เทคโนโลยีไบโอเมตริกส์บนโครงข่ายประสาทเทียม
Artificial Neural Networks-based Biometrics Technology

ดร. ศุภกานต์ พิมลธเรศ
อาจารย์ประจำภาควิชาคณิตศาสตร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
E-mail: suphakant.p@chula.ac.th

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์มีการเติบโตอย่างรวดเร็วและมีการประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวาง การรักษาความมั่นคงขององค์กรจึงเป็นสิ่งจำเป็น ไบโอเมตริกส์จัดว่าเป็นเทคโนโลยีหนึ่งที่มีการนำไปใช้อย่างแพร่หลายเพื่อเพิ่มความมั่นคงให้กับระบบโดยใช้คุณลักษณะของร่างกายเฉพาะบุคคลเป็นเครื่องมือพิสูจน์ยืนยันตัวตน การพัฒนาไบโอเมตริกส์ทำได้หลายรูปแบบขึ้นอยู่กับเทคโนโลยีที่ใช้ โดยบทความนี้กล่าวถึงการใช้เทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแกนในการพัฒนาซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมจัดว่าเป็นเทคโนโลยีที่นิยมใช้เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลและสามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อการรู้จำแบบได้ รายละเอียดของบทความประกอบด้วยภาพรวมของเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์ โครงข่ายประสาทเทียม การนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้กับเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์ อันได้แก่ อินฟราเรดเทอร์โมแกรม กลิ่น หู โครงสร้างมือ ลายนิ้วมือ ใบหน้า จอตา ม่านตา ลายมือ เสียง และดีเอ็นเอ รวมไปถึงการเปรียบเทียบระดับความปลอดภัยของการใช้คุณลักษณะเหล่านี้

คำสำคัญ: ไบโอเมตริกส์ โครงข่ายประสาทเทียม เทคโนโลยีการรักษาความมั่นคง

Abstract

Nowadays, the rapid growth of computer technology has a wide range of applications, especially with regard to security. Furthermore, security is a high priority for many organizations. Biometrics is a well-known technology used for enhancing security systems. Applications of such technology are based, for example, on personal characteristics as authentication equipment, and depends on a selection of methods, characteristics, and applications. This paper is mainly based on the biometrics of artificial neural networks, because the neural network is a popular technology for classification and can be applied in pattern recognition applications. Specifically, this paper presents a biometric overview and artificial neural networks-based biometrics as something personal, such as an infrared thermogram, odor, ear shape, hand geometry, fingerprint, face, retina, iris, palm print, voice, or DNA. The paper includes a comparison of neural networks-based biometric technologies.

Keywords: Biometrics, Artificial Neural Networks, Security Technology

บทนำ

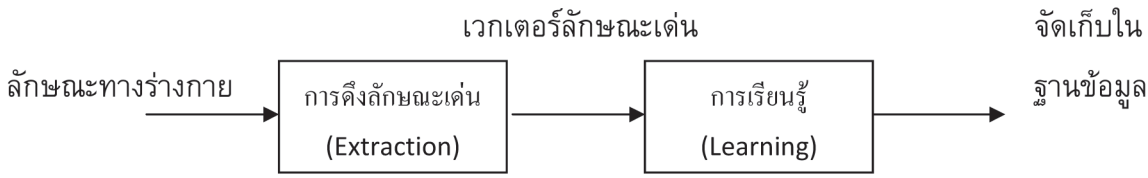
เนื่องจากการเติบโตอันรวดเร็วของเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์และระบบเครือข่ายส่งผลให้จำนวนผู้ใช้งานในระบบคอมพิวเตอร์และเครือข่ายต่างๆ สูงขึ้นดังจะเห็นได้จากเครือข่ายสากลอย่างอินเทอร์เน็ต ดังนั้น เมื่อมีผู้ใช้งานที่หลากหลายการรักษาความปลอดภัยบนระบบคอมพิวเตอร์และเครือข่ายจึงยากขึ้น ความพยายามที่จะเข้าถึงระบบโดยไม่ได้รับอนุญาตจึงเป็นเหตุการณ์ที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ ด้วยเหตุนี้การนำเทคโนโลยีการรักษาความมั่นคงมาใช้จะช่วยให้ระบบมีความปลอดภัยมากขึ้น ในอดีตการรักษาความปลอดภัยจะใช้รหัสลับ (password) เป็นเครื่องยืนยันตัวตนแต่เนื่องจากรหัสลับสามารถจดจำได้โดยบุคคลอื่นจึงมีการนำเครื่องยืนยันตัวตนที่จะมีเฉพาะผู้ที่ได้รับอนุญาตมาใช้เช่นลายเซ็นหรือบัตรผ่าน อย่างไรก็ตาม เครื่องยืนยันดังกล่าวยังสามารถปลอมแปลงได้หากใช้ความเพียรฝึกฝน จนในปัจจุบันมีการใช้เครื่องยืนยันจากคุณลักษณะเฉพาะบุคคล เช่น ลายนิ้วมือ ม่านตา การใช้งานในลักษณะนี้ส่งผลให้ความปลอดภัยของระบบสูงขึ้นอย่างชัดเจนเนื่องจากเครื่องยืนยันดังกล่าวมีความน่าเชื่อถือมากที่สุด ผลที่ได้มีความแตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัดในแต่ละบุคคล การใช้เครื่องยืนยันดังกล่าวถือเป็นจุดเริ่มต้นของวิวัฒนาการไบโอเมตริกส์

