

การรู้จำลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

On-line Signature Recognition using Neural Network

จิตติ บุญเชื้อ (Jitti Boonkueng)*

ดร.บุษดี ศิริแสงตระกูล (Dr.Pusadee Seresangtakul)**

บทคัดย่อ

บทความนี้ได้เสนอวิธีการพัฒนาระบบการรู้จำลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (RBF) และการวิจัยได้มีการศึกษาลักษณะของลายเซ็นเพื่อวิเคราะห์หาลักษณะสำคัญใหม่ของข้อมูลลายเซ็น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบการรู้จำลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน ซึ่งใช้ลายเซ็นเพื่อการเรียนรู้และทดสอบระบบในการวิจัย 1,600 ลายเซ็นจากผู้เซ็น 40 คน ประกอบด้วยลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอมแบบใช้ทักษะ ผลการรู้จำผิดพลาดอยู่ที่ 1.25% ซึ่งมีประสิทธิภาพที่ดีในระบบการรู้จำโดยใช้ RBF โดยมีจำนวนลักษณะสำคัญที่ใช้เรียนรู้และทดสอบแต่ละลายเซ็นเพียง 9 ลักษณะสำคัญ แต่ได้ผลการรู้จำที่มาก

ABSTRACT

In this paper, we develop an on-line signature recognition system using Radial Basis Function (RBF) neural networks. We study characteristics and analyze a signature in order to get new features for increasing efficiency of an on-line signature recognition system using RBF neural networks. We use 1,600 signatures from 40 signers to train and test the recognition system. The signatures consist of genuine and skilled forgeries. Experimental results in misclassification rate is 1.25%.

คำสำคัญ : ลักษณะสำคัญ การจำแนก เรเดียลเบซิสฟังก์ชัน การรู้จำ

Key Words : Signature recognition, RBF neural network, Feature of signature, Skilled forgeries

* นักศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

บทนำ

การรู้จำ (Recognition) คืองานวิจัยแนวหนึ่งที่มีความสำคัญ และเป็นแขนงหนึ่งของระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) การรู้จำมีหลายชนิดเช่น การรู้จำวัตถุ การรู้จำเสียง การรู้จำภาพ การรู้จำตัวอักษร และการรู้จำลายเซ็น เป็นต้น

ลายเซ็นเป็นสิ่งสำคัญใช้แทนตัวบุคคลที่นิยมใช้กันโดยทั่วไป เนื่องจากลายเซ็นของมนุษย์แต่ละคนจะมีลักษณะที่แตกต่างกัน ยากที่จะปลอมแปลงหรือลอกเลียนแบบได้ ในงานวิจัยด้านการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็นได้ถูกพัฒนามาเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ความเฉพาะตัวของลายเซ็นมนุษย์แต่ละคน (Human Identity) ซึ่งต้องการที่จะแยกแยะความคล้ายคลึงลายเซ็นที่แตกต่างกันให้สามารถกระทำได้ในสถานการณ์ที่แตกต่างกันเช่น การเซ็นในเวลาที่แตกต่างกันเวลาที่ให้เซ็นในแต่ละลายเซ็น ความหนักเบาของการลงปากกา เป็นต้น ซึ่งมีผลทำให้การวิเคราะห์ความเฉพาะตัวของลายเซ็นมนุษย์เป็นไปได้ยากด้วยระบบคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็น ในหลายปีที่ผ่านมาได้มีการพัฒนางานวิจัยด้านการรู้จำลายเซ็นด้วยเครื่อง (Machine Recognition) (Hoa Feng and Choong Wah, 2002) เพื่อใช้ประโยชน์ในด้านกฎหมาย เช่น การยืนยันตัวบุคคล (Verification) เป็นต้น และได้มีการพัฒนางานวิจัยด้านการรู้จำแบบออนไลน์ในเชิงพาณิชย์ ดังนั้น จึงได้มีแนวคิดที่จะทำการพัฒนางานวิจัยงานด้านการรู้จำลายเซ็นเพื่อให้มีประสิทธิภาพในการรู้จำที่สูงขึ้น จะทำให้การตรวจสอบ ลายเซ็นมีความสะดวกรวดเร็ว มีความน่าเชื่อถือ และมีความถูกต้องมากขึ้น

ในระบบรู้จำลายเซ็นจะประกอบไปด้วยสามส่วน ดังนี้คือ ส่วนที่หนึ่งใช้ในการตรวจจับข้อมูลลายเซ็น (Data Capture) ส่วนที่สองคือ ใช้ในการคัดแยกข้อมูลคุณลักษณะเฉพาะของลายเซ็นจากข้อมูลที่ตรวจจับได้ (Extraction) เพื่อให้เกิดความแม่นยำในการวิเคราะห์และรู้จำในส่วนนี้เป็นส่วนที่สำคัญที่จะเลือกเอาลักษณะที่สำคัญของลายเซ็นเพื่อใช้ในการรู้จำ มีหลาย

งานวิจัย (David Feil-Seifer, 2005) ที่ผ่านมาได้เลือกความเร็ว ความแรงในการลากเส้น แรงกดปากกา การเอียงของปากกา เป็นลักษณะสำคัญหรือบางงานวิจัย (David Feil-Seifer, 2005) ได้เลือกเอาข้อมูลทั้งรูปลักษณะและจังหวะของการเซ็นไปใช้ในการรู้จำ

