

การจำแนกชิ้นงานที่ผลิตในโรงงานอุตสาหกรรมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

Classification of Manufactured Objects Using Artificial Neural Network

ศุภฤกษ์ จันทร์จรัสจิตต์* ปิยะพงศ์ แสงมณี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี อ.วารินชำราบ จ.อุบลราชธานี 34190

Suparerk Janjarasjitt* Piyapong Saengmanee

Faculty of Engineering, Ubon Ratchathani University, Warinchamrab, Ubonratchathani 34190

Tel: 0-4535-3332 E-mail: ensupajt@ubu.ac.th

บทคัดย่อ

การจำแนกวัตถุอัตโนมัติมีบทบาทที่สำคัญอย่างยิ่งในปัจจุบัน ในช่วงเวลาที่ผ่านมาได้มีการสร้างและพัฒนาหลักการและเครื่องมือใหม่ๆ เพื่อช่วยในการจำแนกวัตถุขึ้นอย่างมากมาย โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่สำคัญอย่างหนึ่งที่นิยมถูกนำมาใช้ในกระบวนการรู้จำ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเกี่ยวกับการจำแนกวัตถุอัตโนมัติเพื่องานอุตสาหกรรม โดยอาศัยการประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัล จากกระบวนการประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัล ค่าเฉพาะตัวของวัตถุแต่ละชิ้นจะถูกสกัดออกมาเพื่อใช้ในการจำแนก โดยในการศึกษานี้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ feedforward backpropagation network ถูกนำมาใช้ วัตถุที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นชิ้นงานจำนวนทั้งหมด 7 รูปแบบ ซึ่งเป็นชิ้นงานจริงที่ผลิตในโรงงานอุตสาหกรรม จากการทดลองพบว่าการจำแนกวัตถุโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นสามารถจำแนกชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบออกมาได้อย่างสมบูรณ์

คำหลัก การจำแนกวัตถุ การประมวลผลภาพดิจิทัล การวิเคราะห์ภาพดิจิทัล โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

Object classification plays a significant role. There have been several computational approaches for object recognition and classification developed. Artificial neural network is one of the most common computational approaches that is used in pattern and object recognition. This study focuses on

examining an automatic object classification process based on digital image processing and analysis techniques for industrial and manufacturing purposes. The desired characteristics and features of objects are extracted using digital image processing and analysis techniques. Further, the feedforward backpropagation network is used in the object classification. There are 7 different objects obtained from a manufacture that are examined in this study. From the computational experiments using the 3-layer network, all objects can be perfectly classified.

Keywords: Object classification, digital image processing, digital image analysis, artificial neural network

1. บทนำ

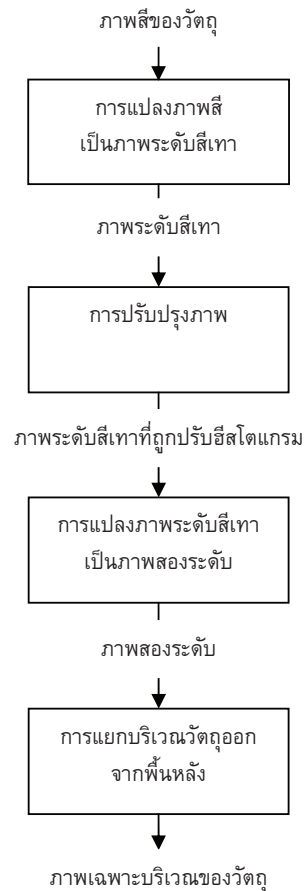
การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัลเป็นเครื่องมือทางการคำนวณที่สำคัญอย่างหนึ่งในปัจจุบัน ซึ่งถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานต่างๆ อย่างหลากหลาย โดยรวมถึงการถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการรู้จำและจำแนกวัตถุ สำหรับการรู้จำและจำแนกวัตถุสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ คือ 1) แนวทางการใช้กระบวนการตัดสินใจ และ 2) แนวทางการใช้โครงสร้างของวัตถุ [1, 2] แนวทางแรกเกี่ยวข้องกับการใช้คุณลักษณะและคุณสมบัติของวัตถุมาอธิบายถึงความเป็นตัวตนของวัตถุ เช่น ความยาว พื้นที่ เป็นต้น ในขณะที่แนวทางที่สองนั้นเกี่ยวข้องกับการใช้ข้อมูลเชิงสัญลักษณ์

เช่น สตรีง เป็นต้น มานำเสนอวัตถุ

ความสามารถในการรู้จำและจำแนกวัตถุโดยใช้การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัลนั้นเป็นประโยชน์อย่างสูงต่อการประยุกต์ใช้งานในหลายๆ ด้าน เช่น อุตสาหกรรม, การผลิต, การแพทย์, ความปลอดภัยและมั่นคง, และการขนส่ง เป็นต้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งการรู้จำและจำแนกวัตถุโดยใช้การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพนี้เป็นหัวใจสำคัญสำหรับแมชชีนวิชัน (machine vision) ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้งานคอมพิวเตอร์วิชันในงานอุตสาหกรรมและการผลิต โดยเครื่องมือดังกล่าวถูกนำไปใช้อย่างหลากหลายในงานอุตสาหกรรมและการผลิต นีรวมถึงการถูกนำไปใช้ในการจำแนกประเภทของวัตถุที่ถูกผลิตขึ้นมาเพื่อนำส่งต่อไปในกระบวนการการผลิต, การตรวจสอบคุณภาพของวัตถุที่ถูกผลิตขึ้นมา, หรือแม้แต่การถูกนำไปใช้ในการควบคุมแขนกลอัตโนมัติในกระบวนการการผลิต เป็นต้น ข้อดีหลักของการรู้จำและจำแนกวัตถุโดยใช้การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัล คือ การประยุกต์ใช้งานการรู้จำและจำแนกวัตถุนั้นเป็นกระบวนการอัตโนมัติ มีความถูกต้องและความแม่นยำสูง สามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว นอกจากนี้แล้วกระบวนการดังกล่าวสามารถดำเนินไปได้อย่างต่อเนื่องเนื่องจากการเป็นการทำงานของเครื่องจักร

ส่วนประกอบของกระบวนการในการจำแนกวัตถุอัตโนมัติสามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัล และการตัดสินใจและจำแนกวัตถุ เป้าหมายของส่วนแรกคือเพื่อที่จะสกัดค่าเฉพาะตัวซึ่งคือคุณลักษณะและคุณสมบัติของวัตถุออกมาจากภาพดิจิทัล โดยที่ค่าเฉพาะตัวนั้นคือดัชนีที่บ่งบอกวัตถุซึ่งถูกนำไปใช้ในการตัดสินใจและจำแนกวัตถุต่อไป สำหรับส่วนที่สองนั้นเป็นการตัดสินใจและจำแนกวัตถุโดยนำค่าเฉพาะตัวต่างๆ ของวัตถุที่ได้มาจากในส่วนแรกมาพิจารณาตามกฎและเงื่อนไขที่สร้างขึ้นสำหรับจำแนกวัตถุ เครื่องมือทางการคำนวณหนึ่งที่เป็นเครื่องมือที่สำคัญและถูกนำมาประยุกต์ใช้อย่างหลากหลายในการรู้จำและจำแนกวัตถุหรือรูปแบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นโครงข่ายที่ปรับตัวและเรียนรู้ด้วยตนเอง โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทของสมอง

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการนำการประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัลร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมไป

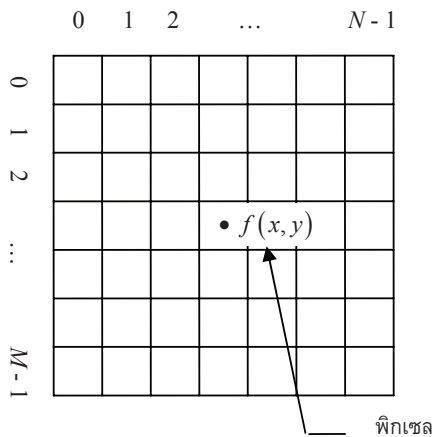


รูปที่ 1 กระบวนการการแยกบริเวณวัตถุออกจากพื้นหลังโดยใช้วิธีการประมวลผลภาพดิจิทัล

ประยุกต์ใช้เพื่อจำแนกวัตถุเพื่องานอุตสาหกรรม โดยที่วัตถุที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นชิ้นงานจริงที่ผลิตอยู่ในโรงงานอุตสาหกรรม รูปแบบของชิ้นงานที่ใช้ในการศึกษามีอยู่ทั้งหมด 7 รูปแบบ กระบวนการจำแนกวัตถุที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นแนวทางการใช้กระบวนการตัดสินใจจากการพิจารณาคูณลักษณะของชิ้นงานด้วยสายตาแล้วค่าเฉพาะตัวของชิ้นงานที่ถูกเลือกเพื่อใช้ในการจำแนกมีอยู่ทั้งหมด 5 ค่า ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกนำมาใช้คือ feedforward backpropagation network (3-3-2 network) จากผลการทดลอง ชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบสามารถถูกจำแนกออกมาได้อย่างมีประสิทธิภาพและถูกต้องสมบูรณ์

2. หลักการและทฤษฎีพื้นฐาน

หลักการและทฤษฎีสำคัญที่เกี่ยวข้องในการศึกษานี้ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ การประมวลผลและวิเคราะห์



รูปที่ 2 การนำเสนอภาพดิจิทัลโดยใช้ฟังก์ชัน $f(x, y)$

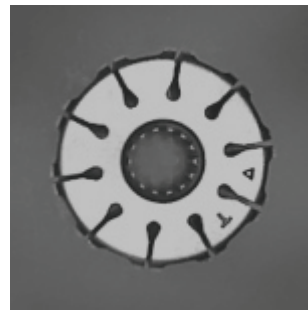
ภาพดิจิทัลเพื่อสกัดค่าคุณลักษณะและคุณสมบัติของวัตถุออกมา และโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งถูกนำมาใช้ในการรู้จำและจำแนกวัตถุโดยอาศัยค่าคุณลักษณะและคุณสมบัติของวัตถุที่ได้มาจากการประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัล

2.1 การประมวลผลภาพดิจิทัล

การประมวลผลภาพดิจิทัลเป็นการกระบวนกรทางกรคำนวณที่กระทำต่อรูปภาพ โดยมีวัตถุประสงค์หลักคือเพื่อปรับปรุงคุณภาพของภาพเพื่อให้ได้ภาพใหม่ที่มีคุณสมบัติเหมาะสม เช่น รูปแบบของภาพ หรือความคมชัดของภาพ เป็นต้น สำหรับการรู้จำและจำแนกวัตถุโดยใช้ข้อมูลภาพดิจิทัล การประมวลผลภาพดิจิทัลจะถูกนำมาใช้ โดยเป้าหมายคือเพื่อที่จะแยกวัตถุที่อยู่ในภาพออกมา ก่อนที่คุณลักษณะและคุณสมบัติต่างๆ ของวัตถุจะถูกสกัดออกมาเพื่อนำไปใช้ในการรู้จำและการจำแนกต่อไป กระบวนการในการแยกบริเวณวัตถุออกมานั้นสามารถทำได้หลากหลายแนวทางโดยใช้วิธีการประมวลผลภาพดิจิทัลต่างๆ แนวทางหนึ่งในการแยกบริเวณวัตถุออกจากพื้นหลังถูกแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งแผนผังที่แสดงในรูปที่ 1 เป็นแนวทางที่ใช้ในการศึกษานี้ด้วย

2.1.1 การนำเสนอภาพดิจิทัล

โดยทั่วไปแล้วภาพดิจิทัลจะถูกเขียนแสดงในรูปของฟังก์ชัน 2 มิติ $f(x, y)$ ซึ่งมีขนาดเท่ากับ $M \times N$ (M แถวและ N หลัก) [1, 2] ค่าฟังก์ชัน $f(x, y)$ แสดงค่าความเข้มแสงของภาพที่ตำแหน่งพิกัด (x, y) ซึ่งค่าของพิกัด (x, y) เป็นค่าแบบไม่ต่อเนื่อง



(ก)



(ข)

รูปที่ 3 (ก) ภาพระดับสีเทาของภาพชิ้นงานตัวอย่าง และ (ข) ภาพสองระดับของภาพชิ้นงานตัวอย่าง (ชิ้นงานรูปแบบที่ 2)

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

ดังนั้นจะเห็นว่าภาพดิจิทัลประกอบด้วยค่าความเข้มแสงที่พิกัดต่างๆ ซึ่งส่วนประกอบของภาพดิจิทัลนี้ เรียกว่า พิกเซล (pixel) รูปที่ 2 แสดงการนำเสนอภาพดิจิทัลด้วยฟังก์ชัน $f(x, y)$

ค่าความเข้มแสงของภาพโทนสีเดียวมักจะถูกเรียกว่าระดับสีเทา (gray level) ดังนั้นภาพโทนสีเดียวถูกเรียกว่าภาพระดับสีเทา (gray-scale image) ซึ่งจำนวนของระดับสีเทาทั้งหมดบ่งบอกถึงระดับความละเอียดของภาพ ถ้าภาพดิจิทัลมีระดับความละเอียดของภาพเท่ากับ 1 บิต (มี $2^1=2$ ระดับสี คือ สีขาวกับสีดำ) จะถูกเรียกว่าภาพสองระดับ (binary image) ตัวอย่างภาพระดับสีเทาของชิ้นงานตัวอย่างที่มีความละเอียดเท่ากับ 8 บิต ถูกแสดงในรูปที่ 3(ก)

สำหรับภาพสีนั้นจะเป็นการผสมรวมของภาพดิจิทัล $f(x, y)$ เข้าด้วยกัน โดยระบบ RGB ภาพสีจะ

ประกอบด้วยภาพดิจิทัลประกอบเข้าด้วยกัน 3 ภาพ ซึ่งแต่ละภาพเป็นฟังก์ชันของความเข้มแสงของสีแดง, สีเขียว และสีน้ำเงิน ดังนั้นภาพสีดิจิทัลคืออาร์เรย์ 3 มิติที่มีขนาดเท่ากับ $M \times N \times 3$ ของพิกเซลสี [1, 2] ภาพสีสามารถถูกแปลงเป็นภาพระดับสีเทาได้โดย

$$\text{gray level} = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B \quad (2)$$

เมื่อ R , G และ B คือค่าความเข้มแสงสีแดง, สีเขียว และสีน้ำเงินตามลำดับ

ส่วนการแปลงภาพระดับสีเทาไปเป็นภาพสองระดับนั้นสามารถทำได้ง่าย เพียงแค่เปรียบเทียบว่าค่าระดับสีเทาของพิกเซลนั้นมีค่ามากกว่า น้อยกว่า หรือเท่ากับกับค่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ (threshold) ค่าความเข้มแสง (P) ของภาพสองระดับที่แปลงมาจากภาพระดับสีเทามีค่าเท่ากับ

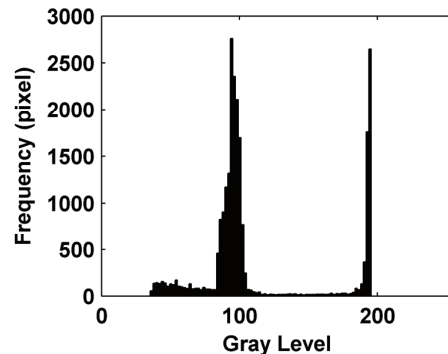
$$P(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) \geq \tau \\ 0, & \text{if } I(x, y) < \tau \end{cases} \quad (3)$$

