

บทที่ 2

วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 ความรู้พื้นฐาน

ชีวมาตร (Biometrics) คือการใช้ลักษณะทางกายภาพ หรือ ลักษณะทางพฤติกรรม ที่เป็นลักษณะเฉพาะตัวของแต่ละคนในการระบุตัวตน การระบุตัวตนเป็นสิ่งจำเป็น เพื่อใช้เป็นวิธีในการระบุบุคคลและใช้ในระบบรักษาความปลอดภัย ในปัจจุบันการระบุตัวตนมีหลากหลายรูปแบบ เช่น ลายเซ็น ลายนิ้วมือ การสแกนม่านตา การใช้รูปแบบของใบหน้า การใช้เสียง ฯลฯ ซึ่งวิธีต่างๆก็มีข้อดีข้อเสียแตกต่างกันไป คลื่นสมองเริ่มต้นถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์รักษาโรคต่างๆที่เกี่ยวกับสมองในทางการแพทย์ จนกระทั่งมีการค้นพบว่าคลื่นสมองมีเอกลักษณ์เฉพาะของแต่ละบุคคล จึงเริ่มมีการนำคลื่นสมองมาใช้ในการระบุตัวตนและเริ่มเป็นที่สนใจมากขึ้น ในปัจจุบัน

การระบุตัวตนสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท 1. เป็นการระบุตัวตนโดยการใช้ลักษณะเฉพาะทางกายภาพของร่างกาย โดยการระบุตัวตนในประเภทนี้จะเกี่ยวข้องกับรูปร่างและลักษณะเฉพาะของส่วนต่างๆของร่างกายเช่น การใช้ลายนิ้วมือ ใบหน้า ฝ่ามือ หู ลายม่านตา DNA เป็นต้น 2. เป็นการระบุตัวตนโดยการใช้ลักษณะเกี่ยวกับพฤติกรรมของแต่ละบุคคล เช่น ลายเซ็นต์ เสียง ลักษณะการพิมพ์แป้นพิมพ์ ลักษณะการเดิน เป็นต้น

2.2 ทฤษฎีที่รองรับเรื่องที่วิจัย

2.2.1 Electroencephalography (EEG)

เป็นวิธีการวัดค่าสัญญาณไฟฟ้าซึ่งถูกผลิตออกมาจากสมองโดยใช้ตัวรับคลื่นไฟฟ้าติดที่บริเวณหนังศีรษะ คลื่นสมองที่ตรวจวัดได้จะมีความสัมพันธ์เกี่ยวข้องกับสมองหรือเส้นประสาทในบริเวณที่ตรวจวัด EEG ถูกใช้ในทางการแพทย์เพื่อศึกษาถึงหน้าที่ของบริเวณต่างๆของสมอง นอกจากนี้ยังถูกใช้ศึกษาเกี่ยวกับกลไกพื้นฐานของจิตใจและวินิจฉัยโรคที่เกี่ยวกับความผิดปกติของสมอง ปัจจุบัน EEG ยังถูกใช้มากในการวิจัยในเรื่อง Brain computer interface (BCI)

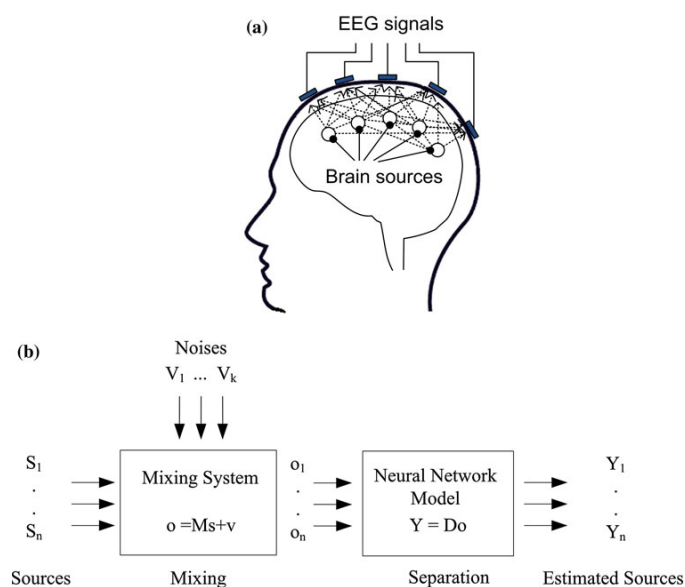
คลื่นสมองถูกแบ่งตามความถี่เป็น 5 ช่วงความถี่ดังนี้คือ