เทคโนโลยีไบโอเมตริกส์

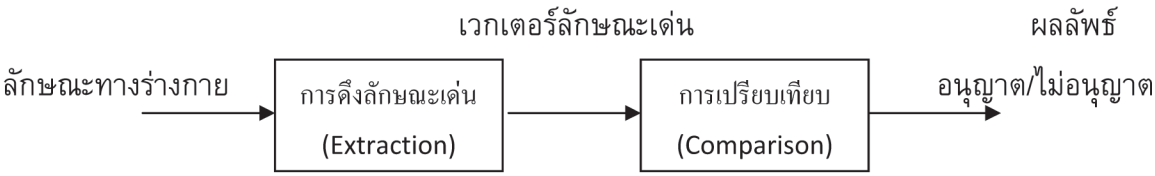
ไบโอเมตริกส์มีความหมายมาจากคำสองคำ อันได้แก่ ไบโอที่แปลว่าชีวิต และเมตริกซ์ที่แปลว่าตัววัด (Delac and Grgic, 2004) เมื่อรวมสองคำนี้เข้าด้วยกันจะหมายถึงการวัดคุณลักษณะของร่างกาย อันได้แก่ อินฟราเรดเทอร์โมแกรม กลิ่น หู โครงสร้างมือ ลายนิ้วมือ ใบหน้า จอตา ม่านตา ลายมือ เสียง และดีเอ็นเอ นอกจากนี้ อาจรวมถึงพฤติกรรมของบุคคล อันได้แก่ การเดิน การเคาะ

แป้นพิมพ์และลายเซ็นซึ่งจะไม่กล่าวถึงในบทความฉบับนี้ ระบบไบโอเมตริกส์จัดว่าเป็นกระบวนการรู้จำแบบ (pattern recognition) ซึ่งแบ่งเป็นสองส่วน ได้แก่ การฝึกฝนระบบ (training) และการทดสอบระบบ (testing) ในการฝึกฝนระบบลักษณะทางร่างกายจะถูกแปลงให้เป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่น (feature vector) ซึ่งจะแตกต่างกันไปตามเฉพาะบุคคล ขั้นตอนนี้ เรียกว่า การดึงลักษณะเด่น (extraction) จากนั้นนำเวกเตอร์นี้ไปเข้าสู่ขั้นตอนการเรียนรู้ (learning) ของระบบการรู้จำแบบซึ่งแตกต่างกันไปตามวิธีการเรียนรู้ที่ใช้ เมื่อระบบสามารถรู้จำรูปแบบได้ก็จะนำเวกเตอร์ดังกล่าวไปจัดเก็บในฐานข้อมูลและใช้ในกระบวนการทดสอบได้ทันที โดยกระบวนการทดสอบจะมีการทำงานคล้ายคลึงกับกระบวนการฝึกฝน สิ่งที่แตกต่างกันคือเวกเตอร์ลักษณะเด่นจะถูกเปรียบเทียบกับเวกเตอร์ในฐานข้อมูลและให้ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบ (comparison) ออกมา ขั้นตอนการทำงานสรุปได้ดังรูปที่ 1 และ 2

ไบโอเมตริกส์มีการทำงานในสองลักษณะ ลักษณะแรก คือ การระบุ (Identification) ซึ่งจะเป็นการเปรียบเทียบรูปแบบหนึ่งกับรูปแบบจำนวนหนึ่ง (one-to-many comparison) เช่น การกราดใบหน้าของผู้ใช้ถ้ามีรูปแบบใดในฐานข้อมูลตรงกับใบหน้าของผู้ใช้ การอนุญาตให้ใช้ระบบก็เกิดขึ้น ลักษณะที่สอง คือ การพิสูจน์ยืนยันซึ่งเป็นการเปรียบเทียบรูปแบบหนึ่งที่รับจากผู้ใช้กับอีกรูปแบบหนึ่งเพียงรูปแบบเดียวภายในฐานข้อมูล (one-to-one comparison) เช่น การใช้ใบหน้าเพื่อยืนยันความเป็นเจ้าของโทรศัพท์เคลื่อนที่



รูปที่ 1 ขั้นตอนการทำงานของเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์: กระบวนการฝึกฝน



รูปที่ 2 ขั้นตอนการทำงานของเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์: กระบวนการทดสอบ

โดยปกติเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์ที่ดีควรจะมีคุณสมบัติ ดังนี้ (Delac and Grgic, 2004):

- ความเป็นสากล (universality) สามารถใช้งานในเชิงกว้างและไม่ยากเกินไป
- ความเป็นลักษณะเฉพาะ (distinctiveness) ข้อมูลสองชุดที่ต่างกันไม่ควรให้ผลของการเปรียบเทียบที่เหมือนกัน
- สมรรถนะ (performance) ให้ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบในระยะเวลาที่ยอมรับได้
- ความสามารถในการจัดเก็บได้ (collectability)
- ความถาวร (permanence) ระบบไม่มีการเปลี่ยนแปลงบ่อยครั้งนักในช่วงเวลาหนึ่ง
- ความสามารถในการยอมรับได้ (acceptability) ระบบไม่เป็นอันตรายต่อผู้ใช้
- การป้องกัน (circumvention) สามารถป้องกันการลอกเลียนแบบได้

โครงข่ายประสาทเทียม

ไบโอเมตริกส์สามารถสร้างขึ้นจากวิธีการรู้จำแบบที่หลากหลาย อันได้แก่ ทฤษฎีการตัดสินใจของเบส์เซียน (Bayesian Decision Theory), ตัวแบบฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden Markov Model), การจัดกลุ่มฟัซซี (Fuzzy Classification), วิธีการทางการสุ่ม (Stochastic Method) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ในบทความนี้จะนำเสนอเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์บนโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งได้รับความนิยมสูง รวมไปถึงระบบที่ได้มีความฉลาดและยังสามารถพัฒนาต่อไปได้อีกในอนาคต

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นรูปแบบการประมวลผลที่ได้รับแรงบันดาลใจมาจากระบบประสาททางชีวภาพซึ่งมีอยู่หลายชนิดโดยแบ่งตามประเภทของการเรียนรู้ ดังต่อไปนี้

