



รายงานการวิจัย

การรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

Handwritten Thai Digit Recognition System
Using Deep Learning

เชมปรีต ขุนราชเสนา
สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์

ประจำปีงบประมาณ 2562

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

การรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

Handwritten Thai Digit Recognition System
Using Deep Learning

เชมปรีต ขุนราชเสนา สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี

ทุนอุดหนุนประเภทโครงการวิจัยสนับสนุนการขอผลงานทางวิชาการ
โดยมหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ งบประมาณเงินรายได้
ประจำปีงบประมาณ 2562

(ก)

ชื่องานวิจัย การรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก
ผู้วิจัย นายเชมปรีต ขุนราชเสนา
สาขาวิชา เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี ปีเสร็จวิจัย 2562

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ พัฒนาระบบการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ พัฒนาโปรแกรมด้วยภาษาไพธอน การประมวลผลประกอบด้วยข้อมูล 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดฝึกและข้อมูลชุดทดสอบ ผลการวิจัยพบว่าการกำหนดจำนวนรอบที่มากขึ้นจะทำให้การประมวลผลชุดข้อมูลมีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจำนวนรอบที่มีความแม่นยำสูงสุดเท่ากับ 500 รอบโดยเริ่มจาก 100 รอบ โดยมีค่าความถูกต้องในการทำนายสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 98.36 และใช้เวลาเฉลี่ยเท่ากับ 774.98 วินาที ในการประมวลผลตัวเลขทั้งหมดมีค่าความถูกต้องของข้อมูลชุดฝึกเฉลี่ยเท่ากับ 96.00 และข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 96.50

คำสำคัญ : ระบบรู้จำตัวเลขไทย, ลายมือเขียน, การเรียนรู้เชิงลึก, สังวัตนาการ

Title Handwritten Thai Digit Recognition System Using Deep Learning
Author Mr.Kheamparit Khunratchasana
Faculty Information Technology and Communication
Faculty of Science and Technology Phetchabun Rajabhat
University. **Years of Research completed** 2019

Abstract

The objective of this research was improved Handwritten Thai Digit Recognition System Using Deep Learning. Convolutional Neural Networks technique had been used. Developed the program with Python language. The processing consists of 2 sets of data that were training data set and the test data set. The results were found that Increasing the number of rounds was processing data set more accurate. The highest accuracy was 500 rounds, starting from 100 rounds with the highest predictive accuracy at 98.36 percent and using an average time was 774.98 seconds. In processing all numbers, the average accuracy of the training data set was 96.00 and the test data set was 96.50.

Keywords : Thai Digit Recognition, Handwritten, Deep Learning,
Convolutional Neural Networks

(ค)

กิตติกรรมประกาศ

การวิจัยเรื่อง การรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึกสำเร็จลงได้ด้วย
ความอนุเคราะห์อย่างยิ่งจากนักเรียน นักศึกษา บุคลากร และคณาจารย์หลาย ๆ ท่าน ที่ให้ความ
อนุเคราะห์ในการเขียนลายมือเพื่อจัดเตรียมข้อมูลในการประมวลผล และคำแนะนำเพื่อให้งานวิจัยใน
ครั้งนี้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น ขอขอบคุณสถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ที่ได้ให้
ทุนอุดหนุนการวิจัยในครั้งนี้

เชมปรีต ขุนราชเสนา

25 กรกฎาคม 2562

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญรูป	ช
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญของการวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	2
1.4 ระยะเวลาในการวิจัย	3
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ	3
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)	4
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN)	7
2.3 ภาษาไพธอน	20
2.4 ขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรม	21
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	26
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	29
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล	29
3.2 การจัดการชุดข้อมูลสอน	30
3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล	31
3.4 โปรแกรมที่พัฒนา	32
บทที่ 4 ผลการวิจัย	34
4.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง	30
4.2 ผลการทดลอง	38
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ	40
5.1 สรุปผลการวิจัยและอภิปรายผล	40
5.1.1 สรุปผลการวิจัย	40
5.1.2 อภิปรายผลวิจัย	40
5.2 ข้อเสนอแนะ	41

(จ)

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บรรณานุกรม	42
ประวัติผู้วิจัย	46

(จ)

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่	
4.1 ความถูกต้องแม่นยำของการทำนายชุดข้อมูลแต่ละตัวเลข	38
4.2 ความสัมพันธ์ของเวลาที่ใช้ในการทดสอบ และความถูกต้องของการทำนายชุดข้อมูล	39

(ช)

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 แสดงความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์ การเรียนรู้ด้วยเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก	4
2.2 การเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม	5
2.3 การนำเข้าข้อมูลจากภาพขนาด 35 x 35 pixel ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม	6
2.4 การสกัดลักษณะสำคัญของข้อมูลและการทำนาย ด้วยโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ	7
2.5 โครงสร้างของระบบประสาททางชีวภาพ	8
2.6 โครงสร้างเซลล์ประสาททางชีวภาพเปรียบเทียบกับเซลล์ประสาทเทียม	9
2.7 โครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์	9
2.8 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม	11
2.9 โครงสร้างของเซลล์ประสาท	12
2.10 เลเยอร์ต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน	13
2.11 ขนาด 5x5 ซึ่งมีค่าพิกเซล 0 และ 1	14
2.12 ตัวอย่างผลลัพธ์จากขั้นตอนการคอนโวลูชันเลเยอร์	14
2.13 ขั้นตอนการทำงานของคอนโวลูชันเลเยอร์	15
2.14 ตัวอย่างพารามิเตอร์ความลึก	16
2.15 ตัวอย่างที่ใช้เป็นข้อมูลเข้า	16
2.16 ตัวอย่างผลลัพธ์การใช้ตัวกรองที่แตกต่างกันในขั้นตอนคอนโวลูชันเลเยอร์	17
2.17 The Pooling Layer	18
2.18 งานจำแนกภาพซึ่งมีผลลัพธ์ที่เป็นไปได้คือ 4 ผลลัพธ์	19
2.19 ภาพตัวอย่างการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน	19
2.20 การเขียนอัลกอริทึมแบบซูโดโค้ด	23
2.21 การเขียนอัลกอริทึมแบบผังงาน	23
3.1 แบบฟอร์มเก็บลายมือเลขไทย	29
3.2 ภาพเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ	30
3.3 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล	31
4.1 แบบฟอร์มการเขียนลายมือตัวเลขไทย	34
4.2 เลขศูนย์ไทยที่เขียนด้วยลายมือ	35
4.3 เลขหนึ่งไทยที่เขียนด้วยลายมือ	35
4.4 เลขสองไทยที่เขียนด้วยลายมือ	35

(ซ)

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.5 เลขสามไทยที่เขียนด้วยลายมือ	36
4.6 เลขสี่ไทยที่เขียนด้วยลายมือ	36
4.7 เลขห้าไทยที่เขียนด้วยลายมือ	36
4.8 เลขหกไทยที่เขียนด้วยลายมือ	37
4.9 เลขเจ็ดไทยที่เขียนด้วยลายมือ	37
4.10 เลขแปดไทยที่เขียนด้วยลายมือ	37
4.11 เลขเก้าไทยที่เขียนด้วยลายมือ	38
4.12 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล	31

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของการวิจัย

ปัจจุบันประสิทธิภาพด้านการประมวลผลของคอมพิวเตอร์มีความสามารถสูง สามารถประมวลผลคำสั่งได้หลายพันล้านคำสั่งต่อวินาที จึงมีผู้สนใจคิดค้นเครื่องมือต่าง ๆ สำหรับดำเนินกิจกรรมด้านต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น ระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ระบบประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ (Big Data Processing) ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) การประมวลผลของคอมพิวเตอร์ต้องอาศัยการป้อนข้อมูลเข้าผ่านทางแป้นพิมพ์หรือคีย์บอร์ด ซึ่งเป็นวิธีที่มีมาตั้งแต่เริ่มต้นใช้งานเครื่องคอมพิวเตอร์และยังคงใช้อยู่ในปัจจุบัน ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายและสะดวกสำหรับผู้ที่สามารถพิมพ์ดีดได้อย่างชำนาญ แต่สำหรับผู้ที่ไม่มีความชำนาญในการพิมพ์ อาจมีโอกาสผิดพลาดได้ง่าย ในกรณีที่ต้องพิมพ์เอกสารจำนวนมากจากลายมือเขียน ซึ่งลายมือแต่ละคนนั้นมีลักษณะแตกต่างกัน อาจทำให้เสียเวลามากขึ้นและสิ้นเปลืองงบประมาณและบุคลากร การแก้ปัญหาสามารถทำได้โดยการนำเทคโนโลยีใหม่ ๆ มาเป็นทางเลือกในการป้อนข้อมูลเข้าสู่คอมพิวเตอร์โดยการอ่านข้อความจากเอกสารที่เขียนด้วยลายมือนับ การรู้จำตัวอักษร (Character Recognition) คือการแปลงภาพตัวอักษรหรือตัวเลขที่ถูกจัดเก็บเป็นข้อมูลดิจิทัลที่คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจได้ โดยทั่วไปสามารถแปลงได้ทั้งตัวอักษร ตัวเลขและสัญลักษณ์พิเศษต่าง ๆ การรู้จำภาพที่ได้จากลายมือเขียน (handwriting recognition) เป็นงานวิจัยขั้นสูงเป็นงานวิจัยขั้นสูงต่อจากการรู้จำภาพตัวอักษรพิมพ์ (optical character recognition) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อช่วยให้ผู้ใช้สามารถจัดเก็บเอกสารที่มีอยู่เข้าสู่ระบบคอมพิวเตอร์ได้สะดวกขึ้น ซึ่งนอกจากจะเป็นเอกสารพิมพ์แล้ว ยังมีเอกสารจำนวนมากที่อยู่ในรูปของเอกสารลายมือเขียน เช่น ข้อมูลที่ผู้ใช้กรอกใบสมัครงาน รายงานการประชุม ข้อความจากการบรรยาย เป็นต้น งานวิจัยทางด้านการรู้จำภาพตัวอักษรลายมือเขียนในภาษาไทย (Phokharatkul and Kimpan, 2002) เสนอวิธีการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนในภาษาไทยโดยใช้ตัวอธิบายรูปร่างแบบฟูริเยร์ (Fourier descriptor) เป็นตัวอธิบายลักษณะเด่นของตัวอักษร จากนั้นฝึกฝนและรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งค่าน้ำหนักของโหนดถูกพิจารณาโดยใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm) ผลการรู้จำเมื่อทดลองกับตัวอักษรลายมือเขียนไทยแบบบรรจง จำนวน 13,500 ตัวอักษร จากผู้ทดลอง 60 คน เท่ากับร้อยละ 99.12

ปัจจุบันการรู้จำภาพได้พัฒนาระบบการวิเคราะห์ภาพที่มีความซับซ้อน และยังพบข้อผิดพลาด มีการพัฒนาขั้นตอนวิธีการที่ทำให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้เชิงลึกได้ (Deep Learning) ซึ่งเป็นแขนงที่แตกออกมาจากการทำให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้ (Machine Learning) การเรียนรู้เชิงลึก ไม่จำกัดว่าต้องทำงานแต่กับรูปภาพสามารถทำงานกับข้อมูลเสียงหรือข้อมูลตัวเลขหรือข้อมูล

อื่นได้ทั้งหมด นอกจากลักษณะของการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้อัลกอริทึมมาตรฐานที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลประเภทภาพที่แต่ละพิกเซลมีความหมายเชื่อมโยงกัน ถ้าสลับตำแหน่งพิกเซลแล้วความหมายภาพเปลี่ยน การเรียนรู้เชิงลึกยังช่วยลดความซับซ้อนในกระบวนการทำ Machine Learning สำหรับข้อมูลรูปภาพลงไปได้อย่างมีนัยสำคัญ สำหรับการสร้างแบบจำลอง Machine Learning ที่เรียนรู้ข้อมูลจากภาพนั้นไม่ใช่ลักษณะการใส่รูปเข้าไปในแบบจำลองโดยตรง แต่รูปจะต้องผ่านกระบวนการสกัดคุณสมบัติเชิงภาพบางประการก่อน แล้วจึงสามารถนำไปใช้กับแบบจำลองของ Machine Learning ได้

ตัวเลขไทย เป็นอักษรตัวเลขที่ใช้แสดงจำนวนนับในภาษาไทย ประดิษฐ์ขึ้นโดยพ่อขุนรามคำแหงมหาราช โดยดัดแปลงมาจากตัวอักษรขอม และมีต้นตอมาจากอักษรเทวนาครีของอินเดีย เช่นเดียวกับเลขอารบิก เป็นหนึ่งในไม่กี่ภาษาที่ใช้ระบบจำนวนนับเป็นเลขฐานสิบ การใช้เลขไทยในเอกสารราชการสืบเนื่องจากมติคณะรัฐมนตรีเมื่อวันที่ 2 พฤษภาคม 2543 ซึ่งขอความร่วมมือให้ส่วนราชการไทยใช้เลขศักราชเป็นเลขปีพุทธศักราชในกิจกรรมทุกด้านของหน่วยงานราชการ เพื่อเป็นการส่งเสริมการใช้เลขไทย จากมติดังกล่าวส่งผลให้หน่วยงานราชการต่างๆ ให้ความสำคัญกับการใช้เลขไทยอย่างมาก แต่ก็สร้างปัญหาให้กับเอกสารหลายลักษณะเช่นกัน ดังเช่น การใช้เลขไทยผสมกับคำภาษาอังกฤษ หรือภาษาต่างประเทศไทย เช่นคำว่า ASEAN+๖ การใช้เลขไทยกับสมการ สูตรทางเคมี เช่น H_2O การใช้เลขไทยกับข้อมูลในกระดานทำการ (Spreadsheet) อันส่งผลให้ระบบประมวลผลเกิดความผิดพลาด

จากความสำคัญของตัวเลขไทยดังกล่าวและเป็นการส่งเสริมการใช้เลขไทย ผู้วิจัยจึงได้ใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อพัฒนาระบบการรู้จำตัวเลขไทย ที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้โมเดลประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่เป็นมาตรฐานที่ได้รับความนิยมในการนำไปใช้สำหรับวิเคราะห์ภาพและทำให้เครื่องจักรสามารถเรียนรู้ได้อย่างถูกต้องใกล้เคียงร้อยละร้อยเปอร์เซ็นต์มากที่สุด

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

พัฒนาระบบการรู้จำตัวเลขไทย ที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN)

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

การพัฒนาระบบการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ มีขอบเขตดังต่อไปนี้

ขอบเขตด้านภาพลายมือเขียน

เก็บข้อมูลภาพลายมือเขียนตัวเลขไทย จากผู้เขียนด้วยลายมือจำนวน 100 คน คนละ 100 ภาพ ตัวเลขละ 10 ภาพ จะได้ภาพทั้งหมด 10000 ภาพ โดยแบ่งข้อมูลด้วยวิธี Split Test เป็นสองชุด คือ Training Data สำหรับสร้างโมเดล และ Testing Data สำหรับทดสอบ มีอัตราส่วนเท่ากับ 80 : 20

ขอบเขตด้านการพัฒนาโปรแกรม

- 1) พัฒนาโปรแกรมด้วยภาษาไพธอน โดยใช้อัลกอริทึมประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ
- 2) วิเคราะห์ผลการรู้จำจากภาพลายมือเขียนตัวเลขไทยจากชุดข้อมูล Testing Data และ Training Data

1.4 ระยะเวลาในการวิจัย

ระยะเวลาในการศึกษาวิจัยนี้ใช้เวลา 10 เดือน โดยเริ่มจาก 27 พฤศจิกายน 2561 ถึง 31 สิงหาคม 2562

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 ระบบการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ หมายถึง การพัฒนาโปรแกรมด้วยภาษาไพธอนที่มีความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพด้วยลายมือเขียนเลขไทยโดยเก็บรวบรวมกลุ่มบุคคลที่หลากหลาย

1.5.2 การเรียนรู้เชิงลึก หมายถึง รูปแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ที่มีความซับซ้อนสูง โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมที่มีเลเยอร์ซ่อนอยู่อย่างน้อยหนึ่งชั้น

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 ด้านวิชาการ เกิดองค์ความรู้ในการพัฒนาระบบรู้จำตัวเลขและประยุกต์ใช้กับอักษรภาษาไทย โดยการใช้เทคนิคเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

1.6.2 ด้านการเผยแพร่ สามารถตีพิมพ์เผยแพร่ในวารสารระดับชาติหรือนานาชาติได้

บทที่ 2

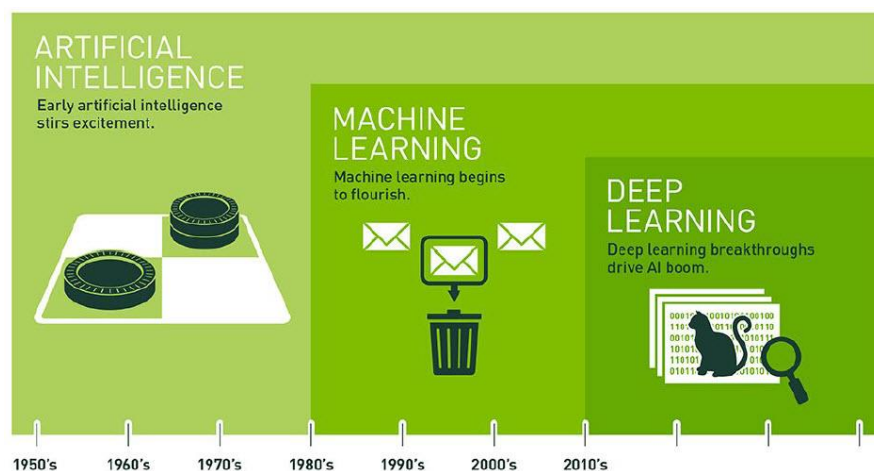
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเรื่อง การรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งผู้ทำวิจัยได้ศึกษาแนวคิดทฤษฎี และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

