

การระบุตัวตนโดยใช้คลื่นสมองช่วงเดลต้า

ดร.ปรีชา ตังเกรียงกิจ*, ผศ.สุพล พรหมมาพันธุ์**

*สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ประยุกต์, **สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีปทุม

Email: preecha.ta@spu.ac.th, Email: supon.ph@spu.ac.th

Abstract : Personal Authentication by Delta Brainwave

Dr. Preecha Tangkraingki*, Asst.Prof. Supon Phrommaphan**

*Department of Applied Computer Science, **Department of Business Computer

School of Information Technology, Sripatum University, Bangkok, Thailand.

This study discusses a new biometric system using brain wave signals (EEG). The frequency range of EEG signals is 0-100 Hz, which is categorized into five groups according to their frequency (Delta, Theta, Alpha, Beta, Gamma), however it is noted that all frequency range can degrade in accuracy and recognition speed. The purpose of this study is to explore which frequency range of brain wave signals can be utilized for authentication. In this study, 1,000 data points of EEG signal in group of four channels, F4, P4, C4, and O2 are explored. The practical technique, Independent Component Analysis (ICA) by SOBIRO algorithm is considered clean and separates the individual signals from noise using the technique of supervised neural network for authenticating 20 subjects. From five frequency ranges of EEG signals, it is shown that the best frequency range for the authentication is Delta, which can authenticate 20 subjects within 100 % accuracy.

Keywords : *Electroencephalogram, Authentication, Independent component analysis, Neural network*
Royal Thai Air Force Medical Gazette, Vol. 64 No. 1 January - April 2018

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาเกี่ยวกับการใช้สัญญาณคลื่นสมอง (EEG) เพื่อระบุตัวตน เนื่องจากสัญญาณคลื่นสมองจะมีช่วงความถี่ตั้งแต่ 0-100 เฮิร์ตซ์ การใช้คลื่นความถี่ทุกช่วงของคลื่นสมองมาใช้ระบุตัวตน อาจจะทำให้เกิดข้อจำกัดในเรื่องความแม่นยำและความรวดเร็วในการคำนวณ จึงจำเป็นต้องนำคลื่นในแต่ละกลุ่มมาทดสอบประสิทธิภาพในการระบุตัวตน เพื่อลดความกว้างของช่วงคลื่นสมองอันเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการทำการระบุตัวตน โดยการแยกสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วงความถี่แล้วทำการวัดความสามารถในการระบุตัวตน สัญญาณคลื่นสมองความยาว 1,000 ข้อมูล ในตำแหน่ง F4, C4, P4, O4 โดยการนำมาผ่านเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระโดยขั้นตอนวิธี SOBIRO สำหรับแยกแยะสัญญาณที่เกิดจากการผสมสัญญาณหลายสัญญาณ เพื่อให้ได้สัญญาณเดิม และใช้โครงข่ายประสาทแบบมีการสอนเพื่อการระบุตัวตน เพื่อเปรียบเทียบความสามารถของคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ พบว่าคลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์ เป็นช่วงที่มีความสามารถในการระบุตัวตนสูงที่สุด ซึ่งสามารถระบุตัวตน 20 บุคคลได้ความถูกต้องถึง 100 %

คำสำคัญ : *สัญญาณคลื่นสมอง, การระบุตัวตน, การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ, โครงข่ายประสาทเทียม*

1. บทนำ

การระบุตัวตนเป็นสิ่งจำเป็น เพื่อใช้เป็นวิธีในการพิสูจน์บุคคลและใช้ในระบบรักษาความปลอดภัย ในปัจจุบันการระบุตัวตนมีหลากหลายรูปแบบ เช่น ลายเซ็น, ลายนิ้วมือ, การสแกนม่านตา, การใช้รูปแบบของใบหน้า, การใช้เสียง ฯลฯ ซึ่งวิธีต่าง ๆ ก็มีข้อดีข้อเสียแตกต่างกันไป คลื่นสมองเริ่มต้นถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์รักษาโรคต่าง ๆ ที่เกี่ยวกับสมองในทางการแพทย์ จนกระทั่งมีการค้นพบว่าคลื่นสมองมีเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละบุคคล จึงเริ่มมีการนำคลื่นสมองมาใช้ในการระบุตัวตนและเริ่มเป็นที่สนใจมากขึ้นในปัจจุบัน

ปัญหาที่ศึกษาในการทำวิจัย เกี่ยวข้องกับการค้นหาวิธีการทางคณิตศาสตร์ เพื่อระบุตัวบุคคลในลักษณะที่เป็นรหัสผ่านโดยใช้คลื่นสมองของแต่ละบุคคล ซึ่งการใช้คลื่นสมองจะมีข้อดีว่าการใช้สายอักขระเป็นรหัสผ่าน เนื่องจากการปลอมคลื่นสมองทำได้ยากมาก ผลที่ได้จากงานนี้สามารถนำไปประยุกต์ในเรื่องอื่น ๆ ที่ใช้คลื่นสมองควบคุมการทำงานของเครื่องจักรหรือเครื่องคอมพิวเตอร์

