
| Abstract..... | ค |
| สารบัญ..... | ง |
| สารบัญตาราง..... | จ |
| สารบัญรูป..... | ช |
| บทที่ 1 บทนำ..... | 1 |
| 1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา..... | 1 |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย..... | 2 |
| 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย..... | 2 |
| 1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัยและสถานที่วิจัย..... | 2 |
| 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ..... | 3 |
| บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง..... | 4 |
| 2.1 บทนำ..... | 4 |
| 2.2 เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless sensor network)..... | 4 |
| 2.3 การแปลงเวฟเลต (Wavelet transform)..... | 6 |
| 2.3.1 การแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (Discrete wavelet transform; DWT)..... | 7 |
| 2.3.2 สเกลลิงฟังก์ชัน (Scaling function)..... | 9 |
| 2.3.3 เวฟเลตฟังก์ชัน (Wavelet function)..... | 9 |
| 2.3.4 การแปลงกลับเวฟเลตแบบดิสครีต (Inverse Discrete wavelet transform; IDWT)..... | 10 |
| 2.4 สรุป..... | 10 |
| บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย..... | 11 |
| 3.1 บทนำ..... | 11 |
| 3.2 การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ..... | 11 |
| 3.2.1 การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงโคไซน์แบบ | |

| | |
|--|-----------|
| ดีสครีต | 17 |
| 3.2.2 การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเล็ต | 18 |
| 3.3 การประเมินประสิทธิภาพของการบีบอัดสัญญาณ..... | 22 |
| 3.5 สรุป | 24 |
| บทที่ 4 ผลการวิจัย | 25 |
| 4.1 บทนำ | 25 |
| 4.2 การทดสอบคุณภาพของสัญญาณที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีต | 25 |
| 4.3 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT และ การแปลง DWT | 28 |
| 4.3.1 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DCT | 29 |
| 4.3.2 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 2 ระดับ | 33 |
| 4.3.3 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับ..... | 36 |
| 4.3.4 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 4 ระดับ..... | 40 |
| 4.3.5 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 2 ระดับและ RLE..... | 45 |
| 4.3.6 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับและ RLE..... | 52 |
| 4.3.7 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 4 ระดับและ RLE..... | 60 |
| 4.4 ผลการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย | 67 |
| 4.5 สรุป | 70 |
| บทที่ 5 บทสรุป..... | 71 |
| 5.1 สรุป | 71 |
| 5.2 แนวทางการวิจัยและพัฒนาต่อไปในอนาคต..... | 72 |
| บรรณานุกรม | 73 |
| ภาคผนวก ก. | 74 |
| ประวัตินักวิจัย..... | 81 |

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

ปัจจุบันนี้ เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์ เทคโนโลยีการสื่อสารโทรคมนาคมและเครือข่ายคอมพิวเตอร์มีความเจริญรุดหน้าไปมาก การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีสื่อสารโทรคมนาคมในการให้บริการทางการแพทย์เพื่อให้การเข้าถึงบริการเป็นไปอย่างทั่วถึงและรวดเร็วที่เรียกว่า การแพทย์ทางไกล (Telemedicine) ได้รับความสนใจเป็นอย่างมากและถูกนำมาใช้งานอย่างกว้างขวาง เนื่องจากเหตุผลทั้งทางด้านเทคโนโลยีที่มีประสิทธิภาพมากขึ้นในราคาที่ถูกลงและทางด้านความต้องการของผู้ใช้งานมากขึ้นด้วย ประกอบกับประเทศไทยได้เข้าสู่สังคมผู้สูงอายุ ประชากรที่มีอายุยืนขึ้น จำนวนผู้สูงอายุมากขึ้น ซึ่งหมายถึงกลุ่มคนที่ต้องการการดูแลทางการแพทย์มีจำนวนมากขึ้นทั้งในเขตเมืองและในชนบท การให้บริการการแพทย์ทางไกลจึงสามารถตอบสนองความต้องการนี้ได้ อย่างไรก็ตาม องค์ประกอบสำคัญที่จะช่วยทำให้การแพทย์ทางไกลประสบความสำเร็จและมีประสิทธิภาพสูงสุดนั้นต้องประกอบด้วยสองส่วนคือ การบริหารจัดการและเทคโนโลยี ซึ่งเทคโนโลยีสื่อสารโทรคมนาคมและเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายถือว่าเป็นเทคโนโลยีที่มีบทบาทที่สำคัญมากต่อการแพทย์ทางไกล

เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless sensor network) เป็นการเชื่อมต่อโหนดของเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless sensor node) หลาย ๆ โหนดเข้าด้วยกันให้เป็นลักษณะของเครือข่าย (network) ตามโครงสร้างของเครือข่าย (Topology network) ที่ได้กำหนดขึ้น โดยองค์ประกอบหลักของโหนดเซ็นเซอร์ไร้สายคือ ตัวเซ็นเซอร์ (sensors) อุปกรณ์สื่อสารไร้สาย โมโครคอนโทรลเลอร์ และแบตเตอรี่ขนาดเล็ก ข้อมูลต่าง ๆ ที่ตรวจวัดได้จากโหนดเซ็นเซอร์ต่าง ๆ จะถูกรวบรวมโดยสถานีฐาน (Base station หรือ Sink node) จากนั้นสถานีฐานจะทำการส่งข้อมูลมายังศูนย์กลางการควบคุมโดยผ่านเครือข่ายไร้สาย ซึ่งข้อมูลจะมีขนาดมากขึ้นตามจำนวนของโหนดเซ็นเซอร์ที่มากขึ้นและทำให้เกิดปัญหาคอขวด (Bottlenecks) ในการส่งข้อมูลและเกิดปัญหาการจัดเก็บข้อมูลตามมา วิธีการแก้ปัญหาคอขวดของข้อมูลสัญญาณต่าง ๆ ที่ได้จากการตรวจวัดโดยเซ็นเซอร์และส่งผ่านเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายสามารถแก้ไขได้โดยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการบีบอัดสัญญาณ (signal compression technology) ซึ่งมีทั้งการบีบอัดแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless compression) และการบีบอัดแบบมีการสูญเสีย (Lossy compression) ซึ่งเทคโนโลยีดังกล่าวจะทำให้ข้อมูลที่ได้หลังการบีบอัดมีขนาดเล็กลง จึงทำให้สามารถส่งผ่านเครือข่ายไร้สายได้รวดเร็วมากขึ้น ในขณะที่เดียวกันวิธีการดังกล่าวยังจะช่วยให้แต่ละโหนดของเซ็นเซอร์ไร้สายมีอายุการใช้งาน (Lifetime) ที่ยาวนานขึ้น เนื่องจากสามารถลดการใช้พลังงานในการส่งข้อมูลและสามารถผ่านพื้นที่จำกัดเกี่ยวกับขนาดของแบนด์วิดท์ (Bandwidth) ที่ใช้ในการรับ-ส่งข้อมูลในเครือข่ายไร้สายได้อีกด้วย

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจะนำเสนอการใช้เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายที่ประยุกต์ใช้แอปพลิเคชันบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ (Android operating system) ในการเชื่อมต่อกับเซ็นเซอร์ตรวจวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG Sensor) ผ่านเครือข่ายระบบประมวลผลแบบกลุ่มเมฆในการแสดงผลการตรวจวัดสัญญาณ ECG โดยโปรแกรมแอนดรอยด์ประยุกต์ (Android application) จะสามารถแสดงผล บันทึกลง และสามารถส่งผลการตรวจวัดสัญญาณ ECG ผ่านเครือข่ายสื่อสารโทรคมนาคมได้อย่างสะดวกรวดเร็ว ซึ่งในงานวิจัยนี้จะทำการทดสอบผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ตเพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริง ซึ่งจะสามารถช่วยให้บริการทางการแพทย์และสุขภาพมีความสะดวกสบายมากขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อดำเนินการออกแบบฮาร์ดแวร์สำหรับบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายแบบต้นทุนต่ำโดยการประยุกต์ใช้อุปกรณ์แอนดรอยด์ในการแสดงผลข้อมูล
2. เพื่อดำเนินการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย
3. เพื่อสร้างชุดต้นแบบอุปกรณ์ตรวจวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีเทคโนโลยีการบีบอัดข้อมูลสำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย
4. เพื่อพัฒนาโปรแกรมแอนดรอยด์ประยุกต์ที่สามารถตรวจสอบสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ต

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. ทำการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG
2. ทำการพัฒนาการบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย

1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัยและสถานที่ทำการวิจัย

วิธีการดำเนินงานวิจัย: มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. ศึกษาเทคโนโลยีเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย และระบบสมองกลฝังตัว
2. ศึกษาข้อมูลทางด้านฮาร์ดแวร์ในการออกแบบมอดูลการการบีบอัดสัญญาณ ECG
3. ดำเนินการออกแบบเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายที่ประยุกต์ใช้ระบบสมองกลฝังตัวในการควบคุม
4. ดำเนินการออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมการการบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายแบบแอนดรอยด์ต้นทุนต่ำ

5. ดำเนินการทดสอบและพัฒนาชุดต้นแบบมอดูลการบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายและทดสอบกับฐานข้อมูล MIT/BIH Arrhythmia database [20]

6. ทำการเก็บข้อมูลผลการทดสอบ วิเคราะห์ผลและจัดทำรายงานการวิจัย

สถานที่วิจัย:

- อาคารเครื่องมือ 4 ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้องค์ความรู้ในด้านการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG
2. ได้แนวทางในการบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย
3. ได้บทความวิจัย เผยแพร่ในการประชุมวิชาการหรือวารสารระดับชาติ และ/หรือ นานาชาติ
4. ได้องค์ความรู้ที่ได้จากการวิจัย สำหรับนำไปใช้ในการเรียนการสอนนักศึกษาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคมทั้งในระดับปริญญาตรีและปริญญาโทเพื่อเป็นแนวทางสำหรับการวิจัยต่อไปในอนาคต
5. ได้นักวิจัยรุ่นใหม่ที่มีการเรียนรู้ในด้านของเทคโนโลยีการบีบอัดข้อมูล



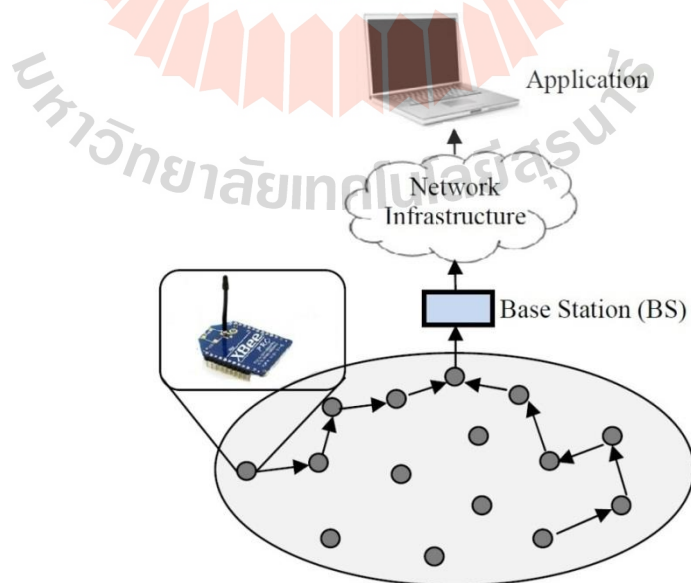
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึง ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งประกอบด้วยเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless sensor network) โดยจะให้รายละเอียดของเทคโนโลยีไร้สาย Zigbee ที่ใช้ในการสร้างเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย จากนั้นจะกล่าวถึงหลักการสำคัญของการแปลงเวฟเลต (Wavelet transform) ที่จะใช้ในการแปลงสัญญาณก่อนจะทำการบีบอัดข้อมูล

2.2 เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless Sensor Network)

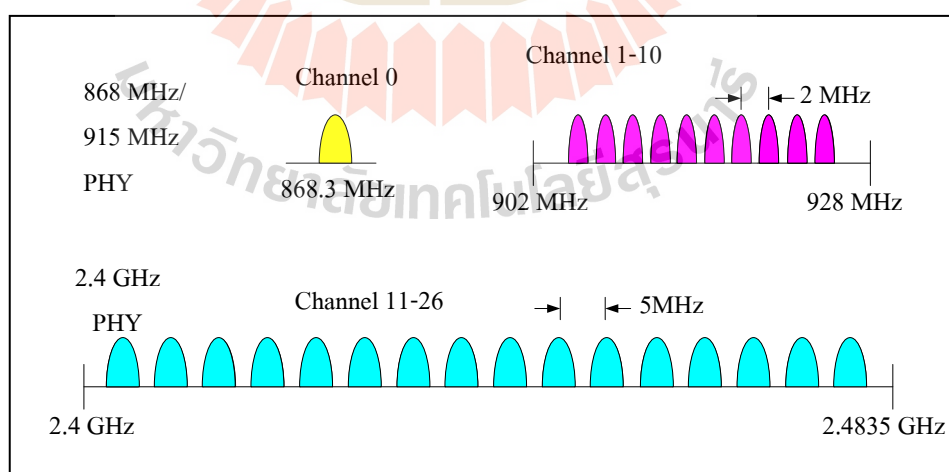
การสื่อสารไร้สายผ่านเครือข่าย ZigBee เป็นเทคโนโลยีที่ถูกคิดค้นขึ้นสำหรับการสื่อสารในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless Sensor network) ที่ใช้อัตราการส่งข้อมูลต่ำโดยเฉพาะ โดยชุดอุปกรณ์มีราคาถูกและประหยัดพลังงาน [6], [7] และถูกพัฒนาขึ้นเพื่อใช้เป็นเครือข่ายส่วนบุคคลแบบไร้สาย (Wireless Personal Area Network, WPAN) โดยมีแอปพลิเคชันรองรับจำนวนมาก เครือข่ายไร้สาย ZigBee ลักษณะนี้ได้ถูกนำมาใช้สำหรับการสื่อสารระหว่างเครื่องตรวจวัดหรือตัวเซ็นเซอร์ที่ต้องการสื่อสารแบบไร้สายเพื่อลดความยุ่งยากซับซ้อนสำหรับการติดตั้ง เช่น การสร้างระบบเครือข่ายอัตโนมัติ ระบบรักษาความปลอดภัยภายในบ้าน ระบบเครือข่ายในโรงงานอุตสาหกรรม ระบบเครือข่ายตรวจสอบรถบรรทุกภายในเหมืองแร่ ระบบเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายสำหรับการตรวจวัดค่าสภาพแวดล้อมในแปลงเกษตรกรรม ระบบเฝ้าระวังการเกิดน้ำท่วม ระบบเฝ้าระวังการเกิดดินถล่มและระบบเฝ้าระวังการเกิดไฟป่า เป็นต้น แผนภาพเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย

เมื่อเปรียบเทียบเทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายบนเครือข่ายไร้สายแบบต่าง ๆ ที่มีการใช้งานจริงในปัจจุบันพบว่า ระบบเครือข่ายไร้สายที่ใช้เทคโนโลยี ZigBee มีความซับซ้อนน้อยกว่า ใช้ทรัพยากรน้อยกว่าและที่สำคัญคือ เป็นมาตรฐานการสื่อสารไร้สายที่ใช้เทคโนโลยี IEEE 802.15.4 สำหรับการรับส่งข้อมูลเบื้องต้นในวงจรเครื่องรับวิทยุ (Physical Layer) และการควบคุมการรับส่ง (Link Layer) ซึ่งมีช่องสัญญาณย่านความถี่ที่สามารถใช้งานได้มี 3 ย่านความถี่ โดยแต่ละย่านความถี่ยังแบ่งออกเป็นช่องสัญญาณต่าง ๆ มีอัตราการการรับส่งข้อมูลที่มีความเร็วประมาณ 20 – 250 กิโลบิตต่อวินาที (kbps) ระยะทางในการติดต่อสื่อสารประมาณ 10 – 1,500 เมตร และความสามารถในการปรับแต่งเครือข่ายและความปลอดภัยของระบบที่ดี ระบบเครือข่าย ZigBee มีช่องสัญญาณย่านความถี่สำหรับการทำงานเป็น 3 ย่านความถี่ คือ 2.4 GHz, 915 MHz และ 868 MHz ในแต่ละย่านความถี่จะมีจำนวนช่องสัญญาณที่กำหนดอยู่ช่วงหนึ่ง ซึ่งย่านความถี่ 2.4 GHz จะมีช่องสัญญาณ 16 ช่องและมีย่านความถี่ที่สามารถใช้งานได้ในประเทศไทย

Zigbee มาตรฐานสากล กำหนดโดย Zigbee Alliance [REF XXX] เป็นการสื่อสารแบบไร้สายที่มีอัตราการรับส่งข้อมูลต่ำ ใช้พลังงานต่ำและราคาถูก Zigbee ได้ถูกกำหนดย่านความถี่ใช้งานตามมาตรฐานไว้ 3 ย่านความถี่คือ ย่าน 2.4 GHz, ย่าน 915 MHz และย่าน 868 MHz โดยแต่ละย่านจะมีช่องสัญญาณ 16 ช่อง, 10 ช่อง และ 1 ช่อง ตามลำดับ ดังแสดงรูปที่ 2.2 ส่วนอัตรารับส่งข้อมูลจะอยู่ที่ 250 Kbps , 40 Kbps , 20 Kbpsตามลำดับเช่นกัน โดยในพื้นที่โล่งระยะสื่อสารประมาณ 200 เมตร สำหรับในอาคารมีระยะสื่อสารประมาณ 30 เมตร สามารถเพิ่มระยะสื่อสารได้โดยการเพิ่ม Intermediate Node หรือ Router ในเครือข่ายไร้สายดังกล่าว



รูปที่ 2.2 ย่านความถี่ใช้งานตามมาตรฐาน Zigbee

การทำงานของ Zigbee แบ่งออกได้เป็น 3 รูปแบบ ดังต่อไปนี้

- 1) Coordinator มีหน้าที่สร้างการสื่อสาร เชื่อมโยงเครือข่าย ระหว่าง End Device กับ Router หรือ Coordinator กับ Coordinator ด้วยกัน หรือ Coordinator กับ Router กำหนดตำแหน่งที่อยู่ ให้กับอุปกรณ์ที่อยู่ในเครือข่าย ไม่ให้ซ้ำกัน ดูแลจัดการเรื่องการจัดการ เส้นทาง ซึ่งเทียบได้กับ FFD
- 2) End Device เป็นอุปกรณ์ปลายทางสุด ซึ่งจะใช้รับสัญญาณจากเซ็นเซอร์ที่ปลายทาง โดยที่ใช้พลังงานต่ำในการทำงาน เทียบได้กับ RFD หรือ FFD บางกรณี ขึ้นอยู่กับเซ็นเซอร์ที่ใช้
- 3) Router มีหน้าที่ รับส่งข้อมูล ในเส้นทางต่าง ๆ ของเครือข่ายและหาเส้นทางที่ใกล้ที่สุดซึ่งจะต้องใช้เวลาที่น้อยที่สุด

2.3 การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform)

การแปลงเวฟเลต (อรรถจักร จิตตภักตร์, 2552) เป็นแนวความคิดใหม่ที่เพิ่งเกิดขึ้น ซึ่งถูกคิดค้นขึ้นมาเพื่อใช้กับสัญญาณหรือสัญญาณภาพที่ต้องการข้อมูลทางด้านเวลาและความถี่ โดยใช้หลักในการแทนคลื่นใด ๆ ด้วยคลื่นเล็ก ๆ ที่มีความยาวและพลังงานจำกัดทำให้ได้ทั้งเวลาและความถี่ของคลื่นใด ๆ นั้น การแปลงเวฟเลตได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อใช้ในการแก้ไขปัญหาที่ไม่สามารถกระทำได้ใน การแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform) บ่อยครั้งที่การแปลงเวฟเลตถูกนำไปเปรียบเทียบกับ การแปลงฟูเรียร์ จุดแตกต่างหลักของการแปลงทั้งสอง คือ การแปลงเวฟเลตเป็นการพิจารณาความถี่ที่เกิดขึ้นในแต่ละช่วงเวลา ทำให้ผลลัพธ์การแปลงที่ได้ให้ข้อมูลทั้งในแกนเวลาและแกนความถี่ ในขณะที่การแปลงฟูเรียร์เป็นการพิจารณาความถี่โดยรวมตลอดสัญญาณอินพุต อย่างไรก็ตามมีความพยายามที่จะเปรียบเทียบการแปลงเวฟเลตกับการแปลงฟูเรียร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ (Short Time Fourier Transform; STFT) ซึ่งพิจารณาข้อมูลทั้งเวลาและความถี่โดยอาศัยการเลื่อนหน้าต่างเพื่อทำการแปลง เมื่อเปรียบเทียบผลการแปลงสัมประสิทธิ์ด้วยเทคนิคทั้งสองแล้ว การแปลงเวฟเลตจะให้ผลลัพธ์การเป็นตัวแทนสัญญาณได้ดีกว่าโดยผ่านทาง การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายความละเอียด (Multiresolution Analysis)

เวฟเลต เป็นการวิเคราะห์สัญญาณแบบ Multiresolution โดยการแปลงเวฟเลตจะได้ผลลัพธ์เป็นค่าสัมประสิทธิ์เวฟเลต (Wavelet Coefficient) การแปลงเวฟเลตจะเป็นการแปลงค่าสัมประสิทธิ์ผ่านฟังก์ชันหน้าต่าง แต่ฟังก์ชันหน้าต่างนี้สามารถเลื่อนตำแหน่งและปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับความถี่ที่จะวิเคราะห์ โดยเรียกฟังก์ชันหน้าต่างนี้ว่า ฟังก์ชันเวฟเลต (Wavelet Function)

ทฤษฎีเวฟเลตใช้ในการอธิบายสิ่งใดสิ่งหนึ่งที่เสมือนกับการแยกสิ่งเหล่านั้นออกเป็น ส่วนประกอบเล็กๆที่มีความสัมพันธ์กัน ซึ่งอยู่ในรูปของเวฟเลตที่ถูกปรับขนาดและเลื่อนตำแหน่งและ มีค่าถ่วงน้ำหนัก (สัมประสิทธิ์เวฟเลต) ต่างๆ กันคุณอยู่กับเวฟเลตแต่ละตัว การทำส่วนการแปลงกลับเวฟเลต (Inverse Wavelet Transform; IWT) หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า การแปลงกลับเวฟเลต (Wavelet Reconstruction)

ให้ $f(t)$ เป็นสัญญาณที่ประกอบด้วยหลายความถี่ ถ้าเราพิจารณาในรูปแบบ 2 มิติ โดย แกนหนึ่งเป็นแกนเวลา และอีกแกนหนึ่งเป็นแกนของความถี่ ดังนั้นสามารถเขียนสมการสำหรับการ

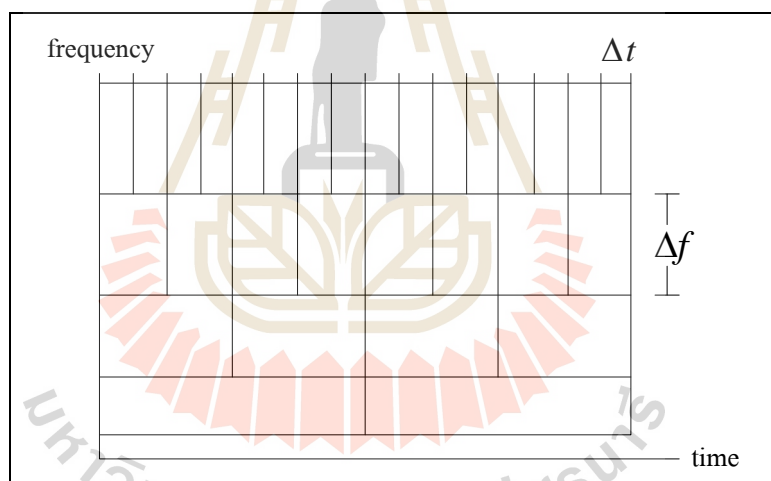
แปลงเวฟเลตแบบต่อเนื่อง (CWT) ที่ใช้ในการแตกกระจายเวฟเลตของสัญญาณของฟังก์ชันใดๆ $f(t)$ ด้วยเวฟเลตแม่ (Mother wavelet) $M(t)$ เป็นดังนี้

$$W_M(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) M^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.1)$$

โดย * คือ Complex Conjugate ของ $M(t)$

$M(t)$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์เวฟเลตที่ได้เป็นผลลัพธ์

ค่า $M(t)$ เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้เป็นผลลัพธ์ ซึ่งอาจเทียบได้ว่าเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ (Cross-correlation) ระหว่างสัญญาณที่พิจารณา $f(t)$ และฟังก์ชันเวฟเลตแม่ (Mother Wavelet) โดย $M(t)$ ที่ถูกเลื่อนตำแหน่งด้วยพารามิเตอร์ b และสเกลความถี่ด้วยพารามิเตอร์ a ซึ่งจะมีลักษณะการเปลี่ยนแปลงเป็นช่วงเวลาและความถี่ที่สัมพันธ์กันคือ ในช่วงเวลาความถี่สูงจะใช้ช่วงเวลากการวิเคราะห์สั้นและในช่วงความถี่ต่ำจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์ที่ยาวนานขึ้น แสดงดังรูปที่ 2.3 ซึ่งเหมาะสมกับลักษณะสัญญาณในทางปฏิบัติ



รูปที่ 2.3 ระยะเวลาและความถี่การเปลี่ยนแปลงช่วงเวลาและความถี่ที่สัมพันธ์กันของการแปลงเวฟเลต (อรฉัตร จิตต์ภักตร์, 2552)

2.3.1 การแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (Discrete Wavelet Transform; DWT)

การแปลงเวฟเลตสามารถทำได้ทั้งแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform; CWT) และแบบไม่ต่อเนื่อง แต่ในที่นี้กล่าวเฉพาะการแปลงเวฟเลตแบบไม่ต่อเนื่องเท่านั้น ฟังก์ชันการแปลงเวฟเลตแบบไม่ต่อเนื่องนี้เป็นการปรับสเกลความถี่ (Scale) และค่าการเลื่อนตำแหน่ง (Translate) ที่ไม่ต่อเนื่องด้วย โดยการแปลงเวฟเลตจะทำการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลง $DWT_{j,k}$ จากการหาความสัมพันธ์ของสัญญาณอินพุต $f(x)$ กับฟังก์ชันเวฟเลตแม่ $M(x)$ ที่เลือกใช้ในแต่ละสเกล (j) และการเลื่อนตำแหน่ง (k) ดังสมการที่ (2.2) และสมการที่ (2.3)

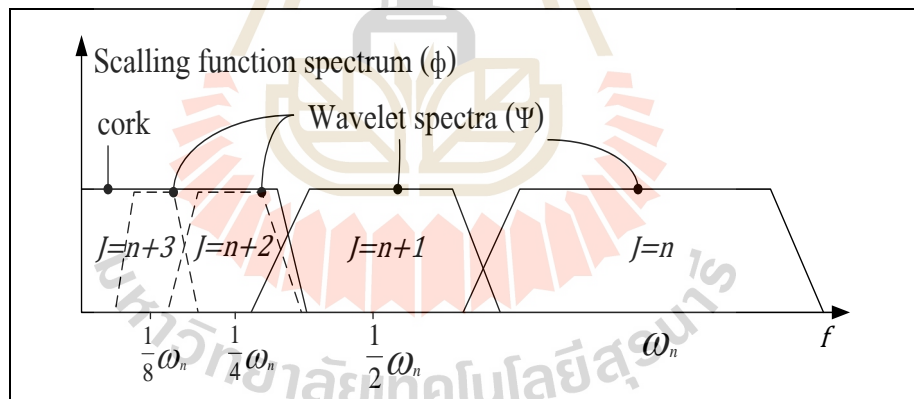
การเลื่อนตำแหน่ง (k) ของฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ ซึ่งแน่นอนย่อมถูกจำกัดด้วยช่วงของสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ $[0, N - 1]$ แต่เมื่อพิจารณาขอบเขตการปรับความถี่ของฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ จะพบว่าเมื่อเราทำการปรับขนาดของฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ในแกนเวลาด้วยน้ำหนักกำลังสอง (2^j) เทียบได้กับการลดขอบเขตช่วงของความถี่ลงครึ่งหนึ่ง จากคุณสมบัติฟูรีเยร์ในสมการที่ (2.4)

$$DWT_{j,k} = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[2^j \sum_{x=0}^{N-1} f(x) W_{j,k}(x) \right] \quad (2.2)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{N}} \left[2^j \sum_{x=0}^{N-1} f(x) M(2^j x - k) \right] \quad (2.3)$$

$$F\{f(at)\} = \frac{1}{|a|} F\left(\frac{\omega}{a}\right) \quad (2.4)$$

ดังนั้น การยืดขยายฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ไปสองเท่าจะเป็นการลดช่วงกว้างของความถี่ที่วิเคราะห์ครึ่งหนึ่ง แสดงดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 การลดช่วงกว้างของความถี่ทีละครึ่งหนึ่งสำหรับค่าแต่ละค่าสเกล (อรณัตร์ จิตต์ภักตร์, 2552)

ดังนั้นหากต้องการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์ความถี่เวฟเล็ตย่อยลงไปในขณะที่ความถี่ถูกปรับลดลงทีละครึ่ง และต้องการวิเคราะห์ความถี่ต่ำที่ความถี่ศูนย์ $f = 0$ จำเป็นต้องทำการแบ่งช่วงความถี่ย่อยลงไปถึงจำนวนอนันต์ค่า จึงจะสามารถวิเคราะห์ความถี่ต่ำลงไปได้จนครอบคลุมถึงความถี่ศูนย์ได้ ซึ่งในทางปฏิบัตินั้นใช้เวลานานเกินไป และถ้าเป็นในกรณีของสัญญาณไม่ต่อเนื่องนั้นเป็นไปได้เลยที่จะทำการวิเคราะห์ความถี่ศูนย์ได้ ดังนั้นสามารถวิเคราะห์ความถี่ต่ำที่ผ่านตำแหน่งความถี่ศูนย์ (Low Pass Spectrum) แยกออกจากช่วงความถี่สูง (High Pass Spectrum) แทนการพยายาม

วิเคราะห์ความถี่ย่อยลงเป็นจำนวนอนันต์ครั้ง โดยฟังก์ชันที่วิเคราะห์ช่วงความถี่ต่ำเรียกว่า สเกลลิงฟังก์ชัน (Scaling Function; $S(f)$) และฟังก์ชันที่วิเคราะห์ช่วงความถี่สูงจะเรียกว่า เวฟเล็ตฟังก์ชัน (Wavelet Function; $W(t)$)

2.3.2 สเกลลิงฟังก์ชัน (Scaling Function)

คุณสมบัติของสเกลลิงฟังก์ชันค่าโมเมนต์ที่ศูนย์จะต้องไม่เป็นศูนย์ ดังแสดงในสมการที่ (2.5)

$$\int_{-\infty}^{\infty} S(t) dt = 1 \quad (2.5)$$

เราสามารถทำการแปลงสัมประสิทธิ์ความถี่ต่ำของเวฟเล็ต (Scaling Coefficients; DWT_s) ด้วยสเกลลิงฟังก์ชัน $S(t)$ ดังแสดงในสมการที่ (2.6)

$$DWT_s(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[2^{j_0/2} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) S(2^{j_0} x - k) \right] \quad (2.6)$$

โดย j_0 คือ ค่าสเกลความถี่สูงสุดของสเกลลิงฟังก์ชัน
 k คือ ค่าตำแหน่งการเลื่อน

2.3.3 เวฟเล็ตฟังก์ชัน (Wavelet Function)

เวฟเล็ตฟังก์ชันแสดงด้วยสมการดังต่อไปนี้

$$DWT_w(j, k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[2^{j/2} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) W(2^j x - k) \right] \quad (2.7)$$

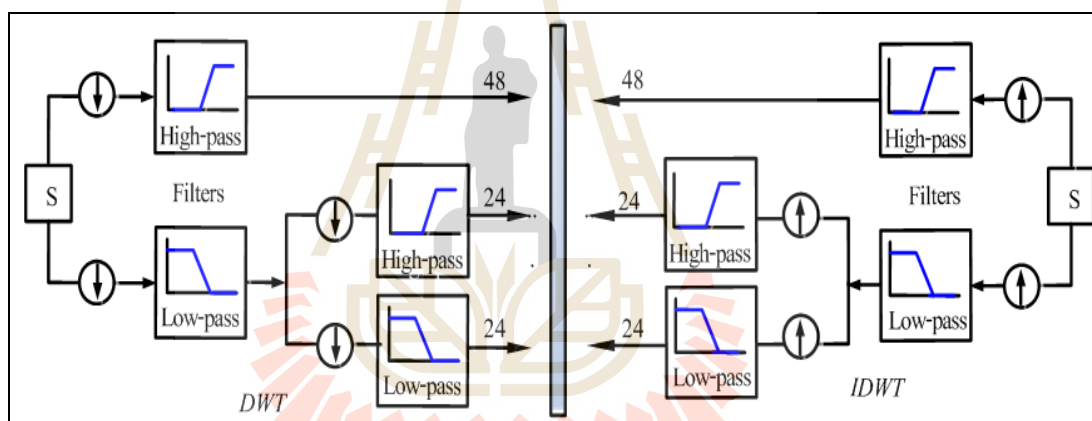
โดย j คือ ค่าสเกลความถี่เริ่มต้นที่ j_0
 k คือ ค่าตำแหน่งการเลื่อน

การแปลงสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตด้วยสเกลลิงฟังก์ชันและเวฟเล็ตฟังก์ชัน และบางครั้งถูกเรียกว่า การแยกองค์ประกอบความถี่ของเวฟเล็ต (Wavelet Decomposition) ในบางครั้งสเกลลิงฟังก์ชันอาจเรียกว่า ฟังก์ชันการประมาณค่า (Approximation Function) ในขณะที่เวฟเล็ตฟังก์ชันอาจเรียกว่า ฟังก์ชันรายละเอียด (Detail Function) ได้เช่นกัน

2.3.4 การแปลงกลับเวฟเลตแบบดิสครีต (Inverse Discrete Wavelet Transform; IDWT)

การแปลงเวฟเลตเพื่อทำการสร้างคืน (Reconstruction) สัญญาณอินพุตต้นฉบับ $f(x)$ โดยการคำนวณผลรวมของความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์เวฟเลตและฟังก์ชันการแปลงสัมประสิทธิ์จากทางสเกลลิงฟังก์ชันและเวฟเลตฟังก์ชันที่แต่ละสเกล (j) และการเลื่อนตำแหน่ง (k) ดังแสดงในสมการที่ (2.8)

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_k DWT_s(j_0, k) 2^{j_0/2} S_{j_0, k}(2^{j_0} x - k) + \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k DWT_w(j, k) 2^{j/2} W_{j, k}(2^j x - k) \quad (2.8)$$



รูปที่ 2.5 การแยกองค์ประกอบความถี่ของเวฟเลตและการรวมกลับของเวฟเลต

2.4 สรุป

บทนี้ได้กล่าวถึง ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้องที่ถูกลำเอียงนำมาใช้ในการทำงานวิจัยนี้ ระบบเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายเป็นเครือข่ายที่ใช้งานได้ง่ายและมีประโยชน์อย่างมาก สามารถนำมาประยุกต์ใช้งานได้หลากหลายด้าน ในงานวิจัยนี้ได้ใช้เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายในการรับ-ส่งข้อมูลสัญญาณ ECG โดยใช้เทคโนโลยี Zigbee ในการสร้างเครือข่ายสื่อสารไร้สาย ระบบจะมีการส่งข้อมูลเข้าสู่เซิร์ฟเวอร์เพื่อการแสดงผล ในส่วนสุดท้ายของบทนี้ได้นำเสนอการแปลงเวฟเลตซึ่งผู้วิจัยจะได้นำไปประยุกต์ใช้ในการบีบอัดข้อมูลโดยจะนำเสนอวิธีการดำเนินงานวิจัยในบทถัดไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 บทนำ