เมื่อ τ คือค่าเกณฑ์ที่จะแบ่งระดับสีออกเป็นสองระดับ และ B คือจำนวนบิตของภาพ (ความละเอียดของภาพ) สำหรับค่าเกณฑ์ τ ที่เหมาะสมนั้นขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของแต่ละภาพ โดยวิธีการที่นิยมใช้ในการคำนวณหาค่าที่เหมาะสมสำหรับค่าเกณฑ์ τ วิธีหนึ่งนั้นคือ วิธีของ Otsu [3] ซึ่งวิธีการนี้ก็ถูกนำมาใช้ในการศึกษานี้ด้วยเช่นกัน ตัวอย่างภาพสองระดับของชิ้นงานตัวอย่างถูกแสดงในรูปที่ 3(ข)

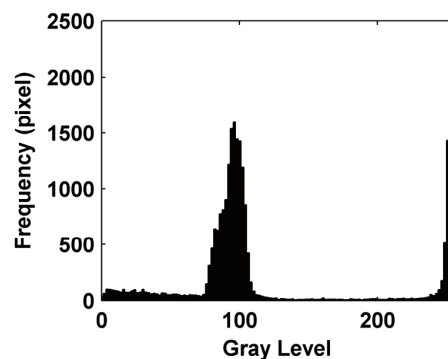
2.1.2 การปรับปรุงภาพ (Image Enhancement)

การปรับปรุงภาพเป็นขั้นตอนที่สำคัญในกระบวนการประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัล วัตถุประสงค์หลักในการปรับปรุงภาพ คือการประมวลผลภาพดิจิทัลเพื่อให้ภาพดิจิทัลที่ได้ออกมานั้นมีคุณลักษณะที่เหมาะสมกว่าภาพดิจิทัลต้นฉบับสำหรับแต่ละการประยุกต์ใช้งาน [1, 2] โดยวิธีการในการปรับปรุงภาพสามารถทำได้หลากหลายวิธี ตัวอย่างเช่น การแปลงความเข้มแสง (intensity transformation) การปรับฮิสโตแกรมให้เท่ากัน (histogram equalization) การกรองสัญญาณภาพ (filtering) เป็นต้น [1, 2]

การแปลงความเข้มแสงนั้นเป็นการปรับค่าความเข้มแสงหรือค่าระดับเทาของแต่ละพิกเซลในภาพดิจิทัล การแปลงความเข้มแสงเป็นการจัดการและปรับเปลี่ยนช่วงระดับของความเข้มแสงของภาพนั้นๆ [1, 2] ซึ่งโดยส่วนใหญ่จะเป็นการขยายช่วงระดับความเข้มแสงของ



(ก)



(ข)

รูปที่ 4 ฮิสโตแกรมของภาพระดับสีเทาของชิ้นงานตัวอย่าง (ก) ก่อนทำการแปลงความเข้มแสง และ (ข) หลังทำการแปลงความเข้มแสง

ภาพ นั่นคือ การแปลงโดยยืดความแตกต่างของภาพ (contrast-stretching transformation) การกระทำดังกล่าวจะช่วยให้ความเข้มแสงในภาพมีความแตกต่างกันเพิ่มมากขึ้น ซึ่งช่วยให้ภาพมีความคมชัดเพิ่มมากขึ้น

การแปลงความเข้มแสงนั้นอาจจะเป็นการแปลงโดยใช้ฟังก์ชันที่เป็นเชิงเส้น หรือฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น เช่น ฟังก์ชันลอการิธึม ฟังก์ชันสำหรับการแปลงโดยยืดความแตกต่างของภาพสามารถเขียนอยู่ในรูปต่อไปนี้ [1, 2]

$$P(x, y) = \frac{1}{1 + (\beta/I(x, y))^\gamma} \quad (4)$$

เมื่อ P คือค่าความเข้มแสงหลังจากการแปลงความเข้มแสง, I คือค่าความเข้มแสงของแต่ละพิกเซล, γ คือค่าความลาดชันของฟังก์ชันแปลงความเข้มแสง และ β คือเกณฑ์ค่าความเข้มแสง ค่าความเข้มแสง I ที่น้อยกว่า β จะถูกบีบเข้าไปอยู่ในช่วงระดับสีเทาที่มีค่า

ต้องการจะยืดความแตกต่างของภาพทุกระดับสีเทาออกให้เท่าๆ กันทั้งช่วง 2^B ระดับสีเทาสามารถทำได้โดยใช้ฟังก์ชัน

$$P(x, y) = (I(x, y) - I_{\min}) \left(\frac{2^B - 1}{I_{\max} - I_{\min}} \right) \quad (5)$$

เมื่อ $I_{\max}$ และ $I_{\min}$ คือค่าความเข้มแสงสูงสุดและค่าความเข้มแสงต่ำสุดของภาพต้นฉบับ

ตัวอย่างแสดงเปรียบเทียบผลที่ได้จากการแปลงความเข้มแสงโดยใช้สมการ (5) ถูกแสดงในรูปที่ 3(ก) และ (ข) โดยฮิสโตแกรมของภาพระดับสีเทาต้นฉบับของชิ้นงานตัวอย่างซึ่งถูกแสดงในรูปที่ 3(ก) ถูกแสดงในรูปที่ 4(ก) ในขณะที่รูปที่ 4(ข) แสดงฮิสโตแกรมของภาพหลังจากการแปลงความเข้มแสง นอกจากนี้ภาพชิ้นงานตัวอย่างหลังจากทำการแปลงความเข้มแสงแล้วถูกแสดงในรูปที่ 5

2.1.3 การแยกบริเวณวัตถุ (Image Segmentation)

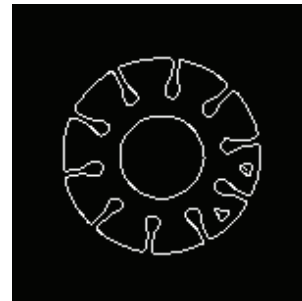
การแยกบริเวณของวัตถุออกจากพื้นหลังของภาพเป็นกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัล โดยจากอินเทอร์เน็ตคือภาพดิจิทัลที่ถูกป้อนเข้ามาสู่กระบวนการ ข้อมูลและคุณลักษณะของวัตถุในภาพนั้นจะถูกสกัดออกมาจากภาพ ผลลัพธ์ที่ได้จากการแยกบริเวณวัตถุเป็นปัจจัยที่สำคัญอย่างยิ่งต่อผลกระบวนการวิเคราะห์ในลำดับต่อไปซึ่งส่งผลต่อความสำเร็จของการจำแนกวัตถุ

กระบวนการการแยกบริเวณของวัตถุออกจากพื้นหลังของภาพสองระดับนั้นขึ้นอยู่กับคุณสมบัติพื้นฐานของค่าความเข้มแสงของภาพ 2 คุณสมบัติคือ ความไม่ต่อเนื่อง (discontinuity) และความคล้ายคลึงกัน (similarity) แนวทางสำหรับการแยกบริเวณวัตถุโดยอาศัยคุณสมบัติแรก (ความไม่ต่อเนื่อง) นั้นคือการแบ่งภาพออกเป็นส่วนๆ โดยขึ้นอยู่กับเปลี่ยนแปลงอย่างทันทีทันใดของความเข้มแสง เช่น ขอบของวัตถุในภาพ เป็นต้น ส่วนแนวทางสำหรับการแยกบริเวณวัตถุโดยใช้ความคล้ายคลึงกันนั้นจะใช้การแบ่งภาพออกเป็นบริเวณต่างๆ ที่มีความคล้ายคลึงกันตามนิยามที่ต้องการ

