

เทคนิคการปรับปรุงวิธีการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ

ภัทริยา ฐานิสโร

นักศึกษาปริญญาโท

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

ดร.ธนาชาติ นุ่มนนท์

อาจารย์

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

บทคัดย่อ

บทความนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบเทคนิคที่ใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติในขั้นตอนต่างๆ โดยทำการศึกษาเทคนิคในสองขั้นตอนคือ ขั้นตอนในส่วนการปรับปรุงภาพเบื้องต้นและขั้นตอนการแยกคุณลักษณะ ซึ่งในส่วนของการปรับปรุงภาพเบื้องต้นได้ทำการทดสอบผลการจำแนกลายนิ้วมือโดยใช้วิธีการทำภาพขาวดำสองระดับ โดยการหาตำแหน่งจุดแยกย่อยและวิธีการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือ ในส่วนการแยกคุณลักษณะจะใช้วิธีหาสมมติฐานซึ่งเป็นวิธีการแยกคุณลักษณะวิธีใหม่เปรียบเทียบกับวิธีการแยกคุณลักษณะแบบเข้ารหัสทิศทางซึ่งเป็นวิธีเดิมที่นิยมใช้ และทดสอบผลการรู้จำโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับโดยให้สัญญาณรบกวนมีการกระจายแบบเกาส์ ที่ระดับสัญญาณภาพต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 16.87, 8.46 5.71 4.32 และ 3.51 ซึ่งได้นำไปทดสอบกับข้อมูลจากฐานข้อมูล NIST ชุดที่ 4 จำนวน 25 ลายนิ้วมือ 2 ชุด ซึ่งผลการทดสอบวิธีการแยกคุณลักษณะแบบหาสมมติฐานจะให้ผลการรู้จำโดยการจำแนกลายนิ้วมือวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับดีกว่าวิธีการแยกคุณลักษณะแบบเข้ารหัสทิศทางมากกว่า 30% และวิธีการปรับปรุงภาพโดยการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือจะให้ผลการรู้จำเพิ่มขึ้นเฉลี่ย 4%

Improved techniques for an automatic fingerprint identification

Patriya Thanisro

Mater Student

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering Khon Kaen University

Thanachat Numnonda

Lecturer

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering Khon Kaen University

Abstract

This paper compares the technique for increasing the efficiency of an automatic fingerprint identification system. The techniques considered in this paper are classified into two main processes; the preprocessing and the feature extraction processes. In the preprocesses, two techniques (binarized image by local thresholding and seperated between background and foreground by variance) are considered. In the feature extraction process, the orientation field method is compared with directional image which is a traditional method. The recognition process used in this study is based on the backpropagation neural network. The experimental study was conducted in order to evaluate the efficiency of the methods. The identification was tested on the image data from the NIST database 4. Gaussian noise was added to the test images so that the signal to noise ratio of the test images are 16.87, 8.46, 5.71, 4.32 and 3.51. The results showed that the orientation field method improved the efficiency by more than 30% as compare with the directional method. In addition, the seperation between background and foreground increases the efficiency around 4% as compare with binarization image by local thresholding.

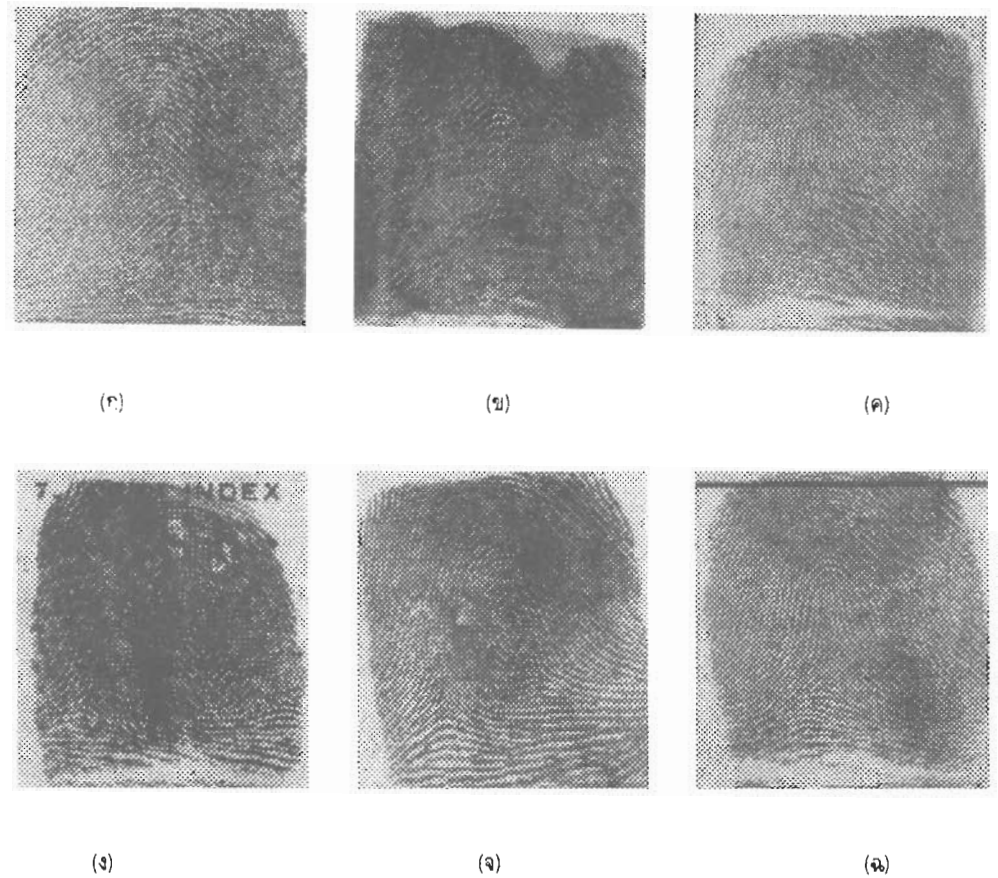
บทนำ

การใช้ภาพพิมพ์ลายนิ้วมือเพื่อจำแนกคนแต่ละคนเริ่มมีมานานแล้ว ทั้งนี้เนื่องจากเป็นวิธีที่เชื่อถือได้และสะดวกมากกว่าการจำแนกโดยใช้ลายเซ็น ใบหน้า หรือเสียงพูด ซึ่งเป็นที่ทราบดีว่าโอกาสที่ลายนิ้วมือของคนสองคนจะเหมือนกันมีโอกาสน้อยถึงหนึ่งในล้าน และจากคุณลักษณะเด่นชัดนี้ทำให้มีการนำความก้าวหน้าของวิทยาการทางคอมพิวเตอร์มาประยุกต์ใช้ในงานระบบการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ (automatic fingerprint identification system, AFIS) ซึ่งระบบการจัดการของคอมพิวเตอร์ทำให้ระบบการพิสูจน์ลายนิ้วมือเป็นไปด้วยความรวดเร็วขึ้น จึงมีการนำหลักการจำแนกลายนิ้วมือมาประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ มากขึ้น เช่น งานด้านการปราบปรามอาชญากรรม ระบบรักษาความปลอดภัยทางการเงิน การควบคุมการเข้าออกของพนักงาน และระบบการขอใบอนุญาตต่างๆ เป็นต้น

ระบบการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติสามารถจำแนกออกเป็น 3 ประเภทใหญ่ๆ ได้แก่ การแบ่งกลุ่มภาพลายนิ้วมือ (fingerprint classification) การพิสูจน์ลายนิ้วมือ (fingerprint verification) และการจำแนกลายนิ้วมือ (fingerprint identification)

การแบ่งกลุ่มภาพลายนิ้วมือเป็นการแยกกลุ่มลายนิ้วมือจากลักษณะที่ปรากฏออกเป็นกลุ่มๆ เพื่อลดเวลาในการจับคู่ภาพลายนิ้วมือจากฐานข้อมูลซึ่งแบ่งเป็นประเภทใหญ่ๆ 6 ประเภทได้แก่ แบบโค้ง (arch) โค้งแบบเตนท์ (tented arch) ลูปขวา (right loop) ลูปซ้าย (left loop) ก้นหอย (whorl) และ ลูปคู่ (twin loop) ดังแสดงในรูปที่ 1 ส่วนการพิสูจน์ลายนิ้วมือคือการหาข้อสรุปว่าลายนิ้วมือทั้งสองเป็นลายนิ้วมือเดียวกันหรือไม่ โดยอาศัยข้อสมมุติฐานที่ว่าลายนิ้วมือของคนๆ เดียวกันจะมีโครงสร้างของเส้นสามารถจับคู่กันได้ การจำแนกลายนิ้วมือเป็นการจับคู่ลายนิ้วมือที่ต้องการหาคำตอบเข้ากับลายนิ้วมือจากฐานข้อมูลว่ามีหรือไม่

ปัญหาหลักของการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติคือ คุณภาพของภาพลายนิ้วมือที่ได้รับไม่อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน อาทิเช่น ภาพไม่ชัดเจนและขนาดภาพเล็กกว่าที่ควร (ดูรูปที่ 2(ก) ประกอบ) ภาพไม่สามารถมองเห็นลายเส้น (ridge) ลายนิ้วมือ (ดูรูปที่ 2(ข) ประกอบ) และมีภาพลายนิ้วมืออื่นปนเข้ามาในรูป (ดูรูปที่ 2(ค) ประกอบ) อีกทั้งปัญหาของลายเส้นมีขนาด จึงทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่ค่อยถูกต้องนัก แต่เมื่อเร็วๆ นี้ได้มีนักวิจัยหลายท่านได้นำเสนอแนวทางการรู้จำลายนิ้วมือโดยขบวนการใหม่ๆ เช่น การใช้วิธีหาสนามทิศทาง (orientation field) [1,2] ในการแยกคุณลักษณะและการนำวิธีการรู้จำแบบโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (artificial neural network by backpropagation) [3,4] มาใช้ ซึ่งวิธีเหล่านี้ทำให้การจำแนกลายนิ้วมือมีความรวดเร็วและมีความถูกต้องมากขึ้น



รูปที่ 1 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มลายนิ้วมือ (ก) โค้ง (ข) ลูปซ้าย (ค) ลูปขวา (ง) ก้นหอย
(จ) ก้นหอยในอีกลักษณะ และ (ฉ) โค้งแบบเด่น

บทความนี้จะนำเสนอแนวทางการรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ โดยใช้วิธีการแยกคุณลักษณะแบบการหาสนามทิศทาง เพื่อใช้ในการจำแนกลายนิ้วมือซึ่งจะทำการทดสอบเปรียบเทียบกับวิธีการแยกคุณลักษณะแบบเข้ารหัสทิศทาง (directional image) เนื้อหาในบทความแบ่งออกเป็น 5 ส่วนโดยในส่วนที่ 2 จะเป็นการอธิบายขอบเขตการต่างๆ ในการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ ส่วนที่ 3 เป็นการอธิบายการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ และการนำโครงข่ายไปใช้งาน ส่วนที่ 4 จะกล่าวถึงการแสดงผลการทดสอบ และส่วนที่ 5 เป็นบทสรุป

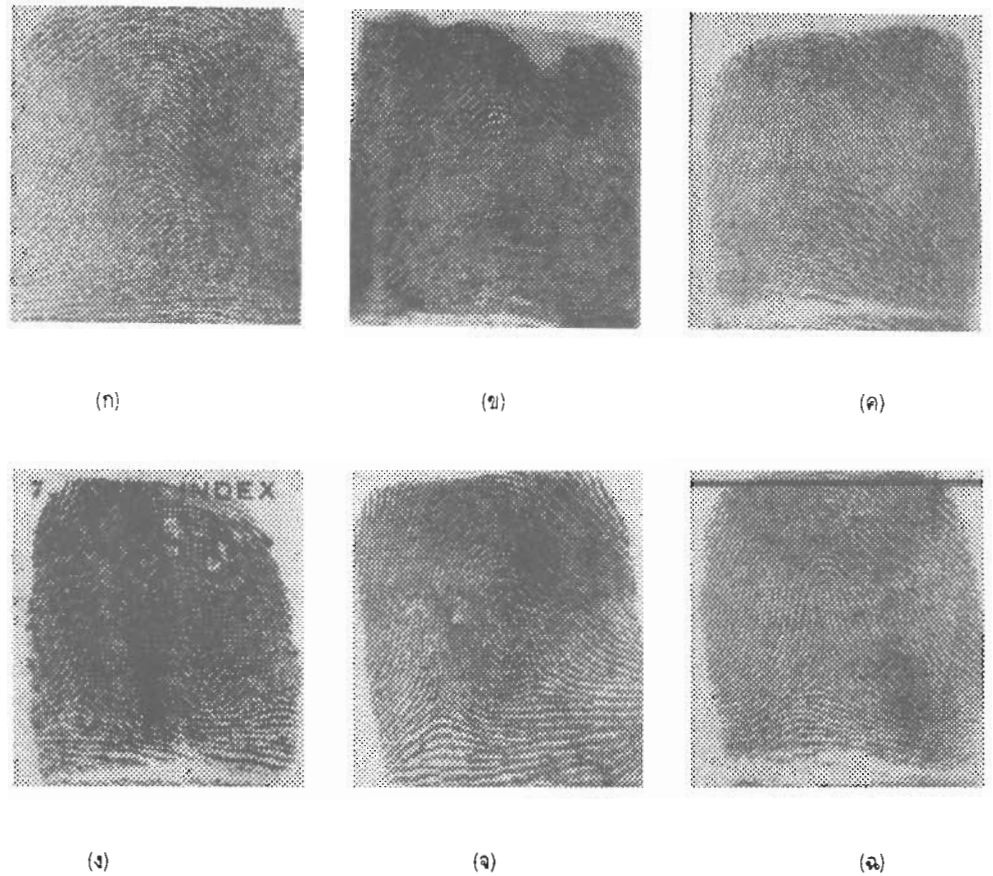
บทนำ

การใช้ภาพพิมพ์ลายนิ้วมือเพื่อจำแนกคนแต่ละคนเริ่มมีมานานแล้ว ทั้งนี้เนื่องจากเป็นวิธีที่เชื่อถือได้และสะดวกมากกว่าการจำแนกโดยใช้ลายเซ็น ใบหน้า หรือเสียงพูด ซึ่งเป็นที่ทราบดีว่าโอกาสที่ลายนิ้วมือของคนสองคนจะเหมือนกันมีโอกาสน้อยถึงหนึ่งในล้าน และจากคุณลักษณะเด่นชัดนี้ทำให้มีการนำความก้าวหน้าของวิทยาการทางคอมพิวเตอร์มาประยุกต์ใช้ในงานระบบการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ (automatic fingerprint identification system, AFIS) ซึ่งระบบการจัดการของคอมพิวเตอร์ทำให้ระบบการพิสูจน์ลายนิ้วมือเป็นไปด้วยความรวดเร็วขึ้น จึงมีการนำหลักการจำแนกลายนิ้วมือมาประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ มากขึ้น เช่น งานด้านการปราบปรามอาชญากรรม ระบบรักษาความปลอดภัยทางการเงิน การควบคุมการเข้าออกของพนักงาน และระบบการขอใบอนุญาตต่างๆ เป็นต้น

ระบบการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติสามารถจำแนกออกเป็น 3 ประเภทใหญ่ๆ ได้แก่ การแบ่งกลุ่มภาพลายนิ้วมือ (fingerprint classification) การพิสูจน์ลายนิ้วมือ (fingerprint verification) และการจำแนกลายนิ้วมือ (fingerprint identification)

การแบ่งกลุ่มภาพลายนิ้วมือเป็นการแยกกลุ่มลายนิ้วมือจากลักษณะที่ปรากฏออกเป็นกลุ่มๆ เพื่อลดเวลาในการจับคู่ภาพลายนิ้วมือจากฐานข้อมูลซึ่งแบ่งเป็นประเภทใหญ่ๆ 6 ประเภท ได้แก่ แบบโค้ง (arch) โค้งแบบเตนท์ (tented arch) ลูปขวา (right loop) ลูปซ้าย (left loop) ก้นหอย (whorl) และ ลูปคู่ (twin loop) ดังแสดงในรูปที่ 1 ส่วนการพิสูจน์ลายนิ้วมือคือการหาข้อสรุปว่าลายนิ้วมือทั้งสองเป็นลายนิ้วมือเดียวกันหรือไม่ โดยอาศัยข้อสมมุติฐานที่ว่าลายนิ้วมือของคนๆ เดียวกันจะมีโครงสร้างของเส้นสามารถจับคู่กันได้ การจำแนกลายนิ้วมือเป็นการจับคู่ลายนิ้วมือที่ต้องการหาคำตอบเข้ากับลายนิ้วมือจากฐานข้อมูลว่ามีหรือไม่

ปัญหาหลักของการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติคือ คุณภาพของภาพลายนิ้วมือที่ได้รับไม่อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน อาทิเช่น ภาพไม่ชัดเจนและขนาดภาพเล็กกว่าที่ควร [ดูรูปที่ 2(ก) ประกอบ] ภาพไม่สามารถมองเห็นลายเส้น (ridge) ลายนิ้วมือ [ดูรูปที่ 2(ข) ประกอบ] และมีภาพลายนิ้วมืออื่นปะปนเข้ามาในรูป [ดูรูปที่ 2(ค) ประกอบ] อีกทั้งปัญหาของลายเส้นผิดขนาด จึงทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่ค่อยถูกต้องนัก แต่เมื่อเร็วๆ นี้ได้มีนักวิจัยหลายท่านได้นำเสนอแนวทางการรู้จำลายนิ้วมือโดยขบวนการใหม่ๆ เช่น การใช้วิธีหาสนามทิศทาง (orientation field) [1,2] ในการแยกคุณลักษณะและการนำวิธีการรู้จำแบบโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (artificial neural network by backpropagation) [3,4] มาใช้ ซึ่งวิธีเหล่านี้ทำให้การจำแนกลายนิ้วมือมีความรวดเร็วและมีความถูกต้องมากขึ้น



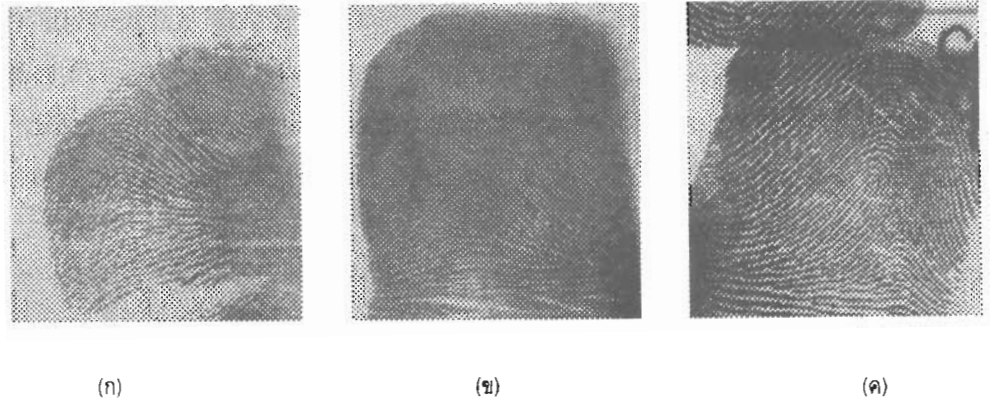
รูปที่ 1 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มลายนิ้วมือ (ก) โค้ง (ข) ลูปซ้าย (ค) ลูปขวา (ง) ก้นหอย
(จ) ก้นหอยในอีกลักษณะ และ (ฉ) โค้งแบบเด่น

บทความนี้จะนำเสนอแนวทางการรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ โดยใช้วิธีการแยกคุณลักษณะแบบการหาสนามทิศทาง เพื่อใช้ในการจำแนกลายนิ้วมือซึ่งจะทำการทดสอบเปรียบเทียบกับวิธีการแยกคุณลักษณะแบบเข้ารหัสทิศทาง (directional image) เนื้อหาในบทความแบ่งออกเป็น 5 ส่วนโดยในส่วนที่ 2 จะเป็นการอธิบายขอบเขตการต่างๆ ในการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ ส่วนที่ 3 เป็นการอธิบายการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ และการนำโครงข่ายไปใช้งาน ส่วนที่ 4 จะกล่าวถึงการแสดงผลการทดสอบ และส่วนที่ 5 เป็นบทสรุป

ขบวนการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ

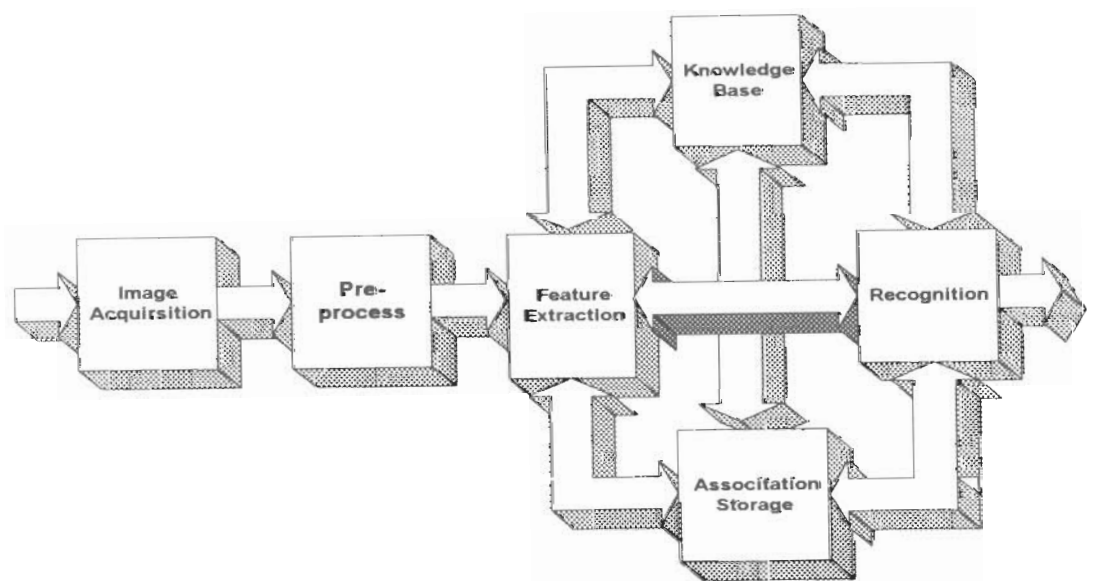
ขบวนการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติประกอบด้วยขั้นตอนหลัก 4 ขั้นตอนคือ

- 1) ขั้นตอนในการรับภาพ (image acquisition)
- 2) ขั้นตอนการปรับปรุงภาพเบื้องต้น (preprocessing)
- 3) ขั้นตอนการแยกคุณลักษณะ (feature extraction)
- 4) ขั้นตอนการรู้จำ (recognition)



รูปที่ 2 ภาพที่ได้เข้ามาไม่อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน (ก) ภาพไม่ชัดเจนและมีขนาดเล็ก

(ข) ภาพไม่สามารถมองเห็นลายเส้นนิ้วมือ และ (ค) ภาพที่มีลายนิ้วมืออื่นเข้ามาปน



รูปที่ 3 ขบวนการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติ

ขั้นตอนในการรับภาพ

ในระบบการจำแนกลายนิ้วมืออัตโนมัติภาพลายนิ้วมือจะต้องอยู่ในรูปภาพดิจิทัล ซึ่งทำได้โดยการถ่ายรูปผ่านกล้องวิดีโอซึ่งจะจับภาพลายนิ้วมือที่เป็นสัญญาณอนาล็อกแปลงเป็นสัญญาณดิจิทัลโดยตัวจับภาพ (framgrabber) ซึ่งมาตรฐานโดยทั่วไปที่นิยมใช้จะมีจำนวนจุดภาพ (pixel) ขนาด 512×512 จุดภาพ และแต่ละจุดภาพจะมีระดับความเข้ม 256 ระดับเทา (gray scale)

การรับข้อมูลภาพลายนิ้วมือก่อนที่จะถ่ายรูปผ่านกล้องวิดีโอสามารถแบ่งได้เป็นสองวิธี วิธีแรกเป็นการใช้กระดาษและหมึกพิมพ์ (ink-and-paper) ซึ่งเป็นที่นิยมใช้กันอย่างมาก โดยการหมุนมือไปบนแท่นหมึกแล้วนำไปกดทับกับกระดาษ เพื่อทำการแปลงข้อมูลจากภาพ 3 มิติ เป็นภาพ 2 มิติ ต่อจากนั้นจึงใช้กล้องวิดีโอถ่ายภาพและตัวจับภาพทำการแปลงภาพเป็นภาพดิจิทัล แต่วิธีนี้ก็มีข้อเสียเนื่องจากหมึกอาจจะเลอะเปื้อนภาพได้ ส่วนวิธีที่สองเป็นการอ่านด้วยแสง (optical) โดยการใช้ปริซึมและลำแสง ซึ่งแปลงข้อมูล 3 มิติ เป็น 2 มิติ โดยอาศัยหลักการหักเหของลำแสงผ่านซึ่งจะให้ประสิทธิภาพได้ดีกว่าแบบแรก

