

การเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำวัตถุ 3 มิติ  
Data Preparation for 3D Object Recognition



นายจิตติเดช สวรรณไพบูลย์  
นายชยันต์ เทพบุตร

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน..... 42781  
วัน, เดือน, ปี 10 ส.ย. 2545

b.....  
i.....

ปริญญาโทนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต  
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
ปีการศึกษา 2543

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านธุรกิจ  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำวัตถุ 3 มิติ  
Data Preparation for 3D Object Recognition



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต  
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
ปีการศึกษา 2543

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปริญญาโทปีการศึกษา 2543

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำวัตถุ 3 มิติ

DATA PREPARATION FOR 3D OBJECT RECOGNITION

ผู้จัดทำ

1. นาย จิตติเดช สวชนไพบูลย์ รหัสประจำตัว 40010125
2. นาย ชยันต์ เทพบุตร รหัสประจำตัว 40010165

อาจารย์ที่ปรึกษา

(รศ.ดร. ชม กิมปาน)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การเตรียมข้อมูลสำหรับการจดจำวัตถุ 3 มิติ

นายจิตติเดช สวธนไพบูรณ์ 40010125  
นายชยันต์ เทพบุตร 40010165  
รศ.ดร. ชม กิมปาน อาจารย์ที่ปรึกษา  
ปีการศึกษา 2543

### บทคัดย่อ

ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อศึกษาวิธีการเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำวัตถุ 3 มิติ โดยใช้กล้อง Triclop ในการถ่ายภาพวัตถุ และใช้หลักการประมวลผลภาพ (Image Processing) ในการดึงลักษณะเด่นของวัตถุ ได้แก่ ขนาด สี และรูปร่าง มาเป็นข้อมูลในกระบวนการฝึกสอน (Training) ของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม (Neural Network) จากนั้นจะเป็นการทดสอบการรู้จำของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว ซึ่งจากผลการทดลอง ระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมมีความแม่นยำในการรู้จำสูงถึง 90 เปอร์เซ็นต์

## Data Preparation for 3D Object Recognition

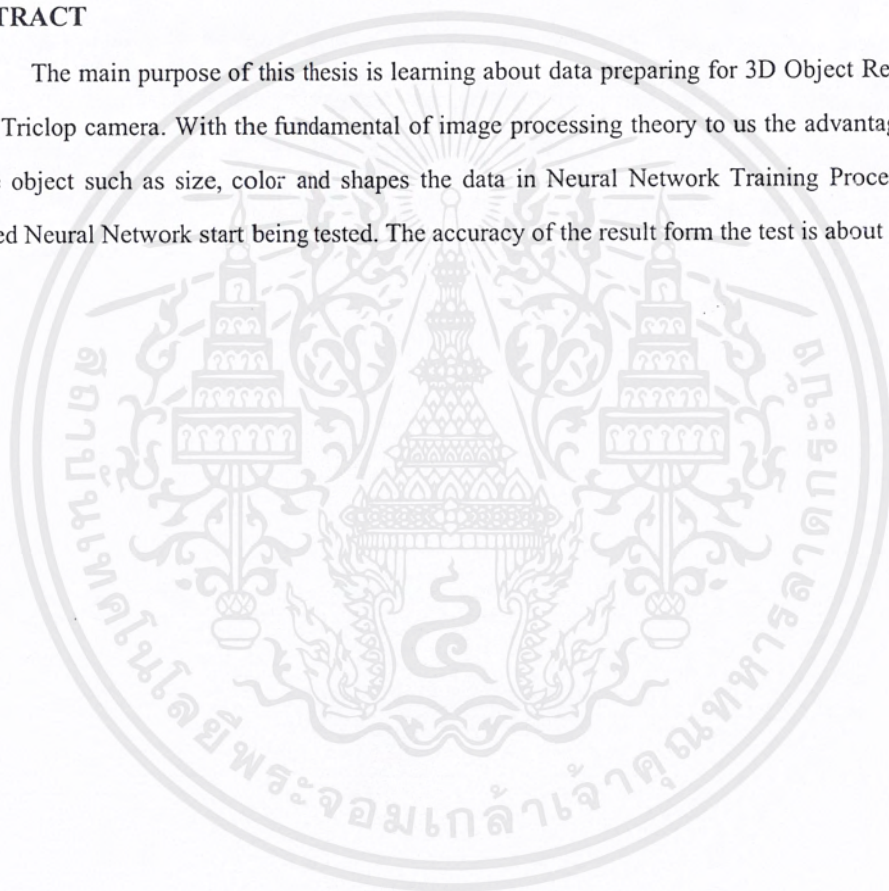
Jittidej Savathanaphaibul

Chayan Tapabut

Assoc. Prof. Dr. Chom Kimpan. Advisor

### ABSTRACT

The main purpose of this thesis is learning about data preparing for 3D Object Recognition by using Triclop camera. With the fundamental of image processing theory to us the advantage properties of the object such as size, color and shapes the data in Neural Network Training Process. Then the Trained Neural Network start being tested. The accuracy of the result form the test is about 90 percent.



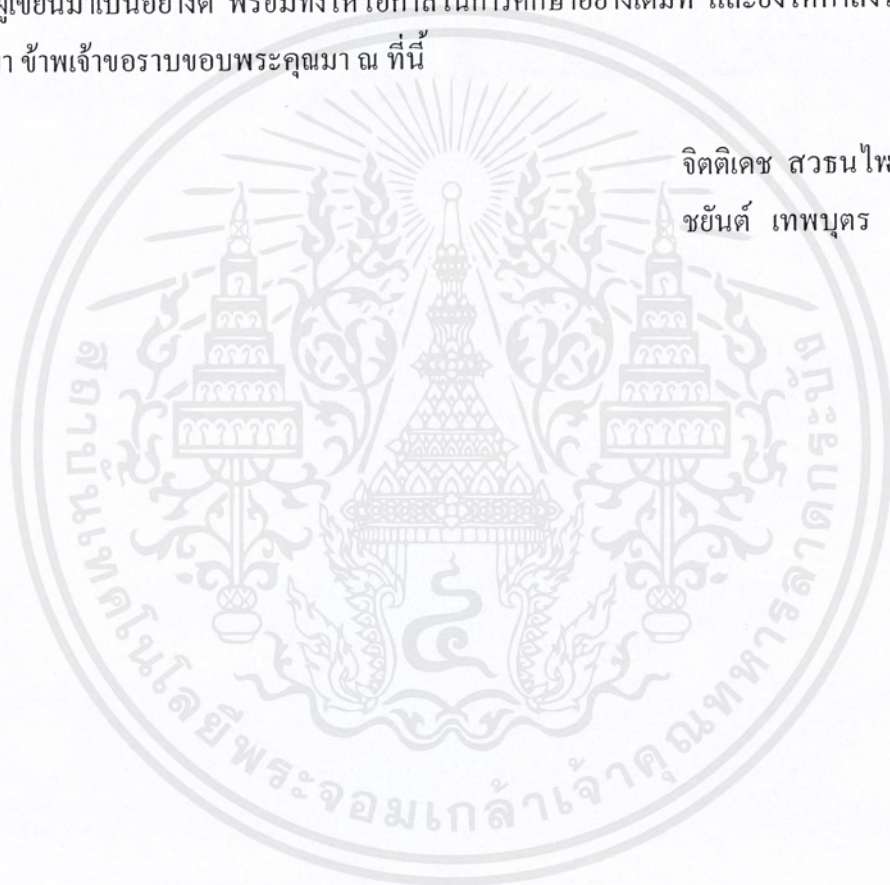
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้คงไม่อาจเสร็จได้ด้วยดี หากไม่ได้รับความช่วยเหลือจากอาจารย์ ชม  
กัมปาน ผู้เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รวมทั้งอาจารย์เสรี ปานช่าง และพี่ๆทุกคนที่ให้คำแนะนำ  
และความช่วยเหลือเสมอมา ซึ่งต้องขอขอบพระคุณเป็นอย่างมาก

และต้องขอขอบพระคุณบุคคลสำคัญที่สุดที่ทำให้ข้าพเจ้ามีวันนี้ ก็คือ บิดา มารดา ซึ่งได้  
เลี้ยงดูผู้เขียนมาเป็นอย่างดี พร้อมทั้งให้โอกาสในการศึกษาอย่างเต็มที่ และยังให้กำลังใจ เอาใจใส่  
เสมอมา ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณมา ณ ที่นี้

จิตติเดช สวธนไพบูลย์  
ชยันต์ เทพบุตร



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ

	หน้าที่
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญภาพ	VII
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มา	1
1.2 วัตถุประสงค์	1
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	1
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
1.4 โครงร่างของงานวิจัย	2
บทที่ 2 หลักการประมวลผลภาพ	4
2.1 หลักการพื้นฐานของ Image Processing	4
2.2 ความหมายและนิยามของภาพในระบบดิจิทัล	7
2.3 ระบบการประมวลผลทางดิจิทัล	7
บทที่ 3 การหาความลึกของวัตถุจากภาพถ่าย	9
3.1 วิธีการหาความลึกของวัตถุ	9
3.2 Stereopsis	12
3.3 การหาจุดบนภาพทั้งสองที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง	13
บทที่ 4 โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม (Neural Network)	18
4.1 นิวรัลเน็ตเวิร์คชีวภาพ	19
4.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)	20
4.3 ฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจ (Activation Function)	21
4.4 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม	24
4.4.1 แบ่งประเภทตามกฎการเรียนรู้และเรขาคณิต	24
4.4.2 แบ่งประเภทตามจำนวนชั้นของการเรียนรู้	25
4.5 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Artificial Neural Network)	27
4.5.1 วัตถุประสงค์ของการเทรนนิ่ง (Objective of Training)	28
4.5.2 วิธีการฝึกสอนระบบ (Training)	28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	หน้าที่
4.5.3 วิธีการแก้ปัญหาคณิตศาสตร์ (Training Algorithm)	29
4.6 โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบต่างๆ	30
บทที่ 5 การเตรียมข้อมูลและการรู้จำวัตถุ	42
5.1 การเตรียมข้อมูลเพื่อการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม	42
5.1.1 ข้อมูลที่เป็นขนาดความกว้างและความสูงของวัตถุ	42
5.1.2 ข้อมูลที่เป็นความถี่สีของภาพวัตถุ	45
5.1.3 ข้อมูลที่เป็นความถี่ค่าความชันของขอบภาพวัตถุ	47
5.2 การฝึกสอนและการรู้จำของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม	49
5.2.1 ขบวนการฝึกสอน	50
5.2.2 เงื่อนไขการหยุดการหยุดการฝึกสอน	55
5.2.3 ขบวนการทดสอบ	55
บทที่ 6 ผลการทดลอง	56
6.1 วัตถุที่ใช้ในการทดลอง	57
6.2 ข้อมูลที่ได้จากการประมวลผลภาพวัตถุ	58
6.3 ผลการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม	79
6.4 ผลการทดสอบการรู้จำของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาท	80
บทที่ 7 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง	82
ภาคผนวก	
ก Triclop Stereo Vision System	85
ข ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับ Microsoft Visual C++	89
ค เรขาคณิตของภาพ	92
บรรณานุกรม	93

## สารบัญตาราง

	หน้าที่
ตารางที่ 5-1 แสดงผลค่าความชันของลูกบาศและลำโพง	49
ตารางที่ 6-1 แสดงค่า SERROR ของ โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 Layer	79
ตารางที่ 6-2 แสดงค่า SERROR ของ โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 4 Layer	79
ตารางที่ 6-3 แสดงค่า SERROR ของ โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 6 Layer	80
ตารางที่ 6-4 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่ทดสอบกับ โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 Layer	80
ตารางที่ 6-5 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่ทดสอบกับ โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 4 Layer	80
ตารางที่ 6-6 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่ทดสอบกับ โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 6 Layer	81
ตารางที่ ก-1 ข้อมูลที่จำเป็นในการติดตั้ง Software ของ Triclop Stereo Vision System	88

## สารบัญรูปภาพ

หน้าที่

รูปที่ 2-1 แสดงพิกเซลเมตริกซ์ขนาด $m \times n$	4
รูปที่ 2-2 ซีสโตแกรม	6
รูปที่ 2-3 แสดงระบบการประมวลผลทางดิจิทัล	8
รูปที่ 3-1 ภาพแสดงวิธีการเก็บข้อมูลของวัตถุเป็นแบบสามมิติ	9
รูปที่ 3-2 การเก็บข้อมูลแบบ Active Triangulation	10
รูปที่ 3-3 ภาพที่ได้จากการเก็บข้อมูลของวัตถุแบบ Passive Triangulation Digit	11
รูปที่ 3-4 การเก็บข้อมูลแบบ Passive Triangulation Digit	12
รูปที่ 3-6 ภาพแสดงผลของระยะระหว่างกล้องกับวัตถุ	14
รูปที่ 3-7 แสดงพื้นที่ที่ปรากฏในภาพเพียงด้านเดียว	17
รูปที่ 4-1 แสดงโครงสร้างตัวอย่างของเซลล์ประสาทชีวภาพ	19
รูปที่ 4-2 แสดงไดอะแกรมของนิวรอลที่สร้างขึ้น (Artificial Neuron)	20
รูปที่ 4-3 แสดงโมเดลนิวรอลที่สร้างขึ้นร่วมกับ Activation Function	22
รูปที่ 4-4 แสดงกราฟที่ได้จากสมการซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชัน (Sigmoidal logistic function)	22
รูปที่ 4-5 แสดง Hyperbolic Tangent Function	23
รูปที่ 4-6 แสดงการแบ่งประเภทโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมตามกฎการเรียนรู้และเรขาคณิต	24
รูปที่ 4-7 การเรียนรู้โดยมีครู	24
รูปที่ 4-8 การเรียนรู้โดยไม่มีครู	25
รูปที่ 4-9 แสดงลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single-Layer Neural Network)	26
รูปที่ 4-10 แสดงไดอะแกรมของ Backpropagation Neural Network แบบสองชั้น	27
รูปที่ 4-11 แสดงการทำงานของเพอร์เซพตรอน	30
รูปที่ 4-12 แสดงการจำแนกประเภทข้อมูลเพื่ออธิบายการลู่เข้าของเพอร์เซพตรอน	32
รูปที่ 4-13 แสดงโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบมีชั้นซ่อนสองชั้น	33
รูปที่ 4-14 แสดงโครงสร้างของ Self-Organizing Map	36
รูปที่ 4-15 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์	38
รูปที่ 5-1 Flow Chart การหาขนาดความกว้างและความสูงของวัตถุ	44
รูปที่ 5-2 ภาพนาฬิกาที่ถ่ายจากเลนส์ของกล้อง Triclop	45
รูปที่ 5-3 Flow Chart การหาความถี่สีของภาพวัตถุ	46
รูปที่ 5-4 ภาพแสดงผลการหาขอบเขตของวัตถุที่ได้จากโปรแกรม	46
รูปที่ 5-5 Flow Chart แสดงการคำนวณหาความถี่ค่าความชัน	48
รูปที่ 5-6 ภาพแสดงผลการหาขอบนอกของภาพวัตถุเพื่อนำมาหาค่าความชัน	48

เอกสารรูปที่ 5-7 แสดงไดอะแกรมของ Two Layer Feed-forward เท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 5-8 แสดงไดอะแกรมเชื่อมโยงระหว่างชั้นของนิวรอลแบบ 2 ชั้น ของ Backpropagation Network	50
รูปที่ 5-9 แสดงไดอะแกรมของการปรับค่า Weight ในชั้น Output layer และ Hidden layer	52
รูปที่ 5-10 ไดอะแกรมแสดงวิธีการฝึกสอนโดยใช้อัลกอริทึมแบบแบคพรอบพาเกชัน	53
รูปที่ 5-11 แสดงFlow chart แสดงขบวนการเทรนนิ่ง เพื่อหาค่าเวกซ์ ที่เหมาะสมในขบวนการเทสดีง	54
รูปที่ 6-1 ภาพวัตถุที่นำมาทดสอบ	57
รูปที่ ก-1 ภาพที่ได้จากการใช้ Triclop Stereo Vision System	85
รูปที่ ก-2 แสดงลักษณะภาพนอกของกล้อง	86
รูปที่ ก-3 การ์ด Matrox Meteor RGB Frame Grabber	87
รูปที่ ก-4 การเชื่อมต่อของ Triclop Stereo Vision System	87
รูป ค-1 แสดงเรขาคณิตของภาพ	92

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความสำคัญและที่มา

ในปัจจุบันเทคโนโลยีของคอมพิวเตอร์ได้รับการพัฒนาเป็นอย่างมาก เพราะงานบางอย่างการใช้คอมพิวเตอร์ทำงานจะให้ผลที่ดีกว่าการใช้คนทำ จึงมีการเพิ่มความสามารถให้กับคอมพิวเตอร์เพื่อนำมาใช้ประโยชน์กันอย่างกว้างขวาง ความสามารถในการรู้จำก็เป็นความสามารถหนึ่งซึ่งเป็นที่ให้ความสนใจเป็นอย่างมาก เพราะหากเราทำให้คอมพิวเตอร์สามารถรู้จำวัตถุสิ่งของได้แล้วแน่นอนว่าความแม่นยำที่ได้จะต้องมีเหนือกว่าการรู้จำโดยใช้คน โดยเฉพาะงานที่ต้องการความแม่นยำสูงเช่น การตรวจหาชิ้นส่วนที่ชำรุดของอุปกรณ์ การตรวจความสึกหลอของเครื่องจักร การตรวจสอบเพื่อยืนยันตัวตนบุคคลหรือสิ่งของ จะเห็นว่าการใช้คอมพิวเตอร์ช่วยจะช่วยให้ผลที่น่าเชื่อถือกว่า ยิ่งถ้าหากเกี่ยวข้องกับงานที่มีมูลค่าสูงแล้วการใช้คอมพิวเตอร์จะช่วยลดความเสี่ยงได้มากทีเดียว

เพื่อเพิ่มความสามารถในการรู้จำวัตถุ ได้มีการพัฒนาข้อมูลที่ใช้ในการรู้จำให้สามารถชี้ลักษณะเด่นของวัตถุได้ดีขึ้น การหาข้อมูลของวัตถุในรูปแบบของข้อมูลสามมิติก็เป็นวิธีหนึ่งซึ่งถูกนำมาใช้ เนื่องจากในการรู้จำวัตถุแบบเดิมจะใช้ข้อมูลแบบสองมิติของวัตถุเป็นหลักในการรู้จำ แต่เพราะข้อจำกัดของข้อมูลแบบสองมิติ ทำให้การรู้จำวัตถุยังมีประสิทธิภาพได้ไม่ดีเท่าที่ควร การใช้ข้อมูลแบบสามมิติจะช่วยให้เราสามารถหาขนาดที่แท้จริงของวัตถุได้ ซึ่งถือได้ว่าเป็นข้อมูลที่บอกถึงลักษณะเด่นของวัตถุได้ดีตัวหนึ่ง นอกจากนี้เรายังสามารถแยกวัตถุที่ซ้อนทับกันได้ โดยใช้ระยะห่างระหว่างวัตถุและกล้องในการแยกวัตถุได้อีกด้วย ซึ่งไม่สามารถทำได้หากใช้ข้อมูลแบบสองมิติ

### 1.2 วัตถุประสงค์

- 1.2.1 เพื่อศึกษาการเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำวัตถุ 3 มิติ
- 1.2.2 เพื่อศึกษาการรู้จำวัตถุโดยใช้ระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม (Neural Network)

### 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

มุ่งศึกษาวิธีการเตรียมข้อมูลสำหรับการรู้จำวัตถุสามมิติ โดยเริ่มจากการศึกษาและทำความเข้าใจหลักการการทำงานของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม เพื่อให้ทราบถึงลักษณะของข้อมูลที่ระบบใช้ในการเรียนรู้เพื่อการรู้จำ จากนั้นจะเป็นการศึกษาถึงวิธีการเตรียมข้อมูลเพื่อให้ได้ข้อมูลของภาพถ่ายวัตถุที่มีคุณสมบัติตามที่ระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมต้องการ โดยศึกษาวิธีการถ่ายภาพในสภาวะควบคุม เพื่อลดความผิดพลาดของข้อมูลอันเป็นผลมาจากแสงและวัตถุที่ระบบไม่สนใจ จากนั้นจะทำการศึกษาและทดลองใช้ระบบการถ่ายภาพหลายมุมมองถ่ายภาพของวัตถุรอบด้านตามแนวระนาบ เพื่อนำมา

ประมวลผลและหาลักษณะเด่นของวัตถุตามที่ระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 เข้าใจหลักการของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมและทราบถึงลักษณะของข้อมูลที่ระบบต้องการ

1.4.2 สามารถเตรียมข้อมูลที่มีลักษณะตรงกับความต้องการของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม

1.4.3 สามารถหาขนาดจริงของวัตถุจากภาพถ่ายได้ โดยไม่ขึ้นกับระยะห่างระหว่างกล้องและวัตถุ ซึ่งไม่สามารถทำได้หากวิเคราะห์ข้อมูลของภาพถ่ายแบบสองมิติ

1.4.4 สามารถรู้จำวัตถุโดยใช้ข้อมูลแบบสามมิติจากการวิเคราะห์ภาพถ่ายร่วมกับข้อมูลแบบสองมิติ

## 1.5 โครงร่างของงานวิจัย

รายละเอียดของงานวิจัยประกอบด้วยบทต่างๆ ดังนี้

บทที่ 1 บทนำ

กล่าวถึง ที่มา จุดประสงค์ ขอบเขตและวิธีการดำเนินงานของงานวิจัยนี้

บทที่ 2 หลักการประมวลผลภาพ

อธิบายถึงคำศัพท์และหลักการของการประมวลผลภาพ

บทที่ 3 การหาความลึกของวัตถุ

อธิบายถึงแนวคิดของการหาความลึกของวัตถุจากภาพถ่าย และอธิบายวิธีการหาความลึกแบบ Stereopsis ซึ่งเป็นวิธีที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้

บทที่ 4 ทฤษฎีการรู้จำวัตถุ

อธิบายถึงทฤษฎีการรู้จำวัตถุโดยใช้หลักของ Neural Network

บทที่ 5 การเตรียมข้อมูลและการรู้จำวัตถุ

อธิบายถึงขั้นตอน วิธีการในการจัดเตรียมข้อมูลเพื่อการรู้จำวัตถุ ตั้งแต่ขั้นตอนในการถ่ายภาพแล้วนำไปประมวลผล จนได้อยู่ในลักษณะที่พร้อมจะนำมาใช้ในการรู้จำวัตถุ การออกแบบตัวโปรแกรมซึ่งใช้ในการรู้จำวัตถุโดยใช้หลักของ Neural Network รวมถึงขั้นตอนในการ Train เพื่อให้ระบบสามารถรู้จำวัตถุได้และการทดสอบการรู้จำของระบบ

บทที่ 6 ผลการทดลอง

จะกล่าวถึงผลที่ได้จากการนำข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลแล้วมาใช้ในการรู้จำวัตถุโดยใช้หลักของ Neural Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 7 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

วิเคราะห์ถึงผลลัพธ์ที่ได้จากการเตรียมข้อมูลเพื่อการรู้จำวัตถุ ทำการสรุปผลที่ได้จากการทำงานวิจัยนี้รวมทั้งปัญหาที่เกิดขึ้นและแนวทางแก้ไข



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

### หลักการประมวลผลภาพ

#### 2.1 หลักการพื้นฐานของ Image Processing

อิมเมจโพรเซสซิง (Image Processing) เป็นกระบวนการที่ใช้ในการจัดการข้อมูลที่เป็นรูปภาพต่างๆให้อยู่ในลักษณะของสัญญาณไฟฟ้า เพื่อที่จะได้นำข้อมูลที่เป็นสัญญาณไฟฟ้านั้นไปใช้ประโยชน์ทางอื่น เป็นต้นว่า การตกแต่ง การส่งรูปภาพไปตามสายนำสัญญาณจากที่แห่งหนึ่งไปยังอีกแห่งหนึ่ง(ซึ่งก็คือหลักการของโทรสาร) การเก็บข้อมูลรูปภาพไว้ในหน่วยความจำเพื่อทำอัลบั้มภาพทางอิเล็กทรอนิกส์ เพื่อให้ประโยชน์เป็นแฟ้มข้อมูล การเก็บรูปเพื่อทำแฟ้มอาชญากรรม เป็นต้น นอกเหนือไปจากนี้ยังสามารถนำไปใช้ในงานด้านรักษาความปลอดภัย เช่น การตรวจสอบลายนิ้วมือ การตรวจสอบใบหน้า การยืนยันวัตถุได้อีกด้วย แต่ก่อนที่เราจะทำความเข้าใจถึงหลักการและขั้นตอนของอิมเมจโพรเซสซิงนั้น เราต้องเข้าใจถึงคำศัพท์พื้นฐานที่ใช้ในอิมเมจโพรเซสซิงก่อน

#### พิกเซล (Pixel)

ภาพที่จะถูกแปลงเป็นสัญญาณไฟฟ้าจะได้รับการแบ่งรายละเอียดของภาพเป็นตารางเล็กๆและตารางเล็กๆนั้นคือ พิกเซลนั่นเอง และเมื่อมีการจัดเรียงพิกเซลก็จะเกิดพิกเซลที่เป็นแถว (Row) และเป็นคอลัมน์ (Column) โดยมีจำนวนแถวทางแนวนอนเป็น  $N$  แถว และมีจำนวนคอลัมน์ทางแนวตั้งเป็น  $M$  คอลัมน์ ซึ่งในแต่ละพิกเซลจะแทนด้วย  $P(i,j)$  โดยที่  $i$  และ  $j$  เป็นเลขจำนวนเต็ม และเรียกรวมการจัดเรียงของพิกเซลว่าพิกเซลเมตริกซ์ (Pixel Matrix)

$p(0,0)$	$p(0,1)$	$p(0,2)$ .....	$p(0,n-1)$
$p(1,0)$	$p(1,1)$	$p(1,2)$ .....	$p(1,n-1)$
$p(2,0)$	$p(2,1)$	$p(2,2)$ .....	$p(2,n-1)$
.....			
.....			
.....			
$p(m-1,0)$	$p(m-1,1)$	$p(m-1,2)$ .....	$p(m-1,n-1)$

รูปที่ 2-1 แสดงพิกเซลเมตริกซ์ขนาด  $m \times n$

เมื่อเราทราบตำแหน่งของพิกเซลแล้วจำเป็นต้องทราบว่าที่ตำแหน่งนั้นๆพิกเซลมีค่าเท่าไร ซึ่งค่าที่วานี้ก็คือค่าเฉลี่ยความเข้มของแสงที่ตกกระทบบนตำแหน่งของแต่ละพิกเซลซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0

และ 1 เมื่อทำเป็นภาพที่ความเข้มสองระดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### ลักษณะข้อมูลภาพ

1. ภาพ 2 ระดับ คือ มีแค่จุดขาวและดำเท่านั้น โดยแต่ละจุดเป็นข้อมูล 1 บิต
2. ภาพ 16 ระดับ คือ ในแต่ละจุดภาพจะเป็นข้อมูล 4 บิต ซึ่งทำให้สามารถแสดงภาพได้ 16 ระดับสี หรือ 16 ระดับสีเทา ขึ้นอยู่กับว่าภาพนั้นเป็นภาพสีหรือภาพขาว-ดำ
3. ภาพ 256 ระดับ ซึ่งในแต่ละจุดภาพจะเป็นข้อมูล 8 บิต ซึ่งทำให้สามารถแสดงภาพได้ 256 สี หรือ 256 ระดับสีเทา ขึ้นอยู่กับว่าภาพนั้นเป็นภาพสีหรือภาพขาว-ดำ
4. ภาพ True Color ซึ่งในแต่ละจุดจะเป็นข้อมูลขนาด 24 บิต ทำให้สามารถแสดงภาพได้เหมือนภาพจริงมาก เพราะสามารถแปลงสีได้ถึง 16,777,246 สี ภาพ True Color สามารถแสดงได้เฉพาะภาพสีเท่านั้น ไม่สามารถแสดงภาพขาว-ดำได้

การแสดงผลสีนี้ใช้วิธีตั้งค่าแม่สีในตารางสี โดยอาจเลือกสีเป็นแบบ 16 สี จาก 64 สี หรือ 16 สี จาก 262,144 สี หรือ 256 สีจาก 262,144 สี ขึ้นอยู่กับโหมดการแสดงผล สำหรับ True Color ไม่มีการเลือกสี แสดงผลได้โดยการส่งค่าสี RGB ผ่าน D/A (Digital to Analog) สีละ 8 บิตออกไปเลย ความแตกต่างของการแสดงผลสีและภาพขาว-ดำ คือ ภาพขาว-ดำจะต้องตั้งให้แม่สีทั้งสามสีมีค่าเท่ากัน เนื่องจาก VGA กำหนดให้แม่สีแต่ละสีใช้รีจิสเตอร์ (Register) ขนาด 6 บิต ทำให้แม่สีแต่ละสีแสดงผลได้ 64 ระดับ ทำให้เราแสดงภาพ 256 ระดับให้เห็นได้เพียง 64 ระดับ หากต้องการให้เห็นทั้ง 256 ระดับต้องแสดงใน True Color Mode แล้วให้ค่า RGB มีค่าเท่ากัน ซึ่งโหมดนี้ใช้รีจิสเตอร์ 8 บิตสำหรับแต่ละแม่สี

### เกรย์สเกล (Gray Scale)

เกรย์สเกล หมายถึง ความแตกต่างของระดับความเข้มแสง โดยเกรย์สเกลหนึ่งๆอาจแบ่งเป็น 13 , 20 หรือ 9 ระดับ โดยระดับที่ว่าเป็นคือ ระดับสีเทา ในภาพหนึ่งๆ ถ้าต้องการแบ่งระดับความเข้มแสงหรือระดับสีเทาให้มีหลายๆค่าขึ้น จำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องเพิ่มจำนวนบิตที่แสดงค่าพิกเซล ตัวอย่างเช่น ถ้าต้องการภาพที่มีระดับสีเทา 16 ระดับ ต้องแทนด้วยเลขฐานสองจำนวน 4 บิต และถ้าต้องการภาพที่มีระดับสีเทา 256 ระดับ ต้องแทนด้วยเลขฐานสองจำนวน 8 บิตเป็นต้น

จำนวนระดับสีเทาที่ต้องการนี้ก็คือค่าเลขยกกำลัง 2 นั่นเอง ซึ่งค่าต่ำสุดหรือ 0 จะแทนสีดำ หรือไม่มีควมสว่างเลย และค่าที่มากที่สุดก็คือค่าที่น้อยกว่าจำนวนระดับสีเทาอยู่ 1 เช่น ค่า 15 ในระบบที่มีระดับสีเทา 16 ระดับจะแทนสีขาวหรือสว่างมากที่สุด เป็นต้น

ในยุคแรกๆ ระบบการมองเห็น (Vision System) จะใช้ระบบเลขฐานสอง เพราะสะดวกต่อการนำเซ็นเซอร์มาใช้ นอกจากนี้การรวบรวมข้อมูล การเก็บรักษาข้อมูลยังสามารถทำได้ง่ายอีกด้วย

ในปัจจุบัน ไมโครโพรเซสเซอร์ที่ใช้กันโดยทั่วไป ขนาดเล็กที่สุดคือ 8 บิต ดังนั้นเกรย์สเกลขนาด 8 บิตขึ้นไปจึงไม่เป็นปัญหาในการประมวลผล

ความสามารถในการแบ่งแยกระดับความแตกต่างของสายตามนุษย์ โดยทั่วไปจะอยู่ระหว่าง 10 ถึง 15 ระดับ ดังนั้นเกรย์สเกลขนาด 16 ระดับ จึงถือได้ว่าใกล้เคียงกับสายตามนุษย์หรืออาจจะละเอียดน้อย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กว่าสายตามนุษย์บ้างเล็กน้อย ในขณะที่เกรย์สเกลขนาด 64 หรือ 256 ระดับนั้นละเอียดเกินไปสำหรับมนุษย์

### ฮิสโตแกรม (Histogram)

ฮิสโตแกรม คือ กราฟที่บอกให้ทราบถึงจำนวนของระดับสีเทาในภาพหนึ่งๆ โดยที่แกน X จะเป็นค่าของระดับสีเทา และแกน Y จะแสดงถึงจำนวนพิกเซล ในฮิสโตแกรมหนึ่งๆจะประกอบไปด้วย

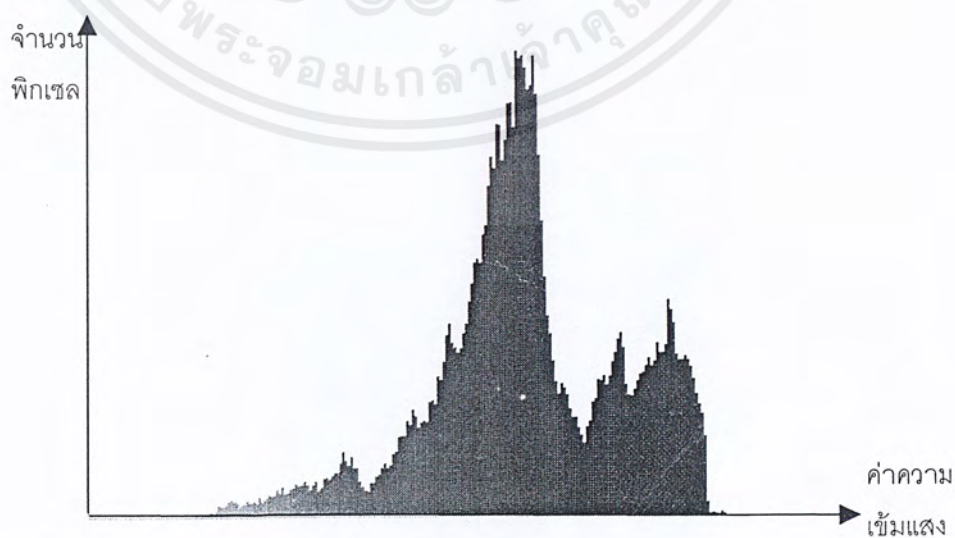
1. จำนวนพิกเซลทั้งหมดของภาพ
2. จำนวนพิกเซลในแต่ละค่าของระดับสีเทา
3. กราฟที่แสดงจำนวนในแต่ละค่าของระดับสีเทา