บทนี้จะนำเสนอ การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งต่อไปจะเรียกโดยย่อว่า สัญญาณ ECG โดยจะนำเสนอขั้นตอนและวิธีการในการทำงานของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นในโดเมนของการแปลงเวฟเลต (Wavelet transform domain) ในการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจดังกล่าว นั้น นอกจากจะคำนึงถึงอัลกอริทึมที่จำเป็นต้องมีความซับซ้อนต่ำเพื่อการประมวลผลที่รวดเร็วแล้ว ผู้วิจัยยังคงต้องคำนึงถึงผลกระทบในด้านอื่น ๆ ด้วย เช่น อัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio) คุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัด (Quality of signal) ซึ่งจะต้องเลือกระดับของการแปลงเวฟเลตให้เหมาะสมกับการใช้งานจริง

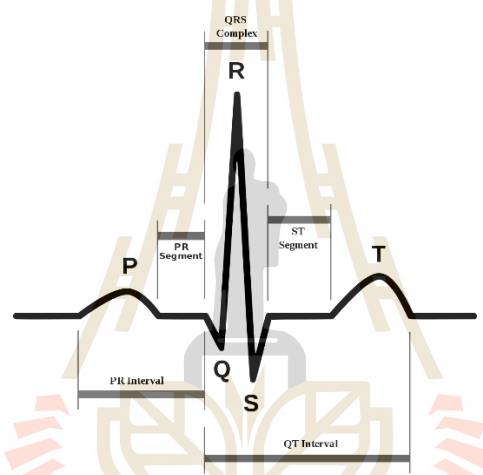
3.2 การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่นำเสนอในโครงการวิจัยนี้ เป็นการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเลต ผู้วิจัยได้เริ่มจากการพิจารณาอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในโดเมนของการแปลงเวฟเลต (Wavelet transform domain) ในฐานข้อมูลงานวิจัยเพื่อใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาอัลกอริทึมขั้นใหม่เพื่อการใช้งานบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย [3]-[13] โดยพบว่าอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณโดยทั่วไปนั้นจะถูกออกแบบขึ้นสำหรับตัวประมวลผลที่มีสมรรถนะสูงและใช้งานบนเครื่องคอมพิวเตอร์ซึ่งมีเป็นหน่วยประมวลผลผลที่มีสมรรถนะสูงหรือมีขีดความสามารถในการประมวลผลสูงมาก อีกทั้งยังมีทรัพยากรในระบบและระบบปฏิบัติการที่พร้อมสำหรับการทำงาน อย่างไรก็ตามตามจุดมุ่งหมายของโครงการวิจัยนี้ต้องการประยุกต์การการบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายซึ่งมีขีดความสามารถในการประมวลผลต่ำ อีกทั้งยังมีทรัพยากรในระบบที่ค่อนข้างจำกัดอีกด้วย ดังนั้นในการออกแบบอัลกอริทึมดังกล่าวผู้วิจัยจึงจำเป็นต้องออกแบบอัลกอริทึมที่สามารถทำการประมวลผลได้อย่างรวดเร็ว มีความซับซ้อนของอัลกอริทึมและมีการใช้หน่วยความจำค่อนข้างต่ำอีกด้วย

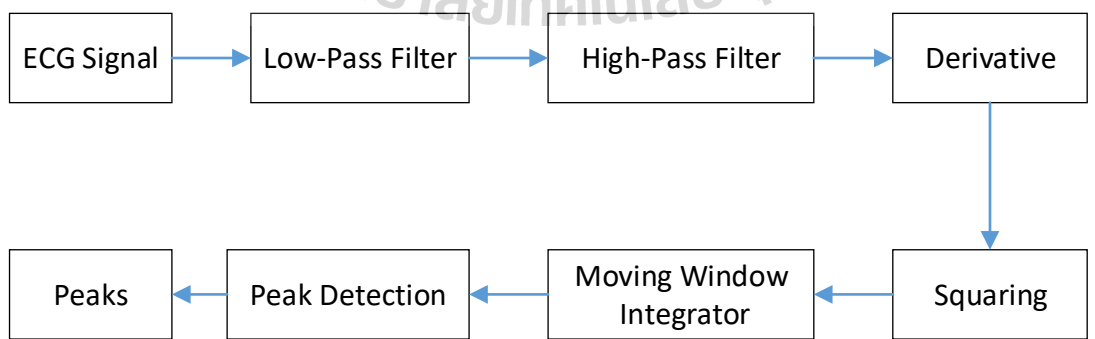
ในการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น นอกจากจะคำนึงถึงอัลกอริทึมที่จำเป็นต้องมีความซับซ้อนต่ำเพื่อการประมวลผลที่รวดเร็วแล้ว ผู้วิจัยยังคงต้องคำนึงถึงผลกระทบในด้านอื่น ๆ ด้วย เช่น อัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio) คุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัด (Quality of signal) ว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการบีบอัดสัญญาณได้มากเพียงพอสำหรับการใช้งานหรือไม่ และยังสามารถรักษาคุณภาพของสัญญาณไว้ได้ดีเหมือนเดิมหรือมีคุณภาพที่ยอมรับได้หรือไม่

ในการตรวจสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่นำเสนอ นั้น นอกจากจะพิจารณาจากความสามารถในการบีบอัดโดยดูจากอัตราส่วนการบีบอัดและพิจารณาคุณภาพของสัญญาณ ECG ภายหลังจากบีบอัดแล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงการตรวจสอบคุณภาพของสัญญาณ ECG เพิ่มเติมด้วยการทดสอบการตรวจจับสัญญาณ ECG โดยตรวจจับรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Signal) โดยใช้อัลกอริทึมการตรวจจับรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีชื่อเสียงที่นำเสนอโดย Pan and Tompkins [1] ผู้วิจัยได้จำลองการทำงานของอัลกอริทึมดังกล่าวขึ้นและทำการเปรียบเทียบผลการตรวจจับสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ระหว่างก่อนการบีบอัดสัญญาณ ECG และภายหลังจากการบีบอัดสัญญาณ ECG ทั้งนี้เพื่อประเมินว่าภายหลังจากที่สัญญาณ ECG ถูกทำการบีบอัดด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอแล้วรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ยังจะสามารถถูกตรวจจับได้ถูกต้องครบถ้วนเหมือนเดิมหรือไม่

รูปคลื่น QRS Complex ของสัญญาณ ECG [12] แสดงในรูปที่ 3.1 และแผนภาพอัลกอริทึมการตรวจจับสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Detection) แสดงในรูปที่ 3.2

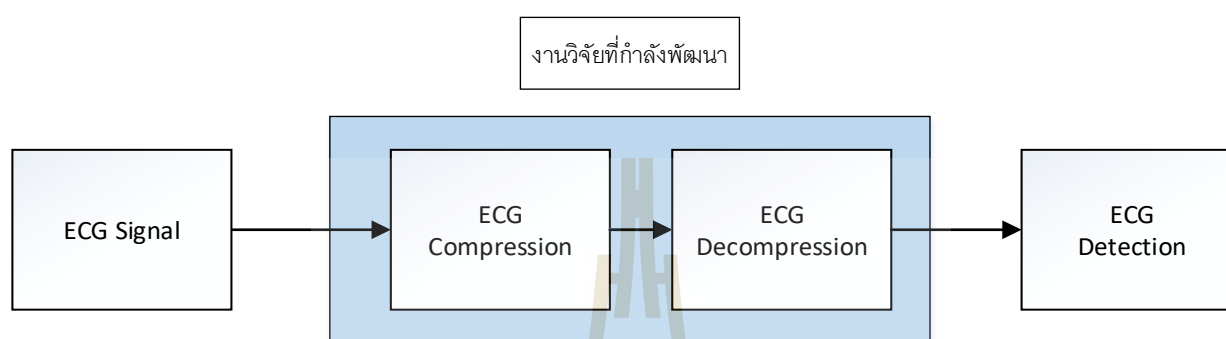


รูปที่ 3.1 กราฟคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS Complex [2]



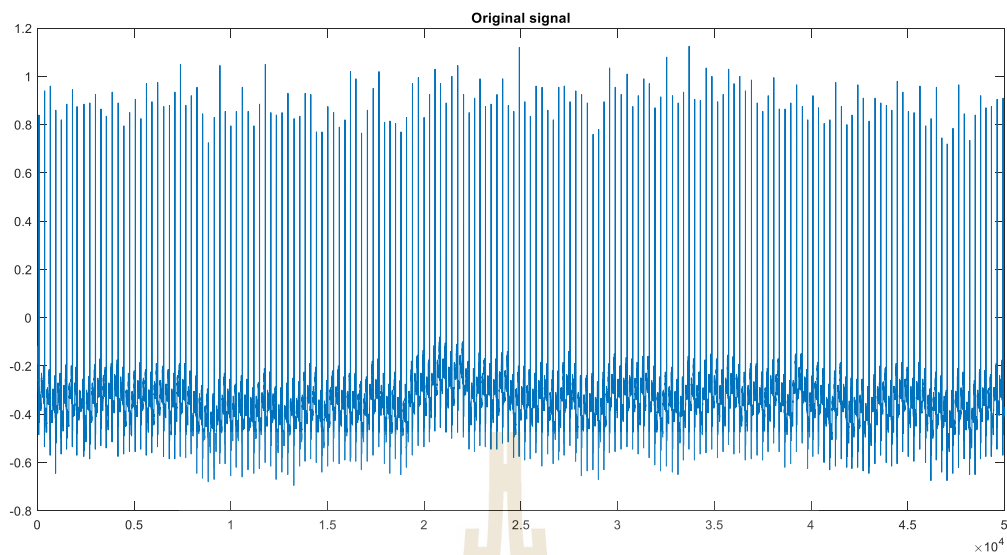
รูปที่ 3.2 อัลกอริทึมการตรวจจับสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG Detection) [1]

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบทดลองงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้นำมาจากฐานข้อมูลที่มีชื่อเสียงคือ MIT-BIH Database [2] ของมหาวิทยาลัย MIT ประเทศสหรัฐอเมริกา ซึ่งฐานข้อมูลดังกล่าวได้รับการเชื่อถือเป็นอย่างมาก และเป็นที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในงานวิจัยด้านการบีบอัดสัญญาณและการตรวจจับสัญญาณ ECG ในปัจจุบัน แผนภาพการทำงานของระบบการบีบอัดสัญญาณ ECG ในรูปที่ 3.3

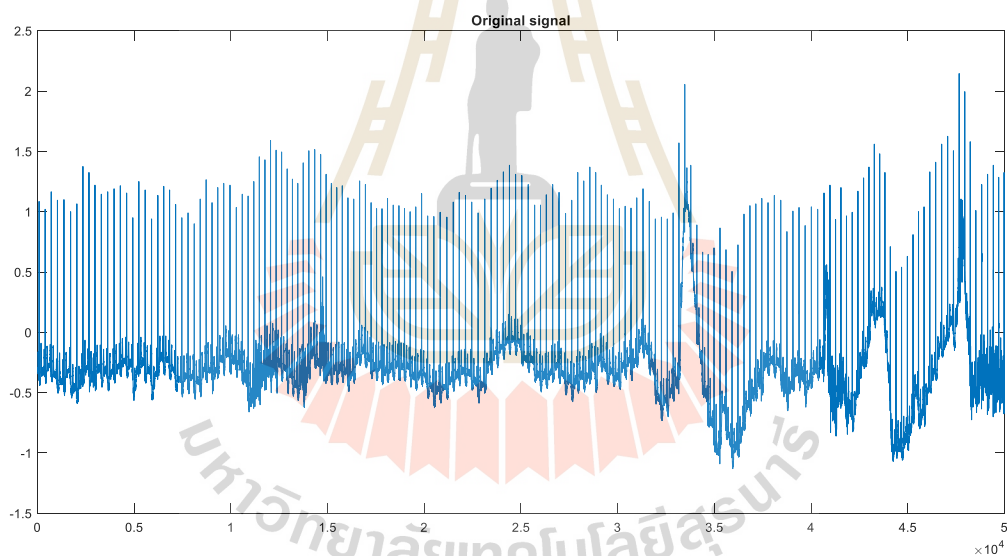


รูปที่ 3.3 แผนภาพการทำงานของระบบการบีบอัดสัญญาณ ECG

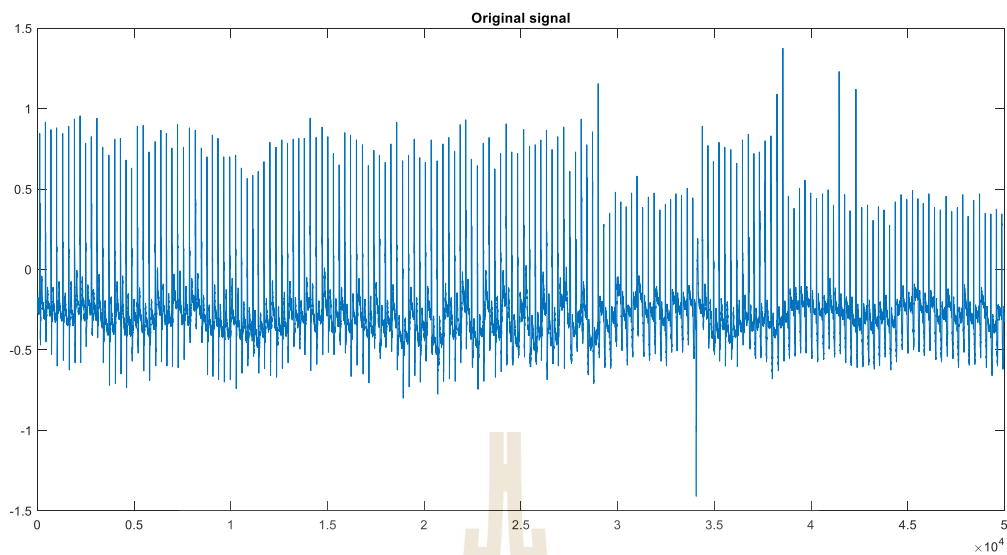
ในรูปที่ 3.4 ถึงรูปที่ 3.9 แสดงตัวอย่างของสัญญาณ ECG ที่ใช้ในการทดสอบจากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] จำนวน 6 ตัวอย่างจากทั้งหมด 30 ตัวอย่าง โดยแต่ละตัวอย่างของสัญญาณ ECG เป็นสัญญาณที่มีจำนวน 648,000 จุด (Samples) ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยมีผลการตรวจวิเคราะห์ของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญประกอบอยู่ในแต่ละชุดของข้อมูลสัญญาณ ECG



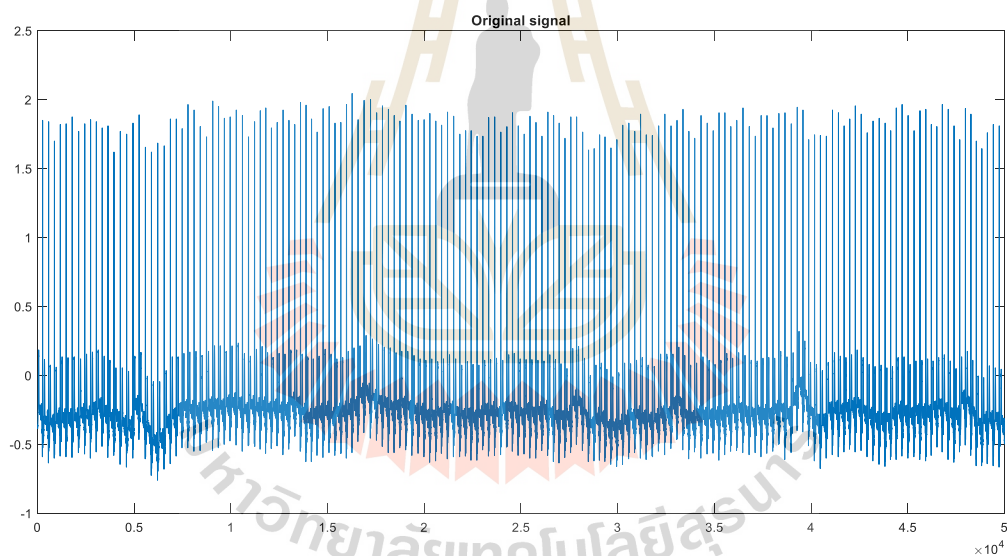
รูปที่ 3.4 สัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH หมายเลข 100



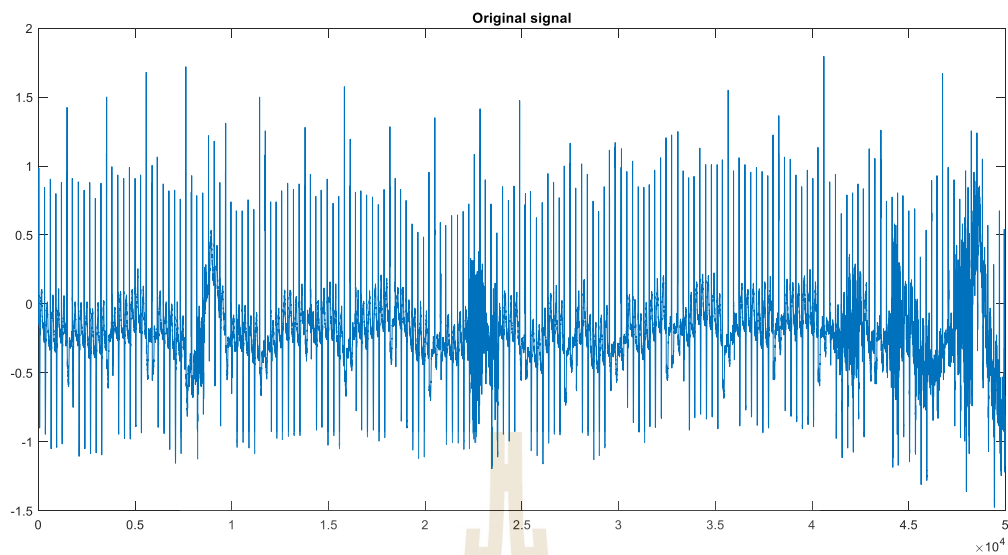
รูปที่ 3.5 สัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH หมายเลข 101



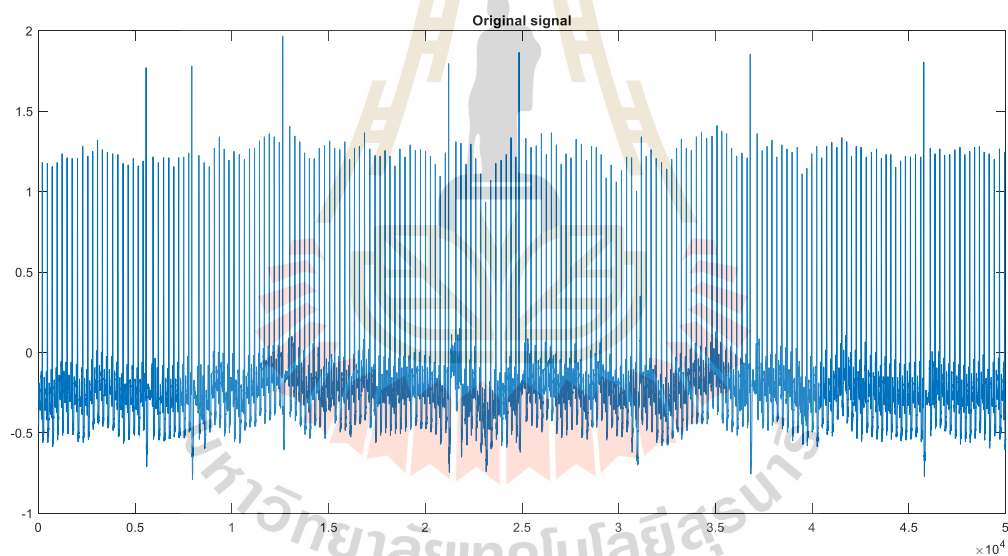
รูปที่ 3.6 สัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH หมายเลข 102



รูปที่ 3.7 สัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH หมายเลข 103



รูปที่ 3.8 สัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH หมายเลข 104



รูปที่ 3.9 สัญญาณ ECG จากฐานข้อมูล MIT-BIH หมายเลข 105

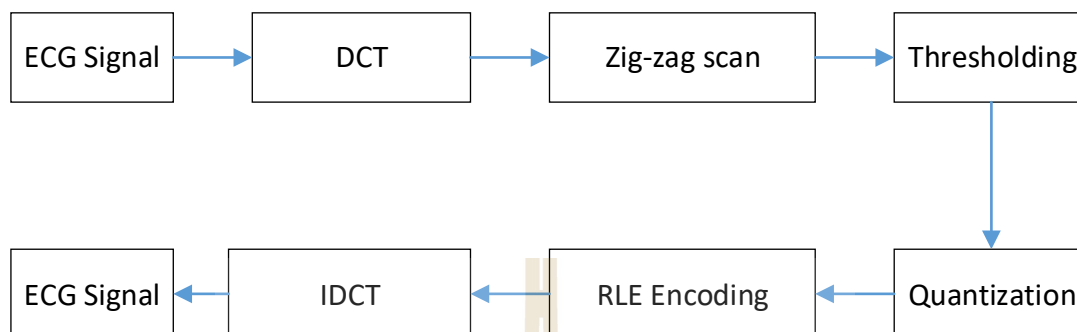
3.2.1 การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงโคไซน์แบบดิสครีต

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงโคไซน์แบบดิสครีต (Discrete cosine transform, DCT) ซึ่งต่อไปจะเรียกสั้น ๆ ว่า การแปลง DCT ส่วนอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform) ซึ่งต่อไปจะเรียกสั้น ๆ ว่า การแปลง DWT ทั้งสองอัลกอริทึมมีหลักการในการทำงานที่คล้ายๆกัน แต่จะมีความแตกต่างในส่วนของการแปลงสัญญาณ ECG ในโดเมนการแปลงสัญญาณ (Transform domain) ทั้งนี้เพื่อใช้ในการแยกองค์ประกอบของสัญญาณ ECG และทำการบีบอัดองค์ประกอบของสัญญาณด้วยเทคนิคที่ไม่ทำให้คุณภาพของสัญญาณ ECG ลดลงมากนัก โดยคำนึงถึงการประมวลผลที่เร็วขึ้นและได้อัตราการบีบอัดที่มากเพียงพอต่อการใช้งาน ในงานวิจัยของ V. A. Allen and J. Belina [5] ได้เสนอหลักการเกี่ยวกับการแปลง DCT ว่าสัญญาณที่ผ่านการแปลง DCT นั้นสามารถทำการสร้างกลับสัญญาณเดิมได้จากการแปลงย้อนกลับโคไซน์แบบดิสครีต (Inverse discrete cosine transform, IDCT) โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลง DCT เพียง 20% ของสัมประสิทธิ์ทั้งหมดเท่านั้นและสัญญาณที่สร้างกลับคืนมาได้ยังมีข้อมูลข่าวสารของสัญญาณต้นฉบับเดิมครบถ้วน จากหลักการดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้ทำการทดสอบกับการแปลง DCT กับสัญญาณ ECG และพบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนของค่าสัมประสิทธิ์การแปลง DCT เป็น 50% ของสัมประสิทธิ์ทั้งหมดสามารถสร้างกลับสัญญาณได้ครบถ้วนและมีคุณภาพที่ดีเพียงพอต่อการตรวจจับรูปคลื่น QRS (QRS Detection) ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

จากหลักการดังกล่าวข้างต้น ผู้วิจัยได้ออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงโคไซน์แบบดิสครีต โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. ทำการแปลงสัญญาณ ECG ด้วยการแปลงโคไซน์แบบดิสครีตหรือการแปลง DCT เพื่อแยกองค์ประกอบของความถี่ในสัญญาณ ECG ในด้านความถี่สูงและความถี่ต่ำและการคำนวณค่าพลังงานของสัญญาณ (Signal energy)
2. ทำการเรียงลำดับค่าสัมประสิทธิ์การแปลง DTC โดยการเรียงลำดับค่าสัมประสิทธิ์การแปลง DCT จากมากไปหาน้อย
3. เมื่อเรียงลำดับค่าสัมประสิทธิ์การแปลง DCT เสร็จแล้วจะทำการตัดทิ้งค่าสัมประสิทธิ์การแปลง DTC ประมาณ 50% ของสัมประสิทธิ์ทั้งหมดเพื่อลดจำนวนของข้อมูลโดยสามารถตั้งค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding) และการควอนไทซ์ (Quantization) ให้เหมาะสมกับความต้องการในการลดขนาดข้อมูลสัมประสิทธิ์การแปลง DCT และค่าคุณภาพของสัญญาณ นอกจากนี้จะมีการประยุกต์ใช้เทคนิคการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless compression) โดยใช้เทคนิค (Run-length encoding, RLE) [10] ในกรณีที่มีการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายเช่นเซอร์ไรส์สาย ทั้งนี้เพื่อลดขนาดของข้อมูลให้ได้มากที่สุด
4. ทำการแปลงย้อนกลับโคไซน์แบบดิสครีตหรือการแปลง IDCT เพื่อทำการสร้างกลับสัญญาณ ECG ภายหลังจากการบีบอัด
5. ประเมินค่าประสิทธิภาพในการบีบอัดสัญญาณและคุณภาพของสัญญาณภายหลังจากการบีบอัดด้วยการคำนวณค่า CR PRD และ QF [12] ตามลำดับ

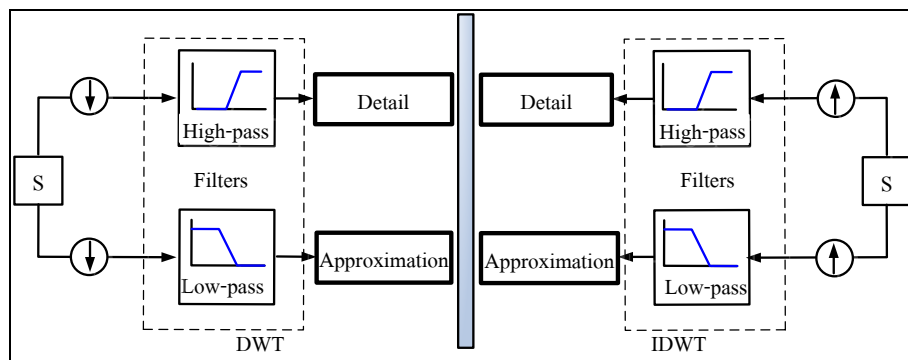
แผนภาพการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงโคไซน์แบบดิสครีต แสดงในรูปที่ 3.10



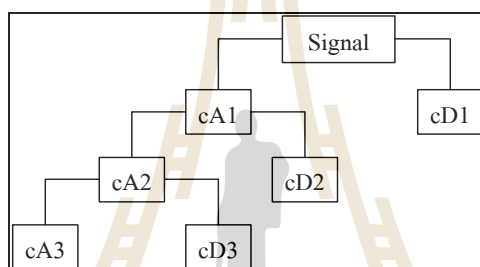
รูปที่ 3.10 แผนภาพการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงโคไซน์แบบดิสครีต

3.2.2 การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเล็ต

ในการบีบอัดสัญญาณ ECG โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตจะเริ่มจากการแยกองค์ประกอบความถี่ (Wavelet decomposition) [3], [12] ของสัญญาณ ECG ออกเป็น 2 แบนด์ย่อย (Sub-band) ตามหลักการของฟิลเตอร์แบบสองช่องสัญญาณ (Two channel filter banks) โดยจะได้ค่าสัมประสิทธิ์การประมาณ (Approximate coefficient; cA) และค่าสัมประสิทธิ์รายละเอียด (Detail coefficient; cD) จากตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Lowpass filter) และตัวกรองความถี่สูงผ่าน (Highpass filter) ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 3.11 โดยสามารถนำสัมประสิทธิ์การประมาณไปทำการประมวลผลต่อเพื่อแยกองค์ประกอบความถี่ของการแปลงเวฟเล็ตในระดับ (Level) ถัดไป กระบวนการดังกล่าวข้างต้นนี้เรียกว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต (Discrete wavelet transform; DWT)

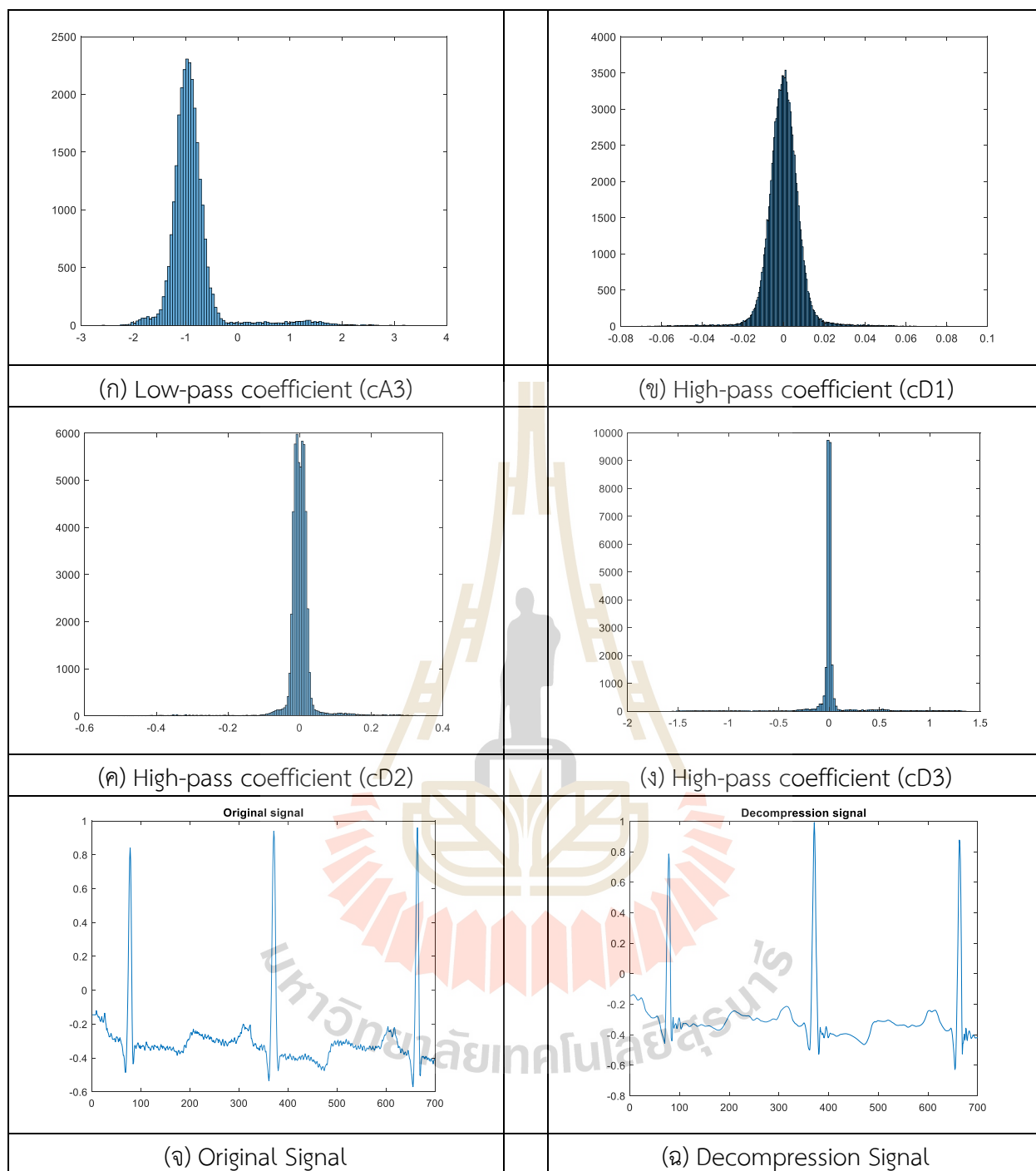


รูปที่ 3.11 การแยกองค์ประกอบและการรวมกลับองค์ประกอบในการแปลงเวฟเล็ต 1 ระดับ



รูปที่ 3.12 การแยกองค์ประกอบความถี่ด้วยการแปลงเวฟเล็ต 3 ระดับ

หลังจากการแยกองค์ประกอบความถี่ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแล้ว ในขั้นตอนต่อไปจะทำการพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในแต่ละแบนด์ย่อย ตามทฤษฎีการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ตนั้น องค์ประกอบความถี่ต่ำของสัญญาณหรือค่าสัมประสิทธิ์การประมาณ (cA) จะแสดงถึงสัญญาณต้นแบบได้ดีที่สุด ตามทฤษฎีการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด (Multi-resolution analysis, MRA) [3] ซึ่งจะแสดงให้เห็นได้อย่างชัดเจนจากการพล็อตกราฟค่าสัมประสิทธิ์การประมาณและค่าสัมประสิทธิ์รายละเอียด โดยพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การประมาณจะประกอบไปด้วยองค์ประกอบด้านความถี่ต่ำของสัญญาณดังกล่าว ซึ่งได้แสดงค่าสัมประสิทธิ์ความถี่ต่ำในรูปที่ 3.13 (ก) และค่าสัมประสิทธิ์รายละเอียดจะเป็นองค์ประกอบด้านความถี่สูงของสัญญาณ ดังแสดงในรูปที่ 3.13 (ข)-(ง)



รูปที่ 3.13 (ก) สัมประสิทธิ์ความถี่ต่ำ cA3 (ข) - (ง) สัมประสิทธิ์ความถี่สูง cD1 cD2 และ cD3 (จ) สัญญาณต้นแบบและ (ฉ) สัญญาณที่ถูกสร้างกลับภายหลังการบีบอัดสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ต 3 ระดับ

อย่างไรก็ตาม เพื่อให้สามารถลดขนาดข้อมูลสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตลงให้ได้มากที่สุดและยังคงสามารถรักษาคุณภาพของสัญญาณไว้ในระดับที่ยอมรับได้ ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการบีบอัดสัญญาณภาพดิจิทัลที่ใช้เทคนิคการแปลงเวฟเล็ตแบบดิครีตในวิธีการที่เรียกว่า Skipped High-pass subband (SHPS) ที่นำเสนอโดย Mohsen Nasri (2010) มาใช้ในการพัฒนาอัลกอริทึมให้เหมาะกับการบีบอัดสัญญาณ ECG ซึ่งเทคนิคดังกล่าวใช้การแปลงเวฟเล็ตและทำการตัดองค์ประกอบสัญญาณด้านความถี่สูงทิ้งไป โดยจะส่งออกไปเพียงสัมประสิทธิ์ข้อมูลด้านความถี่ต่ำเท่านั้น ในส่วนของการสร้างกลับ (Wavelet reconstruction) จะต้องทำการสร้างสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตของสัญญาณที่มีค่าน้อยมากหรือใกล้เคียงศูนย์เข้ามาแทนที่สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตสัญญาณด้านความถี่สูงที่ถูกตัดทิ้งไปเพื่อให้สามารถทำการแปลงย้อนกลับเวฟเล็ต (Inverse discrete wavelet transform, IDWT) ได้อย่างถูกต้องใกล้เคียงกับรูปสัญญาณเดิม ดังนั้นระดับของการแปลงเวฟเล็ตและจำนวนสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตด้านความถี่สูงที่ถูกตัดทิ้งไปจึงส่งผลต่อความสามารถในการบีบอัดและคุณภาพของสัญญาณ ECG ผู้วิจัยจึงต้องพิจารณาในส่วนนี้เพื่อให้ได้สัญญาณ ECG จากการสร้างกลับที่ใกล้เคียงกับสัญญาณต้นฉบับมากที่สุด

จากแนวคิดและหลักการดังกล่าวข้างต้น ผู้วิจัยจึงได้ออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform) โดยมีการทำงานดังต่อไปนี้

