

(Special Articles)

An Appropriate Number of Neurons in a Hidden Layer for Personal Authentication Using EEG Signals

Preecha Tangkraingki*, Supon Phrommaphan**, Amnart Vangjeen***

*Department of Applied Computer Science, **Department of Business Computer
School of Information Technology, ***General Education, Sripatum University

Correspondences to : preecha.ta@spu.ac.th, supon.ph@spu.ac.th, amnart.va@spu.ac.th

This study discusses the appropriate number of neurons in hidden layer for person authentication that uses delta brainwave signals. The principle of the neural network (supervised neural network), number of neurons in the hidden layer is one important factor to make learning more effective. The purpose of this study was to study the number of neurons in the hidden layer. In this study, 1000 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 identifying 30 subjects. The number of neurons in the hidden layer 1-30 neural to test the accuracy of identifying information will be classified 20-30 subjects to find the appropriate number of neurons in the hidden layer in each group.

Keywords : Number of Neurons in Hidden Layer, Electroencephalogram, Biometric, Authentication, Independent component analysis, Neural network

Royal Thai Air Force Medical Gazette, Vol. 65 No. 2 May - August 2019

(บทความพิเศษ)

จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝงสำหรับปัญหาพิสูจน์ตัวตน โดยใช้สัญญาณคลื่นสมอง

ปรีชา ตั้งเกรียงกิจ*, สุพล พรหมมาพันธุ์**, อำนาจ วังจั้น***

*สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ประยุกต์, **สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ, ***สำนักวิชาศึกษาทั่วไป

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีปทุม

งานวิจัยนี้ ได้กล่าวถึงเรื่องจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝงโดยใช้ปัญหาการพิสูจน์บุคคล โดยใช้คลื่นสมองช่วงเดลต้ามาศึกษาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสม จากหลักการของโครงข่ายประสาทแบบมีการสอน (Supervised neural network) จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง เป็นปัจจัยที่สำคัญปัจจัยหนึ่ง ซึ่งจะทำให้การเรียนรู้ได้ผลดีขึ้น ดังนั้นวัตถุประสงค์ของการศึกษานี้คือศึกษาถึงจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง โดยใช้ผู้ทดลอง 30 คน สัญญาณคลื่นสมอง 1,000 จุด ในตำแหน่ง F4, P4, C4 และ O₂ มีการใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (ICA) โดยวิธี SOBIRO ในการแยกสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณคลื่นสมองของแต่ละบุคคล และคัดแยกคลื่นสมองโดยใช้ช่วงที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์มาทดสอบ ใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมในการวัดค่าความถูกต้องของการระบุตัวตน โดยมีการเปลี่ยนค่าจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงตั้งแต่ 1-30 เซลล์ เพื่อทดสอบหาความถูกต้องของการระบุตัวตน โดยทดสอบกับกลุ่มผู้ทดสอบตั้งแต่ 20 คน จนถึงกลุ่ม 30 คน เพื่อหาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝงในแต่ละกลุ่ม

คำสำคัญ : เซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝง, สัญญาณคลื่นสมอง, ชีวิตมาตร, การพิสูจน์ตัวตน, การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ โครงข่ายประสาทเทียม

1. บทนำ

ชีวมมาตร (Biometrics) คือการใช้ลักษณะทางกายภาพหรือลักษณะทางพฤติกรรม ที่เป็นลักษณะเฉพาะตัวของแต่ละบุคคลในการระบุตัวตน การระบุตัวตนเป็นสิ่งจำเป็นมาก เพื่อใช้เป็นวิธีในการระบุบุคคล และใช้ในระบบรักษาความปลอดภัย

การระบุตัวตนสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท คือ (1) เป็นการระบุตัวตนโดยการใช้ลักษณะเฉพาะทางกายภาพของร่างกาย โดยการระบุตัวตนในประเภทนี้จะเกี่ยวข้องกับรูปร่างและลักษณะเฉพาะของส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย เช่น การใช้ลายนิ้วมือ ใบหน้า ฝ่ามือ หู ปลายม่านตา DNA เป็นต้น (2) เป็นการระบุตัวตนโดยการใช้ลักษณะเกี่ยวกับพฤติกรรมของแต่ละบุคคล เช่น ลายเซ็น เสียง ลักษณะการพิมพ์แป้นพิมพ์ ลักษณะการเดิน เป็นต้น การระบุตัวตนเป็นสิ่งจำเป็น เพื่อใช้เป็นวิธีในการพิสูจน์แยกแยะตัวบุคคล และใช้ในระบบรักษาความปลอดภัย ในปัจจุบัน ได้มีใช้การระบุตัวตนหลากหลายรูปแบบ เช่น ลายเซ็น, ลายนิ้วมือ, การสแกนม่านตา, การใช้รูปแบบการจดจำใบหน้า, การจดจำเสียง ฯลฯ ซึ่งวิธีต่าง ๆ ก็มีข้อดีข้อเสียแตกต่างกันออกไป คลื่นสมองเริ่มต้นถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์การรักษาโรคต่าง ๆ ที่เกี่ยวกับสมองในทางการแพทย์ จนกระทั่งมีการค้นพบว่าคลื่นสมองมีเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละบุคคลจึงเริ่มมีการนำคลื่นสมองมาใช้ในการระบุตัวตน และเริ่มที่เป็นสนใจมากขึ้นในปัจจุบัน

