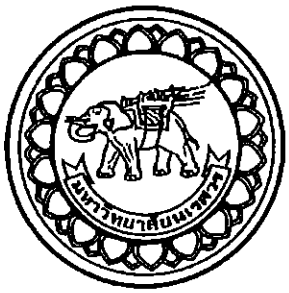


การแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม

MULTI-CLASS SUPPORT VECTOR MACHINE

นายธนาการ จิรังกรณ์ รหัส 52361826

นางสาวอรอุมา สะอาดอ้น รหัส 52362366

ห้องสมุดคณะวิศวกรรมศาสตร์
วันที่รับ 12 ก.ย. 2556
เลขทะเบียน 163756x7
เลขเรียกหนังสือ มร.
มหาวิทยาลัยนเรศวร T231 ก 2555

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

ปีการศึกษา 2555

ใบรับรองปริญญานิพนธ์

ชื่อหัวข้อโครงงาน	**การแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม**
ผู้ดำเนินโครงงาน	นายธนาการ จิรังกรณ์ รหัส 52361826
	นางสาวอรอุมา สะอาดอ้น รหัส 52362366
ที่ปรึกษาโครงงาน	ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
ภาควิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	2555

.....

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร อนุมัติให้ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

.....ที่ปรึกษาโครงงาน

(ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย)

.....กรรมการ

(ดร. มุฑิตา สงฆ์จันทร์)

.....กรรมการ

(ดร. นิพัทธ์ จันทรมินทร์)

ชื่อหัวข้อโครงงาน	การแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม
ผู้ดำเนินโครงงาน	นายธนาการ จิรังกรณ์ รหัส 52361826
	นางสาวอรอุมา สะอาดอ้น รหัส 52362366
ที่ปรึกษาโครงงาน	ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
ภาควิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	2555

.....

บทคัดย่อ

โครงงานนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม โดยสร้างสมการการแบ่งแยกด้วยโปรแกรมแมทแลบ ซึ่งประสิทธิภาพของการแบ่งแยกจะหาจากเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่เกิดขึ้น โดยจะทำการทดลองด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันทั้งสามชนิดได้แก่ ฟังก์ชันเชิงเส้น โพลิโนเมียลเคอร์เนล และเรเดียลเบสิสเคอร์เนล นอกจากนั้นยังทดลองเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของเคอร์เนลฟังก์ชันแต่ละชนิด การทดลองแสดงให้เห็นถึงผลของการใช้งานเคอร์เนลแต่ละประเภทและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้งาน โดยทำการทดลองกับข้อมูลทั้ง 4 ประเภทได้แก่ 1.ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง 2.ข้อมูลการแบ่งของพืช 3.ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา 4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนและเปรียบเทียบผลที่ได้

Project title	Multi-Class Support Vector Machine	
Name	Mr. Tanakarn Jirungkorn	ID. 52361826
	Ms.Orn-u-ma Sa-ad-on	ID. 52362366
Project advisor	Ms.Supawan Ponpitakchai, Ph.D.	
Major	Electrical Engineering	
Department	Electrical and Computer Engineering	
Academic year	2012	

Abstract

This project studies multi-class classification using SMV. The classifier is developed in MatLab programming. The performance of classification performs in form of percentage of miss class. Three kernel functions; linear, polynomial and radial basis kernel is used in experiments with variety values of kernel parameter. The experiments show the result of using each kernel function and the best value of kernel parameter. The data which is used in the experiments has 4 types; self generated data, plant data, model of balance in psychology experiment data and score of teaching assistant data.

กิตติกรรมประกาศ

โครงงานเรื่องการแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีด้วยความเมตตาช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาให้กับโครงงานนี้ ได้ให้ความรู้ คำเสนอแนะ แนวคิดและช่วยแก้ไขปรับปรุงข้อบกพร่องต่างๆด้วยความเอาใจใส่อย่างดี สม่ำเสมอตลอดมา จนกระทั่งโครงงานเล่มนี้ถูกต้องและเสร็จสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบคุณ ดร. มุทิตา สงฆ์จันทร์ และ ดร. นิพัทธ์ จันทรมินทร์ซึ่งเป็นคณะกรรมการสอบโครงงาน ที่ให้คำแนะนำในการดำเนินโครงงานและการเขียนปริญญานิพนธ์

ตลอดระยะเวลาในการจัดทำโครงงานเล่มนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา ผู้ซึ่งให้ความรักความเมตตา ความห่วงใย และเป็นกำลังใจให้กับผู้จัดทำโครงงานจนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี และขอขอบพระคุณพี่ๆน้องๆรวมทั้งเพื่อนๆ ทุกคนที่ให้กำลังใจ ผู้จัดทำโครงงานรู้สึกซาบซึ้งในพระคุณอย่างสูง

นายธนาการ จิรังกรณ์

นางสาวอรอุมา สะอาดอ้น

สารบัญ

หน้า

ใบรับรองปริญญานิพนธ์ ..... ก
บทคัดย่อภาษาไทย ..... ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ค
กิตติกรรมประกาศ ..... ง
สารบัญ ..... จ
สารบัญตาราง ..... ช
สารบัญรูป ..... ซ

บทที่ 1 บทนำ 1
1.1ที่มาและความสำคัญของโครงงาน 1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน 2
1.3 ขอบเขตการดำเนินโครงงาน 2
1.4 ขั้นตอนและแผนการดำเนินงาน 2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงงาน 3
1.6 งบประมาณ 3

บทที่ 2 การแบ่งกลุ่มข้อมูล 4
2.1 การแบ่งแยกข้อมูลแบบไบนารี 4
2.2 การแทนที่ด้วยเคอร์เนล 7
2.3 การแบ่งแยกที่มีผิดกลุ่มได้ 8
2.4 การใช้งานเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่ไม่อนุญาตให้มีการผิดกลุ่มได้ 9
2.5 วิธีการแบ่งแยกข้อมูลที่มีมากกว่า 2 กลุ่ม เป็นแบบลำดับชั้น 9
2.5.1ขั้นตอนที่ใช้สอน 9
2.5.2ขั้นตอนการทดสอบ 9

บทที่ 3 การทดลองการแบ่งข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็ม 13
3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง 13
3.2 การแบ่งแยกข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มโดยใช้วิธีเอสวีเอ็ม 16

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 4 การทดลองการแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม 19

4.1 ข้อมูลที่ใช้ทดสอบการแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็ม 19

4.2 ผลการแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็ม 19

4.2.1 การแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น 20

4.2.2 การแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนล 20

4.2.3 การแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนล 23

บทที่ 5 สรุปการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็ม 27

5.1 ผลการทดลองการแบ่งกลุ่มของข้อมูลแต่ละประเภท 27

5.2 ปัญหาที่พบในการทดลอง 28

5.3 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนาโครงงาน 28

เอกสารอ้างอิง 30

ภาคผนวก 31

ประวัติผู้ดำเนินโครงงาน 41

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นของข้อมูลทั้ง 4 ประเภท 20

4.2 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลที่สร้างขึ้น 21

4.3 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งของพืช..... 21

4.4 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งความสมดุล
ของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา..... 22

4.5 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนน
การประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน..... 23

4.6 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง..... 24

4.7 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งของพืช 24

4.8 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งความสมดุล
ของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา..... 25

4.9 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนน
การประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน..... 26

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 ขั้นตอนการสอนของการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธี DB2 11

2.2 โครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจแบบไบนารีที่ใช้สำหรับการทดสอบข้อมูลที่มี 5 กลุ่ม 12

3.1 ข้อมูลที่สร้างขึ้นเองที่สามารถแบ่งแยกได้ด้วยเส้นตรง 13

3.2 ขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 3 กลุ่ม ด้วยวิธีเอสวีเอ็ม 16

3.3 ขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 4 กลุ่ม ด้วยวิธีเอสวีเอ็ม 17

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของโครงงาน

เครื่องการเรียนรู้ (Machine Learning) เป็นงานวิจัยเพื่อหาวิธีการทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ปรับปรุงตัวเองได้ หรืออาจกล่าวได้ว่าการเรียนรู้คือ การศึกษาวิธีวิเคราะห์เพื่อจำแนกหรือแจกแจงข้อมูลจำนวนมากการเรียนรู้เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและขาออกซึ่งจะแสดงในรูปฟังก์ชันเบื้องหลัง (Underlying function) การหาความสัมพันธ์จะมีสองแบบคือ การจำแนก (Classification) คือการแบ่งกลุ่มระหว่างข้อมูลเช่นแบ่งระหว่างตัว x กับ o โดยมีเส้นไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) ในการแบ่งข้อมูลออกจากกัน อย่างที่สองคือการถดถอยเชิงเส้น (Regression) คือการลากเส้นไปตามจุดต่างๆจะเป็นเชิงเส้น หรือไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้

ในปี ค.ศ. 1960 ได้มีผู้เสนอใช้เคอร์เนลโดยมีข้อแตกต่างกับวิธีการเรียนรู้ที่มีมาก่อนหน้านี้ ในแง่ของความสามารถในการหาค่าความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดที่สามารถหาข้อพิสูจน์ได้ได้อย่างแน่นอน นอกจากนั้นยังสามารถใช้ได้กับการแบ่งกลุ่มชนิดไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในทาง การแพทย์ เช่น การแบ่งข้อมูลดีเอ็นเอ ในงานด้านการแบ่งกลุ่มของข้อมูลวิธีเคอร์เนล (Kernel method) ถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อคำนวณค่าผลคูณภายในปริภูมิแต่งเติม (Feature space) ที่มีมิติสูงขึ้น ประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทหรือการประมาณค่านั้นจะขึ้นอยู่กับเคอร์เนลที่เลือกใช้ ซึ่งสามารถปรับให้เหมาะสมกับปัญหาที่กำลังสนใจและให้ผลการแบ่งกลุ่ม หรือการประมาณค่าที่ดีขึ้นในปริภูมิแต่งเติม

เอสวีเอ็ม (SVM) ย่อมาจาก Support Vector Machine คือวิธีที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มแบบเส้นตรง (Linear classifier) ที่ทำงานโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล โดยใช้หลักการหาขอบที่กว้างที่สุดและการแก้ปัญหาแบบมีข้อแม้ (Constrain optimization) ข้อดีของวิธีเอสวีเอ็มคือสามารถหาค่าได้ในจุดที่ต่ำที่สุด (Global minima) ได้ดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาท (Neural network) นอกจากนั้นยังสามารถใช้ได้กับการแบ่งกลุ่มชนิดไม่เป็นเชิงเส้นด้วย

ดังนั้นโครงงานนี้จึงได้ใช้วิธีเอสวีเอ็มนำมาใช้ในการแบ่งแยกข้อมูลตัวอย่างที่มีความแตกต่างกันทั้งจำนวนข้อมูล จำนวนกลุ่มและจำนวนมิติ โดยใช้วิธีเอสวีเอ็ม จากนั้น สมการการแบ่งแยกที่ได้จะนำมาเป็นเครื่องตรวจสอบการแบ่งแยกการวัดระดับความสมดุลโดยการทำนายจากผลที่เกิดขึ้นผลที่ได้มีการวัดที่ถูกต้อง

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน

ศึกษาการแบ่งแยกข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็มและสร้างสมการการแบ่งแยกด้วยโปรแกรมแมทแลบ เพื่อนำไปใช้ทดลองแบ่งแยกข้อมูลตัวอย่างทั้ง 4 ประเภท ที่มีความแตกต่างกันทั้งจำนวนข้อมูล จำนวนกลุ่ม และ จำนวนมิติได้

1.3 ขอบเขตการดำเนินโครงงาน

1. ศึกษาทฤษฎีในการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้วิธีเอสวีเอ็ม สำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม
2. ทำการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้วิธีเอสวีเอ็ม เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุด
3. ทำการแบ่งแยกข้อมูลตัวอย่างที่มีความแตกต่างกันทั้งทางจำนวนข้อมูล จำนวนกลุ่ม และจำนวนมิติ โดยวิธีเอสวีเอ็มและแสดงผลได้อย่างถูกต้อง

1.4 ขั้นตอนและแผนการดำเนินงาน

รายละเอียด	ปี 2555							ปี 2556		
	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.
1. ศึกษาทฤษฎีเกี่ยวกับวิธีแบ่งกลุ่มด้วยเอสวีเอ็ม										
2. ศึกษาข้อมูลชนิดต่าง ๆ เพื่อนำมาทำการแบ่งแยก										
3. ใช้โปรแกรมแมทแลบในการแบ่งแยกข้อมูลตัวอย่างที่มีความแตกต่างกันทั้งจำนวนข้อมูล จำนวนกลุ่มและจำนวนมิติ										
4. จัดทำปริญญานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์										

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงงาน

การแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม สามารถนำไปใช้ในการแบ่งแยกข้อมูลตัวอย่างที่มีความแตกต่างกันทั้งจำนวนข้อมูล จำนวนกลุ่มและจำนวนมิติได้ เพื่อหาเปอร์เซ็นต์การผิดพลาดที่น้อยที่สุด