2.1 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึก คือ รูปแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่มีความซับซ้อนสูง โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่มีเลเยอร์ซ่อนอยู่อย่างน้อยหนึ่งชั้น การเรียนรู้เชิงลึกเป็นแขนงหนึ่งของ Machine Learning ที่ไม่จำกัดว่าต้องทำงานกับรูปภาพ แต่จะทำงานกับข้อมูลเสียงหรือข้อมูลตัวเลขอะไรอื่นก็ได้ ซึ่งสามารถนำมาแก้ปัญหาการวิเคราะห์เชิงภาพ หรือ Visual Analytics ซึ่งเป็นปัญหาทางปัญญาประดิษฐ์ที่แม้ในปัจจุบันก็ยังถือว่ายากมาก โดยข้อมูลฝึกเซตที่ต้องการวิเคราะห์ในแต่ละภาพมีจำนวนมาก

ความสัมพันธ์ของการเรียนรู้เชิงลึกซึ่งเป็นแขนงหนึ่งของ Machine Learning ซึ่งอยู่ภายในกลุ่มงานปัญญาประดิษฐ์หรือ AI แสดงดังภาพที่ 1



ภาพที่ 2.1 แสดงความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์
การเรียนรู้ด้วยเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึกมีความเหมาะสมในการวิเคราะห์ลักษณะงานที่มีความซับซ้อน นอกจากลักษณะของการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้เป็นมาตรฐานในปัจจุบันจะมีความเหมาะสมกับข้อมูลประเภท

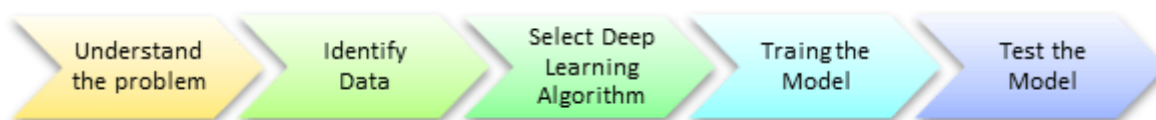
รูปภาพ ที่แต่ละพิกเซลมีความหมายเชื่อมโยงกัน ถ้าสลับตำแหน่งของพิกเซลแล้วความหมายของภาพจะเปลี่ยนไป การเรียนรู้เชิงลึกยังช่วยตัดความยุ่งยากในกระบวนการทำ Machine Learning สำหรับข้อมูลรูปภาพลงไปได้อย่างมีนัยสำคัญ ในอดีตการสร้างแบบจำลอง Machine Learning ที่เรียนรู้ข้อมูลจากรูปภาพนั้นจะไม่ใช้ลักษณะของการใส่รูปเข้าไปในแบบจำลองโดยตรง แต่รูปจะต้องผ่านกระบวนการสกัดคุณสมบัติเชิงภาพ (Visual feature) บางประการออกมาก่อนและนำคุณสมบัติที่สกัดมาได้ไปใส่ให้แบบจำลอง Machine Learning เรียนรู้อีกที

2.1.1 Deep learning Process

[https://www.thaiprogrammer.org/2018/12/deep-learning-](https://www.thaiprogrammer.org/2018/12/deep-learning-%E0%B8%84%E0%B8%B7%E0%B8%AD%E0%B8%AD%E0%B8%B0%E0%B9%84%E0%B8%A3/)

%E0%B8%84%E0%B8%B7%E0%B8%AD%E0%B8%AD%E0%B8%B0%E0%B9%84%E0%B8%A3/

model ที่ใช้ deep learning ให้ความแม่นยำ (accuracy) ที่สูงในหลายๆปัญหา ตั้งแต่การตรวจจับวัตถุ (object detection) ไปจนถึงการรู้จำเสียงพูด (speech recognition) โดยที่เราไม่จำเป็นต้องให้ความรู้พื้นฐานใดๆกับมันไว้ล่วงหน้าเลย เพียงแค่ให้ข้อมูลตัวอย่าง (input data) มันก็จะทำการเรียนรู้จากข้อมูลและสังเคราะห์เป็นองค์ความรู้ออกมาได้อย่างอัตโนมัติ อาทิเช่น การใช้ deep learning ในวงการเกม เราไม่จำเป็นต้องบอกมันว่าเล่นยังไง แค่ให้มันเรียนรู้จากผู้เล่นที่เก่งๆเป็นจำนวนมาก มันก็เรียนรู้วิธีการเล่นเกมได้อย่างอัตโนมัติ



เพื่อที่จะเข้าใจหลักการของ deep learning มากยิ่งขึ้น , ให้คุณจินตนาการถึงครอบครัวที่มี พ่อแม่ และ ลูกน้อยวัยละอ่อน , ลูกน้อยคนนั้นมักจะชี้สิ่งต่างๆและพูดขึ้นพูดว่า " นี่คือเจ้าแมว " ซึ่งไม่ว่าจะชี้ไปที่ ที่วี ดูเียน หรือ สุนัข ก็มักจะพูดประโยคนี้ออกมา ในฐานะพ่อแม่ ทุกครั้งที่ลูกกำลังคิดผิดก็ควรมีการบอกกล่าว " ไม่ใช่ นั่นไม่ใช่เจ้าแมว " แต่หากสิ่งที่ลูกชี้ขึ้นเป็นแมวจริงๆ บอกลูกว่า "ถูกต้อง นั่นแหละแมว " เมื่อทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ เด็กคนนั้นก็จะสามารถแยกแยะได้เองโดยอัตโนมัติว่าสิ่งไหนคือแมวสิ่งไหนไม่ใช่แมว โดยที่อาจไม่ทันได้สังเกตด้วยซ้ำว่าใช้เราใช้อะไรเป็นเกณฑ์แยกแยะว่าสิ่งเป็นแมวหรือไม่ใช่แมว ซึ่งมันก็อาจจะเป็น หาง , สี , หนวดของมัน หรืออะไรที่ซับซ้อนกว่านั้นก็เป็นได้ (สิ่งเหล่านี้คือตัวอย่างของ feature ที่นำมาใช้เป็นเกณฑ์แยกแยะของ model ในการแยกแยะว่าเป็นแมวหรือไม่) , neural network ก็มีหลักการทำงานเช่นเดียวกันกับตัวอย่างข้างต้น โดยหากมี layer ที่เยอะเท่าไร ก็จะสามารถสังเคราะห์ feature ที่มีความซับซ้อนได้มากยิ่งขึ้น ตัวอย่างเช่น neural network ที่มี 4 layer ย่อมสามารถสังเคราะห์ feature และ ทำงานได้ซับซ้อนมากกว่า neural network ที่มีเพียง 2 layer

การเรียนรู้ นั้น เกิดขึ้นจาก 2 เฟส

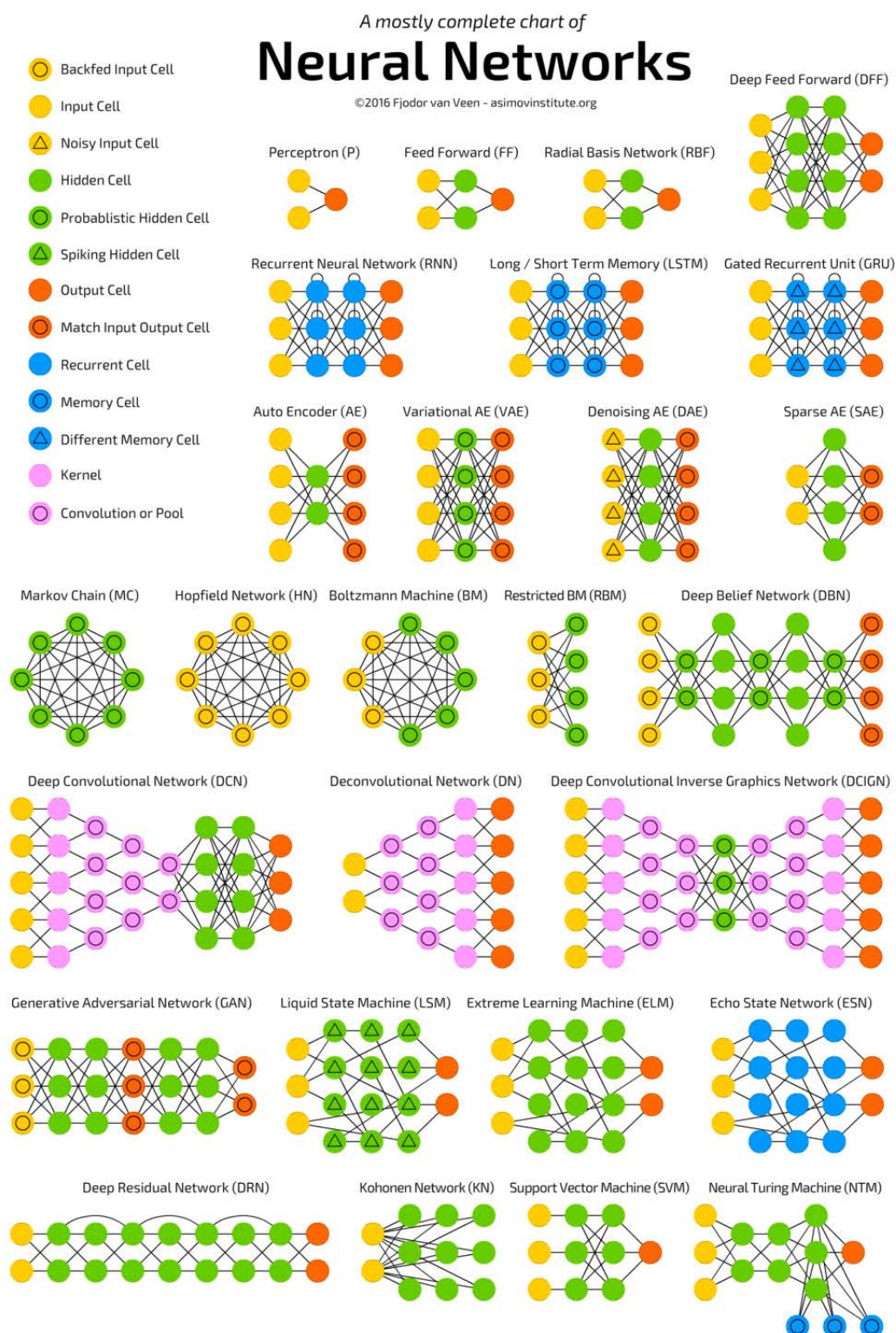
เฟสแรกคือ การประยุกต์ใช้ การแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear transformation) กับข้อมูลที่ได้รับ (input) ได้ผลลัพธ์ (output) ออกมาอยู่ในรูปของโมเดลทางสถิติ (statistical model)

เฟสที่สอง คือ การนำโมเดลมาผ่านวิธีการทางคณิตศาสตร์ อย่าง derivative หรือ การดิฟ นั้นเอง

โดยทั้ง 2 เฟสนี้จะถูกทำซ้ำแล้วซ้ำเล่าจนกว่าจะได้มาซึ่งโมเดลที่ความแม่นยำ(accuracy)ในระดับที่น่าพึงพอใจ ซึ่ง การทำซ้ำๆของ 2 เฟสนี้ มีชื่อว่า iteration

2.2.2 Classification of Neural Networks

2.2.3 Types of Deep Learning Networks



Andrew Tch , Aug 4, 2017

<https://towardsdatascience.com/the-mostly-complete-chart-of-neural-networks-explained-3fb6f2367464>

2.2.4 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)

ลิงค์ต่าง ๆ

<http://houseofbots.com/news-detail/3679-4-200-plus-best-machine-learning-natural-language-process-and-python-tutorials-for-programmers-2018>

เฉพาะ cnn

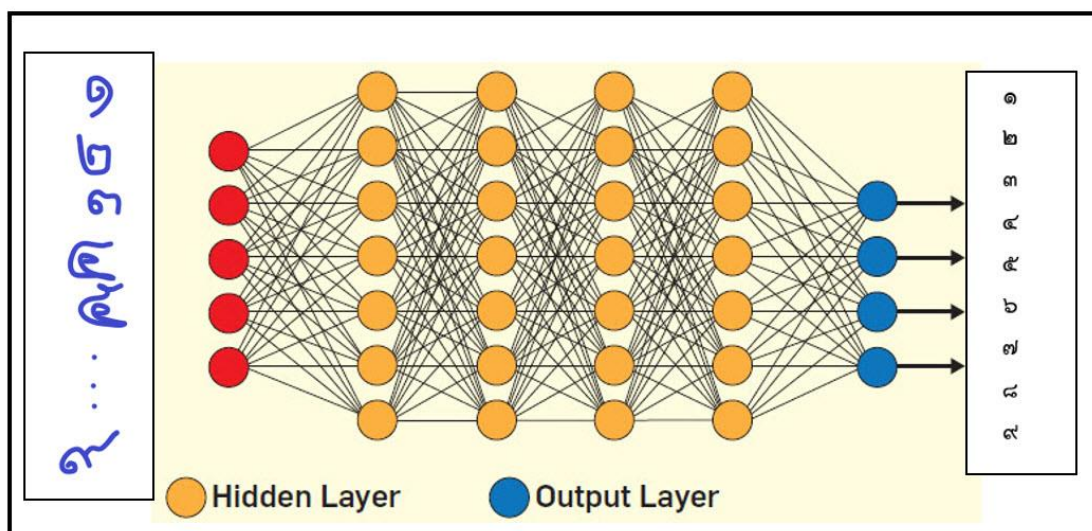
http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap6.html#introducing_convolutional_networks

<https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-part-3-deep-learning-and-convolutional-neural-networks-f40359318721>

2.2.5 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้ deep learning (Applications/ Examples of deep learning applications)

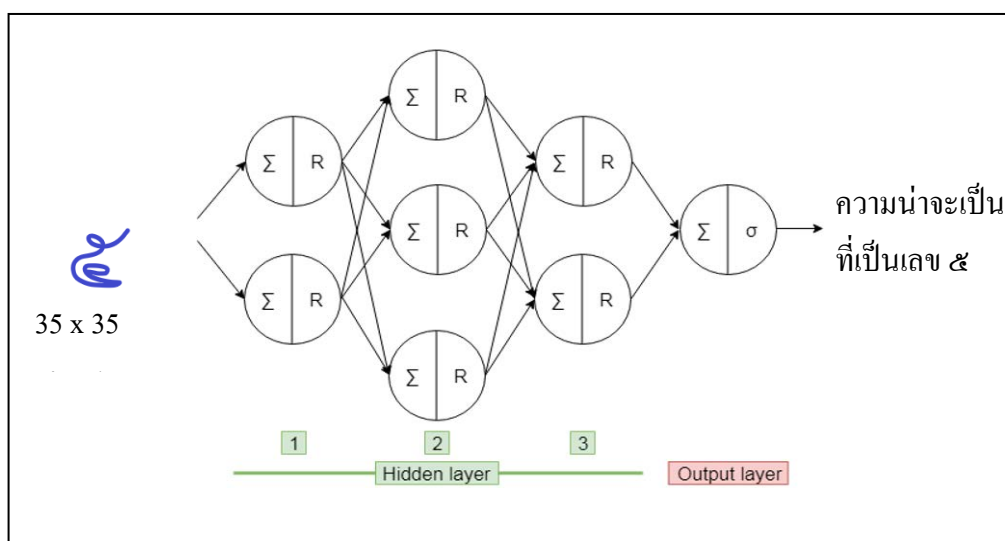
2.2.6 ข้อจำกัดของ Deep learning (Limitations of deep learning)

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นรูปแบบจำลองการเรียนรู้โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่มี hidden layer จำนวนมาก โครงข่ายประสาทเทียมเริ่มมีมาตั้งแต่ปี 1960 แลการเรียนรู้เชิงลึกถูกนำมาใช้อย่างจริงจัง ตั้งแต่ปี 2000 ด้วยเหตุผลหลายอย่าง เช่น การมีจำนวนข้อมูลที่มากพอ ซึ่งจำนวนพารามิเตอร์การเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมมีเยอะขึ้นมากตามจำนวน layer และ node ทำให้ต้องใช้ข้อมูลมากขึ้นในการสอน model ในช่วงหลังธุรกิจและอุตสาหกรรมส่วนใหญ่เก็บข้อมูลในรูป digital มากขึ้น ทำให้มีข้อมูลเพียงพอที่จะใช้ Deep Learning ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ ซึ่งต้องอาศัยพลังในการประมวลผลสูงประจวบเหมาะกับเครื่องคอมพิวเตอร์ที่สามารถซื้อมาใช้ในการทดลองได้ และปัจจุบันมีงานวิจัยที่เพิ่งเกิดขึ้นที่เกี่ยวข้องกับการสอน Neural Network ขนาดใหญ่ ทำให้การสอน model ขนาดใหญ่เป็นไปได้มากขึ้น เช่นการใช้ Relu เป็น activation function ของ hidden node แทน Sigmoid ซึ่งช่วยลดเวลาการสอน Neural Network ลักษณะการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายข้อมูลแสดงดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2.2 การเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

