

(Special Articles)

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

Preecha Tangkraingkij*, 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@sru.ac.th, supon.ph@sru.ac.th, amnart.va@sru.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)

จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแบบแบ่งสำหรับปัญหาพิสูจน์ตัวตน โดยใช้สัญญาณคลื่นสมอง

บริษัท ดึงเกรียงกิจ*, สุพอ พรมมาพันธุ์**, อรุณา วังเจ็น***

*สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ประยุกต์, **สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ, ***สาขาวิชาศึกษาทั่วไป
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีปทุม

งานวิจัยนี้ ได้ถ้าการวิเคราะห์ของจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแบบแบ่งโดยใช้ปัญหาการพิสูจน์บุคคล โดยใช้คลื่นสมองช่วงเดียวกันที่ใช้ในการจำแนกชั้นข้อมูลแบบแบ่ง จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแบบแบ่ง เป็นปัจจัยที่สำคัญปัจจัยหนึ่ง ซึ่งจะทำให้การเรียนรู้ได้ดีขึ้น ตั้งแต่วัดรุ่วประสาทของคนที่ศึกษาได้ จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแบบแบ่ง โดยใช้ผู้ทดลอง 30 คน จำนวนทุกคนคือ 1,000 จุด ในตำแหน่ง F4, P4, C4 และ O, มีการใช้เทคนิคการวิเคราะห์ของค่าประสานอิสระ (ICA) โดยใช้ SOBIRO ในการแยกสัญญาณแบบออกจากสัญญาณเดิมที่รวมอยู่ด้วยกันแล้ว จำนวนของเซลล์ประสาทและค่าคัดแยกคลื่นสมองโดยใช้ช่วงที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เมตรเซกอนด์ ตอน ใช้เทคนิคของเครื่องข่ายประสาทที่ยอมในการรับต่อ ความถูกต้องของการระบุตัวตน โดยมีการเปลี่ยนหน้าจำแนกเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแบบแบ่งทั้งหมด 1-30 เซลล์ เพื่อทดสอบหาค่าความถูกต้องของการระบุตัวตน โดยทดสอบกับกลุ่มผู้ทดสอบทั้งหมด 20 คน จำนวนก่อตุ่ม 30 คน เพื่อหาจำนวนเซลล์ที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแบบแบ่งในแต่ละกลุ่ม ค่าสำคัญ : เซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแบบแบ่ง, สัญญาณคลื่นสมอง, ชีวภาพ, การพิสูจน์ตัวตน, การวิเคราะห์ของค่าประสานอิสระ โครงสร้างประสาทเทียบ

1. ບານໍາ

ชีวมترิค (Biometrics) คือการใช้ลักษณะทางกายภาพหรือลักษณะทางพฤติกรรม ที่เป็นลักษณะเฉพาะตัวของแต่ละบุคคลในการระบุตัวตน การระบุตัวตนเป็นสิ่งจำเป็นมาก เพื่อให้เป็นเครื่องในการระบุบุคคล และใช้ในระบบปรับเปลี่ยน ปลดล็อกนี้

การระบุตัวตนสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท
คือ (1) เป็นการระบุตัวตนโดยการใช้ลักษณะเฉพาะทาง
กายภาพของร่างกาย โดยการระบุตัวตนในประเทศไทยจะ
เกี่ยวข้องกับรูปร่างและลักษณะเฉพาะของส่วนต่าง ๆ
ของร่างกาย เช่น การใช้ลายนิ้วมือ ในหน้า ฝ่ามือ ชุด
ถ่ายทอด DNA เป็นต้น (2) เป็นการระบุตัวตนโดยการใช้
ลักษณะที่เกี่ยวกับพฤติกรรมของเหล่านักลูก เช่น ลายเส้น เสียง
ลักษณะการพูด เป็นต้น ลักษณะการเดิน เป็นต้น การระบุ
ตัวตนเป็นสิ่งจำเป็น เพื่อใช้เป็นเครื่องสำคัญแก้ไข
ตัวบุคคล และใช้ในระบบวิเคราะห์ความปลอดภัย ในปัจจุบัน
ได้มีใช้การระบุตัวตนหลากหลายรูปแบบ เช่น ลายเส้น,
ลายนิ้วมือ, การสแกนฝ่ามือ, การใช้ปุ่มแบบการกดเข้าหน้า,
การจดจำเสียง ฯลฯ ซึ่งมีอยู่ ๗ แบบข้อต่อไปนี้เป็นเพียงแนวทาง
ของการวิเคราะห์การรักษา ไม่ใช่มาตรฐานที่ต้องดำเนินการ
โดยต้องคำนึงถึงความปลอดภัยในทางการแพทย์ จึงควรทั้งมีการ
ศึกษาความรู้ด้านกฎหมายและการแพทย์ ก่อนดำเนินการ
มีการนำคดีลงศาลมาใช้ในการระบุตัวตน และเรื่องที่เป็นตนใจ
มากขึ้นในปัจจุบัน