การวิจัยนี้ได้มีการค้นหาและดึงลักษณะสำคัญใหม่เพื่อที่ต้องการให้ระบบการรู้จำสามารถรู้จำได้อย่างมีประสิทธิภาพและถูกต้องยิ่งขึ้น และส่วนสุดท้ายคือใช้ในการคัดแยกข้อมูลลายเซ็น (Classification) เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และรู้จำ (Recognition) ซึ่งก็ได้มีการเลือกใช้เทคนิคในการรู้จำหลายเทคนิค จากรายงานการวิจัย (Baltzakis and Papamarkos, 2001) ได้เสนอเทคนิคใหม่ในการยืนยันลายเซ็นโดยใช้ 2 ขั้นตอนการจำแนก เทคนิคนี้เป็นการยืนยันและการรู้จำลายเซ็นแบบออฟไลน์ซึ่ง ผลของการรู้จำอยู่ที่ 97% จากรายงานของ (Chaecheale and Mertins, 2003) การรู้จำลายเซ็นเปอร์เซียโดยพิจารณาการกระจายของเส้นและโครงร่างของลายเซ็นของลายเซ็นเป็นเทคนิคใหม่เพื่อเสนอความได้เปรียบของการรู้จำลายเซ็นเปอร์เซีย ผลของการรู้จำจะมีค่าเปอร์เซ็นต์ที่สูงกว่าเมื่อเทียบกับเทคนิควิธีเดิมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่ม เช่น การใช้รหัสลูกโซ่, การใช้โมเมนต์ คือ 97.23% จากรายงานของ (Serrano and Varona, 2004) ได้นำเสนอโมเดลในการศึกษาความสามารถของนิเวรอนเน็ตเวิร์คในการประมวลผลข้อมูลและการรู้จำของลายเซ็น

เทคนิคที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (RBF) (Srinivas Gutta and Harry Wechsler, 1997) เพื่อใช้ในการคัดแยกความคล้ายคลึงจากภาพลักษณะที่แตกต่างกันนั้นได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถที่ถูกนำไปใช้ในการแก้ปัญหาด้านวิศวกรรมหลายงาน เช่น การประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) และการรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition) ซึ่งแตกต่างจากเทคนิคอื่น โดยที่เรเดียลเบซิสฟังก์ชันมีโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อน เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สอนได้เร็ว (Fast Learning) (A.Jonathan Howell and Hilary Buxton, 1998)

และจากรายงานของ (Andrew D. Back, 2002 และ F.Girosi, and T.Poggio, 1990) ได้บอกจุดเด่นของโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน ดังนี้

(1) Universal Approximation ทำให้การประมาณค่าทำงานได้ดีราบรื่นกับทุกค่าข้อมูลเข้าและข้อมูลออกที่เป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น

(2) Best Approximation มีคุณสมบัติของการประมาณค่าที่ดีที่สุด ในการกำหนดกลุ่มโมเดลที่ให้ค่าประมาณได้ใกล้เคียงที่สุด

(3) เรียนรู้ได้เร็ว (Fast Learning Speed)

(4) โทโพโลยีที่รัดกุมกว่าโครงข่ายประสาทเทียมอื่น ๆ

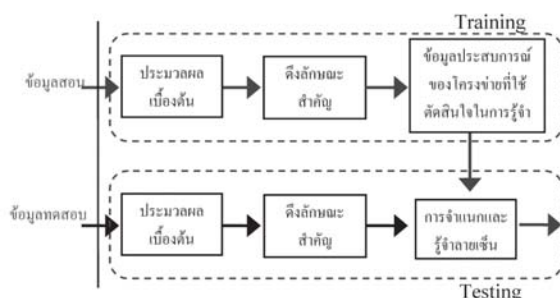
(5) ใช้ข้อมูลในการเรียนรู้ที่น้อยก็สามารถให้คำตอบที่ดีได้

(6) ออกแบบมาเพื่อการประมาณค่าฟังก์ชันการคัดแยกข้อมูล และการจัดกลุ่มข้อมูล แต่การออกแบบการเรียนรู้ที่ขึ้นอยู่กับปัญหา คุณสมบัติเฉพาะตัวของฟังก์ชัน

ในงานวิจัยนี้จึงได้ทำการพัฒนาระบบการรู้จำลายเซ็นแบบออนไลน์และมีการเลือกใช้ลักษณะสำคัญใหม่เพื่อการจำแนกโดยเลือกใช้การจำแนกด้วยเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

วิธีการวิจัย

การรู้จำลายเซ็นแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนของการฝึกสอนระบบและการทดสอบการรู้จำ ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 โครงสร้างระบบการรู้จำ

1. ฐานข้อมูลลายเซ็น

ข้อมูลลายเซ็นที่นำมาศึกษาในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลลายเซ็นที่จัดเก็บข้อมูลแบบออนไลน์ที่ได้มาจาก <http://www.cs.ust.hk/svc2004/> ซึ่งเป็นฐานข้อมูลลายเซ็นที่ใช้ในการวิจัยแข่งขัน (SVC2004, 2004) โดยจัดเก็บลายเซ็นจากอุปกรณ์การรับข้อมูลดิจิทัลแท็บเล็ต (WACOM Intuos tablet) เป็นลายเซ็นของผู้เซ็นทั้งหมด 40 คน แต่ละคนจะมีลายเซ็นจริง 20 ลายเซ็น เพื่อใช้ในการทดสอบการรู้จำปฏิเสธผิดพลาด และลายเซ็นปลอม 20 ลายเซ็น เพื่อใช้ในการทดสอบการรู้จำยอมรับผิดพลาด