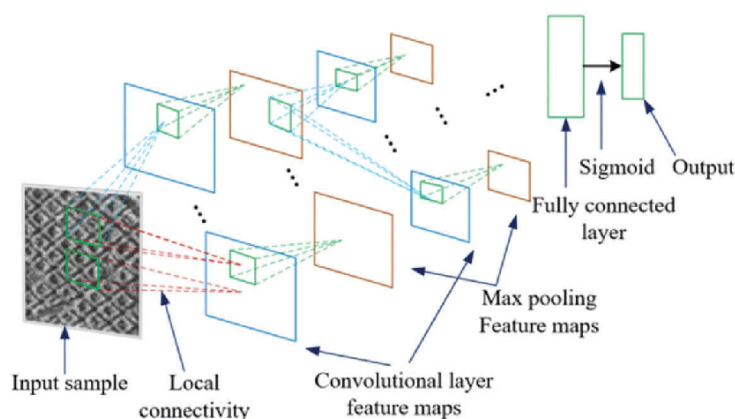
จากภาพที่ 2 รูปภาพตัวเลขลายมือเขียนที่นำเข้าเพื่อประมวลผลประกอบด้วย pixel จำนวนมาก โดยมนุษย์จะไม่รู้แน่ชัดว่าแต่ละ pixel สื่อถึงความหมายอะไรในรูป ดังนั้นจึงเรียกข้อมูลประเภทรูปภาพว่า Unstructured data รูปภาพประกอบด้วย pixel จำนวนมาก การดูแต่ละ pixel จะไม่สามารถบอกอะไรได้ ดังนั้นจำเป็นต้องดูทั้งภาพพร้อมกัน ซึ่งก็คือการดูทุก pixel พร้อมกัน วิธีหนึ่งในการให้ Deep Learning model เรียนรู้จากภาพว่าเป็นตัวเลขอะไรระหว่าง ๑ - ๙ คือการเรียนรู้จากข้อมูลตัวอย่างโดยใช้ input เป็นความเข้มสีของ pixel ทั้งหมดของรูป ป้อนให้กับ Neural Network ที่ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 2.3 การนำเข้าสู่ข้อมูลจากภาพขนาด 35 x 35 pixel
ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 3 รูปภาพที่จะนำเข้าให้โครงข่ายประสาทเทียมประมวลผลมีขนาด 35 x 35 pixels แสดงว่ามี input ทั้งหมด $35 \times 35 = 1,225$ ตัว

สำหรับงานด้านเครื่องจักรเรียนรู้ที่เกี่ยวข้องกับรูปภาพโมเดลที่เป็นมาตรฐานและได้รับความนิยมในการเลือกใช้คือ โมเดลประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่เป็นมาตรฐานที่ได้รับความนิยมในการนำไปใช้สำหรับวิเคราะห์ภาพ ซึ่ง CNN เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่ออกแบบมาโดยเฉพาะสำหรับใช้กับข้อมูลสองมิติ เช่นรูปภาพและวิดีโอ โมเดลประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ จะมีชั้น Convolutional Layer เพิ่มขึ้นมาเป็นส่วนที่ใช้สกัดลักษณะสำคัญต่าง ๆ จากส่วนใด ๆ ของรูปภาพออกมาได้และแสดงผลการทำนาย Output ที่ต้องการ ลักษณะการคำนวณของโมเดลประสาทเทียมแบบสังวัตนาการแสดงดังภาพที่ 2.4



ภาพที่ 2.4 การสกัดลักษณะสำคัญของข้อมูลและการทำนาย
ด้วยโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ

จากภาพที่ 2.4 เป็นโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการที่เริ่มจากการป้อนข้อมูลตัวอย่าง (Input Sample) และผ่านกระบวนการสกัดลักษณะสำคัญต่าง ๆ จากส่วนใด ๆ ของภาพซึ่งอยู่ภายในชั้น Convolutional Layer และนำค่าที่ได้คำนวณโดยใช้ฟังก์ชัน Sigmoid หลังจากนั้นนำค่าที่ผ่านฟังก์ชัน Sigmoid มาทำนายว่าข้อมูลที่ได้คืออะไร โดยเทียบกับข้อมูลที่ผ่านมาการฝึกฝน (Training Data)

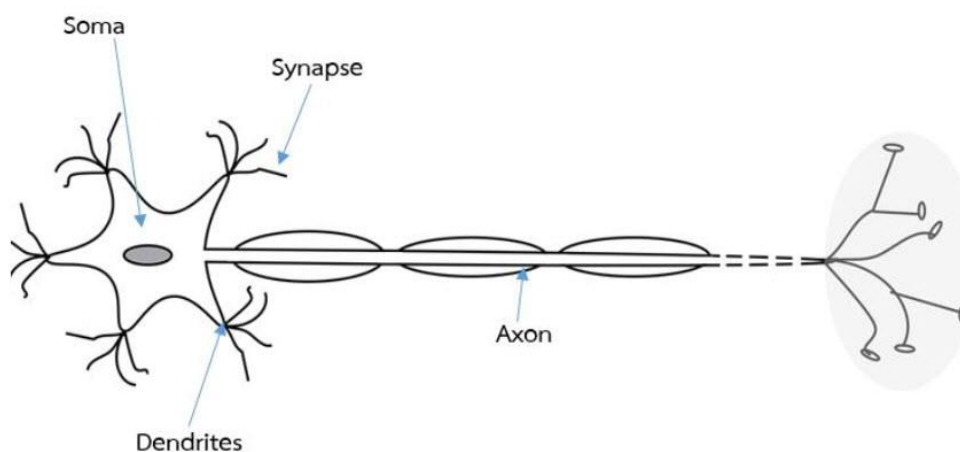
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN)

เป็นการจำลองโครงสร้างและการทำงานของเซลล์สมอง และระบบประสาทของมนุษย์ เป็นแนวคิดที่ให้คอมพิวเตอร์มีความรู้ (Knowledge) ประสบการณ์ หรือความฉลาดที่เกิดขึ้นจากกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) เหมือนมนุษย์ที่สามารถฝึกฝนได้ เพื่อทำการเก็บรวบรวม/สะสมความรู้ประสบการณ์เหล่านี้ และนำความรู้ ประสบการณ์ ไปใช้ประโยชน์ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ ได้โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้กับสารสนเทศหลายรูปแบบ เช่น การจดจำรูปแบบ (Recognition) การจัดกลุ่ม (Clustering) การจัดหมวดหมู่ (Classification) และการพยากรณ์ (Forecasting) เพื่อมาประยุกต์ใช้งานในการแก้ปัญหา มีตั้งแต่การใช้งานทั่วไปจนถึงงานที่มีความยุ่งยากซับซ้อน เช่น งานด้านการเงินการธนาคาร ระบบขนส่ง การบันเทิง งานทางด้านวิทยาศาสตร์ วิศวกรรม เป็นต้น

2.2.1 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมคือ

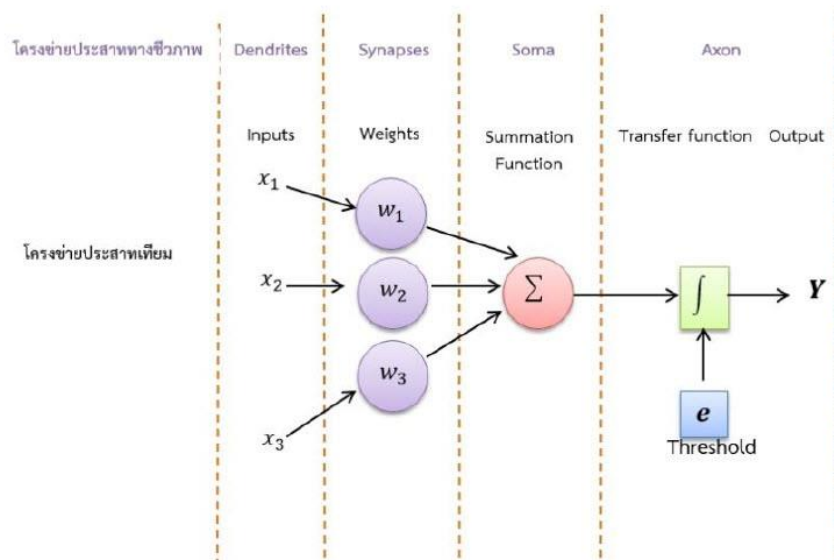
2.2.1.1 การเรียนรู้ (Learning) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้จากชุดฝึกสอนที่ป้อนเข้าไปได้

2.2.1.2 การจดจำ (Recall) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจดจำชุดฝึกสอน และชุดทดสอบได้โดยที่ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบนั้นมีความแตกต่างกัน คือข้อมูลตามความเป็นจริงนั้นจะถูกบิดเบือนได้ โครงสร้างของการส่งสัญญาณประสาทในสมองมนุษย์ประกอบจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทหลายพันล้านเซลล์ โครงสร้างพื้นฐานของเซลล์ในสมองมนุษย์ทางชีวภาพ ประกอบด้วย เซลล์ ประสาท (Neuron) ที่มีจุดศูนย์กลางเซลล์เรียกว่าโซมา (Soma) มีจุดเชื่อมต่อระหว่างเซลล์เรียกว่า ซิแนปส์ (Synapses) แขนงที่ขยายออกจากเซลล์ประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrites) แขนงทำหน้าที่รับสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยรับข้อมูลเข้าของเซลล์ และส่วนปลายของเซลล์ประสาททำหน้าที่ส่งสัญญาณประสาทซึ่งเป็นเสมือนหน่วยส่งข้อมูลออกของเซลล์ เรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ดังภาพที่ 2.5

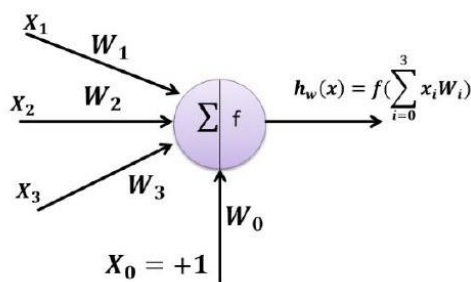


ภาพที่ 2.5 โครงสร้างของระบบประสาททางชีวภาพ

การส่งสัญญาณประสาทเมื่อมีการกระตุ้นจากสิ่งเร้าภายนอก หรือจากเซลล์ประสาทด้วยกัน ดังกล่าวอาจทำให้เกิดได้ทั้งการกระตุ้นและยับยั้ง โดยกระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่ตัวเซลล์ ซึ่งจะตัดสินใจว่าจะกระตุ้นเซลล์หรือยับยั้งเซลล์อื่น นอกจากลักษณะดังกล่าวแล้ว วิธีการประมวลผลภายในเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ยังมีการขยายหรือลดขนาดของสัญญาณอีกด้วย หากสัญญาณรวมมีความแรงเกินค่าระดับ (Threshold) ของเซลล์ประสาทรุนั้น ๆ เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณออกทางแอกซอนต่อไปกระบวนการเรียนรู้ในสิ่งมีชีวิตจะมีผลต่อการสร้างไซแนปส์ระหว่างเซลล์ประสาทขึ้นมาใหม่ หรือก่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพของไซแนปส์ต่าง ๆ ในโครงข่ายประสาท ดังนั้นโครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิตจึงไม่ได้ ทำงานแบบเป็นลำดับขั้นตอน (Sequential) เพียงอย่างเดียวเท่านั้นแบบจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์ประสาท ดังภาพที่ 2.6 การประมวลผลต่าง ๆ จะเกิดขึ้นที่หน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (Node) การส่งสัญญาณ (Signal) ระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกัน(Connection) จำลองมาจากการเชื่อมต่อของเดนไดรต์และแอกซอน



ภาพที่ 2.6 โครงสร้างเซลล์ประสาททางชีวภาพเปรียบเทียบกับเซลล์ประสาทเทียม



ภาพที่ 2.7 โครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียม 1 เซลล์

ส่วนประกอบของโหนด ประกอบด้วยด้วย

- 1) ข้อมูลป้อนเข้า (Inputs)
- 2) ค่าน้ำหนัก (Weights) หรือความรู้ (Knowledge) โดยจำลองให้แต่ละข้อมูลป้อนเข้า มีค่าน้ำหนักเป็นตัวกำหนดน้ำหนักของข้อมูลป้อนเข้า ซึ่งค่าน้ำหนักได้มาจากกระบวนการเรียนรู้ ค่าน้ำหนักจะแตกต่างกันโดยขึ้นอยู่กับอิทธิพลจากการรับมาจากโหนดอื่น ค่าน้ำหนักนี้จะถูกเก็บรวบรวม/สะสมเป็นเสมือนความรู้ ประสบการณ์ เช่น ใช้เพื่อการจดจำรูปแบบข้อมูล
- 3) ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function : S) เป็นผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า (x_i) และค่าน้ำหนัก (w_i) เขียนได้ดังสมการต่อไปนี้

$$S = \sum_{i=1}^n x_i W_i$$

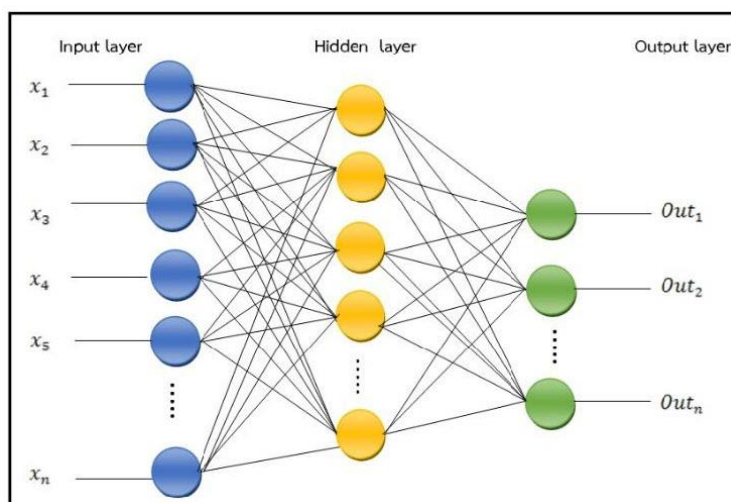
- 4) ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) หรือฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ใช้เพื่อกำหนดสัญญาณส่งออก และขึ้นอยู่กับข้อมูลส่งออก โดยแต่ละโหนดจะมีค่า Threshold เป็นตัวกำหนดว่า ฟังก์ชันผลรวมต้องมากกว่าค่า Threshold จึงจะสามารถส่งเอาต์พุตไปยังโหนดตัวอื่นได้ การเลือกใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอน หรือฟังก์ชันกระตุ้นขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลที่ส่งออก เช่น ถ้าข้อมูลที่ส่งออกต้องการเป็น “ใช่” หรือ “ไม่ใช่” ต้องใช้ Threshold Function

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > T \\ 0 & \text{if } x < T \end{cases}$$

หรือถ้าข้อมูลที่ส่งออกเป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่องต้องใช้ Continuous Function เช่น Sigmoid Function

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

5) ข้อมูลส่งออก (Output) คือผลลัพธ์ที่ได้เกิดขึ้นจริง (Actual Output) $h(x) = (\Sigma x_i)$ ที่มาจากฟังก์ชันการถ่ายโอนหรือฟังก์ชันกระตุ้นการเชื่อมต่อในโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อยเรียกว่า ชั้น (Layer) ชั้นแรกเป็นชั้นนำข้อมูลเข้า เรียกว่า ชั้นอินพุต (Input Layer) ส่วนชั้นสุดท้ายเป็นชั้นนำข้อมูลออก เรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนอาจมีมากกว่า 1 ชั้น หรือไม่มีก็ได้ รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังภาพที่ 2.8

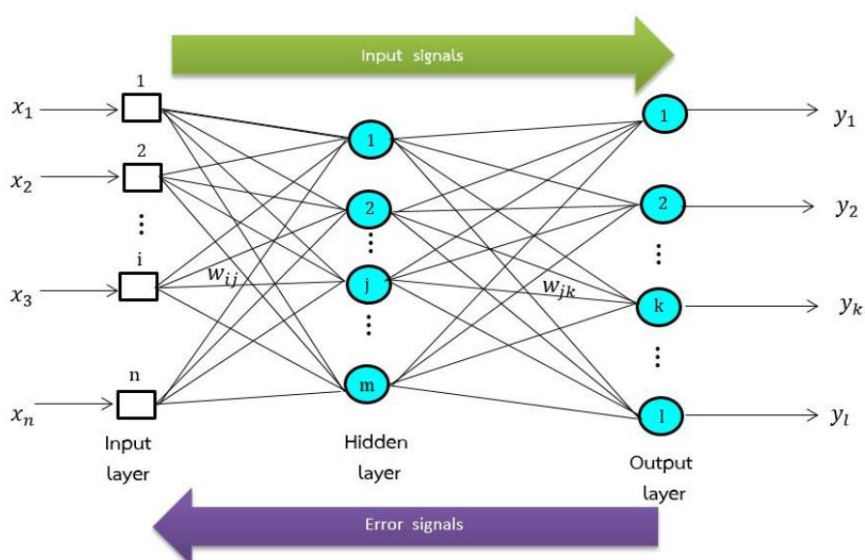


ภาพที่ 2.8 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 2.8 ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งเป็นชั้นของการเรียนรู้ที่จะมีการปรับค่าน้ำหนักของโหนดในชั้นซ่อนไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องมากที่สุด จำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนโหนดนี้ที่เหมาะสมมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม คือหากมีจำนวนน้อยเกินไปจะเกิด Underfitting อาจทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้ไม่ดีเท่าที่ควร หรือมากเกินไปจะเกิด Overfitting อาจจะทำให้โครงข่ายใช้เวลาในการเรียนรู้นาน และค่าที่เรียนรู้มากเกินไปส่งผลให้ความสามารถของการจำแนกรูปแบบลดลง สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งตามทิศทางการเคลื่อนที่ของข้อมูลแบ่งได้เป็น

1) โครงข่ายแบบการส่งข้อมูลไปข้างหน้า (Feedforward Network) การส่งข้อมูลที่จะประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียม จากชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ข้อมูลจะถูกส่งต่อเข้าไปในชั้นซ่อน (Hidden Layer) และถูกส่งต่อไปยังชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ข้อมูลจะถูกส่งข้างหน้าเป็นไปในทิศทางเดียว

2. โครงข่ายแบบการส่งข้อมูลย้อนกลับ (Feedback Network) มีการนำเอาข้อมูลที่ประมวลผลเช่นเดียวกับโครงข่ายแบบการส่งข้อมูลไปข้างหน้า และมีการส่งข้อมูลย้อนกลับเพิ่มเข้ามาด้วย เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation) เป็นอัลกอริทึมของการเรียนรู้ เพื่อฝึกฝนโครงข่าย ดังภาพที่ 2.9 การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับเป็นกระบวนการเรียนรู้และปรับปรุงแก้ไขด้วยตนเองถ้าโครงข่ายระบบประสาทเทียมให้คำตอบที่ผิด คำน้ำหนักจะถูกปรับจนกว่าค่าความผิดพลาดจะน้อยลงหรืออยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้นั้นคือ ค่าที่ได้ในครั้งถัดไปจะมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับถูกนำมาใช้กับโครงข่ายแบบหลายชั้น ซึ่งแต่ละชั้นจะเชื่อมโยงกัน เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลจากชั้นอินพุต จะคำนวณค่าน้ำหนักของชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนและจากชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาต์พุต ผลต่างระหว่างค่าผลลัพธ์จริงกับคำตอบ/ค่าผลลัพธ์เป้าหมายโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าความผิดพลาดจากชั้นเอาต์พุต และแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นซ่อนจากนั้นจึงแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นอินพุตตามลำดับ ขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือ การแพร่เดินหน้า (Forward Propagation) และการแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation)