ในงานวิจัยนี้ กำรแยกแยะบุคคลโดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทแบบมีการสอน (Supervised neural network) จำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในรุ่นข้อมูลแบบฝึก เน้นจัดสั่งถูกต้องที่สุดที่จะทำให้การระบุตัวตนได้ผลดี ตัวนั้นควรศึกษาจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสม ในรุ่นข้อมูลแบบฝึกจะทำให้ผลการแยกแยะฯ คคลมีประสิทธิภาพได้ผลดีที่สุด

งานวิจัยนี้เสนอระบบเพื่อระบุตัวบุคคลโดยใช้คลื่นสมองของแต่ละบุคคล ซึ่งข้อต้องการการใช้คลื่นสมองเพื่อการป้องกันไม่ให้ผู้ชั่วได้รับประโยชน์จากการเปลี่ยนแปลงที่ได้ถูกนำเสนอในงานวิจัยนี้เลือกใช้วิธี Electro-encephalography (EEG) ในการจัดเก็บคลื่นสมองเพื่อจะหา EEG มีอัตราที่เร็วๆ คือ time resolution และเครื่องมือว่ากราฟิกว่าจะดีที่สุด ๗ ในภาคที่ศึกษาที่ใช้มาพิจารณาที่สุดคือคลื่นสมองมีเมล็ดไข่เป็นช่วงเวลาที่มีความต่อเนื่องและมีความต่อเนื่องที่สูงที่สุด แต่ในช่วงเวลาที่มีเมล็ดไข่เป็นช่วงเวลาที่มีความต่อเนื่องและมีความต่อเนื่องที่สูงที่สุด

ที่ผ่านมาตั้งนี้ Paranjape⁹ ใช้เทคนิค autoregressive (AR) model and discriminant function analysis เพื่อที่จะใช้ค่าสัมของพิสูจน์ว่าเป็นบุคคลเดียวกัน Poulos¹⁰⁻¹¹ ใช้เก็ปนิค Fast Fourier Transform (FFT) และ AR model สำหรับแยกชายหญิงสมบัติที่สำคัญของคลื่นสมองแล้วใช้เก็ปนิค Learning Vector Quantizer (LVQ) และ Computational Geometry (CG) ในการแยกชายจากบุคคล Palaniappan¹²⁻¹³ ใช้การตรวจดูด้วยแสงท่อระบบรับภาพ Visual Evoked Potential (VEP) ในการปรับเปลี่ยนประสาทเชิงพารามิเตอร์และบุคคลโดยใช้ค่าสัมของ Marcel¹⁴ เสนอเก็ปนิค statistical framework, based on a Gaussian mixture และ maximum a-posteriori models สำหรับการพิสูจน์หัวหนัน Tangkraingkit¹⁵⁻¹⁶ ได้เสนอผลงานการระบุหัวหนันโดยใช้หลักการของภารีเวราห์ องค์ปราชญอบริษัท และโภคagh ที่ประสาทเทียม ซึ่งเป็นการใช้ค่าสัมของทุกความถี่มาใช้ในการระบุหัวหนัน โดยใช้ตัวแ晦น์ที่มีความลักษณะทันที 4 ตำแหน่งคือ F4, P4, C4 และ O2 โดยสัญญาณในแต่ละช่องสัญญาณมีความยาว 1,000 จุด จำนวนผู้ทดลอง 20 คน ได้ค่าอัตราของความถูกต้องอยู่ที่ 98.61 Tangkraingkit¹⁵ ได้เสนอผลงานการระบุหัวหนันโดยใช้ค่าสัมของร่าง Delta ซึ่งเป็นเกล็ดค่าสัมของที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิรตซ์ เป็นห่วงที่มีความสามารถในการระบุหัวหนันสูงที่สุด ซึ่งสามารถระบุหัวหนัน 20 บุคคลได้ก้าวถูกต้องถึง 100 %

ในการศึกษาที่ ยังกับจำนวนเซลล์ประสาทที่
เท่ากันในเด็กชั้นอนุบาลและโรงเรียนอนุบาล
พิจารณาจำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลและโรงเรียนอนุบาล
ไว้ที่อัตราจำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลและโรงเรียนอนุบาลมีค่า 2/3
ของจำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลเข้าร่วมกับจำนวนเซลล์
ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลออก Boger and Guterman⁽¹⁴⁾
จำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลและโรงเรียนอนุบาลกว่า
สองเท่าของจำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลออก Berry,
et al.⁽¹⁵⁾ และจำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลและโรงเรียนอนุบาล
ระหว่างจำนวนเซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลเข้าและจำนวน
เซลล์ประสาทในเด็กชั้นอนุบาลออก Blum⁽¹⁶⁾

2. วาระนกกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 Electroencephalography (EEG) เป็นวิธีการวัดค่าสัญญาณไฟฟ้า ซึ่งถูกผลิตออกมาระบบทองโดยใช้ตัวรับ