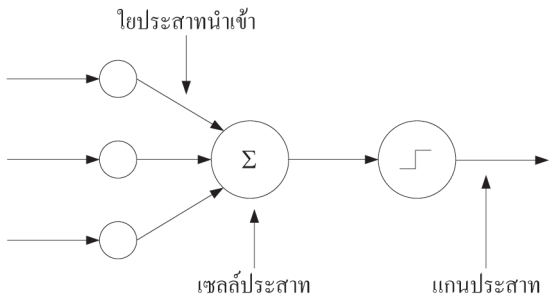
1. การเรียนรู้แบบต้องการผู้สอน (supervised learning) การเรียนรู้ชนิดนี้ต้องการผู้สอนเพื่อบอกความแตกต่างของเอาท์พุตที่ได้กับเอาท์พุตที่ต้องการ ประเด็นที่สำคัญของการเรียนรู้ชนิดนี้ คือ การลู่เข้าของความผิดพลาด (error convergence) นั่นคือ ความผิดพลาดระหว่างเอาท์พุตที่ได้กับเอาท์พุตที่ต้องการน้อยที่สุดโดยการกำหนดค่าน้ำหนักที่เหมาะสม

2. การเรียนรู้แบบไม่ต้องการผู้สอน (unsupervised learning) การเรียนรู้ที่ไม่มีการใช้ผู้สอนจากภายนอก การเรียนรู้ประเภทนี้มีการจัดการด้วยตัวเอง

3. การเรียนรู้แบบการสนับสนุน (reinforcement learning) การเรียนรู้แบบใช้ค่าตอบแทนอันได้ผลมาจากการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมเป็นตัวกำหนดทิศทางของการเรียนรู้

สำหรับงานวิจัยทางไบโอเมตริกส์ การเรียนรู้แบบต้องการผู้สอนถือเป็นการเรียนรู้หลักที่เกิดขึ้นในระบบเนื่องจากมีการระบุเอาท์พุตที่ต้องการขณะเรียนรู้ รูปแบบพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาท (neuron) เพียงหนึ่งเซลล์และมีการเรียนรู้แบบต้องการผู้สอนดังรูปที่ 3 ซึ่งเรียกว่า สถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอน (Perceptron architecture) โดยที่อินพุตจำนวน n ค่าจะถูกส่งผ่านกลุ่มใยประสาทนำเข้า (dendrites) เข้าสู่เซลล์ประสาทซึ่งมีการประมวลผลทางคณิตศาสตร์และให้ผลลัพธ์ของการตัดสินใจผ่านออกมาทางแกนประสาท (axon) การประมวลผลทางคณิตศาสตร์ที่เซลล์ประสาทโดยทั่วไปจะใช้ผลรวมของผลคูณ (sum of product) ระหว่างกลุ่มของค่าอินพุตจากเวกเตอร์ลักษณะเด่นและกลุ่มของค่าน้ำหนัก

(weights) ที่ใยประสาทนำเข้า ผลที่ได้จะถูกตัดสินใจอย่างต่อเนื่องด้วยฟังก์ชันการกระตุ้นซึ่งสรุปเป็นการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ได้ ดังนี้



รูปที่ 3 โครงข่ายเพอร์เซปตรอน

กำหนดให้โครงข่ายประกอบด้วยตัวแปรที่เกี่ยวข้องดังนี้

- x_i หมายถึง รูปแบบของเวกเตอร์อินพุต มิติที่ i (อินพุตเข้าทางใยประสาทเส้นที่ i) รูปแบบของเวกเตอร์อินพุตจะมี n มิติ
- w_i หมายถึง ค่าน้ำหนักมิติที่ i (ค่าน้ำหนักของใยประสาทเส้นที่ i)
- b หมายถึง ค่าการตั้งจุดทำงาน (bias) และกำหนดให้ $w_0 = b$
- h คือ ค่าผลรวมของผลคูณ (sum of product) ของเวกเตอร์อินพุตและกลุ่มของค่าน้ำหนัก
- $g(h)$ เป็นฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) ใช้กับเซลล์ประสาทเพื่อตัดสินคลาสของเวกเตอร์และแสดงผลลัพธ์ผ่านทางแกนประสาท

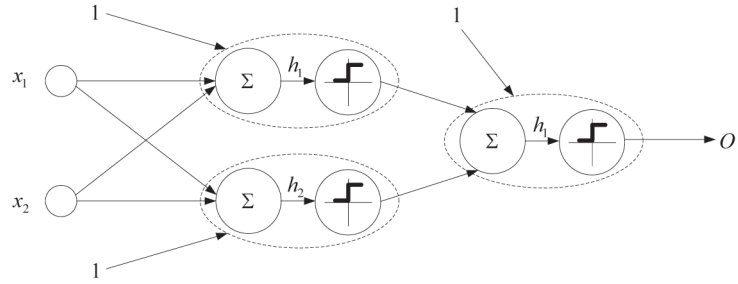
จากตัวแปรทั้งหมดจะได้สมการความสัมพันธ์

$$h = \sum_{i=0}^{n} w_i x_i = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b \qquad (1)$$

โดยที่ $x_0 = 1$ และ $w_0 = b$ ค่าเอาท์พุต O จะได้จากฟังก์ชันการกระตุ้น ดังนี้

$$O = g(h) = \begin{cases} 1; h \geq 0 \\ 0; h < 0 \end{cases} \qquad (2)$$

รูปแบบดังกล่าวเป็นเพียงการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบพื้นฐานซึ่งถือเป็นต้นแบบของโครงข่ายประสาทเทียมอื่นๆ ที่ซับซ้อนยิ่งขึ้น ตัวอย่างหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่เพิ่มความซับซ้อนที่จำนวนชั้นของโครงข่ายแสดงได้ดังรูปที่ 4 รูปแบบนี้ เรียกว่า เพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron: MLP) ซึ่งประกอบด้วยชั้นอินพุต (input layer) ชั้นที่ซ่อนอยู่ (hidden layer) และชั้นเอาท์พุต (output layer)