ภาพที่ 2.9 โครงสร้างของเซลล์ประสาท

โครงข่ายได้รับการเรียนรู้และฝึกฝน เพื่อการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความผิดพลาด โดยการใช้ทฤษฎี Gradient Decent Method สูตรในการคำนวณที่โครงข่ายประสาทเทียมใช้ทำการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความผิดพลาด ดังสมการ

$$J(W) = \operatorname{argmin} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{2} \|h_w(x^i) - y^i\|^2 \right) + \frac{\lambda}{2} \|W\|_2^2 \right\}$$

โดยที่มีอินพุต คือ $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$

(W) คือ ค่าเฉลี่ยของผลรวม Squares Error

สูตรเพื่อลดค่าน้ำหนักให้เหมาะสมที่ $i = 1, 2, \dots, N$ ตัวอย่าง

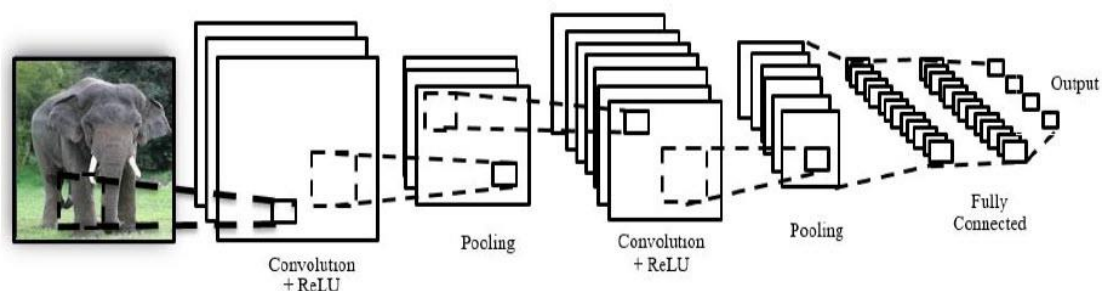
$h(x_i) = f(\sum x_i W_i)$ เป็นฟังก์ชันกระตุ้น

$\|h(x_i) - y_i\|_2$ เป็นค่า Squares Error

λ เป็นพารามิเตอร์ลดค่าน้ำหนัก

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมสังวัตนาการ (Convolution Neural Network)

เป็นแขนงหนึ่งของโครงข่ายระบบประสาทเทียม ซึ่งมีคุณสมบัติเด่นในการจดจำภาพ (Image Recognition) หรือค่า 2D Matrix และการจำแนกคลาส (Classification) เพื่อการเรียนรู้คุณสมบัติ ของข้อมูล โดยจะสามารถทำกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่นไปพร้อม ๆ กับการจำแนกคลาส เพื่อให้ได้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด ซึ่งคิดค้นครั้งแรกโดย Yann LeCun โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ได้มีการพิสูจน์ว่าเป็นโครงข่ายฯ ที่มีประสิทธิภาพมากในหลายขอบข่าย เช่น การจดจำรูปแบบและการจำแนกภาพ การระบุพื้นผิว วัตถุ สัญญาณจราจร การจดจำวัตถุต่าง ๆ ในชีวิตประจำวันรวมทั้งคนหรือสัตว์ได้เมื่อเร็ว ๆ นี้ โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันได้ถูกนำมาใช้และมีประสิทธิภาพดีในเรื่องการประมวลผลภาษาธรรมชาติ เช่น การจำแนกประโยค เป็นต้นซึ่งจะประกอบไปด้วย 4 เลเยอร์ (Layer) โดยแสดงได้ดังภาพที่ 2.10



ภาพที่ 2.10 เลเยอร์ต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

แต่ละเลเยอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการหรือแบบคอนโวลูชัน มีการทำงานดังนี้

1) คอนโวลูชันเลเยอร์ (Convolution Layer)

วัตถุประสงค์ของชั้นนี้คือสกัดคุณลักษณะ (Extract Feature) จากข้อมูลเข้า (Input) ที่เป็นภาพหรือค่าในรูปแบบ 2D Matrix โดยใช้การเรียนรู้จากส่วนเล็ก ๆ ที่เรียกว่าตัวกรอง (Filter) ดังแสดงในภาพที่ 2.11 และภาพที่ 2.12 ก่อนที่จะทำความเข้าใจการทำงานของคอนโวลูชันเลเยอร์ มาทำความเข้าใจข้อมูลเข้าของขั้นตอนคอนโวลูชันเลเยอร์ นั่นคือภาพทุก ๆ ภาพนั้น สามารถพิจารณาเป็นเมทริกซ์หนึ่งของค่าพิกเซล ดังภาพที่ 2.11 ภาพขนาด 5x5 ซึ่งมีค่าพิกเซลเพียงแค่ 0 และ 1

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

ภาพที่ 2.11 ขนาด 5x5 ซึ่งมีค่าพิกเซล 0 และ 1

จากนั้นทำการคอนโวลูชันเลเยอร์ภาพขนาด 5 x 5 ด้วย Filter เมทริกซ์ขนาด 3x3 สามารถคำนวณได้ผลลัพธ์ ดังภาพที่ 2.12

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

4		

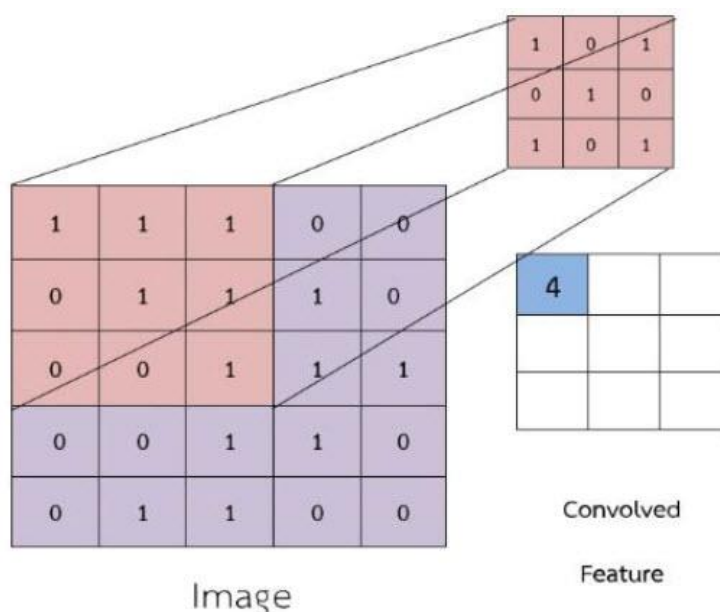
Image

Convolved

Feature

ภาพที่ 2.12 ตัวอย่างผลลัพธ์จากขั้นตอนการคอนโวลูชันเลเยอร์

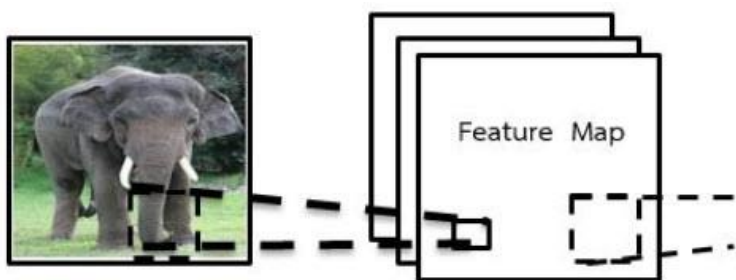
โดยอธิบายรายละเอียดขั้นตอนการทำงานของภาพที่ 2.14 ได้ดังภาพที่ 2.15 ดังนี้ ภาพต้นฉบับคือภาพใหญ่ซ้ายบนซึ่งมีขนาด 5x5 และภาพเล็กขวาบนซึ่งเราเรียกว่าตัวกรอง (Filter) นำภาพเล็กเลื่อนไปตามภาพใหญ่ซึ่งเรียกว่า การ Convolve ในแต่ละตำแหน่ง จากนั้นนำเอาพิกเซล (Pixel) ที่ตรงกันมาคูณกันแล้วหาผลรวมออกมาเป็นตัวเลขในบริเวณที่ตรงกัน เช่น จากภาพ ล่างขวา จะได้ผลรวมที่เกิดจาก $(1 \times 1) + (1 \times 0) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times 1)$ ได้ผลลัพธ์เท่ากับ 4 และทำการเลื่อนไปเรื่อย ๆ และทำการคูณและหาผลรวมในพื้นที่นั้น ๆ จนครบพื้นที่ทั้งหมดจะได้ผลลัพธ์ออกมาเรียกว่า “Convolve Feature” หรือ “Feature Map” ดังแสดงในภาพที่ 2.13



ภาพที่ 2.13 ขั้นตอนการทำงานของคอนโวลูชันเลเยอร์

โดยขนาดของ Feature Map ถูกควบคุมโดย 3 พารามิเตอร์ ซึ่งเราจำเป็นต้องตัดสินใจก่อน ขั้นตอนของคอนโวลูชันเลเยอร์จะเริ่มดำเนินการโดย 3 พารามิเตอร์เหล่านั้น ได้แก่ ความลึก : ความลึกสัมพันธ์กับจำนวนของตัวกรองที่เราใช้สำหรับการดำเนินการขั้นตอนคอนโวลูชันเลเยอร์ เช่น เราทำการดำเนินการคอนโวลูชันเลเยอร์ในภาพเรือ ในภาพที่ 2.14 โดยใช้ 3 ตัวกรอง ซึ่งแตกต่างกัน

อย่างชัดเจน ดังนั้นจึงได้ Feature Map ที่แตกต่างกัน 3 Feature Map โดย 3 Feature Maps เหล่านี้ เป็นดังเมทริกซ์ที่ซ้อนกันแบบ 2 มิติ ดังนั้นความลึกของ Feature Map มีค่าเท่ากับ 3 นั่นเอง



ภาพที่ 2.14 ตัวอย่างพารามิเตอร์ความลึก

Stride คือจำนวนของพิกเซลที่เราเลื่อนเมทริกซ์ตัวกรองไปยังเมทริกซ์นำเข้า เมื่อ Stride คือ 1 เราจะเลื่อนตัวกรอง ไป 1 พิกเซล ในเวลานั้นเมื่อ Stride เป็น 2 ตัวกรอง จะโดดข้ามไป 2 พิกเซล โดย Stride ที่ใหญ่ขึ้นจะช่วยสร้าง Feature Map ที่เล็กลง Zero-padding คือการที่เราเติมศูนย์ที่หัวหรือท้ายของสัญญาณ บางครั้งก็สะดวกที่จะเติมเมทริกซ์ (Matrix) นำเข้าด้วย 0 รอบ ๆ ขอบของ Input Image Matrix ซึ่งจะทำให้เกิด Feature ที่ดีขึ้นโดยการควบคุมขนาดของ Feature Map เรียกการเติมศูนย์อีกอย่างหนึ่งว่า Wide Convolution นอกจากนี้ในขั้นตอนคอนโวลูชัน (Convolution) การใช้ตัวกรองที่ต่างกันทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน สำหรับขั้นตอนตัวอย่างของการใช้ตัวกรองที่ต่างกัน ทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน เช่น จากภาพที่ 2.15 คือ ภาพตัวอย่างที่ใช้เป็นข้อมูลเข้า



ภาพที่ 2.15 ตัวอย่างที่ใช้เป็นข้อมูลเข้า

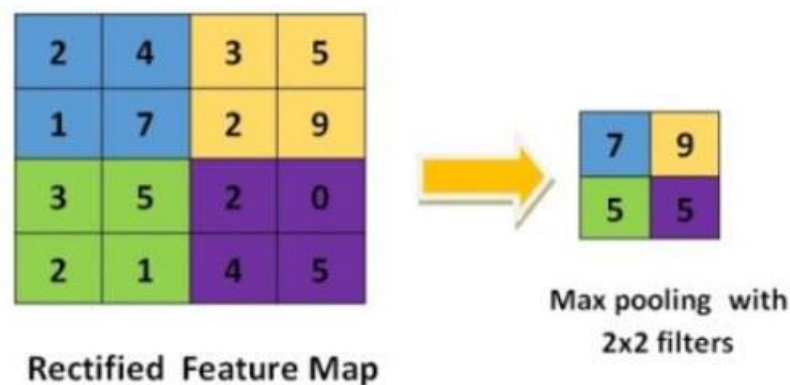
ผลของคอนโวลูชันเลเยอร์จากภาพด้านบน โดยใช้ตัวกรองที่แตกต่างกัน สามารถตรวจจับหรือค้นหาคุณลักษณะ (Features) ที่แตกต่างกันจากภาพได้ เช่น การหาขอบภาพ (Edge Detection) การทำให้ภาพคมชัด (Sharpen) และภาพเบลอ เพียงเปลี่ยนค่าตัวเลขของเมทริกซ์ตัวกรองก่อนดำเนินการในขั้นตอนคอนโวลูชันเลเยอร์ ทำให้ได้ผลที่แตกต่างกัน ดังภาพที่ 2.16

Operation	Filter	Convolved Image
Identity	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	
Edge detection	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	
Sharpen	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Box blur (normalized)	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	
Gaussian blur (approximation)	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	

ภาพที่ 2.16 ตัวอย่างผลลัพธ์การใช้ตัวกรองที่แตกต่างกันในขั้นตอนคอนโวลูชันเลเยอร์

2) ReLU Layer กระบวนการ ReLU ถูกใช้หลังจากการดำเนินการขั้นตอนคอนโวลูชันเลเยอร์ ReLU จะเป็นการนำเอา Feature Map มาทำการแทนที่ค่าที่เป็น Negative ด้วยค่า 0 เพื่อดึงลักษณะเด่นออกมาให้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น ซึ่งได้ผลลัพธ์ออกมาเรียกว่า Rectified Feature Map กระบวนการ ReLU สามารถแสดงให้เห็นตัวอย่างภาพที่ผ่านกระบวนการ ReLU

3) The Pooling Layer, Sub Sampling Layer หรือ Down Sampling Layer จุดประสงค์ในการทำของเลเยอร์นี้ คือการลดขนาด Dimension ให้เล็กลงเหลือเฉพาะส่วนที่สำคัญจากภาพที่ 2.17 เราจะนำ Rectified Feature Map ที่เป็นผลลัพธ์จาก ReLU Layer ในขั้นตอนที่ 2 มาทำการลดขนาดให้เหลือขนาด 2×2 โดยทำการ Stride ไปตาม Rectified Feature Map จากนั้นหาค่าโดยสามารถทำได้ 3 แบบ คือค่า Max ค่า Average หรือค่า Sum โดยในภาพเป็นการหาค่า Max โดยทำ Max Pooling คือการหาค่าสูงสุด ซึ่งจะได้ผลลัพธ์ (Output) ดังสี่เหลี่ยมภาพเล็ก ซึ่งการทำ Pooling เป็นการลดขนาด Dimension ซึ่งจะทำให้พารามิเตอร์ (Parameter) ที่ใช้ในการประมวลผลในเครือข่าย (Network) ด้วยจำนวนที่น้อยลง

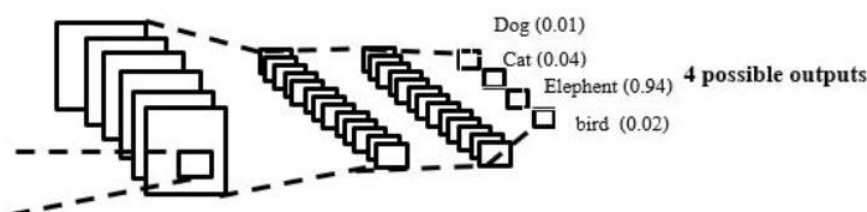


ภาพที่ 2.17 The Pooling Layer

การทำงานของ Pooling คือลดขนาดของพื้นที่ (Spatial Size) ของตัวแทนป้อนเข้าอย่างต่อเนื่อง โดยขั้นตอน Pooling สามารถทำให้ตัวแทนป้อนเข้า (มิติของ Feature) เล็กลงและจัดการง่ายขึ้น ลดจำนวนของพารามิเตอร์ และการคำนวณในโครงข่ายลง ทำให้ค่าคงที่ของโครงข่ายมีการแปลง การบิดเบือน และการแปรผลในส่วนของภาพนำเข้าให้เล็กลง ผลลัพธ์จาก Pooling Layer เป็นป้อนเข้าไปยังชั้น Fully Connected Layer ดังที่จะกล่าวในลำดับต่อไป

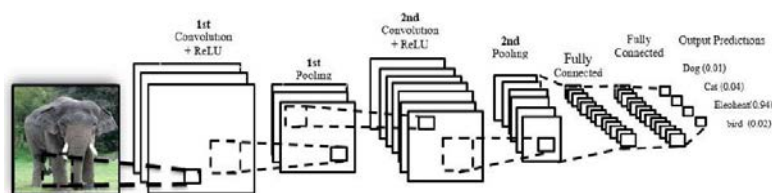
4) Fully Connected Layer เป็นขั้นตอนในส่วนการจำแนกคลาส (Classification Features) ซึ่งก็คือ การทำ Multilayer Perceptron ในโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะนำเอาผลลัพธ์จากเลเยอร์ (Layer) ในก่อนหน้ามาทำการเชื่อมต่อ (Connect) แล้วหาค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลเข้า (Input Data) ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 กับ 1 โดยค่ามากย่อมจะมีความน่าจะเป็นสูง ผลลัพธ์จากคอนโวลูชันเลเยอร์ และ Pooling Layer เป็นตัวแทนคุณลักษณะ (Feature) ระดับสูงของภาพป้อนเข้า จุดประสงค์ของชั้น Fully Connected Layer คือเพื่อใช้คุณลักษณะ (Feature) เหล่านี้จำแนกภาพป้อนเข้าเป็นหลายกลุ่มอิงตามการฝึกชุดข้อมูล ยกตัวอย่างเช่น งาน