1. ทำการแปลงสัญญาณ ECG ด้วยการแปลงเวฟเล็ตหรือ DWT เพื่อแยกองค์ประกอบของความถี่ในสัญญาณในด้านความถี่สูงและความถี่ต่ำโดยระดับชั้น (Level) ของการแปลง DWT จะเป็นตัวกำหนดจำนวนแบนด์ย่อย (Subband) ซึ่งแสดงถึงระดับความละเอียดในการวิเคราะห์สัญญาณ
2. ทำการค้นหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในแบนด์ย่อยความถี่สูง $cD1$ $cD2$ ถึง cDn เมื่อ n คือระดับของการแปลงสัญญาณด้วย DWT
3. ทำการแทนที่สัมประสิทธิ์ย่อยความถี่สูง $cD1$ $cD2$ ถึง cDn เพื่อลดจำนวนของข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตโดยตั้งค่าขีดเริ่มเปลี่ยนให้เหมาะสมกับความต้องการในการลดขนาดข้อมูลสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตและค่าคุณภาพของสัญญาณ และมีการใช้การบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless compression) โดยใช้เทคนิค (Run-length encoding, RLE) เพิ่มเติมเข้ามาในกรณีที่ต้องการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายเช่นเซอร์ไรส์สายทั้งนี้เพื่อลดขนาดของข้อมูลให้ได้มากที่สุด
4. ทำการแปลงย้อนกลับเวฟเล็ตหรือ IDWT เพื่อทำการสร้างกลับสัญญาณ ECG ภายหลังจากการบีบอัด
5. ประเมินค่าประสิทธิภาพในการบีบอัดสัญญาณและคุณภาพของสัญญาณภายหลังจากการบีบอัดด้วยการคำนวณค่า CR PRD และ QF ตามลำดับ

งานวิจัยนี้ได้นำเวฟเล็ตแม่ (Mother wavelets) แบบต่าง ๆ มาทำการทดสอบเพื่อประกอบการตัดสินใจในการเลือกใช้ให้เหมาะกับการใช้งาน ผู้วิจัยได้ทำการเลือกเวฟเล็ตแม่ 4 ชนิดมาทำการทดสอบ ได้แก่ Haar Daubechies Symlet และ Coiflets เนื่องจากเป็นชุดของเวฟเล็ตแม่ที่มีคุณลักษณะเหมือนกันคือเป็นเวฟเล็ตแบบตั้งฉาก (Orthogonal wavelet) ทำให้สามารถเปรียบเทียบคุณสมบัติได้ใกล้เคียงกัน นอกจากนี้ในการบีบอัดสัญญาณโดยการแปลงเวฟเล็ตของการประมวลผลสัญญาณส่วนใหญ่เป็นสัญญาณความถี่ต่ำ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์การประมาณเป็นค่าที่ได้จากการผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low-pass filter) ในกระบวนการบีบอัดข้อมูลโดยการแปลงเวฟเล็ตดังแสดงในรูปที่ 3.13 (ก)

ในขั้นตอนการเลือกใช้งานเวฟเล็ต ผู้วิจัยนี้ได้ทำการประเมินคุณภาพการแปลงเวฟเล็ตทั้ง 4 ชนิดที่กล่าวถึงข้างต้นเพื่อหาชนิดของการแปลงเวฟเล็ตที่เหมาะสม และในแต่ละชนิดของเวฟเล็ตแบ่งออกเป็นชนิดย่อย ๆ ได้อีกเช่น Daubechies แบ่งออกเป็น Daubechies 2 (Db2) Daubechies 4 (Db4) Daubechies 6 (Db6) Daubechies 8 (Db8) และ Daubechies 10 (Db10) ส่วนการแปลงเวฟเล็ตชนิด Symlet แบ่งออกเป็น Symlet 1 ถึง Symlet 5 และการแปลงเวฟเล็ตชนิด Coiflets แบ่งออกเป็น Coiflets 1 ถึง Coiflets 5 ยังมีค่าระดับของสเกลที่สูงขึ้นยิ่งมีการประมวลผลที่ซับซ้อนมากยิ่งขึ้น ในแต่ละชนิดของการแปลงเวฟเล็ตดังกล่าวจะทำการแปลงเวฟเล็ตจำนวน 1 ถึง 3 ระดับเพื่อเปรียบเทียบคุณภาพการแปลงสัญญาณในแต่ละระดับด้วย ซึ่งผู้วิจัยมีความคาดหวังว่าวิธีการทดสอบดังกล่าวจะสามารถหาการแปลงเวฟเล็ตที่เหมาะสมทั้งในด้านคุณภาพของสัญญาณที่ดี และมีความซับซ้อนของอัลกอริทึมที่ไม่มากเกินไปเพื่อจะได้นำไปใช้งานได้จริงกับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย

3.3 การประเมินประสิทธิภาพของการบีบอัดสัญญาณ

สำหรับการพิจารณาคุณภาพของข้อมูลในการประมวลผลสัญญาณทั่วไปนั้น นิยมใช้ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (*SNR*) ในการหาคุณภาพของสัญญาณ และใช้การคำนวณการหาค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการบีบอัดข้อมูลหรืออาจเกิดการรบกวนจากสัญญาณรบกวนแบบต่าง ๆ เพื่อเปรียบเทียบข้อมูลที่สร้างกลับกับข้อมูลต้นฉบับจากค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (*RMSE*) [12] ดังนี้

SNR คือ ค่าอัตราส่วนระหว่างสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน มีหน่วยเป็นเดซิเบล ซึ่งค่า *SNR* นิยมใช้ในการหาคุณภาพของสัญญาณประเภทต่างๆ เนื่องจากง่ายต่อการหาคุณภาพของสัญญาณ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.1)

$$SNR = 10 \log_{10} \left| \frac{\sigma_x^2}{\sigma_e^2} \right| \quad (3.1)$$

โดยที่ σ_x^2 = ค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูล

σ_e^2 = ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความแตกต่างระหว่างข้อมูลต้นฉบับกับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับ

ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง *RMSE* คือค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลต้นฉบับ (Original Data; $Data_o$) กับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับ (Reconstruction Data; $Data_R$) ซึ่งถ้ามีค่าน้อยจะแสดงว่ามีความถูกต้องของข้อมูลมาก สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.2)

$$Error = Data_o - Data_R \quad (3.2)$$

และ

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Data_{o_i} - Data_{R_i})^2}{n}} \quad (3.3)$$

เมื่อ i คือ ตำแหน่งของ Sample Data

n คือ จำนวนของ Sample Data ทั้งหมด

การทดสอบคุณภาพของสัญญาณ ECG ในขั้นตอนออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ นั้น ผู้วิจัยจะทำการประเมินคุณภาพของการบีบอัดข้อมูลสัญญาณ ECG โดยการเปรียบเทียบผลจากการคำนวณร้อยละของรากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Percentage root mean square difference; *PRD*) ซึ่งเป็นการประเมินคุณภาพของการบีบอัดข้อมูลโดยพิจารณาจากความแตกต่างของข้อมูลต้นฉบับ (Original data) กับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับภายหลังการบีบอัดข้อมูล (Reconstruction data) ตามวิธีการที่นำเสนอโดย Beatrice Arvinti [3] ดังแสดงในสมการที่ (3.4) สำหรับการตรวจสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่นำเสนอ ผู้วิจัยจะพิจารณาจากอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio; *CR*) ดังสมการที่ (3.5) และจากการคำนวณค่าปัจจัยคุณภาพ (Quality factor, *QF*) ในสมการที่ (3.6) ดังต่อไปนี้

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=1}^N x^2[n]}} \times 100\% \quad (3.4)$$

เมื่อ $x[n]$ คือ ข้อมูลต้นฉบับ

$\hat{x}[n]$ คือ ข้อมูลที่ถูกสร้างกลับภายหลังการบีบอัด

N คือ จำนวนของข้อมูลทั้งหมด

อัตราการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio, *CR*) คืออัตราส่วนระหว่างข้อมูลก่อนการบีบอัดกับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับจากการบีบอัดข้อมูล ในการคำนวณค่าอัตราการบีบอัดข้อมูล ซึ่งหาได้จากสมการที่ (3.5)

$$CR = \frac{\text{Size of original signal}}{\text{Size of compressed signal}} \quad (3.5)$$

ค่าปัจจัยคุณภาพ (Quality factor, *CF*) คืออัตราส่วนของกำลังสองของอัตราการบีบอัดข้อมูลเทียบกับค่าร้อยละของรากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ดังแสดงในสมการที่ (3.6)

$$QF = \frac{CR}{PRD} \quad (3.6)$$

ในการทดสอบอัลกอริทึม ค่า *SNR* จะแสดงถึงคุณภาพของข้อมูลต้นฉบับเทียบกับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับ ซึ่งถ้าพบว่ามีค่า *SNR* ที่คำนวณได้มีค่ามากจะหมายถึงข้อมูลที่ถูกสร้างกลับมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลต้นฉบับมากนั่นเอง ค่า *RMSE* แสดงถึงคุณภาพของข้อมูลต้นฉบับเทียบกับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับ ซึ่งถ้าค่าที่คำนวณได้มีค่าน้อยจะหมายถึงข้อมูลที่ถูกสร้างกลับมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลต้นฉบับมาก ส่วนค่าอัตราการบีบอัด *CR* เป็นค่าที่แสดงอัตราส่วนการลดลงของข้อมูลที่ถูกบีบอัดเทียบกับข้อมูลต้นฉบับ โดยค่าอัตราการบีบอัดที่มีค่ามากจะหมายความว่าอัลกอริทึมการบีบอัดสามารถลดขนาดของข้อมูลได้มากขึ้น

3.4 สรุป

บทนี้นำเสนอวิธีดำเนินการวิจัย โดยได้กล่าวถึงการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจหรือสัญญาณ ECG โดยได้นำเสนอทั้งขั้นตอนวิธีการทำงานและการออกแบบ อัลกอริทึมถูกพัฒนาขึ้นในโดเมนของการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform domain) เพื่อให้เหมาะกับการประยุกต์ใช้ในการบีบอัดข้อมูลในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย อย่างไรก็ตาม ในการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนอกจากจะคำนึงถึงอัลกอริทึมที่จำเป็นต้องมีความซับซ้อนต่ำเพื่อการประมวลผลที่รวดเร็วแล้ว ผู้วิจัยยังคงต้องคำนึงถึงผลกระทบในด้านอื่น ๆ ด้วย เช่น อัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio) คุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัด (Quality of signal) ว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการบีบอัดสัญญาณได้มากเพียงพอสำหรับการใช้งานหรือไม่ และยังสามารถรักษาคุณภาพของสัญญาณไว้ได้ดีเหมือนเดิมหรือมีคุณภาพที่ยอมรับได้หรือไม่ ผลการทดสอบการทำงานและวิเคราะห์ผลของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นสำหรับการบีบอัดสัญญาณ ECG ในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายโดยใช้ฐานข้อมูลมาตรฐานจะนำเสนอในบทถัดไป



บทที่ 4 ผลการทดลอง

4.1 บทนำ

บทนี้จะนำเสนอ การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจหรือสัญญาณ ECG โดยจะนำเสนอขั้นตอนและวิธีการในการทำงานของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นในโดเมนของการแปลงเวฟเลต (Wavelet transform domain) จากนั้นผู้วิจัยจะนำเสนอผลการทดสอบการทำงานของอัลกอริทึมในการบีบอัดสัญญาณ ECG โดยชุดข้อมูลสัญญาณ ECG จากฐานข้อมูลทางการแพทย์มาตรฐาน MIT-BIH Database [2] จากนั้นจะนำเสนอผลการวิเคราะห์และสรุปผลการทดลองเป็นส่วนสุดท้าย

4.2 การทดสอบคุณภาพของสัญญาณที่ผ่านการแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต

หัวข้อนี้นำเสนอ ผลการทดสอบคุณภาพของสัญญาณที่ประมวลผลด้วยการแปลงเวฟเลตแบบดิสครีต (Discrete wavelet transform, DWT) จำนวนหลายระดับ (Level) และจากนั้นได้มีการนำข้อมูลสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลตแบบหลายระดับดังกล่าวมาทำการแปลงย้อนกลับเวฟเลตแบบดิสครีต (Inverse discrete wavelet transform, IDWT) โดยทำการประยุกต์ใช้เวฟเลตแม่ (Mother wavelet) 4 ชนิด และใช้ข้อมูลในการทดสอบจำนวน 10 ชุดข้อมูลทางการแพทย์มาตรฐาน จากนั้นได้ทำการคำนวณค่า *SNR* *RMSE* และอัตราการบีบอัดข้อมูล โดยค่า *SNR* แสดงถึงคุณภาพของข้อมูลต้นฉบับเทียบกับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับ ซึ่งถ้าค่าที่ได้มีค่ามากจะหมายถึงข้อมูลที่ถูกสร้างกลับมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลต้นฉบับมากนั่นเอง ค่า *RMSE* แสดงถึงคุณภาพของข้อมูลต้นฉบับเทียบกับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับ ซึ่งถ้าค่าที่ได้มีค่าน้อยจะหมายถึงข้อมูลที่ถูกสร้างกลับมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลต้นฉบับมาก ส่วนค่าอัตราการบีบอัด *CR* เป็นค่าที่แสดงอัตราส่วนการลดลงของข้อมูลที่ถูกบีบอัดเทียบกับข้อมูลต้นฉบับ ซึ่งค่าอัตราการบีบอัดมากจะหมายถึงสามารถลดขนาดข้อมูลได้มากขึ้น ผลการทดสอบดังกล่าวแสดงในตารางที่ 4.1 ถึงตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 ค่าเฉลี่ย SNR (dB) ของข้อมูลที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ต DWT และการแปลงย้อนกลับเวฟเล็ต IDWT

| ชนิดของเวฟเล็ต | ระดับการแปลง | | |
|------------------|----------------|----------------|----------------|
| | 1 ระดับ | 2 ระดับ | 3 ระดับ |
| Haar | 317.554 | 310.375 | 307.129 |
| Db2 | 148.979 | 95.371 | 92.599 |
| Db4 | 116.295 | 103.493 | 84.849 |
| Db6 | 106.591 | 107.088 | 86.870 |
| Db8 | 120.130 | 107.094 | 93.650 |
| Db10 | 105.545 | 106.307 | 97.699 |
| Symlet 1 | 317.554 | 310.375 | 307.129 |
| Symlet 2 | 148.979 | 95.371 | 92.599 |
| Symlet 3 | 144.251 | 103.525 | 101.277 |
| Symlet 4 | 114.296 | 95.861 | 96.323 |
| Symlet 5 | 126.704 | 101.710 | 91.066 |
| Coiflet 1 | 144.394 | 107.260 | 86.817 |
| Coiflet 2 | 110.082 | 99.317 | 86.819 |
| Coiflet 3 | 106.935 | 110.917 | 87.342 |
| Coiflet 4 | 106.134 | 102.591 | 90.484 |
| Coiflet 5 | 106.048 | 105.647 | 93.526 |
| ค่าเฉลี่ย | 146.279 | 128.893 | 118.511 |

ตารางที่ 4.1 แสดงค่าเฉลี่ยของการคำนวณ SNR จากข้อมูลที่ถูกวิจัยได้นำมาทำการทดสอบจำนวน 10 ชุดข้อมูล พบว่าจำนวนระดับ (Level) ของการแปลงเวฟเล็ตส่งผลกระทบต่อค่าคุณภาพ SNR ของสัญญาณ โดยเมื่อใช้ระดับของการแปลงเวฟเล็ตที่สูงขึ้นพบว่าค่าเฉลี่ยของ SNR จะลดลง โดยค่าเฉลี่ยของการแปลงเวฟเล็ตระดับที่ 1 2 และ 3 คือ 146.279 128.893 และ 118.511 dB ตามลำดับ และพบว่าผลการแปลงเวฟเล็ตทั้ง 3 ระดับมีผลการแปลงเวฟเล็ตที่ได้จากการใช้เวฟเล็ตแม่ชนิด Haar มีค่า SNR มากกว่าผลการแปลงเวฟเล็ตที่ใช้เวฟเล็ตแม่ชนิด Symlet1 คือ 317.554 310.375 และ 307.129 dB ที่การแปลงเวฟเล็ตระดับที่ 1 2 และ 3 ตามลำดับ ดังนั้นระดับของการแปลงเวฟเล็ตที่ใช้จะส่งผลกระทบต่อค่าคุณภาพของสัญญาณโดยตรง

ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยอัตราการบีบอัดของข้อมูลที่ผ่านมาแปลงเวฟเล็ต DWT และการแปลงย้อนกลับเวฟเล็ต IDWT

| ชนิดของเวฟเล็ต | ระดับการแปลง | | |
|------------------|--------------|--------------|--------------|
| | 1 ระดับ | 2 ระดับ | 3 ระดับ |
| Haar | 2.000 | 4.000 | 8.000 |
| Db2 | 1.939 | 3.555 | 6.400 |
| Db4 | 1.828 | 3.047 | 4.571 |
| Db6 | 1.729 | 2.666 | 3.764 |
| Db8 | 1.641 | 2.370 | 3.047 |
| Db10 | 1.561 | 2.133 | 2.666 |
| Symlet 1 | 2.000 | 4.000 | 8.000 |
| Symlet 2 | 1.939 | 3.555 | 6.400 |
| Symlet 3 | 1.882 | 3.368 | 5.333 |
| Symlet 4 | 1.828 | 3.047 | 4.571 |
| Symlet 5 | 1.777 | 2.909 | 4.266 |
| Coiflet 1 | 1.882 | 3.368 | 5.333 |
| Coiflet 2 | 1.729 | 2.666 | 3.764 |
| Coiflet 3 | 1.600 | 2.285 | 2.909 |
| Coiflet 4 | 1.488 | 1.939 | 2.285 |
| Coiflet 5 | 1.391 | 1.729 | 1.939 |
| ค่าเฉลี่ย | 1.763 | 2.914 | 4.578 |

จากตารางที่ 4.2 แสดงให้เห็นถึงค่าอัตราการบีบอัดข้อมูลในการเปรียบเทียบข้อมูลที่ผ่านมาการบีบอัดเทียบกับข้อมูลต้นฉบับโดยใช้ข้อมูลในการทดสอบเบื้องต้นจำนวน 10 ชุดข้อมูล พบว่าในการแปลงเวฟเล็ตทั้ง 3 ระดับนั้น การบีบอัดข้อมูลด้วยเวฟเล็ตชนิด Haar และ Symlet 1 มีค่าอัตราการบีบอัดมากที่สุดที่ระดับการบีบอัดที่ 1 2 และ 3 โดยมีอัตราการบีบอัดข้อมูลคือ 2:1 4: และ 8:1 ตามลำดับ เมื่อเพิ่มระดับของการแปลงเวฟเล็ตจะทำให้อัลกอริทึมการบีบอัดข้อมูลสามารถทำการบีบอัดข้อมูลได้มากยิ่งขึ้นซึ่งเวฟเล็ตแม่ที่สามารถลดขนาดข้อมูลได้มากที่สุดคือเวฟเล็ตชนิด Haar และ Symlet 1 จากการทดสอบคุณภาพของการบีบอัดข้อมูลในเบื้องต้นพบว่า การบีบอัดข้อมูลด้วยเวฟเล็ตแม่ชนิด Haar และ Symlet 1 สามารถให้ค่า *SNR* มากที่สุดและมีค่าอัตราการบีบอัดที่มากที่สุดแม้ว่าจะมีค่า *RMSE* ที่สูงกว่าการบีบอัดข้อมูลด้วยเวฟเล็ตแม่ชนิดอื่น ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้เลือกใช้เวฟเล็ตแม่ชนิด Haar ในการบีบอัดข้อมูล เนื่องจากพบว่าสามารถทำการบีบอัดสัญญาณได้ดีและระบบสมองกลฝังตัวในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายนั้น ตัวประมวลผลมีทรัพยากรที่ค่อนข้างจำกัด การเลือกใช้เวฟเล็ตแม่ชนิด Haar ซึ่งมีความซับซ้อนในการประมวลผลต่ำ จะช่วยทำให้สามารถ

ทำการประมวลผลได้อย่างรวดเร็ว ประกอบกับมีการใช้หน่วยความจำสำหรับการคำนวณน้อยมาก ทำให้สามารถประยุกต์ใช้งานได้จริง

4.3 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT และการแปลง DWT

จากการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG ที่นำเสนอรายละเอียดในหัวข้อที่ 3.2 ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยคำนึงถึงอัลกอริทึมที่จำเป็นต้องมีความซับซ้อนต่ำเพื่อการประมวลผลที่รวดเร็วแล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาผลกระทบในด้านอื่น ๆ ด้วย เช่น อัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio) รวมถึงค่าคุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัด (Quality of signal) โดยพิจารณาว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการบีบอัดสัญญาณได้มากเพียงพอสำหรับการใช้งานหรือไม่ และยังสามารถรักษาคุณภาพของสัญญาณไว้ได้ดีเหมือนเดิมหรือมีคุณภาพที่ยอมรับได้หรือไม่ นอกจากนี้จะพิจารณาจากความสามารถในการบีบอัดโดยดูจากอัตราส่วนการบีบอัดและพิจารณาคุณภาพของสัญญาณ ECG ภายหลังการบีบอัดแล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงการตรวจสอบคุณภาพของสัญญาณ ECG เพิ่มเติมด้วยการทดสอบการตรวจจับสัญญาณ ECG โดยตรวจจบบรูปลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Signal) โดยเลือกใช้อัลกอริทึมที่มีชื่อเสียงมาใช้ในการทดสอบการตรวจจับบรูปลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Detection) อีกด้วย

การทดสอบในขั้นตอนนี้ ผู้วิจัยต้องการที่จะหาข้อสรุปว่าการปรับเปลี่ยนรูปแบบของการแปลงสัญญาณในโดเมนของ DCT และ DWT แบบใดที่มีความเหมาะสมกับการประยุกต์ใช้งานในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายมากกว่าและในการแปลง DWT นั้น จำนวนระดับของการแปลง DWT จะส่งผลกระทบต่อคุณภาพและความสามารถในการบีบอัดสัญญาณและต้องการหาจำนวนระดับของการแปลง DWT ที่เหมาะสมกับอัลกอริทึมที่นำเสนอเพื่อให้อาจทำการบีบอัดสัญญาณได้มากเพียงพอและมีคุณภาพของสัญญาณที่ดีโดยทำการทดสอบปรับระดับของการแปลง DWT ตั้งแต่ 2 ระดับถึง 4 ระดับ นอกจากนี้จะทำการพิจารณาผลของการบีบอัดข้อมูลแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE แล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงการตรวจสอบคุณภาพของสัญญาณ ECG เพิ่มเติมด้วยการตรวจจับบรูปลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Detection) โดยใช้อัลกอริทึมที่มีชื่อเสียงในการทดสอบการตรวจจับดังกล่าว

ในการทดสอบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ผู้วิจัยจะทำการประเมินคุณภาพของการบีบอัดข้อมูลสัญญาณ ECG โดยการเปรียบเทียบผลจากการคำนวณร้อยละของรากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Percentage root mean square difference; *PRD*) ซึ่งเป็นการประเมินคุณภาพของการบีบอัดข้อมูลโดยพิจารณาจากความแตกต่างของข้อมูลต้นฉบับ (Original data) กับข้อมูลที่ถูกสร้างกลับภายหลังการบีบอัดข้อมูล (Reconstruction data) และเปรียบเทียบอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio, *CR*) คุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัด (Quality of signal) ว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการบีบอัดสัญญาณได้มากเพียงพอสำหรับการใช้งานหรือไม่ โดยจะมีการทดสอบดังนี้

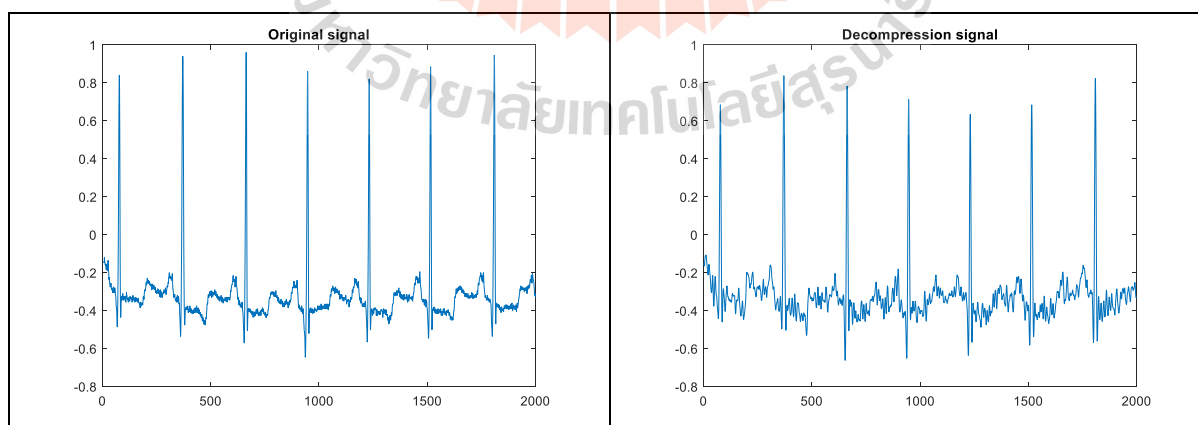
- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DCT

- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 2 ระดับ
- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับ
- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 4 ระดับ
- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 2 ระดับและ RLE
- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับและ RLE
- การทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 4 ระดับและ RLE

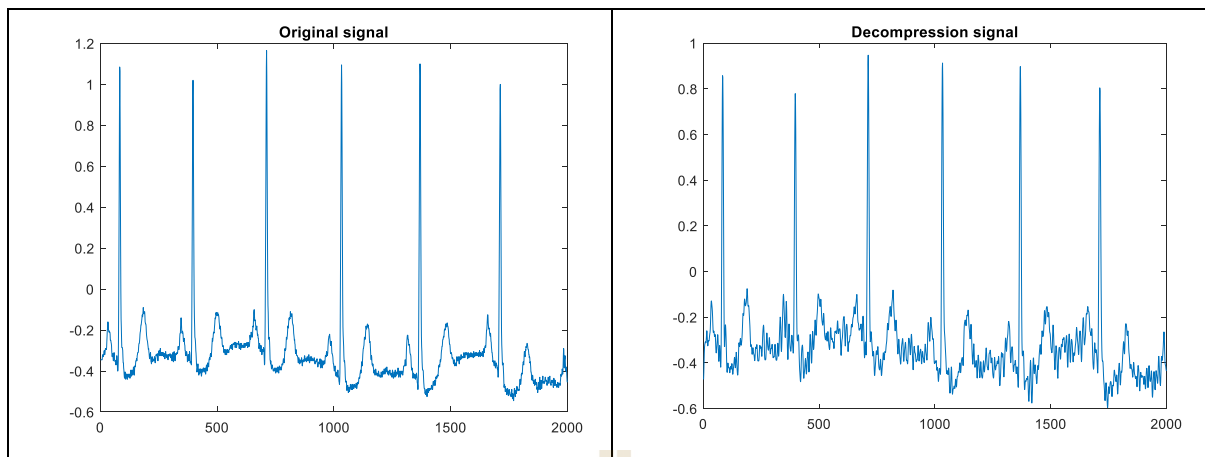
ผลการทดสอบดังกล่าวข้างต้นจะถูกนำเสนอเรียงลำดับในหัวข้อถัดไป

4.3.1 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DCT

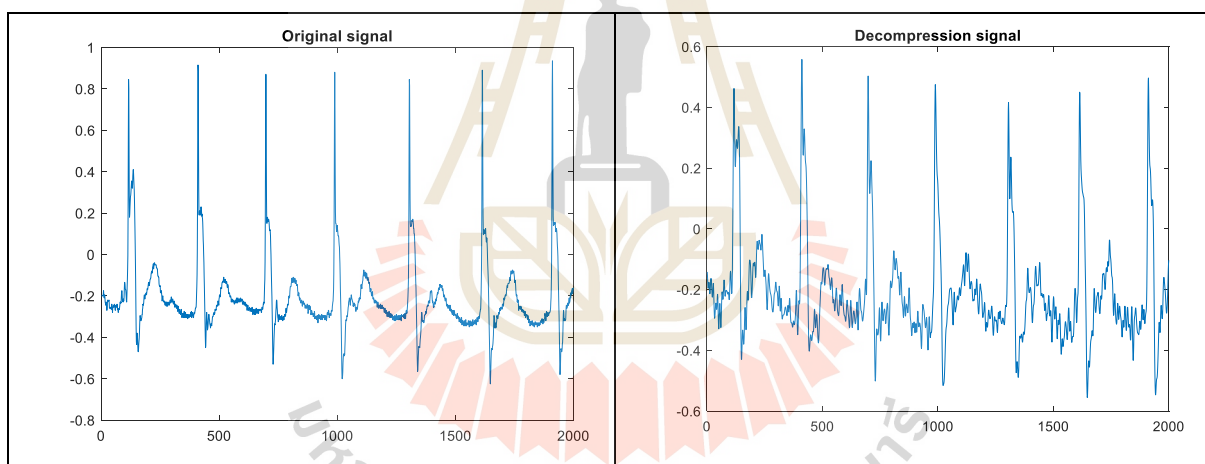
ในรูปที่ 4.1 ถึงรูปที่ 4.6 เป็นตัวอย่างรูปภาพของสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงโคไซน์แบบดิสครีต (Discrete cosine transform) โดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุด (Sample) จากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] สัญญาณ ECG แต่ละตัวอย่างได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟที่นำเสนอจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดโดยผ่านขั้นตอนของการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมของ DCT เรียบร้อยแล้ว จากการทดสอบพบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นได้อย่างชัดเจนและมีรูปคลื่นที่เหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณต้นฉบับ



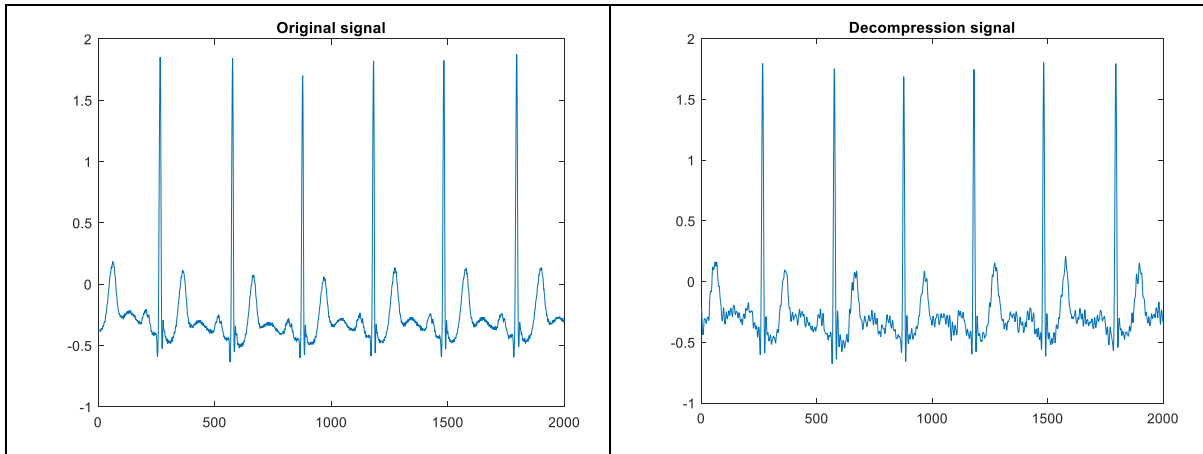
รูปที่ 4.1 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT



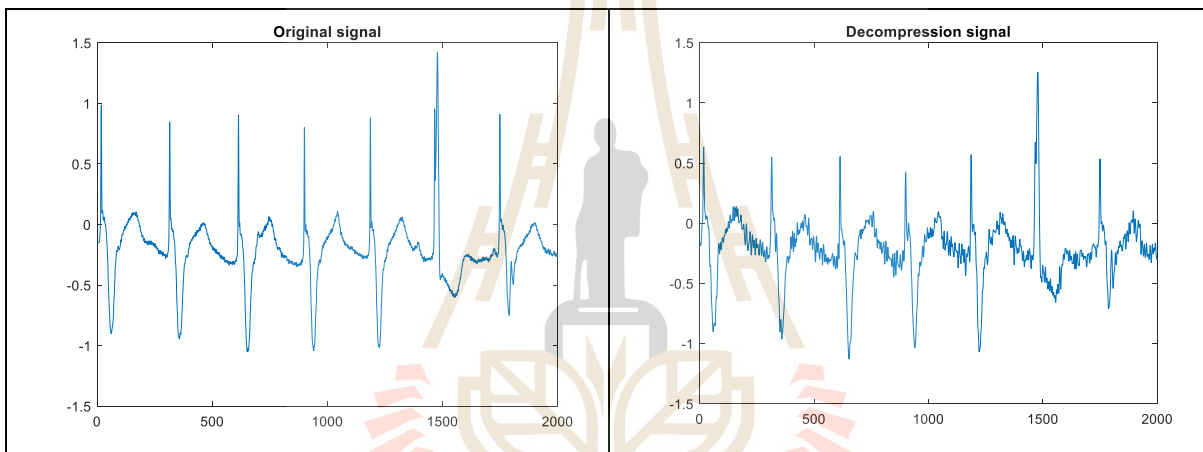
รูปที่ 4.2 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT



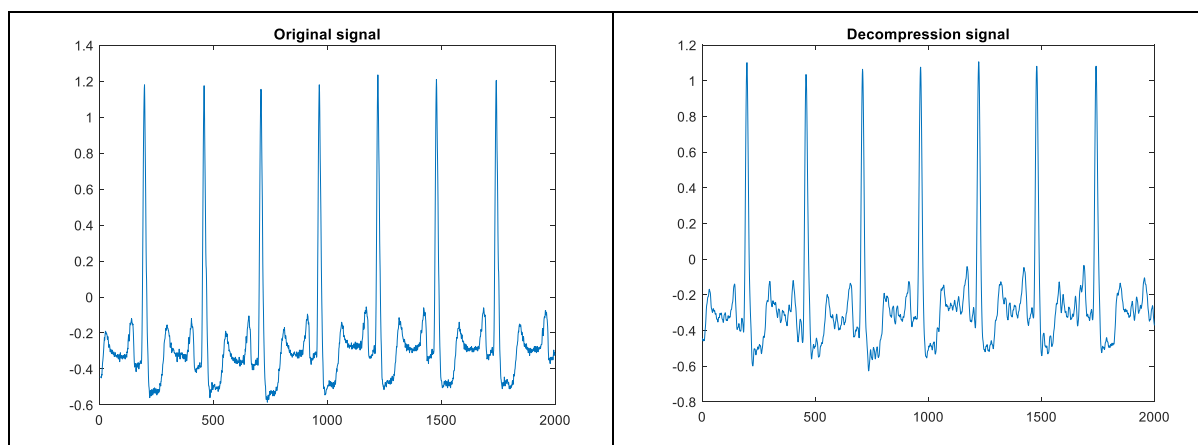
รูปที่ 4.3 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT



รูปที่ 4.4 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT



รูปที่ 4.5 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT



รูปที่ 4.6 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT

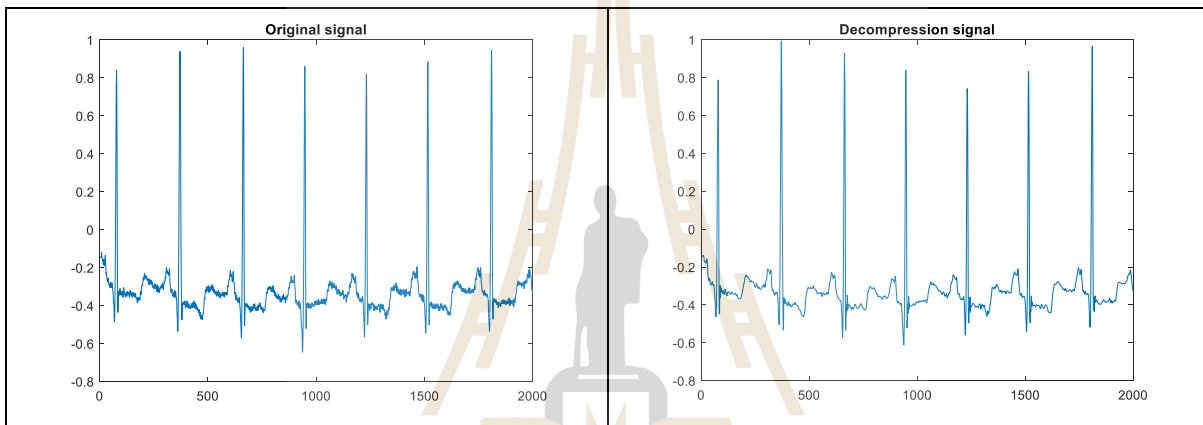
ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DCT

| ECG Record Number | ก่อนการบีบอัด | หลังการบีบอัด | | |
|-------------------|---------------|-------------------|---------|-----------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats |
| 100 | 2280 | 12.04 | 12.62 | 2283 |
| 101 | 1966 | 11.83 | 10.74 | 1963 |
| 102 | 3365 | 12.64 | 16.76 | 2707 |
| 103 | 2111 | 11.65 | 10.14 | 2111 |
| 104 | 3720 | 11.89 | 16.08 | 3612 |
| 105 | 2512 | 12.25 | 9.14 | 2512 |

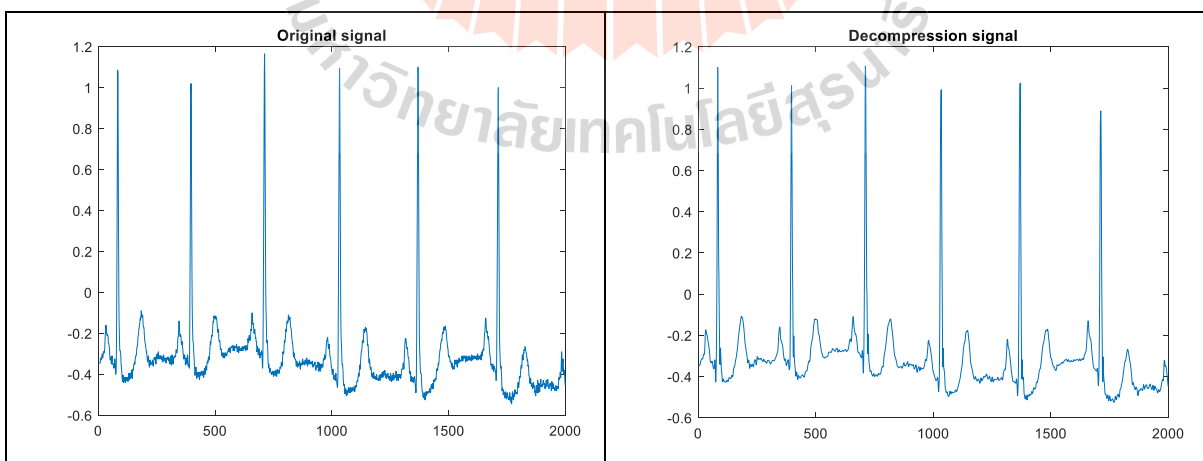
ตารางที่ 4.3 แสดงผลการทดสอบจากการบีบอัดข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยได้ทำการเปรียบเทียบข้อมูลที่ผ่านมาการบีบอัดเทียบกับข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นฉบับ ในการทดสอบได้ใช้ข้อมูลในการทดสอบเบื้องต้นจำนวน 6 ชุดข้อมูล โดยกำหนดให้จำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (No. Beats) ก่อนการบีบอัดที่ตรวจจับได้จากอัลกอริทึม Pan and Tompkins [1] เป็นจำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกต้องและพบว่าอัลกอริทึมการแปลง DCT ดังกล่าวมีอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูลที่ดีโดยมีค่าเฉลี่ยสูงถึง 12.05 แต่ทว่าอัลกอริทึมดังกล่าวยังมีค่า PRD ที่สูงเกินไปทำให้ผลการตรวจจับสัญญาณ QRS มีความผิดพลาดเกิดขึ้นอยู่บ้าง เช่น สัญญาณ ECG หมายเลข 100 มีจำนวนบิต 2280 เมื่อผ่านการบีบอัดพบว่ามีจำนวนบิตเป็น 2283 นั่นคือมีความผิดพลาดของจำนวนบิตเกิดขึ้น เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยทั้งหมดพบว่ามีความผิดพลาดเท่ากับ 4.59%

4.3.2 ผลการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 2 ระดับ

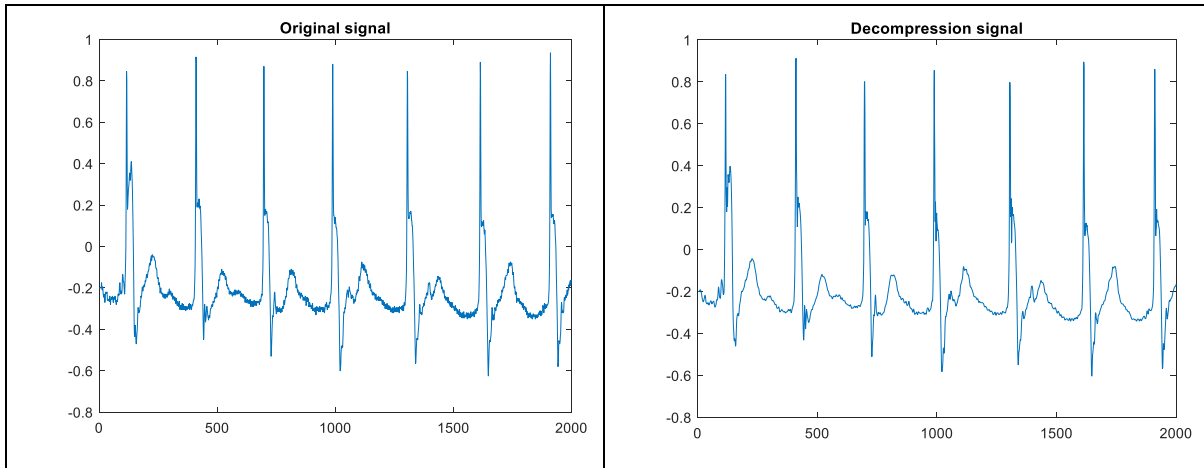
ในรูปที่ 4.7 ถึงรูปที่ 4.12 เป็นตัวอย่างรูปภาพสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีตจำนวน 2 ระดับโดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุดจากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] แต่ละตัวอย่างเป็นสัญญาณที่ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและผ่านขั้นตอนการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมของ DCT แล้วโดยพบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นได้อย่างชัดเจนเหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณต้นฉบับ



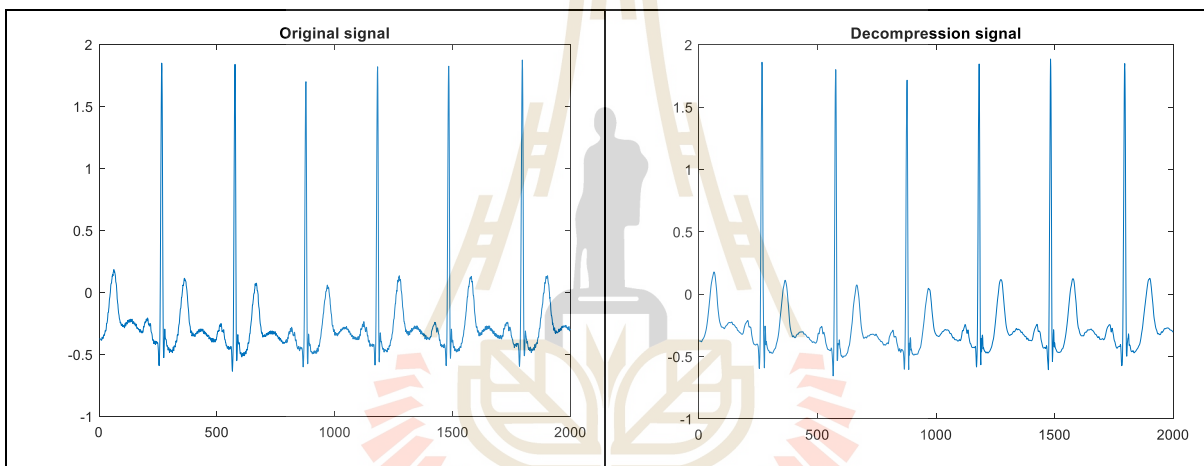
รูปที่ 4.7 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 2 ระดับ



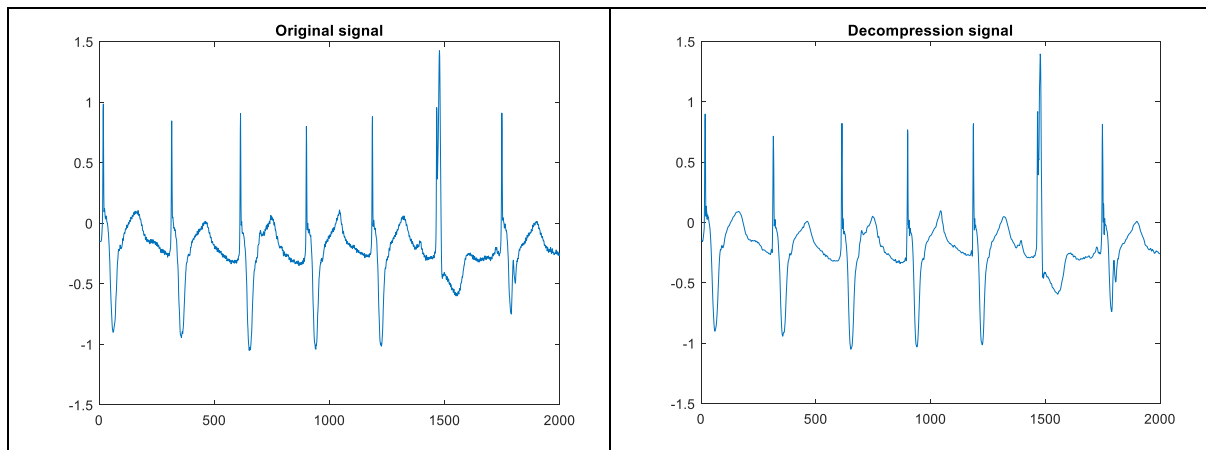
รูปที่ 4.8 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 2 ระดับ



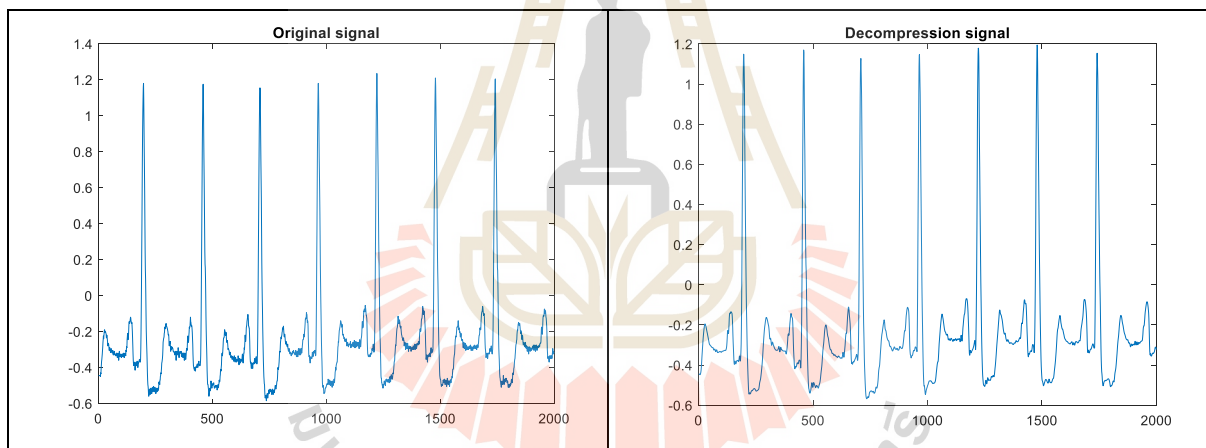
รูปที่ 4.9 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 2 ระดับ



รูปที่ 4.10 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 2 ระดับ



รูปที่ 4.11 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 2 ระดับ



รูปที่ 4.12 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 2 ระดับ

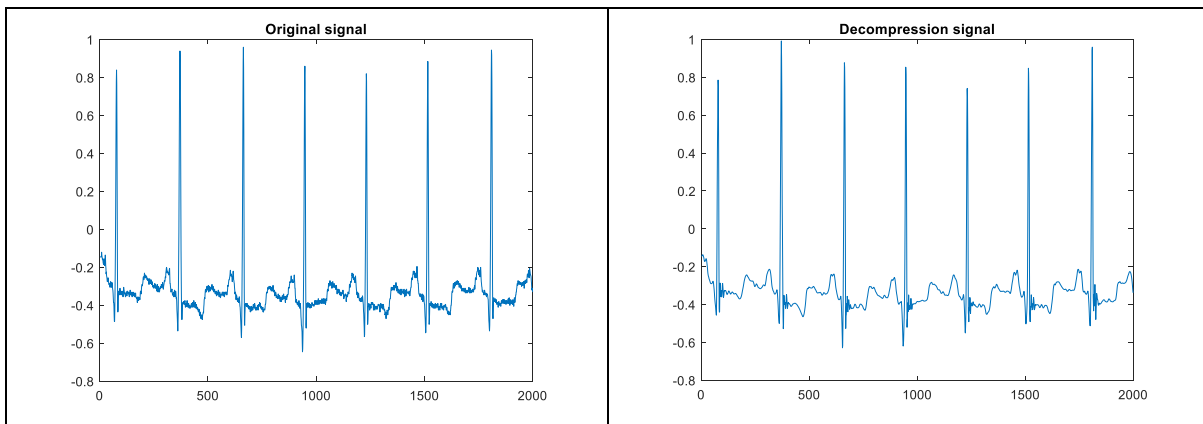
ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับ

| ECG Record Number | ก่อนการบีบอัด | หลังการบีบอัด | | |
|-------------------|---------------|-------------------|---------|-----------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats |
| 100 | 2280 | 9.94 | 4.17 | 2280 |
| 101 | 1966 | 9.94 | 4.00 | 1963 |
| 102 | 3365 | 9.94 | 4.96 | 3446 |
| 103 | 2111 | 9.93 | 4.06 | 2111 |
| 104 | 3720 | 9.86 | 6.95 | 3702 |
| 105 | 2512 | 9.99 | 3.39 | 2512 |

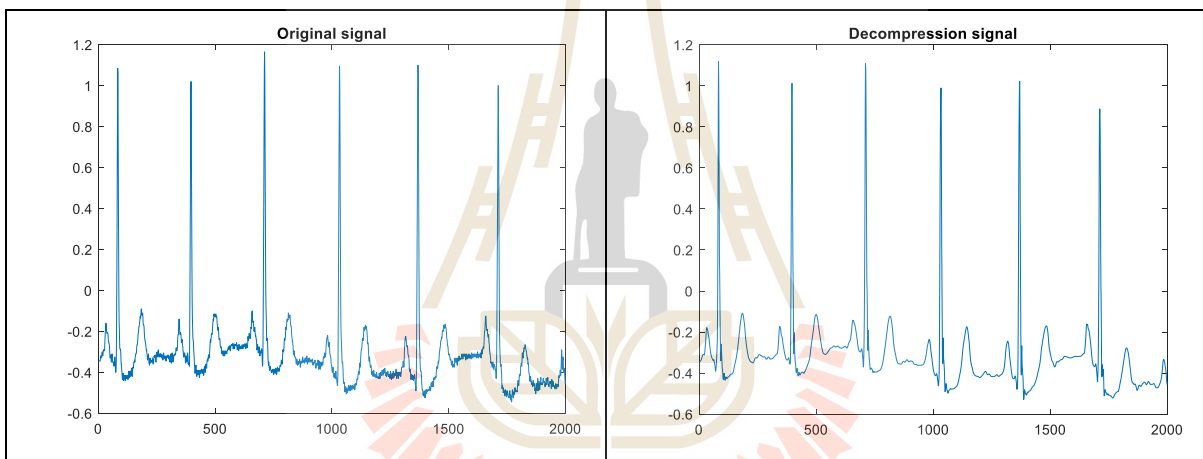
ตารางที่ 4.4 แสดงผลการทดสอบจากการบีบอัดข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดกับข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นฉบับ ในขั้นตอนการทดสอบได้ใช้ข้อมูลในการทดสอบเบื้องต้นจำนวน 6 ชุดข้อมูล โดยกำหนดให้จำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (No. Beats) ก่อนการบีบอัดที่ตรวจจับสัญญาณ QRS ได้จากอัลกอริทึม Pan and Tompkins [1] เป็นจำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกต้องและพบว่าอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 2 ระดับมีอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูลที่ดีโดยมีค่าเฉลี่ยสูงถึง 9.93:1 แต่ทว่าอัลกอริทึมดังกล่าวยังมีค่า PRD สูง โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.58 ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับสัญญาณ QRS เช่น สัญญาณ ECG หมายเลข 101 มีจำนวนบิต 1966 เมื่อผ่านการบีบอัดพบว่ามีจำนวนบิตลดลงเป็น 1963 นั่นคือมีความผิดพลาดของสัญญาณเกิดขึ้นทำให้มีจำนวนบิตที่ลดลง เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยทั้งหมดพบว่ามีความผิดพลาดของสัญญาณเท่ากับ 0.50%

4.3.3 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับ

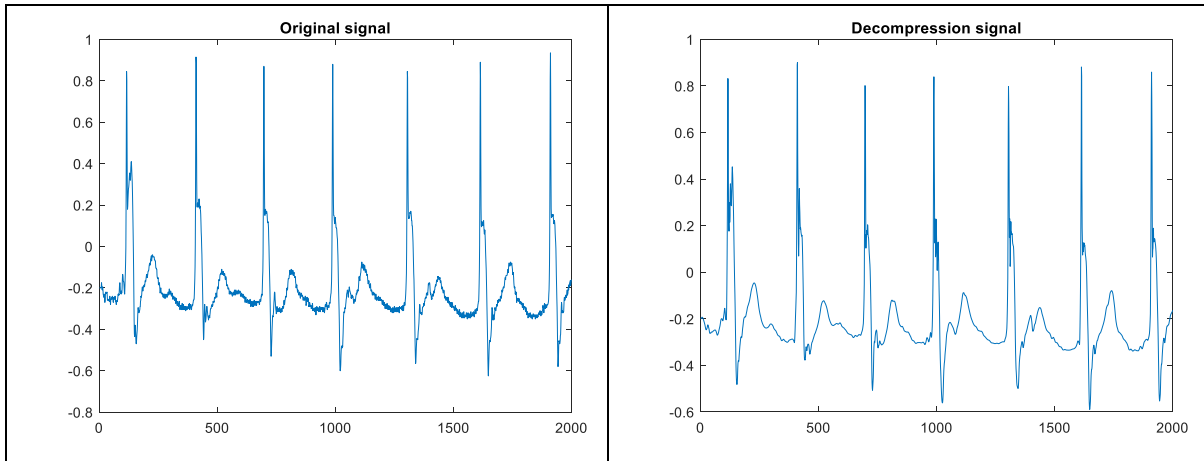
ในรูปที่ 4.13 ถึงรูปที่ 4.18 เป็นตัวอย่างรูปภาพของสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเลตแบบดีสครีตจำนวน 3 ระดับโดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุดจากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] แต่ละตัวอย่างเป็นสัญญาณที่ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและผ่านขั้นตอนการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ แล้ว พบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นรูปคลื่นได้อย่างชัดเจนมากและเหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณต้นฉบับ



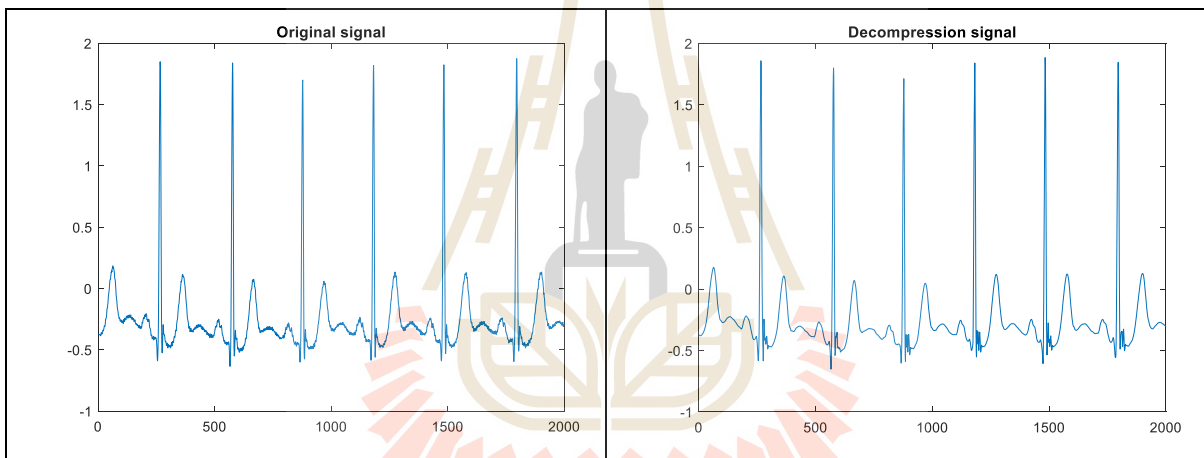
รูปที่ 4.13 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยการแปลง DWT 3 ระดับ



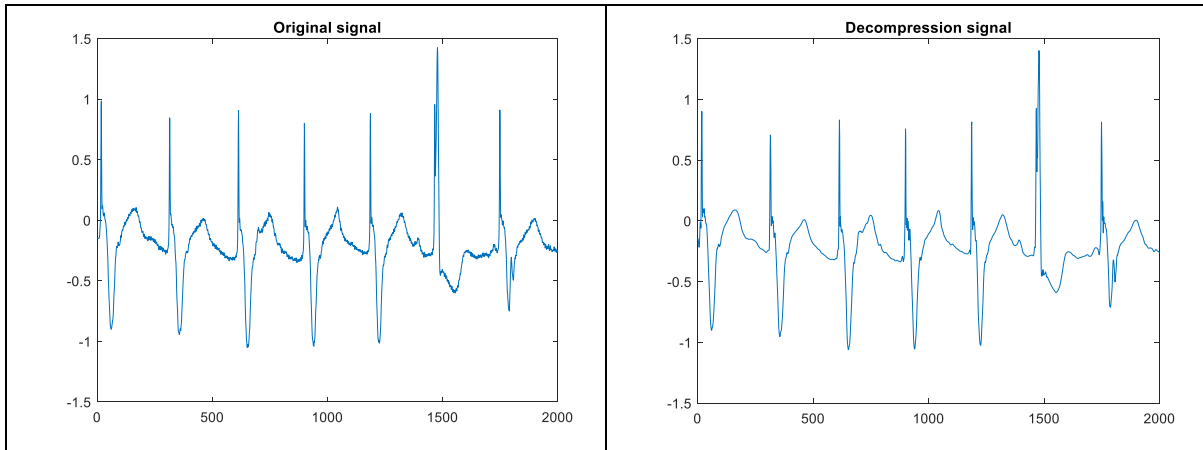
รูปที่ 4.14 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ



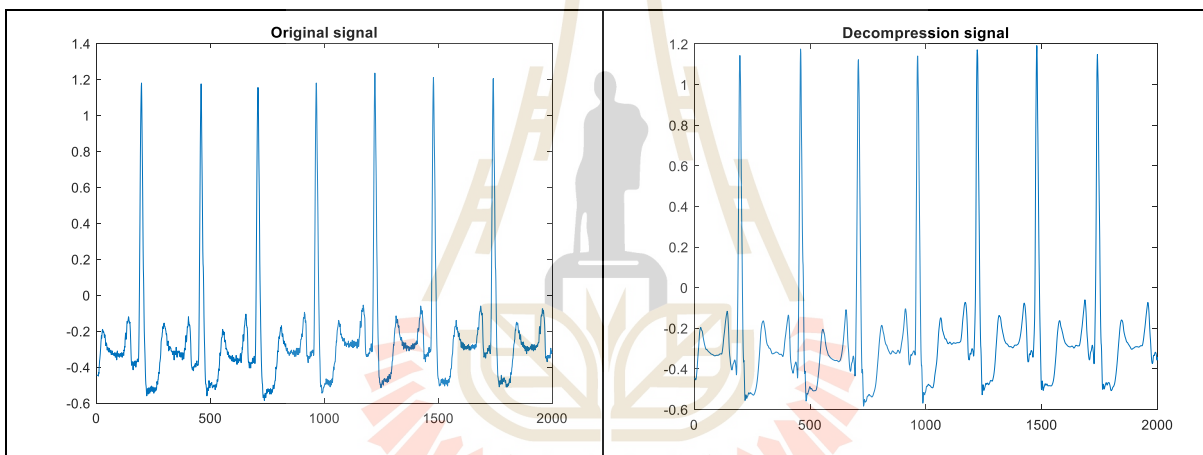
รูปที่ 4.15 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ



รูปที่ 4.16 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ



รูปที่ 4.17 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ



รูปที่ 4.18 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ

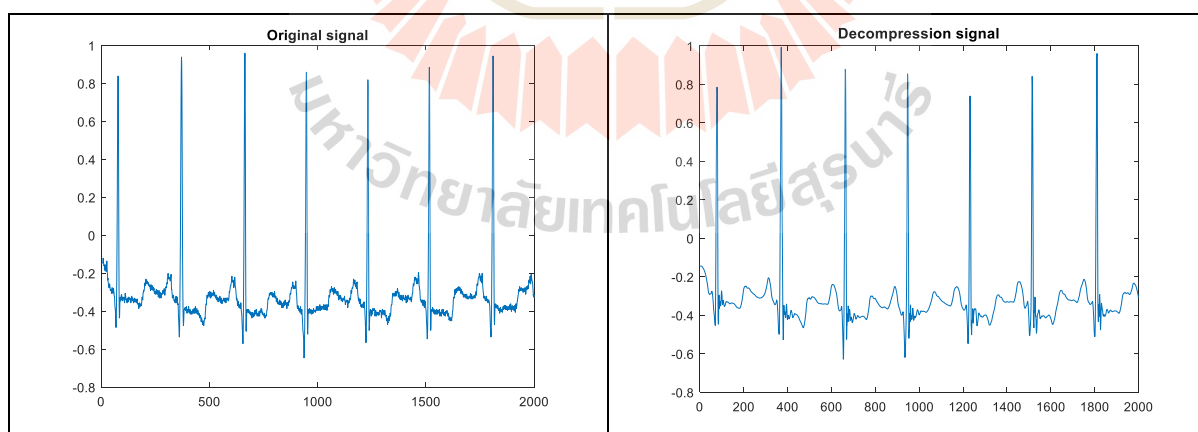
ตารางที่ 4.5 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับ

| ECG Record Number | ก่อนการบีบอัด | หลังการบีบอัด | | |
|-------------------|---------------|-------------------|---------|-----------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats |
| 100 | 2280 | 11.49 | 5.21 | 2280 |
| 101 | 1966 | 11.49 | 4.99 | 1963 |
| 102 | 3365 | 11.53 | 6.77 | 4032 |
| 103 | 2111 | 11.46 | 5.04 | 2111 |
| 104 | 3720 | 9.24 | 8.76 | 3678 |
| 105 | 2512 | 11.57 | 5.40 | 2512 |

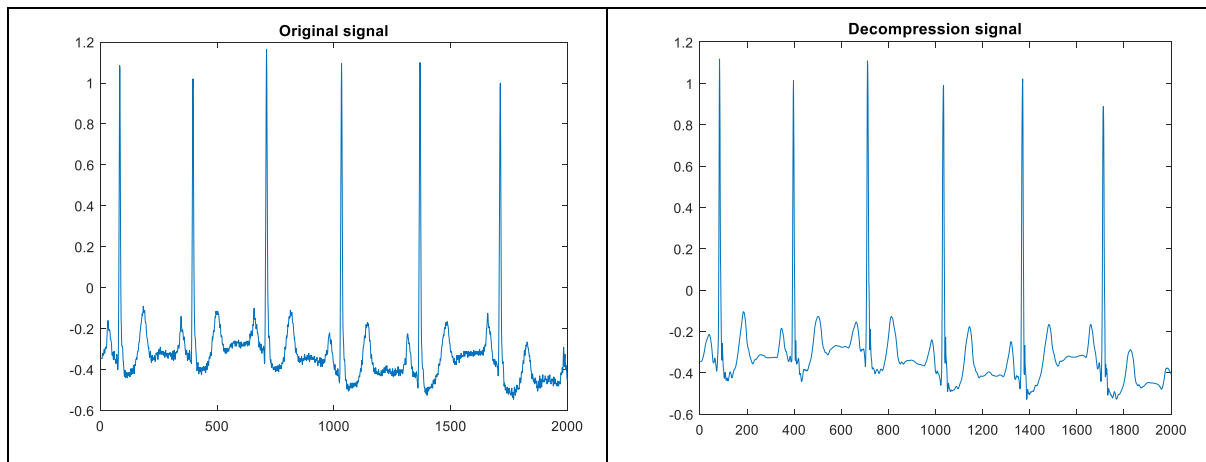
ตารางที่ 4.5 แสดงผลการทดสอบจากการบีบอัดข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดกับข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นฉบับ ในขั้นตอนการทดสอบได้ใช้ข้อมูลในการทดสอบเบื้องต้นจำนวน 6 ชุดข้อมูล โดยกำหนดให้จำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (No. Beats) ก่อนการบีบอัดที่ตรวจจับสัญญาณ QRS ได้จากอัลกอริทึม Pan and Tompkins [1] เป็นจำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกต้องและพบว่าอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับมีอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูลที่ดีโดยมีค่าเฉลี่ยสูงถึง 11.13:1 แต่ทว่าอัลกอริทึมดังกล่าวยังมีค่า PRD สูง โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 6.02 ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับสัญญาณ QRS เช่น สัญญาณ ECG หมายเลข 101 มีจำนวนปีท 1966 เมื่อผ่านการบีบอัดพบว่ามีจำนวนปีทลดลงเป็น 1963 นั่นคือมีความผิดพลาดของสัญญาณเกิดขึ้นทำให้มีจำนวนปีทที่ลดลง เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยทั้งหมดพบว่ามีความผิดพลาดของสัญญาณเท่ากับ 3.51%

4.3.4 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 4 ระดับ

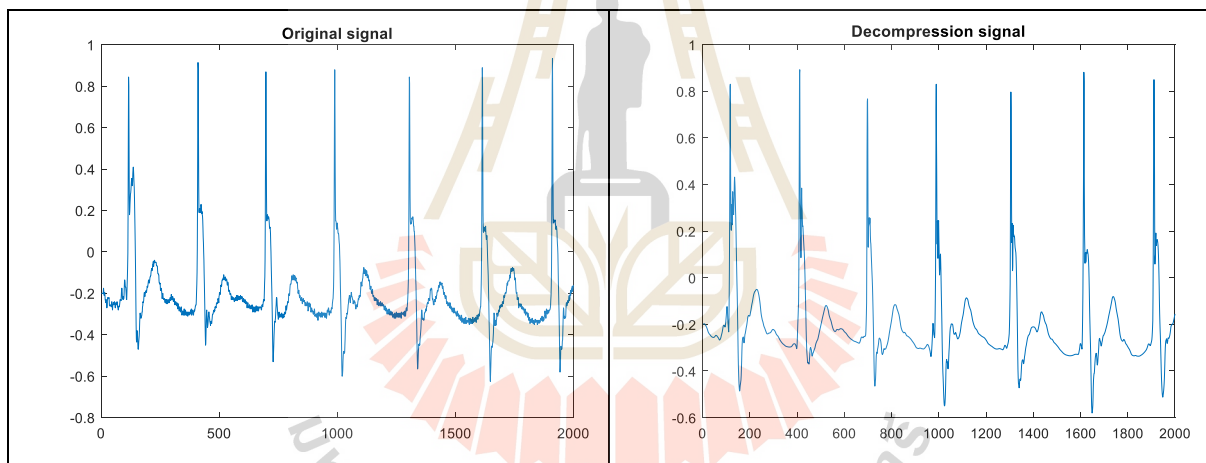
ในรูปที่ 4.19 ถึงรูปที่ 4.24 เป็นตัวอย่างรูปภาพสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลงเวฟเลตแบบดีสครีตจำนวน 4 ระดับ โดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุดจากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] แต่ละตัวอย่างเป็นสัญญาณที่ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและผ่านขั้นตอนการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมของ DWT 4 ระดับโดยพบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นได้อย่างชัดเจนเหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณต้นฉบับ



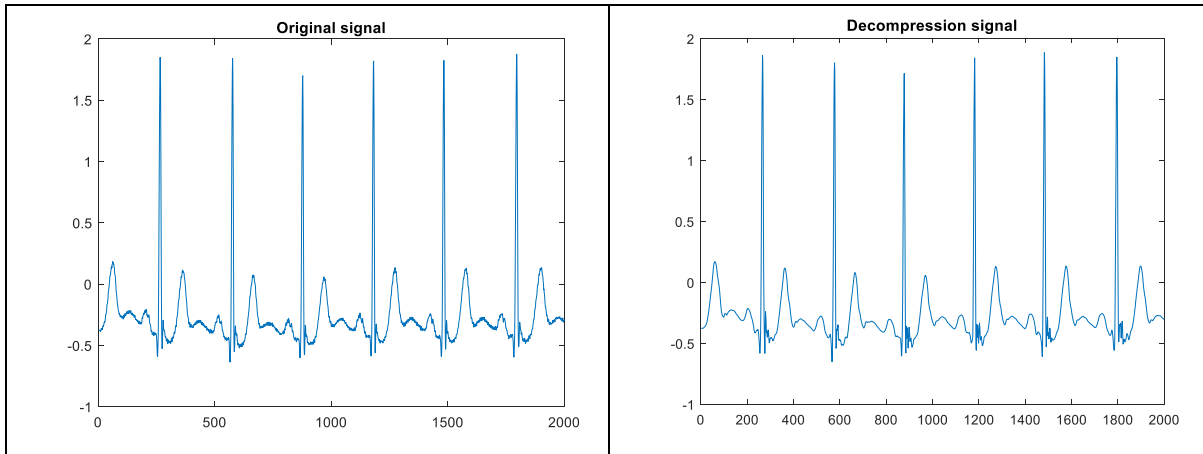
รูปที่ 4.19 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับ



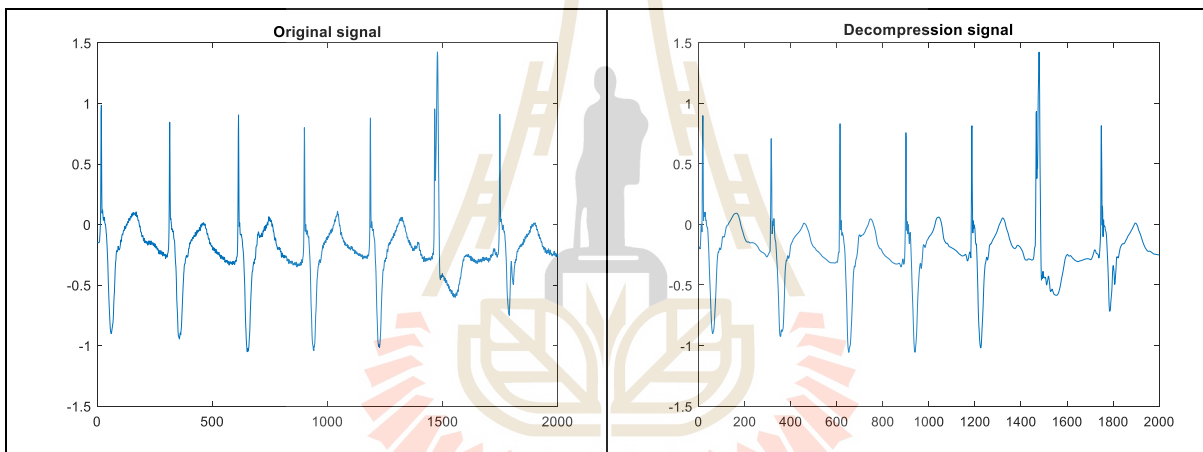
รูปที่ 4.20 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับ



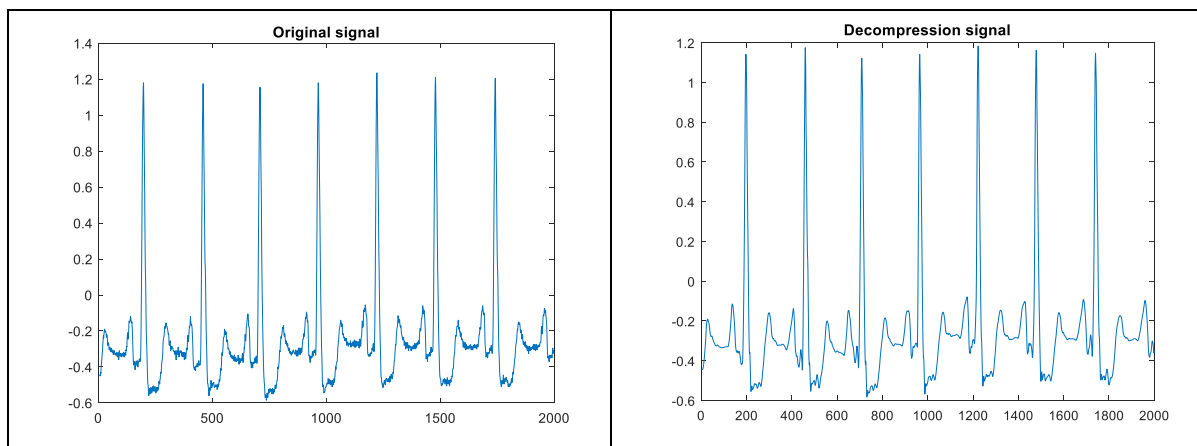
รูปที่ 4.21 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับ



รูปที่ 4.22 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับ



รูปที่ 4.23 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับ



รูปที่ 4.24 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณด้วยอัลกอริทึมอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับ

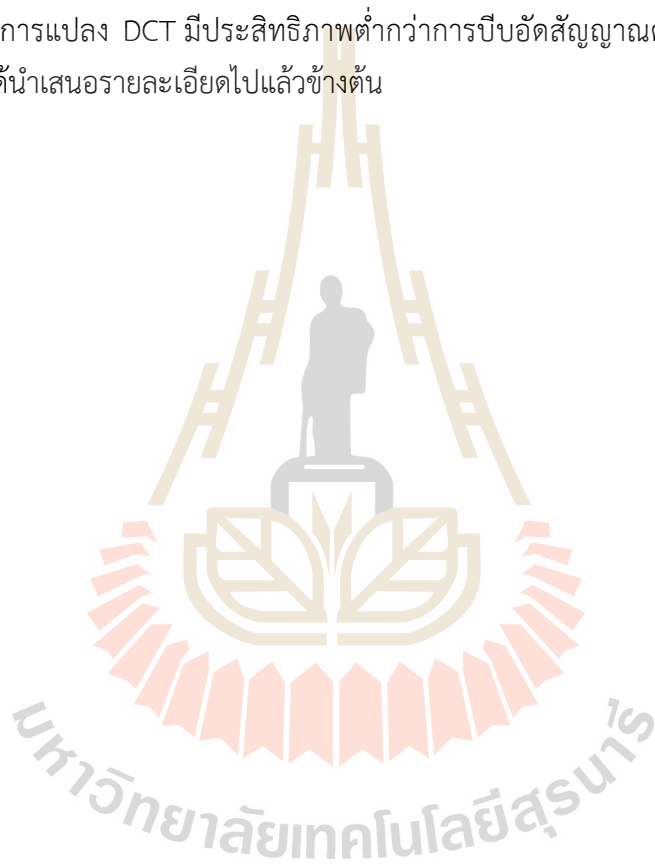
ตารางที่ 4.6 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมที่ใช้การแปลงเวฟเล็ตดีสครีตแบบ 4 ระดับ

| ECG Record Number | ก่อนการบีบอัด | หลังการบีบอัด | | |
|-------------------|---------------|-------------------|---------|-----------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats |
| 100 | 2280 | 12.19 | 6.02 | 2280 |
| 101 | 1966 | 12.19 | 5.68 | 1963 |
| 102 | 3365 | 12.25 | 7.79 | 3936 |
| 103 | 2111 | 12.15 | 5.85 | 2111 |
| 104 | 3720 | 12.02 | 9.81 | 3669 |
| 105 | 2512 | 12.21 | 6.77 | 2512 |

ตารางที่ 4.6 แสดงผลการทดสอบจากการบีบอัดข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการบีบอัดกับข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นฉบับ ในขั้นตอนการทดสอบได้ใช้ข้อมูลในการทดสอบเบื้องต้นจำนวน 6 ชุดข้อมูล โดยกำหนดให้จำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (No. Beats) ก่อนการบีบอัดที่ตรวจจับสัญญาณ QRS ได้จากอัลกอริทึม Pan and Tompkins [1] เป็นจำนวนรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกต้องและพบว่าอัลกอริทึมที่ใช้การแปลง DWT 4 ระดับมีอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูลที่ดีโดยมีค่าเฉลี่ยสูงถึง 12.17:1 แต่ทว่าอัลกอริทึมดังกล่าวยังมีค่า PRD สูง โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 6.98 ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดในการตรวจจับสัญญาณ QRS เช่น สัญญาณ ECG หมายเลข 102 มีจำนวนบีต 3365 เมื่อผ่านการบีบอัดพบว่ามีจำนวนบีตลดลงเป็น 3936 นั่นคือมีความผิดพลาดของสัญญาณเกิดขึ้นทำให้มีจำนวนบีตที่เพิ่มขึ้น เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยทั้งหมดพบว่ามีความผิดพลาดเท่ากับ 3.08%

จากผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT และการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT ในระดับชั้นของการแปลง DWT ตั้งแต่ 2 ระดับ 3 ระดับและ 4 ระดับพบว่าอัลกอริทึมการแปลง DWT มีความสามารถในการบีบอัดสัญญาณ ECG ที่ดีกว่าการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT โดยเฉพาะในด้านของการรักษาคุณภาพของสัญญาณ ECG ภายหลังจากการบีบอัดซึ่งทำได้ดีกว่ามากๆ สังเกตได้จากผลการตรวจจับรูปคลื่น QRS ได้ถูกต้องมากกว่า

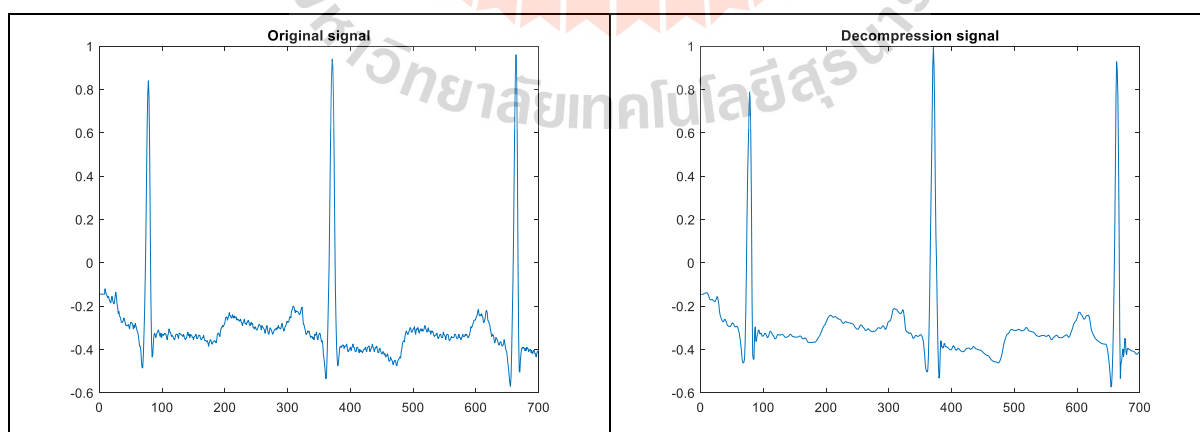
ในหัวข้อถัดไป ผู้วิจัยได้มีการนำอัลกอริทึมการบีบอัดข้อมูลแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless data compression) ที่ใช้เทคนิคการบีบอัดข้อมูลแบบ RLE (Run-length encoding) มาประยุกต์ใช้เพื่อช่วยลดขนาดข้อมูลก่อนทำการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายเช่นเซอร์ไรส์สาย อย่างไรก็ตามผู้วิจัยจะไม่นำการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT มาพิจารณาหรือทำการทดสอบในขั้นตอนต่อไป ทั้งนี้เนื่องจากพบว่าการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DCT มีประสิทธิภาพต่ำกว่าการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT ในทุกกรณีตามที่ได้นำเสนอรายละเอียดไปแล้วข้างต้น



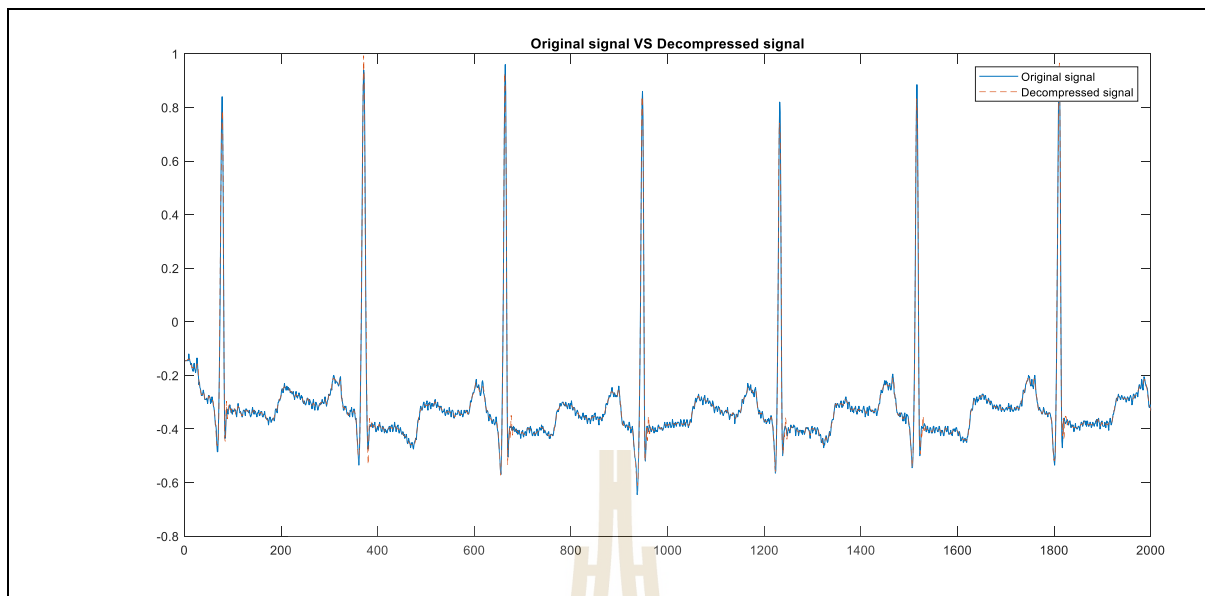
4.3.5 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE

ในรูปที่ 4.25 ถึงรูปที่ 4.36 เป็นตัวอย่างรูปภาพสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบตีสคริตจำนวน 2 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE โดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุดจากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] แต่ละตัวอย่างเป็นสัญญาณที่ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและผ่านขั้นตอนการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE พบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นรูปคลื่น QRS ได้อย่างชัดเจนเหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณ ECG ต้นฉบับ โดยสังเกตว่ากราฟของสัญญาณก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัด (Decompressed signal) ทุกจุดแทบจะซ้อนทับกันได้พอดี

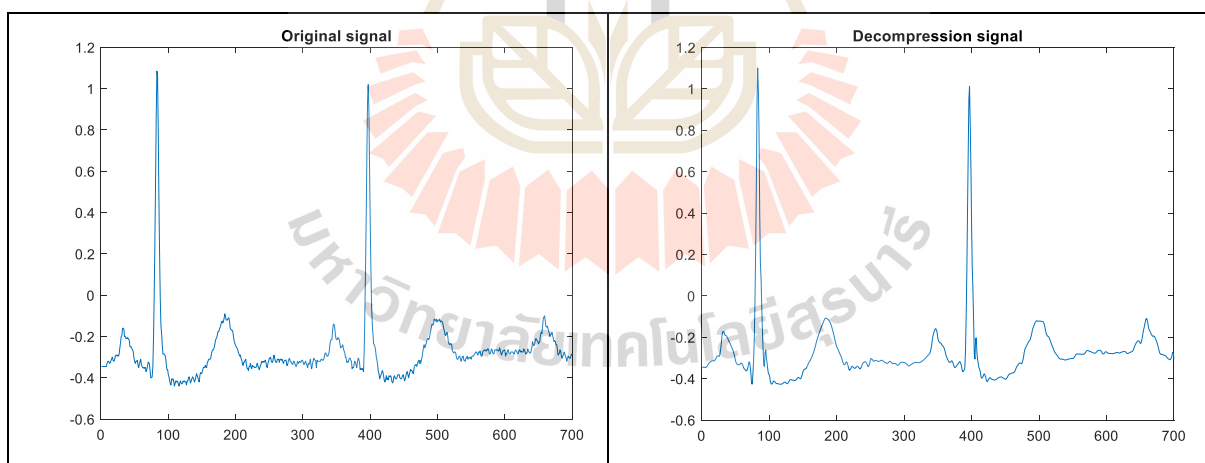
ในตารางที่ 4.7 ผู้วิจัยได้แสดงผลการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนสถิตย (Static error) ซึ่งเป็นผลต่างระหว่างจำนวนยอดคลื่น QRS ของสัญญาณ ECG ที่ตรวจจับได้ (No. Beat) ภายหลังผ่านการบีบอัดด้วยอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE โดยได้ทำการเปรียบเทียบกับจำนวนยอดคลื่น QRS ที่ตรวจวัดได้ก่อนการบีบอัดหรือค่าจริงของจำนวนยอดคลื่น QRS ของสัญญาณ ECG ในชุดนั้น ๆ โดยได้แสดงเป็นเปอร์เซ็นต์ (%) ถ้าค่าที่ตรวจวัดได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากแสดงว่าการตรวจวัดนั้นมีความแม่นยำหรือความถูกต้อง (Accuracy) สูง อย่างไรก็ตามในการวัดทุกครั้งมักมีค่าความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นได้เสมอ และในการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบตีสคริตจำนวน 2 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE มีค่าความคลาดเคลื่อนของการตรวจจับสัญญาณ ECG เท่ากับ 0.29 %



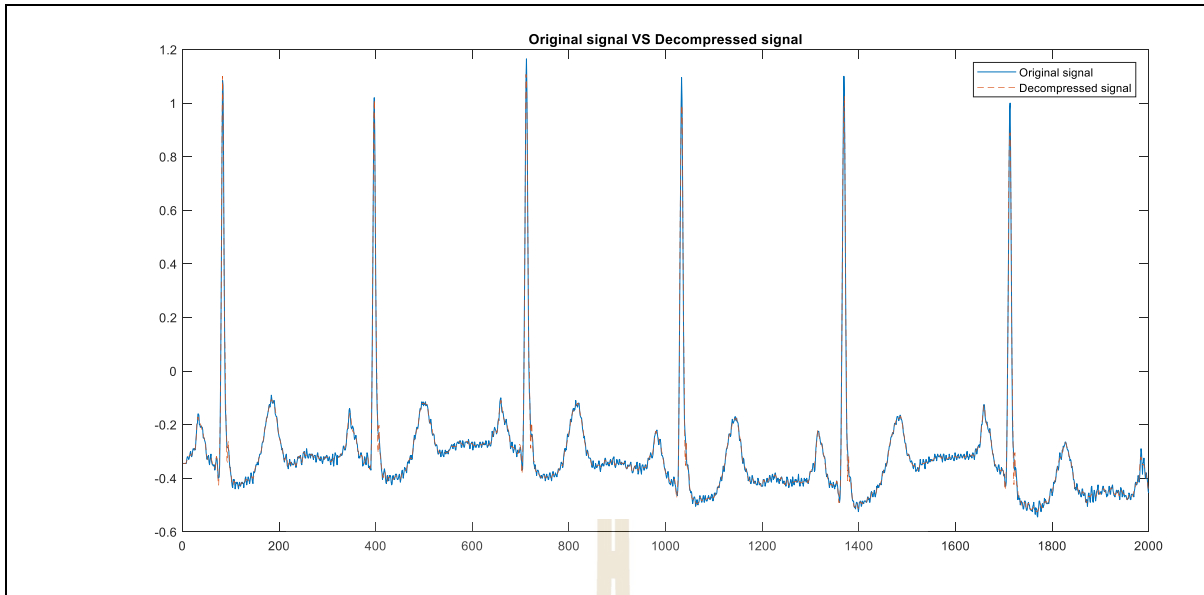
รูปที่ 4.25 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



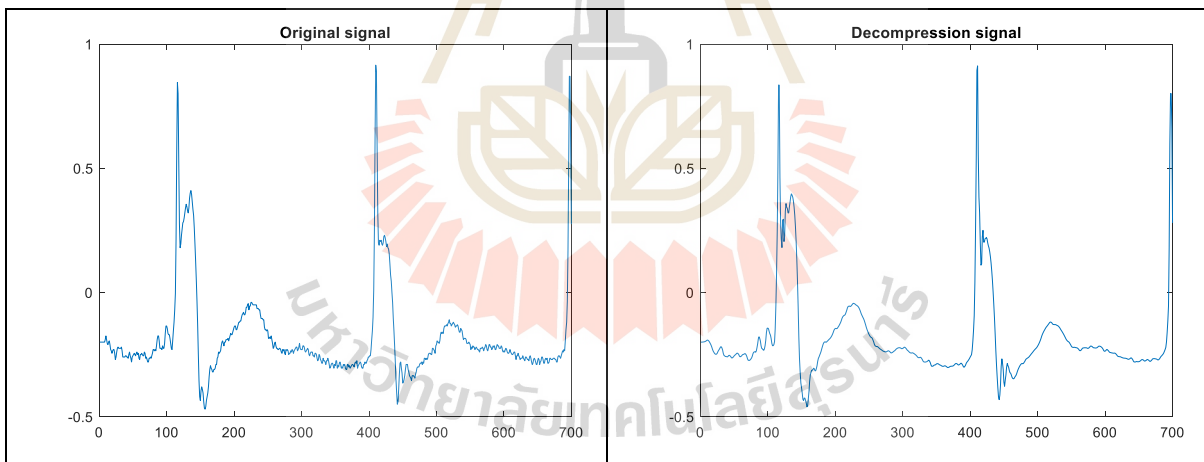
รูปที่ 4.26 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



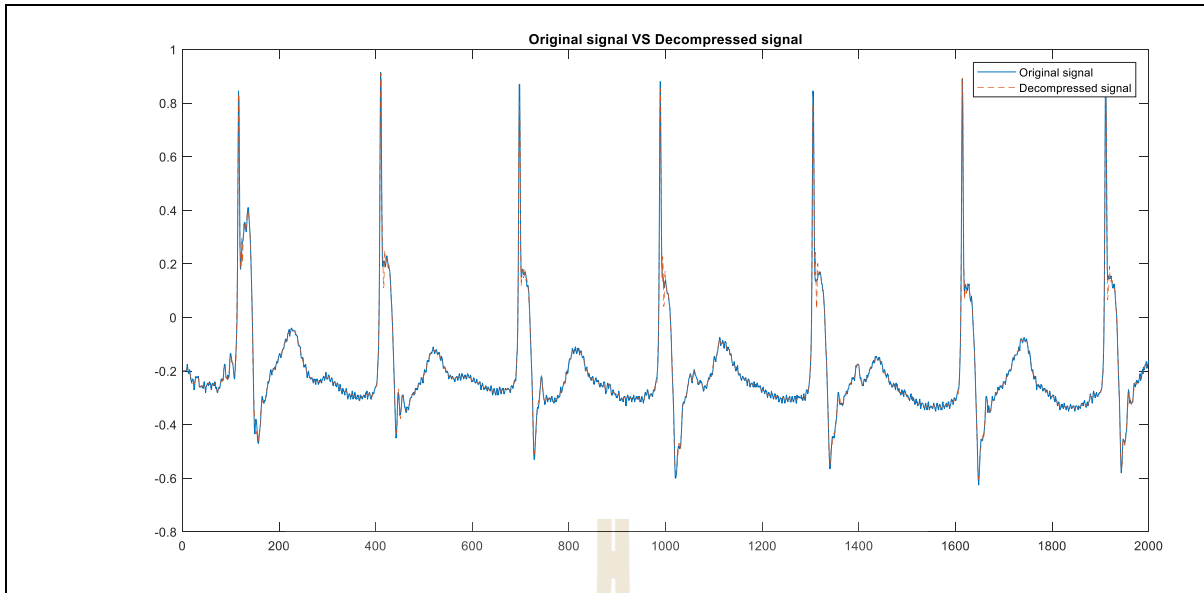
รูปที่ 4.27 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



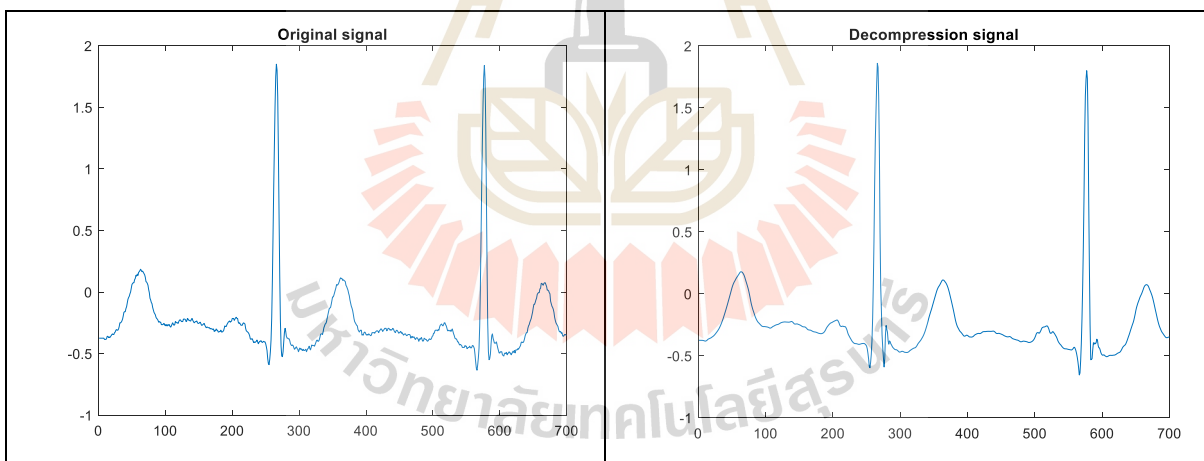
รูปที่ 4.28 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



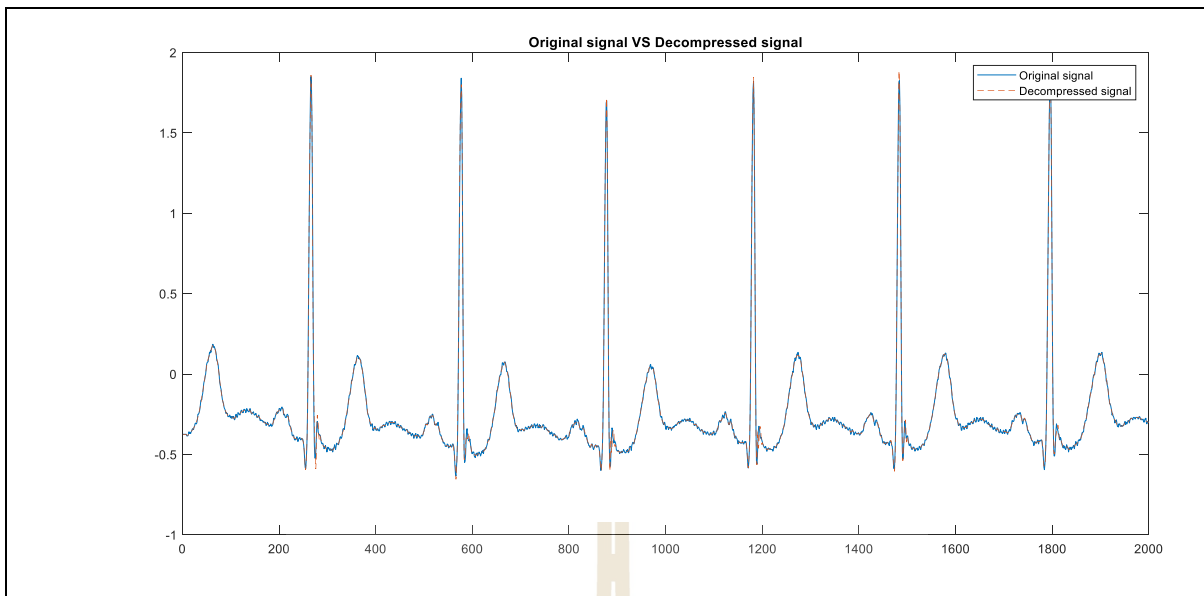
รูปที่ 4.29 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



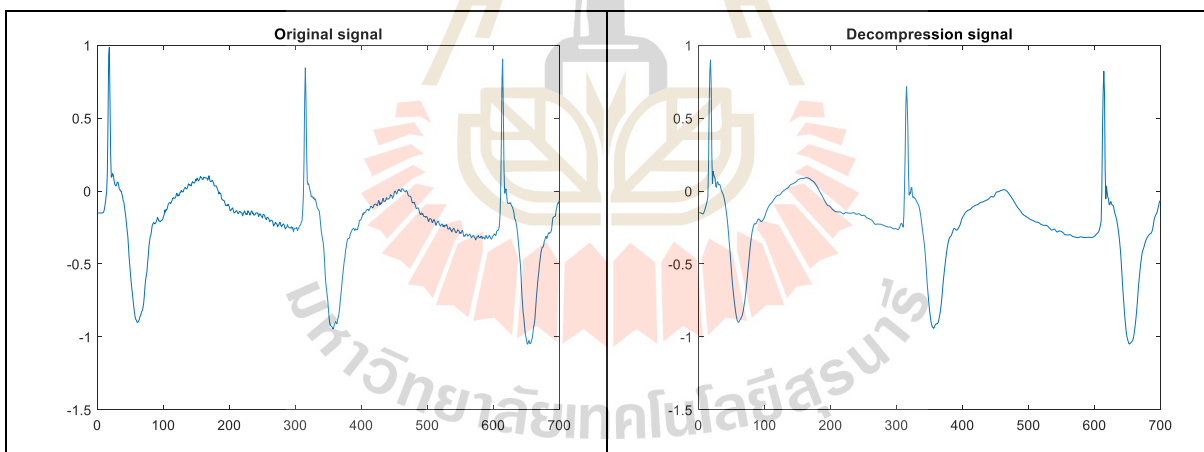
รูปที่ 4.30 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



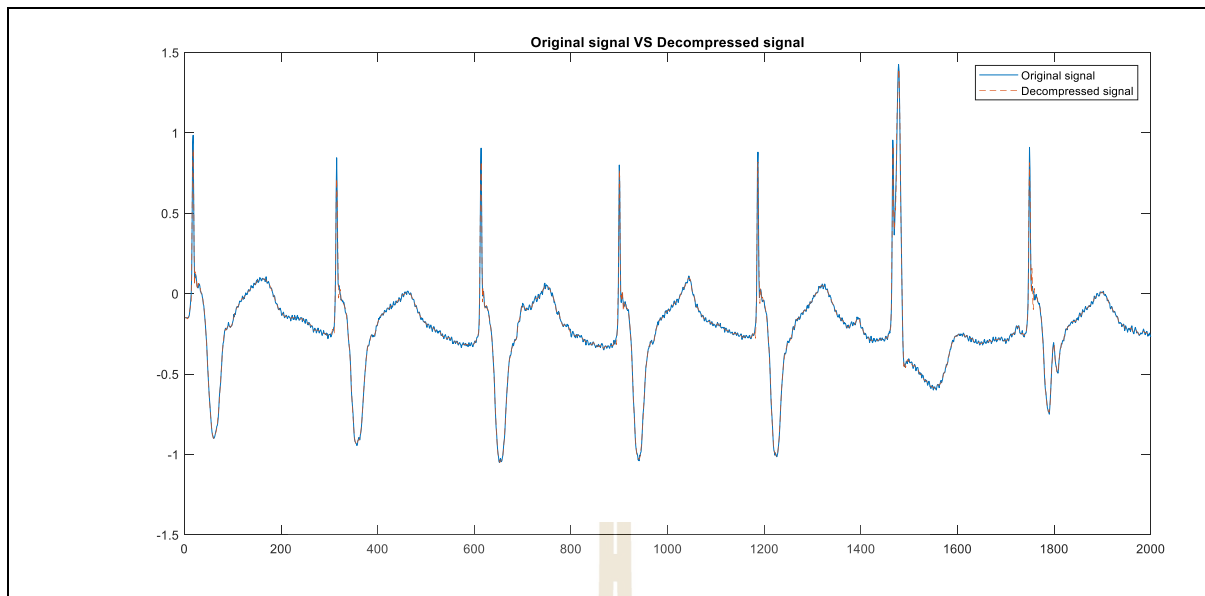
รูปที่ 4.31 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



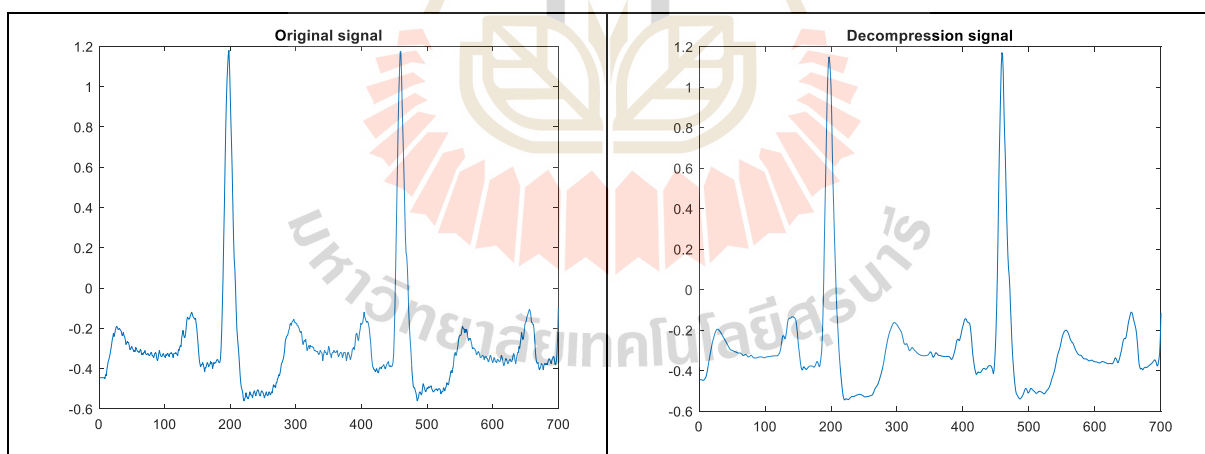
รูปที่ 4.32 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



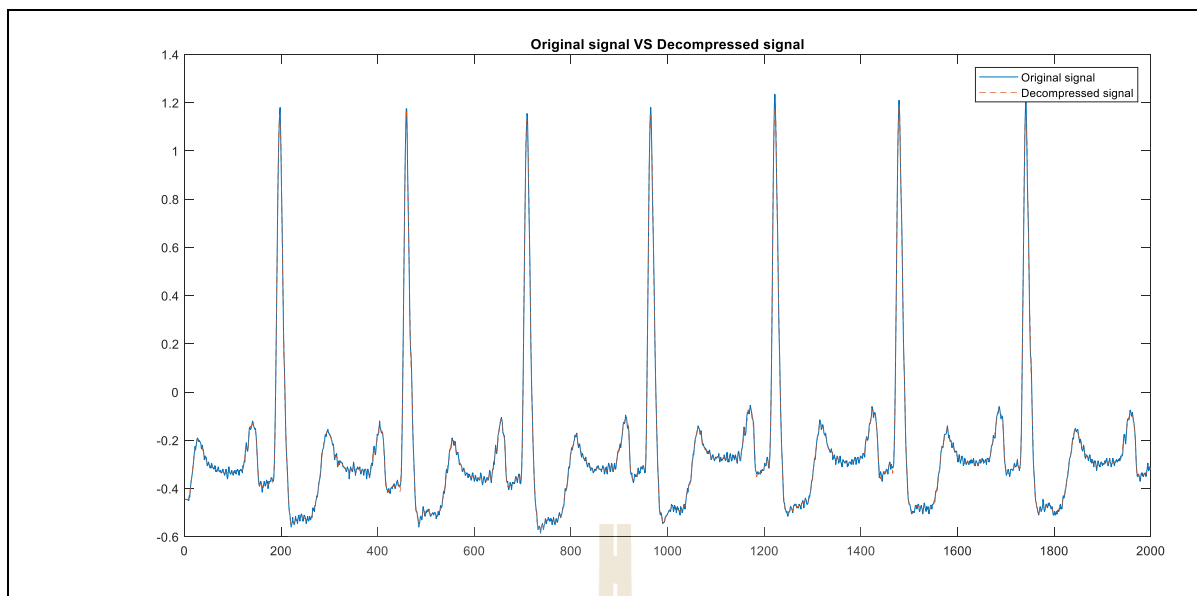
รูปที่ 4.33 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.34 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.35 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.36 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE

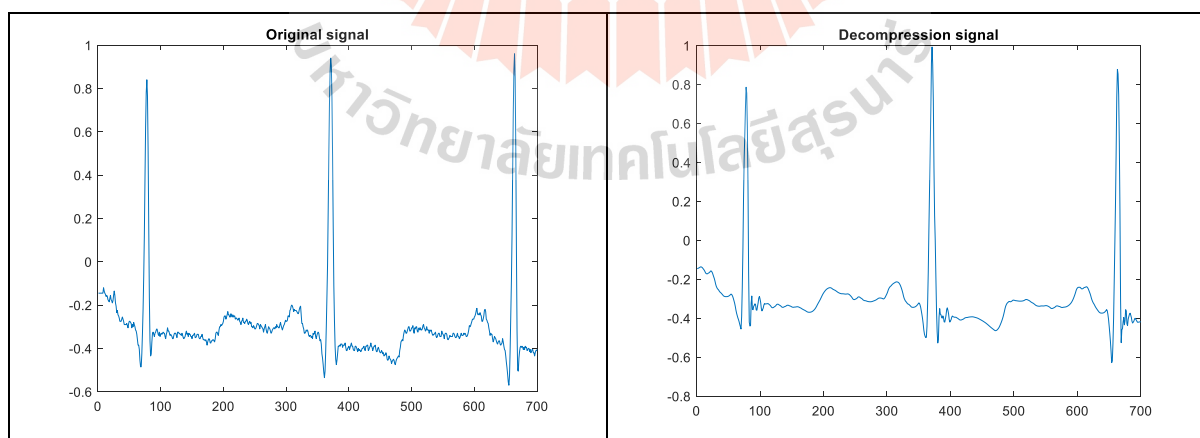
ตารางที่ 4.7 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 2 ระดับและ RLE

| ECG Record Number | ก่อนการบีบอัด | | หลังการบีบอัด | | % Error of No. Beats |
|-------------------|---------------|-------------------|---------------|-----------|----------------------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats | |
| 100 | 2280 | 6.53 | 4.17 | 2280 | 0.0000 |
| 101 | 1966 | 6.51 | 4.00 | 1963 | 0.1526 |
| 102 | 3365 | 6.53 | 4.96 | 3446 | 2.4071 |
| 103 | 2111 | 6.49 | 4.06 | 2111 | 0.0000 |
| 104 | 3720 | 6.34 | 6.95 | 3702 | 0.4839 |
| 105 | 2512 | 6.65 | 3.39 | 2512 | 0.0000 |