คลื่นไฟฟ้าติดกับริเวณหนังศีรษะ คลื่นสมองที่ตรวจวัดได้จะมีความสัมพันธ์เกือบโดยทั่วไปของหัวใจหรือเส้นประสาทในริเวณที่ตรวจวัด EEG ถูกใช้ในการแพทย์เพื่อศึกษาถึงหน้าที่ของบริเวณต่าง ๆ ของสมอง นอกจากนี้ยังถูกใช้ในการศึกษาเกี่ยวกับกลไกไฟฟ้าของจิตใจและวินัยจังหวัดที่เกี่ยวข้องกับความสามารถทางคณิตศาสตร์ ของสมอง ปัจจุบัน EEG ยังถูกใช้มากในการวิจัยในเรื่อง Brain computer interface (BCI)

คลื่นสมองถูกแบ่งตามความถี่เป็น 5 ช่วงความถี่ ดังนี้คือ

- 1) คลื่นเม็ดหัว (Delta wave) ความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์
- 2) คลื่นแซท (Theta wave) ความถี่ประมาณ 4-8 เฮิร์ตซ์
- 3) คลื่นอัลฟ่า (Alpha wave) ความถี่ประมาณ 8-12 เฮิร์ตซ์
- 4) คลื่นเบต้า (Beta wave) ความถี่ประมาณ 12-30 เฮิร์ตซ์
- 5) คลื่นเมกโน (Gamma wave) ความถี่ประมาณ 30-100 เฮิร์ตซ์

จากผลการทดลองที่ผ่านมา Tangkraingkij⁽¹²⁾ พบรากุสูงของช่องสัญญาณคลื่นสมองที่ต่ำสุดในการพิสูจน์ หัวต้นคือ กุสูงสัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ โดยกุสูงช่องสัญญาณเดิมถูกตั้งค่าต่ำที่สุด F4, P4, C4 และ O2 Tangkraingkij⁽¹³⁾ ได้พบรากุสูงของช่อง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองช่วงที่มีความสามารถในการระบุตัวตนสูงที่สุด

2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ Independent component analysis (ICA) เป็นองค์การสัญญาณจากคลื่นสมองเป็นสัญญาณที่มีความแรงต่ำมาก ในกรณีจัดเรียงมักจะมีสัญญาณจากแหล่งเดียวกัน เช่น สัญญาณไฟฟ้าจากหัวใจ สัญญาณไฟฟ้าจากการยกหลังเมื่อที่ใบหน้า การกระหริ่นตา สัญญาณรบกวนจากการหายใจ รวมถึง สัญญาณรบกวนจากตัวแทนที่จัดเก็บข้างเคียงเป็นต้น ดังนั้น เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ จึงถูกนำมาใช้ที่ที่จะใช้แยกสัญญาณ EEG ที่จัดเก็บมาจากสัญญาณรบกวนอื่น ๆ เพื่อที่จะได้ค่าสัญญาณคลื่นสมองในแต่ละจุดที่แท้จริงโดยไม่มีสัญญาณอื่นมา混ก杂 จากการวิจัยที่ผ่านมา Tangkraingkij⁽¹⁴⁾ ได้ทดสอบบนตัวตนวิธีต่าง ๆ ของการวิเคราะห์องค์

ประกอบอิสระเพื่อหาตัวตนวิธีที่เหมาะสม โดยทำการทดลอง กับตัวตนวิธีต่อ AMUSE, ERICA, EVD2, EWASOBI, FAJDC4, FJADE, FOBI-E, JADEop, JADETD, MULCOMBI, POWERICA, QJADE, SAD, SIMBEC, SOBI, SOBI-BPF, SOBIRO, SONS, SYMMETRIC, THINICA, UNICA, และ WASOBI พบว่าตัวตนวิธี SOBIRO ของการวินิจฉัยของคุณภาพสูงกว่าตัวตนวิธี SOBIRO โดยใช้โปรแกรม ICALAB

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network classification concept) โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์สำหรับประมวลผลสารสนเทศ โดยการที่ร่างของโครงข่ายประสาท เทียมจะประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่า เซลล์ประสาท ซึ่งมีการเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายติดต่อกันภายในระหว่างเซลล์ประสาท มีน้ำหนักเป็นตัวกำหนดความสำคัญของ การติดต่อภายในและช่วยในการตัดสินใจ การทำงานของเซลล์ประสาทบางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแต่งน้ำหนักได้ซึ่งอาจจะเป็นการปรับแต่งจากภายนอก เพื่อความสามารถในการเรียนรู้และจัดการของโครงข่ายประสาท เพื่อ โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาประยุกต์ให้กับสัญญาต่าง ๆ อย่างกว้างขวาง การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาท เพื่อ ฝึกแต่การให้รีสอร์ตัดสินใจที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อน ปัจจุบัน งานที่มีความยุ่งยากซับซ้อนมาก ต้องยังการประยุกต์ของ โครงข่ายประสาทเทียมได้แก่ การพยากรณ์ การจำแนกประเภท การจัดจำชุดแบบ การควบคุมการประมวลผลแบบขนาดน้อย ช้อมูลเปรี้ยงมาก ๆ ความสามารถในการเรียนรู้ ยังคงต่อ