จำแนกภาพ ซึ่งมีผลลัพธ์ที่เป็นไปได้คือ 4 ผลลัพธ์ ดังภาพที่ 2.18 และภาพที่ 2.19 ยังแสดงให้เห็นถึงการเชื่อมต่อระหว่าง Nodes กับชั้น Fully Connected Layer



ภาพที่ 2.18 งานจำแนกภาพซึ่งมีผลลัพธ์ที่เป็นไปได้คือ 4 ผลลัพธ์

นอกเหนือจากการจำแนกการเพิ่มในชั้น Fully-connected Layer มักจะเป็นวิธีการเรียนรู้การรวมคุณลักษณะ (Feature) แบบไม่เชิงเส้นที่คุณภาพต่ำ คุณลักษณะส่วนใหญ่จากคอนโวลูชันเลเยอร์และ Pooling Layer อาจจะเป็นการจำแนกงาน แต่การรวมคุณลักษณะเหล่านั้นอาจจะดียิ่งกว่าเดิมจากขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน จะเห็นได้ว่า คอนโวลูชันเลเยอร์และ Pooling Layers ทำหน้าที่เป็นส่วนในการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extractors) จากภาพที่เป็นปัจจัยนำเข้า ในขณะที่ชั้น Fully Connected Layer ทำหน้าที่เป็นตัวจำแนกสำหรับขั้นตอนการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันโดยสรุป แสดงตัวอย่างได้ดังภาพที่ 2.19



ภาพที่ 2.19 ภาพตัวอย่างการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

จากภาพที่ 2.19 ภาพปัจจัยนำเข้าคือภาพช้าง เวกเตอร์ (Vector) เป้าหมาย คือ $[0, 0, 1, 0]$ โดยแสดงรายละเอียดขั้นตอนการการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันได้ดังนี้ขั้นตอนที่ 1 เรากำหนดค่าตั้งต้นของตัวกรองและพารามิเตอร์ทั้งหมด/น้ำหนักด้วยการสุ่มค่า ขั้นตอนที่ 2 โครงข่ายใช้ภาพที่ใช้ฝึกเป็นปัจจัยนำเข้า และส่งไปตาม Propagation Step หรือขั้นแผ่ขยาย (Propagation) (Convolution, ReLU และกระบวนการ Pooling Operation ไปตามขั้นแผ่ขยายในชั้น Fully Connected Layer) และหาผลลัพธ์ที่เป็นไปได้สำหรับแต่ละหมวดหมู่ (Class)

เพราะฉะนั้นผลลัพธ์ที่มีความเป็นไปได้สำหรับภาพข้างด้านบนคือ [0.2, 0.4, 0.1, 0.3] เนื่องจากน้ำหนักถูกกำหนดโดยการสุ่มเป็นตัวอย่างการฝึกครั้งแรก ผลลัพธ์ที่เป็นไปได้จึงออกมาแบบสุ่มเช่นกัน

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณข้อผิดพลาด Error ทั้งหมดที่ชั้นผลลัพธ์ (The Output Layer) ข้อผิดพลาดทั้งหมด = $\sum \frac{1}{2} (\text{เป้าหมายที่เป็นไปได้} - \text{ผลลัพธ์ที่เป็นไปได้})$ ขั้นตอนที่ 4 ใช้อัลกอริทึม Backpropagation ในการคำนวณเกรเดียนต์ชัน (Gradient) หรือความชันของ Error จากน้ำหนักทั้งหมดในโครงข่าย และใช้รูปแบบของการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) เพื่อปรับค่าตัวกรองทั้งหมด/รวมทั้งน้ำหนักและค่าพารามิเตอร์เพื่อลดข้อผิดพลาดของผลลัพธ์น้ำหนักถูกปรับในอัตราส่วนไปยังผลและไปยังข้อผิดพลาดทั้งหมดเมื่อภาพเดิมคือปัจจัยนำเข้าอีกครั้ง ความเป็นไปได้ของผลลัพธ์ตอนนี้อาจจะเป็น [0.1, 0.1, 0.7, 0.1] ซึ่งใกล้กับเวกเตอร์เป้าหมายมากกว่า [0, 0, 1, 0] ในที่นี้หมายถึง โครงข่ายที่สามารถเรียนรู้ที่จะจำแนกภาพเฉพาะได้อย่างถูกต้อง โดยการปรับน้ำหนัก/ตัวกรอง เพื่อให้ข้อผิดพลาดในผลลัพธ์ลดลงพารามิเตอร์ ได้แก่ จำนวนของตัวกรอง ขนาดตัวกรอง โครงสร้างของโครงข่าย และอื่น ๆ ได้มี การตั้งค่ากำหนดเอาไว้แล้วก่อนขั้นตอนที่ 1 และไม่เปลี่ยนแปลงระหว่างกระบวนการฝึกมีเพียงแค่ค่าของตัวกรองเมทริกซ์ และการเชื่อมต่อของน้ำหนักที่มีการปรับ (Update) ขั้นตอนที่ 5 ทำขั้นตอนที่ 2-4 ซ้ำกับทุกภาพในชุดการฝึกขั้นตอนด้านบนเป็นการฝึกของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งโดยพื้นฐานหมายความว่าน้ำหนักทั้งหมดและพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันถูกใช้อย่างเหมาะสมกับภาพที่จำแนกอย่างถูกต้องจากชุดการฝึก (Training Set) เมื่อภาพใหม่ (ที่ไม่เคยเห็น) เป็นปัจจัยนำเข้าไปสู่โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันโครงข่ายจะดำเนินการตามขั้นตอน ขันแพร่ขยาย (Propagation Step) และผลลัพธ์ที่เป็นไปได้สำหรับแต่ละหมวดหมู่ (สำหรับภาพใหม่ ผลลัพธ์ที่มีความเป็นไปได้ถูกคำนวณโดยใช้น้ำหนักซึ่งถูกใช้ได้อย่างเหมาะสมและจำแนกตัวอย่างจาก Training ก่อนนี้ได้อย่างถูกต้อง)

2.3 ภาษาไพธอน

โปรแกรมภาษาไพธอนเป็นภาษาระดับสูงที่ใช้สำหรับการพัฒนาโปรแกรม ถูกสร้างโดย Guido van Rossum ในปี 1990 ในประเทศเนเธอร์แลนด์ ซึ่งดัดแปลงมาจากภาษา ABC ในปี 1995 Guido ยังคงพัฒนาโปรแกรมภาษาไพธอนและได้แจกจ่ายโปรแกรมออกมาหลายเวอร์ชันให้กับบุคคลทั่วไป ภาษาไพธอนได้ผนวกความสามารถที่โดดเด่น ๆ ของแต่ละภาษามาประยุกต์และดัดแปลง ทำให้โปรแกรมภาษาไพธอนได้รับความนิยมและใช้งานกันอย่างกว้างขวาง การทำงานต้องมีตัวแปลภาษา (Interpreter) ทำหน้าที่แปลงชุดคำสั่งของต้นฉบับ (Source code) ให้เป็นภาษาเครื่อง (Machine code) ในขณะที่โปรแกรมกำลังทำงานซึ่งแตกต่างจากภาษาซี ที่จะทำการแปลงชุดคำสั่งต้นฉบับให้เป็นภาษาเครื่องทั้งหมดก่อนทำงาน แต่ถ้าต้องการให้โปรแกรมต้นฉบับที่เขียนขึ้นแปลงเป็นภาษาเครื่องทั้งหมดก็สามารถทำได้โดยการเรียกใช้โมดูลเพิ่มเติมในการแปลง

ชุดคำสั่งทั้งหมดให้เป็นภาษาเครื่อง เนื่องจากเป็นโปรแกรมที่เป็น Open Source ใช้งานฟรีไม่มีค่าลิขสิทธิ์ และอนุญาตให้นักพัฒนาสามารถแก้ไขโปรแกรมให้มีความสามารถสูงขึ้นได้อีกจึงส่งผลให้มีผู้เชี่ยวชาญในหลากหลายสาขา ได้ร่วมกันพัฒนาโมดูลต่าง ๆ เพิ่มเติมทำให้เป็นโปรแกรมที่สามารถนำไปใช้งานได้อย่างกว้างขวาง ในภาษาไพธอนมีโมดูลคำสั่งหรือฟังก์ชันจำนวนมากที่เกี่ยวข้องกับงานในด้านต่าง ๆ เช่น การประมวลผลภาพ การวิเคราะห์ข้อมูล การแสดงผลภาพจากข้อมูล งานคำนวณทางด้านฟิสิกส์ เป็นต้น ดังนั้นในการพัฒนาโปรแกรมด้วยภาษาไพธอน โปรแกรมเมอร์สามารถเรียกใช้ชุดคำสั่งได้โดยที่ไม่ต้องสร้างเองทั้งหมด

การที่คอมพิวเตอร์สามารถทำงานได้หลากหลายนั้นขึ้นอยู่กับกลุ่มของชุดคำสั่งที่พัฒนาขึ้นมา เพื่อควบคุมหรือสั่งให้ทำงานตามต้องการ กลุ่มคำสั่งหรือชุดคำสั่งเหล่านี้เรียกว่าโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ถ้าไม่มีชุดคำสั่งเครื่องคอมพิวเตอร์ก็ไม่สามารถทำงานที่ต้องการได้เลย (พรณี สิลพัฒนานันท์ และ กวียา เนาวประทีป, 2540: 6) กลุ่มคำสั่งในโปรแกรมซึ่งอาจรวมถึงข้อมูลและเอกสารที่เกี่ยวข้องที่สามารถประมวลผลได้ด้วยคอมพิวเตอร์ ซึ่งอาจอยู่บนกระดาษหรือในรูปแบบดิจิทัลก็ได้ กลุ่มคำสั่งที่เขียนเป็นลำดับขั้นตอนการทำงานโดยใช้คำสั่งของภาษาคอมพิวเตอร์ คำสั่งเหล่านี้เรียงกันเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ จากที่ทราบมาแล้วว่าคอมพิวเตอร์ทำงานตามคำสั่ง การทำงานในระดับของฮาร์ดแวร์เป็นเพียงการกระทำกับข้อมูลที่เป็นตัวเลขฐานสอง ซึ่งอาจใช้สำหรับแทนข้อมูลที่เป็นตัวเลข ตัวอักษร รูปภาพ หรือแม้แต่เป็นเสียงพูดก็ได้ โปรแกรมคอมพิวเตอร์เป็นองค์ประกอบหนึ่งของเครื่องคอมพิวเตอร์แต่เราไม่สามารถสัมผัสได้โดยตรง ดังนั้นโปรแกรมคอมพิวเตอร์จึงเปรียบเสมือนตัวกลางที่เชื่อมต่อระหว่างผู้ใช้งานกับฮาร์ดแวร์คอมพิวเตอร์นั่นเอง ปัจจุบันโปรแกรมคอมพิวเตอร์นอกจากใช้งานบนเครื่องคอมพิวเตอร์แล้วยังสามารถนำไปติดตั้งและใช้งานบนอุปกรณ์อื่น ๆ เช่น โทรศัพท์มือถือ เครื่องใช้ไฟฟ้า หุ่นยนต์แบบอัตโนมัติหรือกึ่งอัตโนมัติ เป็นต้น

2.4 ขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรม

การพัฒนาโปรแกรมใดโปรแกรมหนึ่งต้องมีแนวทางในการพัฒนาเพื่อให้ได้มาซึ่งโปรแกรมที่มีประสิทธิภาพในการใช้งานไม่มีข้อผิดพลาดขณะประมวลผลและใช้งาน ซึ่งต้องอาศัยกระบวนการวิเคราะห์และออกแบบตั้งแต่ขั้นตอนเริ่มต้นก่อนการเขียนชุดคำสั่ง ระหว่างเขียนชุดคำสั่งและหลังจากที่เขียนชุดคำสั่งเสร็จแล้ว ดังนั้นจึงต้องมีแนวทางในการพัฒนาโปรแกรมเป็นลำดับขั้นตอน ซึ่งในตำราเล่มนี้จะเสนอแนวทางการพัฒนาโปรแกรม โดยแบ่งเป็นลำดับขั้นตอนในการพัฒนาทั้งหมด 6 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนวิเคราะห์ระบบ ขั้นตอนวางแผนแก้ปัญหา ขั้นตอนดำเนินการเขียนโปรแกรม ขั้นตอนทดสอบและแก้ไขโปรแกรม ขั้นตอนเขียนเอกสารประกอบโปรแกรมและขั้นตอนบำรุงรักษาโปรแกรม ซึ่งแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดดังนี้ (รุ่งทิพา เสาร์สิงห์, 2546: 24-25)

2.4.1 ขั้นตอนวิเคราะห์ระบบ

ขั้นตอนการวิเคราะห์ระบบถือว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุด ผู้เขียนโปรแกรมต้องวิเคราะห์ปัญหาให้ออกกว่าจะต้องการเขียนโปรแกรมเพื่อแก้ปัญหาอะไร เพราะหากวิเคราะห์หรือมองปัญหาผิดแล้วก็จะทำให้การเขียนโปรแกรมได้ผลลัพธ์ออกมาผิดไปจากสิ่งที่ต้องการด้วย และนอกจากจะวิเคราะห์ว่าปัญหาคืออะไรแล้ว จำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องวิเคราะห์ด้วยว่าข้อมูลที่จะนำเข้ามาใช้ในโปรแกรมมีอะไรบ้าง (อรพิน ประวัติดิบุรุษ, 2547: 19) ตัวอย่างโจทย์ปัญหาเพื่อนำมาวิเคราะห์ขั้นตอนสำหรับเขียนโปรแกรม เช่น จงเขียนโปรแกรมรับค่าตัวเลข 2 จำนวนแล้วหาผลบวกของเลขทั้งสองจำนวนนั้น จากโจทย์สามารถวิเคราะห์ปัญหาได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 รับข้อมูลตัวเลขจำนวนเต็ม 2 จำนวนเข้ามาสู่โปรแกรม

ขั้นที่ 2 กำหนดตัวแปรสำหรับเก็บตัวเลขที่ป้อนเข้ามาไว้ในตัวแปร x เก็บเลขจำนวนที่ 1 และกำหนดตัวแปร y เก็บเลขจำนวนที่ 2

ขั้นที่ 3 กำหนดตัวแปร sum เพื่อเก็บผลลัพธ์ที่ได้จากการหาผลบวก

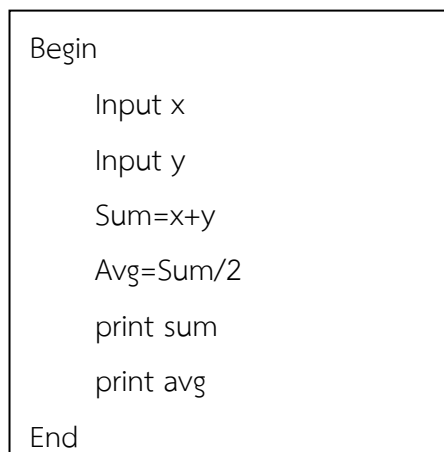
ขั้นที่ 4 นำตัวแปรทั้งหมดมาเขียนประโยคสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ ดังนี้ $sum = x + y$

ขั้นที่ 5 แสดงผลลัพธ์ผ่านจอภาพ

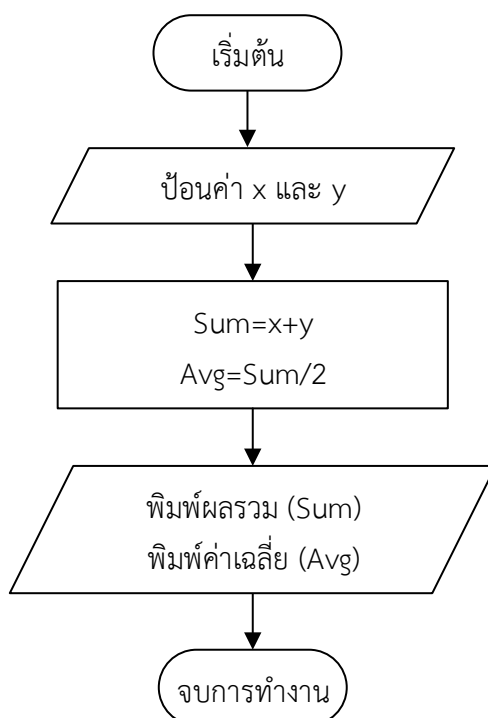
จากตัวอย่างโจทย์ปัญหาสำหรับเขียนโปรแกรมข้างต้น นำมาเขียนขั้นตอนการวิเคราะห์ปัญหาจากระบบงาน นิยมใช้วิธีวิเคราะห์จากผลลัพธ์หรือลักษณะของรูปแบบรายงานของระบบงานนั้น ๆ เพื่อวิเคราะห์ย้อนกลับไปถึงที่มาของข้อมูลจากการคำนวณ จนถึงการป้อนข้อมูลที่มีความเกี่ยวข้องในการประมวลผลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ รวมทั้งศึกษาถึงอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ที่จะนำโปรแกรมไปใช้งานด้วย