ในงานวิจัยนี้ การแยกแยะบุคคลได้ใช้หลักการของโครงข่ายประสาทแบบมีการสอน (Supervised neural network) จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง เป็นปัจจัยสำคัญปัจจัยหนึ่งที่ทำให้การระบุตัวตนได้ผลดี ดังนั้นการศึกษาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝงจะทำให้ผลการแยกแยะบุคคลมีประสิทธิภาพได้ผลดีขึ้น

งานวิจัยนี้เสนอระบบเพื่อระบุตัวบุคคลโดยใช้คลื่นสมองของแต่ละบุคคล ซึ่งข้อดีของการใช้คลื่นสมองคือการปลอมแปลงทำได้ยาก ในงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธี Electroencephalography (EEG) ในการจัดเก็บคลื่นสมองเนื่องจาก EEG มีข้อดีเรื่อง time resolution และเครื่องมือราคาถูกกว่าวิธีอื่น ๆ ในการศึกษาที่ผ่านมาพบว่าคลื่นสมองมีเอกลักษณ์ซึ่งสามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือพิสูจน์ตัวตนได้ โดยมีงานวิจัย

ที่ผ่านมาดังนี้ 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⁽¹⁰⁻¹²⁾ ได้เสนอผลงานการระบุตัวตนโดยใช้หลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ และโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นการใช้คลื่นสมองทุกความถี่มาใช้ในการระบุตัวตน โดยใช้ตำแหน่งที่มีความสัมพันธ์กัน 4 ตำแหน่งคือ F4, P4, C4 และ O2 โดยสัญญาณในแต่ละช่องสัญญาณมีความยาว 1,000 จุด จำนวนผู้ทดลอง 20 คน ได้ค่าร้อยละของความถูกต้องอยู่ที่ 98.51 Tangkraingki⁽¹³⁾ ได้เสนอผลงานการระบุตัวตนโดยใช้คลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์ เป็นช่วงที่มีความสามารถในการระบุตัวตนสูงที่สุด ซึ่งสามารถระบุตัวตน 20 บุคคลได้ความถูกต้องถึง 100 %

ในการศึกษาเกี่ยวกับจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง ได้มีผู้ศึกษาและเสนอวิธีการพิจารณาจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงที่เหมาะสมไว้คือจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงควรมีค่า 2/3 ของจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นรับข้อมูลเข้ารวมกับจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นส่งข้อมูลออก Boger and Guterman⁽¹⁴⁾ จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงควรมีค่าน้อยกว่าสองเท่าของจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นส่งข้อมูลออก Berry, et al.⁽¹⁵⁾ และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงควรอยู่ระหว่างจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นรับข้อมูลเข้าและจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นส่งข้อมูลออก Blum⁽¹⁶⁾

2. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 Electroencephalography (EEG) เป็นวิธีการวัดค่าสัญญาณไฟฟ้า ซึ่งถูกผลิตออกมาจากสมองโดยใช้ตัวรับ

คลื่นไฟฟ้าติดที่บริเวณหนังศีรษะ คลื่นสมองที่ตรวจวัดได้จะมีความสัมพันธ์เกี่ยวข้องกับสมองหรือเส้นประสาทในบริเวณที่ตรวจวัด EEG ถูกใช้ในทางการแพทย์เพื่อศึกษาถึงหน้าที่ของบริเวณต่าง ๆ ของสมอง นอกจากนี้ยังถูกใช้ศึกษาเกี่ยวกับกลไกพื้นฐานของจิตใจและวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวกับความผิดปกติของสมอง ปัจจุบัน EEG ยังถูกใช้มากในการวิจัยในเรื่อง Brain computer interface (BCI)

คลื่นสมองถูกแบ่งตามความถี่เป็น 5 ช่วงความถี่ ดังนี้คือ

- 1) คลื่นเดลต้า (Delta wave) มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิรตซ์
- 2) คลื่นเธต้า (Theta wave) ความถี่ประมาณ 4-8 เฮิรตซ์
- 3) คลื่นอัลฟา (Alpha wave) ความถี่ประมาณ 8-12 เฮิรตซ์
- 4) คลื่นเบต้า (Beta wave) ความถี่ประมาณ 12-30 เฮิรตซ์
- 5) คลื่นแกมมา (Gamma wave) ความถี่ประมาณ 30-100 เฮิรตซ์

จากผลการทดลองที่ผ่านมา Tangkraingki⁽¹²⁾ พบว่ากลุ่มของช่องสัญญาณคลื่นสมองที่ดีที่สุดในการพิสูจน์ตัวตนคือ กลุ่มสัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ โดยกลุ่มช่องสัญญาณดังกล่าวคือตำแหน่ง F4, P4, C4 และ O2 Tangkraingki⁽¹³⁾ ได้พบว่าคลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองช่วงที่มีความสามารถในการระบุตัวตนสูงที่สุด