กราฟที่ใช้ในฮิสโตแกรมจะเป็นกราฟแท่ง ซึ่งไม่สามารถแสดงจำนวนพิกเซลในแต่ละค่าระดับสีเทาได้เป็นอย่างดี

รูปร่างหรือขนาดของฮิสโตแกรมจะเป็นข้อมูลที่แสดงคุณสมบัติของภาพว่า มีความคมชัด (Contrast) มากหรือน้อยเพียงใด ซึ่งข้อมูลนี้ก็คือประโยชน์ของฮิสโตแกรมที่จะใช้ในการกำหนดค่าเทรชโฮล (Threshold) ซึ่งเราใช้ค่านี้ในการแปลงรูปภาพให้กลายเป็นภาพที่มีระดับความเข้มแค่ 2 ระดับ คือ เป็นขาวกับดำ หรือ “1” กับ “0” ตามที่ได้กล่าวมาแล้วในเรื่องพิกเซลนั่นเอง

#### การสร้างฮิสโตแกรม

1. เราต้องกำหนดก่อนว่าภาพที่จะนำมาสร้างฮิสโตแกรมนั้นมีกี่พิกเซลและมีระดับสีกี่ระดับ
2. หาความสัมพันธ์ระหว่างค่าระดับสีกับจำนวนของพิกเซลในแต่ละค่าระดับสี ว่าในแต่ละระดับสีนั้นมีกี่พิกเซล
3. นำค่าที่ได้จากข้อ 2 มาสร้างเป็นกราฟ โดยให้แกน Y เป็นแกนของจำนวนพิกเซล ส่วนแกน X เป็น แกนของค่าระดับสี กราฟที่ได้นี้ก็คือน ฮิสโตแกรมนั่นเอง



รูปที่ 2-2 ฮิสโตแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.2 ความหมายและนิยามของภาพในระบบดิจิทัล

ภาพ (Image) ในเชิงคณิตศาสตร์จะหมายถึง ฟังก์ชัน 2 มิติ  $f(x,y)$  โดยที่  $x$  และ  $y$  เป็นแกนพิกัดในระนาบ 2 มิติ ค่าฟังก์ชัน  $f(x,y)$  จะเป็นสัดส่วนกับความสว่างหรือความเข้มแสงของภาพที่ตำแหน่ง  $(x,y)$  ซึ่งปกติแล้วเราจะให้จุดกำเนิดของแกนพิกัด (Coordinate) อยู่ทางมุมซ้ายบนของภาพ ภาพ 2 มิติที่แทนด้วยฟังก์ชัน  $f(x,y)$  โดย  $x$  และ  $y$  เป็นแกนในระนาบของภาพ ค่าของฟังก์ชันที่จุด  $(x,y)$  คือ ค่าความเข้มแสงที่จุดนั้น เนื่องจากแสงเป็นพลังงานรูปหนึ่ง ดังนั้น  $f(x,y)$  ต้องไม่เป็นศูนย์ และมีค่าอนันต์ (finite) นั่นคือ

$$0 < f(x,y) < a$$

โดยธรรมชาติของแสง ซึ่งจะต้องมีแหล่งกำเนิดแสงและส่วนที่สะท้อนแสง ดังนั้นเราสามารถแยกฟังก์ชัน  $f(x,y)$  ออกเป็นสองส่วนคือ อิลลูมินันซ์คอมโพเนนต์ (Illumination Component) และ รีฟแลกแทนท์คอมโพเนนต์ (Reflectant Component) จะได้ว่า

$$f(x,y) = i(x,y) * r(x,y)$$

เมื่อ

$$0 < i(x,y) < a$$

และ

$$0 < r(x,y) < 1$$

จะเห็นได้ว่าฟังก์ชันการสะท้อนถูกจำกัดขอบเขตระหว่าง 0 (หมายถึงการดูดซึมสมบูรณ์) และ 1 (หมายถึงการสะท้อนโดยสมบูรณ์) ธรรมชาติของ  $i(x,y)$  ขึ้นอยู่กับแหล่งกำเนิดแสง ในขณะที่  $r(x,y)$  ขึ้นอยู่กับวัตถุที่สะท้อนแสงมาเข้าตา

ดังที่กล่าวมาแล้วว่าความเข้มของภาพที่จุด  $(x,y)$  เราเรียกว่าระดับสีเทา  $i$  จากสมการที่กล่าวมาจะเห็นได้ว่า  $i$  อยู่ในช่วง

$$L_{\min} < i < L_{\max}$$

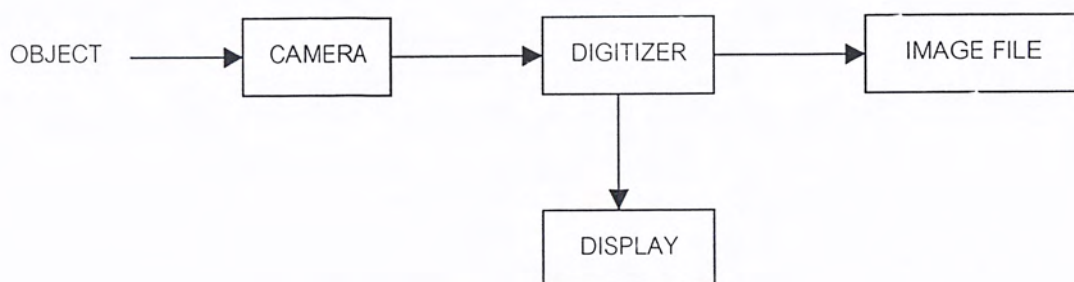
ในทางทฤษฎี  $L_{\min}$  ต้องมีค่าเป็นบวก ในขณะที่  $L_{\max}$  ต้องมีค่าน้อยกว่าอนันต์ ช่วงระหว่าง  $L_{\min}$  และ  $L_{\max}$  เราเรียกว่าช่วงของระดับสีเทา ตามหลักคณิตศาสตร์แล้วเรานิยมให้  $L = 0$  หมายถึงสีดำ และ  $L = 1$  หมายถึงสีขาว

## 2.3 ระบบการประมวลผลทางดิจิทัล

ภาพดิจิทัล (Digital Image) เป็นภาพที่ถูกแปลงมาจากภาพอนาลอกอยู่ในรูปของตัวเลข โดยภาพดิจิทัลถูกแบ่งเป็นพื้นที่สี่เหลี่ยมเล็กๆ ที่เรียกว่า พิกเซล โดยแต่ละพิกเซลจะถูกระบุตำแหน่งโดย  $(x,y)$  และค่าระดับสีเทาของพิกเซล

ระบบการประมวลผลทางดิจิทัลประกอบด้วย 3 ส่วนใหญ่ คือ ส่วนแปลงสัญญาณอนาลอกให้เป็นสัญญาณดิจิทัล ซึ่งเรียกว่า ดิจิไทเซอร์ (Digitizer) ส่วนประมวลผลภาพ (Processing) และส่วนแสดงผล (Display) ดังรูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2-3 แสดงระบบการประมวลผลทางดิจิทัล

จากรูป กล้อง (camera) เปรียบเสมือนดวงตามนุษย์ ทำหน้าที่เปลี่ยนภาพของวัตถุให้เป็นสัญญาณทางไฟฟ้าและส่งให้ส่วนดิจิทัลเซอร์ ซึ่งทำหน้าที่เปลี่ยนสัญญาณไฟฟ้าให้เป็นสัญญาณดิจิทัล โดยจะมีหลอดที่ทำหน้าที่เป็นสื่อไฟฟ้าทางแสง ภาพจะถูกโฟกัสลงบนผิวของหลอดและถูกเปลี่ยนให้เป็นสัญญาณไฟฟ้าที่สอดคล้องกับค่าความสว่างของภาพที่ตำแหน่งนั้นๆ จากนั้นจะทำการควอนไทซ์ (quantizing) ข้อมูลภาพที่ได้เป็นสัญญาณดิจิทัลและทำการจัดเก็บในรูปแบบของไฟล์รูปภาพเพื่อส่งต่อไปใช้ในกระบวนการประมวลผลภาพซึ่งกระบวนการนี้จะกระทำโดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ต่อไป

ส่วนแสดงผลทำหน้าที่เปลี่ยนข้อมูลภาพแบบดิจิทัลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมกับการสื่อความหมาย คือเปลี่ยนข้อมูลเป็นภาพ อุปกรณ์ในส่วนนี้ได้แก่ จอ (monitor) ทีวี เป็นต้น

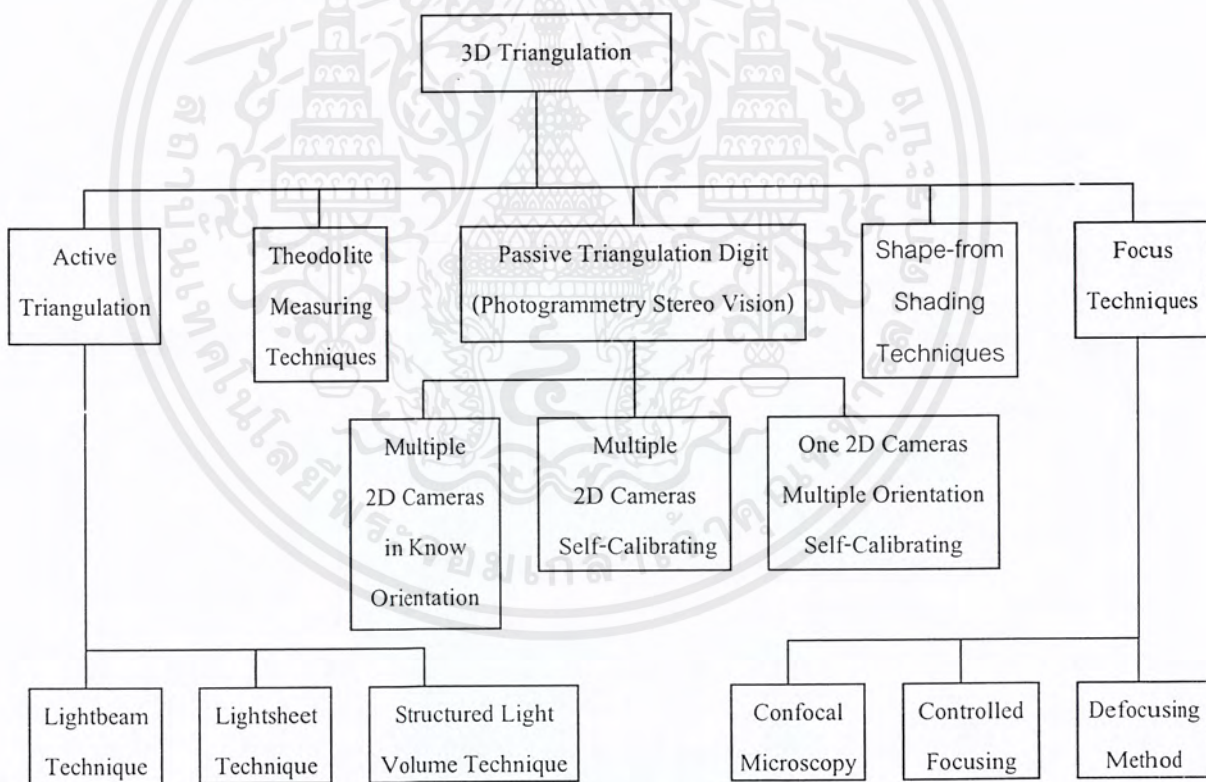
ขนาดของไฟล์ภาพที่ได้จากการถ่ายภาพจะมีขนาดใหญ่เท่าไรนั้นขึ้นอยู่กับความละเอียดของภาพที่ต้องการ เช่น การเก็บภาพขนาด 256\*256 จุด ซึ่งมีความแตกต่างของระดับความเข้มของแต่ละจุดเท่ากับ 256 ระดับ จะต้องใช้เนื้อที่ในหน่วยความจำถึง 64,000 ไบต์ ในการเก็บภาพภาพนี้

### บทที่ 3

## การหาความลึกของวัตถุจากภาพถ่าย

### 3.1 วิธีการหาความลึกของวัตถุ

ในการถ่ายภาพโดยทั่วไปแล้วเราจะได้ภาพในรูปแบบของภาพสองมิติ ซึ่งข้อมูลที่เราได้รับจากภาพก็เป็นข้อมูลแบบสองมิติด้วย แต่ในการเก็บข้อมูลของวัตถุในรูปแบบสามมิตินั้นเราต้องมีวิธีที่จะเก็บข้อมูลของวัตถุในรูปแบบสามมิติด้วย หากใช้วิธีการถ่ายภาพธรรมดาแล้วข้อมูลของวัตถุที่เราได้มาย่อมจะไม่สามารถบอกถึงความลึกของวัตถุได้ การหาความลึกของวัตถุจากภาพถ่ายจึงเป็นปัญหาหนึ่งที่ได้รับ ความสนใจเป็นอย่างมาก ซึ่งต่อมาก็มีผู้เสนอวิธีการเก็บข้อมูลของวัตถุเป็นแบบสามมิติ (3D Triangulation) ไว้หลายวิธี ซึ่งเราพอจะแบ่งแนวทางการเก็บข้อมูลของวิธีการต่างๆออกได้ดังรูป



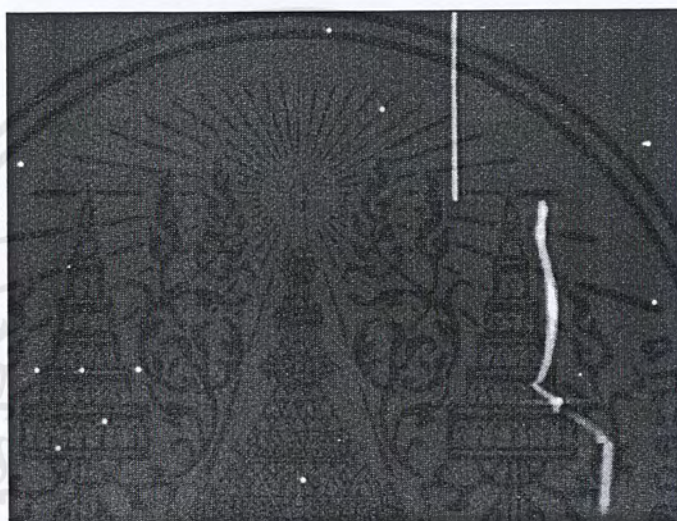
รูปที่ 3-1 ภาพแสดงวิธีการเก็บข้อมูลของวัตถุเป็นแบบสามมิติ

จากรูปแสดงให้เห็นว่าเราสามารถแยกแนวทางของวิธีการเก็บข้อมูลของวัตถุเป็นแบบสามมิติได้ 5 แนวทาง แต่วิธีที่ได้รับความนิยมและถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวางในการเก็บข้อมูลมีเพียง 2 วิธีเท่านั้นคือ

1. **Active Triangulation** มีหลักในการเก็บข้อมูลอยู่ที่การใช้ลำแสงเป็นตัวชี้จุดหรือบริเวณบน

วัตถุ โดยวัตถุจะถูกจัดให้อยู่ในสภาพแวดล้อมที่มีด จากนั้นเราจะใช้ลำแสงที่ถูกทำให้มี เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะเป็นเส้นยิงไปยังพื้นผิวของวัตถุ การยิงลำแสงนั้นเราจะยิงไปยังจุดที่ต้องการเก็บข้อมูลแล้วจึงทำการถ่ายภาพ ภาพที่ได้จะเป็นภาพของลำแสงซึ่งสะท้อนจากผิววัตถุออกมาซึ่งจะบอกถึงลักษณะของผิววัตถุที่จุดนั้น ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะทำการยิงลำแสงทั่วทั้งผิววัตถุโดยเริ่มจากบริเวณขอบก่อนจากนั้นจึงกวาดลำแสงไปยังขอบอีกด้านหนึ่ง ดังนั้นในการเก็บข้อมูลพื้นผิวของวัตถุทั้งชิ้น เราจะต้องทำการถ่ายภาพมากกว่าหนึ่งภาพ ซึ่งจำนวนของภาพก็ขึ้นอยู่กับความละเอียดของข้อมูลที่เราต้องการและขนาดของวัตถุ ถ้าเราต้องการความละเอียดของข้อมูลสูงและวัตถุมีขนาดใหญ่ จำนวนภาพที่เราต้องถ่ายก็จะมีจำนวนมากตามไปด้วย



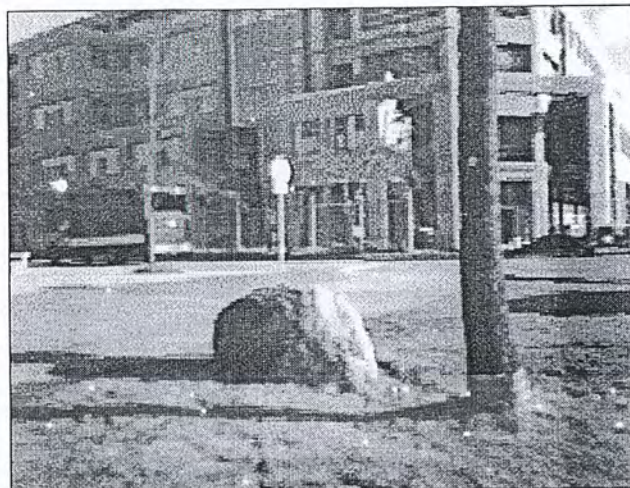
รูปที่ 3-2 การเก็บข้อมูลแบบ Active Triangulation

จากรูป เป็นภาพที่ได้จากการเก็บข้อมูลแบบ Active Triangulation เราสามารถนำภาพที่ได้มาทำการวิเคราะห์หาค่าต่างๆของวัตถุได้ โดยเฉพาะค่าระยะความห่างจากตัวกล้องไปยังผิวของวัตถุ ซึ่งค่านี้เราไม่สามารถหาได้ในการถ่ายภาพแบบทั่วไป

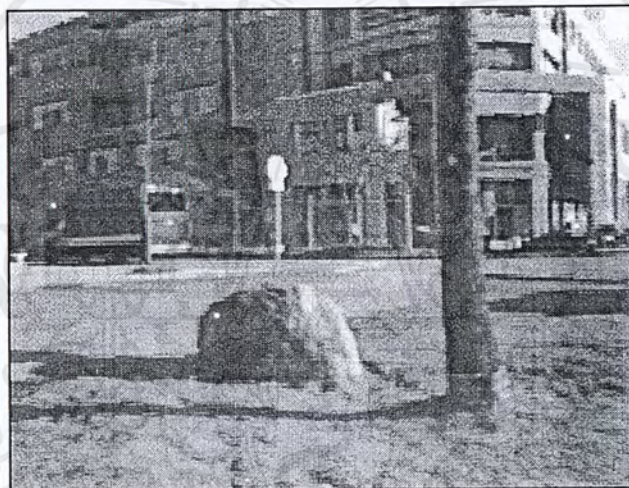
ข้อดี ช่วยลดขั้นตอนในการคำนวณ ได้ข้อมูลที่มีความละเอียดและแม่นยำสูง

ข้อเสีย ต้องใช้อุปกรณ์เสริม และขั้นตอนที่ยุ่งยาก

2. **Passive Triangulation Digit (Photogrammetry Stereo Vision)** วิธีการนี้มีหลักในการเก็บข้อมูลอยู่ที่การใช้กล้องถ่ายภาพของวัตถุมากกว่าหนึ่งมุมมอง จากนั้นจึงนำภาพที่ถ่ายมาทำการวิเคราะห์หาค่าต่างๆของวัตถุ โดยทั่วไปแล้ววิธีนี้จะใช้กล้องถ่ายภาพสองตัวถ่ายภาพวัตถุในสองมุมมอง ภาพที่ได้จะเป็นภาพของวัตถุชิ้นเดียวกันแต่มีมุมมองวัตถุที่แตกต่างกัน



(ก)



(ข)

รูปที่ 3-3 ภาพที่ได้จากการเก็บข้อมูลของวัตถุแบบ *Passive Triangulation Digit*

(ก) ภาพจากกล้องด้านซ้าย (ข) ภาพจากกล้องด้านขวา

จากรูป เป็นภาพที่ได้จากการใช้กล้องสองตัวถ่ายภาพวัตถุชิ้นเดียวกันในมุมมองที่แตกต่างกัน จะเห็นได้ว่ามีความแตกต่างของตำแหน่งวัตถุในภาพที่ถ่ายได้จากกล้องด้านซ้ายและกล้องด้านขวา ซึ่งเราจะใช้ความแตกต่างที่วุ่นวายในการหาระยะระหว่างตัวกล้องกับจุดของวัตถุที่เราสนใจ

**ข้อดี** - ไม่ต้องใช้อุปกรณ์เสริมเพื่อระบุตำแหน่งที่เหมือนกันของทั้ง 2 ภาพทำให้การถ่ายภาพทำได้ง่าย

- ถ่ายภาพเพียงครั้งเดียว ไม่ต้องถ่ายภาพหลายๆภาพแบบ *Active Triangulation*

**ข้อเสีย** - มีขั้นตอนในการหาตำแหน่งที่เหมือนกันยุ่งยาก และใช้เวลาในการค้นหา

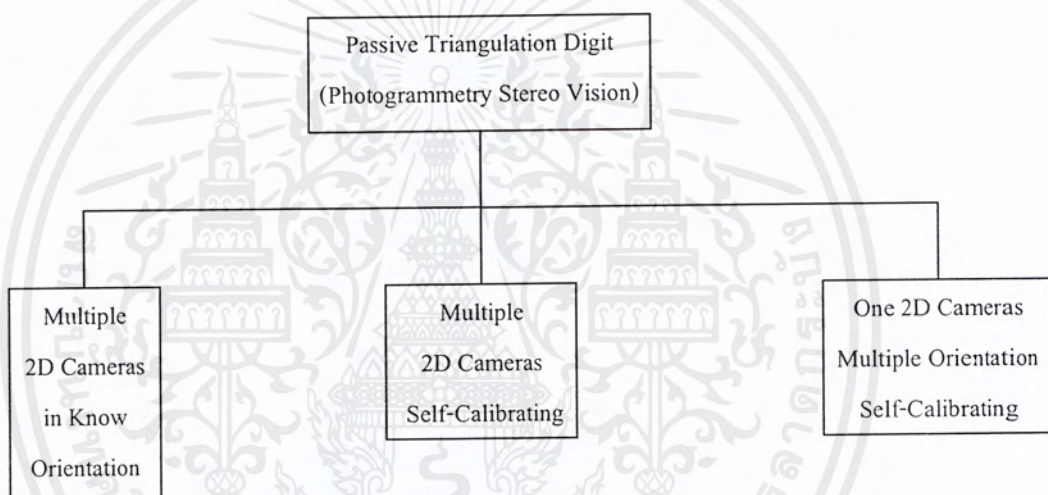
- ความละเอียดของข้อมูลน้อยกว่าข้อมูลที่ได้จากวิธี *Active Triangulation*

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในงานวิจัยนี้เราได้เลือกวิธี Passive Triangulation Digit มาใช้ในการเก็บข้อมูลวัตถุ เพราะเป็นวิธีที่ทำได้ง่าย สามารถนำไปประยุกต์ใช้จริงได้ง่ายกว่าวิธี Active Triangulation แต่วิธี Passive Triangulation Digit มีปัญหาที่ต้องแก้ไขก็คือ ความละเอียดของข้อมูลที่ได้อาจจะต่ำ ซึ่งเราต้องหาวิธีในการปรับปรุงการเก็บข้อมูลเพื่อให้ได้ข้อมูลของวัตถุที่มีความละเอียดสูงขึ้นและนำไปใช้งานจริงได้

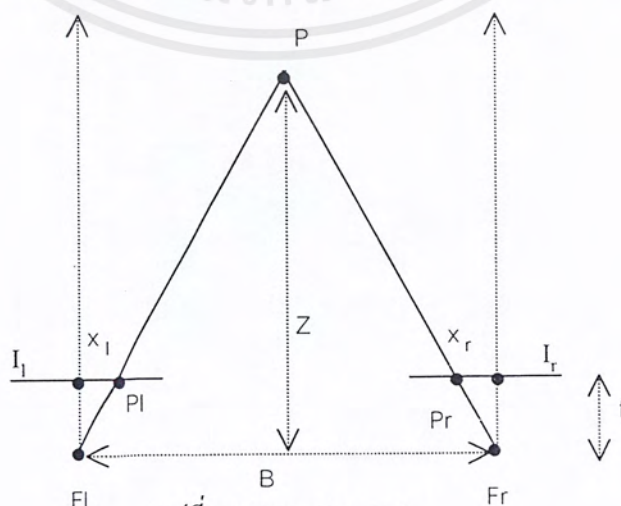
### 3.2 Stereopsis

Stereopsis เป็นวิธีการเก็บข้อมูลแบบ Passive Triangulation Digit วิธีหนึ่ง จัดอยู่ในประเภท Multiple 2D Cameras in Know Orientation คือ ใช้กล้องสองตัวจัดให้ถ่ายภาพวัตถุในมุมมองที่แตกต่างกัน โดยเราทราบระยะต่างๆที่ใช้ในการคำนวณ ทำให้เราสามารถอ้างอิงตำแหน่งของวัตถุในรูปแบบสามมิติได้



รูปที่ 3-4 การเก็บข้อมูลแบบ Passive Triangulation Digit

เราสามารถแสดงระบบ Stereopsis ได้ดังรูปต่อไปนี้



รูปที่ 3-5 ระบบ Stereopsis

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่

$I_l$	- ภาพจากกล้องด้านซ้าย
$I_r$	- ภาพจากกล้องด้านขวา
$P$	- จุดของวัตถุที่พิจารณา
$PI$	- ตำแหน่งของจุด $P$ บนภาพด้านซ้าย
$Pr$	- ตำแหน่งของจุด $P$ บนภาพด้านขวา
$x_l$	- ค่าระยะตามแกน $X$ ของจุด $P$ บนภาพด้านซ้าย
$x_r$	- ค่าระยะตามแกน $X$ ของจุด $P$ บนภาพด้านขวา
$f_l$	- จุดโฟกัสของกล้องด้านซ้าย
$f_r$	- จุดโฟกัสของกล้องด้านขวา
$f$	- ระยะ โฟกัสของกล้องทั้งสองด้าน
$B$	- ระยะห่างระหว่างกล้องด้านซ้ายกับกล้องด้านขวา
$Z$	- ระยะห่างระหว่างจุดของวัตถุที่พิจารณากับตัวกล้อง

จากรูป เราสามารถหาค่าตำแหน่งของจุด  $P$  ได้โดยใช้ทฤษฎีของสามเหลี่ยมคล้าย ซึ่งเราจะต้องเลือกจุดบนภาพด้านซ้าย( $PI$ ) และภาพด้านขวา( $Pr$ ) เพื่อแสดงถึงจุด  $P$  จุดเดียวกันบนวัตถุ ซึ่งวิธีการในการหา  $PI$  และ  $Pr$  นั้นจะเสนอในหัวข้อถัดไป

เมื่อเราสามารถหา  $PI$  และ  $Pr$  ที่แสดงถึงจุด  $P$  เดียวกัน ได้แล้วเราก็สามารถแปลค่าพิกัดของจุด  $P$  บนภาพทั้งสองมาเป็น Cartesian Coordinate และหาค่าความลึก( $Z$ ) ที่จุด  $P$  ดังสมการต่อไปนี้

$$Z = fB / (x_l - x_r)$$

และหาความกว้างและความสูงได้จากสมการ

$$X = (x / f)(f - Z)$$

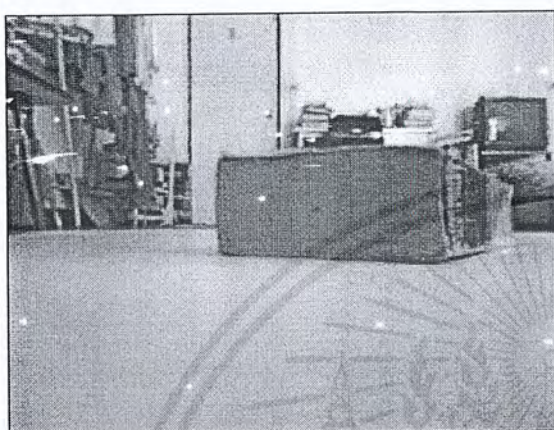
### 3.3 การหาจุดบนภาพทั้งสองที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง

ในระบบ Stereopsis นั้นภาพที่ถ่ายได้จากกล้องทั้งสองตัวจะแสดงถึงวัตถุชิ้นเดียวกัน ทำให้จุดๆ หนึ่งบนวัตถุจะไปปรากฏในทั้งสองภาพ ซึ่งตำแหน่งของจุดดังกล่าวในภาพทั้งสองนั้นจะมีค่าไม่เท่ากัน เนื่องจากการถ่ายภาพจากมุมมองที่ต่างกัน แต่ในการคำนวณหาระยะระหว่างกล้องและวัตถุนั้นเราจะต้องทราบถึงตำแหน่งของจุดดังกล่าวในภาพทั้งสองด้วย ดังนั้นเราต้องหาค่าตำแหน่งของจุดในภาพทั้งสองที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง ซึ่งวิธีการหาค่าตำแหน่งของจุดดังกล่าวจะต้องอยู่บนข้อสมมุติที่ว่า

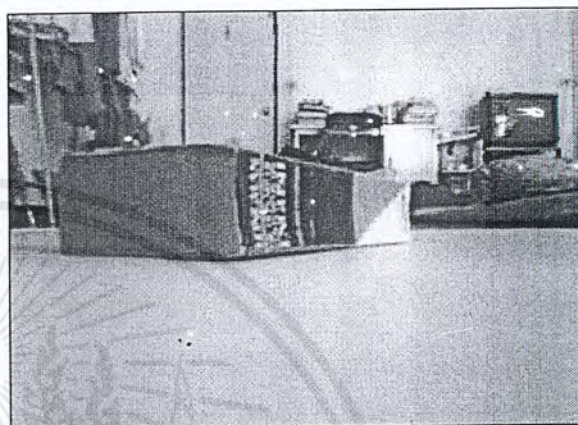
1. จุดของวัตถุที่ต้องการทราบตำแหน่งนั้นสามารถมองเห็นได้จากกล้องทั้งสองตัว ซึ่งหมายถึงว่าในภาพทั้งสองที่ถ่ายได้จะต้องมีจุดๆนั้นปรากฏอยู่ด้วย เพราะถ้าไม่มีจุดดังกล่าวบนภาพใดภาพหนึ่งแล้ว เราย่อมไม่สามารถหาค่าตำแหน่งของจุดๆนี้ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

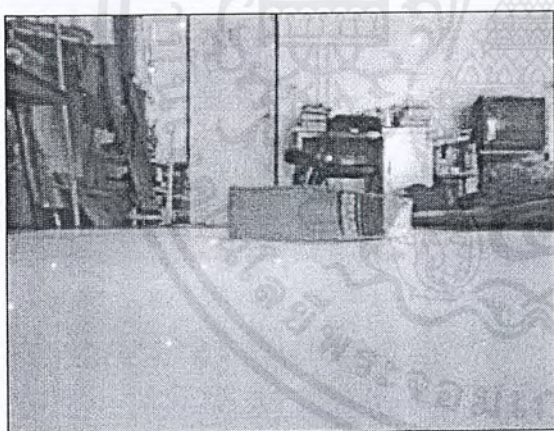
- ข้อสมมุตินี้เป็นจริงได้ก็ต่อเมื่อจุดบนวัตถุที่เราพิจารณานั้นอยู่ห่างจากกล้องในระยะ พอดีสมควร ซึ่งระยะห่างนี้จะขึ้นอยู่กับขนาดของวัตถุที่ถ่ายด้วย ถ้าวัตถุมีขนาดใหญ่มาก ระยะห่างนี้ก็จะมีความมาก แต่ถ้าวัตถุมีขนาดเล็ก ระยะห่างก็จะมีค่าน้อยลงด้วย



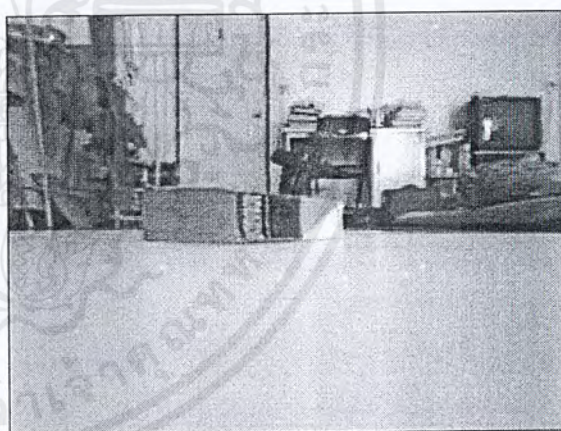
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

### รูปที่ 3-6 ภาพแสดงผลของระยะระหว่างกล้องกับวัตถุ

- (ก) ภาพจากกล้องด้านซ้ายที่ระยะห่าง 20 ซม. (ข) ภาพจากกล้องด้านขวาที่ระยะห่าง 20 ซม.  
(ค) ภาพจากกล้องด้านซ้ายที่ระยะห่าง 60 ซม. (ง) ภาพจากกล้องด้านขวาที่ระยะห่าง 60 ซม.