จากปัญหาการพิสูจน์ตัวตนโดยใช้สัญญาณคลื่นสมอง สัญญาณที่ได้จากการแยกสัญญาณคลื่นสมอง โดยใช้ ICA ไม่สามารถใช้ในการพิสูจน์ตัวตนโดยตรง ปัญหาในการพิสูจน์ตัวตนสูญเสียใน การจำแนกกลุ่มช้อมูล โดยใช้ตัวลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาท เทียมในงานวิจัยที่มีแบบเพอร์เซปตอร์แบบหลายชั้น Multilayer perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ด้วยแบบแบน Conjugate gradient backpropagation โครงข่ายประสาท เทียมมี 3 ชั้นคือชั้นลึกชั้นกลางและชั้นตื้น แล้วชั้นตื้นช้อมูลออก พังก์ชันอย่างโภนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent

3. วิธีการวิจัยและผลการวิจัย

ในการศึกษาปัจจุบันนี้มีความสำคัญในการระบุผู้คนได้จากการทดลองกับผู้ตัดสินใจ 30 คน โดยนักศึกษาที่สมองของเพื่อทดสอบความจำเป็นของการวิเคราะห์ปัจจัยที่ประยุกต์ อิสระ เพื่อที่จะให้ได้สัญญาณคลื่นสมองในแต่ละชุดที่แก้ไขโดยไม่มีสัญญาณรบกวนอื่น ๆ หลังจากนั้นจะทำการแยกสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วง ตามความถี่ และนำความถี่ในแต่ละช่วงมาเรียงเทียบความสามารถในการพิสูจน์ว่าตนมีความสามารถที่ทำการของภาระน้ำหนักอยู่ในโครงสร้างประสาทที่ยอม โดยรายละเอียดขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลักดังต่อไปนี้

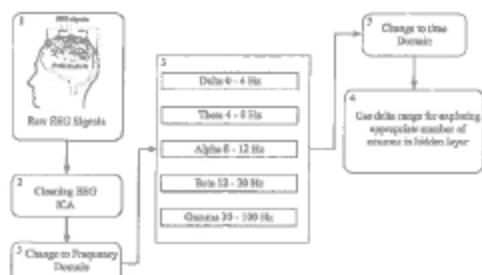
3.1 จัดเก็บข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง

3.2 กำจัดสัญญาณรบกวนโดยผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

3.3 แยกสัญญาณคลื่นสมองตามความถี่ออกเป็น 5 ช่วง

3.4 นำค่าที่สมองช่วงเดียวกันมาทำการทดลองเพื่อหาจำนวนเซลล์

ประสิทธิภาพทางสถิติในขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย



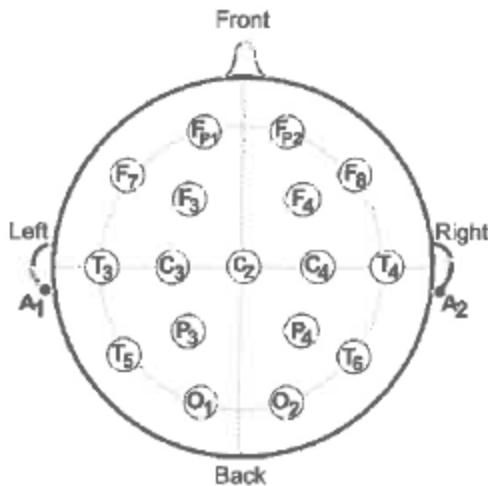
รูปภาพที่ 1 แสดงถึงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลัก

3.1 จัดเก็บข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง

สัญญาณคลื่นสมองถูกตัดเก็บโดยผู้เข้าสำรวจ 30 คน โดยแบ่งเป็นผู้ชาย 13 คน และผู้หญิง 17 คน โดยมีอายุระหว่าง 12- 40 ปี สัญญาณคลื่นสมองถูกจัดเก็บทั้งหมด 16 ตำแหน่งบนหน้าที่รวมทั้ง 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 เครื่องขยายเสียงยูนิฟอร์มรุ่น Grass model 8 plus จัดเก็บโดยใช้ Sampling rate เท่ากับ 200 Hz. สัญญาณคลื่นสมองได้ถูก Notch filtered ที่ 60 Hz โดย BMSI board และไฟล์เป็นรูปแบบ EDF (European Data Format) คลื่นสมองที่ถูกจัดเก็บมาทั้ง 16 ช่องสัญญาณนี้จะถูกคัดเลือกสัญญาณให้เหลือความถี่ 3,000 ข้อมูล โดยถูกเลือกช่วงที่มีสัญญาณรบกวนน้อยจาก Electromyography (EMG)