2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ Independent component analysis (ICA) เนื่องจากสัญญาณจากคลื่นสมองเป็นสัญญาณที่มีความแรงต่ำมาก ในการจัดเก็บมักจะมีสัญญาณจากแหล่งอื่น ๆ มาผสมด้วย เช่น สัญญาณไฟฟ้าจากหัวใจ สัญญาณไฟฟ้าจากการขยับกล้ามเนื้อที่ใบหน้า การกระพริบตา สัญญาณรบกวนจากการสะท้อน รวมถึงสัญญาณรบกวนจากตำแหน่งที่จัดเก็บข้างเคียง เป็นต้น ดังนั้นเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ จึงถูกนำมาเพื่อที่จะใช้แยกสัญญาณ EEG ที่จัดเก็บมาจากสัญญาณรบกวนอื่น ๆ เพื่อที่จะได้ค่าสัญญาณคลื่นสมองในแต่ละจุดที่แท้จริงโดยไม่มีสัญญาณอื่นมารบกวน จากผลการวิจัยที่ผ่านมา Tangkraingki⁽¹²⁾ ได้ทดสอบขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ของการวิเคราะห์องค์

ประกอบอิสระเพื่อหาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสม โดยทำการทดลองกับขั้นตอนวิธีคือ AMUSE, ERICA, EVD2, EWASOBI, FAJDC4, FJADE, FOBI-E, JADE_{op}, JADET_D, MULCOMBI, POWERICA, QJADE, SAD, SIMBEC, SOBI, SOBI-BPF, SOBIRO, SONS, SYMMETRIC, THINICA, UNICA, และ WASOBI พบว่าขั้นตอนวิธี SOBIRO ของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระเป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับคลื่นสมอง ดังนั้นการทดลองนี้จึงใช้วิธีทดลองกับขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยใช้ โปรแกรม ICALAB

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network classification concept) โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์สำหรับประมวลผลสารสนเทศ โดยการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่า เซลล์ประสาท ซึ่งมีการเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายติดต่อกันภายในระหว่างเซลล์ประสาท มีน้ำหนักเป็นตัวกำหนดความสำคัญของการติดต่อภายในและช่วยในการตัดสินใจ การทำงานของเซลล์ประสาทบางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแต่งน้ำหนักได้ซึ่งอาจจะเป็นการปรับแต่งจากภายนอก เพื่อความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับปัญหาต่าง ๆ อย่างกว้างขวาง การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม มีตั้งแต่การใช้เพื่อตัดสินใจที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อน ไปจนถึงงานที่มีความยุ่งยากซับซ้อนมาก ตัวอย่างการประยุกต์ของโครงข่ายประสาทเทียมได้แก่ การพยากรณ์ การจำแนกประเภท การจดจำรูปแบบ การควบคุมการประมวลผลแบบขนานกับข้อมูลปริมาณมาก ๆ ความสามารถในการเรียนรู้ เป็นต้น

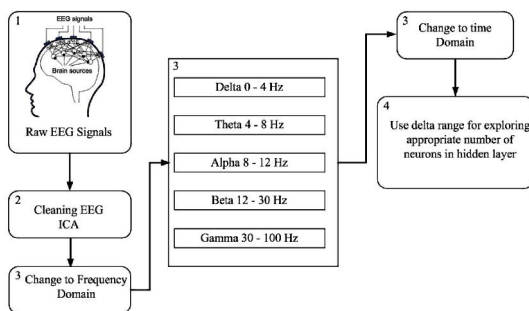
จากปัญหาการพิสูจน์ตัวตนโดยใช้สัญญาณคลื่นสมอง สัญญาณที่ได้จากการแยกสัญญาณคลื่นสมอง โดยใช้ ICA ไม่สามารถใช้ในการพิสูจน์ตัวตนโดยตรง ปัญหาในการพิสูจน์ตัวตนถูกแปลงให้เป็นปัญหาในการจำแนกกลุ่มข้อมูล โดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้เป็นแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น Multi-layer perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ของระบบแบบ Conjugate gradient backpropagation โครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ชั้นคือข้อมูลเข้า, ชั้นข้อมูลแอบแฝง, และชั้นข้อมูลออก ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent

3. วิธีการวิจัยและผลการวิจัย

ในการศึกษาช่วงคลื่นสมองที่มีความสำคัญในการระบุตัวตนได้ทำการทดลองกับผู้ทดลองจำนวน 30 คน โดยนำคลื่นสมองของแต่ละบุคคลมาผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ เพื่อที่จะให้ได้สัญญาณของคลื่นสมองในแต่ละจุดที่แท้จริงโดยไม่มีสัญญาณรบกวนอื่น ๆ หลังจากนั้นจะทำการแยกสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วง ตามความถี่ และนำความถี่ในแต่ละช่วงมาเปรียบเทียบความสามารถในการพิสูจน์ตัวตนโดยอาศัยหลักการของการจำแนกกลุ่มข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียม โดยรายละเอียดขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลักดังต่อไปนี้

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

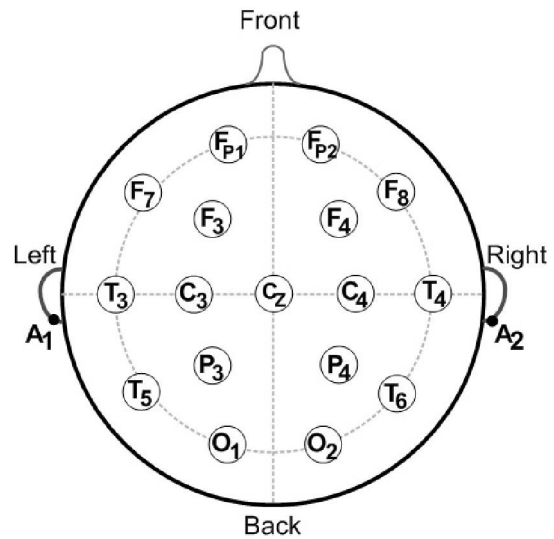
ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง



รูปภาพที่ 1 แสดงถึงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลัก

3.1 จัดเก็บข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง สัญญาณคลื่นสมองถูกจัดเก็บโดยมีจำนวน 30 คน โดยแบ่งเป็นผู้ชาย 13 คน และผู้หญิง 17 คน โดยมีอายุระหว่าง 12- 40 ปี สัญญาณคลื่นสมองถูกจัดเก็บทั้งหมด 16 ตำแหน่ง บนหนังศีรษะตามระบบ 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 ช่องสัญญาณนั้นจะถูกคัดเลือกสัญญาณให้เหลือความยาว 3,000 ข้อมูล โดยหลีกเลี่ยงช่วงที่มีสัญญาณรบกวนชัดเจนจาก Electromyography (EMG)



รูปภาพที่ 2 แสดงถึงตำแหน่งที่จัดเก็บคลื่นสมอง ตามระบบ 10 - 20

3.2 กำจัดสัญญาณรบกวนโดยผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ จุดประสงค์ของขั้นตอนนี้คือการใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระในการแยกสัญญาณที่เป็นสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณคลื่นสมองที่จัดเก็บมาในขั้นตอนแรก จากผลการทดลองของ Tangkraingkij⁽¹²⁾ พบว่าขั้นตอนวิธี SOBIRO เป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับคลื่นสมอง ดังนั้นการทดลองนี้จึงใช้วิธีทดลองกับขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยใช้โปรแกรม ICALAB⁽¹⁸⁾ เริ่มต้นโดยนำสัญญาณคลื่นสมองความยาว 3,000 ข้อมูล ทั้ง 16 ช่องสัญญาณของผู้ทดลองจำนวน 20 คน มาผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยมีพารามิเตอร์ดังนี้ จำนวน time-delayed covariance matrices เท่ากับ 100 และไม่มีการตั้ง order ในรูปที่ 4 แสดงการเปรียบเทียบสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 16 ช่องสัญญาณที่จัดเก็บมาใน

ขั้นตอนแรกกับสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO สัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO จะถูกแบ่งออกเป็น 5 ช่วงตามความถี่เพื่อการทดลองในขั้นต่อไป

3.3 แยกสัญญาณคลื่นสมองตามความถี่ออกเป็น 5 ช่วง

จุดประสงค์ในขั้นตอนนี้ เพื่อแยกสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระแล้ว ให้ได้สัญญาณคลื่นสมองที่ถูกแยกตามความถี่ เพื่อวัดประสิทธิภาพในการระบุตัวตนว่าความถี่ของคลื่นสมองช่วงใดมีความสามารถในการระบุตัวตนมากกว่ากัน โดยความถี่ที่ถูกแบ่งจะแบ่งออกเป็น 5 ช่วงความถี่ดังนี้คือ 1) คลื่นเดลต้า (Delta wave) มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิรตซ์ 2) คลื่นเธต้า (Theta wave) ความถี่ประมาณ 4-8 เฮิรตซ์ 3) คลื่นอัลฟา (Alpha wave) ความถี่ประมาณ 8-12 เฮิรตซ์ 4) คลื่นเบต้า (Beta wave) ความถี่ประมาณ 12-30 เฮิรตซ์ 5) คลื่นแกมมา (Gamma wave) ความถี่ประมาณ 30-100 เฮิรตซ์ จากผลการทดลองที่ผ่านมามีพบว่ากลุ่มของช่องสัญญาณคลื่นสมองที่ดีที่สุดในการพิสูจน์ตัวตนคือ กลุ่มสัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ โดยกลุ่มช่องสัญญาณดังกล่าวคือตำแหน่ง ดังนั้นในการทดลองนี้จะใช้สัญญาณคลื่นสมองในตำแหน่งดังกล่าวในการทดลองโดยการแบ่งสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 กลุ่มตามความถี่จะถูกแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

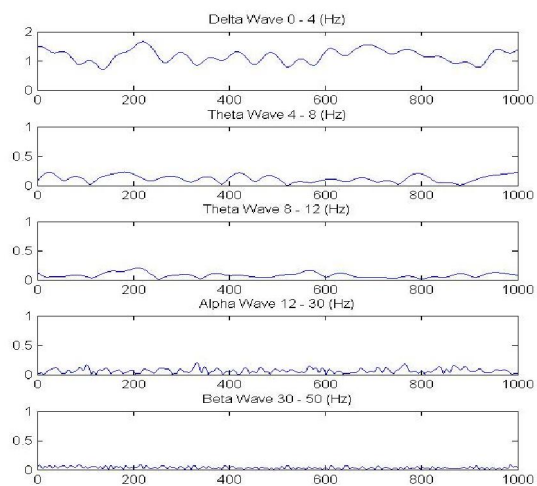
1. การเปลี่ยนสัญญาณคลื่นสมองในลักษณะที่เป็น Time Domain ให้เป็นลักษณะ Frequency Domain