1.6 งบประมาณ

1. ค่าเอกสารโปรแกรมแมทแลบ	200	บาท
2. ค่าถ่ายเอกสารและเข้าเล่มรายงานฉบับสมบูรณ์	1,000	บาท
3. ค่าพิมพ์เอกสาร	500	บาท
4. ค่าวัสดุคอมพิวเตอร์	300	บาท
รวมทั้งสิ้นเป็นเงิน (สองพันบาทถ้วน)	2,000	บาท

หมายเหตุ ถัวเฉลี่ยทุกรายการ

บทที่ 2
การแบ่งกลุ่มข้อมูล

การแบ่งแยกข้อมูลด้วยเอสวีเอ็มถูกนำไปใช้งานอย่างแพร่หลายเนื่องจาก ได้เปรียบตรงที่สามารถแบ่งแยกข้อมูลที่มีลักษณะซับซ้อนที่ไม่สามารถแบ่งแยกได้ด้วยฟังก์ชันเชิงเส้น โดยอาศัยทฤษฎีที่เรียกว่าวิธีเคอร์เนล (Kernel method) โดยทั่วไปจะใช้งาน 2 ประเภทคือ การแบ่งแยก (Classification) และการถดถอย (Regression) การแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็มจะกล่าวถึงหลักการการแบ่งแยก และการแทนค่าด้วยเคอร์เนล ซึ่งการแสดงข้อมูลจะเป็นการส่งค่าข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น ไปมิติที่สูงกว่าเดิมที่สามารถทำการแบ่งแยกได้ง่ายกว่าเดิม

2.1 การแบ่งแยกข้อมูลแบบไบนารี

โดยทั่วไปการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 2 กลุ่มจะเป็นการหาระนาบที่สามารถแยกข้อมูลที่ออกมาเป็น 2 กลุ่มได้ กำหนดให้ข้อมูลประกอบไปด้วย 2 กลุ่ม และสามารถแสดงได้ดังนี้

$$(y_i, x_i), \ldots, (y_i, x_i), \epsilon x \times \{\pm 1\} \tag{2.1}$$

เมื่อ I = 1,...,L และต้องการที่จะหาฟังก์ชันการตัดสินใจ F ว่าข้อมูลใหม่ที่ได้มาจะอยู่ในกลุ่ม -1 หรือ +1

$$F: x \to \{\pm 1\} \tag{2.2}$$

กำหนดให้ x คือเซตไม่ว่างที่ x_i ถูกเลือกออกมา และ y_i คือกลุ่มของข้อมูล

ข้อมูลที่ให้มาถูกสมมติให้มีจำนวน D แอททริบิว หรือมีมิติเท่ากับ D และสามารถแบ่งแยกได้แบบเชิงเส้น นั่นคือสามารถวาดเส้นตรงที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้ในกรณีที่ข้อมูลมากกว่าสองมิติ เส้นตรงนั้นจะเรียกว่าเป็นไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) และสามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$(w \cdot x) + b = 0 \tag{2.3}$$

เมื่อ w เป็นค่าเวกเตอร์น้ำหนักที่นอร์มอลกับไฮเปอร์เพลน และ b คือค่าไบแอส ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมสามารถสร้างได้โดยการเลือกค่า w และ b ที่สอดคล้องกับสมการต่อไปนี้

$$x_i \cdot w + b \geq 1 \text{ for } y_i = +1$$

$$x_i \cdot w + b \geq 1 \text{ for } y_i = -1 \tag{2.4}$$

สมการข้างต้นสามารถรวมได้เป็น

$$y_i(x \cdot w + b) - 1 \geq 0 \forall_i \tag{2.5}$$

จากไฮเปอร์เพลนแสดงค่ามาร์จิน (ระยะระหว่างข้อมูลที่ใกล้ที่สุดทั้ง 2 กลุ่ม) มีค่าเท่ากับ $\frac{1}{\|w\|}$ ซึ่งเป็นค่าที่เราต้องการหาค่ามากที่สุด โดยต้องสอดคล้องกับข้อบังคับที่สมการที่ (2.5) ดังนั้น สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\min \|w\| \text{ โดยที่ } y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \forall_i \tag{2.6}$$

อย่างไรก็ตามการหาค่าที่มากที่สุดของ $\|w\|$ สามารถเปลี่ยนไปเป็นการหาค่าที่น้อยที่สุดของ $\frac{1}{2}w^2$ นั่นคือการหาคำตอบของปัญหาควอดราติก (Quadratic programming optimization : QP) ดังนั้นสมการที่ (2.6) จะเปลี่ยนไปเป็น

$$\min \|w\|^2 \text{ โดยที่ } y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \forall_i \tag{2.7}$$

การหาออพติไมเซชั่น (Optimization) ของสมการที่ (2.7) จะใช้ตัวคูณลากรานจ์ (Lagrange multiplier) $\alpha_i \leq 0$ $(\alpha = \alpha_1, \ldots, \alpha_m)$ และลากราเจียน (Lagragian)

$$\begin{aligned} L_p &\equiv \tfrac{1}{2}\|w\|^2 - \alpha[y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \forall_i] \\ &\equiv \tfrac{1}{2}\|w\|^2 - \textstyle\sum_{i=1}^{L} \alpha_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1] \\ &\equiv \tfrac{1}{2}\|w\|^2 - \textstyle\sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i (x_i \cdot w + b) + \sum_{i=1}^{L} \alpha_i \end{aligned}$$

$$L(w, b, \alpha) = \tfrac{1}{2}\|w\|^2 - \textstyle\sum_{i=1}^{m} \alpha_i [y_i(< x_i, w > + b) - 1] \tag{2.8}$$

สมการดังกล่าวเรียกว่าเป็นไพรมอลออพติไมเซชั่น (Primal optimization) นั่นคือสามารถหาค่าที่น้อยที่สุดได้โดยเทียบกับตัวแปรไพรมอล w และ b นอกจากนั้นยังสามารถหาค่าที่มากที่สุดเทียบกับตัวแปรดูอัล (Dual variable) α_i จะได้ผลคูณระหว่างค่าบังคับ (Constraint) และตัวคูณลากรานจ์ในสมการที่ (2.8) จะหายไปที่จุดเหมาะสม (Optimal point) ดังนั้น

$$\alpha_i [y_i(< x_i, w > + b) - 1] = 0 \tag{2.9}$$

การหาค่าที่น้อยที่สุดสามารถทำได้โดยการหาอนุพันธ์ของสมการที่ (2.8) เทียบกับ w และ b และให้ค่าการหาอนุพันธ์มีค่าเป็นศูนย์ดังสมการต่อไปนี้

$$\frac{\partial L}{\partial b}(w, b, \alpha) = -\textstyle\sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i = 0 \tag{2.10}$$

$$\frac{\partial L}{\partial w}(w, b, \alpha) = w - \sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (2.11)$$

แทนค่าสมการข้างต้นลงในสมการที่ (2.8) จะได้ปัญหาออพติไมเซชันแบบดูอัล (Dual optimization problem)

$$L_D \equiv \sum_{i=1}^{L} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \text{ โดยที่ } \alpha_i \geq 0 \forall_i, \sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i = 0$$

$$\equiv \sum_{i=1}^{m} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j} \alpha_i H_{ij} \alpha_j \text{ where } H_{ij} \equiv y_i y_j x_i x_j$$

$$\equiv \sum_{i=1}^{L} \alpha_i - \frac{1}{2}\alpha^T H \alpha \text{ โดยที่ } \alpha_i \geq 0 \forall_i, \sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i = 0 \quad (2.12)$$

จากสมการที่ 2.21 สามารถหาสูงสุดได้จากสมการต่อไปนี้

$$max_{\alpha=R^m} \sum_{i=1}^{m} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{m} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K_{ij} \quad (2.13)$$

$$max_{\alpha} \left[\sum_{i=1}^{m} \alpha_i - \frac{1}{2}\alpha^T H \alpha\right] \text{ โดยที่ } \alpha_i \geq 0 \forall_i \text{ and } \sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i = 0 \quad (2.14)$$

โดยที่ $\alpha_i \geq 0$ สำหรับทุกๆ $i = 1, \ldots, m$ และ

$$\sum_{i,j=1}^{m} \alpha_i y_i = 0 \quad (2.15)$$

เมื่อ $K_{ij} = < x_i, x_j >$ คือผลคูณแบบจุด (Dot product) ดังนั้นสมการการตัดสินใจ (Decision function) จะมีค่าเป็น

$$f(x) = sgn(\sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i < x_i x_j > + b) \quad (2.16)$$

โดยที่ปัญหานี้เรียกว่าคอนเวกซ์ออพติไมชั่น (Convex optimition) ซึ่งสามารถแก้ปัญหาโดยใช้ Q_p ซึ่งจะได้ค่าที่ α_i เป็นคำตอบจากสมการที่ (2.10) จะทำให้ได้ค่า w และ b เป็นคำตอบต่อมาทุกๆข้อมูลที่สอดคล้องกับสมการที่ (2.11) ซึ่งจะเป็นซัพพอร์ตเวกเตอร์ x_s จะอยู่ในรูป

$$y_s = (x_s \cdot w + b) = 1 \quad (2.17)$$

แทนในสมการที่ (2.11) จะได้

$$y_s(\sum_{m \epsilon S} \alpha_m y_m x_m \cdot x_s + b) = 1 \quad (2.18)$$

ที่ S คือเซตของซัพพอร์ตเวกเตอร์ดังนั้นจากสมการที่ (2.1) และ (2.2)

$$y_s^2(\sum_{m \epsilon S} \alpha_m y_m x_m \cdot x_s + b) = y_s \quad (2.19)$$

$$b = y_s - \sum_{m\epsilon S} \alpha_m y_m x_m \cdot x_s \quad (2.20)$$

กำหนดให้ b คำนวณได้จากสมการที่ (2.20) ไฮเปอร์เพลนที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสม นั่นคือเป็นระนาบที่ห่างจากข้อมูลทั้ง 2 กลุ่มที่ใกล้กันที่สุดมีค่ามากที่สุด ซึ่งจะมีลักษณะที่สำคัญอีกอย่างหนึ่งคือ ข้อมูลที่อยู่ใกล้ไฮเปอร์เพลนมากที่สุดจะมีค่า $\alpha_i \geq 0$ และข้อมูลเหล่านี้จะเรียกว่าเป็นซัพพอร์ตเวกเตอร์ ในขณะที่ข้อมูลอื่นๆ ที่ไม่ใช่ซัพพอร์ตเวกเตอร์เท่านั้น ในขณะที่ข้อมูลอื่นๆ ที่เหลือไม่มีผลต่อการวางตัวของเส้นไฮเปอร์เพลนเลย

2.2 การแทนที่ด้วยเคอร์เนล

ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่หาได้จากหัวข้อที่แล้วถูกสร้างบนปริภูมิผลคูณ (Dot product space) ดังนั้นจึงไม่เพียงพอที่จะใช้งานกับปัญหาที่น่าสนใจหลายๆอย่างเช่น ปัญหาไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นจึงต้องให้ข้อมูลขาเข้าเป็นเวกเตอร์อยู่ในปริภูมิฟีเจอร์โดยใช้การส่งผ่าน $\Phi: x \rightarrow H$ เมื่อ $x \rightarrow x = \Phi(x)$

การส่งข้อมูลไปที่ปริภูมิฟีเจอร์มีข้อดีในด้านการเรียนรู้โดนใช้พีชคณิตเชิงเส้น นั่นคือข้อมูลที่สามารถแบ่งได้ด้วยวิธีไม่เชิงเส้น สามารถส่งไปที่ปริภูมิที่มีมิติมากขึ้น (ปริภูมิฟีเจอร์) ที่สามารถแบ่งแยกข้อมูลได้ด้วยวิธีเชิงเส้น การส่งผ่าน (Mapping) สามารถทำได้ด้วยการแทนที่ผลคูณภายใน

$$x_x \cdot x_j \rightarrow \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (2.21)$$

สมการการส่งผ่าน $\Phi(x_i)$ จะถูกเรียกว่าเคอร์เนลฟังก์ชัน

$$K(x_i \cdot x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (2.22)$$

เคอร์เนลฟังก์ชันมีหลายฟังก์ชันที่เป็นที่นิยมใช้ อาทิเช่น

1. เคอร์เนลเชิงเส้น (Linear kernel) $K(x_i \cdot x_j) = x_i^T x_j$
2. เรเดียลเบสิสเคอร์เนล (Radial basic kernel) $K(x_i \cdot x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2/\sigma^2$
3. โพลิโนเมียลเคอร์เนล (Polynomial kernel) $K(x_i \cdot x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^b$

กำหนดให้ค่า σ และ b เป็นค่าพารามิเตอร์ที่ผู้ใช้ต้องกำหนดค่าให้ก่อนเริ่มทำงาน

ในการส่งข้อมูลไปที่ปริภูมิฟีเจอร์เราจะแทนค่า $< x_i x_j >$ ด้วย $K(x_i \cdot x_j)$ ซึ่งหมายถึงเคอร์เนลฟังก์ชัน การแทนค่านี้จะเรียกว่าเคอร์เนลทริค (Kernel trick) ที่สามารถทำให้เอสวีเอ็มทำงานแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้ นั่นคือเป็นการหาค่ามากที่สุดของฟังก์ชันต่อไปนี้

$$max_{a=R^m} \sum_{i=1}^{m} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{m} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K_{ij} \quad (2.23)$$

โดยที่ $\alpha_i \geq 0$ สำหรับทุกๆ i=1,..,m และ $\sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i = 0$

ดังนั้นจะได้เงื่อนไขที่สอดคล้องกันของ Karush-Kuhn-Tucker (KKT) ดังนี้

$$y_i(x \cdot w + b) - 1 \geq 0 \forall_i$$

$$\alpha_i \geq 0 \forall_i$$

$$\alpha_i[(y_i < x_i, w > + b) - 1] = 0 \forall_i \quad (2.24)$$

สมการเหล่านี้จะสอดคล้องเมื่อหาคำตอบของการหาค่ามากที่สุดได้ นอกจากนั้นข้อมูลที่เข้ามาใหม่จะสามารถตัดสินได้ว่าเป็นกลุ่มใดจากเครื่องหมายที่ได้สมการการตัดสินใจต่อไปนี้

$$f(x) = sgn(\sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i K < x_i, x_j > + b) \quad (2.25)$$

2.3 การแบ่งแยกที่มีการผิดกลุ่มได้

ในการใช้งานจริงบางครั้งข้อมูลจะมีสัญญาณรบกวน และเอสวีเอ็มไม่สามารถแบ่งแยกได้อย่างถูกต้อง การลดความผิดพลาดเนื่องจากสัญญาณรบกวนสามารถทำได้โดยการใช้วิธีที่เรียกว่าซอฟต์มาร์จิน (Soft margin) หลักการจะเหมือนกับหัวข้อที่ผ่านมา แต่จะมีการใช้กล่องข้อบังคับ (Box constraint)

$$0 \leq \alpha_i \leq c \quad (2.26)$$

และจะได้ค่าที่บวกน้อยๆ สำหรับเคอร์เนลเมตริกซ์

$$K(x_i \cdot x_i) \leftarrow K(x \cdot x_i) + \lambda \quad (2.27)$$

ค่า c และ λ จะควบคุมสมดุลระหว่างค่าผิดพลาดของการสอนและความสามารถในการทำนายค่าในอนาคต ซึ่งจะถูกเลือกโดยค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่ใช้ทดสอบ ดังนั้นสมการที่ (2.5) จะมีการใช้ค่าตัวแปรบวกที่เรียกว่าตัวแปรหย่อนบวก (Positive slack variable: ξ_i)

$$y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1 - \xi_i \quad (2.28)$$

จากนั้นจะต้องมีการหาค่าที่น้อยที่สุดของค่าผลรวมของความผิดพลาด $\sum_{i=1}^{m} \xi_i$ บวกกับ $\|w\|^2$

$$\min\left[\frac{1}{2} w \cdot w + c \sum_{i=1}^{m} \xi_i\right] \quad (2.29)$$

และจะได้ฟังก์ชันไพรมอลดังนี้

$$L(w,b,\alpha,\xi) = \frac{1}{2}w \cdot w + c\sum_{i=1}^{m}\xi_i - \sum_{i=1}^{m}\alpha_i[y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^{m}r_i\,\xi_i \qquad (2.30)$$

โดยมีตัวคูณลากรานจ์ $\alpha_i \geq 0$ และ $r_i \geq 0$ จากนั้นหาอนุพันธ์โดยเทียบกับ w, b และ ξ_i จากนั้นแทนค่ากลับลงไปที่ฟังก์ชันไพรมอลเพื่อที่จะได้ฟังก์ชันดูอัลดังนี้

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^{m}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{m}\alpha_i\alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) - \frac{1}{4c}\sum_{i=1}^{m}\alpha_i^2 \qquad (2.31)$$

ซึ่งสมการดังกล่าวมีการแทนค่าเคอร์เนลฟังก์ชันเรียบร้อยแล้ว การหาค่ามากที่สุดจะได้ค่า w และ b ที่เป็นคำตอบที่ต้องการซึ่งมีวิธีการหาคล้ายกับหัวข้อที่ผ่านมา ค่าที่ได้สามารถนำไปสร้างเป็นฟังก์ชันการตัดสินใจได้ว่าข้อมูลที่ได้มาใหม่อยู่กลุ่มใด

2.4 การใช้งานเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่ไม่อนุญาตให้มีการผิดกลุ่ม

เมื่อใช้เอสวีเอ็มในการแยกแยะความแตกต่างเส้นตรงเชิงเดียวซึ่งอธิบายมาแล้วในหัวข้อที่ 2.1 จะสามารถสรุปเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

1. สร้าง H เมื่อ $H_{ij} = y_i y_j x_i x_j$
2. หา α ที่ทำให้ $\sum_{i=1}^{L}\alpha_i - \frac{1}{2}\alpha^T H\alpha$ มีค่ามากที่สุด โดยมีข้อจำกัดดังต่อไปนี้ $\alpha_i \geq 0 \forall_i$ and $\sum_{i=1}^{L}\alpha_i y_i = 0$ ซึ่งสมการนี้สามารถแก้ได้โดยใช้โปรแกรม QP (Quandratic Programming)
3. คำนวณหา $w = \sum_{i=1}^{L}\alpha_i y_i x_i$
4. หาเซตของเวกเตอร์เกื้อหนุน S โดยการหาดัชนีที่ทำให้ $\alpha_i \geq 0$
5. คำนวณหา $b = \frac{1}{N_s}\sum_{s\epsilon S}(y_s - \sum_{m\epsilon S}\alpha_m\, y_m x_m \cdot x_s)$ ในแต่ละข้อมูลใหม่ x' จะสามารถแบ่งกลุ่มได้จากสมการตัดสิน $y' = sgn(w \cdot x' + b)$

2.5 วิธีการแบ่งแยกข้อมูลที่มีมากกว่า 2 กลุ่ม เป็นแบบลำดับชั้น

การแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็ม สามารถพัฒนาให้สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีมากกว่า 1 กลุ่มได้ โดยใช้วิธีที่เรียกว่าหารด้วยสอง (Divide-by-2 หรือ DB2) สำหรับปัญหาที่มีจำนวน N กลุ่ม วิธี DB2 จะสร้างต้นไม้การตัดสินใจก็จะมีจำนวนโนดเท่ากับ N-1 เริ่มจากข้อมูลทั้งหมดและจะถูกแบ่งข้อมูลเป็น 2 เซ็ตย่อย จนกระทั่งเซ็ตย่อยทุกเซ็ตประกอบไปด้วยชื่อข้อมูลเพียงกลุ่มเดียว วิธี DB2 จะแบ่งข้อมูลที่เป็นกลุ่มเดียวกันให้อยู่ในเซ็ตย่อยเดียวกันเสมอ ดังนั้นวิธี DB2 จะใช้ การแบ่งกลุ่มจำนวน N-1 ครั้ง การแบ่งแยกข้อมูลจะแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

2.5.1 ขั้นตอนที่ใช้สอน

หลักการพื้นฐานคือการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น 2 เซ็ตย่อยทุกๆ ลำดับชั้น การแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น 2 เซ็ตย่อย มีหลายวิธีให้เลือกใช้ หนึ่งในวิธีนั้นคือ การใช้การเปรียบเทียบร่วมกับ การแบ่งกลุ่มด้วยเอสวีเอ็ม เนื่องจากต้องการลดการกระทำการแบ่งกลุ่มให้น้อยที่สุด ขั้นตอนการแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มมี 3 วิธีให้เลือกใช้ ดังต่อไปนี้

1. วิธี k-means

เราจะแทนแต่ละกลุ่มด้วยค่าเฉลี่ย μ_i ที่นิยามโดย

$$\mu_j = \frac{1}{m_j}\sum_{x_i \epsilon \omega} x_i \qquad (2.32)$$

เมื่อ m_j คือ จำนวนของข้อมูลในกลุ่ม ω และ x_i คือ เวกเตอร์ข้อมูล

2. วิธี Spherical shells

ให้ μ_j เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลกลุ่ม j และ M คือค่าเฉลี่ยรวมจะหาได้จาก

$$M = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i \qquad (2.33)$$

เมื่อ m คือ จำนวนทั้งหมดของข้อมูล เราจะใช้ M เป็นเหมือนค่ากลาง**การเปรียบเทียบ** (Thresholde) นั่นคือค่ากลุ่มที่มีค่าน้อยกว่า M จะให้เป็นกลุ่มลบ และค่ากลุ่มที่**มีมากกว่า M จะให้เป็นกลุ่มบวก**

3.วิธี Balanced Subsets

เราแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่มย่อย โดยให้ข้อมูลมีความแตกต่างของจำนว**นตัวอย่างในแต่ละกลุ่มย่อยน้อยที่สุด ข้อกำหนดนี้จะมีประโยชน์ถ้าความเร็วของกระบวนการประมวลผลข้อมูลมีความสำคัญมากหรือข้อมูลมีการกระจาย**

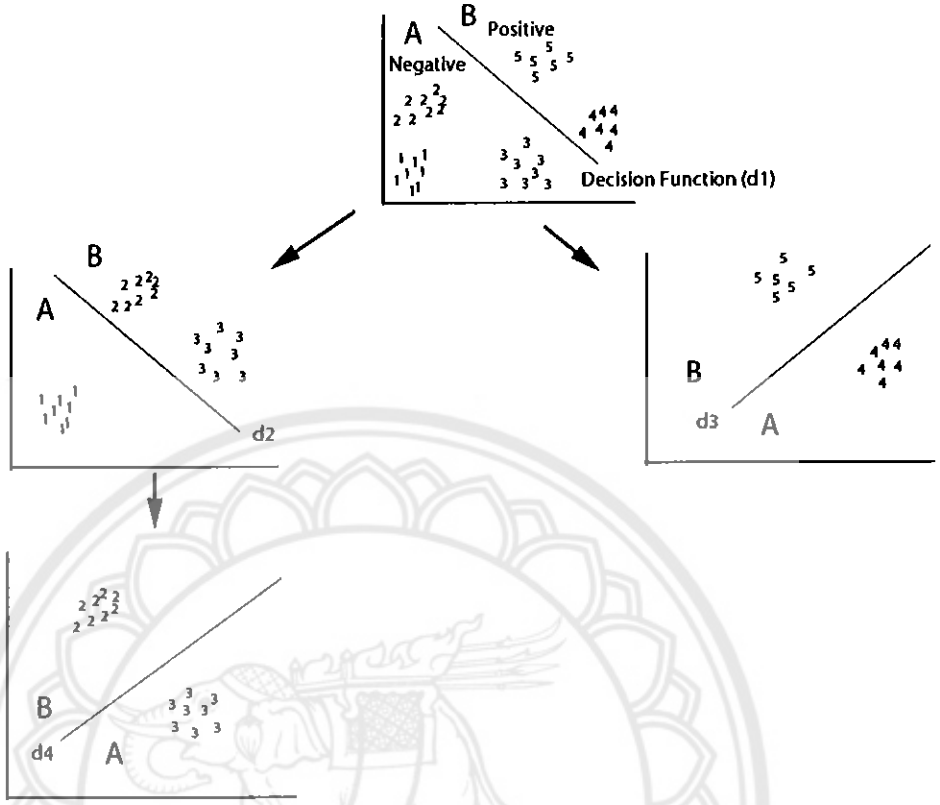
ขั้นตอนการสอนของการแบ่งข้อมูลสามารถทำด้วยวิธี DB2 สามารถสรุปได้ดังนี้

1. ใช้วิธีที่ 1 2 หรือ 3 ที่กล่าวมาแล้ว ในการแบ่งข้อมูลตัวอย่างทั้งหมดออกเป็น 2 กลุ่มย่อย A และ B

2. ใช้วิธีเอสวีเอ็ม แบ่งกลุ่มข้อมูล A และ B และหาค่าพารามิเตอร์ของขอบเขตการตัดสินใจ

3. ทำซ้ำสำหรับข้อมูล A และ B จนกระทั่งกลุ่มย่อยมีข้อมูลเพียงแค่ 1 กลุ่ม

ขั้นตอนการสอนของการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธี DB2 ดังแสดงในรูปที่ 2.1



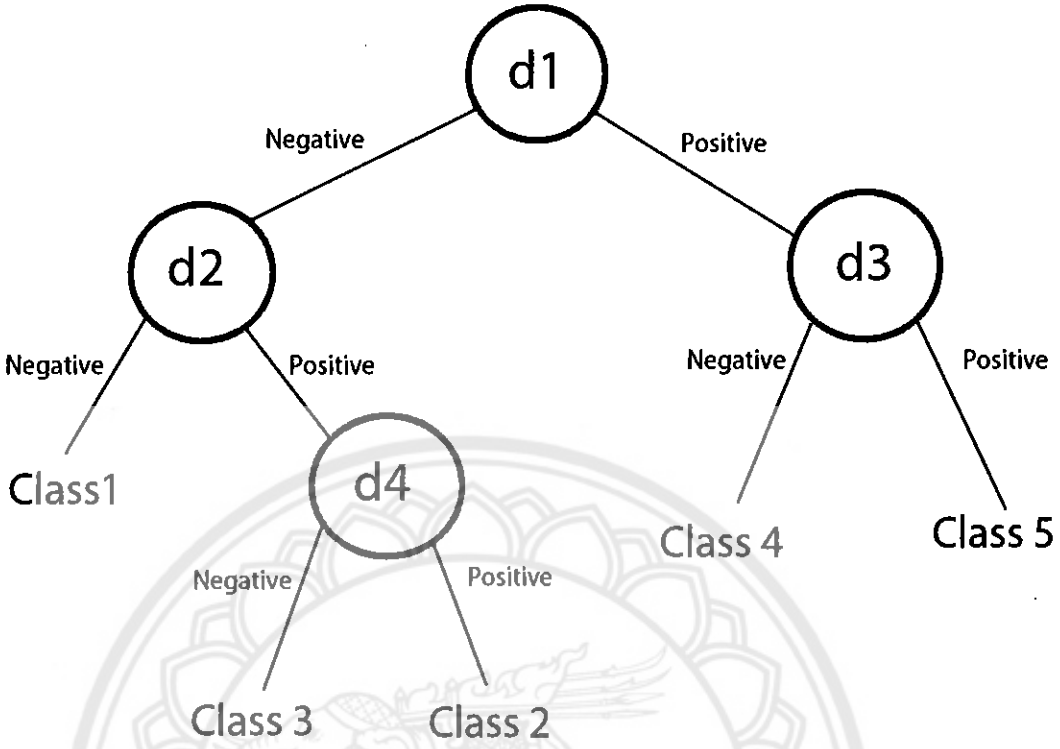
รูปที่ 2.1 ขั้นตอนการสอนของการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธี DB2

2.5.2 ขั้นตอนการทดสอบ

หลักการสอนที่ใช้ DB2 จะนำไปสร้างเป็นโครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจแบบไบนารีที่ใช้สำหรับการทดสอบ รูปที่ 2.2 แสดงให้เห็นถึงต้นไม้การตัดสินใจที่เราสร้างเพื่อทดสอบสำหรับปัญหาข้อมูลที่มี 5 กลุ่ม ในรูปที่ 2.1

ในขั้นต้นกลุ่มทั้งหมดจะถูกสมมุติให้เป็นกลุ่มที่ถูกต้อง ที่ทุกๆ โนด หลังจากนำข้อมูลที่ต้องการหาค่ากลุ่มใส่ลงในการตัดสินใจของแต่ละโนดจะได้ผลออกมา สำหรับข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในพื้นที่บวกหรือลบในการทดสอบจะถูกกำจัดออก การทดสอบจะกระทำตามโครงสร้างต้นไม้และจะบอกได้ว่าข้อมูลที่ทดสอบอยู่ในกลุ่มใด

ถ้าเราหากลุ่มของข้อมูลที่ถูกทำนายได้ที่โนดแรกสุดจะเป็นกรณีที่เกิดขึ้นที่ดีที่สุด ในทางตรงกันข้ามข้อมูลที่ถูกทำนายได้หลังจากการใช้ฟังก์ชันการตัดสินใจทั้งหมด N-1 จะเป็นกรณีที่แย่ที่สุด



รูปที่ 2.2 โครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจแบบไบนารีที่ใช้สำหรับการทดสอบข้อมูลที่มี 5 กลุ่ม

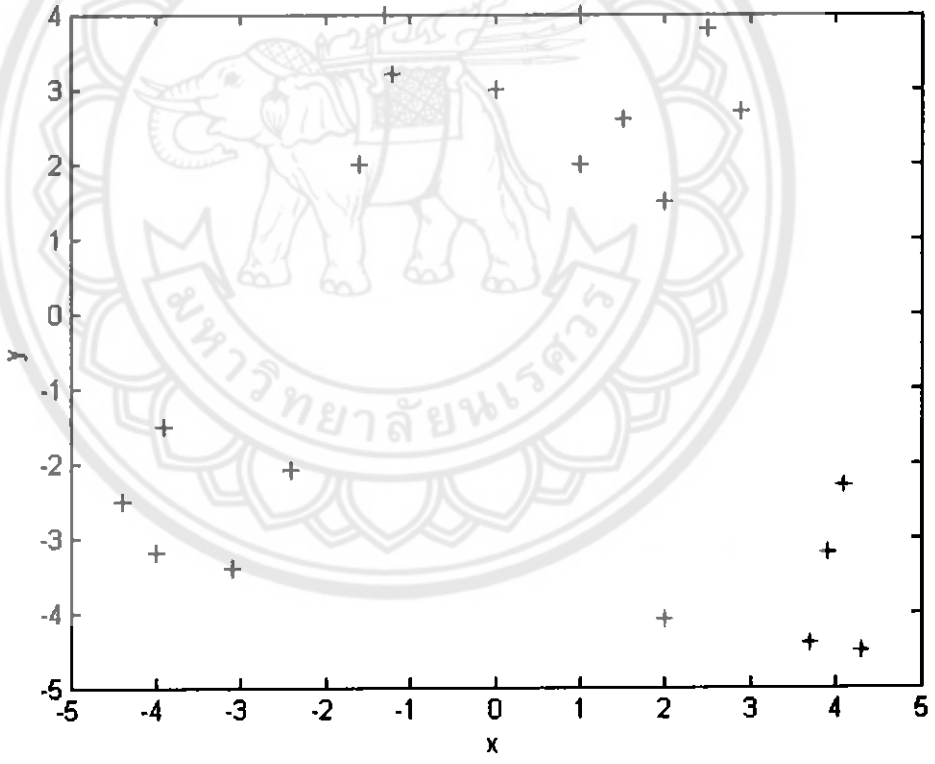
บทที่ 3
การทดลองการแบ่งข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็ม

จากหลักการและวิธีแบ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็มที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 ในบทนี้จะเป็นการแสดงผลการแบ่งกลุ่มที่ได้ โดยใช้โปรแกรมแมทแลบในการแบ่งแยกข้อมูล

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ข้อมูลที่เราจะใช้ในการทดลองทั้งหมดแบ่งได้เป็น 4 ประเภทดังนี้

1. ข้อมูลที่สร้างขึ้นเองมีจำนวนทั้งหมด 20 ข้อมูล มี 2 แอททริบิว และ มี 3 กลุ่ม สามารถแบ่งแยกได้ด้วยเส้นตรงดังแสดงในรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ข้อมูลที่สร้างขึ้นเองที่สามารถแบ่งแยกได้ด้วยเส้นตรง

ตัวอย่างข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

xtrain=[2.0 1.5

1.5 4.0

-3.1 -3.4

-4.4 -2.5

3.7 -4.4];

2. ข้อมูลการแบ่งของพืช (Iris) มีจำนวนทั้งหมด 150 ข้อมูล มี 4 แอททริบิว ซึ่งจะแบ่งชนิดของพืชโดยวัดจากความกว้างและความยาว จากกลีบเลี้ยงและกลีบดอกของพืช สามารถแบ่งได้เป็น 3 กลุ่ม คือ Setosa (1) Versicolour (2) และ Virginica (3)

ตัวอย่างข้อมูลการแบ่งของพืช

data_iris=[5.1,3.5,1.4,0.2,1

4.6,3.1,1.5,0.2,1

7.0,3.2,4.7,1.4,2

6.4,3.2,4.5,1.5,2

5.8,2.7,5.1,1.9,3];

จากตัวอย่างข้อมูล

- คอลัมน์แรกเป็นตัวเลขของความยาวของกลีบเลี้ยง
- คอลัมน์ที่สองเป็นความกว้างของกลีบเลี้ยง
- คอลัมน์ที่สามคือความยาวของกลีบดอก
- คอลัมน์ที่สี่คือความกว้างของกลีบดอก มีหน่วยเป็นเซนติเมตร
- คอลัมน์ที่ห้าคือชนิดของดอก Iris-setosa (1) Iris-versicolor (2) Iris-virginica (3)

3. ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา มีจำนวนทั้งหมด 625 ข้อมูลมี 4 แอททริบิว ซึ่งสามารถแบ่งได้เป็น 3 กลุ่มคือ สมดุลไปทางซ้าย (L) สมดุลไปทางขวา (R) และสมดุลตรงกลาง (B) จะแบ่งกลุ่มการทดลองจากน้ำหนักผลการทดลองและระยะเวลาของการทดลอง ผลการแบ่งข้อมูลจะได้จากการคูณน้ำหนักและระยะผลการทดลอง ทั้งทางด้านซ้ายและขวา หากเท่ากันจะสมดุล

ตัวอย่างข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา

data_Balance=[1,1,1,1, B

1,1,1,2,R

1,1,1,3,R

1,1,1,4,R

1,1,1,5,R];

จากตัวอย่างข้อมูล

- คอลัมน์แรกจะบอกถึงน้ำหนักผลการทดลองทางด้านซ้ายมี 5 ระดับ (1 - 5)
- คอลัมน์ที่สองจะบอกถึงระยะผลการทดลองทางด้านซ้าย มี 5 ระดับ (1 - 5)
- คอลัมน์ที่สามจะบอกถึงน้ำหนักผลการทดลองทางด้านขวามี 5 ระดับ (1 - 5)
- คอลัมน์ที่สี่จะบอกถึงระยะผลการทดลองทางด้านขวามี 5 ระดับ (1 - 5)
- คอลัมน์ที่ห้าจะบอกถึงผลการแบ่งการทดลอง ด้านขวา (R) ด้านซ้าย (L) สมดุล (B)

4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน (Teaching assistant) มีจำนวนทั้งหมด 151 ข้อมูล มี 5 แอนทริบิว จะแบ่งตามคะแนนของการประเมินแต่ละครั้งโดยคะแนนจะแบ่งเป็น 3 ระดับ คือคะแนนต่ำ คะแนนปานกลางและคะแนนสูง โดยแบ่งจากสำเนียงการพูดภาษาอังกฤษโดยกำเนิดของผู้ช่วยสอน พูดอังกฤษโดยกำเนิด (1) ไม่พูดอังกฤษโดยกำเนิด (2) จำนวนรายวิชาการสอนทั้งหมด จำนวนหลักสูตรการสอน การสอนในภาคเรียนปกติ และภาคฤดูร้อน ภาคฤดูร้อน (1) ภาคปกติ (2) จำนวนนักเรียนในห้องเรียน (จำนวน) ทัศนคติของแต่ละห้องเรียน ต่ำ (1) กลาง (2) สูง (3)

ตัวอย่างข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน

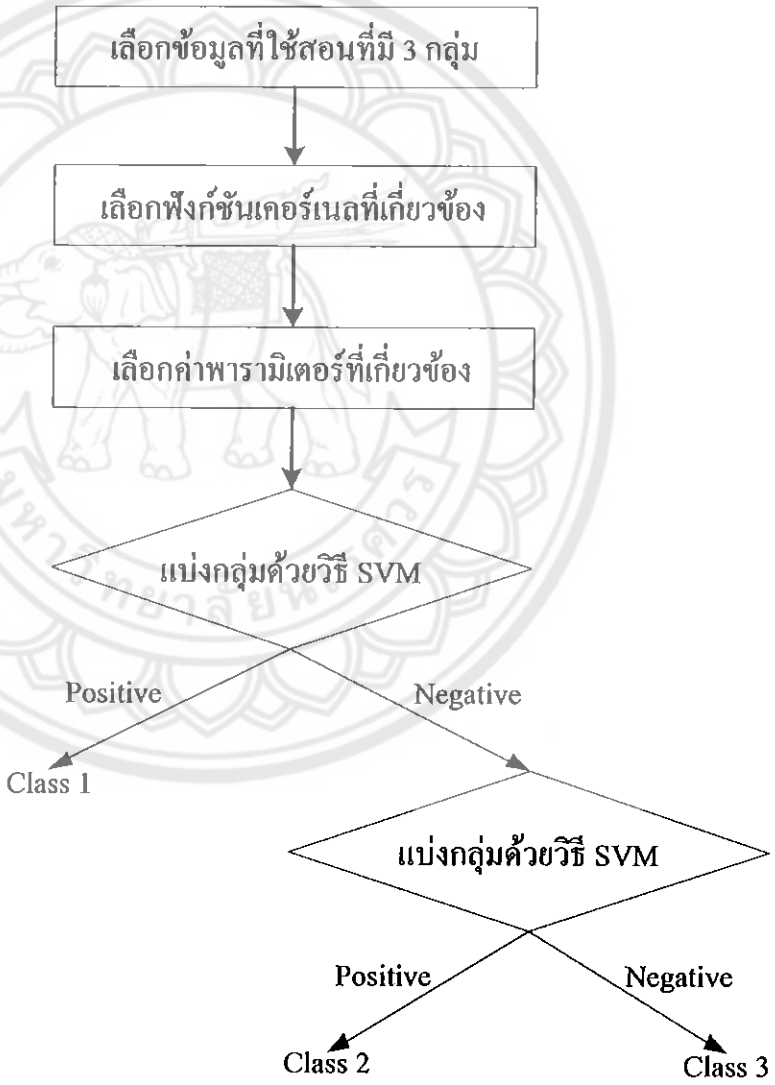
```
data_TA=[ 1,23,3,1,19,3
          2,15,3,1,17,3
          1,23,3,2,49,3
          1,5,2,2,33,3
          2,23,3,1,20,3];
```

จากตัวอย่างข้อมูล

- คอลัมน์แรกอธิบายถึงสำเนียงการพูดภาษาอังกฤษโดยกำเนิดของผู้ช่วยสอน พูดอังกฤษโดยกำเนิด (1) ไม่ได้พูดอังกฤษโดยกำเนิด (2)
- คอลัมน์ที่สองอธิบายถึงจำนวนรายวิชาการสอนทั้งหมด (จำนวน)
- คอลัมน์ที่สามอธิบายถึงจำนวนหลักสูตร (จำนวน)
- คอลัมน์ที่สี่อธิบายถึงการสอนในภาคปกติและภาคฤดูร้อน ภาคฤดู้อน (1) ภาคปกติ (2)
- คอลัมน์ที่ห้าอธิบายถึงจำนวนนักเรียนในห้องเรียน (จำนวน)
- คอลัมน์ที่หกอธิบายถึงค่ากลุ่มของคะแนน ต่ำ ปานกลาง และสูง

3.2 การแบ่งแยกข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มโดยใช้วิธีเอสวีเอ็ม

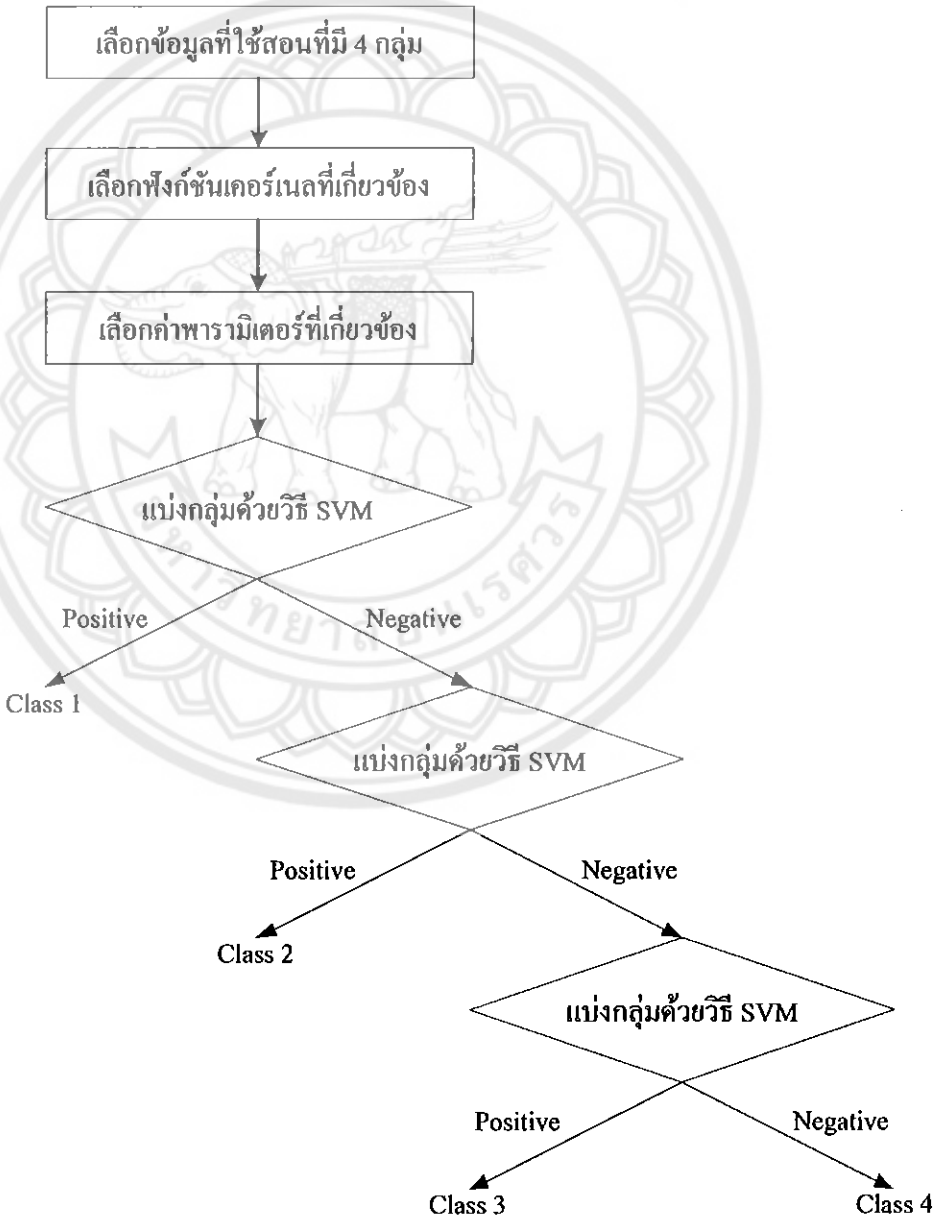
ขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลโดยเอสวีเอ็ม แสดงได้ดังรูปที่ 3.2 และรูปที่ 3.3 ในการแบ่งแยกข้อมูลมีดังนี้ เลือกข้อมูลที่ใช้สอนที่มีอยู่ 4 ประเภท แล้วทำการเลือกฟังก์ชันเคอร์เนลที่เกี่ยวข้องมาทำการแบ่งแยกข้อมูลแล้วเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องซึ่งประกอบไปด้วยค่า σ, b ซึ่งค่า σ คือค่าพารามิเตอร์ของเรเดียลเบสิสเคอร์เนล และค่า b คือค่าพารามิเตอร์ของโพลิโนเมียลเคอร์เนล แล้วตรวจสอบชนิดของข้อมูลว่าเป็น Negative หรือ Positive ในกรณีที่เป็นการแบ่งข้อมูล 3 กลุ่มจะมีขั้นตอนการทำงาน เป็นดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 3 กลุ่ม ด้วยวิธีเอสวีเอ็ม

จากรูปที่ 3.2 จะเป็นขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 3 กลุ่ม ด้วยเอสวีเอ็ม ขั้นตอนแรกจะทำการเลือกข้อมูลที่เราจะศึกษามา จากนั้นเลือกฟังก์ชันเคอเนลที่เหมาะสมที่สุดกล่าวคือมีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุดในการเลือกใช้ แล้วปรับค่าพารามิเตอร์นั้นๆ ของแต่ละฟังก์ชันเพื่อให้ได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุด เลือกการแบ่งกลุ่มทั้ง 3 วิธีจากนั้นข้อมูลจะถูกแบ่งเป็น Positive และ Negative ในด้าน Positive นั้นข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาจะได้เป็นกลุ่มที่หนึ่ง ส่วนด้าน Negative ข้อมูลที่ถูกแบ่งจะยังคงมีอยู่ 2 กลุ่ม เราจะได้วิธีการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็มจะได้ข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่ 3 และ กลุ่มที่ 4 ดังรูปรูปที่ 3.2

ในกรณีที่เป็นการแบ่งข้อมูล 4 กลุ่มจะมีขั้นตอนการทำงาน เป็นดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 4 กลุ่ม ด้วยวิธีเอสวีเอ็ม

จากรูปที่ 3.3 จะเป็นขั้นตอนการแบ่งแยกข้อมูลที่มี 4 กลุ่ม ด้วยวิธีเอสวีเอ็ม ขั้นตอนแรกจะทำการเลือกข้อมูลที่เราจะศึกษามา จากนั้นเลือกฟังก์ชันเคอเนลที่เหมาะสมที่สุดกล่าวคือมีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุดในการเลือกใช้ แล้วปรับค่าพารามิเตอร์นั้นๆ ของแต่ละฟังก์ชันเพื่อให้ได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุด เลือกการแบ่งกลุ่มทั้ง 3 วิธีจากนั้นข้อมูลจะถูกแบ่งเป็น Positive และ Negative ในด้าน Positive นั้นข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาจะได้เป็นกลุ่มหนึ่ง ในด้าน Negative จะถูกแบ่งกลุ่มอีกครั้งด้วยเอสวีเอ็มจะได้เป็น Positive และ Negative ในด้าน Positive จะได้เป็นกลุ่มที่ 2 และในด้าน Negative จะถูกแบ่งกลุ่มอีกครั้งด้วยเอสวีเอ็มจะได้เป็น Positive และ Negative ในด้าน Positive จะได้เป็นกลุ่มที่ 3 และในด้าน Negative จะได้เป็นกลุ่มที่ 4 ดังแสดงในรูปที่ 3.3

บทที่ 4
การทดลองการแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่ม

การแบ่งแยกโดยใช้วิธีเอสวีเอ็มสำหรับข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มจะถูกเก็บข้อมูลเพื่อนำมาทำการแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็ม การแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็มจะมีอยู่ 2 ขั้นตอนคือขั้นตอนสอน (Training) เพื่อที่จะได้มาซึ่งสมการการแบ่งแยก และขั้นตอนทดสอบ (Test) เพื่อทดสอบดูประสิทธิภาพของสมการการแบ่งแยกที่ได้ ดังนั้นข้อมูลทั้ง 4 ประเภทที่กล่าวมาในบทที่ 3 ที่ถูกเก็บค่ามาจะถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่มคือกลุ่มที่ใช้สอนและกลุ่มที่ใช้ทดสอบ

4.1 ข้อมูลที่ใช้ทดสอบการแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็ม

ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของการแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็มมีทั้งหมด 4 ประเภท ทั้งที่เป็นข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง และข้อมูลที่เก็บค่ามาได้ ดังต่อไปนี้

1. ข้อมูลที่สร้างขึ้นเองมีจำนวน 2 แอททริบิว 3 กลุ่มทั้งหมด 20 ข้อมูล โดยแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้สอน 15 ข้อมูล และข้อมูลที่ใช้ทดสอบ 5 ข้อมูล

2. ข้อมูลการแบ่งของพืชมีจำนวน 150 ข้อมูล 4แอททริบิว 3 กลุ่มโดยแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้สอน 120 ข้อมูลและข้อมูลที่ใช้ทดสอบ 30 ข้อมูล

3. ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยามีจำนวนทั้งหมด 4 แอททริบิว 3 กลุ่ม 625 ข้อมูล โดยแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้สอน ข้อมูล 575 และข้อมูลที่ใช้ทดสอบทั้งหมด50 ข้อมูล

4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนมีจำนวน 5 แอททริบิว 3 กลุ่มทั้งหมด 151 ข้อมูล โดยแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้สอน 121 ข้อมูล และข้อมูลที่ใช้ทดสอบ 30 ข้อมูล

4.2 ผลการแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็ม

ประสิทธิภาพของการแบ่งแยกข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็มถูกแสดงด้วยค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม ซึ่งค่าน้อยจะหมายถึงประสิทธิภาพที่ดีในการแบ่งกลุ่ม ผลที่ได้จะแสดงเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลทั้ง 4 ประเภทโดยทำการทดสอบกับเคอร์เนลฟังก์ชัน 3 ประเภทนั่นคือฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนล โพลิโนเมียลเคอร์เนลและมีการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของเคอร์เนลฟังก์ชันนั้นๆ เพื่อทดสอบว่าค่าพารามิเตอร์ที่ควรจะเป็นมีค่าเท่าใด

4.2.1 การแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลทั้ง 4 ประเภทโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นนั้น ข้อมูลทั้ง 4 ประเภทมีเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ดีที่สุดในการแบ่งนี้คือ 0.00 เปอร์เซ็นต์ดังแสดงในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นของข้อมูลทั้ง 4 ประเภท

1. ข้อมูลที่สร้างด้วยตนเอง			เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ถูก	ผิด	รวม	
5	0	5	0.00
2. ข้อมูลการแบ่งของพืช			เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ถูก	ผิด	รวม	
30	0	30	0.00
3. ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของการจำลองทดลองทางจิตวิทยา			เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ถูก	ผิด	รวม	
47	3	50	6.00
4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนของผู้ช่วยสอนอาจารย์			เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ถูก	ผิด	รวม	
12	18	30	60.00

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้คอร์เนลเชิงเส้นของข้อมูลทั้ง 4 ประเภท คือข้อมูลที่สร้างด้วยตนเองและข้อมูลการแบ่งของพืช จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดอยู่ที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งเป็นค่าการผิดกลุ่มที่ดีที่สุดข้อมูลการแบ่งความสมดุลของการจำลองทดลองทางจิตวิทยาจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดอยู่ที่ 6.00 เปอร์เซ็นต์และ ข้อมูลการแบ่งข้อมูลคะแนนของผู้ช่วยสอนอาจารย์จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดอยู่ที่ 60.00 เปอร์เซ็นต์

4.2.2 การแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนล

ประสิทธิภาพที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลทั้ง 4 ประเภทโดยใช้เรเดียลเบสิสเคอร์เนลนั้น ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มขึ้นอยู่กับการปรับค่าพารามิเตอร์ σ ให้เหมาะสมกับข้อมูลประเภทนั้นๆ

1. ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลที่สร้างขึ้นเองด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้เรเดียลเบสิสเคอร์เนล แสดงดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ค่า σ	จุด	ผิด	รวม	
0.1	5	0	5	0.00
0.6	5	0	5	0.00
1	5	0	5	0.00
4	5	0	5	0.00
5	5	0	5	0.00

จากผลการทดลองที่ได้พบว่าการปรับค่าพารามิเตอร์ σ ที่มีค่าเท่ากับ 0.1 0.6 1 4 และ 5 นั้น จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 0.00 เปอร์เซ็นต์ ดังนั้นสำหรับข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง ไม่ว่าค่า σ เป็นเท่าใด ระหว่าง 0.1-5 จะสามารถแบ่งกลุ่มได้เสมอ

2. ข้อมูลการแบ่งของพืช

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลการแบ่งของพืช โดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนล ดังแสดงในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งของพืช

ข้อมูลการแบ่งของพืช				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ค่า σ	จุด	ผิด	รวม	
0.1	17	13	30	43.33
0.6	29	1	30	3.33
1	29	1	30	3.33
4	30	0	30	0.00
5	30	0	30	0.00

จากการทดลองพบว่าเมื่อปรับค่าพารามิเตอร์ σ ให้มีค่าเท่ากับ 4 และ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 0.00 เปอร์เซ็นต์ เป็นเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่มีค่าน้อยที่สุด

3. ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้เรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยาจะได้เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา

ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
(σ)	(ชุด)	(ชุด)	(ชุด)	
0.1	20	30	50	60.00
0.6	15	35	50	70.00
1	22	28	50	56.00
4	34	16	50	32.00
5	34	26	50	52.00

เมื่อทำการปรับค่าพารามิเตอร์ σ ให้มีค่าเท่ากับ 0.1 0.6 1 4 และ 5 ตามลำดับและทำการทดลอง ผลที่ได้พบว่าค่าที่ค่า σ = 4 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 32.00 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับค่าที่ 0.1 0.6 1 และ 5

4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้เรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนแสดงดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของสอนอาจารย์ผู้ช่วยสอน

ข้อมูลการแบ่งโดยแบบการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
σ	กลุ่ม	กลุ่ม	รวม	
0.1	20	10	30	33.33
0.6	19	11	30	36.66
1	21	9	30	30.00
4	11	19	30	63.33
5	11	19	30	63.33

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้เรเดียลเบสิสเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนการปรับค่าพารามิเตอร์ σ ในค่าต่างๆคือค่าที่ 0.1 0.6 1 4 และ 5 ตามลำดับ ผลที่ได้พบว่าที่ค่า $\sigma = 1$ จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 30.00 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับค่าอื่น

4.2.3 การแบ่งแยกด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนล

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลทั้ง 4 ประเภทโดยการใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนล เปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มและประสิทธิภาพของข้อมูลทั้ง 4 ประเภทขึ้นอยู่กับการปรับค่าพารามิเตอร์ bให้เหมาะสมกับข้อมูลประเภทนั้นๆ

1. ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลที่สร้างขึ้นเองดังแสดงให้เห็นในตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ค่า *b*	ชุด	เมือง	รวม	
1	5	0	5	0.00
2	5	0	5	0.00
3	5	0	5	0.00
4	5	0	5	0.00
5	5	0	5	0.00

ผลที่ได้จากการทดลองโดยการปรับค่าพารามิเตอร์ *b* ค่าที่ 1 2 3 4 และ 5 ตามลำดับจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุดเท่ากันทุกค่า คือ 0.00 เปอร์เซ็นต์

2. ข้อมูลการแบ่งของพืช

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งของพืชดังแสดงในตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งของพืช

ข้อมูลการแบ่งของพืช				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ค่า *b*	ชุด	เมือง	รวม	
1	30	0	30	0.00
2	30	0	30	0.00
3	30	0	30	0.00
4	30	0	30	0.00
5	30	0	30	0.00

ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ *b* ค่าที่ 1 2 3 4 และ 5 ตามลำดับทุกค่าจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 0.00 เปอร์เซ็นต์ ข้อมูลการแบ่งของพืชสามารถนำไปใช้งานกับค่าพารามิเตอร์ที่ค่าไหนก็ได้

3. ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนลข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยาแสดงดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา

ข้อมูลการแบ่งโมเดลจำลองผลการทดลองในทางจิตวิทยา				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ครั้งที่	กลุ่ม	เต็ม	ทดสอบ	
1	47	3	50	6.00
2	40	10	50	20.00
3	40	10	50	20.00
4	41	9	50	18.00
5	36	14	50	28.00

ผลจากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยาเมื่อทำการปรับค่าพารามิเตอร์ b ที่ค่า b= 1 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 6.00 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับค่าที่ 2 3 4 และ 5 ที่ค่า b = 1 มีความเหมาะสมมากที่สุดในการนำไปใช้งาน

4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีเอสวีเอ็มโดยใช้โพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนแสดงให้เห็นในตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 ผลการแบ่งแยกโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลของข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน

ข้อมูลการแบ่งระดับคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน				เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
ค่า b	ต่ำ	ปานกลาง	สูง	
1	12	18	30	60.00
2	16	14	30	46.66
3	20	10	30	33.33
4	21	9	30	30.00
5	23	7	30	23.33
6	22	8	30	26.66
7	21	9	30	30.00
8	21	9	30	30.00

ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ b ไปที่ค่าต่างๆจนกว่าจะได้เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุด จะได้ค่าพารามิเตอร์ $b = 5$ ซึ่งจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของการแบ่งกลุ่มข้อมูลน้อยที่สุด คือ 23.33 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่ค่า b เท่ากับ 1 2 3 4 6 7 และ 8

ผลที่ได้จากแบ่งกลุ่มของข้อมูลทั้ง 4 ประเภท คือข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง ข้อมูลการแบ่งของพืช ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยาและข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนที่ทำการทดลองโดยเปลี่ยนเคอร์เนลฟังก์ชันนั่นคือฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น เรเดียลเบสิสเคอร์เนลและโพลิโนเมียลเคอร์เนล และค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในเคอร์เนลฟังก์ชันทั้ง 3 ประเภทในการทดลองเพื่อดูผลเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่มการแบ่งข้อมูลโดยใช้เคอร์เนลเชิงเส้นจะมีความผิดพลาดน้อยที่สุด เมื่อเทียบกับการแบ่งข้อมูลโดยใช้เรเดียลเบสิสเคอร์เนลและโพลิโนเมียลเคอร์เนล

บทที่ 5
สรุปผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็ม

ในบทนี้เป็นการสรุปผลการแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งกลุ่มทั้ง 4 ประเภทนั่นคือ ข้อมูลที่สร้างขึ้น ข้อมูลการแบ่งของพืช ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยาและข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอนด้วยวิธีเอ็สวีเอ็ม ซึ่งทำการทดสอบประสิทธิภาพโดยทดลองใช้เคอร์เนลฟังก์ชันทั้ง 3 ประเภท นั่นคือเคอร์เนลฟังก์ชันแบบเชิงเส้น เรเดียลเบสิสเคอร์เนลและโพลิโนเมียลเคอร์เนล นอกจากนั้นยังมีการทดลองเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในเรเดียลเบสิสเคอร์เนล และโพลิโนเมียลเคอร์เนล เพื่อดูความสัมพันธ์ของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดกับค่าของพารามิเตอร์แต่ละตัว

5.1 ผลการทดลองการแบ่งกลุ่มของข้อมูลแต่ละประเภท

1. ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

ผลที่ได้จากการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นของข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์ การแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลที่ค่าพารามิเตอร์ σ เท่ากับ 0.1 0.6 1 4 และ 5 ทุกค่าจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่เท่ากันหมดทุกค่าคือ 0.00 เปอร์เซ็นต์ และการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลปรับค่าพารามิเตอร์ b ที่ค่า 1 2 3 4 และ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งข้อมูลประเภทนี้สามารถใช้ฟังก์ชันใดก็ได้ในการนำไปใช้งาน เพราะในแต่ละฟังก์ชันจะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่อยู่ที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์ สำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์ในค่าต่างๆ เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของข้อมูลก็มีค่าอยู่ที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์

2. ข้อมูลการแบ่งของพืช

จากการแบ่งแยกข้อมูลพืชโดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นผลที่ได้มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์ การแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลที่ค่าพารามิเตอร์ σ เท่ากับ 0.1 0.6 1 4 และ 5 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดจะน้อยลงเรื่อยๆ จนเป็น 0 ที่ค่า σ เท่ากับ 4 และ 5 ในส่วนการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนล ปรับค่าพารามิเตอร์ b ที่ค่า 1 2 3 4 และ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่ 0.00 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งข้อมูลประเภทนี้สามารถใช้ฟังก์ชันฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นหรือฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลก็ได้ในการนำมาใช้งานจริง

3. ข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา

จากการแบ่งข้อมูลการแบ่งความสมดุลของแบบจำลองผลการทดลองทางจิตวิทยา โดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดอยู่ที่ 6.00 เปอร์เซ็นต์ การแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลค่าพารามิเตอร์ σ เท่ากับ 0.1 0.6 1 4 และ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุดอยู่ที่ 32.00 เปอร์เซ็นต์ที่ค่า $\sigma = 4$ และการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนล ปรับค่าพารามิเตอร์ b ที่ค่า 1 2 3 4 และ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุดอยู่ที่ 6.00 เปอร์เซ็นต์ที่ค่า $b = 1$ จะเห็นได้ว่าในการนำไปใช้จริงของข้อมูลนี้จะสามารถใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นหรือฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลที่ค่า 1 ก็ได้ โดยสองฟังก์ชันนี้จะได้ซึ่งค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเท่ากันที่ 6.00 เปอร์เซ็นต์

4. ข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน

จากการแบ่งข้อมูลการแบ่งคะแนนการประเมินของอาจารย์ผู้ช่วยสอน โดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดอยู่ที่ 60.00 เปอร์เซ็นต์ การแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิสเคอร์เนลโดยใช้ค่าพารามิเตอร์ σ เท่ากับ 0.1 0.6 1 4 และ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุดอยู่ที่ 30.00 เปอร์เซ็นต์ที่ค่า 1 และการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลปรับค่าพารามิเตอร์ b ที่ค่า 1 2 3 4 5 6 7 และ 8 ค่าที่พารามิเตอร์เท่ากับ 5 จะมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยที่สุดอยู่ที่ 23.33 เปอร์เซ็นต์ จะเห็นได้ว่าข้อมูลนี้ในการนำไปใช้จริงเราควรที่จะใช้ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนลที่ค่าพารามิเตอร์ค่า $b = 5$ ซึ่งจะได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นและเรเดียลเบสิสเคอร์เนล

5.2 ปัญหาที่พบในการทดลอง

1. การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลน้อย อาจพบปัญหานั่นคือจำนวนข้อมูลที่ใช้สอนมีน้อยเกินไป ทำให้ผลการแบ่งกลุ่มมีความผิดพลาดสูงมาก

2. บางข้อมูลเป็นข้อมูลที่มีความซับซ้อนมากซึ่งข้อมูลประเภทนี้หากนำมาใช้การแบ่งแยกก็ยังมีค่าความผิดพลาดที่มีค่าสูงอยู่

5.3 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนาโครงงาน

1. เพิ่มจำนวนข้อมูลให้มีมากขึ้นเพื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้สอน ซึ่งจะทำให้การแบ่งแยกมีความถูกต้องมากขึ้นและลดเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มให้มีค่าน้อยลง

2. สำหรับข้อมูลบางข้อมูลที่มีค่าความผิดพลาดการแบ่งกลุ่มสูง ถึงแม้ว่าจะลองใช้เคอร์เนลฟังก์ชันหลายแบบร่วมกับการใช้ค่าพารามิเตอร์ที่หลากหลาย แต่ความผิดพลาดก็ยังมีค่าสูงดังนั้นควรจะลองใช้การแบ่งกลุ่มวิธีอื่นนอกจากวิธีเอสวีเอ็ม

3. การทดลองแบ่งกลุ่มด้วยวิธีเอสวีเอ็ม สามารถประยุกต์ใช้กับงานให้หลากหลายมากขึ้น เช่น แบ่งแยกดีเอ็นเอผู้ป่วยมะเร็งเม็ดเลือดขาว ผู้ป่วยโรคหัวใจ เป็นต้น

เอกสารอ้างอิง

[1] ลัญฉกร วุฒิสิทธิกุลกิจ และคณะ "**การใช้งานโปรแกรม Matlab เบื้องต้น**", พิมพ์ครั้งที่ 3, สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2551.

[2] S. Gunn. "**Support Vector Machine for Classification and Regression**", ISIS Technical Report, University of Southampton, UK, 1998.

[3] T. Fletcher. " **Support Vector Machines Explained**", University College London, UK, 2009.

ภาคผนวก

รายละเอียดโปรแกรมของข้อมูลแต่ละชนิด

1. ข้อมูลที่สร้างขึ้นเอง

```
xtrain=[2.0 1.5;1.5 4.0;3.5 3.8;1.5 2.6;2.9 2.7;-3.2 3.2; -4.3 4.0
-1.9 2.0;-2.7 3.0;-4.6 2.0;-3.9 -1.5;-4.0 -3.2;-2.4 -2.1;-3.1 -3.4
-4.4 -2.5;3.7 -4.4;3.9 -3.2;4.1 -2.3;4.3 -4.5;2.0 -4.1];
y1=[1;1;1;1;1];
y2=[2;2;2;2;2];
y3=[3;3;3;3;3];
y4=[4;4;4;4;4];
datatest=[5.0 -5.0]
yy1=repmat(-1,15,1);
yy2=repmat(-1,10,1);
yy3=repmat(4,5,1);
ytrain1=[y1;yy1];
ytrain2=[y2;yy2];
ytrain3=[y3;yy3];
```

1.1 ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น

```
svmstruct1=svmtrain(xtrain, ytrain1);
Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
        svmstruct2 = svmtrain(xtrain(6:20,1:2), ytrain2);
        Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
if Result2 == -1
            svmstruct3 = svmtrain(xtrain(11:20,1:2), ytrain3);
            Result3 = svmclassify(svmstruct3, datatest);
            Class=Result3
else
            Result2 == 2;
            Class=Result2
end

else
        Result1 == 1;
        Class=Result1
end
```

1.2 ฟังก์ชันเรเดียลเบสิกเคอร์เนล

```
svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',0.1);
Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
        svmstruct2 = svmtrain(xtrain(6:20,1:2),
ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',0.1);
        Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
if Result2 == -1
            svmstruct3 = svmtrain(xtrain(11:20,1:2), ytrain3);
            Result3 = svmclassify(svmstruct3, datatest);
            Class=Result3
else
            Result2 == 2;
```

```
            Class=Result2
end

else
        Result1 == 1;
        Class=Result1
end
```

1.3 ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนล

```
svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',5);
Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
        svmstruct2 = svmtrain(xtrain(6:20,1:2),
ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',5);
        Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
if Result2 == -1
            svmstruct3 = svmtrain(xtrain(11:20,1:2), ytrain3);
            Result3 = svmclassify(svmstruct3, datatest);
            Class=Result3
else
            Result2 == 2;
            Class=Result2
end

else
        Result1 == 1;
        Class=Result1
end
```

2. ข้อมูลการแบ่งของพืช

```
xtrain=[5.1,3.5,1.4,0.2;4.9,3.0,1.4,0.2;4.7,3.2,1.3,0.2
4.6,3.1,1.5,0.2;5.0,3.6,1.4,0.2;5.4,3.9,1.7,0.4;4.6,3.4,1.4,0.3
5.0,3.4,1.5,0.2;4.4,2.9,1.4,0.2;4.9,3.1,1.5,0.1;5.4,3.7,1.5,0.2
4.8,3.4,1.6,0.2;4.8,3.0,1.4,0.1;4.3,3.0,1.1,0.1;5.8,4.0,1.2,0.2
5.7,4.4,1.5,0.4;5.4,3.9,1.3,0.4;5.1,3.5,1.4,0.3;5.7,3.8,1.7,0.3
5.1,3.8,1.5,0.3;5.4,3.4,1.7,0.2;5.1,3.7,1.5,0.4;4.6,3.6,1.0,0.2
5.1,3.3,1.7,0.5;4.8,3.4,1.9,0.2;5.0,3.0,1.6,0.2;5.0,3.4,1.6,0.4
5.2,3.5,1.5,0.2;5.2,3.4,1.4,0.2;4.7,3.2,1.6,0.2;4.8,3.1,1.6,0.2
5.4,3.4,1.5,0.4;5.2,4.1,1.5,0.1;5.5,4.2,1.4,0.2;4.9,3.1,1.5,0.1
5.0,3.2,1.2,0.2;5.5,3.5,1.3,0.2;4.9,3.1,1.5,0.1;4.4,3.0,1.3,0.2
5.1,3.4,1.5,0.2;7.0,3.2,4.7,1.4;6.4,3.2,4.5,1.5;6.9,3.1,4.9,1.5
5.5,2.3,4.0,1.3;6.5,2.8,4.6,1.5;5.7,2.8,4.5,1.3;6.3,3.3,4.7,1.6
4.9,2.4,3.3,1.0;6.6,2.9,4.6,1.3;5.2,2.7,3.9,1.4;5.0,2.0,3.5,1.0
5.9,3.0,4.2,1.5;6.0,2.2,4.0,1.0;6.1,2.9,4.7,1.4;5.6,2.9,3.6,1.3
6.7,3.1,4.4,1.4;5.6,3.0,4.5,1.5;5.8,2.7,4.1,1.0;6.2,2.2,4.5,1.5
5.6,2.5,3.9,1.1;5.9,3.2,4.8,1.8;6.1,2.8,4.0,1.3;6.3,2.5,4.9,1.5
6.1,2.8,4.7,1.2;6.4,2.9,4.3,1.3;6.6,3.0,4.4,1.4;6.8,2.8,4.8,1.4
6.7,3.0,5.0,1.7;6.0,2.9,4.5,1.5;5.7,2.6,3.5,1.0;5.5,2.4,3.8,1.1
5.5,2.4,3.7,1.0;5.8,2.7,3.9,1.2;6.0,2.7,5.1,1.6;5.4,3.0,4.5,1.5
6.0,3.4,4.5,1.6;6.7,3.1,4.7,1.5;6.3,2.3,4.4,1.3;5.6,3.0,4.1,1.3
5.5,2.5,4.0,1.3;6.3,3.3,6.0,2.5;5.8,2.7,5.1,1.9;7.1,3.0,5.9,2.1
```

```
6.3,2.9,5.6,1.8;6.5,3.0,5.8,2.2;7.6,3.0,6.6,2.1;4.9,2.5,4.5,1.7
7.3,2.9,6.3,1.8;6.7,2.5,5.8,1.8;7.2,3.6,6.1,2.5;6.5,3.2,5.1,2.0
6.4,2.7,5.3,1.9;6.8,3.0,5.5,2.1;5.7,2.5,5.0,2.0;5.8,2.8,5.1,2.4
6.4,3.2,5.3,2.3;6.5,3.0,5.5,1.8;7.7,3.8,6.7,2.2;7.7,2.6,6.9,2.3
6.0,2.2,5.0,1.5;6.9,3.2,5.7,2.3;5.6,2.8,4.9,2.0;7.7,2.8,6.7,2.0
6.3,2.7,4.9,1.8;6.7,3.3,5.7,2.1;7.2,3.2,6.0,1.8;6.2,2.8,4.8,1.8
6.1,3.0,4.9,1.8;6.4,2.8,5.6,2.1;7.2,3.0,5.8,1.6;7.4,2.8,6.1,1.9
7.9,3.8,6.4,2.0;6.4,2.8,5.6,2.2;6.3,2.8,5.1,1.5;6.1,2.6,5.6,1.4
7.7,3.0,6.1,2.3;6.3,3.4;5.6,2.4;6.4,3.1,5.5,1.8;6.0,3.0,4.8,1.8
6.9,3.1,5.4,2.1];

y1=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1];
y2=[2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;22;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2
2;2;2;2;2;2;2;2;2;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3];

test=[5.0,3.5,1.3,0.3;4.5,2.3,1.3,0.3;4.4,3.2,1.3,0.2
5.0,3.5,1.6,0.6;5.1,3.8,1.9,0.4;4.8,3.0,1.4,0.3;5.1,3.8,1.6,0.2
4.6,3.2,1.4,0.2;5.3,3.7,1.5,0.2;5.0,3.3,1.4,0.2;5.5,2.6,4.4,1.2
6.1,3.0,4.6,1.4;5.8,2.6,4.0,1.2;5.0,2.3,3.3,1.0;5.6,2.7,4.2,1.3
5.7,3.0,4.2,1.2;5.7,2.9,4.2,1.3;6.2,2.9,4.3,1.3;5.1,2.5,3.0,1.1
5.7,2.8,4.1,1.3;6.7,3.1,5.6,2.4;6.9,3.1,5.1,2.3;5.8,2.7,5.1,1.9
6.8,3.2,5.9,2.3;6.7,3.3,5.7,2.5;6.7,3.0,5.2,2.3;6.3,2.5,5.0,1.9
6.5,3.0,5.2,2.0;6.2,3.4,5.4,2.3;5.9,3.0,5.1,1.8];
```

2.1 ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น

```
fornn = 1 : 30
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,80,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','POLYORDER',2);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 =
svmtrain(xtrain(41:end,1:4),ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','P
OLYORDER',2);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

2.2 ฟังก์ชันเรเดียลเบสิกเคอร์เรล

```
fornn = 1 : 30
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,80,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
```

```
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 =
svmtrain(xtrain(41:end,1:4),ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGM
A',1);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

2.3 ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนล

```
fornn = 1 : 30
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,80,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','POLYORDER',2);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 =
svmtrain(xtrain(41:end,1:4),ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','P
OLYORDER',2);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

3. ข้อมูลโมเดลความสมดุลของการทดลองทางจิตวิทยา

```
xtrain=[2,2,1,3;2,2,2,1;2,2,3,1;2,3,1,1;2,3,1,2;2,3,1,3;2,3,1,4
2,3,1,5;2,3,2,1;2,3,2,2;2,3,3,1;2,3,4,1;2,3,5,1;2,4,1,1;2,4,1,2
2,4,1,3;2,4,1,4;2,4,1,5;2,4,2,1;2,4,2,2;2,4,2,3;2,4,3,1;2,4,3,2
2,4,4,1;2,4,5,1;2,5,1,1;2,5,1,2;2,5,1,3;2,5,1,4;2,5,1,5;2,5,2,1
2,5,2,2;2,5,2,3;2,5,2,4;2,5,3,1;2,5,3,2;2,5,3,3;2,5,4,1;2,5,4,2
2,5,5,1;3,1,1,1;3,1,1,2;3,1,2,1;3,2,1,1;3,2,1,2;3,2,1,3;3,2,1,4
3,2,1,5;3,2,2,1;3,2,2,2;3,2,3,1;3,2,4,1;3,2,5,1;3,3,1,1;3,3,1,2
3,3,1,3;3,3,1,4;3,3,1,5;3,3,2,1;3,3,2,2;3,3,2,3;3,3,2,4;3,3,3,1
3,3,3,2;3,3,4,1;3,3,4,2;3,3,5,1;3,4,1,1;3,4,1,2;3,4,1,3;3,4,1,4
3,4,1,5;3,4,2,1;3,4,2,2;3,4,2,3;3,4,2,4;3,4,2,5;3,4,3,1;3,4,3,2
3,4,3,3;3,4,4,1;3,4,4,2;3,4,5,1;3,4,5,2;3,5,1,1;3,5,1,2;3,5,1,3
3,5,1,4;3,5,1,5;3,5,2,1;3,5,2,2;3,5,2,3;3,5,2,4;3,5,2,5;3,5,3,1
3,5,3,2;3,5,3,3;3,5,3,4;3,5,4,1;3,5,4,2;3,5,4,3;3,5,5,1;3,5,5,2
4,1,1,1;4,1,1,2;4,1,1,3;4,1,2,1;4,1,3,1;4,2,1,1;4,2,1,2;4,2,1,3
4,2,1,4;4,2,1,5;4,2,2,1;4,2,2,2;4,2,2,3;4,2,3,1;4,2,3,2;4,2,4,1
4,2,5,1;4,3,1,1;4,3,1,2;4,3,1,3;4,3,1,4;4,3,1,5;4,3,2,1;4,3,2,2
```

4,3,2,3;4,3,2,4;4,3,2,5;4,3,3,1;4,3,3,2;4,3,3,3;4,3,4,1;4,3,4,2
4,3,5,1;4,3,5,2;4,4,1,1;4,4,1,2;4,4,1,3;4,4,1,4;4,4,1,5;4,4,2,1
4,4,2,2;4,4,2,3;4,4,2,4;4,4,2,5;4,4,3,1;4,4,3,2;4,4,3,3;4,4,3,4
4,4,3,5;4,4,4,1;4,4,4,2;4,4,4,3;4,4,5,1;4,4,5,2;4,4,5,3;4,5,1,1
4,5,1,2;4,5,1,3;4,5,1,4;4,5,1,5;4,5,2,1;4,5,2,2;4,5,2,3;4,5,2,4
4,5,2,5;4,5,3,1;4,5,3,2;4,5,3,3;4,5,3,4;4,5,3,5;4,5,4,1;4,5,4,2
4,5,4,3;4,5,4,4;4,5,5,1;4,5,5,2;4,5,5,3;5,1,1,1;5,1,1,2;5,1,1,3
5,1,1,4;5,1,2,1;5,1,2,2;5,1,3,1;5,1,4,1;5,2,1,1;5,2,1,2;5,2,1,3
5,2,1,4;5,2,1,5;5,2,2,1;5,2,2,2;5,2,2,3;5,2,2,4;5,2,3,1;5,2,3,2
5,2,3,3;5,2,4,1;5,2,4,2;5,2,5,1;5,3,1,1;5,3,1,2;5,3,1,3;5,3,1,4
5,3,1,5;5,3,2,1;5,3,2,2;5,3,2,3;5,3,2,4;5,3,2,5;5,3,3,1;5,3,3,2
5,3,3,3;5,3,3,4;5,3,4,1;5,3,4,2;5,3,4,3;5,3,5,1;5,3,5,2;5,4,1,1
5,4,1,2;5,4,1,3;5,4,1,4;5,4,1,5;5,4,2,1;5,4,2,2;5,4,2,3;5,4,2,4
5,4,2,5;5,4,3,1;5,4,3,2;5,4,3,3;5,4,3,4;5,4,3,5;5,4,4,1;5,4,4,2
5,4,4,3;5,4,4,4;5,4,5,1;5,4,5,2;5,4,5,3;5,5,1,1;5,5,1,2;5,5,1,3
5,5,1,4;5,5,1,5;5,5,2,1;5,5,2,2;5,5,2,3;5,5,2,4;5,5,2,5;5,5,3,1
5,5,3,2;5,5,3,3;5,5,3,4;5,5,3,5;5,5,4,1;5,5,4,2;5,5,4,3;5,5,4,4
5,5,4,5;5,5,5,1;5,5,5,2;5,5,5,3;5,5,5,4;1,1,1,1;1,2,1,2;1,2,2,1
1,3,1,3;1,3,3,1;1,4,1,4;1,4,2,2;1,4,4,1;1,5,1,5;1,5,5,1;2,1,1,2
2,1,2,1;2,2,1,4;2,2,2,2;2,2,4,1;2,3,2,3;2,3,3,2;2,4,2,4;2,4,4,2
3,5,5,3;4,1,1,4;4,1,2,2;4,1,4,1;4,2,2,4;4,2,4,2;4,3,3,4;4,3,4,3
4,4,4,4;4,5,4,5;4,5,5,4;5,1,1,5;5,1,5,1;5,2,2,5;5,2,5,2;5,3,3,5
5,3,5,3;5,4,4,5;5,4,5,4;5,5,5,5;1,1,1,2;1,1,1,3;1,1,1,4;1,1,1,5
1,1,2,1;1,1,2,2;1,1,2,3;1,1,2,4;1,1,2,5;1,1,3,1;1,1,3,2;1,1,3,3
1,1,3,4;1,1,3,5;1,1,4,1;1,1,4,2;1,1,4,3;1,1,4,4;1,1,4,5;1,1,5,1
1,1,5,2;1,1,5,3;1,1,5,4;1,1,5,5;1,2,1,3;1,2,1,4;1,2,1,5;1,2,2,2
1,2,2,3;1,2,2,4;1,2,2,5;1,2,3,1;1,2,3,2;1,2,3,3;1,2,3,4;1,2,3,5
1,2,4,1;1,2,4,2;1,2,4,3;1,2,4,4;1,2,4,5;1,2,5,1;1,2,5,2;1,2,5,3
1,2,5,4;1,2,5,5;1,3,1,4;1,3,1,5;1,3,2,2;1,3,2,3;1,3,2,4;1,3,2,5
1,3,3,2;1,3,3,3;1,3,3,4;1,3,3,5;1,3,4,1;1,3,4,2;1,3,4,3;1,3,4,4
1,3,4,5;1,3,5,1;1,3,5,2;1,3,5,3;1,3,5,4;1,3,5,5;1,4,1,5;1,4,2,3
1,4,2,4;1,4,2,5;1,4,3,2;1,4,3,3;1,4,3,4;1,4,3,5;1,4,4,2;1,4,4,3
1,4,4,4;1,4,4,5;1,4,5,1;1,4,5,2;1,4,5,3;1,4,5,4;1,4,5,5;1,5,2,3
1,5,2,4;1,5,2,5;1,5,3,2;1,5,3,3;1,5,3,4;1,5,3,5;1,5,4,2;1,5,4,3
1,5,4,4;1,5,4,5;1,5,5,2;1,5,5,3;1,5,5,4;1,5,5,5;2,1,1,3;2,1,1,4
2,1,1,5;2,1,2,2;2,1,2,3;2,1,2,4;2,1,2,5;2,1,3,1;2,1,3,2;2,1,3,3
2,1,3,4;2,1,3,5;2,1,4,1;2,1,4,2;2,1,4,3;2,1,4,4;2,1,4,5;2,1,5,1
2,1,5,2;2,1,5,3;2,1,5,4;2,1,5,5;2,2,1,5;2,2,2,3;2,2,2,4;2,2,2,5
2,2,3,2;2,2,3,3;2,2,3,4;2,2,3,5;2,2,4,2;2,2,4,3;2,2,4,4;2,2,4,5
2,2,5,1;2,2,5,2;2,2,5,3;2,2,5,4;2,2,5,5;2,3,2,4;2,3,2,5;2,3,3,3
2,3,3,4;2,3,3,5;2,3,4,2;2,3,4,3;2,3,4,4;2,3,4,5;2,3,5,2;2,3,5,3
2,3,5,4;2,3,5,5;2,4,2,5;2,4,3,3;2,4,3,4;2,4,3,5;2,4,4,3;2,4,4,4
2,4,4,5;2,4,5,2;2,4,5,3;2,4,5,4;2,4,5,5;2,5,3,4;2,5,3,5;2,5,4,3
2,5,4,4;2,5,4,5;2,5,5,3;2,5,5,4;2,5,5,5;3,1,1,4;3,1,1,5;3,1,2,2
3,1,2,3;3,1,2,4;3,1,2,5;3,1,3,2;3,1,3,3;3,1,3,4;3,1,3,5;3,1,4,1
3,1,4,2;3,1,4,3;3,1,4,4;3,1,4,5;3,1,5,1;3,1,5,2;3,1,5,3;3,1,5,4
3,1,5,5;3,2,2,4;3,2,2,5;3,2,3,3;3,2,3,4;3,2,3,5;3,2,4,2;3,2,4,3
3,2,4,4;3,2,4,5;3,2,5,2;3,2,5,3;3,2,5,4;3,2,5,5;3,3,2,5;3,3,3,4
3,3,3,5;3,3,4,3;3,3,4,4;3,3,4,5;3,3,5,2;3,3,5,3;3,3,5,4;3,3,5,5
3,4,3,5;3,4,4,4;3,4,4,5;3,4,5,3;3,4,5,4;3,4,5,5;3,5,4,4;3,5,4,5

```
3,5,5,4;3,5,5,5;4,1,1,5;4,1,2,3;4,1,2,4;4,1,2,5;4,1,3,2;4,1,3,3
4,1,3,4;4,1,3,5;4,1,4,2;4,1,4,3;4,1,4,4;4,1,4,5;4,1,5,1;4,1,5,2
4,1,5,3;4,1,5,4;4,1,5,5;4,2,2,5;4,2,3,3;4,2,3,4;4,2,3,5;4,2,4,3
4,2,4,4;4,2,4,5;4,2,5,2;4,2,5,3;4,2,5,4;4,2,5,5;4,3,3,5;4,3,4,4
4,3,4,5;4,3,5,3;4,3,5,4;4,3,5,5;4,4,4,5;4,4,5,4;4,4,5,5;4,5,5,5
5,1,2,3;5,1,2,4;5,1,2,5;5,1,3,2;5,1,3,3;5,1,3,4;5,1,3,5;5,1,4,2];

y1=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1];
y2=[2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2
2;2;2;2;2;2;2;2;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3];

test=[1,2,1,1;1,3,1,1;1,3,1,2;1,3,2,1;1,4,1,1;1,4,1,2;1,4,1,3
1,4,2,1;1,4,3,1;1,5,1,1;1,5,1,2;1,5,1,3;1,5,1,4;1,5,2,1;1,5,2,2
1,5,3,1;1,5,4,1;2,1,1,1;2,2,1,1;2,2,1,2%End of Class 1 (20)
2,5,2,5;2,5,5,2;3,1,1,3;3,1,3,1;3,2,2,3;3,2,3,2;3,3,3,3;3,4,3,4
3,4,4,3;3,5,3,5%End of Class 2(10)
5,1,4,3;5,1,4,4;5,1,4,5;5,1,5,2;5,1,5,3;5,1,5,4;5,1,5,5;5,2,3,4
5,2,3,5;5,2,4,3;5,2,4,4;5,2,4,5;5,2,5,3;5,2,5,4;5,2,5,5;5,3,4,4
5,3,4,5;5,3,5,4;5,3,5,5;5,4,5,5]; %End of Class 3 (20)
```

3.1 ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น

```
fornn = 1 : 50 %nn is number of rows of test
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,307,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain, ytrain1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 = svmtrain(xtrain(269:end,1:4), ytrain2);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

3.2 ฟังก์ชันเรเดียลเบสิกเคอร์เนล

```
xtrain=[2,2,1,3
fornn = 1 : 50 %nn is number of rows of test
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,307,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 = svmtrain(xtrain(269:end,1:4),
ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',1);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

3.3 ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนล

```
fornn = 1 : 50 %nn is number of rows of test
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,307,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','POLYORDER',1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 = svmtrain(xtrain(269:end,1:4),
ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','POLYORDER',1);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

4. ข้อมูลคะแนนการประเมินการสอนของอาจารย์ผู้ช่วยสอน

```
xtrain=[2,14,15,2,38; 2,21,2,2,42; 2,22,3,2,28;2,11,1,2,51
2,18,5 ,2,19;2,13,1 ,2,31;1,13,3 ,1,13;2,5 ,2 ,2,37;2,16,8,2,36
2,4 ,16,2,21;2,5 ,2 ,2,48;2,14,15,2,38;2,20,2 ,2,14;1,23,3,2,38
2,13,1 ,2,29;2,10,3 ,2,19;2,7 ,11,2,30;1,14,15,2,32;2,8,3,2 ,27
2,12,7 ,2,34;2,8 ,7 ,2,23;2,15,1 ,2,66;2,23,3 ,2,12;2,2,9,2 ,29
2,15,1 ,2,19;2,20,2 ,2,3 ;2,7 ,11,2,30;2,10,3 ,2,19;2,23,3,2,11
2,17,18,2,29;2,16,20,2,15;2,3 ,2 ,2,37;2,19,4 ,2,10;2,23,3,2,24
2,3 ,2 ,2,26;2,10,3 ,2,12;1,18,7 ,2,48;2,22,1 ,2,51;2,2,10,2,27
2,15,13,2,37;2,7 ,11,2,13;2,8 ,3 ,2,24;2,14,15,2,38;2,6,17,2,42
2,6 ,17,2,43;2,7 ,11,2,10;2,22,3 ,2,46;2,13,3 ,1,10;2,7,25,2,42
```

```
2,25,7 ,2,27;2,25,7 ,2,23;2,2 ,9 ,2,31;2,1 ,15,1,22;2,15,13,2,37
2,7 ,11,2,13;2,8 ,3 ,2,24;2,14,15,2,38;2,1 ,8 ,2,18;1,11,16,2,22
1,22,13,2,27;2,9 ,2 ,2,14;2,13,1 ,2,20;1,6 ,17,2,35;2,23,3 ,1,20
1,23,3 ,1,20;2,6 ,17,2,37;1,22,3 ,2,15;2,20,2 ,2,25;2,23,3 ,2,10
2,22,1 ,2,11;2,18,12,2,16;2,20,15,2,18;1,17,18,2,44;2,14,23,2,17
2,24,26,2,21;2,9 ,24,2,20;2,12,8 ,2,24;2,9 ,6 ,2,5 ;2,22,1 ,2,42
1,23,3 ,1,19;2,15,3 ,1,17;1,23,3 ,2,49;1,5 ,2 ,2,33;2,7 ,11,2,55
2,23,3 ,1,20;2,9 ,5 ,2,19;2,10,3 ,2,27;1,22,3 ,1,58;2,15,3 ,1,20
2,10,22,2,9 ;2,13,1 ,2,30;2,18,21,2,29;2,6 ,17,2,39;1,23,3 ,1,19
2,15,3 ,1,17;1,23,3 ,2,49;1,5 ,2 ,2,33;2,7 ,11,2,55;2,23,3 ,1,20
2,9 ,5 ,2,19;2,10,3 ,2,27;1,22,3 ,2,58;2,15,3 ,1,20;2,10,22,2 ,9
2,13,1 ,2,30;2,18,21,2,29;2,6 ,17,2,39;1,23,3 ,1,25;1,13,3 ,1,17
2,16,19,2,11;2,9 ,2 ,2,39;2,13,3 ,1,11;2,18,21,2,19;1,22,3 ,2,45
2,7 ,11,1,20;2,23,3 ,1,20;1,23,3 ,1,20;1,23,3 ,2,38;2,14,22,2,17
1,17,17,2,19;2,9 ,5 ,2,24];

y1=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1];
y2=[2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2
2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3
3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3];

test=[2,21,2,2,42;2,22,3,2,28;2,11,1,2,51;2,18,5,2,19;2,13,1,2,31
1,13,3,1 ,13;2,5 ,2,2 ,37;2,16,8 ,2 ,36;2,4,16,2 ,21;2,5 ,2 ,2 ,48
2,6 ,17,2,42;2,6 ,17,2,43;2,7 ,11,2,10 ;2,22,3,2 ,46;2,13,3 ,1,10
2,7 ,25,2,42;2,25,7 ,2,27;2,25,7 ,2,23 ;2,2 ,9,2 ,31;2,1 ,15,1,22
2,18,25,2,25;1,17,17,2,31;2,1 ,15,2,31 ;2,13,14,2,17;2,9 ,6 ,2 ,7
1,10,3 ,2,21;2,14,15,2,36;1,13,1 ,2,54 ;1,8 ,3 ,2,29;2,20,2 ,2,45
```

4.1 ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น

```
fornn = 1 : 30
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,82,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain, ytrain1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 = svmtrain(xtrain(40:end,1:5), ytrain2);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

4.2 ฟังก์ชันเรเดียลบสิกเคอร์เนล

```
fornn = 1 : 30
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,82,1);
```

```
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 = svmtrain(xtrain(40:end,1:5),
ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','rbf','RBF_SIGMA',1);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```

4.3 ฟังก์ชันโพลิโนเมียลเคอร์เนล

```
fornn = 1 : 30
datatest=test(nn,1:end)
    yy1=repmat(-1,82,1);
    ytrain1=[y1;yy1];
    ytrain2=y2;
    svmstruct1=svmtrain(xtrain,
ytrain1,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','POLYORDER',1);
    Result1=svmclassify(svmstruct1, datatest);
if Result1 == -1
            svmstruct2 = svmtrain(xtrain(40:end,1:5),
ytrain2,'KERNEL_FUNCTION','polynomial','POLYORDER',1);
            Result2 = svmclassify(svmstruct2, datatest);
            Class=Result2
else
            Result1 == 1;
            Class=Result1
end
end
```