งานวิจัยนี้เสนอระบบเพื่อระบุตัวบุคคล โดยใช้คลื่นสมองของแต่ละบุคคล ซึ่งข้อดีของการใช้คลื่นสมองคือการปลอมแปลงทำได้ยาก ในงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธี Electroencephalography (EEG) ในการจัดเก็บคลื่นสมอง เนื่องจาก EEG มีข้อดีเรื่อง Time Resolution และเครื่องมือราคาถูกกว่าวิธีอื่น ๆ ในการศึกษาที่ผ่านมาพบว่าคลื่นสมองมีเอกลักษณ์ซึ่งสามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือพิสูจน์ตัวตนได้โดยมีงานวิจัยที่ผ่านมามีดังนี้ Paranjape⁽²⁾ ใช้เทคนิค Autoregressive (AR) Model and Discriminant Function Analysis เพื่อที่จะใช้คลื่นสมองพิสูจน์ว่าเป็นบุคคลเดียวกัน Poulos⁽³⁻⁴⁾ ใช้เทคนิค Fast Fourier Transform (FFT) and AR Model สำหรับแยกแยะคุณสมบัติที่สำคัญของคลื่นสมองแล้วใช้เทคนิค Learning Vector Quantizer (LVQ) และ Computational Geometry (CG) ในการแยกแยะตัวบุคคล Palaniappan⁽⁵⁻⁸⁾ ใช้การกระตุ้นด้วยแสงต่อระบบรับภาพ Visual Evoked Potential (VEP) ในการปรับปรุงประสิทธิภาพการแยกแยะบุคคลโดยใช้คลื่นสมอง Marcel⁽⁹⁾ เสนอเทคนิค Statistical Framework, Based on a Gaussian Mixture และ Maximum a-posteriori Models สำหรับการพิสูจน์ตัวตน Tangkraingki⁽²⁵⁻²⁶⁾ ได้เสนอผลงานการระบุตัวตนโดยใช้หลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระและโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นการ

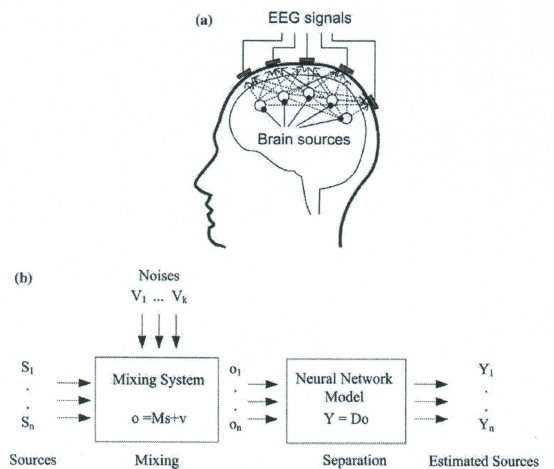
ใช้คลื่นสมองทุกความถี่มาใช้ในการระบุตัวตน โดยใช้ตำแหน่งที่มีความสัมพันธ์กัน 4 ตำแหน่งคือ F4, P4, C4 และ O2 โดยสัญญาณในแต่ละช่องสัญญาณมีความยาว 1,000 จุด จำนวนผู้ทดลอง 20 คน ได้ค่าร้อยละของความถูกต้องอยู่ที่ 98.51

2. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 Electroencephalography (EEG) เป็นวิธีการวัดค่าสัญญาณไฟฟ้า ซึ่งถูกผลิตออกมาจากสมอง โดยใช้ตัวรับคลื่นไฟฟ้าติดที่บริเวณหนังศีรษะ คลื่นสมองที่ตรวจวัดได้จะมีความสัมพันธ์เกี่ยวกับสมองหรือเส้นประสาทในบริเวณที่ตรวจวัด EEG ถูกใช้ในทางการแพทย์เพื่อศึกษาถึงหน้าที่ของบริเวณต่าง ๆ ของสมอง ใช้ศึกษาเกี่ยวกับกลไกพื้นฐานของจิตใจและวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวกับความผิดปกติของสมอง ปัจจุบัน EEG ยังถูกใช้มากในการวิจัยในเรื่อง Brain Computer Interface (BCI)

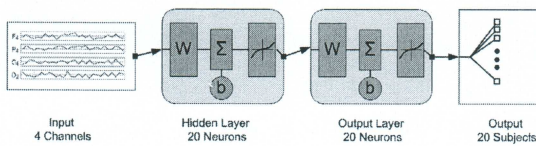
2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ Independent Component Analysis (ICA)

เนื่องจากสัญญาณจากคลื่นสมอง เป็นสัญญาณที่มีความแรงต่ำมาก ในการจัดเก็บมักจะมีสัญญาณจากแหล่งอื่น ๆ มาผสมด้วย เช่น สัญญาณไฟฟ้าจากหัวใจ สัญญาณไฟฟ้าจากการขยับกล้ามเนื้อที่ใบหน้า การกระพริบตา สัญญาณรบกวนจากการสะท้อน รวมถึงสัญญาณรบกวนจากตำแหน่งที่จัดเก็บข้างเคียง เป็นต้น ดังนั้นเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ จึงถูกนำมาเพื่อที่จะใช้แยกสัญญาณ EEG ที่จัดเก็บมาจากสัญญาณรบกวนอื่น ๆ เพื่อที่จะได้ค่าสัญญาณคลื่นสมองในแต่ละจุดที่แท้จริงโดยไม่มีสัญญาณอื่นมารบกวน



รูปภาพที่ 1 แสดงถึงการผสมสัญญาณที่ได้จากการจัดเก็บคลื่นสมอง และหลักการการทำงานของวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Classification Concept) สัญญาณที่ได้จากในการแยกสัญญาณคลื่นสมองโดยใช้ ICA ไม่สามารถใช้ในการพิสูจน์ตัวตนโดยตรง ปัญหาในการพิสูจน์ตัวตนถูกแปลงให้เป็นปัญหาในการจำแนกกลุ่มข้อมูล โดยให้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้เป็นแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น Multilayer Perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ของระบบแบบ Conjugate Gradient Backpropagation โครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ชั้น คือ ข้อมูลเข้า, ชั้นข้อมูลแอบแฝง, และชั้นข้อมูลออก ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic Tangent

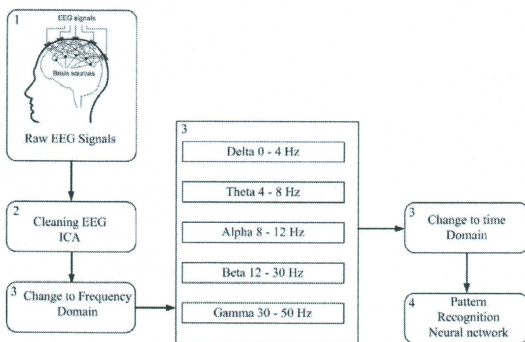


รูปภาพที่ 2 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทดลอง มี 3 ชั้นคือข้อมูลเข้า, ชั้นข้อมูลแอบแฝงและชั้นข้อมูลออก