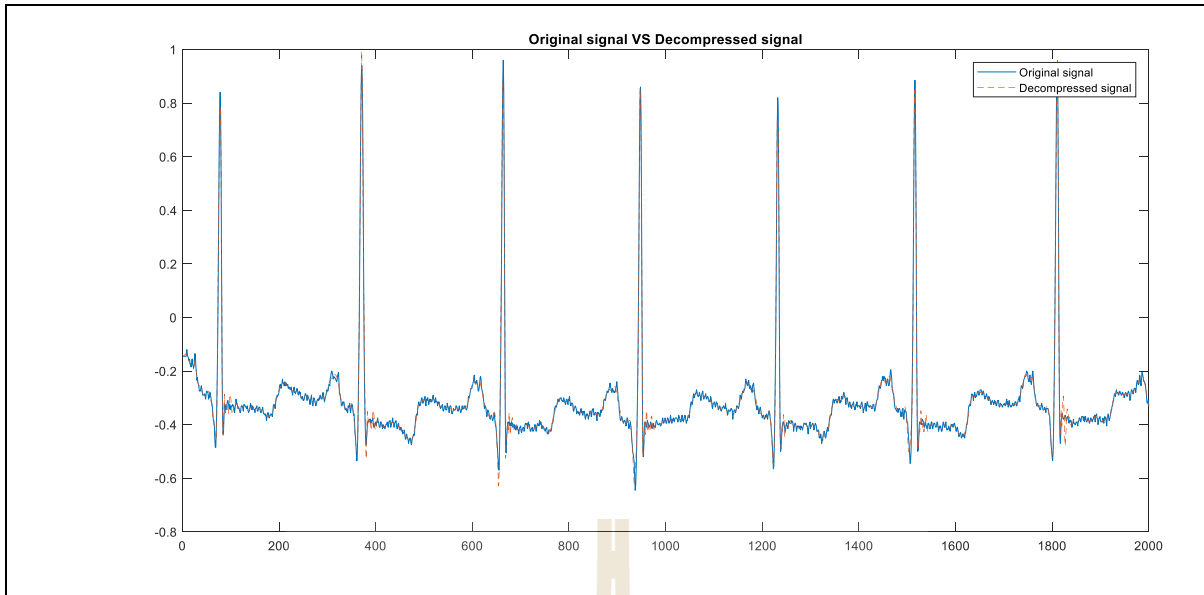
4.3.6 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE

ในรูปที่ 4.37 ถึงรูปที่ 4.48 เป็นตัวอย่างรูปภาพสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีตจำนวน 3 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE โดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุดจากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] แต่ตัวอย่างนี้เป็นสัญญาณที่ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและผ่านขั้นตอนการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE พบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นได้อย่างชัดเจนเหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณต้นฉบับ

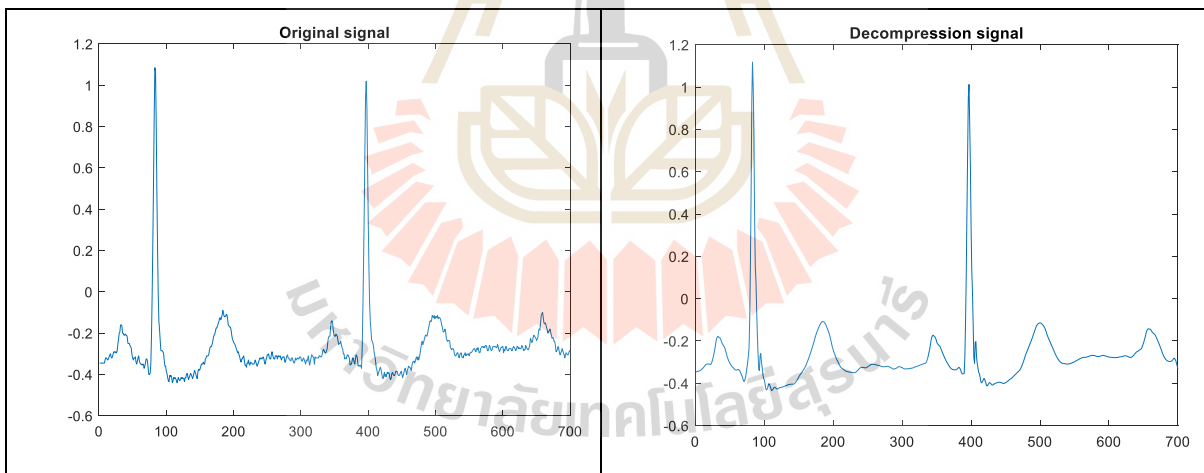
ในตารางที่ 4.8 ผู้วิจัยได้แสดงผลการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อน (Static error) ซึ่งเป็นผลต่างระหว่างจำนวนยอดคลื่น QRS ของสัญญาณ ECG ที่ตรวจจับได้ (No. Beat) ก่อนการบีบอัด (Original ECG) เทียบกับหลังผ่านการบีบอัดด้วยอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีตจำนวน 3 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE ผลการเปรียบเทียบกับจำนวนยอดคลื่น QRS ที่ตรวจวัดได้ก่อนการบีบอัดหรือเป็นค่าจำนวนยอดคลื่น QRS จริง ๆ ของสัญญาณ ECG ในชุดนั้น ๆ โดยได้แสดงเป็นค่าร้อยละ (%) ถ้าค่าที่ตรวจวัดได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากแสดงว่าการตรวจวัดนั้นมีความแม่นยำหรือความถูกต้อง (Accuracy) สูง อย่างไรก็ตามในการวัดทุกครั้งมักมีค่าความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นได้เสมอ และในการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีตจำนวน 3 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE มีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.0310 % ซึ่งต่ำกว่าอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบดีสครีตจำนวน 2 ระดับและเทคนิค RLE



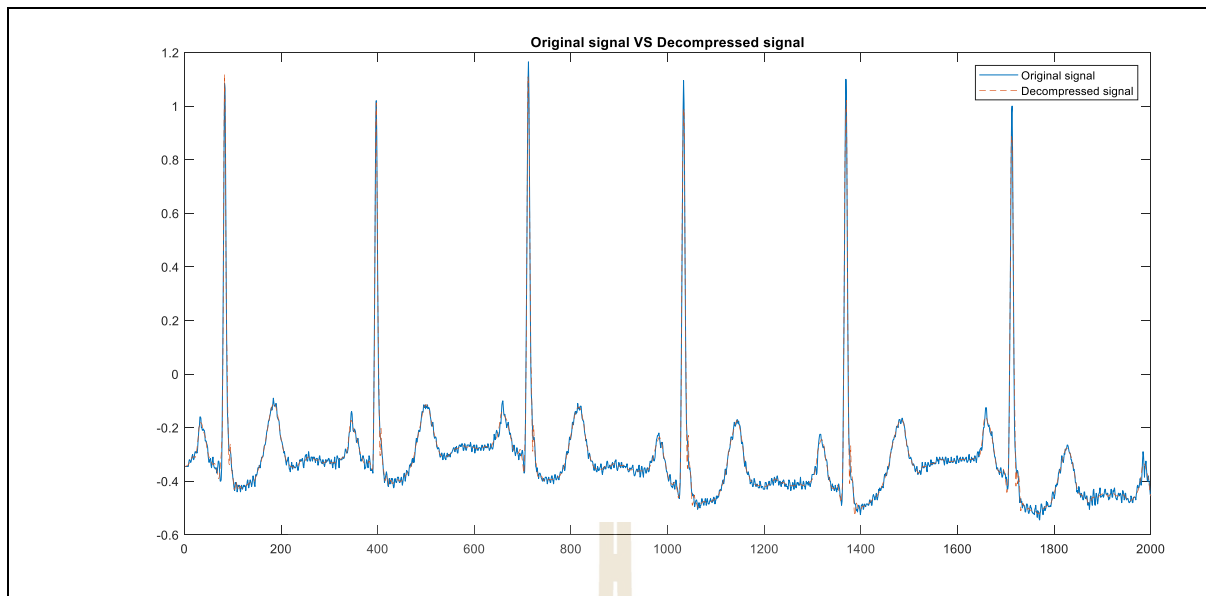
รูปที่ 4.37 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



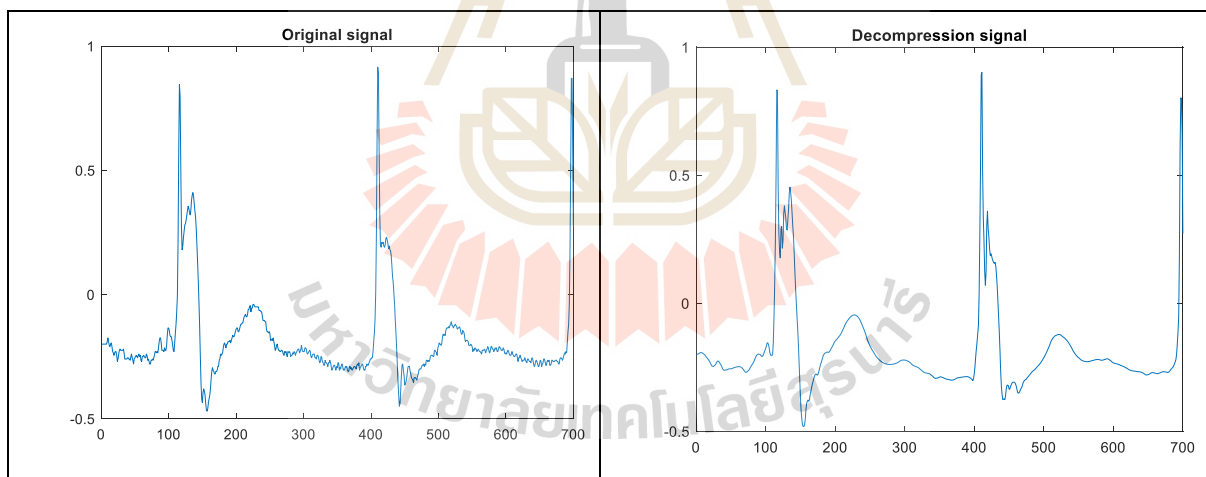
รูปที่ 4.38 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



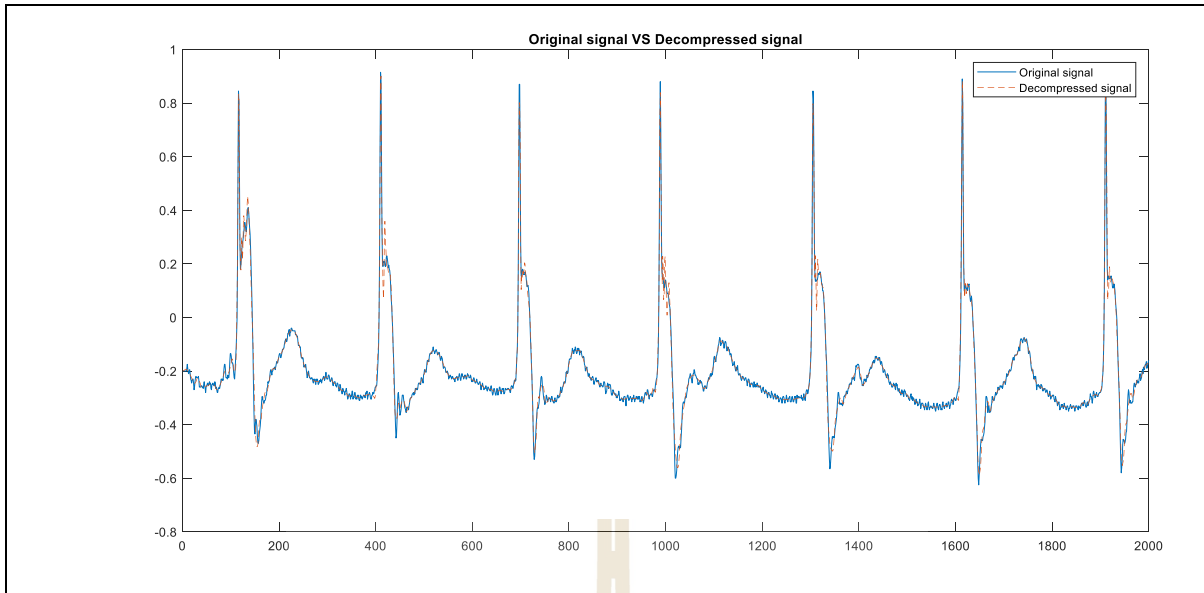
รูปที่ 4.39 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



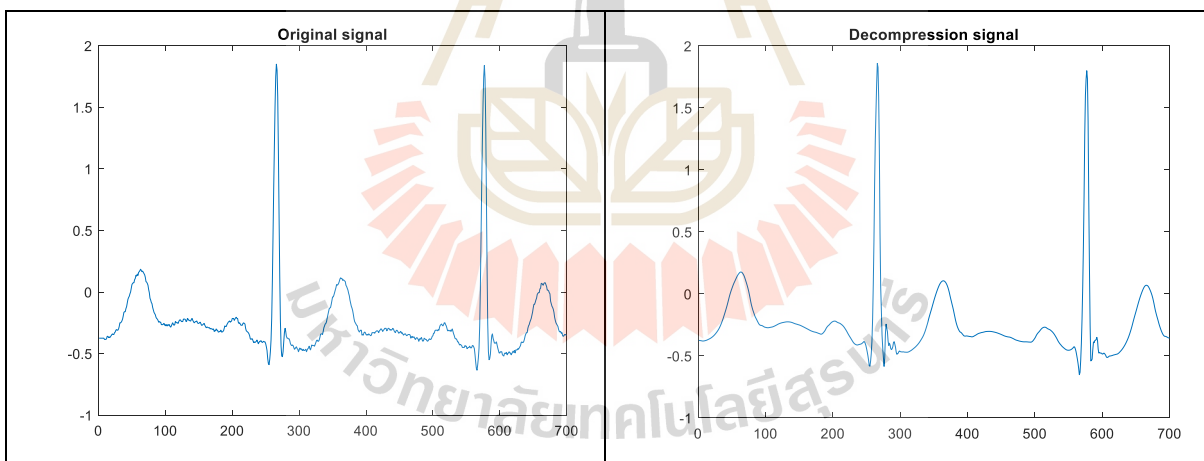
รูปที่ 4.40 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



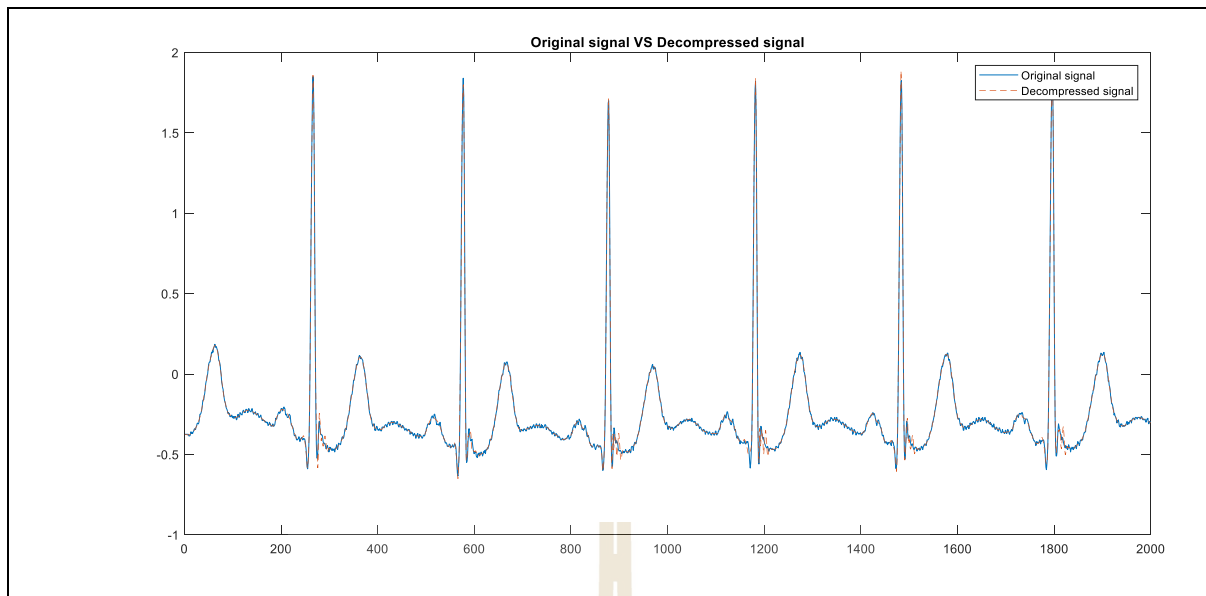
รูปที่ 4.41 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



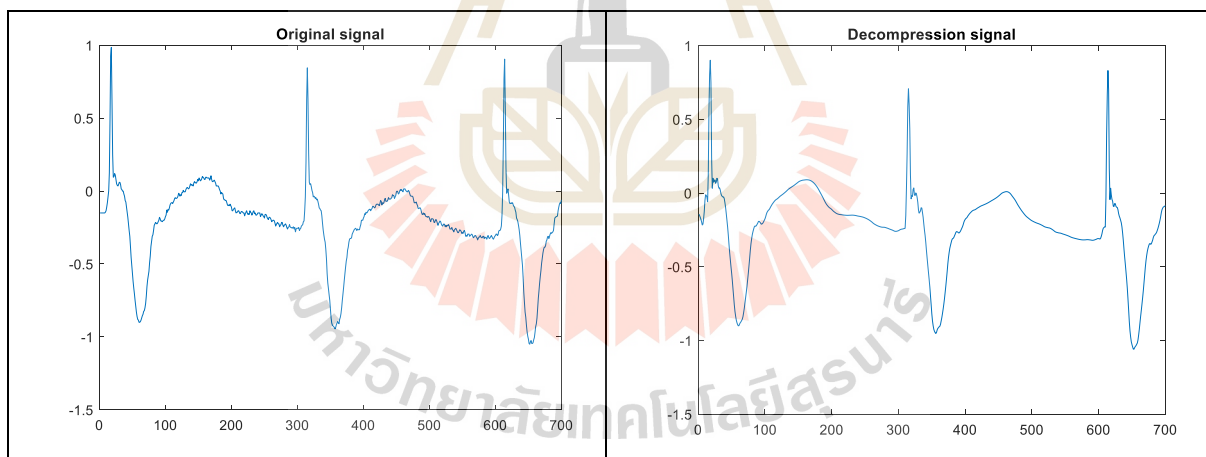
รูปที่ 4.42 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



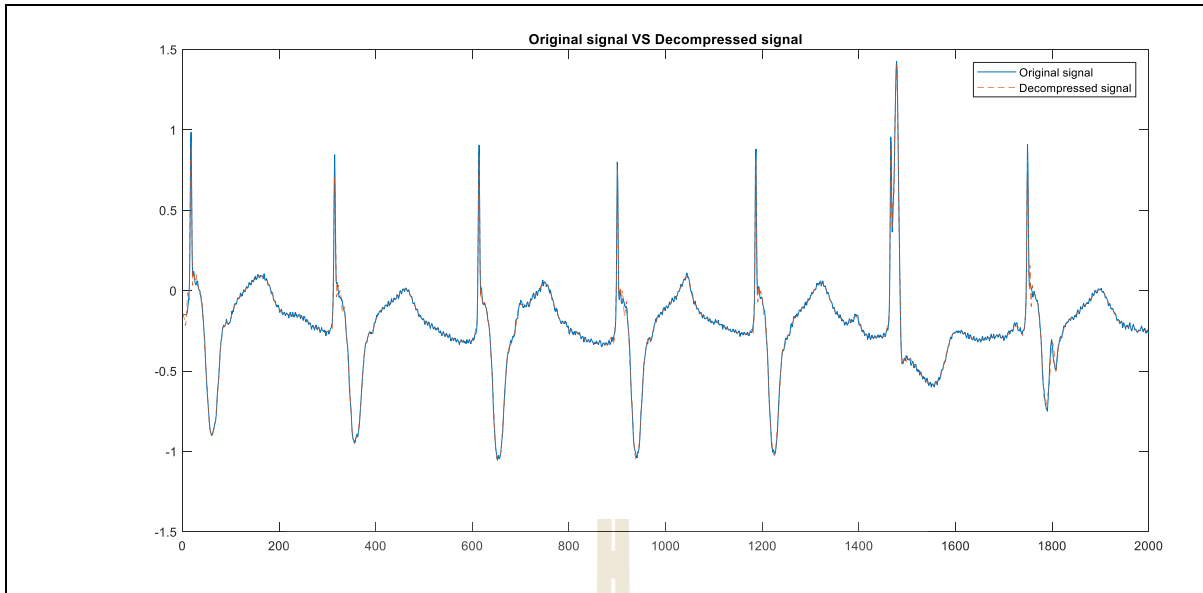
รูปที่ 4.43 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



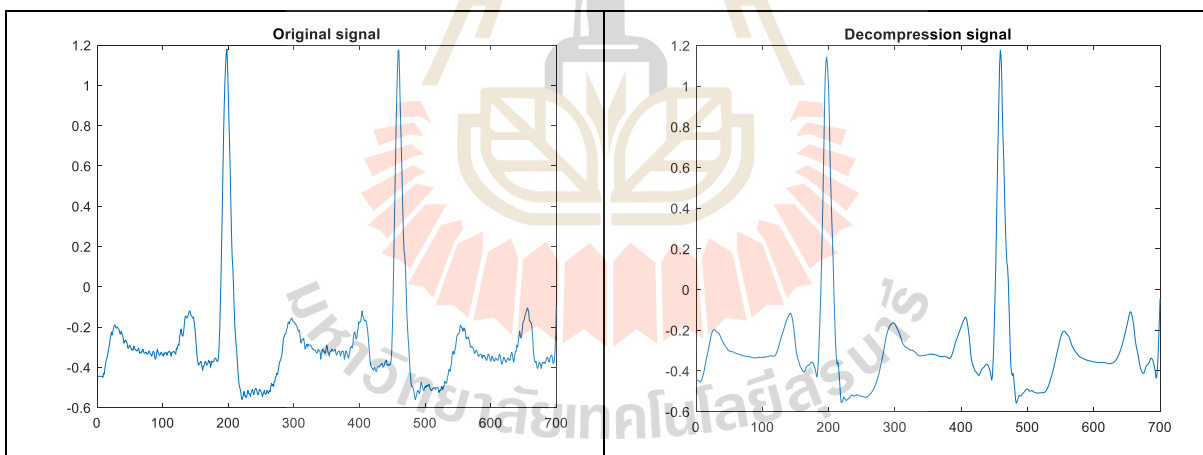
รูปที่ 4.44 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังกการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



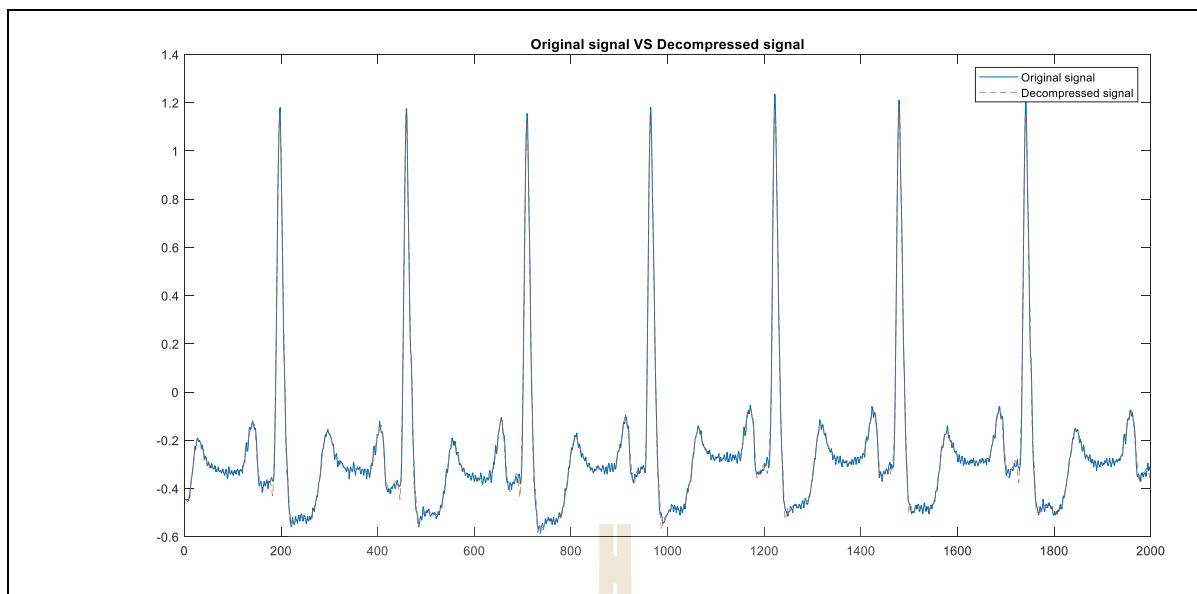
รูปที่ 4.45 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังกการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.46 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.47 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.48 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังกการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE

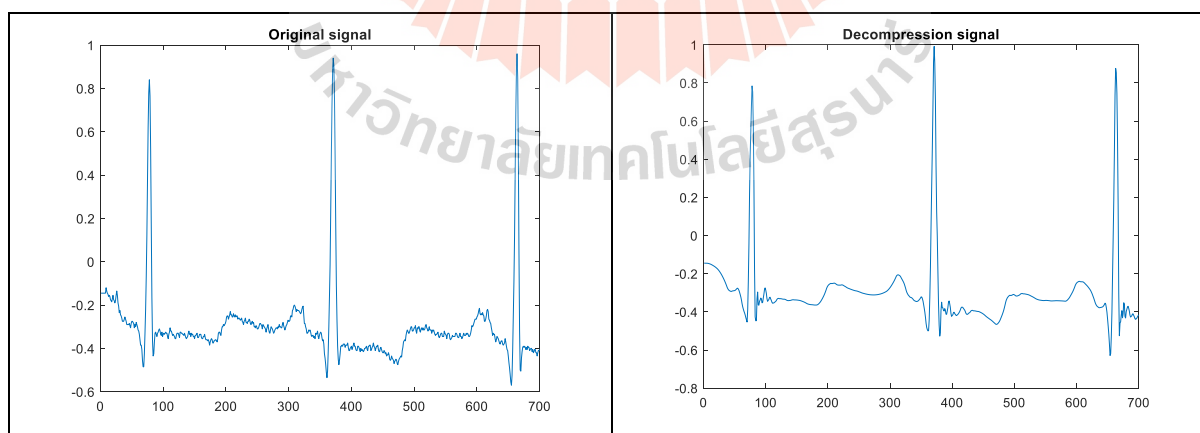
ตารางที่ 4.8 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 3 ระดับและ RLE

| ECG Record Number | ก่อนการบีบอัด | | หลังการบีบอัด | | % Error of No. Beats |
|-------------------|---------------|-------------------|---------------|-----------|----------------------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats | |
| 100 | 2280 | 9.57 | 5.21 | 2280 | 0.000 |
| 101 | 1966 | 9.57 | 4.99 | 1963 | 0.001 |
| 102 | 3365 | 9.66 | 6.77 | 4032 | 0.198 |
| 103 | 2111 | 9.50 | 5.04 | 2111 | 0.000 |
| 104 | 3720 | 9.24 | 8.76 | 3678 | 0.011 |
| 105 | 2512 | 9.76 | 5.40 | 2512 | 0.000 |

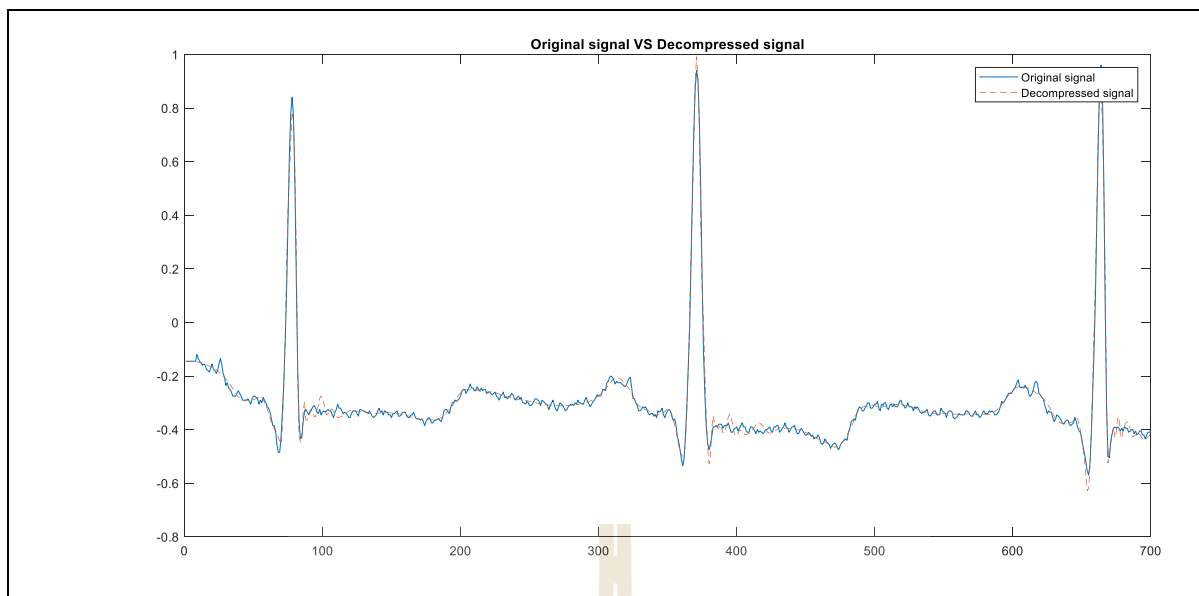
4.3.7 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE

ในรูปที่ 4.49 ถึงรูปที่ 4.60 เป็นตัวอย่างภาพสัญญาณ ECG จากการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบติสคริตจำนวน 3 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless compression) ด้วยเทคนิค RLE โดยแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณขนาด 2,000 จุดจากจำนวน 648,000 จุดของสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ถึงหมายเลข 105 ที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database [2] แต่ละตัวอย่างเป็นสัญญาณที่ได้จากการบันทึกสัญญาณ ECG เป็นเวลา 30 นาทีซึ่งมีอัตราเร็วของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) เท่ากับ 360 Hz โดยกราฟจะแสดงการเปรียบเทียบสัญญาณ ECG ก่อนการบีบอัด (Original signal) และภายหลังการบีบอัดและผ่านขั้นตอนการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE พบว่ารูปร่างของสัญญาณ ECG โดยเฉพาะในส่วนของรูปคลื่น QRS สามารถสังเกตเห็นได้อย่างชัดเจนเหมือนกับรูปคลื่น QRS ของสัญญาณต้นฉบับ

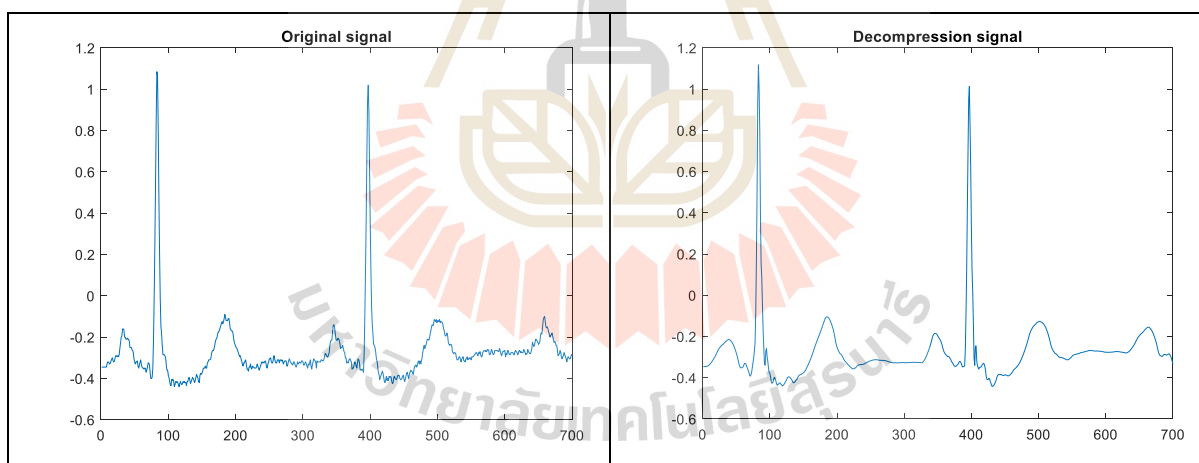
ในตารางที่ 4.9 แสดงผลการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนสถิต (Static error) ซึ่งเป็นผลต่างระหว่างจำนวนยอดคลื่น QRS ของสัญญาณ ECG ที่ตรวจจับได้ (No. Beat) ภายหลังผ่านการบีบอัดด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบติสคริตจำนวน 4 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE โดยได้ทำการเปรียบเทียบกับจำนวนยอดคลื่น QRS ที่ตรวจวัดได้ก่อนการบีบอัดหรือค่าจริงของจำนวนยอดคลื่น QRS ของสัญญาณ ECG ในชุดนั้น ๆ โดยได้แสดงค่าความคลาดเคลื่อนเป็นเปอร์เซ็นต์ (%) ถ้าค่าที่ตรวจวัดได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากแสดงว่าการตรวจวัดนั้นมีความแม่นยำหรือความถูกต้อง (Accuracy) สูง อย่างไรก็ตามในการวัดทุกครั้งมักมีค่าความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นได้เสมอ และในการทดสอบการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบติสคริตจำนวน 4 ระดับและการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค RLE มีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.0258 % ซึ่งต่ำกว่าอัลกอริทึมการแปลงเวฟเล็ตแบบติสคริตจำนวน 3 ระดับและเทคนิค RLE



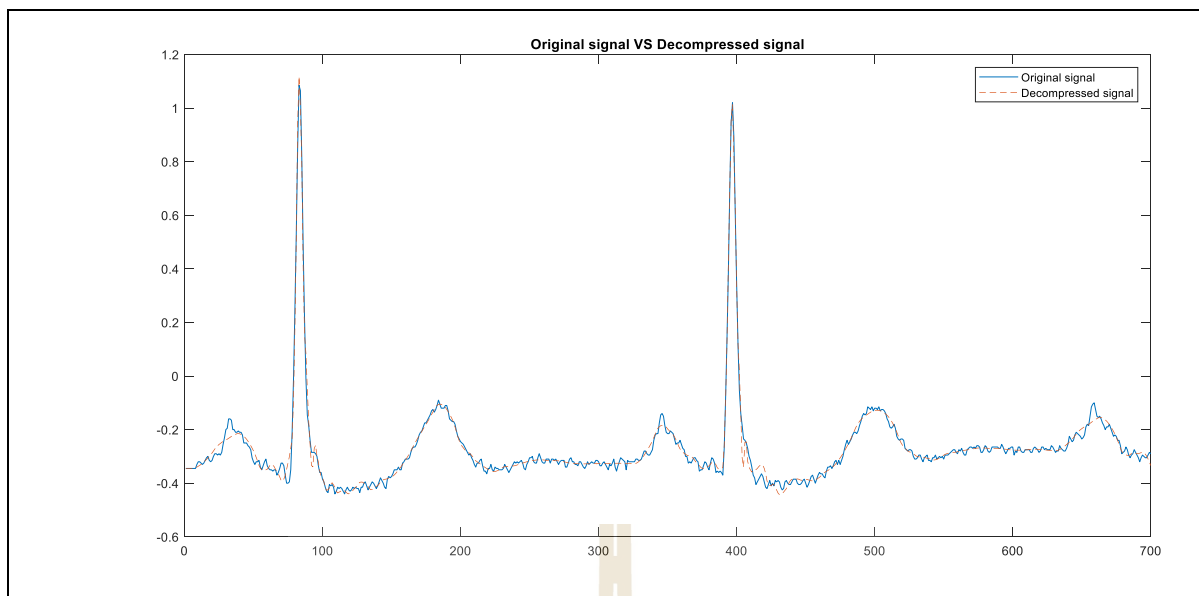
รูปที่ 4.49 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