การตรวจหาขอบเป็นกระบวนการสำหรับตรวจหาความไม่ต่อเนื่องของค่าความเข้มแสงโดยอาศัยหลักการอนุพันธ์ (derivative) ตัวเลือกหนึ่งสำหรับอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของการประมวลผลภาพคือเกรเดียนท์ (gradient) โดยเกรเดียนท์ของฟังก์ชัน 2 มิติมีนิยามดังนี้ [1, 2]



รูปที่ 5 ภาพระดับสีเทาของภาพชิ้นงานตัวอย่าง หลังทำการแปลงความเข้มแสง



รูปที่ 6 ภาพขอบของวัตถุภาพชิ้นงานตัวอย่าง

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

ค่าขนาดของเวกเตอร์นี้ คือ

$$\nabla f = (G_x^2 + G_y^2)^{1/2} \quad (7)$$

วิธีการสำหรับตรวจหาขอบมีอยู่หลากหลายวิธี เช่น วิธีของโซเบล (Sobel edge detector) และวิธีของพรีวิต (Prewitt edge detector) เป็นต้น ซึ่งวิธีการต่างๆ เหล่านี้แตกต่างกันที่ใช้หน้ากากสำหรับการคำนวณอนุพันธ์แตกต่างกัน หน้ากากของ Sobel edge detector ในแนวนอนและแนวตั้ง คือ

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

ในขณะที่หน้ากากของ Prewitt edge detector ในแนวตั้งและแนวนอน คือ

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

สำหรับการแยกบริเวณวัตถุโดยใช้ความคล้ายคลึงกันนั้น จะเป็นการแบ่งภาพออกเป็นบริเวณต่างๆ ซึ่งโดยส่วนใหญ่จะแบ่งโดยใช้ค่าความเข้มแสงและมีค่าเกณฑ์ตัวหนึ่งสำหรับแบ่งแยกความคล้ายคลึงกัน ซึ่งหลักการนี้คล้ายกับกระบวนการแปลงภาพจากภาพระดับสีเทาเป็นภาพสองระดับ รูปที่ 6 แสดงภาพขอบของชิ้นงานตัวอย่างซึ่งแสดงในรูปที่ 3(ข)

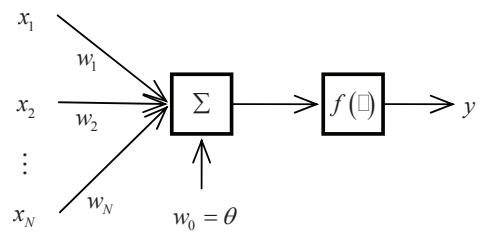
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network หรือที่เรียกอย่างสั้นๆ ว่า neural network) ถูกศึกษาและได้รับการพัฒนามาเริ่มตั้งแต่ช่วงปลายทศวรรษ 1950 โดย Rosenblatt ได้ประยุกต์ใช้เพอร์เซปตรอน (perceptron) แบบชั้นเดียวในการเรียนรู้เพื่อจำแนกรูปแบบ [5] ต่อมาโครงข่ายประสาทเทียมได้รับการพัฒนาให้เป็นระบบที่มีหลายชั้นขึ้น เนื่องจากเพอร์เซปตรอนแบบชั้นเดียวนั้นมีข้อจำกัด [6] แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ๆ ได้ถูกเสนอและถูกศึกษาอย่างต่อเนื่อง โดยโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกเป็นได้หลายประเภทขึ้นอยู่กับเกณฑ์การพิจารณา เช่น วิธีการเรียนรู้ (supervised กับ unsupervised), สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (feedforward กับ recurrent), ประเภทของผลลัพธ์ (binary กับ continuous), ประเภทของโหนด (uniform กับ hybrid) เป็นต้น [4]

เพอร์เซปตรอน (perceptron) เป็นการนำเสนอรูปแบบหนึ่งในความพยายามที่จะสร้างระบบอัจฉริยะและเรียนรู้ด้วยตนเอง โดยเพอร์เซปตรอนได้รับการพัฒนาปรับเปลี่ยนมาจากแบบจำลองเซลล์ประสาทของสมอง ที่เรียกว่านิวรอน ซึ่งถูกนำเสนอโดย McCulloch และ Pitts [7] รูปที่ 7 แสดงรูปแบบทั่วไปของเพอร์เซปตรอนแบบชั้นเดียว (single-layer perceptron) ที่มีไบอัส $w_0 = \theta$ จากเพอร์เซปตรอนแบบชั้นเดียวดังแสดงในรูปที่ 7 ผลลัพธ์ y สามารถคำนวณได้จาก

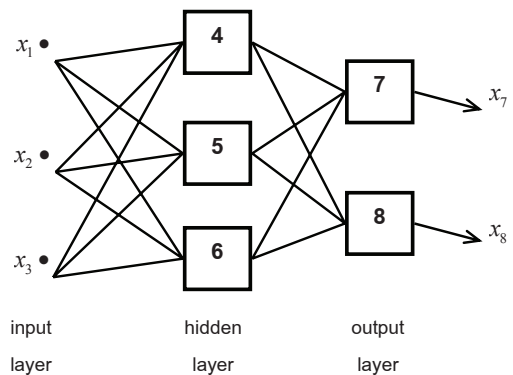
$$y = f\left(\sum_{i=1}^N w_i x_i + \theta\right) \quad (8)$$

หรือ



รูปที่ 7 เพอร์เซปตรอนแบบหนึ่งชั้นที่มีอินพุตเป็นเวกเตอร์

$$\mathbf{x} = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N)^T \text{ ขนาด } N \times 1$$



รูปที่ 8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (multilayer network หรือ 3-3-2 network)

$$y = f\left(\sum_{i=0}^N w_i x_i\right) \text{ และ } x_0 = 1 \quad (9)$$

ฟังก์ชัน $f(x)$ คือฟังก์ชันกระตุ้น (activation function หรือ transfer function) ซึ่งโดยปกติแล้วฟังก์ชันกระตุ้นนี้จะเป็นฟังก์ชันซิกนัม (sigmoid function) หรือฟังก์ชันขั้นบันได (step function) [4] ที่มีนิยามดังนี้ ตามลำดับ

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > 0 \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

และ

$$\text{step}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

เพอร์เซปตรอนแบบชั้นเดียวนี้นเป็นส่วนประกอบที่สำคัญสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมและเป็นแบบจำลองของเซลล์ประสาท

โครงข่ายประสาทเทียมมักจะมีหลายชั้น เนื่องจากมีประสิทธิภาพสูงกว่า ชั้นต่างๆ ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (multilayer network) สามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท คือ ชั้นอินพุต (input layer), ชั้นซ่อน

(hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) โดยที่ชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตจะมีจำนวนคงที่ คือจำนวน 1 ชั้น ในขณะที่ชั้นซ่อนนั้นสามารถมีได้มากกว่าหนึ่งชั้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นถูกแสดงในรูปที่ 8 ชั้นอินพุตมีจำนวนโหนด (node) เป็นจำนวนคงที่ โดยจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนของค่าเฉพาะตัวซึ่งเป็นค่าคุณลักษณะและคุณสมบัติของวัตถุที่ถูกนำมาใช้เป็นปัจจัยในการจำแนก แต่ละโหนดในชั้นอินพุตเป็นการรับค่าเฉพาะตัวของวัตถุ ส่วนโหนดในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตนั้นคือเพอร์เซ็ปตรอนแบบชั้นเดียว จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตก็มีจำนวนคงที่ คือจะมีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนรูปแบบของวัตถุที่จะจำแนก ในขณะที่จำนวนโหนดในชั้นซ่อนนั้น มีจำนวนไม่คงที่ ขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของโครงข่าย