ขั้นตอนการปรับปรุงภาพเบื้องต้น

เป็นขั้นตอนการปรับปรุงภาพที่ได้รับเข้ามาให้มีคุณภาพดีขึ้น ทั้งนี้เนื่องจากคุณภาพของภาพที่ได้รับเข้ามาอาจจะมีสัญญาณรบกวนหรือภาพบางส่วนอาจขาดความคมชัด ดังนั้น จึงต้องมีการปรับปรุงภาพก่อนที่จะนำไปผ่านขั้นตอนการแยกคุณลักษณะ ตัวอย่างการปรับปรุงภาพเบื้องต้นได้แก่ การลดสัญญาณรบกวน การหาตำแหน่งจุดแยกของภาพระดับเทา (thresholding) และการหาขอบภาพ เป็นต้น

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะนำเสนอวิธีการปรับปรุงภาพสองวิธีคือวิธีการทำภาพสองระดับโดยทศรหาดำแหน่งจุดแยกระดับเทา [5,6] และวิธีการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือโดยหาค่าการกระจาย [7]

วิธีการทำภาพสองระดับโดยการหาตำแหน่งจุดแยกระดับเทา

วิธีนี้อาศัยเทคนิคการหาตำแหน่งจุดแยกจากฮิสโตแกรมโดยกำหนดให้

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{for } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{for } f(x, y) < T \end{cases} \quad (1)$$

โดยที่ $f(x, y)$ คือ ภาพที่นำมาหาค่าตำแหน่งจุดแยกของภาพระดับเทา และ T คือ ค่าตำแหน่งจุดแยก

จากนั้นทำการแบ่งภาพให้เป็นบล็อกย่อยๆ ขนาด บล็อก แล้วทำการหาค่าตำแหน่งจุดแยกของภาพระดับเทา $g_r(x, y)$ ในแต่ละบล็อกย่อยๆ จาก

$$g_r(x, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(x-8+i, y-8+j) \quad (2)$$

เมื่อ $N=16$ จากสมการที่ (2) เป็นการหาค่าเฉลี่ยของความเข้มแสงในแต่ละบล็อกโดยกำหนดให้ที่ตำแหน่งจุดภาพใดๆ มีค่าความเข้มแสงมากกว่า $g_r(x, y)$ ให้ตำแหน่งจุดภาพนั้นเป็นสีขาว และถ้าจุดภาพนั้นมีค่าความเข้มแสงน้อยกว่า $g_r(x, y)$ แล้วกำหนดให้ตำแหน่งจุดภาพนั้นเป็นสีดำ ดังนั้น ภาพที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงภาพจะเป็นภาพขาวดำสองระดับ

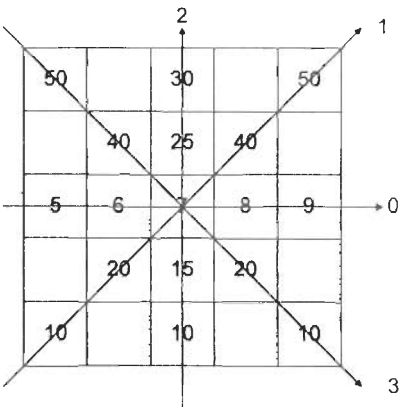
วิธีการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือโดยการหาค่าการกระจาย

ในการแยกส่วนพื้นหลังกับลายนิ้วมือจะตัดสินจากลักษณะของฮิสโตแกรม โดยกำหนดให้หาฮิสโตแกรมในบล็อกย่อยๆ ขนาด 16×16 ซึ่งจะมีเงื่อนไขในการตัดสินใจดังนี้

- ก) ถ้าค่าสูงสุดในการกระจายเกินกว่าค่าการกระจายที่กำหนด (variance limit) หรือเขียนแทนด้วย $VarLmt$ แล้วบริเวณนั้นจะเป็นส่วนลายนิ้วมือ
- ข) ถ้าค่าความแตกต่างระหว่างค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดในฮิสโตแกรมน้อยกว่าค่าที่กำหนดกำหนดให้บริเวณนั้นเป็นส่วนพื้นหลัง
- ค) ถ้าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของฮิสโตแกรมทิศทางยกกำลังสอง ซึ่งคำนวณได้จากผลรวมของค่าระดับเทาที่จุดนั้นยกกำลังสองมากกว่าค่าการกระจายที่กำหนด แล้วกำหนดให้ส่วนนั้นเป็นบริเวณเส้นลายนิ้วมือ

ขั้นตอนการแยกคุณลักษณะ

การแยกคุณลักษณะเป็นกระบวนการเพื่อลดขนาดของข้อมูลโดยการดึงเอาลักษณะที่โดดเด่นของสัญญาณเข้าออกมา ทั้งนี้ถึงแม้จะมีการลดขนาดข้อมูลแต่ยังคงคุณลักษณะหลักๆ ของข้อมูลเอาไว้ การแยกคุณลักษณะที่นิยมใช้กับการรู้จำลายนิ้วมือมี 2 วิธี คือ วิธีเข้ารหัสทิศทาง [3] และวิธีหาสนาม [1,2] ทิศทาง



รูปที่ 4 ตัวอย่างการเข้ารหัสทิศทางภาพลายนิ้วมือขนาด 5x5

1. วิธีเข้ารหัสทิศทาง

วิธีนี้จะทำการแบ่งภาพเป็นบล็อกย่อยๆและจะทำการหาทิศทางหลัก (dominant direction) ในบล็อกย่อยนั้น ซึ่งสามารถคำนวณจากความเข้มของแสงจากระดับเทาของภาพโดยขั้นแรกกำหนดทิศทางย่อยๆ ของบล็อกนั้นเช่น ทิศทางที่ 0 45 90 และ 135 องศา

แล้วหาค่าเฉลี่ยของความเข้มแสงในแต่ละทิศทาง ต่อจากนั้นทำการคำนวณหาผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของผลต่างระหว่างค่าเฉลี่ยและความเข้มที่แต่ละจุดภาพในทิศทางย่อยๆ ซึ่งทิศทางหลักของบล็อกนั้นๆ คือ ทิศทางย่อยที่ให้ค่าผลรวมที่มีค่าต่ำสุด

รูปที่ 4 เป็นตัวอย่างการการคำนวณหาทิศทางหลักของบล็อกย่อยขนาด 5 × 5 จุดภาพ โดยกำหนดให้ใช้ทิศทางในการคำนวณ 4 ทิศทาง ทิศทางที่ 0 จะมีค่าความเข้มของแสง เป็น 5 6 7 8 9 ซึ่งหาเฉลี่ยในทิศทางนี้เท่ากับ 7 และหาค่าสัมบูรณ์ของความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยกับค่าความเข้มในทิศทางย่อยจาก $\sum_{i=0}^5 |x_i - \bar{x}|$ จะได้ผลรวมของค่าสัมบูรณ์เท่ากับ 6 และในทำนองเดียวกันเราสามารถหาผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยกับค่าความเข้มในทิศทางย่อยที่ 1 2 และ 3 ได้เป็น 78.4 40.1 และ 12.8 ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นว่าค่าผลในทิศทางที่ 0 จะมีค่าต่ำที่สุดและจะถูกเลือกให้เป็นทิศทางหลักของบล็อกย่อยนี้

2. วิธีการหาสนามทิศทาง

เป็นการมองภาพลายนิ้วมือจากทิศทางการไหลของลายเส้น (ridge flow) และคำนวณหาทิศทางที่เด่นที่สุดในบล็อกย่อยๆ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- 1) หาค่าเกรเดียนต์ (gradient) ของบล็อกโดยใช้ sobel mask ขนาด 3×3 โดยการทำการคอนโวลูชัน (convolution) กับภาพ ซึ่งจะได้ขนาดภาพเกรเดียนต์ $G_x(i, j)$ และ $G_y(i, j)$ ในทิศทาง x และ y ตามลำดับ
- 2) แบ่งภาพเป็นบล็อกย่อยๆ ขนาด $N \times N$ แล้วหาทิศทางที่เด่นที่สุดในแต่ละบล็อกโดยใช้สมการ

$$\theta_d = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N 2G_x(i, j)G_y(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [G_x(i, j)^2 - G_y(i, j)^2]} \right) \quad (3)$$