รูปภาพที่ 2 แสดงถึงตัวແղນเจ้าจัดเก็บคลื่นสมอง

ตามระบบ 10 - 20

3.2 กำจัดสัญญาณรบกวนโดยผ่านการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ จุดประสงค์ของขั้นตอนนี้คือการใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระในการแยกสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องในขั้นตอนแรก จากผลการทดลองของ Tangkraingkjai^[12] พบว่าขั้นตอนวิธี SOBIRO เป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับคลื่นสมอง ดังนั้นการทดลองนี้จึงใช้วิธีทดลองกับขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยใช้โปรแกรม ICALAB^[13] เพื่อตัดโดยนำสัญญาณคลื่นสมองความถี่ 3,000 ข้อมูล ทั้ง 16 ช่องสัญญาณของผู้ตัดสินใจจำนวน 20 คน มาผ่านขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยมีพารามิเตอร์ดังนี้ จำนวน time-delayed covariance matrices เท่ากับ 100 และไม่มีการหักส่วน 4 และการเรียงตัวที่ 4 แสดงการเรียงตัวที่ 16 ช่องสัญญาณที่จัดเก็บมาใน

ขั้นตอนแรกกับสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านขั้นตอนเวช SOBIRO สัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านขั้นตอนเวช SOBIRO จะถูกแปลงออกเป็น 5 ช่วงความความที่สำคัญต่อไป

3.3 แยกสัญญาณคลื่นสมองตามความถี่ออกเป็น 5 ช่วง

จุดประสงค์ในขั้นตอนนี้ เพื่อแยกสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์ของเครื่องประมวลผลอิเล็กทรอนิกส์ ให้ได้สัญญาณคลื่นสมองที่ถูกแยกตามความถี่ เพื่อวัดประสิทธิภาพในการระบุตัวตนว่าความถี่ของคลื่นสมองช่วงใดมีความสามารถในการระบุตัวตนมากกว่ากัน โดยความถี่ที่ถูกแบ่งจะแบ่งออกเป็น 5 ช่วงความถี่ดังนี้คือ 1) คลื่นเดลต้า (Delta wave) มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิรตซ์ 2) คลื่นเทต้า (Theta wave) ความถี่ประมาณ 4-8 เฮิรตซ์ 3) คลื่นอัลฟ่า (Alpha wave) ความถี่ประมาณ 8-12 เฮิรตซ์ 4) คลื่นบีต้า (Beta wave) ความถี่ประมาณ 12-30 เฮิรตซ์ 5) คลื่นกัมมา (Gamma wave) ความถี่ประมาณ 30-100 เฮิรตซ์ จากผลการทดลองที่ผ่านมาพบว่าคุณของสัญญาณคลื่นสมองที่ต่ำสุดในการพิสูจน์ตัวตนคือ กอุ่นสัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ โดยคุณของสัญญาณเด็กกว่าเด็กหนาแน่น ดังนั้นในการทดลองนี้จะใช้สัญญาณคลื่นสมองในเด็กหนาแน่นกว่าเด็กในการทดลองโดยการแบ่งสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 กลุ่มตามความถี่จะถูกแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

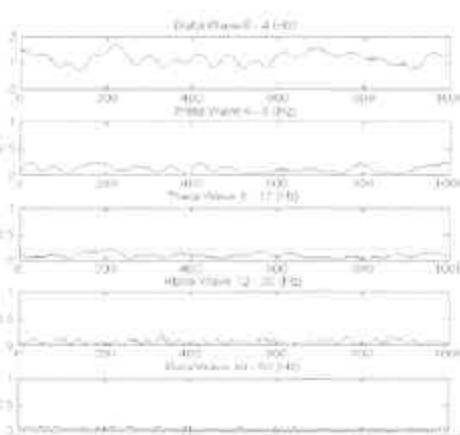
1. การแบ่งสัญญาณคลื่นสมองในลักษณะที่เป็น Time Domain ให้เป็นลักษณะ Frequency Domain

เนื่องจากสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์ของเครื่องประมวลผลอิเล็กทรอนิกส์มีลักษณะเป็น Time Domain การแบ่งคลื่นสมองให้เป็น 5 ช่วงความความที่ จึงจำเป็นต้องเปลี่ยนสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในลักษณะ Time Domain ให้เป็นคลื่นสมองที่อยู่ในรูปแบบ Frequency Domain เพื่อที่จะสามารถแบ่งออกเป็นช่วงความถี่ได้โดยอาศัยกระบวนการ Fast Fourier Transform (FFT) โดยจะนำสัญญาณคลื่นสมองที่ผ่านการวิเคราะห์ของเครื่องประมวลผลแล้วในช่องสัญญาณ F4, P4, C4 และ O2 โดยมีความยาว 3,000 ข้อมูล ของผู้ทดสอบจำนวน 20 คนมาผ่านกระบวนการ FFT จะได้สัญญาณคลื่นสมองที่เป็นลักษณะ Frequency Domain

2. การแบ่งสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในรูป Frequency Domain เมื่อ 5 ช่วงความความที่