2.4.2 ขั้นตอนวางแผนแก้ปัญหา

ขั้นตอนวางแผนแก้ปัญหาเป็นการเขียนลำดับขั้นตอนเรียกว่า อัลกอริทึม ซึ่งใช้อธิบายลำดับขั้นตอนที่ต้องการแก้ปัญหาตามโจทย์ที่ได้รับ การเขียนอัลกอริทึมจะทำหลังจากที่ได้นิยามปัญหาชัดเจนแล้ว โดยกำหนดรูปแบบการทำงานของโปรแกรม ลำดับขั้นตอน ทิศทางของโปรแกรมรวมถึงวิธีการประมวลผลรูปแบบต่าง ๆ การออกแบบวิธีการแก้ปัญหาสามารถทำได้โดยใช้เครื่องมือเพื่อช่วยในการอธิบายวิธีการ เช่น การเขียนรหัสเทียมหรือรหัสซูโดโค้ด (Pseudo Code) ซึ่งเป็นการใช้ประโยคภาษาอังกฤษเพื่อสื่อความหมาย และอีกวิธีหนึ่งที่ได้รับคามนิยมคือการเขียนผังงาน (Flowchart) เป็นการใช้อนุกรมสัญลักษณ์รูปภาพสำหรับสื่อความหมายจากโจทย์ปัญหา ตัวอย่างการเขียนอัลกอริทึมแบบซูโดโค้ดแสดงดังภาพที่ 1.15 และการเขียนอัลกอริทึมแบบผังงานแสดงดังภาพที่ 2.20



ภาพที่ 2.20 การเขียนอัลกอริทึมแบบซูดโค้ด



ภาพที่ 2.21 การเขียนอัลกอริทึมแบบผังงาน

จากภาพที่ 2.20 แสดงการเขียนอัลกอริทึมแบบซูโดโค้ด และภาพที่ 2.21 แสดงการเขียนอัลกอริทึมแบบผังงานเป็นวิธีการเขียนอัลกอริทึมที่มีจุดมุ่งหมายเพื่อแสดงลำดับขั้นตอนกระบวนการแก้ปัญหาเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ตามต้องการก่อนไปสู่ขั้นตอนการเขียนโปรแกรม เมื่อพิจารณาภาพทั้งสอง ทำให้เข้าใจได้ถึงขั้นตอนการเขียนโปรแกรมมีลำดับขั้นตอนอย่างไร มีจุดเริ่มต้นโปรแกรมตรงไหนและจบตรงไหน ภายในโปรแกรมมีการทำงานอย่างไรก่อนที่จะเข้าสู่ขั้นตอนการดำเนินการเขียนโปรแกรม

2.4.3 ขั้นตอนการเขียนโปรแกรม

ขั้นตอนการเขียนโปรแกรมเป็นการเขียนรหัสคำสั่งของโปรแกรมโดยเลือกใช้ภาษาที่ผู้เขียนถนัดหรือมีความสนใจหรือตั้งใจที่จะศึกษา โดยแปลงขั้นตอนวิธีการซูโดโค้ดหรือผังงานไปเป็นภาษาคอมพิวเตอร์ (สุวิษ ธีระโคตร, 2552: 20) ตามที่ได้ออกแบบไว้ การเขียนโปรแกรมต้องใช้ชุดคำสั่งของภาษาคอมพิวเตอร์ ดังนั้นสิ่งแรกที่ต้องทำคือเลือกใช้ภาษาคอมพิวเตอร์ที่เหมาะสมกับระบบงานเพื่อพัฒนาโปรแกรม โดยคำนึงถึงความรู้ความสามารถของผู้เขียนโปรแกรมว่าสามารถใช้ภาษาคอมพิวเตอร์ภาษาใดได้บ้าง มีความถนัดภาษาใดเป็นพิเศษ จากนั้นจึงพิจารณาประสิทธิภาพของคำสั่งในภาษาโปรแกรมเป็นลำดับถัดมาเพื่อนำมาเขียนเป็นชุดคำสั่งตามขั้นตอนที่ได้วางแผนไว้ (อรพิน ประวัติบริสุทธิ์, 2547: 20)

2.4.4 ขั้นตอนทดสอบและแก้ไขโปรแกรม

ขั้นตอนทดสอบและแก้ไขโปรแกรมเป็นการตรวจสอบผลการทำงานของโปรแกรมว่ามีความถูกต้องหรือไม่ ดำเนินการหลังจากตรวจสอบว่าโปรแกรมที่เขียนตรงกับผังงานที่ได้ออกแบบไว้ หลังจากนั้นนำโปรแกรมไปแปลด้วยโปรแกรมแปลภาษา ถ้าพบข้อผิดพลาดต้องกลับไปแก้ไขต้นฉบับชุดคำสั่งของโปรแกรม เมื่อผ่านการแปลแล้วจะต้องทดสอบโปรแกรมด้วยข้อมูลจริง เพื่อตรวจสอบว่าการทำงานของโปรแกรมถูกต้องหรือไม่ โดยป้อนข้อมูลทั้งด้านบวกและด้านลบ หากโปรแกรมทำงานไม่ได้ตามต้องการจะต้องกลับไปแก้ไขต้นฉบับของชุดคำสั่งและทดสอบใหม่อีกครั้ง ทำเช่นนี้จนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง (วีระ บุญจริง, 2542: 10) การทดสอบการทำงานของโปรแกรมโดยปกติแล้วจะดำเนินการสองระยะ คือ ระยะแรกจะทดสอบโดยผู้เขียนโปรแกรม โดยการเขียนรหัสคำสั่งแล้วทำการคอมไพล์เพื่อให้ตัวแปลภาษาได้ตรวจสอบความถูกต้องของโครงสร้างภาษาก่อนนำไปใช้งานจริง แล้วทดลองใช้โปรแกรมกับข้อมูลตัวอย่างแล้วส่งประมวลผลเพื่อพิจารณาผลลัพธ์ว่าเป็นไปตามที่ได้วิเคราะห์หรือไม่ หากยังมีข้อผิดพลาดซึ่งอาจเกิดจากโครงสร้างภาษาไม่ถูกต้อง ประกาศตัวแปรผิดหรือข้อมูลที่ป้อนเข้าไปไม่ตรงกับประเภทที่จะนำไปใช้งาน เช่น การป้อนตัวเลขเพื่อนำไปคำนวณแต่ผู้เขียนไม่ได้กำหนดให้เป็นข้อมูลชนิดตัวเลข โปรแกรมจะไม่สามารถประมวลผลได้หรือประมวลผลผิดพลาด ระยะนี้ผู้เขียนโปรแกรมต้องดำเนินการแก้ไขปรับปรุงโปรแกรมให้ถูกต้อง เมื่อทดสอบการทำงานจนได้ผลลัพธ์ถูกต้องแล้ว จึงนำไปทดสอบในระยะที่ 2 คือ ทดสอบโดยผู้ใช้งานระบบจริง

ซึ่งอาจพบปัญหาจากการใช้งานเพราะผู้ใช้โปรแกรมอาจจะป้อนข้อมูลที่ไม่ได้กำหนดไว้ทำให้โปรแกรมไม่สามารถทำงานต่อไปได้ ผู้เขียนโปรแกรมต้องดำเนินการแก้ไขให้แล้วเสร็จให้เป็นไปตามวัตถุประสงค์ของผู้ใช้ระบบงาน

2.4.5 ขั้นตอนเขียนเอกสารประกอบโปรแกรม

ขั้นตอนเขียนเอกสารประกอบโปรแกรมเป็นขั้นตอนการจัดทำคู่มือของโปรแกรม ซึ่งทำหลังจากโปรแกรมผ่านการตรวจสอบผลลัพธ์และการทำงานถูกต้องแล้ว ควรดำเนินการจัดทำเอกสารประกอบการใช้โปรแกรมเพื่ออธิบายรายละเอียดต่าง ๆ ของโปรแกรม เช่น จุดประสงค์ของระบบงาน ลำดับขั้นตอนการทำงาน โดยอาจเป็นอัลกอริทึมหรือผังงาน โปรแกรมต้นฉบับ ผลลัพธ์ของการทำงาน โปรแกรมและวิธีติดตั้งโปรแกรม จุดประสงค์ในการทำคู่มือคือ ช่วยให้ผู้อื่นศึกษารายละเอียดของโปรแกรมได้ง่ายขึ้น ซึ่งจะเป็นประโยชน์มากสำหรับการพัฒนา ดัดแปลง แก้ไขโปรแกรมในอนาคต เพราะจะช่วยให้ศึกษารายละเอียดของโปรแกรมได้ง่ายและรวดเร็วขึ้น การจัดทำคู่มือผู้เขียนโปรแกรมควรจัดทำคู่มือให้มีรายละเอียดครบถ้วนสมบูรณ์มากที่สุด (อรพิน ประวัตติบริสุทธิ, 2547: 22) เอกสารประกอบโปรแกรมอาจจะเขียนได้ 2 ลักษณะ คือ

1) เอกสารประกอบสำหรับผู้เขียนโปรแกรม เอกสารส่วนนี้เป็นส่วนที่สำคัญสำหรับผู้เขียนโปรแกรมหรือผู้พัฒนาที่อยู่ภายในทีมพัฒนา โดยปกติแล้วการพัฒนาโปรแกรมส่วนใหญ่หรือระบบงานใหญ่ ๆ แล้วไม่ได้พัฒนาระบบงานเพียงคนเดียว จะมีการแบ่งงานกันทำเป็นส่วน ๆ แล้วค่อยนำระบบงานมาประกอบกัน ดังนั้นทีมพัฒนาจึงต้องมีการกำหนดรูปแบบการเขียนโปรแกรมให้มีลักษณะเดียวกันทั้งทีม เช่น การใส่คำอธิบายในโปรแกรมหรือ คอมเมนต์ (Comment) ซึ่งจะแทรกเป็นคำอธิบายอยู่ภายในโปรแกรมเพื่ออธิบายรายละเอียดของโปรแกรมเป็นส่วน ๆ หรือแต่ละบรรทัดก็ได้และการอธิบายรายละเอียดด้านเทคนิคของโปรแกรมซึ่งจะเป็นเอกสารแยกออกจากโปรแกรมเพื่ออธิบายรายละเอียดของโปรแกรมโดยละเอียด เช่น ชื่อโปรแกรมน้อยภายในระบบ แต่ละโปรแกรมมีหน้าที่ทำอะไร มีการเรียกใช้งานตารางในฐานข้อมูลหรือไม่ มีชื่อตารางว่าชื่ออะไร แต่ละโปรแกรมน้อยมีวัตถุประสงค์ของโปรแกรมอย่างไร มีการประกาศตัวแปรอะไรบ้าง ตัวแปรแต่ละตัวใช้เก็บค่าอะไร ตัวแปรตัวใดที่สามารถใช้งานร่วมกันได้บ้าง เป็นต้น

2) เอกสารประกอบสำหรับผู้ใช้งาน เป็นเอกสารที่อธิบายวิธีการใช้งานโปรแกรมสำหรับผู้ใช้งาน จะเน้นการอธิบายเกี่ยวกับการใช้งานโปรแกรมเป็นหลัก เช่น ประสิทธิภาพและความสามารถของโปรแกรม วิธีการติดตั้งและใช้งานโปรแกรมแต่ละส่วน เมื่อติดตั้งแล้วจะเรียกใช้อย่างไร เมนูการใช้งานต่าง ๆ ภายในโปรแกรมแต่ละเมนูมีรายละเอียดการใช้งานอย่างไร จะเริ่มต้นกำหนดข้อมูลเข้าสู่ระบบอะไรบ้างเพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้ โปรแกรมมีรายงานอะไรบ้าง รายงานแต่ละประเภทจะเรียกใช้งานและกำหนดค่าเริ่มต้นอย่างไร เป็นต้น

2.4.6 ขั้นตอนบำรุงรักษาโปรแกรม

เมื่อโปรแกรมถูกนำไปใช้งาน อาจเกิดปัญหาบ้างในช่วงแรก ผู้ใช้อาจจะยังไม่คุ้นเคยกับโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ดังนั้นจึงต้องการกำกับดูแลและตรวจสอบการทำงานโปรแกรมซึ่งเป็นขั้นตอนที่ผู้เขียนโปรแกรมต้องหาข้อผิดพลาดของโปรแกรมในระหว่างที่ผู้ใช้ใช้งาน และทำการปรับปรุงแก้ไขข้อผิดพลาด ซึ่งอาจได้รับแจ้งจากผู้ใช้งานที่เกี่ยวข้องทั้งหมด แต่ในบางครั้งโปรแกรมที่ติดตั้งนั้นไม่มีปัญหาในด้านเทคนิค แต่เมื่อใช้ไปนาน ๆ ผู้ว่าจ้างอาจต้องการเปลี่ยนแปลงบางสิ่งบางอย่าง เช่น เปลี่ยนแปลงนโยบายการทำงาน เปลี่ยนแปลงรูปแบบของรายงาน ข้อมูลเริ่มต้นที่ป้อนเข้าไปไม่ครอบคลุมเงื่อนไขที่มีอยู่หรือการปรับเปลี่ยนด้านฮาร์ดแวร์ก็มีผลต่อการบำรุงรักษาโปรแกรมด้วย การเปลี่ยนแปลงต่าง ๆ เหล่านี้เกิดจากปัจจัยใหม่ ๆ ที่อาจจะเกิดขึ้นจากสภาพแวดล้อมในการปฏิบัติงานจริง การบำรุงรักษาโปรแกรมและวิวัฒนาการของระบบงานเกิดขึ้นครั้งแรกโดยเลห์แมน (Meir M. Lehman) ในปี 1969 ซึ่งตรงกับปี พ.ศ. 2512 ระยะเวลาที่ผ่านมางานวิจัยของเลห์แมนได้นำไปสู่การกำหนดกฎระเบียบที่สำคัญ คือ การตัดสินใจบำรุงรักษาและวิวัฒนาการของการพัฒนาซอฟต์แวร์ ซึ่งแบ่งการบำรุงรักษาออกเป็น 4 ระดับ (McCormack, 2005) ดังนี้

- 1) ดัดแปลงได้ (Adaptive) เป็นการดัดแปลงหรือปรับเปลี่ยนระบบหรือโปรแกรมเพื่อรับมือกับการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อม เช่น ระบบฐานข้อมูล ระบบปฏิบัติการ เป็นต้น
- 2) สมบูรณ์แบบ (Perfective) เป็นการปรับปรุงพัฒนาโดยใช้ข้อกำหนดใหม่อาจเกิดจากการเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากผู้ที่เกี่ยวข้องกับการใช้งานโปรแกรมหรือซอฟต์แวร์
- 3) การแก้ไข (Corrective) เป็นการแก้ไขโดยพิจารณาจากข้อผิดพลาดที่ค้นพบจากผู้ใช้งานซอฟต์แวร์นั้น ๆ
- 4) การป้องกัน (Preventive) เป็นการป้องกันข้อผิดพลาดหรือบำรุงรักษาซอฟต์แวร์ที่เพิ่มขึ้นเพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือและป้องกันปัญหาที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคต

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

อรวรรณ เฝ้าพนัส (2544) ทำวิจัยเรื่อง การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบลายมือเขียน โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตที่สามารถปรับเปลี่ยนรูปร่างได้ ซึ่งจะใช้เส้นโครงร่างของตัวอักษรภาษาไทยแบบตัวพิมพ์มาทำเป็นตัวอักษรต้นแบบ โดยการเปลี่ยนการแสดงเส้นโครงร่างของตัวอักษร ในรูปแบบพิกเซล ให้อยู่ในรูปของแกนเวลา 1 มิติ หลังจากนั้นก็ทำการหาช่วงการปรับเปลี่ยนรูปร่างของตัวอักษรต้นแบบ จากกลุ่มของตัวอักษรที่ใช้ในการสอนระบบ ซึ่งใช้เส้นโครงร่างของตัวอักษรภาษาไทย แบบลายมือเขียนหลาย ๆ แบบที่อยู่ในแกนเวลา 1 มิติ แล้วมาทำการแปลงเวฟเล็ต หลังจากนั้นก็นำค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต ที่ได้มาคำนวณหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ที่ทำให้ตัวอักษรต้นแบบสามารถปรับเปลี่ยนรูปร่างไปได้ภายในค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานนี้ เพื่อให้พอสอดกับตัวอักษรที่ได้

รับเข้ามา เพื่อทำการรู้จำและจะทำการวัดค่าความแตกต่างของตัวอักษรต้นแบบกับตัวอักษรที่ได้รับเข้ามานี้ ตัวอักษรต้นแบบตัวใดที่ให้ค่า ความแตกต่างน้อยที่สุดก็จะถือว่าตัวอักษรตัวนั้นเป็นแบบเดียวกันกับตัวอักษรที่ได้รับเข้ามา แสดงออกมาเป็นผลของการรู้จำตัวอักษร สำหรับการทดสอบนั้น จะแบ่งเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกจะเป็นเปรียบเทียบผลการรู้จำ เมื่อใช้ลายมือเขียนแบบบรรจงกับลายมือเขียน แบบหวัด โดยเราได้ใช้ตัวอักษรในภาษาไทยทั้ง 44 ตัว ที่เขียนโดยคน 10 คน (440 ตัว) เป็นกลุ่มตัวอักษรสำหรับสอนระบบ และใช้ลายมือเขียนแบบบรรจงและแบบหวัดอีก อย่างละ 10 คน (880 ตัว) เป็นตัวอักษรที่จะทำการรู้จำ ผลการทดสอบแสดงถึง ความ ถูกต้อง เมื่อใช้ลายมือเขียนแบบบรรจงเป็น ร้อยละ 98.64 และเมื่อใช้ลายมือเขียนแบบ หวัดเป็นร้อยละ 89.1 ในการทดสอบ ส่วนที่สอง เป็นการเปรียบเทียบผลการรู้จำเมื่อใช้วิธีการปรับปรุงร่างจากค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงฟูเรียร์กับวิธีที่เสนอขึ้น ผลปรากฏว่า วิธีที่เสนอขึ้นนี้ ให้อัตราการรู้จำถูกต้องกว่าถึง ร้อยละ 10