เนื่องจากสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ มีลักษณะเป็น Time Domain การแบ่งคลื่นสมองให้เป็น 5 ช่วงตามความถี่ จึงจำเป็นต้องเปลี่ยนสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในลักษณะ Time Domain ให้เป็นคลื่นสมองที่อยู่ในรูปแบบ Frequency Domain เพื่อที่จะสามารถแบ่งออกเป็นช่วงความถี่ได้โดยอาศัยกระบวนการ Fast Fourier Transform (FFT) โดยจะนำสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระแล้วในช่องสัญญาณ F4, P4, C4 และ O2 โดยมีความยาว 3,000 ข้อมูลของผู้ทดลองจำนวน 20 คนมาผ่านกระบวนการ FFT จะได้สัญญาณคลื่นสมองที่เป็นลักษณะ Frequency Domain

2. การแบ่งสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในรูป Frequency Domain เป็น 5 ช่วงตามความถี่

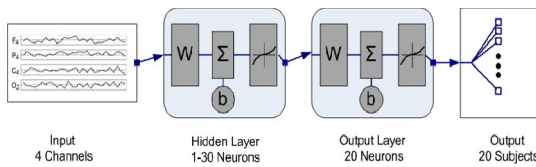
ในขั้นตอนนี้จะนำสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในลักษณะ Frequency Domain ที่ได้มาจากขั้นตอนที่ผ่านการทำการแบ่งสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วงตามความถี่ โดยความถี่แรกจะตัดสัญญาณคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 Hz ออกมาซึ่งคลื่นสมองช่วงนี้เรียกว่าคลื่น Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำที่สุด, คลื่นสมองช่วงที่ 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 มาแปลงกลับให้อยู่ในรูป Time Domain โดยอาศัยหลักการ Reverse FFT สัญญาณคลื่นสมองในแต่ละช่วงความถี่ที่ได้จะถูกตัดให้เหลือ 1,000 ข้อมูลเพื่อเตรียมข้อมูลให้พร้อมเพื่อวัดประสิทธิภาพโดยใช้หลักการความสามารถในการจำแนกกลุ่มในขั้นตอนถัดไป รูปภาพที่ 3 แสดงตัวอย่างภาพสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ ความยาว 1,000 ข้อมูล หลังจากเปลี่ยนกลับมามีอยู่ในรูป Time Domain แล้ว



รูปภาพที่ 3 แสดงสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ ความยาว 1,000 ข้อมูล ที่ถูกเปลี่ยนกลับมามีอยู่ในรูป Time Domain โดยอาศัยกระบวนการ Reverse FFT

3.4 นำคลื่น สมอง ช่วง เดลต้า มา ทำ การ ทดลอง เพื่อหาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง ในขั้นตอนนี้ จะ ทำ การ ทดลอง เพื่อหาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง โดยการเปรียบเทียบความ สามารถในการระบุตัวตนใช้หลักการของการจำแนกกลุ่มข้อมูล ในโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เป็น แบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น Multilayer perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ของระบบแบบ Conjugate gradient backpropagation โครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ชั้น คือข้อมูล เข้าจะใช้สัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ คือ ช่องสัญญาณ F4, P4, C4 และ O2 โดยมีความยาว 1,000 ข้อมูลของ ผู้ทดลองจำนวน 30 คน, ชั้นข้อมูลแอบแฝงใช้เซลล์ประสาท ในการทดลองตั้งแต่ 1 - 30 เซลล์ ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent, และชั้นข้อมูลออกจะได้ผลการ แบ่งกลุ่มข้อมูล 30 คน ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent ดังแสดงในภาพประกอบ 4



รูปภาพที่ 4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทดลอง มี 3 ชั้น คือข้อมูลเข้า, ชั้นข้อมูลแอบแฝงและชั้นข้อมูลออก

โดยในแต่ละการทดลองที่ใช้ข้อมูลมีความยาว 1,000 ข้อมูล มีการแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่มข้อมูลที่ใช้สำหรับ Training, Validating, และ Testing มีอัตราส่วน 60 %, 20 % และ 20 % ตามลำดับ โดยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม จะให้มีการสลับกันในแต่ละกลุ่ม ซึ่งรูปแบบการสลับกันของ ข้อมูล 1 ชุด ซึ่งมีข้อมูล 10 ข้อมูลจะเริ่มต้นด้วยกลุ่มข้อมูล Training จำนวน 6 ข้อมูล ตามด้วยกลุ่มข้อมูล Validating จำนวน 2 ข้อมูล และกลุ่มข้อมูล Testing จำนวน 2 ข้อมูล ตามลำดับ โดยการสลับกันของข้อมูลในแต่ละชุดนี้ เพื่อให้เกิดการกระจายตัวของข้อมูลในแต่ละกลุ่มในการทดลองกับ โครงข่ายประสาทเทียม