3. วิธีการวิจัยและผลการวิจัย

การศึกษาระบุตัวตนโดยใช้คลื่นสมอง ช่วงเดลต้าประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลักดังต่อไปนี้

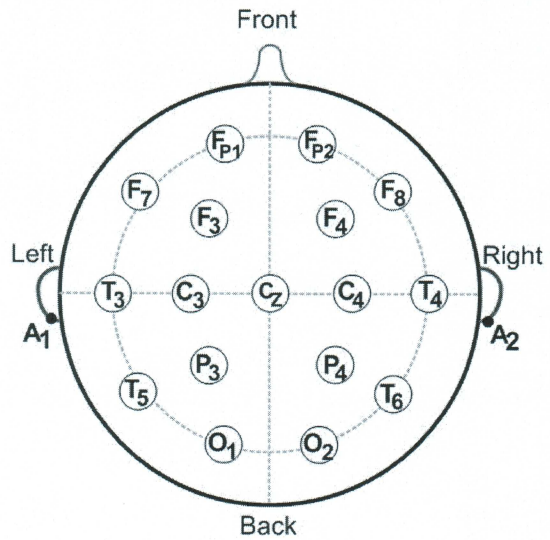
- 3.1 จัดเก็บข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง
- 3.2 กำจัดสัญญาณรบกวนโดยผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ
- 3.3 แยกสัญญาณคลื่นสมองตามความถี่ออกเป็น 5 ช่วง
- 3.4 เปรียบเทียบความสามารถในการพิสูจน์ตัวตนของคลื่นสมองในแต่ละความถี่



รูปภาพที่ 3 แสดงถึงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลัก

3.1 จัดเก็บข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง

สัญญาณคลื่นสมองถูกจัดเก็บ โดยมีจำนวน 20 คน โดยแบ่งเป็นผู้ชาย 8 คนและผู้หญิง 12 คน โดยมีอายุระหว่าง 12-40 ปี สัญญาณคลื่นสมองถูกจัดเก็บทั้งหมด 16 ตำแหน่งบนหนังศีรษะตามระบบ 10-20 สัญญาณคลื่นสมองถูกจัดเก็บที่ตำแหน่ง FP1, F7, T3, T5, FP2, F8, T4, T6, F3, C3, P3, O1, F4, C4, P4, O2 ในการจัดเก็บใช้ระบบ Mono-Polar Montage โดยมีจุดอ้างอิงที่ Mastoid Area A1 and A2 เครื่องขยายสัญญาณคลื่นสมองใช้ เครื่อง Grass Model 8 Plus จัดเก็บโดยใช้ Sampling Rate เท่ากับ 200 Hz. สัญญาณคลื่นสมองได้ถูก Notch Filtered ที่ 60 Hz โดย BMSI Board และใช้โปรแกรม Stellate Harmony EEG แปลงเป็นรูปแบบ EDF (European Data Format) คลื่นสมองที่ถูกจัดเก็บมาทั้ง 16 ช่องสัญญาณ นั้นจะถูกคัดเลือกสัญญาณให้เหลือความยาว 3,000 ข้อมูล โดยหลีกเลี่ยงช่วงที่มีสัญญาณรบกวนชัดเจนจาก Electromyography (EMG)



รูปภาพที่ 4 แสดงถึงตำแหน่งที่จัดเก็บคลื่นสมองตามระบบ 10 - 20

3.2 กำจัดสัญญาณรบกวนโดยผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

จุดประสงค์ของขั้นตอนนี้คือการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระในการแยกสัญญาณที่เป็นสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณคลื่นสมองที่จัดเก็บมาในขั้นตอนแรก จากผลการทดลองของ Tangkraingki⁽¹²⁾ พบว่าขั้นตอนวิธี SOBIRO เป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับคลื่นสมอง ดังนั้นการทดลองนี้จึงใช้วิธีทดลองกับขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยใช้โปรแกรม ICALAB⁽¹⁴⁾ เริ่มต้นโดยนำสัญญาณคลื่นสมอง

ความยาว 3,000 ข้อมูล ทั้ง 16 ช่องสัญญาณของผู้ทดลอง จำนวน 20 คน มาผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยมีพารามิเตอร์ ดังนี้ จำนวน Time-Delayed Covariance matrices เท่ากับ 100 และ ไม่มีการตั้ง Order ในรูปที่ 4 แสดงการเปรียบเทียบสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 16 ช่องสัญญาณที่จัดเก็บมา ในขั้นตอนแรก กับสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO สัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO จะถูกแบ่งออกเป็น 5 ช่วงตามความถี่เพื่อการทดลองในขั้นต่อไป