2. เพิ่มข้อมูลลายเซ็น

ข้อมูลแต่ละลายเซ็นจะถูกจัดเก็บในรูปแบบของไฟล์ข้อความ โครงสร้างแต่ละแฟ้มข้อมูลลายเซ็นประกอบไปด้วย ข้อมูลจำนวนจุดตัวอย่างบนลายเซ็น (Number of Sampling Point) พิกัดบนแกน X (X-Coordinate) พิกัดบนแกน Y (Y-Coordinate) เวลาในการเซ็นในแต่ละจุด (Time Stamp) การยกการลากปากกา (Button Status) ตัวอย่างลายเซ็นแสดงดังภาพที่ 2

Wangfang (Signature)

ภาพที่ 2 ตัวอย่างภาพลายเซ็น

3. การดึงลักษณะสำคัญ

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการดึงลักษณะสำคัญเพื่อใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบการรู้จำทั้งหมด 31 ลักษณะสำคัญจากแฟ้มข้อมูลลายเซ็น และได้เลือกลักษณะสำคัญใหม่ที่มีอำนาจการจำแนกในการวิจัยการรู้จำทั้งหมด 9 ลักษณะสำคัญจากลักษณะสำคัญทั้งหมดข้างต้น ซึ่งแบ่งเป็น 2 ส่วนด้วยกัน คือ

3.1 ลักษณะสำคัญที่ไม่ต้องทำการลดมิติข้อมูลก่อน ได้แก่

(1) ค่าองศาของความชันระหว่างจุดเริ่มต้นกับจุดสุดท้ายของการเซ็นโดยคิดที่จุดกำเนิดเดียวกันคือ พิกัด (0,0) (AngVecprod : β) คำนวณได้จากสมการที่ (1) และ (2)

$$\text{slope} = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2} \quad (1)$$

$$\theta = \tan^{-1}(\text{slope}) \quad (2)$$

(2) ค่าองศาระหว่างจุดเริ่มต้นกับจุดสุดท้ายของการเซ็นโดยคิดที่จุดกำเนิดเดียวกันคือ พิกัด (0,0) (AngVecprod : β) คำนวณได้จากสมการที่ (3) และ (4)

$$IEprod = \frac{U \cdot V}{|U| \cdot |V|} \quad (3)$$

$$\beta = \cos^{-1}(IEprod) \quad (4)$$

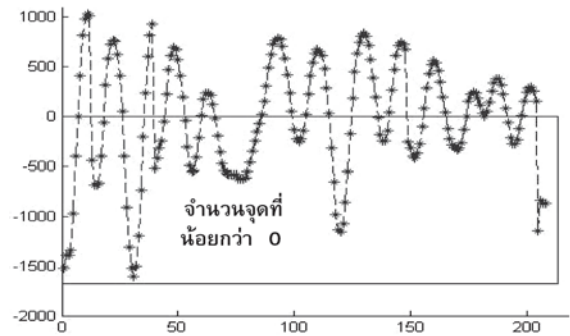
(3) อัตราส่วนระหว่างระยะกระจัด (Displacement) ในแนวแกน Y กับแนวแกน X (Aspect) คำนวณได้จากสมการที่ (5)

$$\text{Aspect} = \frac{\text{Vertical displacement}}{\text{Horizontal displacement}} = \frac{v}{\eta} \quad (5)$$

3.2 ลักษณะสำคัญที่ได้หลังจากการลดมิติข้อมูล

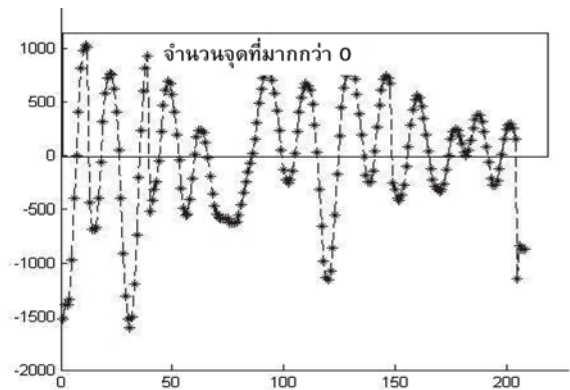
ลักษณะสำคัญที่ได้หลังจากการลดมิติข้อมูล คือ ต้องทำการลดมิติข้อมูลด้วย PCA ซึ่งเป็นการฉายข้อมูลจากหลายๆ มิติให้เหลือมิติเดียว แล้วนำข้อมูลที่ได้มาทำการดึงลักษณะสำคัญอีกครั้งเพื่อให้ได้ข้อมูลลักษณะสำคัญที่มีอำนาจการจำแนกที่รวมข้อมูลที่จำเป็นสัมพันธ์กันในการเซ็นลายเซ็นแต่ละครั้ง เช่น ข้อมูลพิกัดบนแกน X ข้อมูลพิกัดบนแกน Y และข้อมูลเวลาในการเซ็น ได้แก่

(1) จำนวนพิกัดข้อมูลหลังการลดมิติด้วย PCA ที่มีค่าน้อยกว่า 0 (PCAllessThan) เป็นการดูลักษณะชุดข้อมูลพิกัดลายเซ็นหลังการลดมิติ แสดงดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 จำนวนพิกัดที่น้อยกว่าศูนย์หลังการลดมิติ

(2) จำนวนพิกัดข้อมูลหลังการลดมิติด้วย PCA ที่มีค่ามากกว่า 0 (PCAMoreThan) เป็นการดูลักษณะชุดข้อมูลพิกัดลายเซ็นหลังการลดมิติ แสดงดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 จำนวนพิกัดที่มากกว่าศูนย์หลังการลดมิติ