3.5 ผลการทดลอง

จากผลการทดลอง เพื่อหาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง โดยใช้จำนวนเซลล์ในชั้นข้อมูลแอบแฝงตั้งแต่ 1 - 30 และทดลองกับกลุ่มตัวอย่างโดยเริ่ม ตั้งแต่กลุ่มผู้ทดลอง 20 คน จนถึงกลุ่มผู้ทดลอง 30 คน เพื่อหา ร้อยละของความสามารถในการระบุตัวตนของแต่ละกลุ่ม พิจารณาการใช้จำนวนเซลล์ประสาทในการวัดความถูกต้องของ การระบุตัวตน ในกลุ่มคนที่ใช้ทดลองทั้งหมดจำนวน 20 - 30 คน ซึ่งแบ่งออกเป็น 11 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มที่ใช้จำนวนคน ตัวอย่าง 20 คน กลุ่มที่ใช้จำนวนคนตัวอย่าง 21 คน จนถึงกลุ่ม ที่ใช้จำนวนคนตัวอย่าง 30 คน โดยมีการทำการทดลองซ้ำ

ตารางที่ 1 แสดงค่าเฉลี่ยของ mean และค่าเฉลี่ยของ max ของร้อยละของความถูกต้องโดยใช้จำนวนเซลล์ประสาท 1 - 30 เซลล์

Number of neurons		Max	Avg.	Number of neurons		Max	Avg.
1	Mean	22.91	17.21	16	Mean	95.42	74.09
	S.D.	3.80	2.76		S.D.	4.67	13.31
2	Mean	85.49	61.60	17	Mean	95.28	73.82
	S.D.	7.00	12.15		S.D.	4.82	13.22
3	Mean	98.21	74.16	18	Mean	93.67	76.81
	S.D.	2.18	10.55		S.D.	7.09	13.99
4	Mean	99.28	73.73	19	Mean	92.11	73.05
	S.D.	0.53	8.29		S.D.	7.49	13.12
5	Mean	99.24	76.42	20	Mean	95.48	76.85
	S.D.	0.55	8.63		S.D.	4.99	10.21

ตารางที่ 1 (ต่อ)

Number of neurons		Max	Avg.	Number of neurons		Max	Avg.
6	Mean	99.16	75.27	21	Mean	92.72	70.68
	S.D.	1.21	8.19		S.D.	6.72	11.36
7	Mean	99.61	79.92	22	Mean	90.93	70.54
	S.D.	0.35	7.51		S.D.	8.92	13.74
8	Mean	98.42	80.64	23	Mean	93.21	72.07
	S.D.	2.41	6.73		S.D.	6.84	11.21
9	Mean	98.81	79.18	24	Mean	90.56	68.64
	S.D.	1.60	9.25		S.D.	10.38	15.03
10	Mean	98.72	74.84	25	Mean	90.97	70.35
	S.D.	2.28	9.57		S.D.	8.35	13.75
11	Mean	98.43	77.95	26	Mean	89.31	69.15
	S.D.	2.40	12.32		S.D.	10.51	17.14
12	Mean	98.12	79.82	27	Mean	87.52	68.41
	S.D.	2.70	11.11		S.D.	10.70	15.90
13	Mean	97.52	79.15	28	Mean	90.96	66.34
	S.D.	3.67	10.74		S.D.	7.67	15.77
14	Mean	97.43	77.13	29	Mean	89.47	69.74
	S.D.	3.65	8.04		S.D.	9.97	13.63
15	Mean	96.06	77.83	30	Mean	88.22	69.52
	S.D.	4.19	12.03		S.D.	9.75	12.71
Grand					Mean	92.11	71.83
					S.D.	14.73	15.82

10 ครั้ง วัดค่าความถูกต้องในการระบุตัวตนอธิบายด้วยค่าสถิติค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้แก่ค่าเฉลี่ยของร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย เรียกว่าค่าเฉลี่ยของ mean และค่าเฉลี่ยของร้อยละของความถูกต้องสูงสุด เรียกว่าค่าเฉลี่ยของ max ผลจากการทดลองพบว่า ค่าเฉลี่ยของ mean และค่าเฉลี่ยของ max ของทุกกลุ่มจะมีค่าต่ำที่สุดเมื่อใช้จำนวนเซลล์ประสาทเพียงเซลล์เดียวมีค่าเฉลี่ยของ mean เท่ากับ 17.21 และค่าเฉลี่ยของ max เท่ากับ 22.91 ซึ่งต่ำกว่าค่าเฉลี่ยรวม (Grand mean) ของค่า mean ซึ่งมีค่า 71.83 และค่าเฉลี่ยรวม (Grand mean) ของค่า max ซึ่งมีค่า 92.11 มาก จึงตัดกรณีที่ใช้จำนวนเซลล์ประสาทจำนวนเซลล์เดียวในการทดลองออกเพราะค่าร้อยละของความถูกต้องต่ำเกินไป ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานได้แสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 2 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนของเซลล์ประสาทจำแนกตามกลุ่มเซลล์ประสาท

Type of analysis	Number of neurons	Mean	S.D.	F-test	P-value
Analysis by average	1 - 4	56.68	25.20	31.544	.000
	5 - 26	75.19	11.73		
	27 - 30	68.50	14.11		
Analysis by maximum	1 - 4	76.47	32.01	39.769	.000
	5 - 26	95.51	6.32		
	27 - 30	89.04	9.34		

จากผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนเมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนเซลล์ประสาท โดยพิจารณาเปรียบเทียบกับกลุ่มคน 30 คน ดังแสดงในตารางที่ 2 พบว่าสามารถแบ่งกลุ่มของจำนวนเซลล์ประสาทออกเป็น 3 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกคือจำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 1 - 4 เซลล์ประสาทในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Underfitting คือจำนวนเซลล์ประสาทจะมีจำนวนน้อยเกินไป ในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ทดลองจำนวน 30 คน กลุ่มที่ 2 จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 5-26 เซลล์ประสาทในกลุ่มนี้พบว่าเป็นช่วงที่มีจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ทดลองจำนวน 30 คน กลุ่มที่ 3 จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 27-30 เซลล์ประสาทในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Overfitting คือจำนวนเซลล์ประสาทจะมีจำนวนมากเกินไปในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ทดลองจำนวน 30 คน