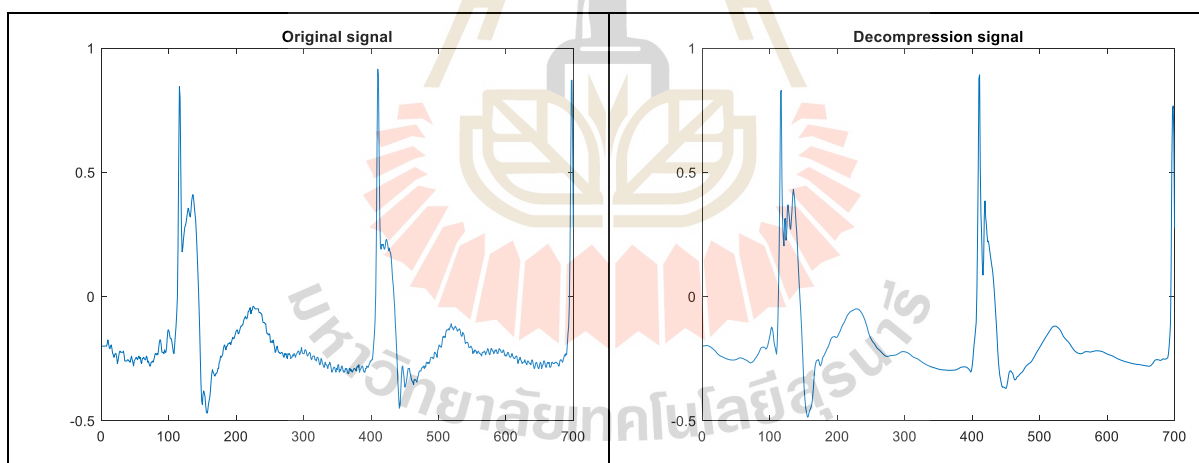
รูปที่ 4.50 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 100 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



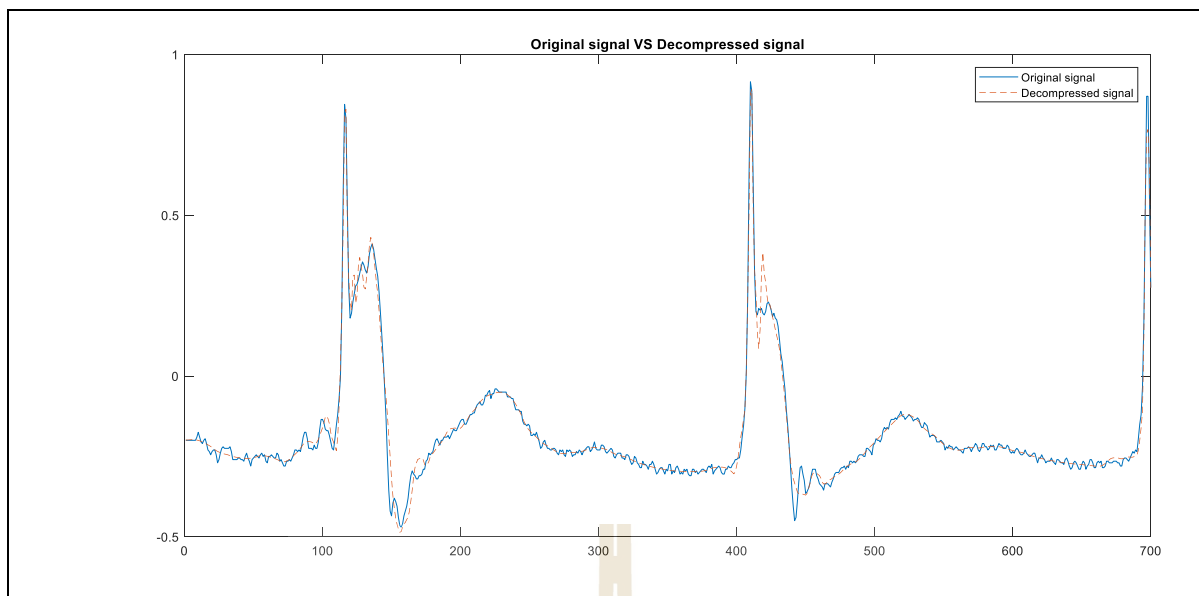
รูปที่ 4.51 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



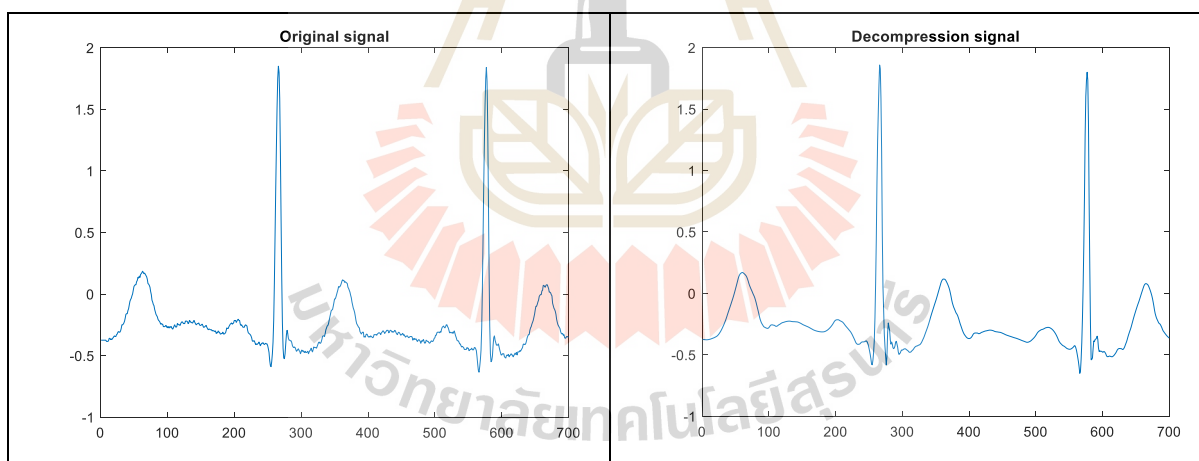
รูปที่ 4.52 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 101 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



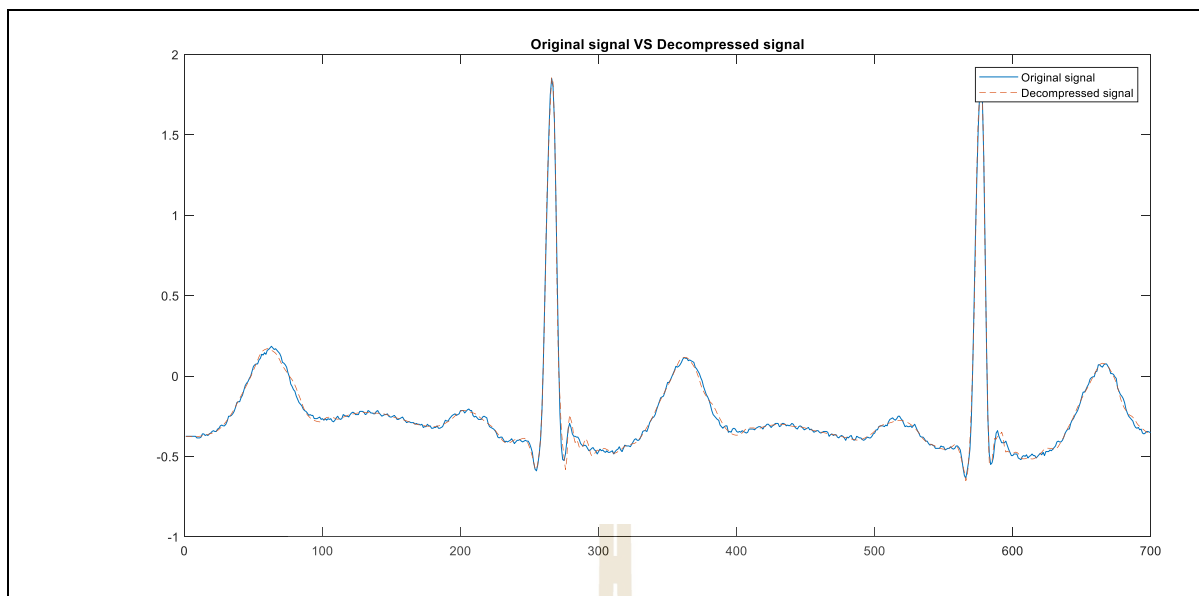
รูปที่ 4.53 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



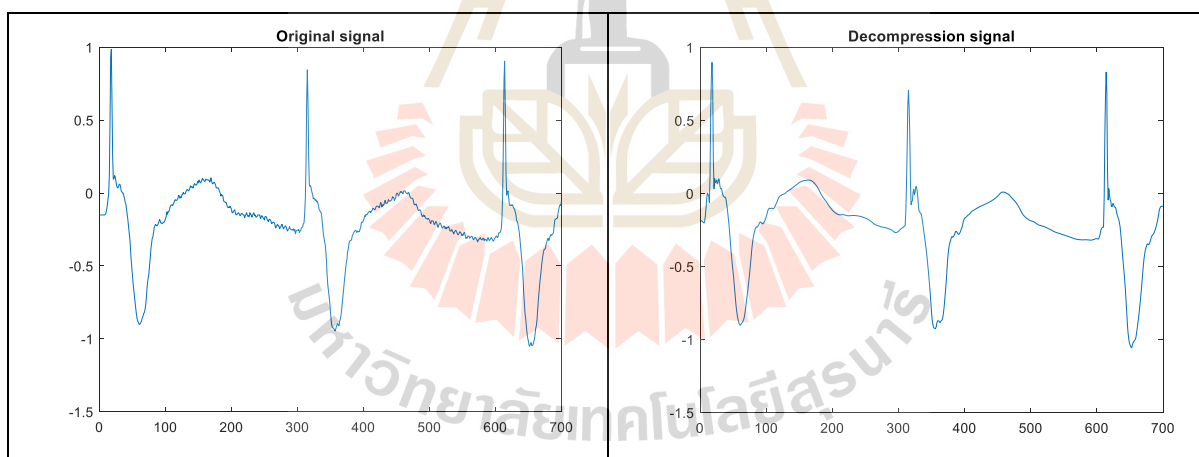
รูปที่ 4.54 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 102 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



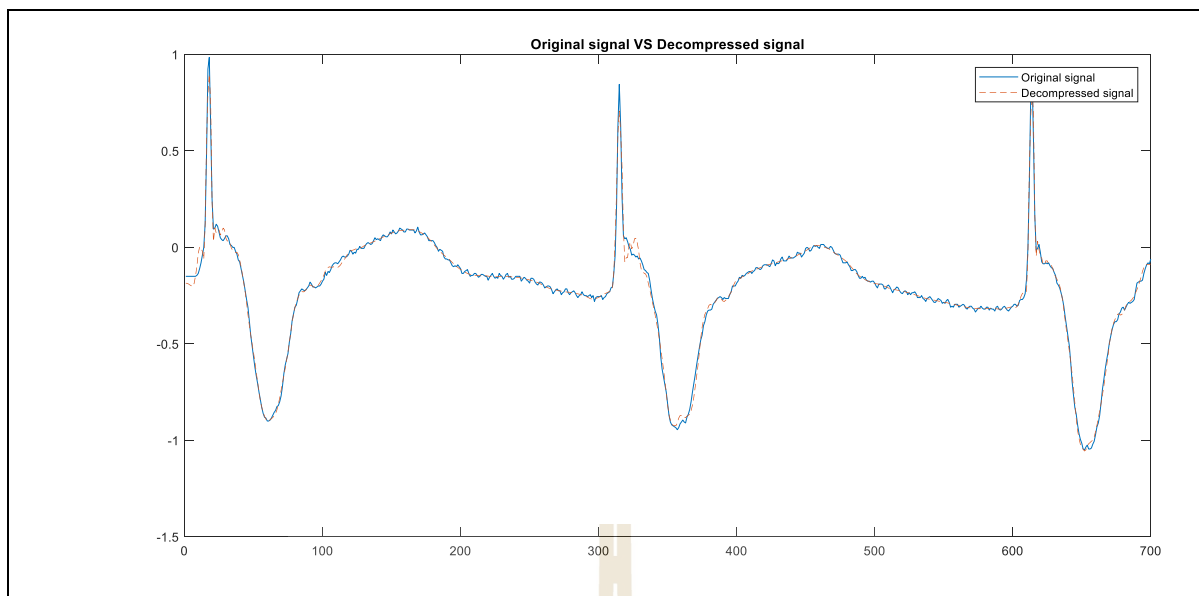
รูปที่ 4.55 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



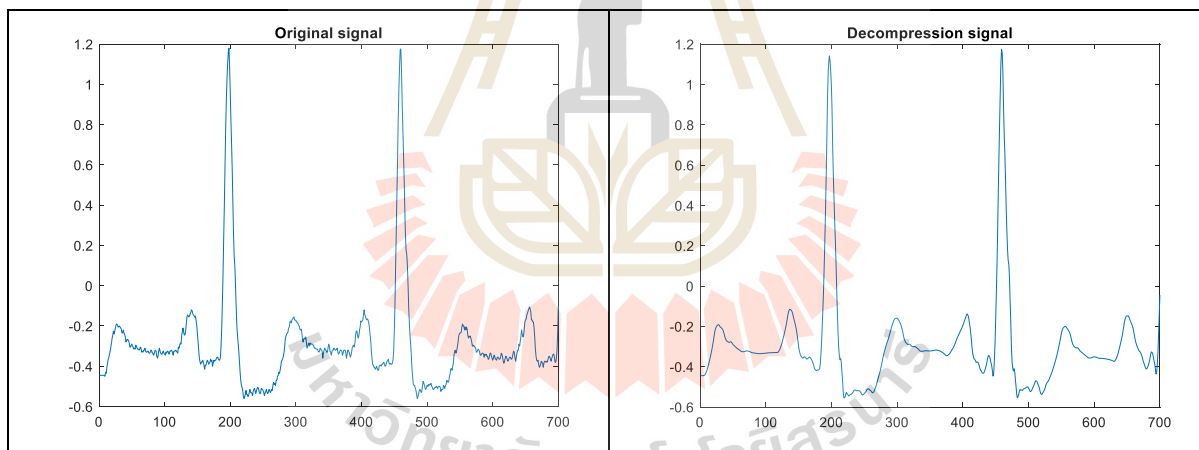
รูปที่ 4.56 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 103 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



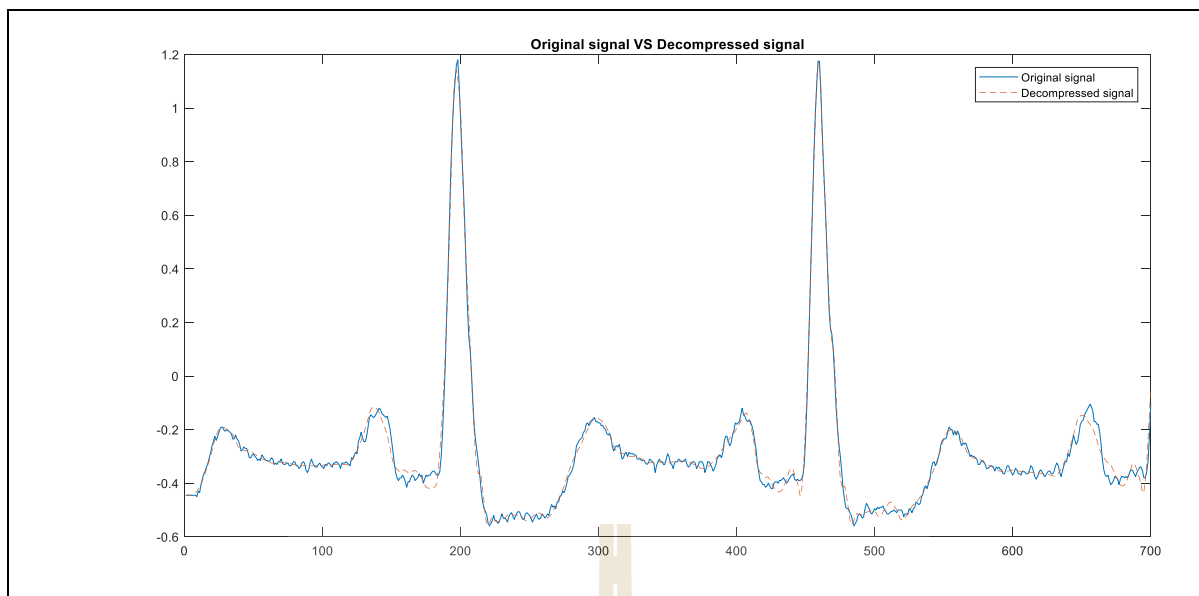
รูปที่ 4.57 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังจากการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



รูปที่ 4.58 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 104 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ
 ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE



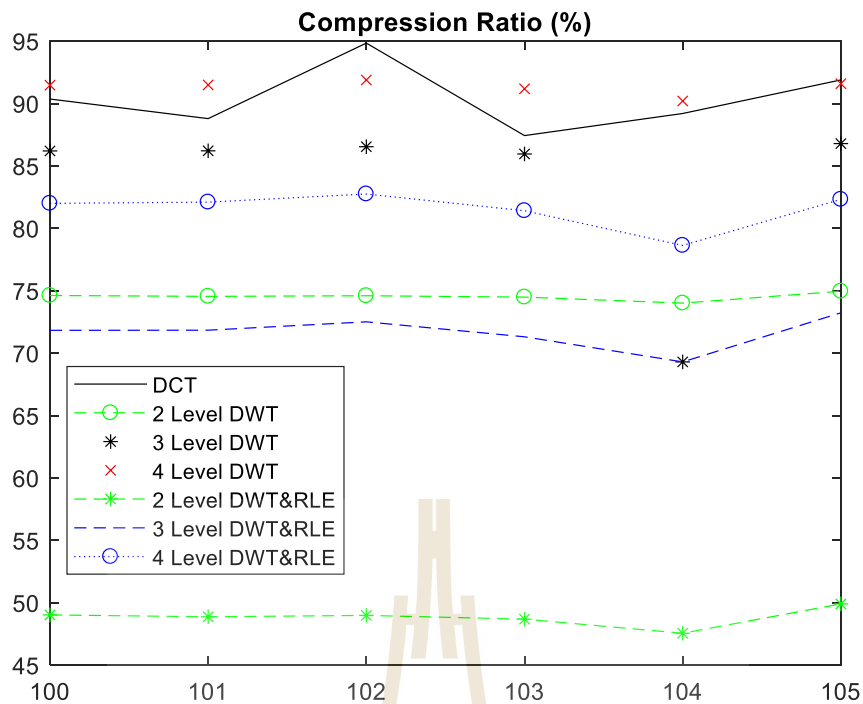
รูปที่ 4.59 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ
 ภายหลังการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4
 ระดับและ RLE



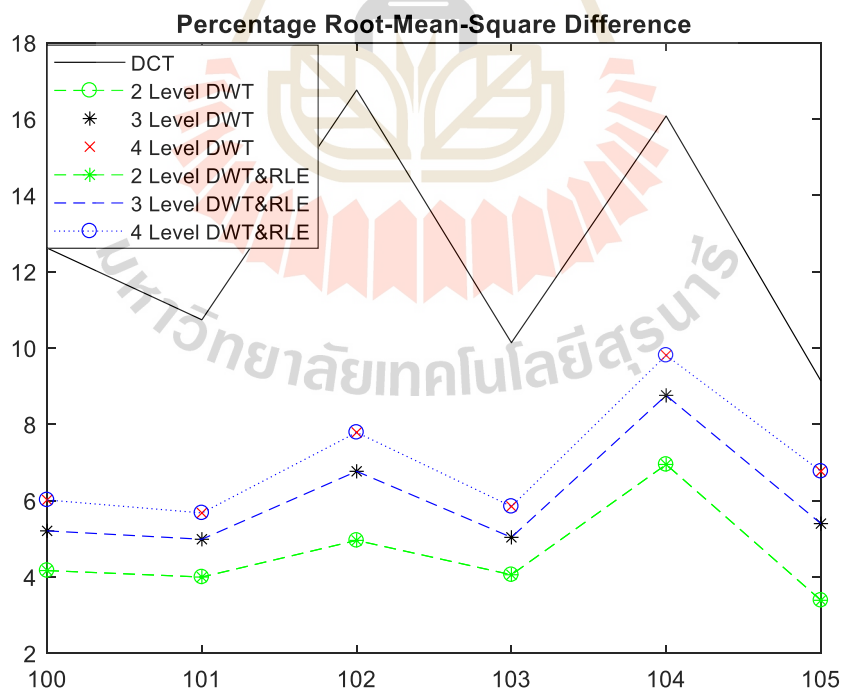
รูปที่ 4.60 เปรียบเทียบสัญญาณ ECG หมายเลข 105 ระหว่างก่อนการบีบอัด (Original signal) และ ภายหลังกการบีบอัดและทำการถอดรหัสสัญญาณ (Decompression signal) ด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE

ตารางที่ 4.9 ผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึมการแปลง DWT 4 ระดับและ RLE

| ECG Record Number | ก่อนทำการบีบอัด | | หลังทำการบีบอัด | | % Error of No. Beats |
|-------------------|-----------------|-------------------|-----------------|-----------|----------------------|
| | No. Beats | Compression Ratio | PRD (%) | No. Beats | |
| 100 | 2280 | 10.93 | 6.02 | 2280 | 0.000 |
| 101 | 1966 | 10.94 | 5.68 | 1963 | 0.001 |
| 102 | 3365 | 11.03 | 7.79 | 3936 | 0.169 |
| 103 | 2111 | 10.85 | 5.85 | 2111 | 0.000 |
| 104 | 3720 | 10.48 | 9.81 | 3669 | 0.013 |
| 105 | 2512 | 10.97 | 6.77 | 2512 | 0.000 |



รูปที่ 4.61 เปรียบเทียบค่าความสามารถในการบีบอัด CR ของอัลกอริทึมที่นำเสนอ



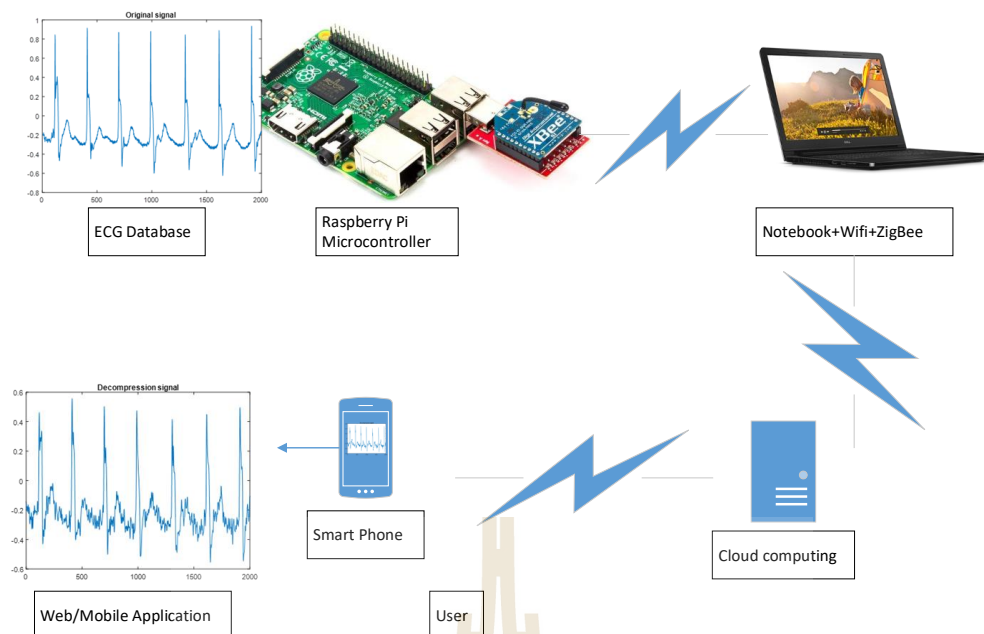
รูปที่ 4.62 เปรียบเทียบค่าคุณภาพ PRD (%) จากการบีบอัดของอัลกอริทึมที่นำเสนอ

ในรูปที่ 4.61 และรูปที่ 4.62 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความสามารถในการบีบอัดและค่าคุณภาพ PRD (%) จากการบีบอัดของอัลกอริทึมที่นำเสนอ โดยเมื่อทำการพิจารณาผลการบีบอัดสัญญาณ ECG ของอัลกอริทึมต่าง ๆ พบว่า อัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการพัฒนาเพื่อใช้งานสำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายซึ่งมีความสามารถในการประมวลผลต่ำและสามารถนำไปใช้งานได้กับอุปกรณ์สื่อสารไร้สายขนาดเล็กคือ อัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG ที่ใช้การแปลงเวฟเลต 3 ระดับและใช้การบีบอัดสัญญาณเพื่อส่งผ่านช่องสัญญาณสื่อสารแบบไร้สายด้วยอัลกอริทึม RLE (3 Level DWT&RLE)

4.4 ผลการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย

การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) เป็นวิธีการลดขนาดของข้อมูลให้มีขนาดเล็กลง เพื่อช่วยลดความคับคั่งในการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายไร้สาย และสามารถลดการใช้พลังงานในการส่งข้อมูลจำนวนมากซึ่งจะทำให้ระบบและอุปกรณ์ต่าง ๆ สามารถใช้งานได้ยาวนานขึ้น จากการศึกษาค้นคว้าในฐานข้อมูลงานวิจัยต่าง ๆ พบว่า การแปลงเวฟเลตเป็นอีกวิธีการหนึ่งที่สามารถช่วยลดขนาดของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพและเป็นที่ยอมรับใช้งานกันทั่วไป ผู้วิจัยจึงได้ศึกษาวิธีการและเทคนิคดังกล่าวและเนื่องจากการบีบอัดข้อมูลในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายมีการทำงานในระบบสมองกลฝังตัว ซึ่งเป็นระบบประมวลผลที่มีทรัพยากร เช่น ความสามารถในการประมวลผลหน่วยความจำและพลังงานที่จำกัด การแปลงเวฟเลตจึงเหมาะกับการนำมาประยุกต์ใช้งานวิจัยนี้

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเลต และจากการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเลตที่นำเสนอในหัวข้อที่ 3.2.2 และการทดสอบการทำงานในเบื้องต้นของการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเลตและการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึม RLE พบว่า การบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเลต 3 ระดับและทำการบีบอัดสัญญาณ ECG ด้วยอัลกอริทึม RLE (3 Level DWT&RLE) มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดและเหมาะสมที่สุด เนื่องจากเป็นอัลกอริทึมที่สามารถทำการบีบอัดสัญญาณได้ดีและมีคุณภาพของสัญญาณ ECG ภายหลังจากบีบอัดที่มีคุณภาพสูง มีการประมวลผลที่ไม่ซับซ้อนมากนัก จึงได้มีการนำมาประยุกต์ใช้กับการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย โดยผู้วิจัยได้ทดสอบการทำงานในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายโดยประยุกต์ใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ Raspberry Pi เป็นโหนดเซ็นเซอร์ (Sensor node) สำหรับการอ่านค่าสัญญาณ ECG และประมวลผลการบีบอัดสัญญาณตามอัลกอริทึมดังกล่าวข้างต้น จากนั้นได้ทำการส่งข้อมูลของสัญญาณ ECG ที่ผ่านการบีบอัดแบบไร้สายผ่านอุปกรณ์สื่อสารไร้สาย ZigBee ที่ทำงานในย่าน 2.4 GHz ไปยังอุปกรณ์สื่อสารไร้สาย ZigBee ที่เชื่อมต่อกับเครื่องคอมพิวเตอร์ (Main node หรือ Coordinator node) เพื่อรวบรวมสัญญาณจากโหนดเซ็นเซอร์ต่าง ๆ เพื่อส่งขึ้นระบบประมวลผลแบบกลุ่มเมฆ (Cloud computation) โดยใช้ความถี่ Wifi 2.4 GHz และมีการแสดงผลบนอุปกรณ์เคลื่อนที่ (Mobile devices) ของผู้ใช้งาน (User) ต่อไป แผนภาพการจำลองการทำงานในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายแสดงในรูปที่ 4.63



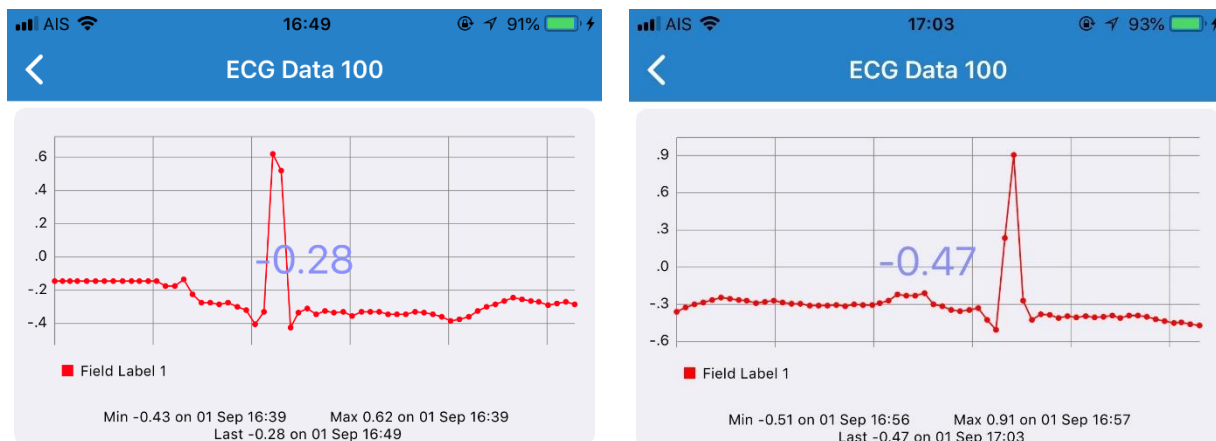
รูปที่ 4.63 การออกแบบระบบการบีบอัดสัญญาณภาพดิจิทัลสำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย

ผู้วิจัยได้ได้นำระบบการบีบอัดสัญญาณภาพดิจิทัลสำหรับเครือข่ายตรวจรู้ไร้สายที่ใช้อัลกอริทึม 3 Level DWT&RLE ดังกล่าวมาทำการทดสอบกับสัญญาณ ECG จำนวน 30 สัญญาณ (ECG Record Number 100 - 209) จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database ผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 4.10 โดยพบว่ามีค่าความสามารถในการบีบอัด CR ของอัลกอริทึมที่นำเสนอมีค่าโดยเฉลี่ยเท่ากับ 11.508:1 และมีค่าคุณภาพ PRD (%) โดยเฉลี่ยเท่ากับ 4.76% อย่างไรก็ตาม ในการตรวจสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมดังกล่าวนั้น นอกจากจะพิจารณาจากอัตราส่วนของการบีบอัดและคุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัดแล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงการตรวจสอบคุณภาพของสัญญาณ ECG เพิ่มเติมด้วยการทดสอบการตรวจจับสัญญาณ ECG โดยทำการตรวจจับรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Signal) โดยใช้อัลกอริทึมที่มีชื่อเสียงที่นำเสนอโดย Pan and Tompkins [1]

ผู้วิจัยได้จำลองการทำงานของอัลกอริทึมดังกล่าวขึ้นเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบผลการตรวจจับสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ระหว่างก่อนการบีบอัดสัญญาณ ECG และภายหลังการบีบอัดสัญญาณ ECG ทั้งนี้เพื่อประเมินว่าภายหลังที่สัญญาณ ECG ถูกทำการบีบอัดด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอแล้วรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ยังจะสามารถถูกตรวจจับได้ถูกต้องครบถ้วนเหมือนเดิมหรือไม่ ผลการทดสอบได้ถูกแสดงในตารางที่ 4.10 โดยพบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (% Absolute error) ของการตรวจจับสัญญาณ ECG โดยเฉลี่ยเท่ากับ 0.028 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก รูปภาพการแสดงผลสัญญาณ ECG บนอุปกรณ์เคลื่อนที่ที่ใช้ระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์แสดงดังในรูปที่ 4.64

ตารางที่ 4.10 ผลการบีบอัดสัญญาณด้วยอัลกอริทึม 3 Level DWT โดยทดสอบกับสัญญาณ ECG จำนวน 30 สัญญาณ (ECG Record Number 100 - 209) จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database

| ECG Record Number | จำนวน Beats (No. Beats) ของสัญญาณ ECG | | | ค่า CR และ PRD จากการบีบอัด | |
|-------------------|---------------------------------------|---------------|---------|-----------------------------|---------|
| | ก่อนการบีบอัด | หลังการบีบอัด | % Error | CR | PRD (%) |
| 100 | 2265 | 2265 | 0.0000 | 11.490 | 5.2365 |
| 101 | 1863 | 1863 | 0.0000 | 11.508 | 4.8524 |
| 102 | 2180 | 2180 | 0.0000 | 11.528 | 7.1296 |
| 103 | 2077 | 2077 | 0.0000 | 11.466 | 5.0352 |
| 104 | 2225 | 2227 | 0.0898 | 11.453 | 7.5546 |
| 105 | 2596 | 2597 | 0.0385 | 11.546 | 5.1086 |
| 106 | 2018 | 2017 | 0.0495 | 11.500 | 5.6705 |
| 107 | 2115 | 2114 | 0.0472 | 11.420 | 3.0611 |
| 108 | 2089 | 2085 | 0.1914 | 11.605 | 6.8082 |
| 109 | 2519 | 2519 | 0.0000 | 11.588 | 4.0549 |
| 111 | 2106 | 2105 | 0.0474 | 11.552 | 6.6626 |
| 112 | 2531 | 2531 | 0.0000 | 11.552 | 2.2226 |
| 113 | 1789 | 1789 | 0.0000 | 11.465 | 4.6815 |
| 114 | 1425 | 1425 | 0.0000 | 11.553 | 9.0140 |
| 115 | 1946 | 1946 | 0.0000 | 11.461 | 3.2445 |
| 116 | 2384 | 2384 | 0.0000 | 11.384 | 2.1901 |
| 117 | 1530 | 1530 | 0.0000 | 11.586 | 2.1326 |
| 118 | 2272 | 2272 | 0.0000 | 11.368 | 3.3793 |
| 119 | 1981 | 1981 | 0.0000 | 11.492 | 2.2557 |
| 121 | 1854 | 1854 | 0.0000 | 11.657 | 2.0244 |
| 122 | 2468 | 2468 | 0.0000 | 11.524 | 2.6157 |
| 123 | 1510 | 1510 | 0.0000 | 11.512 | 2.4268 |
| 124 | 1602 | 1602 | 0.0000 | 11.529 | 2.0578 |
| 200 | 2593 | 2593 | 0.0000 | 11.498 | 7.7321 |
| 202 | 2118 | 2118 | 0.0000 | 11.568 | 5.2817 |
| 203 | 2909 | 2905 | 0.1375 | 11.472 | 5.8767 |
| 205 | 2641 | 2642 | 0.0378 | 11.506 | 5.8881 |
| 207 | 2207 | 2206 | 0.0453 | 11.608 | 5.3087 |
| 208 | 2911 | 2906 | 0.1717 | 11.465 | 4.9047 |
| 209 | 2998 | 2998 | 0.0000 | 11.385 | 8.6665 |