3.3 แยกสัญญาณคลื่นสมองตามความถี่ออกเป็น

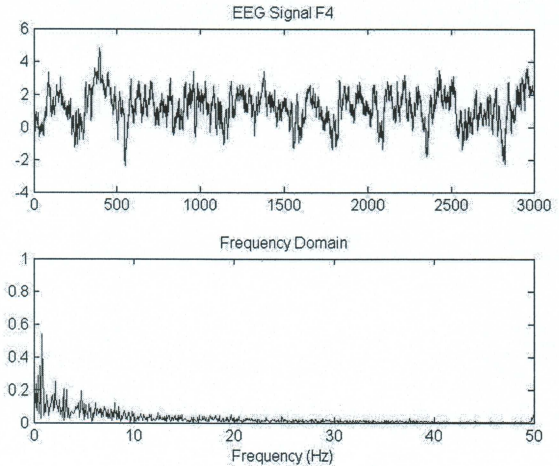
5 ช่วง

จุดประสงค์ในขั้นตอนนี้ เพื่อแยกสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระแล้ว ให้ได้สัญญาณคลื่นสมองที่ถูกแยกตามความถี่ เพื่อวัดประสิทธิภาพในการระบุตัวตนว่าความถี่ของคลื่นสมองช่วงใดมีความสามารถในการระบุตัวตนมากกว่ากัน โดยความถี่ที่ถูกแบ่งจะแบ่งออกเป็น 5 ช่วงความถี่ดังต่อไปนี้คือ 1) คลื่นเดลต้า (Delta Wave) มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์ 2) คลื่นเธต้า (Theta Wave) ความถี่ประมาณ 4-8 เฮิร์ตซ์ 3) คลื่นอัลฟา (Alpha Wave) ความถี่ประมาณ 8-12 เฮิร์ตซ์ 4) คลื่นเบต้า (Beta Wave) ความถี่ประมาณ 12-30 เฮิร์ตซ์ 5) คลื่นแกมมา (Gamma Wave) ความถี่ประมาณ 30-100 เฮิร์ตซ์ จากผลการทดลองที่ผ่านมา Tangkraingki⁽¹²⁾ พบว่ากลุ่มของช่องสัญญาณคลื่นสมองที่ดีที่สุดในการพิสูจน์ตัวตนคือ กลุ่มสัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ โดยกลุ่มช่องสัญญาณดังกล่าวคือตำแหน่ง ดังนั้นในการทดลองนี้จะใช้สัญญาณคลื่นสมองในตำแหน่งดังกล่าวในการทดลอง โดยการแบ่งสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 กลุ่ม ตามความถี่จะถูกแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ดังต่อไปนี้

1. การเปลี่ยนสัญญาณคลื่นสมอง ในลักษณะที่เป็น Time Domain ให้เป็นลักษณะ Frequency Domain

เนื่องจากสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ มีลักษณะเป็น Time Domain การแบ่งคลื่นสมองให้เป็น 5 ช่วง ตามความถี่จึงจำเป็นต้องเปลี่ยนสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในลักษณะ Time Domain ให้เป็นคลื่นสมองที่อยู่ในรูปแบบ Frequency Domain เพื่อที่จะสามารถแบ่งออกเป็นช่วงความถี่ได้ โดยอาศัยกระบวนการ Fast Fourier Transform (FFT) โดยจะนำสัญญาณ

คลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระแล้วในช่องสัญญาณ F4, P4, C4 และ O2 โดยมีความยาว 3,000 ข้อมูลของผู้ทดลองจำนวน 20 คนมาผ่านกระบวนการ FFT จะได้สัญญาณคลื่นสมองที่เป็นลักษณะ Frequency Domain ดังแสดงในรูปที่ 5



รูปภาพที่ 5 แสดงการเปรียบเทียบคลื่นสมองในลักษณะ Time Domain และ Frequency Domain ของตำแหน่ง F4

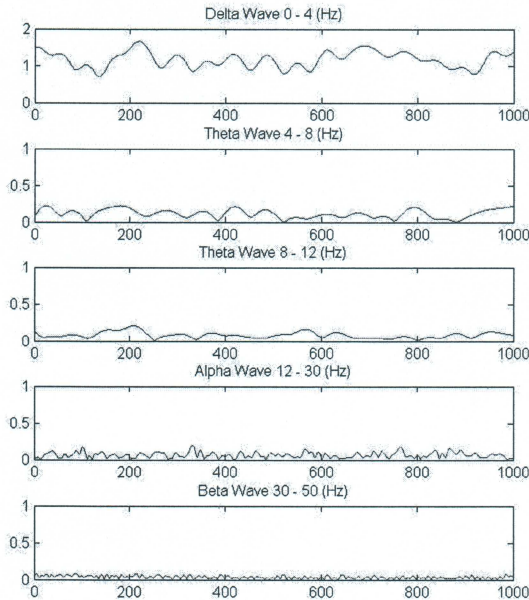
2. การแบ่งสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในรูป Frequency Domain เป็น 5 ช่วงตามความถี่

ในขั้นตอนนี้จะนำสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในลักษณะ Frequency Domain ที่ได้มาจากขั้นตอนที่ผ่านมาทำการแบ่งสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วงตามความถี่ โดยความถี่แรกจะตัดสัญญาณคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 Hz ออกมาซึ่งคลื่นสมองช่วงนี้เรียกว่าคลื่น Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำที่สุด, คลื่นสมองช่วงที่ 2 ที่ถูกแยกออกมาจะอยู่ในช่วงความถี่ตั้งแต่ 4-8 Hz เป็นคลื่นช่วง Theta, คลื่นสมองช่วงที่ 3 ที่ถูกแยกออกมาจะอยู่ในช่วงความถี่ตั้งแต่ 8-12 Hz เป็นคลื่นช่วง Alpha, คลื่นสมองช่วงที่ 4 ที่ถูกแยกออกมาจะอยู่ในช่วงความถี่ตั้งแต่ 12-30 Hz เป็นคลื่นช่วง Beta, และคลื่นสมองช่วงที่ 5 ที่ถูกแยกออกมาจะอยู่ในช่วงความถี่ตั้งแต่ 30-100 HZ เป็นคลื่นช่วง Gamma

3. การเปลี่ยนสัญญาณคลื่นสมองในลักษณะที่เป็น Frequency Domain ให้กลับเป็นลักษณะ Time Domain

ขั้นตอนนี้จะนำคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ที่อยู่ในรูป Frequency Domain มาแปลงกลับให้อยู่ในรูปแบบ Time Domain โดยอาศัยหลักการ Reverse FFT สัญญาณคลื่นสมองในแต่ละช่วงความถี่ที่ได้จะถูกตัดให้เหลือ 1,000 ข้อมูล