รูปที่ 4 โครงข่ายเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น

การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมยังคงมีต่อไปอย่างไม่สิ้นสุดเพื่อให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานประยุกต์มากมาย ในหัวข้อถัดไปจะกล่าวถึงการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้กับเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์สำหรับคุณลักษณะต่างๆ

เทคโนโลยีไบโอเมตริกส์ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม

เทคโนโลยีไบโอเมตริกส์ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งกลุ่มได้ตามคุณลักษณะของร่างกาย ดังนี้

1. อินฟราเรดเทอร์โมแกรม (Infrared Thermogram)

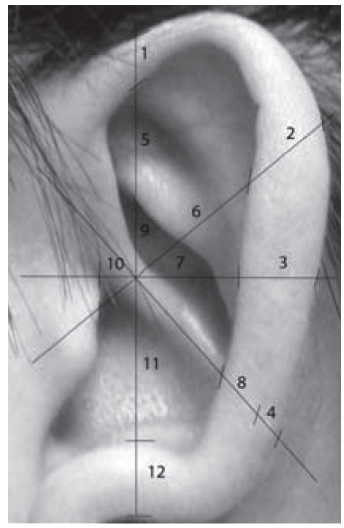
อินฟราเรดเทอร์โมแกรมถือเป็นคุณลักษณะหนึ่งของร่างกาย (Bauer and Mazurkiewicz, 2005) เนื่องจากระบบการไหลเวียนโลหิตและการกระจายของคลื่นความร้อนเป็นลักษณะเฉพาะบุคคล ประโยชน์ของการใช้อินฟราเรดเทอร์โมแกรมมีสามข้อ อันดับแรกอินฟราเรดเทอร์โมแกรมจะไม่ปรากฏในสิ่งไม่มีชีวิตหรือผู้ที่เสียชีวิตแล้ว อันดับที่สองคือความคงทนต่อการปลอมแปลงใบหน้า และอันดับสุดท้ายคืออินฟราเรดเทอร์โมแกรมมีความคงทนต่อสภาวะแสง ในปัจจุบันการใช้อินฟราเรดเทอร์โมแกรมมีแนวโน้มที่จะสูงขึ้นอันเนื่องมาจากความละเอียดของอินฟราเรดเทอร์โมแกรมที่วัดได้และราคาของกล้องอินฟราเรดที่ต่ำลง รูปเทอร์โมแกรมของใบหน้าบุคคลจะถูกเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น นอกจากนั้นแล้วเทอร์โมแกรมสามารถนำไปใช้กับหลอดเลือดดำบริเวณมือได้ด้วย (Shahin, Badawi, and Kamel, 2007)

2. กลิ่น (Odor)

กลิ่นจัดว่าเป็นสิ่งรับรู้ที่สำคัญของหนึ่งในห้าประสาทสัมผัส (Korotkaya, 2003) การแยกแยะกลิ่นถือเป็นสิ่งที่ทำได้ยากเนื่องจากความไม่เหมือนกันของนิยามกลิ่นของแต่ละบุคคล นอกจากนั้นแล้วการหาปัจจัยที่ใช้สำหรับแยกแยะกลิ่นก็ทำได้ยาก ในงานวิจัยที่ผ่านมาการแยกแยะกลิ่นจะใช้ระบบ ENose (Keller, 1999) ซึ่งสามารถแยกแยะส่วนประกอบที่ต่างกันทางเคมีของกลิ่นชนิดต่างๆ ระบบประกอบด้วยอุปกรณ์แยกแยะสารประกอบในก๊าซ (Gas Chromatograph) จากนั้นนำสารประกอบของกลิ่นไปใช้เป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่นแล้วนำไปผ่านกระบวนการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากกลิ่นที่ได้จากตัวรับรู้ (sensor) มีเพียงเล็กน้อยและมีช่วงของลักษณะเด่นแคบจึงส่งผลให้ประสิทธิภาพของเทคโนโลยีไบโอเมตริกส์ชนิดนี้ไม่สูงนัก

3. หู (Ear)

หูเป็นคุณลักษณะหนึ่งที่แตกต่างกันในแต่ละบุคคล การวัดคุณลักษณะของหูทำได้โดยการวัดความยาวระหว่างจุดที่สำคัญของหูและจุดศูนย์กลางของหูดังรูปที่ 5 ลักษณะเด่นทั้งหมดจะถูกใช้ในกระบวนการฝึกฝนของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีการวิเคราะห์ส่วนประกอบหลัก (Principle Component Analysis) (Victor, Bowyer, and Sarkar, 2002) ผลของการใช้หูเป็นที่น่าพอใจแต่ยังไม่ดีพอเมื่อเทียบกับการใช้ใบหน้าหรือม่านตา



รูปที่ 5 การวัดค่าลักษณะเด่นของหูทั้ง 12 จุด

4. โครงสร้างมือ (Hand Geometry)

จุดเด่นของการใช้โครงสร้างมือ คือ ความสะดวกและรวดเร็วในการรับข้อมูลของมือ ระยะห่างระหว่างนิ้วและความยาวของนิ้วถือเป็นลักษณะเด่นของคุณลักษณะชนิดนี้ (Faundez-Zanuy, et al., 2007) โครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นจะใช้เพื่อรู้จำรูปแบบของลักษณะเด่นเหล่านี้

5. ลายนิ้วมือ (Fingerprint)