จากรูปจะเห็นได้ว่า ถ้าระยะระหว่างกล้องกับวัตถุมีค่าน้อยจะทำให้ภาพที่ได้จากกล้องทั้งสองแตกต่างกันมากกว่าภาพที่ถ่ายขณะทีระยะระหว่างกล้องกับวัตถุมีค่ามาก ซึ่งหมายความว่าเราจะสามารถระบุถึงจุดในภาพทั้งสองที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริงได้มากกว่าถ้าระยะห่างระหว่างตัวกล้องกับวัตถุมีค่ามาก แต่ถ้าเรากำหนดให้ระยะห่างดังกล่าวมีค่ามากเกินไปจะทำให้ภาพของวัตถุที่ถ่ายได้มีขนาดเล็กลง เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จนเราไม่สามารถนำภาพนั้นมาวิเคราะห์ได้ ฉะนั้นระยะห่างระหว่างตัวล้องกับวัตถุนี้จะต้องพิจารณาจากขนาดของวัตถุเป็นสำคัญ

2. จุดของวัตถุจะต้องไปปรากฏในภาพทั้งสองด้วยค่าความเข้มแสงที่เท่ากัน ถ้าค่าความเข้มแสงไม่เท่ากันแล้วเราก็ไม่สามารถที่จะพิจารณาได้ว่าจุดใดเป็นจุดที่อ้างถึงจุดเดียวกันในโลกจริง
  - ข้อสมมุติจะเป็นจริงได้ก็ต่อเมื่อแสงในสภาพแวดล้อมที่เราทำการถ่ายภาพนั้นมี ความสว่างใกล้เคียงกันทั้งสองมุมมองของกล้อง

จากข้อสมมุติทั้งสองข้อเราต้องทำการพิจารณาหาจุดในภาพทั้งสองที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง โดยปัญหาที่ตามมาก็คือ สิ่งใดที่เราจะนำมาใช้ในการตัดสินใจว่าควรเลือกจุดใดจึงจะถูกต้อง ซึ่งในที่นี้จะเสนอวิธีการแก้ปัญหาดังกล่าวด้วยแนวคิด 2 วิธี ดังนี้

### 1. Correlation-Based

เป็นวิธีที่ใช้หน้าต่าง(Window) ขนาดตายตัวในการคัดเลือกหาจุดภาพที่ถูกต้อง โดยจะพิจารณาถึงค่าความเข้มแสงของจุดที่อยู่แวดล้อมจุดที่พิจารณาด้วย แล้วให้ค่าความใกล้เคียงของแต่ละหน้าต่างในภาพจากกล้องด้านซ้ายและด้านขวาซึ่งค่าความใกล้เคียงนี้จะแสดงให้เห็นว่าพื้นที่ในหน้าต่างนั้นเป็นพื้นที่เดียวกันในโลกจริงหรือไม่ คู่มุมหน้าต่างที่มีค่าความใกล้เคียงกันสูงที่สุดเราจะเลือกให้จุดที่พิจารณาในหน้าต่างนั้นเป็นจุดที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง

ในการพิจารณาเราจะกำหนดจุดที่ต้องการในภาพซ้ายก่อน แล้วจึงทำการเปรียบเทียบกับหน้าต่างในภาพขวาเพื่อหาพื้นที่ที่มีความใกล้เคียงกับพื้นที่ในภาพซ้ายมากที่สุด สามารถแสดงวิธีการทำได้ดังนี้

- ให้  $I_L, I_R$  เป็นภาพด้านซ้ายและภาพด้านขวา  
 $p_L, p_R$  เป็นพิกเซลของภาพด้านซ้ายและภาพด้านขวา  
 $2w+1$  เป็นพื้นที่ของหน้าต่างที่เราพิจารณา  
 $R(p_L)$  เป็นพื้นที่ของภาพด้านขวาที่มีความสัมพันธ์กับ  $p_L$

สำหรับ  $d = [d_x, d_y] \in R(p_L)$

$$c(d) = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w |I_L[x+i][y+j] - I_R[x+i-d_x][y+j-d_y]|$$

เราจะให้คู่มุมหน้าต่างที่มีค่า  $c(d)$  น้อยที่สุดเป็นหน้าต่างที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง

ในที่นี้เราตั้งข้อสมมุติว่ากล้องทั้งสองตั้งอยู่บนระนาบเดียวกัน ดังนั้นจุดที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริงจะอยู่ในแถวเดียวกัน เพราะฉะนั้นการหาจุดดังกล่าวจะกระทำภายในแถวเดียวกันเท่านั้น จะได้สมการเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$c(d) = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w |I_r[x+i][y+j] - I_r[x+i-d][y+j]|$$

## 2. Feature-Base

การหาจุดที่เหมาะสมของภาพด้านขวาจะถูกจำกัดลงบนจุดที่ถูกเลือกขึ้นมาเพื่อเป็นลักษณะเด่นของภาพ เช่น ขอบ มุม หรือเส้นของภาพ ซึ่งในแต่ละลักษณะเด่นก็จะต้องมีการให้รายละเอียดกำกับไว้

สามารถแสดงวิธีการทำงานได้โดยเริ่มจากรับภาพด้านซ้าย ( $I_l$ ) และภาพด้านขวา ( $I_r$ ) เข้ามา พร้อมกับข้อมูลที่เป็นรายละเอียดของลักษณะเด่นของภาพ

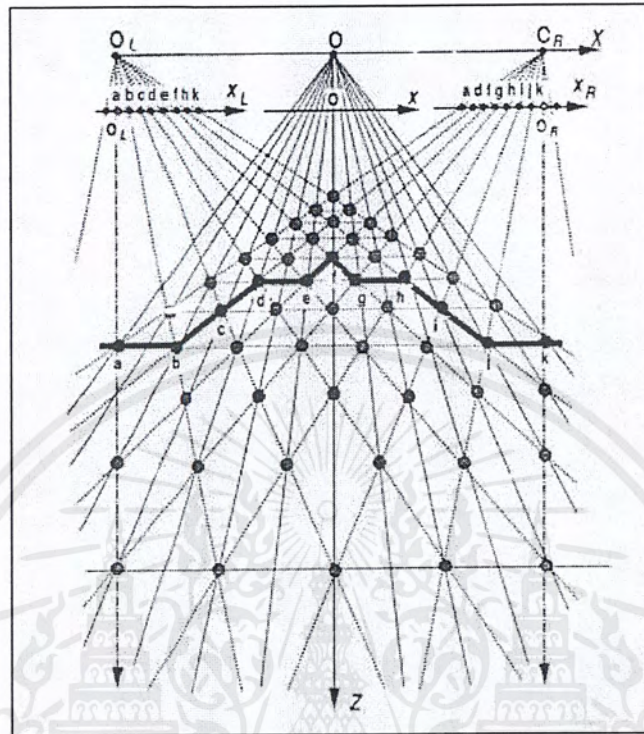
ให้  $R(f_r)$  เป็นพื้นที่ที่เราทำการหาในภาพด้านขวา ซึ่งสัมพันธ์กับรายละเอียดของลักษณะเด่นในภาพด้านซ้าย  $f_l$  และ  $d(f_l, f_r)$  คือค่าบอกระยะห่างของความเหมือนกันระหว่างลักษณะเด่นที่แสดงความเหมือนกันในโลกจริง

สำหรับแต่ละ  $f_l$  ในภาพด้านซ้าย

1. คำนวณเพื่อหาค่าความเหมือนกันระหว่าง  $f_l$  และแต่ละ  $f_r$  ใน  $R(f_l)$
2. เลือกลักษณะเด่นของภาพด้านขวาที่ให้ค่าความเหมือนสูงสุด
3. เราก็จะได้ค่า  $d(f_l, f_r)$  เพื่อนำมาคำนวณหา Cartesian coordinate

ปัญหาที่เกิดขึ้นในการหาจุดในภาพที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริง

ปัญหาสำคัญที่เกิดขึ้นในขั้นตอนนี้คือ การที่มีพื้นที่บางส่วนที่ปรากฏในภาพเพียงภาพเดียว เช่น มีพื้นที่บางส่วนปรากฏในภาพด้านซ้ายแต่ไม่ปรากฏในภาพด้านขวา ในทำนองเดียวกันก็จะมีพื้นที่บางส่วนที่ปรากฏในภาพด้านขวาแต่ไม่ปรากฏในภาพด้านซ้าย เราสามารถอธิบายปัญหาที่เกิดขึ้นโดยสรุปต่อไปนี้



รูปที่ 3-7 แสดงพื้นที่ที่ปรากฏในภาพเพียงด้านเดียว

จากรูป จะเห็นได้ว่าที่จุด b, c, e, g, i และ j จะปรากฏในภาพเพียงภาพเดียวเท่านั้น โดยจุด b, c และ e จะปรากฏในภาพด้านซ้ายเพียงภาพเดียว ส่วนจุด g, i และ j จะปรากฏในภาพด้านขวาเพียงภาพเดียวเช่นกัน ซึ่งปัญหานี้เกิดจากสภาพผิวของวัตถุ เราไม่สามารถแก้ไขให้ปัญหาหมดไปได้ฉะนั้นในทางปฏิบัติแล้วเราจึงไม่สามารถหาจุดในภาพทั้งสองที่แสดงถึงจุดเดียวกันในโลกจริงได้ทั้งหมด ความผิดพลาดในส่วนนี้จึงเป็นส่วนหนึ่งของความผิดพลาดที่สามารถยอมรับได้ นอกจากนี้ในกรณีที่วัตถุอยู่ไกลมากหรือวัตถุที่ถ่ายมีสีใกล้เคียงกันมากยังทำให้ค่าความผิดพลาดนี้มากขึ้นด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

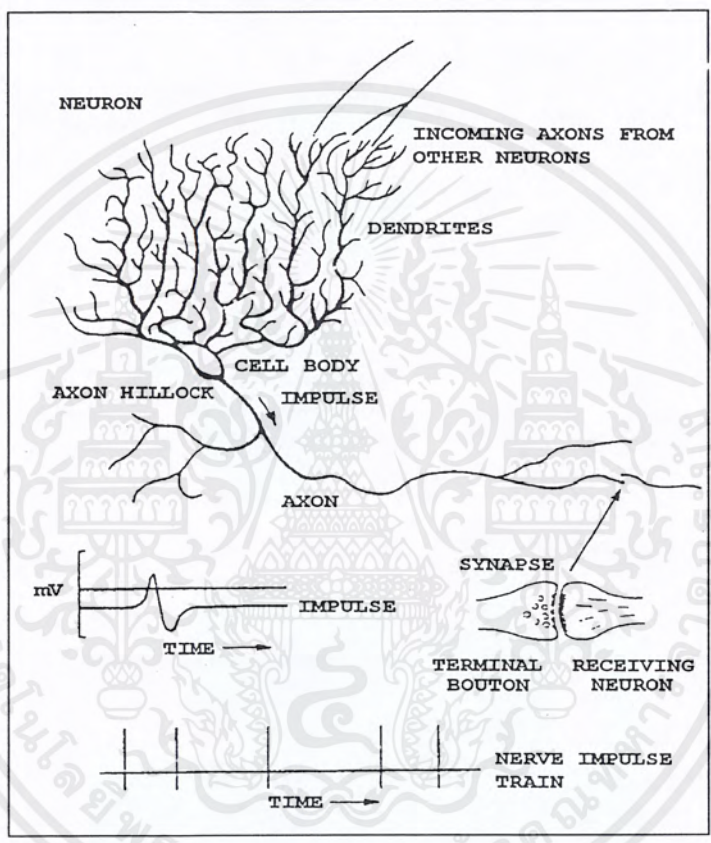
### โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม (Neural Network)

ในบทนี้จะได้กล่าวถึงรูปแบบของเซลล์ประสาท (Neural) และการวางตัวของเซลล์ประสาทจนกลายเป็นโครงข่าย ตลอดจนคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการคำนวณ และการตัดสินใจของโครงข่ายเหล่านี้ จากอดีตจนถึงปัจจุบัน ได้มีผู้คิดค้นและพัฒนา รูปแบบของเซลล์ประสาทขึ้นมามากมาย บางรูปแบบมีการพัฒนาขึ้นมาเพื่อจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ให้สามารถอธิบายการคิดและการเรียนรู้ของมนุษย์ว่าเกิดขึ้นได้อย่างไร และก็ยังมียังมีอีกหลายรูปแบบที่ได้ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อใช้แก้ไขปัญหาทางวิศวกรรม โดยไม่มีพื้นฐานทางชีววิทยาเข้ามาเกี่ยวข้องเลยแม้แต่น้อย รูปแบบเหล่านี้ถูกเรียกว่า “โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม” (Artificial Neural Networks) ในบทนี้จะได้ยกตัวอย่างรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้กัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการแก้ไขปัญหาทางวิศวกรรมและวิทยาการคอมพิวเตอร์ โดยจะกล่าวถึงวิธีการคำนวณด้วยวิธีการทางคณิตศาสตร์อย่างง่าย ๆ ของแต่ละเซลล์ประสาทที่มีการเชื่อมโยงถึงกันทางเรขาคณิต ซึ่งโดยทั่วไปแล้วเราจะไม่พบการทำงานในลักษณะนี้กับระบบการทำงานของเซลล์ประสาทหรือสมองของมนุษย์และสัตว์แต่อย่างใด นอกจากนี้จะกล่าวถึงวิธีการเรียนรู้ (Learning) และค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับค่าของเซลล์ประสาทซึ่งสามารถอธิบายได้โดยสมการทางคณิตศาสตร์

นิวรัลเน็ตเวิร์ค หมายถึงโครงข่ายประสาทที่เชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทจำนวนมาก มายมหาศาล มีความสามารถประมวลผลสูงบรรจุอยู่ในสมอง สมองชีวภาพที่เป็นจุดศูนย์กลางการควบคุมกิจกรรมของการดำเนินชีวิต การวิจัยสร้างโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสมมติฐานลักษณะการทำงานโดยจำลองเป็นโมเดลคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณ โดยใช้คอมพิวเตอร์

4.1 นิวรอน์เนื้อเยื่อชีวภาพ

ระบบคิดคำนึงของมนุษย์ มีโครงสร้างพื้นฐานจากเซลล์สมองที่เรียกว่านิวรอน (Neurons) เรียงเป็นชั้นๆ อย่างซับซ้อนจำนวนมหาศาล ประมาณหมื่นล้าน( $10^{11}$ )นิวรอนและอาจมีจุดเชื่อมต่อใยส่งผ่านจุดเชื่อมต่อใยภายในถึงพันล้านล้าน( $10^{15}$ )จุด (Philip D. Wasserman, 1989:12)แต่นิวรอนจะมีคุณลักษณะแตกต่างกันไป โดยมีการทำงานคล้ายกันคือ รับเข้า, ประมวลผล, ส่งออกสัญญาณไฟฟ้าเคมีผ่านไปยังนิวรอน ซึ่งจะส่งสื่อสารไปตามระบบของสมอง



รูปที่ 4-1 แสดงโครงสร้างตัวอย่างของเซลล์ประสาทชีวภาพ

จากรูปที่ 4-1 ส่วนแขนงที่ขยายแยกออกไปจากตัวเซลล์ต่อไปยังเซลล์อื่น ๆ เพื่อรับสัญญาณเรียกว่า เดนไดรท์ (Dendrites) จุดรับสัญญาณจากเซลล์อื่นเข้ามายังตัวเซลล์จะผ่านมาทางจุดเชื่อมต่อที่เรียกว่า ซินแนปส์ (Synapse) ซึ่งแอกซอน (Axon) จะเป็นตัวส่งสัญญาณเอาที่พุ่งออกไปยังนิวรอนอื่นจากผลการวิจัยพบว่า แต่ละนิวรอนจะเชื่อมต่อกับนิวรอนอื่นๆ ซึ่งแต่ละนิวรอนจะมีคุณสมบัติในการเพิ่มขยายหรือลดทอนความเข้มของสัญญาณบางสัญญาณที่เข้ามาทางเดนไดรท์ของเซลล์ซึ่งมีแขนงมากมาย อาจสามารถกระตุ้นตัวเซลล์ แต่บางสัญญาณก็อาจจะยับยั้งตัวเซลล์

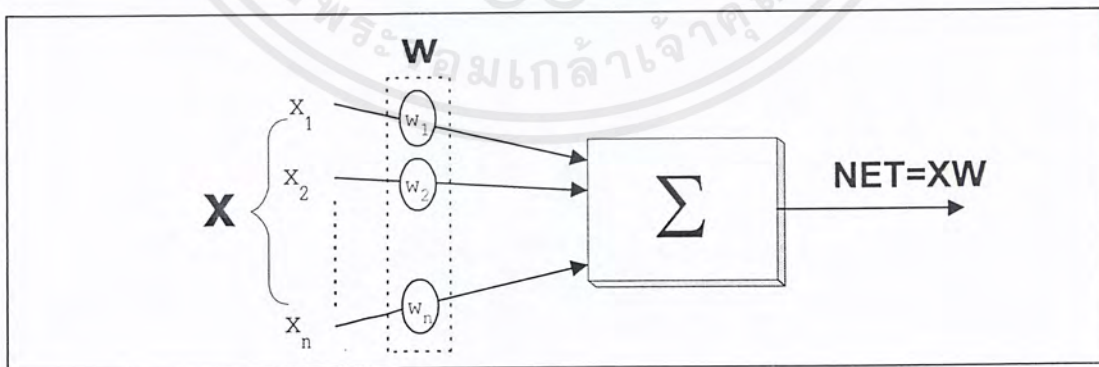
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องจากเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์มีเดนไดรต์มาก ฉะนั้นสัญญาณ กระตุ้นจากเดนไดรต์ ที่รับเข้ามา จากเซลล์ประสาทอื่นๆ จะถูกนำมารวมกันที่ตัวเซลล์ประสาทที่เซลล์ประสาทจะมีค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) ค่าหนึ่งหากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) มีค่ามากกว่า เทรชโฮลด์เซลล์ เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณขนาดหนึ่งผ่านทางแอกซอนไปยังนิวรอลอื่นๆ

การจัดเรียงชั้น (Layer) และลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอลในสมองนั้นมีการจัดเรียงที่ซับซ้อน สอดคล้องกับหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน มีการเจริญเติบโตสัมพันธ์กับสิ่งแวดล้อมและมีการเรียนรู้ ตลอดเวลาซึ่งใช้เวลานานนับปีดังนั้นจึงยากที่จะ สร้างโมเดลขึ้นมาเพื่อเลียนแบบให้มีคุณลักษณะคล้าย สมองซึ่งภาพได้ทั้งหมด ผลงานที่ได้จากการทำวิจัยในปัจจุบันเป็นเพียงการจำลอง การเลียนแบบและการทำงานเฉพาะบางส่วนของโครงข่ายประสาท มาใช้เฉพาะกับงานใดงานหนึ่ง ซึ่งมีการวิจัยลักษณะของ โครงข่ายแบบต่างๆ ขึ้นมา โดยแต่ละแบบจะเหมาะกับงานประเภทหนึ่ง ๆ เท่านั้น

#### 4.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

การออกแบบ สร้างประสาทเทียมนั้นมีสมมติฐานขั้นแรกจากคุณสมบัติของระบบประสาทชีวภาพ ดังที่กล่าวมา กล่าวคือ ชุดรับสัญญาณข้อมูล อินพุทของเซลล์ประสาทหนึ่งได้จากสัญญาณเอาต์พุทของ เซลล์ประสาทอื่นๆ ผ่านทางซินแนปส์และเดนไดรต์ ข้อมูลแต่ละค่าที่รับมาจะถูกลดขนาดด้วย ซินแนปติกส์ ซึ่งภายในประกอบด้วยสารเคมีประเภท  $K^+, Ca^{++}, Na^+, Cl^-$  ซึ่งจะมีลักษณะทางความนำ พัลส์ (Pulse) สัญญาณไฟฟ้าเคมีที่แตกต่างกัน (James A. Freeman and David M.Skapura, 1991:8-9) ด้วยเหตุนี้ โมเดล ประสาทเทียมที่สร้างขึ้น จะต้องมีการถ่วงน้ำหนักให้กับโมเดลก่อนที่จะนำเข้าสู่โมเดลประสาทเทียม จุดนี้ เรียกว่า ซินแนปติกส์เวกท์ ปริมาณของข้อมูลที่เข้าสู่นิวรอล จะถูกนำมารวมกัน และตัดสินใจด้วยระดับ ความสนใจของ นิวรอล (Activation level) แล้วจะส่งเป็นเอาต์พุทออกที่แอกซอนไปยังนิวรอลอื่นๆ



รูปที่ 4-2 แสดงโปรแกรมของนิวรอลที่สร้างขึ้น (Artificial Neuron)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4-2 แสดงถึงโมเดลที่สร้างขึ้นโดยแนวความคิดจากเซลล์สมองชีวภาพ สัญญาณอินพุต คือ  $X_1, X_2, \dots, X_n$  จะถูกป้อนเข้าไปยังนิวรอลที่สร้างขึ้น ซึ่งเปรียบเทียบกับสัญญาณที่ป้อนเข้ายังชั้นแนปส์ของ นิวรอลชีวภาพ สัญญาณอินพุตนี้จะนำไปคูณกับค่าซินแนปติกส์เวกท์ที่มีค่าตั้งแต่ 0.00-1 (Weight: ค่าที่ใช้ถ่วงน้ำหนัก)  $W_1, W_2, \dots, W_n$  ก่อนที่จะเข้าสู่บล็อกซัมเมชัน ( $\Sigma$ :Summation) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักนี้จะสอดคล้องกับค่าสเตรงท์(Strength) ของจุดต่อซินแนปส์ชีวภาพแต่ละจุด(Single biological synaptic connection) บล็อกซัมเมชันนี้จะทำหน้าที่สอดคล้องคล้ายกับตัวเซลล์สมองชีวภาพ ผลรวมทางคณิตศาสตร์ของอินพุตและเวกท์จะได้เป็นเอาท์พุท เราเรียกว่า เน็ต(NET) ซึ่งเราจะรวมกันในรูปของเวกเตอร์ได้ดังนี้

$$NET = X_1W_1 + X_2W_2 + \dots + X_nW_n$$

จะได้

$$NET = XW$$

### 4.3 ฟังก์ชันกระตุ้นความสนใจ (Activation Function)

เมื่อได้สัญญาณ NET แล้วขบวนการต่อมาที่นิวรอลต้องทำคือตัดสินใจเราจึงต้องกำหนดฟังก์ชันการตัดสินใจ เพื่อใช้เป็นระดับของการตัดสินใจให้กับนิวรอล เพื่อให้ได้สัญญาณเอาท์พุทของนิวรอล ออกมา ซึ่งเชื่อมต่อไปยังนิวรอลตัวอื่น ๆ เป็นโครงข่าย OUT ที่ได้อาจเป็น Simple linear function โดย

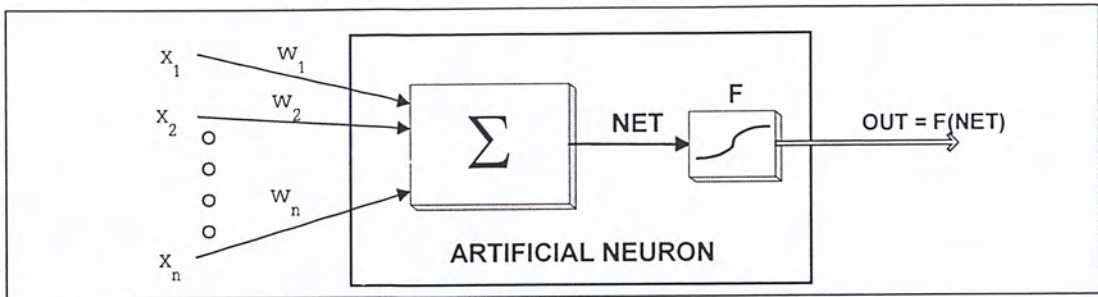
$$OUT = K[NET]$$

โดย K เป็นค่าคงที่ ที่เรียกว่า Threshold function  
ตัวอย่างเช่น

$$OUT = 1 \text{ ถ้า } NET > T$$

$$OUT = 0 \text{ เมื่อเป็นกรณีอื่น}$$

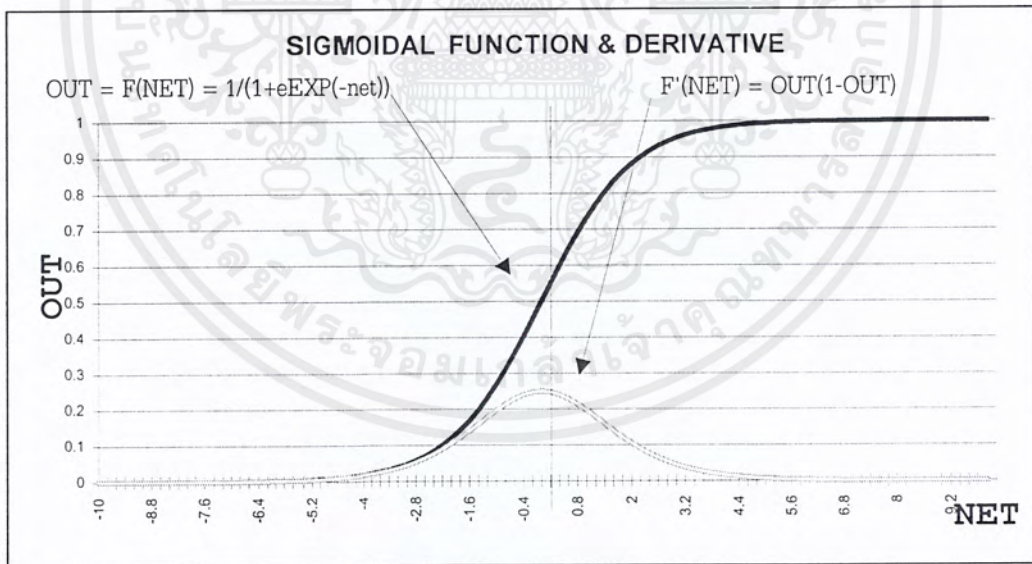
และ T เป็นค่าเทรชโฮลคกท์ หรืออาจเป็น Function อื่น ๆ ที่เลียนแบบคุณสมบัติที่ไม่เป็นเชิงเส้นของเซลล์ประสาทชีวภาพได้อย่างใกล้เคียงกว่า และใช้เป็นฟังก์ชันให้กับโครงข่ายทั่วไปได้



รูปที่ 4-3 แสดงโมเดลนิวรอนที่สร้างขึ้นร่วมกับ Activation Function

จากรูปที่ 4-3 บล็อก F จะรับผลที่ได้จาก NET มาสร้างเป็นสัญญาณเอาต์พุตที่ OUT โดยขบวนการภายในบล็อก F จะบีบช่วงของ OUT ให้อยู่ในขอบเขตจำกัด ตามต้องการ ดังนั้น ค่า OUT จะมีค่าไม่ต่ำกว่าช่วงที่กำหนดโดยค่าของ NET เราเรียกบล็อก F นี้ว่าสแควชิ่งฟังก์ชัน (Squashing function) และโดยทั่วไป สแควชิ่งฟังก์ชันที่ใช้เป็นแบบลอจิสติกฟังก์ชัน หรือซิกมอยด์ (Logistic function or “Sigmoid”) ซึ่งมีรูปร่างคล้ายตัว S โดยเขียนเป็นสมการคณิตศาสตร์ได้ดังนี้คือ

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

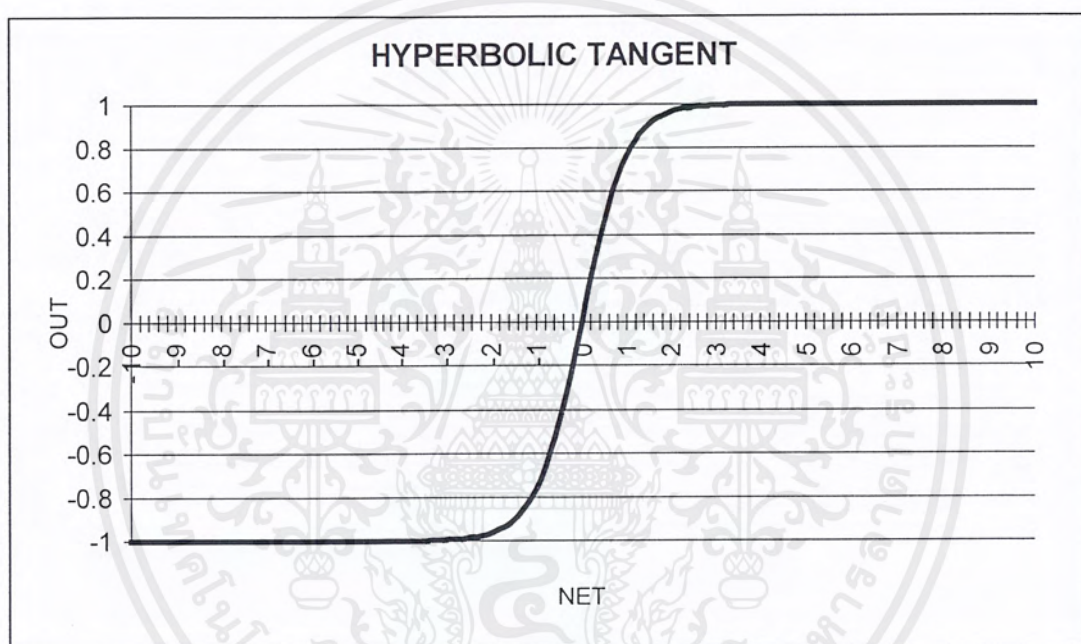


รูปที่ 4-4 แสดงกราฟที่ได้จากสมการซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชัน (Sigmoidal logistic function)

ลักษณะของเทรซไฮลฟังก์ชันมีลักษณะเป็น Non-linear function เช่น S-Curve เราจะได้ค่าเอาต์พุต ที่มีความไวต่อสัญญาณอินพุตที่มีขนาดเล็กๆ และเฉื่อยต่อสัญญาณแรงๆ ซึ่งสัญญาณอ่อนๆ ไปทางบวกเพียงเล็กน้อยก็จะให้ OUT ใกล้เคียง “1” กระตุ้นหรือสัญญาณอ่อนๆ ทางลบเพียงเล็กน้อยก็จะทำให้ Output ใกล้เคียง “0” (ยับยั้ง) ขณะที่สัญญาณแรงๆ ทางบวกก็ยังคงให้ Output ใกล้เคียง “1” และสัญญาณ

ทางลบแรงๆ ก็คงให้ Output ใกล้เคียง “0” เช่นกัน คุณลักษณะแบบนี้ เป็นแบบ NON-LINEAR GAIN ซึ่ง คลอสส์เบอร์ก (Grossberg,1973) พบว่า คุณลักษณะที่เป็น NON-LINEAR GAIN นี้สามารถแก้ปัญหา Noise-saturation dilemma ได้ และทำให้นิวรอลเทียมที่สร้างขึ้นสามารถทำงานกับขนาดของอินพุตได้ กว้างมากขึ้น

ยังมีฟังก์ชันอื่นๆ อีกคือ ไฮเปอร์โบลิก แทนเจนท์ (Hyperbolic tangent) มันจะมีลักษณะคล้ายกับ Logistic function และนิยมใช้บ่อยๆ ในการสร้างโมเดลคณิตศาสตร์ การกระตุ้นเร้าความสนใจของเซลล์ สมองเทียม ซึ่งมีคุณสมบัติคล้ายชีวภาพของเซลล์สมอง คือ  $OUT = \text{Tanh}(X)$



รูปที่ 4-5 แสดง Hyperbolic Tangent Function

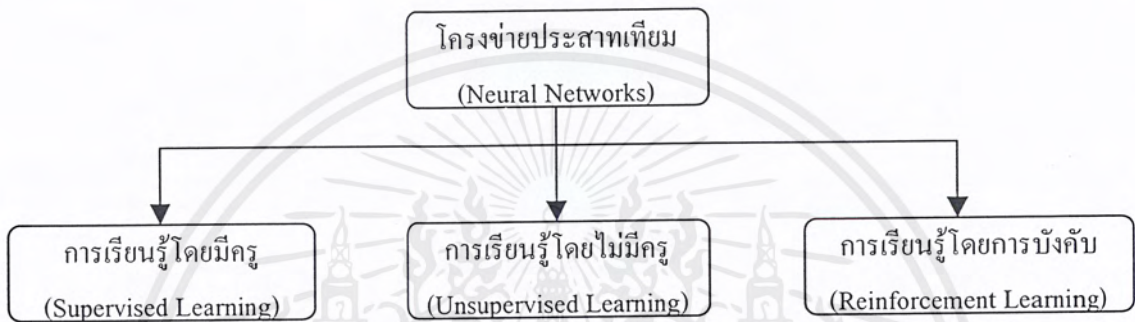
จากรูปที่ 4-5 ส่วนที่เหมือนกับ ซิกมอยด์ ลอจิสติก ฟังก์ชัน คือมีลักษณะเป็น S แต่เนื่องจากมัน จะมีความสมมาตรจึงให้ OUTPUT อยู่ระหว่าง “-1” ถึง “1” OUTPUT จะเป็น “0” เมื่อ NET เป็น “0” OUTPUT เข้าใกล้ “1” เมื่ออินพุตไปทางบวกและเข้าใกล้ “-1” เมื่อ อินพุตมีทิศทางไปทางลบ

4.4 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

เราสามารถแบ่งประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมได้หลายประเภท โดยขึ้นอยู่กับวิธีและกฎเกณฑ์ที่ใช้แบ่ง ได้แก่

4.4.1 แบ่งประเภทตามกฎการเรียนรู้และเรขาคณิต

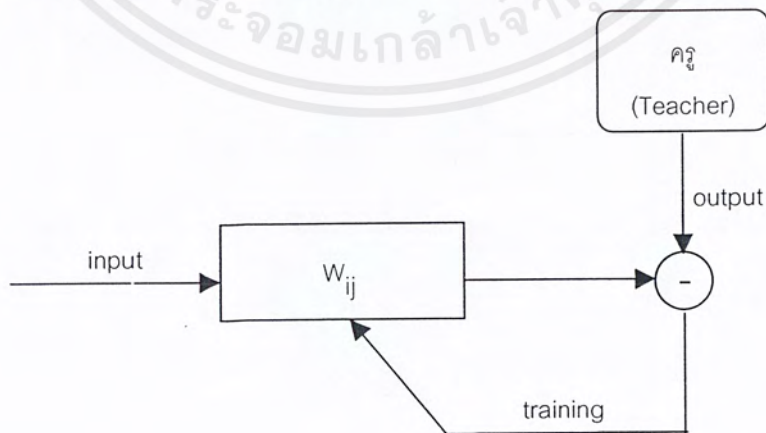
การแบ่งตามกฎการเรียนรู้และเรขาคณิตเป็นวิธีที่นิยมใช้ในการแบ่งโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยสามารถแบ่งได้สามรูปแบบคือ