เพื่อเตรียมข้อมูลให้พร้อมเพื่อวัดประสิทธิภาพ โดยใช้หลักการความสามารถในการจำแนกกลุ่มในขั้นตอนถัดไป รูปภาพที่ 6 แสดงตัวอย่างภาพสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วง ความถี่ ความยาว 1,000 ข้อมูลหลังจากเปลี่ยนกลับมาอยู่ในรูป Time Domain แล้ว



รูปภาพที่ 6 แสดงสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ ความยาว 1,000 ข้อมูล ที่ถูกเปลี่ยนกลับมาอยู่ในรูป Time Domain โดยอาศัยกระบวนการ Reverse FFT

3.4 เปรียบเทียบความสามารถในการพิสูจน์ตัวตนของคลื่นสมองในแต่ละความถี่

ในขั้นตอนการเปรียบเทียบความสามารถในการพิสูจน์ตัวตนของคลื่นสมองในแต่ละช่วงความถี่ อาศัยหลักการการจำแนกกลุ่มข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น Multilayer Perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ของระบบแบบ Conjugate Gradient Backpropagation โครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ชั้น คือข้อมูลเข้า, ชั้นข้อมูลแอบแฝง, และชั้นข้อมูลออก ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic Tangent โดยในแต่ละการทดลองซึ่งใช้ข้อมูลมีความยาว 1,000 ข้อมูล มีการแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่มข้อมูลที่ใช้สำหรับ Training, Validating, และ Testing มีอัตราส่วน 60 %, 20 % และ 20 % ตามลำดับโดยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะให้มีการสลับกันในแต่ละกลุ่มซึ่งรูปแบบการสลับกันของข้อมูล 1 ชุด ซึ่งมีข้อมูล 10 ข้อมูล

จะเริ่มต้นด้วยกลุ่มข้อมูล Training จำนวน 6 ข้อมูล ตามด้วยกลุ่มข้อมูล Validating จำนวน 2 ข้อมูล และกลุ่มข้อมูล Testing จำนวน 2 ข้อมูลตามลำดับ โดยการสลับกันของข้อมูลในแต่ละชุดนี้ เพื่อให้เกิดการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละกลุ่มในการทดลองกับโครงข่ายประสาทเทียม ในขั้นตอนนี้จะทำการทดลองกับคลื่นสมองในแต่ละช่วงความถี่เปรียบเทียบกันโดยการทดลองการเปรียบเทียบจะถูกแบ่งออกเป็น 4 การทดลองย่อยดังนี้คือ

การทดลองที่ 1

เป็นการเปรียบเทียบกันระหว่าง 1 ช่วงความถี่ของจำนวน 20 คน จุดประสงค์เพื่อที่จะเปรียบเทียบความสามารถในแต่ละช่วงความถี่ โดยจะมีการเปรียบเทียบในความถี่ของคลื่นช่วง Delta, Theta, Alpha, Beta, และ Gamma

การทดลองที่ 2

เป็นการเปรียบเทียบกันในกลุ่ม 2 ความถี่ของจำนวน 20 คน ในการทดลองนี้จะรวมกลุ่มความถี่ โดยให้แต่ละกลุ่มมีคลื่น 2 ความถี่มารวมกัน และทำการเปรียบเทียบความสามารถในการระบุตัวตนของแต่ละกลุ่ม โดยกลุ่มที่ทำการทดลองนี้จะมีทั้งหมด 10 กลุ่ม คือ Delta-Theta, Delta-Alpha, Delta-Beta, Delta-Gamma, Theta-Alpha, Theta-Beta, Theta-Gamma, Alpha-Beta, Gamma-Beta, และ Beta-Gamma

การทดลองที่ 3

เป็นการเปรียบเทียบกันในกลุ่ม 3 ความถี่ของจำนวน 20 คน ในการทดลองนี้จะรวมกลุ่มความถี่ โดยให้แต่ละกลุ่มมีคลื่น 3 ความถี่มารวมกัน และทำการเปรียบเทียบความสามารถในการระบุตัวตนของแต่ละกลุ่ม โดยกลุ่มที่ทำการทดลองนี้จะมีทั้งหมด 10 กลุ่ม คือ Delta-Theta-Alpha, Delta-Theta-Beta, Delta-Theta-Gamma, Delta-Alpha-Beta, Delta-Alpha-Gamma, Delta-Beta-Gamma, Theta-Alpha-Beta, Theta-Alpha-Gamma, Theta-Beta-Gamma, และ Alpha-Beta-Gamma.

การทดลองที่ 4

เป็นการเปรียบเทียบกันในกลุ่ม 4 ความถี่ของจำนวน 20 คน ในการทดลองนี้จะรวมกลุ่มความถี่ โดยให้แต่ละกลุ่มมีคลื่น 4 ความถี่มารวมกัน และทำการเปรียบเทียบความสามารถในการระบุตัวตนของแต่ละกลุ่ม โดยกลุ่มที่ทำการทดลองนี้จะมีทั้งหมด 5 กลุ่ม คือ Delta-Theta-Alpha-Beta, Delta-Theta-Alpha-Gamma, Delta-Theta-

Beta-Gamma, Delta- Alpha-Beta-Gamma, และ Theta-Alpha-Beta-Gamma.