- 1) คลื่นเดลต้า (Delta wave) มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิร์ตซ์
- 2) คลื่นเซต้า (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 (Preecha, et al., 2013) พบว่ากลุ่มของช่องสัญญาณคลื่นสมองที่ดีที่สุดในการพิสูจน์ตัวตนคือ กลุ่มสัญญาณคลื่นสมอง 4 ช่องสัญญาณ โดยกลุ่มช่องสัญญาณดังกล่าวคือตำแหน่ง F4, P4, C4 และ O2 (Preecha, 2015) ได้พบว่าคลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองช่วงที่มีความสามารถในการระบุตัวตนสูงที่สุด

2.2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ Independent component analysis (ICA)

เนื่องจากสัญญาณจากคลื่นสมองเป็นสัญญาณที่มีความแรงต่ำมาก ในการจัดเก็บมักจะมีสัญญาณจากแหล่งอื่นๆมาผสมด้วย เช่นสัญญาณไฟฟ้าจากหัวใจ สัญญาณไฟฟ้าจากการขยับกล้ามเนื้อที่ใบหน้า การกระพริบตา สัญญาณรบกวนจากการสะท้อน รวมถึงสัญญาณรบกวนจากตำแหน่งที่จัดเก็บข้างเคียง เป็นต้น ดังนั้นเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ จึงถูกนำมาเพื่อที่จะใช้แยกสัญญาณ EEG ที่จัดเก็บมาจากสัญญาณรบกวนอื่นๆ เพื่อที่จะได้ค่าสัญญาณคลื่นสมองในแต่ละจุดที่แท้จริงโดยไม่มีสัญญาณอื่นมารบกวน



ภาพประกอบ 1 (a) แสดงถึงการผสมสัญญาณที่ได้จากการจัดเก็บคลื่นสมอง, (b) หลักการทำงานของ
ของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ

จากผลการวิจัยที่ผ่านมา (Preecha, et al., 2013) ได้ทดสอบขั้นตอนวิธีต่างๆของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระเพื่อหาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสม โดยทำการทดลองกับขั้นตอนวิธีคือ 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 พบว่าขั้นตอนวิธี SOBIRO ของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระเป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับคลื่นสมอง ดังนั้นการทดลองนี้จึงใช้วิธีทดลองกับขั้นตอนวิธี SOBIRO โดยใช้ โปรแกรม ICALAB

2.2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network classification concept)

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์สำหรับประมวลผลสารสนเทศ โดยการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย ส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่าเซลล์ประสาท ซึ่งมีการเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายติดต่อกันภายในระหว่างเซลล์ประสาท มีน้ำหนักเป็นตัวกำหนดความสำคัญของการติดต่อภายในและช่วยในการตัดสินใจ การทำงานของเซลล์ประสาท บางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแตงน้ำหนักได้ซึ่งอาจจะเป็นการปรับแตงจากภายนอก เพื่อความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหาต่างๆอย่างกว้างขวาง การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมมีตั้งแต่การใช้เพื่อตัดสินใจที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อนไปจนถึงงานที่มีความยุ่งยากซับซ้อนมาก ตัวอย่างการประยุกต์ของโครงข่ายประสาทเทียมได้แก่ การพยากรณ์ การจำแนกประเภท การจดจำรูปแบบ การควบคุมการประมวลผลแบบขนานกับข้อมูลปริมาณมากๆ ความสามารถในการเรียนรู้ เป็นต้น