เมื่อ $G_x(i, j)$ และ $G_y(i, j)$ มีค่าไม่เท่ากับ 0 แต่ถ้า $G_x(i, j)$ หรือ $G_y(i, j)$ เป็นศูนย์ ทิศทางที่ได้อาจเป็น 0 หรือ 90 องศาแล้วแต่กรณี

ขั้นตอนการรู้จำ

ขั้นตอนนี้เป็น การนำคุณลักษณะของภาพที่ได้ไปทำการรู้จำ เพื่อทำการจำแนกลายนิ้วมือซึ่งวิธีการรู้จำมีหลายวิธี เช่น [3,8] วิธี correlation วิธี nearest neighbour วิธี syntactic และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น โครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้ อาทิเช่น วิธี hopfield nets, วิธี neocognitron และ วิธี Boltzmann machine แต่ในการทดสอบการรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) จะใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการนำภาพที่ได้จากขบวนการแยกลักษณะมาใช้ในการสอนโครงข่ายให้มีการจดจำรูปแบบไว้ ซึ่งโครงข่ายจะเก็บคุณลักษณะของข้อมูลในแต่ละแบบไว้ในรูปของน้ำหนัก ต่อจากนั้นจะทดสอบการรู้จำโดยนำภาพลายนิ้วมือแบบต่างๆ เข้าไปเพื่อทดสอบการรู้จำของโครงข่าย ซึ่งจะให้คำตอบแสดงว่าลายนิ้วมือนั้นๆ เป็นใคร

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

วิธีการรู้จำที่นิยมใช้กันแพร่หลายคือการนำเอาวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) มาประยุกต์ใช้ ซึ่งเป็นการจำลองระบบการทำงานของคอมพิวเตอร์ให้มีลักษณะคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์โดยอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ซึ่งเริ่มต้นมีการพัฒนาขึ้นในช่วงปี 1940s ต่อจากนั้นก็ได้รับการพัฒนาต่อมาเรื่อยๆ เนื่องจากสามารถแก้ปัญหาค้นคว้าได้ครอบคลุมกว่าการแก้

ปัญหาแบบเดิมๆ ซึ่งอาศัยหลักตรรกศาสตร์และได้มีการนำไปประยุกต์ใช้งานต่างๆ อย่างแพร่หลาย ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมจะตั้งอยู่บนข้อสมมติฐานดังนี้ [8]

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย หน่วยการทำงานย่อยๆ จำนวนมากที่เรียกว่า นิวรอน หน่วย (unit) เซลล์ (cell) หรือ โหนด (node) ซึ่งแต่ละนิวรอนจะเชื่อมต่อกับนิวรอนตัวอื่นๆ ผ่านเส้นทางเชื่อมต่อที่มีค่าน้ำหนักซึ่งจะแทนข้อมูลชุดหนึ่ง และที่แต่ละนิวรอนจะมีสภาวะภายในที่เรียกว่า ค่าแอคติเวชัน (activation level) ซึ่งจะเกิดการทำงานเมื่อมีการจ่ายสัญญาณเข้ามา ส่งสัญญาณออกได้ครั้งละหนึ่งสัญญาณที่เวลาหนึ่งๆ แต่จะกระจายไปยังนิวรอนอื่นๆ โดยที่ตัวนิวรอนจะส่งสัญญาณนั้นผ่านขบวนการทำงานไปยังนิวรอนตัวอื่นๆ โดยที่แต่ละนิวรอนสามารถ

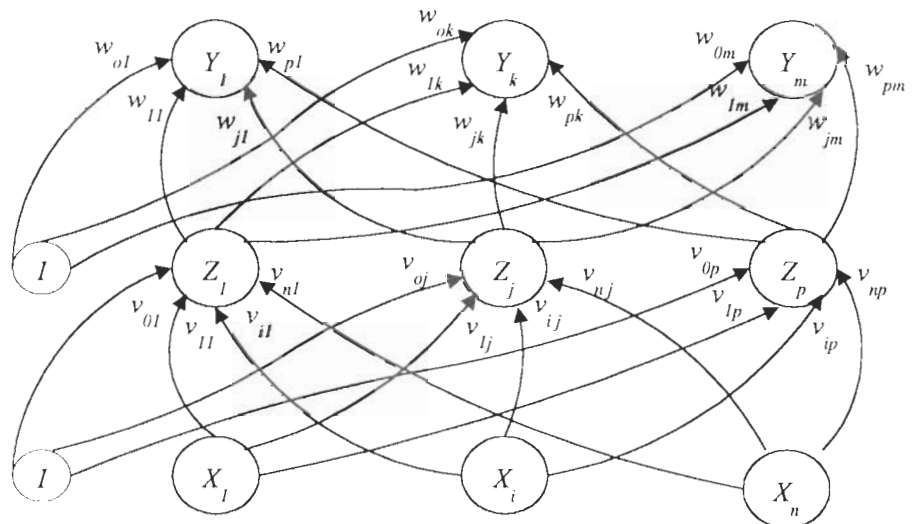
โครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่ 2 แบบใหญ่ๆ คือ แบบแพร่กลับชั้นเดียว (single-layer net) และแบบแพร่กลับหลายชั้น (multi-layer net) ซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวมีข้อจำกัดค่อนข้างมากทำให้โครงข่ายแบบหลายชั้นนิยมใช้มากกว่า โครงข่ายแบบหลายชั้นเป็นโครงข่ายที่มีชั้นเพิ่มขึ้นที่เรียกว่า ชั้นซ่อน (hidden layer) ซึ่งอยู่ระหว่างชั้นสัญญาณเข้า (input layer) และชั้นสัญญาณออก (output layer) จำนวนชั้นซ่อนอาจมีหลายชั้นหรือเพียงชั้นเดียวก็ได้ แต่ชั้นซ่อนเพียงหนึ่งชั้นก็เพียงพอที่จะแก้ปัญหาได้มากมายมีเพียงปัญหาจำนวนไม่มากนักที่ต้องการชั้นซ่อนมากกว่าหนึ่งชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับเป็นการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยอาศัยการคำนวณหาค่าต่ำสุดของผลรวมของค่าความผิดพลาดของสัญญาณออกยกกำลังสอง โดยในการที่จะทำให้ระบบมีความสามารถในการรู้จำจำเป็นต้องมี การสอน (train) โครงข่ายให้มีความสามารถในการจดจำข้อมูลที่ทำการป้อนให้ก่อนในครั้งแรกโดยการเก็บค่าน้ำหนักที่ได้เอาไว้หลังจากนั้นจึงนำค่าน้ำหนักที่เก็บไว้ไปใช้ในการจำแนกข้อมูลต่อไป

การสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับประกอบด้วยการทำงาน 3 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า (feed forward) ขั้นตอนการคำนวณและการแทนค่ากลับของผลรวมของความผิดพลาดของสัญญาณออกและค่าเป้าหมาย และขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส (bias) หลังจากที่โครงข่ายผ่านขบวนการเรียนรู้แล้วการนำโครงข่ายไปใช้งานจะขึ้นอยู่กับขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้าเพียงขั้นตอนเดียว ทำให้โครงข่ายที่ผ่านการเรียนรู้หรือได้รับการสอนแล้วสามารถให้คำตอบได้เร็วมาก

โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีชั้นซ่อนหนึ่งชั้นประกอบด้วยชั้น 3 ชั้นคือ ชั้นสัญญาณเข้า ชั้นซ่อน และชั้นสัญญาณออก โดยกำหนดให้หน่วยที่ชั้นสัญญาณเข้าแทนด้วยสัญลักษณ์ X มีค่าของสัญญาณที่แต่ละหน่วยคือ $(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากขบวนการแยกคุณลักษณะซึ่งในที่นี้กำหนดให้มีจำนวนหน่วยในชั้นนี้เป็น 256 ($n = 256$) หน่วยที่ชั้นซ่อนแทนด้วยสัญลักษณ์ Z ซึ่งกำหนดให้มีขนาด 64 หน่วย ($p = 64$) หน่วยที่ชั้นสัญญาณออกแทนด้วยสัญลักษณ์ Y ขนาด 8 หน่วย ($m = 8$) ที่ตำแหน่งชั้นสัญญาณเข้าและชั้นซ่อนจะมีสัญญาณที่เรียกว่า ไบแอส ซึ่งไบแอสเหล่านี้ทำงานในลักษณะเดียวกับค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างหน่วยในชั้นต่างๆ แต่มีค่าของสัญญาณออกเป็นหนึ่งเสมอ ไบแอสที่จ่ายไปยังหน่วยซ่อน Z_j แทนด้วย v_{0j} (ดูรูปที่ 5) และไบแอสจากชั้นซ่อนจ่ายที่ไปยังชั้นสัญญาณออก Y_k แทนด้วยสัญลักษณ์ w_{0k}