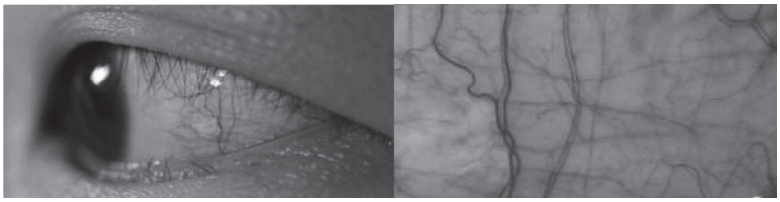
ลายนิ้วมือเป็นคุณลักษณะแบบหนึ่งที่นิยมแพร่หลายมากที่สุดนับตั้งแต่มีการสร้างตัวกราดลายนิ้วมือ (fingerprint scanner) และเทคโนโลยีการสกัดจุดปลายเล็กน้อยบนลายนิ้วมือซึ่งเรียกว่า minutiae ลายนิ้วมือจัดว่าเป็นคุณลักษณะที่แยกแยะบุคคลได้อย่างชัดเจนแต่เนื่องจากรายละเอียดที่มีมากจึงจำเป็นต้องลดลักษณะเด่นที่ได้จาก minutiae ด้วยวิธีการเลือกลักษณะเด่น (feature selection)

6. ใบหน้า (Face)

ใบหน้าเป็นลักษณะเฉพาะบุคคลที่แสดงความแตกต่างได้แม้เพียงผิวเผิน การนำใบหน้ามาใช้เพื่อแยกแยะบุคคลจำเป็นต้องผ่านกระบวนการค้นหาใบหน้า (face detection) เพื่อบอกตำแหน่งของใบหน้าก่อน (Suphakant Phimoltares, Chidchanok Lursinsap, and Kosin Chamnongthai, 2007) จากนั้นใบหน้าที่ต้องการจะถูกดึงออกมาเพื่อสกัดลักษณะเด่น (feature extraction) ซึ่งอาจจะหมายถึง ลักษณะอวัยวะบนใบหน้า เช่น ตา หู จมูก ปาก หรืออาจจะหมายถึงองค์ประกอบของสีหรือพื้นผิว (texture) ก็ได้ ในขั้นตอนนี้วิธีการหนึ่งที่นิยมใช้เพื่อหาลักษณะเด่น คือ การวิเคราะห์ส่วนประกอบหลักซึ่งผลที่ได้คือใบหน้าไอเกน (eigenface) ที่แสดงถึงตัวแทนของภาพใบหน้าซึ่งจะนำไปใช้เพื่อการรู้จำในโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป (Woodward, et al., 2003) ข้อดีของการใช้ใบหน้า คือ ใบหน้ามีความแตกต่างกันเฉพาะบุคคลและเป็นลักษณะเด่นที่สามารถรับเป็นอินพุตของระบบได้ง่ายโดยใช้กล้องราคาถูกซึ่งเป็นเหตุให้งานวิจัยของระบบรู้จำใบหน้ามีการแข่งขันสูงส่งผลให้ความถูกต้องของระบบสูงมากกว่า 90% ในปัจจุบัน

7. จอตา (Retina)

จอตาประกอบไปด้วยกลุ่มของหลอดเลือด (vascular) ซึ่งไม่ค่อยได้รับความนิยมเนื่องจากเหตุผลสองประการ ได้แก่ ความไวต่อการแพร่กระจายของเชื้อโรคที่ทำให้ลักษณะของหลอดเลือดเปลี่ยนแปลงมากในผู้ป่วยโรคตา อีกประการหนึ่งได้แก่ ความต้องการใช้อุปกรณ์รับรู้เฉพาะเพื่อจับภาพกลุ่มของหลอดเลือดที่อยู่ด้านหลังลูกตา (eyeball) งานวิจัยในปัจจุบันมีการพัฒนาไปใช้เยื่อ



รูปที่ 6 ภาพระยะใกล้ของเยื่อตาขาวที่แสดงให้เห็นถึงกลุ่มของหลอดเลือด

ตาขาว (conjuncitva) (Derakhshani and Ross, 2007) แทนที่เนื่องจากสามารถจับภาพได้ด้วยกล้องปกติจึงง่ายต่อการพัฒนาระบบดังแสดงในรูปที่ 6 การแปลงโคไซน์ไม่ต่อเนื่อง (Discrete Cosine Transform) และการแปลงเวฟเลท (Wavelet Transform) ใช้สกัดลักษณะเด่นออกมาก่อนนำไปใช้เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น

8. ม่านตา (Iris)

ม่านตาเป็นส่วนประกอบด้านหน้าของตาที่มีสีเข้ม เช่น สีน้ำตาลหรือสีดำ (Sarhan, 2009) และสามารถจับภาพได้ด้วยกล้องปกติ การสกัดลักษณะเด่นสามารถทำได้หลายวิธี เช่น การแปลงโคไซน์ไม่ต่อเนื่อง ผลที่ได้นำไปเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้นร่วมกับการเรียนรู้แบบการแพร่กระจายย้อนกลับ (Back-Propagation Learning) ระบบที่ได้มีความถูกต้องมากกว่า 90%

9. ลายมือ (Palmprint)

การใช้ลายมือแบ่งเป็นการรู้จำแบบออนไลน์และการรู้จำแบบออฟไลน์ ในกรณีออนไลน์ ภาพเคลื่อนไหวเป็นอินพุตของระบบ บริเวณที่สนใจ (Region of Interest: ROI) จะถูกตรวจจับพร้อมทั้งนำไปจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น (Probability Neural Networks) (Ong, Connie, and Jin, 2008) ขณะที่ระบบแบบออฟไลน์จะรับภาพถ่ายลายมือและหาบริเวณที่สนใจแล้วนำไปผ่านการแปลงโคไซน์ไม่ต่อเนื่องเพื่อสกัดลักษณะเด่น ผลที่ได้จะนำไปจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานหลักที่แผ่รัศมี (Radial Basis Function: RBF) (Yu and Xu, 2008)

10. เสียง (Voice)