(3) อัตราส่วนระหว่างส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล PCA กับจำนวนตัวอย่างจุดของลายเซ็น (S.DRatio) ลักษณะสำคัญนี้เป็นการดูลักษณะการแจกแจงของข้อมูลลายเซ็นหลังการลดมิติ คำนวณได้จากสมการที่ (6)

$$S.D.Ratio = \frac{\text{std}(t)}{\text{std}(\lambda)} \quad (6)$$

โดยที่ τ คือ ข้อมูลหลังการลดมิติในแต่ละพิกัด
 λ คือ จำนวนจุดตัวอย่างบนลายเซ็น

(4) อัตราส่วนระหว่างส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล PCA ที่น้อยกว่า 0 กับจำนวนตัวอย่างข้อมูลลายเซ็นน้อยกว่า 0 (*S.D.lessRatio*) ลักษณะสำคัญนี้เป็นการดูลักษณะการแจกแจงของข้อมูลลายเซ็นที่น้อยกว่าค่าอ้างอิง หลังการลดมิติจากสมการที่ (7)

$$S.D.lessRatio = \frac{\tau}{\gamma} \quad (7)$$

โดยที่ τ คือ จำนวนข้อมูลหลังลดมิติที่น้อยกว่าศูนย์
 λ คือ จำนวนจุดตัวอย่างข้อมูลที่น้อยกว่าศูนย์

(5) อัตราส่วนระหว่างส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล PCA ที่มากกว่า 0 กับจำนวนตัวอย่างจุดข้อมูลลายเซ็นมากกว่า 0 (*S.D.moreRatio*) ลักษณะสำคัญนี้เป็นการดูลักษณะการแจกแจงของข้อมูลลายเซ็นที่มากกว่าค่าอ้างอิง จากสมการที่ (8)

$$S.D.moreRatio = \frac{\delta}{\zeta} \quad (8)$$

โดยที่ δ คือ จำนวนข้อมูลหลังการลดมิติที่มากกว่าศูนย์
 ζ คือ จำนวนจุดตัวอย่างข้อมูลที่มากกว่าศูนย์

(6) อัตราส่วนระหว่างความยาวเส้นลายเซ็นกับจำนวนจุดตัวอย่างข้อมูลที่น้อยกว่าศูนย์หลังการลดมิติข้อมูล (*LengthRatio*) ลักษณะสำคัญนี้เป็นการพิจารณาโครงสร้างความยาวของลายเซ็นเมื่อเทียบกับข้อมูลหลังการลดมิติ จากสมการที่ (9)

$$LengthRatio = \frac{\varepsilon}{\kappa} \quad (9)$$

โดยที่ ε คือ ความยาวของเส้นลายเซ็น

κ คือ จำนวนจุดตัวอย่างข้อมูลที่น้อยกว่าศูนย์

4. การจัดสรรข้อมูลและการจำแนกลายเซ็น

4.1 การจัดสรรข้อมูล

การกำหนดข้อมูลที่จะใช้เป็น Input ให้กับโครงข่าย จะต้องมามีข้อมูลที่ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ Input Vector เป็นข้อมูลลักษณะสำคัญที่ใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้และขั้นตอนการทดสอบส่วนที่ 2 คือ Target Vector เป็นข้อมูลที่ใช้ระบุว่ายลายเซ็นนี้อยู่ในกลุ่มใดเพื่อให้โครงข่ายเรียนรู้ว่าข้อมูลลักษณะสำคัญแต่ละลายเซ็นอยู่ในกลุ่มลายเซ็นใดและเป็นการกำหนดขอบเขตให้กับโครงข่ายในการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็นว่าลายเซ็นนี้อยู่ในกลุ่มใด

(1) จัดข้อมูลลักษณะสำคัญเข้าสู่ระบบรู้จำ

Input Vector จะประกอบด้วยข้อมูลลักษณะสำคัญของแต่ละลายเซ็น คือ Feat1 ถึง Feat9 รวมกันเป็นเวกเตอร์เดี่ยวดังภาพที่ 5 และ 6

Signature Vector = [Feat1 Feat2 Feat3
Feat4 Feat5 Feat6
Feat7 Feat8 Feat9]

ภาพที่ 5 ลักษณะสำคัญของแต่ละลายเซ็นในรูปเวกเตอร์

Input Vector = $\begin{bmatrix} \text{Signature Vec1} \\ \text{Signature Vec2} \\ \text{Signature Vec3} \\ \dots \\ \dots \\ \text{Signature VecN} \end{bmatrix}$

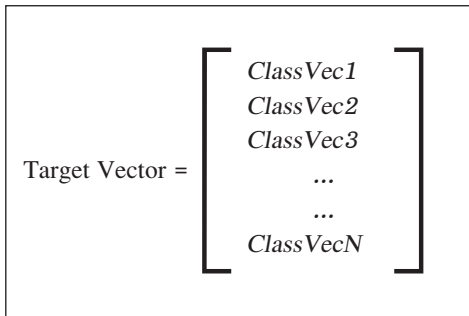
ภาพที่ 6 แสดงการกำหนด Input Vector ให้กับโครงข่าย