กรณ์ย์ ต้นไม้ทอง และ สุภวรรณ อันนันทน์(2558) ได้ทำการวิจัยเรื่องเทคนิคการตรวจหาเส้นบรรทัดจากลายมือเขียนโดยอัตโนมัติ การปรับปรุงลายมือให้มีความสวยงาม (Handwriting beautification) ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญ 2 ขั้นตอนได้แก่ 1) ขั้นตอนก่อนการประมวลผล (Preprocessing) 2.) ขั้นตอนการปรับลายเส้นตัวอักษรให้มีความสวยงาม (Beautification) ขั้นตอนก่อนการประมวลผลเป็นขั้นตอนสำหรับการค้นหาเส้นบรรทัดเพื่อใช้เป็นเส้นอ้างอิงสำหรับปรับแนวของตัวอักษรก่อนเข้ากระบวนการปรับแต่งให้อ่านง่าย ขั้นตอนการปรับลายเส้นตัวอักษรให้มีความสวยงามเป็นขั้นตอนสำหรับปรับลายเส้นตัวอักษรให้มีความชัดเจน มีความสวยงามและทำให้ตัวอักษรอ่านได้ง่ายยิ่งขึ้น โดยในบทความฉบับนี้นำเสนอเฉพาะขั้นตอนก่อนการประมวลผลด้วยการค้นหาเส้นบรรทัดจำนวนทั้งสิ้น 3 วิธีได้แก่ 1) การค้นหาเส้นบรรทัดด้วยฮิสโตแกรม 2) การค้นหาเส้นบรรทัดด้วยฮิสโตแกรมแบบประยุกต์ 3) การค้นหาเส้นบรรทัดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

วิเศษฐ์รัตน์ เอี่ยมสาอางค์ และรัชฎา คงคะจันทร์ (2556) ได้ทำการวิจัยเรื่อง การแยกภาพตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยแบบอัตโนมัติ โดยใช้การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นและการเรียนรู้ด้วยต้นไม้ตัดสินใจ โดยนำเสนอหลักการสำหรับแยกภาพตัวอักษรลายมือเขียนที่อยู่ติดกันแบบสัมผัสในเอกสารภาพตัวอักษรออกจากกันซึ่งเป็นกระบวนการเตรียมพร้อมสำหรับการรู้จำลายมือเขียน เนื่องจากลักษณะของการเขียนภาษาไทยมีความแตกต่างจากภาษาอังกฤษ ซึ่งสามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ระดับ โดยสามารถติดกันได้ในระดับเดียวกันและข้ามระดับทั้งในแนวนอนและแนวตั้ง หลักการที่ใช้ประกอบด้วย การรับภาพเอกสารลายมือเขียนมาคัดแยกให้เป็นตัวอักษรเดี่ยวและตัวอักษรติดกัน จากนั้นจะวิเคราะห์ตัวอักษรด้วยคุณลักษณะต่าง ๆ ของตัวอักษรไทย เพื่อแยกตัวอักษรที่ติดกันในแนวนอนและแนวตั้ง โดยมีการใช้เส้นการวิเคราะห์การถดถอยสำหรับตัดแบ่งระดับพยัญชนะกับสระ ขั้นตอนนี้ทำการตัดแบ่งตัวอักษรก่อนการรู้จำตัวอักษรตามหลักของการรู้จำตัวอักษรไทย ผลการทดลองพบว่าความถูกต้องของการแยกตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยเป็นร้อยละ 90.44

โอฬาริก สุรินทร์ และ กวีพจน์ บันลือวงศ์ (2560) ได้วิจัยเรื่องการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน โดยใช้ตัวจำแนกข้อมูลด้วยวิธีการคำนวณเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตำแหน่ง – วิจัยเชิงสำรวจ. การวิจัยนี้ได้นำเสนอการนำวิธีการคำนวณเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตำแหน่ง (k-Nearest Neighbors: kNN) เพื่อใช้ในงานด้านการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน เนื่องจาก kNN เป็นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่นิยมใช้สำหรับการจัดหมวดหมู่ของข้อมูลและยังเป็นขั้นตอนวิธีที่ไม่มีความซับซ้อน ขั้นตอนวิธี kNN ทำงานโดยนำข้อมูลมาเปรียบเทียบเพื่อหาค่าความใกล้เคียงระหว่างข้อมูลที่ต้องการจำแนก และข้อมูลทั้งหมดจากฐานข้อมูล ทั้งนี้ข้อมูลที่มีค่าระยะห่างน้อยที่สุดจำนวนทั้งสิ้น k ข้อมูลจะถูกนำมาพิจารณาคัดเลือกโดยใช้เทคนิคเสียงส่วนใหญ่ ดังนั้น ข้อมูลที่ต้องการจำแนกจะถูกกำหนดกลุ่มโดยพิจารณาจากกลุ่มของข้อมูลที่ปรากฏบ่อยที่สุด จากการสำรวจพบว่า ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยทางด้านตัวอักษรลายมือเขียนได้เก็บรวบรวมตัวอักษรลายมือเขียนที่มีลักษณะที่แตกต่างกัน เช่น โครงสร้างของตัวอักษรที่มีความคล้ายคลึงกัน การเขียนตัวอักษรที่มีความหลากหลาย ตัวอักษรที่เขียนไม่สมบูรณ์ หรือแม้กระทั่งข้อมูลมีจำนวนไม่เพียงพอ เป็นต้น ส่งผลต่อประสิทธิภาพของการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน ดังนั้นเมื่อนำคุณลักษณะพิเศษที่มีความคงทนต่อตัวอักษรที่เขียนในลักษณะที่แตกต่างกันมาใช้งานร่วมกับขั้นตอนวิธี kNN สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน

Predicting parameters in deep learning

Denil, M., Shakibi, B., Dinh, L., & De Freitas, N. (2013). Predicting parameters in deep learning. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 2148-2156).

บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

วิธีการดำเนินการวิจัยเรื่องการพัฒนากระบวนการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ โดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอนในการพัฒนา โดยมีลำดับขั้นตอนดังนี้

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ในการศึกษาครั้งนี้ได้รวบรวมตัวอย่างจำนวน 500 ตัวอย่างจากนักศึกษา ประชาชน บุคลากร จากภาครัฐและเอกชน แต่ละตัวอย่างเป็นภาพขาวดำ ขนาด 28x28 พิกเซล ซึ่งได้จากการรวบรวมจากแบบฟอร์มการเก็บภาพลายมือตัวเลขไทยดังภาพที่ 3.1

แบบฟอร์มเก็บข้อมูลตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ

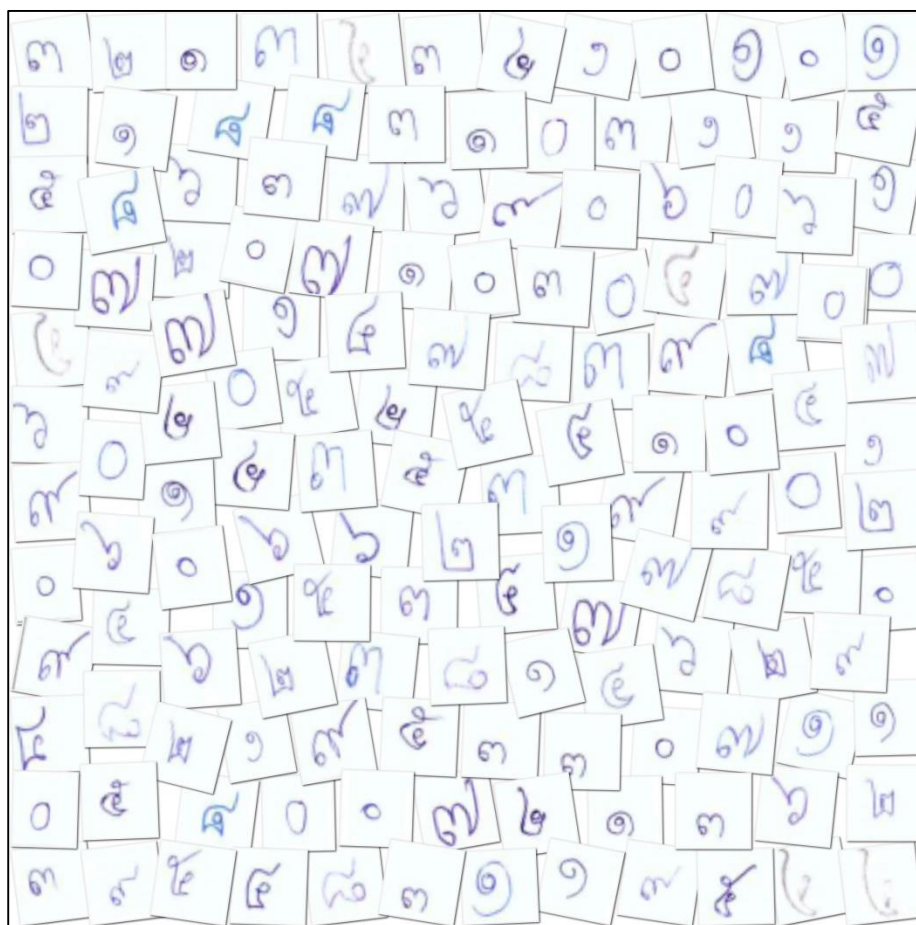
คำชี้แจง แบบฟอร์มสำหรับการเก็บตัวอย่างตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือนี้ จัดทำขึ้นเพื่อรวบรวมตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือเขียนจากผู้เขียน โดยนำข้อมูลที่ได้ไปวิเคราะห์รูปแบบสำหรับการรู้จำแบบของเครื่องประมวลผลอัตโนมัติ ภายใต้งานวิจัยเรื่อง การรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Handwritten Thai Digit Recognition System Using Deep Learning) หุมนันธนาจนาภานันท์และพัฒน์ นาควิทย์ราชภัฏเพชรบูรณ์

กรุณาเขียนตัวเลขไทยด้วยลายมือโดยใช้ปากกาเขียนในช่องสี่เหลี่ยมด้านล่างนี้เพื่อความสะดวกในการจัดเก็บภาพลงระบบคอมพิวเตอร์และวิเคราะห์ข้อมูลในภายหลัง

ต้นแบบ	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙
ตัวอย่าง	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙
บรรทัดที่ ๑	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙
บรรทัดที่ ๒	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙
บรรทัดที่ ๓	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙
บรรทัดที่ ๔	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙
บรรทัดที่ ๕	๐	๑	๒	๓	๔	๕	๖	๗	๘	๙

ขอแสดงความขอบคุณ ในการให้ความอนุเคราะห์ในการเก็บรวบรวมข้อมูลในครั้งนี้
อาจารย์สมบัติ ขุนธาณนา สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์

ภาพที่ 3.1 แบบฟอร์มเก็บลายมือเลขไทย



ภาพที่ 3.2 ภาพเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ

จากภาพที่ 3.2 แสดงตัวอย่างภาพบางส่วนของชุดข้อมูล โดยชุดข้อมูลสำหรับสอนจะมีชุดภาพแต่ละตัวเลขจำนวน 250 ภาพ และชุดทดสอบมีชุดภาพแต่ละตัวเลขจำนวน 75 ภาพ รวมทั้งหมด 2350 ภาพ

3.2 การจัดการชุดข้อมูลสอน

3.2.1 การแบ่งชุดข้อมูล

การได้มาซึ่งข้อมูลเมื่อทำการรวบรวมจากกลุ่มตัวอย่างแล้วนำข้อมูลชุดตัวเลขที่ผ่านการเขียนด้วยแบบฟอร์มที่กำหนด แล้วนำมาตัดเป็นภาพเฉพาะตัวเลขแต่ละตัวที่มีขนาด 28x28 ซึ่งถ้าภาพใดไม่ได้ขนาดที่กำหนดต้องใช้โปรแกรมจัดการรูปภาพเพื่อลดขนาดหรือเพิ่มขนาดของภาพให้ได้ตามที่กำหนด ซึ่งชุดข้อมูลภาพที่นำมาใช้ทั้งหมดเท่ากับ 2350 ภาพถูกแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลสอนแต่ละตัวเลขจาก 0-9 จำนวน 250 ภาพ และชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 75 ภาพ ของแต่ละกลุ่มตัวเลข

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลมีกระบวนการทำงานคือเตรียมภาพเพื่อนำเข้าสู่โปรแกรมแล้วจัดเตรียมชุดข้อมูลที่กำหนด หลังจากนั้นเข้าสู่กระบวนการสอนโดยใช้ข้อมูลที่ได้เตรียมไว้แล้วทำการประเมินแบบจำลองที่เลือกไว้คือ เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ หลังจากนั้นทำการทดสอบโมเดลหรือแบบจำลองด้วยข้อมูลชุดทดสอบเพื่อทำนายผลว่าเป็นตัวเลขแบบใด 0-9 สามารถแสดงหลักการการทำงานของโปรแกรกดังผังงานดังภาพที่ 3.3



ภาพที่ 3.3 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล

3.4 โปรแกรมที่พัฒนา

การพัฒนาโปรแกรมเพื่อการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการแสดงชุดคำสั่งดังนี้

โปรแกรมทำนายตัวเลขไทย

Program 5.3 : func_prd_det.py

```

1  # Importing the Keras libraries and packages
2  from tensorflow.keras.models import Sequential
3  from tensorflow.keras.layers import Conv2D
4  from tensorflow.keras.layers import MaxPooling2D
5  from tensorflow.keras.layers import Flatten
6  from tensorflow.keras.layers import Dense
7  # Initialising the CNN
8  classifier = Sequential()
9  # Step 1 - Convolution
10 classifier.add(Conv2D(32, (3, 3), input_shape = (28, 28, 3), activation = 'relu'))
11 # Step 2 - Pooling
12 classifier.add(MaxPooling2D(pool_size = (2, 2)))
13 # Adding a second convolutional layer
14 classifier.add(Conv2D(32, (3, 3), activation = 'relu'))
15 classifier.add(MaxPooling2D(pool_size = (2, 2)))
16 # Step 3 - Flattening
17 classifier.add(Flatten())
18 # Step 4 - Full connection
19 classifier.add(Dense(units = 128, activation = 'relu'))
20 classifier.add(Dense(units = 1, activation = 'sigmoid'))
21 # Compiling the CNN
22 classifier.compile(optimizer = 'adam', loss = 'binary_crossentropy', metrics =
23 ['accuracy'])
24 # Part 2 - Fitting the CNN to the images
25 from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
26 train_datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1./255,
```

```
27 shear_range = 0.2,
28 zoom_range = 0.2,
29 horizontal_flip = True)
30 test_datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1./255)
31 training_set = train_datagen.flow_from_directory('dataset/training_set',
32 target_size = (64, 64),
33 batch_size = 32,
34 class_mode = 'binary')
35 test_set = test_datagen.flow_from_directory('dataset/test_set',
36 target_size = (64, 64),
37 batch_size = 32,
38 class_mode = 'binary')
39 classifier.fit_generator(training_set,
40 steps_per_epoch = 8000,
41 epochs = 500,
42 validation_data = test_set,
43 validation_steps = 2000)
44 # Part 3 - Making new predictions
45 import numpy as np
46 from tensorflow.keras.preprocessing import image
47 test_image = image.load_img('dataset/single_prediction/0.jpg', target_size =
48 (64, 64))
49 test_image = image.img_to_array(test_image)
50 test_image = np.expand_dims(test_image, axis = 0)
51 result = classifier.predict(test_image)
52 training_set.class_indices
53 if result[0][0] == 1:
54     prediction = '0'
55 else:
56     prediction = '1'
```

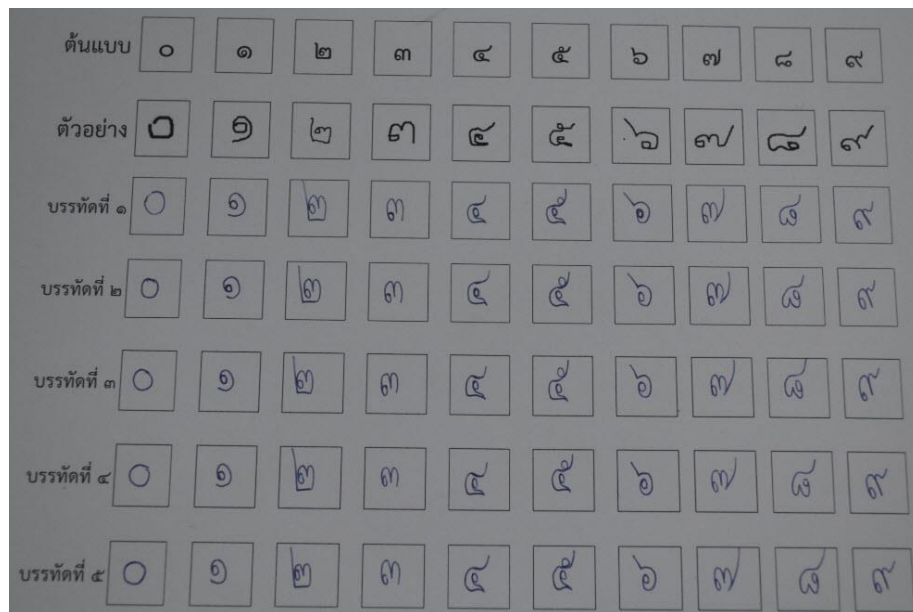
บทที่ 4

ผลการวิจัย

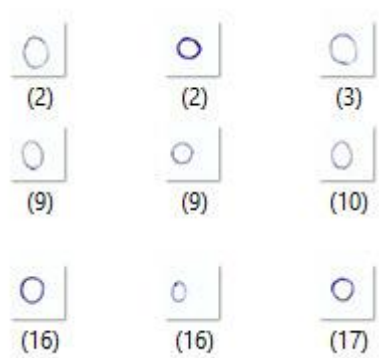
การวิจัยเรื่องการพัฒนากระบวนการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) มีวัตถุประสงค์เพื่อ พัฒนาระบบรู้จำเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ โดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอนในการพัฒนา ปรากฏผลดังนี้

4.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองเป็นชุดข้อมูลที่ได้จากการรวบรวมลายมือเขียนตัวเลขไทยจากแบบฟอร์มแล้วนำมาตัดภาพ โดยรวบรวมจากลายมือเขียนของนักเรียน นักศึกษา บุคลากร เจ้าหน้าที่ภาครัฐ ซึ่งการรวบรวมข้อมูลจะใช้แบบฟอร์มดังภาพที่ 4.1 และตัดภาพตัวเลขแต่ละตัวตามกรอบสี่เหลี่ยมที่กำหนดไว้