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการระบุตัวตนของช่วงคลื่นช่วง ทั้ง 5 ช่วงจึงได้ทำการทดลองที่มีความแตกต่างกันในแง่ของจำนวนช่วงคลื่น เพื่อพิสูจน์ให้เห็นถึงความแตกต่างของคลื่นช่วงต่าง ๆ ที่มีผลต่อการระบุตัวตน การทดลองที่ 1 เป็นการเปรียบเทียบกันระหว่าง 1 ช่วงความถี่ของจำนวน 20 คน พบว่า คลื่นช่วง Delta มีความสามารถในการระบุตัวตนโดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 100 % คลื่นช่วง Theta มีความสามารถในการระบุตัวตนโดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้อง 36.380 % คลื่นช่วง Alpha มีความสามารถในการระบุตัวตน โดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้อง 38.260 % คลื่นช่วง Beta มีความสามารถในการระบุตัวตนโดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้อง 40.470 % คลื่นช่วง Gamma มีความสามารถในการระบุตัวตน โดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้อง 52.535 % จากการทดลองพบว่าช่วงคลื่นที่มีค่าความถูกต้องสูงที่สุดคือช่วงคลื่น Delta และช่วงคลื่นที่มีค่าความถูกต้องต่ำที่สุดคือ ช่วงคลื่น Theta ดังแสดงในตารางที่ 1

การทดลองที่ 2 เป็นการเปรียบเทียบกันในกลุ่ม 2 ความถี่ของจำนวน 20 คน ในการทดลองนี้จะรวมกลุ่มความถี่ โดยให้แต่ละกลุ่มมีคลื่น 2 ความถี่มารวมกัน พบว่า ช่วงคลื่น Delta-Theta, Delta-Alpha, Delta-Beta, Delta-Gamma มีความสามารถในการระบุตัวตนโดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 99.975-100.000 % คลื่นช่วง Theta-Alpha, Theta-Beta, Theta-Gamma, Alpha-Beta, Alpha-Gamma, Beta-Gamma มีความสามารถในการระบุตัวตน โดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้องอยู่ระหว่าง 31.070-46.130 % จากผลการทดลองนี้พบว่าในกลุ่มช่วงคลื่น 2 ช่วงคลื่นถ้ากลุ่มใดมีคลื่น Delta อยู่จะทำให้ความสามารถในการระบุตัวตนสูงถึง 100 % ถ้าไม่มีคลื่น Delta อยู่จะพบว่าค่าร้อยละของความถูกต้องลดต่ำลงมากอย่างชัดเจน ดังแสดงในตารางที่ 2 การทดลองที่ 3 เป็นการเปรียบเทียบกันในกลุ่ม 3 ความถี่ของจำนวน 20 คน ในการทดลองนี้จะรวมกลุ่มความถี่ โดยให้แต่ละกลุ่มมีคลื่น 3 ความถี่มารวมกัน พบว่า ช่วงคลื่น Delta-Theta-Alpha มีความสามารถในการระบุตัวตน โดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 100 % ช่วงคลื่น Delta Theta-

Beta ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 95.000 % ช่วงคลื่น Delta-Theta-Gamma ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 100.000 % ช่วงคลื่น Delta-Alpha-Beta ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 95.000 % ช่วงคลื่น Delta-Alpha-Gamma ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 100.000 % ช่วงคลื่น Delta-Beta-Gamma ให้ค่าร้อยละของความถูกต้องถึง 100.000 % ส่วนช่วงคลื่นที่ไม่มี Delta อยู่ Theta-Alpha-Beta, Theta-Alpha-Gamma, Theta-Beta-Gamma, Alpha-Beta-Gamma ค่าร้อยละของความถูกต้องอยู่ในช่วง 32.020-42.375 % จากผลการทดลองนี้พบว่าในกลุ่มช่วงคลื่น 3 ช่วงคลื่น ถ้ากลุ่มใดมีคลื่น Delta อยู่จะทำให้ความสามารถในการระบุตัวตนสูงถ้าไม่มีคลื่น Delta อยู่จะพบว่าค่าร้อยละของความถูกต้องลดต่ำลงมากอย่างชัดเจน ดังแสดงในตารางที่ 3 การทดลองที่ 4 เป็นการเปรียบเทียบกันในกลุ่ม 4 ความถี่ของจำนวน 20 คน ในการทดลองนี้จะรวมกลุ่มความถี่ โดยให้แต่ละกลุ่มมีคลื่น 4 ความถี่มารวมกัน พบว่าช่วงคลื่นที่มี Delta คือช่วงคลื่น Delta-Theta-Alpha-Beta, Delta-Theta-Alpha-Gamma, Delta-Theta-Beta-Gamma, Delta-Alpha-Beta-Gamma มีความสามารถในการระบุตัวตนสูง โดยให้ค่าร้อยละของความถูกต้องระหว่าง 95.000-99.995 % ส่วนช่วงคลื่นที่ไม่มีช่วงคลื่น Delta คือคลื่นช่วง Delta-Alpha-Beta-Gamma ความสามารถในการระบุตัวตนจะลดลงอย่างชัดเจนให้ค่าร้อยละของความถูกต้องอยู่ที่ 37.955% ดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 1 ค่าร้อยละของความถูกต้องของผู้ทดลอง 20 คน ใช้ช่องสัญญาณ F4, P4, C4, O2, ขั้นตอนวิธี SOBIRO, ข้อมูลยาว 1,000 ข้อมูล โดยใช้ช่วงความถี่ 1 ช่วงความถี่ในการทดลองที่ 1

ช่วงสัญญาณคลื่นสมอง	ค่าร้อยละของความถูกต้อง
Delta	100.000
Theta	36.380
Alpha	38.260
Beta	40.470
Gamma	52.535

ตารางที่ 2 ค่าร้อยละของความถูกต้องของผู้ทดลอง 20 คน ใช้ช่องสัญญาณ F4, P4, C4, O2, ขั้นตอนวิธี SOBIRO, ข้อมูลยาว 1,000 ข้อมูล โดยใช้ช่วงกลุ่มความถี่ 2 ช่วงความถี่ในการทดลองที่ 2

ช่วงสัญญาณคลื่นสมอง		ค่าร้อยละของความถูกต้อง
Delta	Theta	100.000
Delta	Alpha	100.000
Delta	Beta	100.000
Delta	Gamma	99.975
Theta	Alpha	31.070
Theta	Beta	32.670
Alpha	Beta	35.530
Alpha	Gamma	43.500
Beta	Gamma	46.130

ตารางที่ 3 ค่าร้อยละของความถูกต้องของผู้ทดลอง 20 คน ใช้ช่องสัญญาณ F4, P4, C4, O2, ขั้นตอนวิธี SOBIRO, ข้อมูลยาว 1000 ข้อมูล โดยใช้ช่วงกลุ่มความถี่ 3 ช่วงความถี่ในการทดลองที่ 3