(2) การจัดข้อมูลเป้าหมายเพื่อฝึกสอนระบบ

Target Vector เป็นการระบุว่ายลายเซ็นลักษณะสำคัญที่ใช้ในการเรียนรู้มันอยู่ในกลุ่มใดและกำหนดขอบเขตการคัดแยกกลุ่มของข้อมูลที่ใช้ทดสอบประกอบด้วยข้อมูลกลุ่มของแต่ละลายเซ็นมารวมกันเป็น Target Vector เดียว แสดงดังภาพที่ 7 และ 8

$$\text{Class Vector} = [\text{ClassX}]$$

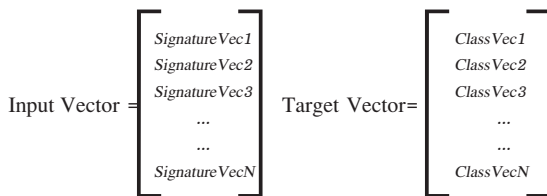
ภาพที่ 7 แสดงการกำหนดกลุ่มให้แต่ละลายเซ็น



ภาพที่ 8 แสดงการกำหนด Target Vector ให้กับโครงข่าย

(3) การจัดข้อมูลเพื่อเข้าสอนระบบ

การกำหนดลำดับของ Signature Vector ใน Input Vector และ Class Vector ใน Target Vector ของแต่ละลายเซ็นต้องตรงกัน กล่าวคือ Signature Vector ของลายเซ็นที่ 1 ต้องตรง Target Vector ลำดับที่ 1 Signature Vector ของลายเซ็นที่ 2 ต้องตรง Target Vector ลำดับที่ 2 Signature Vector ที่ n ต้องตรงกับ Target Vector ลำดับที่ n ดังภาพที่ 9

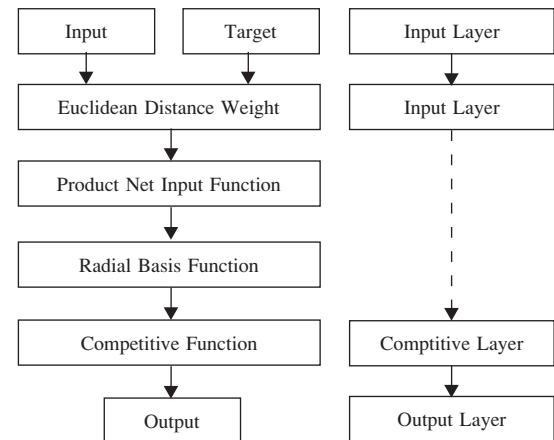


ภาพที่ 9 แสดงตัวอย่าง Input Vector และ Target Vector

จากภาพที่ 9 ข้อมูลลักษณะสำคัญของ Signature Vector1 จัดอยู่ในกลุ่ม Class Vector1 Signature Vector2 จัดอยู่ในกลุ่ม Class Vector2 และ Signature VectorN จัดอยู่ในกลุ่ม Class VectorN

4.2 การจำแนกลายเซ็น

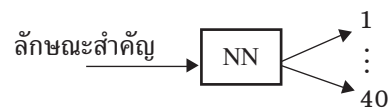
การจำแนกลายเซ็นจะแบ่งการจำแนกออกเป็น 2 การจำแนก โดยทั้งสองการจำแนกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันในการจำแนก มีการเตรียมโครงข่ายการคัดแยกเป็นขั้นตอน ดังภาพที่ 10



ภาพที่ 10 ขั้นตอนการทำงานของเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

(1) จำแนกลายเซ็นของผู้เซ็น

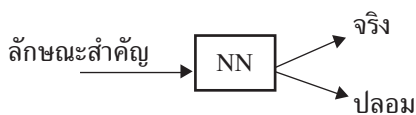
ทดสอบการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็นด้วยโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชันเพื่อทดสอบอำนาจการจำแนกของลักษณะสำคัญว่ามีอำนาจการจำแนกได้ความแม่นยำ ตรงกับผู้เซ็นคนใดหรือไม่ แสดงดังภาพที่ 11



ภาพที่ 11 โมเดลจำแนกลายเซ็นของผู้เซ็น

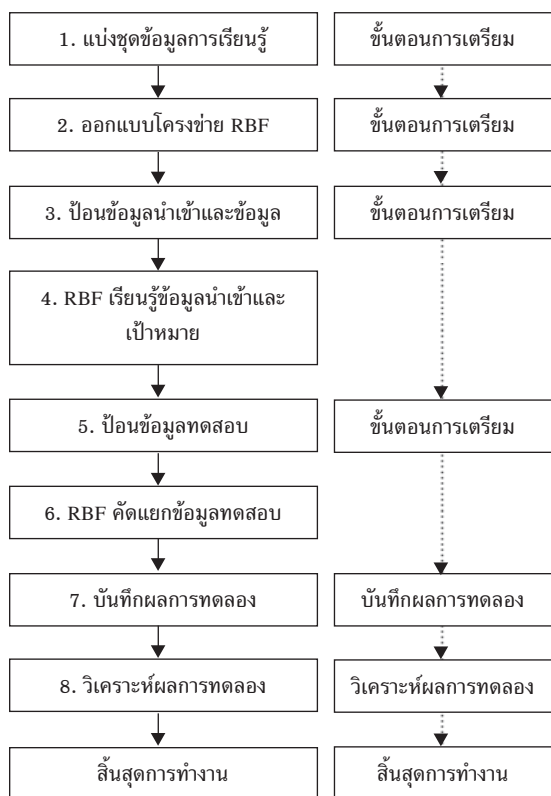
(2) จำแนกลายเซ็นจริงหรือปลอม

ทดสอบการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็นด้วยโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชันเพื่อทดสอบอำนาจการจำแนกของลักษณะสำคัญว่ามีอำนาจการจำแนกได้ความแม่นยำตรงกับลายเซ็นจริงของคนนั้นๆ หรือไม่ แสดงดังภาพที่ 12