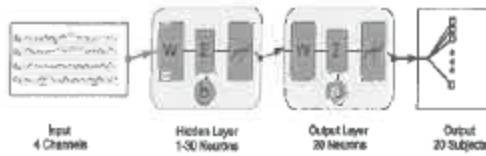
ในขั้นตอนนี้จะนำสัญญาณคลื่นสมองที่อยู่ในลักษณะ Frequency Domain ที่ได้มาจากขั้นตอนที่ผ่านมา ทำการแบ่งสัญญาณคลื่นสมองออกเป็น 5 ช่วงตามความถี่ โดยความถี่จะแบ่งสัญญาณคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 Hz ออกมาซึ่งคลื่นสมองช่วงนี้เรียกว่าคลื่น Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำที่สุด คลื่นสมองช่วงที่ 2 ที่ถูกแยกออกมาจะอยู่ในช่วงความถี่ตั้งแต่ 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 ข้อมูล เพื่อเตรียมข้อมูลให้พร้อมเพื่อวัดประสิทธิภาพโดยใช้หลักการความสามารถในการจำแนกคุณในขั้นตอนต่อไป รูปภาพที่ 3 แสดงตัวอย่างภาพสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ ความยาว 1,000 ข้อมูล หลังจากเปลี่ยนกลับมาอยู่ในรูป Time Domain แล้ว



รูปภาพที่ 3 แสดงสัญญาณคลื่นสมองทั้ง 5 ช่วงความถี่ความยาว 1,000 ข้อมูล ที่ถูกเปลี่ยนกลับมาอยู่ในรูป Time Domain โดยอาศัยกระบวนการ Reverse FFT

3.4 น่าคลื่นสมองช่วงเคลต้ามำทำกราทลดลง เท่ากับจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นชือมูลแบบแบ่ง ในชั้นดอนนี้จะทำกราทลดลงเพื่อหักจำนวนเซลล์ประสาท ที่เหมาะสมในชั้นชือมูลแบบแบ่ง โดยการปรีบมหิบความ สามารถในการรับสัญญาณที่หลักการของกราทแบบกลุ่มชือมูล ในโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เป็น แบบพื้นที่ประมวลผลทางกัน Multilayer perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ของระบบแบบ Conjugate gradient backpropagation โครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ชั้น คือช้อมูล หัวใจใช้ช้อมูลเดียวกัน 4 ช่องสัญญาณ คือ ช่องสัญญาณ F4, P4, C4 และ O2 โดยมีความบาง 1,000 ช้อมูลของ ผู้ตัดสินใจ 30 คน, ชั้นชือมูลแบบแบ่งใช้เซลล์ประสาท ในการกราทลดลงทั้งตัวที่ 1 - 30 เมตร์ ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent, และชั้นชือมูลของจุดได้ผลการ แบ่งกลุ่มช้อมูล 30 คน ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent ตั้งแสดงในภาพประกอบ 4



รูปภาพที่ 4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการกราทลดลง มี 3 ชั้น คือช้อมูลเข้า, ชั้นชือมูลแบบแบ่งและชั้นชือมูลออก

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.	4.87	13.31
2	Mean	85.49	61.60	17	Mean	96.28	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	96.48	76.85
	S.D.	0.55	8.63		S.D.	4.99	10.21

โดยในแต่ละกราทลดลงซึ่งใช้ช้อมูลมีความบาง 1,000 ช้อมูล มีการแยกช้อมูลออกเป็นกลุ่มช้อมูลที่ใช้สำหรับ Training, Validating, และ Testing มีอัตราส่วน 60 %, 20 % และ 20 % ตามลำดับโดยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม จะใช้มีการสร้างตัวอย่างในแต่ละกลุ่ม ซึ่งรูปแบบการสร้างตัวอย่างช้อมูล 1 ชุด ซึ่งมีช้อมูล 10 ช้อมูลจะเริ่มต้นด้วยกลุ่มช้อมูล Training จำนวน 8 ช้อมูล ตามด้วยกลุ่มช้อมูล Validating จำนวน 2 ช้อมูล และช้อมูล Testing จำนวน 2 ช้อมูล ตามลำดับ โดยการสร้างตัวอย่างช้อมูลในแต่ละชุดนี้ เพื่อให้เกิดการกระจายตัวของช้อมูลในแต่ละกลุ่มในการกราทลดลง โครงข่ายประสาทเทียม

3.6 ผลการกราทลดลง

จากการกราทลดลง เท่ากับจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นชือมูลแบบแบ่ง โดยใช้จำนวนเซลล์ในชั้นชือมูลแบบแบ่งตัวที่ 1 - 30 และหักครองตัวกลุ่มหัวอย่างโดยเริ่มตั้งแต่กลุ่มผู้ตัดสินใจ 20 คน จนถึงกลุ่มผู้ตัดสินใจ 30 คน เพื่อหา ร้อยละของความสามารถในการรับสัญญาณของแต่ละกลุ่ม ที่จำเป็นในการใช้จำนวนเซลล์ประสาทในการวัดความถูกต้องของ การรับสัญญาณ ในกลุ่มคนที่ใช้หักครองตัวที่ 20 - 30 คน ซึ่งแบ่งออกเป็น 11 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มที่ใช้จำนวนคนหัวอย่าง 20 คน กลุ่มที่ใช้จำนวนคนหัวอย่าง 21 คน จนถึงกลุ่มที่ใช้จำนวนคนหัวอย่าง 30 คน โดยมีการทำการกราทลดลงซึ่ง