จากปัญหาการพิสูจน์ตัวตนโดยใช้สัญญาณคลื่นสมอง สัญญาณที่ได้จากการแยกสัญญาณคลื่นสมอง โดยใช้ ICA ไม่สามารถใช้ในการพิสูจน์ตัวตนโดยตรง ปัญหาในการพิสูจน์ตัวตนถูกแปลงให้เป็นปัญหาในการจำแนกกลุ่มข้อมูล โดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้เป็นแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น Multilayer perceptron (MLP) โดยมีการเรียนรู้ของระบบแบบ Conjugate gradient backpropagation โครงข่ายประสาทเทียมมี 3 ชั้นคือ ข้อมูลเข้า, ชั้นข้อมูลแอบแฝง, และชั้นข้อมูลออก ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบคือ Hyperbolic tangent

2.3 ผลการวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาที่ผ่านมาพบว่าคลื่นสมองมีเอกลักษณ์ ซึ่งสามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือระบุตัวตนได้ โดยมีงานวิจัยดังนี้ (Paranjape, et al., 2001) ใช้เทคนิค Autoregressive (AR) model and Discriminant function analysis เพื่อที่จะใช้คลื่นสมองพิสูจน์ว่าเป็นบุคคลเดียวกัน (Poulos, et al., 2001) ใช้เทคนิค Fast fourier transform (FFT) and AR model สำหรับแยกแยะคุณสมบัติที่สำคัญของคลื่นสมองแล้วใช้เทคนิค Learning vector quantizer (LVQ) and Computational geometry (CG) ในการแยกแยะตัวบุคคล (Palaniappan and Mandic, 2007) ใช้การกระตุ้นด้วยแสงต่อระบบรับภาพ Visual Evoked Potential (VEP) ในการปรับปรุงประสิทธิภาพการแยกแยะบุคคลโดยใช้คลื่นสมอง (Marcel and Millan, 2007) เสนอเทคนิค Statistical framework based on a gaussian mixture และ Maximum a-posteriori models สำหรับการระบุตัวตน (Preecha, et al., 2013) ได้เสนอผลงานการระบุตัวตนโดยใช้หลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระและโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นการใช้คลื่นสมองทุกความถี่มาใช้ในการระบุตัวตน โดยใช้ตำแหน่งที่มีความสัมพันธ์กัน 4 ตำแหน่งคือ F4, P4, C4 และ O2 โดยสัญญาณในแต่ละช่องสัญญาณมีความยาว 1000 จุด จำนวนผู้ทดลอง 20 คน ได้ค่าร้อยละของความถูกต้องอยู่ที่ 98.51 (Preecha, 2015) ได้เสนอผลงานการระบุตัวตนโดยใช้

คลื่นสมองช่วง Delta ซึ่งเป็นคลื่นสมองที่มีความถี่ต่ำกว่า 4 เฮิรตซ์ เป็นช่วงที่มีความสามารถในการระบุดัชนีสูงที่สุด ซึ่งสามารถระบุดัชนี 20 บุคคลได้ความถูกต้องถึง 100 %

ในการศึกษาเกี่ยวกับจำนวนเซลล์ประสาทที่เหมาะสมในชั้นข้อมูลแอบแฝง ได้มีผู้ศึกษาและเสนอวิธีการพิจารณาจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงที่เหมาะสมไว้คือ จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงควรมีค่า $\frac{2}{3}$ ของจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นรับข้อมูลเข้ารวมกับจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นส่งข้อมูลออก (Boger and Guterman, 1997) จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงควรมีน้อยกว่าสองเท่าของจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นส่งข้อมูลออก (Berry, et al., 1997) และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลแอบแฝงควรอยู่ระหว่างจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นรับข้อมูลเข้าและจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นส่งข้อมูลออก (Blum, 1992)