ภาพที่ 12 โมเดลจำแนกลายเซ็นจริงหรือปลอม

สรุปขั้นตอนของงานวิจัยนี้แสดงได้ดังภาพที่ 13



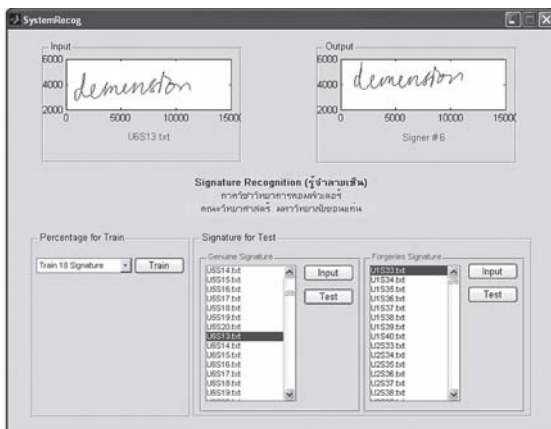
ภาพที่ 13 แสดงแผนผังขั้นตอนการทำงานทดลอง

5. การพัฒนาระบบการรู้จำ

ระบบการรู้จำลายเซ็นได้จัดทำขึ้นเพื่อใช้ทดสอบลักษณะสำคัญใหม่ของลายเซ็น โดยพัฒนาจาก MATLAB ซึ่งเป็นโปรแกรมวิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์ และการคำนวณต่าง ๆ รวมทั้ง Neural Network

โปรแกรมระบบการรู้จำลายเซ็นมีหลักการ ทำงาน คือ ก่อนการทดสอบลายเซ็นที่เข้ามาต้องมีการฝึกสอนระบบก่อนการรู้จำเพื่อสร้างประสิทธิภาพให้กับระบบเพื่อใช้ในการตัดสินใจ ในการฝึกสอนระบบนั้น เป็นการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน โดยการสร้างลักษณะสำคัญใหม่ (ข้อมูลตัวอย่าง) และข้อมูลผลลัพธ์ (ค่าเป้าหมาย) ที่ จะให้โครงข่ายประสาทเทียมของระบบการรู้จำเรียนรู้

เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ข้อมูล ตัวอย่างได้ถูกต้องหมดแล้ว ความรู้ที่ได้โครงข่าย ประสาทเทียมจะเก็บไว้ในลักษณะของค่าประสิทธิภาพ (Weight) ซึ่งจะเป็นสิ่งที่ถูกนำไปใช้งานจริงเพื่อสร้าง คำตอบต่อข้อมูลลักษณะสำคัญของลายเซ็นใหม่ ๆ ที่ โครงข่ายไม่เคยเห็นมาก่อน เมื่อต้องการฝึกสอนระบบ ก่อนทดสอบการรู้จำก็เลือกจำนวนลายเซ็นที่จะใช้ฝึก สอนระบบให้ชองกล่องรายการ Percentage for Train เพื่อการเรียนรู้เมื่อเลือกแล้วกดปุ่ม Train จากนั้น ระบบจะอ่านแฟ้มข้อมูลลายเซ็นมาทำขั้นก่อนการ ประมวลผลและดึงลักษณะสำคัญใหม่ แล้วนำไปสอน ให้ระบบตามจำนวนลายเซ็นที่เลือกไว้ เมื่อระบบถูก ฝึกสอนเสร็จก็จะพร้อมทดสอบการรู้จำได้ หลังจากนั้น ก็ทำการทดสอบลายเซ็นที่ระบบไม่เคยเห็นมาก่อนโดย ลายเซ็นที่ทดสอบมีทั้งลายเซ็นจริงและลายเซ็นปลอม แสดงดังภาพที่ 14 ทดสอบโดยเลือกลายเซ็นที่ต้องการ นำมาทดสอบแล้วคลิกปุ่ม Input เพื่อดูรูปลักษณะลาย เซ็นแล้วคลิกปุ่ม Test แฟ้มข้อมูลลายเซ็นนั้นจะถูกนำ ไปขั้นก่อนการประมวลผลแล้วดึงลักษณะสำคัญใหม่ เพื่อนำไปทดสอบโดยใช้ประสิทธิภาพของระบบที่ได้ ทำการฝึกสอนก่อนการทดสอบ เมื่อระบบทดสอบเสร็จ จะให้ผลลัพธ์ออกมาว่าเป็นลายเซ็นของผู้ใด โดย ทำการแสดงผลลายเซ็นอ้างอิงของผลลัพธ์นั้น ๆ ด้วย



ภาพที่ 14 การทดสอบระบบการรู้จำลายเซ็น

6. การทดลองและผลการทดลอง

6.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ทดลอง

ในการทดลองในครั้งนี้ได้นำข้อมูลลักษณะสำคัญทั้ง 9 ลักษณะสำคัญรวมทั้งหมด 1,600 ชุดข้อมูลลายเซ็นมาทดลองโดยข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลเรียนรู้ เพื่อใช้ในขั้นตอนการฝึกสอนระบบ (Training) และข้อมูลทดสอบ เพื่อใช้ในขั้นตอนการทดสอบระบบ (Testing) ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง มี 4 ชุดซึ่งแต่ละชุดการทดลองนั้นจะจัดสรรเป็นข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบในอัตราส่วนที่แตกต่างกันดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 จำนวนข้อมูลในการเรียนรู้และทดสอบระบบ