ภาพที่ 4.1 แบบฟอร์มการเขียนลายมือตัวเลขไทย



ภาพที่ 4.2 เลขศูนย์ไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.3 เลขหนึ่งไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.4 เลขสองไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.5 เลขสามไทยที่เขียนด้วยลายมือ



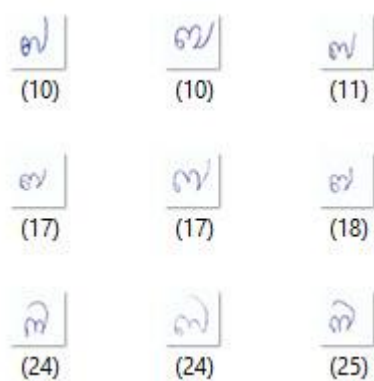
ภาพที่ 4.6 เลขสี่ไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.7 เลขห้าไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.8 เลขหกไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.9 เลขเจ็ดไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.10 เลขแปดไทยที่เขียนด้วยลายมือ



ภาพที่ 4.11 เลขเก้าไทยที่เขียนด้วยลายมือ

4.2 ผลการทดลอง

การพัฒนากระบวนการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึกได้นำข้อมูลที่ได้แบ่งเป็นชุดข้อมูลสำหรับสอนและทดสอบโดยนำข้อมูลเข้าสู่โปรแกรมที่พัฒนาขึ้น โดยชุดข้อมูลสำหรับสอนจะมีชุดภาพแต่ละตัวเลขจำนวน 250 ภาพ และชุดทดสอบมีชุดภาพแต่ละตัวเลขจำนวน 75 ภาพ

สำหรับการทดลองประมวลผลด้วยโปรแกรมโดยการกำหนดจำนวนรอบในการเรียนรู้ของภาพจำนวน 5 ครั้ง โดยครั้งที่ 1 จำนวน 100 รอบ ครั้งที่ 2 จำนวน 200 รอบ ครั้งที่ 3 จำนวน 300 รอบ ครั้งที่ 4 จำนวน 400 รอบ ครั้งที่ 5 จำนวน 500 รอบ ของตัวเลขแต่ละตัว โดยโปรแกรมจะทำนายความถูกต้องของข้อมูลเป็นค่าร้อยละแสดงดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ความถูกต้องแม่นยำของการทำนายชุดข้อมูลแต่ละตัวเลข

จำนวนรอบ ในการเรียนรู้	ความถูกต้องของข้อมูลชุดทดสอบ (%)									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
100	81.05	81.07	82.30	81.38	81.42	81.33	81.35	81.32	81.33	81.42
200	83.43	83.55	84.21	84.21	83.49	83.32	82.24	83.42	83.23	82.44
300	85.67	85.95	85.96	85.99	86.43	86.52	86.43	86.53	86.44	86.95
400	89.92	89.99	89.63	91.01	91.65	91.68	92.32	92.42	92.35	93.44
500	98.36	97.33	97.65	98.35	94.42	94.65	94.44	94.32	97.87	97.65

จากตารางที่ 4.1 แสดงความสัมพันธ์ของจำนวนรอบในการประมวลผลของโปรแกรมกับความถูกต้องของชุดข้อมูล ผลปรากฏว่าการกำหนดจำนวนรอบในการประมวลผลชุดข้อมูลจะทำให้มีความ

แม่นยำสูงขึ้น ซึ่งผลความแม่นยำถูกต้องเมื่อกำหนดให้มีจำนวนรอบในการประมวลผลเท่ากับ 500 มีค่าความถูกต้องแม่นยำเกือบร้อยเปอร์เซ็นต์

ตารางที่ 4.2 ความสัมพันธ์ของเวลาที่ใช้ในการทดสอบและความถูกต้องของการทำนายชุดข้อมูล

ตัวเลข	จำนวนรอบในการทดสอบ 500 รอบ		
	Training Time (sec)	Training Accuracy	Test Accuracy
0	780.18	96.64	98.36
1	700.39	95.36	97.33
2	790.31	97.85	97.65
3	792.25	97.42	98.35
4	736.28	97.36	94.42
5	790.34	96.40	94.65
6	790.25	95.77	94.44
7	796.45	95.83	94.32
8	779.30	93.02	97.87
9	794.01	94.39	97.65
ค่าเฉลี่ย	774.98	96.00	96.50

จากตารางที่ 4.2 แสดงความสัมพันธ์ของเวลาที่ใช้ในการทดสอบและค่าร้อยละของความถูกต้องในการทำนายชุดข้อมูลสองชุด โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ โดยใช้เวลาเฉลี่ยเท่ากับ 774.98 วินาที เมื่อกำหนดให้จำนวนรอบในการประมวลผลเท่ากับ 500 รอบ ค่าความถูกต้องของข้อมูลชุดฝึก (Training Accuracy) เฉลี่ยเท่ากับ 96.00

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ

การวิจัยเรื่องการพัฒนากระบวนการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบรู้จำเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือ โดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอนในการพัฒนา ผู้วิจัยสรุปผลการวิจัย อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ ดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัยและอภิปรายผล

5.1.1 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัยและอภิปรายผล

5.1.1 สรุปผลการวิจัย

การพัฒนากระบวนการรู้จำตัวเลขไทยที่เขียนด้วยลายมือโดยเครื่องจักรเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้เทคนิคประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ โดยการพัฒนาโปรแกรมด้วยภาษาไพธอนและทดสอบการประมวลผลด้วยข้อมูล 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดฝึก (Training Data set) และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Data set) โดยการกำหนดจำนวนรอบในการเรียนรู้ของภาพจำนวน 5 ครั้ง โดยครั้งที่ 1 จำนวน 100 รอบ ครั้งที่ 2 จำนวน 200 รอบ ครั้งที่ 3 จำนวน 300 รอบ ครั้งที่ 4 จำนวน 400 รอบ ครั้งที่ 5 จำนวน 500 รอบ ของตัวเลขแต่ละตัว โปรแกรมจะทำนายความถูกต้องของข้อมูล ผลปรากฏว่าการกำหนดจำนวนรอบในการประมวลผลชุดข้อมูลจะทำให้มีความแม่นยำสูงขึ้น ซึ่งผลความแม่นยำถูกต้องเมื่อกำหนดให้มีจำนวนรอบในการประมวลผลเท่ากับ 500 มีค่าความถูกต้องแม่นยำในการทำนายสูงสุดอยู่ที่ร้อยละ 98.36 และใช้เวลาเฉลี่ยเท่ากับ 774.98 วินาที โดยพิจารณาจากเวลาที่ใช้ไปในการประมวลผลตัวเลขทั้งหมดมีค่าความถูกต้องของข้อมูลชุดฝึก (Training Accuracy) เฉลี่ยเท่ากับ 96.00 และข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 96.50

5.1.2 อภิปรายผลวิจัย

จากผลการประมวลผลของโปรแกรมที่มีความแม่นยำสูงสุดที่เท่ากับ 500 รอบ โดยมีความแม่นยำสูงสุดเท่ากับ 98.36 ถือว่าผลที่ได้นั้นอยู่ในระดับดีมากซึ่งสอดคล้องกับงานงานวิจัยของ พิมพา ชีวาประกอบกิจ (2019) ที่วิจัยเรื่องการพัฒนาประสิทธิภาพในการจำแนกภาพด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันโดยใช้เทคนิคเพิ่มภาพซึ่งการจำแนกภาพมีความแม่นยำสูงถึง 87.57 %

5.2 ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาต่อไปนั้น การกำหนดจำนวนรอบยังมีรอบในการกำหนดให้กับชุดฝึกและเพิ่มจำนวนรูปให้มากขึ้นจะเห็นถึงแนวโน้มถึงความแม่นยำของการทำนายผลเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ และประสิทธิภาพของการประมวลผลนั้นขึ้นอยู่กับภาพต้นฉบับที่เก็บรวบรวมมาใช้งานดังนั้นลายเส้นที่เขียนเป็นตัวเลขหรือลายมือต่าง ๆ อาจใช้เทคนิคอื่นเพิ่มเติมในการทำให้ลายเส้นมีความคมชัดมากขึ้น

บรรณานุกรม

บรรณานุกรม

- อรรวรรณ เฝ้าพนัส. (2544). การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยแบบลายมือเขียน โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตที่สามารถปรับเปลี่ยน รูปร่างได้. วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต. วิศวกรรมศาสตร์ (วิศวกรรมไฟฟ้า) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
- กรัณย์ ต้นไม้ทอง และ สุภวรรณ อันนันทน์. (2558). เทคนิคการตรวจหาเส้นบรรทัดจากลายมือเขียนโดยอัตโนมัติ. *KMITL Information Technology Journal (Jul. – Dec. 2014)*
- วิเชษฐ์รัตน์ เอี่ยมสาอางค์* และรัชฎา คงคะจันทร์. (2556). การแยกภาพตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยแบบอัตโนมัติ โดยใช้การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นและการเรียนรู้ด้วยต้นไม้ตัดสินใจ. *Thai Journal of Science and Technology*. ปีที่ 2 ฉบับที่ 2 หน้า 166-174
- โอฬาริก สุรินทร์ และ กวีพจน์ บันลือวงศ์. (2560). การรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนโดยใช้ตัวจำแนกข้อมูลด้วยวิธีการคำนวณเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตำแหน่ง – วิจัยเชิงสำรวจ. *J Sci Technol MSU*. Vol 36. No 1, January-February 2017 หน้า 117-129
- R. Duda, P. Hart, and D. Stork, *Pattern Recognition*, 2nd ed. New York: Wiley-Interscience, 2000.
- G. Wallis and H. Bülthoff, “Learning to recognize objects,” *Trends Cogn. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 23–31, 1999.
- G. Wallis and E. Rolls, “Invariant face and object recognition in the visual system,” *Prog. Neurobiol.*, vol. 51, pp. 167–194, 1997.
- Y. Bengio, “Learning deep architectures for AI,” *Found. Trends Mach. Learn.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–127, 2009.
- Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- F.-J. Huang and Y. LeCun, “Large-scale learning with SVM and convolutional nets for generic object categorization,” in *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition Conf. (CVPR’06)*, 2006.
- B. Kwolek, “Face detection using convolutional neural networks and Gabor filters,” in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3696. 2005, p. 551.
- F. H. C. Tivive and A. Bouzerdoum, “A new class of convolutional neural networks (SiCoNNets) and their application of face detection,” in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks*, 2003, vol. 3, pp. 2157–2162.
- S. Sukittanon, A. C. Surendran, J. C. Platt, and C. J. C. Burges, “Convolutional networks for speech detection,” *Interspeech*, pp. 1077–1080, 2004.

- H. Lee, R. Grosse, R. Ranganath, and A. Ng, "Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations," in *Proc. 26th Int. Conf. Machine Learning*, 2009, pp. 609–616.
- A. Lockett and R. Miikkulainen, "Temporal convolution machines for sequence learning," Dept. Comput. Sci., Univ. Texas, Austin, Tech. Rep. AI-09-04, 2009.
- H. Lee, Y. Largman, P. Pham, and A. Ng, "Unsupervised feature learning for audio classification using convolutional deep belief networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems 22 (NIPS'09)*, 2009.
- J. Weston, F. Ratle, and R. Collobert, "Deep learning via semi-supervised embedding," in *Proc. 25th Int. Conf. Machine Learning*, 2008, pp. 1168–1175.
- Akao Y, Yamamoto A, Higashikawa Y. Assisting Forensic Writer Verification by Visualizing Diversity of Digit Handwritings. In: International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR). IEEE; 2014. p. 110–5.
- Guerbai Y, Chibani Y, Hadjadji B. The Effective Use of the One-Class SVM Classifier for Handwritten Signature Verification Based on Writer-Independent Parameters. *Pattern Recognit.* 2015;48(1):103–13.
- Wolfshaar J van de, Karaaba M.F, Wiering M.A. Deep Convolutional Neural Networks and Support Vector Machines for Gender Recognition Deep Convolutional Neural Networks and Support Vector Machines for Gender Recognition. In: IEEE Symposium Series on Computational Intelligence. IEEE; 2015. p. 188–95.
- LeCun Y, Matan O, Boser B, Denker J.S, Henderson D, Howard RE, et al. Handwritten Zip Code Recognition with Multilayer Networks. In: International Conference on Pattern Recognition. 1990. p. 35–40.
- LeCun Y, Cortes C, Burges C.J.C. The MNIST database of handwritten digits [Internet]. 1998. Available from: <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/> der Maaten L van. A New Benchmark Dataset for Handwritten Character Recognition. Technical Report. Tilburg University, Tilburg, The Netherlands. 2009.
- Schomaker L.R.B, Vuurpijl L. Forensic Writer Identification: A Benchmark Data Set and a Comparison of Two Systems. Technical Report. Nijmegen University, Tilburg, The Netherlands. 2000.

- Nopsuwanchai R, Biem A, Clocksin W.F. Maximization of Mutual Information for Offline Thai Handwriting Recognition. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* 2006;28(8):1347–51.
- Surinta O, Karaaba M.F, Schomaker L.R.B, Wiering M.A. Recognition of Handwritten Characters Using Local Gradient Feature Descriptors. *Eng Appl Artif Intell.* Elsevier; 2015;45:405–14.

ประวัตินักวิจัย

1. ชื่อ-นามสกุล นายเขมปรีต ขุนราชเสนา
Mr. Kheamparit khunratchasana
2. หมายเลขบัตรประชาชน 3860100737398
3. ตำแหน่งปัจจุบัน อาจารย์
4. หน่วยงานและสถานที่ที่ติดต่อได้สะดวก
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ อ.เมือง จ.เพชรบูรณ์ 67000
โทรศัพท์ 0855321828 E-mail : ced20012@gmail.com
5. ประวัติการศึกษา
กศ.ม. (เทคโนโลยีและสื่อสารการศึกษา แขนงคอมพิวเตอร์ศึกษา)
มหาวิทยาลัยนเรศวร
คอ.บ. (เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์)
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปว.ส. (เทคนิคคอมพิวเตอร์)
สถาบันเทคโนโลยีสยามราชมงคล วิทยาเขตนนทบุรี
6. สาขาวิชาการที่มีความชำนาญพิเศษ
คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ
7. ประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการบริหารงานวิจัย (หัวข้อโครงการวิจัยและดำเนินการเสร็จสิ้น)
 - 1) การศึกษาผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนและความพึงพอใจของนักศึกษาที่เรียนรู้แบบร่วมมือด้วยวิธีแบ่งกลุ่มผลสัมฤทธิ์วิชา เทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อชีวิต มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ (พ.ศ. 2552)
 - 2) ศึกษาความพึงพอใจของนักศึกษาต่อการใช้ Social Media เพื่อการเรียนการสอนสำหรับนักศึกษาสาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ (พ.ศ. 2556)
 - 3) การศึกษาแนวโน้มความต้องการหลักสูตรปริญญาตรีสาขาเทคโนโลยีมีลตมีเดียของนักเรียนและผู้ใช้งานบัณฑิตภายในจังหวัดเพชรบูรณ์.
ทุนสถาบันวิจัย มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ (พ.ศ. 2556)
 - 4) ผลการจัดกิจกรรมการเรียนการสอนแบบอริยสัจสี่ ผ่านสื่อ Social Media ที่มีต่อผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนวิชาการพัฒนาสื่ออิเล็กทรอนิกส์เพื่อการเรียน การสอน ของนักศึกษาระดับปริญญาตรี (พ.ศ. 2557)

- 5) ผลการจัดกิจกรรมการเรียนรู้แบบ Inquiry Learning ร่วมกับ Social Media วิชาเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อชีวิต ของนักศึกษาระดับปริญญาตรี ชั้นปีที่ 1 (พ.ศ. 2557)
- 6) ความหลากหลายชนิดของปลากุ้งในเขตรักษาพันธุ์สัตว์ป่าตะเบาะและห้วยใหญ่ อำเภอเมือง จังหวัดเพชรบูรณ์ สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ (วช.) 2557 (หัวหน้าโครงการย่อย)
- 7) การพัฒนาชุดการเรียนรู้วิทยาศาสตร์เรื่องการใช้ประโยชน์จากสมุนไพร ของชุมชนวังท่าดี อำเภอหนองไผ่ จังหวัดเพชรบูรณ์ สำหรับนักเรียน ช่วงชั้นที่ 3
สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ (วช.) 2558 (หัวหน้าโครงการย่อย)
- 8) การศึกษาแนวโน้มความต้องการหลักสูตรครุศาสตร์
สาขาคอมพิวเตอร์ของนักเรียนมัธยมศึกษาตอนปลายและบุคลากรทางการศึกษาภายในจังหวัดเพชรบูรณ์ พ.ศ. 2558
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์
- 9) ผลการจัดการเรียนการสอนของหลักสูตรวิทยาศาสตร์บัณฑิตตามกรอบมาตรฐานคุณวุฒิ TQF ของนักศึกษาปริญญาตรีคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเพชรบูรณ์ พ.ศ. 2558
- 10) พัฒนาแอปพลิเคชันเสริมการเรียนรู้เรื่อง อุปกรณ์ไอซีทีที่นำรู้ร่วมกับเทคโนโลยีความจริงเสริม สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ พ.ศ. 2559
- 11) ความหลากหลายพันธุ์ข้าวพื้นเมืองเพชรบูรณ์การอนุรักษ์และฟื้นฟูด้วยการเผยแพร่สู่ชุมชนและโรงเรียนในจังหวัดเพชรบูรณ์ พ.ศ. 2559 (ทุนจาก สกอ. ผู้ร่วมวิจัย)
- 12) พัฒนาหนังสือที่มีปฏิสัมพันธ์ด้วยเทคโนโลยีความจริงเสริมสำหรับการเรียนการสอน เรื่องฮาร์ดแวร์คอมพิวเตอร์ พ.ศ. 2560