เสียงจัดว่าเป็นส่วนผสมของคุณลักษณะทางกายภาพ ได้แก่ ช่องเสียง ปาก ช่องจมูก และริมฝีปาก คุณลักษณะดังกล่าวทำให้เสียงของแต่ละบุคคลไม่เหมือนกัน เมื่อนำคลื่นเสียงมาสกัดลักษณะเด่นด้วยการประมาณของเบิร์ก (Burg's estimation) และขั้นตอนวิธีโทปลิซ (Teplitz algorithm) ร่วมกับการจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานหลักที่แผ่รัศมีสามารถทำให้ผลการรู้จำสูงถึง 95% สำหรับตัวอย่างในการทดสอบจำนวน 1,100 ตัวอย่าง (Saeed, 2006)

11. ดีเอ็นเอ (DNA)

ดีเอ็นเอ (Deoxyribonucleic Acid: DNA) เป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่นที่แตกต่างกันอย่างชัดเจนในแต่ละบุคคล การใช้ดีเอ็นเอในระบบไบโอเมตริกส์ที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียมให้ความแม่นยำสูงมากแต่ยังคงไม่เหมาะสมในการใช้งานจริงเนื่องจาก

เหตุผล 2 ประการ ประการแรก คือ ดีเอ็นเอไม่สามารถสกัดได้อย่างทันกาล (real time) ยังคงต้องอาศัยการตรวจเลือดและการวิเคราะห์ทางเคมี ประการที่สอง คือ ข้อมูลบางส่วนของสายดีเอ็นเอเป็นความลับเฉพาะบุคคลที่สามารถบอกถึงลักษณะทางพันธุกรรมและโรคที่เป็นได้

ระบบไบโอเมตริกส์ที่กล่าวมาทั้งหมดเป็นแบบวิธีเดี่ยว (Unimodal) ซึ่งมีข้อจำกัดหลายประการ ตั้งแต่ความไม่ทนทานต่อสิ่งรบกวน ความยากในการจำแนกความแตกต่างระหว่างบุคคลสองคนที่มีลักษณะเด่นที่ใกล้เคียงกันมาก รวมไปถึงความต้านทานต่อการโจมตีที่ไม่มากนัก การแก้ปัญหาเหล่านี้ทำได้ด้วยระบบไบโอเมตริกส์แบบหลายวิธี ซึ่งใช้คุณลักษณะมากกว่าหนึ่งแบบ (Multimodal) เช่น การตรวจจับลายมือและโครงสร้างมือไปพร้อมกันหรือการจับคู่ระหว่างลายนิ้วมือกับม่านตาเป็นต้น

การวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพของระบบสามารถทำได้หลายวิธี โดยปกติจะใช้ค่าอัตราการรู้จำ (Recognition Rate: RR) ค่าอัตราการยอมรับที่ผิดพลาด (False Acceptance Rate: FAR) และค่าอัตราการปฏิเสธที่ผิดพลาด (False Rejection Rate: FRR) RR เป็นอัตราความถูกต้องในการรู้จำ ส่วน FAR จะใช้วัดความผิดพลาดของระบบไบโอเมตริกส์ที่อนุญาตให้บุคคลที่ไม่ได้รับอนุญาตเข้าใช้ระบบ ในขณะที่ FRR จะใช้วัดความผิดพลาดของระบบไบโอเมตริกส์ที่ปฏิเสธบุคคลที่ได้รับอนุญาตจากระบบอย่างถูกต้อง วัตถุประสงค์ของระบบไบโอเมตริกส์มักพยายามลดค่า FAR ให้มากกว่า FRR เนื่องจากค่า FAR มีผลกระทบต่อความปลอดภัยมากกว่า FRR ในการใช้งานจริง

ตัววัดประสิทธิภาพอีกตัวหนึ่งที่น่าสนใจ คือ ลักษณะเฉพาะของการปฏิบัติการที่สัมพันธ์กัน (Relative Operating Characteristic: ROC) เส้นโค้ง ROC แสดงความสัมพันธ์ของค่า FAR และ FRR ซึ่งโดยปกติจะแปรผกผันกัน การหาเส้นโค้ง ROC จะสามารถนำไปใช้เพื่อปรับแต่งระบบให้มีค่า FAR และ FRR ตามที่ต้องการ จุดที่ค่า FAR และ FRR เท่ากันบนเส้นโค้ง ROC แสดงถึงค่าอัตราความผิดพลาดที่เท่ากัน (Equal Error Rate: ERR) ถ้า ERR มีค่าต่ำเท่าใดก็แสดงถึงความปลอดภัยของระบบที่สูงขึ้นเท่านั้น

การเปรียบเทียบคุณลักษณะที่ใช้กับระบบ

จากคุณลักษณะที่ใช้กับระบบไบโอเมตริกส์สามารถนำมาเปรียบเทียบเพื่อวัดคุณสมบัติด้านต่างๆ ได้ดังตารางที่ 1 (Jain, Ross, and Prabhakar, 2004)

ถ้าพิจารณาจากความเป็นลักษณะเฉพาะ การใช้เสียงอาจไม่เหมาะสมเพราะสามารถซ้ำซ้อนได้ ส่งผลให้การปลอมแปลงทำได้ง่าย เมื่อพิจารณาสมรรถนะด้านเวลาจะพบว่ากลิ่น ใบหน้า เสียง ใช้เวลาในการประมวลผลค่อนข้างมากเมื่อเทียบกับคุณลักษณะอื่น การรวบรวมและจัดเก็บฐานข้อมูลโดยใช้โครงสร้างมือ และใบหน้าสามารถทำได้ง่าย โดยการใช้กล้องเป็นตัวรับรู้ในขณะที่การใช้กลิ่น จอตา และดีเอ็นเอทำได้ยากกว่ามากเพราะต้องใช้เครื่องมือเฉพาะ เมื่อพิจารณาด้านความถาวร กลิ่น หู ลายนิ้วมือ ม่านตา ลายมือ และดีเอ็นเอมีการเปลี่ยนแปลงน้อยมากหรือไม่มีเลยสำหรับบุคคลหนึ่งเมื่อระยะเวลาผ่านไป ส่วนความยอมรับของผู้ใช้จะค่อนข้างต่ำเมื่อใช้ดีเอ็นเอ จอตา ม่านตา เพราะอาจเสี่ยงต่อการติดโรคและเก็บข้อมูลยาก