ข้อมูลชุดที่	จำนวนข้อมูลเรียนรู้	จำนวนข้อมูลจริงใช้ทดสอบ	จำนวนข้อมูลปลอมใช้ทดสอบ
1	720	80	80
2	640	160	160
3	520	280	280
4	480	320	320

6.2 วิธีการวัดผล

การวัดผลการทดลอง ความแม่นยำในการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็น ผลการรู้จำยอมรับผิดพลาด (False Accept Rate: FAR) ผลการรู้จำปฏิเสธผิดพลาด (False Reject Rate: FRR) (Julio Martinez, 2002) จะใช้ค่าเฉลี่ยของแต่ละชุดข้อมูลมาบันทึกซึ่งแต่ละชุดข้อมูลในแต่ละกรณีจะทำการทดลองจำนวน 6 ครั้ง จากสมการที่ 10 และ 11

$$\text{เปอร์เซ็นต์ความแม่นยำ} = \frac{E(\text{output})}{N} \times 100 \quad (10)$$

เมื่อ $E(\text{output})$ คือ ความแม่นยำเฉลี่ย

N คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

$$\text{ความแม่นยำเฉลี่ย} = \sum_{i=1}^N \frac{(\text{ความแม่นยำ})_i}{N} \quad (11)$$

ส่วนเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และทดสอบระบบนั้นไม่มีผลต่องานวิจัยที่ใช้ข้อมูลลายเซ็นที่ไม่เกิน 1,600 ลายเซ็น แต่ถ้าระบบมีการเรียนรู้และทดสอบที่จำนวนลายเซ็นที่มากกว่าอาจมีผลต่อเวลาที่ใช้

ประเมินผลการวิจัย

ผลการทดลองความแม่นยำในการวิเคราะห์และรู้จำลายเซ็น ผลการรู้จำยอมรับผิดพลาด (False Accept Rate: FAR) ผลการรู้จำปฏิเสธผิดพลาด (False Reject Rate: FRR) จะใช้ค่าเฉลี่ยของแต่ละชุดข้อมูลมาบันทึกซึ่งแต่ละชุดข้อมูล โดยแบ่งการผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 2-5

ตารางที่ 2 ผลการทดลองเรียนรู้ 90% ทดสอบ 10%

	จำนวนลายเซ็น	จำแนกได้	FRR	FAR
จำนวนลายเซ็น	160	156	0	4
เปอร์เซ็นต์	100	97.50	0	2.50

ตารางที่ 3 ผลการทดลองเรียนรู้ 80% ทดสอบ 20%

	จำนวน ลายเซ็น	จำแนกได้	FRR	FAR
จำนวน ลายเซ็น	320	293	5	22
เปอร์เซ็นต์	100	91.56	1.56	6.88

ตารางที่ 4 ผลการทดลองเรียนรู้ 70% ทดสอบ 30%

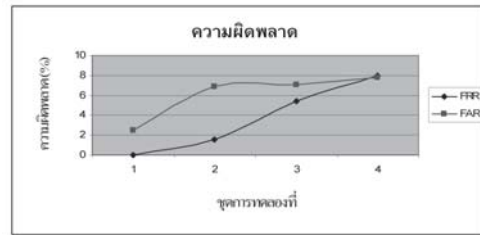
	จำนวน ลายเซ็น	จำแนกได้	FRR	FAR
จำนวน ลายเซ็น	480	420	26	34
เปอร์เซ็นต์	100	87.50	5.42	7.08

ตารางที่ 5 ผลการทดลองเรียนรู้ 60% ทดสอบ 40%

	จำนวน ลายเซ็น	จำแนกได้	FRR	FAR
จำนวน ลายเซ็น	640	539	51	50
เปอร์เซ็นต์	100	84.22	7.97	7.81

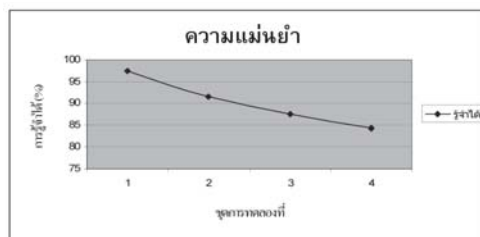
จากตารางที่ 2-5 ค่าเปอร์เซ็นต์การจำแนกได้เกิดจากลายเซ็นที่จำแนกถูกต้องทั้งหมดที่ใช้ในการทดสอบทั้งลายเซ็นจริงและปลอม โดยน้ำหนักการเรียนรู้อยู่ที่ลายเซ็นจริง ส่วนลายเซ็นปลอมทดสอบโดยไม่ได้มีการฝึกสอนให้ระบบ (ระบบไม่เคยเห็นมาก่อน) ดังนั้นค่า FRR จึงมีความโน้มเอียงหรือขึ้นกับจำนวนการเรียนรู้ของลายเซ็นจริง ซึ่งมีผลทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์การจำแนกได้มีเปอร์เซ็นต์ที่สูงขึ้นตามลำดับ

โดยสามารถเปรียบเทียบความผิดพลาดการเรียนรู้
จำทั้ง 4 ชุดข้อมูลการทดลอง แสดงดังภาพที่ 15



ภาพที่ 15 กราฟแสดงการเรียนรู้จำผิดพลาดในแต่ละชุดข้อมูล

และสามารถเปรียบเทียบความแม่นยำการเรียนรู้
จำทั้ง 4 ชุดข้อมูลการทดลอง แสดงดังภาพที่ 16