แต่ถ้ามีการแบ่งกลุ่มตัวอย่าง 30 คน ออกเป็น 2 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกคือจำนวนคน 20-23 คน และกลุ่มที่ 2 คือจำนวน 24-30 คน การวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนเมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนเซลล์ประสาท โดยพิจารณาเปรียบเทียบกับจำนวนคนในกลุ่มแรกคือ 20-23 คน พบว่าสามารถแบ่งกลุ่มของจำนวนเซลล์ประสาทออกเป็น 2 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกคือจำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 1-4 เซลล์ประสาทในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Underfitting คือจำนวนเซลล์ประสาทจะมีจำนวนน้อยเกินไป ในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ทดลองจำนวน 20-23 คน กลุ่มที่ 2 จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 5-30 เซลล์ประสาทในกลุ่มนี้พบว่าเป็นช่วงที่มีจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมโดยจะเห็นว่าในการพิจารณากลุ่มคน 20-30 คน ไม่พบจำนวนเซลล์ประสาทในลักษณะที่เป็น Overfitting แสดงว่าจะต้องใช้จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวนมากกว่า 30 เซลล์ประสาทจึงเกิดกรณี Overfitting

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนเมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนเซลล์ประสาทโดยพิจารณาเปรียบเทียบกับจำนวนคนในกลุ่มที่สองคือ 24-30 คน พบว่าสามารถแบ่งกลุ่มของจำนวนเซลล์ประสาทออกเป็น 3 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกคือ จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 1-4 เซลล์ประสาท ในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Underfitting กลุ่มที่ 2 จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 5-26 เซลล์ประสาท ในกลุ่มนี้พบว่าเป็นช่วงที่มีจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในการระบุ

ตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ทดลองจำนวน 24-30 คน กลุ่มที่ 3 จำนวนเซลล์ประสาทที่มีจำนวน 27-30 เซลล์ประสาทในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Overfitting คือจำนวนเซลล์ประสาทจะมีจำนวนมากเกินไปในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ทดลองจำนวน 24 - 30 คน

4. บทสรุป

บทความวิจัยนี้ได้ศึกษาเกี่ยวกับจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอมแปงของโครงข่ายประสาทแบบมีการสอน เพื่อหาจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอมแปงที่เหมาะสมกับสัญญาณคลื่นสมอง (EEG) ในช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิรตซ์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพที่ใช้ในการระบุตัวตนโดยมีการจัดเก็บคลื่นสมองของคนจำนวน 30 คน นำคลื่นสมองสัญญาณคลื่นสมองความยาว 1,000 ข้อมูล ในตำแหน่ง F4, C4, P4, O2 มาผ่านเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระโดยขั้นตอนวิธี SOBIRO สำหรับแยกแยะสัญญาณที่เกิดจากการผสมสัญญาณหลายสัญญาณเพื่อให้ได้สัญญาณเดิม หลังจากนั้นทำการแยกคลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งมีผลวิจัยว่าได้ผลดีในการระบุตัวตนที่ดีที่สุด มาใช้โครงข่ายประสาทแบบมีการสอนเพื่อการระบุตัวตน โดยในการทดลองมีการใช้เซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอมแปง ตั้งแต่ 1-30 เซลล์ประสาท โดยแบ่งการทดลองเป็นกลุ่มจำนวนคนตั้งแต่ 20 คน ถึง 30 คน เพื่อหาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในการระบุตัวตน

จากผลการทดลองพบว่า สามารถแบ่งจำนวนเซลล์ประสาทออกเป็น 3 ช่วง โดยช่วงที่ 1 จำนวนเซลล์ประสาทที่อยู่ระหว่าง 1 - 4 เซลล์ประสาทจะอยู่ในช่วง Underfitting ซึ่งเป็นช่วงที่เซลล์ประสาทที่มีจำนวนน้อยเกินไป ทำให้ความสามารถในการระบุตัวตนของคนจำนวน 30 คนได้ผลไม่ดี ช่วงที่ 2 จำนวนเซลล์ประสาทที่อยู่ระหว่าง 5 - 26 เซลล์ประสาท ช่วงนี้เป็นช่วงที่เหมาะสมทำให้ได้ผลในการระบุตัวตนที่ดีที่สุดของคนจำนวน 30 คน และช่วงที่ 3 จำนวนเซลล์ประสาทที่อยู่ระหว่าง 27 - 30 เซลล์ประสาท จำนวนเซลล์ประสาทในช่วงนี้จะอยู่ในช่วง Overfitting ซึ่งเป็นช่วงที่เซลล์ประสาทมีจำนวนมากเกินไป มีผลทำให้ความสามารถในการระบุตัวตนของคนจำนวน 30 คน ลดลง

งานวิจัยชิ้นนี้พบว่าจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอมแปง มีผลกับความสามารถในการระบุตัวตนโดยใช้คลื่นสมองในช่วง Delta ซึ่งเป็นช่วงคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า