จากโครงข่ายประสาทเทียมตัวอย่างที่แสดงในรูปที่ 8 จะเห็นว่าที่ชั้นอินพุตมี 3 โหนด ชั้นซ่อนมี 3 โหนด และชั้นเอาต์พุตมี 2 โหนด ซึ่งถูกเรียกว่า โครงข่ายแบบ 3-3-2 สำหรับโหนด j ใดๆ ที่ซึ่ง $j=4,5,6,7,8$ จะมีโครงสร้างภายในเป็นเพอร์เซ็ปตรอนแบบชั้นเดียวดังแสดงในรูปที่ 7 ผลลัพธ์ที่ได้จากโหนด j ใดๆ นั้นจะมีค่าเท่ากับ

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^{N_j} w_{i,j}x_i + b_j\right) \quad (12)$$

เมื่อ N_j คือจำนวนอินพุตทั้งหมดที่โหนด j นั้น, $w_{i,j}$ คือค่าน้ำหนักของอินพุตที่ i สำหรับโหนด j และ b_j คือค่าไบอัสที่โหนด j

สำหรับฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะเป็นฟังก์ชันที่ต่างกัน โดยอาจจะเป็นฟังก์ชันไฮเพอร์บอลิกแทนเจนต์ (hyperbolic tangent), ฟังก์ชันลอจิสติก (logistic function) หรือฟังก์ชันเชิงเส้น (linear function) [4] ซึ่งมีนิยามดังนี้ตามลำดับ

$$f(x) = \tanh(x/2) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}, \quad (13)$$

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}, \quad (14)$$

และ

$$f(x) = x \quad (15)$$

กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำได้โดยการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้

โครงข่ายดังกล่าวได้ทำการปรับตัวให้สอดคล้องกับอินพุตที่ป้อนเข้าสู่โครงข่าย ซึ่งการปรับตัวของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นคือการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก $w_{i,j}$ และค่าไบอัส b_j ที่เหมาะสมเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกรูปแบบต่างๆ ได้ตามที่ต้องการ กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่ยางและเป็นที่ยอมรับใช้คือวิธีที่เรียกว่า backpropagation กระบวนการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยขั้นตอนต่างๆ ดังต่อไปนี้

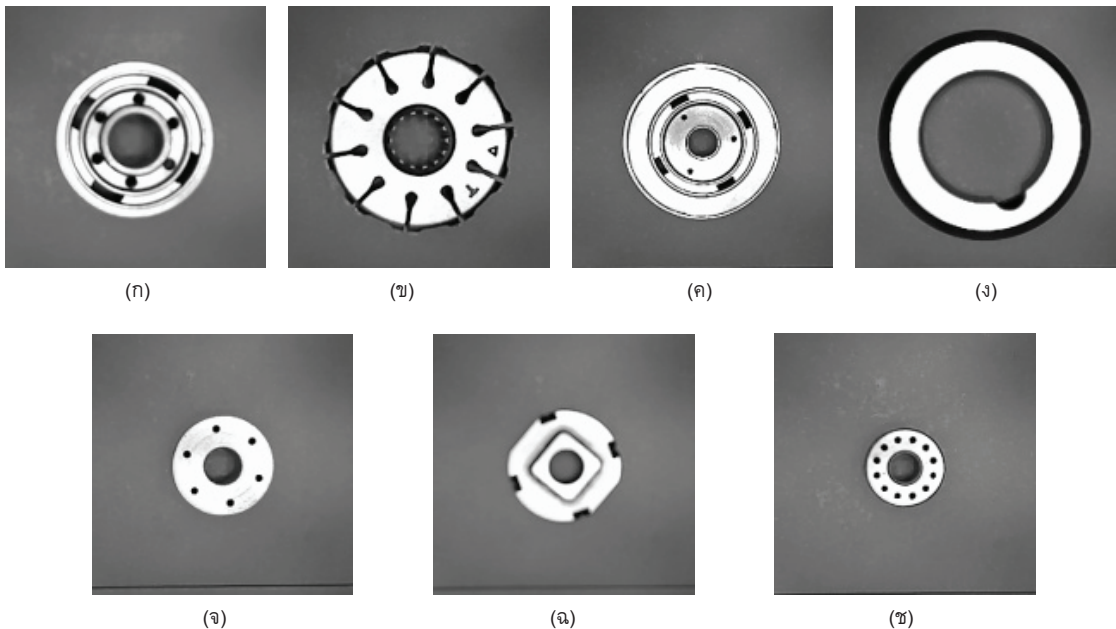
- 1) กำหนดค่าเริ่มต้นของค่าน้ำหนัก $w_{i,j}$ และค่าไบอัส b_j ทั้งหมด ซึ่งการกำหนดค่าเริ่มต้นนี้สามารถทำได้โดยการสุ่มค่า โดยค่าที่ถูกสุ่มขึ้นมาจะมีค่าอยู่ระหว่าง $[-1,1]$
- 2) ทำการป้อนข้อมูลอินพุต x ที่จะใช้ในกระบวนการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเข้าสู่โครงข่าย
- 3) คำนวณหาค่าผิดพลาด
- 4) ทำการปรับค่าน้ำหนัก $w_{i,j}$ และค่าไบอัส b_j
- 5) ทำซ้ำขั้นตอน 2), 3) และ 4) จนกว่าค่าผิดพลาดต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ หรือจนกว่าเป็นไปตามเงื่อนไขในการหยุดกระบวนการสอนอื่นที่กำหนดไว้

3. ระเบียบวิธีวิจัย

แนวทางในการศึกษา รวมถึงองค์ประกอบและขอบเขตต่างๆ ของการศึกษาในงานวิจัยนี้มีดังนี้

3.1 วัตถุ ภาพดิจิทัล และอุปกรณ์บันทึกภาพ

วัตถุที่ใช้ในการทดลองในงานวิจัยนี้เป็นชิ้นงานจริงที่ผลิตในโรงงานอุตสาหกรรมซึ่งเป็นชิ้นส่วนของโซ่ที่เป็นวัตถุแข็งเกร็ง โดยมีจำนวนทั้งหมด 7 รูปแบบ: ชิ้นงาน $O_1, O_2, \dots, O_7$ ดังแสดงในรูปที่ 9(ก)-(ข) ตามลำดับ นอกจากนี้แล้วชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบนั้น มีจำนวนรูปแบบละ 3 ชิ้น รวมตัวอย่างในการทดลองมีชิ้นงานจำนวนทั้งสิ้น 21 ชิ้น รูปภาพของวัตถุถูกบันทึกด้วยกล้องดิจิทัลแบบเว็บแคม ยี่ห้อ Logitech รุ่น QuickCam Pro for Notebooks ภาพดิจิทัลของวัตถุที่ใช้ในการทดลองเป็นภาพที่มีขนาดเท่ากับ 320x240 พิกเซล ซึ่งภาพดิจิทัลจะถูกบันทึกโดยอัตโนมัติเมื่อชิ้นงานเดินทางมาถึงตำแหน่งของการถ่ายภาพ ระยะห่างระหว่างกล้อง



รูปที่ 9 ภาพตัวอย่างชั้นงาน (ก) ชั้นงาน O_1 , (ข) ชั้นงาน O_2 , (ค) ชั้นงาน O_3 , (ง) ชั้นงาน O_4 , (จ) ชั้นงาน O_5 , (ฉ) ชั้นงาน O_6 และ (ช) ชั้นงาน O_7

ดิจิทัลแบบเว็บแคมและพื้นที่วางชั้นงานเท่ากับ 12 ซม.

3.2 วิธีการ

จากกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัลที่แสดงในแผนผังในรูปที่ 1 ข้อมูลและคุณลักษณะของวัตถุจะถูกนำไปประมวลผลและวิเคราะห์ต่อไปเพื่อที่จะจำแนกประเภทของชั้นงานออกมา แผนผังแสดงกระบวนการจำแนกชั้นงานที่ถูกใช้ในการศึกษานี้ถูกแสดงอยู่ในรูปที่ 10

3.2.1 ค่าเฉพาะตัวของชั้นงาน

จากการพิจารณารูปร่างและลักษณะของชั้นงานทั้ง 7 รูปแบบที่จะถูกจำแนกในการศึกษานี้ พบว่าชั้นงานทั้ง 7 รูปแบบนี้มีคุณลักษณะและคุณสมบัติที่สามารถจะนำมาใช้เป็นปัจจัยในการจำแนกวัตถุได้อย่างชัดเจน โดยในการศึกษานี้ค่าเฉพาะตัวของชั้นงานซึ่งจะถูกนำมาใช้ในการจำแนกวัตถุประกอบด้วย 5 ค่า ดังนี้

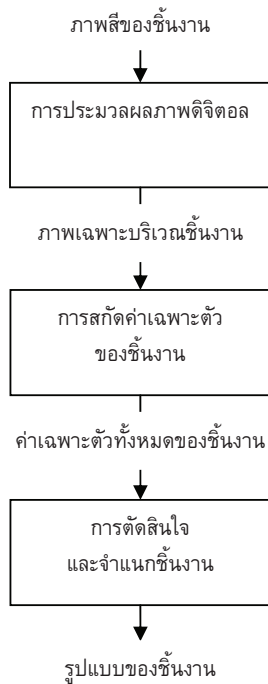
- พื้นที่ทั้งหมดของชั้นงาน (x_1) คือจำนวนพิกเซลทั้งหมดของวัตถุ (แสดงในรูปที่ 11(ก))
- พื้นที่ของรูชั้นงาน (x_2) คือจำนวนพิกเซลทั้งหมดของรูกลางชั้นงาน (แสดงในรูปที่ 11(ข))
- ค่าเฉลี่ยของด้านทั้งสี่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบชั้นงานได้พอดี (x_3) คือ

ค่าเฉลี่ยของความสูงและความกว้างของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบชั้นงานได้ (แสดงในรูปที่ 11(ค))

- ค่าเฉลี่ยของด้านทั้งสี่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบรูชั้นงานได้พอดี (x_4) คือค่าเฉลี่ยของความสูงและความกว้างของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบรูกลางชั้นงานได้ (แสดงในรูปที่ 11(ง))
- ค่าความยาวสูงสุดของชั้นงาน (x_5) คือความยาวของบริเวณที่กว้างที่สุดของชั้นงาน (แสดงในรูปที่ 11(จ))

3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับจำแนกวัตถุ

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจำแนกชั้นงานในการศึกษานี้ คือโครงข่ายแบบ feedforward ที่มี 3 ชั้น โดยมีโครงสร้างเป็นแบบ 5-7-7 นั่นคือในชั้นอินพุตมี 5 โหนดซึ่งเท่ากับจำนวนค่าเฉพาะตัวที่ใช้ในการจำแนก, ชั้นซ่อนมี 7 โหนด และชั้นเอาต์พุตมี 7 โหนดซึ่งเท่ากับจำนวนของรูปแบบของชั้นงาน นอกจากนี้ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต คือฟังก์ชันไฮเพอร์บอลิกแทนเจนต์และฟังก์ชันเชิงเส้น ตามลำดับ สำหรับกระบวนการการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ใน



รูปที่ 10 กระบวนการการจำแนกวัตถุโดยใช้วิธีการประมวลผลภาพดิจิทัล

การศึกษานี้ คือวิธีการเรียนรู้แบบ backpropagation

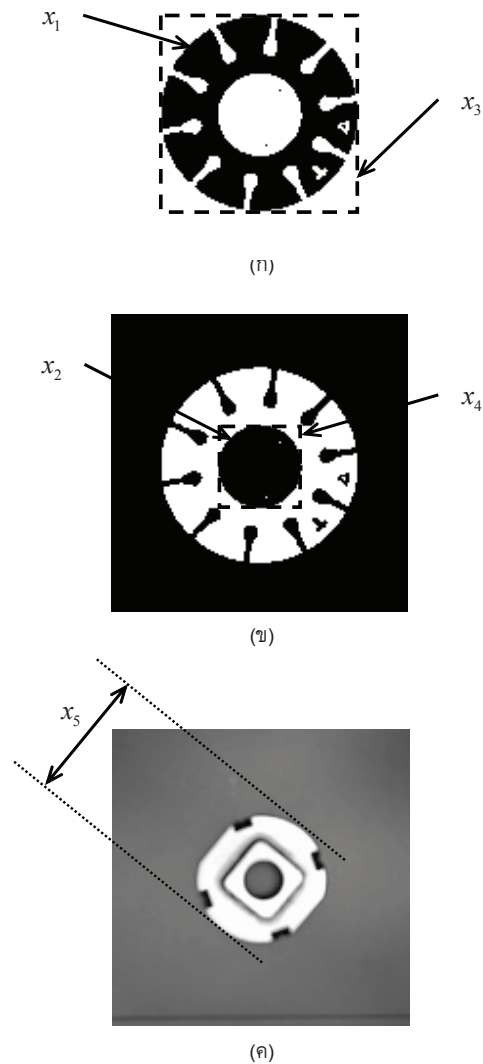
3.3 กรอบการทดลอง

การทดลองสำหรับการจำแนกวัตถุอัตโนมัติในการศึกษานี้แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ 1) การทดลองเบื้องต้นเพื่อเก็บค่าคุณลักษณะและคุณสมบัติของชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบสำหรับการสร้างและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และ 2) การประเมินผลประสิทธิภาพในการจำแนกวัตถุของโครงข่ายประสาทเทียม

3.3.1 การทดลองสำหรับการสร้างและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

เป้าหมายหลักของขั้นตอนแรกนี้ คือเพื่อที่จะสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบไว้ได้ปรับตัว ซึ่งจะส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการตัดสินใจจำแนกวัตถุซึ่งในที่นี้คือชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบได้อย่างถูกต้อง การทดลองในขั้นตอนแรกประกอบด้วย 2 ส่วน ดังนี้

ในส่วนแรกข้อมูลภาพดิจิทัลของชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบจะถูกทำการบันทึก โดยในการทดลองขั้นตอนนี้ชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบ รูปแบบละ 3 ชิ้นถูกนำมาวางบน



รูปที่ 11 ค่าเฉพาะตัวของชิ้นงานที่ใช้ในการจำแนกวัตถุ

ฐานอย่างสุ่ม โดยไม่มีการกำหนดตำแหน่งการวางไว้ล่วงหน้าเพื่อทำการบันทึกภาพดิจิทัล ชิ้นงานแต่ละชิ้น จะได้รับการบันทึกภาพดิจิทัลทั้งหมด 4 ครั้ง โดยแต่ละครั้งที่ทำการบันทึกภาพดิจิทัลของแต่ละชิ้นงานนั้นจะไม่ซ้ำตำแหน่งเดิม รวมข้อมูลภาพดิจิทัลของชิ้นงานทั้งหมดจะมีจำนวนเท่ากับ 84 ภาพ หลังจากนั้นค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าซึ่งเป็นองค์ประกอบที่ใช้ในการพิจารณาจำแนกวัตถุของภาพดิจิทัลทั้ง 84 ภาพ จะถูกสกัดออกมา ในส่วนที่สองค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าของภาพดิจิทัลของแต่ละชิ้นงานจะถูกป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

ตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าเฉพาะตัวของวัตถุที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าเฉพาะตัว	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5	O_6	O_7
x_1	25127.50	28683.5	25440.33	36873.42	10569.17	12046.25	6187.08
(พิกเซล)	± 1076.81	± 716.06	± 1229.39	± 1121.04	± 710.97	± 409.35	± 251.80
x_2	3291.75	5605.00	977.67	18400.08	1592.75	1514.25	1293.92
(พิกเซล)	± 163.74	± 270.64	± 59.98	± 653.58	± 120.93	± 87.84	± 137.41
x_3	179.42	203.58	180.92	217.00	117.42	129.92	89.25
(พิกเซล)	± 3.65	± 2.47	± 4.78	± 3.30	± 3.20	± 3.06	± 2.05
x_4	65.08	84.75	35.92	155.42	45.92	44.17	41.42
(พิกเซล)	± 1.68	± 2.18	± 1.68	± 3.50	± 2.78	± 1.34	± 1.88
x_5	180.50	201.25	181.08	218.00	117.33	128.33	89.75
(พิกเซล)	± 3.87	± 2.53	± 3.94	± 3.62	± 3.75	± 2.64	± 1.86

3.3.2 การจำแนกวัตถุของโครงข่ายประสาทเทียม

ในทำนองเดียวกันกับในขั้นตอนแรก ในขั้นตอนที่สองนี้ประกอบด้วย 2 ส่วนเช่นเดียวกัน โดยในส่วนแรกข้อมูลภาพดิจิทัลของชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบจะถูกทำการบันทึกเพิ่มเติม แต่ในส่วนที่สองนั้นโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากในขั้นตอนแรกจะถูกนำมาใช้เพื่อจำแนกชิ้นงานจากข้อมูลภาพดิจิทัลที่ทำการบันทึกมาใหม่

ในการเก็บบันทึกข้อมูลภาพดิจิทัล ชิ้นงานจากจำนวนรูปแบบละ 3 ชิ้นจะถูกสุ่มเลือกออกมาเพื่อนำไปวางบนฐานอย่างสุ่มโดยไม่มีการกำหนดตำแหน่งการวางไว้ล่วงหน้าเพื่อทำการบันทึกภาพดิจิทัล สำหรับชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบจะถูกทำการบันทึกภาพดิจิทัล รูปแบบละ 27 ครั้ง รวมข้อมูลภาพดิจิทัลของชิ้นงานทั้งหมดที่ใช้ในการทดลองจำแนกวัตถุมีจำนวนเท่ากับ 189 ภาพ

3.3.3 การประเมินประสิทธิภาพการจำแนกวัตถุของโครงข่ายประสาทเทียม

ประสิทธิภาพการจำแนกวัตถุจะถูกประเมินด้วยค่า 3 ค่า ดังนี้ 1) ความแม่นยำในการจำแนกวัตถุ (α) 2) ค่า sensitivity (S_e) และ 3) ค่า specificity (S_p) โดยค่าทั้งสามนี้สามารถคำนวณได้มาจาก

$$\alpha = \frac{TP}{N} \times 100\% \quad (16)$$

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (17)$$

$$S_p = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (18)$$

เมื่อ N คือจำนวนของชิ้นงานทั้งหมดที่ถูกจำแนก โดยในการทดลองนี้ $N=189$ และ TP , TN , FN และ FP หมายถึง จำนวนที่จำแนกได้อย่างถูกต้องว่าเป็นชิ้นงาน

รูปแบบนั้น, จำนวนที่จำแนกได้อย่างถูกต้องว่าไม่ใช่ชิ้นงานรูปแบบนั้น, จำนวนที่จำแนกผิดพลาดโดยไม่ได้จำแนกชิ้นงานรูปแบบที่กำลังพิจารณาอยู่ว่าเป็นชิ้นงานรูปแบบนั้น (false negative) และจำนวนที่จำแนกผิดพลาดโดยจำแนกชิ้นงานรูปแบบอื่นว่าเป็นชิ้นงานรูปแบบที่กำลังพิจารณาอยู่ (false positive) ตามลำดับ

4. ผลการทดลอง

จากการทดลองทั้ง 2 ขั้นตอนดังที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น ทำให้ได้ผลการทดลองเป็นดังนี้

4.1 ค่าเฉพาะตัวของวัตถุ

จากการคำนวณค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าของวัตถุซึ่งประกอบด้วย พื้นที่ทั้งหมดของชิ้นงาน (x_1) พื้นที่ของรูชิ้นงาน (x_2) ค่าเฉลี่ยของด้านทั้งสี่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบชิ้นงานได้พอดี (x_3) ค่าเฉลี่ยของด้านทั้งสี่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบรูชิ้นงานได้พอดี (x_4) และค่าความยาวสูงสุดของชิ้นงาน (x_5) ในการทดลองในขั้นตอนแรกเพื่อที่จะนำไปใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (ค่าเฉลี่ย $\pm$ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน) ของค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าของชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบ ถูกสรุปไว้ในตารางที่ 1

จากตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่าคุณลักษณะและคุณสมบัติของชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบมีความแตกต่างกันอยู่พอสมควร ซึ่งจากความแตกต่างดังกล่าวทำให้เห็นได้ว่าชิ้นงานทั้ง 7 รูปแบบนั้นสามารถที่จะถูกจำแนกออกมาได้

$$\mathbf{b}_h = \begin{bmatrix} 17.7498 \\ 0.2858 \\ -0.3768 \\ -7.4373 \\ 5.8512 \\ -3.2602 \\ 7.0569 \end{bmatrix}, \mathbf{b}_o = \begin{bmatrix} 0.0001 \\ 0 \\ -0.0002 \\ 0.5000 \\ -0.2150 \\ 0.2148 \\ 0.5002 \end{bmatrix}, \mathbf{W}_h = \begin{bmatrix} 0.0025 & -0.0042 & -0.2251 & 0.5528 & -0.2911 \\ -0.0070 & -0.0101 & 0.0827 & 0.1078 & 0.5491 \\ 0.0021 & -0.0033 & -0.3750 & 0.3204 & 0.0845 \\ 0.0005 & 0.0094 & -0.1964 & -0.0728 & -0.0202 \\ 0.0010 & -0.0020 & -0.1003 & 0.2620 & -0.1046 \\ 0.0001 & -0.0051 & -0.0533 & 0.7797 & -0.1013 \\ -0.0002 & 0.0039 & 0.1850 & -0.4215 & -0.1711 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_o = \begin{bmatrix} -0.110 & 0.0055 & 0.5056 & -0.5001 & 0.0110 & 0.4999 & 0.5000 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5000 & 0 & 0 & -0.5000 \\ -0.0002 & 0 & -0.0002 & 0.0001 & 0.0004 & -0.5002 & -0.5001 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5000 \\ 0.9557 & -0.4988 & -0.4847 & -0.0001 & -0.7573 & 0.0183 & 0.0162 \\ -0.9443 & -0.0069 & -0.0207 & 0 & 0.7455 & -0.0180 & -0.0160 \\ -0.0003 & 0.5003 & 0 & 0 & 0.0004 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

รูปที่ 12 ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 2 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าเฉพาะตัวของชั้นงานที่ใช้ในการจำแนกวัตถุ

ค่าเฉพาะตัว	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5	O_6	O_7
x_1	24799.30	28401.37	24724.70	36699.33	10267.48	11986.93	6207.33
(ฟีกเชล)	± 1041.99	± 977.06	± 1492.81	± 1051.11	± 593.85	± 537.70	± 309.45
x_2	3282.26	5626.44	1003.67	18496.41	1572.67	1549.81	1231.56
(ฟีกเชล)	± 179.23	± 205.76	± 78.41	± 716.34	± 100.86	± 121.68	± 145.08
x_3	178.19	203.07	179.15	216.63	115.37	129.52	89.59
(ฟีกเชล)	± 3.85	± 3.41	± 5.88	± 3.18	± 3.00	± 3.49	± 2.22
x_4	65.30	85.04	37.00	155.89	45.26	44.78	40.19
(ฟีกเชล)	± 1.77	± 1.58	± 2.57	± 4.09	± 1.63	± 1.72	± 2.20
x_5	179.48	201.11	179.15	217.67	115.89	128.52	90.22
(ฟีกเชล)	± 4.08	± 3.32	± 5.45	± 3.29	± 3.40	± 3.26	± 2.75

โดยใช้ค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่านี

4.2 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับจำแนกวัตถุ

เมื่อนำข้อมูลค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าของชั้นงานทั้งหมดซึ่งถูกสรุปไว้ในตารางที่ 1 มาป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบไว้ เพื่อที่จะให้โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวได้ปรับตัวและเรียนรู้ค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าของชั้นงานทั้งหมด เมื่อกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสิ้นสุดลงทำให้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติดังแสดงในรูปที่ 12 เมื่อ

$$\mathbf{b}_h = [b_6 \ b_7 \ b_8 \ b_9 \ b_{10} \ b_{11} \ b_{12}]^T,$$

$$\mathbf{b}_o = [b_{13} \ b_{14} \ b_{15} \ b_{16} \ b_{17} \ b_{18} \ b_{19}]^T,$$

$$\mathbf{W}_h = \begin{bmatrix} w_{1,6} & w_{1,7} & \cdots & w_{1,12} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{5,6} & w_{5,7} & \cdots & w_{5,12} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{W}_o = \begin{bmatrix} w_{6,13} & w_{6,14} & \cdots & w_{6,19} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{12,13} & w_{12,14} & \cdots & w_{12,19} \end{bmatrix}$$

4.3 ประสิทธิภาพในการจำแนกวัตถุ

ตารางที่ 2 แสดงค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าของชั้นงานทั้งหมดที่จะถูกทำการจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม เมื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านกระบวนการเรียนรู้แล้วไปใช้ในการจำแนกวัตถุจากข้อมูลภาพดิจิทัลของชั้นงานทั้ง

ตารางที่ 3 ผลการจำแนกวัตถุของโครงข่ายประสาทเทียม

ชั้นงาน	TP	TN	FN	FP
O_1	27	162	0	0
O_2	27	162	0	0
O_3	27	162	0	0
O_4	27	162	0	0
O_5	27	162	0	0
O_6	27	162	0	0
O_7	27	162	0	0

7 รูปแบบ จำนวน 189 ภาพ ทำให้ได้ผลการจำแนกวัตถุ (ค่า TP, TN, FN และ FP) สรุปได้ดังแสดงในตารางที่ 3

จากผลการจำแนกดังกล่าวทำให้ได้ค่าแม่นยำของชั้นงานทั้ง 7 รูปแบบมีค่าเท่ากับ 100% ค่า sensitivity สำหรับการจำแนกชั้นงานทั้ง 7 รูปแบบมีค่าเท่ากับ 100% และค่า specificity สำหรับจำแนกชั้นงานทั้ง 7 รูปแบบมีค่าเท่ากับ 100% เช่นเดียวกัน โดยประสิทธิภาพในการจำแนกวัตถุของโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบไว้นั้นถูกสรุปในตารางที่ 4 ด้วย

5. สรุปและอภิปรายผลการทดลอง

ในการศึกษาี้ การจำแนกวัตถุอัตโนมัติโดยใช้การประมวลผลและวิเคราะห์ภาพดิจิทัลร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกชั้นงานทางอุตสาหกรรม โดยในการทดลองเป็นการจำแนกชั้นงานทั้งหมด 7 รูปแบบ คุณลักษณะและคุณสมบัติของชั้นงานถูกสกัดออกมาและนำไปใช้ในการจำแนกคือค่าเฉพาะตัว 5 ค่า คือ พื้นที่ทั้งหมดของชั้นงาน (x_1) พื้นที่ของรูชั้นงาน (x_2) ค่าเฉลี่ยของด้านทั้งสี่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบชั้นงานได้พอดี (x_3) ค่าเฉลี่ยของด้านทั้งสี่ของกรอบสี่เหลี่ยมที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบรูชั้นงานได้พอดี (x_4) และค่าความยาวสูงสุดของชั้นงาน (x_5) จากผลการทดลองพบว่าชั้นงานทั้งหมดสามารถถูกจำแนกออกมาได้อย่างถูกต้องสมบูรณ์โดยไม่มีข้อผิดพลาด นอกจากค่าเฉพาะตัวทั้ง 5 ค่าที่ถูกนำมาใช้ในการศึกษานี้แล้ว ยังมีคุณลักษณะและคุณสมบัติอื่นๆ ของชั้นงานทั้ง 7 รูปแบบที่สามารถถูกนำมาใช้ในการจำแนกได้อีก

จากการศึกษานี้สามารถนำไปใช้ในการศึกษาวิจัย

ตารางที่ 4 ประสิทธิภาพในการจำแนกวัตถุของโครงข่ายประสาทเทียม

ชั้นงาน	α	S_e	S_p
O_1	100%	100%	100%
O_2	100%	100%	100%
O_3	100%	100%	100%
O_4	100%	100%	100%
O_5	100%	100%	100%
O_6	100%	100%	100%
O_7	100%	100%	100%

อื่นๆ ต่อไปในอนาคต ซึ่งรวมถึงการเพิ่มจำนวนรูปแบบของชั้นงานในการจำแนก โดยถ้าหากมีการเพิ่มจำนวนรูปแบบของชั้นงานขึ้นหรือมีการปรับเปลี่ยนรูปแบบของชั้นงานนั้น คุณลักษณะและคุณสมบัติของชั้นงานที่จะถูกนำไปใช้ในการจำแนกอาจจะต้องมีการปรับเปลี่ยนด้วยเช่นกัน ซึ่งจะต้องปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องและเหมาะสมกับรูปแบบของชั้นงานทั้งหมด การจำแนกวัตถุอัตโนมัตินี้ยังคงสามารถถูกนำไปใช้ร่วมกับในกระบวนการผลิต โดยทำการต่อพ่วงเข้ากับระบบควบคุมในกระบวนการผลิต นอกจากนี้แล้วกระบวนการจำแนกวัตถุอัตโนมัติที่ถูกศึกษาในงานวิจัยนี้สามารถถูกขยายกระบวนการไปจนถึงการตรวจสอบคุณภาพของชั้นงานอีกด้วย

กิตติกรรมประกาศ

การศึกษานางานวิจัยนี้ได้รับความอนุเคราะห์จาก บริษัท ไทยฟิโนซินเตอร์ จำกัด ที่ได้มอบชั้นงานทั้งหมดเพื่อใช้ในการศึกษา

เอกสารอ้างอิง

- [1] Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. 2002. Digital Image Processing, Prentice Hall, New Jersey, U.S.A.
- [2] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. and Eddins, S.L. 2004. Digital Image Processing Using Matlab, Prentice Hall, New Jersey, U.S.A.
- [3] Otsu, N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Trans. Sys., Man. Cyber., 9: 62-66.
- [4] Jang, J.-S. R., Sun, C.-T. and Mizutani, E. 1997.

Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, New Jersey, U.S.A.

- [5] Rosenblatt, F. 1962. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Learning, Spartan, New York, U.S.A.
- [6] Minsky, M. and Papert, S. 1969. Perceptrons, MIT Press, Massachusetts, U.S.A.
- [7] McCulloch, W.S. and Pitts, W. 1943. A logical calculus of the ideas imminent in neural nets. Bulletin of Math. Biophys., 5: 115-137.