รูปที่ 5 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นซึ่งเป็นแบบมีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น

ในระหว่างการคำนวณไปข้างหน้าแต่ละหน่วยสัญญาณเข้า (X_i) จะรับสัญญาณเข้าและกระจายสัญญาณนี้ไปยังแต่ละหน่วยซ่อน ($Z_1, \dots, Z_i, \dots, Z_p$) และที่แต่ละหน่วยซ่อนจะคำนวณค่าแอกติเวชันและส่งสัญญาณที่คำนวณได้ (Z_i) ไปยังที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก (Y_k) แต่ละหน่วยสัญญาณออกจะคำนวณค่าแอกติเวชัน (y_k) เพื่อหารูปแบบการตอบสนองของสัญญาณเข้า

ขั้นตอนต่อจากการคำนวณไปข้างหน้าจะเป็นการแทนค่ากลับของค่าความผิดพลาดที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างค่าแอกติเวชัน (y_k) ที่ขึ้นสัญญาณออกกับค่าเป้าหมาย (t_k) ซึ่งเป็นค่าของคำตอบที่ต้องการ ในที่นี้กำหนดค่าเป้าหมายให้เป็นค่าไบโโพลาร์ (bipolar) ซึ่งให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ซึ่งในการทดสอบเรากำหนดคำตอบโดยเลือกตามลำดับการอ่านข้อมูล ตัวอย่างเช่น ภาพที่ใช้ในการสอนโครงข่ายภาพแรกจะทำการแทนภาพนั้นด้วยค่า $1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1$ และภาพที่สองจะแทนด้วยค่า $1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1$ ซึ่งการกำหนดให้ขึ้นสัญญาณออกมีขนาด 8 หน่วยทำให้เราสามารถมีคำตอบได้สูงสุดถึง 2^8 ทำให้ได้ผลรวมของความผิดพลาดของแบบ (pattern) ที่คำนวณได้จากหน่วยนั้น ผลรวมของความผิดพลาดที่หน่วยสัญญาณออกแทนด้วย δ_k ($k = 1 \dots m$) ซึ่งใช้ในการคำนวณกลับไปหน่วยซ่อนที่อยู่กับชั้นซ่อน (Y_k) ทำให้มีผลต่อการเปลี่ยนค่าน้ำหนักระหว่างชั้นสัญญาณเข้ากับชั้นซ่อนด้วย ซึ่ง δ_j ($j = 1 \dots p$) คือ ผลรวมของค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จากหน่วยซ่อน และจะถูกใช้เป็นตัวเปลี่ยนค่าน้ำหนักระหว่างชั้นสัญญาณเข้ากับชั้นซ่อน หลังจากคำนวณในขั้นตอนนี้แล้วแล้วค่าน้ำหนักของชั้นทุกชั้นในแต่ละหน่วยจะถูกปรับทันที

ในขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสระหว่างชั้นสัญญาณออกกับชั้นซ่อน ค่าน้ำหนักระหว่างสองชั้นนี้ซึ่งแทนด้วย w_{jk} จะขึ้นอยู่กับค่า δ_k และค่า z_j ที่คำนวณได้จากฟังก์ชันแอกติเวชันของหน่วยซ่อน Z_j ส่วนค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นสัญญาณเข้าซึ่งแทนด้วย v_{ij} ก็จะมีการปรับค่าโดยขึ้นอยู่กับค่า δ_j ในทำนองเดียวกัน จากนั้นก็ทำการคำนวณไปข้างหน้าวนซ้ำเช่นนี้เรื่อยๆ จนกว่าค่าของสัญญาณออกที่ได้จะเข้าสู่ค่าเป้าหมาย สำหรับอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับสามารถสรุปได้ดังนี้

อัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ:

ขั้นที่ 0 กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น (โดยการสุ่มหรือใช้วิธี Nguyen-Widrow [8])

ขั้นที่ 1 ถ้าเงื่อนไขของการหยุดทดสอบเป็นเท็จให้ทำขั้นที่ 2-9

ขั้นที่ 2 สำหรับแต่ละแบบการเทรนให้ทำขั้นที่ 3-8

การคำนวณไปข้างหน้า

ขั้นที่ 3 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณเข้า (X_i , $i = 1 \dots n$) จะทำการรับสัญญาณจากสัญญาณเข้า (x_i) และกระจายสัญญาณนี้ไปยังหน่วยทั้งหมดในชั้นถัดไป (หน่วยซ่อน)

ขั้นที่ 4 ที่แต่ละหน่วยซ่อน (Z_j , $j = 1 \dots p$) จะรวมค่าน้ำหนักของสัญญาณเข้ากับสัญญาณเข้า : z_in_j ,

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (4)$$

และใช้ z_in_j ในการหาค่าแอกติเวชันเพื่อคำนวณสัญญาณออก : z_j ,

$$z_j = f(z_in_j) \quad (5)$$

โดยที่ $f(x)$ คือ ฟังก์ชันแอกติเวชัน ซึ่งฟังก์ชันที่เลือกใช้ในการทดลองคือ ฟังก์ชันไปโพลาลิกมอยด์ ที่ให้ค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ดังที่นิยามไว้ข้างล่าง

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-\sigma x)} - 1 \quad (6)$$

เมื่อ σ คือ ความชันของฟังก์ชันสามารถเลือกให้เป็นค่าใดๆ แต่ที่นิยมใช้มักเลือกให้ $\sigma = 1$

ขั้นที่ 5 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก (Y_k , $k = 1, \dots, m$) หาผลรวมค่าน้ำหนักของสัญญาณเข้ากับสัญญาณเข้า: y_in_k ,

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^m z_j w_{jk} \quad (7)$$

และใช้ค่า y_in_k ที่คำนวณได้ในการหาค่าแอกติเวชัน เพื่อคำนวณสัญญาณออก : y_k ,

$$y_k = f(y_in_k) \quad (8)$$

การแทนค่ากลับของความผิดพลาด

ขั้นที่ 6 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก (Y_k , $k = 1, \dots, m$) อ่านค่าเป้าหมายที่สอดคล้องกับแบบสัญญาณเข้าที่ใช้ในการสอนแล้วคำนวณหาพจน์ของผิดพลาดของข้อมูล : δ_k

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \quad (9)$$

โดยที่ $f'(x)$ คือ อนุพันธ์ของฟังก์ชันไปโพลาลิกมอยด์ซึ่งมีค่าดังสมการ

$$f'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (10)$$

แล้วคำนวณค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง (weight correction term) ซึ่งจะใช้ในการปรับ w_{jk} ,

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k z_j \quad (11)$$

เมื่อ α คือ อัตราการเรียนรู้ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

ต่อจากนั้นทำการคำนวณค่าไบแอสที่ถูกต้อง (bias correction term) ซึ่งจะใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก w_{0k} ,

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (12)$$

และส่ง δ_k ไปยังหน่วยในชั้นล่าง

ขั้นที่ 7 ที่แต่ละหน่วยซ่อน ($Z_j, j = 1, \dots, p$) จะทำการรวมผลคูณของสัญญาณเข้าจากหน่วยในชั้นบนกับค่าน้ำหนักโดยแทนด้วย δ_{in_j}

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (13)$$

ซึ่งนำค่าที่ได้คูณด้วยค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันแอคติเวชันเพื่อคำนวณหาพจน์ของความผิดพลาดของข้อมูล : δ_j

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (14)$$

แล้วนำค่า δ_j ที่ได้ไปคูณกับค่าน้ำหนักใหม่และอัตราการเรียนรู้เพื่อหาการเปลี่ยนแปลงของน้ำหนัก ซึ่งจะใช้ในการปรับ v_{ij} ในขั้นตอนที่ 8