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	9.26		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.	9.76	12.71
				Grand	Mean	92.11	71.83
					S.D.	14.73	15.82

10 ครั้ง วัดค่าความถูกต้องในการระบุตัวตนของนายตัวอย่างค่าสถิติค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้แก่ค่าเฉลี่ยของร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย เรียกว่าค่าเฉลี่ยของ mean และค่าเฉลี่ยร้อยละของความถูกต้องสูงสุด เรียกว่าค่าเฉลี่ยของ max ผลจากการทดสอบพบว่า ค่าเฉลี่ยของ mean และค่าเฉลี่ยของ max ของทุกๆ คู่มีค่าต่างๆ กัน เมื่อใช้จำนวนชุดตัวอย่างเพียงชุดเดียวค่าเฉลี่ยของ mean เท่ากับ 17.21 และค่าเฉลี่ยของ max เท่ากับ 22.91 ซึ่งค่าต่างๆ กันนี้รวม (Grand mean) ของค่า mean ซึ่งเป็นค่า 71.83 และค่าเฉลี่ยรวม (Grand mean) ของค่า max ซึ่งเป็นค่า 92.11 มาก จึงตัดสินใจที่ใช้จำนวนชุดตัวอย่างเพียงหนึ่งชุดเท่านั้นไป 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	75.47	32.01	39.769	.000
	5 - 26	95.51	6.32		
	27 - 30	89.04	9.34		

จากผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนเมื่อยืดหยุ่นเทียบกับจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหา โดยพิจารณาเบริ่บเทียบเทียบกับกลุ่มคน 30 คน ดังแสดงในตารางที่ 2 พบว่าสามารถแบ่งกลุ่มของจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหา ออกเป็น 3 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกคือจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 1-4 เหล็ล์ประสานที่ไม่พบว่าเกิด Underfitting คือจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาจะมีจำนวนน้อยเกินไป ในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ต้องหาจำนวน 30 คน กลุ่มที่ 2 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 5-26 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเป็นช่วงที่มีจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่เหมาะสมในกระบวนการค้นหาน้อยกว่า 5 กลุ่มที่ 3 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 27-30 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Overfitting คือจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาจะมีจำนวนมากเกินไปในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ต้องหาจำนวน 30 คน

ผลต่อเมืองน้ำหนักตัวอย่าง 30 คน ออกเป็น 2 กลุ่ม โดยกลุ่มแรกคือจำนวนคน 20-23 คน และกลุ่มที่ 2 คือจำนวน 24-30 คน การวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนเมื่อยืดหยุ่นเทียบกับจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหา โดยพิจารณาเบริ่บเทียบกับจำนวนคนในกลุ่มแรก คือ 20-23 คน พบว่าสามารถแบ่งกลุ่มของจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 1-4 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Underfitting คือจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวนน้อยเกินไป ในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ต้องหาจำนวน 20-23 คน กลุ่มที่ 2 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 5-30 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเป็นช่วงที่มีจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่เหมาะสมโดยจะเห็นว่าในกรณีจำนวนคน 20-30 คน ไม่พบจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาในลักษณะที่เป็น Overfitting และดูว่าจะต้องใช้จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวนมากกว่า 30 เหล็ล์ประสาน จึงเกิดกรณี Overfitting

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพในการวัดความถูกต้องในการระบุตัวตนเมื่อยืดหยุ่นเทียบกับจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาโดยพิจารณาเบริ่บเทียบกับจำนวนคนในกลุ่มที่สองคือ 24-30 คน พบว่าสามารถแบ่งกลุ่มของจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 1-4 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Underfitting กลุ่มที่ 2 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 5-26 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเป็นช่วงที่มีจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่เหมาะสมในกระบวนการค้นหาน้อยกว่า 5 กลุ่มที่ 3 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 27-30 เหล็ล์ประสาน จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาในช่วงนี้จะอยู่ในช่วง Overfitting ซึ่งเป็นช่วงที่เหล็ล์ประสานของผู้ต้องหาที่มีจำนวนมากเกินไป มีผลทำให้ความสามารถในการระบุตัวคนของคนจำนวน 30 คน ลดลง

ตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ต้องหาจำนวน 24-30 คน กลุ่มที่ 3 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวน 27-30 เหล็ล์ประสาน ในกลุ่มนี้พบว่าเกิด Overfitting คือจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่มีจำนวนมากเกินไปในการระบุตัวตนอย่างมีประสิทธิภาพของผู้ต้องหาจำนวน 24-30 คน