ภาพที่ 16 กราฟแสดงการเรียนรู้จำได้ในแต่ละชุดข้อมูล

การอภิปรายและสรุปผลการวิจัย

การลดมิติข้อมูลจะเป็นการแก้ปัญหาของการมีมิติข้อมูลที่สูง เพื่อลดเวลาในการประมวลผลข้อมูล เนื่องจากเวลาในการประมวลผลนั้นจะเพิ่มขึ้นตามจำนวนมิติข้อมูล แก้ปัญหาความไม่เหมาะสมเกินความจำเป็นของข้อมูล (ปรับให้ข้อมูลเหมาะสมกับงาน) เพื่อให้ได้จำนวนข้อมูลตัวอย่างที่พอดีกับความต้องการโดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองของงานวิจัยนี้ คือ ลายเซ็นแบบออนไลน์ จำนวนผู้เซ็น 40 คน คนละ 40 ลายเซ็น รวมทั้งสิ้น 1,600 ลายเซ็น ในการทดลองจะทำการทดสอบประสิทธิภาพของระบบการเรียนรู้จำด้วยข้อมูลที่มีการจัดสรรอัตราข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบเป็นเปอร์เซ็นต์ที่แตกต่างกันออกไป ดังนี้ 60:40, 70:30, 80:20, 90:10

การวิจัยเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของระบบการรู้จำลายเซ็น จากการนำลักษณะสำคัญใหม่ก่อนและหลังการลดมิติข้อมูลทั้ง 9 ลักษณะสำคัญ มาใช้เป็นข้อมูลในการจำแนกลายเซ็น เพื่อฝึกสอนและทดสอบระบบการรู้จำลายเซ็นที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันในการจำแนกลายเซ็น จากการทดสอบระบบหลังฝึกสอนระบบที่ 90% ของจำนวนข้อมูลลายเซ็นแต่ละลายเซ็น พบว่ามีประสิทธิภาพการรู้จำดีที่สุด คือ 98.75% ซึ่งได้จากการลบค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดทั้งสอง คือ ผลการรู้จำปฏิเสธผิดพลาดและผลการรู้จำยอมรับผิดพลาด ดังแสดงในตารางที่ 2 ได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ที่ 1.25% ประสิทธิภาพการจำแนกและรู้จำของโครงข่ายแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลในการฝึกสอนระบบให้มีประสบการณ์ในการตัดสินใจ โดยงานวิจัยนี้ลักษณะสำคัญใหม่ที่ได้ถือว่ามีอำนาจการจำแนกสูงเนื่องจากสอนระบบที่ 90% ของแต่ละลายเซ็น คือ เพียง 18 ลายเซ็นเท่านั้น ซึ่งประสิทธิภาพจะสูงขึ้นเมื่อมีข้อมูลสอนให้ระบบเพิ่มมากขึ้น

ข้อเสนอแนะ

การวิจัยนี้ได้เสนอระบบการรู้จำลายเซ็นโดยใช้ลักษณะสำคัญใหม่ที่ไม่ซับซ้อนเป็นข้อมูลในการจำแนกที่มีอำนาจการจำแนกเพื่อทำการรู้จำ แต่ประสิทธิภาพการรู้จำยังไม่ดีที่สุด ควรหาลักษณะสำคัญอื่นที่มีความซับซ้อนเพิ่มขึ้นหรือสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการรู้จำและจำแนกสูงขึ้น ซึ่งผู้วิจัยคาดว่าจะทดลองรู้จำประยุกต์ลักษณะสำคัญใหม่นี้ด้วยเทคนิคการรู้จำแบบอื่น เช่น Dynamic Time Warping (DTW) ต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- A.D. Back. 2002. Radial Basis Functions. Handbook of Neural Network Signal Processing. Chapter 3. Saitama: CRC Press.
- A. Jonathan Howell & Hilary Buxton. 1998. Learning identity with radial basis function networks. Journal of Neurocomputing, 20, 15-34.
- Chaechale and A. Mertins. 2003. Line segment distribution of sketches for Persian signature recognition. Proceedings of Convergent Technologies for the Asia-Pacific Region (TENCON 2003), 1, 11-15, Wollongong: University of Wollongong.
- David Feil-Seifer. 2005. Background for Signature Verification. International Committee for Information Technology Standards INCITS Secretariat, M1/05-0556. Washington, DC: Information Technology Industry Council (ITI).
- E. Serrano and P. Varona. 2001. Network of neurons that emit and recognition signature. Journal of Neurocomputing, 41-46, 58-60.
- F. Girosi, and T. Poggio. 1990. Networks and the Best Approximation Property. Journal of Biological Cybernetics, 63, 169-176.
- H. Baltzakis and N. Papamarkos. 2001. A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier. Proceedings of Engineering Application of Artificial Intelligence, 14, 103-95.
- Hoa Feng and Choong Wah. 2002. Private Key Generation from On-line Handwritten Signature. Journal of Information Management and Computer Security, 10, 159-164.

- Julio Martinez. 2002. Online signature verification base on optimal feature representation and neural network driven fuzzy reasoning. *Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24, 63-76.
- Srinivas Gutta and Harry Wechsler. 1997. Face Recognition using Hybrid Classifiers. *Journal of Pattern Recognition*, 30, 539-553.
- SVC2004. 2004. Handwritten signature verification, First International Signature Verification Competition, Retrieved May 20, 2005, from <http://www.cs.ust.hk/svc2004/>