รูปที่ 4-6 แสดงการแบ่งประเภทโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมตามกฎการเรียนรู้และเรขาคณิต

1. การเรียนรู้โดยมีครู (Supervised Learning)

หลักการทำงานของการเรียนรู้โดยมีครู คือ ข้อมูลที่ต้องการให้ฝึกเรียนรู้จะต้องเป็นคู่อินพุต-เอาต์พุต ซึ่งจะถูกป้อนเข้าสู่โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมซ้ำๆ และระบบจะมีกฎเกณฑ์สำหรับปรับค่าพารามิเตอร์จนกระทั่งโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมให้ค่าเอาต์พุตออกมา “ใกล้เคียง” (Closed Enough) กับค่าเอาต์พุตของข้อมูลที่ต้องการให้ฝึกเรียนรู้

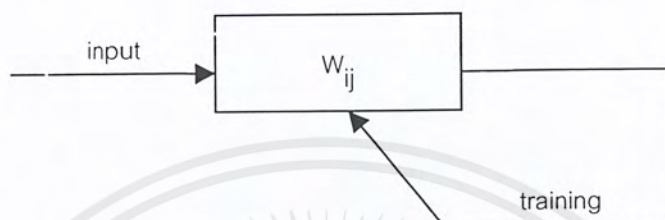


รูปที่ 4-7 การเรียนรู้โดยมีครู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2. การเรียนรู้โดยไม่มีครู (Unsupervised Learning)

หลักการงานของการเรียนรู้โดยไม่มีครู คือ ข้อมูลที่ต้องการให้ฝึกเรียนรู้จะมีเพียงข้อมูลส่วนที่เป็นอินพุตเพียงอย่างเดียว โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมจะปรับค่าพารามิเตอร์ของมันเอง จนกระทั่งเมื่อให้อินพุตที่เหมือนกันจะได้ค่าเอาต์พุตที่เหมือนกันด้วย



รูปที่ 4-8 การเรียนรู้โดยไม่มีครู

## 3. การเรียนรู้โดยการบังคับ (Reinforcement Learning)

หลักการงานของการเรียนรู้โดยการบังคับ คือ ข้อมูลจะถูกป้อนให้โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยบางครั้งอาจจะป้อนสัญญาณเพื่อบอกให้ทราบล่วงหน้าว่า อินพุตที่ป้อนให้มันเคยล้มเหลว (Fail) หรือ สำเร็จ (Success) มาก่อน ซึ่งโครงข่ายจะปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อให้หลีกเลี่ยงความล้มเหลวหรือเพิ่มโอกาสสำเร็จ ทั้งนี้เพราะการตอบสนองที่ถูกต้องในแต่ละครั้งไม่อาจรู้ได้ ดังนั้น ความน่าจะเป็น (Probability) ของความล้มเหลวหรือสำเร็จจะถูกประมาณการไว้ก่อนและค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมก็จะถูกปรับตามค่าที่ได้ประมาณไว้

### 4.4.2 แบ่งประเภทตามจำนวนชั้นของการเรียนรู้

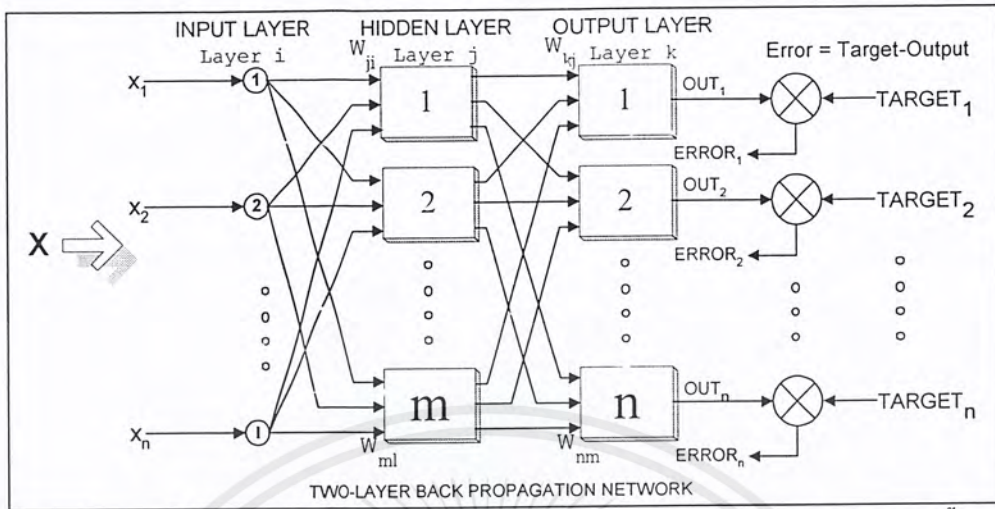
เนื่องจากโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมมีการเรียนรู้เป็นชั้นๆ ตามชั้น (Layer) ของการเรียนรู้ เราจึงสามารถแบ่งประเภทของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมตามจำนวนชั้นของการเรียนรู้ได้ดังนี้

#### 1. โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Artificial Neural Network)

จากที่ได้กล่าวมาในข้างต้นเป็นการกล่าวถึงหลักการและเหตุผลในการสร้างเซลล์ประสาทเทียมเพียงหนึ่งเซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพ การจะนำเซลล์ประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่างๆ กัน (ค่า Weight จะทำให้คุณสมบัติของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกันไป) มาเชื่อมโยงเป็นโครงข่ายในลักษณะเดียวกับเซลล์สมองชีวภาพเสียก่อน ซึ่งลักษณะการเชื่อมโยงมีหลายชนิด แต่ละชนิดก็มีคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกันไป โดยโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบนี้จะมีชั้นในการเรียนรู้เพียงชั้นเดียวเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้





รูปที่ 4-10 แสดงโครงสร้างของ Backpropagation Neural Network แบบสองชั้น

จากรูปที่ 4-10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ต่อเชื่อมโยงแบบเต็มชั้น ในโครงข่ายแบบหลายชั้นมีการเรียกชื่อชั้นต่างๆ ดังนี้ คือ ชั้นที่ต่อโดยตรงกับอินพุต เรียกว่า อินพุตเลเยอร์ (Input layer) ชั้นนี้จะไม่มีการคำนวณ แต่จะทำหน้าที่ต่อเชื่อมข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ชั้นที่อยู่ท้ายสุดทางขวามือ เรียกว่า เอาต์พุตเลเยอร์ (Output layer) เป็นชั้นที่โครงข่ายจะให้ผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างอินพุตเลเยอร์และเอาต์พุตเลเยอร์ จะมีกี่ชั้นก็ตามจะเรียกว่า ฮิดเดนเลเยอร์ (Hidden layer) หากฮิดเดนเลเยอร์ มีหลาย ๆ ชั้นก็จะมีการตั้งชื่อเฉพาะลงไปให้กับแต่ละชั้น

#### 4.5 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Artificial Neural Network)

ค่าเวท มีความสัมพันธ์กับอะไร เปลี่ยนแปลงอย่างไร นั่นก็เช่นเดียวกับเด็กที่คลอดออกมาที่มีสมองแล้วแต่สมองยังไม่เจริญเติบโตเพียงพอและยังไม่ได้รับการฝึกสอนและเรียนรู้ เด็กจึงไม่สามารถทำกิจกรรมใดๆ ด้วยตนเอง เว้นแต่กิจกรรมที่ธรรมชาติสร้างมาพร้อมกับการกำเนิดที่เรียกว่า “สัญชาตญาณ” ซึ่งธรรมชาติใส่คุณลักษณะบางอย่างให้เซลล์สมองบางส่วนตั้งแต่ทารกเจริญเติบโตอยู่ในครรภ์มารดา เช่น ระบบควบคุมการหายใจ, ความรู้สึก, การเรียกร้องเมื่อหิว, การตอบสนองต่อสิ่งเร้า ฯลฯ เด็กจะพัฒนาการเรียนรู้ไปตามขั้นตอน หลังจากนั้นสมองของเขาจะได้รับการฝึกสอน และเจริญเติบโตไปพร้อมๆ กัน เซลล์สมองจะได้รับการปรับคุณลักษณะสอดคล้องกับการฝึกสอน และจะเจริญเป็นโครงข่ายสอดคล้องกัน

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมีลักษณะเช่นเดียวกัน คือ เมื่อสร้างเสร็จ แต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้น จะยังไม่มีคุณลักษณะใดเลย เนื่องจากยังไม่มีกำหนดค่าซินแนปติกส์เวทที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้เน็ตเวิร์คที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม จะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าซินแนปติกส์เวทเพื่อให้โครงข่ายจดจำ แพตเทิร์นความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตได้ โดยในขั้นแรกอาจกำหนดเป็นค่าสุ่มใดๆ (Random weight) ก่อนแล้วจึงปรับเปลี่ยนเวทไปตามอัลกอริทึมสมมติฐานหลายๆ รอบจนกว่าจะ

เอกสารนี้ได้เอาท์พุตของเน็ตเวิร์ค เหมือนกับเอาต์พุตที่ต้องการ ในเรื่องนี้เป็นความคิดพลัดที่ยอมรับได้ ซึ่งด้านการคำนวณว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.5.1 วัตถุประสงค์ของการเทรนนิ่ง (Objective of Training)

เนื่องจากค่าเวกต์ที่ให้เป็นค่าสุ่มใดๆ โครงข่ายจึงไม่แสดงคุณลักษณะใดออกมา การฝึกสอน (Training) ให้โครงข่ายก็คือการปรับค่าเวกต์ทุก ๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุทหลายๆแบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุทตามต้องการนั่นเอง การฝึกสอนโครงข่าย จะต้องบรรลุถึงขบวนการเข้าใจพื้นฐานเสียก่อน คือ การเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีขีดจำกัด ปัญหาต่างๆ ผู้ใช้คงต้องแก้ให้มันก่อน แล้วนำผลนั้นไปอ้างอิงสำหรับการปรับปรุงค่าเวกต์ หลังจากปรับเวกต์จนได้ค่าผิดพลาดที่เอาต์พุทเทียบกับเป้าหมายน้อยลงเป็นที่พอใจแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็พร้อมที่จะวิเคราะห์อินพุทและให้เอาต์พุทตามลักษณะตัวอย่างที่มันเคยเรียนรู้มา การเรียนรู้จะมีการปรับเวกต์หลายๆรอบ จนค่าเวกต์สอดคล้องกับตัวอย่างหลายๆ ตัวอย่าง และให้เอาต์พุทตามต้องการ พบว่าโครงข่ายได้ตัวอย่างสำหรับการเทรนนิ่งมากๆ โครงข่ายก็จะมีความแม่นยำสูงขึ้น แต่ก็ใช้เวลาในการเทรนนิ่งเพิ่มขึ้นเช่นกัน หากพิจารณาต่อไปจะพบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นจะมีพฤติกรรมคล้ายกับระบบการเรียนรู้ของมนุษย์มาก เป็นเพราะมีต้นแบบมาจากระบบประสาทชีวภาพนั่นเอง

#### 4.5.2 วิธีการฝึกสอนระบบ (Training)

เราสามารถแบ่งการฝึกสอนให้แก่ระบบได้เป็นสองแบบได้แก่

##### 1. การฝึกสอนแบบควบคุม (Supervised Training)

การฝึกสอนแบบควบคุม จะต้องการคู่ของการเทรนนิ่งระหว่างอินพุทกับเป้าหมายที่ต้องการ ที่เรียกว่า เทรนนิ่งเพอร์ (Training pairs) โครงข่ายจะถูกฝึกสอนไปตามจำนวนของคู่ที่เทรนนิ่ง (จำนวนคู่ของ Input กับ Output ที่ต้องการให้โครงข่ายรู้จัก) เอาต์พุทที่คำนวณได้จากโครงข่ายจะถูกเปรียบเทียบกับความสอดคล้องกับเป้าหมาย ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะถูกป้อนกลับไปยังโครงข่ายและเปลี่ยนแปลงค่าเวกต์ให้สอดคล้องกับอัลกอริทึม ที่ทำให้แนวโน้มของค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างเอาต์พุทกับเป้าหมาย โดยเฉลี่ยมีค่าลดต่ำลง ตัวอย่างการฝึกสอนแบบนี้ ได้แก่ การฝึกสอนแบบแพร่กลับ (Back propagation) ซึ่งการฝึกสอนในลักษณะนี้ทำให้โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมจัดอยู่ในประเภทที่เรียนรู้โดยมีครู

##### 2. การฝึกสอนแบบอิสระ (Unsupervised Training)

ถึงแม้ว่าอัลกอริทึมแบบควบคุม (Supervised training) สามารถจะประยุกต์ใช้เพื่อปรับคุณลักษณะของโครงข่ายได้สำเร็จ แต่ก็ยังมีข้อวิจารณ์อยู่ คือ มันเป็นไปอย่างแบบชีวภาพไม่ได้ และยากที่จะเชื่อได้ว่า กลไกการเทรนนิ่งของสมองจะต้องการ การเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ต้องการกับเอาต์พุทจริง โดยขบวนการป้อนกลับไปแก้ไขคุณลักษณะของโครงข่าย และถ้าสมมติว่า ถ้าสมองมีกลไกเช่นนี้ ต้องมีผู้หาเอาต์พุทที่ต้องการเพื่อนำมาเป็นเป้าหมายตลอดเวลา และจะเอามาจากที่ใด สรุปคือ ต้องมีผู้คิดเป้าหมายให้กับโครงข่ายก่อน โครงข่ายไม่สามารถคิดและปรับคุณลักษณะได้ก่อนด้วยตนเอง ในทางตรงกันข้าม หากพิจารณาทารกแรกเกิดสมองของเขาสามารถจัดระบบเองได้อย่างไร การฝึกสอนแบบอิสระ

(Unsupervised learning) ที่สร้างขึ้นคงยังห่างไกลความเป็นไปได้ที่จะมีลักษณะการฝึกสอนแบบระบบของเอกสาร (แม้ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้)

สมอง จนกระทั่งมีการพัฒนาการ ฝึกสอนแบบอิสระนี้ขึ้นราวปี 1984 โดยโคโฮเนน (Kohonen) และบุคคลอื่นๆ โดยได้เสนอแนวคิดที่เป็นการฝึกสอนแบบไม่ต้องการเป้าหมาย ไม่มีการตัดสินใจด้วยเหตุผล ในอุดมคติมาก่อน ชุดของการฝึกสอน จะมีเพียงอินพุต เวกเตอร์เท่านั้น เทรนนิ่งอัลกอริทึมจะเปลี่ยนแปลงค่าเวกซ์ของโครงข่าย เพื่อสร้างเอาต์พุตที่มีความมั่นคง ยกตัวอย่าง เช่น หากให้โครงข่ายรู้จำภาพหน้าคนหนึ่ง หากภาพหน้าคนคนนั้น เปลี่ยนแปลงไปเล็กน้อย (Image อาจมี Noise ร่วมอยู่บ้าง) โครงข่ายนั้นก็ยัง สามารถบอกได้ว่า คนคนนั้นเป็นคนเดิมเป็นต้น การฝึกสอนจะไม่มี การตัดสินใจมาก่อน ไม่มีการกำหนดแบบเอาต์พุตมาก่อน (อาจกล่าวได้ว่าแบบเอาต์พุตจะถูกกำหนดโดยอินพุตเวกเตอร์นั่นเอง) ดังนั้น เอาต์พุตของโครงข่ายก็เช่นกัน ส่วนใหญ่จะถูกแปรรูปซึ่งจะเข้าใจได้ภายหลังขบวนการฝึกสอน ดังนั้นจึงไม่สามารถแก้ปัญหาที่เคร่งครัดสำคัญได้ แต่มักนิยมใช้โครงข่ายแบบนี้กับงานง่ายๆ ประเภทการเปรียบเทียบเอกลักษณ์, รูปแบบที่สัมพันธ์กันระหว่างอินพุต-เอาต์พุต ที่ถูกกำหนดโดยโครงข่าย

#### 4.5.3 วิธีการแก้ปัญหาการฝึกสอน (Training Algorithm)

ส่วนใหญ่แล้วทุกวันนี้ การแก้ปัญหาฝึกสอนของโครงข่ายค่อยๆ พัฒนาก้าวหน้าขึ้นจากแนวความคิดของ ดี โอ เฮบบ์ (ปี 1961) เขาได้เสนอโมเดลของ การฝึกสอนแบบอิสระ (Unsupervised training) ในแบบซินแนปติกส์ตรงที่หรือเวกซ์ ซึ่งจะเพิ่มขึ้น ถ้าทั้งแหล่งกำเนิด (Input Source) และจุดหมายปลายทาง (Destination) ของนิวรอลได้รับการสนใจ กรณีนี้ถ้ามีการใช้งานทางเสี้ยนนี้บ่อยๆก็จะทำให้ซินแนปติกส์ตรงจ (หรือเวกซ์) แข็งแรงขึ้น (เซลล์สมองที่ใช้งานมากบ่อยๆ ก็จะทำให้ ซินแนปส์ใหญ่ขึ้นการส่งผ่านข้อมูลพัลส์ไฟฟ้าทำได้ดีขึ้น ทำให้มีประสิทธิภาพดีขึ้น เช่นสามารถคิดหรือจดจำได้เร็วและดีขึ้น) โครงข่ายประสาทเทียมนี้ ใช้การเรียนรู้แบบเฮบบ์ (Hebbian learning) จะเพิ่มค่าเวกซ์ของโครงข่ายอย่างสอดคล้องกับผลคูณของระดับความสนใจของแหล่งกำเนิดและจุดหมายของนิวรอล ตามสมการดังนี้

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \alpha OUT_i OUT_j$$

โดย  $W_{ij}(n)$  คือค่าเวกซ์ จากนิวรอล  $i$  ไปยังนิวรอล  $j$  ก่อนปรับปรุงค่า

$W_{ij}(n+1)$  คือค่าเวกซ์ จากนิวรอล  $i$  ไปยังนิวรอล  $j$  หลังปรับปรุงค่า

$\alpha$  คือค่าคงที่ของการเรียนรู้ (Learning rate coefficient)

$OUT_i$  คือเอาต์พุตของนิวรอล  $i$  และเป็นอินพุตของนิวรอล  $j$

$OUT_j$  คือเอาต์พุตของนิวรอล  $j$

โครงข่ายที่มีลักษณะการฝึกสอนแบบเฮบเบนนั้น เป็นผลมาจากการพัฒนามาแล้วกว่า 20-30 ปี โดยเฉพาะงานของโรเซนเบลทท์ (Rosenblatt:1962), วิโดรว์(Widrow:1959), วิโดรว์และฮอฟฟ์ (Widrow&Hoff:1960) และอีกหลายๆ คนที่พยายามพัฒนาระบบการเทรนนิ่งแบบควบคุม ที่สร้างโครงข่ายที่สามารถเรียนรู้แบบของอินพุทได้อย่างกว้างขวางและมีอัตราการเรียนรู้สูง ที่บรรลุผลได้จากหลักการพื้นฐานของการเรียนรู้หรือเทรนนิ่งให้กับโครงข่ายเช่น Perceptrons, Hopfieldnets, Backpropagation Networks และ Counter propagation.

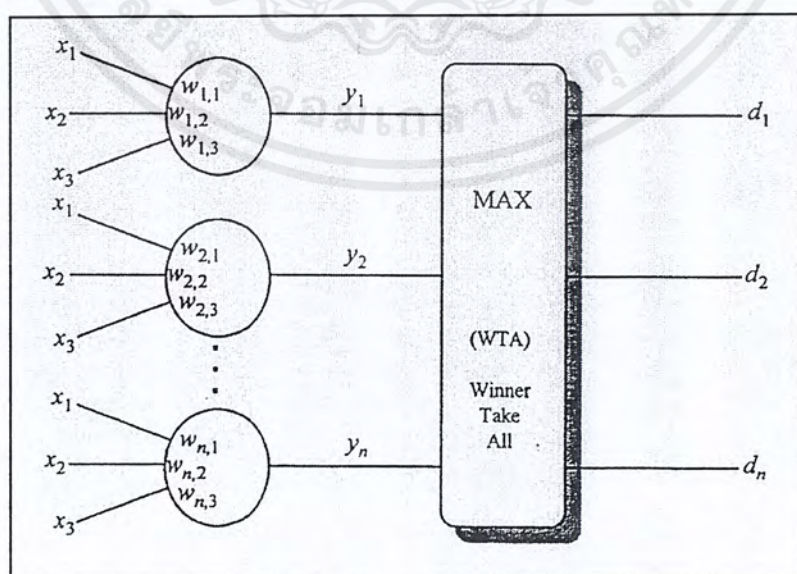
#### 4.6 โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบต่างๆ

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงตัวอย่างของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบต่างๆ ที่ได้รับความนิยมและถูกนำมาใช้กันอย่างกว้างขวาง

##### 1. โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอน (Perceptron)

เพอร์เซพตรอนเป็นโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นเพียงชั้นเดียว (Single Layer) และถูกออกแบบมาเพื่อใช้งานประเภทจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) โดยถูกจัดอยู่ในกลุ่มของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมประเภทการเรียนรู้โดยมีครู ซึ่งมีลักษณะการทำงานดังที่จะกล่าวต่อไปนี้

ถ้ามีกลุ่มข้อมูลที่สามารถถูกแทนด้วย  $k$  ประเภทข้อมูล (Category) แล้วละก็ โครงข่ายเซลล์ประสาทแบบเพอร์เซพตรอน ก็จะต้องมี  $k$  เซลล์ประสาทภายในหนึ่งชั้น (Layer) เช่นกัน นั่นคือ จะแทนหนึ่งเซลล์ประสาทต่อหนึ่งประเภทข้อมูล และข้อมูลที่ป้อนเข้ามาจะถูกป้อนต่อไปให้เซลล์ประสาททั้งหมด  $k$  เซลล์ และมี  $k$  เอาต์พุทที่เป็นผลลัพธ์ซึ่งได้จาก  $k$  เซลล์ประสาท จากนั้น ผลลัพธ์ที่ได้นี้ก็จะถูกป้อนไปยังขั้นตอนการตัดสินใจ (Decision) และเลือกเอาค่าที่มากที่สุดเป็นค่าที่ต้องการ โดยที่ขั้นตอนในการตัดสินใจจะทำหน้าที่ตัดสินใจในการจัดประเภทข้อมูลที่ได้รับเข้ามาจากอินพุทว่า สอดคล้องกับประเภทข้อมูลใด ดังแสดงไว้ในรูปที่ 4-11



รูปที่ 4-11 แสดงการทำงานของเพอร์เซพตรอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ

$$Y_k = \sum_i w_{ki} x_i$$

$$y_m = \text{MAX}\{y_k\}$$

โดย  $m$  เป็นชั้นสลับของค่า  $y$  ที่มากที่สุด

$$d_m = 1; d_i = 0 \text{ เมื่อ } i \neq m$$

อัลกอริทึมการฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอน

(1) สร้างกลุ่มตัวอย่างข้อมูลของการฝึกเรียนรู้ขึ้นมา โดยสร้างมาจาก เวกเตอร์  $X$  และ  $D$  เมื่อเวกเตอร์  $X$  เป็นกลุ่มของข้อมูลอินพุต ( $x_i$ ) ถูกสร้างไว้เป็นรูปแบบ (Pattern) เพื่อใช้ในการตัดสินใจ และเวกเตอร์  $D$  เป็นกลุ่มของข้อมูลที่สุ่มเข้ามา แต่ละคู่ของข้อมูลใน  $(X, D)$  กลุ่มจะถูกป้อนให้กับเพอร์เซพตรอน โดยกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนไปให้กับเพอร์เซพตรอนในแต่ละรอบ จะเรียกว่า “Epoch1” ซึ่งกระบวนการดังกล่าวจะกระทำซ้ำๆ Epoch

(2) กำหนดสภาวะเริ่มต้นให้กับเพอร์เซพตรอน โดยวิธีการสุ่มให้ค่า  $W_{ij}$  ทุกตัว ซึ่งมักจะกำหนดให้ค่าอัตราการเรียนรู้  $L$  (Training Rate) มีค่าน้อยๆ ประมาณ “1”

(3) กระบวนการประมวลผลหลัก (Main Loop) : ให้ดำเนินการตามขั้นตอนของ Epoch สำหรับกลุ่มของข้อมูลที่ต้องการให้ฝึกเรียนรู้ เป็นคู่  $(X, D_{\text{desired}})$  เมื่อ  $D_{\text{desired}}$  คือ ค่า  $D$  ที่ต้องการ

ขั้นตอนที่ 1 ป้อนข้อมูล  $X$  แล้วให้คำนวณ  $D_{\text{computed}}$

ขั้นตอนที่ 2 เปรียบเทียบค่า  $D_{\text{desired}}$  กับ  $D_{\text{computed}}$  ที่ได้จากขั้นตอนที่ 1

ขั้นตอนที่ 3 ถ้าค่า  $D_{\text{desired}} = D_{\text{computed}}$  ให้กลับไปทำขั้นตอนที่ 1 ใหม่ เมื่อ Epoch ยังทำงานไม่เสร็จสิ้น หรือไปที่ขั้นตอนที่ 4 ถ้า Epoch ถูกทำงานจนเสร็จสิ้นหมดแล้ว

ถ้าค่า  $D_{\text{desired}} \neq D_{\text{computed}}$  ให้ปรับค่าน้ำหนัก ( $w$ ) เสียใหม่ดังสมการข้างล่างนี้

ถ้า  $D_{\text{desired}}$  คือ  $d_k = 1$  และ  $D_{\text{computed}}$  คือ  $d_j = 1$  (ซึ่งเป็นการตัดสินใจที่ผิด :

เมื่อ  $k$  คือ ประเภทข้อมูลที่ต้องการ และ  $j$  เป็นการตัดสินใจผิด )

$$W_{kj}(\text{new}) = W_{kj}(\text{old}) + L_{x_i} \text{ สำหรับ } i \text{ ทุกค่า}$$

$$W_{ji}(\text{new}) = W_{ji}(\text{old}) - L_{x_i} \text{ สำหรับ } i \text{ ทุกค่า}$$

ย้อนกลับไปดำเนินการใน ขั้นตอนที่ 1 ใหม่

ขั้นตอนที่ 4 ถ้าไม่สามารถหาค่าที่ต้องการได้ในขั้นตอนของ Epoch ได้หยุด แต่ถ้าเป็นกรณีอื่นให้ย้อนกลับไปยัง กระบวนการประมวลผลหลัก (3) กระทำ Epoch ซ้ำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อัลกอริทึมข้างบนนี้จะทำการประมวลผลจนกระทั่งสำเร็จ แต่สิ่งหนึ่งที่พึงควรระวัง คือ การเรียนรู้ของเพอร์เซพตรอนที่ไม่ลู่เข้า ดังนั้นจึงควรศึกษา การใช้เพอร์เซพตรอนจาก ทฤษฎีการลู่เข้าของเพอร์เซพตรอน (Perceptron Convergence Theorem) ซึ่งจะได้อธิบายต่อไปนี้

ทฤษฎีการลู่เข้าของเพอร์เซพตรอน

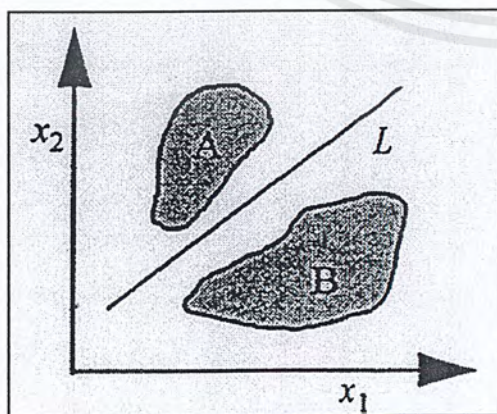
ถ้ากลุ่มของข้อมูลที่ต้องการนำมาฝึกให้เรียนรู้ คือ เวกเตอร์  $X$  ซึ่งเป็นข้อมูลประเภทจำแนกแบบเชิงเส้น (Linear Separable) อัลกอริทึมก็จะลู่เข้าตามจำนวนของ Epoch ซึ่งมีจำนวนจำกัด

จากทฤษฎีบทที่กล่าวมานั้น ความหมายของคำว่า “จำแนกแบบเชิงเส้น” นั้น หมายถึง ถ้าทำการพลอตตำแหน่งของสมาชิกในเวกเตอร์  $X$  แต่ละตัว โดยใช้ค่า  $X$  เป็นค่าโคออดิเนตของแกน แล้วประเภทของข้อมูล  $k$  สามารถจำแนกจากกันได้ด้วยเส้นตรง  $k-1$  หรืออาจเป็นระนาบก็ได้ คงจะเห็นภาพได้ชัดเจนยิ่งขึ้นจากสองประเภทเท่านั้นของการตัดสินใจ คือข้อมูลประเภท  $A$  และข้อมูลประเภท  $B$  เมื่อทำการพลอตค่าของ  $x_1$  และ  $x_2$  แล้วจะได้ดังรูปที่ 4-12 เมื่อทุกจุดที่อยู่ในข้อมูลประเภท  $A$  จะมีเวกเตอร์  $D$  ดังนี้

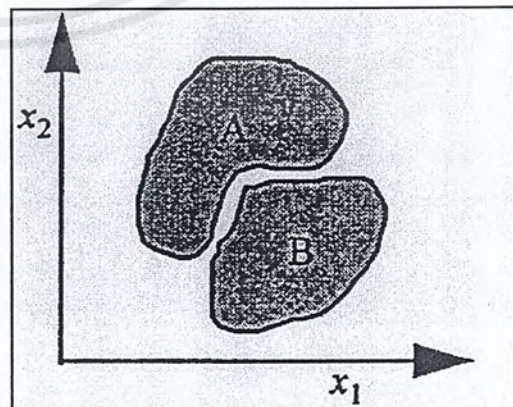
$$D = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

และขณะเดียวกัน ข้อมูลประเภท  $B$  ก็จะมีเวกเตอร์  $D$  ดังนี้

$$D = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$



(ก) ข้อมูลที่สามารถจำแนกแบบเชิงเส้น



(ข) ข้อมูลที่ไม่สามารถจำแนกออกจากกันได้

รูปที่ 4-12 แสดงการจำแนกประเภทข้อมูลเพื่ออธิบายการลู่เข้าของเพอร์เซพตรอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลที่อยู่เป็นกลุ่มดังแสดงในรูปที่ 4-12(ก) ซึ่งมีเส้นตรง  $L$  เป็นเส้นแบ่งกลุ่มของข้อมูลออกเป็นสองส่วน คือ ข้อมูลประเภท A และข้อมูลประเภท B ซึ่งกลุ่มข้อมูลที่วางตัวในลักษณะอย่างนี้ เราเรียกว่า “การจำแนกแบบเชิงเส้น” ดังนั้น อัลกอริทึมของเพอร์เซพตรอนจะดูเข้าและให้คำตอบที่ถูกต้องเสมอ แต่ในโลกแห่งความเป็นจริงนั้น กลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการฝึกเรียนรู้ จะมีการวางตัวดังแสดงในรูปที่ 4-12(ข) ซึ่งไม่มีเส้นตรงเส้นไหนเลยที่สามารถแบ่งข้อมูลประเภท A และข้อมูลประเภท B ออกจากกันได้ ฉะนั้น ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกเรียนรู้ในลักษณะแบบนี้ จะให้ผลที่ไม่ยอมดูเข้า เมื่อนำไปใช้กับอัลกอริทึมของเพอร์เซพตรอน โดยที่อัลกอริทึมจะทำงานวนซ้ำไปเรื่อย ๆ ถ้าปล่อยให้อัลกอริทึมทำงานเป็นเวลานานเกินไป ความสามารถในการจำแนกประเภทข้อมูลอาจจะให้คำตอบที่ไม่ถึงประสงค์ได้ ดังนั้น ความสามารถในการจำแนกประเภทข้อมูลจึงเป็นสิ่งที่ต้องคำนึงถึงเป็นอย่างมาก ซึ่งโดยทั่วไปแล้วสำหรับอัลกอริทึมการแบ่งประเภทข้อมูลแบบอื่นๆ จะยอมลดขีดความสามารถของการแบ่งประเภทข้อมูลลง โดยจะยอมให้ทำงานอยู่ประมาณ 90 เปอร์เซ็นต์ของเวลาที่ยังทำงานได้อย่างถูกต้อง เมื่อมันมีแนวโน้มที่จะไม่ดูเข้า

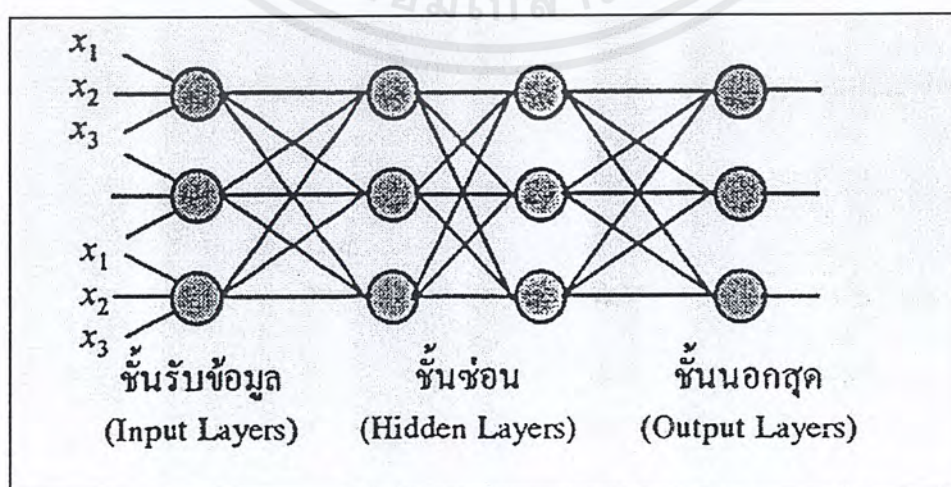
## 2. โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบแพร่กลับ(Back Propagation)

โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบแพร่กลับเป็นโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi Layer) โดยพัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้ไขปัญหาคือสิ่งที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวไม่สามารถแก้ไขได้ เช่น ข้อจำกัดของการจำแนกแบบเชิงเส้น (Linear Separation) ของเพอร์เซพตรอน ซึ่งเป็นโครงข่ายเซลล์ประสาทแบบชั้นเดียว

โครงสร้างของเซลล์ประสาทเทียมแบบแพร่กลับ จะถูกวางเรียงกันเป็นชั้นๆ ซึ่งมีด้วยกันทั้งหมด 3 ชั้น

คือ

- (1) ชั้นรับข้อมูล (Input Layer)
- (2) ชั้นซ่อน (Hidden Layer)
- (3) ชั้นนอกสุด (Output Layer)



รูปที่ 4-13 แสดงโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบมีชั้นซ่อนสองชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในส่วนของชั้นรับข้อมูลจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท ซึ่งทำหน้าที่รับข้อมูลจากภายนอกเข้ามา ถัดจากชั้นรับข้อมูลเข้ามา จะเป็นชั้นซ่อน ซึ่งประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทที่ทำหน้าที่รับข้อมูลจากเซลล์ประสาทเซลล์อื่นๆเข้ามาทำการประมวลผล และจะให้ผลลัพธ์เพียงค่าเดียวและจะป้อนให้กับเซลล์ประสาทอื่นๆ ต่อไป ส่วนชั้นนอกสุดนั้น จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทที่จะให้ผลลัพธ์สุดท้ายออกมา

ถ้าในการทำงานของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมมีการส่งผ่านข้อมูลจากชั้นหนึ่ง ไปยังอีกชั้นหนึ่งที่อยู่ถัดไป โดยไม่มีการป้อนข้อมูลให้เซลล์อื่นอีก เราจะเรียกการทำงานในลักษณะนี้ว่า “Feedforward” นั้นหมายความว่า ผลลัพธ์ที่ได้ของแต่ละเซลล์ประสาทในชั้นใดๆ จะถูกป้อนสู่ชั้นถัดไป

ในการรับข้อมูลของชั้นรับข้อมูล จะรับเพียง  $x_1$ ,  $x_2$  และ  $x_3$  เท่านั้น และขณะเดียวกัน ผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นรับข้อมูล จะกลายเป็นข้อมูลที่ป้อนให้กับชั้นซ่อนชั้นที่ 1 ผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นซ่อนชั้นที่ 1 จะป้อนให้ชั้นซ่อนชั้นที่ 2 ต่อไป เซลล์ประสาทชั้นนอกสุดจะรับข้อมูลจากชั้นซ่อนชั้นที่ 2 เซลล์ประสาทที่ทำงานแบบ Feedforward ดังที่ได้กล่าวมาแล้วนั้น จะเป็นที่จะต้องมีการเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนที่สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ทุกค่า ดังนั้นในการเลือกใช้งานฟังก์ชันจึงควรเลือกฟังก์ชันแบบ Sigmoid หรือ Hiperbolic Tangent และไม่ควรใช้ฟังก์ชันแบบ Step หรือ ฟังก์ชันอิมพัลส์เชิงเส้น ส่วนฟังก์ชัน Sigmoid เป็นฟังก์ชัน ที่นิยมนำมาใช้งานกันเป็นอย่างมาก ซึ่งสามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ทุกค่าดังแสดงในสมการข้างล่างนี้

$$f(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$$

$$\frac{df(a)}{da} = f(a)[1 - f(a)]$$

ส่วนในขั้นตอนการนำโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมไปใช้งาน ภายหลังที่คำนวณน้ำหนักของแต่ละเซลล์ประสาทถูกคำนวณจนเสร็จสิ้นแล้วโดยการฝึกเรียนรู้ ข้อมูลจากภายนอกจะถูกป้อนให้กับอินพุต  $x$  เซลล์ประสาทในชั้นรับข้อมูลจะตอบสนองต่อข้อมูลที่ป้อนเข้ามา และจะได้เอาต์พุตออกมาที่ชั้นรับข้อมูล ซึ่งเอาต์พุตที่ได้นี้จะกลายเป็นอินพุตของชั้นซ่อนต่อไป โดยลักษณะของการส่งผ่านข้อมูลจะส่งผ่านจากชั้นหนึ่งไปยังอีกชั้นหนึ่ง จนกระทั่งถึงชั้นนอกสุด ซึ่งจะเป็นเอาต์พุตที่ผ่านการตอบสนองของทุกเซลล์ประสาทแล้ว

อัลกอริทึมการฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

อัลกอริทึมที่ใช้ฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบแพร่กลับ จะมีการทำงานแบบวนซ้ำ (Iteration) โดยใช้ Gradient Descent เป็นตัวควบคุมทำให้ผลรวมของความผิดพลาดกำลังสอง (sum of square error) มีค่าน้อยที่สุด เวกเตอร์  $\{ C_i, B_i \}$  เป็นเวกเตอร์ที่ใช้ในการฝึกเรียนรู้ให้กับโครงข่ายเซลล์ประสาทที่มีการทำงานแบบ Feedforward โดยที่เวกเตอร์  $C$  จะเป็นอินพุต ถ้ากำหนดให้

$$C = (c_1, c_2, c_3, \dots, c_n)$$

แล้วจะได้ว่า  $x_1 = c_1, x_2 = c_2, x_3 = c_3, \dots, x_n = c_n$

และมีเวกเตอร์ B เป็นเอาต์พุตที่ต้องการ ส่วนเอาต์พุตที่แท้จริงคือ

$$Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_k)$$

ซึ่งจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตที่ต้องการ

$$B = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_k)$$

ส่วนเวกเตอร์ความผิดพลาด D จะถูกคำนวณโดย

$$D = (b_1 - y_1, b_2 - y_2, b_3 - y_3, \dots, b_k - y_k)$$

ค่าความผิดพลาดนี้จะถูกแพร่กลับไปยังโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยเริ่มจากชั้นนอกสุดของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม และต่อไปยังชั้นสุดท้ายของชั้นซ่อน และแพร่ไปยังทุกๆชั้น จนถึงชั้นรับข้อมูล นี่เป็นการคำนวณเพื่อหาความผิดพลาดของแต่ละเซลล์ประสาทว่ามีค่ามากน้อยเพียงใด ค่าความผิดพลาดทั้งหมด  $D_j$  จะเป็นคุณสมบัติของเซลล์ประสาท  $j$  และท้ายสุด น้ำหนักของแต่ละเซลล์ประสาทจะถูกปรับเพื่อลดค่าความผิดพลาด ซึ่งลำดับขั้นตอนการทำงานสามารถอธิบายได้ดังนี้

- (1) กำหนดสภาวะเริ่มต้น : กำหนดค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาทด้วยการสุ่ม และกำหนดอัตราการเรียนรู้  $R$
- (2) กระบวนการประมวลผลหลัก (Main Loop) : ในแต่ละคู่ของเวกเตอร์ C และ B ให้ดำเนินการดังนี้

(2.1) ให้อินพุตด้วยเวกเตอร์ C โดยป้อนแบบ Feedforward เพื่อคำนวณหาค่า Y

(2.2) คำนวณหาค่าความผิดพลาด B - Y

(2.3) ทำการแพร่กลับค่าความผิดพลาด เพื่อให้ได้ค่า d ในแต่ละเซลล์ประสาท

(2.4) ทำการปรับค่าน้ำหนักของแต่ละเซลล์ประสาท

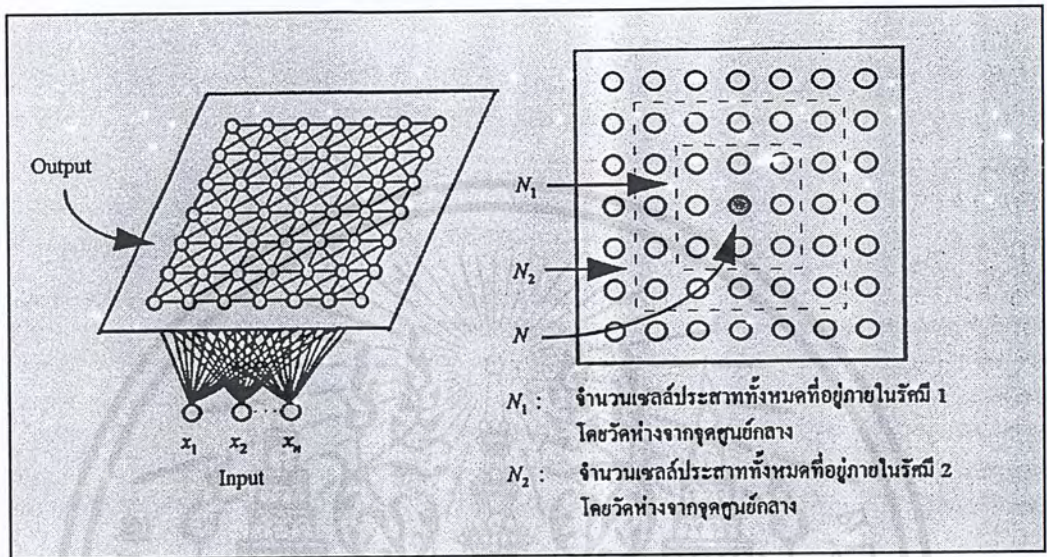
- (3) ตรวจสอบ : หลังจากที่ผ่านมาจากกระบวนการประมวลผลหลักแล้ว ให้ตรวจสอบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมว่าให้คำตอบที่ดีพอที่จะหยุดการทำงานได้หรือยัง ถ้ายังไม่ดีพอ ให้ทำการลดค่าอัตราการเรียนรู้  $R$  แล้วย้อนกลับไปทำงานซ้ำในขั้น

#### ตอนที่ 2 ใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบ Self-Organizing Map

โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบ Self-Organizing Map ซึ่งถูกจัดอยู่ในประเภท การเรียนรู้โดยไม่มีครู โดยโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาท เพื่อที่จะจัดกลุ่มของข้อมูลที่ได้รับเข้ามาทางอินพุทของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม



รูปที่ 4-14 แสดงโครงสร้างของ Self-Organizing Map

โครงสร้างของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบนี้ จะประกอบด้วยชั้นของเซลล์ประสาทเพียงชั้นเดียว แต่จะมีการเรียงของเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ในลักษณะตาข่ายสี่เหลี่ยม ดังแสดงในภาพที่ ซึ่งมีขนาด 7 แถว หลัก ( เหมือนเมตริกซ์) โดยเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะถูกกำหนดหรือบอกตำแหน่งไว้ด้วยตัวเลขแถว (row number) และตัวเลขหลัก (coloumn number) และในการกำหนดระยะทางความห่างระหว่างสองเซลล์ประสาทใดๆจะใช้ค่าตัวเลขสูงสุดของผลต่างในแถวหรือหลักในการแบ่งแยกสองเซลล์ประสาท ตัวอย่างเช่น ถ้าเซลล์ประสาทเซลล์ที่หนึ่ง อยู่ในตำแหน่งแถวที่ 3 และหลักที่ 5 และเซลล์ประสาทเซลล์ 2 อยู่ในตำแหน่งแถวที่ 4 และหลักที่ 7 ผลต่างของแถวของเซลล์ประสาททั้งสอง คือ  $4-3=1$  และผลต่างของหลักของเซลล์ประสาททั้งสองคือ  $7-5=2$  เพราะฉะนั้น ค่าตัวเลขสูงสุดของผลต่างในแถวหรือหลัก คือ 2 เราจะนำหลักการดังกล่าวมาเป็นเครื่องกำหนดเซลล์ประสาทข้างเคียงและรัศมีของเซลล์ประสาทข้างเคียง เช่น รัศมีของเซลล์ประสาทข้างเคียง K สำหรับเซลล์เซลล์ประสาท N คือ กลุ่มของเซลล์ประสาททั้งหมดที่อยู่ล้อมรอบเซลล์ประสาท N โดยมีระยะห่างจาก N เป็นระยะทาง K หรือน้อยกว่า ดังแสดงในรูปที่ 4-14

ส่วนน้ำหนักของเซลล์ประสาทจะถูกทำการ Normalized ดังนั้น ผลรวมของน้ำหนักยกกำลังสอง จะมีค่าเท่ากับ “1” เอาท์พุทของเซลล์ประสาทจะได้จากการใช้เทคนิคเลือกผู้ชนะ (Winner Take All) แต่ละเซลล์จะรับข้อมูลอินพุท  $x_i$  มาจากแหล่งเดียวกัน โดยข้อมูลอินพุทจะถูกป้อนให้เรียงตามลำดับ และน้ำหนัก

ของเซลล์ประสาทจะถูกปรับ โดยมีอัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้ดังนี้ เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## อัลกอริทึมการเรียนรู้สำหรับ โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบ Self-Organizing Map

### (1) กำหนดสภาวะเริ่มต้น

- (1.1) กำหนดค่า  $R$  (อัตราการเรียนรู้  $< 1$ )
- (1.2) กำหนดค่า  $K$  ซึ่งเป็นรัศมีของเซลล์ประสาท
- (1.3) กำหนดค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาททั้งหมดโดยการสุ่มด้วยตัวเลขน้อยๆ พร้อมกับทำการ Normalize ค่าน้ำหนัก

### (2) กระบวนการประมวลผลหลัก (Main Loop)

- (2.1) ป้อนข้อมูล  $X$
  - (2.2) คำนวณค่า  $a_i = \sum w_{ij} x_j$  ของทุกเซลล์ประสาท
  - (2.3) เลือกเซลล์ประสาทที่ให้ค่ามากที่สุด ( $N$ )
  - (2.4) ทำการปรับค่าของทุกเซลล์ประสาท  $i$  ภายในรัศมี  $K$  ของเซลล์ประสาทข้างเคียง  $N$
  - (2.5) ทำการ Normalize น้ำหนัก
- (3) เมื่อสิ้นสุดการทำงานจากกระบวนการประมวลผลหลัก ให้ลดค่า  $K$  และค่า  $R$  ถ้า  $K \neq 0$  ให้ย้อนกลับไปดำเนินการในขั้นตอนกระบวนการประมวลผลหลัก (2)

## 4. โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบ ฮอปฟิลด์ (Hopfield Neural Network)

โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบ ฮอปฟิลด์ เป็นโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่ถูกจัดอยู่ในประเภท การเรียนรู้โดยการบังคับ (Reinforcement Learning) โดยถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้ปัญหา ปัญหาการเลือกคำตอบที่ดีที่สุด(Optimization Problem) ซึ่งมีหลักการทำงาน คือ การสร้างวิธีการตัดสินใจร่วมกัน โดยขึ้นอยู่กับพื้นฐานของข้อมูลที่ได้รับเข้ามาในแต่ละเซลล์ประสาทพร้อมๆกัน และมีการส่งผ่านข้อมูลระหว่างเซลล์ประสาทพร้อมกับบังคับให้โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมเข้าสู่สภาวะคงที่หรือเสถียรภาพ (Stable State) เพื่อที่จะได้ตัดสินใจกับข้อมูลที่ได้รับเข้ามานั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



หรือ

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N T_{ikjl} V_{ik} V_{jl} - \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N I_{ik} V_{ik}$$

เมื่อ  $V_{ik}$  และ  $V_{jl}$  คือ สถานะของเซลล์ประสาท ณ ตำแหน่ง  $ik$  และ  $jl$  ตามลำดับ ซึ่งจะมีค่า

เป็น “0” หรือ “1” เท่านั้น

$T_{ikjl}$  คือ ความสัมพันธ์ที่เชื่อมโยงถึงกันของเซลล์ประสาท  $ik$  กับ  $jl$

$I_{ik}$  คือ ข้อมูลภายนอกที่ป้อนให้กับเซลล์ประสาท

คำตอบจะปรากฏ ก็ต่อเมื่อ สมการ ได้ปรับตัวเองเข้าสู่สภาวะพลังงานต่ำสุดแล้ว คำตอบที่ต้องการ ก็จะปรากฏอยู่ในแต่ละเซลล์ประสาทในโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมนั่นเอง แต่การที่สมการจะปรับตัวเอง เพื่อเข้าสู่สภาวะพลังงานต่ำสุดได้นั้น เซลล์ประสาท  $V_{ik}$  จะต้องมีการเปลี่ยนแปลงสถานะตามสมการต่อไปนี้

$$V_{ik} \rightarrow 0 \quad \Leftrightarrow \left( \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N T_{ikjl} V_{jl} + I_{ik} \right) < 0$$

$$V_{ik} \rightarrow 1 \quad \Leftrightarrow \left( \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N T_{ikjl} V_{jl} + I_{ik} \right) > 0$$

$$V_{ik} \rightarrow \text{no change} \quad \Leftrightarrow \left( \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N T_{ikjl} V_{jl} + I_{ik} \right) = 0$$

ซึ่งการเปลี่ยนแปลงสถานะของ  $V_{ik}$  ใดๆนั้น เป็นการปรับค่าพลังงานเฉพาะเซลล์ประสาทรุ่นเท่านั้น ดังนั้น สมการย่อยของการเปลี่ยนแปลงสถานะของ  $V_{ik}$  จึงเป็นการกำหนดให้  $i$  กับ  $k$  เป็นค่าคงที่ คงเหลือแต่  $j$  กับ  $l$  ที่เป็นตัวแปร จึงได้สมการย่อยของการลดค่าพลังงาน ดังสมการสามสมการด้านบน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อัลกอริทึมการทำงานของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบโฮปฟิลด์

(1) กำหนดสถานะเริ่มต้นให้กับโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยการกำหนดเซลล์

ประสาท  $V_{ik}$  ให้มีค่าเป็น “0” กับ “1” ตามเงื่อนไขสมการต่อไปนี้

$$V_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{if } f(i,k) > u \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

เมื่อ  $f(i,k)$  คือ ฟังก์ชันกำหนดค่าความสามารถเข้ากันได้ (Compatibility) ของเซลล์ประสาทที่  $i$  และ  $k$

และ  $u$  คือ ค่าคงที่สำหรับตั้งเป็นค่า Threshold ของฟังก์ชัน  $f(i,k)$

(2) กระบวนการประมวลผลหลัก :

(2.1) ทำการสุ่มเอาเซลล์ประสาท  $(i,k)$  ที่มีค่าเป็น “1” แล้วทำการคำนวณค่า  $U_{ik}$

$$U_{ik} = \left( \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N (T_{ijkl} - \delta_{ij} - \delta_{kl}) V_{jl} + I_{ik} \right)$$

$\delta_{ij}$  คือ Kronecker delta function

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad \delta_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{if } k = l \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

(2.2) ทำการตัดสินใจเปลี่ยนสถานะของ  $V_{ik}$  ตามสมการต่อไปนี้

$$V_{ik} \rightarrow 0 \quad \text{if } U_{ik} < 0$$

$$V_{ik} \rightarrow 1 \quad \text{if } U_{ik} > 0$$

$$V_{ik} \rightarrow \text{no change} \quad \text{if } U_{ik} = 0$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- (3) ตรวจสอบ : ตรวจสอบการเปลี่ยนสถานะของ  $V_k$  ว่ายังมีการเปลี่ยนแปลงอยู่หรือไม่ ถ้ายังมีการเปลี่ยนแปลงให้กลับไปดำเนินการในกระบวนการประมวลผลหลัก (2) แต่ถ้าไม่มีการเปลี่ยนแปลงสถานะของ  $V_k$  แสดงว่า  $U_k$  ได้เข้าสู่สภาวะพลังงานต่ำสุดแล้ว ได้ไปดำเนินการต่อในขั้นตอนที่ 4
- (4) คำตอบสุดท้ายจะปรากฏที่ตำแหน่ง  $V_k$  มีค่าเป็น “1” ในโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

### การเตรียมข้อมูลและการรู้จำวัตถุ

ในบทนี้สามารถแยกเนื้อหาออกเป็นสองส่วน โดยส่วนแรกจะอธิบายถึงขั้นตอน วิธีการในการจัดเตรียมข้อมูลเพื่อการรู้จำวัตถุ ตั้งแต่ขั้นตอนในการถ่ายภาพแล้วนำไปประมวลผล จนได้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมจะนำมาใช้ในการจดจำวัตถุ ในส่วนที่สองจะกล่าวถึงหลักในการออกแบบตัวโปรแกรมซึ่งใช้ในการรู้จำวัตถุโดยใช้หลักของ Neural Network รวมถึงขั้นตอนในการ Train เพื่อให้ระบบสามารถรู้จำวัตถุได้และการทดสอบการจดจำของระบบ

#### 5.1 การเตรียมข้อมูลเพื่อการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

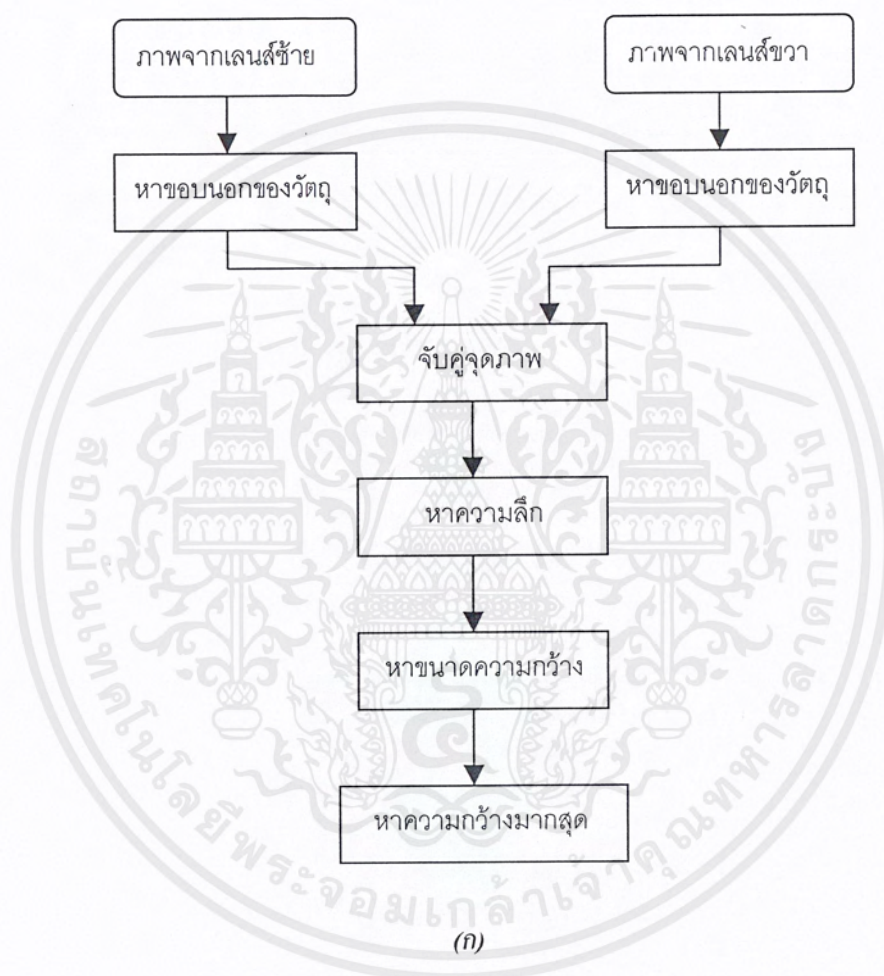
ข้อมูลที่จะใช้ในการรู้จำวัตถุโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นลักษณะเด่นของวัตถุ เช่น รูปร่าง ขนาด สีของเนื้อวัตถุ การหาลักษณะเด่นของวัตถุจะอาศัยขบวนการ Image Processing หาขอบวัตถุ ขนาด และจำนวนแต่ละสีในวัตถุ แล้วนำมาคำนวณความสัมพันธ์ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เพื่อนำไปรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

ข้อมูลที่ใช้ในการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกเป็น 3 ประเภทดังนี้

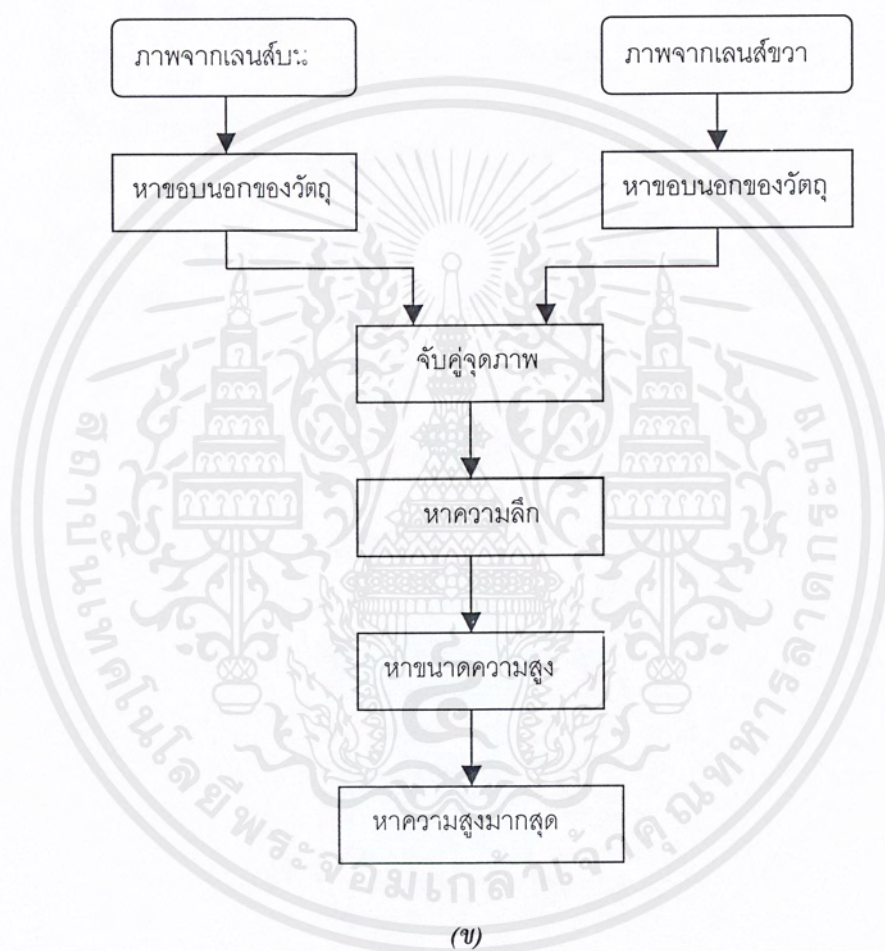
1. ข้อมูลที่เป็นขนาดความกว้างและขนาดความสูงของวัตถุ
2. ข้อมูลที่เป็นความถี่สีของภาพวัตถุ
3. ข้อมูลที่เป็นความถี่ค่าความชันของขอบภาพวัตถุ

##### 5.1.1 ข้อมูลที่เป็นขนาดความกว้างและความสูงของวัตถุ

ความกว้างและความสูงของวัตถุเป็นคุณสมบัติที่แสดงถึงขนาดวัตถุ การหาความกว้างและความสูงของวัตถุ ต้องอาศัยภาพจากเลนส์ของกล้อง Triclop ทั้ง 3 เลนส์ นำมาประมวลผลด้วยวิธี Stereo Image จะได้ข้อมูลที่เป็นขนาดความกว้างและขนาดความสูงของวัตถุ เขียนเป็น Flow Chart ได้ดังนี้

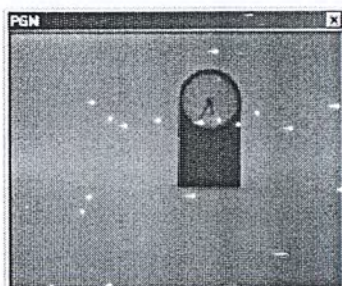


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

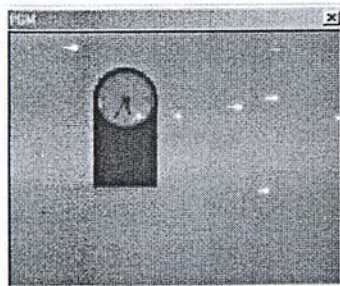


รูปที่ 5-1 (ก) Flow Chart การหาขนาดความกว้าง (ข) Flow Chart การหาขนาดความสูงของวัตถุ

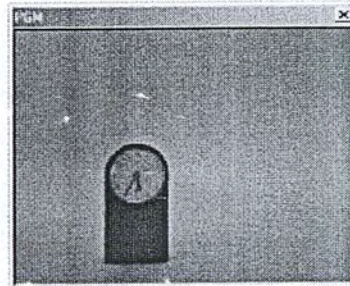
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



(a) ภาพจากเลนส์ซ้าย



(b) ภาพจากเลนส์ขวา



(c) ภาพจากเลนส์บน

รูปที่ 5-2 ภาพนาฬิกาที่ถ่ายจากเลนส์ของกล้อง Triclop

ขนาดความสูงของวัตถุที่ได้จากการวัด	0.15000 เมตร
ขนาดความสูงของวัตถุที่ได้จากโปรแกรม	0.14880 เมตร
ขนาดความกว้างของวัตถุที่ได้จากการวัด	0.08000 เมตร
ขนาดความกว้างของวัตถุที่ได้จากโปรแกรม	0.08805 เมตร

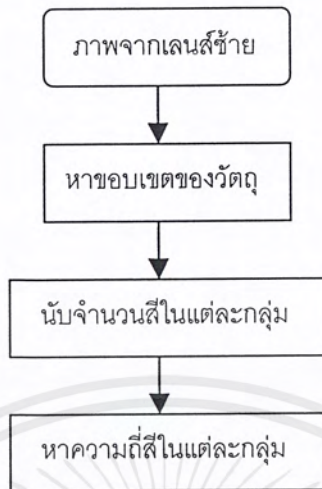
ขนาดความกว้างและขนาดความสูงของวัตถุเป็นลักษณะเด่นที่สามารถแสดงถึงวัตถุที่ทำการจดจำได้ จึงเหมาะสำหรับเป็นข้อมูลในการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ขนาดที่หาได้จากโปรแกรมจะมีความคลาดเคลื่อนจากขนาดจริงประมาณ 0.01 ถึง 0.02 เมตร ขนาดที่คลาดเคลื่อนไปเกิดจากการจับคู่จุดภาพระหว่าง 2 ภาพไม่ตรงตามตำแหน่ง และ Resolution ของภาพน้อยไป

### 5.1.2 ข้อมูลที่เป็นความถี่สีของภาพวัตถุ

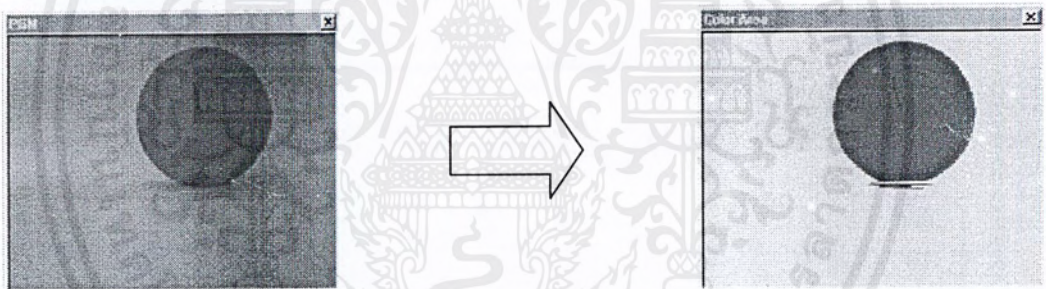
สีของภาพวัตถุเป็นคุณสมบัติที่แสดงถึงเนื้อวัตถุ การหาสีของภาพวัตถุจะต้องหาขอบเขตของวัตถุในภาพก่อนแล้วนับจำนวนสีแต่ละกลุ่มในขอบเขตของวัตถุนำมาหารด้วยจำนวนสีทั้งหมดในขอบเขตของวัตถุ ได้เป็นความถี่สีของภาพวัตถุในแต่ละกลุ่ม

จัดกลุ่มของสีออกเป็น 8 กลุ่ม กลุ่มละ 32 สี รวมทั้งหมด 256 สี ดังนี้

กลุ่มที่ 1 สีตั้งแต่ 0 ถึง 31	กลุ่มที่ 2 สีตั้งแต่ 32 ถึง 63
กลุ่มที่ 3 สีตั้งแต่ 64 ถึง 95	กลุ่มที่ 4 สีตั้งแต่ 96 ถึง 127
กลุ่มที่ 5 สีตั้งแต่ 128 ถึง 159	กลุ่มที่ 6 สีตั้งแต่ 160 ถึง 191
กลุ่มที่ 7 สีตั้งแต่ 192 ถึง 223	กลุ่มที่ 8 สีตั้งแต่ 224 ถึง 255



รูปที่ 5-3 Flow Chart การหาความถี่สีของภาพวัตถุ



รูปที่ 5-4 ภาพแสดงผลการหาขอบเขตของวัตถุที่ได้จากโปรแกรม

สีกลุ่มที่ 1	0.00000	สีกลุ่มที่ 2	0.00670
สีกลุ่มที่ 3	0.93541	สีกลุ่มที่ 4	0.04689
สีกลุ่มที่ 5	0.01100	สีกลุ่มที่ 6	0.00000
สีกลุ่มที่ 7	0.00000	สีกลุ่มที่ 8	0.00000

ข้อมูลที่ความถี่สีของภาพวัตถุเป็นข้อมูลที่บอกลักษณะเด่นของสีบนพื้นผิววัตถุ สามารถนำมาใช้เป็นข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียมได้ ค่าที่ผิดพลาดจากการหาความถี่สีเกิดจากการหาขอบเขตของวัตถุในภาพได้ไม่ดีพอ อันเนื่องมาจาก แสง และ เงา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.1.3 ข้อมูลที่เป็นความถี่ค่าความชันของขอบภาพวัตถุ