ช่วงสัญญาณคลื่นสมอง			ค่าร้อยละของความถูกต้อง
Delta	Theta	Alpha	100.000
Delta	Theta	Beta	95.000
Delta	Theta	Gamma	100.000
Delta	Alpha	Beta	95.000
Delta	Alpha	Gamma	100.000
Delta	Beta	Gamma	100.000
Theta	Alpha	Beta	32.020
Theta	Alpha	Gamma	38.680
Theta	Beta	Gamma	39.710
Alpha	Beta	Gamma	42.375

ตารางที่ 4 ค่าร้อยละของความถูกต้องของผู้ทดลอง 20 คน ใช้ช่องสัญญาณ F4, P4, C4, O2, ขั้นตอนวิธี SOBIRO, ข้อมูลยาว 1000 ข้อมูล โดยใช้ช่วงกลุ่มความถี่ 4 ช่วงความถี่ในการทดลองที่ 4

ช่วงสัญญาณคลื่นสมอง				ค่าร้อยละของความถูกต้อง
Delta	Theta	Alpha	Beta	95.000
Delta	Theta	Alpha	Gamma	99.995
Delta	Theta	Beta	Gamma	99.990
Delta	Alpha	Beta	Gamma	99.995
Theta	Alpha	Beta	Gamma	37.955

4. บทสรุป

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาเกี่ยวกับสัญญาณคลื่นสมอง (EEG) ถูกใช้เพื่อระบุตัวตน เนื่องจากบุคคลแต่ละบุคคลจะมีรูปแบบของคลื่นสมองที่แตกต่างกัน เนื่องจากสัญญาณคลื่นสมองจะมีช่วงความถี่ตั้งแต่ 0-100 เฮิร์ตซ์ การใช้

คลื่นความถี่ทุกช่วงของคลื่นสมองมาใช้ระบุตัวตนอาจจะทำให้เกิดข้อจำกัดในเรื่องความแม่นยำและความรวดเร็วในการคำนวณ จึงจำเป็นต้องนำคลื่นในแต่ละกลุ่มมาทดสอบประสิทธิภาพในการระบุตัวตน เพื่อลดความกว้างของช่วงคลื่นสมองอันเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการทำการระบุตัวตน โดยการแยกสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วงความถี่แล้วทำการวัดความสามารถในการระบุตัวตน สัญญาณคลื่นสมองความยาว 1,000 ข้อมูล ในตำแหน่ง F4, C4, P4, O4 ถูกนำมาผ่านเทคนิคการวิเคราะห์ห้วงอวกาศประกอบอิสระโดยขั้นตอนวิธี SOBIRO สำหรับแยกแยะสัญญาณที่เกิดจากการผสมสัญญาณหลายสัญญาณ เพื่อให้ได้สัญญาณเดิม และใช้โครงข่ายประสาทแบบมีการสอนเพื่อการระบุตัวตน เพื่อเปรียบเทียบความสามารถของคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่

จากผลการทดลองพบว่าคลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์ เป็นช่วงที่มีความสามารถในการระบุตัวตนสูงที่สุด ซึ่งสามารถระบุตัวตน 20 บุคคลได้ความถูกต้องถึง 100 % นอกจากนี้ยังพบว่าในการทดลองช่วงคลื่นที่มากกว่า 1 ช่วงคลื่นมาผสมกัน กลุ่มที่มีคลื่น Delta จะมีความสามารถในการระบุตัวตนได้ดีกว่าในกลุ่มที่ไม่มีคลื่นช่วง Delta มาผสมอยู่

งานวิจัยชิ้นนี้พบว่าคลื่นช่วง Delta ซึ่งเป็นช่วงคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์มีความสามารถในการระบุตัวตนได้อย่างชัดเจน ผลจากงานวิจัยชิ้นนี้สามารถนำไปเพิ่มประสิทธิภาพในการระบุตัวตนโดยใช้คลื่นสมองโดยตัดช่วงของข้อมูลคลื่นสมองที่มีความถี่ตั้งแต่ 0-4 เฮิร์ตซ์มาใช้ในการระบุตัวตน ซึ่งผลที่ได้ค่าร้อยละของความถูกต้องสูงกว่าการใช้คลื่นสมองทุกความถี่

เนื่องจากในการทดลองครั้งนี้ใช้ผู้ทดลอง 20 คน เป็นที่น่ายินดีว่าถ้าจำนวนของกลุ่มผู้ทดลองเพิ่มขึ้นมากกว่า 20 คน การใช้คลื่นช่วง Delta ในการระบุตัวตนจะมีผลอย่างไรบ้างอื่น ๆ ที่ควรพิจารณาเพิ่มเติมคือ จำนวนประสาทเทียมในชั้นข้อมูลแอบแฝง, ตำแหน่งที่เหมาะสมกับคลื่นช่วง Delta เป็นต้น ซึ่งผู้วิจัยจะทำการวิจัยต่อไป

REFERENCES

1. A.K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar. An Introduction to Biometric Recognition. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol 14, 1 (2004): 4-20.