รูปที่ 4.64 การแสดงผลสัญญาณ ECG บนอุปกรณ์เคลื่อนที่

4.5 สรุป

บทนี้ได้นำเสนอ การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับการประยุกต์ใช้งานในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายซึ่งได้ทำการพัฒนาอัลกอริทึมในโดเมนของการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform domain) ผู้วิจัยได้นำเสนอผลการทดสอบการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต 3 ระดับและทำการบีบอัดสัญญาณ ECG แบบไม่มีการสูญเสียด้วยเทคนิค (Lossless compression) ซึ่งมีประสิทธิภาพสูงและเหมาะสมกับการคำนวณด้วยระบบสมองกลฝังตัวในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายซึ่งมีทรัพยากรที่จำกัด ผู้วิจัยจึงได้นำมาประยุกต์ใช้กับการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย ในการทดสอบดังกล่าว

ผู้วิจัยได้ทดสอบประสิทธิภาพในการทำงานของอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG โดยใช้ฐานข้อมูลมาตรฐานและการทดสอบการทำงานของอัลกอริทึมในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายและการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ตเพื่อทดสอบความถูกต้องในการประมวลผลข้อมูลของระบบเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย และในการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมดังกล่าวข้างต้นนั้น นอกจากจะพิจารณาจากอัตราส่วนการบีบอัดสัญญาณและค่าคุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัดแล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงการตรวจสอบคุณภาพของสัญญาณเพิ่มเติมด้วยการทดสอบการตรวจจับสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Detection) โดยทำการเปรียบเทียบผลการตรวจจับสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ระหว่างก่อนการบีบอัดสัญญาณและภายหลังการบีบอัดสัญญาณ ทั้งนี้เพื่อประเมินผลว่าภายหลังที่สัญญาณถูกบีบอัดด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอแล้ว รูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ยังจะสามารถถูกตรวจจับได้ครบถ้วนหรือไม่ การทดสอบการส่งข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายและทำการแสดงผลสัญญาณ ECG บนอุปกรณ์เคลื่อนที่พบว่าระบบสามารถส่งข้อมูลและแสดงผลข้อมูลได้อย่างถูกต้อง

บทที่ 5 บทสรุป

5.1 สรุปผลงานวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอ การออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับใช้งานบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย ผู้วิจัยได้เริ่มจากการพิจารณาอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในโดเมนของการแปลงเวฟเล็ต (Wavelet transform domain) ในฐานข้อมูลงานวิจัยเพื่อใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาอัลกอริทึม เนื่องจากอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณโดยทั่วไปนั้นถูกออกแบบขึ้นสำหรับตัวประมวลผลที่มีสมรรถนะสูงและใช้งานบนเครื่องคอมพิวเตอร์ซึ่งมีสมรรถนะในการประมวลผลสูงและยังมีระบบปฏิบัติการที่พร้อมสำหรับการทำงานมากเมื่อเทียบกับตัวประมวลผลบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย อย่างไรก็ตาม จุดประสงค์ของโครงการวิจัยนี้คือต้องการประยุกต์ใช้การบีบอัดสัญญาณ ECG สำหรับเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายซึ่งตัวประมวลผลบนเครือข่ายดังกล่าวมีความสามารถในการประมวลผลต่ำและมีทรัพยากรค่อนข้างจำกัด การออกแบบอัลกอริทึมดังกล่าวจึงจำเป็นต้องมีความซับซ้อนต่ำเพื่อการประมวลผลที่รวดเร็ว โดยสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

1. ผู้วิจัยได้ทำการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีความซับซ้อนต่ำเพื่อการประมวลผลที่รวดเร็ว และพิจารณาผลกระทบในด้านอื่น ๆ ด้วย เช่น อัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio) และคุณภาพของสัญญาณภายหลังการบีบอัด (Quality of signal)

2. ในการออกแบบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG นอกจากจะพิจารณาจากความสามารถในการบีบอัดข้อมูลจากอัตราส่วนการบีบอัดและพิจารณาคุณภาพของสัญญาณ ECG ภายหลังการบีบอัดแล้ว ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงการตรวจสอบคุณภาพของสัญญาณ ECG เพิ่มเติมด้วยการทดสอบการตรวจจบบรูคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Signal) โดยเลือกใช้อัลกอริทึมที่มีชื่อเสียงมาใช้ในการทดสอบการตรวจจบบรูคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Detection)

3. ในการทดสอบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ผู้วิจัยได้ทำการประเมินคุณภาพของการบีบอัดสัญญาณ ECG โดยเปรียบเทียบผลจากการคำนวณร้อยละของรากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Percentage root mean square difference; *PRD*) ซึ่งเป็นการประเมินคุณภาพของการบีบอัดข้อมูลโดยพิจารณาจากความแตกต่างของข้อมูลต้นฉบับกับข้อมูลที่ถูกรสร้างกลับภายหลังการบีบอัดข้อมูล และเปรียบเทียบอัตราส่วนการบีบอัดข้อมูล (Compression ratio, *CR*) ถือเป็น การประเมินทั้งในเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ

4. ในขั้นตอนการวิจัย ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาการแปลงสัญญาณในโดเมนต่าง ๆ ที่มีการคำนวณไม่ซับซ้อนมากนัก เช่น การแปลงโคไซน์แบบดิสครีต (DCT) และการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต (DWT) เพื่อประเมินว่าการแปลงสัญญาณใดมีความเหมาะสม สำหรับการแปลง DWT พบว่า จำนวนระดับของการแปลง DWT (Decomposition level) จะส่งผลกระทบต่อค่าคุณภาพและความสามารถในการบีบอัดสัญญาณ จึงจำเป็นต้องเลือกใช้ระดับของการแปลง DWT ที่เหมาะสม ทั้งนี้เพื่อให้สามารถทำการบีบอัดสัญญาณได้มากเพียงพอและมีคุณภาพของสัญญาณที่ดีด้วย ผู้วิจัยได้ทำการปรับระดับของการแปลง DWT ตั้งแต่ 2 ระดับถึง 4 ระดับก่อนจะนำมาประยุกต์ใช้กับการบีบอัดสัญญาณแบบ Run-length encoding (RLE) ซึ่งเป็นการบีบอัดสัญญาณแบบไม่มีการสูญเสีย (Lossless compression) เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด

5. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพหรือความสามารถในการบีบอัดสัญญาณจากการคำนวณค่าอัตราส่วนการบีบอัด *CR* และค่าคุณภาพ *PRD* (%) ของอัลกอริทึมที่ใช้วิธีการแปลงสัญญาณและระดับขั้นการแปลงที่แตกต่างกันพบว่า อัลกอริทึมที่มีความเหมาะสมกับการใช้งานบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายและสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้กับอุปกรณ์สื่อสารไร้สายขนาดเล็กคือ อัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณ ECG ที่ใช้การแปลง DWT 3 ระดับและใช้การบีบอัดสัญญาณเพื่อส่งผ่านช่องสัญญาณสื่อสารแบบไร้สายด้วย Run-length encoding (3 Level DWT&RLE)

6. ผู้วิจัยได้นำอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการแปลงเวฟเล็ต (3 Level DWT&RLE) มาประยุกต์ใช้กับการบีบอัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย โดยได้ทดสอบการทำงานบนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายโดยประยุกต์ใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ Raspberry Pi เป็นโนโหนดเซ็นเซอร์ (Sensor node) สำหรับการอ่านค่าสัญญาณ ECG และประมวลผลการบีบอัดสัญญาณตามอัลกอริทึมดังกล่าวข้างต้น จากนั้นได้ทำการส่งข้อมูลของสัญญาณ ECG ที่ผ่านการบีบอัดแบบไร้สายผ่านอุปกรณ์สื่อสารไร้สาย ZigBee ที่ทำงานในย่าน 2.4 GHz ไปยังอุปกรณ์สื่อสารไร้สาย ZigBee ที่เชื่อมต่อกับเครื่องคอมพิวเตอร์ (Main node หรือ Coordinator node) เพื่อรวบรวมสัญญาณจากโนโหนดเซ็นเซอร์ต่าง ๆ เพื่อส่งเข้าระบบประมวลผลแบบกลุ่มเมฆ (Cloud computing) เพื่อการเก็บข้อมูลและการแสดงผลบนอุปกรณ์เคลื่อนที่ของผู้ใช้งาน

7. ผลการทดสอบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณที่ใช้การแปลงเวฟเล็ต (3 Level DWT&RLE) บนเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายโดยทดสอบกับสัญญาณ ECG จำนวน 30 สัญญาณ (ECG Record Number 100 - 209) จากฐานข้อมูล MIT-BIH Database พบว่า อัลกอริทึมที่นำเสนอมีค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนการบีบอัด *CR* เท่ากับ 11.508:1 และมีค่าคุณภาพ *PRD* (%) เฉลี่ยเท่ากับ 4.76% อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยยังได้พิจารณาค่าคุณภาพของสัญญาณ ECG เพิ่มเติมด้วยการทดสอบการตรวจจับสัญญาณ ECG โดยทำการตรวจจับรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS (QRS Signal) โดยใช้อัลกอริทึมที่มีชื่อเสียงที่นำเสนอโดย Pan and Tompkins [1] ทั้งนี้เพื่อประเมินว่าภายหลังที่สัญญาณ ECG ถูกทำการบีบอัดด้วยอัลกอริทึมที่นำเสนอแล้วรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจ QRS ยังจะสามารถถูกตรวจจับได้ถูกต้องครบถ้วนเหมือนเดิมหรือไม่ โดยผลการทดสอบพบว่า มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (% Absolute error) ของการตรวจจับสัญญาณ ECG โดยเฉลี่ยเท่ากับ 0.028 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก

5.2 แนวทางวิจัยต่อไปในอนาคต

1. ควรศึกษาวิธีการบีบอัดข้อมูลในรูปแบบอื่นเพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการบีบอัดข้อมูลนอกจากวิธีการแปลงสัญญาณด้วยเวฟเล็ต ทั้งนี้เพื่อพิจารณาว่าวิธีการใดที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดในงานด้านการบีบอัดข้อมูลในเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย รวมถึงการพิจารณาประยุกต์ใช้เทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ เพื่อให้สามารถทำการบีบอัดข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2. ควรมีที่ปรึกษาโครงการวิจัยเป็นแพทย์หรือเจ้าหน้าที่เทคนิคการแพทย์ที่มีความเชี่ยวชาญในด้านการตรวจวัดสัญญาณชีพหรือสัญญาณ ECG ซึ่งในงานวิจัยนี้ยังไม่มีทดสอบอัลกอริทึมการบีบอัดสัญญาณและการส่งข้อมูลโดยใช้เครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สายที่ทำการเชื่อมต่อกับเครื่องมือวัดสัญญาณชีพหรือสัญญาณ ECG ที่มีการใช้งานจริงในทางการแพทย์ เนื่องจากเครื่องมือวัดดังกล่าวมีมูลค่าสูงและต้องมีแพทย์ผู้เชี่ยวชาญคอยให้คำแนะนำหรือเป็นที่ปรึกษาในโครงการวิจัย

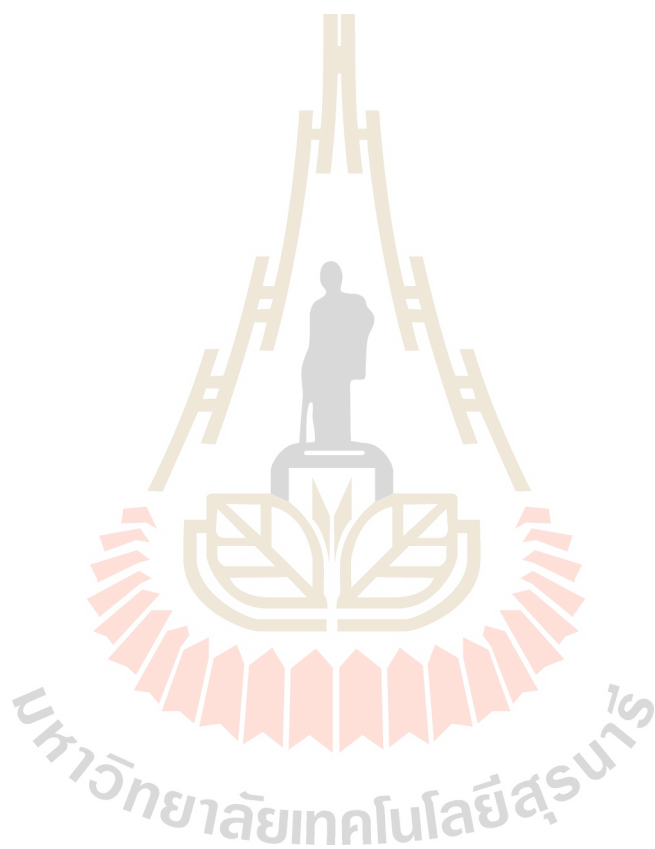
บรรณานุกรม

- [1] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm" IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 32, No. 3, March 1985.
- [2] G. B. Moody and R. G. Mark, "The Impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database," IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 20(3), pp. 45-50, June 2001.
- [3] J. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients," IEEE Trans. Signal Process., Vol. 41, no. 12, pp. 3445–3462, Dec. 1993.
- [4] A. Said and W. A. Pearlman, "A New, Fast, and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 6(3), pp. 243-250, 1996.
- [5] V. A. Allen and J. Belina, "ECG Data Compression Using the Discrete Cosine Transform (DCT)", In Proc. Computers in Cardiology, Vol. 1, pp. 687-690, October 1992.
- [6] S. Misra, M. Reisslein, and G. Xue, "A Survey of Multimedia Streaming in Wireless Sensor Networks," IEEE Comm, Surveys and Tutorials, Vol. 10, no. 4, pp. 18–39, 2008.
- [7] N. Kimura and S. Latifi, "A Survey on Data Compression in Wireless Sensor Networks," In Proc. the Information Technology: Coding and Computing, Vol. 2, pp:8 – 13, 2005.
- [8] J. Wang, X. Lin, and K. Wu, "ECG data compression research based on wavelet neural network," In Proc. the 2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE), Vol. 1, pp. 361 – 363, 2010.
- [9] J. Li, X. Zhu, N. Tang and J. Sui, "Study on ZigBee Network Architecture and Routing Algorithm," In Proc. International Conference on Signal Processing Systems, Vol. 2, pp. 389-393, 2010.
- [10] N. Mohsen, H. Abdelhamid, S. Halim and M. Hassen, "Energy-Efficient Wavelet Image Compression in Wireless Sensor Network," In Proc. the Communication in Wireless Environments and Ubiquitous Systems (ICWUS), pp. 1 – 7, 2010.
- [11] R. V. Kulkarni and G. K. Venayagamoorthy, "Computational Intelligence in Wireless Sensor Networks: A Survey," IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 13, No. 1, pp. 68-96, 2011.
- [12] O. El Bcharri, R. Latif, W. Jenkal, A. Abenaou, The ECG Signal Compression Using an Efficient Algorithm Based on the DWT. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol I, No.7, pp. 181-187, 2016.
- [13] C. J. Deepu and Y. Lian, "A Joint QRS Detection and Data Compression Scheme for Wearable Sensors," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 62 (1), pp. 165-175, January 2015.
- [14] อรรถจักร จิตต์ภักตร์. "Digital Image Processing," พิมพ์ครั้งที่ 1, บริษัท สงวนกิจ พรินท์ แอนด์ มีเดีย, หน้า 200-222, 2552.
- [15] Android Developers, Available from: <https://developer.android.com/index.html>

ภาคผนวก ก.

การเผยแพร่ผลงานวิจัย

Prayoth Kumsawat¹, Kitti Attakitmongcol and Arthit Srikaew, “Genetic Algorithm Optimization of ECG Signal Compression in Wavelet Transform Domain”, In Proc. International Conference on Technology and Social Science 2019 (ICTSS 2019), May 8-10, 2019, Kiryu, Japan.



Genetic Algorithm Optimization of ECG Signal Compression in Wavelet Transform Domain

Prayoth Kumsawat^{1,a}, Kitti Attakitmongcol^{2,b} and Arthit Srikaew^{2,c}

¹School of Telecommunication Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, 30000, Thailand

²School of Electrical Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, 30000, Thailand

^a<prayoth@sut.ac.th>, ^b<kitti@sut.ac.th>, ^c<ra@sut.ac.th>

Keywords: wavelet transform, genetic algorithm, electrocardiogram, signal compression

Abstract. In this paper, we propose a new improved ECG compression technique using discrete wavelet transform and genetic algorithm. The discrete wavelet transform decomposes an ECG signal into its high and low frequency subbands by use of the scaling and wavelet functions. ECG signal compression is achieved by first truncating small-valued of wavelet coefficients below a threshold and then efficiently encoding them by using lossless compression technique. We have developed an optimization technique using the genetic algorithm to search for optimal threshold of the wavelet coefficient in order to improve both quality of ECG signal and compression ratio of the compressed data. MIT-BIH Arrhythmia database is used for experimentation. The experimental results show that the proposed algorithm results in the best quality of ECG reconstruction signal in terms of compression ratio and error loss.

1. Introduction

Wireless sensor networks (WSN) is a self-organized distributed intelligent system comprising low-cost, low-power, multifunctional sensor nodes that are small in size and communicate with each other in short distances [1]. WSN can be used for data collection purposes in situations such as environment and habitat monitoring, home automation and healthcare applications.

Recently, wireless body sensor networks (WBSN) are introduced as a costly patient-centric solution to ambulatory electrocardiogram (ECG) monitoring [2] system. However, WSN face many challenges, mainly caused by wireless communication links, limited storage capability, computational constraints and limited power supply. Data compression is a process that reduces the amount of collect data in order to reduce data transmitted and decreases transfer time over communication links of WBSN.

In recent years, people have done a lot of research work on data compression algorithm and several other methods [3–9] have been developed based on wavelet for ECG signal compression due to the time varying nature of signal. In [3], Nasri *et al.* proposed a signal compression approach in WSN consisting of technique to skip computation of certain high-pass coefficients of the discrete wavelet transform (DWT) called SHPS (Skipped High- Pass Sub-band). The simulation results show that the proposed scheme optimizes network lifetime, reduces significantly the amount of required memory and computation energy. In [4], Silveira *et al.* proposed the ECG compression method, based on the choice of a wavelet scaling function that matches a given ECG signal. This technique consists in the minimization of the compressed signal distortion using a genetic algorithm (GA). A GA is used to find the set of scaling function for wavelet that results in the better compression. In [5], Beharri *et al.* propose an efficient method of the ECG signal compression using the discrete wavelet transform and the run-length encoding. This method is based on the decomposition of the ECG signal, the adaptive thresholding (α) step for reducing the noises presented in the second

**Proceedings of International Conference on
Technology and Social Science 2019 (ICTSS 2019)**

approximation stage, and the encoding of the final data using modified run-length encoding (RLE). In [6], Wissam *et al.* proposed an efficient process of the denoising and the compression of the ECG signal based on the discrete wavelet transform and the adaptive dual threshold filter for the signal enhancement. In [7], Gan *et al.* proposed a low-complexity electrocardiogram signal compression and transmission scheme for use with ultra-low power wireless ECG sensor nodes. The proposed scheme has features that reduce the amount of data transmission while minimizing the complexity of implementation.

In this paper, we propose a new improved ECG signal compression technique in a healthcare monitoring system, which helps to reduce power consumption during wireless transmission of WBSN. The ECG signal compression is achieved by first truncating small-valued of high-pass wavelet coefficients below a threshold to be zero. Then, the RLE coding algorithm is applied to further compress ECG data without data loss. The performance of this algorithm is measured in terms of compression efficiency and signal reconstruction. This paper is organized as follows: The ECG signal compression in the DWT domain with genetic algorithm optimization is described in Section 2. In Section 3, the experimental results are shown. The conclusions of our study can be found in Section 4.

2. Proposed Method

In this section, we first give a brief overview of the ECG compression technique in the wavelet transform domain and the optimization technique using the genetic algorithm to search for optimal threshold to improve the quality and compression ratio of the compressed ECG signal.

2.1 ECG Signal Compression Technique Based on DWT

The wavelet transform is a time-scale analysis. The signal is analyzed at multiple frequency ranges with different resolutions by decomposing the signal into a coarse approximation (low-pass subbands) and detail information (high-pass subbands). Numerous of signal compression techniques have been developed in the past few years, and the wavelet transform techniques have already achieved great success in the signal compression field. We propose a wavelet-based signal compression approach in WBSN. The proposed method is as follows:

Firstly, DWT decomposition is performed on the ECG signal by applying the 4-level wavelet decomposition with the Daubechies-8 wavelet. Then, the ECG signal compression is performed by involving truncation of the high-pass DWT coefficients below a threshold which make a fixed percentage of coefficients equal to zero.

In order to trade-off between compression ratio and signal fidelity, this work employs the genetic algorithm (GA) to search for an optimal threshold (α_n) of all high-pass subbands. Finally, the run-length encoding (RLE) algorithm is applied to further compress ECG signal without data loss. Fig. 1 shows the ECG signal compression process of the proposed algorithm.

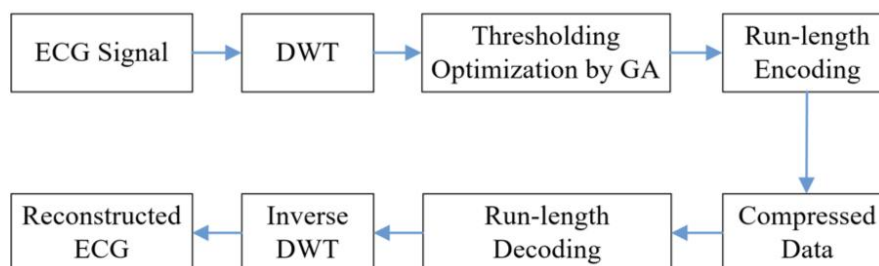


Fig. 1. ECG signal compression process of the proposed algorithm

**Proceedings of International Conference on
Technology and Social Science 2019 (ICTSS 2019)**

2.2 Improving Performance using Genetic Algorithm

In the design of ECG compression for WBSN system, there are three goals that are always conflicted. These goals are ECG signal fidelity, compression ratio and network lifetimes. In order to minimize such conflicts, this work employs the genetic algorithm (GA) to search for an optimal parameter. This allows the system to achieve optimum performance for WSN. For the optimization process, GA is applied in the wavelet signal compression process. The parameters to be searched for are compression thresholds α_n (α_1 for the horizontal subbands and α_2 for the vertical subbands). This objective function of searching process is computed using factors that are both related to signal fidelity and compression ratio of compressed signal. A high-fidelity signal and high compression ratio can then be achieved. Details of GA are described as follows [8]:

Chromosomes in GA represent desired parameter to be searched. Number of chromosomes used in this work is 30. The encoding scheme is binary string with 32 bits resolutions for each chromosome. The parameter α is then represented by chromosome with length of 32 bits. The objective function uses both a percentage root means square difference (PRD) [6] and compression ratio (CR) as performance indices. An objective value W can be calculated from objective equation (1):

$$W = \delta_{PRD} \times PRD + \delta_{CR} \times CR, \quad (1)$$

where δ_{PRD} and δ_{CR} are weighting factors of PRD and CR , respectively. These weighting factors represent the significance of each index used in GA searching process. If both indices are equally significant, the values of these factors will be 0.5 each where the relationship $\delta_{PRD} + \delta_{CR} = 1$ must always hold. In this work, a ranking selection is chosen for selection mechanism. The crossover and mutation probability are fixed at 0.7 and 0.05, respectively. The chromosomes are then partially replaced by the best chromosome for each generation. The GA process is repeated until the most fit chromosome, i.e. threshold parameter α_n , is optimally found. The diagram of our proposed algorithm is shown in Fig. 2.

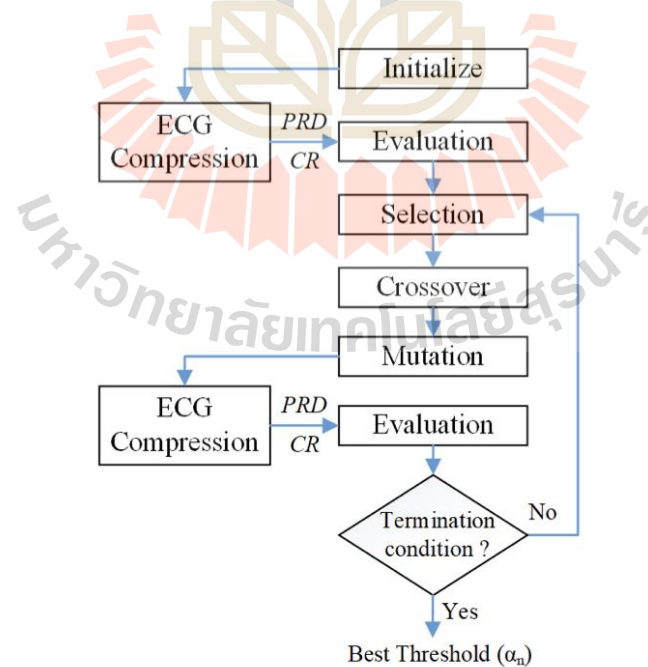


Fig. 2. Optimization diagram for ECG signal compression using genetic algorithm

**Proceedings of International Conference on
Technology and Social Science 2019 (ICTSS 2019)**

3. Experimental Results and Discussion

To demonstrate the effectiveness of our proposed method, a series of experiments have been conducted. The ECG signal compression algorithm is tested on 10 records of MIT-BIH Arrhythmia database [9]. Lead II Recordings of 10 minutes with sampling frequency 360 Hz and 11 bits resolution is used for experimentation. The compression ratio (CR), percentage root mean square difference (PRD) and the quality score (QS) are used as performance measures to quantify the difference between the original signal and the processed signal. The CR is defined as:

$$CR = \frac{\text{Uncompression size}}{\text{Compression size}} \quad (2)$$

In signal compression, quality of the reconstructed signal is an important issue. In this paper, the PRD indicates reconstruction fidelity of ECG signal by point wise comparison with the original signal. The PRD is defined as:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=1}^N x^2[n]}} \times 100\%, \quad (3)$$

where $x[n]$ and $\hat{x}[n]$ denote the original and reconstructed signal, respectively, and N is the number of samples within one data segment. And the quality score is given by $QS = CR / PRD$.

3.1 Genetic Algorithm Optimization Results

Fig. 3 (a) and (b) show the convergence of GA optimization at 50 generations of the MIT-BIH record 112 and 117, respectively. From the Fig. 3, it is evidenced that the compression ratio (CR) is increased at higher threshold values (α_1 and α_2), while the quality of reconstructed signal (PRD) is degraded. The results of the ECG signal compression using the optimal parameters α_n from GA are shown in Table I. These parameters α_n are optimally varied to achieve the most desirable ones for a given signal with different characteristics.

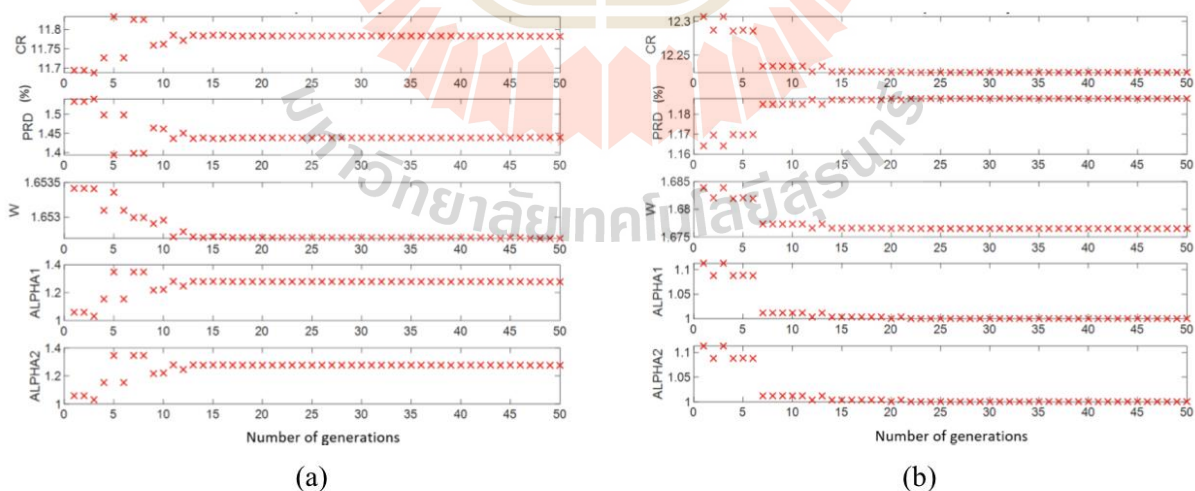


Fig. 3. CR , PRD , W , α_1 and α_2 from GA optimization process of the MIT-BIH record 112 (a) and record 117 (b).

**Proceedings of International Conference on
Technology and Social Science 2019 (ICTSS 2019)**

3.2 ECG Compression Results

Fig. 4 (a) and (b) show the comparison of the reconstructed signals and the original ones. The difference between these signals is observed in the high frequency waves with low amplitudes. As can be seen from these figures, some high frequency noises are representing in the original signal.

Finally, a comparison has been made between the performance of the proposed algorithm and that of the other compression algorithm based on discrete wavelet transform and lossless compression algorithm. The comparison results have been shown in Table 1. Table 1 shows the resulting *CR*, and *PRD* of the selected records in the MIT-BIH database based on our approach. The average *CR* and *PRD* resulting from our approach are 11.97 and 1.49%, respectively. The proposed algorithm was tested on record 117, a *PRD* of 1.18% was achieved at a compression ratio of 12.25: 1 which is much better in term of reconstructed signal quality compared with the previous work.

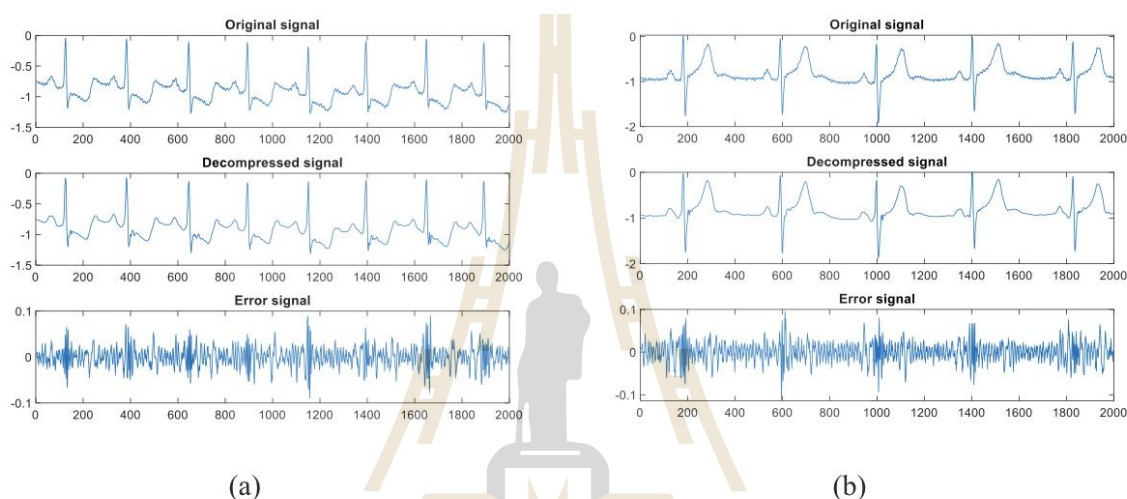


Fig. 4. Original signals, decompressed signals and error signals obtained from the MIT-BIH record 112 (a) and record 117 (b).

Table 1: Performance comparison between the previous compression method and the proposed method.

| Methods | MIT-BIH ECG Record | <i>CR</i> | <i>PRD</i> (%) | <i>QS</i> |
|--|-----------------------|-----------|-------------------|-----------|
| Proposed method | 112 | 11.75 | 1.45 | 8.10 |
| | 117 | 12.25 | 1.18 | 10.38 |
| | 119 | 12.40 | 1.60 | 7.75 |
| | 121 | 11.48 | 1.74 | 6.60 |
| O. EI Bcharri <i>et al.</i> [5] $\alpha = 30\%$ | 112 | 11.35 | 3.78 | 3.00 |
| | 117 | 12.08 | 5.78 | 2.09 |
| | 121 | 12.63 | 3.34 | 3.78 |

**Proceedings of International Conference on
Technology and Social Science 2019 (ICTSS 2019)**

4. Conclusion

We have presented here a new improved ECG compression technique in wavelet transform domain by using genetic algorithm optimization. The discrete wavelet transform decomposes an ECG signal into its high and low frequency subbands. Then, signal compression is achieved by first truncating small-valued of wavelet transform coefficients below a threshold. In order to trade-off between compression ratio and signal fidelity, this work employs the genetic algorithm to search for an optimal threshold of the high-pass subbands of the wavelet transform coefficients. Then, the run-length encoding algorithm is applied to further compress ECG signal without data loss. Finally, the proposed method is tested on some signals of the MIT-BIH arrhythmia database. The experimental results indicate that the proposed scheme is efficient and performs better than previous method in both qualitative and quantitative perspectives. In our future work, we will extend this technique to the real-time implementation.

Acknowledgements

This work was supported by a grant from SUT Research and Development Fund, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima, Thailand.

References

- [1] N. Kimura and S. Latifi, "A survey on data compression in wireless sensor networks", *Proc. ITTC 2005* (Edinburgh Scotland) April 2005.
- [2] G. Z. Yang, "Body sensor networks", *Springer-Verlag London Limited*, 2006.
- [3] M. Nasri, A. Helali, H. Sghaier, and H. Maaref, "Energy-efficient wavelet image compression in wireless sensor network", *Proc. ICWUS 2010* (Sousse Tunisia) October 2010.
- [4] R. M. R. Silveira, C. M. Agulhari, I. S. Bonatti and P. L. D. Peres, "A genetic algorithm to compress electrocardiograms using parameterized wavelets", *Proc. ISSPIT 2007* (Cairo Egypt) December 2007.
- [5] O. E. B'charri, R. Latif, W. Jenkal and A. Abenaou, "The ECG signal compression using an efficient algorithm based on the DWT", in *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 7, No. 3, pp. 181-187, 2016.
- [6] J. Wissam, R. Latifl, A. Toumanaril, A. Elouardi, A. Hatim and O. E. B'charril, "Enhancement and compression of the electrocardiogram signal using the discrete wavelet transform", *Proc. WITS 2017* (Fez Morocco) April 2017.
- [7] H. Y. Gan, P. K. Gopalakrishnan, T. H. Teo and Z. Chen, "A Low-complexity ultra-low-power ECG compression and transmission scheme," *Proc. ISIC 2009* (Singapore) December 2009.
- [8] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Cambridge, MA: MIT Press. 1992.
- [9] G. Moody and R. Mark, "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database", *IEEE Eng in Med and Biol* , Vol. 20 , No. 3, pp. 45-50, 2011.

ประวัตินักวิจัย

หัวหน้าโครงการวิจัย

ชื่อ (ภาษาไทย) ผู้ช่วยศาสตราจารย์ เรืออากาศเอก ดร.ประโยชน์ คำสวัสดิ์

(ภาษาอังกฤษ) Asst.Prof.Flt.Lt.Dr.Prayoth Kumsawat

ตำแหน่งทางวิชาการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์

ที่อยู่ สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

111 ถนนมหาวิทยาลัย ตำบลสุรนารี อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา 30000

โทรศัพท์ 044 224392 โทรสาร 044 224603

E-mail: prayoth@sut.ac.th

ประวัติการศึกษา

2549 วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2541 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)

มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

2536 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)

โรงเรียนนายเรืออากาศ

สาขาวิชาการที่มีความชำนาญพิเศษ

- Digital signal and image processing
- Artificial intelligence and applications
- Microcontroller and embedded systems

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี