

**DENTAL EQUIPMENT CLASSIFICATION
SYSTEM USING SUPPORT VECTOR MACHINES**

Mr. Teeraphant Sutthitep

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for
the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering
Suranaree University Of Technology
Academic Year 2002
ISBN 974-533-355-7**

ระบบจำแนกเครื่องมือทันตกรรมด้วยวิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

นายธีรพันธุ์ สุทธิเทพ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี


ปีการศึกษา 2545

ISBN 974-533-355-7

ระบบจำแนกเครื่องมือทันตกรรมด้วยวิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน


มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบบัณฑิตวิทยาลัย



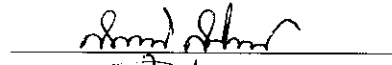
(ผศ. ดร.กิติติ อรรถกิจมงคล)

ประธานกรรมการ



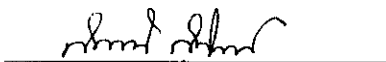
(ผศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาบัณฑิตวิทยาลัย)



(รศ. น.ท. ดร.ศร้าวุฒิ สุจิตจร)

กรรมการ



(รศ. น.ท. ดร.ศร้าวุฒิ สุจิตจร)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ



(รศ. น.อ. ดร.วรพจน์ ชำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ธีรพันธุ์ สุทธิเทพ : ระบบจำแนกเครื่องมือทันตกรรมด้วยวิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น
(DENTAL EQUIPMENT CLASSIFICATION SYSTEM USING SUPPORT
VECTOR MACHINES) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว,
108 หน้า. ISBN 974-533-355-7

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพัฒนาระบบจำแนกเครื่องมือที่สามารถบ่งบอกชนิดของเครื่องมือ พร้อมทั้งระบุตำแหน่งของเครื่องมือภายในพื้นที่ทำงานได้ โดยใช้การประมวลผลภาพถ่ายจากกล้อง วิดีโอ วิธีการจำแนกเครื่องมือในงานวิจัยนี้เน้นที่วิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น ซึ่งเป็นวิธีการอย่างหนึ่ง ที่ใช้ในการแยกแยะวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพและได้รับการยอมรับว่าสามารถทำการแยกแยะ วัตถุได้อย่างเหมาะสมที่สุด วิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นเป็นวิธีที่มีขั้นตอนในการเรียนรู้และจดจำ ดังนั้นระบบที่ได้จึงมีความยืดหยุ่นสูง โดยสามารถนำเอาข้อมูลของวัตถุใหม่ใส่ให้ระบบสามารถเรียนรู้ และจดจำได้ นอกจากนี้ นั่นแล้วในงานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเอาจินเนติกอัลกอริทึม ซึ่งเป็นวิธีการค้นหาค่า ตอบที่ดีที่สุดเชิงปัญญาประดิษฐ์มาทำการปรับพารามิเตอร์ของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น เพื่อเป็นการ เพิ่มประสิทธิภาพการแยกแยะของระบบขึ้นอีกด้วย ข้อมูลชนิดและข้อมูลตำแหน่งของเครื่องมือที่ ได้จากระบบนี้สามารถนำไปใช้เป็นอินพุตให้กับระบบอื่นๆ เพื่อทำการประมวลผลหรือใช้งานกับ เครื่องมืออื่นๆ ต่อไปเช่นระบบหุ่นยนต์แขนกลเพื่อให้สามารถหยิบชิ้นเครื่องมือที่ต้องการให้กับผู้ ใช้ได้ ระบบต้นแบบที่ได้พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้เป็นระบบจำแนกเครื่องมือทันตกรรม ซึ่งในงาน ทันตกรรมแต่ละครั้งจำเป็นต้องใช้ผู้ปฏิบัติหน้าทีอย่างน้อยสองคน ได้แก่ทันตแพทย์และผู้ช่วย ทันตแพทย์ โดยหน้าทีอย่างหนึ่งของผู้ช่วยทันตแพทย์คือการหยิบเครื่องมือต่างๆ ตามความต้องการ ของทันตแพทย์ ดังนั้นระบบต้นแบบนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นระบบหยิบจับเครื่องมือทันต กรรมแบบอัตโนมัติ เพื่อที่จะให้ทันตแพทย์สามารถทำงานคนเดียวได้อย่างสะดวกและมีประสิทธิ ภาพได้

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
ปีการศึกษา 2545

ลายมือชื่อนักศึกษา _____
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

TEERAPHANT SUTTHITEP : DENTAL EQUIPMENT CLASSIFICATION
SYSTEM USING SUPPORT VECTOR MACHINES.THESIS ADVISOR :
ASST.PROF.ARTHIT SRIKAEW,Ph.D.108 PP. ISBN 974-533-355-7

CLASSIFICATION/ SUPPORT VECTOR MACHINES/ DENTAL EQUIPMENT

This research is devoted to develop a system that is able to classify types of equipment and to locate its position within the workspace. The system deploys image processing techniques as an input to the system and uses the support vector machines technique as a classification mechanism. Further more, this work also applies a genetic algorithm, one of the most efficient AI techniques for optimization, to search for optimal parameters of support vector machines. This allows to improve classification performance of system. The resulting type and position information of the classified equipment can then be used in other systems for further processing or directly applying to the equipment. The classification prototype developed in this work uses dental equipments as samples for classification. Normally, there must be at least two people in dentistry workspace: the dentist and his/her assistance. Mainly, the dentist assistance will help picks up dental equipment upon the dentist's request. The results from this classification mechanism can then be applied to the system that allows the dentist to conveniently and efficiently work by him/herself using the robot arm to pick up the dental equipment and hand it to him/her.

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ปีการศึกษา 2545

ลายมือชื่อนักศึกษา _____

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ดำเนินการสำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บุคคลต่างๆ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ช่วยเหลือ อย่างดียิ่ง ทั้งในด้านวิชาการ และ ด้านการดำเนินงานวิจัย อาทิเช่น

- ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ได้กรุณาช่วยชี้แนะแนวทางและให้ความรู้อันเป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์มาโดยตลอด พร้อมกับสละเวลาในการตรวจสอบทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

- รองศาสตราจารย์ ดร.สรารุณี สุจิตจร และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อรรถกิตตมงคล อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าที่ได้กรุณาให้คำแนะนำอันเป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์

- เพื่อนร่วมเรียนระดับปริญญาโทที่ทำให้กำลังใจมาตลอด

ท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ที่ให้การเลี้ยงดูอบรมและส่งเสริมการศึกษาเป็นอย่างดีตลอดมาในอดีต จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในชีวิตตลอดมา

ธีรพันธุ์ สุทธิเทพ

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ(ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ(ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญภาพ.....	ญ
สัญลักษณ์และคำย่อ.....	ด
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	1
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	1
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย.....	1
1.5 วิธีการดำเนินงาน.....	2
1.5.1 แนวทางดำเนินงาน.....	2
1.5.2 ระเบียบวิธีวิจัย.....	2
1.5.3 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย.....	3
1.5.4 การเก็บรวบรวมข้อมูล.....	3
1.5.5 การวิเคราะห์ข้อมูล.....	3
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.7 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์.....	3
2 ปรัชมนวัตกรรมงานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	
2.1 ระบบการจำแนกโดยใช้เครื่องเวกเตอร์เกื้อหนุน.....	5

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.1.1	เครื่องเวคเตอร์เกือหนุนแบบเชิงเส้น	7
2.1.2	เครื่องเวคเตอร์เกือหนุนแบบไม่เป็นเชิงเส้น	12
2.1.3	การใช้เครื่องเวคเตอร์เกือหนุนสำหรับการถอยออก.....	14
2.2	การประยุกต์ใช้งานเครื่องเวคเตอร์เกือหนุนในรูปแบบต่างๆ.....	17
2.2.1	การประยุกต์ใช้ที่เกี่ยวกับใบหน้ามนุษย์	17
2.2.2	การประยุกต์ใช้สำหรับการจดจำรูปแบบ.....	19
2.2.3	การประยุกต์ใช้สำหรับการจดจำลายมือเขียน	21
3	ขั้นตอนการดำเนินงาน	
3.1	ขั้นตอนของการจดจำเครื่องมือทันตกรรม	23
3.1.1	รูปแบบของภาพถ่าย.....	24
3.1.2	การปรับปรุงภาพก่อนนำไปเรียนรู้.....	24
3.1.3	การเรียนรู้.....	33
3.1.4	ขั้นตอนของเครื่องเวคเตอร์เกือหนุน	34
3.1.5	ขั้นตอนการทดสอบ	34
3.1.6	การคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือ.....	34
3.2	ขั้นตอนของการระบุตำแหน่งของเครื่องมือแต่ละชิ้น.....	36
3.2.1	ขั้นตอนของการทำป้ายวัตถุทุกตัว.....	37
3.2.2	ขั้นตอนการตรวจสอบวัตถุด้วยหลักการของเครื่องเวคเตอร์เกือหนุน	38
3.2.3	ขั้นตอนของการแยกวัตถุที่ต้องการออกมา.....	39
3.3	ขั้นตอนการทำงานและการตั้งค่าต่างๆของโปรแกรม	41
3.3.1	ผลกระทบของการปรับเปลี่ยนค่าของตัวแปร C.....	44
3.3.2	การหาค่าของตัวแปร C ที่เหมาะสมในการจำแนกเครื่องมือทันตกรรม.....	45
3.3.3	ผลกระทบของการปรับเปลี่ยนค่าของตัวแปร K.....	48
3.3.4	การหาค่าของตัวแปร K ที่เหมาะสมในการจำแนกเครื่องมือทันตกรรม	49
3.3.5	การหารูปแบบฟังก์ชันใจกลางที่เหมาะสม	50

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.4	การใช้จินตคณิตอัครทิพย์เพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะ	52
3.5.1	ขั้นตอนการใช้ระบบ GA เข้ามาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะ	54
3.5.2	การสร้างฟังก์ชันใจกลางโดยใช้ GA	57
3.6	สรุป.....	61
4	ผลการวิเคราะห์ข้อมูลและการอภิปรายผล	
4.1	การเรียนรู้โดยใช้วัตถุที่มีรูปร่างที่แตกต่างกันมาก.....	62
4.2	ผลการเรียนรู้โดยใช้วัตถุที่มีรูปร่างลักษณะที่คล้ายกัน.....	63
4.3	การเรียนรู้โดยใช้วัตถุที่มีรูปร่างลักษณะที่คล้ายกันมาก.....	66
4.4	ผลการทดสอบภาพที่มีสัญญาณรบกวน.....	72
4.5	การทดลองกับภาพที่มีการบิดเพี้ยน.....	72
4.6	การทดลองการแยกแยะวัตถุที่ต้องการ.....	74
4.6.1	การทดสอบกับภาพที่มีวัตถุแปลกปลอม.....	75
4.6.2	การทดสอบกับภาพที่วางวัตถุอยู่ใกล้กัน.....	75
4.6.3	การวางแบบหลอมนั่นกัน.....	76
4.7	ผลการใช้ระบบ GA เข้ามาเพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะ	77
4.8	ผลของการสร้างฟังก์ชันใจกลางโดยใช้ GA	79
4.8.1	การทดสอบผลที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงจำนวนรอบ.....	80
4.8.2	การทดสอบผลที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงจำนวนของโครโมโซม.....	82
4.8.3	การทดสอบเพื่อหาวิธีการคัดเลือกที่เหมาะสม.....	84
4.8.4	การทดสอบเพื่อหาชนิดการทำครอสโอเวอร์ที่เหมาะสม	84
4.9	การเปรียบเทียบผลที่ได้ระหว่างการใช้ระบบเครื่องเวกเตอร์เกื้อหนุนกับเครือข่ายประสาทเทียม	86
4.9.1	ผลของการเปลี่ยนแปลงจำนวนของโนด.....	88
4.9.2	ผลของการเปลี่ยนแปลงจำนวนของรอบที่ใช้ในการเรียนรู้.....	89
4.9.3	ผลของการเปลี่ยนแปลงฟังก์ชันที่ใช้.....	90

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.10 สรุป.....	92
5 บทสรุป	
5.1 สรุป.....	93
5.1.1 การปรับเปลี่ยนภาพของวัตถุ.....	93
5.1.2 ส่วนของการเรียนรู้.....	93
5.1.3 ส่วนของการทดสอบ	93
5.2 การเปรียบเทียบผลระหว่างการใช้เครื่องเวคเตอร์ก้อนหินกับโครงข่ายประสาท เทียม.....	94
5.3 การประยุกต์ผลการวิจัย.....	94
5.4 ข้อเสนอแนะในการวิจัยต่อไป.....	94
เอกสารอ้างอิง.....	95
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก. การใช้งานโปรแกรมการจดจำเครื่องมือทันตกรรมด้วยเครื่องเวคเตอร์ ก้อนหิน	98
ภาคผนวก ข. ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	104
ประวัติผู้เขียน.....	108

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ตัวอย่างของค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการเรียนรู้และค่าต่างๆที่ได้จากการเรียนรู้.....	43
3.2 ค่าอัลฟาที่ได้มาจากการเรียนรู้ของข้อมูล 20 ข้อมูล	46
3.3 จำนวนของเวกเตอร์เกือหนุนที่ได้จากค่าของ C ที่แตกต่างกัน.....	48
3.4 จำนวนของเวกเตอร์เกือหนุนที่ได้จากค่าของ K ที่แตกต่างกัน.....	49
3.5 จำนวนของเวกเตอร์เกือหนุนที่ได้จากรูปแบบของฟังก์ชัน ใจกลางที่แตกต่างกัน.....	50
4.1 เปอร์เซนต์ความถูกต้องของวัตถุที่มีรูปร่างลักษณะที่แตกต่างกันมาก	63
4.2 เปอร์เซนต์ความถูกต้องของวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกัน	66
4.3 เปอร์เซนต์ความถูกต้องของวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกันมาก	71
4.4 เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่ลดลงขณะมีสัญญาณรบกวน.....	72
4.5 เปอร์เซนต์ความถูกต้องของภาพที่มีการบิดเพี้ยนไป.....	73
4.6 การเปรียบเทียบผลระหว่างผลเดิมกับผลที่ได้หลังการนำเอา GA มาใช้.....	77
4.7 การเปรียบเทียบเปอร์เซนต์ความมั่นใจของวัตถุที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากจำนวนรอบที่ แตกต่างกัน	78
4.8 การเปรียบเทียบผลระหว่างผลเดิมกับผลที่ได้หลังการนำเอา GA มาหาค่าฟังก์ชัน ใจ กลาง.....	80
4.9 การเปรียบเทียบเปอร์เซนต์ความมั่นใจของวัตถุที่ใช้พารามิเตอร์ที่ได้จากจำนวนรอบที่ แตกต่างกัน.....	81
4.10 การเปรียบเทียบเปอร์เซนต์ความมั่นใจของวัตถุที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากจำนวน โครโมโซมที่ต่างกัน.....	83
4.11 ผลการทดสอบเพื่อหาเปอร์เซนต์ความถูกต้องของวิธีการคัดเลือกแบบต่างๆ	84

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.12 ผลการทดสอบเพื่อหาชนิดของการทำครอสโอเวอร์ที่เหมาะสมที่สุด	85
4.13 ค่าตัวแปรและค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้ GA สำหรับการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่เหมาะสม	85
4.14 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมในการใช้จำนวน โหนดต่างๆ.....	88
4.15 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากเครื่องเวคเตอร์เกือหนุนและ โครงข่ายประสาทเทียมในการใช้จำนวนรอบเรียนรู้ที่แตกต่างกัน	89
4.16 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากฟังก์ชันแบบต่างๆ	91
4.17 ค่าตัวแปรและค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่เหมาะสม.....	91
4.18 ผลการเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับเครื่องเวคเตอร์เกือหนุน.....	92

สารบัญญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 การแบ่งข้อมูลด้วยระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุด.....	6
2.2 ตัวอย่างการแบ่งในระนาบ 2 มิติโดยใช้เส้นตรงกรณีที่สามารถแบ่งแยกได้.....	7
2.3 (ก) การแบ่งโดยที่มีความห่างน้อย (ข) การแบ่งโดยให้ความห่างมาก ซึ่งจะให้ ประสิทธิภาพที่ดีกว่า.....	9
2.4 การแบ่งระนาบ 2 มิติกรณีแบ่งแยกไม่ได้.....	12
2.5 การเปลี่ยนมิติจาก 2 มิติไปเป็น 3 มิติทำให้สามารถใช้เส้นตรงในการแบ่งข้อมูลได้.....	13
2.6 ฟังก์ชันสูญเสีย.....	14
2.7 ตัวอย่างการถดถอยแบบเส้นตรง.....	15
2.8 การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้นโดยอาศัยฟังก์ชันพหุนาม	16
2.9 การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้นโดยอาศัยฟังก์ชันอาร์บีเอฟ.....	16
2.10 ภาพที่ใช้จะนำไปเรียนรู้ทั้ง 16 ภาพ (John and Daniel, 1999).....	18
2.11 การจำลองแบบใบหน้าในรูปแบบสามมิติ.....	19
2.12 การตรวจจับภาพลูกบอล (Ancona, cicirelle, Stella and Distance, 2002)	21
2.13 ตัวอย่างการตรวจหาตัวอักษรที่อยู่ในภาพ.....	22
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน	23
3.2 ตัวอย่างบางส่วนของเครื่องมือชนิดเดียวกันในหลายๆ มุมมอง	24
3.3 การแปลงภาพสีเป็นภาพขาวดำ.....	25
3.4 ผลที่ได้เมื่อผ่านกระบวนการลดสัญญาณรบกวน	25
3.5 ตัวอย่างการปรับแต่งภาพโดยเพิ่มค่าแกมมา.....	25

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3.6 ตัวอย่างภาพวัตถุที่ผ่านกระบวนการทำให้ขนาดบางลง	26
3.7 การลดสัญญาณรบกวนที่เป็นจุด	27
3.8 การเปลี่ยนเส้นรอบวงวัตถุรูปแบบต่างๆให้เป็นเวกเตอร์ขนาด $(1 \times n)$	28
3.9 การหาขอบของวัตถุ	29
3.10 ผลของการหมุนวัตถุ	29
3.11 การเปลี่ยนภาพวัตถุเป็นกราฟที่มีลักษณะเฉพาะตัว	30
3.12 วัตถุเดียวกันกับภาพ 3.11 แต่การวางมุมแตกต่างกัน	31
3.13 การจัดกลุ่มสำหรับขั้นตอนของการเรียนรู้	33
3.14 การแบ่งคลาสของวัตถุโดยเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวหุ่น	34
3.15 การคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	35
3.16 การระบุเปอร์เซ็นต์ค่าความมั่นใจ	36
3.17 หลักการระบุตำแหน่งของวัตถุที่ต้องการ	38
3.18 จุดที่ถูกพิจารณาแบบ 4 ทิศทางและจุดข้างเคียง	38
3.19 จุดที่ถูกพิจารณาแบบ 8 ทิศทางและจุดข้างเคียง	38
3.20 ภาพรวมกันของวัตถุหลายชนิด	38
3.21 วัตถุที่มีป้ายเป็น 1 ถึง 5	39
3.22 ขั้นตอนการตรวจสอบภาพวัตถุ	40
3.23 (ก) เครื่องมือที่ถูกระบุเป็นคลาส +1 (ข) เครื่องมือที่ถูกระบุเป็นคลาส -1	42
3.24 (ก) ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ C เท่ากับ $[50,200]$ (ข) ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ C เท่ากับ $[50,100]$	45
3.25 การจำลองการแบ่งของเครื่องมืออันตรายทั้ง 20 ภาพตามค่าอัลฟา	47

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3.26 ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ K เท่ากับ 36 (ก) และ 128 (ข)	48
3.27 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันพหุนาม	51
3.28 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง (Steave Gunn , 2002)	51
3.29 การนำเอา GA มาช่วยในการหาค่าตัวแปรของเครื่องเวกเตอร์เกือบขนาน	53
3.30 แผนผังการทำงานของระบบ GA.....	54
3.31 ตัวอย่างของโครโมโซม	56
3.32 ตัวอย่างของค่าที่ต้องการ.....	56
3.33 การใช้ GA เพื่อหาค่าที่เหมาะสมของฟังก์ชันใจกลาง.....	57
3.34 การสร้างค่าฟังก์ชันใจกลางโดย GA.....	59
3.35 รูปแบบของค่าฟังก์ชันใจกลาง.....	59
3.36 ตัวอย่างการแบ่งคลาสโดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบเส้นตรง.....	59
3.37 ตัวอย่างการแบ่งคลาสโดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบพหุนาม.....	60
3.38 ตัวอย่างการแบ่งคลาสโดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบอาร์บีเอฟ	60
3.39 ตัวอย่างการแบ่งคลาสโดยใช้ฟังก์ชันใจกลางที่ใช้ GA.	61
4.1 ตัวอย่างของการแบ่งระดับสำหรับวัตถุที่มีรูปร่างที่ต่างกันมาก.....	62
4.2 ตัวอย่างของวัตถุที่มีรูปร่างที่แตกต่างกันมาก	63
4.3 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือที่มีรูปร่างต่างกันมากแบ่งเป็นระดับ (ก) +1 และ (ข) -1.....	64
4.4 ตัวอย่างวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกัน.....	66
4.5 ตัวอย่างวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกันมาก	66

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.6 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือทันตกรรมที่รูปร่างคล้ายกันแบ่งเป็นระดับ (ก) +1 และ (ข) -1	67
4.7 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือทันตกรรมที่รูปร่างคล้ายกันมากแบ่งเป็นระดับ (ก)+1 และ (ข) -1	69
4.8 ตัวอย่างของการแบ่งระหว่างวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกันมาก.....	71
4.9 วัตถุที่มีการแทรกสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ที่มีค่าการเบี่ยงเบน 0.01 0.02 และ 0.04 ตามลำดับ	72
4.10 (ก) ภาพเครื่องมือดั้งเดิม (ข) – (จ) ภาพเครื่องมือที่ผดเพี้ยนไป	73
4.11 การวางเครื่องมือทันตกรรมอย่างสุ่ม.....	74
4.12 วัตถุที่มีความน่าจะเป็นวัตถุที่ต้องการมากที่สุด.....	74
4.13 ภาพที่มีวัตถุแปลกปลอมปนมาในภาพ	75
4.14 การวางวัตถุแบบใกล้เคียงกัน.....	75
4.15 การวางวัตถุให้มีการซ้อนทับกัน	76
4.16 ผลของการเลือกวัตถุที่มีการซ้อนทับกันอยู่.....	76
4.17 เปอร์เซนต์ความมั่นใจของวัตถุที่ได้จากจำนวนรอบที่แตกต่างกัน.....	78
4.18 ตัวอย่างของเครื่องมือทันตกรรมที่นำมาทดสอบ.....	79
4.19 เปอร์เซนต์ความมั่นใจของวัตถุที่ได้จากจำนวนรอบที่แตกต่างกัน.....	81
4.20 ตัวอย่างของเปอร์เซนต์ความถูกต้องที่มีลักษณะลู่เข้า.....	82
4.21 เปอร์เซนต์ความมั่นใจของวัตถุที่ได้จากจำนวนโครโมโซมที่แตกต่างกัน.....	83
4.22 แผนผังการทำงานการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม	86
4.23 ตัวอย่างของเครื่องมือทันตกรรมที่นำมาทดสอบ	87

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.24 ตัวอย่าง โครงข่ายแบบ 3 ชั้น.....	87
4.25 เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้จำนวนโนดขนาดต่างๆ.....	88
4.26 เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียมจากสามวัตถุตัวอย่าง.....	90
ก.1 โปรแกรมการจดจำเครื่องมือทันตกรรม	98
ก.2 การเลือกวัตถุที่จะนำมาเรียนรู้	99
ก.3 การแสดงผลเมื่อมีการทดสอบวัตถุ	100
ก.4 ลักษณะของโปรแกรมระบุตำแหน่งของเครื่องมือแต่ละชิ้น	101
ก.5 ส่วนของการแสดงผลจะบอกจำนวนของวัตถุในภาพที่พบ	102

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

SVM	=	Support Vector Machines
GA	=	Genetic Algorithm
NSRT	=	Normalized 2D-Spatial-Image to 1D-Radial-Image Transformation
Λ	=	กลุ่มของตัวคุณลากรานจ์
λ	=	ตัวคุณลากรานจ์
ξ	=	ค่าแสดงความผิดพลาด
k	=	ฟังก์ชันใจกลาง
Φ	=	ค่าที่น้อยที่สุด

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ในงานทันตกรรมแต่ละครั้งจำเป็นต้องใช้ผู้ปฏิบัติหน้าที่อย่างน้อย 2 คน ได้แก่ทันตแพทย์และผู้ช่วยทันตแพทย์ โดยหน้าที่อย่างหนึ่งของผู้ช่วยทันตแพทย์คือการหยิบเครื่องมือต่างๆ ตามความต้องการของทันตแพทย์ ดังนั้นเพื่อให้ทันตแพทย์สามารถทำงานคนเดียวได้อย่างสะดวกและมีประสิทธิภาพ งานวิจัยนี้จึงได้พัฒนาระบบจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่สามารถบ่งบอกชนิดของเครื่องมือพร้อมทั้งระบุตำแหน่งของเครื่องมือภายในพื้นที่ทำงานของทันตแพทย์ได้ ข้อมูลของเครื่องมือทันตกรรมที่ได้จากระบบดังกล่าวสามารถนำไปป้อนให้กับระบบอื่นๆ เพื่อประมวลผลหรือใช้งานกับเครื่องมือทันตกรรม เช่น หุ่นยนต์แขนกล ที่สามารถหยิบเครื่องมือที่ต้องการให้กับทันตแพทย์ได้

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- เพื่อพัฒนาวิธีการจำแนกวัตถุที่มีรูปร่างแตกต่างกันได้
- เพื่อพัฒนาวิธีการจำแนกวัตถุที่มีรูปร่างใกล้เคียงกันได้
- เพื่อพัฒนาวิธีการจำแนกวัตถุให้มีความถูกต้องเพียงพอ (95%) ต่อการนำไปใช้งานจริงได้
- เพื่อพัฒนาวิธีการจำแนกวัตถุในวัตถุประสงค์เฉพาะเครื่องมือทันตกรรม

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

- มีการควบคุมสภาวะแวดล้อมภายในพื้นที่การทำงานของระบบ ได้แก่จากหลังที่ใช้วางวัตถุและแสงสว่าง
- เครื่องมือทันตกรรมต้องมีการวางตัวที่ไม่ทับซ้อนกัน
- ใช้การประมวลผลภาพในการคัดแยกและจำแนกวัตถุ

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

- ทดสอบหาเทคนิควิธีที่จะใช้ในการจำแนกวัตถุที่เหมาะสมกับเครื่องมือทันตกรรม โดยจะต้องเป็นเทคนิคที่มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำได้
- ออกแบบการแปลงข้อมูลภาพให้มีรูปแบบที่เหมาะสมต่อการเรียนรู้ของระบบ
- หาเทคนิคเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกให้มีความถูกต้องและเหมาะสมกับเครื่องมือทันตกรรมมากที่สุด
- วัดผลความถูกต้องของการจำแนกวัตถุเป็นเปอร์เซ็นต์
- จำลองการสั่งงานของผู้ใช้เพื่อใช้ในการทดสอบระบบ

1.5 วิธีการดำเนินงาน

1.5.1 แนวทางดำเนินงาน

- ศึกษาชนิดของเครื่องมือทันตกรรมแบบต่างๆ ที่จะนำมาใช้ในระบบ
- จัดเก็บข้อมูลภาพของเครื่องมือทันตกรรม โดยการบันทึกภาพนิ่งของเครื่องมือทันตกรรมแต่ละชิ้นในมุมต่างๆ กัน
- ศึกษาและทดสอบเทคนิคการจำแนกวัตถุแบบต่างๆ ที่มีความสามารถในการเรียนรู้ โดยเน้นที่วิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (support vector machines หรือ SVM)
- ทดลองให้ระบบเรียนรู้และจดจำภาพของวัตถุในรูปแบบต่างๆ เช่นการเรียนรู้วัตถุจากข้อมูลภาพโดยตรง หรือการเรียนรู้วัตถุจากข้อมูลที่มีการแปลงข้อมูลภาพของวัตถุเรียบร้อยแล้ว เพื่อลดปัญหาที่เกิดจากการวางตัวของวัตถุในมุมที่แตกต่างกันได้ โดยพิจารณาการเรียนรู้และจดจำเครื่องมือทันตกรรมทีละชิ้น
- เปรียบเทียบผลการเรียนรู้และจดจำเพื่อเลือกใช้วิธีที่ให้ผลที่ดีที่สุดในการจดจำเครื่องมือทันตกรรมซึ่งเครื่องมือบางอย่างมีรูปร่างที่ใกล้เคียงกันมาก
- ทดสอบประสิทธิภาพและวัดผลการจดจำวัตถุของระบบเพื่อหาเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด โดยพิจารณาทั้งข้อมูลภาพปกติและข้อมูลภาพที่มีความผิดเพี้ยน เช่นมีสัญญาณรบกวน หรือการขาดหายไปของภาพบางส่วน
- ปรับปรุงระบบการประมวลก่อนที่จะทำการเรียนรู้ผลภาพให้มีความสามารถในการแยกแยะให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น
- นำเอาเทคนิคของจินเนติกอัลกอริทึม (genetic algorithm หรือ GA) มาช่วยในการหาค่าตัวแปรที่เป็นค่าเริ่มต้นสำหรับการคำนวณของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน
- ใช้ GA ในการหาค่าของฟังก์ชันใจกลาง (kernel) ที่เหมาะสมที่สุด

- ออกแบบวิธีการในการทำป้าย (labeling) วัตถุหลายๆ ชิ้นในภาพเดียวกัน เพื่อทำการแยกแยะวัตถุแต่ละชิ้นออกจากกัน
- ทำการรวมการจดจำเครื่องมืออันตรายและการทำป้ายวัตถุ เพื่อระบุเครื่องมืออันตรายที่ต้องการจากภายในถาดเครื่องมือ
- เปรียบเทียบผลที่ได้กับระบบที่ใช้วิธีอื่นเช่น โครงข่ายประสาทเทียม (neural network)

1.5.2 ระเบียบวิธีวิจัย

- ใช้โปรแกรม MATLAB ในการพัฒนาและวิเคราะห์ระบบเบื้องต้น

1.5.3 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

- เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล
- กล้องวิดีโอชนิด web cam

1.5.4 การเก็บรวบรวมข้อมูล

- เก็บข้อมูลภาพจากการถ่ายภาพนิ่งของเครื่องมืออันตรายทุกชนิดในการวางวัตถุในมุมต่างๆ

1.5.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

- วิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเฉพาะทางวิศวกรรม

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- ได้ระบบที่สามารถเรียนรู้และจดจำรูปร่างวัตถุชนิดต่างๆ ได้
- ได้เทคนิคในการลดขนาดของข้อมูลที่จะนำไปเรียนรู้ในระบบและสามารถลดผลกระทบของขนาดหรือการวางตัวของวัตถุแบบต่างๆ ได้
- สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของระบบเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (support vector machines) ได้
- ได้ระบบที่สามารถจำแนกเครื่องมืออันตรายที่มีประสิทธิภาพสูงและนำไปใช้งานจริงได้

1.7 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย 5 บทและ 2 ภาคผนวกดังรายละเอียดต่อไปนี้

บทที่ 1 เป็นบทกล่าวถึงความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ข้อตกลงเบื้องต้น ขอบเขตของการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัย รวมทั้งแนะนำเนื้อหาพอสังเขปที่เป็นองค์ประกอบของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการจำแนก รวมทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกวัตถุในรูปแบบต่างๆ ด้วยวิธีเครื่องเวกเตอร์เกือหนูน

บทที่ 3 กล่าวถึงขั้นตอนการทำงานในการจำแนกของระบบ รวมทั้งการหาค่าตัวแปรเริ่มต้นที่เหมาะสมโดยการใช้ GA เข้ามาช่วย

บทที่ 4 กล่าวถึงผลของการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมด้วยระบบที่พัฒนาขึ้นมา โดยประกอบไปด้วยผลที่ได้จากการจำลองสถานการณ์แบบต่างๆ ที่อาจเกิดขึ้นเช่น การเพิ่มสัญญาณรบกวนให้กับภาพ การทดสอบกับภาพที่เครื่องมือมีรูปร่างที่ผิดเพี้ยนไป เป็นต้น พร้อมทั้งเปรียบเทียบผลที่ได้กับระบบการจำแนกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 5 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะ

ภาคผนวก ก การใช้งานโปรแกรมเรียนรู้และทดสอบเครื่องมือทันตกรรม และโปรแกรมระบุตำแหน่งวัตถุที่ต้องการออกมา

ภาคผนวก ข บทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในขณะศึกษา

บทที่ 2

ปริทัศน์วรรณกรรมงานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ระบบการจำแนกโดยใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

ในกระบวนการจดจำวัตถุนั้นสามารถทำได้โดยใช้เทคนิคหลายแบบด้วยกัน เทคนิคที่นิยมใช้อย่างแพร่หลายคือ โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neuron network) และเทคนิคใหม่ๆ เช่น เครื่องเวกเตอร์เกือหนุน (support vector machines) ซึ่งมีความสามารถในการแยกแยะได้ดีขึ้นในจำนวนครั้งของการเรียนรู้ที่น้อยกว่า นอกจากนั้นแล้วเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนยังได้รับการพิสูจน์แล้วว่าสามารถแยกแยะวัตถุได้อย่างเหมาะสมที่สุด (optimum) ดังนั้น งานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้เลือกใช้เทคนิคของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนมาเป็นเครื่องมือสำหรับการจดจำเครื่องมือทันตกรรม

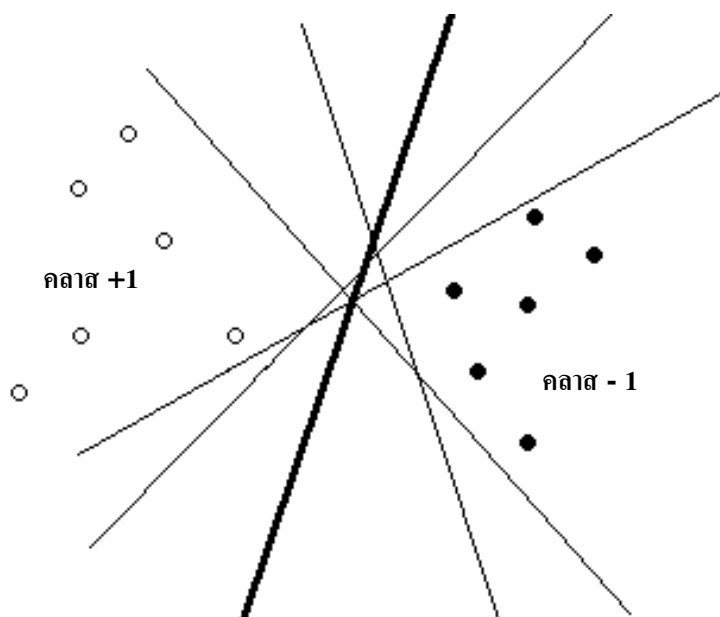
เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนเป็นเทคนิคที่ถูกพัฒนาขึ้นโดยกลุ่มวิจัยที่ AT&T Bell Laboratories (Burges, 1998) จุดประสงค์หลักของเทคนิคนี้คือ เพื่อจะแยกแยะข้อมูลหรือวัตถุออกเป็นสองคลาส (class) ด้วยเส้นแบ่งเพื่อให้ได้เส้นที่สามารถแบ่งแยกคลาสทั้งสองคลาสได้ด้วย ความห่างที่มากที่สุด (นั่นคือความชัดเจนของการเป็นแต่ละคลาสชัดเจนที่สุด)

ข้อกำหนดของการแยกแยะ (classification) คือต้องแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 คลาส คือใช่และไม่ใช่ ถ้าใช่จะให้ค่าเป็น +1 และไม่ใช่ให้ค่าเป็น -1 โดยการแบ่งนั้นสามารถทำได้โดยใช้ฟังก์ชันที่ทำการประมวลผลมาจากตัวอย่างของข้อมูล ซึ่งการแบ่งข้อมูลเป็นสองคลาสนั้นปกติสามารถแสดงได้ด้วยฟังก์ชันเส้นแบ่งหลายเส้นด้วยกันดังภาพที่ 2.1

จากภาพที่ 2.1 จะเห็นว่าถึงแม้จะมีเส้นแบ่งข้อมูลที่สามารถแบ่งข้อมูลทั้งสองคลาसออกจากกันได้ แต่มีเส้นแบ่งเพียงเส้นเดียวเท่านั้น (แสดงด้วยเส้นทึบหนา) ที่ให้ขอบความห่างระหว่างเส้นกับข้อมูลทั้งสองคลาस (margin) มีค่ามากที่สุด ในกรณีที่ระบบมีมากกว่า 2 มิติ เส้นดังกล่าวจะอยู่ในรูปของระนาบแทน เส้นหรือระนาบนี้เรียกว่าระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุด (optimal separating hyperplane) และการได้มาซึ่งเส้นแบ่งนี้ จำเป็นต้องใช้ข้อมูลซึ่งข้อมูลนั้นจะเป็นตัวแทนของคลาस (class) ของข้อมูลแต่ละตัวว่าอยู่ในคลาस +1 หรือ -1

กำหนดให้ $x_i, i=1, \dots, l$ เป็นตัวอย่างข้อมูล l ตัวและกำหนดให้ $y_i, i=1, \dots, l$ โดยที่ $y_i \in \{-1, +1\}$ แทนเซตของคลาस +1 และ -1 จะได้ว่า

$$(y_1, x_1), (y_2, x_2), \dots, (y_l, x_l)$$



ภาพที่ 2.1 การแบ่งข้อมูลด้วยระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุด

เส้นที่ทำหน้าที่แบ่งซึ่งเรียกว่าระนาบแบ่งแยกหลายมิติ (separating hyperplane) นั้น สามารถแทนได้ด้วยสมการ

$$(W \cdot x) + b = 0 \quad (2.1)$$

โดยที่ W และ b เป็นตัวแปรที่ใช้เพื่อเบี่ยงเบนของระนาบแบ่งดังแสดงในภาพที่ 2.2 สำหรับปัญหาในการจดจำวัตถุที่อยู่ในภาพนั้นค่าของ x คือเวกเตอร์ของค่าจุดภาพ (pixel) นั้นเอง ตัวอย่างเช่นภาพขนาด 16×16 จุดภาพ x จะเป็นเวกเตอร์ที่มีขนาดเท่ากับ 256 ที่ได้จากการนำเอาจุดภาพมาเรียงกันและค่าของ y จะเป็นตัวกำหนดว่าภาพนั้นเป็นภาพที่ต้องการหรือไม่ ซึ่งถ้ามีค่าเท่ากับ +1 ก็แสดงว่าเป็นภาพที่ต้องการ แต่ถ้ามีค่าเท่ากับ -1 แสดงว่าไม่ใช่

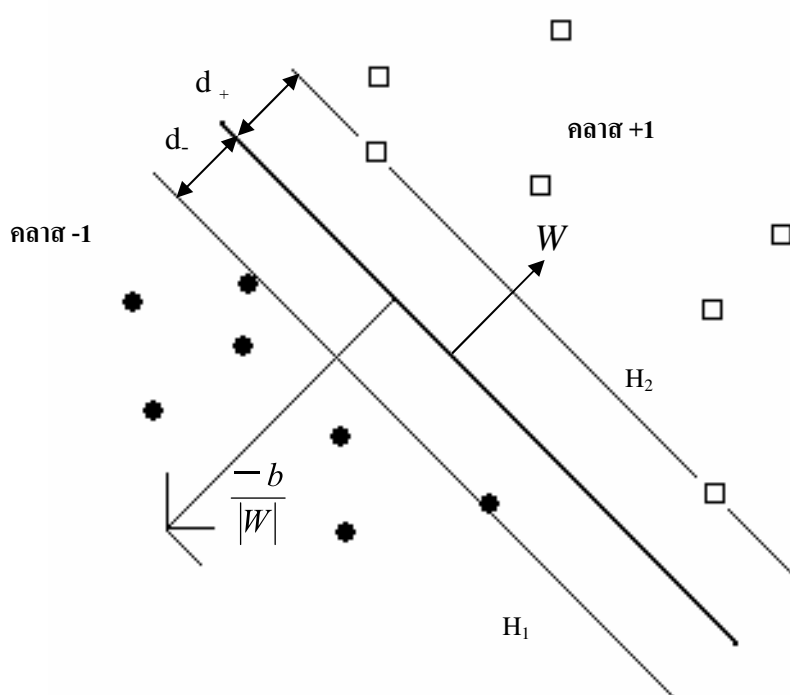
การแบ่งแยกคลาสโดยใช้ระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุด (optimal separating hyperplane) นั้น สามารถทำได้สองแบบโดยแบ่งตามชนิดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนได้แก่

- 1) เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนแบบเชิงเส้น (linear support vector machines)
- 2) เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear support vector machines)

2.1.1 เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนแบบเชิงเส้น

เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนแบบเชิงเส้นเป็นวิธีการแบ่งแยกคลาสของตัวอย่าง โดยใช้เส้นตรงในการแบ่ง ซึ่งยังสามารถแบ่งได้เป็นสองกรณีคือ

กรณีแบ่งแยกได้ (separable case) กรณีนี้จะสามารถแยกวัตถุทั้งสองคลาสได้ด้วยระนาบแบ่งแยกหลายมิติแบบเชิงเส้น ดังสมการที่ 2.1 ซึ่งค่าของ $\frac{b}{W}$ นั้นคือระยะตั้งฉากระหว่างระนาบแบ่งแยกหลายมิติกับจุดกำเนิด ดังแสดงในภาพที่ 2.2



ภาพที่ 2.2 ตัวอย่างการแบ่งในระนาบ 2 มิติโดยใช้เส้นตรงกรณีที่สามารถแบ่งแยกได้

กำหนดให้ d_+ และ d_- คือระยะทางจากระนาบแบ่งแยกหลายมิติไปหาข้อมูลคลาส +1 และ -1 ที่ใกล้ที่สุดตามลำดับ ดังนั้นขอบความห่าง (margin) ของระนาบแบ่งแยกหลายมิติก็คือ $(d_+)(d_-)$ นั่นเอง ส่วนข้อมูลที่อยู่บนเส้นตามแนวของเส้นคลาส +1 และ -1 (เส้นตรงเล็กในภาพที่ 2.2) จะเรียกว่าเวกเตอร์เกือหนุน (support vector)

สำหรับสมการของเส้นคลาส +1 และ -1 นั้นสามารถหาได้จากระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่มีขอบความห่างมากที่สุดนั่นเอง ดังสมการ (2.2) และ (2.3)

$$(W \cdot x_i) + b \geq +1 \quad \text{สำหรับ } y_i = +1 \quad (2.2)$$

$$(W \cdot x_i) + b \leq -1 \quad \text{สำหรับ } y_i = -1 \quad (2.3)$$

เมื่อรวมสมการที่ 2.2 และ 2.3 เข้าด้วยกันจะได้

$$y_i(W \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad \text{สำหรับ } i = 1, \dots, l \text{ เป็นตัวอย่างข้อมูล } l \text{ ตัว}$$

เมื่อพิจารณาค่าแห่งของข้อมูลที่เป็นไปตามสมการที่ (2.2) ค่าแห่งนั้นจะอยู่บนเส้น H_1 ซึ่งแทนด้วยสมการ

$$H_1 : (W \cdot x_i) + b = 1 \quad (2.4)$$

โดยมีความห่างจากจุดกำเนิดเท่ากับ $\frac{|1-b|}{\|W\|}$

ส่วนค่าแห่งที่เป็นไปตามสมการที่ (2.3) จะอยู่บนเส้น H_2 โดยที่

$$H_2 : (W \cdot x_i) + b = -1 \quad (2.5)$$

และมีความห่างจากจุดกำเนิดเท่ากับ $\frac{|-1-b|}{\|W\|}$

ดังนั้น ระยะทาง d_+ จึงมีค่าเท่ากับ d_- ซึ่งก็คือ $\frac{1}{\|W\|}$ นั่นเอง และสามารถหาความยาวของขอบความห่างได้จาก

$$\text{ขอบความห่าง} = \frac{2}{\|W\|} = (d_+) + (d_-) \quad (2.6)$$

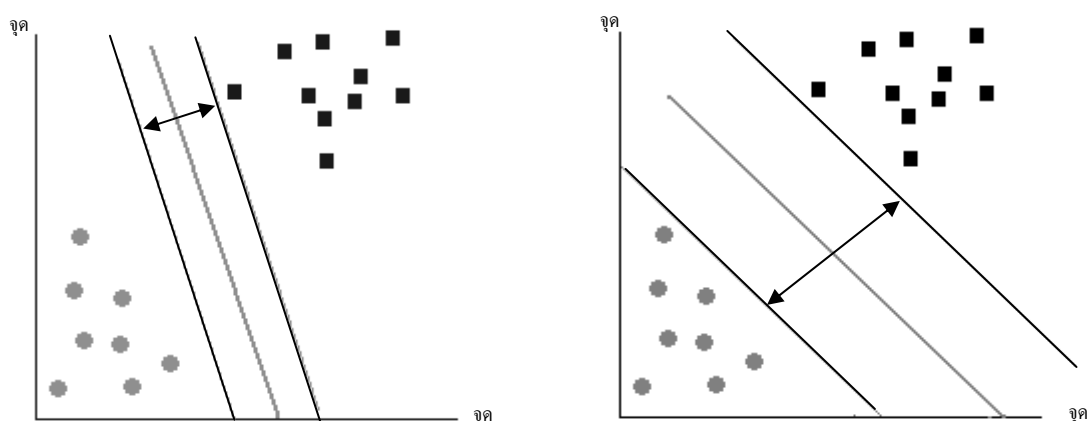
เพื่อที่จะให้ขอบความห่างมีค่ามากที่สุดซึ่งมีผลให้การแยกแยะมีประสิทธิภาพมากที่สุดดังแสดงในภาพที่ 2.3 จึงต้องให้ W และ b มีค่าน้อยที่สุดนั่นคือ

$$\text{Minimize } W, b: \quad \Phi(W) = \frac{1}{2} \cdot \|W\|^2$$

$$\text{โดยที่} \quad y_i (W \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad \text{สำหรับ } i=1, 2, 3, \dots, l \quad (2.7)$$

โดยที่ Φ แทนค่าที่น้อยที่สุด ในการแก้ปัญหาจำเป็นต้องใช้เทคนิคการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (optimization) แบบโปรแกรมกำลังสอง (quadratic program) ซึ่งการที่จะให้สะดวกกับการใช้งานต้องกำหนดขนาดของโปรแกรมกำลังสองให้มีค่าเท่ากับ $N+1$ โดยที่ค่า N ก็คือขนาดของอินพุตนั่นเอง สำหรับการแก้ปัญหานี้สามารถใช้หลักของตัวคูณลากรางจ์ (lagrange multiplier) ดังนี้

$$L(W, b, \Lambda) = \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^l \lambda_i [y_i (W \cdot x_i + b) - 1] \quad (2.8)$$



ภาพที่ 2.3 (ก) การแบ่งโดยที่มีความห่างน้อย (ข) การแบ่งโดยให้ความห่างมาก ซึ่งจะให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่า

โดยที่ $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l)$ คือเวกเตอร์ที่มีเฉพาะค่าบวกไม่มีค่าลบของตัวคูณลากรางจ์ โดยปกติทุกๆ จุดของข้อมูลที่ทำกรเรียนรู้จะมีค่า λ เฉพาะตัวของมันเอง และสำหรับจุดข้อมูลที่เป็นเวกเตอร์เกือบขนานหรือข้อมูลที่อยู่บนเส้นขอบของเส้นขอบความห่าง H_1 หรือ H_2 นั้นค่าของ

λ จะมีค่ามากกว่า 0 ส่วนจุดข้อมูลอื่น ๆ นั้นจะมีค่าเท่ากับ 0 โดยจุดประสงค์ของการแก้ปัญหาคือ ต้องการคำตอบของสมการที่ทำให้ค่าของ W และ b มีค่าน้อยที่สุดในขณะที่ค่าของตัวคูณลากรางจ์ (Λ) มีค่ามากที่สุด ซึ่งทำได้โดยการหาค่าอนุพันธ์ของสมการที่ (2.8) และกำหนดให้มีค่าเท่ากับ ศูนย์ จะได้

$$\frac{\partial L(W, b, \Lambda)}{\partial W} = \sum_{i=1}^l \lambda_i y_i \quad (2.9)$$

เมื่อแก้สมการจะสามารถหาค่า W ที่ดีที่สุดได้คือ

$$\frac{\partial L(W, b, \Lambda)}{\partial b} = \sum_{i=1}^l \lambda_i y_i x_i = 0 \quad (2.10)$$

และเมื่อกำหนดให้ * แทนค่าที่ดีที่สุดจะได้

$$W^* = \sum_{i=1}^l \lambda_i^* y_i x_i \quad (2.11)$$

จากสมการที่ (2.11) สามารถหาค่าของ b^* ได้คือ

$$b^* = y_i - (W^* \cdot x_i) \quad (2.12)$$

และสามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \lambda_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^*\right) \quad (2.13)$$

จากสมการจะทำให้สามารถระบุข้อมูลที่ต้องการตรวจสอบได้ว่าอยู่ในคลาสใด โดยดูจากเครื่องหมายที่ได้จากสมการที่ (2.13)

กรณีแบ่งแยกไม่ได้ (non separable) เมื่อข้อมูลนั้นไม่สามารถใช้การแบ่งแบบเส้นตรงได้จำเป็นต้องเพิ่มตัวแปร ζ_i $i=1, 2, \dots, l$ เข้าไปในสมการดังนี้

$$(W \cdot x_i) + b \geq +1 - \zeta_i \quad \text{สำหรับ } y_i = +1 \quad (2.14)$$

$$(W \cdot x_i) + b \leq -1 + \zeta_i \quad \text{สำหรับ } y_i = -1 \quad (2.15)$$

ค่าของ ζ_i จะบ่งบอกถึงความผิดพลาดที่จะเกิดขึ้น ดังนั้นผลรวมของ ζ_i ก็คือความผิดพลาดที่เกิดจากการเรียนรู้ เพราะฉะนั้นจากการหาค่าต่ำสุดเดิมในสมการที่ (2.7) จึงต้องเปลี่ยนเป็น

$$\text{Minimize } W, b : \Phi(W) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^l \zeta_i \right)^k \quad (2.16)$$

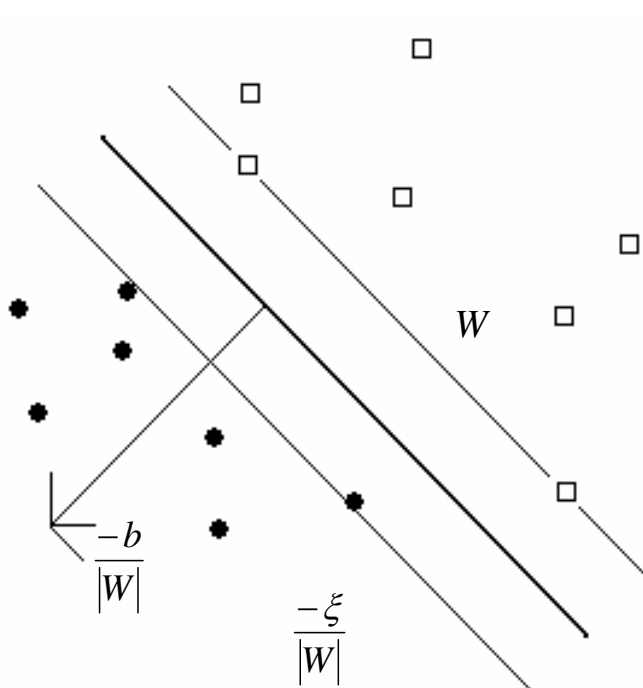
$$\text{โดยที่} \quad y_i (W \cdot x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \quad \text{สำหรับ } i = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.17)$$

$$\text{และ} \quad \zeta_i \geq 0 \quad (2.18)$$

ซึ่งค่า C และ k เป็นตัวแปรที่ต้องมีการกำหนดค่าเอาไว้ โดยที่ถ้าค่า C ที่มีค่ามากจะใช้สำหรับค่าความผิดพลาดที่มีค่ามาก ๆ ด้วย ส่วน k โดยมากจะถูกกำหนดให้เป็น 1 สำหรับปัญหาโปรแกรมควอดราติก (quadratic program) ส่วนสมการของลากรานจ์สามารถเขียนได้ดังนี้

$$L(W, b, \Lambda, \Gamma) = \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^l \lambda_i [y_i (W \cdot x_i) + b - 1 + \zeta_i] - \sum_{i=1}^l \gamma_i \zeta_i + C \left(\sum_{i=1}^l \zeta_i \right)^k \quad (2.19)$$

โดยที่ตัวแปร $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l)$ และ $\Gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_l)$ คือ ตัวคูณลากรานจ์ ส่วนคำตอบของสมการที่ (2.17) นั้นจะอยู่ที่ผลลัพธ์ที่ทำให้ได้ค่าของ W และ b มีค่าน้อยที่สุดในขณะที่ค่าของตัวคูณลากรานจ์ Λ และ Γ มีค่ามากที่สุด ซึ่งสามารถหาได้โดยการหาค่าอนุพันธ์ของสมการที่ (2.17) และกำหนดให้มีค่าเท่ากับศูนย์



ภาพที่ 2.4 การแบ่งระนาบ 2 มิติกรณีแบ่งแยกไม่ได้

สำหรับการตรวจสอบคลาสของข้อมูลสามารถหาได้จากเครื่องหมายของสมการ 2.20 คือ

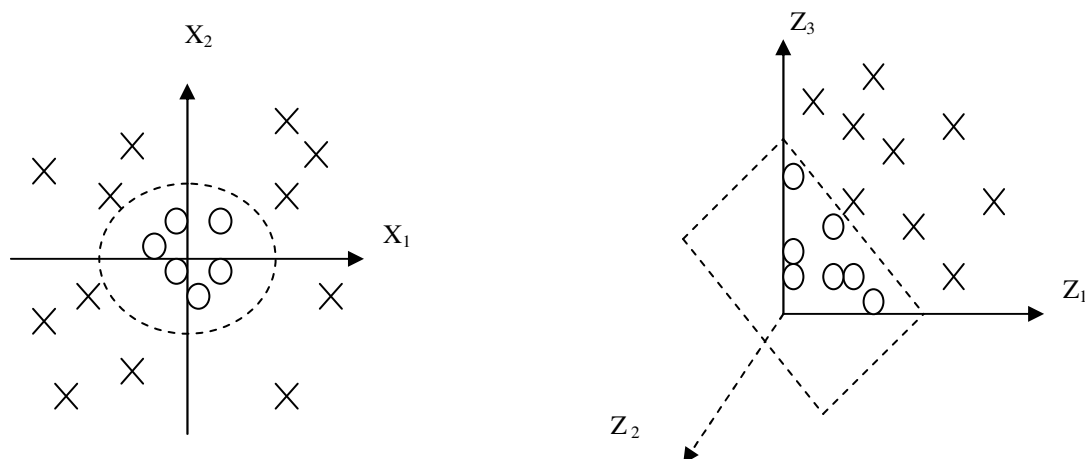
$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \lambda_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^*\right) \quad (2.20)$$

2.1.2 เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear support vector machines)

ในกรณีที่ไม่สามารถใช้เส้นตรงในการแบ่งคลาสของข้อมูลได้นั้น จำเป็นจะต้องมีการเปลี่ยนมิติของข้อมูลอินพุต (x) ไปเป็นมิติที่มากขึ้น ซึ่งมีค่าเป็นอนันต์โดยยังคงใช้ฟังก์ชันเชิงเส้นในการแบ่งแยกได้ในมิตินั้นๆ ดังแสดงในภาพที่ 2.5

$$\Phi: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$$

$$(x_1, x_2) \rightarrow (z_1, z_2, z_3) := (x_1^2, \sqrt{2x_1x_2}, x_2^2)$$



ภาพที่ 2.5 การเปลี่ยนมิติจาก 2 มิติไปเป็น 3 มิติทำให้สามารถใช้เส้นตรงในการแบ่งข้อมูลได้

$$x \rightarrow \Phi(x) = (a_1 \Phi_1(x), a_2 \Phi_2(x), \dots, a_n \Phi_n(x), \dots) \quad (2.21)$$

นั่นคือเวกเตอร์ x จะถูกเปลี่ยนไปอยู่ในมิติที่มากขึ้น n มิติโดยที่ $\{a_n\} n = 1, 2, 3, \dots, \infty$ คือจำนวนจริงและ $\{\Phi_n\}$ คือฟังก์ชันจำนวนจริง ดังนั้นในการพิจารณาจึงยังคงใช้หลักการเดิมของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนเพียงแต่เปลี่ยนตัวแปร x เดิมไปเป็นเวกเตอร์ใหม่คือ $\Phi(x)$ ซึ่งจะได้ดังสมการ (2.22)

$$k(x, y) \equiv \Phi(x) \cdot \Phi(y) = \sum_{n=1}^{\infty} a_n^2 \Phi_n(x) \Phi_n(y) \quad (2.22)$$

จะเห็นว่าคุณสมบัติของฟังก์ชันนี้ขึ้นอยู่กับผลคูณในรูปแบบใหม่ที่เรียกว่าฟังก์ชันใจกลาง (Kernel function : k) ตัวอย่างของ k ที่นิยมใช้คือ

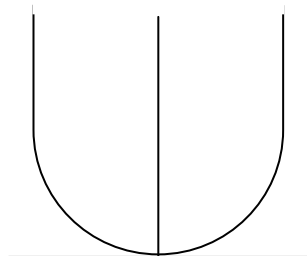
$$\begin{aligned} \text{พหุนาม} & : k(x, y) = (x \cdot y + c)^d \\ \text{ซิกมอย} & : k(x, y) = \tanh(k(x, y) + \Theta) \\ \text{อาร์บีเอฟ} & : k(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / (2\sigma^2)) \end{aligned}$$

และสามารถหาคำตอบได้จากสมการ(2.23)

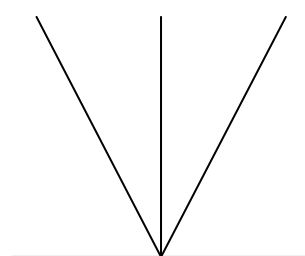
$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \lambda_i^* k(x \cdot x_i) + b^*\right) \quad (2.23)$$

2.1.3 การประยุกต์ใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนสำหรับการถดถอย (regression)

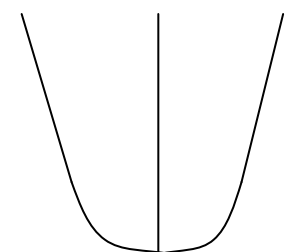
หลักการทํางานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนนั้นสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในรูปแบบอื่นๆ ได้อีกเช่น ใช้สำหรับปัญหาของการถดถอยโดยใช้หลักการของฟังก์ชันสูญเสีย (loss function) ซึ่งฟังก์ชันนี้จะใช้เพื่อวัดระยะห่างจากข้อมูล โดยฟังก์ชันที่ใช้จะมีรูปแบบดังแสดงในภาพที่ 2.6



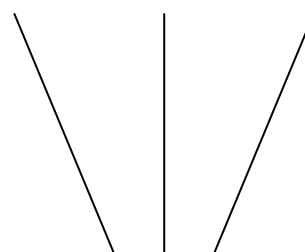
(ก) แบบกำลังสอง



(ข) มอดูลัสน้อยที่สุด (least modulus)



(ค) ฮูเบอร์ (huber)



(ง) ϵ -ไม่ไว (ϵ -insensitive)

ภาพที่ 2.6 ฟังก์ชันสูญเสีย

ฟังก์ชันที่แสดงในภาพที่ 2.6 สามารถอธิบายได้ดังนี้ ภาพที่ 2.6 (ก) นั้นจะสอดคล้องกับกฎแห่งการสูญเสียกำลังสองแบบที่น้อยที่สุด (least squares error) ส่วนในภาพที่ 2.6 (ข) นั้นจะเป็นการสูญเสียแบบฟังก์ชันลาปลาเซียน (laplacian loss function) ซึ่งมีความไวที่จะสร้างเส้นรอบนอกน้อยกว่าแบบกำลังสอง สำหรับแบบฮูเบอร์ดังภาพที่ 2.6 (ค) จะใช้ฟังก์ชัน

แบบทน (robust) ซึ่งจะได้ผลดีที่สุดสำหรับการลากเส้นแบ่งข้อมูลที่ไม่ทราบค่า ภาพที่ 2.6 (ง) เป็นฟังก์ชันของ Vapnik ที่ใช้การประมาณค่าของฟังก์ชันฮูเบอร์โดยใช้เวกเตอร์เกือหนุนที่น้อยกว่า ในกระบวนการประยุกต์ใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนสำหรับการถดถอยนั้นสามารถแบ่งออกได้เป็นสองประเภทใหญ่ๆคือ แบบเส้นตรงและแบบที่ไม่เป็นเส้นตรง

- การถดถอยแบบเส้นตรง จากข้อมูลที่ต้องการหาค่าประมาณ

$$(y_1, x_1), (y_2, x_2), \dots, (y_l, x_l), x \in R^n, y \in R \quad (2.24)$$

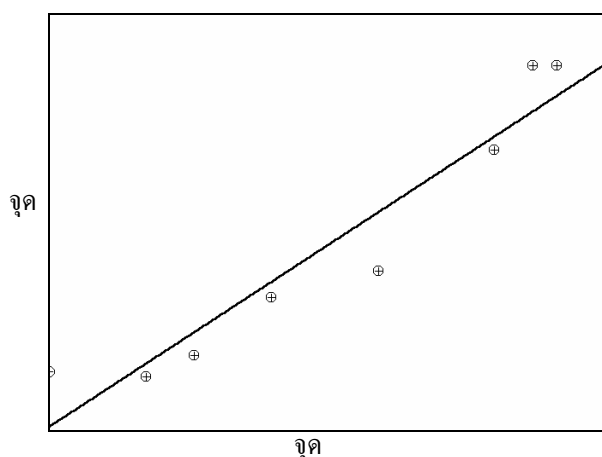
และจากฟังก์ชันเส้นตรง

$$f(x) = (W \cdot x) + b \quad (2.25)$$

ฟังก์ชันถดถอยที่เหมาะสมที่สุดนั้นจะได้มาจากการหาค่าที่น้อยที่สุดของฟังก์ชัน

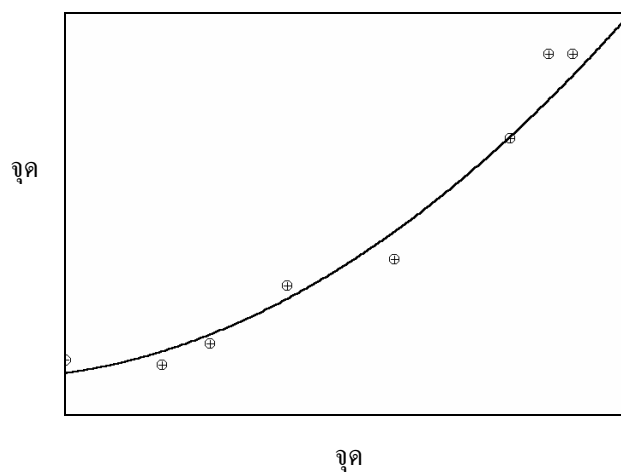
$$\Phi(W, \xi^*, \xi) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i + \sum_{i=1}^l \xi_i^* \right) \quad (2.26)$$

โดยที่ C เป็นค่าที่ต้องมีการกำหนดไว้ล่วงหน้าสำหรับ ξ กับ ξ^* คือตัวแปรที่ใช้เบี่ยงเบนเอาท์พุทของระบบ

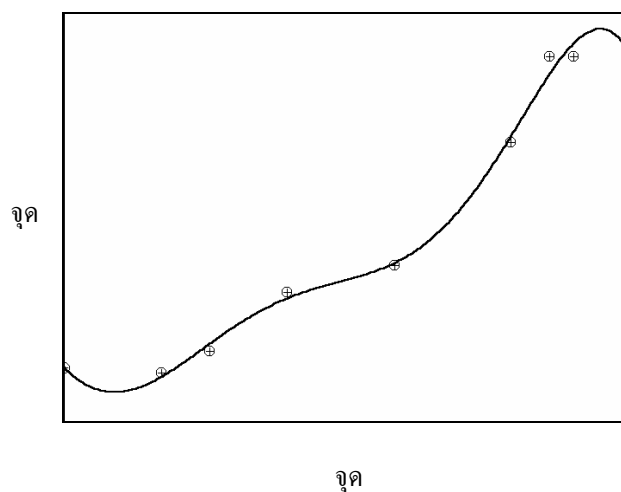


ภาพที่ 2.7 ตัวอย่างการถดถอยแบบเส้นตรง

- การถดถอยแบบไม่เป็นเส้นตรง ลักษณะของการถดถอยแบบไม่เป็นเส้นตรงนี้จะคล้ายกับปัญหาในเรื่องของการแยกแยะ นั่นคือข้อมูลที่มีอยู่นั้นไม่สามารถแบ่งแยกได้โดยใช้เส้นตรง จึงจำเป็นต้องมีการเปลี่ยนรูปแบบของข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของช่องว่างหลายมิติที่จะสามารถแบ่งข้อมูลนั้นได้โดยใช้เส้นตรง ซึ่งก็คือการใช้ฟังก์ชันใจกลางอย่างที่ได้กล่าวมาแล้วนั่นเอง



ภาพที่ 2.8 การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยอาศัยฟังก์ชันพหุนาม



ภาพที่ 2.9 การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยอาศัยฟังก์ชันอาร์บีเอฟ

2.2 การประยุกต์ใช้งานเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นในรูปแบบต่างๆ

ในปัจจุบันได้มีการนำเอาเทคนิคของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นมาใช้ร่วมกับเทคนิคทางด้าน การประมวลสัญญาณภาพ เพื่อประยุกต์ใช้สำหรับงานในหลายๆด้านด้วยกัน ซึ่งสามารถแบ่งเป็น กลุ่มได้คือ กลุ่มที่เกี่ยวข้องกับใบหน้ามนุษย์ กลุ่มของการจดจำรูปแบบ และกลุ่มของการจดจำ ลายมือเขียน

2.2.1 การประยุกต์ใช้เครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นที่เกี่ยวข้องกับใบหน้ามนุษย์

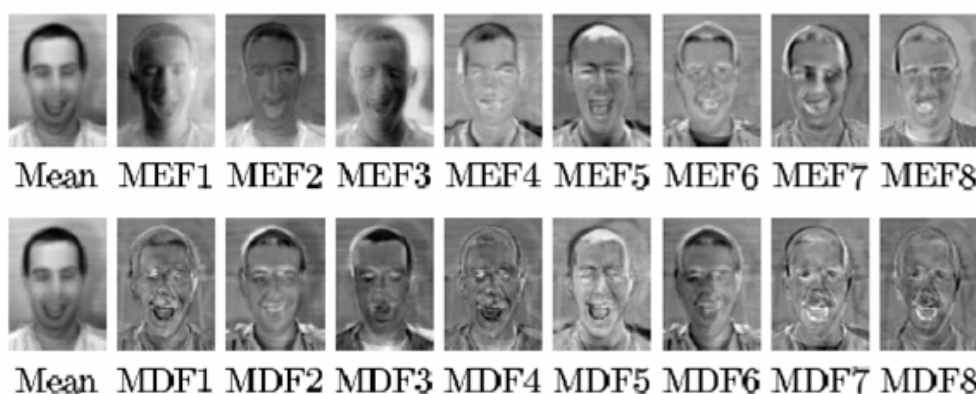
งานวิจัยทางด้านใบหน้ามนุษย์นี้ในปัจจุบันมีอยู่หลายรูปแบบด้วยกัน เช่นงานวิจัย (Edgar, Robert, Federico, 1997) จะเกี่ยวข้องกับค้นหาใบหน้าของมนุษย์ในรูปแบบภาพ ซึ่งจุดประสงค์ ของงานวิจัยด้านนี้คือเพื่อตรวจหาใบหน้าของมนุษย์ที่ปะปนอยู่กับสภาพแวดล้อมต่างๆได้ ดังนั้นจึง ต้องมีการใช้เทคนิคของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่น เป็นเครื่องสำหรับบ่งบอกถึงความแตกต่างระหว่าง หน้าคนกับสิ่งแวดล้อม ดังนั้นในขั้นตอนการทำจึงต้องมีการเรียนรู้วัตถุทั้งสองคลาสคือ คลาส +1 (class +1) ต้องมีการเตรียมข้อมูลของใบหน้า ซึ่งเป็นภาพใบหน้ามนุษย์ในหลายๆมุมมองที่มีขนาด เท่ากับ 19×19 จุดภาพ จำนวนทั้งหมด 50,000 ภาพ ส่วนคลาส -1 (class -1) ต้องเป็นภาพของวัตถุ ที่ไม่ใช่หน้าคน เมื่อผ่านการเรียนรู้แล้วจึงนำผลที่ได้จากการเรียนรู้มาตรวจสอบกับภาพที่มีใบหน้า คนอยู่ เมื่อมีการตรวจพบใบหน้าก็จะทำการร่างกรอบสี่เหลี่ยมไว้บริเวณหน้านั้นๆ

การประยุกต์ด้านการหาใบหน้ามนุษย์อีกแนวทางหนึ่ง คือการติดตามและวิเคราะห์ ใบหน้ามนุษย์ (Vinay and Tomaso, 1998) ซึ่งเป็นงานวิจัยที่พัฒนามากว่างานวิจัยก่อนหน้านี้อีก คลาสคือ สามารถตรวจจับใบหน้ามนุษย์ได้จากภาพวิดีโอและยังสามารถวิเคราะห์รูปแบบได้อีกด้วย โดยมี จุดประสงค์เพื่อติดตามใบหน้าของมนุษย์ซึ่งอาจมาจากกล้องวิดีโอผ่านอินเทอร์เน็ตหรืออาจ มาจากจดหมายวิดีโอก็ได้ แล้วทำการตรวจจับองค์ประกอบต่างๆของใบหน้าได้แก่ ตา จมูก และที่สำคัญคือตรวจจับองศาของการเปิดของปากหรือแม้แต่การยิ้ม ซึ่งหลักการของเครื่องเวกเตอร์ เกือหนุ่นจะถูกนำมาใช้ในขั้นตอนของการแยกแยะใบหน้าของมนุษย์ออกจากสิ่งแวดล้อม และการ ตรวจหาดวงตา ส่วนการตรวจลักษณะของปากจะใช้เทคนิคทางการถดถอย (regression) มาแทน โดยการทำงานสามารถแยกออกได้เป็นสามขั้นตอนคือ

- 1) ตรวจหาและระบุตำแหน่งของจากสิ่งแวดล้อมที่ซับซ้อน
- 2) ตรวจหาและระบุตำแหน่งที่แตกต่างกันขององค์ประกอบบนใบหน้าเช่น ดวงตา จมูก และปาก
- 3) วิเคราะห์องค์ประกอบที่ได้มาเพื่อหาค่าตัวแปรต่างๆ ที่เหมาะสม

นอกจากนี้เครื่องเวกเตอร์เกือหนูนยังสามารถนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการจดจำใบหน้าของมนุษย์ได้อีกด้วย (Guodong, Stan and Kapluk, 1998) สิ่งที่แตกต่างกันของการหาใบหน้ามนุษย์ในงานวิจัยชิ้นนี้คือ เมื่อใช้เทคนิคของเครื่องเวกเตอร์เกือหนู ในการระบุใบหน้าว่าใบหน้านี้คือผู้ใดโดยมีข้อกำหนดคือรูปใบหน้านั้นจะต้องเป็นภาพใบหน้าเดี่ยวๆ ในสิ่งแวดล้อมพื้นหลังที่ถูกควบคุม โดยหลักการคือนำเอาค่าต่างๆ ของใบหน้าอันได้แก่ พื้นที่ ระยะทาง และมุมต่างๆ ที่จะใช้สำหรับการระบุใบหน้าในหลายๆมุมของใบหน้า มารวมกันเป็นข้อมูลเฉพาะของคนนั้นๆ แล้วทำการเรียนรู้ในลำดับต่อไป

สำหรับการประยุกต์เพื่อการจดจำใบหน้ามนุษย์นั้น ยังมีการพัฒนาอีกคลาสคือการสามารถจดจำใบหน้ามนุษย์ได้โดยที่ไม่ต้องอยู่ในสภาพที่ถูกควบคุม (John and Daniel, 1999) นั่นคือสามารถทำได้โดยที่พื้นหลังของภาพไม่จำเป็นต้องเป็นพื้นเรียบ เทคนิคของการจดจำใบหน้าในงานวิจัยชิ้นนี้ต่างจากงานวิจัยก่อนคือ ทำการเรียนรู้โดยใช้ภาพใบหน้าของมนุษย์ทั้งภาพโดยไม่มี การแยกองค์ประกอบต่างๆ แต่ภาพที่จะนำมาเรียนรู้นั้น ภาพแต่ละภาพจะถูกนำมาผ่านกระบวนการทางด้านการประมวลผลภาพเพื่อหาค่าเฉลี่ยทั้งแบบการแยกแยะที่เด่นชัดที่สุด (most expressive features) และแบบส่วนที่แตกต่างที่สุด (most decimating features) ทำให้ได้ฐานข้อมูลถึง 16 ภาพด้วยกัน ดังแสดงด้วยภาพที่ 2.10



ภาพที่ 2.10 ภาพที่ใช้จะนำไปเรียนรู้ทั้ง 16 ภาพ (John and Daniel, 1999)

นอกจากที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ยังมีเทคนิคสำหรับการหาองค์ประกอบของหน้าและการจดจำใบหน้ามนุษย์ด้วยหลักการของเครื่องเวกเตอร์เกือหนูอื่นอีก (Dihua, Igor, Seong-Whan, 2002) ซึ่งมีข้อที่แตกต่างจากงานวิจัยอื่นคือ มีการใช้ระบบสถิติของเวฟเล็ต (wavelet) มา

เกี่ยวข้องด้วย ทำให้การหาตำแหน่งขององค์ประกอบต่างๆ ในใบหน้าทำได้รวดเร็วขึ้น โดยสามารถแบ่งขั้นตอนการทำได้สองขั้นตอนคือ ขั้นแรกหาลักษณะประกอบโดยรวมของใบหน้าทั้งหมดโดยทั้งหมดนั้นยังรวมเป็นรูปภาพรูปเดียวกัน ขั้นตอนที่สองจึงใช้หลักสถิติของเวฟเลต มาทำการแยกแยะและระบุตำแหน่งของตาและปาก โดยข้อมูลที่ได้อีกจะนำไปเข้าสู่ขั้นตอนการจดจำโดยใช้เทคนิคของเครื่องเวคเตอร์เกือหนุนต่อไป

เพื่อให้การจดจำเกี่ยวกับใบหน้ามีประสิทธิภาพมากขึ้น และสามารถใช้งานในสภาพแวดล้อมจริงได้นั้น จำเป็นต้องทำการเรียนรู้เครื่องเวคเตอร์เกือหนุนด้วยรูปแบบใบหน้าที่เป็นสามมิติ (Huang and Heisele, 2003) โดยที่ภาพของใบหน้าที่จะนำมาเรียนรู้จะต้องผ่านกระบวนการของการสร้างภาพสามมิติก่อน ดังแสดงในภาพที่ 2.11 ซึ่งในการสร้างภาพนั้นจะใช้ภาพต้นแบบเพียงสองภาพเท่านั้น



ภาพที่ 2.11 การจำลองแบบใบหน้าในรูปแบบสามมิติ

นอกจากการจดจำทั่วไป การแยกแยะเพศจากใบหน้านามนุษย์ก็สามารถนำเอาเครื่องเวคเตอร์เกือหนุนมาใช้ได้ (Baback and Ming-Hsuan, 2000) โดยมีจุดประสงค์เพื่อระบุเพศจากภาพของใบหน้านามนุษย์ซึ่งอาศัยภาพของใบหน้าที่มีขนาดเล็กมาก คือมีขนาด 21×21 จุดภาพ ประกอบกับการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบที่แตกต่างกันของใบหน้าชายกับหญิง โดยการเรียนรู้ นั้น จำเป็นจะต้องใช้ภาพถึง 1,755 ภาพด้วยกัน

2.2.2 การประยุกต์ใช้เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพันสำหรับการจดจำรูปแบบ

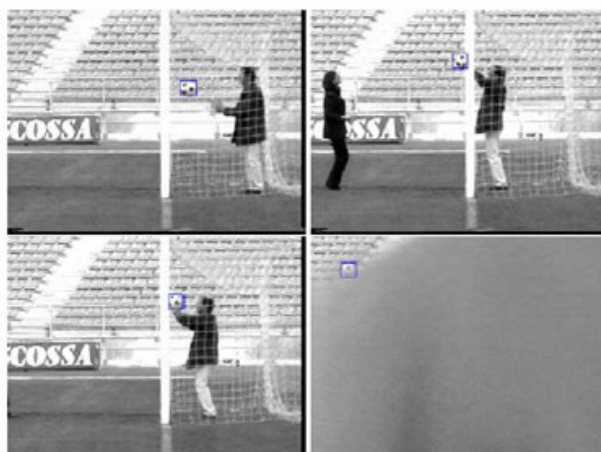
การประยุกต์ใช้ครั้งแรกคือการจดจำรูปแบบสามมิติ (Massimiliano and Alessandro, 2000) ซึ่งเป็นงานวิจัยเกี่ยวกับการใช้เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพันเพื่อจดจำภาพของวัตถุชนิดต่างๆ จุดประสงค์เพื่อสร้างฐานข้อมูลของการจดจำของวัตถุต่างๆ โดยเริ่มจากการนำภาพจาก Columbia Object Image Library แต่ละภาพของวัตถุมีขนาด 128×128 จุดภาพ จำนวน 100 วัตถุ โดยที่วัตถุแต่ละชิ้นนั้นจะมีมุมมองที่ต่างกันอยู่ 72 มุม จากนั้นจึงทำการย่อขนาดภาพให้เหลือเพียง 32×32 จุดภาพ แล้วทำการเรียนรู้วัตถุเพียง 36 มุมมองสำหรับวัตถุแต่ละชนิดเพื่อเก็บเป็นฐานข้อมูล เมื่อได้ข้อมูลครบถ้วนแล้วจึงทำการทดสอบโดยการนำเอาวัตถุอื่น ๆ ที่ไม่ได้ผ่านการเรียนรู้มาทดสอบ เพื่อจับคู่กับวัตถุที่ได้เรียนรู้ไปแล้วเพื่อตรวจสอบว่าสามารถจับคู่วัตถุได้ถูกชนิดหรือไม่

สำหรับแยกแยะพื้นผิวโดยใช้เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน (Kwang, Keechul, Se and Hang, 2002) ข้อมูลที่จะนำไปเรียนรู้จะแตกต่างจากงานวิจัยอื่นๆ คือ ข้อมูลของภาพที่จะใช้ในการเรียนรู้จะใช้ข้อมูลทั้งค่าของสีเทา (gray value) ของจุดนั้นๆ และค่าคลาสสีเทาของจุดรอบๆ จุดที่กำลังวิเคราะห์ โดยส่วนสำคัญที่ใช้สำหรับการแยกแยะมีสองจุดด้วยกันคือ 1. ต้องระบุลักษณะที่แตกต่างกันของแต่ละพื้นผิวในภาพ แล้วทำให้เป็นข้อมูลสำหรับการแยกแยะ 2. สร้างตัวอย่างสำหรับการแยกแยะสำหรับการใช้เครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน โดยแบ่งให้เป็นคลาสให้ได้แล้วจึงนำไปผ่านขั้นตอนของการเรียนรู้ต่อไป

งานวิจัยในการตรวจจับวัตถุในภาพด้วยเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพันอีกงานหนึ่ง (Ancona, Cicirelle, Stella and Distance, 2002) เป็นการนำเอาเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพันมาใช้ตรวจจับรูปลูกบอลที่อยู่ในภาพ โดยจะทำการเรียนรู้ภาพลูกบอลจำนวน 2,004 ภาพ แล้วระบุคลาสให้เป็นคลาส +1 ส่วนคลาส -1 จะใช้ภาพที่มีขนาด 20×20 จุดภาพ จำนวน 7,971 ภาพ มาเรียนรู้ และใช้หลักการของการปรับคลาสความเข้มของภาพเข้ามาช่วย สำหรับวิธีการหาภาพลูกบอลจะใช้หลักการนำเอาภาพขนาด 384×288 จุดภาพมาทำการตรวจสอบพื้นที่ขนาด 20×20 จุดภาพทีละพื้นที่ไล่ไปจนกระทั่งหมดรูปภาพ เมื่อพื้นที่ใดมีลักษณะใกล้เคียงกับภาพที่ระบุเป็นคลาส +1 ก็จะมีการลากกรอบสี่เหลี่ยมคลุม ดังแสดงในภาพที่ 2.2

นอกจากนี้แล้ว ยังสามารถนำเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพันมาใช้สำหรับการตรวจจับและจดจำกลิ่นได้อีกด้วย (Distante, Anacona, Siciliano, 2002) โดยหลักการคือการนำเอารูปแบบของสัญญาณที่ได้มาจากอุปกรณ์จมูกอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งจะทำให้กลิ่นแต่ละกลิ่นนั้นมีรูปแบบทางสัญญาณที่แตกต่างกันออกไป แล้วนำรูปแบบของกลิ่นนั้นมาทำการแบ่งคลาส เป็น -1 กับ 1 เพื่อทำ

การเรียนรู้ โดยใช้หลักการของเครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพัน เมื่อมีการเรียนรู้ลักษณะของกลิ่นหลายๆรูปแบบได้แล้ว จึงสามารถวิเคราะห์ได้ว่ากลิ่นที่ถูกตรวจจับได้ในขณะนั้นมิกลิ่นของอะไรปะปนอยู่บ้าง



ภาพที่ 2.12 การตรวจจับภาพลูกบอล (Ancona, cicirelle, Stella and Distance, 2002)

2.2.3 การประยุกต์ใช้เครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพัน สำหรับการจดจำลายมือเขียน

ในการจดจำลายมือเขียนชนิดตัวเลขโดยหลักการของเครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพัน (Bin, Youg and Shao-wei, 2000) ได้รับการพัฒนาเพื่อใช้สำหรับการจดจำตัวเลขที่เป็นภาษาจีน โดยทำการเก็บตัวอย่างลายมือการเขียนตัวเลขแบบต่างๆมาเป็นข้อมูลสำหรับแบ่งคลาสแล้วนำไปเรียนรู้ จากนั้นก็ทำการเทียบลายมือที่เขียนกับข้อมูลที่ได้จากการเรียนรู้ว่าลายมือนั้นเป็นคลาส +1 หรือไม่ทีละตัวๆ เพื่อหาคู่ที่ได้ผลเป็นคลาส +1 มากที่สุด

งานวิจัยที่พัฒนาขึ้นอีกคลาสในกลุ่มนี้ คือการจดจำลายมือเขียนแบบออนไลน์ (Claus, Bernard and Hans, 2002) งานวิจัยชิ้นนี้นำเอาเทคนิคของการจดจำรูปภาพผนวกกับเทคนิคการจดจำช่วงเวลาโดยอาศัยเครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพันเป็นตัวจำแนก จุดประสงค์เพื่อสามารถจดจำลายมือของบุคคลนั้นๆ โดยดูจากรูปแบบของการเขียนและดูจากช่วงเวลาของการเขียนอักษรแต่ละตัวด้วย เพื่อให้การจำแนกบุคคลที่เขียนมีความแน่นอนยิ่งขึ้น ในการเรียนรู้นั้นประกอบไปด้วยข้อมูลสองตัวคือรูปแบบของตัวอักษรและรูปแบบของช่วงเวลาในการเขียนของตัวอักษรนั้นๆ

นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่สามารถแยกตัวอักษรออกจากภาพของสิ่งแวดล้อมต่างๆ ได้ อีกด้วย (Kwang, 2003) ซึ่งระบบจะทำงานแบบเวลาจริง (real time) โดยใช้หลักการแยกแยะภาพ

ทีละจุดภาพว่าใช่ตัวอักษรหรือไม่ โดยดูได้จากคุณสมบัติของพื้นผิวนั้นๆ แล้วทำการล้อมกรอบตัวอักษรที่ตรวจพบในภาพดังแสดงในภาพที่ 2.13



ภาพที่ 2.13 ตัวอย่างการตรวจหาตัวอักษรที่อยู่ในภาพ

จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจดจำรูปแบบวัตถุ นั้น ในปัจจุบันจะเห็นได้ว่านิยมเอาเทคนิคของเครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพันเข้ามาใช้มากขึ้นเรื่อยๆ เนื่องจากความสามารถในการแยกแยะที่ดีกว่า ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้เลือกเอาเทคนิคของเครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพันมาประยุกต์ใช้ ซึ่งก็อยู่ในกลุ่มของการนำเครื่องเวคเตอร์เกี่ยวพันสำหรับการจดจำรูปแบบ แต่การใช้งานในส่วนของการเรียนรู้ส่วนใหญ่ นั้นมักจะใช้ข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ และมีจำนวนมาก ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้ใช้เทคนิคในการแปลงภาพจากสองมิติมาเป็นหนึ่งมิติ โดยนำมาเฉพาะแต่ข้อมูลที่ต้องการเท่านั้น ทำให้ขนาดของข้อมูลนั้นมีขนาดที่เล็กลงมากและยังสามารถลดจำนวนตัวอย่างที่จะนำไปเรียนรู้ได้อีกด้วย

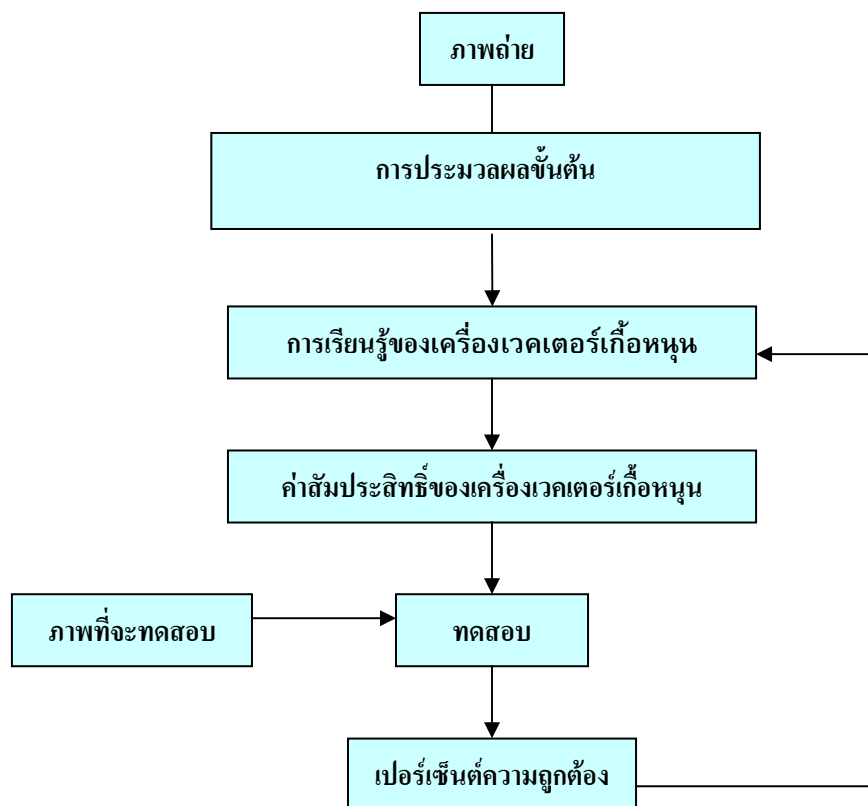
บทที่ 3

ขั้นตอนการดำเนินงาน

ขั้นตอนของการดำเนินงานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ สามารถแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนใหญ่ๆซึ่งทำงานสัมพันธ์กัน ได้แก่ขั้นตอนของการจดจำเครื่องมือทันตกรรม และขั้นตอนของการระบุตำแหน่งและการวางตัวของเครื่องมือแต่ละชิ้น

3.1 ขั้นตอนของการจดจำเครื่องมือทันตกรรม

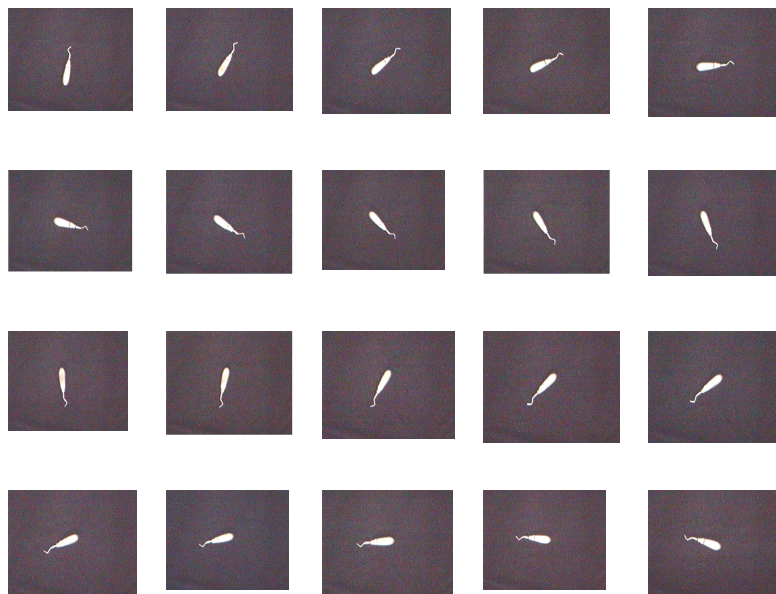
ในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนของการเตรียมภาพของเครื่องมือทันตกรรมแต่ละชิ้น เพื่อนำมาเรียนรู้โดยหลักการของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน ซึ่งทำให้ได้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆของเครื่องมือแต่ละชนิดที่ใช้ในกระบวนการทดสอบขั้นต่อไป ขั้นตอนการดำเนินงานนี้สามารถแสดงได้ ดังภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1.1 รูปแบบของภาพถ่าย

ภาพที่นำมาเรียนรู้จะถูกถ่ายด้วยกล้อง web cam โดยให้กล้องห่างจากเครื่องมือ 52 ซม.และจัดให้มีแหล่งกำเนิดแสงแหล่งเดียว ส่วนภาพที่ได้จากกล้องจะมีขนาด 352×288 จุดภาพ ซึ่งเครื่องมือแต่ละชิ้นจะวางอยู่บนพื้นผิวสีดำและถูกถ่ายในมุมกับตำแหน่งที่แตกต่างกันเครื่องมือละ 50 ภาพ ดังตัวอย่างบางส่วนที่แสดงในภาพที่ 3.2

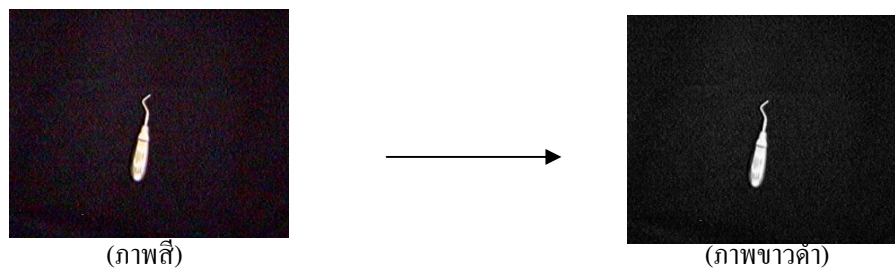


ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างบางส่วน of เครื่องมือชนิดเดียวกันในหลายๆ มุมมอง

3.1.2 การประมวลผลขั้นต้นก่อนนำไปเรียนรู้

เพื่อเป็นการเพิ่มเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการแยกแยะนั้น สามารถทำได้ในขั้นตอนของการประมวลผลขั้นต้น ในขั้นตอนนี้ภาพวัตถุจะถูกปรับแก้และเปลี่ยนแปลงรูปทรงเพื่อให้มีรูปร่างที่แตกต่างกันมากขึ้นกว่าเดิมพร้อมกับมีความชัดเจนมากขึ้นด้วย โดยสามารถอธิบายเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 นำภาพสีที่ได้จากการถ่าย แปลงให้เป็นภาพขาวดำ (binary images) จากนั้นจึงทำการลดสัญญาณรบกวนในภาพโดยใช้ตัวกรองชนิดมีเดีย (median filter) จะทำได้ได้ภาพที่มีสัญญาณรบกวนน้อยลง ดังแสดงในภาพที่ 3.3

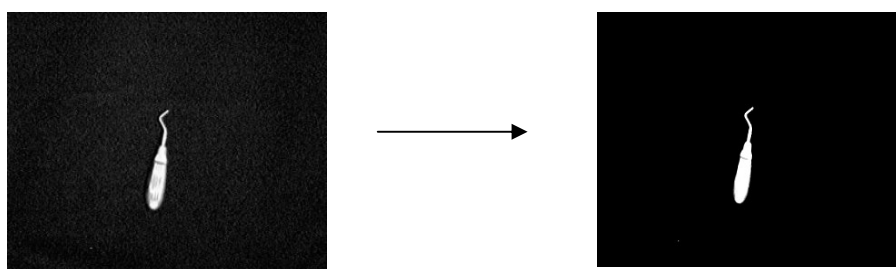


ภาพที่ 3.3 การแปลงภาพสีเป็นภาพขาวดำ

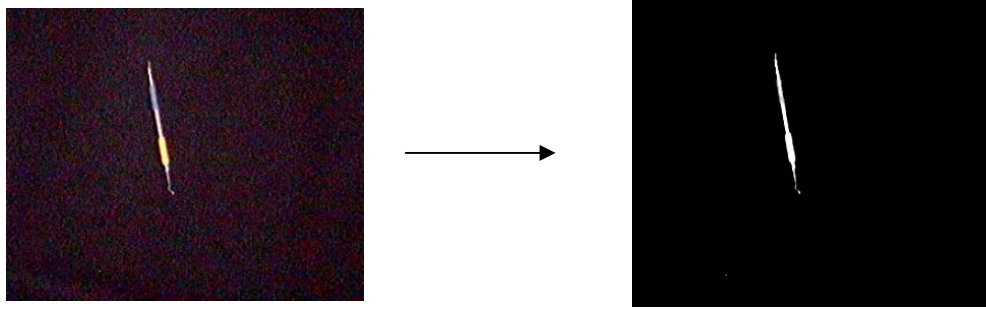


ภาพที่ 3.4 ผลที่ได้เมื่อผ่านกระบวนการลดสัญญาณรบกวน

ขั้นตอนที่ 2 เพื่อให้ได้ภาพที่มีขอบที่ชัดเจนยิ่งขึ้นจึงต้องทำการปรับแต่งภาพโดยเพิ่มค่าแกมมา (gamma) เพื่อลดผลจากเงาของวัตถุซึ่งจะทำให้ได้ภาพที่ชัดเจนยิ่งขึ้น ดังแสดงในภาพที่ 3.5

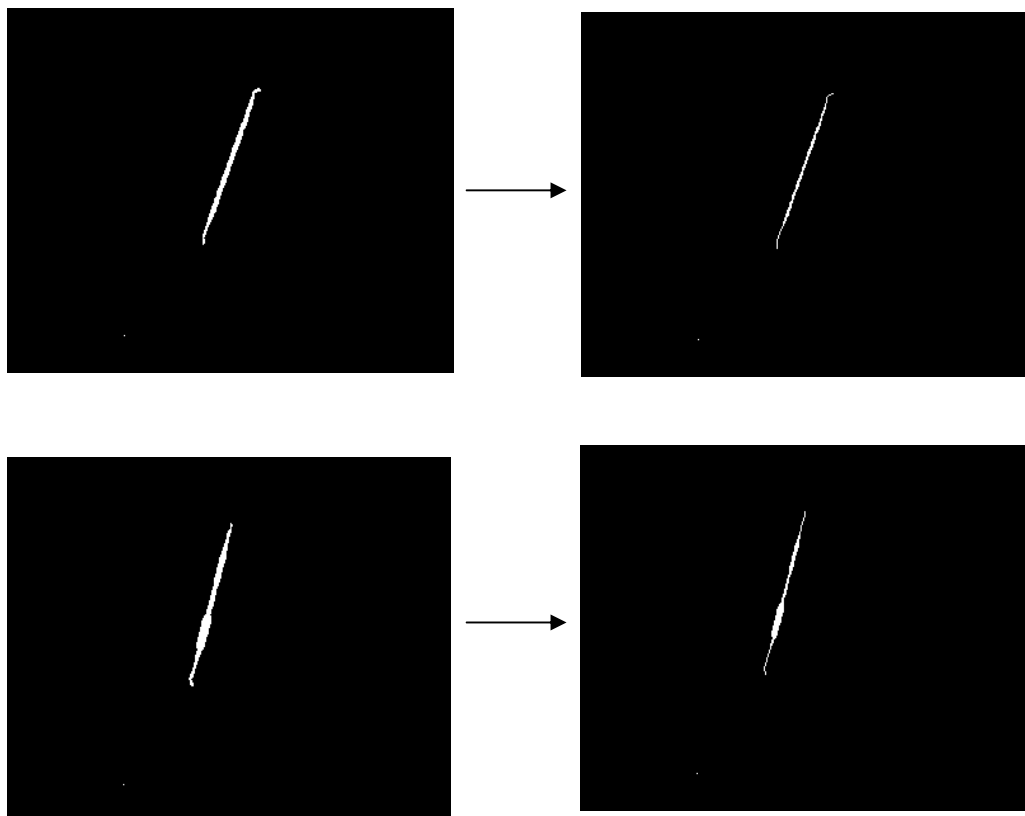


ภาพที่ 3.5 ตัวอย่างการปรับแต่งภาพโดยเพิ่มค่าแกมมา



ภาพที่ 3.5 ตัวอย่างการปรับแต่งภาพโดยเพิ่มค่าแกมมา (ต่อ)

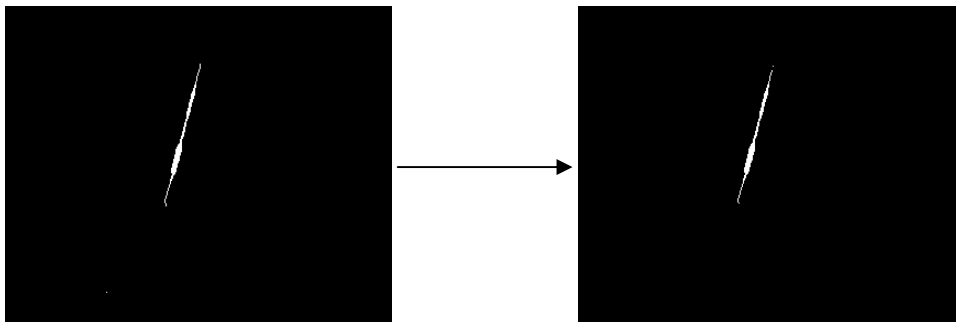
ขั้นตอนที่ 3 ใช้หลักการของการทำให้บาง (thinning) เพื่อให้ได้วัตถุที่มีรูปร่างคล้ายกัน มีความแตกต่างกันมากยิ่งขึ้น ดังแสดงด้วยภาพที่ 3.6



ภาพที่ 3.6 ตัวอย่างภาพวัตถุที่ผ่านกระบวนการทำให้ขนาดบางลง

จากภาพจะเห็นว่า เพื่อให้วัตถุมีขนาดที่บางลงแล้ว ในส่วนหัวของวัตถุจะเด่นมากขึ้นและในส่วนของตัวด้ามจับก็จะมีขนาดแตกต่างกันมากยิ่งขึ้นด้วย

ขั้นตอนที่ 4 ทำการกรองสัญญาณรบกวนที่อาจเกิดขึ้นในขั้นตอนการถ่ายภาพด้วยหลักการของการแปรรูปทรง(morphological) ในรูปแบบดิจิทัลโดยจะกำจัดข้อมูลจุดสีขาว ที่มีขนาดเล็กที่ถูกล้อมรอบด้วยข้อมูลจุดสีดำ ซึ่งก็คือจุดในกรอบวงกลมที่เป็นสัญญาณรบกวนในภาพที่ 3.7 นั้นเอง ทำให้ได้ภาพที่ชัดเจนยิ่งขึ้นจากภาพที่ 3.7 จะเห็นว่าเมื่อผ่านกระบวนการแปรรูปร่างแล้ว จุดเล็กๆทางด้านล่างซ้ายในกรอบวงกลมจะหายไป

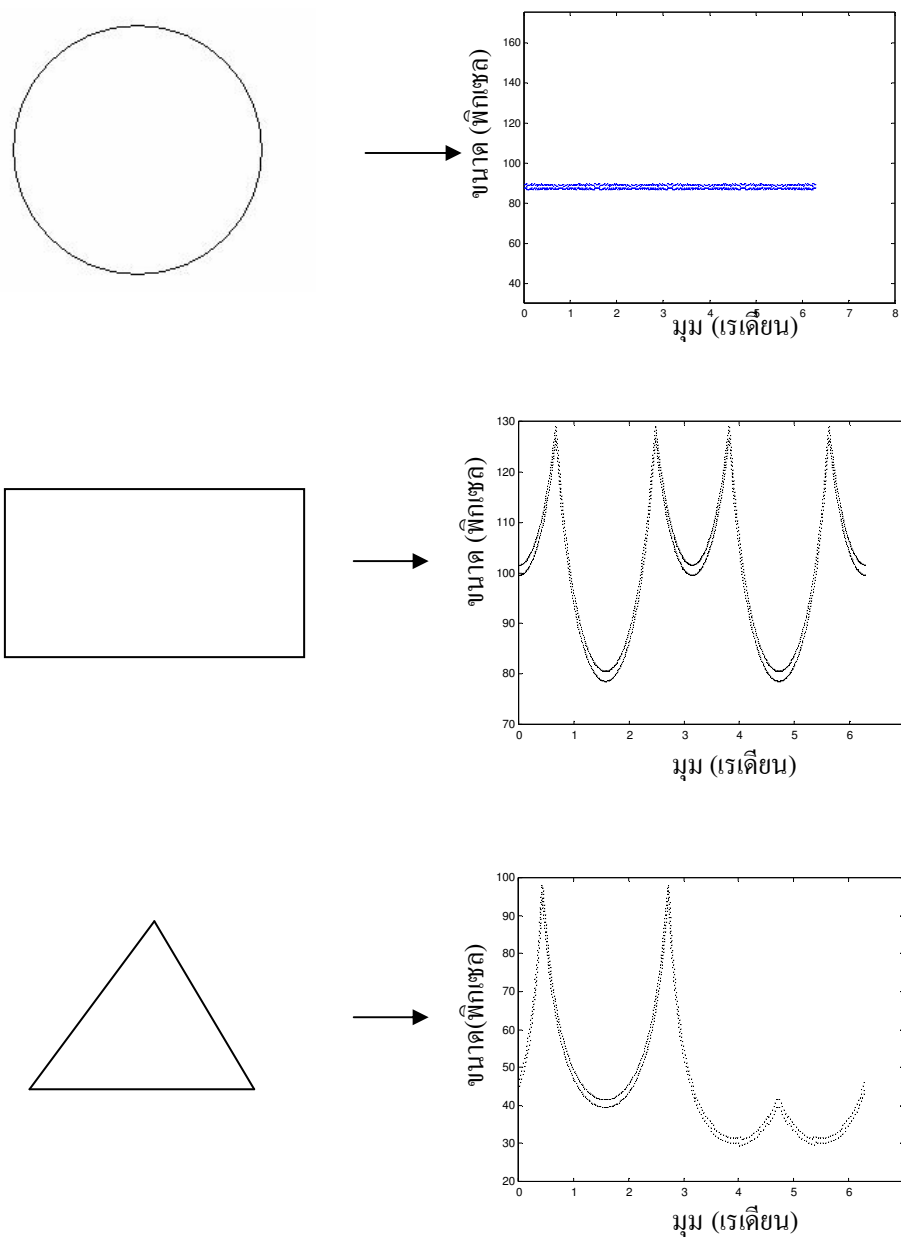


ภาพที่ 3.7 การลดสัญญาณรบกวนที่เป็นจุด

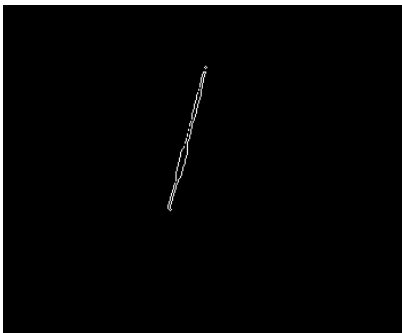
ขั้นตอนที่ 5 เมื่อได้ภาพที่ค่อนข้างจะสมบูรณ์และไม่มีสิ่งรบกวนแล้ว จึงทำการหาเส้นขอบของวัตถุนั้นด้วยวิธีการหาขอบแบบ ‘sobel’ สำหรับการทดลองนี้ได้กำหนดให้มีค่าพารามิเตอร์ค่าระดับเริ่มเปลี่ยน (threshold) เท่ากับ 0.14 ซึ่งเป็นค่าที่ไม่ทำให้ภาพที่ได้มีสัญญาณรบกวนที่มากเกินไปและมีความละเอียดของภาพที่ดี มีผลให้ได้ข้อมูลที่มีขนาดเป็น 0 ในบริเวณขอบของภาพ ส่วนบริเวณอื่นๆจะเป็น 1 ดังภาพที่ 3.9 จากนั้นจึงนำภาพที่ได้ไปผ่านกระบวนการวิธีแปลงภาพ 2 มิติเชิงพื้นที่เป็นภาพ 1 มิติเชิงรัศมีและแปลงให้เป็นบรรทัดฐานหรือวิธีเอ็นเอสอาร์ที (Normalized 2D-Spatial-Image to 1D-Radial-Image Transformation หรือ NSRT) ต่อไป

ขั้นตอนที่ 6 ทำการแปลงขอบของข้อมูลให้เป็นเวกเตอร์ขนาด $(1 \times n)$ ซึ่ง n คือจำนวนจุดภาพของภาพนั้นๆ โดยใช้หลักการหาจุดกึ่งกลางของข้อมูลแล้วทำการวัดความห่างของจุดข้อมูลใดๆกับจุดอ้างอิงที่อยู่ตรงกลางวัตถุ โดยเริ่มวัดความห่างจุดที่ทำมุม 0 องศาที่จุดศูนย์กลางว่ามีระยะทางความห่างเท่าใด แล้วค่อยๆเพิ่มมุมในการหาจุดอื่นๆ ไปเรื่อยๆ จนครบ 360 องศา ยกตัวอย่างเช่น ถ้าภาพเป็นรูปวงกลมเมื่อดำเนินการตามวิธีจะได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นเส้นตรง เนื่องจากเส้นตรงนั้นจุดที่

เรียงกันเป็นเส้นรอบวงของวงกลมจะมีความห่างจากจุดศูนย์กลางในระยะที่เท่ากันหมด ดังแสดงในภาพที่ 3.8

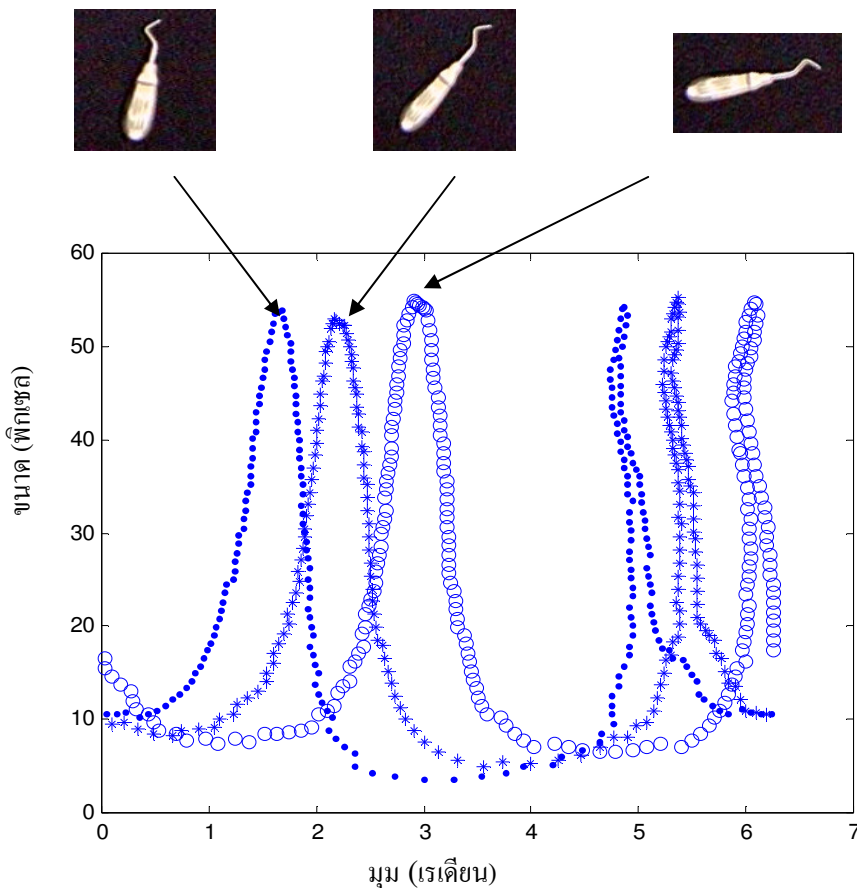


ภาพที่ 3.8 การเปลี่ยนเส้นรอบรูปวัตถุแบบต่างๆให้เป็นเวกเตอร์ขนาด $(1 \times n)$



ภาพที่ 3.9 การหาขอบของวัตถุ

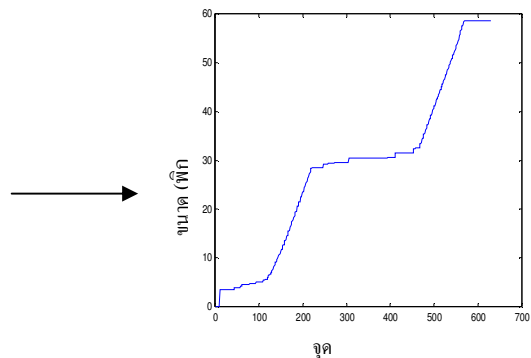
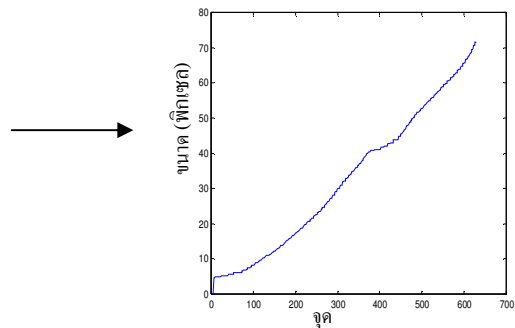
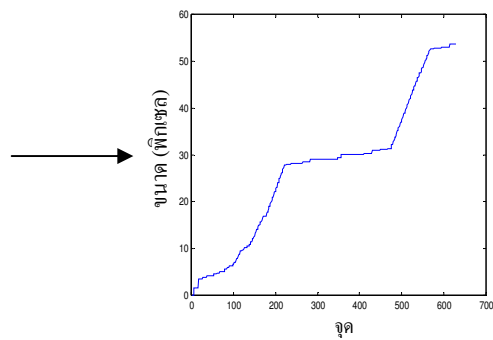
และเมื่อพิจารณาถึงวัตถุรูปเดียวกันที่มีการเปลี่ยนตำแหน่งจะได้ผลดังภาพที่ 3.10



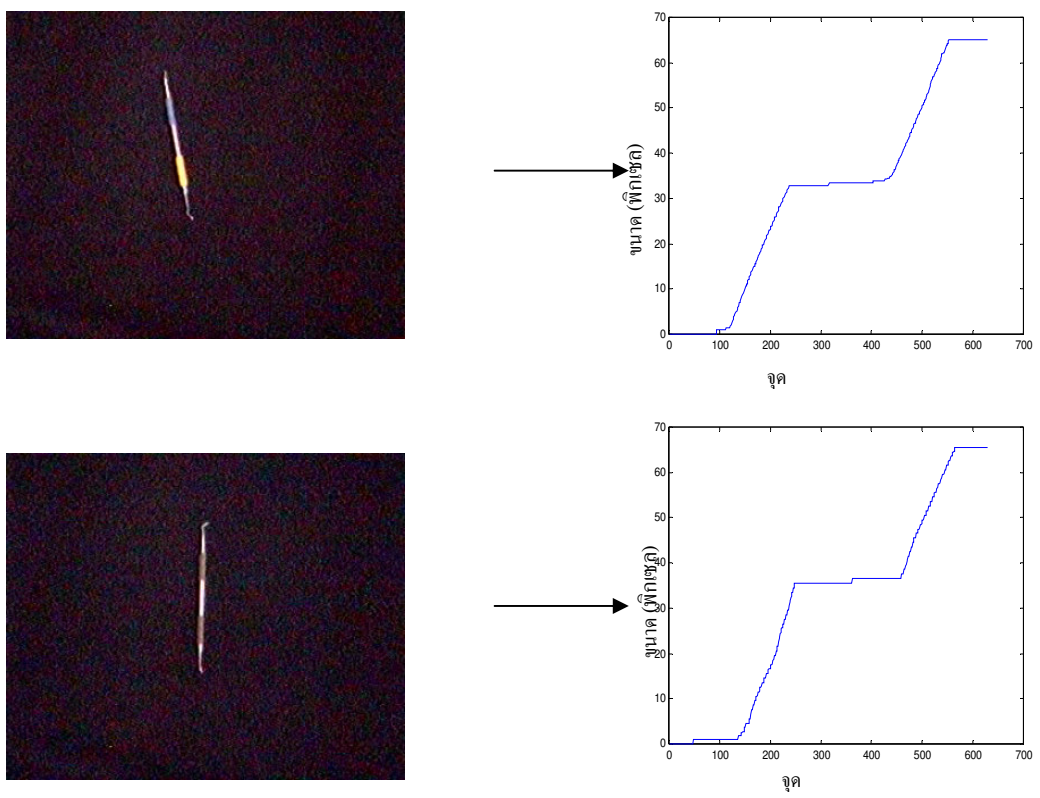
ภาพที่ 3.10 ผลของการหมุนวัตถุ

จะเห็นว่าไม่ว่าวัตถุจะอยู่ในตำแหน่งใดกราฟที่ได้จะมีรูปร่างที่เหมือนกันเพียงแต่มีการเลื่อนตำแหน่งออกไปเท่านั้น

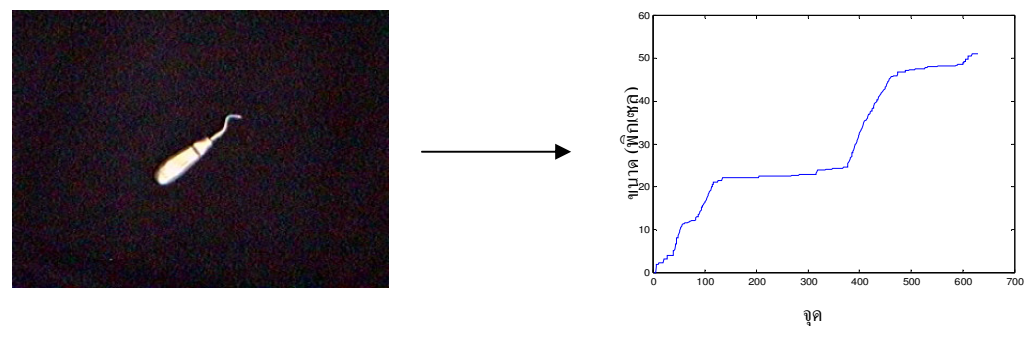
ขั้นตอนที่ 7 ทำการเปลี่ยนรูปภาพเพื่อลดผลของการเลื่อนตำแหน่งโดยการเรียงลำดับของข้อมูลจากที่ได้ในขั้นตอนที่ 6 จากน้อยไปหามาก จากนั้นจึงทำการปรับให้มีขนาดของข้อมูลที่เป็นบรรทัดฐานเดียวกัน (normalized) คือมีขนาดเท่ากับจำนวนของมุม จาก 0 แล้วเพิ่มมุมที่ละ 0.01 เรเดียน ไปจนถึงมุม $2 \times \pi$ (360°) นั่นคือจะมีขนาดเท่ากับ 629 ดังภาพที่ 3.11



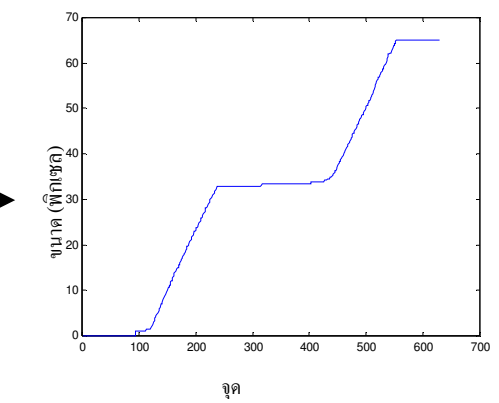
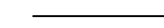
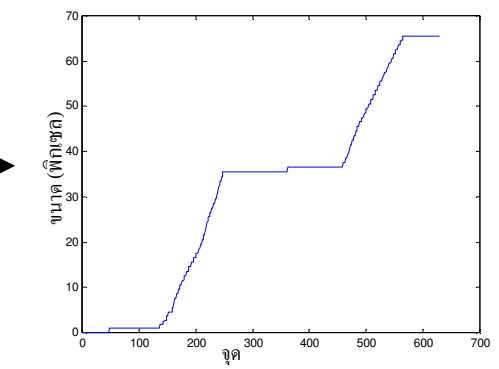
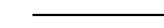
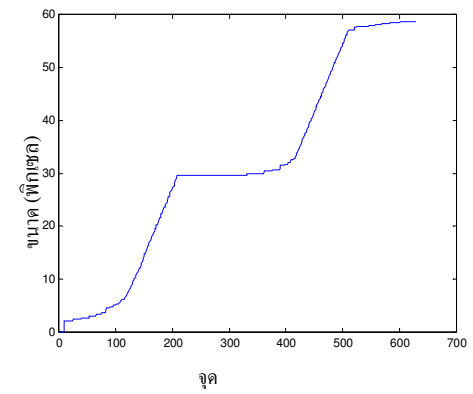
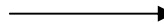
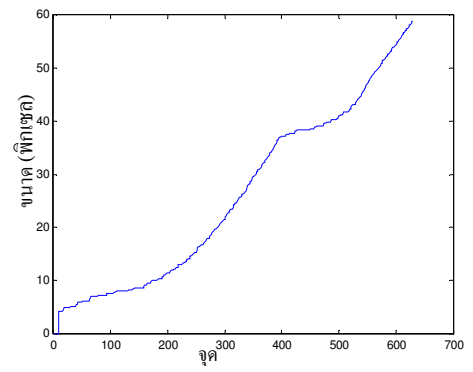
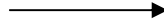
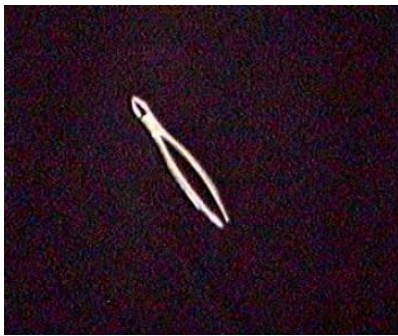
ภาพที่ 3.11 การเปลี่ยนภาพวัตถุเป็นกราฟที่มีลักษณะเฉพาะตัว



ภาพที่ 3.11 การเปลี่ยนภาพวัตถุเป็นกราฟที่มีลักษณะเฉพาะตัว (ต่อ)



ภาพที่ 3.12 วัตถุเดียวกันกับภาพที่ 3.11 แต่การวางมุมแตกต่างกัน



ภาพที่ 3.12 วัตถุเดียวกันกับภาพที่ 3.11 แต่การวางมุมแตกต่างกัน (ต่อ)

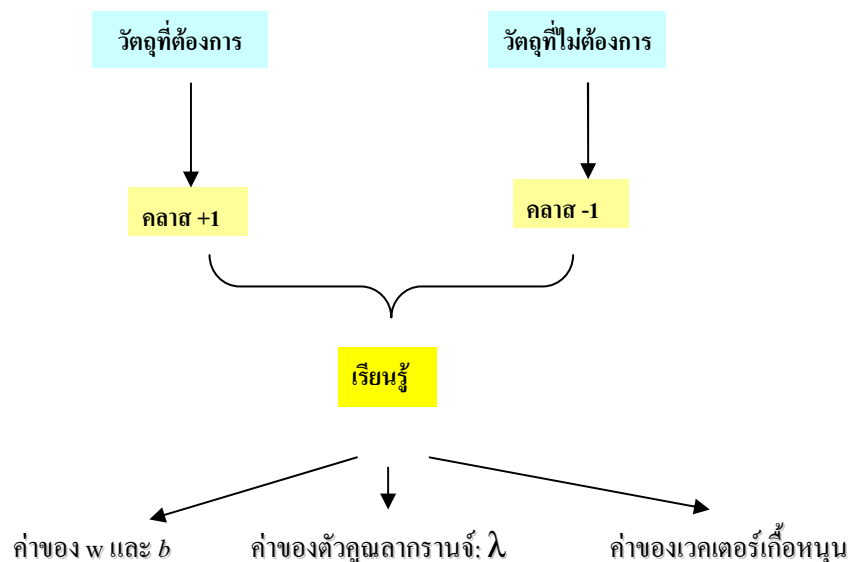
จากภาพที่ 3.12 จะเห็นได้ว่าการเปลี่ยนแปลงรูปร่างโดยกระบวนการเอ็นเอสอาร์ทีแล้ว การหมุนของวัตถุก็มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของรูปภาพน้อยมาก ผลที่ได้คือภาพที่มีขนาดใหญ่ สามารถที่จะทำให้มีขนาดเล็กลงกลายเป็นเวกเตอร์ขนาด (1×629) ที่มีความแตกต่างของข้อมูลระหว่างวัตถุเมื่อมีการเปลี่ยนการวางตัวน้อย ทำให้สามารถลดจำนวนของวัตถุที่จะนำมาเรียนรู้และสามารถลดเวลาในการเรียนรู้ได้มากยิ่งขึ้น

3.1.3 การเรียนรู้

เมื่อภาพทุกภาพผ่านกระบวนการข้างต้นแล้ว จากนั้นนำเวกเตอร์ของวัตถุแต่ละชนิดที่ได้จากขั้นตอนการปรับปรุงภาพก่อน มาแบ่งกลุ่มเพื่อทำการเรียนรู้โดยมีการกำหนดคลาสให้กับกลุ่มวัตถุ โดยที่กำหนดให้วัตถุที่ต้องการจะจดจำทุกวัตถุมีคลาสเป็น +1 ส่วนวัตถุอื่นๆ ให้มีคลาสเป็น -1 หลังจากได้เรียนรู้แล้วผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่จะถูกนำไปใช้ในการทดสอบนั้นคือ

- ค่าของ W และ b
- ค่าของตัวคูณลากรางจ์: λ
- ค่าของเวกเตอร์เกือหนูน

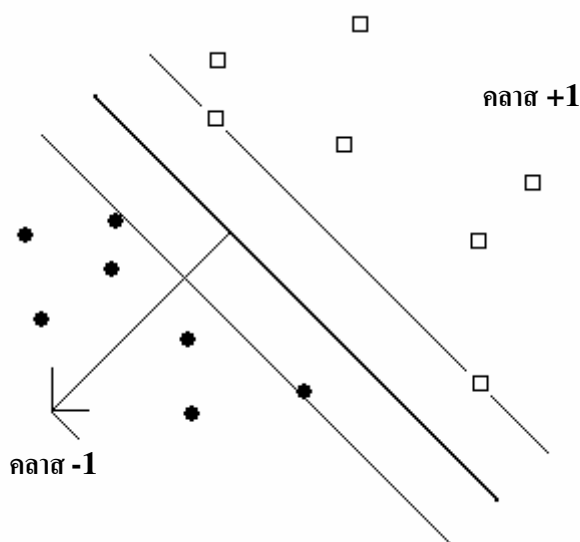
และเพื่อให้โปรแกรมมีประสิทธิภาพมากที่สุด จำเป็นต้องหาวัตถุที่กำหนดให้อยู่ในคลาส -1 ให้ได้มากที่สุดทั้งวัตถุที่มีรูปร่างที่แตกต่าง และวัตถุที่มีความเหมือนกับวัตถุในคลาส +1 ซึ่งการกำหนดกลุ่มและภาพของวัตถุนี้จะเป็นส่วนหนึ่งที่กำหนดว่าโปรแกรมมีประสิทธิภาพเพียงใด



ภาพที่ 3.13 การจัดกลุ่มสำหรับขั้นตอนของการเรียนรู้

3.1.4 ขั้นตอนของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

เมื่อมีการเรียนรู้วัตถุแล้ว เครื่องเวกเตอร์เกือหนุนจะทำการหาเส้นเพื่อแบ่งกันระหว่างคลาส +1 และคลาส -1 โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆเช่นค่าของ W และ b ดังภาพที่ 3.14



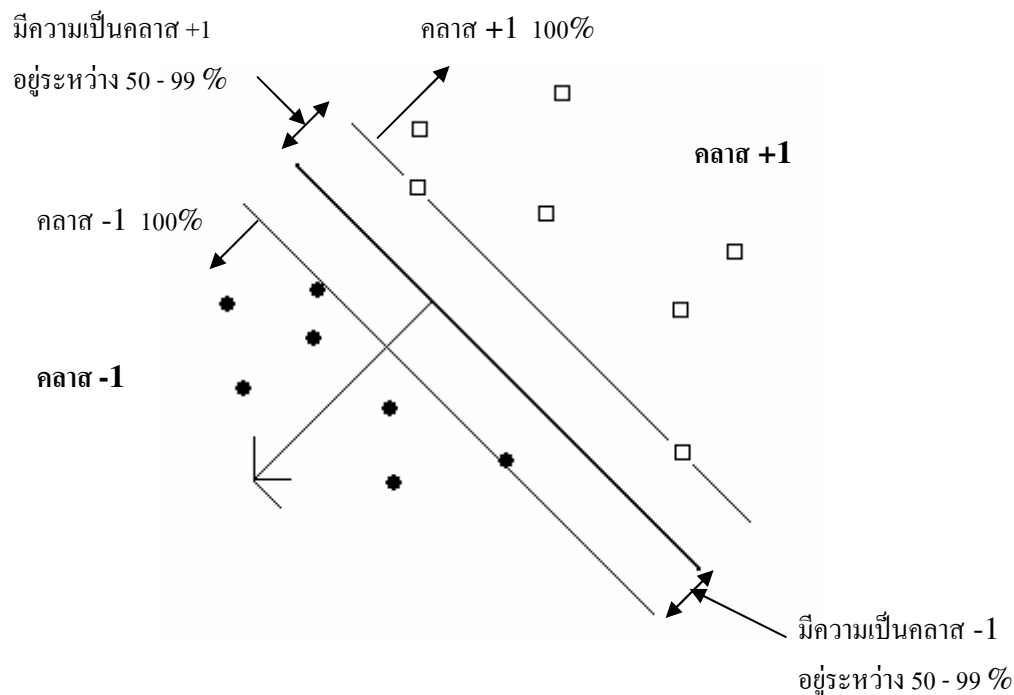
ภาพที่ 3.14 การแบ่งคลาสของวัตถุโดยเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

3.1.5 ขั้นตอนการทดสอบ

เมื่อเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนสามารถแยกลักษณะที่แตกต่างกันของวัตถุในคลาส +1 และ -1 ได้แล้ว จะสามารถนำภาพวัตถุที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อนให้โปรแกรมตรวจสอบได้ว่าวัตถุนั้นควรจะอยู่ในคลาสใด นั่นคือถ้าวัตถุนั้นอยู่หลังเส้นแบ่งของคลาส +1 แสดงว่าวัตถุนั้นเป็นวัตถุในคลาสเดียวกันกับวัตถุที่นำมากำหนดให้เป็นคลาส +1 แต่ถ้าวัตถุอยู่หลังเส้นคลาส -1 แสดงว่าวัตถุนั้นไม่ใช่

3.1.6 การคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือ (confidence level)

ในขั้นตอนนี้จะบอกถึงเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือว่าวัตถุที่นำมาทดสอบนี้มีความเป็นไปได้ที่จะเป็นคลาส +1 ก็เปอร์เซ็นต์ และมีความเป็นคลาส -1 อยู่เท่าใด ซึ่งการวัดนั้นสามารถดูได้จากความห่างของเวกเตอร์สำหรับวัตถุชิ้นนั้นกับระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุดและเส้นของเวกเตอร์เกือหนุน นั่นคือถ้าวัตถุนั้นอยู่หลังเส้นของเวกเตอร์เกือหนุนไม่ว่าจะเป็นของคลาสใด จะถือว่าวัตถุนั้นมีความเป็นไปได้ที่จะอยู่ในคลาสนั้น 100 เปอร์เซ็นต์ แต่ถ้าวัตถุใดอยู่บนเส้นระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุด ก็จะไม่สามารถระบุได้เลยว่าวัตถุนั้นอยู่ในคลาส +1 หรือ -1



ภาพที่ 3.15 การคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง

ในการระบุว่าเวกเตอร์ของเครื่องมือทันตกรรมที่นำมาทดสอบนั้นอยู่ในคลาสใด และมีเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือเท่าใดนั้นสามารถหาได้จากสองส่วนคือ

ส่วนที่ 1 การระบุถึงคลาสของเครื่องมือที่นำไปทดสอบว่าอยู่คลาสนั้น สามารถหาได้จากเครื่องหมายของผลลัพธ์ที่ได้จากสมการที่ (3.1) และ (3.2)

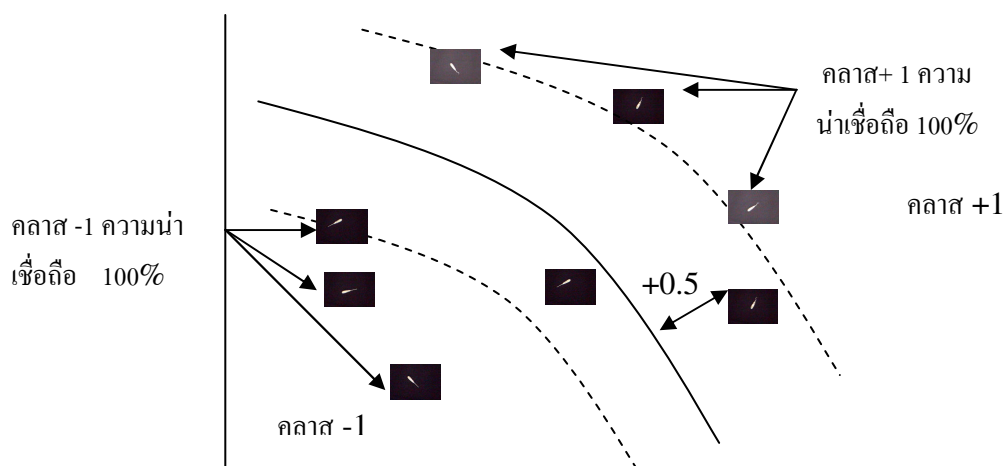
$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \lambda_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^*\right) \text{ สำหรับฟังก์ชันเส้นตรง} \quad (3.1)$$

และ

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \lambda_i^* K(x \cdot x_i) + b^*\right) \text{ สำหรับฟังก์ชันอื่นๆ} \quad (3.2)$$

โดยที่ x_i คือเวกเตอร์ที่ต้องการจะทำการทดสอบส่วนค่าพารามิเตอร์อื่นจะได้มาจากการเรียนรู้ นั่นคือถ้าได้เครื่องหมายเป็น + แสดงว่าวัตถุชิ้นนั้นอยู่ในคลาส + 1 แต่หากเป็น - ก็จะเป็นคลาส -1

ส่วนที่ 2 การหาเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือโดยจะหาได้จากความห่างระหว่างข้อมูลนั้นๆ กับเส้นเวกเตอร์เกือบขนาน ยกตัวอย่างเช่น ทำการทดสอบเครื่องมือที่อยู่นอกเหนือจากที่นำมาเรียนรู้ แล้วได้ค่าความห่างจากเส้นแบ่งแยกที่เหมาะสมที่สุดเท่ากับ +0.5 ดังแสดงในภาพที่ 3.16



ภาพที่ 3.16 การระบุเปอร์เซ็นต์ค่าความมั่นใจ

ตัวเลขที่มีเครื่องหมายบวกแสดงถึงว่าเครื่องมือชิ้นนี้อยู่ส่วนของเส้นแบ่งคลาส +1 และอยู่ห่างจากเส้นแบ่งแยกหลายมิติที่เหมาะสมที่สุดเท่ากับ 0.5 (ถ้าเครื่องมือชิ้นนี้อยู่บริเวณเส้นคลาส +1 ตัวเลขความห่างจะมีค่าเท่ากับ 1) ดังนั้นเปอร์เซ็นต์ค่าความมั่นใจของวัตถุชิ้นนี้ที่จะเป็นคลาส +1 จึงมีค่าเท่ากับ

$$\left(\frac{0.5 \times 100}{2} \right) + 50 = 75 \%$$

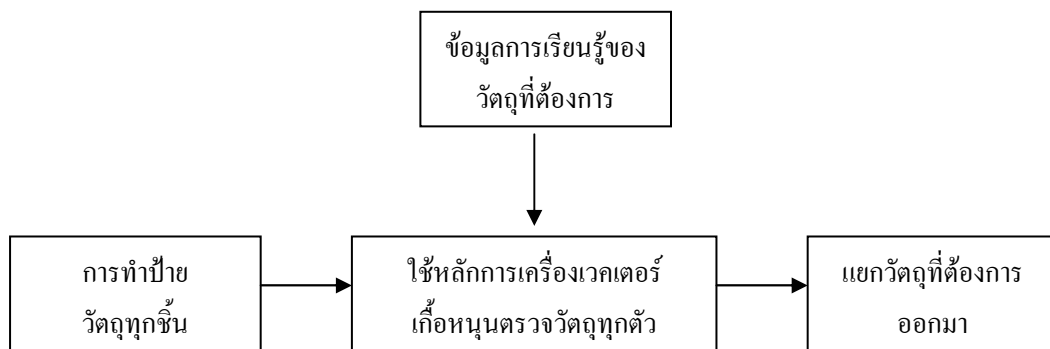
3.2 ขั้นตอนของการระบุตำแหน่งของเครื่องมือแต่ละชิ้น

ในการที่จะนำไปใช้จริงนั้นภาพของวัตถุจะไม่ใช้วัตถุเพียงชิ้นเดียว แต่เป็นภาพที่มีวัตถุวางรวมกันอยู่หลายชิ้น ดังนั้นกระบวนการดำเนินงานจึงต้องแยกเป็น 3 ขั้นตอน ดังแสดงในภาพที่ 3.17 คือ

ขั้นตอนที่ 1 แยกแยะวัตถุออกจากกันทีละชิ้นเพื่อให้ได้ภาพเป็นภาพของวัตถุเพียงชิ้นเดียว โดยใช้หลักการของการทำป้าย (labeling)

ขั้นตอนที่ 2 ทำการตรวจสอบด้วยหลักการของเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวหุ่นเพื่อระบุถึงคลาสของวัตถุชิ้นนั้นๆ ว่าอยู่คลาสใดพร้อมทั้งตรวจสอบถึงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องว่ามีค่าเท่าใด

ขั้นตอนที่ 3 เมื่อดำเนินการตามขั้นตอนที่ 2 สำหรับวัตถุทุกชิ้นแล้ว จึงนำข้อมูลที่ได้ทั้งหมดมาเพื่อเลือกหาวัตถุที่มีคลาสเป็น +1 และมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด แล้วจึงแยกวัตถุชิ้นนั้นออกมาจากภาพเพื่อสามารถระบุได้ว่าวัตถุนั้นอยู่ที่ใด



ภาพที่ 3.17 หลักการระบุตำแหน่งของวัตถุที่ต้องการ

3.2.1 ขั้นตอนของการทำป้ายวัตถุทุกตัว

ขั้นตอนนี้จะใช้หลักการของการประมวลผลภาพ (Gonzalez, Woods, 1992) โดยจะพิจารณาภาพแบบขาวดำเป็นจุดภาพทีละจุดภาพจากซ้ายไปขวาและจากบนไปล่าง โดยการเคลื่อนจุดภาพแต่ละครั้งจะพิจารณาส่วนที่มีการเชื่อมต่อกัน 4 ส่วน โดยกำหนดให้ p หมายถึงจุดที่กำลังพิจารณาอยู่ และ r กับ t หมายถึงจุดที่อยู่ด้านบนและด้านซ้ายของจุด p ตามลำดับ ในขั้นตอนของกระบวนการทำป้ายถ้าค่าของจุด p มีค่าเป็น 0 ก็จะย้ายตำแหน่งพิจารณาไปยังจุดภาพต่อไป ถ้าค่าของ p เป็น 1 จะต้องพิจารณาค่าของ r และ t ถ้าค่าของทั้งสองจุดภาพเป็น 0 ก็จะทำป้ายตำแหน่ง p ให้เป็นค่าใหม่ซึ่งถ้ายังไม่มีย้ายค่าก็จะระบุให้เป็น 1 ถ้า ค่าของ r และ t ตัวใดตัวหนึ่งมีค่าเป็น 1 ก็จะทำป้ายให้มีค่าเท่ากับ p และถ้าทั้งสองเป็น 1 และมีค่าป้ายเหมือนกันก็จะถูกเปลี่ยนป้ายให้มีค่าเดียวกับ p แต่ถ้าทั้งสองมีค่าเป็น 1 แต่มีค่าป้ายแตกต่างกัน ก็จะระบุให้ตัวใดตัวหนึ่งมีค่าเท่ากับ p และบันทึกไว้ว่าป้ายทั้งสองนั้นสมมูลกัน เมื่อมีการเลื่อนตำแหน่งของจุดจนครบทั้งภาพแล้ว จุดที่มีค่าเป็น 1 จะถูกทำป้ายทั้งหมด แต่ป้ายบางตัวอาจจะสมมูลกัน

และเพื่อให้การทำป้ายมีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงจะต้องมีการพิจารณาจุดภาพที่มีการเชื่อมต่อกันมากขึ้นจาก 4 ทิศทาง เป็น 8 ทิศทาง ซึ่งกระบวนการในการทำยังคงเหมือนกับแบบ 4 ทิศทาง เพียงแต่จะมีการเพิ่มจุดที่พิจารณาขึ้นอีกคือจุด q และ s

	r	
t	p	

ภาพที่ 3.18 จุดที่ถูกพิจารณาแบบ 4 ทิศทางและจุดข้างเคียง

q	r	s
t	p	

ภาพที่ 3.19 จุดที่ถูกพิจารณาแบบ 8 ทิศทางและจุดข้างเคียง

ในการพิจารณา ถ้าจุด p มีค่าเป็น 0 ก็จะย้ายตำแหน่งพิจารณาไปยังจุดต่อไป ถ้าค่าของ p เป็น 1 และค่าของ q r s และ t ทั้งสี่เป็น 0 ต้องทำป้ายตำแหน่ง p ให้เป็นค่าใหม่ และถ้าค่าของ ตัวใดตัวหนึ่งมีค่าเป็น 1 จะทำป้ายให้มีค่าเท่ากับ p แต่ถ้ามีข้างเคียงสองจุดใดๆหรือมากกว่านั้น มีค่าเป็น 1 จะระบุให้ตัวใดตัวหนึ่งมีค่าเท่ากับ p และบันทึกไว้ว่าป้ายทั้งสองนั้นสมมูลกัน

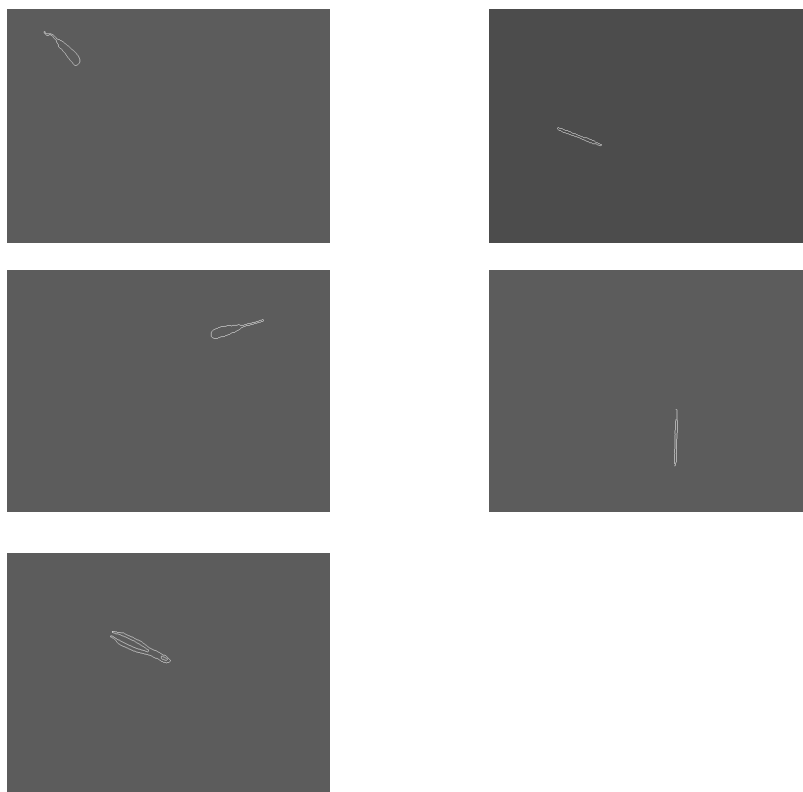
3.2.2 ขั้นตอนการตรวจสอบวัตถุด้วยหลักการของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน

ทำการแยกวัตถุที่มีการทำป้ายออกมาทีละตัวโดยให้เหลือเพียงวัตถุชิ้นนั้นๆ เพียงชิ้นเดียวในภาพ



ภาพที่ 3.20 ภาพรวมกันของวัตถุหลายชนิด

จากภาพที่ 3.20 จะมีการระบุป้ายวัตถุทั้งหมด 5 ชิ้นด้วยกันตามจำนวนของวัตถุ และเมื่อมีการแยกวัตถุแต่ละป้ายออกมาจะได้ภาพดังภาพที่ 3.21

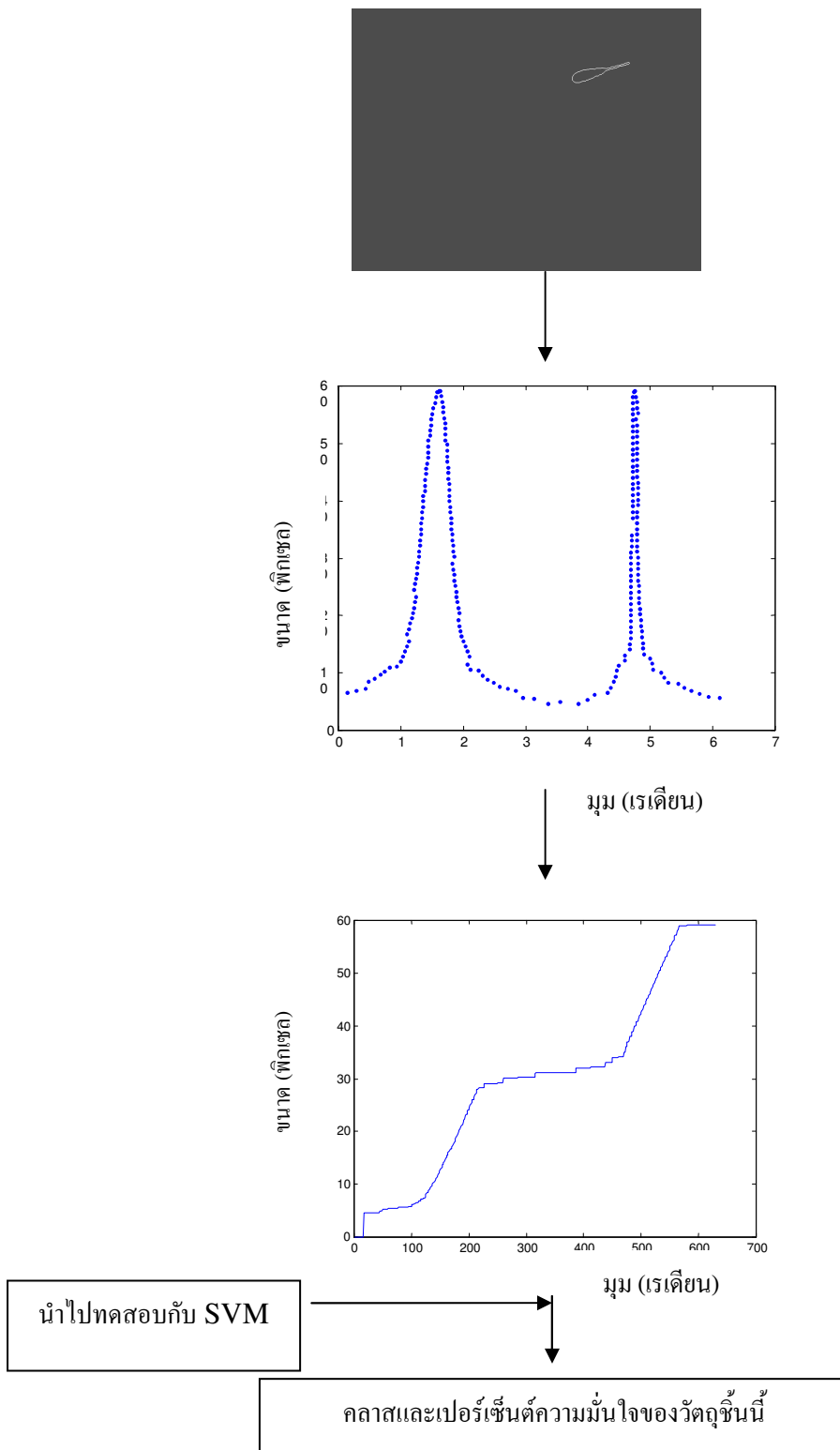


ภาพที่ 3.21 วัตถุที่มีป้ายเป็น 1 ถึง 5

จากนั้นจึงทำการตรวจสอบวัตถุแต่ละชิ้น โดยการทดสอบจะนำมาจากข้อมูลที่ได้จากการเรียนรู้โดยหลักการของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน มาทดสอบกับวัตถุที่ทำป้ายไว้แล้วทุกตัวในลักษณะขั้นตอนเหมือนกับในส่วนของ การเรียนรู้ ดังแสดงในภาพที่ 3.22 ทีละตัว เพื่อหาค่าของคลาสและเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ซึ่งเมื่อกระทำครบแล้วจะสามารถระบุคลาสของวัตถุทุกตัวได้ว่าอยู่คลาส +1 หรือ -1 ซึ่งวัตถุที่มีคลาสเป็น +1 แสดงว่าเป็นวัตถุที่ต้องการนั่นเอง ในกรณีที่มีวัตถุที่มีคลาสเป็น +1 มากกว่าหนึ่งตัว จำเป็นที่จะต้องเปรียบเทียบว่าวัตถุใดที่มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่า แล้วจึงระบุเอาวัตถุที่มีเปอร์เซ็นต์มากกว่าเป็นวัตถุชิ้นที่ต้องการ

3.2.3 ขั้นตอนของการแยกวัตถุที่ต้องการออกมา

เมื่อสามารถระบุได้แล้วว่าวัตถุใดคือวัตถุที่ต้องการ ขั้นตอนต่อไปคือทำการแสดงภาพของวัตถุที่ต้องการในภาพให้เหลือเพียงวัตถุเดียวเพื่อจะสามารถระบุได้ว่าวัตถุนั้นอยู่ในส่วนใดของภาพ



ภาพที่ 3.22 ขั้นตอนการตรวจสอบภาพวัตถุ

3.3 ขั้นตอนการทำงานและการตั้งค่าต่างๆของโปรแกรม

ในขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมนั้นค่าพารามิเตอร์และข้อมูลต่างๆจะถูกจัดให้อยู่ในรูปแบบเมตริกซ์ซึ่งสามารถแสดงขั้นตอนต่างๆในเชิงตัวเลขได้เป็นลำดับขั้นดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ทำการแปลงภาพเครื่องมือทันตกรรมให้เป็นเมตริกซ์ โดยเริ่มแรกภาพแต่ละภาพนั้นจะอยู่ในเมตริกซ์ $288 \times 352 \times 3$ ซึ่งขนาดของเวกเตอร์ที่ได้นั้นจะเป็นผลมาจากขนาดของรูปภาพนั่นเอง โดยที่เมตริกซ์สองส่วนแรกจะระบุตำแหน่งของจุดภาพส่วนที่เหลือจะเป็นค่าของสีของจุดภาพนั้นๆ

ขั้นตอนที่ 2 ทำการแปลงภาพที่ได้โดยวิธีที่เรียกว่าวิธีแปลงภาพ 2 มิติเชิงพื้นที่เป็นภาพ 1 มิติเชิงรัศมีและแปลงให้เป็นบรรทัดฐานหรือวิธีเอ็นเอสอาร์ที (Normalized 2D-Spatial-Image to 1D-Radial-Image Transformation หรือ NSRT) เวกเตอร์ก็จะเหลือขนาด 1×629 แล้วทำการระบุคลาสให้กับเวกเตอร์ทุกๆตัว สำหรับข้อมูลที่น่ามาระบุคลาสจำนวน n ตัวนั้น ขนาดของเวกเตอร์ก็จะกลายเป็น $629 \times n$ โดยที่ n คือจำนวนของภาพของคลาสนั้นๆนั่นเอง และเพื่อเป็นการระบุคลาสของข้อมูลจึงต้องเพิ่มเวกเตอร์ขนาด $1 \times n$ ซึ่งค่าในเวกเตอร์นั้นจะต้องมีขนาดเป็น $+1$ หรือ -1 ตามคลาสที่จะระบุควบคู่ไปด้วยเพื่อที่จะใช้ในขั้นตอนของการเรียนรู้ต่อไป เมื่อมีการระบุคลาสของข้อมูลทุกตัวแล้วจะทำให้ได้เวกเตอร์จำนวนสองกลุ่มคือกลุ่มแรก (x_+) เป็นเวกเตอร์ขนาด $n \times 629$ กับเวกเตอร์ขนาด $n \times 1$ ที่มีเฉพาะค่า 1 ซึ่งเป็นลำดับของกลุ่มข้อมูลนั้น สำหรับกลุ่มที่สอง (x_-) ก็จะเป็นเวกเตอร์ขนาด $629 \times m$ กับเวกเตอร์ที่มีเฉพาะค่า -1 ขนาด $1 \times m$ ดังแสดงได้ดังนี้

$$\text{คลาส } +1 \quad x_+ = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad y_+ = [1, 1, 1, \dots, 1 \text{ จำนวน } n \text{ ตัว}]$$

$$\text{โดยที่ } x_i \text{ คือเวกเตอร์ที่ระบุเป็นคลาส } +1 \text{ มีขนาด } 629 \times 1$$

$$\text{คลาส } -1 \quad x_- = [a_1, a_2, \dots, a_m] \quad y_- = [-1, -1, -1, \dots, -1 \text{ จำนวน } m \text{ ตัว}]$$

$$\text{โดยที่ } a_i \text{ คือเวกเตอร์ที่ระบุเป็นคลาส } -1 \text{ ขนาด } 629 \times 1$$

สำหรับข้อมูลที่จะนำไปเรียนรู้ในรูปแบบเครื่องมือทันตกรรมนั้น เมื่อเครื่องมือแต่ละชนิดได้ผ่านกระบวนการวิธีเอ็นเอสอาร์ทีแล้ว จะนำเวกเตอร์ของแต่ละตัวที่มีขนาด 1×629 มาต่อกัน ดังตัวอย่างเช่น ถ้าทำการเรียนรู้วัตถุสองชนิด ดังแสดงในภาพที่ 3.23 จำนวนคลาสละ 10 รูปจะได้ข้อมูลคือ

$$\begin{aligned}
 x_1 &= 10 \times 629 && : \text{ข้อมูลของวัตถุที่ 1} \\
 y_1 &= 10 \times 1 && : \text{คลาสของข้อมูลของวัตถุที่ 1} \\
 x_2 &= 10 \times 629 && : \text{ข้อมูลของวัตถุที่ 2} \\
 y_2 &= 10 \times 1 && : \text{คลาสของข้อมูลของวัตถุที่ 2}
 \end{aligned}$$

โดยที่ x_1 คือข้อมูลของภาพเครื่องมือที่ระบุให้เป็นคลาส 1 ส่วน y_1 คือคลาสของข้อมูลของวัตถุซึ่งคือเวกเตอร์ที่มีค่าเท่ากับ 1 ส่วน x_2 และ y_2 จะเป็นข้อมูลลักษณะเดียวกันแต่เป็นของเครื่องมือที่จะระบุให้เป็นคลาส -1 นั่นเอง



(ก)



(ข)

ภาพที่ 3.23 (ก) เครื่องมือที่ถูกระบุเป็นคลาส +1 (ข) เครื่องมือที่ถูกระบุเป็นคลาส -1

ขั้นตอนที่ 3 ทำการหาค่าเริ่มต้นของค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่เหมาะสมกับเครื่องมือที่ทดสอบเพื่อใช้ในขั้นตอนของการเรียนรู้และการทดสอบผลดังสมการที่ (3.3) และ (3.4)

$$L(W, b, \Lambda, \Gamma) = \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^l \lambda_i [y_i (W \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i - \sum_{i=1}^l \gamma_i \xi_i + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i \right)^k \quad (3.3)$$

และ

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l \lambda_i^* K(x, x_i) + b^* \right) \quad (3.4)$$

ซึ่งค่าต่าง ๆ นั้นประกอบด้วย

- ค่าของ C
- ค่าพารามิเตอร์ K (ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันใจกลาง)
- รูปแบบที่เหมาะสมของฟังก์ชันใจกลาง

โดยหลักเกณฑ์ในการเลือกค่าต่าง ๆ เหล่านี้ จะพิจารณาจากค่าหรือรูปแบบที่สามารถสร้างเส้นแบ่งกลุ่มของเครื่องมือทันตกรรมได้เหมาะสมที่สุด แต่เนื่องจากการที่เวกเตอร์ของเครื่องมือทันตกรรมนั้นอยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ 629 มิติจึงทำให้ไม่สามารถดูเส้นกราฟของการแบ่งข้อมูลได้

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างของค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการเรียนรู้และค่าต่าง ๆ ที่ได้จากการเรียนรู้

ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ	ความหมาย
nin: 629.00	ขนาดของข้อมูลแต่ละตัว
kernel: 'rbf'	ฟังก์ชันที่ใช้
kernelpar: 36.00	ค่าของ K ที่ใช้
c: [50.00 100.00]	ค่าของ C ที่ใช้
nbexamples: 10.00	จำนวนของข้อมูลที่เรียนรู้
alpha: $\begin{bmatrix} -0.0000 \\ 30.3702 \\ 14.2899 \\ 3.8698 \\ 100.0000 \\ 14.4481 \\ -0.0000 \\ -0.0000 \\ -0.0000 \\ -0.0000 \end{bmatrix}$	เวกเตอร์ของขนาดอัลฟาที่ได้

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างของค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการเรียนรู้และค่าต่างๆที่ได้จากการเรียนรู้ (ต่อ)

ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ	ความหมาย
svcoeff: $\begin{bmatrix} 30.3702 \\ 14.2899 \\ 3.8698 \\ 100.0000 \\ -14.4481 \\ -66.7567 \\ -67.3250 \end{bmatrix}$	ค่าของสัมประสิทธิ์ของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน
sv: [7x629 char] $\begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 10 \end{bmatrix}$	ขนาดของเวกเตอร์เกือหนุน (เวกเตอร์ขนาด 629 จำนวน 7 ตัว)
bias: -0.27 normal w :	ค่าของ b ค่าของ W

ดังนั้นการที่จะระบุได้ว่าเมื่อมีการเรียนรู้แล้วจะได้เส้นแบ่งที่ดีต่างกันอย่างไร จำเป็นต้องดูจากข้อมูลของค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้จากการเรียนรู้ของเครื่องมือชนิดนั้นๆ ดังแสดงตัวอย่างของข้อมูลในตารางที่ 3.1 ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่เป็นตัวกำหนดรูปร่างของเส้นแบ่ง คือค่าอัลฟา (alpha) ค่าพารามิเตอร์นี้จะเป็นตัวบอกว่าเวกเตอร์นั้นๆเป็นเวกเตอร์เกือหนุนหรือไม่ ซึ่งเวกเตอร์เกือหนุนนี้คือเวกเตอร์ที่มีค่าของอัลฟาที่ไม่เท่ากับ 0 นั่นเอง นั่นคือ ถ้ามีจำนวนของเวกเตอร์เกือหนุนมากเพียงใดแสดงว่ามีประสิทธิภาพในการแบ่งมากขึ้นด้วย

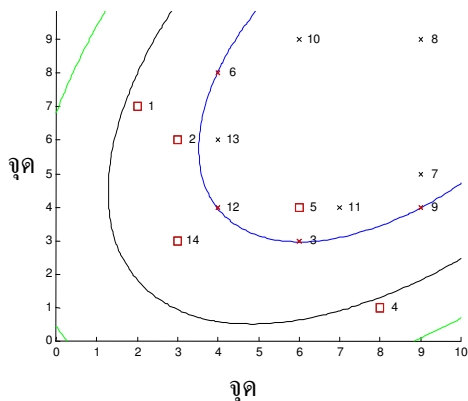
3.3.1 ผลกระทบของการปรับเปลี่ยนค่าของพารามิเตอร์ C

ค่าของพารามิเตอร์ C นั้นจะมีผลเส้นแบ่งข้อมูลคือจะทำหน้าที่เพิ่มหรือลดความห่างของเส้นกั้นระหว่างเส้น +1 กับ -1 โดยตัวอย่างของผลกระทบจากพารามิเตอร์ C จะแสดงให้เห็นในภาพที่ 3.24

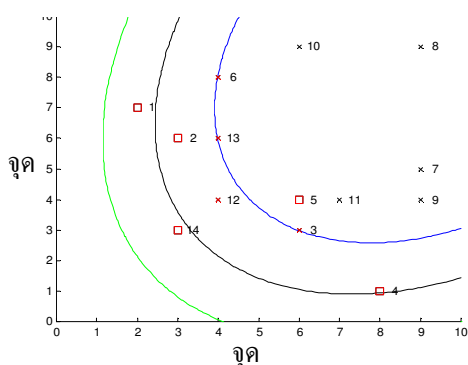
ซึ่งการกำหนดค่าของ C จะต้องมีการระบุค่าของขอบเขตของคลาส +1 (จุดรูปสี่เหลี่ยม) และ -1 (จุดรูปกากบาท) ซึ่งจากรูปจะเห็นได้ว่าถ้ามีการกำหนดค่าของ C มากเกินไปจะทำให้แบ่งแยกคลาสมีประสิทธิภาพลดน้อยลง

3.3.2 การหาค่าของพารามิเตอร์ C ที่เหมาะสมในการจำแนกเครื่องมือทันตกรรม

เนื่องจากเครื่องมือทันตกรรมนั้นจะมีความแตกต่างของรูปร่างน้อยมาก ทำให้ความห่างระหว่างคลาส +1 กับ -1 น้อยตามไปด้วยค่าของ C จึงไม่ควรมีค่ามาก ซึ่งค่าที่เหมาะสมที่สุดจะหาได้จากการหาค่าของ C ที่ทำให้ได้เวกเตอร์เกือบขนานจำนวนมากที่สุด ตัวอย่างเช่น ทำการเรียนรู้เครื่องมือทันตกรรมในภาพที่ 3.23 จำนวนอย่างละ 20 รูปแล้วกำหนดค่าของ C เท่ากับ [50, 100] จะทำให้เวกเตอร์แต่ละตัวมีค่าอัลฟาดังตารางที่ 3.2



(ก)



(ข)

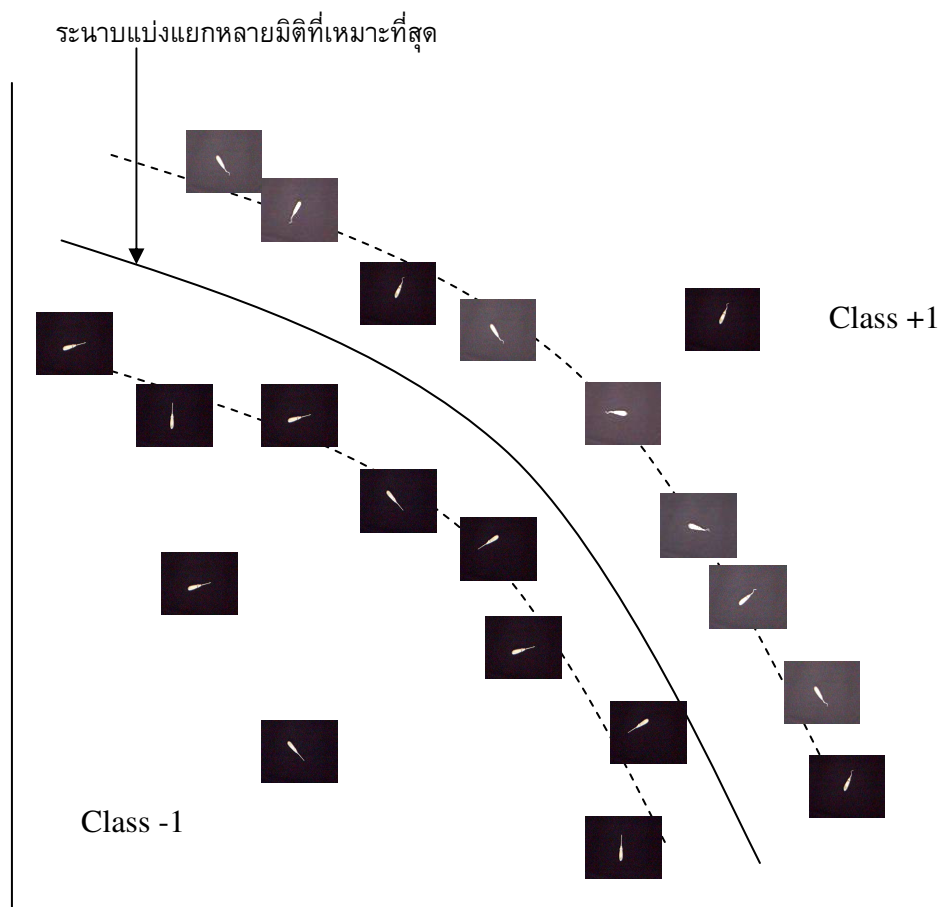
ภาพที่ 3.24 (ก) ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ C เท่ากับ [50,200]

(ข) ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ C เท่ากับ [50,100]

ตารางที่ 3.2 ค่าอัลฟาที่ได้มาจากการเรียนรู้ของข้อมูล 20 ข้อมูล

ข้อมูลที่	ค่าอัลฟา (λ)
1	10.81
2	15.86
3	0.73
4	1.26
5	6.23
6	6.36
7	3.12
8	4.26
9	-0.00
10	0.81
11	11.58
12	1.31
13	4.23
14	3.09
15	10.49
16	-0.00
17	2.54
18	2.75
19	13.43
20	-0.00

จากตารางจะพบว่าข้อมูลทั้ง 20 ตัวอย่างนั้น จะมีเวกเตอร์เกือหนุนที่ใช้ในการสร้างเส้นแบ่งของคลาส +1 อยู่ทั้งหมด 9 ตัวอย่าง และของคลาส -1 อยู่ 8 ตัวอย่าง รวมเวกเตอร์เกือหนุนทั้งหมด 17 ตัว ซึ่งถือว่ามีความจำนวนของเวกเตอร์เกือหนุนมากพอสมควร โดยจะมีข้อมูลเพียง 3 ตัวเท่านั้นที่อยู่นอกเส้น ดังแสดงในภาพที่ 3.25



ภาพที่ 3.25 การจำลองการแบ่งของเครื่องมือทันตกรรมทั้ง 20 ภาพตามค่าอัลฟา

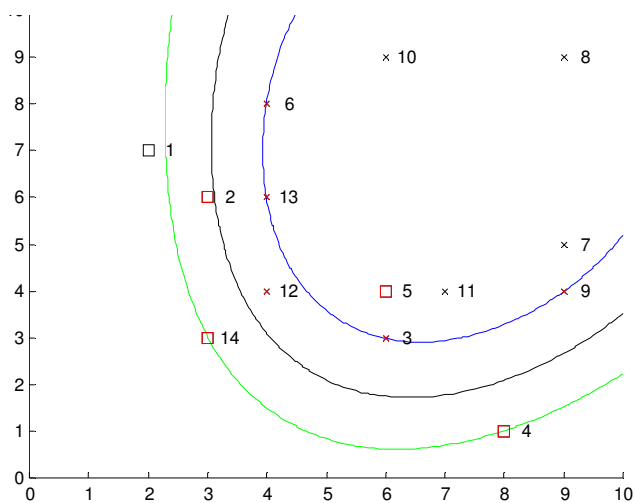
และเมื่อทดลองเปลี่ยนค่าของ C เป็นค่าต่างๆโดยใช้ข้อมูลเดิมทั้ง 20 ตัวจะได้ค่าของอัลฟาตามตารางที่ 3.3 ซึ่งจะพบว่าค่าของ C ที่เหมาะสมที่จะใช้ในงานจำแนกเครื่องมือทันตกรรม คือค่าที่ไม่มากจนเกินไป

ตารางที่ 3.3 จำนวนของเวกเตอร์เกือบหนูนที่ได้จากค่าของ C ที่แตกต่างกัน

ค่า C	จำนวนเวกเตอร์เกือบหนูน
[25,100]	17
[50,100]	17
[50,200]	16
[100,100]	16
[100,200]	16

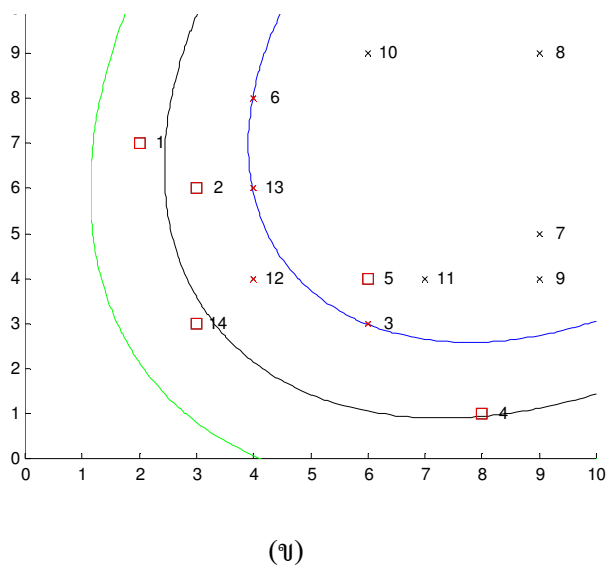
3.3.3 ผลกระทบของการปรับเปลี่ยนค่าของพารามิเตอร์ K

ค่าของ K นั้นจะมีผลต่อเส้นแบ่ง ก็จะเป็นตัวกำหนดความโค้งของเส้น ดังตัวอย่างที่แสดงให้เห็นในภาพที่ 3.26 (ข)



(ก)

ภาพที่ 3.26 ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ K เท่ากับ 36 (ก) และ 128 (ข)



ภาพที่ 3.26 ตัวอย่างเส้นแบ่งที่ได้จากการที่ใช้ค่าของ K เท่ากับ 36 (ก) และ 128 (ข) (ต่อ)

3.3.4 การหาค่าของพารามิเตอร์ K ที่เหมาะสมในการจำแนกเครื่องมือทันตกรรม

หลักการในการหาค่าของ K จะยังคงเหมือนเดิม คือหาค่าที่ทำให้เกิดเวกเตอร์เกือบขนานที่มากที่สุด ซึ่งในกรณีของเครื่องมือทันตกรรมนั้นค่า K ไม่ควรจะใช้ค่าสูงมาก เนื่องจากความคล้ายกันของรูปร่างเครื่องมือทำให้เส้นแบ่งต้องมีความโค้งมากขึ้นด้วย โดยดูได้จากการทดสอบกับวัตถุกลุ่มเดิมจำนวน 20 ตัวอย่าง ในตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 จำนวนของเวกเตอร์เกือบขนานที่ได้จากค่าของ K ที่แตกต่างกัน

ค่า K	จำนวนเวกเตอร์เกือบขนาน
10	20
30	18
100	18
200	16
400	15
600	15

จะเห็นว่าถ้าใช้ค่า K เท่ากับ 10 จะทำให้เวกเตอร์ทุกตัวทำหน้าที่เป็นเวกเตอร์เกือบขนาน แต่ในกรณีของการแยกแยะเครื่องมือทันตกรรมนั้นยังไม่สามารถบอกได้ว่าเป็นค่าที่ทำให้ได้การแบ่งที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด หากค่าของ K น้อยเกินไปก็อาจทำให้เกิดความผิดพลาดได้ เนื่องจากเวกเตอร์แต่ละตัวนั้นอยู่ติดกันมาก ดังนั้นหลักในการเลือกค่า K จึงควรดูจากค่าที่ทำให้ได้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุดควบคู่ไปด้วย ซึ่งจากการทดลองจะพบว่า ค่าที่เหมาะสมควรอยู่ระหว่าง 30 ถึง 100

3.3.5 การหารูปแบบฟังก์ชันใจกลางที่เหมาะสม

ฟังก์ชันใจกลางนั้นมีหน้าที่ลากเส้นให้สัมผัสกับเวกเตอร์เกือบขนาน ซึ่งรูปแบบของเส้นนั้นสามารถเลือกได้หลายรูปแบบ เช่น

$$\text{เส้นตรง} : k(x,y) = x.y$$

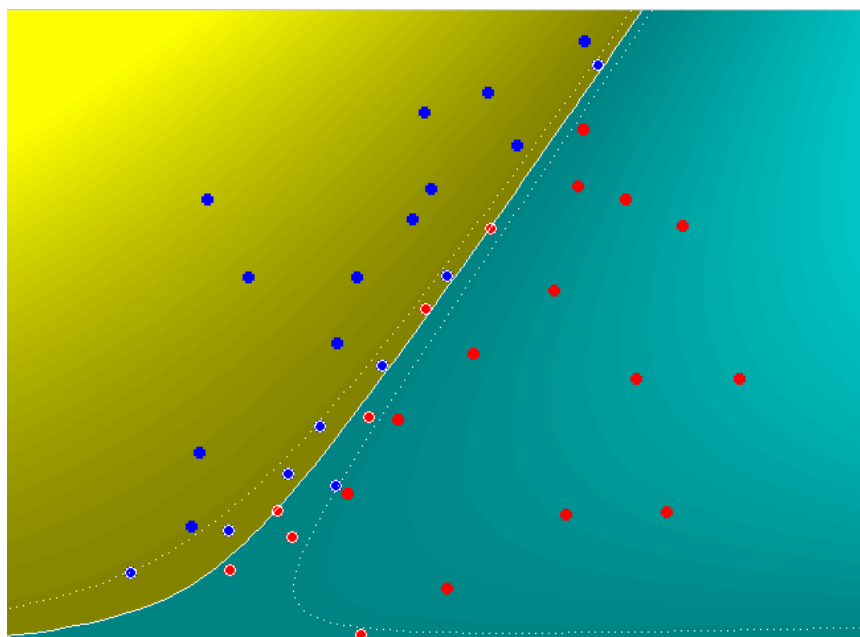
$$\text{พหุนาม (polynomial)} : k(x,y) = (x.y + c)^d$$

$$\text{อาร์บีเอฟ (RBF หรือ radial basic function)} : k(x,y) = \exp(-\|x-y\|^2 / (2\sigma^2))$$

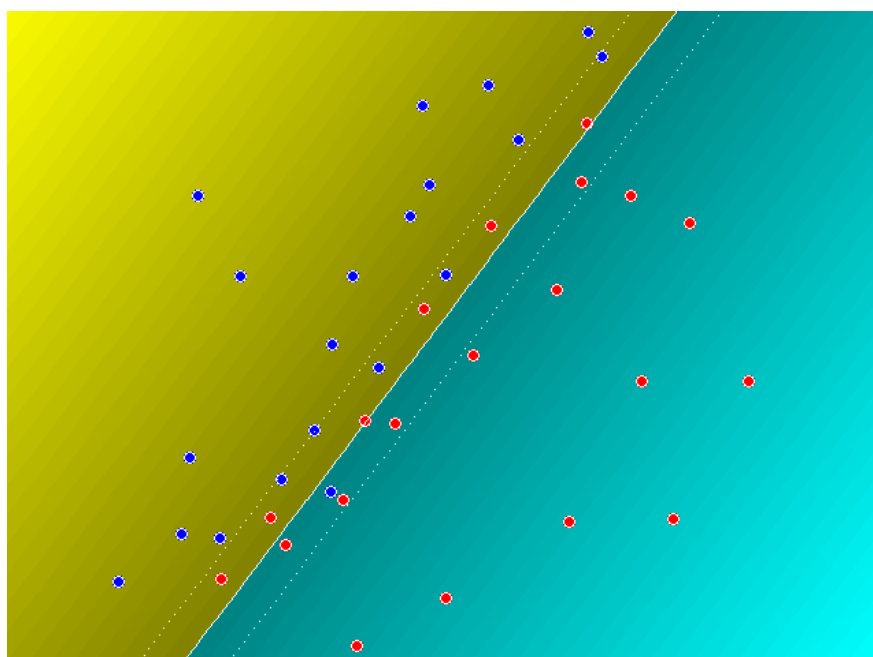
แต่ละรูปแบบนั้นจะทำให้ได้รูปร่างของเส้นที่ไม่เหมือนกัน ดังแสดงในภาพที่ 3.27 และ 3.28 สำหรับการแยกแยะเครื่องมือทันตกรรมนั้น ฟังก์ชันที่ใช้ควรเป็นฟังก์ชันที่สามารถสร้างเส้นที่มีส่วนโค้งที่ซับซ้อนได้ เนื่องจากเวกเตอร์แต่ละตัวนั้นจะอยู่ตำแหน่งที่ใกล้กันมากทำให้ได้จำนวนของเวกเตอร์เกือบขนานที่แตกต่างกันด้วย ดังแสดงในตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 จำนวนของเวกเตอร์เกือบขนานที่ได้จากรูปแบบของฟังก์ชันใจกลางที่แตกต่างกัน

รูปแบบของฟังก์ชันใจกลาง	จำนวนเวกเตอร์เกือบขนาน
เส้นตรง	8
พหุนาม	5
อาร์บีเอฟ	20



ภาพที่ 3.27 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันพหุนาม (Steve Gunn , 2002)



ภาพที่ 3.28 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง

จากตารางที่ 3.5 จะเห็นว่าฟังก์ชันอาร์บีเอฟนั้นสามารถเข้าถึงเวกเตอร์ข้อมูลได้ทุกตัว เนื่องจากฟังก์ชันนี้สามารถสร้างเส้นที่มีความโค้งได้มาก ในขณะที่ฟังก์ชันพหุนามกลับเข้าถึงได้เพียง 5 ตัว เนื่องจากเส้นแบ่งที่ได้จากฟังก์ชันพหุนามจะมีความโค้งไม่มาก ทำให้ส่วนที่ข้อมูลอยู่ติดกันนั้นไม่สามารถแบ่งแยกได้ ดังแสดงตัวอย่างได้ในภาพที่ 3.27 ส่วนการใช้ฟังก์ชันเส้นตรงนั้นถึงแม้ว่าจะมีเวกเตอร์ที่ทำหน้าที่เป็นเวกเตอร์เกือบ 8 ตัวมากกว่ากรณีของการใช้ฟังก์ชันพหุนาม ซึ่งเป็นผลมาจากการที่ฟังก์ชันเส้นตรงนั้นจะมีช่วงความห่างระหว่างเส้น $+1$ กับเส้น -1 มากกว่านั่นเอง หากแต่ความถูกต้องจากการแยกแยะนั้นจะต่ำกว่าทำให้ได้เปอร์เซ็นต์ความเชื่อมั่นในการแยกแยะของข้อมูลแต่ละตัวน้อยลงด้วย ดังตัวอย่างในภาพที่ 3.28 จึงกล่าวได้ว่าฟังก์ชันอาร์บีเอฟเป็นฟังก์ชันที่เหมาะสมที่สุดในงานของการจำแนกเครื่องมือทันตกรรม

3.4 การใช้จินเนติกอัลกอริทึมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะ

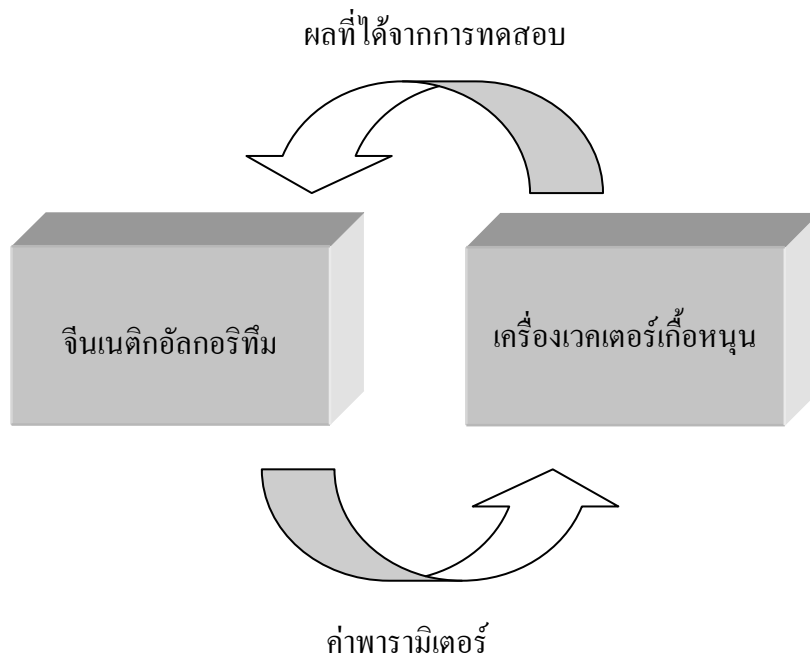
ประสิทธิภาพในการแยกแยะของระบบนั้นขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายอย่าง เช่นการจัดกลุ่มวัตถุหรือแม้กระทั่งคุณภาพของภาพ ซึ่งทั้งสองปัจจัยนี้สามารถแก้ไขได้ไม่ยากแต่มีปัจจัยหนึ่งที่มีผลกับประสิทธิภาพอย่างมาก นั่นก็คือการเลือกค่าพารามิเตอร์เริ่มต้นต่างๆ ที่จะนำมาใช้กับระบบได้แก่ค่าระดับเริ่มเปลี่ยน (threshold) ของการหาขอบ ค่าของ C และ ค่าของ K ซึ่งการประมาณค่าต่างๆ เหล่านี้ได้กล่าวมาแล้วในส่วนก่อนหน้า โดยจะเห็นว่าในการหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆนั้นยังเป็นการหาค่าโดยการสุ่มการประมาณค่าเท่านั้นยังไม่สามารถจะหาตัวเลขที่แท้จริงได้ ดังนั้นงานในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้เพิ่มการนำเอาวิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดมาช่วย เพื่อให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ระบบมีประสิทธิภาพในการแยกแยะมากที่สุดโดยได้เลือกใช้วิธีจินเนติกอัลกอริทึม (genetic algorithm หรือ GA) (อาทิตย์ ศรีแก้ว , 2545) ดังภาพที่ 3.29

หลักการที่ใช้คือให้ GA เป็นส่วนที่ช่วยสุ่มค่าพารามิเตอร์ต่างๆขึ้นมา จากนั้นนำเอาพารามิเตอร์ต่างๆที่ได้มานี้ส่งให้กับระบบเครื่องเวกเตอร์เกือบ 8 ตัว แล้วระบบเครื่องเวกเตอร์เกือบ 8 ตัวจะทำการคำนวณตามขั้นตอนดั้งเดิม ผลที่ได้จะถูกส่งไปให้กับ GA เพื่อตรวจสอบหาเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือที่ดีที่สุดกลับไปมาเช่นนี้เรื่อยๆ จนกระทั่งได้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ทำให้ระบบมีประสิทธิภาพมากที่สุด

ส่วนของ GA ในส่วนนี้จะต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ซึ่งประกอบไปด้วย

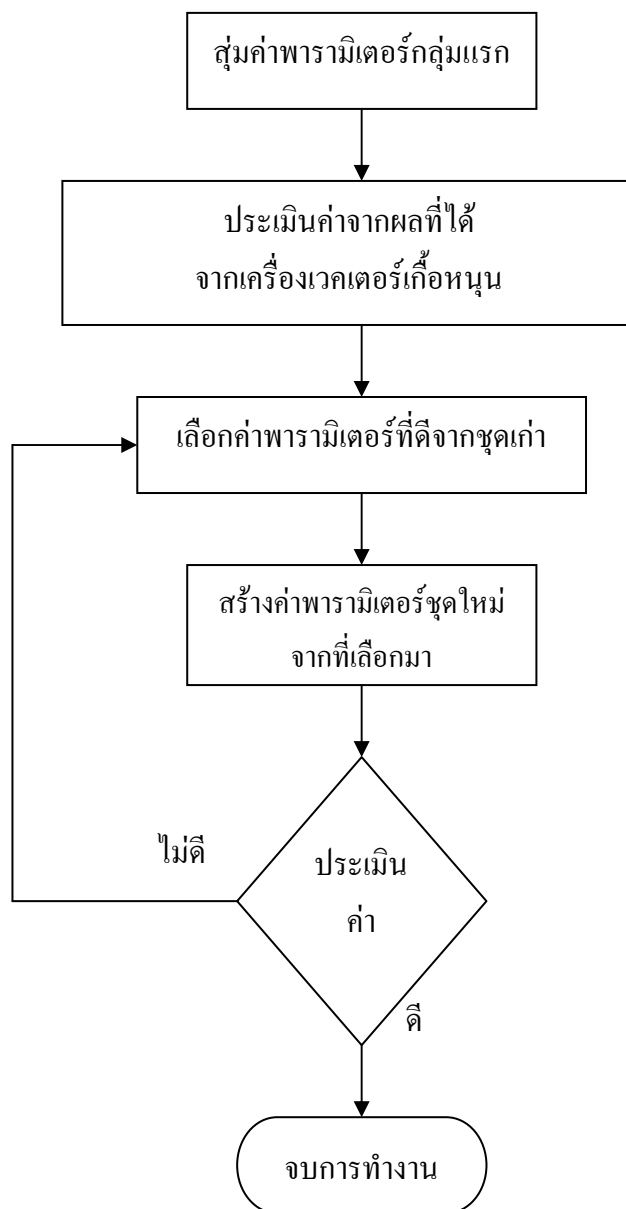
- จำนวนของโครโมโซม (chromosome)
- จำนวนรอบของการให้กำเนิด (generation)
- จำนวนของพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ต้องการให้หา
- ความละเอียดของพารามิเตอร์

- ช่องว่างของการให้กำเนิด (generation gap)



ภาพที่ 3.29 การนำเอา GA มาช่วยในการหาค่าพารามิเตอร์ของเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพัน

โดยที่ระบบจะมีการทำงาน ดังภาพที่ 3.30 ส่วนของเครื่องเวกเตอร์เกี่ยวพันซึ่งมีหน้าที่คือนำเอาพารามิเตอร์ที่ได้มาจากส่วนของ GA มาใช้ในการคำนวณแล้วส่งผลคืนไป ซึ่งผลที่ได้นี้มาจากการกำหนดวัตถุประสงค์นั้นก็คือต้องการให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่สามารถทำให้ได้ค่าของเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุแต่ละชิ้นมีค่าเท่ากับ 100%



ภาพที่ 3.30 แผนผังการทำงานของระบบ GA

3.5.1 ขั้นตอนการใช้ระบบ GA เข้ามาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะ

ขั้นตอนที่ 1 หาประสิทธิภาพของระบบเดิมก่อนที่จะนำระบบนี้มาใช้ โดยการหาภาพวัตถุที่เมื่อนำมาทดสอบแล้วมีเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจต่ำ

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆสำหรับส่วนของ GA อันได้แก่

- จำนวนของโครโมโซม ได้แก่จำนวนของค่าที่สุ่มขึ้นมาสำหรับแต่ละค่าพารามิเตอร์ที่ต้องการ = 10
- จำนวนรอบของการให้กำเนิด = 20
- จำนวนของค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ต้องการให้หาได้แก่ค่าระดับเริ่มเปลี่ยนของการหาขอบ ค่าของ C และ ค่าของ K = 3
- ความละเอียดของค่าพารามิเตอร์ = 32
- ช่องว่างของการให้กำเนิด = 0.7

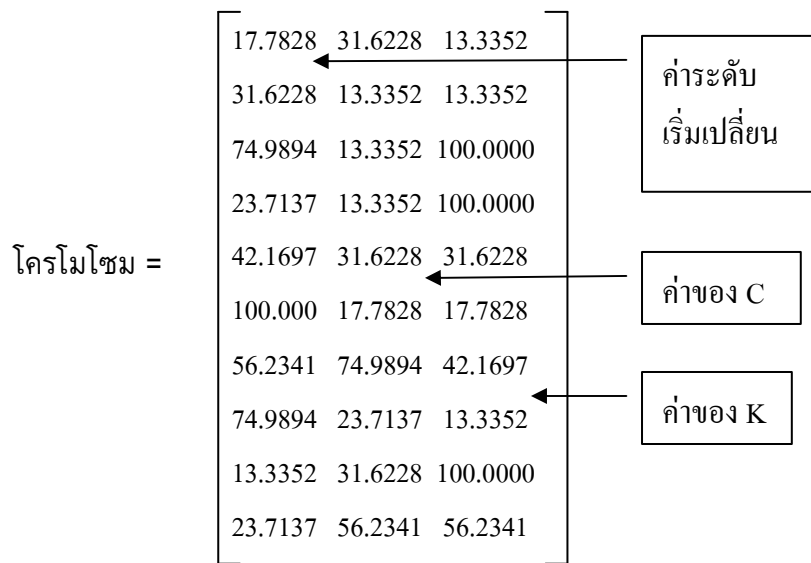
ขั้นตอนที่ 3 สุ่มสร้างค่าพารามิเตอร์ชุดแรกซึ่งจะมีจำนวนแถวเท่ากับจำนวนของโครโมโซมและคอลัมน์เท่ากับจำนวนของค่าพารามิเตอร์ นั่นคือจะได้เวกเตอร์ขนาด 10×3 โดยที่ทั้งสามคอลัมน์คือค่าพารามิเตอร์ของค่าระดับเริ่มเปลี่ยนของการหาขอบ ค่าของ C และ ค่าของ K ตามลำดับ ซึ่งตัวเลขแต่ละตัวมีขนาดเท่ากับ 32 บิต ตามความละเอียดของค่าพารามิเตอร์ที่ได้กำหนดไว้

ขั้นตอนที่ 4 จำนวนของโครโมโซมทั้งหมดนี้จะถูกส่งไปให้กับเครื่องเวกเตอร์เกือหนูนเพื่อที่จะนำเอาไปเป็นค่าพารามิเตอร์ต่างๆ อันได้แก่ค่าระดับเริ่มเปลี่ยนของการหาขอบ ค่าของ C และ ค่าของ K เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นค่าเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจ ซึ่งค่านี้เป็นค่าที่ถูกกำหนดไว้ให้เป็นเป้าหมายนั่นคือต้องการให้ได้ค่าเท่ากับ 100 จากนั้นจึงหาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างผลที่ได้กับค่าที่ได้กำหนดให้เป็นค่าวัตถุประสงค์ (objective value) โดยใช้หลักความผิดพลาดแบบผลบวกกำลังสอง (sum-square-error) ซึ่งจะเป็นเวกเตอร์ขนาด 10×1 นั้นหมายความว่ายิ่งผลที่ได้มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ต้องการ ความผิดพลาดก็จะต้อยตามไปด้วย

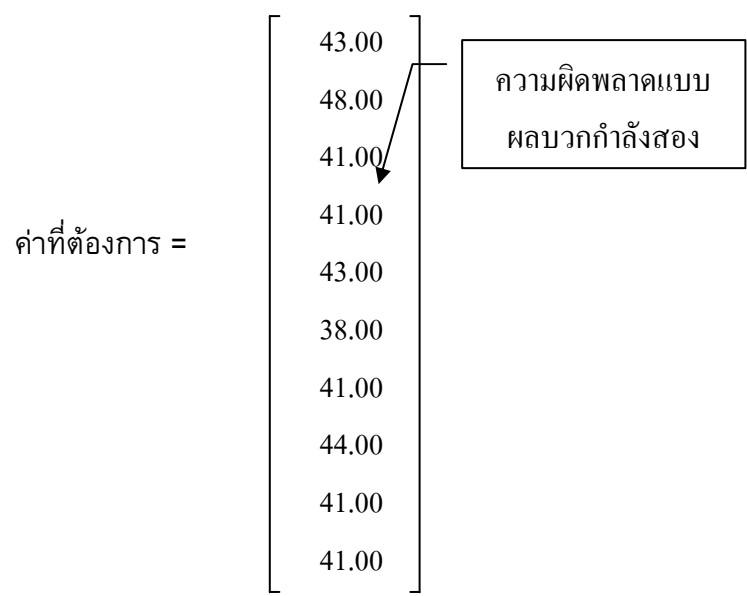
ขั้นตอนที่ 5 ทำการส่งค่าที่ได้กลับไปยังส่วนของ GA เพื่อใช้สำหรับการประเมินค่าพารามิเตอร์ที่สุ่มขึ้นมา หลังจากนั้นทำการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่ดีจากค่าพารามิเตอร์ชุดเดิมพร้อมกับสร้างค่าของพารามิเตอร์ชุดใหม่ขึ้นมาแล้วจึงส่งกลับไปยังเครื่องเวกเตอร์เกือหนูนอีกที ระบบจะดำเนินการเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งครบรอบที่ตั้งเอาไว้หรือจนกระทั่งได้ค่าความผิดพลาดน้อยเพียงพอกับความต้องการ

ขั้นตอนที่ 6 ทำการปรับเปลี่ยนจำนวนรอบของการให้กำเนิดที่เหมาะสมที่สุดโดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้กับวัตถุประสงค์เดิม และใช้ค่าพารามิเตอร์ที่มาจากการทำงานของ GA ที่ใช้จำนวนรอบที่ต่างกัน

ขั้นตอนที่ 7 เมื่อได้ค่าที่เหมาะสมแล้วจึงนำเอาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้มาเป็นค่าเริ่มต้นของระบบเครื่องเวกเตอร์เกือหนูนต่อไป



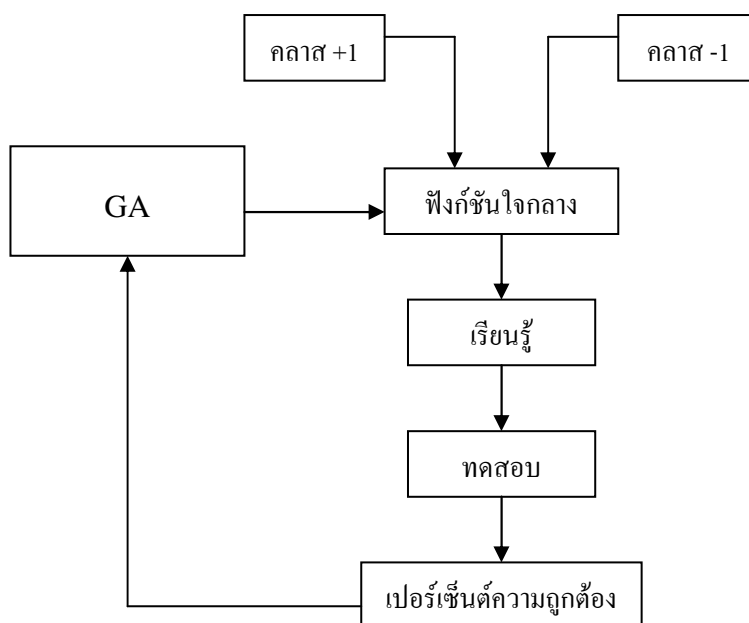
ภาพที่ 3.31 ตัวอย่างของโครโมโซม



ภาพที่ 3.32 ตัวอย่างของค่าที่ต้องการ

3.5.2 การสร้างฟังก์ชันใจกลางโดยใช้ GA

ในการหาเส้นแบ่งระหว่างคลาส +1 และ -1 นั้น จำเป็นต้องมีฟังก์ชันใจกลางไม่ว่าจะเป็นแบบเส้นตรง พหุนาม หรือแม้กระทั่งอาร์บีเอฟ ซึ่งแต่ละประเภทจะเหมาะสมกับงานที่แตกต่างกัน เพื่อทำหน้าที่เสมือนกับการลากเส้นให้ผ่านจุด (fit curve) โดยที่จุดแต่ละจุดนั้นคือเวกเตอร์เกือหนูนั่นเอง และเพื่อที่จะให้ได้รูปแบบเส้นแบ่งที่เหมาะสมกับเครื่องมือทันตกรรมมากที่สุด วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเลือกใช้ GA มาทำการหาฟังก์ชันใจกลางใหม่ที่เหมาะสมที่สุดที่สามารถให้ความถูกต้องของการแยกแยะมากที่สุด ดังแสดงในภาพที่ 3.33 จุดประสงค์เพื่อจะศึกษาเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพของเครื่องเวกเตอร์เกือหนูน



ภาพที่ 3.33 การใช้ GA เพื่อหาค่าที่เหมาะสมของฟังก์ชันใจกลาง

ในการกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของ GA นั้นจะใช้ฟังก์ชันการทำงานของเครื่องเวกเตอร์เกือหนูนเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุแต่ละชิ้น เพื่อส่งผลไปให้กับ GA ประเมินผลอีกครั้ง

สำหรับโครโมโซมของ GA จะใช้ค่าพารามิเตอร์ค่าของฟังก์ชันใจกลาง ซึ่งจะเป็นเมตริกซ์จัตุรัสขนาดเท่ากับวัตถุที่จะเรียนรู้ เช่นฟังก์ชันใจกลางแบบเส้นตรงของการเรียนรู้วัตถุที่เป็นคลาส +1 หนึ่ง ชิ้นและคลาส -1 อีกหนึ่งชิ้นจะหาได้จาก

$$\text{Kernel} = x_1 \times x_2' \quad (3.5)$$

ซึ่ง x_1 และ x_2 ก็คือเวกเตอร์ขนาด 2×629 ที่เป็นข้อมูลของวัตถุคลาส +1 และ -1 ตามลำดับ ดังนั้นค่าที่ได้จะเป็นเมตริกซ์ขนาด 2×2 ตัวอย่างเช่น

$$\text{Kernel} = \begin{bmatrix} 591704.00 & 627528.00 \\ 627528.00 & 666577.00 \end{bmatrix}$$

และเมื่อใช้วัตถุเดียวกันมาเรียนรู้แต่เปลี่ยนฟังก์ชันใจกลางมาเป็นแบบอาร์บีเอฟ ดังสมการที่ 3.6

$$k(x, y) = \exp(-\|x_1 - x_2\|^2 / (2\sigma^2)) \quad (3.6)$$

จะได้ค่าดังนี้

$$\text{Kernel} = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.87 \\ 0.87 & 1.00 \end{bmatrix}$$

ซึ่งจะเห็นได้ว่าไม่ว่าจะใช้ฟังก์ชันใจกลางรูปแบบใด ค่าของฟังก์ชันใจกลาง ก็จะมีค่าเป็นเมตริกซ์จัตุรัสขนาดเท่ากับจำนวนของวัตถุที่จะเรียนรู้ ดังนั้นจึงกำหนดให้โครโมโซมแต่ละตัวของ GA เป็นค่าองค์ประกอบที่อยู่ในเมตริกซ์ ดังแสดงในภาพที่ 3.34 โดยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆสำหรับส่วนของ GA อันได้แก่

- จำนวนของโครโมโซม = 10
- จำนวนของค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ต้องการให้หา ได้แก่ค่าของฟังก์ชันใจกลางซึ่งจะมีขนาดเป็นเมตริกซ์จัตุรัสขนาด $(m+n) \times (m+n)$ (m และ n คือจำนวนตัวอย่างของคลาส +1 และ -1 ตามลำดับ) ดังตัวอย่างในภาพที่ 3.35
- ความละเอียดของค่าพารามิเตอร์ = 32
- ช่องว่างของการให้กำเนิด = 0.7



ภาพที่ 3.34 การสร้างค่าฟังก์ชันใจกลางโดย GA

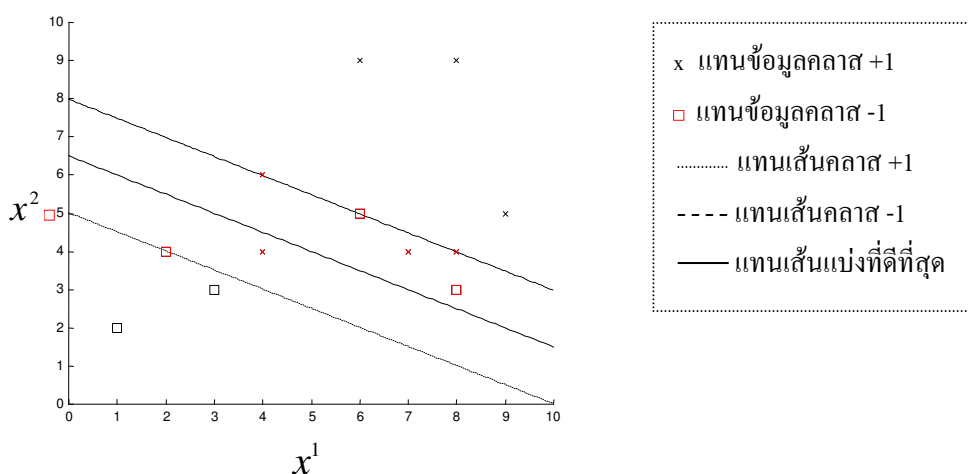
$$\text{Kernel} = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} & \dots & K_{1(m+n)} \\ K_{21} & K_{22} & \dots & K_{2(m+n)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ K_{(m+n)1} & K_{(m+n)2} & \dots & K_{(m+n)(m+n)} \end{bmatrix}$$

ภาพที่ 3.35 รูปแบบของค่าฟังก์ชันใจกลาง

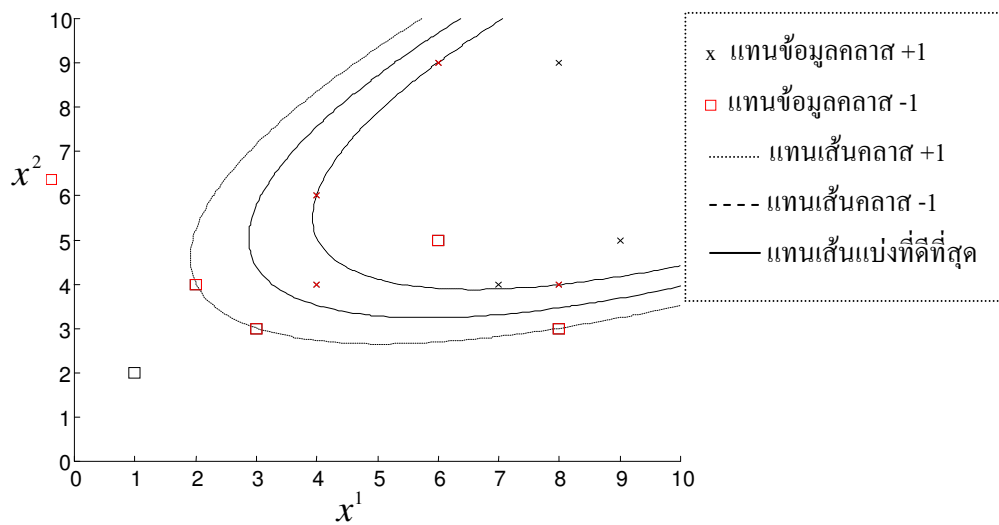
ฟังก์ชันใจกลางของการเรียนรู้วัตถุเดิมที่ได้จาก GA มีค่าดังนี้

$$\text{Kernel} = \begin{bmatrix} 1.25 & 0.25 \\ 0.23 & 2.37 \end{bmatrix}$$

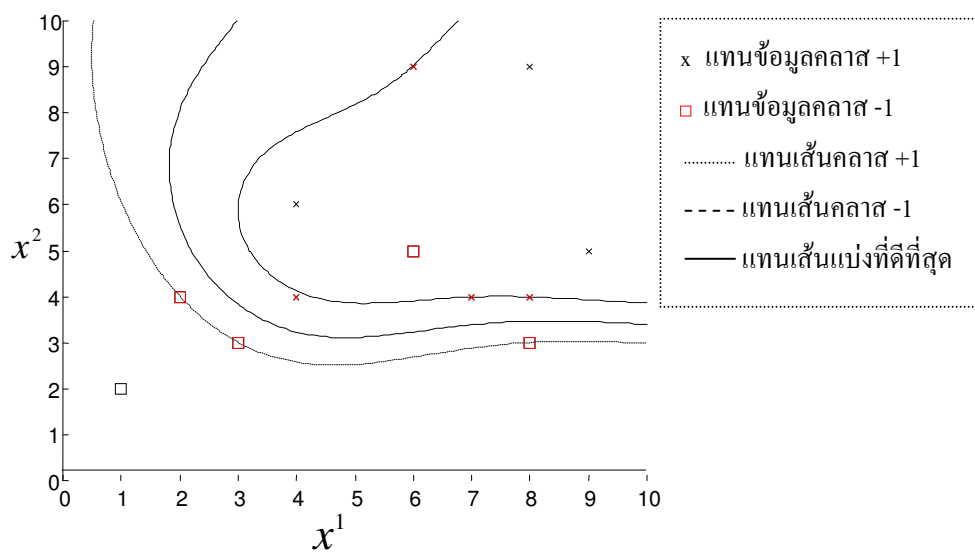
ตัวอย่าง การแบ่งคลาสของวัตถุจำนวน 12 จุดโดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบต่างๆ ดังภาพที่ 3.36



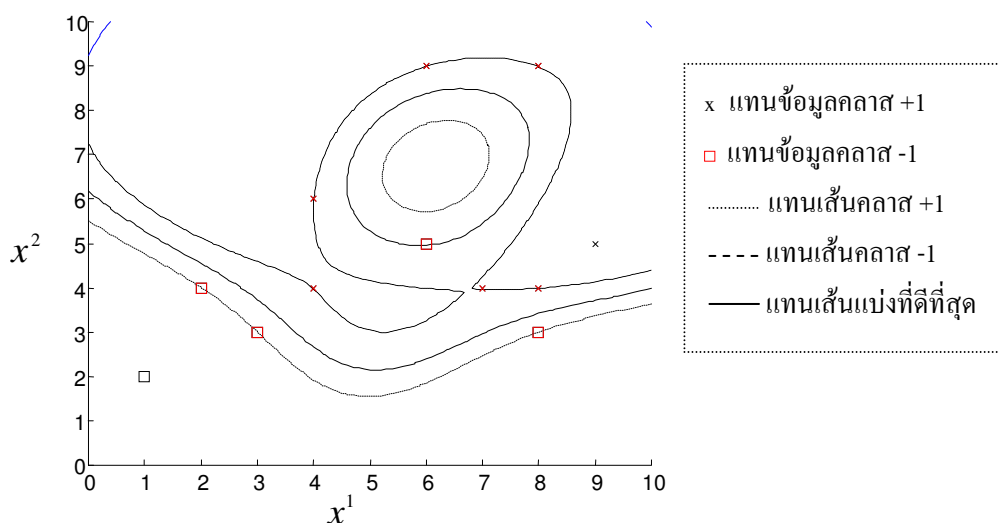
ภาพที่ 3.36 ตัวอย่างการแบ่งคลาส $x = (x^1, x^2)$ โดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบเส้นตรง



ภาพที่ 3.37 ตัวอย่างการแบ่งคลาส $x = (x^1, x^2)$ โดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบพหุนาม



ภาพที่ 3.38 ตัวอย่างการแบ่งคลาส $x = (x^1, x^2)$ โดยใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบอาร์บีเอฟ



ภาพที่ 3.39 ตัวอย่างการแบ่งคลาส $x = (x^1, x^2)$ โดยใช้ฟังก์ชันใจกลางที่ใช้ GA

จากภาพที่ 3.29 จะเห็นได้ว่าการใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบ เส้นตรง พหุนาม และอาร์บีเอฟนั้นไม่สามารถแบ่งข้อมูลได้ถูกต้องทั้งหมด แต่ผลของฟังก์ชันใจกลางที่ใช้ GA นั้นสามารถแยกแยะได้ทุกข้อมูล

3.6 สรุป

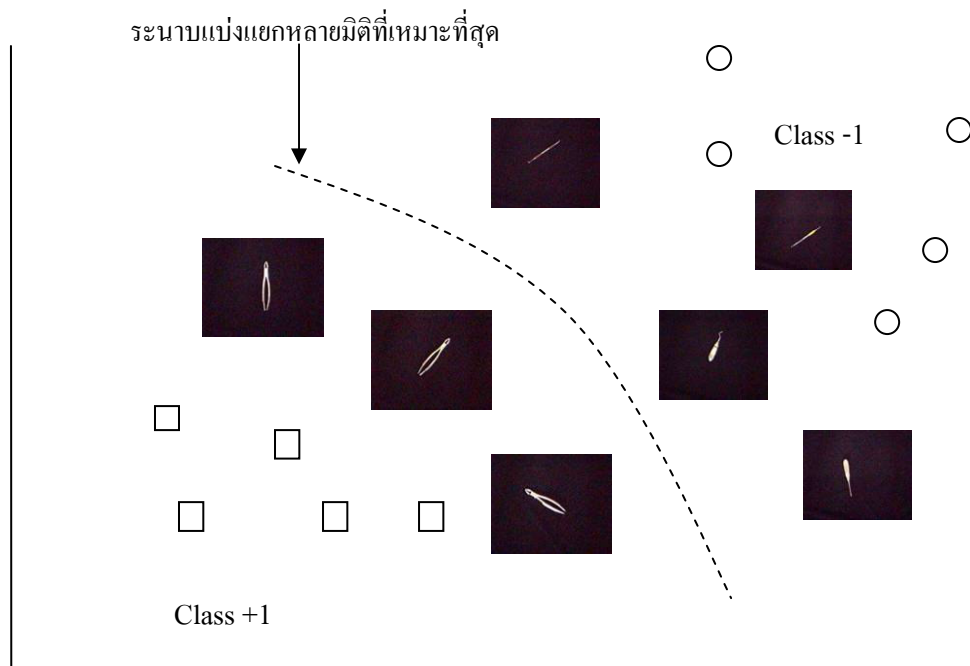
กระบวนการของการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมนั้นเริ่มจากนำเอาภาพถ่ายของเครื่องมือมาผ่านกระบวนการประมวลผลขั้นต้นด้วยวิธีเอ็นเอสอาร์ที เพื่อลดผลของการวางเครื่องมือในมุมที่แตกต่างกันและทำให้ข้อมูลมีขนาดที่เล็กลง จากนั้นจึงนำมาเรียนรู้ด้วยวิธีของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนซึ่งจะทำให้ได้ค่าพารามิเตอร์เฉพาะของเครื่องมือแต่ละชิ้นสำหรับนำไปใช้ในขั้นตอนของการทดสอบต่อไป และถ้านำเอาค่าของพารามิเตอร์ที่ได้ประกอบกับใช้เทคนิคของการทำป้ายกับเครื่องมือทุกชิ้น ก็จะสามารถแยกเอาเครื่องมือที่ต้องการออกมาจากภาพที่มีเครื่องมือวางรวมกันอย่างสุ่มได้ นอกจากนี้ยังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนได้ โดยการใช้เงินเนติกอัลกอริทึมมาหาค่าพารามิเตอร์ C และ K ที่เหมาะสมที่สุดของเครื่องเวกเตอร์เกือหนุน ประกอบกับใช้เงินเนติกอัลกอริทึมมาแทนฟังก์ชันใจกลางได้อีกด้วย

บทที่ 4

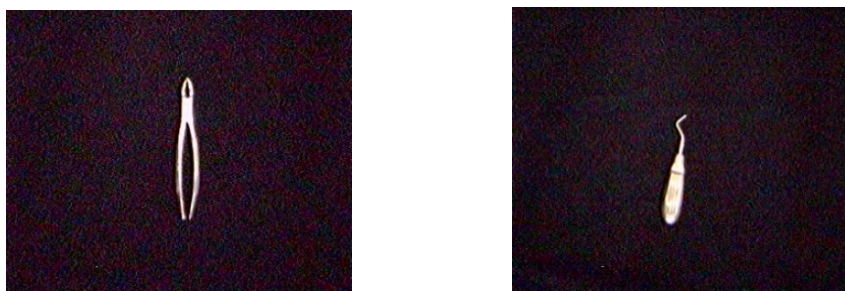
ผลการวิเคราะห์ข้อมูลและการอภิปรายผล

4.1 การเรียนรู้โดยใช้วัตถุที่มีรูปร่างแตกต่างกันมาก

การทดสอบเริ่มจากถ่ายภาพวัตถุโดยใช้กล้องวีดีโอแบบ webcam ถ่ายภาพเครื่องมือทันตกรรมโดยให้กล้องห่างจากเครื่องมือ 52 ซม. ส่วนภาพที่ได้จากกล้องจะมีขนาด 352×288 จุดภาพ เครื่องมือแต่ละชิ้นจะถูกถ่ายในมุมและตำแหน่งที่แตกต่างกัน จากนั้นนำเอาเครื่องมือแต่ละชนิดมาทำการแบ่งระดับดังแสดงในภาพที่ 4.1 เพื่อทำการเรียนรู้ในรูปแบบต่างๆ พร้อมทั้งทดสอบผลเพื่อนำมาทำการเปรียบเทียบต่อไป ในการทดสอบกลุ่มนี้จะใช้วัตถุที่มีรูปร่างที่มีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน ดังแสดงในภาพที่ 4.2 มาแบ่งการทดสอบโดยใช้จำนวนตัวแปรที่นำมาเรียนรู้ที่แตกต่างกัน จากนั้นจึงวัดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโดยการทดสอบกับภาพวัตถุที่ไม่ได้ผ่านการเรียนรู้มาก่อน จำนวน 100 รูป ซึ่งแสดงตัวอย่างในภาพที่ 4.3 จะได้ผลดังตารางที่ 4.1



ภาพที่ 4.1 ตัวอย่างของการแบ่งระดับสำหรับวัตถุที่มีรูปร่างที่ต่างกันมาก



ภาพที่ 4.2 ตัวอย่างของวัตถุที่มีรูปร่างที่แตกต่างกันมาก

ตารางที่ 4.1 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่มีรูปร่างลักษณะที่แตกต่างกันมาก

จำนวนภาพที่นำไปเรียนรู้		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)
ระดับ +1	ระดับ -1	
20	20	96
30	30	98
50	50	98
100	100	98

ผลที่ได้จะเห็นว่าการเรียนรู้โดยใช้จำนวนวัตถุที่มากเกินไปนั้น เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องก็จะมีค่าไม่แตกต่างไปจากการใช้ตัวอย่างในการเรียนรู้ที่น้อยกว่า

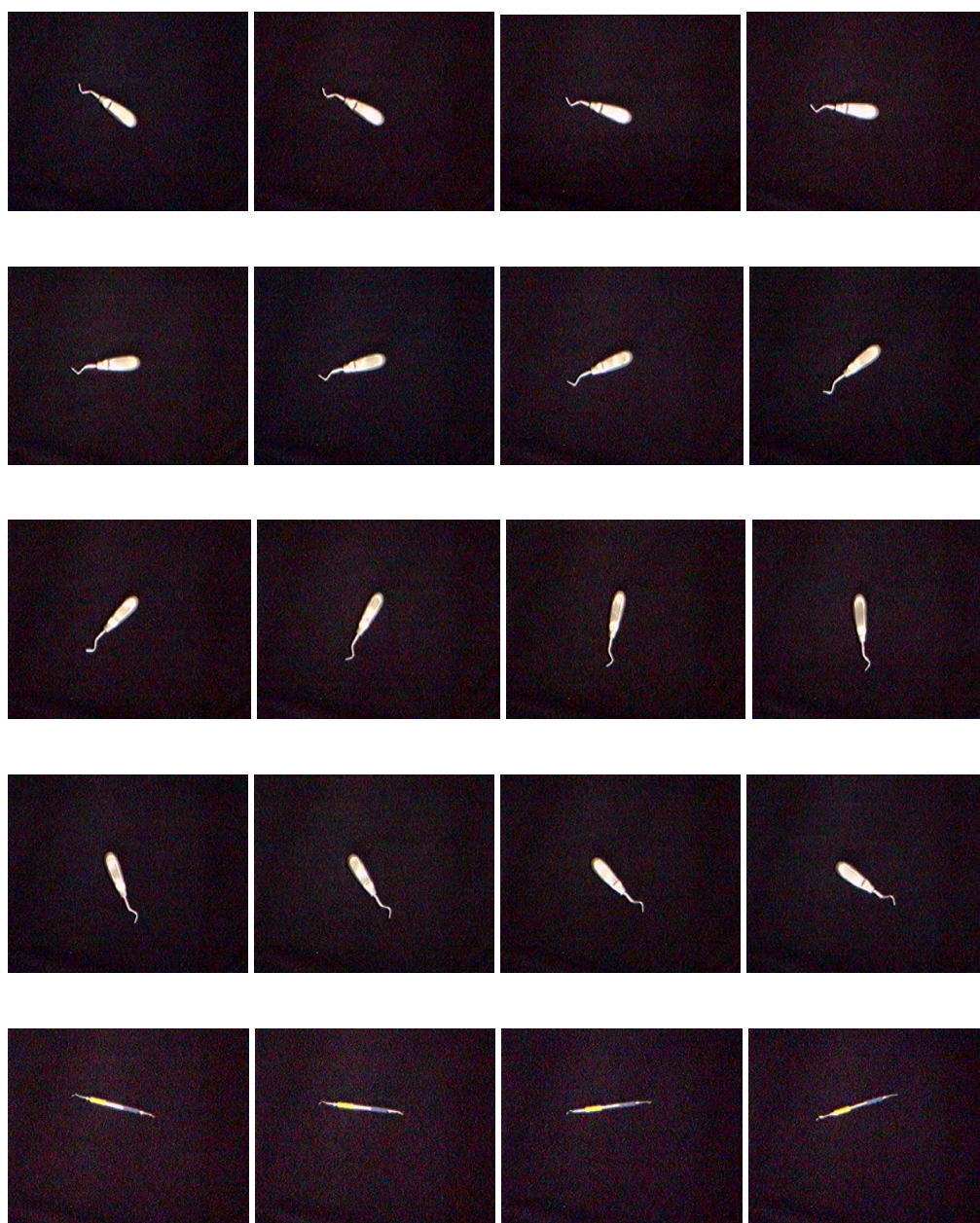
4.2 ผลการเรียนรู้โดยใช้วัตถุที่มีรูปร่างลักษณะที่คล้ายกัน

ในการทดสอบนี้ยังคงใช้หลักการเช่นเดิม เพียงแต่รูปร่างของเครื่องมือที่นำมาทดสอบนั้น ระหว่างระดับ +1 กับระดับ -1 จะคล้ายกันแต่ยังสามารถแยกออกได้ด้วยตาเปล่าไม่ยาก ดังแสดงในภาพที่ 4.4 หลังจากแบ่งกลุ่มเพื่อนำมาเรียนรู้ ดังตัวอย่างในภาพที่ 4.3 จึงนำมาทดสอบกับภาพวัตถุที่ไม่เคยผ่านการเรียนรู้ในหลายๆ มุม โดยผลการทดลองแสดงได้ดังตารางที่ 4.2



(ก)

ภาพที่ 4.3 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือที่รูปร่างต่างกันมากแบ่งเป็นระดับ (ก) +1 และ(ข) -1



(ข)

ภาพที่ 4.3 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือที่รูปร่างต่างกันมากแบ่งเป็นระดับ (ก) +1 และ (ข) -1 (ต่อ)



ภาพที่ 4.4 ตัวอย่างวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกัน

ตารางที่ 4.2 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกัน

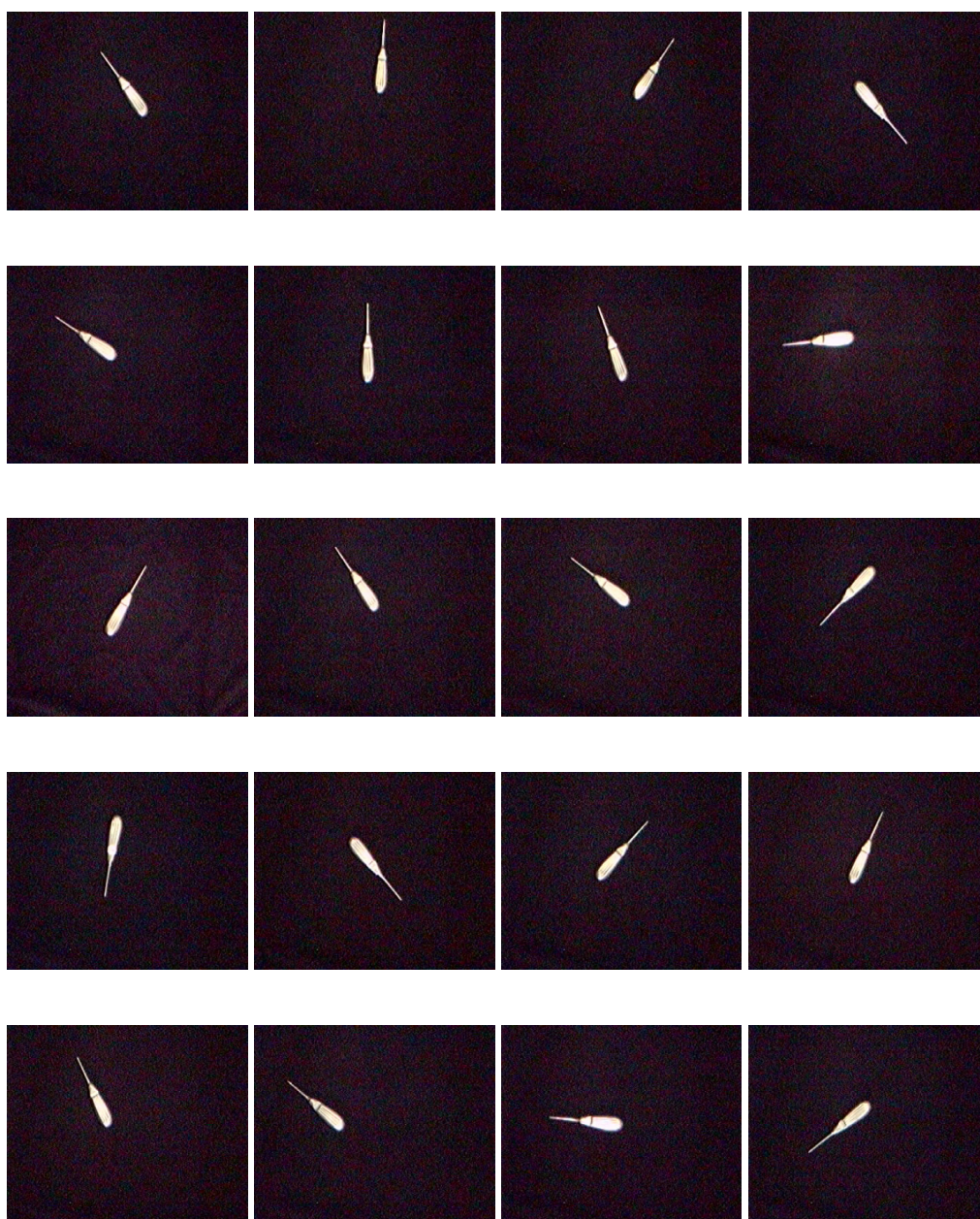
จำนวนภาพที่นำไปเรียนรู้		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)
ระดับ +1	ระดับ -1	
20	20	88
30	30	91
50	50	92
100	100	92

4.3 การเรียนรู้โดยใช้วัตถุที่มีรูปร่างลักษณะที่คล้ายกันมาก

ในส่วนนี้ภาพของวัตถุที่นำมาเรียนรู้นั้นจะมีรูปร่างที่คล้ายกันมาก โดยความแตกต่างจะมีเพียงแค่หัวของเครื่องมือเท่านั้น ดังแสดงในภาพที่ 4.5 ซึ่งผลของการทดสอบสามารถดูได้จากตารางที่ 4.3



ภาพที่ 4.5 ตัวอย่างวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกันมาก



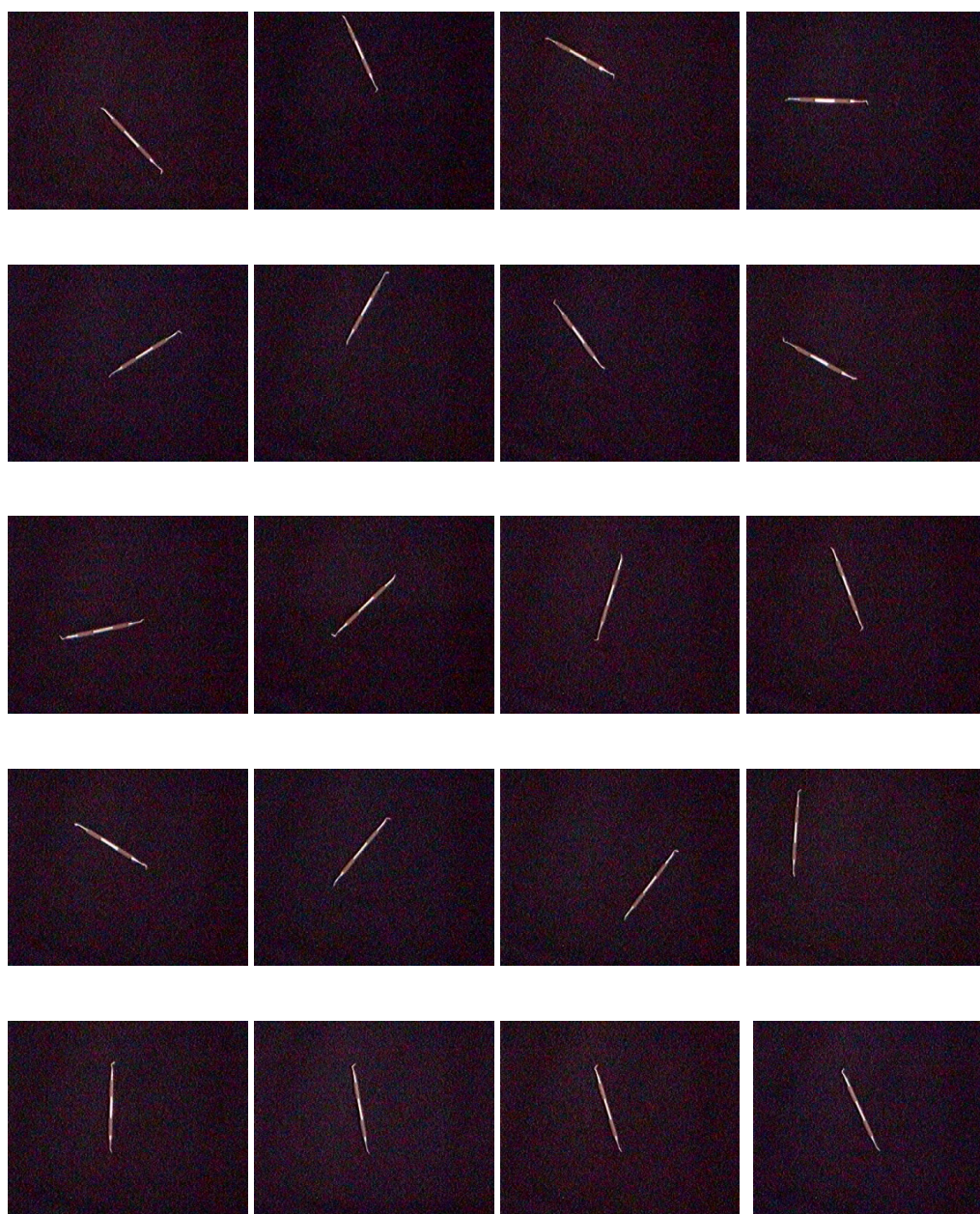
(ก)

ภาพที่ 4.6 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมืออันตรายที่รูปร่างคล้ายกันแบ่งเป็นระดับ +1 (ก) และ -1 (ข)



(ข)

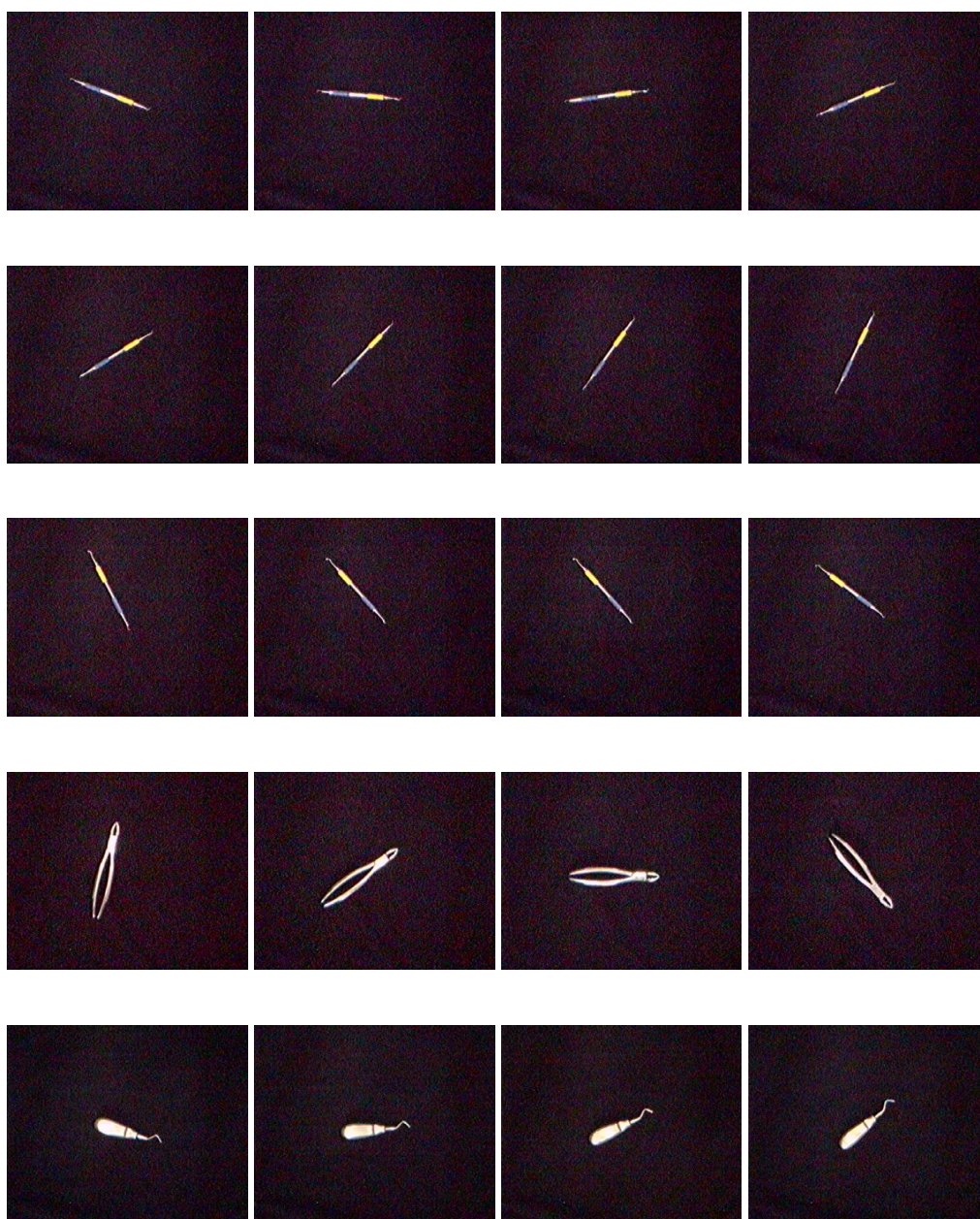
ภาพที่ 4.6 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมืออันตรายที่รูปร่างคล้ายกันแบ่งเป็นระดับ +1 (ก) และ -1 (ข)
(ต่อ)



(ก)

ภาพที่ 4.7 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือทันตกรรมที่รูปร่างคล้ายกันมากแบ่งเป็นระดับ (ก) +1

และ (ข) -1



(ข)

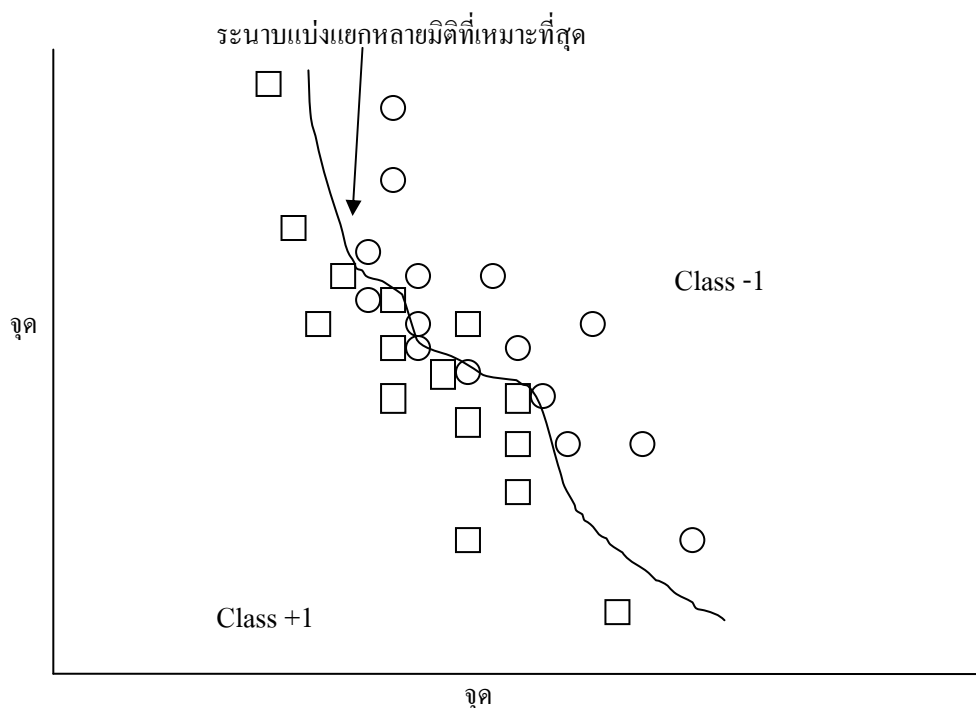
ภาพที่ 4.7 ตัวอย่างการจัดกลุ่มเครื่องมือทันตกรรมที่รูปร่างคล้ายกันมากแบ่งเป็นระดับ (ก)+1

และ (ข)-1 (ต่อ)

ตารางที่ 4.3 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกันมาก

จำนวนภาพที่นำไปเรียนรู้		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)
ระดับ +1	ระดับ -1	
20	20	81
30	30	83
50	50	82
100	100	79

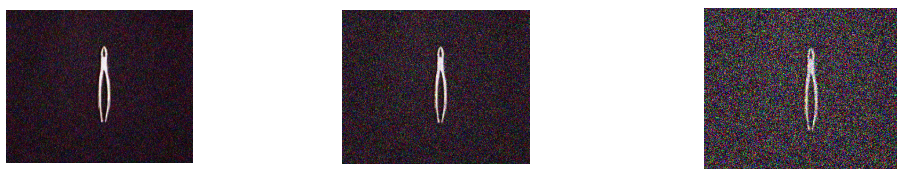
จะเห็นว่าผลที่ได้จากการใช้เครื่องมือที่มีรูปร่างที่ใกล้เคียงกันมากนั้น จะแตกต่างจากรูปแบบอื่นๆ นั่นคือถ้ามีการนำเอาวัตถุมาเรียนรู้มากเกินไปจะทำให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องลดน้อยลงได้ เนื่องจากการที่มีรูปร่างคล้ายกันมากทำให้เวกเตอร์ที่ได้มีความแตกต่างกันน้อย ข้อมูลจึงเกาะกลุ่มกันอยู่ ดังนั้นถ้ามีวัตถุมากเกินไปกลุ่มของวัตถุก็จะยิ่งหนาแน่นขึ้นจึงเป็นการยากที่จะให้เส้นแบ่งระนาบแบ่งวัตถุออกเป็นสองกลุ่มได้ดังแสดงในภาพที่ 4.8



ภาพที่ 4.8 ตัวอย่างของการแบ่งระหว่างวัตถุที่มีรูปร่างที่คล้ายกันมาก

4.4 ผลการทดสอบภาพที่มีสัญญาณรบกวน

ในบางกรณีภาพของวัตถุมักจะมีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้น ซึ่งอาจเกิดจากการชดเชยแสงที่ไม่เพียงพอ ซึ่งสัญญาณรบกวนนี้จะมีคล้ายกับสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ ดังนั้นในการทดสอบจึงได้มีการเพิ่มสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ที่มีค่าเบี่ยงเบนต่างๆ ดัง ภาพที่ 4.9 เข้าไป ก่อนที่จะนำมาเรียนรู้จากนั้นจึงทำการทดสอบเพื่อที่จะหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ลดลงไปจากเดิม ดังแสดงในตารางที่ 4.4



ภาพที่ 4.9 วัตถุที่มีการแทรกสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ที่มีค่าการเบี่ยงเบน 0.01 0.02 และ 0.04 ตามลำดับ

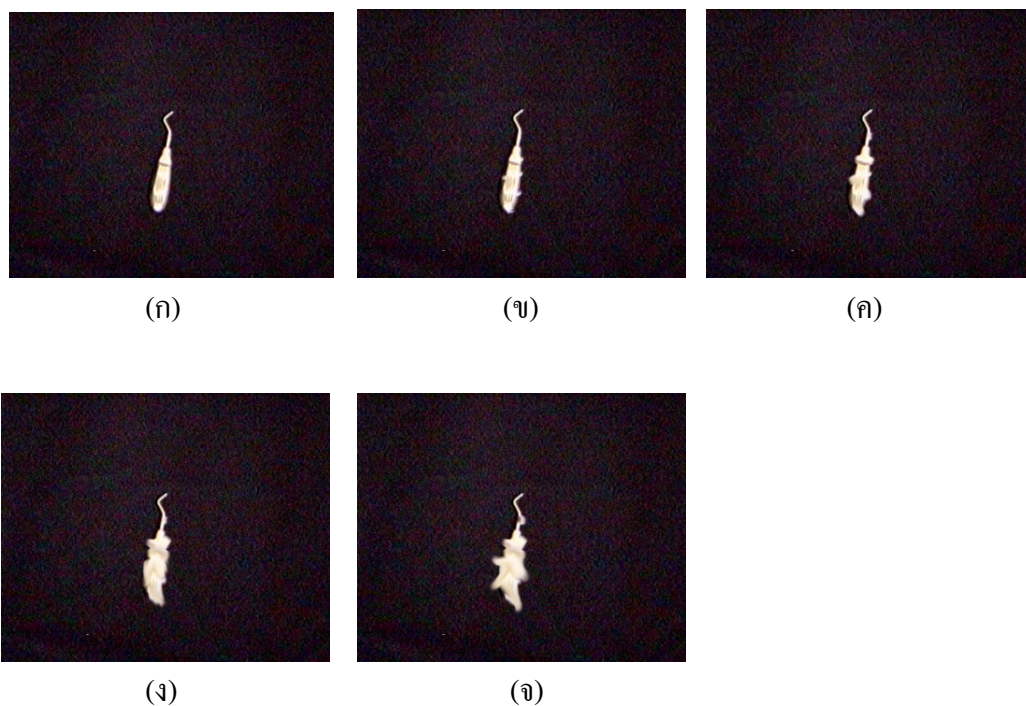
ตารางที่ 4.4 เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่ลดลงขณะมีสัญญาณรบกวน

ค่าเบี่ยงเบนของสัญญาณรบกวนแบบเกาส์	เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่ลดลงไป (%)
0.01	6
0.02	10
0.04	15
0.05	24
0.15	34
0.19	40
0.20	100

4.5 การทดลองกับภาพที่มีการบิดเบี้ยว

ในบางกรณีรูปภาพที่ได้จากการถ่ายนั้นอาจเกิดการบิดเบี้ยวไปจากความเป็นจริงได้ โดยปัจจัยหนึ่งนั่นก็คือแสงที่ตกกระทบนั่นเอง เมื่อแสงไปกระทบกับเครื่องมือทัศนกรรมที่ส่วนใหญ่ทำจากวัสดุที่มีความมันวาวอาจทำให้เกิดการสะท้อนของแสงแล้วทำให้รูปร่างที่ได้จากกล้องผิดพลาด

ดั่งภาพที่ 4.10 จากการทดลองการผิเคเพี้ยนของภาพแล้วทำการวัดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ผลที่ได้จะแสดงในตารางที่ 4.5



ภาพที่ 4.10 (ก) ภาพเครื่องมือดั้งเดิม (ข) – (ง) ภาพเครื่องมือที่ผิเคเพี้ยนไป

ตารางที่ 4.5 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของภาพที่มีการผิเคเพี้ยนไป

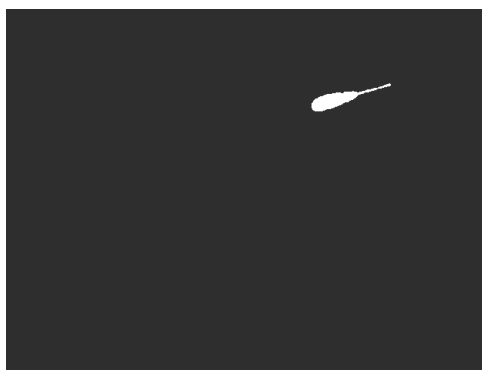
ตัวอย่างภาพที่ 4.10	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ลดลงไปจากภาพเดิม (%)
ข	15
ค	19
ง	33
จ	100

4.6 การทดลองการแยกแยะวัตถุที่ต้องการ

การทดลองเริ่มจากถ่ายภาพขนาด 640×480 จุดภาพ ซึ่งในภาพประกอบไปด้วยเครื่องมือทันตกรรมที่ผ่านการเรียนรู้มาแล้ว จากนั้นนำมาวางอย่างสุ่มตำแหน่งและทิศทางดังภาพที่ 4.11 และเมื่อมีการระบุถึงวัตถุขึ้นที่ต้องการ โปรแกรมจะทำการบอกถึงตำแหน่งพร้อมกับแสดงบริเวณที่วัตถุนั้นอยู่ เช่น ต้องการตัวเขี่ยแบบตรง ผลที่ได้จะแสดงดังภาพที่ 4.12 โดยที่ความถูกต้องของการแยกแยะวัตถุออกมาจากภาพนั้น จะขึ้นอยู่กับการเรียนรู้วัตถุตั้งแต่ต้น กล่าวคือถ้ามีการเรียนรู้วัตถุจำนวนมากและแบ่งกลุ่มการเรียนรู้ที่เหมาะสมจะสามารถแยกแยะวัตถุได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้นด้วย



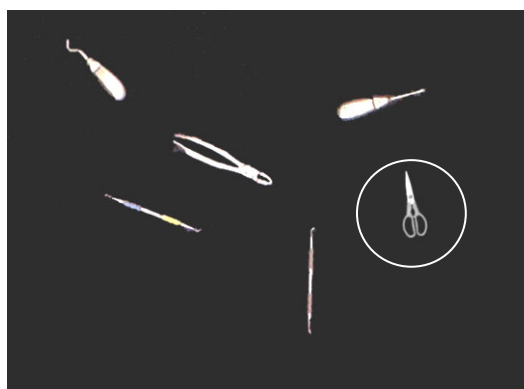
ภาพที่ 4.11 การวางเครื่องมือทันตกรรมอย่างสุ่ม



ภาพที่ 4.12 วัตถุที่มีความน่าจะเป็นวัตถุที่ต้องการมากที่สุด

4.6.1 การทดสอบกับภาพที่มีวัตถุแปลกปลอม

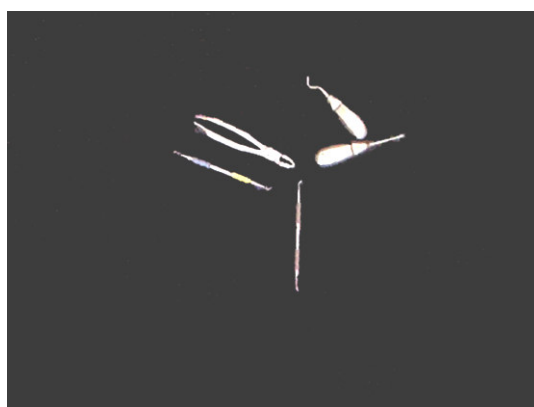
ทำการทดลองโดยนำเอาวัตถุซึ่งเป็นวัตถุที่ไม่เคยมีการเรียนรู้มาก่อนเข้ามาปะปนอยู่กับวัตถุอื่นดังภาพที่ 4.13 ซึ่งมีการนำเอากรรไกรมาปะปนอยู่โดยที่กรรไกรนี้ไม่เคยผ่านการเรียนรู้มาก่อน ผลการทดลองคือ โปรแกรมสามารถแยกแยะวัตถุได้อย่างถูกต้อง



ภาพที่ 4.13 ภาพที่มีวัตถุแปลกปลอมปนมาในภาพ

4.6.2 การทดสอบกับภาพที่วางวัตถุอยู่ใกล้กัน

เมื่อมีการวางวัตถุให้อยู่ใกล้กันแต่ไม่มีการซ้อนเหลื่อมกันดังตัวอย่างในภาพที่ 4.14 ผลที่ได้คือ โปรแกรม ยังคงสามารถแยกแยะได้อย่างถูกต้องทุกวัตถุ



ภาพที่ 4.14 การวางวัตถุแบบใกล้กัน

4.6.3 การวางแบบเหลี่ยมซ้อนกัน

ทดลองด้วยการวางวัตถุสองชิ้นให้มีการซ้อนทับกันอยู่บางส่วน แต่วัตถุอื่นยังคงมีการวางอย่างปกติดังภาพที่ 4.15



ภาพที่ 4.15 การวางวัตถุให้มีการซ้อนทับกัน

ผลคือโปรแกรมจะเห็นว่าวัตถุที่มีการวางซ้อนทับกันนั้นเป็นวัตถุชิ้นเดียวกัน และเมื่อมีการสั่งให้หาวัตถุชิ้นใดชิ้นหนึ่งที่ทับกัน โปรแกรมยังคงแยกออกได้แต่จะได้ผลเป็นวัตถุที่ซ้อนกันทั้งสองวัตถุไม่สามารถแยกภาพของวัตถุออกมาได้ เช่นต้องการวัตถุไม่ว่าจะเป็นชิ้นใดชิ้นหนึ่งที่ทับกันอยู่ผลที่ได้จะแสดงดังภาพที่ 4.16 แต่วัตถุใดที่ไม่มีการวางทับกัน โปรแกรมยังคงสามารถแยกแยะได้อย่างถูกต้อง



ภาพที่ 4.16 ผลของการเลือกวัตถุที่มีการซ้อนทับกันอยู่

4.7 ผลการใช้ระบบ GA เข้ามาเพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะ

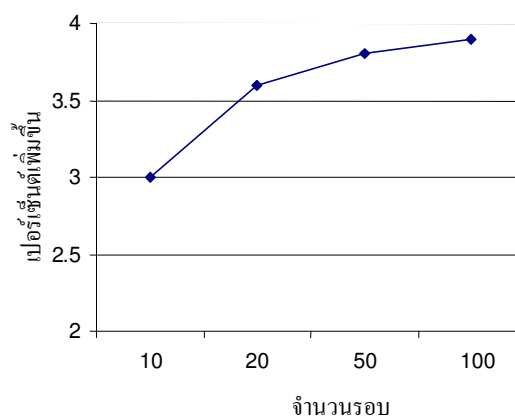
การหาผลจากการใช้ GA เข้ามาปรับปรุงประสิทธิภาพจะแบ่งเป็นสองรูปแบบคือ เปรียบเทียบผลของเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจที่ได้ระหว่างการใช้ค่าของพารามิเตอร์ค่าเดิมก่อนหน้ากับ พารามิเตอร์ที่ได้จาก GA ดังแสดงในตารางที่ 4.6 และทำการปรับเปลี่ยนจำนวนรอบของการให้ กำเนิดที่เหมาะสมที่สุด โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้กับวัตถุชนิดเดิม ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่มาจาก การหาของ GA ที่ใช้จำนวนรอบที่แตกต่างกันจะได้ผลดังตารางที่ 4.7 ซึ่งจะเห็นว่าการใช้จำนวน รอบของการให้กำเนิดที่สูงกว่าประมาณ 20 รอบ ผลที่ได้จะไม่แตกต่างกัน

ตารางที่ 4.6 การเปรียบเทียบผลระหว่างผลเดิมกับผลที่ได้หลังการนำเอา GA มาใช้

วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจ เดิม (%)	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจ ใหม่ (%)	เพิ่มขึ้น (%)
1	67	71	4
2	53	60	7
3	58	62	4
4	62	68	6
5	75	77	2
6	78	79	1
7	85	87	2
8	92	93	1
9	98	98	0
10	100	100	0
เฉลี่ยเพิ่มขึ้น			2.7

ตารางที่ 4.7 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากจำนวนรอบที่แตกต่างกัน

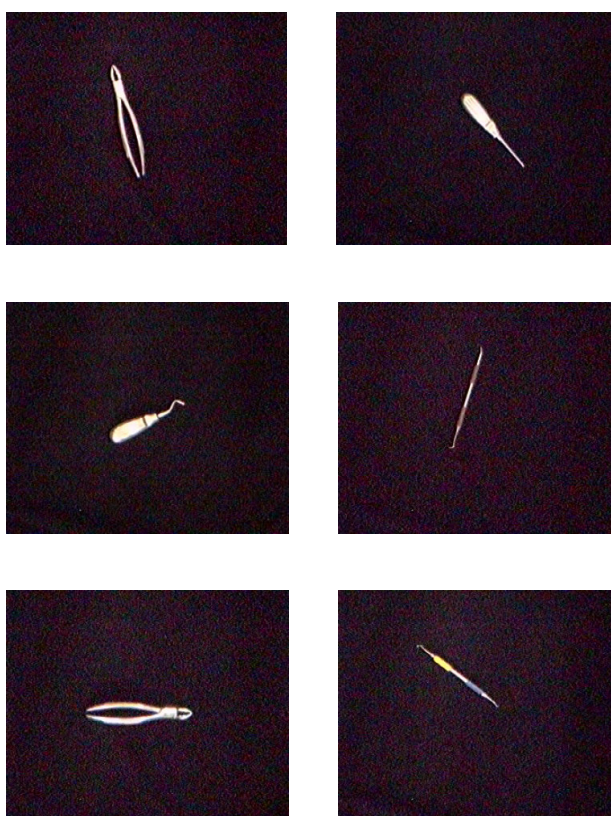
วัตถุที่	การเพิ่มขึ้นของเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของจำนวนรอบต่างๆ (%)			
	10 รอบ	20 รอบ	50 รอบ	100 รอบ
1	4	4	4	4
2	5	6	6	6
3	4	4	4	4
4	3	3	3	3
5	1	3	4	4
6	1	1	2	1
7	3	3	3	4
8	2	2	2	2
9	3	4	4	5
10	4	6	6	6
เฉลี่ย	3	3.6	3.8	3.9



ภาพที่ 4.17 เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุที่ได้จากจำนวนรอบที่แตกต่างกัน

4.8 ผลของการสร้างฟังก์ชันใจกลางโดยใช้ GA

เพื่อจะเปรียบเทียบผลของการใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบ GA กับแบบเดิมที่ใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบ อาร์บีเอฟ กระทำโดยการเรียนรู้วัตถุใช้ฟังก์ชันใจกลางแบบ อาร์บีเอฟ จำนวน 30 ภาพ แล้วทำการทดสอบผลที่ได้กับเครื่องมือที่ไม่เคยผ่านการเรียนรู้มา จากนั้นก็ใช้กระบวนการเช่นเดิมแต่เปลี่ยนฟังก์ชันใจกลางเป็นแบบ GA และนำเอาเครื่องมือชุดเดิมมาทดสอบเพื่อเปรียบเทียบจะได้ผลดังแสดงในตารางที่ 4.8



ภาพที่ 4.18 ตัวอย่างของเครื่องมือที่นำมาทดสอบ

ตารางที่ 4.8 การเปรียบเทียบผลระหว่างผลเดิมกับผลที่ได้หลังการนำเอา GA มาหาค่าฟังก์ชันใจ

กลาง

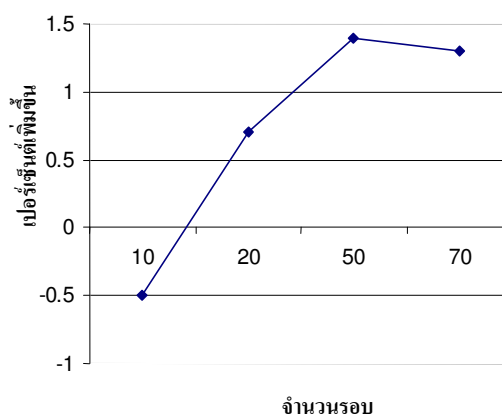
วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจเดิม (%)	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจใหม่ (%)	เพิ่มขึ้น (%)
1	52	53	1
2	58	58	0
3	65	65	0
4	68	69	1
5	72	74	2
6	73	75	2
7	75	75	0
8	75	77	2
9	80	83	3
10	81	82	1
		เฉลี่ยเพิ่มขึ้น	1.5

4.8.1 การทดสอบผลที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงจำนวนรอบ

เพื่อหาจำนวนรอบที่ได้ผลดีที่สุด จึงทำการเรียนรู้วัตถุชุดเดิม โดยใช้จำนวนรอบที่แตกต่างกันจะได้ผลดังตารางที่ 4.9

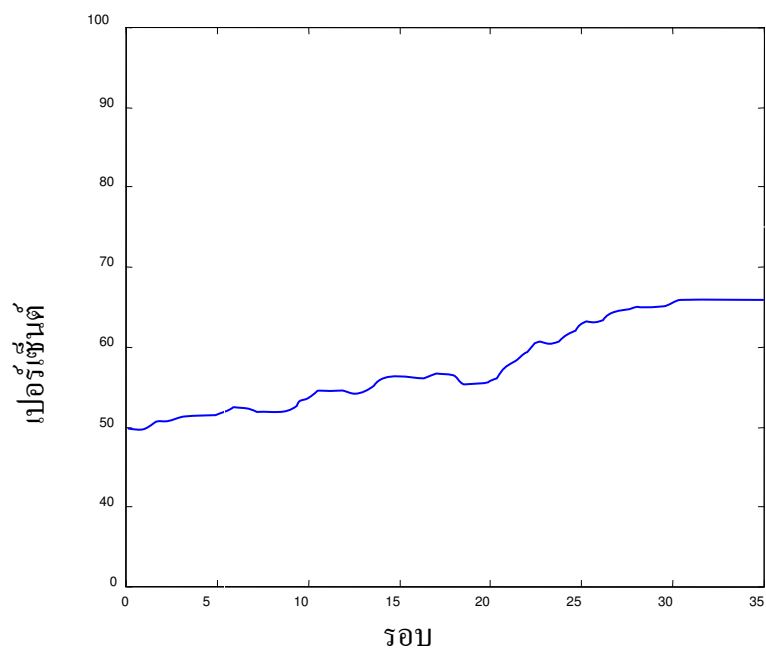
ตารางที่ 4.9 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากจำนวนรอบที่แตกต่างกัน

วัตถุที่	การเพิ่มขึ้นของเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจ ของจำนวนรอบต่างๆ (%)			
	10 รอบ	20 รอบ	50 รอบ	70 รอบ
1	-1	0	1	1
2	-2	1	1	1
3	0	1	3	2
4	0	0	1	1
5	-1	1	2	2
6	-1	1	1	1
7	1	1	2	1
8	0	1	1	2
9	0	1	1	1
10	-1	0	1	1
เฉลี่ย	-0.5	0.7	1.4	1.3



ภาพที่ 4.19 เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุที่ได้จากจำนวนรอบที่แตกต่างกัน

สำหรับตัวอย่างของค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุขึ้นหนึ่งที่ได้ในรอบต่างๆ สามารถแสดงได้ในภาพที่ 4.20 ซึ่งจะเห็นว่าเปอร์เซ็นต์จะเริ่มสูงขึ้นแล้วเริ่มคงที่ที่จำนวนรอบ ประมาณ 30 รอบ



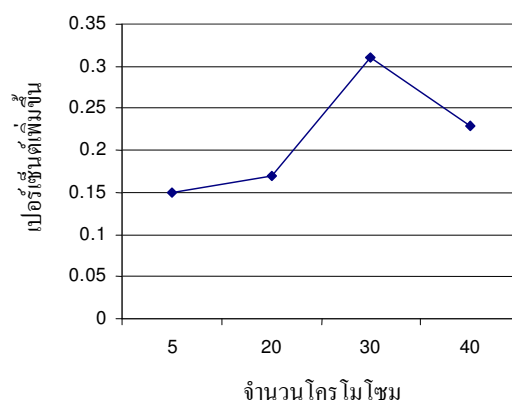
ภาพที่ 4.20 ตัวอย่างของเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่มีลักษณะลู่เข้า

4.8.2 การทดสอบผลที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงจำนวนของโครโมโซม

ทำการทดสอบโดยใช้ตัวอย่างชุดเดิมที่ได้มาจากการใช้จำนวนโครโมโซมเท่ากับ 10 แล้วทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนโครโมโซมเพื่อหาการเปลี่ยนแปลงของเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง จะได้ผลดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากจำนวน
โครโมโซมที่ต่างกัน

วัตถุที่	การเพิ่มขึ้นของเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของจำนวนโครโมโซม (%)			
	5	20	30	40
1	-1	0.3	0.5	0
2	0	0	0.3	0.2
3	0	0.5	0.6	0.5
4	0	0	0	0.1
5	-0.5	0	0.1	0
6	0	0	0.5	0.5
7	0.5	0.7	0.5	0.6
8	0	0.1	0.2	0.1
9	0	0	0.4	0.2
10	-0.5	0.1	0	0.1
เฉลี่ย	0.15	0.17	0.31	0.23



ภาพที่ 4.21 เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของวัตถุที่ได้จากจำนวนโครโมโซมที่แตกต่างกัน

4.8.3 การทดสอบเพื่อหาวิธีการคัดเลือกที่เหมาะสม

ทำการทดสอบเพื่อหาวิธีการคัดเลือกที่ให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงสุดระหว่างวิธีการชักตัวอย่างของกระบวนการเฟ้นสุ่มกรอบจักรวาล (sus) และวิธีการชักตัวอย่างวงล้อรูเล็ต (rws) เพื่อหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ดังผลการทดสอบในตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ผลการทดสอบเพื่อหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวิธีการคัดเลือกแบบต่างๆ

วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้ (%)	
	แบบ sus	แบบ rws
1	62.1	62.3
2	92	91.8
3	100	100
4	86.3	86.2
5	75.9	76
6	94.9	94.8
7	89.5	89.4
8	82.6	82.6
9	78.3	78.2
10	71.5	71.5

4.8.4 การทดสอบเพื่อหาชนิดการทำครอสโอเวอร์ที่เหมาะสม

ทำการทดสอบการทำครอสโอเวอร์ทั้งหมดสี่ชนิดคือ การทำครอสโอเวอร์แบบจุดเดียว (xovsp) การทำครอสโอเวอร์แบบสองจุด (xovdp) การทำครอสโอเวอร์แบบหลายจุด (xovmp) การทำครอสโอเวอร์แบบสลัปที่ (xovsh)

ตารางที่ 4.12 ผลการทดสอบเพื่อหาชนิดของการทำครอสโอเวอร์ที่เหมาะสมที่สุด

วัตถุประสงค์	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากครอสโอเวอร์แบบต่างๆ (%)			
	xovsp	xovdp	xovmp	xovsh
1	98.2	98.2	98.1	98.2
2	61.5	61.4	61.5	61.5
3	95.8	95.8	95.9	95.8
4	72.1	72.1	72.1	72.1
5	78.6	78.5	78.6	78.6
6	94.7	94.7	94.7	94.7
7	88.7	88.6	88.7	88.7
8	82.1	82.1	82.2	82.1
9	72.6	72.6	72.6	72.6
10	87.7	87.7	87.7	87.8

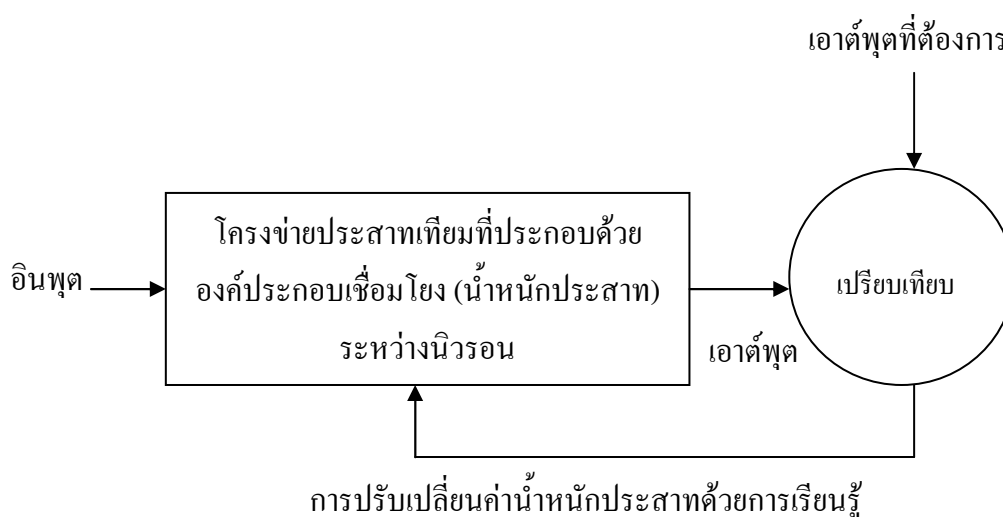
ค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้ GA สำหรับการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่เหมาะสมนั้นสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ค่าตัวแปรและค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้ GA สำหรับการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่เหมาะสม

ตัวแปร และค่าพารามิเตอร์ของ GA	ค่าของตัวแปรและพารามิเตอร์ของ GA
จำนวนรอบ	50 รอบ
จำนวนของประชากรเริ่มต้น	30 โครโมโซม
วิธีการคัดเลือกสายพันธุ์	กระบวนการเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล
ความน่าจะเป็นในการทำครอสโอเวอร์	การทำครอสโอเวอร์แบบหลายจุด

4.9 การเปรียบเทียบผลที่ได้ระหว่างการไ้ระบบเครื่องเวคเตอร์เกือหนุกับโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) ประกอบไปด้วยองค์ประกอบพื้นฐานจำนวนมากที่มีลักษณะการทำงานแบบคู่ขนานพร้อมกัน องค์ประกอบพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมได้รับแนวความคิดมาจากระบบประสาทของสิ่งมีชีวิต การทำงานของโครงข่ายมีลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างองค์ประกอบเหมือนกับการทำงานของสมองคน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำงานเฉพาะอย่างได้ต้องอาศัยการปรับค่าของพารามิเตอร์ในการเชื่อมโยงระหว่างองค์ประกอบที่เรียกว่า ตัวน้ำหนักประสาท (weight) และไบอัส (bias) ในระหว่างการเรียนรู้ (train) ดังแสดงในภาพที่ 4.22 โดยที่โครงสร้างของโครงข่ายจะประกอบไปด้วยโนดที่วางตัวซ้อนกันเป็นชั้นดังภาพที่ 4.24



ภาพที่ 4.22 แผนผังการทำงานการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

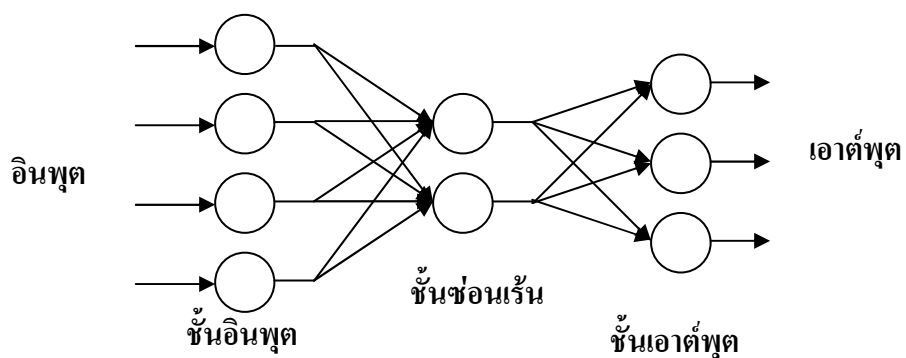
การเปรียบเทียบผลของโครงข่ายประสาทเทียมกับเครื่องเวคเตอร์เกือหนุ (ใช้ GA หาค่าพารามิเตอร์และฟังก์ชันใจกลาง) นั้น กระทำได้โดยใช้รูปแบบของข้อมูลเหมือนกันกล่าวคือเป็นเวคเตอร์ที่ได้จากระบวนการเอ็นเอซอร์ที โดยใช้จำนวนข้อมูลที่น่ามาเรียนรู้และจำนวนที่น่ามาทดสอบในจำนวนที่เท่ากัน จากนั้นทำการทดสอบกับข้อมูลที่ไม่เคยผ่านการเรียนรู้เพื่อหาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะหารูปแบบดังนี้คือ

- ใช้การเรียนรู้แบบการแพร่กลับ (back propagation) (Haykin, 1994)

- จำนวนโนดเหมาะสมที่สุด
- จำนวนรอบของการเรียนรู้
- หาผลรูปแบบของฟังก์ชันของชั้นซ่อนเร้น (hidden layer) สามรูปแบบคือ แบบทรงโค้ง (tangent sigmoid) แบบทรงโค้งลอก (log sigmoid) และแบบฟังก์ชันเชิงเส้น (pure linear transfer function)



ภาพที่ 4.23 ตัวอย่างของเครื่องมือทันตกรรมที่นำมาทดสอบ



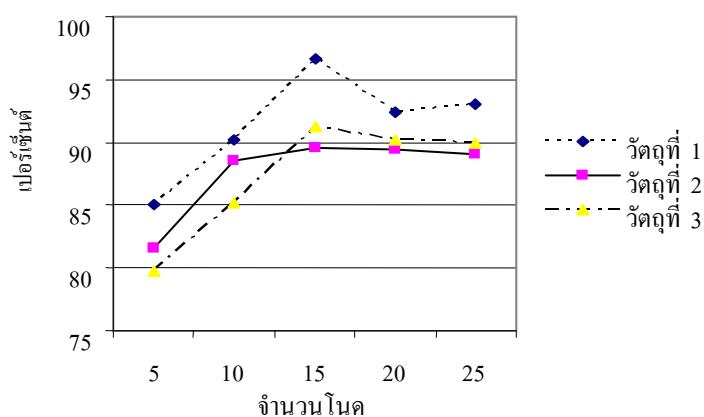
ภาพที่ 4.24 ตัวอย่างโครงข่ายแบบ 3 ชั้น

4.9.1 ผลของการเปลี่ยนแปลงจำนวนของโนด

ทำการทดลองโดยเปลี่ยนแปลงจำนวนโนดซึ่งผลที่ได้จะแสดงในตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมในการใช้จำนวนโนดต่างๆ

วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ ความ มั่นใจ ของ SVM	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของจำนวนโนดที่แตกต่าง ของ โครงข่ายประสาทเทียม (%)				
		5	10	15	20	25
1	99.5	85	90.2	96.6	92.4	93
2	90.8	82.6	85.3	89.2	89.1	87.6
3	94.2	91.9	94.3	94.5	95.0	94.2
4	91.2	81.6	88.5	89.6	89.4	89.1
5	60.5	50.2	52.9	58.9	58.9	57.1
6	94.8	79.8	85.2	91.2	90.2	89.9
7	76.2	70.6	75.5	75.5	72.1	72.2
8	70.9	63.2	68.1	69.8	70.0	68.9
9	66.5	64.8	65.92	66.9	62.5	60.3
10	98.2	89	90.5	97.6	95.6	94.5



ภาพที่ 4.25 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวอย่างวัตถุที่ 1 2 และ 3 ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้จำนวนโนดขนาดต่างๆ

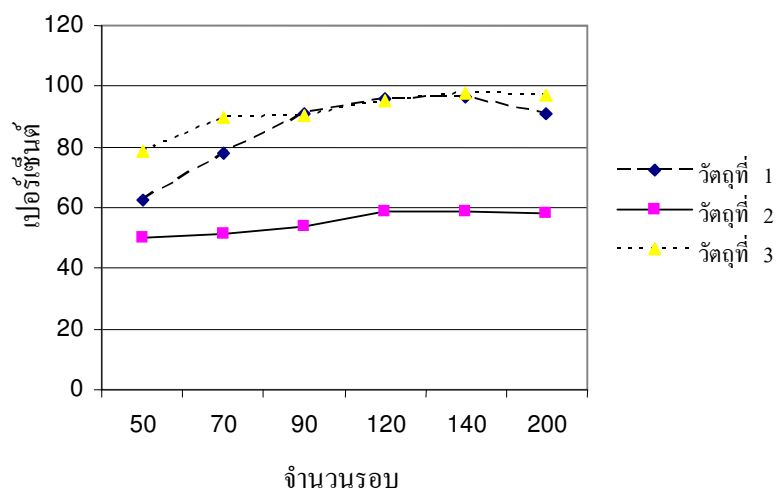
จากตารางที่ 4.14 จะเห็นว่าการใช้จำนวนของโนดที่ประมาณ 15 โหนดจะทำให้ได้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงสุด

4.9.2 ผลของการเปลี่ยนแปลงจำนวนของรอบที่ใช้ในการเรียนรู้

เมื่อใช้ข้อมูลเดิมในการทดสอบแต่เปลี่ยนจำนวนของรอบที่ใช้เรียนรู้ได้แก่ 50 70 90 120 140 และ 200 รอบ เพื่อหาเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของแต่ละวัตถุผลที่ได้แสดงดังตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.15 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากเครื่องเวกเตอร์เกือหนุนและโครงข่ายประสาทเทียมในการใช้จำนวนรอบเรียนรู้ที่แตกต่างกัน

วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ความ มั่นใจ ของ SVM	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของจำนวนรอบต่างๆของโครงข่าย ประสาทเทียม (%)					
		50	70	90	120	140	200
1	99.5	62.5	78	91	96.1	96.6	91
2	90.8	79.8	85.5	86	88.9	89.2	89.2
3	94.2	86.6	89.2	95.4	95.6	94.5	94.5
4	91.2	75.1	75.1	80.2	87.9	89.6	90.0
5	60.5	50.3	51.6	54.1	59.01	58.9	57.9
6	94.8	69.8	74.5	88.6	90.9	91.2	91.0
7	76.2	59.9	60.5	67.8	75.2	75.5	75
8	70.9	61.0	68.5	70.2	70.5	69.8	69.5
9	66.5	58.1	58.9	61.8	65.8	66.9	67.0
10	98.2	78.8	89.6	90.5	95.5	97.6	96.9



ภาพที่ 4.26 เปอร์เซนต์ความถูกต้องของตัวอย่างวัสดุที่ 1 2 และ 3 ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

4.9.3 ผลของการเปลี่ยนแปลงฟังก์ชันที่ใช้

ทำการทดสอบโดยใช้ข้อมูลเดิมประกอบกับจำนวน โหนดและรอบที่ทำให้ได้ เปอร์เซนต์ความถูกต้องที่สูงที่สุดซึ่งอาศัยผลที่ได้จากการทดสอบก่อนหน้าแล้วทำการเปลี่ยน รูปแบบของฟังก์ชันเป็น 3 แบบคือ แบบทรงโค้งแทนเจนต์ แบบทรงโค้งลอก (log sigmoid) และ แบบเส้นตรง (pure linear) จะได้ผลดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากฟังก์ชันแบบต่างๆ

วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของ SVM	การเพิ่มขึ้นของเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของฟังก์ชัน (%)		
		ทรงโค้งแทนเจนท์	ทรงโค้งลอก	เส้นตรง
1	99.5	96.6	89	62
2	90.8	89.2	88.6	70.1
3	94.2	94.5	90.9	71.2
4	91.2	89.6	80.6	59.3
5	60.5	58.9	54.1	50.3
6	94.8	91.2	89.6	69.1
7	76.2	75.5	73.2	65.5
8	70.9	69.8	70.1	58.9
9	66.5	66.9	59.9	50.3
10	98.2	97.6	96.8	80.3

ค่าตัวแปรต่างๆ และค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่เหมาะสมนั้นสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 ค่าตัวแปรและค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการจำแนกเครื่องมือทันตกรรมที่เหมาะสม

ตัวแปร และค่าพารามิเตอร์ของ โครงข่ายประสาทเทียม	ค่าของตัวแปรและพารามิเตอร์ของ โครงข่ายประสาทเทียม
จำนวนของโนด	15 โนด
จำนวนของรอบ	120 รอบ
ฟังก์ชันที่ใช้	แบบทรงโค้งแทนเจนท์

และเมื่อนำเอาค่าตัวแปรและพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมมากที่สุดมาใช้ในการหาผลเปรียบเทียบกับเครื่องเวกเตอร์เกือหนุ่นซึ่งมีการใช้ GA ช่วยในการหาค่าตัวแปรและฟังก์ชันใจกลางจะได้ผลดังตารางที่ 4.18

ตารางที่ 4.18 ผลการเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับเครื่องเวคเตอร์เกือหนุ่น

วัตถุที่	เปอร์เซ็นต์ความ มั่นใจ ของ SVM	เปอร์เซ็นต์ความ มั่นใจ ของโครงข่าย ประสาทเทียม	SVM มากกว่า (%)
1	99.5	96.6	2.9
2	90.8	89.2	1.6
3	94.2	94.5	-0.3
4	91.2	89.6	1.6
5	60.5	58.9	1.6
6	94.8	91.2	3.6
7	76.2	75.5	0.7
8	70.9	69.8	1.1
9	66.5	66.9	-0.4
10	98.2	97.6	0.6
		เฉลี่ย	1.3

4.10 สรุป

จากการทดลองพบว่าเครื่องเวคเตอร์เกือหนุ่นนั้นเมื่อนำมาใช้ร่วมกับกระบวนการเอ็นเอสอาร์ที จะมีความถูกต้องในการแยกแยะเครื่องมืออันตรายได้ประมาณ 90 เปอร์เซ็นต์ ในขณะที่ใช้ข้อมูลในการเรียนรู้ไม่มากนัก อีกทั้งยังมีความสามารถในการทนต่อสัญญาณรบกวนแบบต่างๆ ได้ดี และจากการทดลองทำให้ทราบว่ายังสามารถใช้ GA เข้ามาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของเครื่องเวคเตอร์เกือหนุ่นได้อีก 2 วิธีคือ ใช้หาค่าพารามิเตอร์ C และ K ที่เป็นพารามิเตอร์เริ่มต้นของการเรียนรู้ และใช้เป็นฟังก์ชันใจกลางในขั้นตอนของการเรียนรู้ด้วยเช่นกัน ซึ่งทั้งสองวิธีนี้สามารถเพิ่มเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจของเครื่องเวคเตอร์เกือหนุ่นได้ประมาณ 2.7% และ 1.5% ตามลำดับ และเมื่อทำการทดลองโดยใช้ข้อมูลในการเรียนรู้ชุดเดียวกัน เพื่อหาผลเปรียบเทียบระหว่างเครื่องเวคเตอร์เกือหนุ่นที่ใช้ GA เพิ่มประสิทธิภาพกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ค่าตัวแปรและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ผลคือ เครื่องเวคเตอร์เกือหนุ่นมีเปอร์เซ็นต์ความมั่นใจสูงกว่าประมาณ 1.3 เปอร์เซ็นต์

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 สรุป

ในการหาตำแหน่งของเครื่องมือทันตกรรมนั้นสามารถแบ่งการทำงานออกเป็นสามส่วนคือ

5.1.1 การปรับเปลี่ยนภาพของวัตถุ

ก่อนที่จะทำการเรียนรู้เครื่องมือทันตกรรมแต่ละภาพนั้น ภาพของเครื่องมือทันตกรรมทุกภาพจะต้องผ่านเทคนิควิธีเอ็นเอสอาร์ที่เพื่อให้ได้ค่าตัวแปรต่างๆที่เป็นเอกลักษณ์ของวัตถุแต่ละชิ้น ซึ่งเทคนิควิธีเอ็นเอสอาร์นี้สามารถลดขนาดของข้อมูลที่น่ามาเรียนรู้ได้ จากเดิมที่ต้องมีข้อมูลที่เป็นเมตริกซ์ขนาดเท่ากับจำนวนจุดภาพของรูปเช่น ขนาด 352×288 จุดภาพ แต่เมื่อใช้เทคนิคดังกล่าวไม่ว่าจะใช้ภาพขนาดเท่าใดก็ตามขนาดของข้อมูลจะลดลงมาเหลือที่ขนาด 1×629 จุดภาพ ทำให้ระบบทำงานได้รวดเร็วขึ้นและยังลดปัญหาจากการวางตำแหน่งของการถ่ายภาพซึ่งทำให้ได้ภาพที่มีขนาดแตกต่างกัน และเนื่องจากข้อมูลที่ได้จากวัตถุชนิดเดียวกันนั้นคล้ายกันแม้ว่าจะมีการวางวัตถุเช่นใดก็ตาม ทำให้สามารถลดจำนวนของตัวอย่างที่น่ามาเรียนรู้ได้อีกด้วย

5.1.2 ส่วนของการเรียนรู้

ในส่วนนี้จะนำข้อมูลของเครื่องมือทันตกรรมแต่ละชนิดที่ได้จากส่วนแรกมาทำการเรียนรู้โดยใช้หลักการของเครื่องเวกเตอร์เกือหนูน โดยขั้นตอนของการเรียนรู้ประกอบไปด้วยการกำหนดค่าของตัวแปรเริ่มต้นที่จะต้องมีการกำหนดหลายตัวด้วยกัน ซึ่งการที่จะได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดนั้นสามารถใช้หลักการของ GA เข้ามาร่วมด้วย นั่นคือจะใช้ GA เป็นระบบที่ช่วยหาค่าตัวแปรต่างๆที่เหมาะสมที่สุดขึ้นมา ประกอบกับสามารถช่วยหาค่าของฟังก์ชันใจกลางที่เหมาะสมที่สุดได้อีกด้วย

นอกจากการใช้ GA มาเพิ่มเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องได้แล้วนั้น ยังสามารถทำได้โดยการเพิ่มจำนวนของวัตถุที่น่ามาเรียนรู้ และการจัดกลุ่มของการเรียนรู้ที่เหมาะสม กล่าวคือถ้ามีจำนวนของตัวอย่างที่น่ามาเรียนรู้มาก รวมทั้งมีการนำเอาวัตถุที่มีรูปร่างคล้ายกันมาเรียนรู้โดยแบ่งระดับของทั้งสองวัตถุให้แตกต่างกัน จะทำให้ได้เส้นระนาบแบ่งแยกหลายมิติที่สามารถแบ่งระดับของวัตถุได้ชัดเจนยิ่งขึ้น ทำให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้มีค่ามากขึ้นตามด้วย

5.1.3 ส่วนของการทดสอบ

ในส่วนนี้จะเป็นการแยกวัตถุออกมาจากภาพที่มีการวางเครื่องมือทันตกรรมรวมกันอย่างสุ่มทีละชิ้น โดยการนำเอาค่าของตัวแปรที่ได้จากในส่วนที่สองมาทำการทดสอบวัตถุที่แยกมาแต่ละชิ้น

ด้วยหลักการของเครื่องเวคเตอร์เกือบทุกชนิด เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ความน่าเชื่อถือว่าเป็นวัตถุที่ต้องการก็เปอร์เซ็นต์ แล้วจึงทำการแสดงตำแหน่งของวัตถุที่มีเปอร์เซ็นต์สูงสุด

5.2 การเปรียบเทียบผลระหว่างการใช้เครื่องเวคเตอร์เกือบทุกชนิดกับโครงข่ายประสาทเทียม

จากการทดสอบกับกลุ่มข้อมูลเดียวกันและทำการปรับเปลี่ยนตัวแปรต่างๆ ที่เหมาะสมที่สุดใน การแยกแยะเครื่องมือทันตกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมพบว่า ตัวอย่างที่ใช้ทดสอบส่วนมาก (มากกว่า 90%) มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแยกแยะน้อยกว่าเครื่องเวคเตอร์เกือบทุกชนิด

5.3 การประยุกต์ผลการวิจัย

ข้อมูลชนิดและข้อมูลตำแหน่งของเครื่องมือทันตกรรมที่ได้จากระบบนี้ สามารถนำไปใช้เป็น อินพุต ให้กับระบบอื่นๆ เพื่อทำการประมวลผลหรือใช้งานกับเครื่องมือทันตกรรมอื่นๆ ต่อไป เช่น ระบบหุ่นยนต์แขนกลเพื่อให้สามารถหยิบชิ้นเครื่องมือที่ต้องการให้กับทันตแพทย์ได้

5.4 ข้อเสนอแนะในการวิจัยต่อไป

จากความสามารถในการแยกแยะวัตถุของเครื่องเวคเตอร์เกือบทุกชนิดนี้ ทำให้สามารถนำไป ประยุกต์ใช้ได้กับงานอีกหลายประเภท เช่นการจดจำใบหน้ามนุษย์เพื่อใช้หาตัวบุคคลที่ต้องการได้ หรือการใช้ระบบเครื่องเวคเตอร์เกือบทุกชนิดเปรียบเสมือนสมองให้กับหุ่นยนต์ให้จดจำวัตถุต่างๆรวม ถึงตัวบุคคลได้

เอกสารอ้างอิง

- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2545). จีนเนติก อัลกอริทึม ตอนที่ 1 . วารสารเทคโนโลยีสุรนารี 9(1): 69-83.
- Ancona , N., cicirelle, G., Stella, E., and Distance, A. (2002). Object detection in images: run-time complexity and parameter selection of support vector machines. **Proc. ANNIE 2002**.Missouri:USA
- Bin, Z., Youg, L., and Xia, s-w . (2000). Support vector machine and its application in handwritten numeral recognition.**Proc. 15th Int. Conf. Pattern Recognition** (pp.720-723). Barcelona :Spain
- Baback M.,and Yang. (2000). Support vector machines for visual gender classification. **Proc. 4th IEEE Int.Conf. Automatic Face and Gesture Recognition 2000** (pp. 306 – 312).
- Barnhard Scholkopf. **Support vector learning**[on-line]. Available: <http://www.first.gmd.de>
- Burges,C. **A tutorial on support vector machines for pattern recognition** [on-line]. Available: <http://www.isis.ecs.soton.ac.uk/resources/svminfo/>
- Claus, B., Bernard, H., and Hans, B. (2002). **Online handwriting recognition with support vector machines: A Kernel approach** [on-line]. Available: http://lmb.informatik.uni-reiburg.de/people/bahlmann/data/ba_ha_bu_iwfh02-foils.pdf
- Distante, C., Anacona, N., and Siciliano ,P. (2002). **Odor detection and recognition with support vector machines** [on-line]. Available: www.ba.cnr.it/~iesina18/publications/isoen8-paper.pdf
- Dihua, X., Igor P., and Lee ,S-W. (2002). Facial component extraction and face recognition with support vector machines. **Proc. 5th IEEE int. conf. Automatic Face and Gesture Recognition**.(pp. 83-88)
- Edgar, O., Robert F., and Federico, G. (1997) .Training support vector machines:An application to face detection , **Proc. 1997 Conf. Computer Vision and Pattern Recognition** (pp.130-136).
- Edgar,E., Osuna , Robert, F., and Federico, G .**Support vector machines** [on-line]. Available:http://www.isip.msstate.edu/publications/reports/isip_internal/1998/support_vector_machines/support_vector_machines.pdf
- Gonzalez , R. C. , Woods ,R. E.(1992). **Digital Image processing** . Addison-Wesley,
- Guodong, G., Stan, Z., Li, and Kapluk Chan. (2000).Face recognition by support vector machines. **Proc. 4th IEEE Int.Conf. Automatic Face and Gesture Recognition 2000** (pp.196-202).
- Haykin, S.(1994).**Neural networks a comprehensive foundation**. Macmillan Collage Publishing Company.

เอกสารอ้างอิง (ต่อ)

- Kwang, i. K., KeechulJung , Se, H. p., and hang, J. K. (2002).Support vector machines for texture classification, **IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence**. 24 (11) : 1542-1550
- John, j. ,Weng ,Daniel, L., and Swets. (1996). Face recognition. **IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence**.18 (8) : 831 - 836
- Steve Gunn. (1998).**Support vector machiens for classification and regression** [on-line]. Available: <http://www.ecs.soton.ac.uk/~srg/publications/pdf/SVM.pdf>
- Vinay ,P., Kumar and Tomaso, P. (1998) .Learning_based approach to real time tracking and analysis of faces. **Proc. 4th IEEE Int.Conf. Automatic Face and Gesture Recognition 2000** (pp.96-101).

ภาคผนวก ก

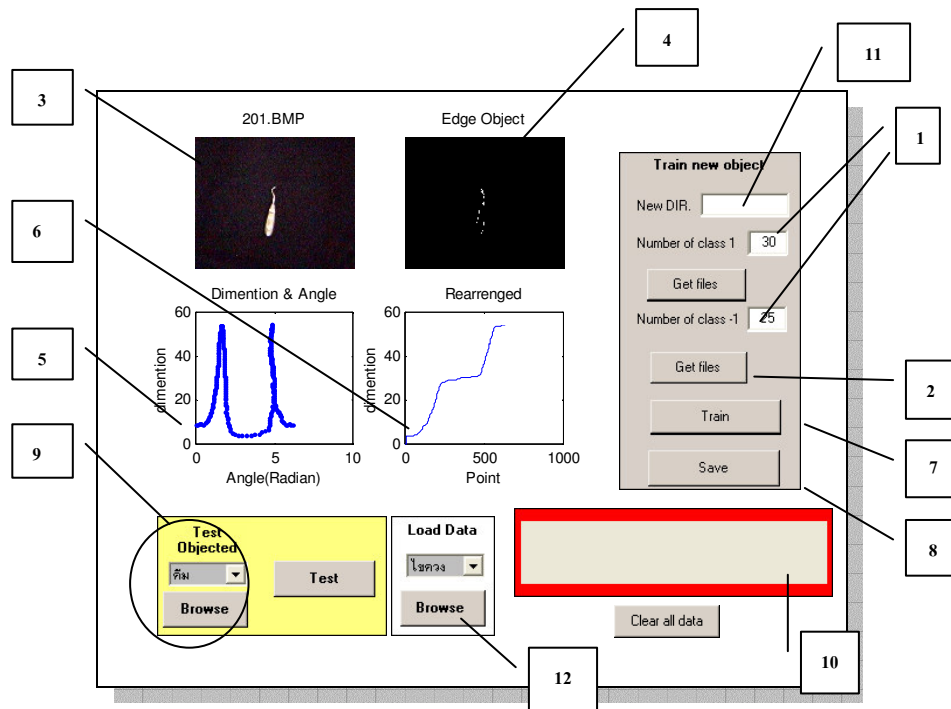
การใช้งานโปรแกรมการจดจำเครื่องมืออันตรายด้วยเครื่องเวคเตอร์เกือหนุน

โปรแกรมการจดจำเครื่องมือทันตกรรมด้วยเครื่องเวกเตอร์เกือบหุนนั้นทำงานโดยอาศัยโปรแกรมหลักคือโปรแกรม MATLAB ในการใช้งานนั้นจะเป็นรูปแบบกราฟฟิคโดยจะแบ่งโปรแกรมทำงานออกเป็นสองโปรแกรมคือ

1. โปรแกรมการเรียนรู้เครื่องมือทันตกรรม
2. โปรแกรมระบุตำแหน่งของเครื่องมือที่ต้องการ

โปรแกรมการเรียนรู้เครื่องมือทันตกรรม

โปรแกรมนี้ใช้เพื่อเรียนรู้เครื่องมือทันตกรรมแต่ละชนิด พร้อมทั้งใช้ทดสอบผลของการเรียนรู้กับภาพที่ต้องการ โดยอาศัยหลักการของเครื่องเวกเตอร์เกือบหุน

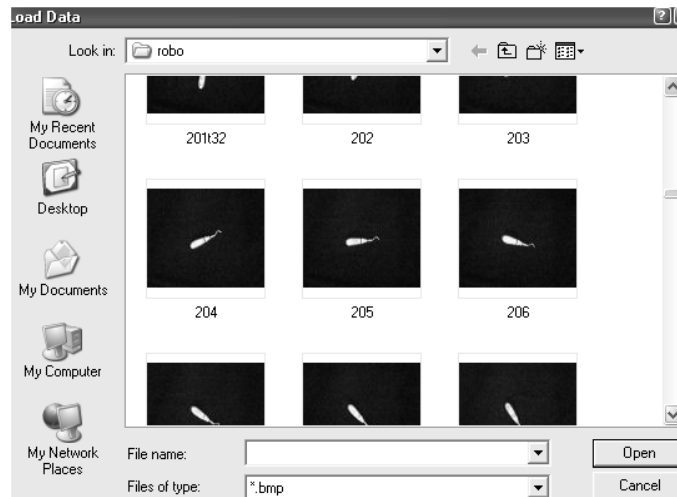


ภาพที่ ก.1 โปรแกรมการจดจำเครื่องมือทันตกรรม

การใช้งานของโปรแกรม

1. เมื่อจะทำการจดจำวัตถุจะต้องเริ่มต้นจากการระบุจำนวนวัตถุที่จะให้อยู่ในระดับ +1 หรือ -1 ก่อน โดยการระบุนั้นจะสามารถใส่ตัวเลขของจำนวนวัตถุของแต่ละระดับ

2. ทำการเลือกวัตถุในแต่ละระดับ โดยเลือกที่ get files ของแต่ละระดับจะปรากฏหน้าต่างดังภาพที่ ก.2 ซึ่งวัตถุที่เป็นระดับ +1 นั้นจะเลือกวัตถุที่เป็นวัตถุชนิดเดียวกัน ส่วนระดับ -1 นั้นจะเลือกจากวัตถุหลากหลายรูปแบบ

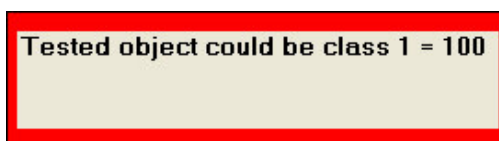


ภาพที่ ก.2 การเลือกวัตถุที่จะนำมาเรียนรู้

3. เมื่อวัตถุใดถูกเลือกก็จะแสดงรูปวัตถุนั้นในหน้าต่างเลข 3
4. หน้าต่างจะแสดงภาพของวัตถุนั้นในรูปแบบที่ผ่านการหาขอบของวัตถุ ในหน้าต่างนี้จะสามารถตรวจสอบได้ว่าภาพวัตถุนั้นมีสัญญาณรบกวนมากหรือน้อยเพียงใด ถ้าโปรแกรมทำการกำจัดสัญญาณรบกวนได้ไม่หมดสัญญาณรบกวนนั้นก็จะถูกแสดงด้วยเส้นขอบด้วย
5. โปรแกรมจะแสดงภาพที่เกิดจากวิธีแปลงภาพ 2 มิติเชิงพื้นที่เป็นภาพ 1 มิติเชิงรัศมี
6. ภาพที่เกิดจากการเรียงข้อมูลใหม่ก่อนที่จะนำมาเรียนรู้
7. เมื่อเลือกภาพได้ครบทั้งระดับ + 1 และ -1 แล้วก็จะนำข้อมูลทั้งหมดมาทำการเรียนรู้โดยกดที่ปุ่ม Train
8. เมื่อเรียนรู้แล้วสามารถจะเก็บผลของการเรียนรู้ของวัตถุชิ้นนี้เพื่อที่จะใช้ในขั้นตอนต่อไปได้โดยกดที่ปุ่ม save ซึ่งเมื่อถึงขั้นตอนนี้ก็จะทำให้ได้ข้อมูลเฉพาะของวัตถุชิ้นนี้
9. สำหรับขั้นตอนของการตรวจสอบผลของการเรียนรู้ว่ามีความถูกต้องเพียงใด สามารถทำได้ในหน้าต่างของส่วนการทดสอบ ซึ่งจะเริ่มจากการเลือกวัตถุที่จะนำมาทดสอบซึ่งควรจะเป็นวัตถุที่ไม่ใช่วัตถุที่นำไปเรียนรู้โดยสามารถเลือกวัตถุที่ถูกเก็บอยู่เป็นหมวดหมู่อยู่แล้ว หรือไม่ก็สามารถเลือกวัตถุได้อย่างอิสระโดยกดที่ปุ่ม Browse แล้วจึงกดปุ่ม test เพื่อทำการทดสอบ สำหรับวัตถุที่

ยังไม่ได้ถูกจัดเป็นหมวดหมู่ก็สามารถแยกแยะที่เก็บวัตถุแต่ละชิ้นได้โดยพิมพ์ชื่อส่วนที่ 11 เพื่อที่จะทำการสร้างโฟลเดอร์ใหม่

10. ผลของการทดสอบจะแสดงในส่วนของ display ซึ่งในส่วนนี้จะบอกถึงการทำงานของโปรแกรมของทุกๆขั้นตอน และสำหรับการแสดงผลของการทดสอบนั้นก็บอกถึงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของวัตถุชิ้นที่ถูกทดสอบว่ามีค่าเท่าใด ดังแสดงตัวอย่างในภาพที่ ก.3

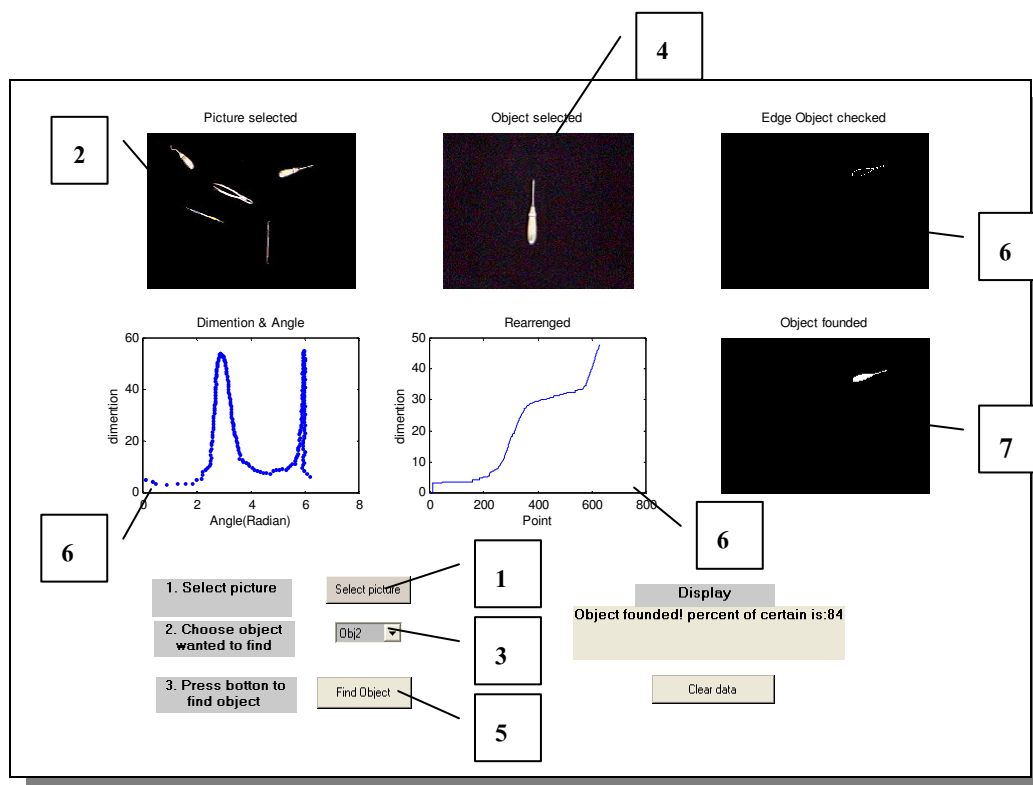


Tested object could be class 1 = 100

ภาพที่ ก.3 การแสดงผลเมื่อมีการทดสอบวัตถุ

โปรแกรมระบุตำแหน่งของเครื่องมือที่ต้องการ

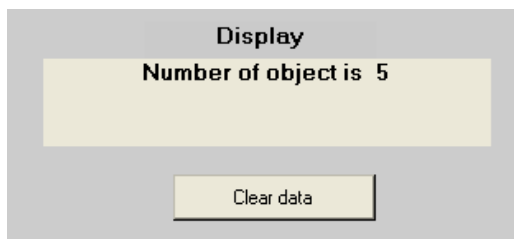
หน้าที่ของโปรแกรมนี้อาจใช้สำหรับหาวัตถุที่ต้องการ จากนั้นจึงทำการระบุว่าวัตถุนั้นอยู่ในส่วนใดของภาพ ซึ่งก่อนที่จะใช้โปรแกรมนี้อาจจำเป็นต้องมีข้อมูลของวัตถุทุกชิ้นที่ได้จากการเรียนรู้ในโปรแกรมก่อนหน้า



ภาพที่ ก.4 ลักษณะของโปรแกรมระบุตำแหน่งของเครื่องมือแต่ละชิ้น

การใช้งานโปรแกรม

1. ทำการถ่ายภาพของวัตถุที่วางรวมกันแล้วเลือกภาพที่ต้องการจะใช้
2. ภาพที่เลือกจะแสดงในส่วนของหมายเลข 2
3. เลือกชนิดวัตถุที่ต้องการจะหาซึ่งวัตถุนั้นจะต้องมีข้อมูลที่ได้มาจากโปรแกรมก่อนหน้า
4. ชนิดของวัตถุจะแสดงในหมายเลข 4
5. เมื่อต้องการจะหาวัตถุชนิดนั้นในภาพทำได้โดยกดปุ่ม Find object ซึ่งเมื่อกดแล้วที่หน้าจอของส่วน display จะบอกจำนวนของวัตถุที่พบในภาพ ดังแสดงตัวอย่างในภาพที่ ก.5



ภาพที่ ก.5 ส่วนของการแสดงผลจะบอกจำนวนของวัตถุในภาพที่พบ

6. โปรแกรมจะทำการตรวจสอบวัตถุทุกชนิดที่พบและแสดงภาพขอบ ภาพของการแปลงให้เป็น 1 มิติ และภาพของการจัดเรียงข้อมูลใหม่ของวัตถุชิ้นนั้นๆ รวมถึงแสดงเปอร์เซ็นต์ว่ามีความเป็นไปได้ที่จะเป็นวัตถุที่ต้องการหาก็เปอร์เซ็นต์ในส่วนของ display

7. จนกระทั่งโปรแกรมหาวัตถุที่ต้องการพบ ก็จะแสดงบริเวณพื้นที่โดยการลากเป็นเส้นขอบของวัตถุชิ้นนั้นว่าอยู่ในส่วนใดของภาพ

ภาคผนวก ข
บทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

"Automatic Dental Equipment Classification System Based on Support Vector
Machines" Proc. ECTI Annual Conference (ECTI-CON2004), 13-14 May 2004

Automatic Dental Equipment Classification System Based on Support Vector Machines

Authors:

Teeraphant Sutthittep (teeraphant_s@yahoo.com) and Arthit Srikaew (ra@ccs.sut.ac.th)

Abstract

Normally, there must be at least two people in dentistry workspace: the dentist and his/her assistance. Mainly, the dentist assistance will help picks up dental equipment upon the dentist's request. In order to allow the dentist to conveniently and efficiently work by him/herself, this research is devoted to develop a system that is able to classify types of dental equipment and to locate its position within the workspace. The system deploys image processing techniques as an input to the system and uses the support vector machines technique as a classification mechanism. Type and position information of the classified equipment can then be used in other systems for further processing or directly applying to the equipment. For the examples, the robot arm can use this information to pick up the equipment and hand it to the dentist.

Keyword: classification, support vector machines, dental equipment

1. INTRODUCTION

Classification is a very common task in many applications, especially an object classification. There are various techniques to achieve the object classification. These include an artificial neural network, one of the most widely used methods. Recently, the interest of using technique called support vector machines [1] has dramatically been increasing. Its ability to optimally classify at high accuracy with less training time and training examples makes it become more attractive in the object classification field of study. There has been great numbers of research using support vector machines for many classification applications, such as face recognition [2], object recognition [3] and hand writing recognition [4]. This work presents the dental equipment classification system using support vector machines as a classification mechanism. Typically, there must be at least two people in dentistry workspace: the dentist and his/her assistance. Mainly, the dentist assistance will help picks up dental equipment upon the dentist's request. In order to allow the dentist to conveniently and efficiently work by him/herself, this research is devoted to develop a system that is able to classify types of dental equipment and to locate its position within the workspace. The system deploys image processing techniques as an input to the system and uses the support vector machines technique as a classification mechanism. Type and position information of the classified equipment can then be used in other systems for further processing or directly applying to the equipment.

For the examples, the robot arm can use this information to pick up the equipment and hand it to the dentist.

2. SUPPORT VECTOR MACHINES (SVMs)

Support vector machines are widely used for pattern classification/recognition applications. One of the common uses of support vector machines is to classify data (objects) into two-class. Each class is divided by optimal separate hyperplane. For classifying L samples represented by vector $x_i \in R^n, i = 1, \dots, L$ into two-class $C = \{+1, -1\}$ represented by $y_i \in C, i = 1, \dots, L$, the separate hyperplane can be derived from

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (1)$$

where the input pairs to be classified are $(x_i, y_i) \dots (x_L, y_L)$. There are two types of SVMs: linear SVMs and nonlinear SVMs.

2.1 Linear Support Vector Machines

Linear SVMs can be used for linearly separable problem where objects can be classified by a linear separate hyperplane. Equation (2) shows the conditions of classification in this case.

$$\begin{aligned} (w \cdot x_i) + b &\geq +1 & \text{for } y_i = +1 \\ (w \cdot x_i) + b &\leq -1 & \text{for } y_i = -1 \end{aligned} \quad (2)$$

Equation (3) is a sign function used to determine which class that the input vector x belongs to.

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^L \lambda_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^* \right) \quad (3)$$

where λ_i^* is Lagrange multiplier and b^* is optimal bias of the separate hyperplane.

2.2 Nonlinear Support Vector Machines

For a case that is not linearly separable, higher dimension of input x is necessary. This dimension could be infinite but can still be separated by a linear function. The kernel function is then introduced to transform input x to a new vector $\Phi(x)$ as shown in equation (4).

$$K(x, y) \equiv \Phi(x)\Phi(y) = \sum_{n=1}^{\infty} a_n^2 \Phi_n(x)\Phi_n(y) \quad (4)$$

The product form of the kernel function can be used the same way as in linear case:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^L \lambda_i^* K(x \cdot x_i) + b^* \right) \quad (5)$$

3. DENTAL EQUIPMENT CLASSIFICATION SYSTEM

The dental equipment classification system developed in this work simply consists of various dental equipments on a tray and a CCD camera mounted on top of the workspace at a fixed height for capturing grayscale image of equipments. The light conditions are controlled such that the captured images have no lighting effect (the non-reflect black tray is used). The size of the captured image is 352 × 288 pixels. The details of classification processes are described as follows:

3.1 Preprocessing process

There are 50 images of each equipment taken at different orientations are used for training process. The transformation, called normalized 2D-spatial-image to 1D-radial-image or NSRT, is applied to the input image in order to reduce the size of the image. This process is to simplify the problem and enhance the efficiency of classification mechanism. The transformation begins with noise reduction and edge segmentation. The edge pixels are then converted to $N \times 1$ vector where N is the number of edge pixels. The distance between the center of each object in the image and its edge pixels is computed for 360 degree around the object. This process typically yields a shifted vector that has the same shape from the same object with different orientations (see figure 1). Next, the resulting vectors are sorted and then normalized in order to eliminate the effect of different positions of the object within the workspace. The final vector, namely NSRT vector, uniquely represents each object to be used in training process. This version of input data has much smaller size and less effect of different objects' orientations and positions which is more suitable to achieve higher performance for the object classification. Figure 2 shows the similarity of the resulting NSRT vector of the same object with different orientation and position.

3.2 Training Process

Each NSRT vector is used for training SVMs. The vectors that belong to its object class are assigned by value +1. The vectors that do not belong to the object class are assigned by value -1. The kernel used in this work is RBF (radial basis function) kernel. In additions, for this work, the optimization technique called genetic algorithm has been applied to optimally determine the

value of C and K which are the initial variables of the Lagrange

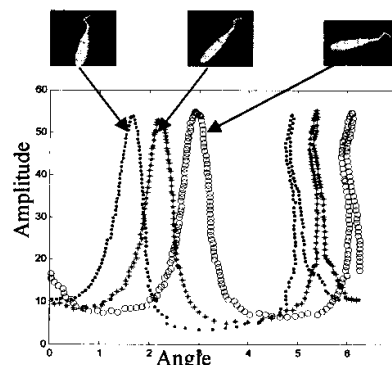


Fig. 1 Shifted vector of the same object in different orientations

multipliers that have some influence on the classification performance. Figure 3 shows the process of using genetic algorithm to search for optimal SVMs' value of C and K . The conceptual diagram results of training are displayed in figure 4.

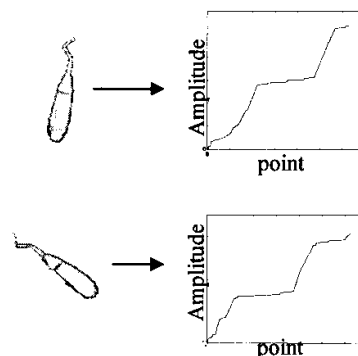


Fig. 2 NSRT vector of the same object

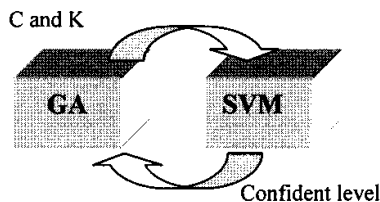


Fig. 3 Using genetic algorithm to search for C and K

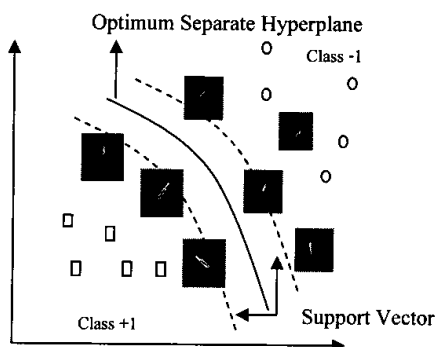


Fig. 4 Two-class classification by SVMs

3.3 Testing Process

After SVMs have learned the sample objects, new input images, which are not in the training examples, are tested. The classification confident level is calculated to determine which class the input belongs to. If the object is located behind support vector line of class +1 or -1, then the confident level is 100% (yes) and -100% (no), respectively. The optimal separate hyperplane is considered to have confident level of 50%.

3.4 Locating Process

The final location of the desired object is determined. Each object in the image is segmented and tested by SVMs to calculate the confident level of each object. The object with highest confident level is then selected and located.

3.5 Software Implementation

The software test-bed of this work has been implemented using MATLAB program. The SVMs toolbox is in [1] and the GA toolbox is in [6]. The screen capture example of the software test-bed is shown in figure 5.

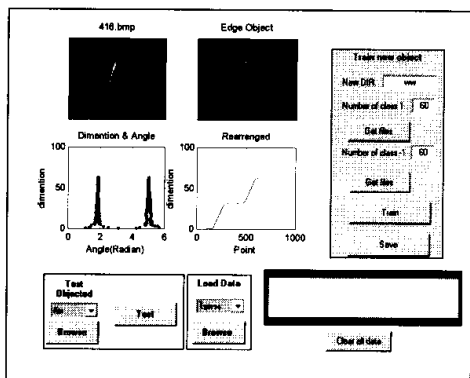


Fig. 5 Main screen of software test-bed

4. EXPERIMENTAL RESULTS

Various dental equipments used to test the system in this work can be categorized into two groups: the obviously different objects and the very similar objects.



Fig. 6 Obviously different object examples



Fig. 7 Very similar object examples

The example images for training process are 50 images. This work also performs on the image of the objects that have different sizes ($\pm 20\%$) by setting the camera at different distance above the workspace. Figure 6 and 7 show examples of the dental equipments used in this work. Examples in figure 6 show the objects that are obviously different in shape while examples in figure 7 show the objects that have a very similar shape. The results of classification confident level of the testing image set are shown in table 1. Figure 8 shows the example output of the desired object that is segmented out with the highest confident level.

Table 1 Resulting confident level of test equipments using SVMs approach.

Object	Confident Level (%)	
	Same size	Different size
Obviously different shape	98	95
Very similar shape	83	65



Fig. 8 Object segmentation

In order to compare performance of the SVMs system to other approaches, the well-known and the most acceptable neural-network-based classification system has been implemented for comparing proposes. The

network deploys back propagation as a main training algorithm. Hidden layers uses tangent sigmoid transfer function while the output layer is pure linear transfer function. Number of hidden layers and number of nodes in each layer have been empirically chosen to find the best performance of the network. Table 2 shows the results from the neural network classification system.

Table 2 Resulting confident level of test equipments using neural network approach.

Number of Layer	Confident Level (%)
5	85
10	90
15	96
20	92
25	93

5. DISCUSSION

The results of the classification show a desirable confident level. For the obviously different objects, the confident level is averaging at 98%, while the effect of different object sizes results in confident level of 3% lower. For the case of the very similar object, which could be the case for any dental equipment made by various manufacturers, the confident level is only 83% which is considered as low efficiency. Especially for the case of different object size, the confident level is very low at 65% which is practically unacceptable. The results of the classification in table 1 are from the system that incorporates genetic algorithm which show a slightly improvement by 4-5% better than the system without using genetic algorithm (results not showing). Additional image processing techniques or other improving classification techniques would be required in order to overcome this classification performance limitation of the very similar equipments.

Consider the comparisons between the results of SVMs and neural network approaches. Not surprisingly, the results from the neural network classification system which has the best selection of network topology show the confident level of 96%. Comparing to confident level of 98% from SVMs, both results yield very same level of performance. Obviously, the selection of the network has significant effects for the network performance. However, many researches have shown that the performance of the network can be improved in many ways. The neural network approach used here is merely the common use of the network as a simple classification.

There are still active researches that emphasis on improving the performance of SVMs. One of our current work is to develop a new SVMs technique to improve the performance of the classification, especially, the case of very similar objects.

6. CONCLUSION

This paper has presented the automatic dental equipment classification system. The purpose of this work is to develop the assistant system for the dentist. The system can be applied to other systems such as robot manipulators. Such system can use information of the objects, which is type and position, for the robot arm to pick up the equipment upon the dentist's request. Support vector machines have been proved to show the capability of the object classification efficiently.

7. REFERENCES

- [1] Gunn, S. , "Support vector machines for classification and regression", ISIS technical report ISIS-1-98, Image speech & intelligent systems research group, university of Southampton, May, 1998
- [2] Dihua,X. , Igor,T. , Podolak , Seong-Wha,L., "Facial component extraction and face recognition with support vector machines". Fifth IEEE international conference on automatic face and gesture recognition may 20 - 21, 2002
- [3] Burges,C. , "A tutorial on support vector machines for pattern recognition", Data Mining and Knowledge Discovery,2,pp.121-167,1988
- [4] Bahlmann,C. , Hassdonkand,B. , Hans,B., "On-line handwriting recognition with support vector machines :A Kernel approach". Eighth international workshop on frontiers in handwriting recognition (IWFHR'02), 2002
- [5] Gonzalez, R. C. , Woods, R. E., "Digital Image processing", Addison-Wesley, 1992
- [6] Chipperfield, A. J. , Fleming, P.J , Pohlheim, H. , "A Genetic Algorithm Toolbox for MATLAB" Proceedings of International Conference on System Engineering, Coventry, UK, 1994

ประวัติผู้เขียน

นายธีรพันธุ์ สุทธิเทพ เกิดเมื่อวันที่ 6 มีนาคม พ.ศ. 2518 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี ในสาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี เมื่อ พ.ศ. 2540 และได้เข้ารับราชการในโปรแกรมวิชาเทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรมสถาบันราชภัฏนครราชสีมาจนถึงปัจจุบัน ในขณะที่ศึกษาระดับปริญญาโท มีผลงานวิชาการที่ได้รับตีพิมพ์เผยแพร่ 1 บทความ ดังที่ได้รวบรวมไว้ในภาคผนวก ข.