ความชันเป็นคุณสมบัติที่แสดงถึงลักษณะของเส้นที่ประกอบเป็นรูปร่างวัตถุ การหาความชันจะหาบนเส้นขอบนอกของภาพวัตถุโดยจะนับจุดที่ติดกัน 4 จุดในการหาค่าความชัน 1 ค่า นับจำนวนค่าความชันในแต่ละค่าหารด้วยจำนวนค่าความชันทั้งหมดจะได้ ความถี่ค่าความชันของขอบภาพวัตถุ ค่าความชันหาได้จาก

$$\text{ค่าความชัน} = (Y2 - Y1) / (X2 - X1)$$

X1 คือ จุดเริ่มต้นของความชันที่หาบนพิกัด โคออดิเนตของภาพตามแนวแกนอน

X2 คือ จุดปลายของความชันที่หาบนพิกัด โคออดิเนตของภาพตามแนวแกนอน

Y1 คือ จุดเริ่มต้นของความชันที่หาบนพิกัด โคออดิเนตของภาพตามแนวแกนตั้ง

Y2 คือ จุดปลายของความชันที่หาบนพิกัด โคออดิเนตของภาพตามแนวแกนตั้ง

แบ่งค่าความชันออกเป็น 9 ค่าดังนี้

ค่าความชันที่ 1 ความชัน 0.00 บนแกนอน

ค่าความชันที่ 2 ความชัน 0.01 ถึง 0.25

ค่าความชันที่ 3 ความชัน 0.26 ถึง 0.50

ค่าความชันที่ 4 ความชัน 0.51 ถึง 0.75

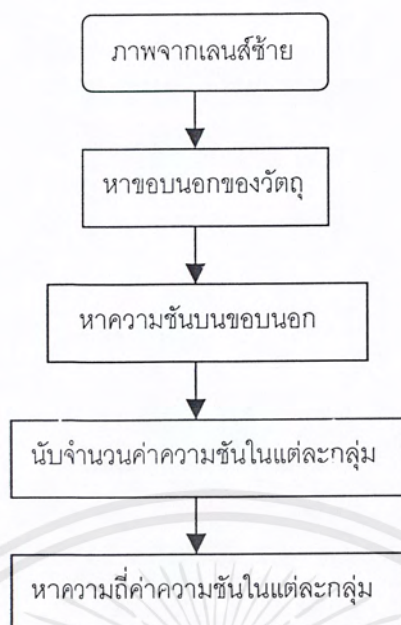
ค่าความชันที่ 5 ความชัน 0.76 ถึง 1.00

ค่าความชันที่ 6 ความชัน 1.01 ถึง 1.33

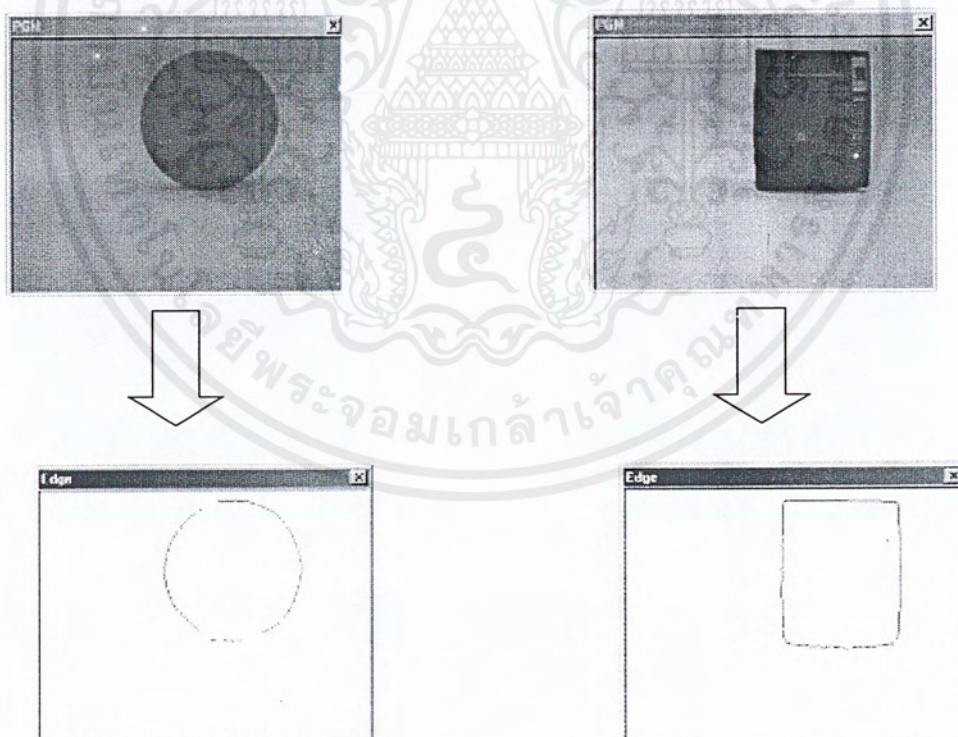
ค่าความชันที่ 7 ความชัน 1.34 ถึง 2.00

ค่าความชันที่ 8 ความชัน 2.01 ถึง 4.00

ค่าความชันที่ 9 ความชัน 0.00 บนแกนตั้ง



รูปที่ 5-5 Flow Chart แสดงการคำนวณหาความถี่ค่าความชัน



รูปที่ 5-6 ภาพแสดงการหาขอบนอกของภาพวัตถุเพื่อนำมาหาค่าความชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

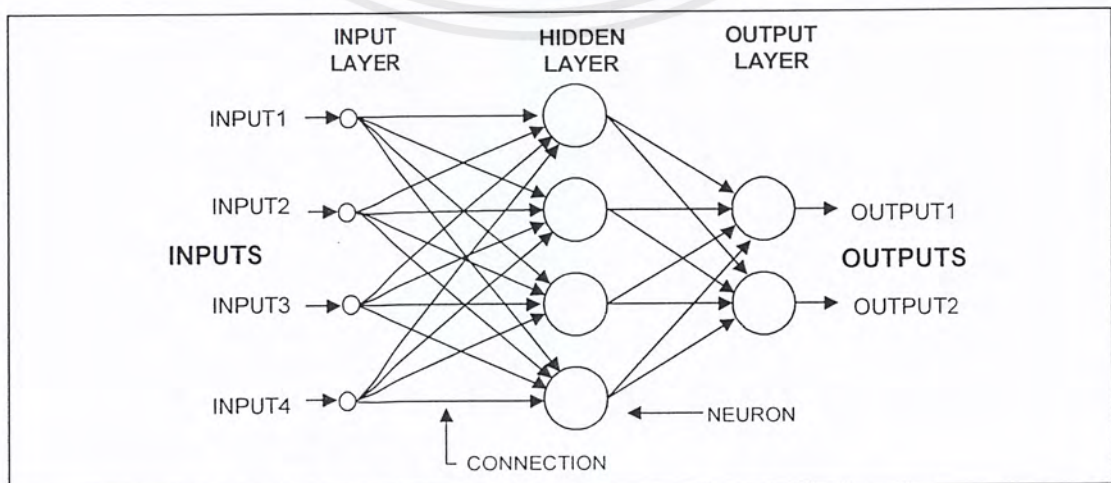
ผลการหาค่าความถี่ค่าความชันของลูกบาศ		ผลการหาค่าความถี่ค่าความชันของลำโพง	
ค่าความชันที่ 1	0.06731	ค่าความชันที่ 1	0.26977
ค่าความชันที่ 2	0.10256	ค่าความชันที่ 2	0.11860
ค่าความชันที่ 3	0.10256	ค่าความชันที่ 3	0.01860
ค่าความชันที่ 4	0.09936	ค่าความชันที่ 4	0.00000
ค่าความชันที่ 5	0.09295	ค่าความชันที่ 5	0.00000
ค่าความชันที่ 6	0.09615	ค่าความชันที่ 6	0.00000
ค่าความชันที่ 7	0.13462	ค่าความชันที่ 7	0.00698
ค่าความชันที่ 8	0.20833	ค่าความชันที่ 8	0.11628
ค่าความชันที่ 9	0.09615	ค่าความชันที่ 9	0.46977

ตารางที่ 5-1 แสดงผลค่าความชันของลูกบาศและลำโพง

จากผลการหาค่าความถี่ค่าความชันของวัตถุ สรุปได้ว่า วัตถุที่มีส่วนโค้งจะมีค่าความชันแต่ละค่าเฉลี่ยกันไป ส่วนวัตถุที่เป็นรูปเหลี่ยม หรือ เป็นเส้นตรง ค่าความชันจะเน้น ไปยังค่าบางค่าเท่านั้น การหาค่าความถี่ค่าความชันจึงสามารถนำไปใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำการแยกวัตถุที่มีรูปร่างต่างๆกันได้

## 5.2 การฝึกสอนและการรู้จำของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึง การฝึกสอนและการรู้จำของโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมแบบ Backpropagation ซึ่งใช้การฝึกสอนแบบควบคุม (Supervised training) ดังที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 เนื่องจากเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพ ง่ายต่อการทำความเข้าใจและเป็นวิธีที่มีผู้นิยมใช้ในการค้นคว้าวิจัยเป็นจำนวนมาก ซึ่งโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมประเภทนี้แสดงดังรูปที่ 5-7



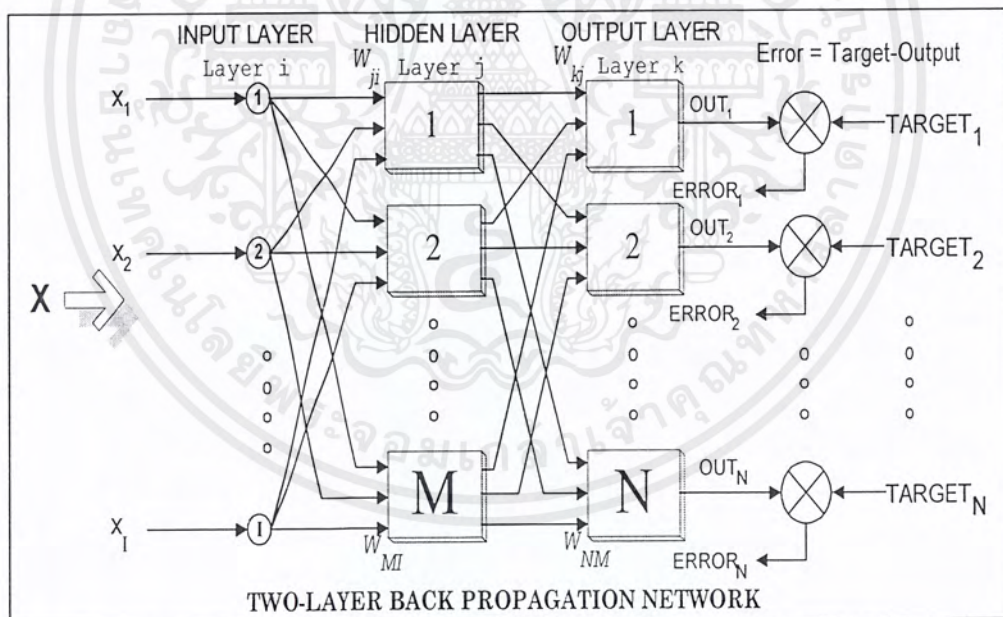
รูปที่ 5-7 แสดงโครงข่ายของ Two Layer Feed-forward

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนักผู้เอาไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 5-7 จะเห็นว่าประกอบด้วย input array, hidden layer และ output layer ในส่วนของ Input array จะไม่ถือเป็น layer เพราะไม่มีการคำนวณใด ๆ แต่มันจะทำหน้าที่เชื่อมโยงข้อมูลให้กับ Hidden layer ทุกๆ นิวรอน output ของ hidden layer ก็จะถูกเชื่อมโยงไปเป็น input ให้กับ output layer ทุกอินพุทของนิวรอนทุกตัว จะมีค่า Weight ประจำตัว ค่า Weight นี้ทำให้ระดับของอินพุทผ่านเข้าไปภายในนิวรอนแต่ละตัวไม่เท่ากัน ซึ่งเป็นตัวกำหนดคุณลักษณะสมบัติของนิวรอนแต่ละตัวในเน็ตเวิร์ก วิธีการกำหนดคุณสมบัติดังกล่าวทำได้โดยการฝึกสอนโดยในขั้นแรกจะสมมุติว่า ค่าแบบสุ่มน้อย ๆ ให้แล้วจึงค่อยๆ ปรับเปลี่ยนค่าเวททั้งหมดในแต่ละ layer ให้สอดคล้องกับคุณสมบัติที่ต้องการ

### 5.2.1 ขบวนการฝึกสอน

ขบวนการฝึกสอน คือ ขบวนการปรับคุณลักษณะของนิวรอนเน็ตเวิร์ก ให้มีคุณสมบัติตามที่ต้องการ การฝึกสอนของอัลกอริทึม Backpropagation เป็นแบบ Supervised Training แบ่งเป็น 2 ส่วนคือ Forward pass และ Reversed pass การเทรนนิ่ง จะกระทำทั้ง Forward pass และ Reverse pass สลับกันไปจนกว่า ค่าผิดพลาดระหว่าง Output กับ Target จะมีค่าต่ำกว่าจุดที่ต้องการ



รูปที่ 5-8 แสดงไดอะแกรมเชื่อมโยงระหว่างชั้นของนิวรอนแบบ 2 ชั้นของ Backpropagation Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1. FORWARD PASS

จากรูปที่ 5-8 อินพุต  $X$  ตั้งแต่  $X_1$  ถึง  $X_I$  จะถูกคูณด้วย Weight matrix ผลรวมของอินพุตเมื่อคูณกับค่า Weight ของแต่ละนิวรอนเรียกว่า เน็ต (NET) เขียนเป็นสมการได้คือ

$$NET_j = X_1 W_{j1} + X_2 W_{j2} + \dots + X_I W_{jI}$$

หรือ

$$NET_j = \sum_{i=1}^I X_i W_{ji}$$

โดย  $X$  คือ ค่าที่รับเข้ามาของ Input node

$W$  คือ ค่าเวกต์ประจำตัวของแต่ละอินพุตโนด

$i$  คือ หมายเลขโนดโดยเริ่มที่โนด 1 ถึง โนด  $I$

$j$  คือ หมายเลขนิวรอนใน Hidden layer ตั้งแต่ นิวรอนที่ 1 ถึง  $M$

$k$  คือ หมายเลขนิวรอนใน Output layer ตั้งแต่ นิวรอนที่ 1 ถึง  $N$

และทำนองเดียวกัน

$$NET_k = \sum_{j=1}^M Op_j W_{kj}$$

เมื่อได้ค่า NET ของแต่ละนิวรอนแล้วจะปรับให้ได้ Output อยู่ในช่วงที่ต้องการเป็นค่าที่จะนำไปยับยั้งหรือกระตุ้นนิวรอนตัวถัดไปโดย Squashing Function ที่ใช้เป็น Logistic Function หรือ Sigmoid จะได้ตามสมการ

$$Op_j = F_j(NET_j) = \frac{1}{1 + e^{-(net/\theta_j)}}$$

$$Op_k = F_k(NET_k) = \frac{1}{1 + e^{-(net/\theta_k)}}$$

กำหนด  $\theta_j = 0.05$  และ  $\theta_k = 0.05$

$\theta_j$  และ  $\theta_k$  คือ ค่าที่กำหนดความชันของ Sigmoid curve

$Op_i$  คือ Output ที่ Neuron  $j$  ของ Hidden Layer (เป็น Input ของ Output Layer)

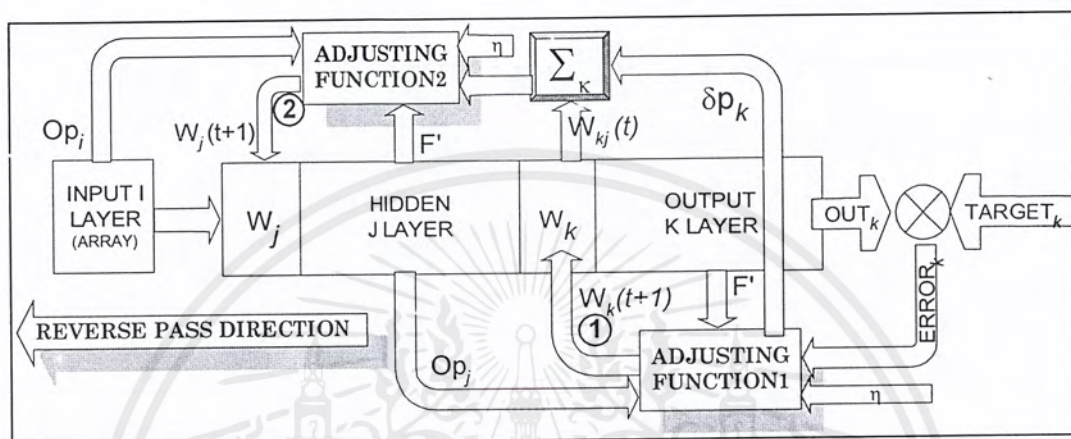
$Op_k$  คือ Output ที่ Neuron  $k$  ของ Output Layer (เป็น Output ของ Output Layer)

การคำนวณหาค่า Output จะเริ่มที่ Hidden layer ที่ชั้น  $j$  ก่อน เมื่อได้ค่า output ของ Hidden layer ครบทุกตัวแล้ว จึงคำนวณหาค่า Output ที่ Output layer โดย Input ของ Output layer ก็คือ Output ของ Hidden layer นั้นเอง โดยใช้การคำนวณทำนองเดียวกันกับ Hidden layer Output ที่ได้จะนำไปเปรียบเทียบกับ Target ที่ต้องการเกิดเป็น Error ขึ้น ค่า Error นี้ จะถูกนำไปใช้ร่วมกับค่าดิฟเฟอเรนเชียลของ  $F'$  ใน Output layer เพื่อปรับค่า Weight ให้กับ Output layer ดังจะกล่าวต่อไปในส่วนของ Reverse pass

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2. REVERSE PASS

เป็นส่วนที่ป้อนกลับค่า Error(Target-Output) จากเอาท์พุทเลเยอร์ย้อนกลับมาปรับปรุงค่าเวกซ์ที่เลเยอร์ก่อนหน้า สำหรับนิวรัลเน็ตเวิร์คที่มีมากกว่า 1 เลเยอร์การปรับปรุงค่าเวกซ์ชั้นถัดลดยมาจะใช้ค่าเวกซ์เดิมของเลเยอร์ที่สูงกว่า ร่วมกับตัวร่วมทางด้าน Output ของเลเยอร์มาคำนวณ (เนื่องจากไม่มีค่า Error มาใช้เหมือน Output layer) ดังจะกล่าวในรายละเอียดดังต่อไปนี้



รูปที่ 5-9 แสดงไดอะแกรมของการปรับค่า Weight ในชั้น Output layer และ Hidden layer

จากรูปที่ 5-10 การปรับเปลี่ยนค่าเวกซ์ใหม่ จะเป็นไปตามทิศทางของลูกศร และได้ข้อมูลจากค่า Error ที่ Output layer เป็นต้นกำเนิดเพื่อกำหนดทิศทางปรับค่าเวกซ์ให้นิวรัลเน็ตเวิร์ค มีคุณลักษณะสมบัติตามต้องการ ลำดับขั้นตอนของ Reverse pass พอสรุปได้ดังนี้คือ

1. นำ Output ที่ได้จาก Output Layer ไปลบออกจาก Target ได้เป็น error
2. นำค่า Error มาคูณกับ  $F'$  ที่ได้จาก Output layer เรียกว่า  $\delta p_k$
3. นำค่า  $\delta p_k$  คูณกับ  $Op_j$  แล้วคูณกับ  $\eta$  (อัตราการเรียนรู้ 0.01-1)
4. ค่า Weight ค่าใหม่ที่ได้ คือ ค่า Weight เดิมบวกกับผลลัพธ์ที่ได้จากข้อ 3

พอเขียนเป็นสมการใหม่ได้คือ

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta p_k Op_j$$

$$\text{เพราะว่า } \eta \delta p_k Op_j = \Delta W_{kj}$$

$$\text{ฉะนั้น } W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \Delta W_{kj}$$

เมื่อ  $W_{kj}(t)$  คือ ค่าเวกซ์เดิมก่อนปรับ

$W_{kj}(t+1)$  คือ ค่าเวกซ์หลังปรับ

$\eta$  คือ อัตราการเรียนรู้

$Op_j$  คือ Output ของ Layer j

$\delta p_k$  คือ ค่าที่ได้จาก Error คูณกับดิฟเฟอเรนเชียลของฟังก์ชัน F

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การปรับค่าของ Layer ถัดมา (Hidden layer) มีลักษณะคล้ายคลึงกับ Output layer คือ

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta p_k Op_i$$

เพราะ  $\eta \delta p_i Op_i = \Delta W_{ji}$

ดังนั้น  $W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji}$

โดย  $\delta p_j = Op_j(1 - Op_j)(\sum_k (\delta p_k W_{kj}))$

เมื่อ  $W_{ki}(t)$  คือ ค่าเวทีก่อนปรับ

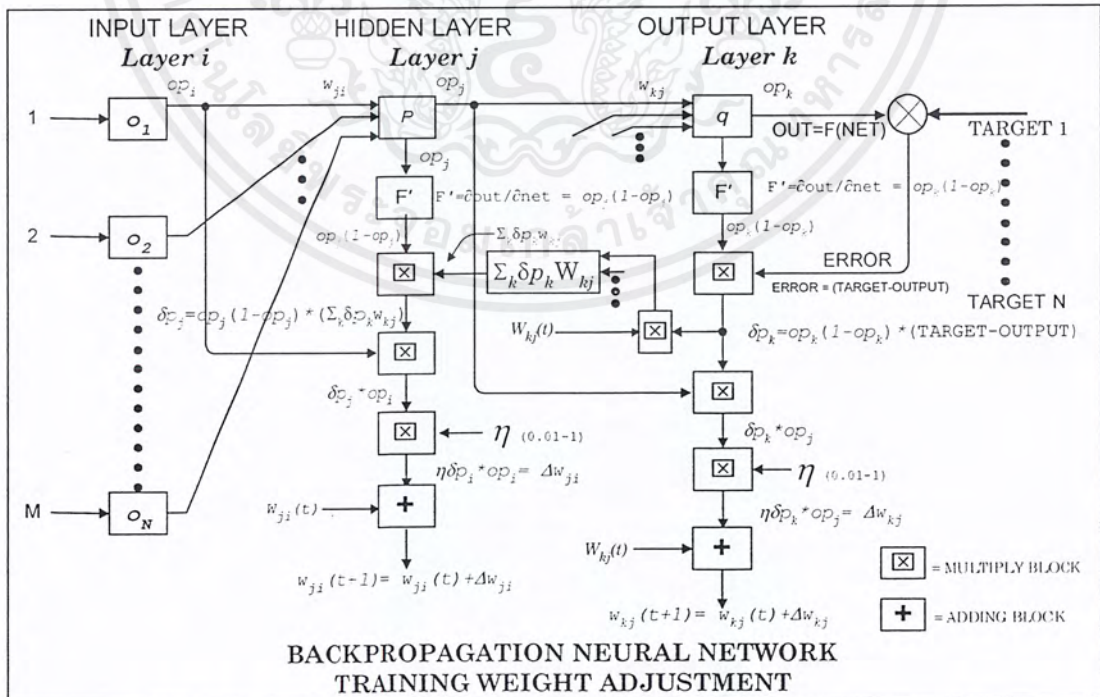
$W_{ki}(t+1)$  คือ ค่าเวทีกหลังปรับ

$\eta$  คือ อัตราการเรียนรู้

$Op_i$  คือ ข้อมูลที่ได้จาก Input layer

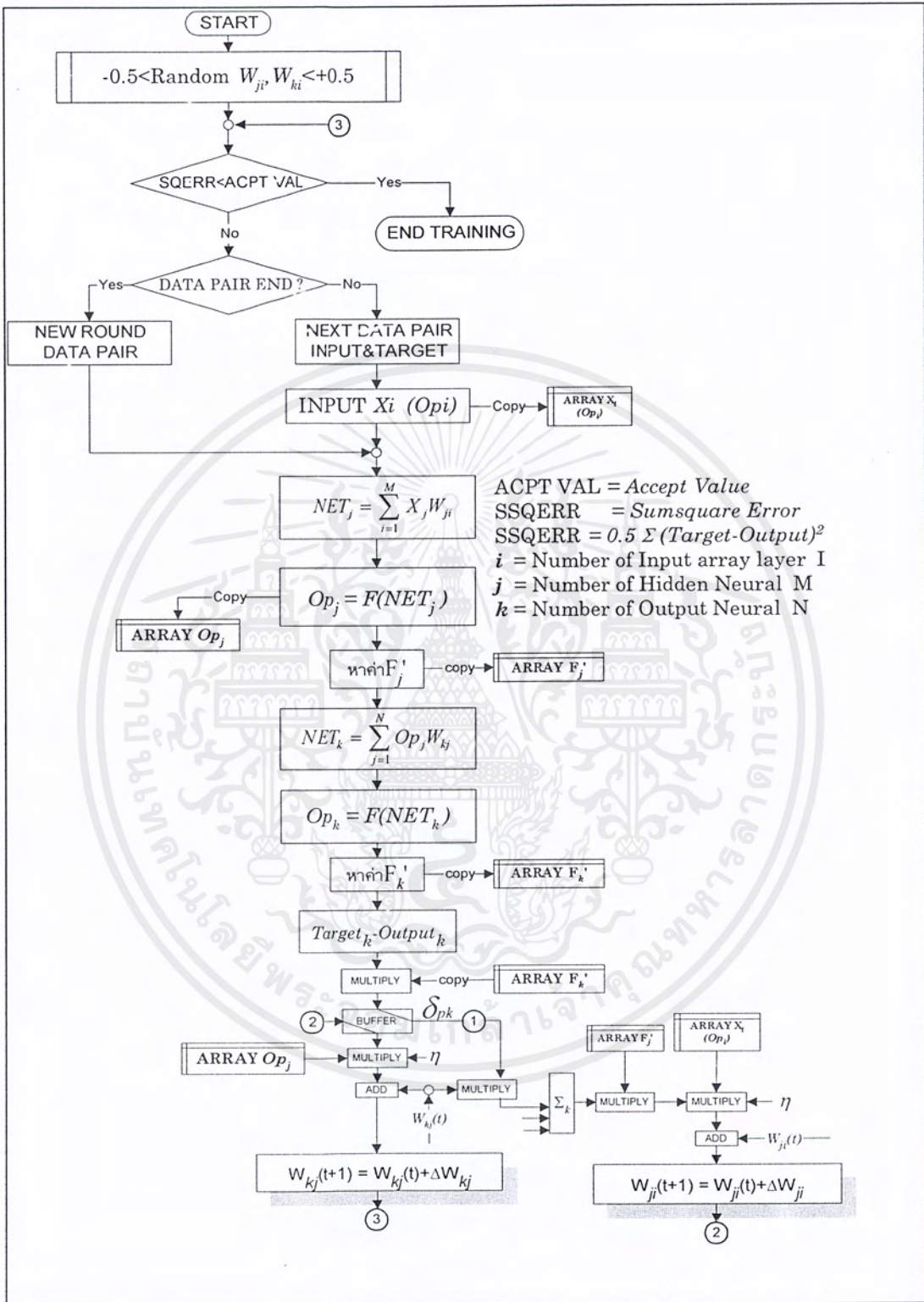
$\delta p_i$  คือ ค่าควบคุมให้เวทีกเปลี่ยนแปลงเข้าสู่จุดที่ดีที่สุด

การปรับค่าเวทีกจะปรับทีละเลเยอร์จาก Output layer กลับไปยัง Input layer เมื่อเสร็จสิ้น ก็จะกลับสู่ส่วนของ Forward pass อีกครั้ง เพื่อหา Output มาเปรียบเทียบกับ Target และดำเนินการปรับค่าเวทีกในส่วนของ Reverse pass เช่นนี้สลับกันไปจนกว่าค่า Error ที่ได้จะลดลงต่ำกว่าค่าที่ต้องการจึงหยุดขบวนการ ค่าเวทีกที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของ Input และ Target ซึ่งพร้อมที่จะนำไปใช้ในขบวนการตรวจสอบ การปรับค่าเทรนนิ่งเวทีกของ Backpropagation Network สามารถอธิบายได้ด้วยไดอะแกรมดังนี้



รูปที่ 5-10 ไดอะแกรมแสดงวิธีการฝึกสอนโดยใช้อัลกอริทึมแบบแบคพรอบพาทกชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5-11 แสดง Flow chart แสดงขั้นตอนการเทรนนิ่ง เพื่อหาค่าเวกซ์ ที่เหมาะสมในขั้นตอนการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.2.2 เงื่อนไขการหยุดการหยุดการฝึกสอน

การกำหนด เงื่อนไขการหยุดฝึกสอนทำได้สองกรณีคือ

1. เมื่อผลรวมของค่าผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างเอาต์พุตกับเป้าหมายทั้งหมด(SSQERR)ลดลง น้อยกว่าค่าที่กำหนด โดยกำหนดสมการหาค่าผิดพลาดเฉลี่ยของเอาต์พุตทั้งหมดดังนี้

$$SSQERR = \frac{1}{2} \sum (Target - Output)^2$$

SSQERR คือ ค่า Sumsquare error ที่ได้จาก Output neurons เทียบกับ Target ใช้สำหรับบ่งชี้ผลของการฝึกสอนว่าเพียงพอกับการใช้งาน หรือเงื่อนไขที่กำหนดหรือไม่

2. จำนวนรอบของการฝึกสอนดำเนินไปถึงค่าที่ตั้งไว้ ซึ่งจำนวนรอบที่เหมาะสมได้จากการทดลอง

### 5.2.3 ขบวนการทดสอบ

ในขบวนการทดสอบข้อมูล จะมีวิธีการคำนวณเพื่อให้ได้ Output ในลักษณะเช่นเดียวกับการฝึกสอนในส่วนของ Forward pass ทุกประการ แต่แตกต่างกันตรงที่ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทดสอบและ Output ที่ได้ คือผลลัพธ์ของการตรวจสอบซึ่งการตรวจสอบนี้จะใช้เวลาน้อยกว่าขบวนการฝึกสอนมาก เพราะการคำนวณเป็นเพียง Forward pass เพียงรอบเดียว โดยใช้ค่า Weight ที่ได้จากการฝึกสอนเป็นตัวถอดรหัสความสัมพันธ์

## บทที่ 6

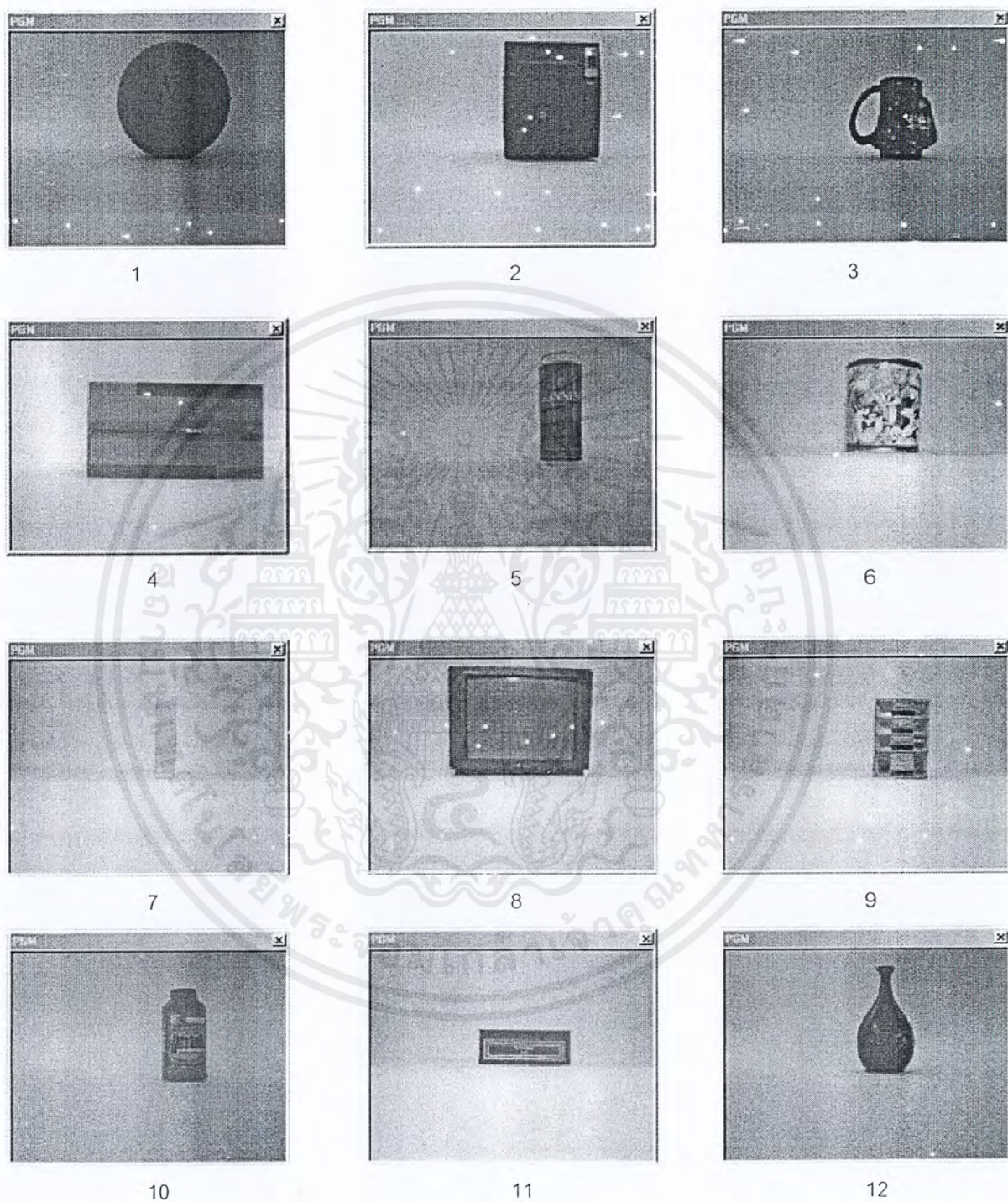
### ผลการทดลอง

ในบทนี้จะอธิบายถึงการทดลองและผลที่ได้ โดยการทดลองมีขั้นตอนดังนี้

1. ทำการถ่ายภาพของวัตถุทดสอบ โดยเป็นการถ่ายแบบหลายมุมมอง เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนและการรู้จำวัตถุ โดยในการทดลองนี้มีวัตถุทดสอบทั้งสิ้น 12 ชิ้น ทำการถ่ายภาพรอบวัตถุในแนวระนาบเพื่อหาข้อมูลของวัตถุในมุมมองต่างๆ
2. จากภาพถ่ายที่ได้นำมาผ่านกระบวนการประมวลผลภาพเพื่อดึงเอาลักษณะเด่นของวัตถุแต่ละชิ้นออกมาจัดไว้ในรูปแบบของข้อมูลที่ระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมสามารถนำไปใช้ได้ โดยในการทดลองนี้ได้แบ่งข้อมูลของภาพถ่ายเป็น
  - ขนาดของวัตถุ มีหน่วยเป็นเมตร ซึ่งได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 5.1.2
  - ค่าความถี่สีของวัตถุ โดยแยกเป็นกลุ่มสี ซึ่งได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 5.1.2
  - ค่าความถี่ของความชันของขอบวัตถุ ดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 5.1.3
3. นำข้อมูลที่ได้จากข้อ 2 มาทำการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมโดยมีการทดลองหาค่าพารามิเตอร์ของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่เหมาะสม ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่สนใจได้แก่
  - จำนวน node (หรือเซลล์ประสาท) ในแต่ละชั้นของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยกำหนดให้มีค่า 5, 10, 15, 20, 25, 30
  - จำนวนชั้นของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยกำหนดให้มีค่า 2, 4, 6
4. จากระบบในข้อ 3 นำมาทดสอบกับข้อมูลของวัตถุเพื่อหาค่าความถูกต้องของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 6.1 วัตถุที่ใช้ในการทดลอง



รูปที่ 6-1 ภาพวัตถุที่นำมาทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 6.2 ข้อมูลที่ได้จากการประมวลผลภาพวัตถุ

ขั้นตอนนี้เป็นการทำงานหาข้อมูลของวัตถุแต่ละชิ้นในรูปแบบที่ได้กำหนดไว้ โดยมีทั้งหมด 19 ค่า และทำการแบ่งเป็นสองชุดเพื่อใช้ในการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม และอีกชุดใช้ในการทดสอบระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่ได้ทำการฝึกสอนแล้ว ซึ่งข้อมูลที่ได้มีผลดังนี้

### ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 1

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.40395	0.47167	0.48428	0.44325	0.41672	0.47797	0.43002
0.44333	0.45968	0.42078	0.44176	0.44187	0.42381	0.44196
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00011	0.00198	0.00064	0.00078	0.00000	0.00010	0.00000
0.02395	0.01836	0.02299	0.01126	0.04673	0.02514	0.01228
0.11852	0.09225	0.10890	0.09918	0.14518	0.10840	0.10555
0.29353	0.20925	0.25910	0.14049	0.32269	0.26087	0.24454
0.42538	0.38364	0.34586	0.32632	0.32935	0.40426	0.45348
0.13840	0.29383	0.22727	0.39260	0.15586	0.20046	0.18289
0.00011	0.00070	0.03524	0.02937	0.00020	0.00076	0.00125
0.28969	0.24716	0.39617	0.34921	0.25668	0.28571	0.24233
0.13649	0.17614	0.16120	0.20106	0.16043	0.11590	0.14724
0.03900	0.02273	0.02186	0.00529	0.02406	0.02965	0.03681
0.00000	0.01136	0.00546	0.00000	0.01872	0.00809	0.01227
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00267	0.00270	0.00000
0.00000	0.00852	0.00273	0.00265	0.00802	0.00270	0.00307
0.00836	0.00852	0.03279	0.03704	0.00535	0.01078	0.00920
0.17549	0.18466	0.18033	0.17460	0.10428	0.07817	0.16871
0.35097	0.34091	0.19945	0.23016	0.41979	0.46631	0.38037

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10
0.43002	0.40104	0.43261
0.44196	0.46960	045339
0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00459	0.00000
0.01228	0.02215	0.03906
0.10555	0.10206	0.14199
0.24454	0.18453	0.21260
0.45348	0.37018	0.41174
0.18289	0.31537	0.19462
0.00125	0.00112	0.00000
0.24233	0.25627	0.36288
0.14724	0.12535	0.13019
0.03681	0.03343	0.03047
0.01227	0.01393	0.00831
0.00000	0.00557	0.00554
0.00307	0.00836	0.00554
0.00920	0.00557	0.00831
0.16871	0.14485	0.11357
0.38037	0.40669	0.33518

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 2

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.24018	0.22904	0.22797	0.24111	0.23585	0.23868	0.22948
0.20117	0.21608	0.23830	0.22555	0.22279	0.23705	0.24008
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00801	0.00686	0.01256	0.02694	0.01675	0.00829	0.01205
0.93990	0.90301	0.91911	0.92611	0.92748	0.92007	0.91606
0.04065	0.06777	0.04629	0.03569	0.04222	0.05605	0.05709
0.01144	0.02236	0.02205	0.01126	0.01354	0.01508	0.01480
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00050	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.07463	0.09846	0.08091	0.07641	0.05018	0.08133	0.08307
0.12239	0.14462	0.11650	0.16279	0.13262	0.11446	0.12780
0.10448	0.09538	0.12298	0.10299	0.11470	0.10843	0.11502
0.10448	0.08308	0.10032	0.07309	0.06810	0.06627	0.10543
0.07164	0.09231	0.05825	0.07973	0.05735	0.10542	0.07029
0.09552	0.06462	0.07120	0.08638	0.11470	0.10542	0.07348
0.14925	0.14462	0.15210	0.12957	0.17204	0.15060	0.14696
0.17313	0.18462	0.21683	0.19934	0.18996	0.15964	0.17572
0.10448	0.09231	0.08091	0.08970	0.10036	0.10843	0.10224

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11	ภาพที่ 12	ภาพที่ 13
0.22241	0.22661	0.22910	0.24195	0.24312	0.23562
0.22807	0.23778	0.23103	0.23712	0.21405	0.20755
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.01470	0.00670	0.00978	0.00690	0.00833	0.00323
0.92813	0.93541	0.93014	0.92019	0.93257	0.92223
0.04692	0.04689	0.04387	0.06014	0.04657	0.05525
0.01025	0.01100	0.01621	0.01278	0.01245	0.01929
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00007	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.13743	0.06731	0.07029	0.09122	0.08333	0.07121
0.13450	0.10256	0.10543	0.13514	0.14506	0.15480
0.10234	0.10256	0.11182	0.10811	0.12346	0.10836
0.07895	0.09936	0.08626	0.07770	0.06481	0.08978
0.05848	0.09295	0.07668	0.09797	0.06481	0.06811
0.08480	0.09615	0.11182	0.07432	0.08642	0.08050
0.13743	0.13462	0.13099	0.11824	0.16358	0.13932
0.19006	0.20833	0.18211	0.19595	0.17284	0.19505
0.07602	0.09615	0.12460	0.10135	0.09568	0.09288

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 3

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.16538	0.17365	0.18096	0.06667	0.06667	0.06978	0.06938
0.07876	0.07206	0.07885	0.18396	0.17255	0.18440	0.18549
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.52677	0.62669	0.38655	0.44318	0.35587	0.28776	0.34714
0.27342	0.17474	0.26000	0.34135	0.37984	0.46636	0.44834
0.11862	0.10377	0.22600	0.17293	0.20586	0.19227	0.16079
0.07487	0.08501	0.11764	0.04017	0.05157	0.04839	0.03888
0.00632	0.00914	0.00982	0.00236	0.00685	0.00521	0.00486
0.00000	0.00065	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.56272	0.51711	0.46018	0.10088	0.08850	0.13200	0.10373
0.16846	0.24335	0.16372	0.03509	0.05310	0.08800	0.06639
0.02509	0.03422	0.03982	0.01754	0.01327	0.01200	0.01660
0.00717	0.00000	0.00885	0.00439	0.00885	0.00800	0.00000
0.00717	0.00000	0.00885	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00358	0.00000	0.03097	0.00877	0.00442	0.00000	0.00415
0.02151	0.01901	0.06637	0.00877	0.00442	0.00400	0.01245
0.08244	0.06844	0.11062	0.20614	0.16814	0.15200	0.18257
0.12186	0.11787	0.11062	0.61842	0.65929	0.60400	0.61411

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11	ภาพที่ 12	ภาพที่ 13	ภาพที่ 14
0.06858	0.06903	0.06903	0.06843	0.06620	0.06620	0.06667
0.16197	0.17820	0.17425	0.18446	0.18446	0.18152	0.18323
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.35346	0.40316	0.35085	0.49814	0.49180	0.46216	0.45530
0.45260	0.45043	0.48025	0.34091	0.33279	0.37378	0.36895
0.15004	0.09734	0.11617	0.12854	0.13552	0.12558	0.13995
0.03833	0.04647	0.04612	0.02832	0.03388	0.03370	0.03094
0.00556	0.00260	0.00662	0.00410	0.00601	0.00479	0.00486
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.07111	0.04979	0.08264	0.12546	0.09274	0.08333	0.10117
0.07111	0.09129	0.04959	0.08118	0.07258	0.06746	0.06226
0.02222	0.02490	0.01240	0.00738	0.02419	0.02381	0.01556
0.00444	0.00415	0.01240	0.00369	0.00000	0.00000	0.00389
0.00000	0.00000	0.00000	0.01107	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.01845	0.00403	0.00000	0.00778
0.00000	0.00830	0.01240	0.01107	0.00806	0.01190	0.00389
0.16889	0.11618	0.13636	0.11070	0.08468	0.16667	0.01556
0.66222	0.70539	0.69421	0.63100	0.71371	0.64683	0.78988

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 4

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.49878	0.65962	0.55599	0.74419	0.47898	0.54615	0.79819
0.31073	0.30797	0.29687	0.30774	0.30205	0.30786	0.29706
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00562	0.00000	0.00000	0.00000	0.00230	0.00267	0.00000
0.04642	0.01326	0.00000	0.00735	0.03677	0.00545	0.00005
0.50595	0.08623	0.50658	0.07251	0.58168	0.12022	0.33937
0.37700	0.83699	0.43317	0.86933	0.31584	0.71673	0.53172
0.05213	0.05445	0.04720	0.03861	0.04958	0.14885	0.11704
0.01288	0.00906	0.01305	0.01221	0.01383	0.00609	0.01181
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.51648	0.20862	0.49060	0.24308	0.55597	0.31056	0.39683
0.08974	0.37414	0.16068	0.36957	0.06903	0.27329	0.24405
0.00183	0.15345	0.00342	0.09684	0.00000	0.06832	0.01984
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.04555	0.00397
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00345	0.00000	0.00198	0.00000	0.00000	0.01984
0.00000	0.00172	0.00000	0.00198	0.00000	0.00000	0.01587
0.13004	0.07414	0.08889	0.07115	0.10075	0.06625	0.08333
0.26190	0.18448	0.25641	0.21542	0.27425	0.23602	0.21627

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 5

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.13222	0.06518	0.07308	0.13163	0.08548	0.09022	0.11831
0.12113	0.12055	0.12280	0.12254	0.11039	0.09226	0.06754
0.00000	0.00000	0.00000	0.00017	0.00000	0.00000	0.00000
0.57313	0.51558	0.64013	0.55784	0.48367	0.49514	0.75664
0.18957	0.32328	0.18458	0.20144	0.30528	0.26676	0.14047
0.06030	0.07955	0.05223	0.07289	0.11571	0.16299	0.03265
0.05671	0.06131	0.09009	0.09913	0.08350	0.06562	0.05755
0.12028	0.02027	0.03296	0.06804	0.01183	0.00948	0.01268
0.00000	0.00000	0.00000	0.00033	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00017	0.00000	0.00000	0.00000
0.12946	0.16518	0.17131	0.15190	0.06417	0.27119	0.43049
0.15625	0.10714	0.15936	0.13502	0.16578	0.22599	0.15695
0.06696	0.01339	0.03984	0.07173	0.07487	0.09605	0.02242
0.07589	0.00000	0.04382	0.05485	0.08556	0.02825	0.01345
0.06250	0.00000	0.06773	0.09283	0.03209	0.05085	0.01345
0.03571	0.00000	0.05179	0.03797	0.11230	0.03955	0.02691
0.10714	0.00893	0.08367	0.11392	0.16043	0.09040	0.03139
0.26339	0.11161	0.23506	0.25316	0.18182	0.14689	0.13453
0.10268	0.59375	0.14741	0.08861	0.12299	0.05085	0.17040

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11	ภาพที่ 12	ภาพที่ 13	ภาพที่ 14
0.14024	0.06913	0.08760	0.14500	0.06847	0.08232	0.13152
0.12380	0.12681	0.12251	0.12933	0.12531	0.12351	0.12409
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00014
0.58239	0.64695	0.66213	0.59869	0.62960	0.55504	0.54999
0.19211	0.21536	0.14771	0.28801	0.22332	0.26605	0.18955
0.07095	0.07988	0.05247	0.05705	0.08820	0.05591	0.06782
0.13959	0.04612	0.11332	0.04452	0.04903	0.04763	0.10601
0.01482	0.01169	0.02437	0.01173	0.00985	0.07537	0.08579
0.00014	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00028
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00042
0.15768	0.17600	0.14458	0.13617	0.12946	0.18846	0.17181
0.15353	0.10000	0.14859	0.12766	0.10714	0.14231	0.13216
0.04979	0.02400	0.05221	0.02128	0.03125	0.04231	0.05286
0.07884	0.00800	0.04819	0.01277	0.00000	0.03846	0.06167
0.03320	0.00000	0.08032	0.01702	0.00000	0.04231	0.03084
0.04149	0.00400	0.04819	0.02553	0.00000	0.04615	0.05286
0.12033	0.01600	0.09639	0.05532	0.03125	0.07692	0.09251
0.22822	0.21200	0.24900	0.25106	0.25893	0.29231	0.29075
0.13693	0.46000	0.13253	0.35319	0.44196	0.13077	0.11454

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 6

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.08014	0.08532	0.05743	0.05743	0.08383	0.06852	0.07261
0.14060	0.14060	0.14222	0.14164	0.14429	0.14374	0.14371
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.37065	0.42671	0.34876	0.25000	0.42066	0.45781	0.39473
0.52460	0.51937	0.54494	0.61286	0.49661	0.44050	0.51944
0.07041	0.04910	0.09576	0.10461	0.06058	0.06399	0.05566
0.03433	0.00481	0.01053	0.03252	0.02215	0.03769	0.03017
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.16518	0.16239	0.12069	0.12712	0.15319	0.17021	0.15966
0.12054	0.09829	0.12931	0.11864	0.11915	0.10213	0.10504
0.00893	0.00855	0.01724	0.01695	0.01702	0.00851	0.02941
0.00893	0.01282	0.01293	0.00847	0.00851	0.00426	0.01681
0.00893	0.00000	0.00000	0.01695	0.01277	0.01277	0.00420
0.01786	0.03419	0.02155	0.02542	0.01702	0.01277	0.01681
0.02232	0.03846	0.05172	0.06356	0.02979	0.03404	0.02521
0.17411	0.20940	0.12931	0.12288	0.18298	0.18723	0.20168
0.47321	0.43590	0.51724	0.50000	0.45957	0.46809	0.44118

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11	ภาพที่ 12
0.08695	0.05512	0.06239	0.08230	0.07361
0.14008	0.14298	0.14135	0.14247	0.14250
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00206	0.00227	0.00349
0.47120	0.54922	0.48774	0.42684	0.32913
0.44963	0.36438	0.43460	0.49583	0.56303
0.07087	0.08183	0.06653	0.05610	0.09116
0.00830	0.00457	0.00906	0.01895	0.01319
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.17521	0.12017	0.17021	0.11837	0.12549
0.08120	0.12876	0.10638	0.12245	0.10588
0.00855	0.01717	0.01702	0.02857	0.01176
0.00000	0.00000	0.00000	0.00408	0.01961
0.00000	0.00000	0.00426	0.00408	0.02353
0.01282	0.00429	0.01702	0.02041	0.02745
0.07692	0.05150	0.04681	0.04898	0.02353
0.26496	0.25751	0.17872	0.16735	0.25882
0.38034	0.42060	0.45957	0.48571	0.40392

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 7

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.23440	0.20111	0.15826	0.24881	0.19928	0.25346	0.11952
0.25213	0.25490	0.24143	0.17310	0.17215	0.16882	0.16793
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.62163	0.74989	0.80272	0.41732	0.54600	0.50238	0.36098
0.29671	0.17138	0.09205	0.50504	0.35932	0.42528	0.54316
0.03285	0.03103	0.02671	0.02362	0.02194	0.01804	0.03106
0.02790	0.02950	0.04932	0.02419	0.03685	0.02825	0.04356
0.02020	0.01794	0.02671	0.02739	0.03408	0.02447	0.01925
0.00071	0.00026	0.00248	0.00245	0.00182	0.00158	0.00198
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.17772	0.13333	0.26904	0.16082	0.33521	0.20222	0.29189
0.20424	0.24167	0.13198	0.34211	0.14648	0.31025	0.12432
0.03714	0.09722	0.02030	0.05556	0.00845	0.04432	0.02432
0.05305	0.00000	0.00000	0.00292	0.00000	0.00277	0.00270
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.02432
0.00265	0.01111	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00811
0.01857	0.02222	0.00508	0.00585	0.00000	0.00000	0.01622
0.15650	0.17222	0.08883	0.06725	0.10704	0.06094	0.10811
0.35013	0.32222	0.48477	0.36550	0.40282	0.37950	0.40000

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11
0.22537	0.16784	0.21414	0.15420
0.21943	0.21160	0.21724	0.21126
0.00000	0.00000	0.00008	0.00000
0.56231	0.49203	0.41346	0.83662
0.36133	0.42303	0.48973	0.08203
0.02338	0.02130	0.03037	0.03270
0.03131	0.03023	0.02743	0.03378
0.02167	0.03137	0.03044	0.01326
0.00000	0.00204	0.00507	0.00161
0.00000	0.00000	0.00341	0.00000
0.14114	0.24419	0.14247	0.26977
0.25826	0.15698	0.24658	0.11860
0.07508	0.00872	0.05479	0.01860
0.00000	0.00000	0.01644	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00872	0.00274	0.00000
0.00901	0.02035	0.01096	0.00698
0.17417	0.22093	0.16712	0.11628
0.34234	0.34012	0.35890	0.46977

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 8

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.30833	0.37241	0.41607	0.22731	0.35586	0.34282	0.40310
0.13283	0.14297	0.14154	0.13116	0.15654	0.13299	0.14733
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00060	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00232
0.43719	0.77026	0.79086	0.42428	0.78594	0.42432	0.72572
0.28593	0.05283	0.05536	0.27258	0.04366	0.32140	0.05983
0.07959	0.02301	0.02658	0.11674	0.02685	0.07802	0.03413
0.14598	0.11507	0.09051	0.11757	0.10529	0.11558	0.13904
0.05130	0.03822	0.03669	0.06883	0.03825	0.06068	0.03897
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.71488	0.56571	0.48968	0.59000	0.52212	0.67052	0.58955
0.07438	0.24286	0.30678	0.14000	0.27139	0.11850	0.24378
0.00000	0.00000	0.00000	0.01000	0.00590	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00826	0.00000	0.00590	0.01000	0.00000	0.00000	0.00000
0.07025	0.02286	0.07375	0.07000	0.03245	0.03757	0.05224
0.13223	0.16857	0.12389	0.18000	0.16814	0.17341	0.11443

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11	ภาพที่ 12
0.44615	0.22478	0.25902	0.38218	0.32273
0.16325	0.14282	0.13199	0.14681	0.12873
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.63733	0.28551	0.73840	0.72183	0.49031
0.09776	0.27035	0.03544	0.04681	0.25590
0.04389	0.14402	0.03587	0.04468	0.10615
0.13633	0.18417	0.15528	0.15559	0.11689
0.08468	0.11595	0.03501	0.03108	0.03075
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.55923	0.61782	0.54467	0.53804	0.67010
0.25069	0.16092	0.25937	0.27174	0.13402
0.00551	0.00287	0.00000	0.00543	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.03306	0.03736	0.01729	0.05163	0.02835
0.15152	0.18103	0.17867	0.13315	0.16753

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 9

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.30988	0.16872	0.29355	0.09774	0.12097	0.13671	0.11187
0.07315	0.11631	0.07315	0.31000	0.32069	0.31839	0.30667
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00422	0.01169	0.00213	0.00038	0.00353	0.01129	0.00000
0.01456	0.62547	0.04823	0.02309	0.70369	0.40014	0.01425
0.80606	0.26889	0.86513	0.86456	0.25425	0.52329	0.87886
0.17516	0.09395	0.08451	0.10581	0.03852	0.06528	0.10570
0.00000	0.00000	0.00000	0.00616	0.00000	0.00000	0.00119
0.63180	0.67788	0.70085	0.17797	0.19844	0.14410	0.09231
0.20921	0.13942	0.17094	0.12712	0.14786	0.09607	0.08205
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.02335	0.00873	0.00513
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00389	0.01747	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.02051
0.00000	0.00000	0.00000	0.01271	0.01556	0.01310	0.00513
0.04184	0.04808	0.04274	0.12288	0.02724	0.08734	0.06667
0.11715	0.13462	0.08547	0.55932	0.58366	0.63319	0.72821

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10
0.10667	0.13604	0.09415
0.32069	0.32172	0.31000
0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000
0.00031	0.00000	0.00000
0.64301	0.39311	0.00358
0.29608	0.53293	0.91885
0.06060	0.07396	0.07757
0.00000	0.00000	0.00000
0.14091	0.13839	0.13861
0.10909	0.06696	0.03465
0.02273	0.00446	0.00000
0.00000	0.00446	0.00000
0.00000	0.02232	0.00000
0.00000	0.01786	0.00000
0.01364	0.01339	0.00990
0.10455	0.13839	0.13861
0.60909	0.59375	0.67822

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 10

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5	ภาพที่ 6	ภาพที่ 7
0.26176	0.32757	0.20000	0.20387	0.31734	0.26849	0.31600
0.29970	0.28379	0.29978	0.29428	0.29364	0.29192	0.28061
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00869	0.00000	0.01462
0.11824	0.67250	0.06036	0.71908	0.33206	0.08034	0.64835
0.80216	0.26905	0.85941	0.20784	0.58537	0.82463	0.26800
0.05493	0.03547	0.05857	0.04993	0.05199	0.06760	0.05196
0.02467	0.02298	0.02166	0.02314	0.02189	0.02743	0.01706
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.35474	0.19597	0.31068	0.22468	0.26426	0.35015	0.20290
0.10703	0.26801	0.08738	0.22152	0.20721	0.11869	0.26377
0.00612	0.06628	0.00000	0.06329	0.04204	0.00593	0.05507
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.01802	0.00000	0.01159
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00612	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00297	0.00000
0.11009	0.12680	0.10356	0.06962	0.10511	0.13947	0.09565
0.41590	0.34294	0.49838	0.42089	0.36336	0.38279	0.37101

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาพที่ 8	ภาพที่ 9	ภาพที่ 10	ภาพที่ 11	ภาพที่ 12
0.35039	0.18235	0.30645	0.18569	0.27575
0.28144	0.28163	0.29604	0.29745	0.29144
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00351	0.00999	0.00176	0.00964	0.00000
0.03634	0.06368	0.03800	0.07155	0.00000
0.65397	0.38910	0.59487	0.63542	0.04776
0.21129	0.40007	0.28161	0.18838	0.87403
0.05235	0.09658	0.05940	0.06850	0.05561
0.04254	0.03929	0.02435	0.02651	0.02259
0.00000	0.00131	0.00000	0.00000	0.00000
0.20649	0.29252	0.21893	0.22796	0.42241
0.22124	0.11224	0.26331	0.20669	0.06897
0.08555	0.01020	0.05325	0.02432	0.00287
0.01180	0.00000	0.00296	0.05775	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00340	0.00000	0.00304	0.00000
0.00295	0.00680	0.00296	0.00912	0.00000
0.13864	0.13605	0.11243	0.10030	0.14368
0.33333	0.43878	0.34615	0.37082	0.36207

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 11

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3
0.54783	0.53200	0.57408
0.50673	0.52891	0.52667
0.00000	0.00000	0.00000
0.14869	0.07016	0.05545
0.42212	0.36038	0.32343
0.36329	0.48440	0.55039
0.01260	0.01645	0.01963
0.04078	0.04677	0.03880
0.01252	0.02184	0.01229
0.00000	0.00000	0.00000
0.21826	0.41187	0.47193
0.30512	0.22122	0.12807
0.04454	0.00180	0.00175
0.00000	0.00000	0.00175
0.00000	0.00000	0.00000
0.01114	0.00000	0.00000
0.02227	0.01079	0.00702
0.16927	0.09353	0.07719
0.22940	0.26079	0.31228

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลของวัตถุชิ้นที่ 12

ภาพที่ 1	ภาพที่ 2	ภาพที่ 3	ภาพที่ 4	ภาพที่ 5
0.10667	0.10796	0.10524	0.10362	0.10632
0.10084	0.18996	0.19330	0.19343	0.19194
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.23016	0.58349	0.58120	0.61703	0.51258
0.58717	0.30981	0.29736	0.26665	0.38609
0.10257	0.06008	0.06221	0.06017	0.05563
0.06452	0.04062	0.04790	0.04649	0.04128
0.01559	0.00599	0.01133	0.00966	0.00442
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.13836	0.09191	0.09615	0.06204	0.09191
0.15094	0.08824	0.06154	0.09854	0.07721
0.05660	0.01471	0.00385	0.01095	0.01471
0.03774	0.00000	0.00385	0.00000	0.00000
0.08176	0.00000	0.00769	0.00000	0.00000
0.08176	0.10662	0.06538	0.09124	0.08088
0.13836	0.25000	0.29231	0.27372	0.29044
0.21384	0.26838	0.29231	0.28467	0.29412
0.10063	0.18015	0.17692	0.17883	0.15074

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 6.3. ผลการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม

ในขั้นตอนนี้เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูล มาทำการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมโดยมีการทดลองหาค่าพารามิเตอร์ของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่เหมาะสม โดยพิจารณาจากค่า SERKOR และผลจากการทดสอบระบบ ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่เราสนใจได้แก่

- จำนวน node (หรือเซลล์ประสาท) ในแต่ละชั้นของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยกำหนดให้มีค่า 5, 10, 15, 20, 25, 30
- จำนวนชั้นของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม โดยกำหนดให้มีค่า 2, 4, 6

โดยในการฝึกสอนในแต่ละครั้งจะทำการหยุดและเก็บค่าของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเมื่อทำการฝึกสอนครบ 1000, 5000, 10000, 15000, 20000, 30000, 40000

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนระบบได้จากการเตรียมข้อมูลของภาพถ่ายวัตถุทั้ง 12 ชั้น จำนวน 102 ภาพ โดยวัตถุแต่ละชั้นจะมีจำนวนภาพที่นำมาฝึกสอนไม่เท่ากัน ซึ่งได้ผลดังต่อไปนี้

Loop	1,000	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000	40,000
5 Node	0.74839	0.57177	0.55674	0.54785	0.54115	0.53273	0.52819
10 Node	0.23798	0.02605	0.00983	0.00491	0.00306	0.00166	0.00111
15 Node	0.19147	0.01627	0.00402	0.00186	0.00117	0.00065	0.00045
20 Node	0.16059	0.01182	0.00354	0.00183	0.00119	0.00067	0.00046
25 Node	0.16649	0.00876	0.00238	0.00120	0.00077	0.00043	0.00030
30 Node	0.14610	0.01102	0.00310	0.00157	0.00101	0.00057	0.00039

ตารางที่ 6-1 แสดงค่า *SERROR* ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 Layer

Loop	1,000	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000	40,000
5 Node	0.91295	0.91423	0.90248	0.74210	0.51355	0.47130	0.46786
10 Node	0.91373	0.90648	0.03403	0.01293	0.00879	0.00570	0.00416
15 Node	0.91407	0.38863	0.00160	0.00750	0.00050	0.00028	0.00019
20 Node	0.91426	0.91011	0.00393	0.00179	0.00081	0.00037	0.00022
25 Node	0.91489	0.78661	0.08791	0.02690	0.01255	0.00239	0.00092
30 Node	0.91446	0.91449	0.31380	0.04051	0.00100	0.00024	0.00014

ตารางที่ 6-2 แสดงค่า *SERROR* ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 4 Layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Loop	1,000	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000	40,000
5 Node	0.91292	0.91134	0.89351	0.39800	0.39256	0.38961	0.38573
10 Node	0.91379	0.87185	0.28220	0.28596	0.27549	0.26568	0.26146
15 Node	0.91429	0.83611	0.60066	0.10119	0.25549	0.19621	0.19615
20 Node	0.91446	0.91170	0.90829	0.93125	0.91470	0.79754	0.47092
25 Node	0.91490	0.91344	0.91390	0.91388	0.91271	0.90709	0.90538
30 Node	0.91445	0.91445	0.91451	0.91382	0.91388	0.91393	0.91390

ตารางที่ 6-3 แสดงค่า *SERROR* ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 6 Layer

#### 6.4 ผลการทดสอบการรู้จำของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาท

ขั้นตอนนี้เป็นการนำระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมจากหัวข้อที่แล้วมาทดสอบกับข้อมูลของวัตถุที่เตรียมไว้เพื่อทำการทดสอบ โดยข้อมูลชุดนี้จะไม่ได้นำใช้ในการฝึกสอนระบบ แต่จะเตรียมไว้เพื่อหาค่าความถูกต้องของระบบ ซึ่งได้ผลเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์จากภาพที่ใช้ทดสอบทั้งหมด 23 ภาพจาก 12 วัตถุ ดังนี้

Loop	1,000	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000	40,000
5 Node	9 %	34 %	34 %	34 %	34 %	34 %	39 %
10 Node	65 %	96 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
15 Node	57 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
20 Node	74 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
25 Node	70 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
30 Node	70 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %

ตารางที่ 6-4 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่ทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 Layer

Loop	1,000	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000	40,000
5 Node	0 %	0 %	0 %	0 %	34 %	43 %	43 %
10 Node	0 %	0 %	87 %	91 %	91 %	91 %	91 %
15 Node	0 %	34 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
20 Node	0 %	0 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
25 Node	0 %	0 %	83 %	87 %	96 %	96 %	96 %
30 Node	0 %	0 %	43 %	91 %	100 %	100 %	100 %

ตารางที่ 6-5 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่ทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 4 Layer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Loop	1,000	5,000	10,000	15,000	20,000	30,000	40,000
5 Node	0 %	0 %	0 %	43 %	43 %	43 %	43 %
10 Node	0 %	0 %	70 %	70 %	70 %	70 %	70 %
15 Node	0 %	0 %	30 %	87 %	74 %	83 %	83 %
20 Node	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	9 %	48 %
25 Node	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
30 Node	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %

ตารางที่ 6-6 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่ทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 6 Layer



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 7

### สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ผลการทดสอบวัตถุ 12 ชนิด ได้แก่ ลูกบาศก์บอลลูน ชั้นวางของ ทวีร์ ขวดเหล้า กล่องใหญ่ กล่องเหล้า กล่องรองเท้าน้ำ ลำโพง กระจังเบียร์ แก้ว ขวดแอมแทค ถังใส่ของ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมได้ผลสรุปดังนี้

1. ลักษณะเด่นที่เป็นขนาดความกว้างและขนาดความสูง สามารถแยกวัตถุที่มีขนาดใหญ่ออกจากวัตถุที่มีขนาดเล็กได้อย่างชัดเจน เช่น กล่องใหญ่ กล่องเหล้า และ กล่องรองเท้าน้ำ

2. ลักษณะเด่นที่เป็นความถี่สี สามารถแยกวัตถุที่มีความเข้มสีต่างกันออกจากกันได้อย่างชัดเจน เช่น ขวดแอมแทคที่มีสีเขียว กับ กระจังเบียร์ที่มีสีดำ

3. ลักษณะเด่นที่เป็นความถี่ความชัน สามารถแยกวัตถุที่มีรูปร่างแตกต่างกันออกจากกันได้ เช่น ลูกบาศก์ที่มีรูปร่างเป็นวงกลม กับ ลำโพงที่มีรูปร่างเป็นสี่เหลี่ยม

4. จำนวน Node และ จำนวน Layer จะมีผลกับจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม ถ้า จำนวน Node และ Layer มาก การฝึกสอนโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมจะใช้เวลาามาก แต่จะให้ผลของการรู้จำที่แม่นยำกว่าโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่มี จำนวน Node และ Layer น้อยกว่า โดยจำนวน Layer จะมีผลต่อจำนวนรอบในการฝึกสอนมากกว่าจำนวน Node

5. ผลการทดสอบวัตถุกับ โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียม ด้วยข้อมูลของวัตถุจำนวน 12 ชิ้น ซึ่งแบ่งได้เป็น

- ภาพที่ใช้ในการทดสอบจำนวน 23 ภาพ
- ภาพที่ใช้ในการฝึกสอนจำนวน 102 ภาพ

โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมสามารถการรู้จำวัตถุได้อย่างน่าพอใจ กล่าวคือ ในระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่มีค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจะมีความถูกต้องในการรู้จำวัตถุเกินกว่า 90% ขึ้นไป

6. จากผลการทดลองเราสามารถสรุปความสัมพันธ์ของจำนวน Node และจำนวน Layer ที่มีผลต่อค่าความถูกต้องในการจดจำของระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมได้ดังนี้

- เมื่อจำนวน Node มากขึ้น ค่าความถูกต้องในการรู้จำวัตถุของระบบจะสูงขึ้นและมีผลมากกว่าจำนวน Layer ที่เพิ่มขึ้น
- เมื่อจำนวน Layer เพิ่มขึ้นค่าความถูกต้องในการรู้จำวัตถุของระบบจะสูงขึ้น แต่จะต้องใช้จำนวนรอบในการฝึกสอนเพิ่มขึ้นมาก

จากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่าระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่เหมาะสมในการรู้จำวัตถุในการทดลองนี้จะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

- มีจำนวน Node ตั้งแต่ 15 node ขึ้นไป
- มีจำนวน Layer ตั้งแต่ 2 layer ขึ้นไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพราะ

- โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่มีจำนวน Node และ Layer มากกว่าที่ระบุจะให้ผลในการรู้จำที่ใกล้เคียงกัน แต่จะใช้ระยะเวลาในการฝึกสอนมากกว่า
- โครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่มีจำนวน Node น้อยกว่าที่ระบุทำให้ความถูกต้องในการรู้จำที่ต่ำ จึงไม่สามารถใช้งานได้

7. ระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมที่สามารถนำมาใช้งานได้ในการทดลองนี้จะต้องมีค่า SERROR น้อยกว่า 0.01 ถ้ามีค่า SERROR มากกว่านี้จะทำให้ค่าความถูกต้องในการรู้จำต่ำ ฉะนั้นเราสามารถกำหนดเงื่อนไขในการหยุดการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมได้ว่า จะทำการฝึกสอนจนกว่าค่า SERROR จะต่ำกว่า 0.01

ปัญหาที่พบในการเตรียมข้อมูลเพื่อการรู้จำวัตถุ 3 มิติ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยจะแบ่งปัญหาที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการทำงานออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

1. ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล
2. ขั้นตอนการรู้จำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

**ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล**

ในขั้นตอนนี้จะแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

1. การถ่ายภาพด้วยกล้อง Triclop

**ปัญหา** แสงและเงาบนภาพถ่ายจะเป็นอุปสรรคต่อการหาลักษณะเด่น  
**สาเหตุ** เนื่องจากกล้อง Triclop เป็นกล้องถ่ายภาพขาวดำ แสงจะมีอิทธิพลต่อภาพถ่ายเป็นอย่างมาก

**การแก้ไข** ทำให้ความเข้มแสงที่ตกกระทบบนพื้นผิววัตถุมีค่าเท่ากัน หรือใกล้เคียงกันที่สุด

2. การดึงข้อมูลที่เป็นลักษณะเด่นของวัตถุ

**ปัญหา** การหาจุดคุณภาพบนภาพ 2 ภาพ ที่แทนจุดเดียวกันบนวัตถุยังไม่แม่นยำพอ

- สาเหตุ**
1. Resolution ของภาพน้อยเกินไป
  2. อัลกอริทึมที่ใช้หาจุดคุณภาพยังไม่ดีพอ

**การแก้ไข** ปรับ Resolution ของภาพให้มากขึ้น และ พัฒนาอัลกอริทึมที่ใช้หาจุดคุณภาพให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### ขั้นตอนการรู้จักด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ในขั้นตอนนี้จะแบ่งการทำงานเป็น 2 ขั้น คือ

#### 1. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยข้อมูลที่เป็นลักษณะเด่นของวัตถุ

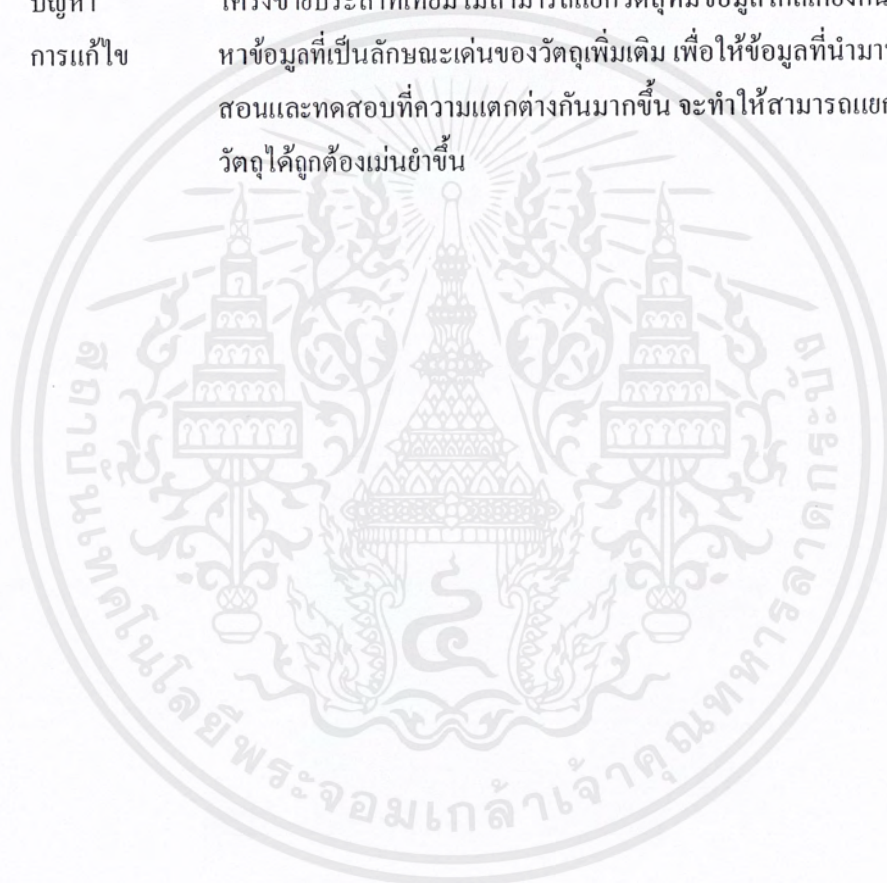
**ปัญหา** ในการฝึกสอนระบบโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมต้องใช้เวลาเยอะ (มีรอบในการฝึกสอนมาก)

**การแก้ไข** ใช้อัลกอริทึมที่เหมาะสมเพื่อลดจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอน

#### 2. การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

**ปัญหา** โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถแยกวัตถุที่มีข้อมูลใกล้เคียงกันได้

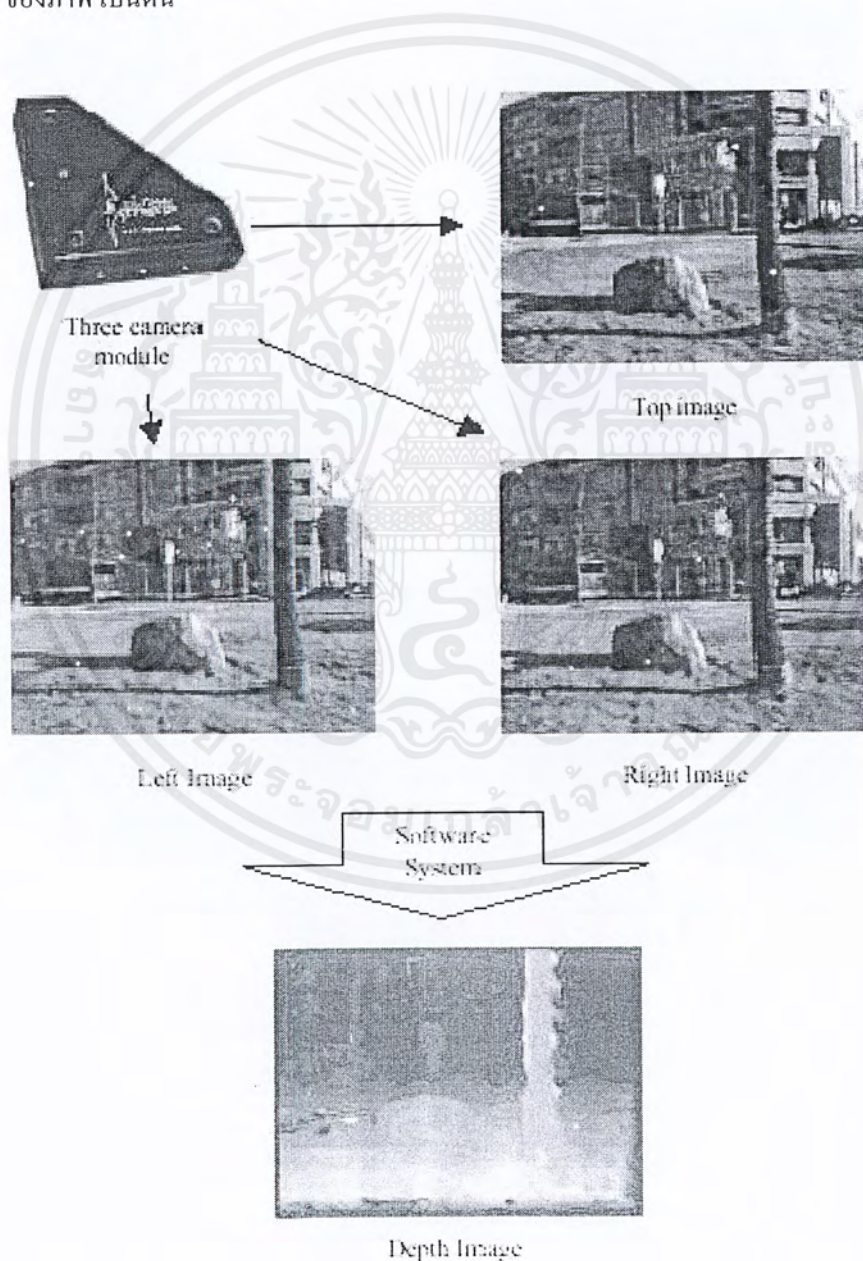
**การแก้ไข** หาข้อมูลที่เป็นลักษณะเด่นของวัตถุเพิ่มเติม เพื่อให้ข้อมูลที่นำมาทำการฝึกสอนและทดสอบที่ความแตกต่างกันมากขึ้น จะทำให้สามารถแยกวัตถุได้ถูกต้องแม่นยำขึ้น



## ภาคผนวก ก

### Triclop Stereo Vision System

Triclop Stereo Vision System คือ กล้องถ่ายภาพดิจิทัลที่ประกอบด้วยชุดรับภาพ 3 ชุด โดยชุดรับภาพแต่ละชุดจะอยู่ในตำแหน่งที่แตกต่างกัน ทำให้เมื่อถ่ายภาพด้วยชุดรับภาพที่ต่างกันแล้วจะได้ภาพที่มีมุมมองต่างกัน นอกจากนี้ยังประกอบด้วย Software ซึ่งทำหน้าที่ควบคุมการทำงานของกล้องและการมีฟังก์ชันที่ใช้ในการประมวลผลภาพ เช่น การลดสัญญาณรบกวนของภาพ การหาขอบของภาพ การหาค่า Disparity ของภาพ เป็นต้น



รูปที่ ก-1 ภาพที่ได้จากการใช้ Triclop Stereo Vision System

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในการถ่ายภาพนั้นต้องอาศัยการควบคุมจาก Software เพียงอย่างเดียว ไม่สามารถสั่งให้ถ่ายภาพจากตัวกล้องได้ ฉะนั้นการทำงานของกล้องจึงต้องใช้ร่วมกับคอมพิวเตอร์เท่านั้น ภาพที่กล้องถ่ายได้จะอยู่ในรูปแบบ (Format) ของ Gray-Level มีนามสกุลเป็น pgm หลังจากนั้นภาพที่ได้จะถูกเก็บเอาไว้ในหน่วยความจำ (Memory) ซึ่งเราจะนำมาใช้ในการประมวลผลต่อไป

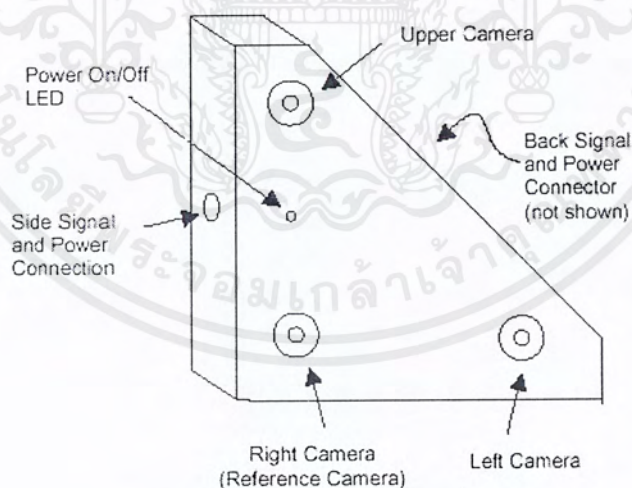
#### การทำงานของ Triclop Stereo Vision System

จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่า Triclop Stereo Vision System ประกอบด้วยชุดรับภาพทั้งหมด 3 ชุด ตัวกล้องจะทำงานได้ก็ต่อเมื่อได้ทำงานร่วมกับคอมพิวเตอร์โดยผ่านการ์ด Matrox Meteor RGB Frame Grabber เพราะการทำงานทั้งหมดของกล้องจะต้องถูกส่งผ่านตัวโปรแกรมเท่านั้น ไม่สามารถสั่งโดยตรงที่ตัวกล้องได้

ตัวโปรแกรมที่ควบคุมการทำงานของกล้องถูกเขียนโดยใช้ Microsoft Visual C++ ซึ่งรวมถึงฟังก์ชันต่างๆของกล้องก็ต้องใช้โปรแกรมที่เขียนด้วย Microsoft Visual C++ ในการเรียกใช้

#### ลักษณะทั่วไปของกล้อง

กล้องประกอบด้วยเลนส์แบบ CCD ที่ให้ภาพออกมาในรูปแบบของ Gray-Scale ทั้งหมด 3 ชุด โดยลักษณะของกล้องแสดงดังรูป



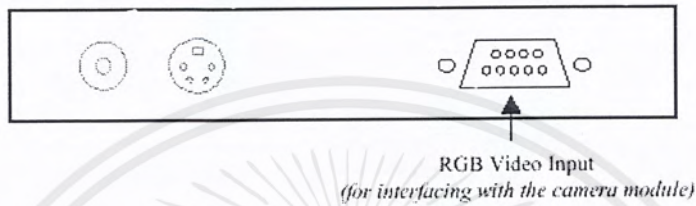
รูปที่ ก-2 แสดงลักษณะภาพนอกของกล้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### การติดตั้ง Hardware

การติดตั้ง Hardware ประกอบด้วย 2 ขั้นตอนดังนี้

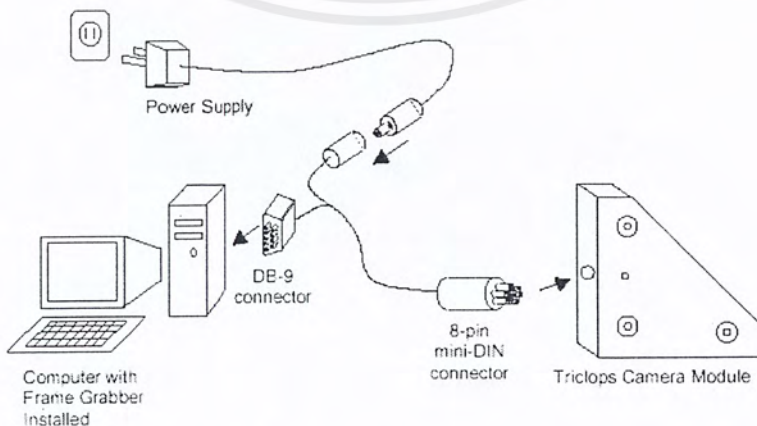
1. ติดตั้งการ์ดที่ติดกับคอมพิวเตอร์เพื่อเชื่อมต่อกับตัวกล้อง โดยการด์ที่ใช้คือ Matrox Meteor RGB Frame Grabber ซึ่งจะทำหน้าที่เชื่อมต่อการทำงานระหว่างตัวกล้องกับคอมพิวเตอร์ นอกจากนี้ยังมีหน่วยความจำสำหรับใช้รับภาพจากกล้อง การ์ดตัวนี้เป็นการ์ดแบบ PCI โดยมีลักษณะดังรูป



รูปที่ ก-3 การ์ด Matrox Meteor RGB Frame Grabber

2. เชื่อมต่อตัวกล้องเข้ากับการ์ดและอุปกรณ์จ่ายไฟ โดยมีสายวีดีโอเชื่อมต่อระหว่างตัวกล้องกับการ์ดที่คอมพิวเตอร์ สายนี้ประกอบด้วยปลายด้านหนึ่งมีหัวต่ออันเดียวซึ่งเป็นประเภท 8-pin mini DIN จะถูกใช้เพื่อเชื่อมต่อกับตัวกล้อง และอีกด้านมีหัวต่อ 2 หัว หัวหนึ่งเป็นประเภท 9-pin male DB-9 จะถูกใช้เพื่อเชื่อมต่อพอร์ตอนุกรม (Serial Port) ของการ์ดที่ตัวคอมพิวเตอร์ และอีกหัวจะเชื่อมตัวกับแหล่งกำเนิดไฟ

เราสามารถตรวจสอบได้ว่ากล้องทำงานหรือไม่โดยสังเกตจากไดโอดสีแดงบริเวณด้านหน้าของกล้อง ซึ่งตัวกล้องไม่มีสวิทช์ปิดเปิดทำให้การปิดเปิดกล้องทำได้โดยการเชื่อมต่อหรือไม่เชื่อมมาต่อตัวกล้องกับคอมพิวเตอร์



รูปที่ ก-4 การเชื่อมต่อของ Triclops Stereo Vision System

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การติดตั้ง Software

ขั้นแรกเราต้องทำการติดตั้ง Driver ของการ์ดก่อน หลังจากคอมพิวเตอร์สามารถทำงานร่วมกับการ์ดได้แล้วเราจึงติดตั้งตัวโปรแกรมของ Triclop Stereo Vision System หลังจากทำการติดตั้งโปรแกรมเสร็จแล้วเราต้องกำหนดไฟล์ config เพื่อกำหนดค่าต่างๆให้กล้องทำงานได้อย่างถูกต้องด้วย

Subdirectory	Contents
Calib	ประกอบด้วย calibration file ซึ่งจะถูกใช้เมื่อเราถ่ายภาพ
Demo	ประกอบด้วยโปรแกรมทดลองการใช้งาน Triclop Stereo Vision System
Dll	ประกอบด้วย dynamic link libraries ที่จำเป็น
Drivers	ประกอบด้วย Matrox Meteor drivers
Examples	ประกอบด้วยตัวอย่างการโปรแกรมที่นำเอาฟังก์ชันต่างๆในไลบรารีมาใช้งาน
Include	ประกอบด้วย include files ที่ต้องใช้เมื่อมีการ compile code
Lib	ประกอบด้วย Triclop grabbing display libraries ของ Triclop Stereo Vision System
Src	ประกอบด้วย source code ของ grabbing และ display libraries โดยในการ compile library เหล่านี้ต้องมี Matrox Imaging Library อยู่ด้วย

ตารางที่ ก-1 ข้อมูลที่จำเป็นในการติดตั้ง Software ของ Triclop Stereo Vision System

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ภาคผนวก ข

### ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับ Microsoft Visual C++

Microsoft Visual C++ เป็นโปรแกรมที่สามารถใช้เป็นเครื่องมือ (Tool) ในการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์บนระบบปฏิบัติการวินโดวส์ (Microsoft Windows) ที่มีความสามารถในการจัดการและควบคุมการติดต่อหรือใช้งานทั้งด้านซอฟต์แวร์และทางด้านฮาร์ดแวร์สูง ซึ่งตัวโปรแกรมเองได้รับการพัฒนาความยืดหยุ่นและควมมีประสิทธิภาพสูงนี้มาจากภาษา C++

โดยภาษา C++ มีโครงสร้างการทำงานเป็นแบบโอโอพี (OOP : Object Oriented Programming) ซึ่งเป็นวิธีการเขียนโปรแกรม โดยอาศัยแนวคิดของวัตถุ (Object) ขึ้นหนึ่ง ลักษณะการเขียนโปรแกรมประเภทนี้จะเป็แบบโครงสร้าง (Structure) โดยการเขียนโปรแกรมแบบ OOP นี้มีความสามารถในการปกป้องข้อมูล โดยสามารถซ่อนรายละเอียด (encapsulation) และการสืบทอดคุณสมบัติ (inheritance) ของวัตถุตัวอื่นๆ ซึ่งทำให้การเขียนโปรแกรมมีความง่ายและรวดเร็วขึ้นมาก

- คลาส (Class) คือ การรวมคุณลักษณะและการใช้งานของวัตถุอย่างน้อยหนึ่งอย่างมาไว้ในกลุ่มเดียวกัน
- วัตถุ (Object) คือ วัตถุที่เป็นตัวแปรของคลาส เป็นรูปแบบของคลาสที่มีตัวตน ที่เราสามารถนำไปใช้งานได้
- การสืบทอดของคลาส (Inheritance) คือ การที่คลาสแต่ละคลาสสามารถเป็นคลาสแม่ (Super Class) ได้ โดยจะสืบทอดมาเป็นคลาสใหม่ได้ ซึ่งคลาสใหม่ที่สืบทอดมานี้จะยังคงมีคุณสมบัติเหมือนกับคลาสแม่ทุกประการและเราสามารถกำหนดคุณสมบัติใหม่เพิ่มเติมลงไปได้อีกเพื่อความเหมาะสมในการใช้งาน

โปรแกรม Microsoft Visual C++ ยังสนับสนุนการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์อื่นๆ ในหลายด้านด้วยกัน ไม่ว่าจะเป็นโปรแกรมประยุกต์ที่ทำงานทั่วไป เช่น การคำนวณง่ายๆ การเขียนรูปต่างๆ เป็นต้น การเขียนโปรแกรมระบบจัดการฐานข้อมูล (DBMS : Database Management System) หรือแม้กระทั่งการเขียนโปรแกรมที่ทำงานด้วยระบบมัลติมีเดีย (Multimedia Application)

ขั้นตอนแรกในการสร้างโปรแกรมประยุกต์โดยใช้โปรแกรม Microsoft Visual C++ คือ การสร้างโปรเจกต์เวิร์กสเปซ (Project Workspace) ขึ้นมาใหม่ ซึ่งเป็นการกำหนดพื้นที่ในการเก็บโปรเจกต์ (Project) หรือเก็บโปรแกรมที่เราต้องการสร้าง และใช้ในการกำหนดตัวเลือกต่างๆ ของโปรแกรมที่เราต้องการสร้าง เช่น เก็บรูปภาพ การกำหนดลักษณะของโปรแกรมที่สร้าง หรือข้อกำหนดต่างๆ เป็นต้น

การใช้งานโปรเจกต์ของ Microsoft Visual C++ มีลักษณะการใช้งานเหมือนกับโปรเจกต์ไฟล์ทั่วไป คือ เราสามารถเปิด-ปิด (Open-Close) เซฟ (Save) หรือลบ (Delete) ไฟล์ที่ใช้งานได้ สามารถทำการคอมไพล์ (Compile) รวมทั้งการดีบัก (Debug) โปรแกรมเพื่อหาจุดผิดของโปรแกรมได้

เราจะเห็นได้ว่าการเขียนโปรแกรมประยุกต์บนระบบปฏิบัติการดอส (Dos) เราสามารถเขียนโปรแกรมใหญ่ๆ ได้โดยใช้ไฟล์เดียวในการเก็บข้อมูลทุกอย่าง แต่ในการเขียนโปรแกรมประยุกต์บนระบบเอกสารเป็นเอกสารที่สแกนไวสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นับญาติให้เข้าไปไขประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปฏิบัติการวินโดวส์นั้นเรามักจะต้องใช้ส่วนประกอบต่างๆมากมาย เช่น รูปภาพ หรือเมนูบาร์ (Menu Bar) เป็นต้น และใช้ไฟล์ร่วมกันหลายๆไฟล์ เช่น ไฟล์ที่ทำหน้าที่ในการเปิดรูปภาพ หรือไฟล์ที่ทำการแบ่งส่วนของรูปภาพ เป็นต้น เพื่อให้เป็นสัดส่วนและสามารถแก้ไขโปรแกรมนี้ได้ดียิ่งขึ้น

โปรเจกต์ไฟล์ของ Microsoft Visual C++ เวอร์ชัน 6 ใช้นามสกุล dsw ซึ่งทำหน้าที่เป็นไฟล์ที่เก็บตัวเลือกต่างๆของโปรเจกต์ดังที่กล่าวไปแล้ว และเราสามารถโหลดโปรเจกต์ไฟล์ที่เขียนด้วย Microsoft Visual C++ เวอร์ชันที่ต่ำกว่านี้ได้ เช่น mak หรือ mdp เป็นต้น

ประโยชน์ของโปรเจกต์ไฟล์สามารถสรุปได้ดังนี้คือ

1. โปรเจกต์ไฟล์จะเก็บรายชื่อของไฟล์ที่เป็นซอร์สโค้ด (Source Code) โปรแกรมทั้งหมดที่ใช้ร่วมกันในโปรเจกต์ เช่น ซอร์สโปรแกรมนามสกุล h หรือ นามสกุล cpp รวมทั้งไฟล์ฐานข้อมูลโปรแกรมที่ใช้ในคลาสสิคัล (Class Wizard) เป็นต้น
2. โปรเจกต์ไฟล์จะเก็บค่าตัวเลือกสำหรับการคอมไพล์และลิงก์ (Link) กับไลบรารี (Library) ใดๆ หรือมีการสร้างส่วนประกอบ (Component) อื่นๆอีกหรือไม่ เช่น ส่วนประกอบในการติดบັก
3. โปรเจกต์จะเก็บค่าตัวเลือกที่แสดงว่าโปรเจกต์นี้เป็นโปรเจกต์แบบใดเมื่อทำการคอมไพล์ เช่น เป็นวินโดวส์แอปพลิเคชัน (Windows Application) โดยมีนามสกุลเป็น exe หรือเป็นพวกไดนามิกลิงก์ไลบรารี (Dynamic-Link Library) โดยมีนามสกุลเป็น dll เป็นต้น

### Microsoft Foundation Class (MFC)

เป็นไลบรารีที่ทางบริษัท Microsoft สร้างขึ้นเพื่อช่วยให้นักพัฒนาโปรแกรมประยุกต์เขียนโปรแกรมได้ง่ายขึ้น ซึ่งภายในตัว MFC เองจะประกอบด้วยคลาสพื้นฐานต่างๆที่ต้องใช้ในการสร้างหรือแสดงผลในระบบวินโดวส์ โดยจะช่วยให้โปรแกรมประยุกต์ที่เขียนขึ้นนั้นมีขนาดเล็กและไม่มีความซับซ้อนมาก ทำให้การเขียนโปรแกรมประยุกต์ก็จะเขียนได้ง่ายขึ้น

ได้มีการพัฒนา MFC มาตลอด จากเวอร์ชัน 1.0 จนในปัจจุบันมีการพัฒนามาจนถึงเวอร์ชัน 6.0 ซึ่งภายใน MFC ถูกบรรจุคลาสต่างๆที่สำคัญไว้มากมาย โดยเราสามารถแบ่งเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ

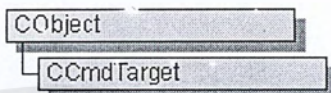
- คลาสที่มีต้นกำเนิดมาจากคลาสแม่ (Parent Class) คือ COObject
- คลาสที่เป็นคลาสโอด คือ คลาสที่ถูกสร้างขึ้นมาโดยไม่มีการสืบทอดมาจากคลาสใดๆ คลาสเหล่านี้เป็นคลาสที่สร้างขึ้นมาเพื่อใช้งานเฉพาะอย่างเท่านั้น โดยแบ่งได้เป็น 9 หมวดใหญ่ๆ ส่วนคลาสที่เราต้องใช้น้อยๆคือ คลาส Simple Value Types ซึ่งเป็นคลาสที่ใช้สำหรับกำหนดชนิดของข้อมูล

ใน MFC จะมีคลาสชื่อ Object เป็นคลาสแม่ โดยเป็นคลาสที่ใช้ในการเขียนโปรแกรมในระบบ เช่น การสร้างวินโดวส์ การสร้างคอนโทรล เป็นต้น คลาสเหล่านี้จะสืบทอดมาจากคลาส Object ทั้งสิ้น โดยคลาสที่มีความสำคัญในการสร้างโปรแกรมโดยทั่วไปได้แก่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลาส **CObject** คลาสนี้เป็นคลาสแม่ของทุกๆคลาส ใช้ในการจัดการกับโปรแกรม เราเรียกคลาสนี้ว่าเป็นรูท (Root) หรือเป็นต้นกำเนิดของทุกๆคลาส หน้าที่ของคลาสนี้คือ จะเตรียมกระบวนการต่างๆที่ใช้ในโปรแกรมที่เราเขียนขึ้นมา เช่น กระบวนการเข้าถึงข้อมูลแบบเป็นลำดับ (Serialization) ในการเขียนข้อมูลและอ่านข้อมูลจากดิสก์ (Disk) ให้กับโปรแกรมหรือการจัดการการให้เวลาของไลบรารีในการรันโปรแกรม

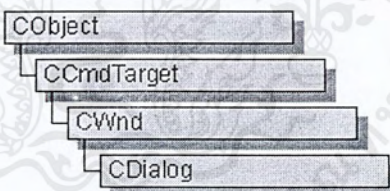
#### คลาส **CCmdTarget**



คลาส **CcmdTarget** เป็นคลาสที่สืบทอดมาจากคลาส **CObject** ใช้สำหรับจัดการกับกระบวนการแมสเสจแมป (Message Map) ซึ่งเป็นการจัดการกับเหตุการณ์ต่างๆ เช่น การส่งข้อความติดต่อกัน การเรียกใช้คำสั่งระหว่างโปรแกรม เป็นต้น คลาส **CcmdTarget** นี้จะทำหน้าที่เป็นคลาสแม่ของคลาสต่างๆ ต่อไปนี้

- คลาส **CwinApp** ใช้สำหรับจัดการแอปพลิเคชัน เช่น กระบวนการเริ่มต้นการรันโปรแกรม
- คลาส **CWnd** เป็นคลาสแม่ของคลาสที่เป็นวินโดว์ทั้งหมด มีหน้าที่สร้างวินโดว์ ตลอดจนการควบคุมการทำงานของคอนโทรลในวินโดว์ด้วย
- คลาส **CFrameWnd** มีหน้าที่สร้างหน้าต่างวินโดว์แบบเฟรม (Frame) ซึ่งสืบทอดมาจากคลาส **CWnd**

#### คลาส **CDialog**

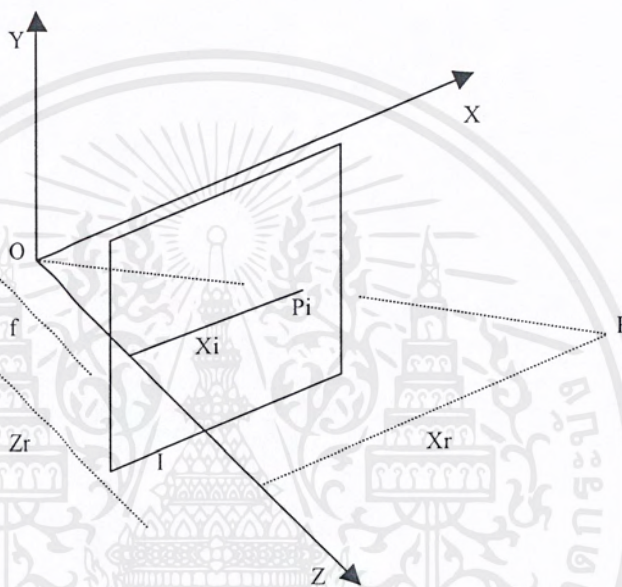


คลาส **CDialog** เป็นคลาสที่สืบทอดมาจากคลาส **CWnd** ซึ่งเป็นคลาสที่จะรับผิดชอบในการแสดงผลและควบคุมไดอะล็อกทั้งหมด เช่น การกดปุ่ม OK กับการกด Cancel และการทำงานของฟังก์ชัน **OnInitDialog** เป็นต้น

## ภาคผนวก ค

### เรขาคณิตของภาพ

ในการจับคู่จุดภาพของโลกจริงกับจุดบนภาพเพื่อใช้หาค่า Cartesian Coordinate ของโลกจริงเรา ต้องมีความรู้เกี่ยวกับเรขาคณิตของภาพก่อน



รูป ค-1 แสดงเรขาคณิตของภาพ

- |     |    |   |
|-----|----|---|
| โดย | I  | - รัศมีของภาพ(ฉากที่รับภาพ)                   |
|     | O  | - จุดโฟกัสของเลนส์                            |
|     | f  | - ระยะโฟกัส                                   |
|     | P  | - จุดของวัตถุที่เราพิจารณา                    |
|     | Pi | - ภาพของจุดวัตถุที่ไปตกบนฉาก                  |
|     | Xr | - ระยะของจุดวัตถุที่สนใจในแนวแกน X ของโลกจริง |
|     | Xi | - ระยะของจุดวัตถุที่สนใจในแนวแกน X ของภาพ     |
|     | Zr | - ระยะของจุดวัตถุที่สนใจในแนวแกน Z ของโลกจริง |

จากรูป เราสามารถหาค่าตำแหน่งและค่าต่างๆได้โดยใช้ทฤษฎีสองเหลี่ยมคล้าย ได้เป็นสมการดังนี้

$$Xi = (f)(Xr)/Zr$$

และในทำนองเดียวกันจะได้

$$Yi = (f)(Yr)/Zr$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### บรรณานุกรม

- [1] Jain, Ramesh (1995) : " *Machine vision* ", McGraw-Hill, c1995
- [2] Galbiati, Louis J (1990) : " *Title Machine vision and digital image processing fundamentals* ", Prentice-Hall, c1990
- [3] Vernon, David (1991) : " *Machine vision : automated visual inspection and robot vision* " Prentice Hall, c1991
- [4] Author Davies, E.R (1997) : " *Machine vision : theory, algorithms, practicalities* " San Diego : Academic Press, c1997
- [5] Shimon Ullman : "High-level Vision Object Recognition and Visual Cognition" A Bradford Book The MIT Press Cambridge,Massachusetts London,England,ISBN 0-262-21013-4,1995
- [6] Christensen,H.I.,Bowyer,K.W. and Bunke,H.1993 Active Robot Vision, World Scientific,Singapore.
- [7] J.R.Parker : "ALGORITHMS FOR IMAGE PROCESSING AND COMPUTER VISION" John Wiley & Sons,Inc ISBN 0-471-14056-2,1997

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้