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบคุณลักษณะที่ใช้กับระบบไบโอเมตริกส์ในคุณสมบัติต่างๆ

คุณลักษณะ	ความเป็นสากล	ความเป็นลักษณะเฉพาะ	สมรรถนะ	ความสามารถในการจัดเก็บได้	ความถาวร	ความสามารถในการยอมรับได้	การป้องกัน
เทอร์โมแกรมของใบหน้า	H	H	M	H	L	H	L
เทอร์โมแกรมของหลอดเลือดดำบนมือ	M	M	M	M	M	M	L
กลิ่น	H	H	L	L	H	M	L
หู	M	M	M	M	H	H	M
โครงสร้างมือ	M	M	M	H	M	M	M
ลายนิ้วมือ	M	H	H	M	H	M	M
ใบหน้า	H	L	L	H	M	H	H
จอตา	H	H	H	L	M	L	L
ม่านตา	H	H	H	M	H	L	L
ลายมือ	M	H	H	M	H	M	M
เสียง	M	L	L	M	L	H	H
ดีเอ็นเอ	H	H	H	L	H	L	L

H, M, L หมายถึง ระดับสูง กลาง และต่ำ ตามลำดับ

การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีหลายประเภท บทความนี้ได้เลือกตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเปรียบเทียบ 7 ชนิดแสดงได้ดังตารางที่ 2 (Karri and Frost, 2000) พารามิเตอร์ที่ถูกเลือกเพื่อใช้เปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 7 ชนิด ได้แก่ ความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square error: RMS error) จำนวนอินพุต และเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบ สำหรับค่าการเปรียบเทียบแบ่งออกได้เป็นสามระดับ ได้แก่ ระดับสูง (H) กลาง (M) ต่ำ (L) โดยพิจารณาจากปัญหาการจำแนก (Classificaiton Problems) ทั่วไป เมื่อพิจารณาจากค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบพบว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบอาร์บีเอฟ-โคโฮเนน (RBF-Kohonen Neural Network) จะให้ผลของค่าดังกล่าวในระดับที่ต่ำเมื่อเทียบกับตัวแบบชนิดอื่น ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมการถดถอยทั่วไป (General Regression Neural Network) มักจะใช้จำนวนอินพุตในการเรียนรู้น้อยกว่าตัวแบบชนิดอื่น นอกจากนั้นแล้วเมื่อ

พิจารณาถึงเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ตัวแบบการวิเคราะห์การถดถอยหลายตัวแปร (Multi-Variable Regression Analysis) โครงข่ายประสาทเทียมวิดรอวฮอฟฟ์ (Widrow-Hoff Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมการถดถอยทั่วไปใช้เวลาที่น้อยกว่าตัวแบบชนิดอื่นมาก อย่างไรก็ตาม การเปรียบเทียบดังกล่าวทำได้เพียงระดับหนึ่งเท่านั้น เนื่องจากปัจจัยสำคัญอีกหนึ่งประการที่ส่งผลต่อตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม คือ รูปแบบของข้อมูล ทั้งนี้ธรรมชาติของข้อมูลอินพุตสำหรับคุณลักษณะต่างๆ นั้นแตกต่างกัน ตัวอย่างหนึ่งของการเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมโดยระบุชนิดของข้อมูลแสดงในตารางที่ 3 (Saeed, 2006) ซึ่งตัวแบบที่เลือกมาเพื่อการเปรียบเทียบ ได้แก่ ความใกล้เคียงที่ใกล้ที่สุดจำนวน K ตัว (K-nearest neighbors) โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานหลักที่แผ่รัศมี (Radial Basis Function Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบความน่าจะเป็น (Probability Neural Network) โดยจำกัดเฉพาะข้อมูลเสียงเป็นอินพุตของระบบและใช้ค่าอัตราการรู้จำเป็นตัวเปรียบเทียบ

นอกจากนั้นแล้วการเรียนรู้จัดว่าเป็นปัจจัยหนึ่งที่สำคัญต่อประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยปกติการสร้างระบบไบโอเมตริกส์บนโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้การเรียนรู้แบบต้องการผู้สอนดังเช่นโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network) การเปรียบเทียบการเรียนรู้แบบต่างๆ บนโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวแสดงได้ดังตารางที่ 4 โดยวิธีการเรียนรู้ทั้ง 4 วิธีที่นำมาเปรียบเทียบประกอบด้วยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับเกรเดียนต์ควบคู่ร่วมด้วยการปรับเฟลทเชอร์รีฟส์ (Conjugate Gradient Backpropagation with Fletcher-Reeves Updates) การเรียนรู้แบบการสืบเนื่องเกรเดียนต์ร่วมด้วยการแพร่กระจายย้อนกลับที่อัตราการเรียนรู้ปรับได้ (Gradient Descent with Adaptive Learning Rate Backpropagation) การเรียนรู้แบบการสืบเนื่องเกรเดียนต์ร่วมด้วยการใช้โมเมนตัมและการแพร่กระจายย้อนกลับที่อัตราการเรียนรู้ปรับได้ (Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning Rate Backpropagation) และการเรียนรู้แบบการแพร่กระจายย้อนกลับคืนสภาพได้ (Resilient Backpropagation) จากตารางแสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับคืนสภาพให้ผลของการรู้จำดีที่สุด อย่างไรก็ตาม การเลือกวิธีการเรียนรู้ที่เหมาะสมกับระบบควรคำนึงถึงรูปแบบและชนิดของข้อมูลด้วย