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (15)$$

และทำการคำนวณเพื่อหาการเปลี่ยนแปลงของค่าไบแอสใหม่ที่ถูกต้องซึ่งจะใช้ในการปรับ v_{0j} ในขั้นตอนที่ 8

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (16)$$

ปรับค่าน้ำหนักและไบแอส

ขั้นที่ 8 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก ($Y_k, k = 1, \dots, m$) จะทำการปรับค่าไบแอสและน้ำหนักใหม่ดังสมการข้างล่าง [หรือโดยใช้ วิธีโมเมนตัม (momentum)]

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \quad (17)$$

ที่แต่ละหน่วยซ่อน ($Z_j, j = 1, \dots, p$) ปรับค่าไบแอสและน้ำหนัก ($i = 0, \dots, n$)

$$v_{jk}(\text{new}) = v_{jk}(\text{old}) + \Delta v_{jk} \quad (18)$$

ขั้นที่ 9 ตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดทำงาน

ทำการคำนวณจนครบชุดที่ต้องการเรียกว่าเป็น **หนึ่งรอบ** ซึ่งจะทำการสอนโครงข่ายจนกว่าจะได้คำตอบเข้าสู่ค่าเป้าหมายที่ต้องการ ซึ่งจำเป็นต้องอาศัยหลายรอบการคำนวณ

หลังจากโครงข่ายผ่านขั้นตอนการสอนแล้วการจะนำโครงข่ายไปประยุกต์ใช้กับงานต่างๆ อาศัยเพียงอัลกอริธึมการคำนวณไปข้างหน้า โดยการอ่านค่าน้ำหนักที่เก็บไว้แล้วหาค่าฟังก์ชันแอกติเวชันที่ชั้นซ่อนแล้วส่งสัญญาณที่คำนวณได้ไปยังชั้นสัญญาณออกเพื่อคำนวณหาค่าแอกติเวชันเป็นขั้นตอนสุดท้าย โดยค่า y_k ที่คำนวณได้เป็นคำตอบที่ได้แล้วนำไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายว่าเป็นลายนิ้วมือของใคร

การทดลอง

ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาโปรแกรมการรู้จำโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ภาษาซี เพื่อใช้ในการจำแนกลายนิ้วมือ และทำการทดสอบจากฐานข้อมูลของ NIST ชุดที่ 4 กับภาพขนาด 256×256 จุดภาพ ซึ่งจะเลือกฟังก์ชันและค่าตัวแปรที่ใช้ต่างๆ ดังนี้

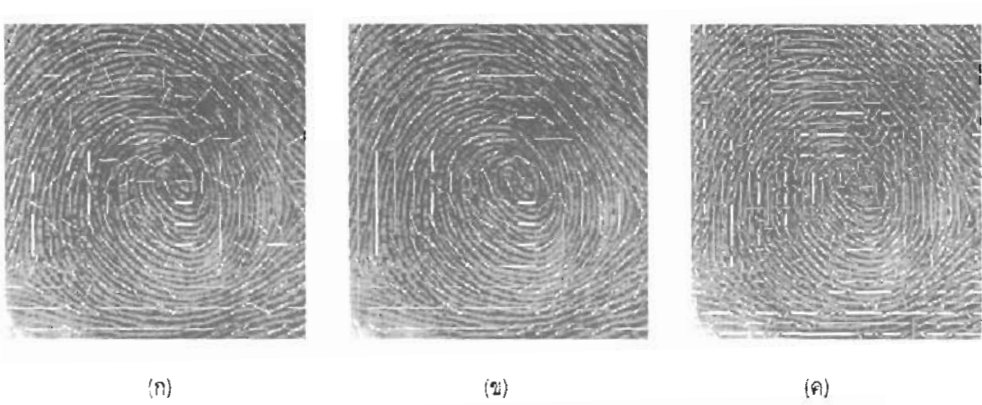
- 1) เลือกวิธีการหาค่าน้ำหนักและไบแอสเริ่มต้นโดยวิธี Nguyen-Widrow
- 2) ใช้ฟังก์ชันแอกติเวชันแบบไบโพลาริกมอยด์
- 3) ทำการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสโดยวิธีโมเมนตัม (momentum)
- 4) จำนวนหน่วยของชั้นสัญญาณเข้าขนาด 256 หน่วย
- 5) จำนวนหน่วยที่ชั้นซ่อนขนาด 64 หน่วย
- 6) จำนวนหน่วยของสัญญาณออกขนาด 8 หน่วย
- 7) ความชันของฟังก์ชันแอกติเวชันเท่ากับ 2.0
- 8) ค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.2
- 9) อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.02
- 10) ผลรวมของค่าความผิดพลาดที่จะเป็นเงื่อนไขในการหยุดการทดสอบเท่ากับ 0.05

การทดสอบเปรียบเทียบผลการแยกคุณลักษณะ

ในส่วนนี้จะทำการเปรียบเทียบผลการแยกคุณลักษณะ 2 วิธี คือวิธีการเข้ารหัสทิศทางและวิธีการหาสนามทิศทางโดยการแบ่งภาพเป็นบล็อกย่อยๆ ขนาด 16×16 จุดภาพ โดยกำหนดทิศทางย่อย

ในแต่ละบล็อก 8 ทิศทาง แล้วทำการแทนค่ามุมในทิศทางต่างๆด้วยจำนวนเต็มชุดหนึ่ง ในที่นี้เลือกใช้ค่า -4, แทนมุม -65.5 องศา -3 แทนมุม -45 องศา ตามลำดับจนถึงมุม -90/90 องศาซึ่งแทนด้วยค่า 3

รูปที่ 6ก และ 6ข แสดงการแยกคุณลักษณะโดยวิธีเข้ารหัสทิศทางภาพและวิธีหาสนามทิศทางตามลำดับ จะเห็นว่าวิธีหาสนามทิศทางจะให้ภาพทิศทางที่สอดคล้องกับภาพลายนิ้วมือมากกว่า เมื่อกำหนดให้บล็อกและทิศทางมีขนาดเท่าๆ กัน ในขณะที่วิธีการเข้ารหัสทิศทางต้องแบ่งบล็อกให้มีความละเอียดมากขึ้นจึงจะให้ทิศทางที่สอดคล้องกับภาพลายนิ้วมือ (รูปที่ 6ค)



รูปที่ 6 แสดงผลการแยกคุณลักษณะ (ก) เป็นการเข้ารหัสทิศทางภาพบล็อกย่อยขนาด 16x16
(ข) เป็นการหาสนามทิศทางภาพบล็อกย่อยขนาด 16x16 และ
(ค) เป็นการหาเข้ารหัสทิศทางภาพ บล็อกย่อยขนาด 8x8

ตารางที่ 1

เปรียบเทียบอัตราการรู้จำลายนิ้วมือที่ระดับสัญญาณรบกวนต่างๆ โดยการแยกคุณลักษณะ โดยการเข้ารหัสทิศทางและการหาสนามทิศทาง

SNR	Percent of Recognition							
	Directional Method				Orientation Method			
	Group I	Group II	Group I	Group II	Group I	Group II	Group I	Group II
16.87	80	64	72	56	98	86	92	80
8.46	48	32	40	40	90	72	80	72
5.71	28	28	28	20	76	60	68	52
4.32	20	16	12	16	68	52	60	48
3.51	8	12	8	12	56	48	56	40

การทดสอบการรู้จำเริ่มจากการนำภาพลายนิ้วมือชุดที่ 1 จำนวน 25 รูปและภาพชุดที่ 2 จำนวน 25 รูปที่ได้จากการแยกคุณลักษณะให้เป็นแบบสัญญาณเข้าที่ใช้ในการสอนโครงข่ายดังนั้นจะได้ชุดสัญญาณเข้าขนาด 16×16 จุดภาพ หรือสัญญาณเข้าจำนวน 256 หน่วยทั้งหมดจำนวน 50 ชุดใช้ในการสอนโครงข่าย และในส่วนการทดสอบการรู้จำจะทดสอบโดยการใส่สัญญาณรบกวนที่มีการกระจายแบบ Gaussian ในระดับต่างๆ 5 ระดับ (16.87 8.46 5.71 4.32 และ 3.51) โดยคำนวณจากสูตรการหาสัญญาณภาพต่อสัญญาณรบกวน (signal to noise ratio) เพื่อทดสอบการรู้จำเมื่อมีสัญญาณรบกวน ซึ่งจะได้ผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 1 ซึ่งจะเห็นว่าวิธีการแยกคุณลักษณะโดยการหาสนามทิศทางสามารถเพิ่มอัตราการรู้จำมากกว่าวิธีการเข้ารหัสทิศทางเฉลี่ยมากกว่า 30% โดยเฉพาะที่สัญญาณรบกวนมีค่ามากๆ จะสามารถมองเห็นความแตกต่างได้ชัดเจน