2. R.B. Paranjape, J. Mahovsky, L. Benedicenti, and Z. Koles, The Electroencephalogram as a Biometrics, Proc. Canadian Conf. Electrical and Computer Eng., vol. 2, (2001):1363-6.
3. M. Poulos, M. Rangoussi, N. Alexandris, and A. Evangelou. On the use of EEG features towards person identification via neural networks. Medical Informatics and the Internet in Medicine 26, 1(2001):35-48.
4. M. Poulos, M. Rangoussi, N. Alexandris, and A. Evangelou, Person identification from the EEG using nonlinear signal classification. Methods of Information in Medicine 41, 1 (2002): 64-75.
5. R. Palaniappan and K.V.R. Ravi, A New Method to Identify Individuals Using Signals from the Brain, Proc. Fourth Int'l Conf. Information Comm. and Signal Processing, pp. 15-18, 2003.
6. R. Palaniappan, D.P. Mandic, Biometrics from Brain Electrical Activity: A Machine Learning Approach. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions 29, (2007): 738-42.
7. R. Palaniappan, Method of identifying individuals using VEP signals and neural network. IEE Proc.-Sci. Meas. Technol 151, 1 (2004): 16-20.
8. R. Palaniappan and D. P. Mandic. EEG Based Biometric Framework for Automatic Identity Verification. VLSI Signal Processing 2, 2 (2007): 243-50.57
9. S. Marcel and J. Millan, Person authentication using brain-waves (EEG) and maximum a posteriori model adaptation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 29, 4 (2007):743-52.
10. P. Tangkraingij, C. Lursinsap, S. Sanguansintukul, T. Desudchit, Selecting Relevant EEG Signal Locations for Personal Identification Problem Using ICA and Neural Network, Eighth IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science (icis 2009), pp.616-621, 2009.
11. P. Tangkraingij, C. Lursinsap, S. Sanguansintukul, T. Desudchit, Personal identification by EEG using ICA and neural network, Computational science and its applications (ICCSA 2010), Lecture Notes in Computer Science vol. 6018, (2010) pp. 419-30.
12. Tangkraingij P, Lursinsap C, Sanguansintukul S, Desudchit T. Insider and outsider person authentication with minimum number of brain wave signals by neural and homogeneous identity filtering. Neural Computing & Applications May 2013, Volume 22, Issue 1 Supplement, pp 463-76.
13. A. Cichocki, Blind Signal Processing Methods for Analyzing Multichannel Brain Signals, International Journal of Bioelectromagnetism 6, 1 (2004).
14. A. Cichocki, S. Amari, K. Siwek, T. Tanaka, et al. ICALAB toolboxes. Available online at <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB>
15. S. Cruces, L. Castedo, A. Cichocki, Robust blind source separation algorithms using cumulants, Neurocomputing 49 (2002):87-117.
16. S. Cruces, L. Castedo, A. Cichocki, Novel Blind Source Separation Algorithms Using Cumulants, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 5, (2000) pp. 3152-5.
17. Yeredor, A., Blind Separation of Gaussian Sources via Second-Order Statistics with Asymptotically Optimal Weighting, IEEE Signal Processing Letters 7, 7 (2000):197-200.
18. Doron, E. and Yeredor, A., Asymptotically Optimal Blind Separation Of Parametric Gaussian Sources - Lecture Notes in Computer

- Science (LNCS 3195): Independent Component analysis and Blind Source Separation, 5th International Conference on ICA, Granada, Spain, vol. 3195, (2004) pp. 390-7.
19. J.-F. Cardoso and A. Souloumiac, Blind beamforming for non Gaussian signals, IEE Proceedings-F, vol. 140, (1993) pp. 362-70.
 20. J.-F. Cardoso and A. Souloumiac, Jacobi angles for simultaneous diagonalization, SIAM Journal of Matrix Analysis and Applications 17, 1 (1996):161-4.
 21. S. Cruces, A. Cichocki, S. Amari, Criteria for the Simultaneous Blind Extraction of Arbitrary Groups of Sources, The 3rd international conference on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation. San Diego, California, USA, (2001) pp. 740-5. 58
 22. S. Cruces, A. Cichocki, S. Amari, The Minimum Entropy and Cumulant Based Contrast Functions for Blind Source Extraction, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, vol. 2, (2001) pp. 786-93
 23. S. Cruces, A. Cichocki, S. Amari, On a new blind signal extraction algorithm: different criteria and stability analysis. IEEE Signal Processing Letters 9 (2002):233-6.
 24. A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.F. Cardoso and E. Moulines, A blind source separation technique using second order statistics, IEEE Trans. on Signal Processing 45, 2 (1997): 434-44.
 25. A. Ziehe, K.-R. Mller, TDSEP - an efficient algorithm for blind separation using time structure, ICANN'98, (1998) pp. 675-80.
 26. A. Cichocki and A. Belouchrani, Sources separation of temporally correlated sources from noisy data using a bank of band-pass filters, Proc. of Third International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation (ICA-2001), (2001) pp. 173-8,
 27. R.R. Gharieb and A. Cichocki, Second order statistics based blind signal separation using a bank of subband filters, Journal of Digital Signal Processing 13 (2003):252-74.
 28. A. Belouchrani, and A. Cichocki, Robust whitening procedure in blind source separation context, Electronics Letters 36, 24 (2000): 2050-3.
 29. A. Cichocki and S. Amari. Adaptive blind signal and image processing: learning algorithms and applications, New York, NY: Wiley, 2003.
 30. Ernst Niedermeyer, F. Lopes da Silva. Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications. Page 139-141, Lippincott Williams, Wilkins, 2004.
 31. D.D. Daly, T.A. Pedley. Current Practice of Clinical Electroencephalography, 2nd ed. NewYork: Raven Press, 1990.
 32. W. van Drongelen, Signal Processing for Neuroscientists An introduction to the analysis of physiological signals. Academic press, 2007.
 33. S. Sanei and J.A. Chambers. EEG Signal Processing. Wiley, 2007.
 34. K. Delac, M. Grgic, A survey of biometric recognition methods, 46th International Symposium Electronics in Marine, ELMAR-2004, 16-18 June 2004, Zadar, Croatia.
 35. J. Malmivuo, R. Plonsey. Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields. Oxford university press, 1995.
 36. S.J. Luck. An Introduction to the Event-Related Potential Technique. The MIT Press, 2005.
 37. T.C. Handy. Event-Related Potentials A Methods Handbook. The MIT Press, 2005.
 38. V.K. Ingle and J.G. Proakis. Digital Signal Processing using MATLAB. Thomson, 2007.
 39. J. Alan Stuller. An Introduction to Signals and Systems. Thomson, 2008.