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม

ตัวแบบ	ความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (RMS error)	อินพุต (Inputs)	เวลา (Time)
Multi-Variable Regression Analysis	H	M	L
Widrow-Hoff Neural Network	M	H	L
Backpropagation Neural Network with 1 hidden layer	L	H	M
Backpropagation Neural Network with 2 hidden layers	L	H	H
Radial Basis Function Neural Network	M	M	M
RBF-Kohonen Neural Network	L	M	H
General Regression Neural Network	M	L	L

H, M, L หมายถึง ระดับสูง กลาง และต่ำ ตามลำดับ

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เพื่อรู้จำเสียง

ตัวแบบ	อัตราการรู้จำ (%RR)
K-nearest neighbors	87
Radial Basis Function Neural Network	95
Probability Neural Network	39

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบการเรียนรู้บนโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าเพื่อรู้จำเสียง

วิธีการเรียนรู้	อัตราการรู้จำ (%RR)
Conjugate Gradient Backpropagation with Fletcher-Reeves Updates	85
Gradient Descent with Adaptive Learning Rate Backpropagation	81
Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning Rate Backpropagation	70
Resilient Backpropagation	92

สรุป

เทคโนโลยีไบโอเมตริกส์มีความแพร่หลายมากขึ้นในปัจจุบันอันสอดคล้องมาจากความต้องการด้านความมั่นคงที่สูงขึ้น พื้นฐานของระบบไบโอเมตริกส์อยู่บนเทคโนโลยีการรู้จำแบบซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมจัดเป็นวิธีการที่นิยมใช้เพื่อรู้จำแบบและนำไปสร้างเป็นแก่นของระบบไบโอเมตริกส์ ความต้องการระบบไบโอเมตริกส์นำไปสู่การเลือกใช้คุณลักษณะก่อนออกแบบระบบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งนี้การเลือกคุณลักษณะ ชนิดของ

โครงข่ายประสาทเทียม และการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต้องกระทำโดยคำนึงถึงความสะดวก ความยอมรับได้จากผู้ใช้ และอัตราความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดเป็นสำคัญ

บรรณานุกรม

Bauer, J., and Mazurkiewicz, J. 2005. "Neural Network and Optical Correlators for Infrared Imaging Based Face Recognition." In **Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'05),** pp. 234-238. Wroclaw: IEEE Computer Society.

Delac, K., and Grgic, M. 2004. "A Survey of Biometric Recognition Methods." In **Proceedings of the 46th International Symposium on Electronics in Marine,** pp. 184-193. Zadar: IEEE.

Derakhshani, R., and Ross, A. 2007. "A Texture Based-Neural Network Classifier for Biometric Identification Using Ocular Surface Vasculature." In **Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2007),** pp. 2982-2987. Orlando: International Neural Network Society.

Faundez-Zanuy, M., et al. 2007. "Authentication of Individuals Using Hand Geometry Biometrics: A Neural Network Approach." **Neural Processing Letters** 26: 201-216.

Jain, A.K., Ross, A., and Prabhakar, S. 2004. "An Introduction to Biometric Recognition." **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology** 14, 1: 4-19.

Karri, V., and Frost, F. 2000. "Need for Optimisation Techniques to Select Neural Network Algorithms for Process Modelling of Reduction Cell." In **Proceedings of the 6th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI 2000),** pp. 480-489. Melbourne: Springer Berlin Heidelberg.

Keller, P. 1999. "Overview of Electronic Nose Algorithms." In **Proceedings of the International Joint Conference of Neural Networks (IJCNN'99),** pp. 309-312. Washington, DC: International Neural Network Society.

Korotkaya, Z. 2003. "Biometric Person Authentication: Odor." In **Technical Report,** pp. 1-18. Lappeenranta: Lappeenranta University of Technology.

Melin, P., et al. 2006. "Voice Recognition with Neural Networks, Type-2 Fuzzy Logic and Genetic Algorithms." **Journal of Engineering Letters** 13, 2: 108-116.

Ong, M.G.K., Connie, T., and Jin, A.T.B. 2008. "Touch-Less Palm Print Biometric System." In **Proceedings of the International Conference on Computer**

Vision Theory and Applications (VISAPP 2008), pp. 423-430. Funchal, Madeira: Springer-Verlag.

Saeed, K. 2006. "A Note on Biometrics and Voice Print: Voice-Signal Feature Selection and Extraction – A Burg-Teplitz Approach." In **Proceedings of the 10th IEEE Workshop on Signal Processing (SP'2006),** pp. 7-12. Pozna: IEEE.

Sarhan, A.M. 2009. "Iris Recognition Using Discrete Cosine Transform and Artificial Neural Networks." **Journal of Computer Science** 5, 5: 369-373.

Shahin, M., Badawi, A., and Kamel, M. 2007. "Biometric Authentication Using Fast Correlation of Near Infrared Hand Vein Patterns." **International Journal of Biological and Medical Sciences** 2, 3: 141-148.

Suphakant Phimoltares, Chidchanok Lursinsap, and Kosin Chamnongthai. 2007. "Face Detection and Facial Feature Localization without Considering the Appearance of Image Context." **Image and Vision Computing** 25, 5: 741-753.

Victor, B., Bowyer, K., and Sarkar, S. 2002. "An Evaluation of Face and Ear Biometrics." In **Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition,** pp. 429-432. Quebec: IEEE Computer Society.

Woodward, J.D., et al. 2003. **Biometrics: A Look at Facial Recognition.** Santa Monica: RAND.

Yu, P., and Xu, D. 2008. "Palmprint Recognition Based on Modified DCT Features and RBF Neural Network." In **Proceedings of the Seventh International Conference on Machine Learning and Cybernetics,** pp. 2982-2986. Kunming: IEEE.

Suphakant Phimoltares received his B.Eng. (Electrical Engineering) from Thammasat University in 1998 and a Ph.D. (Computer Science) from Chulalongkorn University in 2006. He is a full-time lecturer at the Department of Mathematics, Faculty of Science, Chulalongkorn University. His research interests focus on machine learning, computer vision, and computer security.