ก) ข) ค)
รูปที่ 7 ภาพลายนิ้วมือที่มีระดับสัญญาณรบกวนที่ผ่านการถ่ายภาพสองระดับ ก) ภาพเริ่มต้น
ข) ภาพที่ระดับสัญญาณรบกวน 5.71 ค) ภาพที่ระดับสัญญาณรบกวน 3.51

ผลการปรับปรุงภาพเบื้องต้น

การทดสอบส่วนนี้จะทำการเปรียบเทียบผลการปรับปรุงภาพเบื้องต้นที่ใช้วิธีการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือโดยวิธีหาค่าการกระจายของข้อมูล และวิธีการทำภาพสองระดับโดยหาตำแหน่งจุดแยกย่อย ซึ่งในการทดสอบการเลือกค่าการกระจายจำกัด 3 ค่าใดๆ โดยเลือกค่าการกระจายจากการสุ่มแล้วประมาณค่าเพื่อทดสอบหาค่าที่ดีที่สุด 3 ค่า ได้แก่ $VarLmt = 2VarMin$, และ $VarLmt = 2VarMin \pm VarMin / 2$ ซึ่งค่า $VarMin$ คือ ค่าการกระจายของบล็อกภาพที่มีค่าการกระจายต่ำสุดและค่าเหล่านี้ได้จากการสุ่มและการสังเกต ซึ่งในการทดสอบจากค่าการกระจาย

จำกัด 3 ค่า ส่วนวิธีการทำภาพสองระดับโดยการหาตำแหน่งจุดแยกย่อยเป็นการหาตำแหน่งแยกจากฮิสโตแกรมภาพในแต่ละบล็อกย่อยๆ

จากตารางที่ 2 และ 3 เป็นตารางแสดงผลการทดสอบการจำแนกลายนิ้วมือโดยการเปรียบเทียบผลการปรับปรุงภาพเบื้องต้น 2 วิธี จะพบว่าวิธีการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือให้ผลการรู้จำแนกลายนิ้วมือได้ดีกว่าวิธีการทำภาพสองระดับประมาณ 4% ทั้งนี้เนื่องจากวิธีการทำภาพสองระดับจะไม่สามารถให้ทิศทางที่ถูกต้องได้เนื่องจากระดับสัญญาณรบกวนที่เข้ามามีผลต่อการหาตำแหน่งจุดแยกย่อย ทำให้การหาทิศทางในขั้นตอนการแยกคุณลักษณะผิดไป



รูปที่ 8 ภาพลายนิ้วมือที่ผ่านการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือ ก) ภาพลายนิ้วมือที่มีสัญญาณภาพต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 16.87 และมีค่า $VarLmt = 2VarMin$ ข) ภาพลายนิ้วมือที่มีสัญญาณภาพต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 16.87 และมีค่า $VarLmt = 2VarMin - VarMin / 2$ ค) ภาพลายนิ้วมือที่มีสัญญาณภาพต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 16.87 และมีค่า $VarLmt = 2VarMin + VarMin / 2$

ตารางที่ 2
เปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้จำแนกลายนิ้วมือที่ระดับสัญญาณรบกวนต่างๆ โดยการแยกคุณลักษณะโดยการเข้ารหัสทิศทางและการหาสนามทิศทาง จากภาพสองระดับโดยการหาตำแหน่งจุดแยกย่อย

SNR	Percent of Recognition			
	Directional Method		Orientation Method	
	Group I	Group II	Group I	Group II
16.87	64	56	86	80
8.46	32	40	72	72
5.71	28	28	60	52
4.32	16	16	52	48
3.51	12	12	48	40

ตารางที่ 3

เปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้จำลายนิ้วมือที่ระดับสัญญาณรบกวนต่างๆ โดยการแยกคุณลักษณะจากการหาสนามทิศทางโดยเปรียบเทียบการปรับปรุงภาพด้วยวิธีแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือกับชุดข้อมูลที่ไม่ผ่านขบวนการปรับปรุงภาพ

SNR	Percent of Recognition			
	No-Preprocessing		Seperation BG and FG	
	Group I	Group II	Group I	Group II
16.87	98	92	100	100
8.46	90	80	92	88
5.71	76	68	80	72
4.32	68	60	-	-
3.51	56	56	-	-

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

จากผลการทดสอบการปรับปรุงวิธีการจำแนกลายนิ้วมือโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ สามารถสรุปได้เป็น 2 ลักษณะ คือ ในส่วนของการปรับปรุงภาพเบื้องต้นจะเห็นว่าวิธีการแยกพื้นหลังและลายนิ้วมือโดยการหาค่าการกระจายจะให้ผลการรู้จำถูกต้องมากขึ้น ในขณะที่วิธีการทำภาพขาวดำสองระดับโดยการหาดำแหน่งจุดแยกย่อยไม่เหมาะกับภาพที่มีสัญญาณรบกวนทั้งนี้เนื่องจากผลของสัญญาณรบกวนที่มีผลต่อการหาดำแหน่งจุดแยกย่อยและทิศทาง ในส่วนของวิธีการแยกคุณลักษณะโดยใช้วิธีเข้ารหัสทิศทางและวิธีหาสนามทิศทางซึ่งเป็นวิธีการแยกคุณลักษณะแบบใหม่ที่น่าสนใจใช้ในการแยกคุณลักษณะของภาพลายนิ้วมือ จะพบว่าผลการรู้จำถูกต้องมากกว่าวิธีการเข้ารหัสทิศทาง นอกจากนี้ที่ระดับสัญญาณรบกวนมีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ วิธีการแยกคุณลักษณะจากการหาสนามทิศทางทำให้ผลการรู้จำมีความถูกต้องมากกว่า แต่ปัจจัยหลักอย่างหนึ่งที่มีผลต่อการจำแนกภาพลายนิ้วมือคือ คุณภาพของภาพที่รับเข้ามา ถ้าภาพไม่อยู่ในมาตรฐานเดียวกันจะทำให้ความถูกต้องในการจำแนกลายนิ้วมือน้อยลง ดังนั้นเพื่อจะเพิ่มความถูกต้องในการจำแนกลายนิ้วมือควรเพิ่มขั้นตอนการปรับปรุงภาพเบื้องต้นเพื่อลดสัญญาณรบกวนและทำให้ภาพลายเส้นมีความชัดเจนมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] Jain, A.K., Hong, L., and Bolle, R. "**On-Line Fingerprint Verification**", IEEE Transc. on Pattern Analysis and Mach. Intell., vol. 19, No. 4, pp. 302-313, April 1997
- [2] Ratha, N.R., Chen, S., and Jain, A.K. "**Adaptive Flow Orientation-Based Feature Extraction in Fingerprint Image**", Pattern Recognition, vol. 25, No. 11, pp. 1657-1672, March 1995.
- [3] Coetzee, L., and Botha, E.C. "**Fingerprint Recognition in Low Quality Images**", Pattern Recognition, vol. 26, No. 10, pp. 1441-1460, April 1993
- [4] Kulkarni, A.D. "**Artificial Neural Networks for Image Understanding**", Van Nostrand Reinhold, 1994
- [5] Moayer, B. and Fu, K.S. "**A Tree System Approach For Fingerprint Pattern Recognition**", IEEE Trans.on Pattern Analysis and Machine Intell., vol. 8, No. 3, pp. 376-387, March 1976
- [6] Sherlock, B.G., Monro, D.M. and Millard, K. "**Fingerprint Enhancement by Directional Fourier Filtering**", IEE Proc-Vis. Image Signal Process., vol.141, No.2 , pp.87-94, April 1994
- [7] Mehtre, B.M., Murthy, N.N. and Kapoor, S. "**Segmentation of Fingerprint Images Using The Directional Image**", Pattern Recognition, vol. 20, No.4, pp. 429-435, 1987
- [8] Fausett, L. "**Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Applications**", Prentice Hall, 1994

หมายเหตุ

NIST-4 database : <ftp://sequoyah.nist.gov/pub/databases/data/prints4.tar.Z>