4. บทสรุป

บทความวิจัยนี้ได้ศึกษาเกี่ยวกับจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาในชั้นเรียนแบบแบ่งของโครงข่ายประสานแบบมีการสอน เพื่อหาจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาในชั้นเรียนแบบแบ่งที่เหมาะสมในกระบวนการค้นหาน้อยกว่า 4 เอิร์ทซ์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพใช้ในการระบุตัวตนโดยมีการจัดเรียนคืนสมองของคนจำนวน 30 คน นักเรียนสมองสัญญาณคืนสมองความยาว 1,000 ชั่วโมง ในตัวแทน F4, C4, P4, O2 ภาคหน้าที่นิคการวิเคราะห์ของค์ประกอบโครงข่าย SOBIRO สำหรับแยกและสัญญาณที่เกิดจากการสอน สัญญาณหลักและสัญญาณแพ้อิสระที่ได้รับสัญญาณเดิม หลังจากนั้นทำการแยกคืนสมองช่วง Delta ซึ่งมีผลวิจัยว่าได้ผลดีในการระบุตัวคนที่สุด มาใช้โครงข่ายประสานแบบมีการสอนเพื่อการระบุตัวคน โดยในการทดลองมีการใช้เหล็ล์ประสานในชั้นเรียนแบบแบ่ง ตัวที่ 1-30 เหล็ล์ประสาน โดยแบ่งการทดลองเป็นกลุ่มจำนวนคนตั้งแต่ 20 คน ถึง 30 คน เพื่อหาจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่เหมาะสมในการระบุตัวคน

จากผลการทดลองพบว่า สามารถแบ่งจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาจำนวน 3 ชั่วโมง โดยช่วงที่ 1 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาจะอยู่ระหว่าง 1-4 เหล็ล์ประสานจะอยู่ในช่วง Underfitting ซึ่งเป็นช่วงที่เหล็ล์ประสานของผู้ต้องหาจะมีจำนวนน้อยเกินไป ทำให้ความสามารถในการระบุตัวคนของคนจำนวน 30 คน ได้ผลไม่ดี ช่วงที่ 2 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่อยู่ระหว่าง 5-26 เหล็ล์ประสาน ช่วงนี้เป็นช่วงที่เหมาะสมที่สุด ของคนจำนวน 30 คน และช่วงที่ 3 จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาที่อยู่ระหว่าง 27-30 เหล็ล์ประสาน จำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาในช่วงนี้จะอยู่ในช่วง Overfitting ซึ่งเป็นช่วงที่เหล็ล์ประสานของผู้ต้องหาที่มีจำนวนมากเกินไป มีผลทำให้ความสามารถในการระบุตัวคนของคนจำนวน 30 คน ลดลง

งานวิจัยนี้พบว่าจำนวนเฉลี่ยของผู้ต้องหาในชั้นเรียนแบบแบ่ง มีผลกับความสามารถในการระบุตัวคนโดยใช้คืนสมองในช่วง Delta ซึ่งเป็นช่วงคืนสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า

4 เมื่อพ่อ อย่าห้ามเจน โดยจานวนเซลล์ประสาทในขั้นต่ำมูล แยกและกันอัลเกินไปหรือมากเกินไป มีผลทำให้ในกระบวนการดูดซึ่งไม่ดี จานวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมสำหรับจานวนคน

30 คน จะอยู่ช่วงระหว่าง 5-26 เซลล์ประสาท นอกจากนั้น จากการวิเคราะห์พบว่าจำนวนคนมากเท่านี้ ช่วงของเซลล์ประสาทที่เหมาะสมจะมีค่ามากขึ้นตามจำนวนคน

เมื่อจากในการทดลองครั้งนี้ผู้ทดลอง 30 คน เป็นที่กางออกว่าเกิดจานวนของกลุ่มผู้ทดลองเพิ่มขึ้นมากกว่า 30 คน การใช้เซลล์ประสาทในชั้นขั้นต่ำมูลแยกแยะที่เหมาะสมที่ได้จากการทดลองครั้งนี้จะยังได้ผลดีในการระบุตัวตนหรือไม่ รวมถึงปัจจัยอื่น ๆ ซึ่งมีผลในการระบุตัวตน เช่น มิตาแห่งน้ำที่เหมาะสมในการจัดเก็บคืนสมองซึ่งได้ผลต่อกันท่ามกลางเดือน หรือไม่ จำนวนตัวแทนที่เหมาะสมที่เป็น 4 ตัวแทนในการทดลองนี้ สามารถลดจานวนคนลงได้หรือไม่ ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการวิจัยต่อไป ในงานวิจัยนี้ต่อไปจะมีการนำคืนช่วง Delta และจานวนเซลล์ประสาทในชั้นขั้นต่ำมูลแยกแยะที่ได้ผลดี มาใช้ในการระบุตัวตนกับกลุ่มผู้ทดลองที่มากขึ้น บังคับอื่น ๆ ที่ควรจะนำมาใช้ในการออกแบบต่อไป จานวน และตัวแทนที่ใช้ ในการจัดเก็บคืนสมองที่เหมาะสมกับคืนช่วง Delta และ จานวนเซลล์ประสาทในชั้นขั้นต่ำมูลแยกแยะที่ได้จากการทดลองครั้งนี้

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.
- Tangkraingkij 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.
- Tangkraingkij 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.
- Tangkraingkij P, Lursinsap C, Sanguansintukul S, Desudchit T., 2013. Insider and outsider person authentication with minimum number of brain wave signals by neural and homogeneous identity filtering. *Neural Computing & Applications*, Volume 22, Issue 1 Supplement, pp. 463-76.
- Tangkraingkij 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>