4. เอิร์ทซ์ อย่างชัดเจน โดยจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูล แอบแฝงที่น้อยเกินไปหรือมากเกินไป มีผลทำให้ในการระบุตัวตนไม่ดี จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมสำหรับจำนวนคน 30 คน จะอยู่ช่วงระหว่าง 5-26 เซลล์ประสาท นอกจากนี้ จากการวิเคราะห์พบว่าถ้าจำนวนคนมากขึ้น ช่วงของเซลล์ประสาทที่เหมาะสมจะมีค่ามากขึ้นตามจำนวนคน

เนื่องจากการทดลองครั้งนี้ใช้ผู้ทดลอง 30 คน เป็นที่ที่น่าสนใจว่าถ้าจำนวนของกลุ่มผู้ทดลองเพิ่มขึ้นมากกว่า 30 คน การใช้เซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงที่เหมาะสมที่ได้จากการทดลองครั้งนี้จะยังได้ผลดีในการระบุตัวตนหรือไม่ รวมถึงปัจจัยอื่น ๆ ซึ่งมีผลในการระบุตัวตน เช่น มีตำแหน่งที่เหมาะสมในการจัดเก็บคลื่นสมองซึ่งได้ผลดีกว่าตำแหน่งเดิมหรือไม่ จำนวนตำแหน่งที่เหมาะสมที่เป็น 4 ตำแหน่งในการทดลองนี้ สามารถจะลดจำนวนลงได้หรือไม่ ซึ่งผู้วิจัยจะได้นำการวิจัยต่อไป ในงานวิจัยชิ้นต่อไปจะมีการนำคลื่นช่วง Delta และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงที่ได้ผลดี มาใช้ในการระบุตัวตนกับกลุ่มผู้ทดลองที่มากขึ้น ปัจจัยอื่น ๆ ที่ควรจะนำมาพิจารณาเพิ่มเติมคือ จำนวน และตำแหน่งที่ใช้ในการจัดเก็บคลื่นสมองที่เหมาะสมกับคลื่นช่วง Delta และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงที่ได้จากการทดลองครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

- Jain AK, Ross A, Prabhakar S., 2004. An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol* 14(1), pp.4-20.
- Paranjape RB, Mahovsky J, Benedicenti L, Koles Z., 2001. The electroencephalogram as a biometrics. *Proc Can Conf Electr. Comput Eng* 2, pp.1363-6.
- Poulos M, Rangoussi M, Alexandris N, Evangelou., 2001. A On the use of EEG features towards person identification via neural networks. *Med Inform Internet Med* 26(1), pp.35-48.
- Poulos M, Rangoussi M, Alexandris N, Evangelou A., 2002. Person identification from the EEG using nonlinear signal classification. *Methods Inf Med* 41(1), pp.64-75.
- Palaniappan R, Ravi KVR., 2003. A new method to identify individuals using signals from the brain. In: *Proceedings of fourth international conference information communication and signal processing*, pp 15-18.
- Palaniappan R, Mandic D.P., 2007. Biometrics from brain electrical activity: a machine learning approach. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 29, pp.738-42.
- Palaniappan R., 2004. Method of identifying individuals using VEP signals and neural network. *IEEE Proc Sci Mea Technol* 151(1), pp.16-20.
- Palaniappan R, Mandic D.P., 2007. EEG based biometric framework for automatic identity verification. *VLSI Signal Process* 2(2), pp.243-50.
- Marcel S, Millan J., 2007. Person authentication using brainwaves (EEG) and maximum a posteriori model adaptation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 29(4), pp.743-52.
- Tangkraingki P, Lursinsap C, Sanguansintukul S, Desudchit.T., 2009. Selecting relevant EEG signal locations for personal identification problem using ICA and neural network. In: *Eighth IEEE/ACIS international conference on computer and information science (ICIS 2009)*, pp.616-21.
- Tangkraingki P, Lursinsap C, Sanguansintukul S, Desudchit T., 2010. Personal identification by EEG using ICA and neural network. In: *Computational science and its applications (ICCSA2010), Lecture Notes in Computer Science vol 6018*, pp 419-30.
- Tangkraingki P, Lursinsap C, Sanguansintukul S, Desudchit T., 2013. Insider and outsider person authentication with minimum number of brain wave signals by neural and homogenous identity filtering. *Neural Computing & Applications, Volume 22, Issue 1 Supplement*, pp. 463-76.
- Tangkraingki P., 2015. Significant Frequency Range of Brainwave Signals for Authentication. *Study in Computer Intelligence 612 (Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing 2015)*, pp.103-113.
- Boger, Z., and Guterman, H., 1997. Knowledge extraction from artificial neural network models: *IEEE Systems, Man, and Cybernetics Conference, Orlando, FL, USA*.
- Berry, M.J.A., and Linoff, G., 1997. *Data Mining Techniques*, NY: John Wiley & Sons.
- Blum, A., 1992. *Neural Networks in C++*, NY: Wiley.
- Cichocki, A., 2004. *Blind Signal Processing Methods for Analyzing Multichannel Brain Signals*, *International Journal of Bioelectromagnetism* 6. (1).
- Cichocki, A., Amari, S., Siwek, K., Tanaka T., et al.: *ICALAB toolboxes*. <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB>