

การจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยวิธีการ
วิเคราะห์ถดถอยและจำแนกประเภท

PATTERN CLASSIFICATION OF PARTIAL DISCHARGE IN
HIGH VOLTAGE EQUIPEMENT BY REGRESSION AND
DISCRIMINANT ANALYSIS

ธาวินี หลุดพา
SARINEE LUDPA

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2552

KMITL-2009-EN-M-020-048

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยวิธีการ
วิเคราะห์ความถดถอยและจำแนกประเภท

PATTERN CLASSIFICATION OF PARTIAL DISCHARGE IN
HIGH VOLTAGE EQUIPEMENT BY REGRESSION AND
DISCRIMINANT ANALYSIS



สาวิณี หลุดพา

SAVINEE LUDPA

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....105116
วัน,เดือน,ปี.....16 พ.ย. 2552

.b. 124 65288
i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2552

KMITL -2009-EN-M-020-048

**PATTERN CLASSIFICATION OF PARTIAL DISCHARGE IN
HIGH VOLTAGE EQUIPEMENT BY REGRESSION AND
DISCRIMINANT ANALYSIS**

SAVINEE LUDPA

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2009
KMITL -2009-EN-M-020-048**

COPYRIGHT 2009

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยและจำแนกประเภท

Thesis Title Pattern Classification of Partial Discharge in High Voltage Equipment by Regression and Discriminant Analysis

นักศึกษา นางสาวสาวิณี หลุดพา

รหัสประจำตัว 49060265

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.มณฑล ทีลาจินดาไกรฤกษ์

หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2009-EN-M-020-048

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ศิริวัฒน์	โพธิเวชกุล	
ดร. วุฒิชัย	ชาติพัฒนานันท์	
ดร.ศุภกิตติ์	โชติโก	
ผศ.ดร.ชาย	ชมภูอินไหว	
รศ.มณฑล	ทีลาจินดาไกรฤกษ์	

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ วันจันทร์ที่ 19 มกราคม พ.ศ. 2552 เวลา 09.00-11.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 3 ห้องประชุม 2

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว



(รองศาสตราจารย์ ดร.กอบชัย เดชหาญ)

คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์

วันที่ 19 มกราคม พ.ศ. 2552

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยและจำแนกประเภท
นักศึกษา	นางสาวสาวิณี หลุดพา
รหัสประจำตัว	49060265
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2552
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ. มณฑล ลีลาจินดาไกรฤกษ์

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอผลการศึกษาวิจัยวิธีการทางสถิติที่ประยุกต์ใช้ในการจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วน (PD) ซึ่งนำเสนอ 4 วิธีการ คือ สร้างโมเดลความถดถอย (Regression Model:R), โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model: PCR), การจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) และวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis) ทั้ง 4 วิธีการ สามารถแยกรูปแบบการเกิด PD เป็น 4 รูปแบบ คือ โครนาคีสซาร์จทางด้นแรงสูง, โครนาคีสซาร์จทางด้นแรงต่ำ, คีสซาร์จภายใน, คีสซาร์จตามผิว เมื่อนำข้อมูลรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนที่ได้จากเครื่องตรวจวัด PD แต่ละรูปแบบ มาวิเคราะห์จากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง $\phi - q - n$ โดยที่ ϕ คือมุมเฟสของแรงดันทดสอบ, q คือ ขนาดของ PD และ n คือจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำๆ จะได้ค่าความเบ้เอียงของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติและความแหลมคมของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติมีทั้งค่าบวกและค่าลบและค่าประจุที่ปรากฏ (Q) โดยจะมีตัวแปรทั้งหมด 9 ตัว แล้วทำการแบ่งตัวแปรเป็น 2 กลุ่ม คือแบ่งเป็นข้อมูลในการสอนและข้อมูลสำหรับการทดสอบของโมเดลทำการเลือกกลุ่มตัวแปรที่สามารถจำแนกรูปแบบ PD ได้ถูกต้อง นำไปสร้างโมเดล ซึ่งวิธีการทั้ง 4 วิธีมีความถูกต้องในการจำแนกประเภทของ PD

Thesis Title	Pattern Classification of Partial Discharge in High Voltage Equipment by Regression and Discriminant Analysis
Student	Miss. Savinee Ludpa
Student ID.	49060265
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2009
Thesis Advisor	Assoc.Prof. Monthon Leelajindakraiererk

ABSTRACT

This thesis introduces a statistical classification in four methods : Regression Model: R, Principal Component Regression Model: PCR, Discriminant Analysis and Principal Component and Discriminant Analysis to classify Partial discharge (PD) patterns into four categories in corona at high voltage side in air, corona at low voltage side in air, surface in air, and internal discharge. The independent variables from fingerprint analyzed in term of $\phi - q - n$ PD patterns where ϕ is the voltage phase angle, q is the amplitude of PD and n is the number of the repeated existing of PD. From this analysis, the positive and the negative value of skewness and kurtosis are determined including discharge asymmetry (Q). This procedure allows nine independent parameters for analysis. The independent variable data are divided into two groups: the former for training the model and the latter for testing the model. The created algorithm investigates the best of parameter group from all of nine independence variables for creating the regression model, the principal component regression model, Discriminant analysis and Principal Component and discriminant. They have a good performance to classify PD patterns.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้อย่างดี ด้วยคำแนะนำ และคำปรึกษาจากรศ.มณฑล ลีลาจินดาไกรฤกษ์ ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์, ผศ. นรเศรษฐ พัฒนเดช, รศ. ศิริวัฒน์ โปธิเวชกุล, ดร. สุรินทร์ คำฝอย, ดร. วุฒิชัย ชาติพัฒนานันท์, ผศ. ดร. ชาย ชมพูอินไหว, อาจารย์สุภกิตต์ โชติโก ข้าพเจ้ารู้สึกทราบบ้างในความอนุเคราะห์จากท่านอาจารย์ทั้งเจ็ดท่าน และขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุก ๆ ท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณ คุณเกวริน วิเศษจินดาวัฒน์ ที่ให้ความเอื้อเฟื้อข้อมูลที่เป็นประโยชน์ในการศึกษาวิจัย

ขอขอบคุณทุกท่านในห้องปฏิบัติการไฟฟ้าแรงสูงภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้ให้ความช่วยเหลือ สนับสนุนเครื่องมือ ตลอดจนข้อมูล และหนังสือต่างๆ ที่ใช้ในการทำวิจัย

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกท่านที่ให้คำแนะนำต่างๆ และคอยให้กำลังใจเสมอมา

ขอขอบคุณบัณฑิตศึกษาและบัณฑิตวิทยาลัยคณะวิศวกรรมศาสตร์ที่ให้ความช่วยเหลือในเรื่องต่างๆ

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกๆ เรื่อง ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอบอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

สาวิณี หลุดพา

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	IX
สารบัญรูป	XI
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	1
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน.....	2
1.6 ขอบเขตการวิจัย.....	4
1.7 ขั้นตอนของการศึกษา.....	5
1.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.1 การวิเคราะห์ดิสชาร์จบางส่วน (Partial Discharge, PD) ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง	
2.1.1 โคโรนาดิสชาร์จ (Corona discharge).....	9
2.1.2 ดิสชาร์จตามผิว.....	9
2.1.3 ดิสชาร์จภายใน.....	10
2.2 พฤติกรรมของดิสชาร์จบางส่วน.....	10
2.2.1 ผลจากการเกิดดิสชาร์จบางส่วน	11
2.2.2 วงจรสมมูลของดิสชาร์จภายในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงทั่วไป	11
2.2.3 ธรรมชาติพัลส์ของดิสชาร์จบางส่วน	13
2.2.3.1 การดิสชาร์จซ้ำ.....	13
2.2.3.2 ลักษณะรูปร่างของกระแสดิสชาร์จบางส่วน.....	14
2.3 หลักการตรวจจับดิสชาร์จบางส่วน	14
2.3.1 วงจรพื้นฐานและการวิเคราะห์วงจรตรวจจับดิสชาร์จบางส่วน	14

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.3.2 การแสดงผลของคีสซาร์จบางส่วน	16
2.3.3 เครื่องปรับเทียบคีสซาร์จมาตรฐาน (Discharge calibrator).....	16
2.4 เทคนิคการวัดคีสซาร์จบางส่วน	17
2.5 เทคนิคการลดสัญญาณรบกวน	18
2.5.1 สัญญาณรบกวนที่มีผลกระทบในการวัดคีสซาร์จบางส่วน	19
2.5.2 การลดสัญญาณรบกวน	19
2.6 การวิเคราะห์คีสซาร์จบางส่วน	21
2.6.1 การวิเคราะห์ PD แบบนิยมน.....	21
2.6.1.1 รูปแบบ PD แบบโคโรนา.....	22
2.6.1.2 รูปแบบ PD แบบคีสซาร์จตามผิว.....	23
2.6.1.3 รูปแบบ PD แบบคีสซาร์จภายใน.....	23
2.6.1.4 รูปแบบสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้น.....	23
2.6.2 สัญญาณใช้ในการรู้จำรูปแบบคีสซาร์จบางส่วน	25
2.6.3 การคำนวณค่าคุณลักษณะจากรูปแบบที่ได้	26
2.6.3.1 ตัวดำเนินการทางสถิติ (Statistical Operators).....	26
2.7 การจำแนกประเภท	28
2.7.1 ตัวจำแนกแบบนิยมน (Conventional classifier)	29
2.7.2 เจนเนติกอัลกอริทึม.....	31
2.7.3 Wavelet transformation	31
2.7.4 การจำแนกประเภทด้วยวิธีทางสถิติ.....	32
2.7.4.1 การจำลอง โมเดลด้วยวิธีทางสถิติ.....	32
2.7.5 การวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis)	33
2.7.5.1 ความถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression).....	33
2.7.5.2 ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ.....	33
2.7.5.3 สมมติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบ พหุคูณ.....	35
2.7.5.4 การทดสอบความเท่ากันของค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ ละตัวเมื่ออยู่ต่างกลุ่มกันที่แบ่ง PD และการทดสอบสมการ ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ โดยใช้ความแปรปรวน	

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
จำแนกแบบทางเดียว (1-WAY ANOVA).....	36
2.7.5.5 การเกิดปัญหา Multicollinearity.....	37
2.7.5.6 การป้องกันการเกิดปัญหา Multicollinearity.....	37
2.7.5.7 การเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอย	38
2.7.5.8 เทคนิคการเลือกตัวแปรอิสระที่เหมาะสมสำหรับสมการ ความถดถอย.....	38
2.7.6 โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย	39
2.7.6.1 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก.....	41
2.7.6.2 ความหมายของตัวประกอบหลัก.....	43
2.7.7 การหาสมการการจำแนกกลุ่มของคีสซาร์จบางส่วน โดยใช้วิธีการ วิเคราะห์จำแนกประเภท.....	43
2.7.8 การจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วยเทคนิค Factor Analysis.....	46
2.7.8.1 การหาสมการการจำแนกกลุ่มของคีสซาร์จบางส่วน โดยใช้ วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและการจำแนกประเภท.....	46
2.8 การวิเคราะห์คีสซาร์จบางส่วนโดยกระบวนการเรียนรู้และจดจำรูปแบบ.....	48
บทที่ 3 แบบจำลองการเกิด PD และการออกแบบโปรแกรมการเรียนรู้ PD.....	49
3.1 การทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง.....	49
3.2 การใช้โปรแกรมในการสร้างโมเดลการจำแนก PD และขั้นตอนการจำลอง โมเดล	56
3.2.1 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ในการทดสอบค่าเฉลี่ย ของตัวแปรแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มหรือไม่.....	58
3.2.2 การจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติ.....	59
3.2.3 ขั้นตอนการทำโมเดลการถดถอย (Regression Model) และ โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component RegressionModel; PCR).....	60
3.2.4 ขั้นตอนการจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการ วิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) และวิธีการ วิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal	

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
Component and Discriminant Analysis).....	68
3.2.5 การทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบการเกิดคีตสารจำบางส่วน....	70
3.2.5.1 ขั้นตอนการทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบการเกิด คีตสารจำบางส่วน.....	70
3.2.5.2 รูปแบบของอุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้น.....	71
3.2.5.3	
บทที่ 4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล.....	73
4.1 ผลการทดลอง.....	73
4.1.1 ผลการเลือกตัวแปรใน โมเดลความถดถอยและ โมเดลตัวประกอบ หลักและความถดถอย	73
4.1.2 ผลการออกแบบจำลอง โมเดลความถดถอย.....	75
4.1.3 ผลการออกแบบจำลอง โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	76
4.1.4 การจำแนกรูปแบบ PD โดยใช้วิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท ...	78
4.1.5 การจำแนกรูปแบบ PD โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก และจำแนกประเภท.....	91
4.2 การทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบการเกิดคีตสารจำบางส่วน.....	99
4.2.1 การทดสอบและการเก็บฐานข้อมูลการเกิดคีตสารจำบางส่วน	99
4.3 การวิเคราะห์ข้อมูล.....	102
4.4 ผลการทดลอง.....	110
4.4.1 ผลการออกแบบจำลอง โมเดลความถดถอย.....	110
4.4.2 ผลการออกแบบจำลอง โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	111
4.4.3 การจำแนกรูปแบบการเกิดคีตสารจำบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์ จำแนกประเภท (Discriminant Analysis).....	114
4.4.4 การจำแนกรูปแบบ PD โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและ จำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis).....	117
บทที่ 5 .สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ.....	126
5.1 สรุปผลการทดลอง.....	126
5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ	128

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.3 ประโยชน์ที่ได้รับ.....	128
เอกสารอ้างอิง	129
ภาคผนวก	133
ภาคผนวก ก	134
ภาคผนวก ข	143
ภาคผนวก ค	196
ภาคผนวก ง.....	215
ประวัติผู้เขียน	224

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1.1 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน.....	2
1.2 การเปรียบเทียบระหว่างงานวิจัยที่นำเสนอกับงานวิจัยเดิมที่นำมา เปรียบเทียบ.....	3
2.1 พารามิเตอร์ทางสถิติของการกระจาย.....	28
2.2 ผลการจำแนกโดยใช้ Centour score.....	30
2.3 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ.....	36
3.1 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาไวรัสทางด้านแรงสูง...	52
3.2 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาไวรัสทางด้านแรงต่ำ...	53
3.3 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดไวรัสภายใน.....	54
3.4 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดไวรัสตามผิว.....	55
3.5 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ในการทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรแต่ละ ตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มหรือไม่.....	58
3.6 แสดงค่าไอเก้นและร้อยละค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว.....	62
3.7 แสดงค่า loading ของตัวประกอบหลัก.....	63
4.1 แสดงการเลือกตัวแปรในโมเดลความถดถอย.....	73
4.2 การเลือกตัวแปรในโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	74
4.3 ผลการทดสอบการทำนายจำแนก PD แต่ละชนิดของโมเดลความถดถอยและโมเดลตัว ประกอบหลักและความถดถอย.....	77
4.4 ค่า Descriptive Statistics ของตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว.....	78
4.5 การทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มการแบ่ง ประเภทหรือไม่ (Test of Equality of Group Means).....	79
4.6 การนำตัวแปรเข้าสมการความถดถอย.....	80
4.7 การระบุว่าตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่อยู่ในสมการความถดถอยของแต่ละขั้นตอน.....	81
4.8 การระบุว่าตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่ไม่ได้อยู่ในสมการความถดถอยของแต่ละขั้นตอน	83
4.9 ค่า Eigenvalue.....	85
4.10 ค่าสถิติ Wilks' Lambda.....	85
4.11 ค่ากลางของแต่ละกลุ่มตัวแปร Cononical (Function)	86
4.12 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม	87

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.13 ผลการจำแนกกลุ่ม	91
4.14 ค่าการทดสอบ Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) และ Bartlett's Test.....	92
4.15 ค่า Total Variance Explained.....	93
4.16 Component Matrix.....	94
4.17 การหมุนแกนปัจจัย (Rotated Component Matrix).....	95
4.18 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม (Classification Function Coefficients).....	96
4.19 ผลการจำแนกกลุ่ม.....	98
4.20 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาไวรัสทางด้านแรงสูง.....	103
4.21 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาไวรัสทางด้านแรงต่ำ.....	105
4.22 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดไวรัสภายใน.....	107
4.23 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดไวรัสตามผิว.....	109
4.24 ผลการทดสอบการทำนายจำแนก PD แต่ละชนิดของโมเดลความถดถอยและโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	113
4.25 ค่ากลางของแต่ละกลุ่มตัวแปร Cononical (Function)	114
4.26 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม (Classification Function Coefficients).....	115
4.27 ผลการจำแนกกลุ่ม.....	117
4.28 ค่าการทดสอบ Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) และ Bartlett's Test.....	118
4.29 ค่า Total Variance Explained.....	119
4.30 Component Matrix.....	120
4.31 การหมุนแกนปัจจัย (Rotated Component Matrix).....	121
4.32 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม (Classification Function Coefficients).....	122
4.33 ผลการจำแนกกลุ่ม.....	125
5.1 เปรียบเทียบวิธีการทั้ง 4 วิธี.....	127

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 คีตสารจำบางส่วนแบบต่างๆ.....	9
2.2 การเกิดโคโรนาตรวจจับด้วยกล้องโคโรนา.....	9
2.3 ลักษณะรูปแบบจนวนที่เกิดคีตสารจำบางส่วนตามผิว.....	10
2.4 คีตสารจำภายในและตัวอย่างการเกิดความเสียหายของการเกิดคีตสารจำภายในสายเคเบิล	10
2.5 วงจรสมมูล PD แบบทั่วไป.....	12
2.6 แสดงค่าความจุไฟฟ้าของวงจรที่เกิด PD.....	13
2.7 แสดงแรงดันตกคร่อมโพรงกาซและกระแสที่ขั้วสายของอุปกรณ์ขณะเกิด PD.....	13
2.8 แสดงลักษณะรูปร่างของกระแส PD ในทางทฤษฎีสำหรับแกปเล็กๆ.....	14
2.9 วงจรพื้นฐานสำหรับการตรวจจับ PD.....	15
2.10 วงจรสำหรับการเปรียบเทียบ.....	16
2.11 วงจรทดสอบคีตสารจำบางส่วนแบบต่างๆ.....	18
2.12 ตัวอย่างสัญญาณรบกวนที่ตำแหน่งต่างๆ.....	19
2.13 ตัวอย่างการลดสัญญาณรบกวน.....	20
2.14 การลดสัญญาณรบกวนด้วยวิธี “หน้าต่างเวลา”.....	21
2.15 รูปแบบการเกิดโคโรนา.....	22
2.16 รูปแบบการเกิดคีตสารจำตามผิว.....	23
2.17 รูปแบบการเกิดคีตสารจำภายใน.....	23
2.18 สัญญาณรบกวนแบบต่างๆที่เกิดขึ้นในกระบวนการวัด.....	24
2.19 การกระจายแบบ $H_n(\phi, q)$	25
2.20 การกระจายอื่นๆ ที่คำนวณได้จาก $H_n(\phi, q)$	25
2.21 ตัวอย่างของรูปแบบการกระจายเนื่องจากผลพารามิเตอร์ทางสถิติ.....	28
2.22 การจำแนกแบบนิยมที่ใช้ Contour score.....	29
2.23 โครงสร้างของตัวจำแนกแบบโครงข่ายเชิงประสาท.....	29
2.24 การจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติ.....	33
2.25 แผนภาพของความถดถอยแบบเส้นแบบพหุคูณ.....	34
2.26 แผนภาพของตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	40
2.27 กราฟ Scree ของตัวประกอบหลัก 9 ตัว.....	42
2.28 กระบวนการรู้จำโดยทั่วไป.....	48
3.1 การจำลองการเกิดโคโรนาในอากาศ.....	49

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.2 การจำลองการเกิดคีสซาร์จภายใน.....	50
3.3 การจำลองคีสซาร์จตามผิว.....	50
3.4 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาคีสซาร์จทางด้านแรงสูง.....	52
3.5 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาคีสซาร์จทางด้านแรงต่ำ.....	53
3.6 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดคีสซาร์จภายใน.....	54
3.7 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดคีสซาร์จตามผิว.....	55
3.8 พฤติกรรมการกระจายข้อมูล (Scatter plot) ของตัวแปรทั้ง 9 ตัวกับค่าทางสถิติ.....	57
3.9 flow chart ขั้นตอนการจำลองโมเดล.....	60
3.10 กราฟ Scree ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว.....	62
3.11 Scatter plot ของตัวแปร PC ที่ใช้จำแนกชนิดการเกิดคีสซาร์จบางส่วน.....	67
3.12 Flow Chart ขั้นตอนการทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้น.....	70
3.13 การจำลองการเกิดโคโรนาในอากาศ.....	71
3.14 การจำลองการเกิดคีสซาร์จภายใน.....	71
3.15 การจำลองคีสซาร์จตามผิว.....	72
4.1 โครงสร้างโมเดลความถดถอย.....	76
4.2 โครงสร้างโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	77
4.3 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3.....	87
4.4 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 1 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3.....	88
4.5 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 2 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3.....	88
4.6 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 3 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3.....	89
4.7 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 4 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3.....	89
4.8 Territorial Map.....	90
4.9 Scree Plot	93
4.10 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3.....	96
4.11 Territorial Map.....	97

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.12 วงจรทดสอบ PD.....	99
4.13 PD ที่เกิดจากอุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้นของ PD รูปแบบต่างๆ.....	102
4.14 การพล็อตค่าระหว่างค่ามูมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n),ขนาดของ PD (q) ของโคโรนาดีสซาร์จทางด้านแรงสูง.....	102
4.15 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมูมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมูมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของ โคโรนาดีสซาร์จทางด้านแรงสูง.....	103
4.16 การพล็อตค่าระหว่างค่ามูมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n),ขนาดของ PD (q) ของโคโรนาดีสซาร์จทางด้านแรงต่ำ.....	104
4.17 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมูมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมูมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของ โคโรนาดีสซาร์จทางด้านแรงต่ำ.....	105
4.18 การพล็อตค่าระหว่างค่ามูมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n),ขนาดของ PD (q) ของดีสซาร์จภายใน.....	106
4.19 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมูมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมูมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของดีสซาร์จภายใน	107
4.20 การพล็อตค่าระหว่างค่ามูมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n),ขนาดของ PD (q) ของดีสซาร์จตามผิว.....	108
4.21 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมูมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมูมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของ ดีสซาร์จตามผิว.....	109
4.22 โครงสร้างโมเดลความถดถอย.....	111
4.23 โครงสร้างโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย.....	112
4.24 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3.....	115
4.25 Territorial Map.....	116
4.26 Scree Plot.....	119
4.27 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3.....	123
4.28 Territorial Map.....	124

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การเกิดความผิดปกติ (fault) ในระบบไฟฟ้ากำลังนั้น เกิดจากสาเหตุสำคัญอย่างหนึ่งคือ ความล้มเหลวของการฉนวนในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าแรงสูง ซึ่งการเกิดคิสซาร์จบางส่วน (Partial discharge: PD) เป็นปัจจัยหลักที่ทำให้การฉนวนเกิดความผิดปกติ ดังนั้นมาตรฐานจึงกำหนดให้มีการวัดหรือตรวจจับ PD ก่อนนำอุปกรณ์ไปใช้งาน การเกิด PD ในระบบฉนวนจะเกิดขึ้นได้หลายกรณี วิศวกรทดสอบคุณสมบัติการฉนวนมีความจำเป็นที่จะต้องศึกษาและแยกแยะหาคุณลักษณะของ PD เพื่อใช้ในการระบุว่า PD ที่เกิดขึ้นเป็นชนิดแบบใด เช่น โคโรนาคิสซาร์จ, คิสซาร์จตามผิว หรือคิสซาร์จภายใน เป็นต้น ข้อมูลดังกล่าวมีความสำคัญต่อผู้ผลิตอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง ห้องปฏิบัติการไฟฟ้าแรงสูงและผู้ใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง ในอดีตนั้นการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการเกิด PD กระทำโดยใช้สายคาสังเกตุที่สัญญาณวงรีบนจอของออสซิลโลสโคปและนำไปแปลความหมายซึ่งการแปลความหมายจะอาศัยประสบการณ์ของผู้ทดสอบ ปัจจุบันมีการนำคอมพิวเตอร์มาใช้ในการวิเคราะห์ PD โดยการจำลองด้วยโปรแกรม สามารถทำการรู้จำรูปแบบของการเกิด PD ทำให้เกิดความสะดวกต่อผู้ทดสอบสามารถวิเคราะห์จำแนกประเภทและบอกถึงสาเหตุของความบกพร่องที่เกิดขึ้นในระบบฉนวนได้ ซึ่งมีวิธีที่หลากหลายมากขึ้นและการจำลองโปรแกรมด้วยวิธีทางสถิติจึงเป็นแนวทางหนึ่งในการวิเคราะห์และจำแนกรูปแบบการเกิด PD ได้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มุ่งหวังเพื่อศึกษาวิจัยโดยประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติเพื่อใช้ในการแยกแยะลักษณะรูปแบบการเกิด PD ได้ โดยการจำลองด้วยโปรแกรมซึ่งสามารถทำการรู้จำรูปแบบของการเกิด PD ทำให้เกิดความสะดวกต่อผู้ทดสอบ สามารถวิเคราะห์จำแนกประเภทและบอกถึงสาเหตุของความบกพร่องที่เกิดขึ้นในระบบฉนวนได้ และทำการพัฒนาโปรแกรมในส่วนการจำลองโมเดลคือใช้จำนวนตัวแปรในการวิเคราะห์ลดลง ทำให้มีความสะดวกรวดเร็วต่อการวิเคราะห์ผลมากขึ้นและมีโครงสร้างไม่ซับซ้อน

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การจำแนกรูปแบบของคิสซาร์จบางส่วน (PD) ซึ่งสามารถแยกเป็น 4 รูปแบบ คือ โคโรนาคิสซาร์จทางด้านแรงสูง, โคโรนาคิสซาร์จทางด้านแรงต่ำ, คิสซาร์จภายใน และคิสซาร์จตามผิว เมื่อ

นำข้อมูลรูปแบบการเกิดคิซซาร์จบางส่วนที่ได้จากเครื่องตรวจวัด PD แต่ละรูปแบบมาวิเคราะห์จากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง $\phi - q - n$ โดยที่ ϕ คือมุมเฟสของแรงดันทดสอบ, q คือขนาดของ PD, และ n คือจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ จะได้ค่าความเบ้เอียงของการกระจายข้อมูล (Skewness; sk) เทียบกับการกระจายปกติและความโด่งของการกระจายข้อมูล (Kurtosis; Ku) เทียบกับการกระจายปกติที่มีทั้งค่าบวกและค่าลบและค่าประจุที่ปรากฏ (Q) โดยจะมีตัวแปรทั้งหมด 9 ตัว จากตัวแปร 9 ตัว ซึ่งจะมีค่าความแตกต่างและค่าความสัมพันธ์กันจึงอาศัยจากความสัมพันธ์ของข้อมูลตัวแปรทั้ง 9 ตัว มาใช้ในการแยกแยะประเภทซึ่งวิธีการทางสถิติก็เป็นอีกวิธีการหนึ่งที่น่ามาแยกแยะประเภทของ PD จากความสัมพันธ์ของข้อมูลได้

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

การจำแนกรูปแบบของคิซซาร์จบางส่วน (PD) จะพิจารณาจากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง $\phi - q - n$ ของข้อมูลการเกิด PD แต่ละประเภท โดยที่ ϕ คือมุมเฟสของแรงดันทดสอบ, q คือขนาดของ PD และ n คือจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ จะได้ค่าความเบ้เอียงของการกระจายข้อมูล เทียบกับการกระจายปกติและความแหลมคมของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติมีทั้งค่าบวกและค่าลบและค่าประจุที่ปรากฏ (Q) โดยจะมีตัวแปรทั้งหมด 9 ตัว แล้วทำการแบ่งตัวแปรเป็น 2 กลุ่ม คือแบ่งเป็นข้อมูลในการสอนและข้อมูลสำหรับการทดสอบของโมเดล ทำการเลือกกลุ่มตัวแปรที่สามารถจำแนกรูปแบบ PD ได้ถูกต้องนำไปสร้างโมเดลโดยอาศัยวิธีการทางสถิติและทำการทดสอบโมเดลกับโปรแกรมทดสอบเพื่อจำแนกรูปแบบ PD ต่อไป

1.5 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน

ในการจำแนกรูปแบบ PD สามารถทำได้หลายวิธีซึ่งความแตกต่างระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน แสดง ดังตารางที่ 1.1

ตารางที่ 1.1 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีการที่นำเสนอกับวิธีการแบบพื้นฐาน

การเปรียบเทียบ	วิธีการแบบพื้นฐาน	วิธีการที่นำเสนอ
เทคนิคการวัด	พื้นฐาน	ซับซ้อนมากขึ้น
ตัวแปรที่ได้จากการทดลอง	- มุมเฟสของแรงดันทดสอบ (ϕ) - ขนาดของ PD (q)	- ค่าของ ϕ, q, n - ค่าทางสถิติที่ได้จากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง $\phi - q - n$

ตารางที่ 1.1 (ต่อ)

การเปรียบเทียบ	วิธีการแบบพื้นฐาน	วิธีการที่นำเสนอ
การวิเคราะห์ผล	อาศัยความรู้และประสบการณ์ของผู้ทดสอบ	นำค่าทางสถิติที่ได้มาสร้างโมเดลประมวลผลโดยคอมพิวเตอร์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางสถิติ
ความถูกต้องในการวิเคราะห์	เกิดความคลาดเคลื่อนและผิดพลาดได้ง่าย	มีความคลาดเคลื่อนน้อย สะดวกในการวิเคราะห์
ราคา	แพง	แพงกว่า

สำหรับงานวิจัยที่มีอยู่แล้วในปัจจุบันนั้นใช้วิธีการเรียนรู้จำรูปแบบการเกิด PD โดยได้นำค่าทางสถิติที่ได้มาสร้างโมเดลประมวลผลโดยคอมพิวเตอร์โดยประยุกต์ใช้วิธีการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและใช้วิธีเงินเนติกอัลกอริทึมช่วยในการวิเคราะห์ วิธีการดังกล่าวมีขั้นตอนที่มีความซับซ้อนมากกว่าการประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติ ที่มีโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อนมีความสะดวกรวดเร็วในการแยกแยะการเกิด PD และให้ผลมีความถูกต้อง ดังแสดงในตารางที่ 1.2

ตารางที่ 1.2 การเปรียบเทียบระหว่างงานวิจัยที่นำเสนอกับงานวิจัยเดิม [13] ที่นำมาเปรียบเทียบ

การเปรียบเทียบ	งานวิจัยเดิมที่นำมาเปรียบเทียบ	งานวิจัยที่นำเสนอ
ตัวแปรที่ได้จากการทดลอง	- ค่าของ σ , q , n - ค่าทางสถิติที่ได้จากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง σ - q - n	- ค่าของ σ , q , n - ค่าทางสถิติที่ได้จากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง σ - q - n (นำข้อมูลมาจากงานวิจัยเดิม)
รูปแบบวิธีการวิเคราะห์ผล	นำค่าทางสถิติที่ได้มาสร้างโมเดลประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์โดยประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมและใช้วิธีเงินเนติกอัลกอริทึม	นำค่าทางสถิติที่ได้มาสร้างโมเดลประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์โดยประยุกต์ใช้วิธีทางสถิติ

ตารางที่ 1.2 (ต่อ)

การเปรียบเทียบ	งานวิจัยเดิมที่นำมาเปรียบเทียบ	งานวิจัยที่นำเสนอ
ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์	ค่าสถิติจำนวน 11 ตัวแปรในการจำแนก	ค่าสถิติเริ่มต้น 9 ตัวแปรโดยใช้การวิเคราะห์ทางสถิติ การวิเคราะห์ความแปรปรวนและพิจารณาพฤติกรรมการกระจายข้อมูลในการตัดตัวแปรออกจากตัวแปร 11 ตัว เหลือ 9 ตัวและใช้วิธีวิเคราะห์ความสัมพันธ์หาตัวแปรที่เหมาะสมสำหรับโมเดลทางสถิติที่ใช้จำนวนตัวแปรลดลง สำหรับงานวิจัยนี้มีวิธีการที่นำเสนอ 4 วิธี
ความซับซ้อนของโครงสร้างและวิธีการ	มีความซับซ้อนมากกว่าวิธีที่นำเสนอเนื่องจากใช้จำนวนตัวแปรในการวิเคราะห์มากกว่า	มีความซับซ้อนน้อยลงกว่าวิธีในงานวิจัยเดิมเนื่องจากเป็นวิธีการที่ช่วยลดจำนวนตัวแปรลงได้
ความถูกต้องในการวิเคราะห์	มีความถูกต้องเมื่อทดสอบกับโปรแกรมทดสอบ (ไม่ได้ระบุ)	มีความถูกต้องเมื่อทดสอบกับข้อมูลทั้งหมดที่ 100% สำหรับ 3 วิธีการแรกและ 98.7 % สำหรับวิธีการที่ 4

1.6 ขอบเขตการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนองานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาเทคนิคการจำแนกรูปแบบของ PD โดยอาศัยข้อมูลตัวแปรที่ได้จากเครื่องตรวจจับคิสซาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงที่ใช้คอมพิวเตอร์เป็นฐาน โดยการพัฒนาโปรแกรมในส่วนการจำลองโมเดลด้วยการประยุกต์ใช้วิธีทางสถิติที่สามารถจำแนกรูปแบบการเกิด PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงได้ 3 ประเภทอย่างชัดเจนคือ โครโนคิสซาร์จ, คิสซาร์จภายใน และคิสซาร์จตามผิว ซึ่งใช้ตัวแปรในการพิจารณา 9 ตัว และเลือกกลุ่มตัวแปรที่ดีที่สุดในการจำแนก PD เข้าสู่โมเดลจึงทำให้โมเดลมีจำนวนตัวแปรลดลงผลของการพัฒนาโปรแกรมจำแนก PD ช่วยให้สามารถ

- ลดจำนวนตัวแปรที่ใช้ในการจำแนก PD ทำให้เป็น โปรแกรมที่ไม่ซับซ้อน

- ใช้เวลาในการประมวลผลและแสดงผลน้อยเนื่องจากใช้หน่วยความจำในคอมพิวเตอร์น้อยจึงสามารถใช้คอมพิวเตอร์ทั่วไปเป็นฐานในการจำแนก PD ได้

1.7 ขั้นตอนของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บทด้วยกันคือ

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาของงานวิจัย ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ สมมติฐาน ทฤษฎีที่ใช้ ขอบเขตของการวิจัย และขั้นตอนการศึกษา

บทที่ 2 กล่าวถึงการศึกษาพฤติกรรมของ PD หลักการตรวจจับ PD การแสดงผลการตรวจจับ PD การลดสัญญาณรบกวน การศึกษาวิธีการต่างๆในการจำแนก PD จากผลงานในอดีต เพื่อใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์ที่ใช้วิเคราะห์ PD และทฤษฎีเกี่ยวกับวิธีการทางสถิติที่นำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วน

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีออกแบบกระบวนการเรียนรู้โดยใช้วิธีทางสถิติในการจำแนกประเภทของการเกิด PD โดยนำข้อมูลการจำลองการเกิด PD จากการทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนที่สามารถเกิดขึ้นได้จริงในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงอ้างอิงจากมาตรฐานการทดสอบทางด้านไฟฟ้าแรงสูงและเทคนิคการตรวจวัด PD IEC 60270 [26] และผลการทดลองใน [13] มาเป็นฐานข้อมูลในการสร้างโมเดลจำแนกประเภทของ PD แล้วทำการทดสอบและเก็บข้อมูลมาทดสอบต่อไป

บทที่ 4 กล่าวถึงผลการจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนและการวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้วิธีทางสถิติทั้ง 4 วิธี

บทที่ 5 เป็นบทสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

1.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาวิจัยทางด้าน การตรวจวัดวิเคราะห์ PD ในระบบการฉนวนในอดีตนั้นเมื่อทำการตรวจวัด PD แล้วในการจำแนกประเภท PD จะต้องใช้ความรู้และประสบการณ์ของผู้ทดสอบ เพื่อบ่งบอกถึงประเภทของ PD ที่เกิดขึ้น ต่อมามีการพัฒนาเครื่องตรวจจับคิสซาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงที่ใช้คอมพิวเตอร์เป็นฐาน โดย Kreuger และ Gulski (1988) ซึ่งได้ศึกษาการตรวจวัด PD ในระบบฉนวน โดยใช้ระบบ digital computer สามารถวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของ PD และบอกพฤติกรรมที่แตกต่างของ PD ได้ ในปี 1992 [1] ได้พัฒนาการเรียนรู้จำและการจำแนกประเภทของ PD จากแหล่งกำเนิดที่ต่างกัน โดยสร้าง fingerprint เพื่อเปรียบเทียบและช่วยในการจำแนกประเภท PD ที่เกิดขึ้น และต่อมา Krivda และ Gulski (1993-1995: 3-5) ได้พัฒนาการเรียนรู้จำรูปแบบ PD ที่ไม่ทราบสาเหตุการเกิดมาก่อนในส่วนที่เกิดกับอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยใช้

ค่าพารามิเตอร์ทางสถิติที่ได้วิเคราะห์จากเครื่องตรวจวัด PD และจำลองโมเดลเพื่อจำแนกรูปแบบการเกิด PD โดยใช้วิธี contour score procedure และใช้ neural network มาช่วยในการจดจำรูปแบบ PD และได้มีการวิจัยเพื่อจำแนกรูปแบบของการเกิด PD โดยใช้วิธีทางสถิติ ในการหารูปแบบการกระจายของการเกิด PD ในลำดับถัดมา [6] โดยปัจจุบันในต่างประเทศการวิเคราะห์ PD จะเน้นไปที่การศึกษาในด้านลึกในเรื่องกลไกที่เกี่ยวข้องกับการเกิด PD และในด้านการสร้างแบบจำลอง (modeling) ที่เหมาะสมสำหรับลักษณะการฉนวนแบบต่างๆ นอกจากนี้ยังมีการศึกษาวิธีการเรียนรู้และจดจำการเกิด PD ด้วยวิธีต่างๆ เช่น Neural Network, Contour Score หรือ Genetic Algorithm, การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform; DWT) [7-12] เป็นต้น

จากงานวิจัยของเกวริน วิเศษจินดาวัฒน์ (2544 : 13) กล่าวว่าการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการพัฒนาออกแบบสร้างเครื่องตรวจจับ PD ในประเทศไทย ครั้งแรกในปี พ.ศ. 2525 โดยการออกแบบและประกอบสร้างมิเตอร์กึ่งคายอดเพื่อใช้วัด PD ในเทอมของคลื่นรบกวนวิทยุซึ่งมีขีดจำกัดในการใช้งาน และได้มีการวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาออกแบบสร้างเครื่องตรวจจับและวิเคราะห์ดีเอสอาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยใช้คอมพิวเตอร์เป็นฐาน โดยได้ออกแบบสร้างให้สามารถวัดค่าประจุที่ปรากฏ (q) ที่เกิดขึ้นตามมุมเฟสของแรงดัน (ϕ) และค่าแรงดันทดสอบ (U) ได้ตลอดเวลาที่ทำการทดสอบ ซึ่งจะบอกถึงสภาพของการฉนวนในขณะนั้น สามารถใช้จำแนกสาเหตุในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงได้หลายชนิด แต่ยังไม่สามารถที่จะเรียนรู้จดจำรูปแบบและจำแนกรูปแบบของอุปกรณ์แรงสูงต่างๆ ได้โดยอัตโนมัติ

สำหรับงานวิจัยของ เกวริน วิเศษจินดาวัฒน์ (2544 : 13) เป็นการพัฒนาเครื่องวิเคราะห์ดีเอสอาร์จบางส่วนให้มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการเกิดดีเอสอาร์จบางส่วนได้ โดยการพัฒนาโปรแกรมในการรู้จำของการเกิดดีเอสอาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงที่เป็นการนำข้อมูลทางสถิติจากความสัมพันธ์ของ $\phi - q - n$ เมื่อ n คือ จำนวนครั้งของการเกิด PD ซ้ำ ที่ได้จากเครื่องตรวจวัด PD ซึ่งมีตัวแปรวิเคราะห์ทั้งหมด 11 ตัวและใช้วิธีแฟรคทัลจะได้ตัวแปรทั้งหมด 13 ตัวในการพิจารณาโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจนนิติกอัลกอริทึมซึ่งใช้ตัวแปรในการจำลองโมเดล 11 ตัว เพื่อรู้จำรูปแบบของการเกิด PD และทำการจำแนกรูปแบบการเกิด PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง ได้ 3 ประเภทคือ โครนาดีเอสอาร์จ, ดีเอสอาร์จภายใน และดีเอสอาร์จตามผิว ในปี 2549 งานวิจัยของดร. วุฒิชัย ชาติพัฒนานันท์ [14-20] ได้มีการนำเอาวิธีการทางสถิติหลากหลายวิธีมาช่วยในการจำแนกกลุ่ม PD คือ การจำแนกกลุ่มโดยใช้ Cluster Analysis, Quick Unbiased and Efficient Statistical Tree: QUEST, การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) และการจำแนกกลุ่ม (Linear Discriminant Analysis), Chi-squared Automatic Interaction Detector (CHAID), Classification and Regression Tree, K-Means ซึ่งจะสามารถจำแนกกลุ่มการเกิด PD ได้โดยใช้ข้อมูลทางสถิติที่ได้จากข้อมูลคุณลักษณะของ PD แต่ยังไม่สามารถพัฒนาในส่วนการเรียนรู้จำรูปแบบการเกิด PD และในปี 2550 งานวิจัยของรัชกร ปานหอทอง [21]

ได้มีการศึกษาวิจัยถึงวิธีการวินิจฉัยอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงที่มีสาเหตุจากการปล่อยประจุบางส่วนโดยใช้คอมพิวเตอร์ในการช่วยวินิจฉัย โดยใช้เทคนิคทางสถิติ Kolmogorov-Smirnov One-Sample Test มาวิเคราะห์รูปแบบการปล่อยประจุบางส่วน คุณสมบัติของรูปแบบการปล่อยประจุบางส่วนสามารถแสดงได้ในรูปเสมือนเป็นลายนิ้วมือ (fingerprint) ของอุปกรณ์ไฟฟ้า และวิเคราะห์สาเหตุการเกิดการปล่อยประจุบางส่วนจากผลต่างของรูปเสมือนลายนิ้วมือของอุปกรณ์ไฟฟ้า ซึ่งใช้รูปแบบรูปเสมือนลายนิ้วมือทั้งหมด 15 รูปแบบหรือตัวแปร 15 ตัว มาใช้ในการวิเคราะห์จำแนกประเภทของการเกิดคิส์ซาร์จบางส่วน

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

รายงานการวิจัยนี้เป็นการศึกษาและออกแบบ โปรแกรมในการวิเคราะห์คิสซาร์จบางส่วนที่เกิดขึ้นภายในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง เริ่มจากการศึกษาพฤติกรรมของ PD หลักการตรวจจับ PD การแสดงผลการตรวจจับ PD การลดสัญญาณรบกวน การศึกษาวิธีการต่างๆในการวิเคราะห์ PD จากผลงานที่เกี่ยวข้องเพื่อใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์ที่ใช้วิเคราะห์ PD และทฤษฎีเกี่ยวกับวิธีการทางสถิติที่นำมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนตามลำดับ มีรายละเอียดดังนี้

2.1 การวิเคราะห์คิสซาร์จบางส่วน (Partial Discharge, PD) ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง

การเกิดคิสซาร์จบางส่วน คือ การเกิดการเสียดสภาพการเป็นฉนวนเพียงบางส่วนของระบบการฉนวน เป็นการเกิดเบรกดาวน์หรือคิสซาร์จที่ไม่เชื่อมโยงถึงกันระหว่างอเล็กโทรด ไม่ได้เป็นการเสียดสภาพการเป็นฉนวนสมบูรณ์ทั้งระบบ การเกิดคิสซาร์จบางส่วนจะเกิดขึ้นในระบบฉนวนที่มีลักษณะสนามไฟฟ้าไม่สม่ำเสมอสูง หรือฉนวนที่มีความไม่สม่ำเสมอ หรือไม่เป็นเนื้อเดียวกัน หรือมีสิ่งเจือปน ทำให้ความเครียดสนามไฟฟ้าบางจุดสูงกว่าความเครียดสนามไฟฟ้าวิกฤติ คิสซาร์จบางส่วนแบ่งได้ 3 แบบ คือ โคโรนาคิสซาร์จ, คิสซาร์จตามผิว และคิสซาร์จภายใน [22-24] คือ

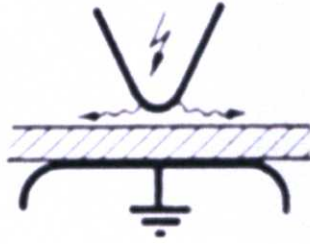
1) โคโรนาคิสซาร์จ (Corona discharge) เกิดขึ้นในอากาศตรงบริเวณรอบๆอเล็กโทรดปลายแหลมหรือขอบคมที่มีความเครียดสนามไฟฟ้าสูงกว่าบริเวณอื่น เช่น สายตัวนำแรงสูงที่มีขนาดเล็กเกินไป หรือผิวสายตัวนำไม่เรียบพอ ทำให้อากาศรอบๆบริเวณนั้นเกิดไอออนในเซชัน ดังรูปที่ 2.1 ก)

2) คิสซาร์จตามผิว (Surface discharge) เกิดบริเวณผิวของฉนวนที่มีความเครียดสนามไฟฟ้าในแนวเดียวกับผิวสูง อาจเกิดร่องรอยกัดกร่อนซึ่งมีสภาพนำไฟฟ้า (tracking) ดังรูปที่ 2.1 ข)

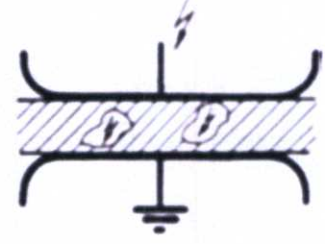
3) คิสซาร์จภายใน (Internal discharge) เกิดขึ้นในเนื้อฉนวนที่มีความคงทนได้อเล็กตริกค่า หรือมีความเครียดสนามไฟฟ้าสูงกว่าบริเวณอื่น จึงทำให้เนื้อฉนวนส่วนนี้เกิดเบรกดาวน์ก่อน คิสซาร์จภายในเกิดขึ้นเนื่องจากมีโพรงอากาศหรือสิ่งแปลกปลอมในเนื้อฉนวนที่เป็นของแข็งหรือของเหลว ตัวอย่างของคิสซาร์จภายในแสดงดังรูปที่ 2.1 ค)



ก) โครนาดีสชาร์จ



ข) ดีสชาร์จตามผิว



ค) ดีสชาร์จภายใน

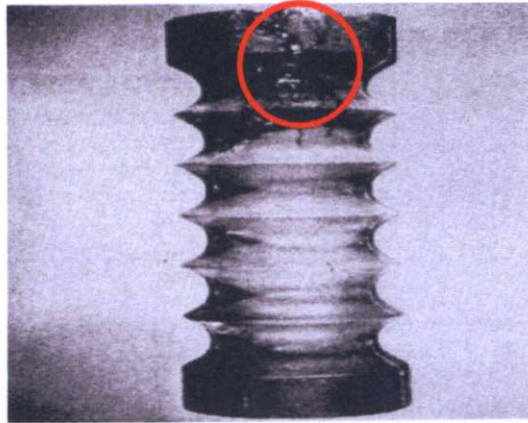
รูปที่ 2.1 ดีสชาร์จบางส่วนแบบต่างๆ

2.1.1 โครนาดีสชาร์จ (Corona discharge) จะเกิดตรงบริเวณรอบๆ อิเล็กโทรดปลายแหลม หรือขอบคมที่มีความเครียดสนามไฟฟ้าสูงกว่าบริเวณอื่น เช่น สายตัวนำแรงสูงที่มีขนาดเล็กเกินไป หรือผิวสายตัวนำไม่เรียบพอ ทำให้อากาศรอบๆ บริเวณนั้นเกิดไอออไนเซชัน ดังรูปที่ 2.2



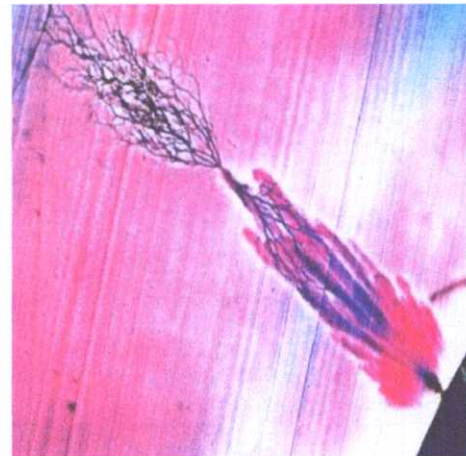
รูปที่ 2.2 การเกิดโครนาตรวจจับด้วยกล้องโครนา

2.1.2 ดีสชาร์จตามผิว อาจเกิดขึ้นตามแนวรอยต่อของฉนวนต่างชนิดกัน เช่น ของแข็งกับ ก๊าซหรือของแข็งกับของเหลว เมื่อมีความเครียดสนามไฟฟ้าตามรอยต่อของฉนวนสูงเกินค่าวิกฤติ ตัวอย่างเช่น ปลายฉนวนนำสายปลายสายเคเบิล หรือดีสชาร์จภายนอกกระทบเข้ากับฉนวนซึ่ง ความเครียดในเนื้อฉนวนไม่สูงพอที่จะทำให้เกิดเบรกดาวน์เฉาะทะลุได้ ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ลักษณะรูปแบบฉนวนที่เกิดคิสซาร์จบางส่วนตามผิว

2.1.3 คิสซาร์จภายใน เป็นการคิสซาร์จบางส่วนที่เกิดขึ้นในเนื้อฉนวนแข็งหรือฉนวนเหลว ที่มีโพรงหรือฟองก๊าซ หรือสิ่งเจือปนแปลกปลอมที่มีค่าเปอร์มิตติวิตีต่ำกว่าในเนื้อฉนวนหลักทำให้ความเครียดสนามไฟฟ้าในโพรงหรือสิ่งเจือปนดังกล่าวมีค่าสูงกว่าฉนวนรอบๆแสดงได้ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 คิสซาร์จภายในและตัวอย่างการเกิดความเสียหายของการเกิดคิสซาร์จภายในสายเคเบิล

2.2 พฤติกรรมของคิสซาร์จบางส่วน

การเกิดคิสซาร์จบางส่วนมีความสัมพันธ์กับอายุการใช้งานของอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง เมื่อเกิดคิสซาร์จขึ้น [22] พลังงานการกระแทกจากอิเล็กตรอน หรืออไอออนพลังงานสูงจะทำให้ฉนวนเกิดความร้อนและการเปลี่ยนแปลงทางเคมีเป็นเหตุให้ฉนวนเสื่อมสภาพอย่างรวดเร็วอายุการใช้งานของอุปกรณ์สั้นลง นำไปสู่การเบรคความน่าได้ในที่สุด ซึ่งก่อให้เกิดความเสียหายต่อระบบฉนวนและอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง นอกจากนั้นแล้วคิสซาร์จบางส่วนยังก่อให้เกิดคลื่นรบกวนวิทยุ (Radio

interference) ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อระบบสื่อสาร มาตรฐานจึงกำหนดให้มีการทดสอบตรวจวัดค่า PD

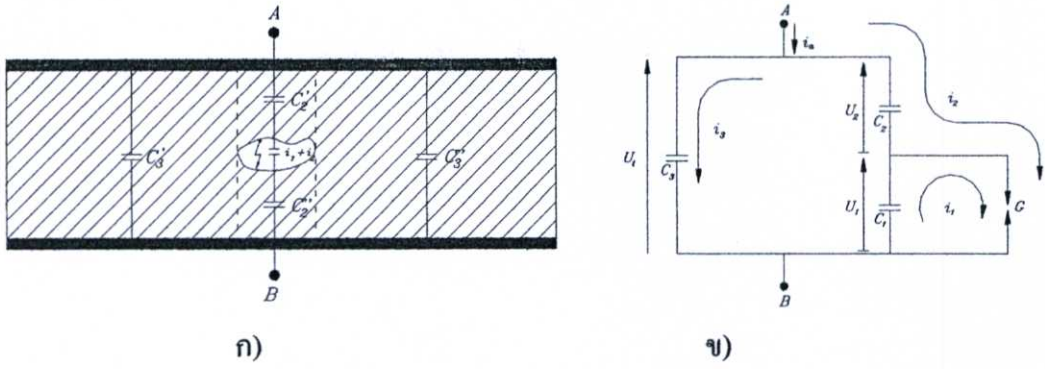
2.2.1 ผลจากการเกิดคิซาร์จบางส่วน

เมื่อเกิดคิซาร์จบางส่วนจะเกิดผลสืบเนื่องต่างๆ ได้แก่ [13] สัญญาณพัลส์ทางไฟฟ้า เสียงการสูญเสียของไดโอดีคทริก แสง การเพิ่มขึ้นของความดันก๊าซ และปฏิกิริยาเคมี เราสามารถสังเกตและตรวจจับคิซาร์จบางส่วนได้หลายทางโดยการตรวจวัดสัญญาณที่กล่าวมา ซึ่งมีข้อดีข้อเสียแตกต่างกันดังต่อไปนี้

- 1) การฟังเสียง hissing ที่เกิดจาก PD เป็นวิธีที่ง่ายและเก่าแก่ที่สุด แต่วิธีนี้มีความไวต่ำและถูกรบกวนโดยเสียงอื่นๆจากภายนอกได้ง่าย
- 2) การวัดการสูญเสียของไดโอดีคทริกโดยการวัดค่า $\tan\delta$ สามารถสังเกตการเกิด PD ได้จากค่า $\tan\delta$ ที่เพิ่มขึ้นและมีความสัมพันธ์กับแรงดันทดสอบ เนื่องจากพลังงานที่ปลดปล่อยออกมาขณะเกิด PD จะทำให้ตัวประกอบการสูญเสีย (Dissipation factor) มีค่าเพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตามการสังเกตดังกล่าวไม่ชัดเจนแม้ว่าจะเกิด PD ปริมาณมาก เนื่องจากพลังงานสูญเสียจากการเกิด PD ซึ่งเกิดเฉพาะบางบริเวณของเนื้อฉนวนอาจมีค่าน้อยเมื่อเทียบกับการสูญเสียของ ไดโอดีคทริกซึ่งเกิดขึ้นในปริมาตรทั้งหมดของฉนวน
- 3) การตรวจวัด PD ทางแสง มีข้อจำกัดในเรื่องตำแหน่งที่เกิด PD ในวัสดุทดสอบต้องโปร่งแสง จึงไม่สามารถกระทำได้ในหลายกรณี
- 4) การตรวจวัดการเพิ่มขึ้นของความดันก๊าซและปฏิกิริยาเคมี มีข้อจำกัดที่การเปลี่ยนแปลงต้องใช้ระยะเวลาานาน จึงไม่เหมาะที่จะใช้ติดตามการเกิด PD
- 5) การวัดทางไฟฟ้า เป็นวิธีการวัดที่นิยมใช้กันมากที่สุดและมาตรฐานสากลแนะนำให้ใช้ได้แก่ เนื่องจากมีความไวสูง สามารถติดตามการเกิด PD ได้อย่างรวดเร็ว สามารถจำแนกสัญญาณที่เกิดจาก PD ออกจากสัญญาณอื่นๆได้ และมีความสัมพันธ์โดยตรงกับปริมาณ PD ที่เกิดขึ้น การวัดปริมาณของคิซาร์จบางส่วนตามมาตรฐานสากลนั้นจะวัดในเทอมของ “ประจุที่ปรากฏ” (Apparent charge) การตรวจจับ PD ในโครงการวิจัยนี้จะใช้วิธีวัดทางไฟฟ้า

2.2.2 วงจรสมมูลของคิซาร์จภายในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงทั่วไป

วงจรสมมูลสำหรับฉนวนของอุปกรณ์ขณะเกิด PD อาจแทนด้วยค่าความจุไฟฟ้า C_1, C_2, C_3 และ สปราร์กแกป G ดังรูปที่ 2.5 [13,23,25] โดยฉนวนส่วนที่บกพร่องซึ่งปกติแล้วจะเป็นโพรงก๊าซขนาดเล็กๆจะแทนด้วยค่าความจุไฟฟ้า C_1 และสปราร์กแกป G ฉนวนที่อยู่ในแนวเดียวกับส่วนที่บกพร่องจะแทนด้วยค่าความจุไฟฟ้า C_2 และฉนวนส่วนที่มีสภาพดีจะแทนด้วยค่าความจุไฟฟ้า C_3



รูปที่ 2.5 วงจรสมมูล PD แบบทั่วไป

จากรูปที่ 2.5 เมื่อป้อนแรงดันไฟฟ้าที่ขั้วสายของอุปกรณ์ (ขั้ว A-B) ในรูปที่ 2.5 ก) จะทำให้เกิดแรงดันตกคร่อมส่วนต่างๆของฉนวนแสดงดังรูปที่ 2.5 ข) ถ้าเกิดแรงดันตกคร่อมโพรงอากาศสูงเกินกว่าค่าแรงดันที่โพรงอากาศสามารถทนได้ ทำให้เกิดเบรคความหรือดีสชาร์จเฉพาะบริเวณโพรงอากาศนี้ จึงเรียกว่าเกิด “ดีสชาร์จบางส่วน” หรือ “PD” ภายในอุปกรณ์นั้น จากรูปที่ 2.5 ข) จะได้

$$C_3 = C_3' + C_3'' \quad (2.1)$$

$$C_2 = \frac{C_2' C_2''}{C_2' + C_2''} \quad (2.2)$$

$$C_3 \gg C_1 \gg C_2 \quad (2.3)$$

จากเหตุผลในสมการ(2.3) โดยที่ C_3 คือค่าความจุไฟฟ้ารวมของวัสดุทดสอบ จะได้ว่า

$$C_a = \frac{C_1 C_2}{C_1 + C_2} + C_3 \approx C_3 \quad (2.4)$$

จากรูปที่ 2.5 ข.)แรงดันตกที่ขั้วสาย ΔU_1 เนื่องจากการเกิด PDสามารถคำนวณได้โดยเปรียบเทียบประจุที่สะสมก่อนและหลังการเกิด PD ได้ดังนี้

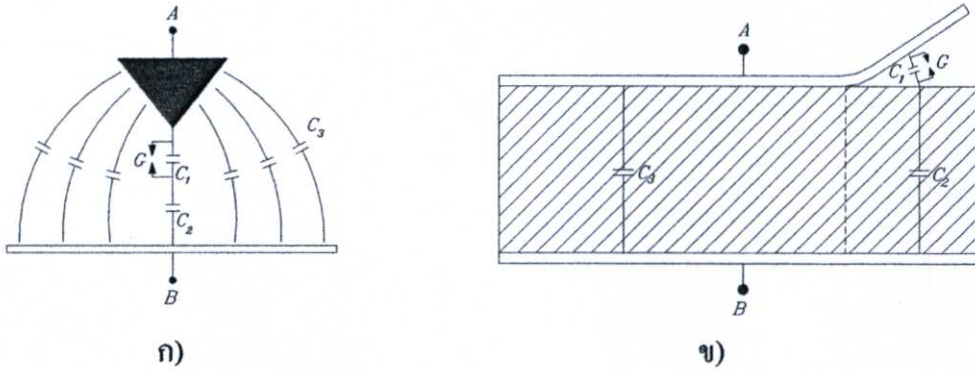
$$C_3 U_1 + C_2 (U_1 - \Delta U_1) = C_3 U_1' + C_2 U_1' \quad (2.5)$$

$$\text{จะได้} \quad \Delta U_1 = (U_1 - U_1') = \frac{C_2 \Delta U_1}{(C_2 + C_3)} \quad (2.6)$$

โดยที่ U_1 คือ แรงตกคร่อมขั้วสายก่อนการเกิด PD

U_1' คือ แรงตกคร่อมขั้วสายหลังการเกิด PD

วงจรสมมูลในรูปที่ 2.5 ข.) สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับ PD ที่เกิดในบริเวณปลายแหลมหรือขอบคมของอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่ง PD ลักษณะนี้เรียกว่า “โคโรนา” และสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับดิสชาร์จตามผิว ได้เช่นเดียวกัน โดยสามารถแทนอากาศรอบๆหรือฉนวนส่วนต่างๆ ด้วยค่าความจุไฟฟ้าดังรูปที่ 2.6 ตามลำดับ [13,23,25]

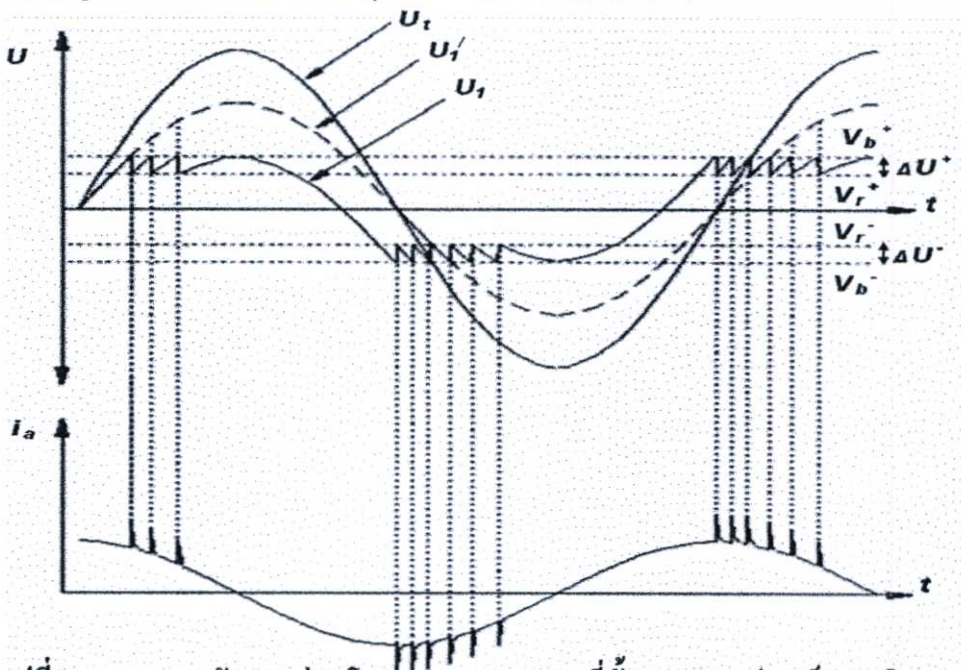


รูปที่ 2.6 แสดงค่าความจุไฟฟ้าของวงจรที่เกิด PD แบบ ก) โคโรนา ข) ดิสชาร์จตามผิว

2.2.3 ธรรมชาติพัลส์ของดิสชาร์จบางส่วน

2.2.3.1 การดิสชาร์จซ้ำ

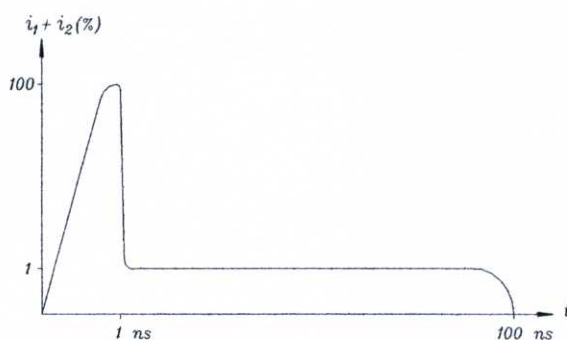
ในทางปฏิบัติ PD อาจเกิดซ้ำๆ ได้หลายครั้งในแต่ละคาบเวลา ดังรูปที่ 2.7 โดยที่ U คือแรงดันตกคร่อมขั้วสายของอุปกรณ์ V_b คือแรงดันเบรกคาว์นของโพรงกาซ V_r คือแรงดันหลังเบรกคาว์นของโพรงกาซ U_1 คือแรงดันคร่อมโพรงกาซ U_1' คือแรงดันคร่อมโพรงกาซถ้าไม่มีการเกิด PD และ i_a คือกระแสที่ขั้วสายของอุปกรณ์ ตามลำดับ [13,23,25]



รูปที่ 2.7 แสดงแรงดันตกคร่อมโพรงกาซและกระแสที่ขั้วสายของอุปกรณ์ขณะเกิด PD

2.2.3.2 ลักษณะรูปร่างของกระแสพัลส์จางบางส่วน

ลักษณะรูปร่างของกระแส PD ในแก๊สหรือโพรงกาซเล็ก ในทางทฤษฎีแสดงดังรูปที่ 2.8 ขณะเกิด PD กระแสที่ไหลผ่านแก๊สจะเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว เนื่องจากการเคลื่อนที่ของอิเล็กตรอน ซึ่งเคลื่อนที่ได้เร็วกว่าไอออนบวกผ่านแก๊สอื่นๆ เมื่ออิเล็กตรอนไหลผ่านแก๊สหมดกระแสจะลดลงอย่างรวดเร็ว และกระแสที่ลดลงนี้จะยังคงไหลต่อไปอีกเนื่องจากการเคลื่อนที่ของไอออนบวกแต่อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติ จะพบว่าความกว้างของกระแสพัลส์ที่เกิดจาก PD ในฉนวนจะอยู่ในช่วงเวลา 1.5 นาโนวินาทีถึงช่วงเวลาเป็นหลัก 100 นาโนวินาที ดังนั้นกระแสพัลส์ดังกล่าวจึงมีสเปกตรัมของความถี่ที่มีแบนด์วิดค์กว้าง 10 เมกะเฮิร์ตซ์ขึ้นไป และอาจจะมีความกว้างถึง 200 เมกะเฮิร์ตซ์ ซึ่งการเกิด PD จากลักษณะการเกิดทรีอิง (treeing) ในเนื้อฉนวนจะมีช่วงเวลาของกระแสพัลส์กว้างที่สุด [26]



รูปที่ 2.8 แสดงลักษณะรูปร่างของกระแส PD ในทางทฤษฎีสำหรับแก๊สเล็กๆ

2.3 หลักการตรวจจับดีสชาร์จบางส่วน

การตรวจจับ PD สามารถทำได้หลายวิธี โดยการสังเกตหรือวัดผลที่เป็นปรากฏการณ์ต่างๆ ของ PD การวัดผลของ PD ในเชิงปริมาณที่ได้ผลดีที่สุดคือ การวัดผลทางไฟฟ้าโดยวิธีตรวจจับกระแสพัลส์ที่ขั้วสายของอุปกรณ์ [26]

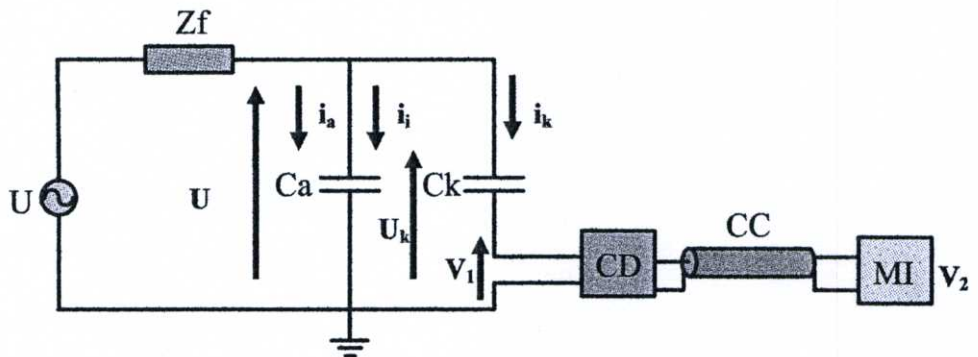
2.3.1 วงจรพื้นฐานและการวิเคราะห์วงจรตรวจจับดีสชาร์จบางส่วน

วงจรพื้นฐานสำหรับการตรวจจับ PD ตามข้อกำหนดในมาตรฐานสากล IEC 60270 2000 [26] จะประกอบด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้าแรงสูงหรือแรงดันทดสอบ U ตัวกรองสัญญาณ (Filter) จากแหล่งจ่ายหรืออิมพีแดนซ์ Z_f วัสดุทดสอบ (Test object) C_u ตัวเก็บประจุคัปปลิง (Coupling capacitor) C_k อุปกรณ์รับสัญญาณ (Coupling device) CD สายเคเบิลนำสัญญาณ (Connecting cable) CC และเครื่องมือวัด (Measuring instrument) MI ตามลำดับ แสดงดัง รูปที่ 2.9

หน้าที่การทำงานและคุณสมบัติสำคัญของอุปกรณ์ที่ใช้ในวงจรทดสอบเป็นดังนี้

1) แหล่งจ่ายไฟฟ้าแรงสูง U ใช้ในการจ่ายแรงดันให้วงจรทดสอบและมีฟังก์ชันกำลังไฟฟ้าเพียงพอที่จะจ่ายโหลดได้ เช่น หม้อแปลงทดสอบซึ่งควรเป็นหม้อแปลงทดสอบที่ปลอดภัย PD ที่แรงดันทดสอบ เป็นต้น

2) ตัวกรองสัญญาณหรืออิมพีแดนซ์ Z_f ใช้ในการกรองสัญญาณรบกวนจากแหล่งจ่ายเช่น ฮาร์มอนิกส์ และ PD ที่เกิดภายในหม้อแปลงทดสอบเองที่ใช้เป็นแหล่งจ่ายเป็นต้น และหน้าที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือ ป้องกัน PD จากวงจรทดสอบไหลย้อนลงกราวด์ผ่านทางแหล่งจ่ายตัวกรองดังกล่าวต้องทนแรงดันทดสอบได้และปราศจาก PD ที่แรงดันทดสอบตัวอย่างตัวกรองเช่น ตัวเหนี่ยวนำ (High voltage inductor) หรือตัวกรองชนิดผ่านแถบความถี่ต่ำ (High voltage low-pass filter) เป็นต้น ดังนั้นในกรณีที่ใช้หม้อแปลงทดสอบปราศจาก PD ที่แรงดันทดสอบเป็นแหล่งจ่ายไฟฟ้าแรงสูงอาจจะไม่จำเป็นต้องใช้ตัวกรองอีก เนื่องจากอิมพีแดนซ์ของหม้อแปลงทดสอบมีคุณสมบัติเป็นตัวเหนี่ยวนำอยู่แล้ว โดยเฉพาะหม้อแปลงปลอดภัย PD



รูปที่ 2.9 วงจรพื้นฐานสำหรับการตรวจจับ PD

3) ตัวเก็บประจุคัปปลิง C_k ใช้เป็นส่วนเชื่อมต่อหรือคัปปลิงสัญญาณความถี่สูงให้ครบวงจรระหว่าง C_a และ C_k ซึ่งมีอิมพีแดนซ์ต่ำสำหรับ PD ดังนั้นตัวเก็บประจุคัปปลิงต้องเป็นชนิดที่มีค่าความเหนี่ยวนำภายในต่ำ ปราศจาก PD ที่แรงดันทดสอบ

4) อุปกรณ์รับสัญญาณ CD และเครื่องมือวัด MI อุปกรณ์ทั้งสองส่วนนี้จะทำงานร่วมกันคือ ทำหน้าที่อินทิเกรต (Integrate) กระแสพัลส์ i_k ที่ไหลในวงจรทดสอบ เนื่องจากการเกิด PD โดยมีสายนำสัญญาณ CC เป็นสายที่เชื่อมต่อระหว่าง CD กับ MI อุปกรณ์รับสัญญาณ จะทำหน้าที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือ เป็นตัวกรองกระแสความถี่ต่ำ (50 ถึง 400 เฮิรตซ์) และฮาร์มอนิกส์ต่าง ๆ จากแหล่งจ่ายแรงดันทดสอบมิให้เข้าไปที่เครื่องมือวัดได้ ส่วนเครื่องมือวัด MI จะทำหน้าที่สำคัญอีก 3 ประการ คือ เป็นวงจรขยายสัญญาณ (Amplifier) เป็นวงจรกรองสัญญาณชนิดผ่านแถบ เพื่อลดสัญญาณรบกวนความถี่ต่ำที่มาจากแหล่งจ่ายแรงดันทดสอบกับสัญญาณรบกวนความถี่สูงที่มาจากคลื่นวิทยุและเป็นอุปกรณ์แสดงผล PD

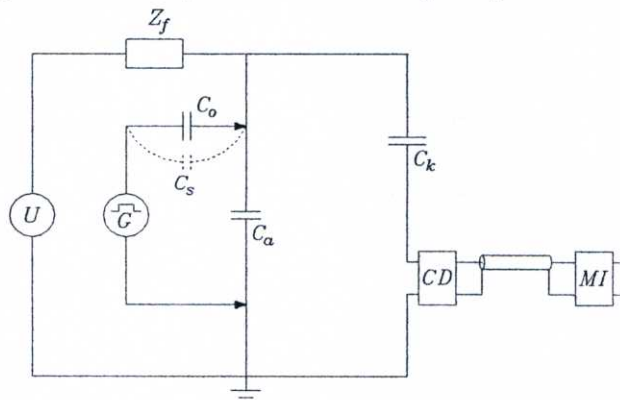
หลักการทํางานของวงจรพื้นฐานสำหรับการตรวจจับ PD เริ่มจากค่อยๆป้อนแรงดันทดสอบจากแหล่งจ่าย U ผ่านตัวกรอง Z_f ให้กับวงจรทดสอบจนกระทั่งเกิด PD ที่วัสดุทดสอบ C_s (ถ้าฉนวนของวัสดุทดสอบนั้นมีความบกพร่อง) ทำให้เกิดแรงดันตกที่ขั้วของ C_s ตามสมการ(2.6) C_s จะคายประจุประจุไปที่ C_a เพื่อชดเชยแรงดันตกนั้นผลดังกล่าวทำให้เกิดกระแสพัลส์ i_i ไหลวนครบวงจรซึ่งประกอบด้วย C_s, C_a และ CD ดังนั้น CD และ MI วัดประจุไฟฟ้าที่ถ่ายเทระหว่าง C_s กับ C_a โดยการอินทิเกรตกระแสพัลส์ i_i เพื่อนำไปแสดงผลต่อไป

2.3.2 การแสดงผลของคิตซาร์จบางส่วน

การแสดงผลหรือวัดผลของคิตซาร์จบางส่วนสามารถทำได้ทั้งทางมิเตอร์ ทางจอภาพของออสซิลโลสโคป และทางเครื่องบันทึก[13] ค่าของคิตซาร์จบางส่วนที่มาตรฐานกำหนดโดยปกติจะแสดงในเทอมของ "ประจุที่ปรากฏ" ของ PD หรือ "ขนาดของคิตซาร์จ" (Discharge magnitude) "q" มีหน่วยเป็นพิโคคูลอมป์(pC) สัญญาณเอาต์พุตของเครื่องตรวจจับ PD คือ v_2 จะเป็นปฏิภาคโดยตรงกับ q ดังนั้นค่าของ v_2 คือ $v_{2(\text{peak})}$ จะเป็นปฏิภาคโดยตรงกับ q ด้วย [13] จากเหตุผลดังกล่าวการอ่านค่า q จึงนิยมอ่านจากค่าของ v_2 ซึ่งอ่านได้จากจอภาพของออสซิลโลสโคปหรือมิเตอร์อ่านค่าออกก็ได้

2.3.3 เครื่องปรับเทียบคิตซาร์จมาตรฐาน (Discharge calibrator)

สัญญาณเอาต์พุต v_2 แปรผันตามขนาดของตัวเก็บประจุคัปปลิงและวัสดุทดสอบ จึงต้องมีการปรับเทียบด้วยค่า PD มาตรฐานก่อนทำการป้อนแรงดันเข้าวงจรทดสอบโดยใช้เครื่องปรับเทียบคิตซาร์จมาตรฐาน เพื่อใช้ในการจำลองการเกิด PD ด้วยการส่งผ่านกระแสพัลส์ที่มีขนาดของประจุมาตรฐาน q_0 ที่ขั้วทั้งสองของวัสดุทดสอบ ดังรูปที่ 2.10 เครื่องปรับเทียบคิตซาร์จมาตรฐานประกอบด้วยแหล่งจ่ายแรงดันรูปซึ้น หรือแรงดันแบบสี่เหลี่ยม U_0 ต่ออนุกรมกับตัวเก็บประจุขนาดเล็ก (Calibrating capacitor) C_0 ตามมาตรฐาน IEC กำหนดให้ $C_0 \leq 0.1C_s$ ถ้า C_0 เป็นตัวเก็บประจุแรงดันต่ำ และกำหนดช่วงเวลาขึ้น t_r ของ U_0 เป็น $t_r \leq 60\text{ns}$ [13] ในการปรับเทียบต้องพิจารณาผลของค่าความจุไฟฟ้าสเตรย์ C_s ด้วย คือต้องทำให้ $C_0 \gg C_s$

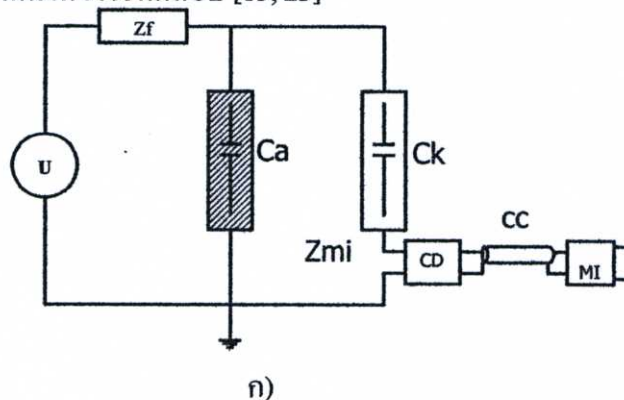


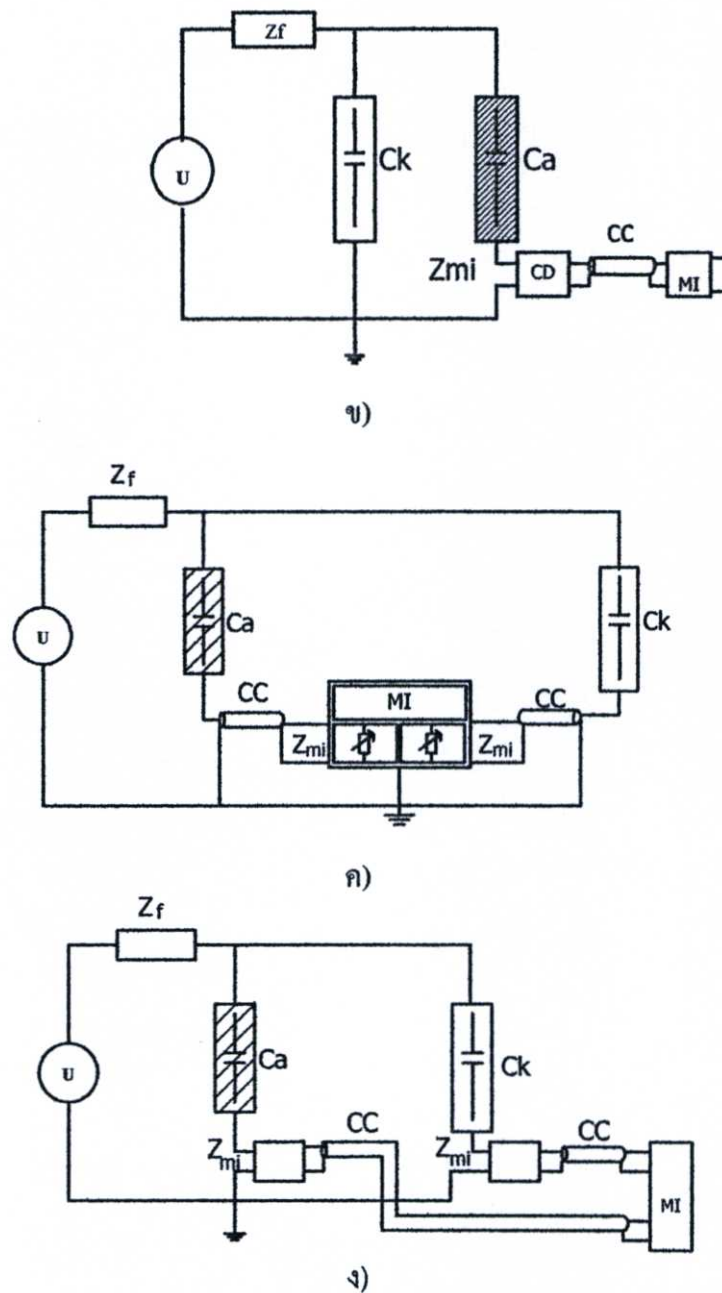
รูปที่ 2.10 วงจรสำหรับการปรับเทียบ

2.4 เทคนิคการวัดคิซาร์จบางส่วน

โดยปกติวัสดุทดสอบทั่วไป อาจแทนได้ด้วยตัวเก็บประจุชนิดองค์ประกอบแบบลัมปีหรือตัวเก็บประจุธรรมดา วงจรทดสอบ PD ตามมาตรฐานต่างๆ จะมีลักษณะเช่นเดียวกัน ในที่นี้ใช้วงจรทดสอบตามมาตรฐาน IEC [13] โดยรูปที่ 2.11 ก) และรูปที่ 2.11 ข) เป็นวงจรทดสอบแบบวิธีตรง ข้อดีของวงจรรูปที่ 2.11 ก) และวงจรรูปที่ 2.11 ข) คือขั้วแรงดันต่ำของวัสดุทดสอบต่อลงกราวด์โดยตรง ในกรณีที่วัสดุทดสอบเกิดเบรกดาวน อุปกรณ์รับสัญญาณจะไม่ได้รับความเสียหาย และเหมาะสำหรับทดสอบวัสดุทดสอบที่มีขั้วแรงดันต่ำหรือชิลด์หรือ Screen ขนาดใหญ่ เช่น เคเบิล เป็นต้น เนื่องจากสัญญาณรบกวนที่ชิลด์ของเคเบิลจะต่อลงกราวด์โดยตรง ในรูปที่ 2.11 ค) เป็นวงจรทดสอบแบบสมมูล วงจรแบบนี้จะมีข้อได้เปรียบในเรื่องการลดสัญญาณรบกวนที่เข้ามาจากแหล่งจ่ายหรือสัญญาณแบบคอมมอนโหมด (Common mode) ในรูปที่ 2.11 ง) เป็นวงจรทดสอบแบบแยกขั้วสัญญาณได้ (Polarity discrimination) มีข้อดีเช่นเดียวกับวงจรทดสอบแบบสมมูล แต่มีความสามารถเพิ่มเติมในการแยกขั้วสัญญาณรบกวนจากภายนอกออกจาก PD ภายในวงจรทดสอบได้ แต่ข้อเสียของวงจรในรูปที่ 2.11 ข), 2.11 ค) และ 2.11 ง) คือ อาจทำให้เครื่องวัดได้รับความเสียหายในกรณีที่วัสดุทดสอบเกิดเบรกดาวน และไม่เหมาะในการทดสอบวัสดุทดสอบที่มีชิลด์ขนาดใหญ่ เนื่องจากชิลด์ไม่ได้ต่อลงกราวด์โดยตรง ดังนั้นถ้ามีสัญญาณรบกวนที่ชิลด์จะทำให้ความไวในการวัด PD ลดลง

การเปรียบเทียบวงจรทดสอบโดยปกติจะทำก่อนการป้อนแรงดันเข้าวงจรทดสอบ โดยใช้เครื่องปรับเทียบคิซาร์จมาตรฐานในการป้อนกระแสพัลส์สั้นๆ ที่มีประจุ (Pulse area) q_{cal} ซึ่งทราบค่าที่แน่นอนที่ขั้วทั้งสองของวัสดุทดสอบ ถ้าเครื่องตรวจจับ PD อ่านค่า PD ได้ a_1 ดังนั้น Scale factor $K_1 = q_{cal}/a_1$ หลังจากทำการปรับเทียบเสร็จแล้วต้องเอาเครื่องปรับเทียบคิซาร์จมาตรฐานออกก่อนการป้อนแรงดันเข้าวงจรทดสอบ (ในกรณีที่ C_0 เป็นตัวเก็บประจุแรงดันต่ำ) ขณะทำการทดสอบที่แรงดันตามมาตรฐานกำหนด ถ้าในขณะนั้นเครื่องตรวจจับ PD อ่านค่าได้ a_2 ดังนั้นประจุที่ปรากฏของ PD คือ $q = K_1 a_2$ และความไวของวงจรทดสอบ $q_{min} = 2K_1 h_n$ เมื่อ h_n คือค่าสูงสุดของระดับสัญญาณรบกวนพื้นหลัง (Background noise) ที่อ่านจากเครื่องตรวจจับ PD หลังการปรับเทียบก่อนการจ่ายแรงดันให้วงจรทดสอบ [13, 23]





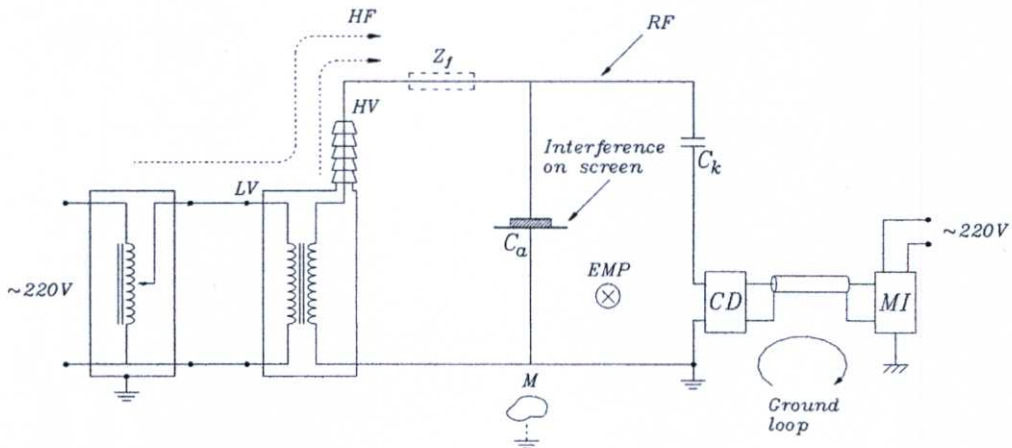
รูปที่ 2.11 วงจรทดสอบดีสชาร์จบางส่วนแบบต่างๆ

2.5 เทคนิคการลดสัญญาณรบกวน

เนื่องจากสัญญาณ PD มีขนาดเล็ก ดังนั้นในการทดสอบ PD สัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นย่อมมีผลต่อค่าที่วัดได้ แต่เราสามารถลดสัญญาณรบกวนให้เหลือน้อยลงเพื่อให้วงจรทดสอบมีความไวสูงขึ้นได้ โดยมีรายละเอียดของสัญญาณรบกวนที่มีผลกระทบ และวิธีการลดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้น ดังต่อไปนี้

2.5.1 สัญญาณรบกวนที่มีผลกระทบในการวัดคิซาร์จบางส่วน

สัญญาณรบกวนประกอบด้วย สัญญาณรบกวนที่เข้ามาทางอากาศ และทางแหล่งจ่าย นอกจากนี้ยังมีสัญญาณรบกวนเนื่องจากการคิซาร์จของอุปกรณ์ที่เป็นโลหะและวางอยู่ใกล้วงจรทดสอบหรือกราวด์ไม่ดี การเกิดกราวด์ลูป (ground loop) และเกิดสัญญาณออสซิลเลตเนื่องจากการเชื่อมต่อระหว่างอุปกรณ์ไม่ดีหรือหลวม เป็นต้น รายละเอียดแสดงดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ตัวอย่างสัญญาณรบกวนที่ตำแหน่งต่างๆ

โดยที่ HF คือ สัญญาณรบกวนความถี่สูงที่เข้ามาจากแหล่งจ่าย ได้แก่ ฮาร์มอนิกสูงๆ จากเมน โดยตรง จากอุปกรณ์พวก ไซริสเตอร์ และ PD จากหม้อแปลงทดสอบ เป็นต้น

RF คือ คลื่นรบกวนวิทยุซึ่งอาจจะเป็นคลื่นวิทยุโดยตรง คลื่นรบกวนจากอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงดันสูง หรือหลอดฟลูออเรสเซนต์ที่อยู่ใกล้เคียง

EMP คือ สัญญาณรบกวนจากการเปลี่ยนแปลงของสนามแม่เหล็ก เนื่องจากการทำงานของ สวิตช์หรือ ไซริสเตอร์

Interference on screen คือ สัญญาณรบกวนที่ซึบ หรือสกรีน หรือที่ขั้วแรงดันต่ำของ วัสดุทดสอบที่มีซึบขนาดใหญ่ เช่น เคเบิล เป็นต้น

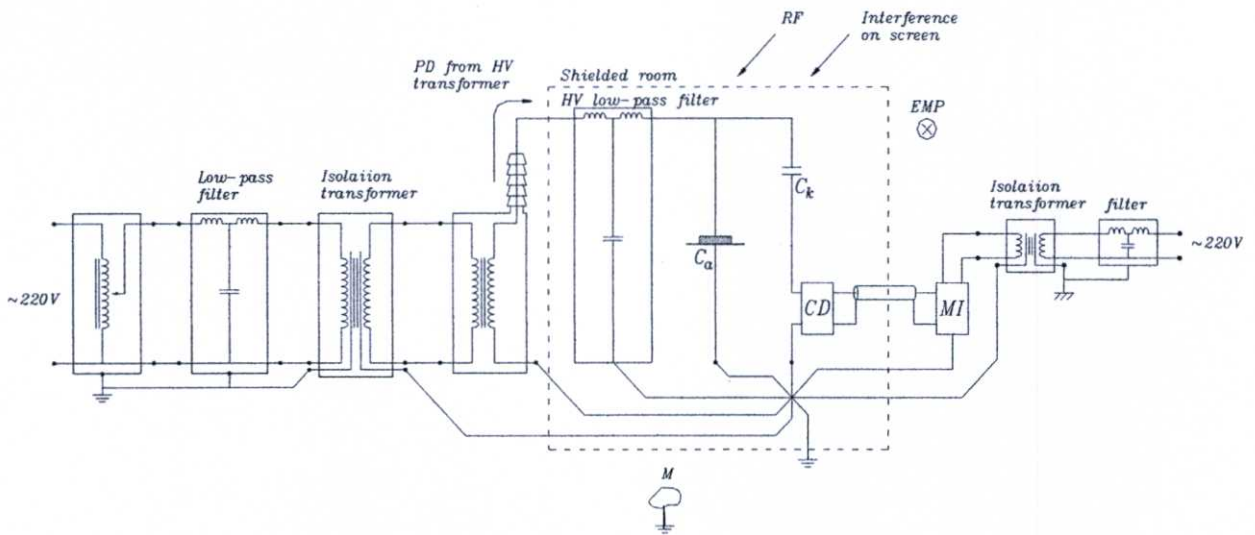
ground loop คือ การเกิดครบวงจรของสายดิน

M คือ โลหะที่ไม่ได้ต่อลงดินและวางอยู่ใกล้วงจรทดสอบ

2.5.2 การลดสัญญาณรบกวน

การลดสัญญาณความถี่สูง เช่น พวกราร์มอนิกสูงๆ จะใช้ตัวกรองแรงดันต่ำ และอาจจะเพิ่ม หม้อแปลงขดลวดแยก(Isolation Transformer) ช่วยก็ได้ โดยต่อไว้ทางด้านขดลวดแรงดันต่ำของ หม้อแปลงทดสอบ ในกรณีที่เกิด PD ในหม้อแปลงทดสอบจะต้องใช้ตัวกรองแรงดันสูงต่อทางด้าน ขดลวดแรงดันสูงของหม้อแปลงทดสอบ การลดสัญญาณรบกวน RF และ EMP ซึ่งเข้ามาทาง

อากาศ ทำได้โดยการทดสอบในห้องชีลด์ การแก้ปัญหาเรื่องกราวด์รูปทำได้โดยการต่อกราวด์รวมกันเพียงจุดเดียว ตัวอย่างการแก้ปัญหาสัญญาณรบกวนในข้อ 2.5.1 แสดงในรูปที่ 2.13

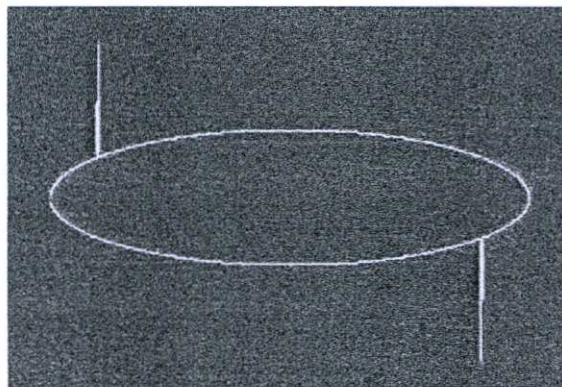


รูปที่ 2.13 ตัวอย่างการลดสัญญาณรบกวน

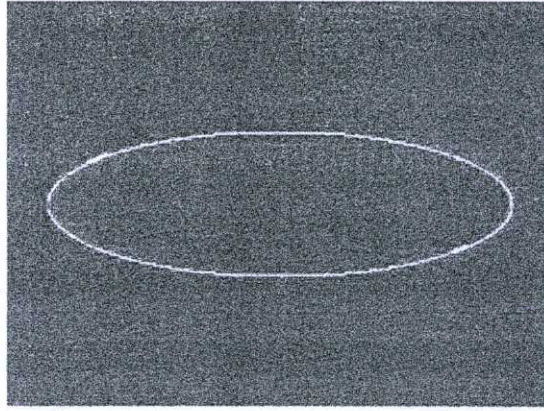
นอกจากการลดสัญญาณรบกวนโดยตรงแล้ว ยังมีวิธีการลดสัญญาณรบกวนทางอ้อมอีกหลายวิธีด้วยกัน ที่นิยมใช้กันมากคือ [13, 27]

1) วงจรทดสอบแบบสมมูล ใช้ลดสัญญาณรบกวนแบบคอมมอน โมด เช่น สัญญาณรบกวนที่เข้ามาทางแหล่งจ่าย เป็นต้น

2) การลดสัญญาณรบกวนโดยวิธี “หน้าต่างเวลา” (Time window method) วิธีนี้เป็นที่นิยมกันมากในปัจจุบัน โดยจะลดสัญญาณรบกวนที่ซิงโครไนซ์กับความถี่ของแหล่งจ่ายเท่านั้น เช่น สัญญาณรบกวนเนื่องจากการทำงานของไคริสเตอร์ เป็นต้น ด้วยการใช้สวิทช์ตัดหรือเปิดวงจรตรงตำแหน่งที่มีสัญญาณรบกวน เพื่อไม่ให้ไปปรากฏที่เอาต์พุตของเครื่องจับ PD ดังรูปที่ 2.14 ก) และ 2.14 ข)



ก) กรณีที่เกิดสัญญาณรบกวน



ข) กรณีที่ลดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีหน้าต่างเวลา

รูปที่ 2.14 การลดสัญญาณรบกวนด้วยวิธี “หน้าต่างเวลา”

3) การลดสัญญาณรบกวนโดยใช้การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล [2] (Digital signal processing, DSP) วิธีนี้นิยมใช้ในการลดสัญญาณรบกวนแบบแถบความถี่แคบ (narrow-band noise) เช่นสัญญาณวิทยุ AM (แบนด์วิดท์ของแต่ละสถานีประมาณ 9 กิโลเฮิร์ตซ์) ออกจากสัญญาณ PD ซึ่งมีแถบความถี่กว้างหลายร้อยกิโลเฮิร์ตซ์

2.6 การวิเคราะห์ดิสชาร์จบางส่วน

เมื่อตรวจพบ PD ในระบบการฉนวนของอุปกรณ์ ก็จะต้องทำการหาสาเหตุโดยสังเกตจากลักษณะของสัญญาณที่ตรวจวัดได้ การหาสาเหตุของการเกิด PD นี้มีความสำคัญสำหรับผู้ผลิตอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง ห้องปฏิบัติการไฟฟ้าแรงสูง และผู้ใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง ในกระบวนการวิเคราะห์ PD จุดประสงค์หลักของการวิเคราะห์ คือ สามารถบอกถึงสาเหตุของการเกิด PD ในระบบการฉนวนเนื่องจากผลของดิสชาร์จตัวอย่างเช่น การเกิดดิสชาร์จภายใน ดิสชาร์จตามผิว และการเกิดโคโรนา เพื่อนำข้อมูลนี้มาประเมินความเสียหายที่จะเกิดขึ้นเนื่องจากการดิสชาร์จ หรือแก้ไขปรับปรุงกระบวนการผลิตฉนวนของอุปกรณ์ ในการวิเคราะห์ PD มีคำถามที่สำคัญ 2 ประการ คือ [13]

- 1) สามารถวิเคราะห์และบอกลักษณะสำคัญของข้อมูล จากรูปคลื่นการกระจายอย่างไร
- 2) สามารถแยกความแตกต่างของความบกพร่องที่เกิดขึ้นจากข้อมูลที่มีอย่างไร

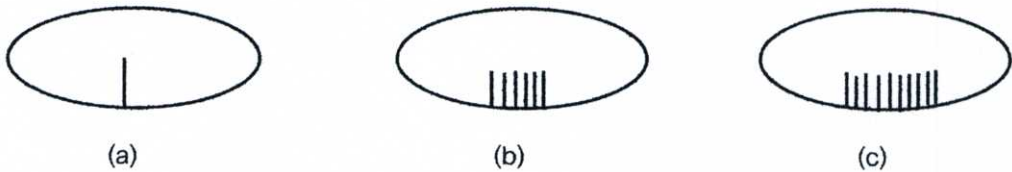
2.6.1 การวิเคราะห์ PD แบบนิยม (Conventional discharge detection)

โดยทั่วไปการวิเคราะห์ PD นั้นจะทำการวิเคราะห์จากสัญญาณรูปวงรีที่ได้จากการตรวจจับ PD โดยคุณลักษณะของพัลส์ PD ที่ปรากฏบนรูปวงรีซึ่งในแต่รูปแบบของการเกิด PD จะมีตำแหน่ง

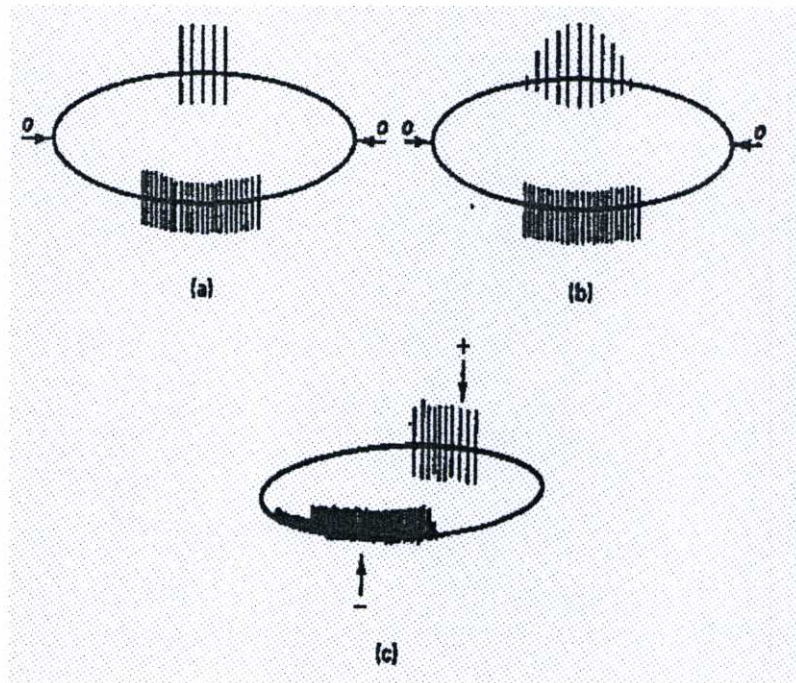
ของพัลส์ที่เกิดขึ้นในเฟสแรงดันแตกต่างกัน รูปแบบของการเกิด PD แต่ละรูปแบบที่มีความแตกต่างกันจะเป็นตัวบ่งชี้ชนิดและแหล่งกำเนิดของการเกิด PD ทำให้สามารถนำมาวิเคราะห์และวินิจฉัยหาสาเหตุของการเกิดได้ดังนี้

2.6.1.1 รูปแบบ PD แบบโคโรนา

การเกิดโคโรนา จะแสดงดังรูปที่ 2.15 ถ้าดีสชาร์จปรากฏทางด้านลบของรูปคลื่น แสดงว่าเกิดโคโรนาทางด้านแรงสูง แต่ถ้าดีสชาร์จปรากฏทางด้านบวกของรูปคลื่น แสดงว่าเกิดโคโรนาทางด้านกราวด์ ลักษณะของโคโรนาทางด้านแรงสูงที่แสดงบนฐานเวลารูปวงรี PD จะเกิดในช่วงมุมเฟส 270 องศา สำหรับในกรณีแรงดันเริ่มต้น และเมื่อแรงดันสูงขึ้น PD จะเกิดในช่วง 90 องศา ด้วย โดยขนาดของ PD จะมีค่าใกล้เคียงกัน



ก) การเกิดโคโรนาในก๊าซ เช่น อากาศ และก๊าซ SF₆



ข) การเกิดโคโรนาในน้ำมัน
รูปที่ 2.15 รูปแบบการเกิดโคโรนา

2.6.1.2 รูปแบบ PD แบบคีสซาร์จตามผิว

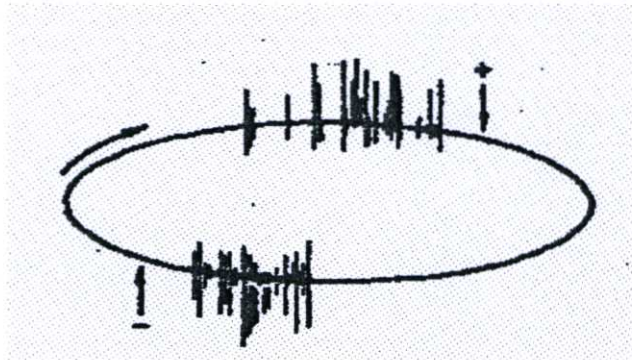
คีสซาร์จตามผิว จะแสดงดังรูปที่ 2.16 ลักษณะของคีสซาร์จตามผิวที่แสดงบนฐานเวลา รูปวงรี PD จะเกิดในช่วงมุมเฟสระหว่าง 0 - 90 องศา และ 180-270 องศา



รูปที่ 2.16 รูปแบบการเกิดคีสซาร์จตามผิว

2.6.1.3 รูปแบบ PD แบบคีสซาร์จภายใน

คีสซาร์จภายใน จะแสดงดังรูปที่ 2.17 ลักษณะของคีสซาร์จภายในที่แสดงบนฐานเวลา รูปวงรี PD จะเกิดในช่วงมุมเฟสระหว่าง 0 - 90 องศา และ 180-270 องศา เช่นเดียวกับ คีสซาร์จ ตามผิว แต่ลักษณะการกระจายของพัลส์ PD จะน้อยกว่า



รูปที่ 2.17 รูปแบบการเกิดคีสซาร์จภายใน

2.6.1.4 รูปแบบสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้น

สัญญาณรบกวน จะแสดงดังรูปที่ 2.18 ในการตรวจจับ PD บ่อยครั้งที่มิสัญญาณรบกวนจากภายนอกเข้ามาจนทำให้การวัดค่า PD ผิดพลาด และได้ผลมากกว่าความเป็นจริงทำให้เกิดความเข้าใจผิดว่าอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงนั้นไม่ได้คุณภาพกล่าวคือค่า PD ที่วัดได้สูงกว่าค่ามาตรฐานที่กำหนด [25] สัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในกระบวนการวัด PD แบบต่างๆมีดังนี้

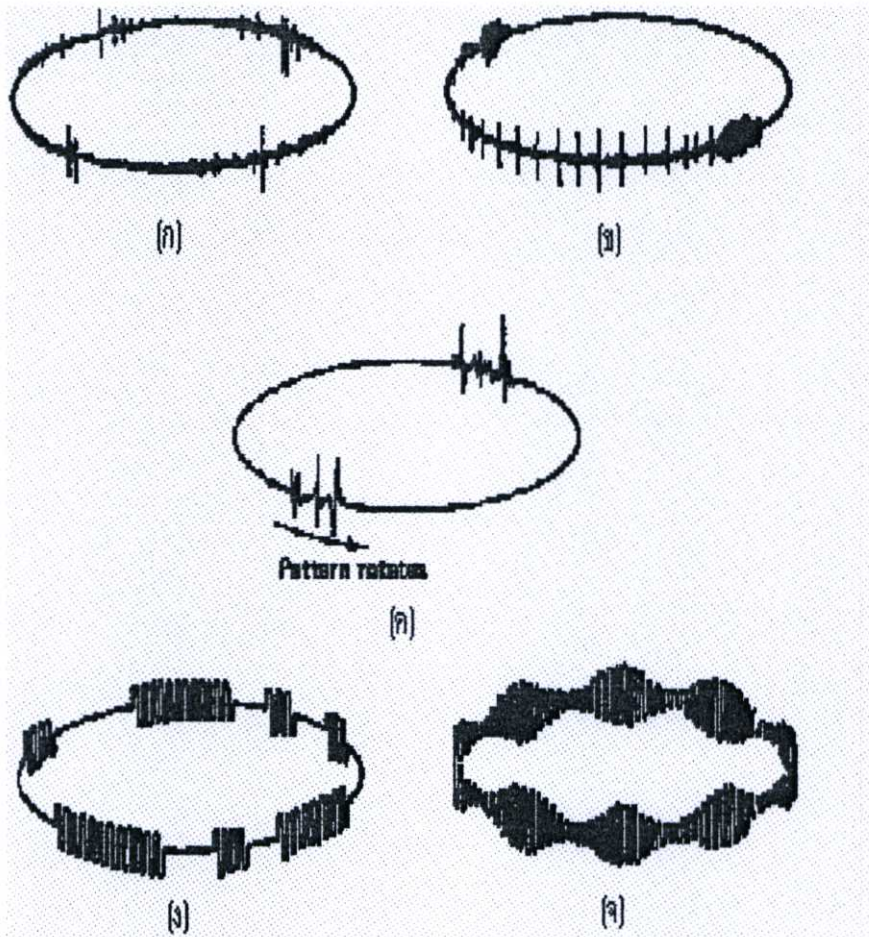
1) สัญญาณรบกวนเนื่องจากทรานซิสเตอร์ ดังแสดงในรูป 2.18 ก) ลักษณะของสัญญาณรบกวนชนิดนี้จะเกิดเป็นพัลส์คู่

- 2) สัญญาณรบกวนเนื่องจากหลอดฟลูออเรสเซนต์ ดังแสดงในรูป 2.18 ข)
- 3) สัญญาณรบกวนเนื่องจากเครื่องจักรกลไฟฟ้าแบบอะซิงโครนัสดังแสดงในรูป 2.18

ค)

4) สัญญาณรบกวนเนื่องจากของคลื่นรบกวนในการส่งสัญญาณสื่อสาร ดังแสดงในรูป 2.18 ง) ลักษณะของสัญญาณรบกวน คือ จะมีคลื่นรบกวนความถี่สูงเข้ามาในวงจรวัด

5) สัญญาณรบกวนเนื่องจากของคลื่นรบกวนวิทยุ ดังแสดงในรูป 2.18 จ) ลักษณะของสัญญาณรบกวน คือ จะมีคลื่นรบกวนความถี่สูงเข้ามาในวงจรวัดเช่นเดียวกับสัญญาณรบกวนเนื่องจากของคลื่นรบกวนในการส่งสัญญาณสื่อสาร



รูปที่ 2.18 สัญญาณรบกวนแบบต่างๆที่เกิดขึ้นในกระบวนการวัด

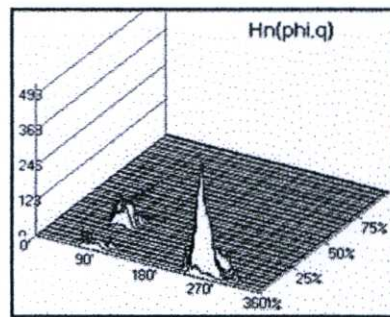
เป็นเวลาหลายสิบปีที่การวิเคราะห์และการรู้จำรูปแบบของการเกิด PD กระทำโดยใช้สายตาสังเกตสัญญาณที่แสดงแบบวงรีบนจอของออสซิลโลสโคป [9] ซึ่งการแปลความหมายจะขึ้นกับความรู้และประสบการณ์ของผู้ทดสอบ การนำโปรแกรมคอมพิวเตอร์มาใช้ในการตรวจวัด PD เป็นการเปิดโอกาสให้สามารถทำการรู้จำรูปแบบของการเกิด PD โดยอัตโนมัติได้ [9,13]

2.6.2 สัญญาณที่ใช้ในการรู้จำรูปแบบคิซาร์จบางส่วน

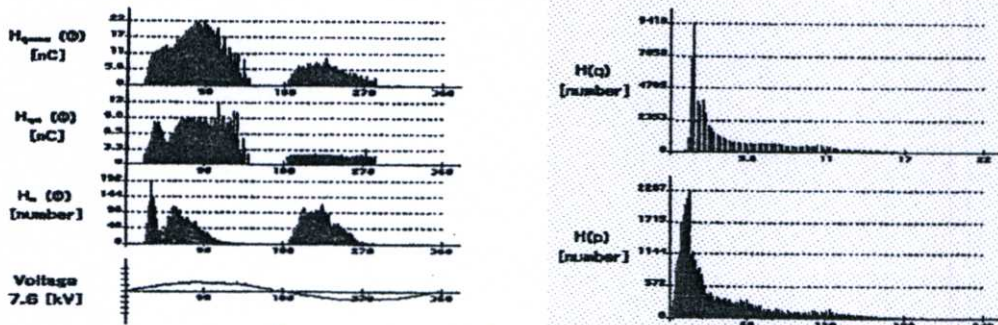
การตรวจวัดสัญญาณ PD เพื่อใช้ในการวิเคราะห์หาสาเหตุที่เกิดคิซาร์จบางส่วนนั้น สามารถทำได้หลายวิธี แต่จะเลือกใช้วิธีการตรวจวัดการเคลื่อนที่ของประจุไฟฟ้า เนื่องจากสามารถใช้กับอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงได้หลายประเภทและเป็นที่ยอมรับใช้กันมาก นอกจากนั้นแล้วยังสามารถแบ่งรูปแบบสัญญาณที่สามารถนำมาวิเคราะห์ได้สองประเภทคือ รูปแบบการกระจาย และลักษณะรูปร่างของสัญญาณพัลส์ PD

การตรวจวัดสัญญาณจากการเคลื่อนที่ของประจุไฟฟ้าในขั้วสายของอุปกรณ์ จะสามารถสังเกตรูปแบบการกระจายของสัญญาณต่างๆ ได้ดังนี้

1) การกระจาย $H_n(\phi, q)$ คือความสัมพันธ์ระหว่างขนาดของประจุที่ปรากฏ กับมุมเฟสของแรงดันทดสอบ และจำนวนครั้งที่เกิด PD ซึ่งมีลักษณะดังรูปที่ 2.19 การกระจายอื่นๆ ที่สามารถคำนวณหาจาก $H_n(\phi, q)$ ได้แก่ การกระจายขนาด PD ที่มากที่สุดตามมุมเฟส $H_{q\max}(\phi)$ การกระจายขนาด PD เฉลี่ยตามมุมเฟส $H_{qn}(\phi)$ การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟส $H_n(\phi)$ การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามขนาด PD $H(q)$ การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามค่าพลังงานคิซาร์จ $H(p)$ [2] ดังแสดงในรูปที่ 2.20 โดยที่การกระจายเหล่านี้จะมีการเปลี่ยนแปลงได้ในระหว่างกระบวนการเสื่อมสภาพ (Aging) ของฉนวน ซึ่งจะบอกถึงสภาพของการฉนวนในขณะนั้น สามารถใช้จำแนกสาเหตุในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงได้หลายชนิด และนิยมใช้กันโดยทั่วไป [9,13]



รูปที่ 2.19 การกระจายแบบ $H_n(\phi, q)$



รูปที่ 2.20 การกระจายอื่นๆ ที่คำนวณได้จาก $H_n(\phi, q)$

2) ลักษณะของสัญญาณพัลส์ PD จะทำการตรวจวัดสัญญาณ โดยใช้เทคนิคการแยกช่วงทางเวลา (Time-resolved techniques) ซึ่งเครื่องมือที่ใช้มีแบนด์วิดท์ประมาณ 500 เมกะเฮิรตซ์ ลักษณะสัญญาณพัลส์ที่ตรวจจับได้ จะแตกต่างกันไปตามสาเหตุของ PD เช่น วัตถุแปลกปลอมที่ปะปนอยู่ภายในเนื้อฉนวนเกิดการนำไฟฟ้า โลหะที่อยู่ในบริเวณทดสอบไม่ได้ต่อลงกราวด์ และเกิดทรีอิ่ง (Treeing) ใน GIS (Gas insulated system) เป็นต้น รูปร่างของสัญญาณพัลส์ PD ที่ตรวจวัดได้โดยวิธีนี้ยังแตกต่างจากรูปร่างของพัลส์ที่เกิดจากสัญญาณรบกวน ทำให้สามารถแยกสัญญาณรบกวนออกจากสัญญาณ PD ได้อย่างมีประสิทธิภาพ [28]

3) การกระจายของสัญญาณพัลส์ PD แบบมีเงื่อนไข (Conditional PD distribution) $p_i(\phi_i^-, Q^+) d\phi_i^-$ คือความน่าจะเป็นที่สัญญาณพัลส์ลูกที่ i จะเกิดขึ้นในช่วงครึ่งลบของแรงดันทดสอบระหว่างมุมเฟส ϕ_i^- กับ $\phi_i^- + d\phi_i^-$ เมื่อผลรวมของประจุทั้งหมดที่เกิดจาก PD ในช่วงครึ่งบวกของแรงดันทดสอบมีค่าเท่ากับ Q^+ [13]

4) การกระจายของความสัมพันธ์ระหว่างพัลส์ (Interpulse distribution) คำนวณได้จากค่าสหสัมพันธ์ของค่าความแตกต่างของแรงดันทดสอบ กับ เวลาระหว่างพัลส์ที่เกิดขึ้นติดกัน การกระจายนี้จะเปลี่ยนไปตามระยะต่างๆของการขยายตัวของทรีอิ่งในฉนวน [22]

2.6.3 การคำนวณค่าคุณลักษณะจากรูปแบบที่ได้

การคำนวณค่าคุณลักษณะจากรูปแบบที่ได้ เป็นเทคนิคสำหรับการรู้จำรูปแบบ PD มีวัตถุประสงค์หลักคือ เพื่อลดมิติของข้อมูลลง โดยการคำนวณหาเฉพาะคุณลักษณะหรือคุณสมบัติที่สำคัญของรูปแบบ ซึ่งคุณลักษณะที่ได้นี้จะยังคงความสามารถในการจำแนกไว้ เช่นเดียวกับที่รูปแบบเดิมมีคุณลักษณะที่หาได้นี้ควรมีมิติที่น้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้เพื่อให้สามารถจำแนกประเภทได้อย่างรวดเร็วยิ่งขึ้น ตัวอย่างเช่น การคำนวณพารามิเตอร์ทางสถิติ $H_{q_{max}}(\phi)$, $H_{qn}(\phi)$, $H_n(\phi)$, $H(q)$ และ $H(p)$ ซึ่งมีทั้งหมด 29 ค่า ดังแสดงในตารางที่ 2.1 และในรูปที่ 2.18 ซึ่งสามารถอธิบายเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์โดยกำหนดตัวแปรต่างๆ เช่น Skewness, Kurtosis, Crosscorrelation factor และอื่นๆทำให้สามารถลดมิติของการกระจาย $H_n(\phi, q)$ ซึ่งมีลักษณะเป็นอาร์เรย์ 2 มิติขนาดใหญ่มาก

2.6.3.1 ตัวดำเนินการทางสถิติ (Statistical Operators)

การศึกษาความแตกต่างระหว่างจำนวนประจุเฉลี่ยต่อเฟสของแรงดัน ($H_{qn}(\phi^+)$, $H_{qn}(\phi^-)$) และ จำนวนครั้งของการเกิดคิซาร์จต่อเฟสของแรงดัน ($H_n(\phi^+)$, $H_n(\phi^-)$) ในรูปคลื่นแรงดันทั้งบวกและลบ[2] โดยจะมีการพิจารณาค่าต่างๆดังต่อไปนี้

1) Discharge asymmetry

Discharge asymmetry Q แสดงถึงผลต่างของการกระจาย $H_{qn}(\phi^+)$, $H_{qn}(\phi^-)$

ถ้าค่า $Q = 1$ ความแตกต่างระหว่างขนาดประจุที่เท่ากัน และ

$Q = 0$ ความแตกต่างระหว่างขนาดประจุแตกต่างกันมาก

$$Q = \frac{Q_s^- / N^-}{Q_s^+ / N^+} \quad (2.7)$$

โดยที่ Q_s^+ และ Q_s^- เป็นผลรวมของการกระจายประจุ $H_{qn}(\phi^+), H_{qn}(\phi^-)$

N^+ และ N^- เป็นจำนวนของการกระจายประจุ $H_{qn}(\phi^+), H_{qn}(\phi^-)$

2) The cross correlation factor (cc)

The cross correlation factor (cc) แสดงถึงความแตกต่างของรูปแบบการกระจาย

$H_{qn}(\phi^+), H_{qn}(\phi^-)$

ถ้าค่า $cc = 1$ รูปแบบการกระจายจะมีลักษณะสมมาตรกันระหว่างรูปคลื่นแรงดันบวกและลบ

$cc = 0$ รูปแบบการกระจายจะมีลักษณะไม่สมมาตรกันระหว่างรูปคลื่นแรงดันบวก

และลบ

$$cc = \frac{\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i / n}{\sqrt{[\sum x_i^2 - (\sum x_i)^2 / n][\sum y_i^2 - (\sum y_i)^2 / n]}} \quad (2.8)$$

เมื่อ x_i เป็นขนาดประจุในแต่ละเฟสทางด้านรูปคลื่นแรงดันบวก

y_i เป็นขนาดประจุในแต่ละเฟสทางด้านรูปคลื่นแรงดันลบ

n เป็นจำนวนของเฟสต่อครึ่งรูปคลื่น

3) The modified cross correlation factor (mcc)

$$mcc = Q \times cc \quad (2.9)$$

mcc แสดงถึงความแตกต่างระหว่างรูปแบบของประจุในรูปคลื่นบวกและลบ

4) ความเบ้เอียงของการกระจาย (Skewness)

Sk แสดงถึงความความเบ้เอียงของรูปแบบการกระจายเทียบกับการกระจายปกติทั้งใน

$H_{qn}(\phi^+)$ และ $H_{qn}(\phi^-)$ โดย ถ้าการกระจายสมมาตร $Sk = 0$, เบ้ไปทางซ้าย $Sk > 0$ และถ้าเบ้ไปทางขวา

$Sk < 0$

$$Sk = \frac{\sum (x_i - \mu)^3 \times P_i}{\sigma^3} \quad (2.10)$$

เมื่อ X_i เป็นจำนวนของข้อมูล

P_i เป็นความน่าจะเป็นของการเกิดค่า X_i

μ เป็นค่าเฉลี่ยของการกระจาย

σ เป็นความแตกต่างของข้อมูล

5) ความแหลมคม (Kurtosis)

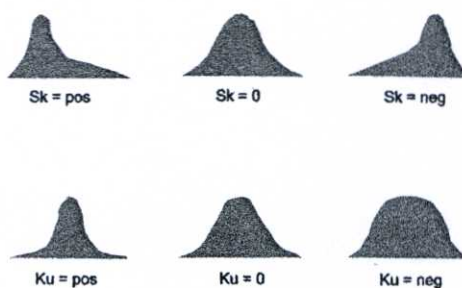
Ku แสดงถึงความแหลมคมของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติ โดยถ้าค่า

Ku = 0 การกระจายจะมีลักษณะแหลมคมเหมือนการกระจายปกติ, Ku > 0 ลักษณะการกระจายจะมีความแหลมคมกว่าการกระจายปกติ และ Ku < 0 ลักษณะการกระจายจะมีความป้านกว่าการกระจายปกติ

$$Ku = \frac{\sum (x_i - \mu)^4 \times P_i}{\sigma^4} - 3 \quad (2.11)$$

ตารางที่ 2.1 พารามิเตอร์ทางสถิติของการกระจาย

Feature	Distribution				
	$H_{Gauss}(\varphi)$	$H_{\sigma n}(\varphi)$	$H_n(\varphi)$	$H(g)$	$H(p)$
Skewness+	-0.04	-0.04	0.18	1.24	1.75
Skewness-	0.27	0.24	0.34		
Kurtosis+	-0.88	-0.93	-0.94	0.70	2.65
Kurtosis-	-0.72	-0.80	-0.64		
Peaks+	4.00	3.00	2.00		
Peaks-	2.00	3.00	3.00		
Asymmetry	-0.55	-0.53	-0.02		
cc	0.50	0.49	0.36		
Phase		14.30			



รูปที่ 2.21 ตัวอย่างของรูปแบบการกระจายเนื่องจากผลพารามิเตอร์ทางสถิติ

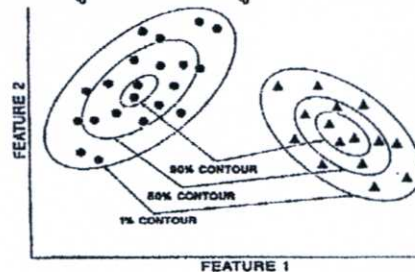
2.7 การจำแนกประเภท

วัตถุประสงค์ของการจำแนกประเภทคือ เพื่อระบุสาเหตุที่ทำให้เกิด PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง โดยการพิจารณาเปรียบเทียบคุณลักษณะที่คำนวณได้กับฐานข้อมูล PD ได้มีการนำวิธีการต่างๆมาใช้สร้างขอบเขตในการจำแนกประเภทหลายวิธี ตัวอย่างวิธีที่นิยมใช้ในการจำแนกสาเหตุของ PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงเช่น ตัวจำแนกแบบนิยมนิยม (Conventional classifier), ตัวจำแนกแบบนิยมนิยมที่ใช้ Contour score, ตัวจำแนกแบบโครงข่ายเชิงประสาท (Neural network)

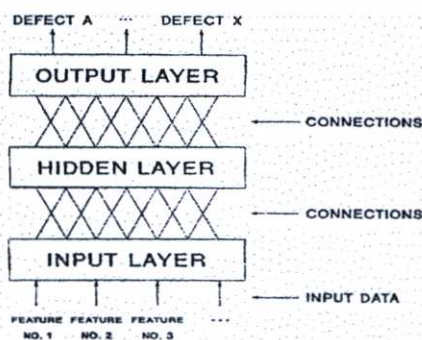
Fuzzy Logic เจนเนติกอัลกอริทึม [28], การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform; DWT) [11-12] และปัจจุบันมีการศึกษาข้อมูลเพิ่มเติมทางด้านสถิติมากขึ้นจึงสามารถใช้การสร้างโมเดลในการเรียนรู้จำทำนายจำแนกประเภท PD ที่เกิดขึ้นในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง โดยใช้วิธีทางสถิติซึ่งมีหลากหลายวิธี และมีการนำมาใช้ในการจำแนกกลุ่มเช่น การจำแนกกลุ่มโดยใช้ Cluster Analysis, Quick Unbiased and Efficient Statistical Tree: QUEST, การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis:PCA) และการจำแนกกลุ่ม (Linear Discriminant Analysis), Chi-squared Automatic Interaction Detector (CHAID), Classification and Regression Tree, K-Means [14-20] สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้วิธีทางสถิติ 4 วิธี คือ วิธีการวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis), ตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression: PCR), วิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis), วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและการจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis) ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อจำแนกประเภทของ PD ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

2.7.1 ตัวจำแนกแบบนิยาม (Conventional classifier)

ตัวอย่างของการจำแนกแบบนิยามตัวจำแนกที่ใช้ Contour score และตัวจำแนกแบบโครงข่ายเชิงประสาทแสดงในรูปที่ 2.22 และรูปที่ 2.23 ตามลำดับ



รูปที่ 2.22 การจำแนกแบบนิยามที่ใช้ Contour score



รูปที่ 2.23 โครงสร้างของตัวจำแนกแบบโครงข่ายเชิงประสาท

ตัวจำแนกแบบนิยามมีหลายแบบเช่น Bayes classifier, Parzen classifier, Nearest neighbor classifier, Discriminant function classifier และ Contour score เป็นต้น มีหลักการร่วมกันดังนี้คือ

หลังจากที่มีการจัดกลุ่มให้กับข้อมูลคุณลักษณะที่ได้ จะทำการคำนวณค่าทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของกลุ่มข้อมูล จากนั้นจะคำนวณระยะห่างระหว่างพิกัดของข้อมูลที่ต้องการจำแนกสาเหตุ กับพิกัดซึ่งเป็นตัวแทนของกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม เนื่องจากวิธีนี้ต้องมีการกำหนดกลุ่มที่เหมาะสมให้กับแต่ละข้อมูลทุกตัว จึงไม่เกิดความผิดพลาดในการแบ่งกลุ่ม จากตัวอย่างการจำแนกสาเหตุของ PD โดยใช้ Contour score ในตารางที่ 2.2 [13] จะพบว่าได้ผลถูกต้องทุกกรณี แม้ว่าวิธีนี้จะมีปัญหาบ้างกับข้อมูลที่มีการกระจายแบบเกาะกลุ่มเป็นกลุ่มย่อยหลายกลุ่ม แต่ก็สามารถแก้ปัญหาคือได้โดยการแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็นกลุ่มย่อยๆที่มีการกระจายของข้อมูลแต่ละกลุ่มเป็นแบบปกติ ซึ่งพบว่าตัวจำแนกแบบนิยมให้ผลดีในการจำแนกทั้งปัญหาที่สร้างขึ้นเพื่อการทดสอบ และปัญหาที่เกิดขึ้นจริงในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง

ตารางที่ 2.2 ผลการจำแนกโดยใช้ Contour score [13]

Contour Score	
1) Surface Discharge in air	99%
Narrow cavity	15%
Surface Discharge in SF ₆	3%

ตัวจำแนกแบบโครงข่ายเชิงประสาทมีหลายชนิด ซึ่งแต่ละชนิดก็มีวิธีการทำงานแตกต่างกันไป เช่น ชนิด Back-propagation (BP), Multi-Layered Perceptron(MLP), Kohonen Self-Organizing map(SOM) และ Learning Vector Quantization(LVQ) ซึ่งประกอบด้วยระดับชั้นต่างๆ (Layer) ได้แก่ Input Layer Hidden Layer และ Output Layer ซึ่งแต่ละชั้นจะมีกิ่งเชื่อมโยง (Connection) ระหว่างชั้น การจัดกลุ่มข้อมูลจะใช้ระนาบหลายมิติ (Hyperplane) เป็นตัวแบ่งโดยตำแหน่งและมุมเอียงของระนาบหลายมิติรวมทั้งตรงที่ที่กำหนดเงื่อนไขขอบเขตสำหรับกลุ่มข้อมูลจะขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ของกิ่งเชื่อมโยงแต่ละกิ่ง วิธีนี้ไม่จำเป็นต้องจัดกลุ่มให้กับข้อมูล เนื่องจากโครงข่ายเชิงประสาทมีการเรียนรู้โดยการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่กิ่งเชื่อมโยงต่างๆ ได้เอง แต่ก็มีข้อจำกัดคือ จำนวนของโหนด (Node) ในแต่ละชั้นที่น้อยเกินไป จะทำให้เงื่อนไขของการจัดกลุ่มข้อมูลไม่เพียงพอ ส่วนจำนวนโหนดที่เหมาะสมไม่สามารถหาได้ง่ายนัก เนื่องจากขึ้นกับลักษณะการกระจายของกลุ่มข้อมูลและพบว่าแม้จำนวนของโหนดจะเพียงพอ โอกาสที่ตำแหน่งของระนาบหลายมิติที่สร้างขึ้นจะอยู่ไกลจากกลุ่มข้อมูลจริงก็ยังมีอยู่นอกจากนั้นแล้ววิธีนี้ใช้เวลาในการคำนวณนานมากเมื่อเทียบกับการจำแนกแบบอื่นๆ [13,29,30] ซึ่งพบว่าการใช้โครงข่ายเชิงประสาทชนิด Back-propagation(BP) สามารถใช้ได้ดีในการจำแนกลักษณะการเกิด PD แต่จะมีปัญหาบางประการสำหรับกลุ่มข้อมูลบางกลุ่มที่ไกลออกไปจากกลุ่มในฐานะข้อมูลแต่ใน

ปัจจุบันสามารถแก้ไขโดยใช้เงินเนติกอัลกอริทึมร่วม เช่น การนำเงินเนติกมาใช้ในการหาจำนวน โหนดที่เหมาะสม [13]

2.7.2 เงินเนติกอัลกอริทึม

ในปัจจุบันการหาคำตอบบางปัญหาประเภท เช่น ปัญหาการจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่าง จำกัดเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดและปัญหาในการคำนวณต้นทุนต่ำสุด เป็นต้น สามารถหาคำตอบได้หลายวิธี วิธีการที่ง่ายที่สุดในการหาคำตอบคือวิธีทางฮิวริสติกต่างๆ ซึ่งอาจได้คำตอบที่ไม่ดีนัก ในปัจจุบันนักวิทยาศาสตร์ได้นำความรู้เกี่ยวกับทฤษฎีหรือกฎเกณฑ์ทางธรรมชาติมาช่วยในการหาคำตอบหรือศึกษาวิจัย โดยมีเป้าหมายหลักในการใช้ประโยชน์ของความคงทน (Robustness) ต่อความเที่ยงตรงแม่นยำ (Accuracy) ความไม่แน่นอน (Uncertainty) หรือความคลุมเครือของปัญหา (Vague) หลักการเหล่านี้สามารถพบได้จากวิธีการต่างๆ เช่น ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic) และ GAs (Goldberg,1989) ปัญหาที่พบส่วนใหญ่เป็นปัญหาที่ไม่เที่ยงตรงและคลุมเครือ ซึ่งต้องการหาคำตอบที่เที่ยงตรงและมีความแน่นอนสูงมากก็ย่อมมีค่าใช้จ่ายที่สูงมาก ดังนั้นวิธีการที่สามารถแก้ปัญหาคคลุมเครือโดยได้คำตอบที่ใกล้เคียงสามารถยอมรับได้ ใช้เวลาในการหาคำตอบไม่นานนักและมีค่าใช้จ่ายพอประมาณ ย่อมดีกว่าวิธีที่ได้ความเที่ยงตรงสูงแต่มีค่าใช้จ่ายที่สูง วิธีการหาคำตอบที่คืออย่างหนึ่งได้แก่วิธีการของ GAs โดยอาศัยทฤษฎีในการถ่ายทอดลักษณะต่างๆทางกรรมพันธุ์ไปสู่ยังลูกหลาน ซึ่งสามารถนำมาพัฒนาใช้ในการหาคำตอบที่ต้องการได้ [13]

2.7.3 Wavelet transformation

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาการแปลงเวฟเลตได้มีการนำไปประยุกต์ใช้ประสบความสำเร็จเป็นอย่างมากทางด้านการประมวลผลสัญญาณ ด้วยเหตุนี้เองการแปลงเวฟเลตจึงเริ่มมีความนิยมมากขึ้น และการจำแนกรูปแบบของคิซซาร์จบางส่วน (Partial discharge; PD) ก็มีการยอมรับเพิ่มขึ้นในการใช้การแปลงเวฟเลต ซึ่งโดยหลักของการใช้งานการแปลงเวฟเลตจะช่วยลดอิทธิพลหรือผลจากสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในรูปคลื่น PD คือเป็นซอฟต์แวร์ที่เป็นพื้นฐานในตัวฮาร์ดแวร์ ที่สามารถแยก PD ออกจากสัญญาณรบกวนได้ กล่าวคือ การแปลงเวฟเลตเป็นการดำเนินการเชิงเส้นซึ่งแบ่งสัญญาณออกเป็นส่วนๆ ไปสู่สัญญาณอื่นๆที่สเกลที่แตกต่างกันด้วยและการกระจายความถี่ผลลัพธ์เหล่านี้จากการกระทำของสองตัวปฏิบัติการพร้อมกัน โดยคลื่นเวฟเลตแต่ละอันจะเกิดการยืดหรือหดตัวของตัวเวฟเลตเองหรือการสเกล(Scaling:a)และการเลื่อนตำแหน่ง(Translation or shifting : b) ซึ่งเป็นการเปลี่ยนตำแหน่งบนแกนเวลาบนฟังก์ชันหน้าต่างเดี่ยว (single window function) เรียกว่าเวฟเลตแม่ (mother wavelet) รูปแบบการแปลงเวฟเลตที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกลการวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่งละ 2 เท่า เรียกว่า การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) โดยเมื่อนำสัญญาณอินพุตมาผ่านการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยสัญญาณจะถูกแยกองค์ประกอบ

โดยตัวกรองแบบ 2 ช่อง (Two channel filter banks) ซึ่งจะแยกความถี่ในแถบที่ต้องการออกเป็น 2 ส่วน คือ

- สัญญาณที่เป็นสเกลต่ำกว่าหรือองค์ประกอบความถี่สูงซึ่งจะผ่านตัวกรองความถี่สูง (High-Pass Filter : HPF) ที่เรียกว่า “Detail (cD)”
- สัญญาณที่เป็นสเกลสูงกว่าหรือองค์ประกอบความถี่ต่ำซึ่งจะผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low-Pass Filter: LPF) ที่เรียกว่า “Approximation (cA)”

ดังนั้นการแปลงเวฟเล็ดจึงเป็นเครื่องมือสำหรับกรณีการระบุตำแหน่งของ PD ในสายส่งได้ และสามารถบอกถึงสาเหตุของ PD ได้ กรณีที่ระบบจนวนมีความผิดพลาดเกิดขึ้นที่แตกต่างกันไป และรูปแบบคลื่นพัลส์ก็ต่างกัน สำหรับการแปลงเวฟเล็ดสามารถประมวลผลได้รวดเร็วกว่าเมื่อเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแต่สำหรับกรณีนำการแปลงเวฟเล็ดมาจำแนกประเภทของ PD นั้นอาจมีความผิดพลาดเกิดขึ้นได้ดังนั้นเพื่อความแม่นยำถูกต้องมากขึ้นจึงนิยมนำโครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในการรู้จำและจำแนกประเภทของ PD ด้วย ซึ่งยังคงใช้เวลานานในการคำนวณอยู่

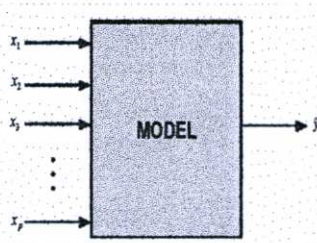
2.7.4 การจำแนกประเภทด้วยวิธีทางสถิติ

สำหรับวิธีทางสถิติที่ใช้ในการจำแนกตามวิธีที่กล่าวไปคือการจำแนกกลุ่มโดยใช้ Cluster Analysis, Quick Unbiased and Efficient Statistical Tree: QUEST, การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis:PCA) และการจำแนกกลุ่ม (Linear Discriminant Analysis), Chi-squared Automatic Interaction Detector (CHAID), Classification and Regression Tree, K-Means มีหลักการร่วมกันดังนี้คือหลังจากที่มีการจัดกลุ่มให้กับข้อมูลคุณลักษณะที่ได้จะทำการคำนวณค่าทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของกลุ่มข้อมูล จากนั้นจะคำนวณจำแนกกลุ่มตามวิธีการทางสถิติต่างๆสำหรับงานวิจัยนี้ผู้จัดทำจึงนำเอาวิธีทางสถิติในรูปแบบอื่นมาช่วยในการจำแนกและเรียนรู้จุดจํารูปแบบของการเกิด PD ซึ่งแบ่งเป็น 4 วิธี โดยมีรายละเอียด ดังนี้

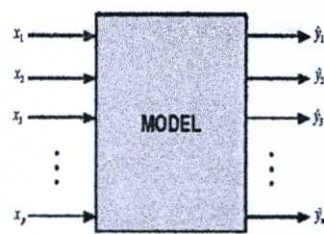
2.7.4.1 การจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติ

การจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติสามารถแบ่งชนิดของโมเดล 3 รูปแบบ ดังนี้ คือ

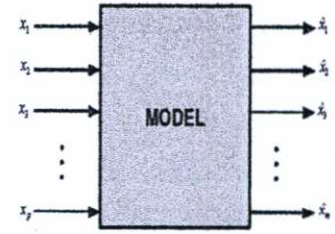
1. การจำลองแบบ Inferential Model เป็น โมเดลที่มีข้อมูลนำเข้า (input) หลาย input แต่มีข้อมูลขาออก (output) 1 output แสดง ดังรูปที่ 2.24 ก [31]
2. การจำลองแบบ Heteroassociative Model เป็น โมเดลที่มีข้อมูลนำเข้า (input) หลาย input และมีข้อมูลขาออก (output) หลาย output ดังรูปที่ 2.24 ข [31]
3. การจำลองแบบ Autoassociative Model เป็น โมเดลที่ไม่มีข้อมูลขาออก (output) แต่มีข้อมูลนำเข้า (input) มาเป็น output ดังรูปที่ 2.24 ค [31]



(ก) Inferential Model



(ข) Heteroassociative Model



(ค) Autoassociative Model

รูปที่ 2.24 การจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติ

2.7.5 การวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis) [31-32]

การวิเคราะห์ความถดถอย เป็นวิธีทางสถิติที่ใช้ในการจำลองโมเดล โดยมีรายละเอียด ดังนี้

2.7.5.1 ความถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression) [31-32]

ความถดถอยอย่างง่าย เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว โดยที่ตัวแปรหนึ่งคือตัวแปรตามหรือตัวแปรเป้าหมาย (response variable) Y อีกตัวแปรหนึ่งคือตัวแปรอิสระหรือตัวแปรที่ใช้พยากรณ์ X (predictor variable) การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่ายเป็นวิธีการหาสมการหรือฟังก์ชันถดถอยที่สามารถใช้ประมาณหรือพยากรณ์ตัวแปรตาม Y จากตัวแปรอิสระ X ในกรณีที่สมการถดถอยที่ประมาณได้มีกราฟแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองเป็นเส้นตรง เรียกว่าความถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (simple linear regression) มีรูปแบบ ดังสมการที่ (2.12)

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i, i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.12)$$

เมื่อ Y_i คือ ตัวแปรตามที่ i

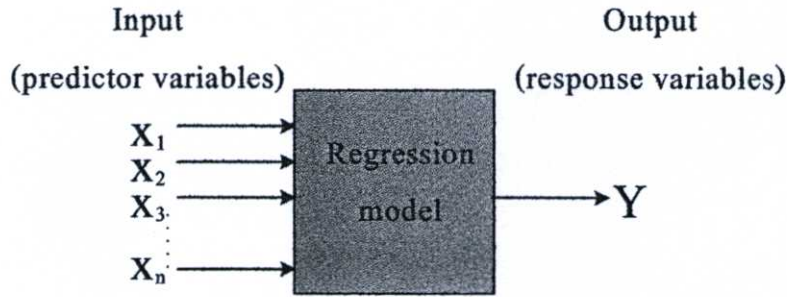
X_i คือ ตัวแปรอิสระที่ i

β_0, β_1 คือ ค่าพารามิเตอร์

ε_i คือ ความคลาดเคลื่อนของค่าสังเกตที่ i เป็นค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงของ Y และค่า Y บนเส้นถดถอย

2.7.5.2 ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression)

ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณคือการศึกษาอิทธิพลของตัวแปรอิสระหลายตัวรวมกันที่มีผลกระทบต่อตัวแปรตาม สมการถดถอยพหุคูณจะชี้ให้เห็นความสัมพันธ์เฉลี่ยระหว่างตัวแปรอิสระเหล่านี้ที่มีต่อตัวแปรตามทำให้สามารถใช้ความสัมพันธ์นี้พยากรณ์ตัวแปรตามได้รูปแบบความถดถอยเชิงเส้นพหุคูณที่มีตัวแปรอิสระ n ตัว แสดงดังรูปที่ 2.25 [31-32]



รูปที่ 2.25 แผนภาพ ของความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ

สำหรับงานวิจัยนี้ผู้จัดทำได้นำเอาวิธีวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ ซึ่งมีตัวแปรอินพุทหรือตัวแปรอิสระหลายตัวรวมกันที่ใช้ในการพยากรณ์ค่าตัวแปรตาม Y โดยใช้โมเดลความถดถอยเพื่อหาสมการหรือฟังก์ชันถดถอยที่สามารถใช้ประมาณหรือพยากรณ์ตัวแปรตาม Y ได้ ดังสมการที่ (2.13) และ สมการที่ 2.14

$$Y = Xw + \varepsilon, \quad (2.13)$$

$$= w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_kx_k + \varepsilon$$

โดยทั่วไปจะอยู่ในรูป

$$Y = Xw + b + \varepsilon = [X \quad 1] \times \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix} + \varepsilon, \quad (2.14)$$

โดยที่

- Y คือ เวกเตอร์ ($n \times 1$) ของข้อมูลของเมตริกซ์ตัวแปรผลลัพธ์หรือตัวแปรเป้าหมาย
- X คือ เมตริกซ์ ($n \times p$) ของตัวแปรที่ใช้พยากรณ์โดยที่สมาชิกในแต่ละคอลัมน์เป็น ตัวแปร (variable) และสมาชิกในแต่ละแถวเป็นข้อมูล (observations)
- w คือ เมตริกซ์น้ำหนัก (weight matrix)
- ε คือ ความคลาดเคลื่อนของค่าสังเกตที่เป็นค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงของ Y และค่า Y บนเส้นถดถอย
- b คือ bias (b) ซึ่งเป็นผลรวมของ error

จาก $Xw = Y - b + \varepsilon$ ถ้าเมตริกซ์ X สามารถอินเวิร์ท (invert) ได้ จะทำให้ง่ายในการหาเมตริกซ์ w [2] โดยใช้สมการที่ 2.15

$$w = X^{-1} \times Y \quad (2.15)$$

ในกรณีนี้การใช้งานจริงมีน้อยเพราะว่าเมตริกซ์ X ต้องมีจำนวนของสมาชิกในแต่ละแถวเท่ากับจำนวนของตัวแปรที่พยากรณ์และแต่ละตัวแปรต้องเป็นอิสระซึ่งกันและกัน ดังนั้นต้องมี Pseudoinverse Solution มาใช้ในการหาเมตริกซ์ w

Pseudoinverse ใช้ในการหาเมตริกซ์ X ในกรณีที่ไม่สามารถอินเวอร์สได้ ให้สามารถอินเวอร์สได้เพื่อหาเมตริกซ์ w โดยคูณค่า X ทรานสโพส (transpose) X^T เข้าไปในสมการที่ 2.13 จะได้สมการ ดังสมการที่ 2.16

$$\begin{aligned} Y &= Xw \\ X^T Y &= X^T Xw \\ (X^T X)^{-1} X^T Y &= (X^T X)^{-1} X^T Xw = w \\ w &= (X^T X)^{-1} X^T Y \end{aligned} \quad (2.16)$$

จะได้ Pseudoinverse Solution คือ $(X^T X)^{-1} X^T$ เมื่อตัวแปรในแต่ละคอลัมน์ของ X ไม่เป็นอิสระต่อกันจากสมการเมตริกซ์ X ไม่สามารถอินเวอร์สได้จะใช้ $(X^T X)^{-1} X^T$ สามารถหาค่าเมตริกซ์ w ได้ แต่วิธีนี้จะมีปัญหาเรื่อง numerical ของตัวแปรในแต่ละคอลัมน์จะไม่เป็นอิสระต่อกันเพราะว่า $(X^T X)$ ทำให้เมตริกซ์ตั้งฉากกันเมื่อคูณกันค่า eigenvalue (λ) จะเป็น 0 เพราะฉะนั้น condition number ของเมตริกซ์จะมาก เพราะ condition number คือ $\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}}$ ต้องมีค่าน้อยกว่า 100 ถึงจะยอมรับได้ ความหมายของ condition number คือ ถ้ามีค่ามาก เมตริกซ์ นั้นสามารถมีคำตอบได้หลายคำตอบ ถ้า condition number น้อยกว่าค่า 100 จะได้คำตอบของเมตริกซ์ X ทำนาย (predict) เมตริกซ์ Y จะอยู่ช่วง 1 ใน 100 เป็นค่ายอมรับได้ ดังนั้นตัวแปรที่ใช้ในการจำลองจะต้องเช็คค่า condition number ต้องมีค่าน้อยกว่า 100 ในทางสถิติถือว่ายอมรับได้ [31]

2.7.5.3 สมมุติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ

สมมุติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ มีดังนี้

1. ความคลาดเคลื่อน \mathcal{E} เป็นตัวแปรที่มีการแจกแจงแบบปกติ
2. ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์
3. ค่าแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนเป็นค่าคงที่ที่ไม่ทราบค่า
4. ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน คือ \mathcal{E}_i และ \mathcal{E}_j เป็นอิสระต่อกัน; $i \neq j$

นั่นคือ covariance ($\mathcal{E}_i, \mathcal{E}_j$) = 0

2.7.5.4 การทดสอบความเท่ากันของค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวเมื่ออยู่ต่างกลุ่มกันที่แบ่ง PD และการทดสอบสมการความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณโดยใช้ความแปรปรวนจำแนกแบบทางเดียว (1-WAY ANOVA)

จากสมการความถดถอย

$$Y = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_kx_k + b + \varepsilon$$

ค่าความแปรปรวนของ Y = ค่าความแปรปรวนที่เกิดจากอิทธิพลของ x_1, x_2, \dots, x_k + ค่าแปรปรวนอย่างสุ่ม

หรือ
$$SST = SSR + SSE \quad (2.17)$$

โดยที่ SST (Sum Square of Total) คือ ค่าแปรปรวนทั้งหมดของ Y

หรือ
$$SST = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{y})^2 \quad (2.18)$$

SSR (Sum Square of Regression) คือ ค่าแปรปรวนของ Y เนื่องจากอิทธิพลของ x_1, x_2, \dots, x_p

SSE (Sum Square of Error) คือ ค่าแปรปรวนของ Y เนื่องจากอิทธิพลอื่นๆ หรือเรียกว่า ค่าแปรปรวนอย่างสุ่ม

ตารางที่ 2.3 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ

แหล่งแปรปรวน (SV)	องศาอิสระ (DF)	ผลบวกกำลังสอง (SS)	ผลบวกกำลังสองเฉลี่ย (MS)	F
ความถดถอย (Regression)	k	SSR	MRS = SSR/k	$\frac{MSR}{MSE}$
ความคลาดเคลื่อน (Error)	n-k-1	SSE	MSE = SSE/(n-k-1)	
ผลรวม (Total)	n-1	SST		

จากตารางการวิเคราะห์ความแปรปรวนจะใช้ในการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่าง Y และ x_1, x_2, \dots, x_p โดยตั้งสมมติฐานไว้ดังนี้

$$H_0 : w_1 = w_2 = \dots = w_k = 0$$

$$H_1 : \text{มี } w_i \text{ อย่างน้อย 1 ค่าที่ } \neq 0 ; i=1,2,\dots,k$$

และสำหรับกรณีการทดสอบความเท่ากันของค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวเมื่ออยู่ต่างกลุ่มกันจะได้สมมติฐานดังนี้

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$$

$$H_1 : \mu_i \neq \mu_j \text{ มีอย่างน้อย 1 คู่; } i \neq j$$

เมื่อ μ คือค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวเมื่ออยู่ต่างกลุ่มกัน

เขตปฏิเสธ จะปฏิเสธสมมติฐาน H_0 ถ้า $F > F_{k, n-k-1; 1-\alpha}$

ผลของการทดสอบอาจจะเป็น

ก. ขอมรับสมมติฐาน $H_0 : w_1 = w_2 = \dots = w_k = 0$ ซึ่งสรุปได้ว่า Y ไม่มีความสัมพันธ์กับ X ทั้ง k ตัวในรูปเชิงเส้น

ข. ปฏิเสธสมมติฐาน H_0 หรือ ขอมรับสมมติฐาน H_1 ซึ่งสรุปได้ว่ามี X_i อย่างน้อย 1 ตัวที่มีความสัมพันธ์กับ Y ในรูปเชิงเส้น

กรณีการทดสอบความเท่ากันของค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวเมื่ออยู่ต่างกลุ่มกันจะได้ผลของการทดสอบ

ก. ขอมรับสมมติฐาน $H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$ ซึ่งสรุปได้ว่าตัวแปร X ไม่แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม

ข. ปฏิเสธสมมติฐาน H_0 หรือ ขอมรับสมมติฐาน H_1 สรุปได้ว่าค่าเฉลี่ยของตัวแปรแต่ละตัวแตกต่างกันระหว่างกลุ่มและตัวแปร X ไม่มีความสัมพันธ์กัน ทั้ง k ตัว

และจะใช้สถิติทดสอบ Wilks' Lambda ทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระด้วย

โดยที่ Wilks' Lambda = ความผันแปรภายในกลุ่ม (Within Group Sum Square) / SST (Sum Square of Total)

ถ้า F มีค่ามากจะปฏิเสธสมมติฐาน H_0 หรือถ้า Wilks' Lambda มีค่าน้อยจะปฏิเสธ H_0

หรือ ($0 \leq \text{Wilks' Lambda} \leq 1$) ในการทดสอบจะใช้โปรแกรมคำนวณสำเร็จรูป SPSS ช่วยในการคำนวณ

2.7.5.5 การเกิดปัญหา Multicollinearity

การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณซึ่งศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Y) กับตัวแปรอิสระหลายตัว (x_1, x_2, \dots, x_k ; $k \geq 2$) นั้นมีข้อกำหนดว่าตัวแปรอิสระเหล่านั้นจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กัน แต่ในทางปฏิบัติจะพบว่าตัวแปรอิสระมักจะมีความสัมพันธ์กันเอง การที่ตัวแปร X มีความสัมพันธ์กันจะทำให้เกิดปัญหาที่เรียกว่า Multicollinearity การเกิดปัญหา Multicollinearity จะมากหรือน้อยจะขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ X ถ้าตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันมาก ปัญหา Multicollinearity จะมากด้วย ซึ่งทำให้ผลของการเกิดปัญหา Multicollinearity รุนแรงด้วย [32]

2.7.5.6 การป้องกันการเกิดปัญหา Multicollinearity

เมื่อเกิดปัญหา Multicollinearity จะทำให้สมการความถดถอยไม่ถูกต้อง ดังนั้นผู้วิเคราะห์จึงต้องหาทางป้องกันปัญหาดังกล่าว สำหรับวิธีการป้องกันอาจทำได้ดังนี้

1. จำนวนหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (X) ต่างๆ แล้วทำการทดสอบสมมติฐานว่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ρ ของ X แต่ละคู่เป็นศูนย์หรือไม่ ถ้าผลการทดสอบยอมรับว่า ρ ของแต่ละคู่เป็นศูนย์แสดงว่าตัวแปรอิสระ(X) ต่างๆ ไม่มีความสัมพันธ์กัน

จะพบว่าในทางปฏิบัตินั้นการที่จะหาตัวแปร X ที่เป็นอิสระกันทุกคู่เป็นไปได้ยากเนื่องจากตัวแปร X มักมีความสัมพันธ์กัน

กรณีที่มี X บางคู่ที่มีความสัมพันธ์จะต้องตัดตัวใดตัวหนึ่งออกจากสมการความถดถอย

2. ใช้วิธี Stepwise ซึ่งเป็นวิธีการเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอย โดยวิธี Stepwise มีหลักเกณฑ์ว่า จะนำตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยครั้งละ 1 ตัว ถ้าตัวแปรอิสระที่นำเข้ามีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่มีอยู่แล้วในสมการถดถอย วิธี Stepwise จะตัดตัวแปรอิสระที่สัมพันธ์กันตัวใดตัวหนึ่งออกจากสมการความถดถอย

2.7.5.7 การเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอย

เนื่องจากการวิเคราะห์ความถดถอยเป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระเพื่อที่จะพยากรณ์หรือประมาณค่าตัวแปรตาม โดยที่ทราบค่าของตัวแปรอิสระ ค่าประมาณจะมีความถูกต้องหรือไม่จึงขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระที่เลือกเข้าสมการ สมการความถดถอยที่ดีที่สุดคือสมการความถดถอยที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระที่เหมาะสมซึ่งจะให้ค่าพยากรณ์ของตัวแปรตาม Y ใกล้เคียงกับค่าจริง การพิจารณาว่าตัวแปรอิสระ X ตัวใด มีความสัมพันธ์กับ Y นั้น จะพิจารณาจากสถิติทดสอบ F ดังที่กล่าวไปแล้วข้างต้น

การเลือกสมการความถดถอยที่ดีที่สุด (Selecting the Best Regression Equation) สามารถทำได้ 2 ขั้นตอน ดังนี้

1. การเลือกรูปแบบสมการความถดถอย ต้องเลือกรูปแบบที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Y กับ x_1, x_2, \dots, x_k ที่ถูกพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนว่าเป็นค่าที่ยอมรับได้หรือไม่

2. การเลือกตัวแปรอิสระที่เหมาะสมสำหรับสมการความถดถอย การเลือกตัวแปรอิสระ X ที่มีความสัมพันธ์กับ Y เพื่อให้ได้สมการความถดถอยที่ดีที่สุด มีหลายวิธี ดังนี้ [32]

2.7.5.8 เทคนิคการเลือกตัวแปรอิสระที่เหมาะสมสำหรับสมการความถดถอย

การเลือกตัวแปรอิสระ X เข้าสมการความถดถอยนั้น ก่อนอื่นผู้วิเคราะห์จะต้องพิจารณาว่ามีตัวแปรอิสระใดบ้างที่น่าจะมีความสัมพันธ์กับ Y ทั้งสัมพันธ์ในทางบวกและลบ ซึ่งมี 4 วิธี คือ [32]

1. All Possible Regressions
 2. Backward Elimination
 3. Forward Selection
 4. Stepwise Regression
1. All Possible Regressions

วิธีนี้เป็นทางเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยโดยพิจารณาจากสมการความถดถอยที่เป็นไปได้ทั้งหมด โดยใช้สถิติทดสอบช่วย

2. Backward Elimination

เป็นการเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอย โดยให้สมการความถดถอยประกอบด้วยตัวแปรอิสระทั้งหมด (k ตัว) ที่คาดว่าจะมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม Y แล้วใช้สถิติทดสอบ t ทดสอบความสัมพันธ์ระหว่าง Y กับ X ทีละตัว แล้วตัดตัวแปรอิสระที่ไม่มีความสัมพันธ์กับ Y ออกไปขั้นละตัวจากผลการทดสอบสถิติทดสอบ t จนได้สมการถดถอยที่เหมาะสม

3. Forward Selection

เป็นวิธีที่มีหลักเกณฑ์ตรงข้ามกับวิธี Backward นั่นคือจะเลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามเข้าสมการ ครั้งละตัว โดยเลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมากที่สุด เข้าสมการเป็นลำดับแรก การเลือกตัวแปรอิสระตัวแรกเข้าสมการ จะพิจารณาจากสมการความถดถอยอย่างง่าย แล้วใช้สถิติทดสอบ t หรือ F ในการเลือกตัวแปรอิสระ X ที่สัมพันธ์กับ Y มากที่สุด

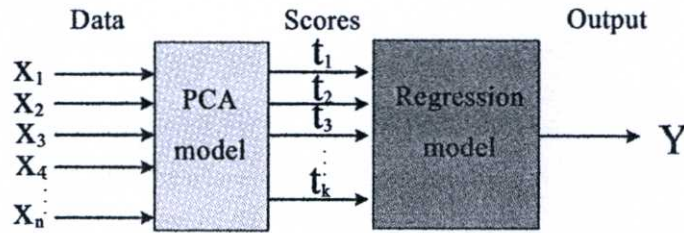
4. Stepwise Regression

เป็นวิธีการเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยโดยใช้หลักเกณฑ์ของทั้งวิธี Backward Elimination และวิธี Forward Selection รวมกัน นั่นคือจะใช้เกณฑ์ของ Forward โดยการเลือกตัวแปรอิสระ 1 ตัวที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากที่สุดเข้าสมการ โดยเลือกตัวแปรที่มีค่าสถิติทดสอบ t ที่มากที่สุด จากนั้นใช้เกณฑ์ของ Backward และ Forward นั่นคือจากตัวแปรอิสระที่เหลือ $k-1$ ตัว เลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญมากที่สุดเข้าสมการ แล้วหากมีตัวแปรที่เข้าสมการแล้วมีความสัมพันธ์กันอีกจะตัดตัวแปรนั้นออก ทำเช่นนี้จนกระทั่งไม่มีตัวแปรอิสระตัวใดที่ควรนำเข้าสมการหรือไม่มีตัวแปรอิสระ ตัวใดที่ควรถูกตัดออกจากสมการจึงหยุด แล้วจะได้สมการความถดถอยที่เหมาะสม สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้วิธีเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยโดยใช้วิธี Stepwise Regression ซึ่งเป็นวิธีที่ป้องกันการเกิดปัญหา Multicollinearity ได้

2.7.6 โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component and Regression Model: PCR)

โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยเป็นการใช้การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis; PCA) มาช่วยในการลดจำนวนตัวแปร โดยที่ไม่ทำให้สูญเสียข้อมูลที่มีความสำคัญไป คือการสร้างเซตของตัวแปรใหม่ให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม และเซตตัวแปรใหม่จะมีรายละเอียดหรือข้อมูลของตัวแปรเดิม โดยแต่ละตัวแปรใหม่เป็นอิสระต่อกัน เพื่อกำจัดปัญหาตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กัน (Multicollinearity) และจำนวนตัวแปรใหม่จะต้องไม่เกินที่

จำนวนตัวแปรเดิม นั่นคือ กรณีที่มีตัวแปรเดิม n ตัว จำนวนตัวแปรใหม่ k ตัว จะได้ว่า $k \leq n$ แสดงดังแผนภาพรูปที่ 2.26 [31,33]



รูปที่ 2.26 แผนภาพของตัวประกอบหลักและความถดถอย

จากรูปที่ 2.26 การวิเคราะห์ตัวประกอบหลักเพื่อลดจำนวนตัวแปรที่มีจำนวนมากโดยการสร้างตัวแปรใหม่ซึ่งเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม n ตัว จะต้องสกัดหรือดึงรายละเอียดหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุด ในที่นี้จะใช้ t_i แทนค่า scores ของตัวประกอบหลักที่ i (PC_i); $i = 1, 2, 3, \dots, n$ การสร้าง t_i จะมีขั้นตอน ดังนี้
การสร้าง t_1 หรือค่า score ของตัวประกอบหลักที่ 1 (PC_1) ซึ่งเป็นตัวแปรใหม่ตัวแรก โดยให้ t_1 เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิมทั้ง n ตัว และจะต้องดึงค่าความแปรปรวนจากตัวแปรทั้ง n ตัวมาไว้ใน t_1 ให้มากที่สุด ซึ่งจะทำให้ t_1 มีค่าแปรปรวนมากที่สุดเมื่อเทียบกับ t_i ; $i = 1, 2, \dots, n$

$$\text{จาก} \quad T = XP \quad (2.19)$$

สามารถหาค่าเมตริกซ์ T ซึ่งเป็นค่าที่ scores ของตัวประกอบหลัก (PCs) ดังสมการที่ 2.20

$$t_1 = xP_1 = x_1p_{11} + x_2p_{21} + \dots + x_np_{n1} = \sum_{j=1}^n x_j p_{j1} \quad (2.20)$$

เมื่อ t_1 คือ scores ของตัวประกอบหลักตัวแรก (PC_1)

x คือ ค่าข้อมูลตัวแปรเดิม

p_1 คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบหลักและตัวแปรเดิม (loading vector) ตัวแรก (ค่า loading ควรมีค่าใกล้ +1 หรือใกล้ -1 ซึ่งมีส่วนสำคัญในการสร้างตัวประกอบหลักมาก)

ทำงานกระทั่งถึงค่า scores ของตัวประกอบหลักที่ n หรือ ซึ่งจะมีค่าแปรปรวนต่ำสุด โดยทั่วไปจะหาถึงค่า scores ตัวประกอบหลักที่ k หรือ ที่ยังมีค่าแปรปรวนและรายละเอียดสำคัญอยู่ โดยสกัดความแปรปรวนที่เหลือจาก $t_1 - t_{k-1}$ ให้มากที่สุดและไม่มีความสัมพันธ์กับ $t_1 - t_{k-1}$ โดยที่ $k < n$ และมีรูปแบบเมตริกซ์ดังนี้

$$\begin{matrix}
 \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \dots & t_{1k} \\ t_{21} & t_{22} & \dots & t_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{m1} & t_{m2} & \dots & t_{mk} \end{bmatrix} & = & \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} & \times & \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1k} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nk} \end{bmatrix} \\
 (m \times k) & = & (m \times n) & \times & (n \times k)
 \end{matrix} \tag{2.21}$$

เมื่อ

n คือ จำนวนตัวแปรของเซตข้อมูลเดิม

k คือ จำนวนตัวแปรของเซตข้อมูลใหม่ ซึ่งน้อยกว่า n

m คือ จำนวนข้อมูล (observations) ในแต่ละเซตซึ่งมีจำนวนเท่ากัน
สำหรับ 1 observations แสดงผังสมการที่ 2.22

$$\begin{matrix}
 [t_1 \ t_2 \ \dots \ t_k] = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n] \times \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1k} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nk} \end{bmatrix} \\
 (1 \times k) & = & (1 \times n) & \times & (n \times k)
 \end{matrix} \tag{2.22}$$

การเลือกค่าคะแนน (scores) ของตัวประกอบหลัก (PCs) มาใช้เป็นอินพุทของโมเดลการถดถอยนั้น มีข้อพิจารณา ดังต่อไปนี้ [31]

- เลือกที่มีค่ารายละเอียดหรือร้อยละความผันแปรที่สามารถอธิบายตัวแปรเดิมได้มากที่สุด
- เลือกที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเป้าหมาย
- เลือกโดยการทดลองสุ่ม (trial and error)

2.7.6.1 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก

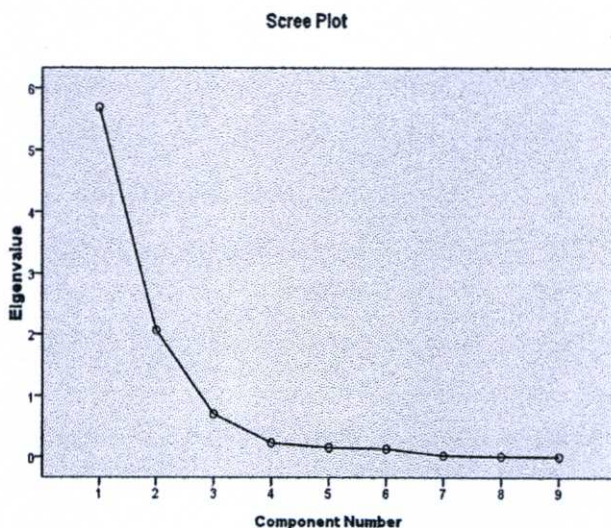
ดังที่กล่าวข้างต้นว่าตัวแปรใหม่หรือค่า scores ของตัวประกอบหลักจะไม่มีความสัมพันธ์กันเอง ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง t_i และ t_j ($i \neq j$) จะเป็นศูนย์ แต่ตัวประกอบหลักกับตัวแปรเดิมจะมีความสัมพันธ์โดยวัดความสัมพันธ์ระหว่าง PC_i กับ x_j ด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และเรียกค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบหลักและตัวแปรเดิมว่า loading ดังนั้นค่า loading จึงเป็นค่าที่แสดงถึงอิทธิพลของตัวแปรเดิมที่มีต่อการสร้างตัวประกอบหลัก ถ้าค่า loading ของตัวแปรเดิมใดมีค่ามาก (ใกล้ +1 หรือใกล้ -1) แสดงว่าตัวแปรเดิมนั้นมีความสำคัญหรือมีส่วนร่วมในการสร้างตัวประกอบหลักมาก [33]

การพิจารณาจำนวนค่า scores ของตัวประกอบหลักที่เหมาะสม

จากจำนวนตัวแปรใหม่ k ตัวที่ได้จากตัวแปรเดิมทั้ง n ตัวนั้น ทั้งนี้เนื่องมาจากการเลือกตัวแปรใหม่ k ที่เหมาะสมและตัดตัวแปรใหม่หรือค่า scores ของตัวประกอบหลักที่ $k+1$ ถึง n ออกไม่นำมาพิจารณาดังนั้นตัวแปรใหม่ที่เลือกจึงมีค่าน้อยกว่าตัวแปรเดิมหรือเท่ากับจำนวนตัวแปรเดิมกรณีที่ทุกตัวแปรใหม่ยังมีค่ารายละเอียดหรือร้อยละความแปรปรวนที่สามารถอธิบายตัวแปรเดิมได้ ดังนั้นจะได้ว่า $k \leq n$ เสมอ ซึ่งมีหลักการในการพิจารณาจำนวนค่า scores ของตัวประกอบหลักที่เหมาะสมดังนี้

1. พิจารณาจากร้อยละความแปรปรวนสะสม ถ้าร้อยละความแปรปรวนสะสมของตัวประกอบ k ตัวแรก เป็นอย่างต่ำร้อยละ 80 ก็ควรให้จำนวนตัวประกอบหลักเท่ากับ $k < n$ เช่น ถ้า $n=10$ และมีตัวประกอบหลักเพียง 3 ตัวแรกที่ค่าสะสมของร้อยละของความแปรปรวนเป็น 82 ขณะที่ตัวประกอบหลักที่ 4 มีร้อยละของความแปรปรวนเพียง 7.5 กรณีนี้จำนวนตัวประกอบหลักที่เหมาะสมคือ 3 (PC_1, PC_2, PC_3) และจะได้ตัวแปรใหม่ที่พิจารณาคือค่า score ของตัวประกอบหลักที่ 1, 2 และ 3 หรือ t_1, t_2 และ t_3 ตามลำดับ

2. ใช้กราฟ scree ในการพิจารณาจำนวนตัวประกอบหลักที่เหมาะสม โดยการพล็อตค่าไอเกน ดังรูปที่ 2.27 การพิจารณากราฟ scree นั้น ถ้าตัวประกอบหลักตัวที่ $k+1$ มีค่าไอเกนต่ำมากเมื่อเทียบกับตัวที่ m หรือค่าไอเกนลดลงอย่างรวดเร็ว ก็ไม่ควรพิจารณาตัวประกอบหลักตัวที่ $k+1, \dots, n$ หรือควรมีตัวประกอบหลัก k ตัวเท่านั้น



รูปที่ 2.27 กราฟ Scree ของตัวประกอบหลัก 9 ตัว

จากรูปที่ 2.27 จะพบว่าตัวประกอบหลักที่ 3 (PC_3) มีค่าแปรปรวนลดลงอย่างมากเมื่อเทียบกับตัวที่ 2 กรณีนี้ควรมีตัวประกอบหลักเพียง 2 ตัว

3. ให้พิจารณาค่าไอเกนหรือค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักแต่ละตัว ถ้าค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักตัวใดน้อยกว่าค่าแปรปรวนเฉลี่ย $\left(\sum_{i=1}^k \lambda_i / k \right)$ จะตัดทิ้ง

Cliff (1988) ได้ศึกษา พบว่าการที่ใช้ค่าไอเกนหรือค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักสำหรับข้อมูลที่อยู่ในรูปมาตรฐานแล้วการพิจารณาเฉพาะตัวประกอบหลักที่มีค่าไอเกนมากกว่าหนึ่งนั้น อาจทำให้จำนวนตัวประกอบหลักที่ได้มากหรือน้อยจนเกินไป ดังนั้นควรจะใช้หลักเกณฑ์อื่นๆ มาร่วมพิจารณาคด้วย สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำหลักการเลือกตัวประกอบหลักที่เหมาะสมทั้ง 3 หลักการมาพิจารณาและอาศัยความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก (loading) มาพิจารณาคด้วยเพื่อให้ได้ตัวแปรที่เพียงพอในการจำแนกประเภทของ PD

2.7.6.2 ความหมายของตัวประกอบหลัก

ความหมายของตัวประกอบหลักควรจะอธิบายถึงความหมายของตัวแปรเดิม เนื่องจาก ตัวประกอบหลักเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม ค่า loading จะเป็นค่าที่ใช้อธิบายความหมายของตัวประกอบหลักแต่ละตัว เนื่องจากค่า loading (p_{ij}) เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมที่ j (x_j) กับตัวประกอบหลักที่ i (PC_i) การศึกษาว่าความหมายของตัวประกอบหลักควรเป็นความหมายของตัวแปรเดิมตัวใดบ้างนั้น ให้พิจารณาจากค่า loading ถ้าค่า loading ของตัวแปรเดิมตัวใดมีค่ามาก ความหมายของตัวประกอบหลักควรเป็นความหมายของตัวแปรนั้น โดยทั่วไปกำหนดว่าถ้าค่า loading มากกว่าหรือเท่ากับ ± 0.5 จะพิจารณาความหมายของตัวแปรเดิมนั้นให้มีความหมายของตัวประกอบหลัก [33]

2.7.7 การหาสมการการจำแนกกลุ่มของศิษาร์จบบางส่วนโดยใช้วิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis)

ความหมายของการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis)

การวิเคราะห์จำแนกประเภทเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ความสัมพันธ์หรือการหาสาเหตุ เทคนิคหนึ่ง โดยที่มีตัวแปรตาม 1 ตัว (Y) ซึ่งเป็นตัวแปรเชิงคุณภาพ และมีตัวแปรอิสระ p ตัว (X_1, X_2, \dots, X_p) โดย $p \geq 1$ การวิเคราะห์จำแนกประเภทคล้ายกับการวิเคราะห์ความถดถอยคือมีตัวแปรตาม 1 ตัว ตัวแปรอิสระอย่างน้อย 1 ตัว ต่างกันตรงที่ลักษณะหรือชนิดของตัวแปรตาม โดยที่การวิเคราะห์ความถดถอยตัวแปรตามคือตัวแปรเชิงปริมาณ ในขณะที่การวิเคราะห์จำแนกประเภทตัวแปรตามคือตัวแปรเชิงคุณภาพหรือตัวแปรเชิงกลุ่ม [34]

ตัวแปรเชิงคุณภาพหรือตัวแปรเชิงกลุ่ม (Y) ของการวิเคราะห์จำแนกประเภท เรียกว่าเป็นตัวแปรที่แสดงกลุ่ม นั่นคือ การวิเคราะห์จำแนกประเภทเป็นเทคนิคที่มีการแบ่งกลุ่มคน สัตว์ สิ่งของ องค์กร ฯลฯ ออกเป็นกลุ่มย่อยอย่างน้อย 2 กลุ่มขึ้นไปในที่นี้จะใช้คำว่า case แทน คน หรือ สิ่งของ หรือองค์กร ฯลฯ ดังนั้นตัวแปรตามจะระบุกลุ่มที่แต่ละหน่วยอยู่ เช่น ถ้าแบ่งเป็น 3 กลุ่ม ตัว

แปรตาม Y จะมีค่า 1 หรือ 2 หรือ 3 โดยผู้ศึกษาจะต้องเป็นผู้แบ่งกลุ่มมาก่อนว่าจะให้แต่ละหน่วยอยู่กลุ่มใด และแต่ละกลุ่มจะไม่มี การซ้ำซ้อนกัน โดยมีหลักเกณฑ์ในการแบ่งคือ ให้หน่วยที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันมีความคล้ายกันในปัจจุบันหรือตัวแปรที่ใช้ในการแบ่งกลุ่ม ส่วนหน่วยที่อยู่ต่างกลุ่มกันจะมีความแตกต่างกันในตัวแปรที่ใช้แบ่งกลุ่ม โดยการสร้างสมการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มตัวแปรที่คาดว่าจะทำให้ case ที่อยู่คนละกลุ่มมีความแตกต่างกัน และยังสามารถใช้สมการดังกล่าวจัดกลุ่มหรือพยากรณ์กลุ่มให้กับ case ที่ยังไม่ทราบกลุ่ม

สำหรับสมการความถดถอยที่สร้างขึ้นใน Discriminant Analysis นั้น ตัวแปรตามจะต้องเป็นตัวแปรเชิงกลุ่ม เช่น ถ้าแบ่งการเกิดคิสซารจบางส่วนออกเป็น 4 รูปแบบ จะมี 4 ค่า คือ

$$Y = \begin{cases} 1 = \text{corona at high voltage side in air} \\ 2 = \text{corona at low voltage side in air} \\ 3 = \text{internal discharge} \\ 4 = \text{surface in air} \end{cases}$$

ส่วนตัวแปรอิสระหรือตัวแปรที่ทำให้กลุ่มแตกต่างกัน ในที่นี้จะเรียกว่า ตัวแปรจำแนกกลุ่ม (Discriminator Variable) หรือบางครั้งเรียกตัวแปรต้นซึ่งเป็นตัวแปรที่นำมาใช้ในการแบ่งกลุ่ม case ตัวแปรอิสระหรือตัวแปรจำแนกกลุ่มควรเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ กรณีที่ตัวแปรอิสระเป็นตัวแปรเชิงกลุ่ม (Categorical Variable) หรือตัวแปรเชิงคุณภาพจะต้องปรับให้อยู่ในรูปตัวแปรเทียม (Dummy Variable) ตัวแปรต้นที่ทำให้ case แตกต่างกัน อาจจะมีเพียง 1 ตัว หรือตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรต้นจะอยู่ในรูปเชิงเส้น [13, 14] ดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + e \quad (2.23)$$

โดยที่ Y = เป็นตัวแปรตามและเป็นข้อมูลเชิงกลุ่ม
 X_1, X_2, \dots, X_p = เป็นตัวแปรอิสระหรือตัวแปรจำแนกกลุ่ม; $p \geq 1$
 e = ค่าความคลาดเคลื่อน

ใน Discriminant Analysis จะเรียกสมการที่ (2.23) ว่า ฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม (Discriminant Function) บางครั้งเรียกสมการจำแนกกลุ่ม หรือเรียกว่า Fisher Discriminant Function ซึ่ง R.A.Fisher ได้เป็นผู้คิดค้นขึ้นตั้งแต่ปี ค.ศ. 1936

เมื่อนำข้อมูลมาประมาณสมการที่ (2.23) [34-35] จะเป็น

$$\hat{Y} = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_p x_p \quad (2.24)$$

การประมาณสัมประสิทธิ์ $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ ด้วย a, b_1, b_2, \dots, b_p ตามลำดับ โดยมีเป้าหมายที่ทำให้ความแตกต่างระหว่างกลุ่มมีมากที่สุด นั่นคือ ทำให้ค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม

(Between-Group Sum Square) / ความผันแปรภายในกลุ่ม (Within Group Sum Square) มีค่ามากที่สุด และค่า \hat{Y} ที่ได้ เรียกว่า Discriminant Score

สรุปหลักเกณฑ์ของ Discriminant Analysis

เทคนิค Discriminant Analysis จะใช้หลักเกณฑ์ของการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) และการวิเคราะห์ความถดถอย (Regression) โดยต้องเริ่มจาก

1. มีข้อมูลจริงที่ทราบจำนวนกลุ่มและทราบว่าแต่ละ case อยู่กลุ่มใดบ้าง ซึ่งเป็นหลักเกณฑ์ของการวิเคราะห์ความแปรปรวน

2. หลังจากนั้นจึงใช้หลักเกณฑ์ของการวิเคราะห์ความถดถอยในการสร้างสมการจำแนกกลุ่ม โดยการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย (β) ด้วย b ใช้หลักการที่ว่าหาค่า β หรือ b ที่ทำให้ $\frac{\text{Between - Groups Sum Square}}{\text{Within Group Sum Square}}$ มีค่ามากที่สุด หรือกล่าวง่าย ๆ ว่าให้อัตราส่วนของความ

แตกต่างระหว่างกลุ่มต่อความแตกต่างกันภายในมีค่ามากที่สุดซึ่งแสดงว่า case ที่อยู่ต่างกลุ่มมีความแตกต่างกันมากกว่า case ที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน

3. ใช้สมการจำแนกกลุ่มในการจำแนกกลุ่มหรือกำหนดกลุ่มของ case ใหม่ เช่น สิ่งของสิ่งใหม่

เงื่อนไขของ Discriminant Analysis เมื่อมีจำนวนกลุ่ม 3 กลุ่มขึ้นไป

1. ตัวแปรอิสระ p ตัว (X_1, X_2, \dots, X_p) มีการแจกแจง Multivariate Normal Distribution

2. Variance-Covariance matrix (ขนาด $p \times p$) ของแต่ละกลุ่มต้องเท่ากัน นั่นคือ

$$\sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_k$$

การกำหนดกลุ่ม (พยากรณ์กลุ่ม) ให้แก่ case ใหม่

สิ่งที่กล่าวมาแล้วว่าจะมีการนำสมการจำแนกกลุ่มที่สร้างขึ้นมาใช้ในการพยากรณ์ case ใหม่ หรือ case ที่ยังไม่ถูกจัดกลุ่ม โดยทั่วไปจะมีหลักเกณฑ์ที่ใช้จัดกลุ่ม case ว่าควรอยู่กลุ่มใด 3 เทคนิคด้วยกัน ดังนี้

1. Maximum likelihood หรือ Probability method

เทคนิค Maximum likelihood คำนวณความน่าจะเป็นหรือโอกาสที่ case ใหม่จะอยู่ในกลุ่มที่ i , $i = 1, 2, \dots, k$ แล้วนำมาเปรียบเทียบกัน นั่นคือ หา $P(\text{case อยู่ในกลุ่มที่ } i)$ เช่น ถ้ามี 2 กลุ่มจะหา $P(\text{case อยู่ในกลุ่มที่ } 1)$ และ $P(\text{case อยู่ในกลุ่มที่ } 2)$

ถ้าพบว่า $P(\text{case อยู่ในกลุ่มที่ } 2) > P(\text{case อยู่ในกลุ่มที่ } 1)$ จะกำหนดให้ case นั้นอยู่ในกลุ่มที่ 2

วิธีการนี้จะต้องอาศัยเงื่อนไขที่ว่าตัวแปร ต้องมีการแจกแจงแบบ Multivariate Normal และความน่าจะเป็นที่คำนวณจะเป็น Posterior Probability

2. Distance function

เป็นการคำนวณหาระยะห่างจาก case ที่ต้องการจัดไปยังค่ากลางของกลุ่ม(Group Centroid) ถ้าระยะห่างดังกล่าวห่างจากค่ากลางของกลุ่มใดต่ำสุดจะจัดให้ case ดังกล่าวอยู่ในกลุ่มที่มีระยะห่างต่ำสุดนั้น โดยที่การคำนวณหาระยะห่างใช้ Mahalanobis Distance นั่นคือ หาค่า Mahalanobis Distance ของ case นั้นกับจุดกลางของกลุ่มต่างๆ และจะจัด case อยู่ในกลุ่มที่มีระยะห่างจาก case นั้นถึงจุดกลางกลุ่มต่ำสุด

3. Linear classification functions

วิธีการนี้จะใช้สมการจำแนกกลุ่มของ Fisher ดังที่ได้กล่าวมาแล้ว โดยการแทนค่าของตัวแปรอิสระหรือตัวแปรจำแนกกลุ่มของ case ให้อยู่ในกลุ่มนั้นสำหรับ โปรแกรม SPSS for Windows จะใช้วิธีการนี้ในการจัดกลุ่ม case

เงื่อนไขของลักษณะตัวแปร

สำหรับเทคนิค Discriminant Analysis ซึ่งใช้หลักการของการวิเคราะห์ความถดถอยจึงประกอบด้วย ตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ หรือตัวแปรจำแนกกลุ่ม ซึ่งจะต้องมีชนิดของตัวแปรดังนี้

1. ตัวแปรตาม Y ควรเป็นตัวแปรเชิงกลุ่ม นั่นคือ เป็นข้อมูลชนิดนามกำหนด (Nominal Scale) หรือสเกลอันดับ (Ordinal Scale)
2. ตัวแปรอิสระหรือตัวแปรจำแนกกลุ่ม (X_1, X_2, \dots, X_p) ควรเป็นตัวแปรเชิงปริมาณคือ เป็นข้อมูลชนิดสเกลอันตรภาค (Interval Scale) หรือสเกลอัตราส่วน (Ratio Scale) เนื่องจากตัวแปร (X_1, X_2, \dots, X_p) จะต้องมีการแจกแจงแบบ Multivariate Normal กรณีที่มีตัวแปรเชิงกลุ่มผสมอยู่ด้วย ต้องแปลงให้อยู่ในรูปตัวแปรเทียม

2.7.8 การจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วยเทคนิค Factor Analysis

2.7.8.1 การหาสมการการจำแนกกลุ่มของศิษย์บางส่วนโดยใช้วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและการจำแนกประเภท (Principle Component and Discriminant Analysis)

สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิค Factor Analysis มาประยุกต์ใช้ในการลดจำนวนตัวแปรก่อนนำไปเป็นตัวแปรสำหรับการวิเคราะห์การจำแนกกลุ่ม โดยวิธี Discriminant Analysis ดังมีรายละเอียด ดังนี้ [34-35]

Factor Analysis หรือ การวิเคราะห์ปัจจัย หรือบางครั้งเรียกว่าการวิเคราะห์ตัวประกอบ เป็นเทคนิคที่จะจับกลุ่มหรือรวมตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันไว้ในกลุ่มหรือ Factor เดียวกัน ตัวแปรที่อยู่ใน Factor เดียวกันจะมีความสัมพันธ์กันมาก โดยความสัมพันธ์นั้นอาจจะเป็นในทิศทางบวก (ไปในทางเดียวกัน) หรือทิศทางลบ (ไปในทางตรงกันข้าม) ก็ได้ ส่วนตัวแปรที่อยู่คนละ Factor จะไม่มีความสัมพันธ์กัน หรือมีความสัมพันธ์กันน้อยมาก

หลักเกณฑ์ของเทคนิค Factor Analysis

เทคนิค Factor Analysis ใช้ในการลดจำนวนตัวแปร หรือกล่าวได้ว่าเป็นเทคนิคที่ใช้ในการเปลี่ยนตัวแปรเดิมที่มีความสัมพันธ์กันให้เป็นตัวแปร หรือปัจจัยใหม่ที่ไม่มีความสัมพันธ์กัน โดยที่ปัจจัยที่ได้เป็น Linear combination ของตัวแปรเดิม โดยจะพยายามนำรายละเอียดจากตัวแปรเดิมต่างๆ มาไว้ในปัจจัยให้มากที่สุด เช่น จากตัวอย่างงานวิจัยที่ศึกษาถึงปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการตัดสินใจซื้อรถยนต์ สมมุติปัจจัยที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร 3 ตัวคือ X_3 , X_8 และ X_{13} นั้นหมายความว่าตัวแปร X_3 , X_8 , X_{13} มีความสัมพันธ์กันมาก และสามารถนำรายละเอียดจากตัวแปร X_3 , X_8 และ X_{13} มาไว้ใน Factor 1 ได้มากที่สุด โดยที่เขียนสมการเชิงเส้นแสดงความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$F_1 = W_3X_3 + W_8X_8 + W_{13}X_{13} + e \quad (2.25)$$

สำหรับการวัดปริมาณรายละเอียดของแต่ละ Factor จะวัดจากค่าแปรปรวน (Variance) ของปัจจัยนั้นๆ

โดยทั่วไปตัวแปร X 's ต่างๆ มักจะมีหน่วยต่างกัน เช่น อายุ มีหน่วยเป็นปี, รายได้มีหน่วยเป็นบาท, ประสบการณ์มีหน่วยเป็นเดือน เป็นต้น ซึ่งจะทำให้ตัวแปรที่มีค่ามาก เช่น รายได้มีความสำคัญมากที่สุด (มีค่าสัมประสิทธิ์ หรือค่าน้ำหนักมากที่สุด) ดังนั้นก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค Factor Analysis ควรทำการปรับตัวแปรทุกตัวให้มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีค่าแปรปรวนเป็น 1 หรือทำการ Standardized ข้อมูลนั่นเอง

ในการหาจำนวน Factor ที่สามารถใช้แทนตัวแปรทั้งหมดทุกตัวได้ หรือเป็นการดึงรายละเอียดจากตัวแปรมาไว้ใน Factor หรือเรียกว่าเป็นการสกัดปัจจัย ซึ่งมีหลายวิธี ในที่นี้จะใช้วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก Principle Component Analysis หรือ PCA ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมมากที่สุด โดยได้กล่าวไปแล้วในการจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนโดยใช้วิธี ตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR)

ในกรณีที่ค่า Factor loading มีค่ากลางๆ ทำให้ไม่สามารถจัดตัวแปรว่าควรอยู่ใน Factor ใดได้นั้น จะต้องทำการหมุนแกนโดยใช้การหมุนแกนปัจจัยเข้ามาช่วยเพื่อทำให้ค่า Factor loading ของตัวแปร มีค่ามากขึ้นหรือลดลงจนกระทั่งทำให้ทราบว่าตัวแปรนั้นควรอยู่ใน Factor ใด หรือไม่ควรอยู่ใน Factor ใด

วิธีหมุนแกนปัจจัย มี 2 วิธีใหญ่ๆ คือ

1. Orthogonal Rotation

เป็นการหมุนแกนปัจจัยไปแล้วยังคงทำให้ Factor ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันแต่ทำให้ค่า Factor loading เพิ่มขึ้นหรือลดลง

2. Oblique Rotation

เป็นการหมุนแกนปัจจัยไปในลักษณะที่ Factor ไม่ตั้งฉากกัน หรือ Factor ไม่เป็นอิสระกันนั่นเอง แต่ทำให้ค่า Factor Loading มากขึ้น หรือลดลง

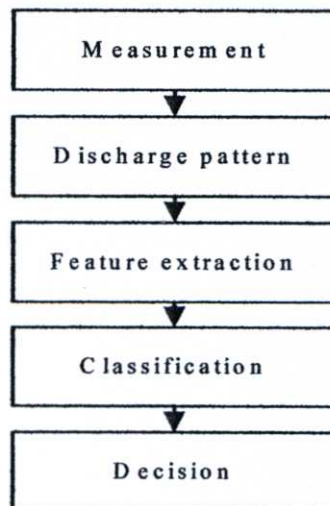
เมื่อสามารถจัดตัวแปรที่มีอยู่จำนวนมากเหลือเป็นกลุ่มตัวแปรไม่กี่กลุ่ม สามารถคำนวณ ค่า Factor score ของแต่ละ case ได้ เช่น ถ้ามี 2 Factor ก็สามารคำนวณค่า Factor score ของทั้ง 2 Factor ได้ และถือว่าทั้ง 2 Factor เป็นตัวแปรใหม่ ที่นำไปวิเคราะห์ด้วยวิธีการจำแนกกลุ่ม Discriminant Analysis

เงื่อนไขของเทคนิค Factor Analysis

1. Factor (F) และ error (e) ในสมการที่ (2.25) จะต้องเป็นอิสระกัน
2. ตัวแปรที่นำมาจัดกลุ่มควรเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ และกรณีที่มีตัวแปรเชิงกลุ่มผสมอยู่ด้วย จะต้องเปลี่ยนตัวแปรเชิงกลุ่มให้อยู่ในรูปตัวแปรเทียม (Dummy variable) ก่อน
3. ความสัมพันธ์ระหว่าง Factor และตัวแปรอยู่ในรูปเชิงเส้น (Linear) เท่านั้น
4. สำหรับเทคนิค Principal component analysis ตัวแปร แต่ละตัว หรือข้อมูล ไม่จำเป็นต้องมีการแจกแจงแบบปกติ แต่ถ้าตัวแปรบางตัวมีการแจกแจงเบ้ค่อนข้างมาก และมีค่าผิดปกติ (Outlier) ผลลัพธ์ที่ได้อาจจะไม่ถูกต้อง
5. จำนวนข้อมูล (Case) ควรมากกว่าจำนวนตัวแปร ซึ่งในโปรแกรม SPSS มักมีคำถามว่า ควรมากกว่ากี่เท่า บางครั้งจะพบว่าต้องการให้จำนวนข้อมูล (Case) มากกว่าจำนวนตัวแปรอย่างน้อย 10 เท่า

2.8 การวิเคราะห์คิซาร์จบางส่วนโดยกระบวนการเรียนรู้และจดจำรูปแบบ

กระบวนการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของการเกิด PD โดยอัตโนมัติแสดงไว้ในรูปที่ 2.28 ประกอบด้วยการตรวจวัด ซึ่งจะได้รูปแบบของการเกิด PD (Discharge pattern) จากนั้นจะทำการคำนวณหาคุณลักษณะจากรูปแบบที่ได้ (Feature extraction) แล้วนำคุณลักษณะที่คำนวณได้นั้นมาทำการจำแนกประเภท (Classification) โดยอ้างอิงกับฐานข้อมูล (Database) เพื่อนำมาสู่กระบวนการตัดสินใจในที่สุด [13]



รูปที่ 2.28 กระบวนการรู้จำโดยทั่วไป

บทที่ 3

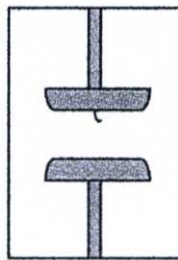
แบบจำลองการเกิด PD และการออกแบบโปรแกรมการเรียนรู้ PD

ในงานวิจัยนี้ ออกแบบกระบวนการเรียนรู้โดยใช้วิธีทางสถิติในการจำแนกประเภทของการเกิด PD โดยนำข้อมูลการจำลองการเกิด PD จากการทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิซาร์จบางส่วนที่สามารถเกิดขึ้นได้จริงในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงอ้างอิงจากมาตรฐานการทดสอบทางด้านไฟฟ้าแรงสูงและเทคนิคการตรวจวัด PD IEC 60270 [26] และผลการทดลองใน [13] มาเป็นฐานข้อมูลในการสร้างโมเดลจำแนกประเภทของ PD และทำการทดสอบ โปรแกรมการจำแนกด้วยอุปกรณ์ที่จำลองขึ้น

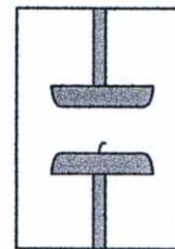
3.1 การทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิซาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง

จากการทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิซาร์จบางส่วนที่สามารถเกิดขึ้นได้จริงในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง ตามมาตรฐาน IEC 60270 [26] ซึ่งในการทดสอบและการวัดการเกิดคิซาร์จบางส่วนนั้น ทำการจำลองรูปแบบการเกิดคิซาร์จบางส่วนที่สามารถเกิดขึ้นได้จริงในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยมี 4 รูปแบบ คือ โคโรนาคิซาร์จทางด้านแรงสูง, โคโรนาคิซาร์จทางด้านแรงต่ำ, คิซาร์จตามผิวและคิซาร์จภายใน ซึ่งการจำลองรูปแบบการเกิด PD จะทำการทดลองใน chamber ขนาดของอิเล็กโตรดแผ่นราบมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลาง 12 cm โดยแบบจำลองจะมีรูปแบบของความบกพร่องแบบต่างๆ ดังนี้ การจำลองและผลการทดลองจาก [13]

1. การจำลองการเกิดโคโรนาในอากาศเป็นคิซาร์จที่เกิดขึ้นบริเวณที่มีปลายแหลมซึ่งเป็นบริเวณที่มีความเครียดสนามไฟฟ้าสูง โดยการนำเส้นลวดทองแดงขนาดเส้นผ่าศูนย์กลาง 0.1 cm ยาว 1.5 cm มาติดกับอิเล็กโตรดทางด้านแรงดันสูง และด้านแรงดันต่ำโดยระยะห่างระหว่างอิเล็กโตรด 10 cm ดังแสดงในรูปที่ 3.1 เมื่อทำการป้อนแรงดันจะเกิดความเครียดสนามไฟฟ้าบริเวณปลายของขดลวดมีผลทำให้เกิดโคโรนาขึ้นมา



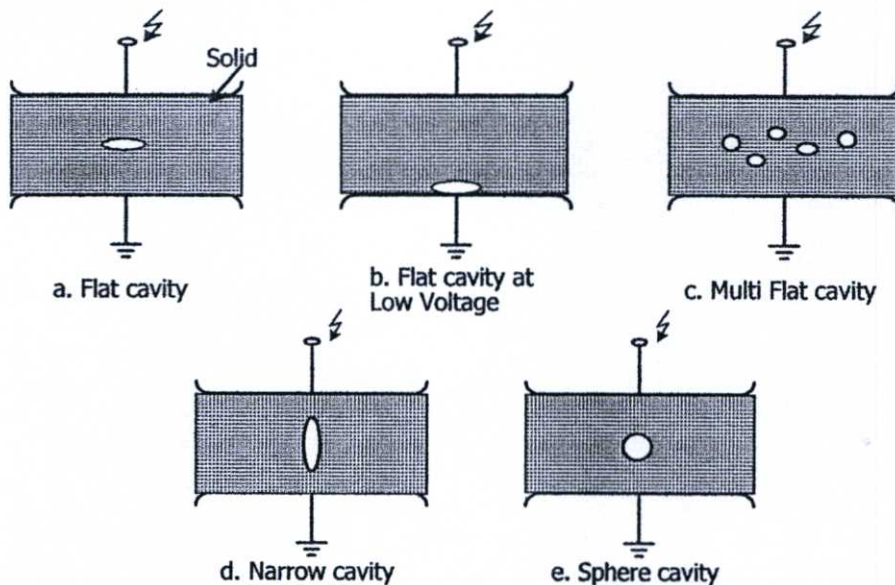
ก) โคโรนาคิซาร์จที่ด้านแรงสูง



ข) โคโรนาคิซาร์จที่ด้านแรงต่ำ

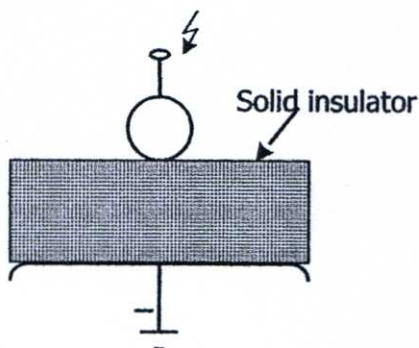
รูปที่ 3.1 การจำลองการเกิดโคโรนาในอากาศ

2. การจำลองการเกิดคัสซาร์จภายในฉนวนแข็งจะทำโดยการจำลองโพรงอากาศเล็กๆให้เกิดขึ้นภายในแผ่น Acrylic ขนาด 13x13x2.5 cm ซึ่งจะทำให้เกิดแรงดันตกคร่อมส่วนต่างๆของฉนวน การจำลองจะกระทำใน Chamber น้ำมันเพื่อป้องกันไม่ให้เกิดความเสียหายแก่ฉนวนแข็ง ถ้าเกิดแรงดันตกคร่อมโพรงอากาศสูงเกินกว่าค่าแรงดันที่โพรงอากาศสามารถทนได้ ทำให้เกิดเบรกดาวน์หรือคัสซาร์จเฉพาะบริเวณโพรงอากาศ โดยมีรูปแบบการจำลองแบบต่างๆดังแสดงในรูปที่ 3.2



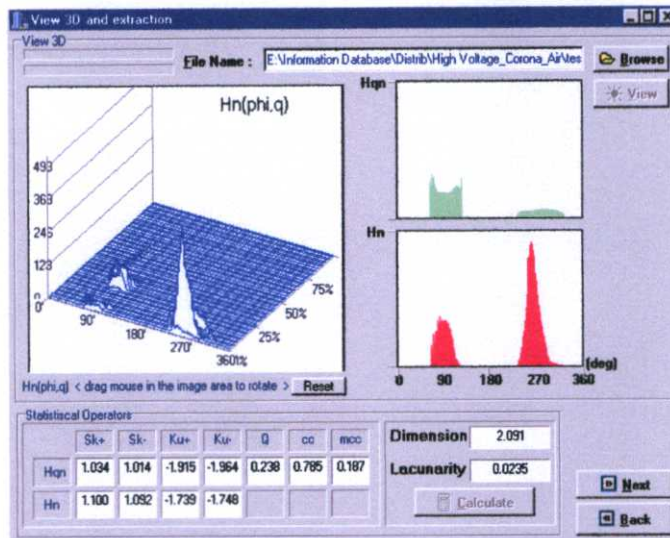
รูปที่ 3.2 การจำลองการเกิดคัสซาร์จภายใน

3. การจำลองการเกิดคัสซาร์จตามผิว ทำโดยใช้แผ่น Acrylic คั่นระหว่างอิเล็กโตรดทรงกลมเส้นผ่าศูนย์กลางขนาด 5 cm และอิเล็กโตรดแผ่นราบเส้นผ่าศูนย์กลางขนาด 12 cm การนำแผ่น Acrylic ขนาด 13x13x2.5 cm มาคั่นจะทำให้มีรอยต่อของฉนวน 2 ชนิดซึ่งมีค่าเปอร์มิตติวิตีต่างกัน คือ อากาศกับแผ่น Acrylic ดังแสดงในรูปที่ 3.3 ซึ่งบริเวณรอยต่อของฉนวน 2 ชนิดจะมีค่าความเครียดสนามไฟฟ้าสูง



รูปที่ 3.3 การจำลองคัสซาร์จตามผิว

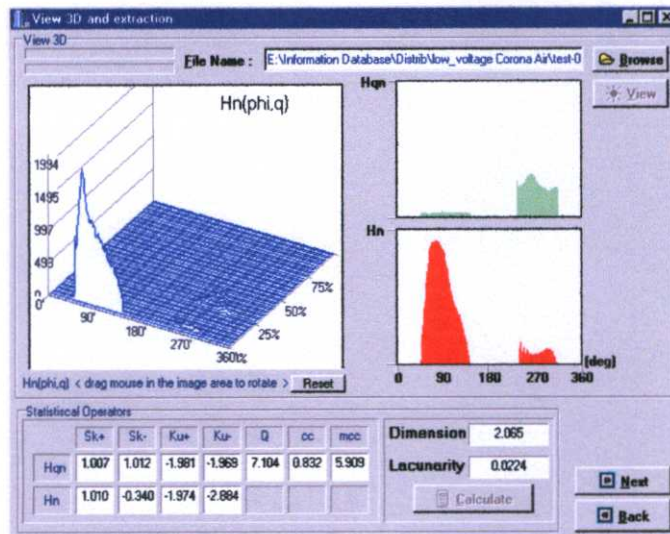
จากการทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนจะมีการทดลอง 79 การทดลอง[13] ซึ่งแบ่งเป็นการทดลอง 20 การทดลองแรกเป็นการจำลองรูปแบบโคโรนาคิสซาร์จทางด้านแรงสูง (corona at high voltage side in air; Corona at H.V.), 20 การทดลองต่อมา เป็นการทดลองจำลองรูปแบบโคโรนา คิสซาร์จทางด้านแรงต่ำ (corona at low voltage side in air; Corona at L.V.) 19 การทดลองต่อมา เป็นการทดลองจำลองรูปแบบคิสซาร์จภายใน (internal discharge) และ 20 การทดลองเป็นการทดลองจำลองรูปแบบคิสซาร์จตามผิว (surface in air) โดยทั้งนี้จากข้อมูล 79 การทดลองทำการสุ่มข้อมูลทดลองเพิ่มเป็น 80 การทดลองเพื่อสะดวกต่อการคำนวณเมตริกซ์แล้วนำข้อมูลรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนที่ได้จากเครื่องตรวจวัดคิสซาร์จบางส่วน (Partial discharge; PD) แต่ละรูปแบบ มาวิเคราะห์ นำ 9 ตัวแปรมาใช้ในการจำแนก ซึ่งประกอบด้วยค่าการคำนวณคุณลักษณะด้วยวิธีสถิติ ซึ่งคำนวณจากการกระจาย $H_n(\phi)$ (การกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสของแรงดัน และการกระจาย $H_n(\phi)$ (การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน) ซึ่งคำนวณจากการกระจาย (ความสัมพันธ์ระหว่างขนาดของ PD(q) , มุมเฟสของแรงดันทดสอบ (ϕ) และจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n) จะได้ค่าความเบ้เอียง(Skewness)ของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติ, ความแหลมคม (Kurtosis) ของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติ Discharge asymmetry [13] แสดงดังรูปที่ 3.4-3.7 และตารางที่ 3.1-3.4 ตามลำดับ



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงสูง

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงสูง

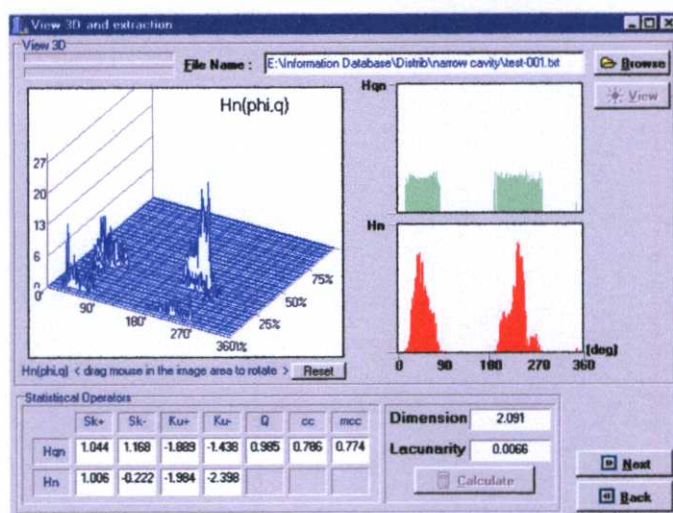
ครั้งที่	ชนิดของ PD	Hqn(°)				Hn(°)				Q
		Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻	
1	Corona at HV.	1.188	1.077	-1.507	-1.983	1.22	1.093	-1.393	-1.696	0.359
2		1.312	1.016	-1.174	-1.959	1.334	1.131	-1.053	-1.63	0.424
3		1.482	1.025	-0.616	-1.935	1.339	1.126	-1.073	-1.659	0.425
4		1.27	1.022	-1.276	-1.944	1.152	1.106	-1.592	-1.699	0.815
5		1.166	1.008	-1.568	-1.979	1.191	1.167	-1.482	-1.495	0.384
6		1.277	1.028	-1.246	-1.929	1.144	1.112	-1.605	-1.68	0.778
7		1.016	1.024	-1.958	-1.938	1.03	1.038	-1.923	-1.885	0.227
8		1.1	1.03	-1.741	-1.919	1.179	1.102	-1.528	-1.727	0.382
9		1.025	1.007	-1.936	-1.982	1.063	0.965	-1.837	-2.039	0.321
10		1.028	1.006	-1.929	-1.983	1.062	0.951	-1.839	-0.72	0.336
11		1.034	1.005	-1.913	-1.988	1.091	0.981	-1.763	-1.997	0.331
12		1.031	1.018	-1.922	-1.953	1.077	0.947	-1.8	-2.081	0.175
13		1.034	1.015	-1.914	-1.962	1.089	1.012	-1.769	-1.901	0.226
14		1.025	1.021	-1.936	-1.946	1.072	0.939	-1.813	-2.068	0.231
15		1.034	1.014	-1.915	-1.964	1.1	1.092	-1.739	-1.748	0.238
16		1.02	1.02	-1.95	-1.947	1.053	0.919	-1.862	-2.126	0.239
17		1.026	1.01	-1.935	-1.972	1.085	1.036	-1.779	-1.856	0.242
18		1.01	1.02	-1.974	-1.947	1.022	0.942	-1.942	-2.082	0.236
19		1.061	1.021	-1.841	-1.946	1.138	0.085	-1.638	-2.331	0.258
20		1.025	1.012	-1.936	-1.97	1.086	1.08	-1.776	-1.768	0.248



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ

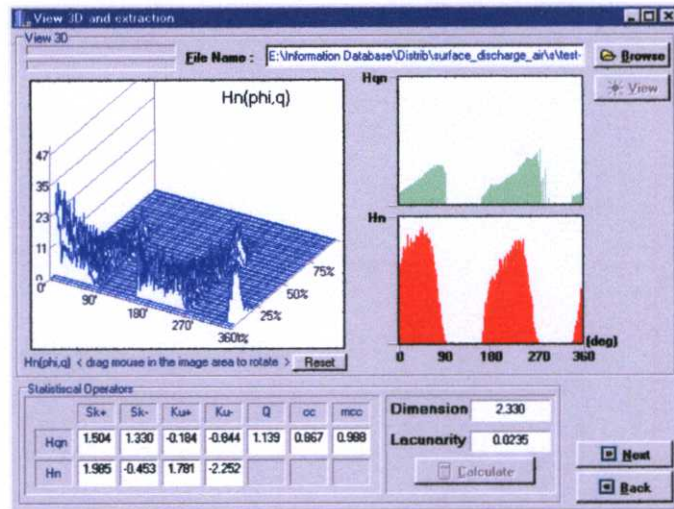
ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
21	Corona at LV.	1.014	1.085	-1.96	-1.78	1.056	-0.41	-1.85	-2.83	6.975
22		1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225
23		1.01	1.019	-1.98	-1.95	1.015	-0.32	-1.96	-2.9	7.591
24		1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225
25		1.009	1.015	-1.98	-1.96	1.066	-0.3	-1.98	-2.91	8.54
26		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104
27		1.013	1.02	-1.97	-1.95	1.071	-0.68	-1.81	-2.52	3.717
28		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104
29		1.015	1.015	-1.96	-1.96	1.045	-0.6	-1.88	-2.64	4
30		1.012	1.017	-1.97	-1.96	1.064	-0.64	-1.83	-2.58	3.954
31		1.005	1.014	-1.97	-1.96	1.03	-0.52	-1.92	-2.73	5.2
32		1.011	1.008	-1.97	-1.98	1.048	-0.62	-1.87	-2.61	3.7
33		1.008	1.015	-1.98	-1.96	1.053	-0.66	-1.86	-2.56	3.751
34		1.008	1.011	-1.98	-1.97	1.05	-0.63	-1.87	-2.6	3.639
35		1.016	1.065	-1.96	-1.83	1.074	-0.67	-1.8	-2.55	4.233
36		1.006	1.031	-1.99	-1.92	1.059	-0.66	-1.84	-2.56	4.11
37		1.01	1.012	-1.97	-1.97	1.025	-0.53	-1.93	-2.72	4.614
38		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.072	-0.68	-1.81	-2.53	3.658
39		1.01	1.01	-1.97	-1.97	1.048	-0.61	-1.87	-2.62	4.065
40		1.014	1.032	-1.96	-1.92	1.04	-0.57	-1.89	-2.67	4.341



รูปที่ 3.6 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดคิซาร์ภายใน

ตารางที่ 3.3 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดคิซาร์ภายใน

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
41	Internal Discharge	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132
42		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171
43		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015
44		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015
45		1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038
46		1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063
47		1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036
48		1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059
49		1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037
50		1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.56	-2.33	1.149
51		1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191
52		1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25
53		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
54		1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057
55		1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073
56		1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107
57		1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136
58		1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125
59		1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304
60		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172



รูปที่ 3.7 ตัวอย่างผลการจำลองรูปแบบการเกิดคิซซาร์จตามผิว

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดคิซซาร์จตามผิว

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
61	Surface in air	1.442	1.464	-0.45	-0.27	1.986	-0.68	1.967	-2.51	1.462
62		1.461	1.302	-0.23	-1	1.939	1.906	1.607	1.43	0.805
63		1.453	1.17	-0.3	-1.49	1.942	1.899	1.667	1.569	0.786
64		1.529	1.23	-0.03	-1.3	1.747	1.841	0.47	1.268	0.861
65		1.465	1.241	-0.27	-1.24	1.925	1.797	1.466	1.178	0.881
66		1.463	1.188	-0.28	-1.43	1.956	1.332	1.613	-0.07	0.901
67		1.446	1.189	-0.39	-1.41	1.995	-0.1	1.813	-2.05	1.093
68		1.529	1.278	-0.05	-1.13	1.714	1.867	2.9	1.211	0.873
69		1.504	1.33	-0.18	-0.84	1.985	-0.45	1.781	-2.25	1.139
70		1.457	1.379	-0.4	-0.67	1.967	-0.35	1.669	-2.21	1.072
71		1.486	1.423	-0.25	-0.49	1.955	-0.12	1.597	-2.07	1.009
72		1.501	1.383	-0.18	-0.64	1.968	-0.41	1.754	-2.25	1.134
73		1.467	1.45	-0.36	-0.36	1.943	-0.57	1.62	-2.34	1.176
74		1.511	1.479	-0.18	-0.22	1.977	-0.69	1.923	-2.39	1.355
75		1.481	1.428	-0.41	-0.5	1.919	-0.61	1.365	-2.39	1.081
76		1.516	1.471	-0.16	-0.25	1.976	-0.69	1.919	-2.39	1.364
77		1.493	1.471	-0.26	-0.28	1.918	-0.46	1.451	-2.3	1.163
78		1.496	1.45	-0.27	-0.39	1.954	-0.59	1.702	-2.35	1.206
79		1.459	1.302	-0.39	-1	1.952	-0.63	1.647	-2.36	1.225
80		1.486	1.454	-0.34	-0.41	1.919	-0.54	1.408	-2.35	1.078

3.2 การใช้โปรแกรมในการสร้างโมเดลการจำแนก PD และขั้นตอนการจำลองโมเดล

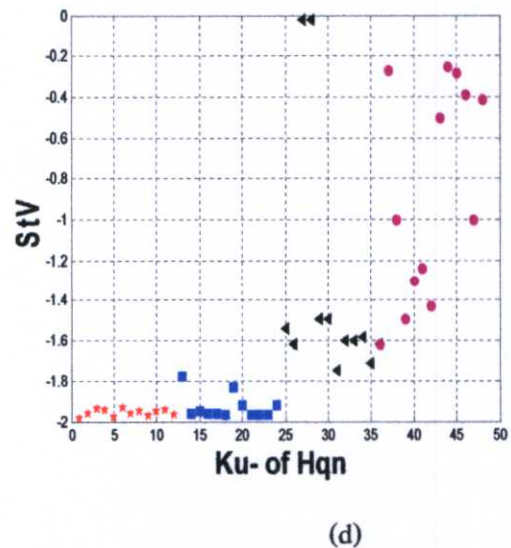
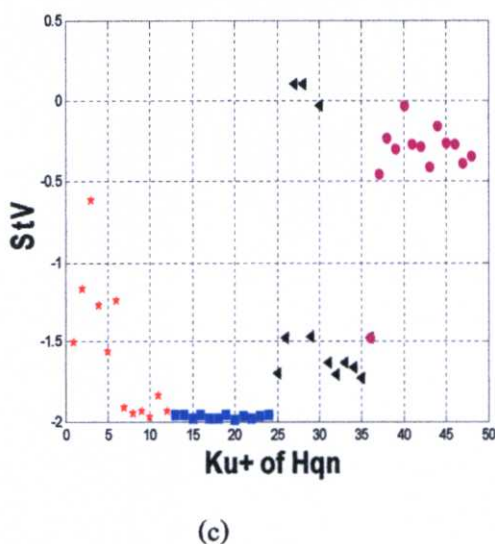
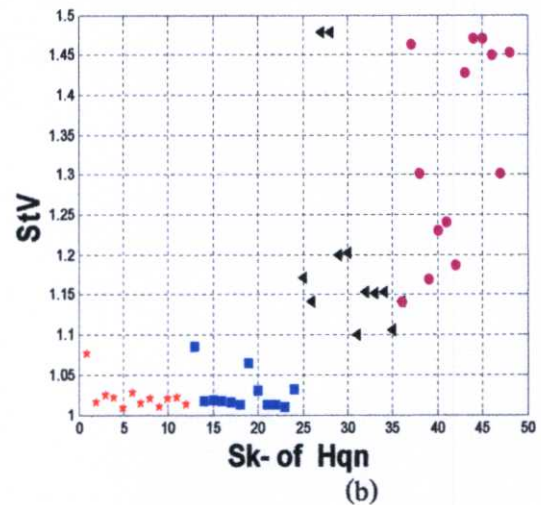
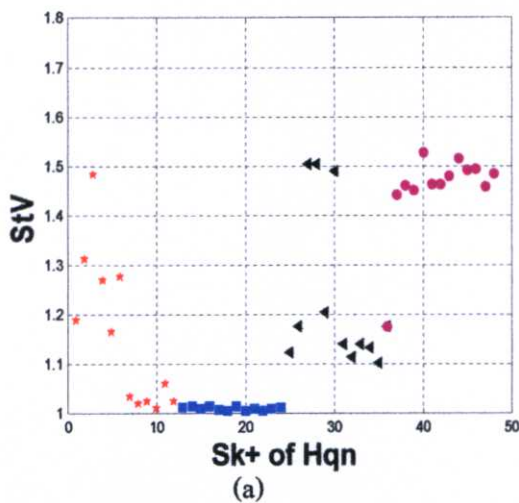
ในงานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์บางส่วนด้วยวิธีทางสถิติจำนวน 4 วิธี ที่สามารถนำมาจำแนกประเภทการเกิดคิสซาร์บางส่วนได้ มีรายละเอียด ดังนี้

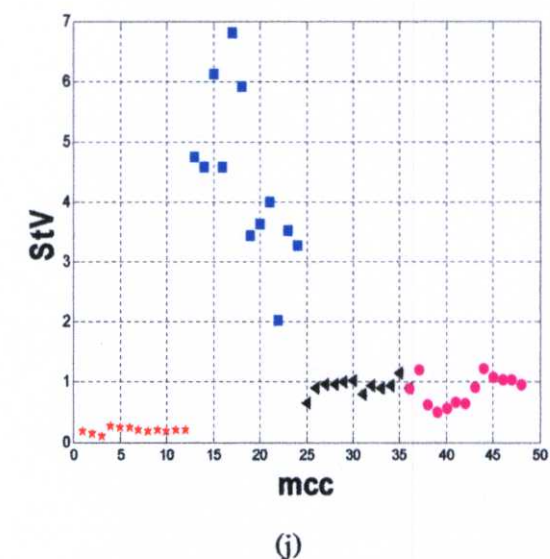
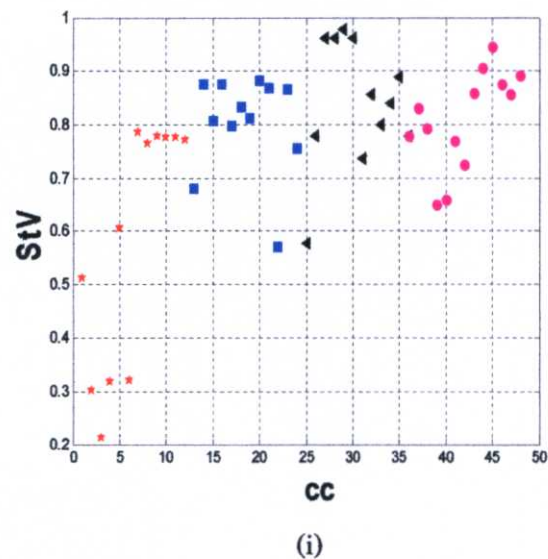
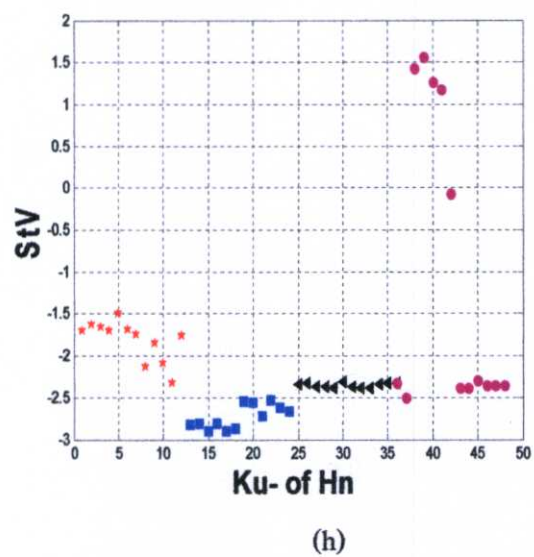
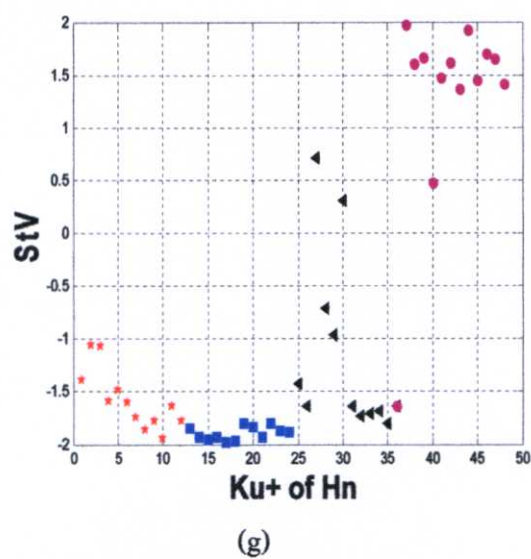
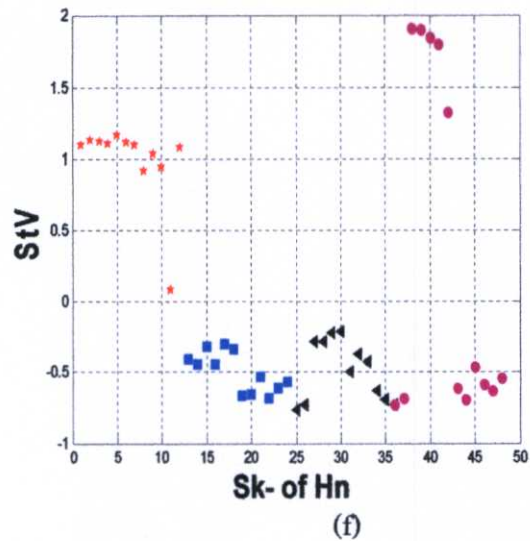
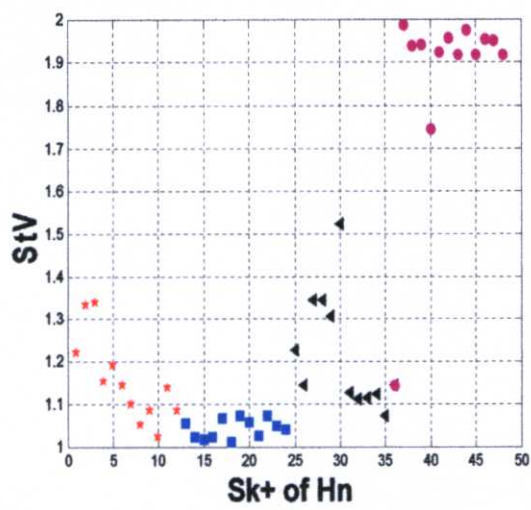
ทำการพล็อตพฤติกรรมกระจายข้อมูล (Scatter plot) ของตัวแปรทั้ง 9 ตัว ที่นำมาเป็นอินพุท ในโปรแกรม

โดยกำหนดให้ แขนตั้งเป็นค่าทางสถิติ (Statistical Values: StV)

แกนนอนเป็นค่าข้อมูลของตัวแปรแต่ละตัว

- และ เมื่อ
- ★ เป็นชนิดโคโรนาคิสซาร์ทางด้านแรงสูง (Corona at High Voltage side in air)
 - เป็นชนิดโคโรนาคิสซาร์ทางด้านแรงต่ำ (Corona at Low Voltage side in air)
 - ◀ เป็นชนิดคิสซาร์ภายใน (Internal discharge)
 - เป็นชนิดคิสซาร์ตามผิว (Surface in air)





รูปที่ 3.8 พฤติกรรมการกระจายข้อมูล (Scatter plot) ของตัวแปรทั้ง 9 ตัวกับค่าทางสถิติ

3.2.1 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ในการทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มหรือไม่

การเลือกตัวแปรอิสระ X เข้าสมการความถดถอยของทั้ง 2 วิธีการนั้น ก่อนอื่นจะต้องพิจารณาว่ามีตัวแปรอิสระใดบ้างที่น่าจะมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม Y ทั้งสัมพันธ์ในทางบวกและลบรวมทั้งความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในกลุ่มของตัวแปรอิสระแต่ละตัวด้วย ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้การทดสอบทางสถิติทดสอบ F และ Wilks' Lambda ช่วยในการตัดตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ออก ดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ในการทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มหรือไม่

ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ในการทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรแต่ละตัวระหว่างกลุ่มตัวแปร					
ตัวแปรอิสระ	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.214	92.920	3	76	.000
Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.255	74.021	3	76	.000
Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.231	84.488	3	76	.000
Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.343	48.527	3	76	.000
Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.047	514.879	3	76	.000
Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.442	32.044	3	76	.000
Ku ⁺ ของ H _n (φ)	.076	308.584	3	76	.000
Ku ⁻ ของ H _n (φ)	.696	11.046	3	76	.000
Q	.148	146.162	3	76	.000
cc	.962	1.001	3	76	.397

เมื่อพิจารณาจากค่า Sig ของการทดสอบพบว่า เป็น 0 หมด ยกเว้นของตัวแปร cc ที่เป็น 0.397 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด 0.01

จะได้ว่า - ค่าเฉลี่ยของตัวแปรทั้งหมดยกเว้นตัวแปร cc แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม

- ค่าเฉลี่ยของตัวแปร cc ไม่แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม ซึ่งสรุปได้จากการทดสอบ

$$H_0 : \mu_{cc,1} = \mu_{cc,2} = \mu_{cc,3} = \mu_{cc,4}$$

$$H_1 : \mu_{cc,i} \neq \mu_{cc,j} \text{ อย่างน้อย 1 คู่; } i \neq j$$

- ค่า Sig ของการทดสอบ = 0.397 จึงไม่สามารถปฏิเสธ H_0 ได้ ดังนั้น ตัวแปร cc ไม่ควรเป็นตัวแปรที่นำมาใช้ในการจำแนกกลุ่ม และเนื่องจากตัวแปร mcc เป็นผลการคูณกันระหว่างตัวแปร cc กับ ตัวแปร Q จึงตัดออกและไม่นำมาพิจารณา ดังนั้นจะนำตัวแปรที่เหลือ 9 ตัวแปรมาพิจารณา

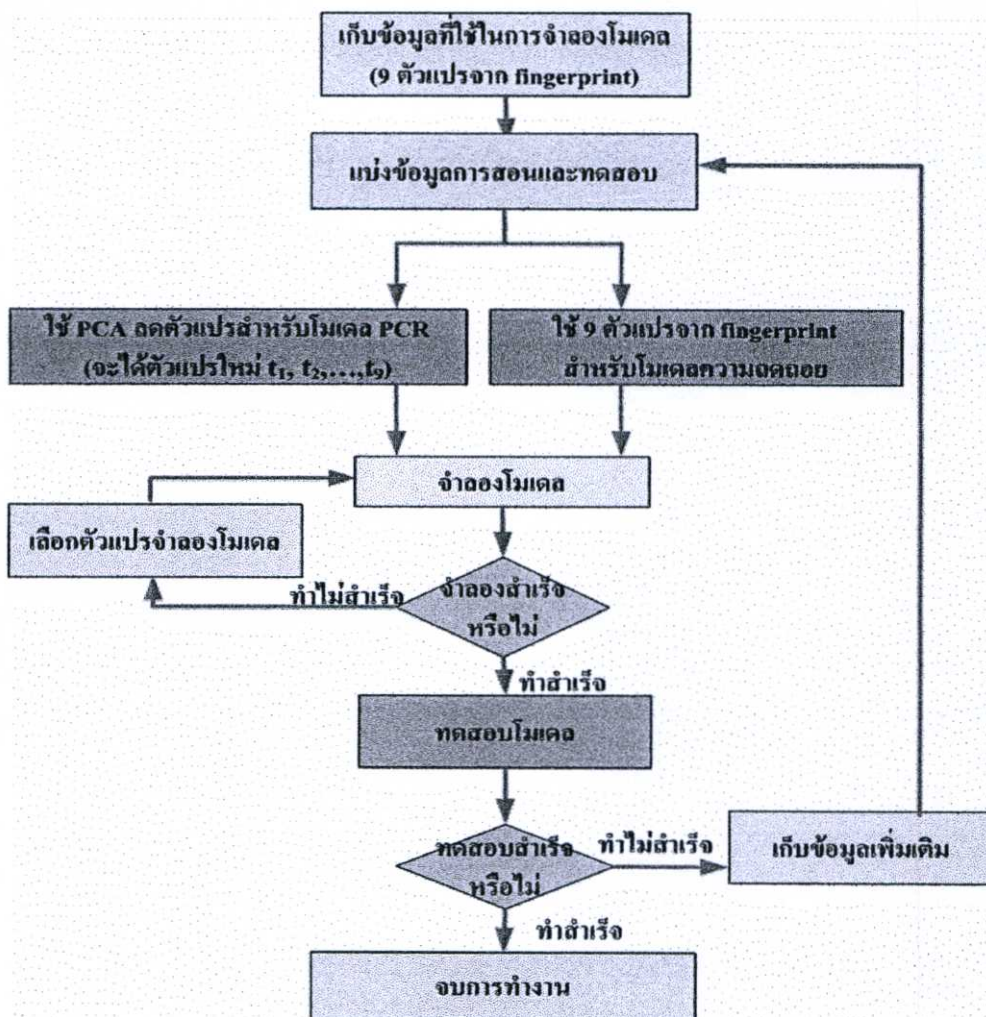
จากนั้นจึงทำการเลือกตัวแปรที่ดีที่สุดในการสร้างโมเดลทั้ง 2 โมเดล ที่สามารถแบ่งข้อมูลประเภทของคิศจากรางส่วนได้ถูกต้อง ซึ่งในงานวิจัยนี้จะเขียนโปรแกรมการเลือกตัวแปรอิสระเข้าโมเดลจะใช้วิธี Stepwise โดยให้เพิ่มตัวแปรเข้าไปในโปรแกรมการสอน (train) ในโมเดลทีละตัว, เพิ่มตัวแปร 2 ตัว, เพิ่มตัวแปร 3 ตัว, เพิ่มตัวแปร 4 ตัว, เพิ่มตัวแปร 5 ตัว, เพิ่มตัวแปร 6 ตัว, เพิ่มตัวแปร 7 ตัว, เพิ่มตัวแปร 8 ตัว และตัวแปรทุกตัวแล้วเปรียบเทียบว่าใช้กี่ตัวแปรจึงจะเหมาะสม โดยดูจากค่าความผิดพลาดในการทำนายเป็นศูนย์ และค่า condition number น้อยกว่า 100 แสดงโปรแกรมในภาคผนวก ข

3.2.2 การจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติ

ในงานวิจัยนี้จะใช้ วิธีการจำลองโมเดลด้วยวิธีทางสถิติ ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการจำลองประกอบด้วย เมตริกซ์ X และ เมตริกซ์ Y โดยที่เมตริกซ์ X คือตัวแปรอินพุตที่ได้จากการวัดจากเครื่องตรวจวัดคิศจากรางส่วน ประกอบด้วย $H_{qn}(\phi)$ (การกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสของแรงดัน), $H_n(\phi)$ (การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน), Q (ประจุที่ปรากฏ) ซึ่งเครื่องตรวจวัด PD จะคำนวณคุณสมบัติทางสถิติคือ ความเบ้เอียงของการกระจาย (Sk) และความโค้ง ความแหลมคม (Ku) ของ $H_{qn}(\phi)$ และ $H_n(\phi)$ ทำให้ตัวแปรในเมตริกซ์ X มีทั้งหมด 9 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Ku^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$ และประจุที่ปรากฏ Q ซึ่งเมตริกซ์มีขนาด 80×9 ส่วนเมตริกซ์ Y เป็นตัวแปรเทียม (Dummy Variables) ที่ใช้ในการทำนายคิศจากรางส่วนแต่ละประเภทและเมตริกซ์มีขนาด 80×2 โดยทั้งนี้จากข้อมูล 79 การทดลองทำการสุ่มข้อมูลทดลองเพิ่มเป็น 80 การทดลองเพื่อสะดวกต่อการคำนวณเมตริกซ์ ข้อมูลทั้งหมดที่ได้จากเครื่องวัดแสดงในภาคผนวก ก

3.2.3 ขั้นตอนการทำโมเดลความถดถอย (Regression Model) และโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR)

ขั้นตอนการจำลองโมเดลแสดงดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 flow chart ขั้นตอนการจำลองโมเดล

1. จากเมตริกซ์ X แบ่งข้อมูลเป็น 4 กลุ่ม คือ แถวที่ 1 ถึง 20 เป็น ค่าข้อมูลตัวแปรของการเกิด PD แบบโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงสูง (Corona at H.V.) แถวที่ 21 ถึง 40 เป็น ค่าข้อมูลตัวแปรของการเกิด PD แบบโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ (Corona at L.V.) แถวที่ 41 ถึง 60 เป็นค่าข้อมูลตัวแปรของการเกิด PD แบบดีสชาร์จภายใน (Internal Discharge) และแถวที่ 61 ถึง 80 เป็นค่าข้อมูลตัวแปรของการเกิด PD แบบดีสชาร์จตามผิว (Surface Discharge) ส่วนจากเมตริกซ์ Y เป็นตัวแปรที่สมมุติขึ้นมาเพื่อแบ่งประเภทของ PD โดยมี Code ในการแบ่ง คือ แถวที่ 1 ถึง 20 กำหนดเป็น [0 0] และให้เป็น Corona at H.V. แถวที่ 21 ถึง 40 กำหนดเป็น [0 1] และให้เป็น Corona at

L.V. แถวที่ 41 ถึง 60 กำหนดเป็น [1 0] และให้เป็น Internal Discharge แถวที่ 61 ถึง 80 กำหนดเป็น [1 1] และให้เป็น Surface Discharge มีโครงสร้างดังสมการที่ 3.1

$$X = \begin{bmatrix} [\text{Coronaat H.V}]_{20 \times 9} \\ [\text{Coronaat L.V}]_{20 \times 9} \\ [\text{InternalDischarge}]_{20 \times 9} \\ [\text{SurfaceDischarge}]_{20 \times 9} \end{bmatrix}_{80 \times 9} \quad Y = \begin{bmatrix} [0 \ 0]_{20 \times 2} \\ [0 \ 1]_{20 \times 2} \\ [1 \ 0]_{20 \times 2} \\ [1 \ 1]_{20 \times 2} \end{bmatrix}_{80 \times 2} \quad (3.1)$$

2. ทำการ scaled ข้อมูลเมตริกซ์อินพุท X เพื่อให้ข้อมูลเป็นหน่วยเดียวกันและควบคุมค่าความแปรปรวน (variance) ของข้อมูลที่ทำการ scaled เพราะว่าในการสร้างโมเดลจะให้ความสำคัญของตัวแปรแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ X เท่ากันทุกตัวแปร คือการทำให้ความแปรปรวน (variances) ของแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ X หรือเมตริกซ์ อินพุทมีค่าเป็น 1

3. ทำการแบ่งข้อมูลของเมตริกซ์ที่ scaled แล้วออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มข้อมูลของการเรียนรู้ (train) เพื่อใช้สร้างโมเดลและกลุ่มข้อมูลของการทดสอบ (test) เพื่อใช้ทดสอบโมเดล โดยการแบ่งจะใช้วิธีแบ่งเป็นแบบ Venetial Blinds (VB) และนำข้อมูลมาเรียงใหม่ในเมตริกซ์ XVB และ เมตริกซ์ YVB ดังสมการที่ 3.2

$$XVB = \begin{bmatrix} [X \ \text{train}] \\ [X \ \text{test}] \end{bmatrix}_{80 \times 9} \quad YVB = \begin{bmatrix} [Y \ \text{train}] \\ [Y \ \text{test}] \end{bmatrix}_{80 \times 2} \quad (3.2)$$

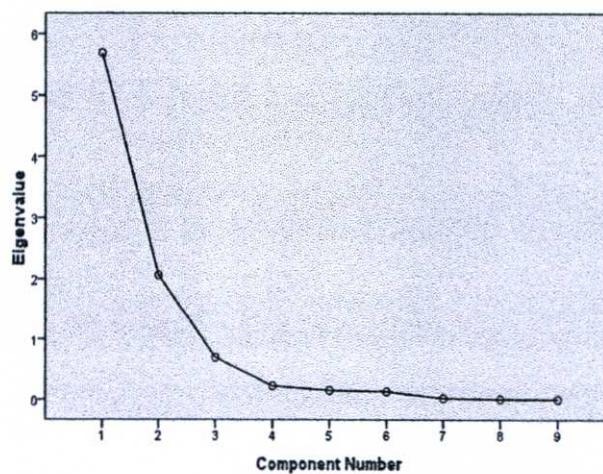
สำหรับการสร้างโมเดลความถดถอยจะใช้ตัวแปรทั้ง 9 ตัวที่ได้จากค่าทางสถิติเป็นอินพุทของโมเดลส่วน โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยจะนำตัวแปรที่สเกลแล้วไปวิเคราะห์ตัวประกอบหลักเพื่อสร้างตัวแปรใหม่ซึ่งเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม 9 ตัวโดยดึงรายละเอียดหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุด ซึ่งตัวแปรใหม่เป็นอิสระต่อกันมีทั้งหมด 9 ตัวได้แก่ t_1, t_2, \dots, t_9 เพื่อนำไปเป็นอินพุทเข้าสู่โมเดลความถดถอย โดยค่า Scores ของตัวประกอบหลักแต่ละตัวสามารถแสดงค่าไอเก้นและร้อยละความแปรปรวนและแสดงค่า loading ของตัวประกอบหลัก (PC) แต่ละตัว และทำการพล็อตพฤติกรรมกระจายข้อมูล (Scatter plot) ของตัวแปรใหม่หรือค่า Scores ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว เพื่อดูพฤติกรรมของตัวแปรก่อนนำไปเป็นอินพุทเข้าสู่โมเดลความถดถอย ดังแสดงในตารางที่ 3.6, รูปที่ 3.10 , ตารางที่ 3.7 และรูปที่ 3.10 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.6 แสดงค่าไอเก้นและร้อยละค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว

ตัวประกอบหลัก	ค่าไอเก้น	ร้อยละของค่าแปรปรวน	ร้อยละของค่าแปรปรวนสะสม
PC ₁	5.69196419409258	63.24404660102867	63.24405
PC ₂	2.06524501716644	22.9471668574049	86.19121
PC ₃	0.69876531743528	7.764059082614221	93.95527
PC ₄	0.227233609150892	2.524817879454353	96.48009
PC ₅	0.151642777659879	1.684919751776432	98.16501
PC ₆	0.131398682500051	1.459985361111673	99.625
PC ₇	0.022251538378299	0.24723931531443	99.87223
PC ₈	0.007957793261806	0.088419925131178	99.96065
PC ₉	0.003541070354772	0.039345226164139	100

จากตารางสามารถพิจารณาจำนวนตัวประกอบหลักที่เหมาะสมในการจำลองโมเดลการจำแนกโดยใช้วิธีการในหัวข้อที่ 2.7.6.1 คือมีตัวประกอบหลักที่มีค่าไอเก้นมากกว่า 1 อยู่ 2 ตัว คือ PC₁ และ PC₂ และผลบวกของร้อยละของค่าแปรปรวนของ 2 ตัวประกอบหลักแรกเกินร้อยละ 80 โดยได้ร้อยละ 86.19 จึงควรมี 2 ตัวประกอบหลักเป็นตัวแทนทั้ง 9 ตัวข้างต้น ซึ่งเมื่อทำการพล็อตกราฟ scree ในการพิจารณาจำนวนตัวประกอบหลักที่เหมาะสม โดยการพล็อตค่าไอเก้น จะให้ผลสอดคล้องกันคือจะพบว่าตัวประกอบหลักที่ 3 (PC₃) มีค่าแปรปรวนลดลงอย่างมากเมื่อเทียบกับตัวที่ 2 กรณีนี้ควรมีตัวประกอบหลักเพียง 2 ตัวคือ PC₁ และ PC₂ ดังรูปที่ 3.10

Scree Plot



รูปที่ 3.10 กราฟ Scree ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว

ในทางปฏิบัติแล้วในการจำลองโมเดลจำแนกเนื่องจากการที่ใช้ค่าไอเกนหรือค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักสำหรับข้อมูลที่อยู่ในรูปมาตรฐานแล้ว การพิจารณาเฉพาะตัวประกอบหลักที่มีค่าไอเกนมากกว่าหนึ่งนั้น อาจทำให้จำนวนตัวประกอบหลักที่ได้มากหรือน้อยจนเกินไป ดังนั้นสำหรับงานวิจัยนี้ได้นำหลักการเลือกตัวประกอบหลักที่เหมาะสมจากหลักการในหัวข้อที่ 2.7.6.1 มาพิจารณาและอาศัยความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก (loading) มาพิจารณาด้วยเพื่อให้ได้ตัวแปรที่เพียงพอในการจำแนกประเภทของ PD ซึ่งแสดงในตารางที่ 3.7

ตารางที่ 3.7 แสดงค่า loading ของตัวประกอบหลัก

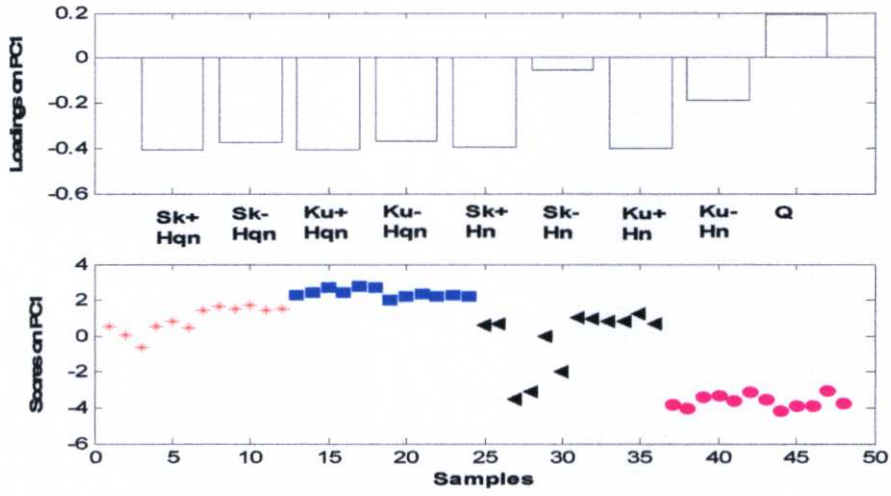
ตัวแปร อิสระ ตัวแปร เดิม	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅	PC ₆	PC ₇	PC ₈	PC ₉
Sk ⁺ ของ H _{qm} (φ)	-0.407	0.006	-0.041	0.192	0.379	0.419	0.250	0.476	-0.433
Sk ⁻ ของ H _{qm} (φ)	-0.374	-0.254	0.152	-0.456	-0.096	-0.074	0.157	0.453	0.564
Ku ⁺ ของ H _{qm} (φ)	-0.407	0.000	-0.102	0.113	0.374	0.390	-0.238	-0.515	0.444
Ku ⁻ ของ H _{qm} (φ)	-0.366	-0.267	0.147	-0.548	0.045	-0.185	-0.074	-0.389	-0.529
Sk ⁺ ของ H _n (φ)	-0.399	-0.002	-0.179	0.398	-0.244	-0.379	0.612	-0.266	0.048
Sk ⁻ ของ H _n (φ)	-0.054	0.659	-0.085	-0.221	0.521	-0.474	0.046	0.066	0.065
Ku ⁺ ของ H _n (φ)	-0.401	-0.017	-0.219	0.295	-0.203	-0.340	-0.685	0.268	-0.080
Ku ⁻ ของ H _n (φ)	-0.187	0.559	-0.307	-0.317	-0.551	0.384	0.023	-0.037	-0.066
Q	0.193	-0.341	-0.873	-0.216	0.173	-0.035	0.065	0.045	0.005

จากการศึกษาค่า loading จะสรุปได้ว่า

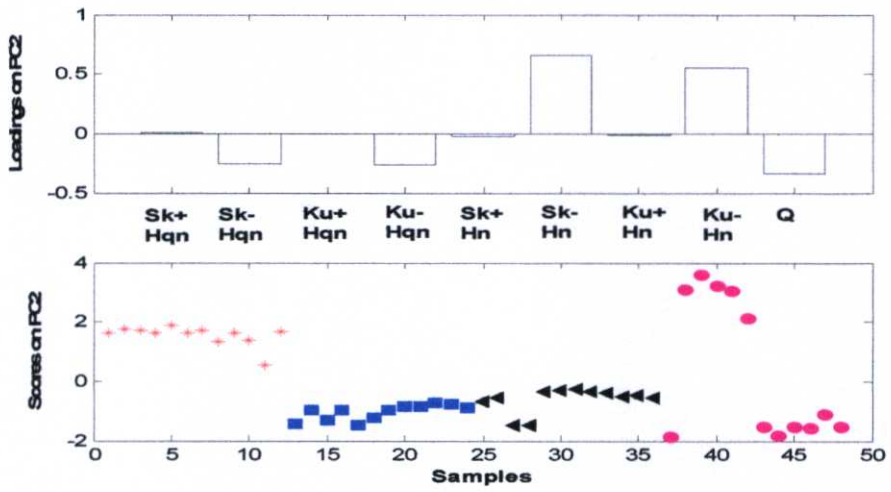
PC₁ : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ±0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 3 ตัวแปรคือ Sk⁺ ของ H_{qm}(φ), Ku⁺ ของ H_{qm}(φ) และ Ku⁻ ของ H_n(φ) หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 1 หรือ PC₁ เป็น

ความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$ และ Ku^+ ของ $H_n(\phi)$

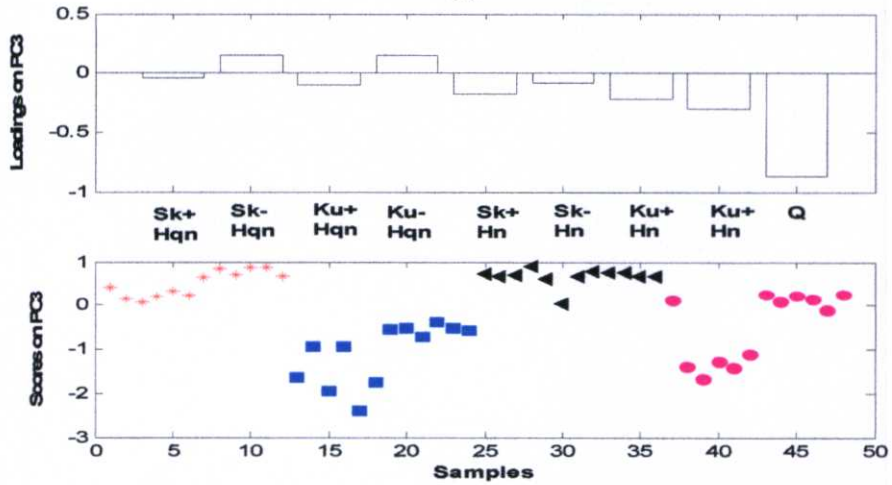
- PC_2 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 2 ตัวแปรคือ Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 2 หรือ PC_2 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$
- PC_3 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 1 ตัวแปรคือ Q หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 3 หรือ PC_3 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Q
- PC_4 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 2 ตัวแปรคือ Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 4 หรือ PC_4 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$
- PC_5 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 2 ตัวแปรคือ Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 5 หรือ PC_5 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$
- PC_6 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 2 ตัวแปรคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 6 หรือ PC_6 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$
- PC_7 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 2 ตัวแปรคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 7 หรือ PC_7 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$
- PC_8 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 3 ตัวแปรคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 8 หรือ PC_8 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$
- PC_9 : มีตัวแปรที่มีค่า loading มากกว่า ± 0.5 หรือใกล้เคียงอยู่ 4 ตัวแปรคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$ หมายถึงความหมายของตัวประกอบหลักที่ 9 หรือ PC_9 เป็นความหมายของตัวแปรเดิมหรือใช้แทนตัวแปรเดิมคือ Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$
- ซึ่งความหมายของตัวประกอบหลักแต่ละตัวบอกถึงความหมายของตัวแปรเดิมสามารถแสดงโดยการพล็อตค่า loading ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว และการพล็อตพฤติกรรมกระจายข้อมูล (Scatter plot) ของตัวแปรใหม่หรือค่า Scores ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว ได้ดังรูปที่ 3.11



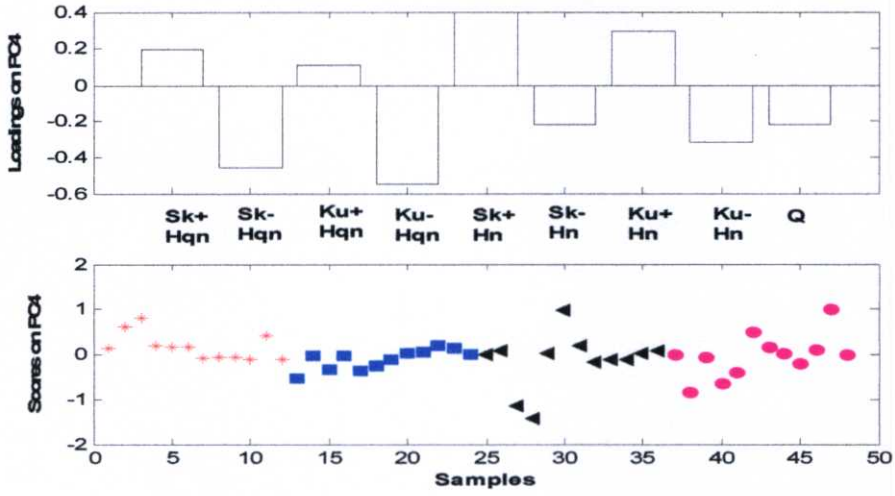
(a)



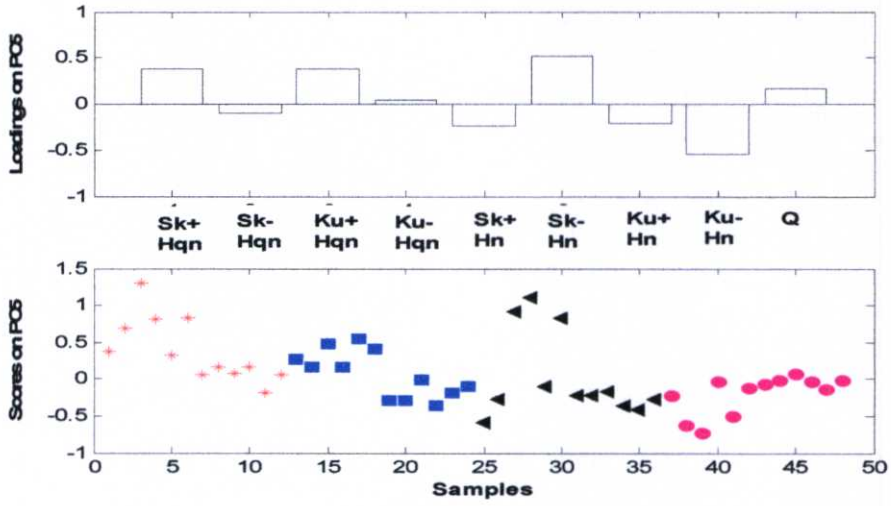
(b)



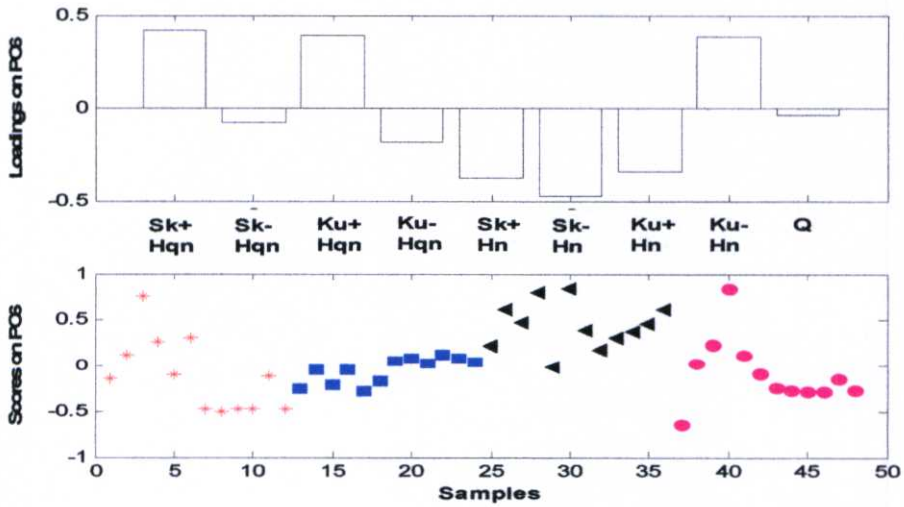
(c)



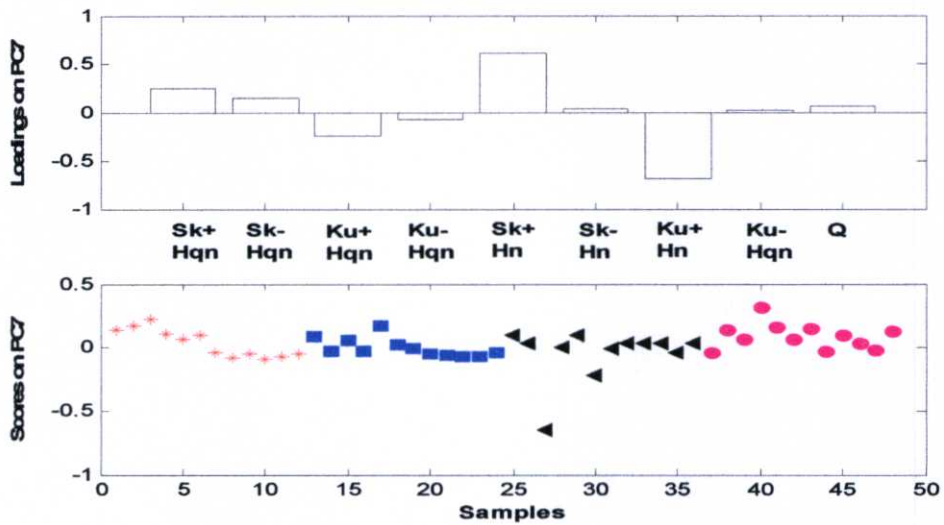
(d)



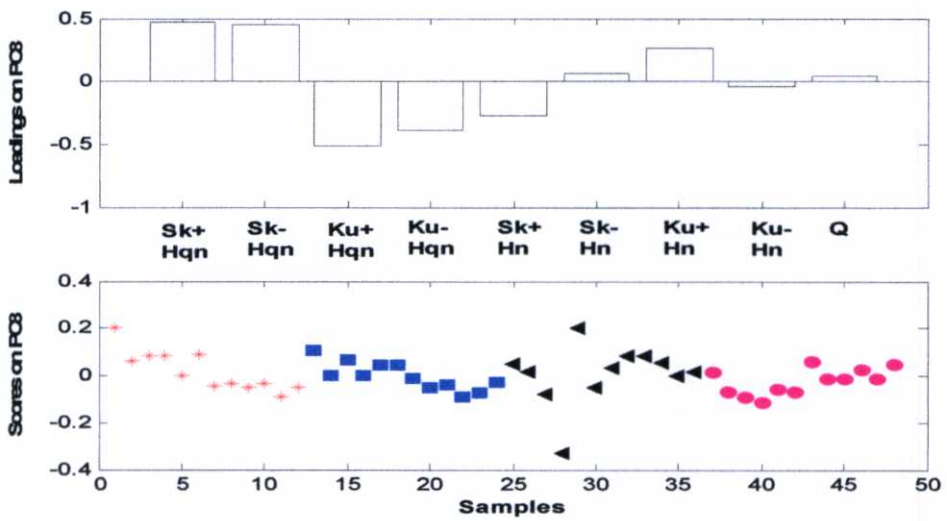
(e)



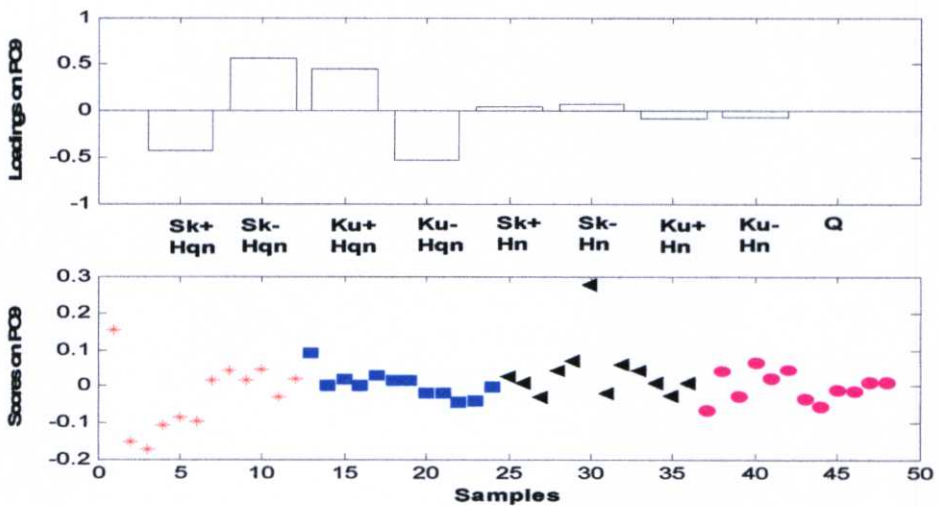
(f)



(g)



(h)



(i)

รูปที่ 3.11 Scatter plot ของตัวแปร PC ที่ใช้จำแนกชนิดการเกิดดีสซาร์จบางส่วน

จากรูปที่ 3.11 จะเห็นว่าค่าการโหลดค่า loading ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัวเทียบกับตัวแปรเดิมแต่ละตัวให้ผลสอดคล้องกับตารางที่ 3.7 และพฤติกรรมกระจายของตัวแปรก่อนนำไปเป็นอินพุตเข้าสู่โมเดลความถดถอยกรณีของตัวแปรค่า score ของตัวประกอบหลักแต่ละตัวจะบอกถึงการกระจายข้อมูลที่เป็นค่า score ของตัวประกอบหลักสำหรับชนิดการเกิดดิสซาร์จบางส่วนแต่ละชนิดตามที่กำหนดสัญลักษณ์ไว้

3.2.4 ขั้นตอนการจำแนกรูปแบบการเกิดดิสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) และวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis)

1. สำหรับวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) และวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis) ข้อมูลที่ใช้ในการจำลองประกอบด้วย เมตริกซ์ X และ เมตริกซ์ Y โดยที่เมตริกซ์ X คือตัวแปรอิสระที่ได้จากการวัดจากเครื่องตรวจวัดดิสซาร์จบางส่วน ประกอบด้วย $H_{\text{un}}(\phi)$ (การกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสของแรงดัน), $H_{\text{n}}(\phi)$ (การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน), Q (ประจุที่ปรากฏ) ซึ่งเครื่องตรวจวัด PD จะคำนวณคุณสมบัติทางสถิติคือ ความเบี่ยงของการกระจาย (Sk) และความโค้ง ความแหลมคม (Ku) ของ $H_{\text{un}}(\phi)$ และ $H_{\text{n}}(\phi)$ ทำให้ตัวแปรในเมตริกซ์ X มีทั้งหมด 9 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{\text{un}}(\phi)$, Sk^- ของ $H_{\text{un}}(\phi)$, Ku^+ ของ $H_{\text{un}}(\phi)$, Ku^- ของ $H_{\text{un}}(\phi)$, Sk^+ ของ $H_{\text{n}}(\phi)$, Sk^- ของ $H_{\text{n}}(\phi)$, Ku^+ ของ $H_{\text{n}}(\phi)$, Ku^- ของ $H_{\text{n}}(\phi)$ และประจุที่ปรากฏ Q ซึ่งเมตริกซ์มีขนาด 80×9 ส่วนเมตริกซ์ Y เป็นตัวแปรเทียม (Dummy Variables) ที่ใช้แบ่งดิสซาร์จบางส่วนแต่ละประเภทโดยกำหนดให้เป็นตัวแปรตามและเมตริกซ์มีขนาด 80×1 โดยทั้งนี้จากข้อมูล 79 การทดลองทำการสุ่มข้อมูลทดลองเพิ่มเป็น 80 การทดลองเพื่อสะดวกต่อการคำนวณเมตริกซ์ ข้อมูลทั้งหมดที่ได้จากเครื่องวัดแสดงในภาคผนวก ก แสดง ดังสมการที่ 3.3

$$X = \begin{bmatrix} [\text{Coronat H.V}]_{20 \times 9} \\ [\text{Coronat L.V}]_{20 \times 9} \\ [\text{Internal Discharge}]_{20 \times 9} \\ [\text{Surface Discharge}]_{20 \times 9} \end{bmatrix}_{80 \times 9} \quad Y = \begin{bmatrix} [1]_{20 \times 1} \\ [2]_{20 \times 1} \\ [3]_{20 \times 1} \\ [4]_{20 \times 1} \end{bmatrix}_{80 \times 1} \quad (3.3)$$

2. เลือกตัวอย่างแต่ละกลุ่มประเภทของ PD จากเมตริกซ์ X เพื่อใช้เป็นตัวแทนของกลุ่มในการสร้างสมการจำแนกกลุ่ม โดยในที่นี้จะใช้วิธี Cross-Validation ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ข้อมูลในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่มครั้งละ $n-1$ หน่วย เก็บไว้ตรวจสอบ 1 หน่วย โดยสลับกัน ดังนั้นต้องทำทั้งหมด n ครั้ง ซึ่งในที่นี้จะใช้โปรแกรม SPSS ในการคำนวณ แสดงในภาคผนวก ค

สำหรับวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) จะใช้ตัวแปรที่สเกลแล้ว ทั้ง 9 ตัวที่ได้จากค่าทางสถิติเป็นข้อมูลตัวแปรอิสระ ส่วนวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis) จะนำตัวแปรที่สเกลแล้วไปวิเคราะห์ตัวประกอบหลักเพื่อสร้างตัวแปรใหม่ซึ่งเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม 9 ตัวโดยดึงรายละเอียดหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุด ซึ่งตัวแปรใหม่เป็นอิสระต่อกัน และนำเฉพาะ PCs ที่มีค่ารายละเอียดหรือร้อยละความผันแปรที่สามารถอธิบายตัวแปรเดิมได้มากที่สุดมาเป็นตัวแปรอิสระเพื่อหาสมการจำแนกกลุ่ม ซึ่งช่วยลดจำนวนตัวแปรอิสระในการพิจารณาได้

3. สร้างสมการจำแนกกลุ่มโดยใช้ข้อมูลที่เก็บจากขั้นตอนที่ 2 จากทั้ง 2 วิธี สำหรับหลักเกณฑ์ที่ใช้จะนำหลักการของการวิเคราะห์ความถดถอย และการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) โดยการสร้างสมการเชิงเส้นที่เป็นสมการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแบ่งกลุ่มหรือตัวแปรตาม (Y) กับตัวแปรอิสระหรือประมาณค่า β ที่ทำให้ค่า ความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม (Between-Group Sum Square) / ความผันแปรภายในกลุ่ม (Within Group Sum Square) มีค่าสูงสุดหรือทำให้มีเปอร์เซ็นต์การจัดกลุ่มผิดน้อยที่สุด

สำหรับฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มจะอยู่ในรูปเชิงเส้น ดังนี้

$$\hat{Y} = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p \quad (3.4)$$

โดยที่ Y = ตัวแปรตามหรือเรียกว่า Discriminant Score

b_i = สัมประสิทธิ์ของสมการจำแนกกลุ่มตัวที่ i ; $i = 1, 2, \dots, p$

x_i = ตัวแปรอิสระหรือเรียกว่า ตัวแปรจำแนกกลุ่ม (Discriminator Variable) ตัวที่ i ; $i = 1, 2, \dots, p$

p = จำนวนตัวแปรจำแนกกลุ่ม

k = จำนวนกลุ่ม

จำนวนสมการจำแนกกลุ่ม = $\min(p, k-1)$

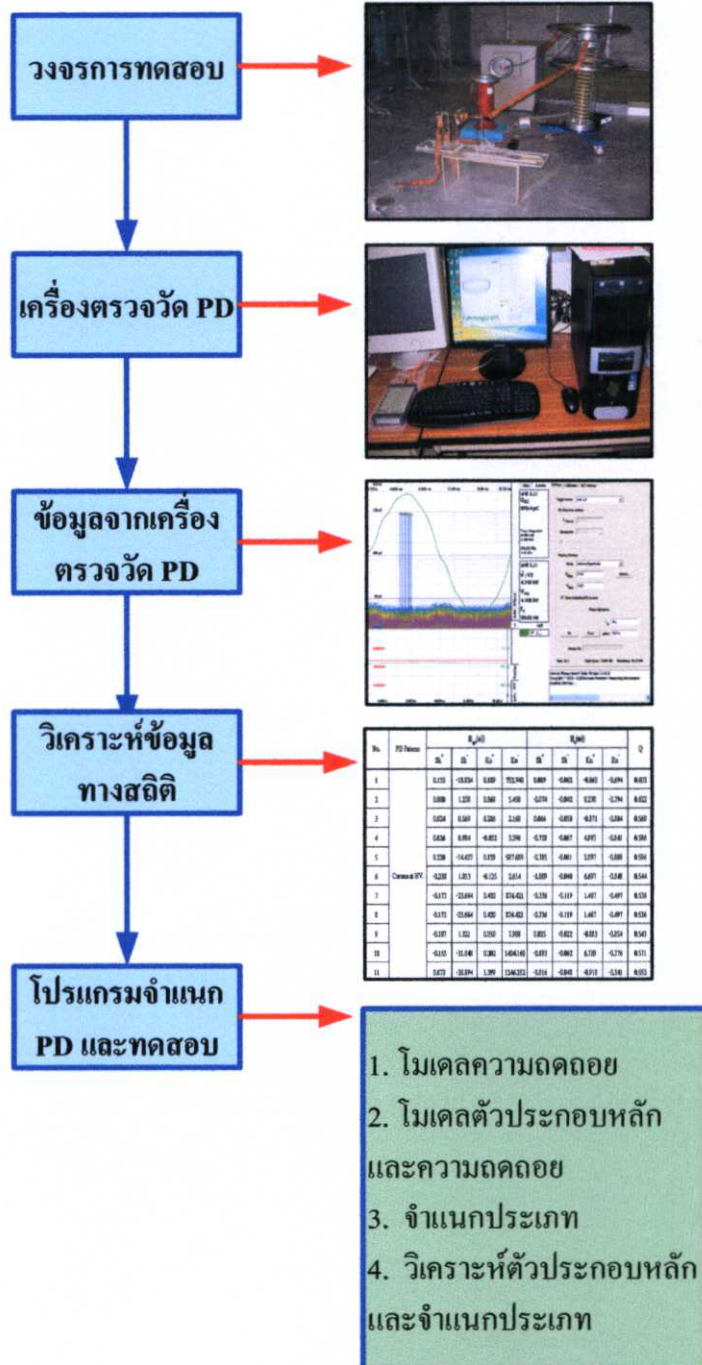
กรณีที่แบ่งเป็น 4 กลุ่ม จะมีสมการจำแนกกลุ่มเพียง 3 สมการ โดยทั้งนี้ในการหาสมการจำแนกกลุ่มจะใช้โปรแกรม SPSS ในการคำนวณหาแสดงในภาคผนวก ก

4. นำเกณฑ์หรือฟังก์ชันจำแนกกลุ่มที่ได้จากขั้นตอนที่ 3 มาพยากรณ์กลุ่มของประเภทของ PD ที่เข้ามาใหม่ โดยใช้โปรแกรม SPSS ในการพยากรณ์กลุ่มของประเภท PD แสดงในภาคผนวก ก

3.2.5 การทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบการเกิดคัสซาร์จบางส่วน

ทำการทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบการเกิดคัสซาร์จบางส่วน 4 รูปแบบ คือ โครโนาคัสซาร์จทางด้านแรงสูง, โครโนาคัสซาร์จทางด้านแรงต่ำ, คัสซาร์จภายในและคัสซาร์จตามผิว ซึ่งการจำลองรูปแบบการเกิด PD จะมีรูปแบบของความบกพร่องแบบต่างๆ ดังนี้

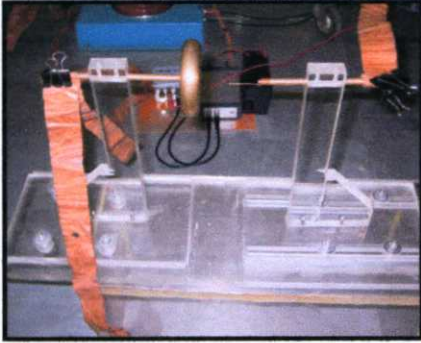
3.2.5.1 ขั้นตอนการทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบการเกิดคัสซาร์จบางส่วน



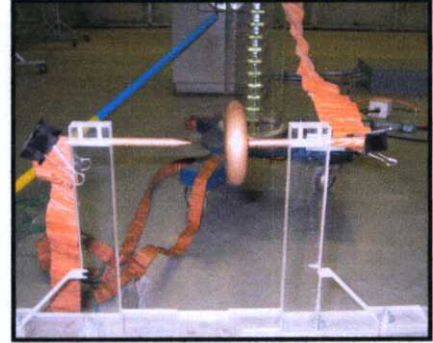
รูปที่ 3.12 Flow Chart ขั้นตอนการทดสอบจำลองอุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้น

3.5.2.2 รูปแบบของอุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้น

1. การจำลองการเกิดโคโรนาในอากาศทำโดยการนำเส้นลวดทองแดงขนาดเส้นผ่าศูนย์กลาง 0.1 cm ยาว 3.5 cm มาติดกับอิเล็กโทรดแท่ง (Rod) ยาว 17 cm ทางด้านแรงดันสูงและด้านแรงดันต่ำโดยระยะห่างระหว่างอิเล็กโทรด 2 cm ดังแสดงในรูปที่ 3.13 เมื่อทำการป้อนแรงดันจะเกิดความเครียดสนามไฟฟ้าบริเวณปลายของขดลวดมีผลทำให้เกิดโคโรนาขึ้นมา



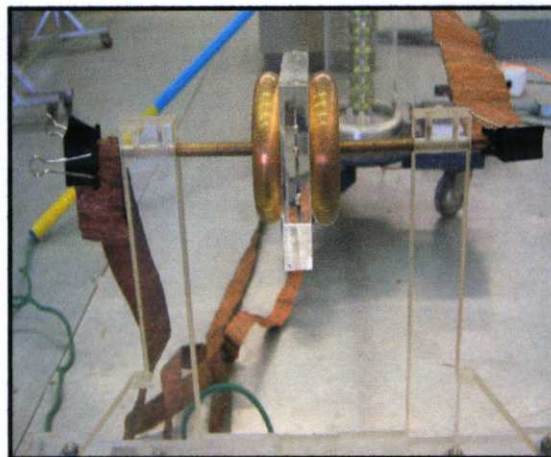
ก) โคโรนาดีสชาร์จที่ด้านแรงสูง



ข) โคโรนาดีสชาร์จที่ด้านแรงต่ำ

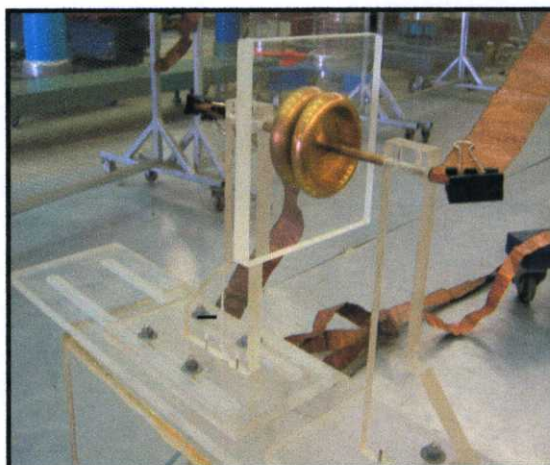
รูปที่ 3.13 การจำลองการเกิดโคโรนาในอากาศ

2. การจำลองการเกิดดีสชาร์จภายในฉนวนแข็งจะทำโดยให้เกิดขึ้นภายในแผ่น Acrylic ขนาด 10x10x2 cm ซึ่งจะทำให้เกิดแรงดันตกคร่อมส่วนต่างๆของฉนวน โดยมีรูปแบบการจำลองแบบต่างๆดังแสดงในรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 การจำลองการเกิดดีสชาร์จภายใน

3. การจำลองการเกิดดีสชาร์จตามผิว ทำโดยใช้แผ่น Acrylic คั่นระหว่างอิเล็กโตรดทรงกลมเส้นผ่าศูนย์กลางขนาด 4 cm และอิเล็กโตรดแผ่นราบเส้นผ่าศูนย์กลางขนาด 8 cm การนำแผ่น Acrylic ขนาด 10x10x2 cm มาคั่นจะทำให้มีรอยต่อของฉนวน 2 ชนิดซึ่งมีค่าเปอร์มิตติวิตีต่างกัน คือ อากาศกับแผ่น Acrylic ดังแสดงในรูปที่ 3.15 ซึ่งบริเวณรอยต่อของฉนวน 2 ชนิดจะมีค่าความเครียดสนามไฟฟ้าสูง



รูปที่ 3.15 การจำลองดีสชาร์จตามผิว

ทำการทดลอง 80 การทดลองซึ่งแบ่งเป็นการทดลอง 20 การทดลองแรกเป็นการจำลองรูปแบบโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงสูง (corona at high voltage side in air; Corona at H.V.), 20 การทดลองต่อมา เป็นการทดลองจำลองรูปแบบโคโรนา ดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ (corona at low voltage side in air; Corona at L.V.) 20 การทดลองต่อมา เป็นการทดลองจำลองรูปแบบดีสชาร์จภายใน (internal discharge) และ 20 การทดลองเป็นการทดลองจำลองรูปแบบดีสชาร์จตามผิว (surface in air) แล้วนำข้อมูลรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนที่ได้จากเครื่องตรวจวัดดีสชาร์จบางส่วน (Partial discharge; PD) แต่ละรูปแบบ มาวิเคราะห์เพื่อหาตัวแปรทางสถิติ 9 ตัวแปรมาใช้ในการจำแนกตามข้อมูลที่ใช้ในการจำลอง ซึ่งประกอบด้วยค่าการคำนวณคุณลักษณะด้วยวิธีสถิติ ซึ่งคำนวณจากการกระจาย $H_n(\phi)$ (การกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสของแรงดัน และการกระจาย $H_n(\phi)$ (การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน) ซึ่งคำนวณจากการกระจาย (ความสัมพันธ์ระหว่างขนาดของ PD(q), มุมเฟสของแรงดันทดสอบ (ϕ) และจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n) จะได้ค่าความเบ้เอียง (Skewness) ของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติ, ความแหลมคม (Kurtosis) ของการกระจายข้อมูลเทียบกับการกระจายปกติ Discharge asymmetry หลังจากนั้นนำข้อมูลที่ได้ไปเข้าโปรแกรมจำแนกประเภทของ PD ดังจะกล่าวต่อไปในบทที่ 4 หัวข้อ 4.2 การทดสอบ

บทที่ 4

ผลการทดลองการทดสอบและการวิเคราะห์ผล

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนการทดสอบและการวิเคราะห์ผลการทดลองโดยใช้วิธีทางสถิติทั้ง 4 วิธี ที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 3

4.1 ผลการทดลองของข้อมูลที่ใช้จำลองโมเดล

4.1.1 ผลการเลือกตัวแปรในโมเดลความถดถอย (Regression model) และโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR)

จากการเลือกตัวแปรที่ดีที่สุดในการสร้างโมเดลทั้ง 2 โมเดล ที่สามารถแบ่งข้อมูลประเภทของคิสซาร์จบางส่วน ได้ถูกต้อง ซึ่งในงานวิจัยนี้จะเขียน โปรแกรมให้เพิ่มตัวแปรเข้าไปในโปรแกรมการสอน (train) ในโมเดลโดยใช้วิธีเลือกตัวแปรแบบ Stepwise คือ เลือกตัวแปรทีละตัวเพิ่มตัวแปร 2 ตัว, เพิ่มตัวแปร 3 ตัว, เพิ่มตัวแปร 4 ตัว, เพิ่มตัวแปร 5 ตัว และตัวแปรทุกตัวโดยตัดตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันออกและหาตัวแปรที่เหมาะสมสำหรับวิธีการจำแนกประเภท PD โดยใช้โมเดลการวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Model; R) และ โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR) แสดงผลการทดลอง ดังตารางที่ 4.1 และ ตารางที่ 4.2 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.1 แสดงการเลือกตัวแปรในโมเดลความถดถอย (Regression model)

ตัวแปรที่ดีที่สุดที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนายจำแนกประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีแต่ละตัวแปร คือ Ku^- ของ $H_{qn}(\theta)$	50	1.0238
กรณีรวม 2 ตัวแปร คือ Sk^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Q	15.625	1.99
กรณีรวม 3 ตัวแปร Sk^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Q	3.125	3.272
กรณีรวม 4 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Ku^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Q	6.25	22.088
กรณีรวม 5 ตัวแปร คือ Ku^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Ku^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Q	0	31.495

ตารางที่ 4.1 (ต่อ)

ตัวแปรที่ดีที่สุดที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนายจำแนก ประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีรวม 6 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^+ ของ $H_n(\theta)$, Sk^- ของ $H_n(\theta)$, Ku^- ของ $H_n(\theta)$, Q	0	377.62
กรณีรวม 7 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^+ ของ $H_n(\theta)$, Sk^- ของ $H_n(\theta)$, Ku^- ของ $H_n(\theta)$, Q	0	537.33
กรณีรวม 8 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Ku^- ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^+ ของ $H_n(\theta)$, Sk^- ของ $H_n(\theta)$, Ku^- ของ $H_n(\theta)$, Q	0	1027.9
กรณีรวมทุกตัวแปร	3.125	1507.414

จากตารางที่ 4.1 ตัวแปรในการสร้างโมเดลการถดถอย (Regression model) ที่ดีที่สุดมี 5 ตัวแปรคือตัวแปร Ku^+ ของ $H_{qn}(\theta)$, Sk^+ ของ $H_n(\theta)$, Sk^- ของ $H_n(\theta)$, Ku^- ของ $H_n(\theta)$, Q และมีค่า condition number ของ pseudoinverse เท่ากับ 31.495 ซึ่งในทางสถิติ condition number ต่ำกว่า 100 ถือว่ายอมรับได้

ตารางที่ 4.2 การเลือกตัวแปรในโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

ตัวแปรที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนายจำแนก ประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีแต่ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_3	50	1.362
กรณีรวม 2 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_3	25	7.542
กรณีรวม 3 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_3, t_5	3.125	28.881
กรณีรวม 4 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_2, t_3, t_5	0	29.155
กรณีรวม 5 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_2, t_3, t_4, t_5	3.125	32.379
กรณีรวม 6 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ $t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6$	3.125	47.705
กรณีรวม 7 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ $t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_7$	3.125	402.99

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ตัวแปรที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนายจำแนกประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีรวม 8 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ $t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_7, t_8$	3.125	1369.2
กรณีรวมทุกตัวแปร t	3.125	1507.40

จากตารางตัวแปรในการสร้างโมเดลที่ดีที่สุดมี 4 PCs และมีค่า condition number ของ pseudoinverse เท่ากับ 29.155 ซึ่งในทางสถิติค่า condition number ควรจะมีค่าน้อยกว่า 100 ถือว่ายอมรับได้

4.1.2 ผลการออกแบบจำลองโมเดลความถดถอย

ฟังก์ชันของโมเดลความถดถอยที่ใช้ทำนาย = $f(Ku^+$ of $H_{qn}(\theta)$, Sk^+ of $H_n(\theta)$, Sk^- of $H_n(\theta)$, Ku^- of $H_n(\theta)$, Q) เป็นฟังก์ชันความถดถอยเชิงเส้นที่พิจารณาหลายตัวแปรโดยที่

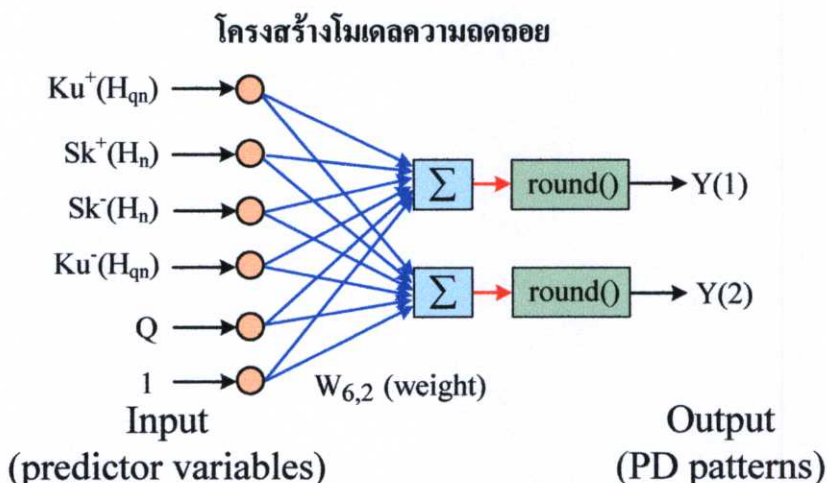
$$Y = \text{round} \left([X \quad 1] \times \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix} + \varepsilon \right)$$

เมื่อ Y คือเมตริกซ์ของตัวแปรเป้าหมายในการจำแนกรูปแบบของ PD, X คือ เมตริกซ์ของตัวแปรที่ใช้ทำนาย, w คือ เมตริกซ์น้ำหนัก, ε คือค่าความผิดพลาดและ b คือค่า bias จะได้ดังสมการที่ 4.1

$$[Y1 \ Y2] = \text{round} \left(\begin{bmatrix} Ku^+(H_{qn}) & Sk^+(H_n) & Sk^-(H_n) & Ku^-(H_n) & Q & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.2521 & -0.2904 \\ -0.0812 & 1.4015 \\ -0.6427 & -0.0763 \\ 0.3978 & 0.1129 \\ -0.0902 & 0.1868 \\ 1.9483 & -1.8827 \end{bmatrix} + 0 \right) \quad (4.1)$$

Note: round เป็นฟังก์ชันในโปรแกรม matlab ที่ใช้ในการปัดเศษเป็นจำนวนเต็ม

ผลการออกแบบจำลองโมเดลจะได้โครงสร้างโมเดลในการจำแนกรูปแบบการเกิดคิซซาร์จบางส่วนของโมเดลความถดถอย แสดงดังรูปที่ 4.1



[0 0] = corona at HV side in air
 [0 1] = corona at LV side in air
 [1 0] = internal discharge
 [1 1] = surface in air

รูปที่ 4.1 โครงสร้าง โมเดลความถดถอย

4.1.3 ผลการออกแบบจำลองโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

ฟังก์ชันของ โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยที่ใช้ทำนาย $= f(t_1, t_2, t_3, t_5)$ เป็นฟังก์ชันที่จากการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก โดยที่

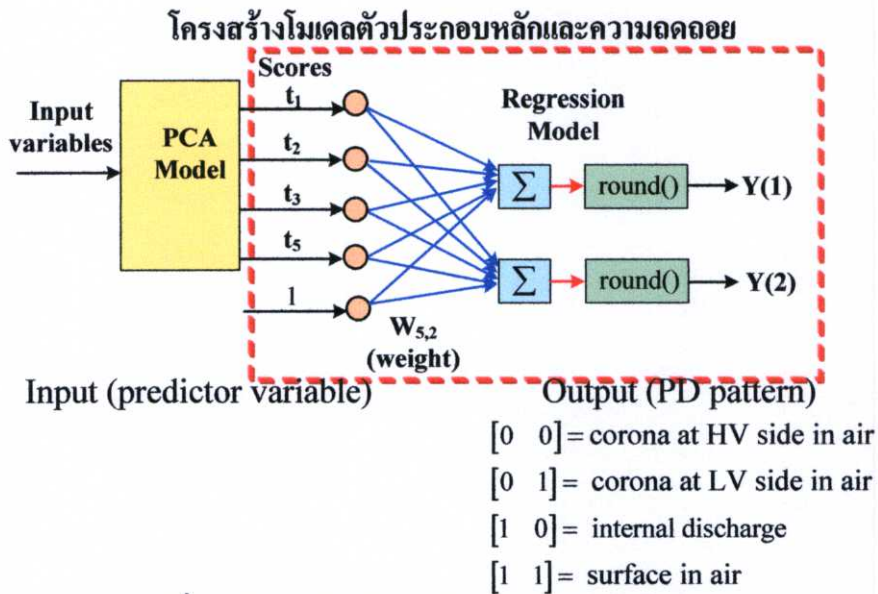
$$Y = \text{round} \left([X \ 1] \times \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix} + \varepsilon \right)$$

เมื่อ Y คือเมตริกซ์ของตัวแปรเป้าหมายในการจำแนกรูปแบบของ PD, X คือ เมตริกซ์ของตัวแปรที่ใช้ทำนายในที่นี้จะอยู่ในรูปค่า scores ของตัวประกอบหลัก, W คือ เมตริกซ์น้ำหนัก, ε คือค่าความผิดพลาด และ b คือค่า bias จะได้ดังสมการที่ 4.2

$$[Y1 \ Y2] = \text{round} \left([t_1 \ t_2 \ t_3 \ t_5 \ 1] \times \begin{bmatrix} -0.1542 & -0.0573 \\ -0.0673 & -0.1127 \\ 0.1013 & -0.4423 \\ -0.3779 & -0.2925 \\ 0.5227 & 0.4774 \end{bmatrix} + 0 \right) \quad (4.2)$$

Note: round เป็นฟังก์ชันในโปรแกรม matlab ที่ใช้ในการปัดเศษเป็นจำนวนเต็ม

ผลการออกแบบจำลอง โมเดลจะได้โครงสร้าง โมเดลในการจำแนกรูปแบบการเกิดดิสชาร์จ บางส่วนของโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย แสดงดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 โครงสร้าง โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

จากตัวแปรที่เลือกนำไปทดสอบกับโปรแกรมทดสอบของทั้ง 2 โมเดล จะได้ผลดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบการทำนายจำแนก PD แต่ละชนิดของ โมเดลความถดถอยและ โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

ลำดับที่	รูปแบบของ PD	ค่าเป้าหมาย (Target values)		ค่าที่ทำนายได้ (Predict values)		%ความถูกต้อง (%accuracy)
1	Corona at High Voltage side in air	0	0	0	0	100
2		0	0	0	0	
3		0	0	0	0	
4		0	0	0	0	
5		0	0	0	0	
6		0	0	0	0	
7		0	0	0	0	
8		0	0	0	0	
9	Corona at low Voltage side in air	0	1	0	1	100
10		0	1	0	1	
11		0	1	0	1	
12		0	1	0	1	
13		0	1	0	1	
14		0	1	0	1	
15		0	1	0	1	
16	0	1	0	1		
17	Internal Discharge	1	0	1	0	100
18		1	0	1	0	
19		1	0	1	0	
20		1	0	1	0	
21		1	0	1	0	
22		1	0	1	0	
23		1	0	1	0	
24	1	0	1	0		
25	Surface in air	1	1	1	1	100
26		1	1	1	1	
27		1	1	1	1	
28		1	1	1	1	
29		1	1	1	1	
30		1	1	1	1	
31		1	1	1	1	
32		1	1	1	1	

4.1.4 การจำแนกรูปแบบ PD โดยใช้วิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis)

1. หา Standardized เพื่อจะได้ตัวแปรใหม่ที่อยู่ในรูป Standardized ก็มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าความแปรปรวน = 1

ตารางที่ 4.4 ค่า Descriptive Statistics ของตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว

Descriptive Statistics					
ตัวแปรอิสระ	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	80	1.00	1.53	1.2012	.19986
Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	80	1.00	1.48	1.1488	.16216
Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	80	-1.99	.10	-1.3260	.74391
Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	80	-1.99	-.02	-1.5114	.60779
Sk ⁺ ของ H _n (φ)	80	1.01	2.00	1.3248	.36558
Sk ⁻ ของ H _n (φ)	80	-.76	1.91	.0351	.83887
Ku ⁺ ของ H _n (φ)	80	-1.98	2.90	-.8010	1.50652
Ku ⁻ ของ H _n (φ)	80	-2.91	1.57	-2.0336	.98075
Q	80	0.18	8.54	1.8948	2.00606
Valid N (listwise)	80				

2. ใช้หลักการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) ในการทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มการแบ่งประเภทหรือไม่ โดยใช้สถิติทดสอบ F และ Wilks' Lambda เมื่อพิจารณาจากค่า Sig ของการทดสอบพบว่า เป็น 0 หมด เมื่อระดับนัยสำคัญที่กำหนด 0.05 จึงสรุปได้ดังนี้

- ค่าเฉลี่ยของตัวแปรทั้ง 9 ตัว แตกต่างกันระหว่างกลุ่ม

และแสดงการทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มการแบ่งประเภทหรือไม่ (Test of Equality of Group Means) ดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 การทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวว่าแตกต่างกันระหว่างกลุ่มการแบ่งประเภทหรือไม่ (Test of Equality of Group Means)

Tests of Equality of Group Means					
ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Sk ⁺ ของ H _{qn} (ϕ)	0.214	92.920	3	76	.000
Sk ⁻ ของ H _{qn} (ϕ)	0.255	74.021	3	76	.000
Ku ⁺ ของ H _{qn} (ϕ)	0.231	84.488	3	76	.000
Ku ⁻ ของ H _{qn} (ϕ)	0.343	48.527	3	76	.000
Sk ⁺ ของ H _n (ϕ)	0.047	514.879	3	76	.000
Sk ⁻ ของ H _n (ϕ)	0.442	32.044	3	76	.000
Ku ⁺ ของ H _n (ϕ)	0.076	308.584	3	76	.000
Ku ⁻ ของ H _n (ϕ)	0.696	11.046	3	76	.000
Q	0.148	146.162	3	76	.000

3. ระบุขั้นตอนการนำตัวแปรเข้าสมการความถดถอยด้วยวิธี stepwise โดยใส่ตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว และเลือกตัวแปรที่เหมาะสมนำเข้าสมการความถดถอยจะได้ 7 ขั้นๆ ละ 1 ตัว รวมมีตัวแปรอิสระในสมการ 7 ตัว ดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 การนำตัวแปรเข้าสมการความถดถอย

Variables Entered/Removed ^{a,b,c,d}													
Step	Entered	Statistic	df1	df2	df3	Exact F				Approximate F			
						Statistic	df1	df2	Sig.	Statistic	df1	df2	Sig.
1	Sk ⁺ of H _n (φ)	0.047	1	3	76	514.88	3	76	0				
2	Q	0.008	2	3	76	257.97	6	150	0				
3	Sk ⁻ of H _n (φ)	0.004	3	3	76					169.29	9	180.3	0
4	Ku ⁻ of H _n (φ)	0.001	4	3	76					197.67	12	193.4	0
5	Sk ⁺ of H _{qn} (φ)	0.001	5	3	76					177.57	15	199.2	0
6	Sk ⁻ of H _{qn} (φ)	0.001	6	3	76					149.79	18	201.3	0
7	Ku ⁻ of H _{qn} (φ)	0	7	3	76					148.29	21	201.6	0

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

- Maximum number of steps is 18.
- Minimum partial F to enter is 3.84.
- Maximum partial F to remove is 2.71.
- F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

4. เป็นการระบุว่าตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่อยู่ในสมการความถดถอยของแต่ละขั้นตอน เช่น ขั้นที่ 1 นำตัวแปรอิสระเข้า 1 ตัว ซึ่งเป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับการแบ่งกลุ่มมากที่สุดคือ ตัวแปร Sk⁺ ของ H_n(φ) ส่วนขั้นที่ 2 นำตัวแปรเข้าสมการอีก 1 ตัว คือ Q แสดงดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 การระบุว่ามีความแปรปรวนในตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่อยู่ในสมการความถดถอยของแต่ละขั้นตอน

Variables in the Analysis				
Step	ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	1.000	514.879	
2	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.999	448.139	.148
	Q	.999	125.202	.047
3	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.977	450.026	.081
	Q	.999	94.487	.020
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.978	20.910	.008
4	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.902	329.191	.016
	Q	.753	130.543	.007
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.102	128.034	.007
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	.096	71.649	.004
5	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.399	178.336	.005
	Q	.749	116.078	.004
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.101	126.841	.004
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	.096	69.907	.002
	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.418	16.321	.001
6	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.396	164.109	.004
	Q	.743	106.921	.003
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.100	100.071	.003
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	.089	75.913	.002
	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.354	13.020	.001
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.580	4.806	.001

ตารางที่ 4.7 (ต่อ)

Variables in the Analysis				
Step	ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
7	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.379	167.093	.003
	Q	.741	89.809	.002
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.100	69.511	.001
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	.089	57.939	.001
	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.346	13.590	.001
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.022	18.484	.001
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.022	15.065	.001

5. จากตารางที่ 4.8 Step 0 หมายถึง เมื่อยังไม่มีการนำตัวแปรอิสระเข้าสมการความถดถอยเลย ดังนั้น ตัวแปรที่ไม่ได้อยู่ในสมการคือ ตัวแปรทั้งหมด 9 ตัว

Step 1 จะพบว่าตัวแปรที่ไม่ได้อยู่ในสมการมี 8 ตัว หมายถึง นำตัวแปร Sk⁺ ของ H_n (φ) เข้าในสมการแล้ว และเมื่อพิจารณาจากค่า F to Enter ใน Step 0 จะพบว่าค่า F to Enter ของตัวแปร Sk⁺ ของ H_n (φ) มีค่ามากที่สุดคือ 514.879 และมากกว่า 3.84 (Footnote b ของตารางที่ 4.6 ซึ่งระบุว่าค่า F ต่ำสุดที่จะนำตัวแปรเข้าสมการคือ 3.84) หรือค่า Wilks' Lambda ของตัวแปร Sk⁺ ของ H_n (φ) ต่ำสุด คือ 0.047 ซึ่งสอดคล้องกับผลลัพธ์ใน Step 1 ของตารางที่ 4.7 และดึงตัวแปรเข้าสมการจนเหลือ 2 ตัวแปรที่ไม่อยู่ในสมการใน Step 7

ตารางที่ 4.8 การระบุว่ามีความแปรปรวนในตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่ไม่ได้อยู่ในสมการความถดถอยของแต่ละขั้นตอน

Variables Not in the Analysis					
Step	ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Tolerance	Min.Tolerance	F to Enter	Wilks'Lambda
0	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	1	1	92.92	0.214
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	1	1	74.021	0.255
	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	1	1	84.488	0.231
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	1	1	48.527	0.343
	Sk ⁺ ของ H _n (φ)	1	1	514.879	0.047
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	1	1	32.044	0.442
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	1	1	308.584	0.076
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	1	1	11.046	0.696
	Q	1	1	146.162	0.148
1	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.474	0.474	16.311	0.028
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.846	0.846	15.052	0.029
	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.528	0.528	9.618	0.034
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.866	0.866	7.725	0.036
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	0.978	0.978	32.453	0.02
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.553	0.553	0.846	0.045
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	0.95	0.95	6.404	0.037
	Q	0.999	0.999	125.202	0.008
2	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.472	0.472	12.329	0.005
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.842	0.842	14.919	0.005
	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.528	0.528	8.171	0.006
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.862	0.862	7.73	0.006
	Sk ⁻ ของ H _n (φ)	0.978	0.978	20.91	0.004
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.552	0.552	0.717	0.008
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	0.921	0.921	4.044	0.007

ตารางที่ 4.8 (ต่อ)

Variables Not in the Analysis					
Step	ตัวแปรอิสระที่อยู่ ในรูป Standardized	Tolerance	Min.Tolerance	F to Enter	Wilks'Lambda
3	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.418	0.415	16.879	0.002
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.726	0.726	5.56	0.003
	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.444	0.444	14.084	0.003
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.752	0.752	2.268	0.004
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.526	0.517	1.504	0.004
	Ku ⁻ ของ H _n (φ)	0.096	0.096	71.649	0.001
4	Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.418	0.096	16.321	0.001
	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.684	0.09	7.293	0.001
	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.444	0.096	13.284	0.001
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.712	0.091	3.569	0.001
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.521	0.095	1.034	0.001
5	Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.58	0.089	4.806	0.001
	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.067	0.063	2.307	0.001
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.593	0.09	2.478	0.001
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.441	0.095	3.157	0.001
6	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.06	0.06	2.99	0
	Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	0.022	0.022	15.065	0
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.423	0.089	2.849	0
7	Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	0.048	0.018	3.119	0
	Ku ⁺ ของ H _n (φ)	0.419	0.022	2.222	0

6. การหาค่าไอเกิน (Eigenvalue) จะได้

$$\text{Eigenvalue} = \frac{\text{Between - Group Sum Square}}{\text{Within - Group Sum Square}} \quad (4.3)$$

จากสมการที่ 4.3 การหาค่าไอเก็น (Eigenvalue) จะได้ว่า ถ้าค่าไอเก็นมากกว่า 1 แสดงว่ามีความแตกต่างระหว่างกลุ่มมากกว่าความแตกต่างภายในกลุ่ม เนื่องจากมี 4 กลุ่มจึงมีฟังก์ชันแบ่งกลุ่ม 3 ฟังก์ชัน คือ Function 1, 2 และ 3 แสดงค่าไอเก็น ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 ค่า Eigenvalue

Eigenvalues				
Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative%	Canonical Correlation
4.10	37.015 ^a	67.2	67.2	0.987
2	13.382 ^a	24.3	91.5	0.965
3	4.681 ^a	8.5	100.0	0.908

a. First 3 canonical discriminant functions were used in the analysis.

7. ค่าสถิติ Wilks' Lambda ในตาราง ใช้ในการทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับค่ากลางของแต่ละกลุ่มทั้ง 3 กลุ่ม ว่าเท่ากันหรือไม่ โดยใช้ Function เช่น ค่า Wilks' Lambda ของ 1 through 3 หมายถึง ค่า Wilks' Lambda ของ Canonical Discriminant Function 1 ถึง 3 เป็น 0.000 ซึ่งใช้ทดสอบสมมติฐาน ดังนี้

H_0 : ค่ากลาง (centroid) ของทั้ง 3 function เท่ากันทั้ง 3 กลุ่ม

ในที่นี้ได้ Sig = 0 จึงปฏิเสธ H_0

แสดงค่าสถิติ Wilks' Lambda ดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 ค่าสถิติ Wilks' Lambda

Wilks' Lambda				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	Df	Sig.
1 through 3	0.000	591.017	21	0.000
2 through 3	0.012	323.626	12	0.000
3	0.176	127.678	5	0.000

8. แสดงค่ากลางของแต่ละกลุ่มตัวแปร Cononical (Function) ซึ่งใช้ในการพล็อตกราฟแสดงค่ากลางในแต่ละกลุ่ม ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ค่ากลางของแต่ละกลุ่มตัวแปร Cononical (Function)

Function at Group Centroids

PD	Function		
	1	2	3
1	-5.413	-4.926	1.072
2	-3.116	4.975	1.859
3	-1.449	0.934	-3.574
4	9.977	0.983	0.643

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

9. ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่มจากตารางที่ 4.12 ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 1 คือ } & -28.741 + 5.232 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 23.611 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) \\ & + 16.058 \text{ Ku}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 22.614 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_n(\phi) + 28.435 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_n(\phi) - 24.895 \text{ Ku}^- \\ & \text{ของ } H_n(\phi) - 14.448Q \end{aligned} \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 2 คือ } & -20.343 + 4.096 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 24.650 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) \\ & + 18.744 \text{ Ku}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 17.730 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_n(\phi) - 9.572 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_n(\phi) + 4.932 \text{ Ku}^- \\ & \text{ของ } H_n(\phi) + 12.183Q \end{aligned} \quad (4.5)$$

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 3 คือ } & -9.257 + 8.353 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 29.510 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) \\ & - 24.902 \text{ Ku}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 22.974 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_n(\phi) - 5.715 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_n(\phi) + 2.542 \text{ Ku}^- \\ & \text{ของ } H_n(\phi) - 2.521Q \end{aligned} \quad (4.6)$$

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 4 คือ } & -51.851 - 17.682 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 18.751 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) \\ & - 9.900 \text{ Ku}^- \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 63.317 \text{ Sk}^+ \text{ ของ } H_n(\phi) - 13.148 \text{ Sk}^- \text{ ของ } H_n(\phi) + 17.439 \text{ Ku}^- \\ & \text{ของ } H_n(\phi) + 4.785Q \end{aligned} \quad (4.7)$$

การพยากรณ์ว่าแต่ละค่าของ PD ควรอยู่กลุ่ม PD แบบใด SPSS จะแทนค่าตัวแปรอิสระทั้ง 7 ตัวลงในสมการที่ (4.4), (4.5), (4.6) และ (4.7) ถ้าสมการใดมีค่ามากที่สุด ก็จัดกลุ่มค่าของ PD ให้อยู่ในกลุ่มของ PD ชนิดนั้นสมการนั้น ดังตารางที่ 4.12

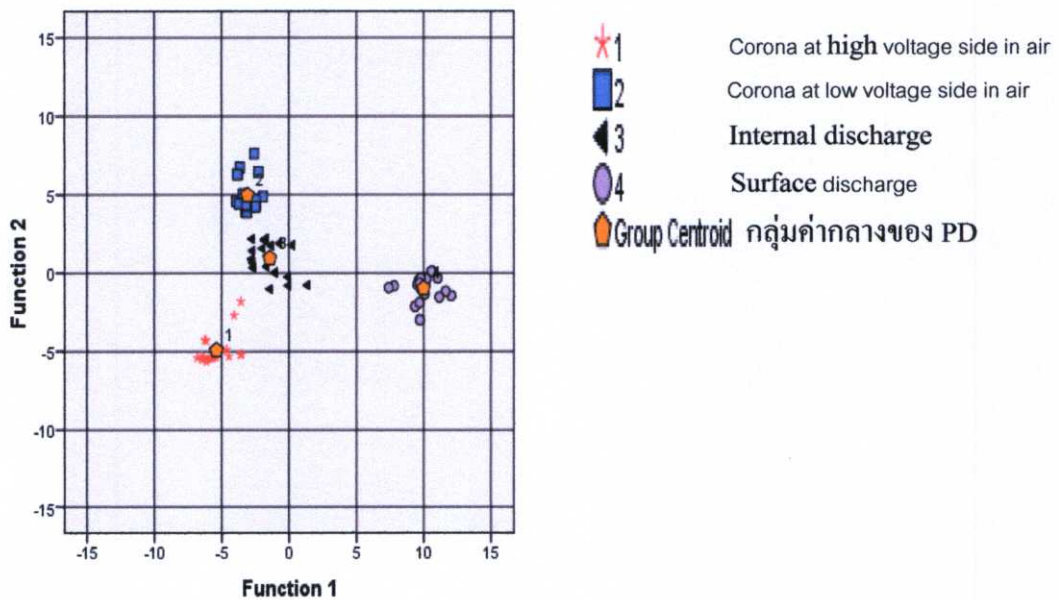
ตารางที่ 4.12 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม

Classification Function Coefficients				
ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Target			
	Corona at HV. (1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)
Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$	5.232	4.096	8.353	-17.682
Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$	-23.611	-24.650	29.510	18.751
Ku^- ของ $H_{qn}(\phi)$	16.058	18.744	-24.902	-9.900
Sk^+ ของ $H_n(\phi)$	-22.614	-17.730	-22.974	63.317
Sk^- ของ $H_n(\phi)$	28.435	-9.572	-5.715	-13.148
Ku^- ของ $H_n(\phi)$	-24.895	4.932	2.524	17.439
Q	-14.448	12.183	-2.521	4.785
(Constant)	-28.741	-20.343	-9.257	-51.851

Fisher's linear discriminant functions

10. แสดงค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3 จากตารางที่ 4.11 ถ้าค่ากลางห่างกันมากแสดงว่าแต่ละกลุ่มห่างกันมาก

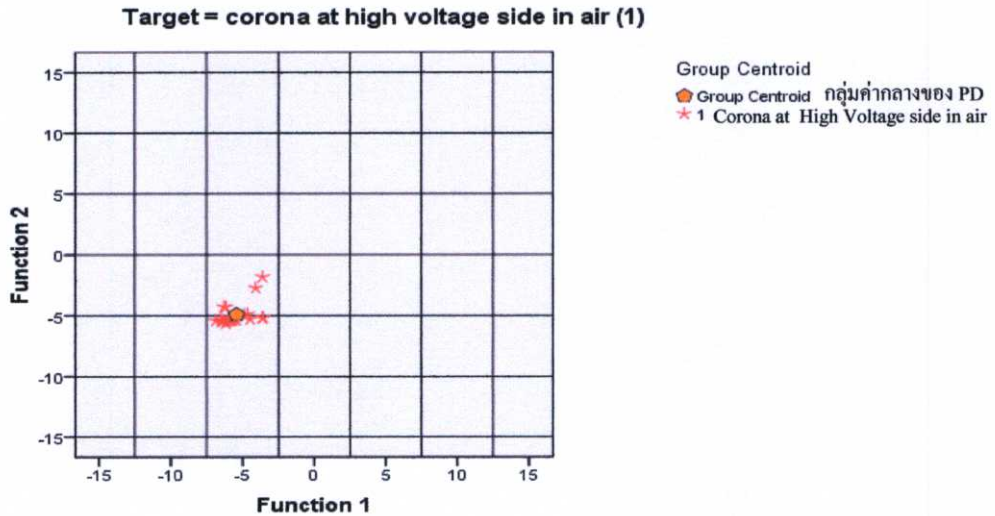
Canonical Discriminant Functions



รูปที่ 4.3 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3

11. แสดงค่ากลางและการกระจายของค่าของ PD ในกลุ่มรูปแบบ 1 คือ โครนาดีสชาร์จ ทางด้านแรงสูง (corona at high voltage side in air)

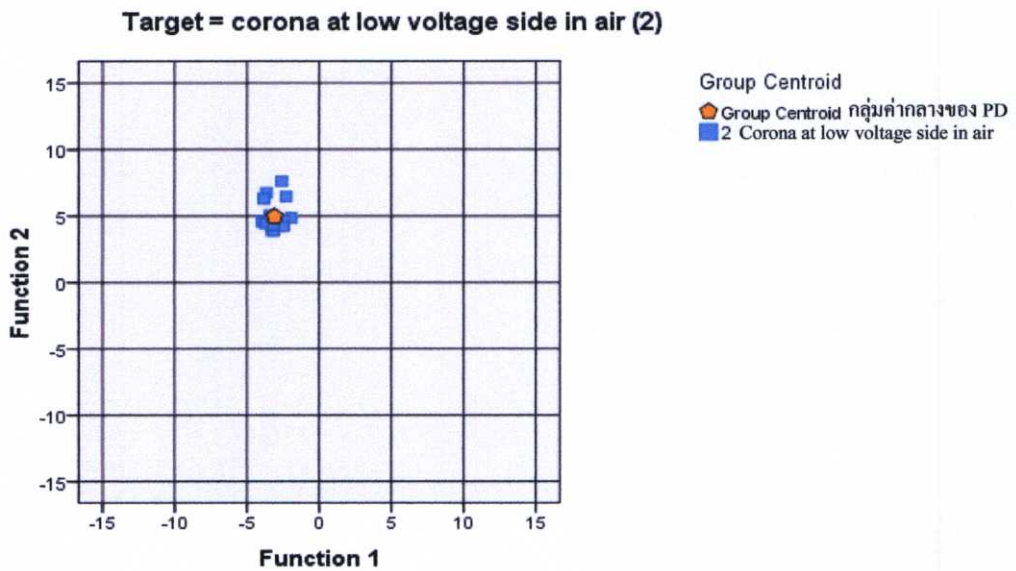
Canonical Discriminant Functions



รูปที่ 4.4 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 1 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3

12. แสดงค่ากลางและการกระจายของค่าของ PD ในกลุ่มรูปแบบที่ 2 คือ โครนาดีสชาร์จ ทางด้านแรงต่ำ (corona at low voltage side in air)

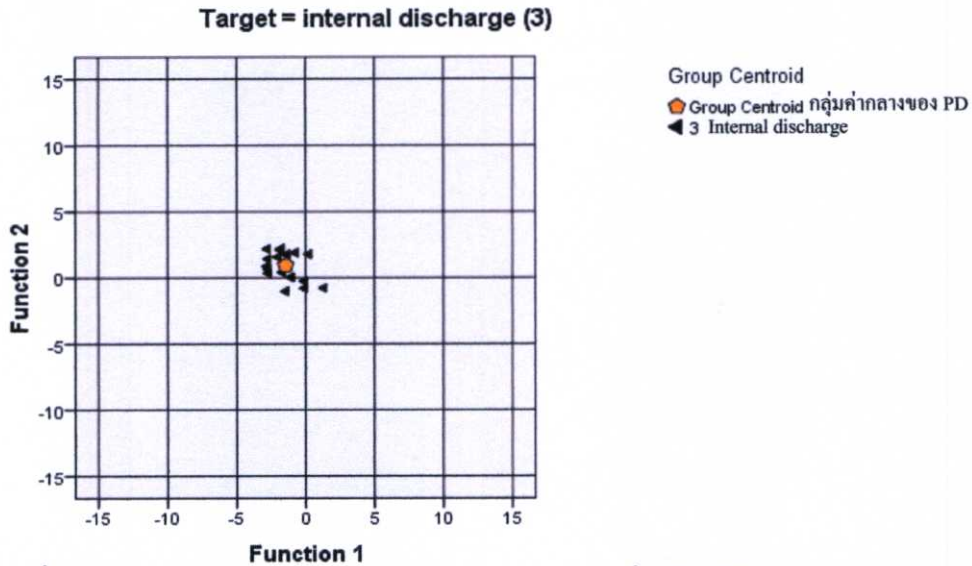
Canonical Discriminant Functions



รูปที่ 4.5 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 2 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3

13. แสดงค่ากลางและการกระจายของค่าของ PD ในกลุ่มรูปแบบที่ 3 ในที่นี้คือคีสซาร์จภายใน (internal discharge)

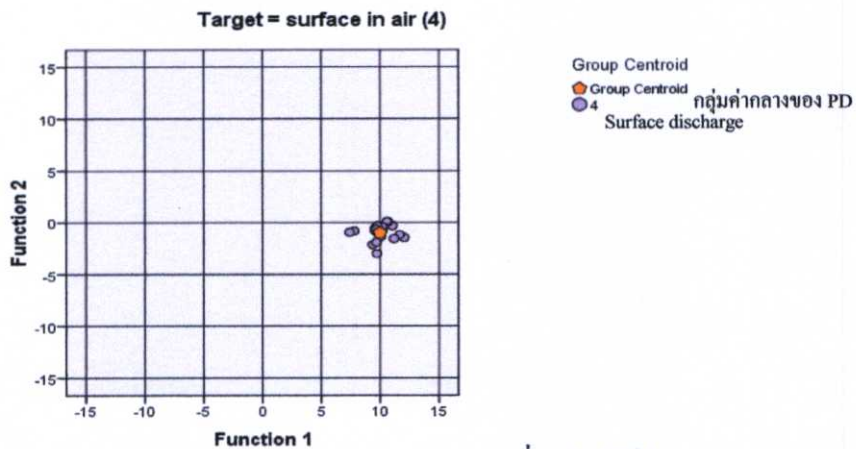
Canonical Discriminant Functions



รูปที่ 4.6 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 3 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3

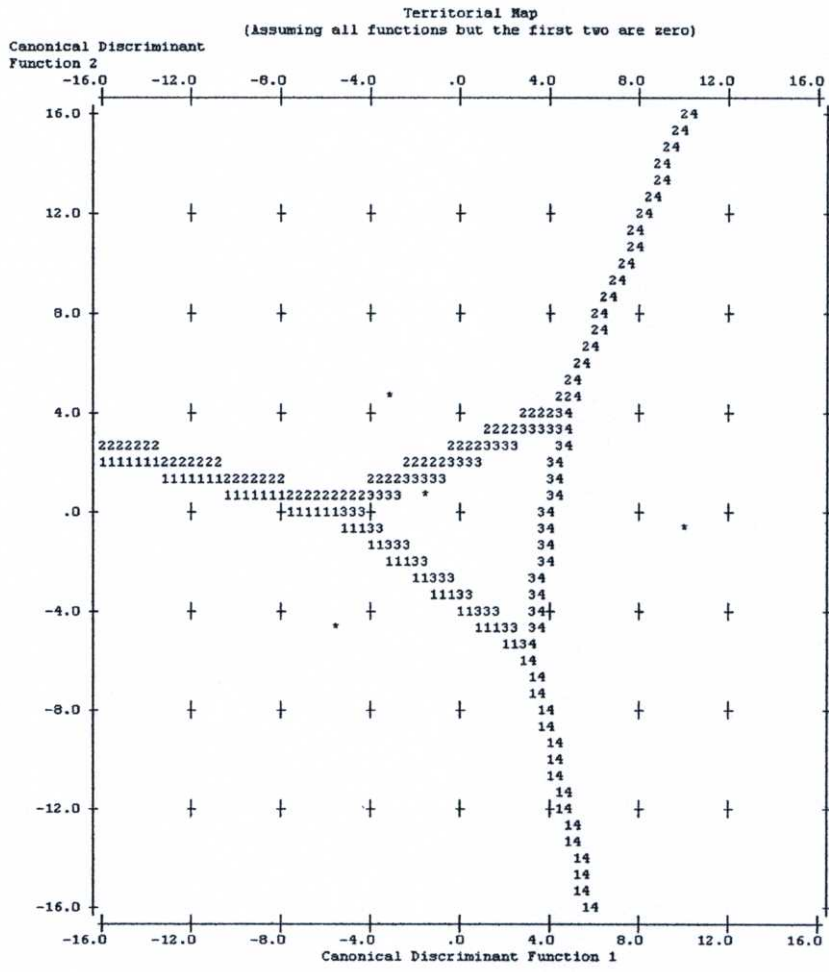
14. แสดงค่ากลางและการกระจายของค่าของ PD ในกลุ่มรูปแบบที่ 4 ในที่นี้คือคีสซาร์จตามผิว (surface in air)

Canonical Discriminant Functions



รูปที่ 4.7 ค่ากลาง (Centroid) ของกลุ่มรูปแบบ PD แบบที่ 4 โดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3

15. Territorial Map เป็นกราฟแสดง Cononical แยกเป็น 4 กลุ่ม เช่น ทุกค่าของ PD ที่อยู่ทางขวาของหมายเลข 4 แสดงว่าค่าของ PD นั้นถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มที่ 4 แสดงดังรูปที่ 4.8



Symbols used in territorial map

Symbol	Group	Label
1	1	
2	2	
3	3	
4	4	
*		Indicates a group centroid

รูปที่ 4.8 Territorial Map

16. แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรอิสระ 7 ตัว ในการพยากรณ์กลุ่มของค่า PD จะพบว่าโดยวิธี Original หมายถึงข้อมูล 80 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่ม จะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 100% (จาก footnote b) และถ้าใช้วิธี Cross-validated หมายถึงใช้ข้อมูล 79 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่มจะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 100% เช่นกัน (จาก footnote c)

- Original จะพบว่ากลุ่มที่ 1,2,3,4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100%
- Cross-Validated จะพบว่ากลุ่มที่ 1,2,3,4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100%

ดังตารางที่ 4.13

ตารางที่ 4.13 ผลการจำแนกกลุ่ม

Classification Results ^{b,c}							
	PD Target	Predicted Group Membership				Total	
		Corona at HV. (1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)		
Original	Count	1	20	0	0	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	0	20	0	20
		4	0	0	0	20	20
	%	1	100.0	.0	.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	.0	100.0	.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0
Cross-validated ^a	Count	1	20	0	0	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	0	20	0	20
		4	0	0	0	20	20
	%	1	100.0	.0	.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	.0	100.0	.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 100.0% of original grouped cases correctly classified.

c. 100.0% of cross-validated grouped cases correctly classified.

4.1.5 การจำแนกรูปแบบ PD โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis)

1. หา Standardized เพื่อจะได้ตัวแปรใหม่ที่อยู่ในรูป Standardized คือมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าความแปรปรวน = 1

2. - Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ใช้วัดความเหมาะสมของข้อมูล ในการใช้เทคนิค Factor Analysis ในที่นี้ได้ค่าเป็น 0.703 ซึ่งมากกว่า 0.5 และเข้าสู่ 1 จึงพอสรุปได้ว่า ข้อมูลที่มีอยู่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

- ใช้ Bartlett's Test of Sphericity ทดสอบสมมติฐาน โดยกำหนดให้

H_0 : ตัวแปรต่างๆไม่มีความสัมพันธ์กัน

H_1 : ตัวแปรต่างๆมีความสัมพันธ์กัน

สถิติทดสอบ จะมีการแจกแจงโดยประมาณแบบ Chi-Square = 1320.974 ได้ค่า Significance = 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 นั่นคือตัวแปรต่างๆยังมีความสัมพันธ์กันอยู่จึงต้องใช้ Factor Analysis วิเคราะห์ต่อไป ดังตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.14 ค่าการทดสอบ Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) และ Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		0.703
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	1320.974
	df	36
	Sig.	0.000

3. แสดงค่าสถิติสำหรับแต่ละ Factor ทั้งก่อนและหลังการสกัดปัจจัย โดยวิธี Principal Component ในการสกัดปัจจัยซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- ในส่วน Extraction Sums of Squared Loading โดยวิธี Principal Component ค่า Initial Eigenvalue และค่า Extraction Sum of Squared Loading จะเท่ากัน และแสดงเฉพาะ Factor ที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1

- ในส่วน Rotation Sums of Squared Loadings จะให้ค่า Eigenvalue, %Variance และ Cumulative % ของ Factor ต่างๆ เมื่อทำการหมุนแกนปัจจัยไปในลักษณะที่ปัจจัยต่างๆยังคงตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันในที่นี้เลือกวิธี Varimax เป็นวิธีหมุนแกนปัจจัย

- จะพบว่าค่า Eigenvalue, % of Variance ของ Factor ที่ 1 เมื่อหมุนแกนน้อยกว่าเมื่อยังไม่ได้หมุนแกน ในขณะที่ Factor ที่ 2 มีค่ามากกว่าของ Factor 1 แต่ Cumulative ของทั้ง 2 Factor ยังคงเท่าเดิม ดังตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.15 ค่า Total Variance Explained

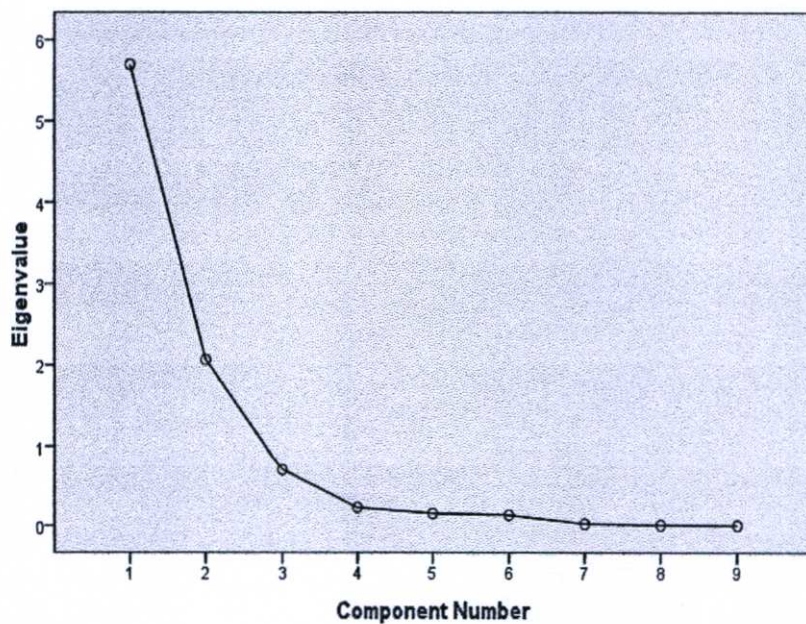
Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5.692	63.244	63.244	5.692	63.244	63.244	5.386	59.846	59.846
2	2.065	22.947	86.191	2.065	22.947	86.191	2.371	26.345	86.191
3	.699	7.764	93.955						
4	.227	2.525	96.480						
5	.152	1.685	98.165						
6	.131	1.460	99.625						
7	.022	.247	99.872						
8	.008	.088	99.961						
9	.004	.039	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis

4. Scree Plot เป็นกราฟที่พล็อตค่า Eigenvalue ของแต่ละ Factor โดยเรียงจากมากไปน้อยใช้ในการพิจารณาว่าควรมีกี่ Factor โดยพิจารณาจากค่า Eigenvalue ที่ลดลงอย่างรวดเร็ว ในที่นี้อาจพิจารณาว่ามี 2 Factors เนื่องจากค่า Eigenvalue ของ Factor ที่ 2 ลดลงจาก Factor ที่ 1 ไม่มาก และ Factor ที่ 2 ยังคงมีค่า Eigenvalue มากกว่า 1 ดังรูปที่ 4.9

Scree Plot



รูปที่ 4.9 Scree Plot

5. เป็นค่าสัมประสิทธิ์หรือที่เรียกว่า Factor loading เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor ทั้ง 2 Factor โดยที่ยังไม่มีการหมุนแกนปัจจัย ในที่นี้ใช้เทคนิค Principal Component Analysis ซึ่งทำให้ Factor ตั้งฉากกันหรือเป็นอิสระกันซึ่งทำให้ค่า Factor Loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor ในการพิจารณาว่าตัวแปรใดควรอยู่ใน Factor ใดนั้นจะพิจารณาจากค่า Factor loading ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรใน Factor ใดมีค่ามาก (เข้าสู่ +1 หรือ -1) และของ Factor อื่นๆ มีค่า Factor loading ต่ำ (เข้าสู่ศูนย์) จะจัดตัวแปรให้อยู่ใน Factor ที่มีค่า Factor loading สูง เช่น

- ตัวแปร Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$ มีค่า Factor loading เมื่ออยู่ใน Factor ที่ 1 = 0.972 ในขณะที่ค่า Factor loading เมื่ออยู่ใน Factor ที่ 2 มีค่าต่ำกว่า 0.2 จึงไม่แสดงค่า จึงควรจัดตัวแปร Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$ อยู่ใน Factor ที่ 1 ดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 Component Matrix

Component Matrix ^a		
ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Component	
	1	2
Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$.972	
Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$.970	
Ku^+ ของ $H_n(\phi)$.956	
Sk^+ ของ $H_n(\phi)$.951	
Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$.893	-.365
Ku^- ของ $H_{qn}(\phi)$.873	-.384
Sk^- ของ $H_n(\phi)$.947
Ku^- ของ $H_n(\phi)$.447	.804
Q	-.460	-.490
Extraction Method: Principal Component Analysis.		
a. 2 components extracted.		

6. สำหรับตัวแปรที่มีค่า Factor loading ใน Factor ต่างๆ ไม่แตกต่างกันชัดเจนทำให้ไม่สามารถจัดตัวแปรได้จึงควรทำการหมุนแกนปัจจัย โดยที่นี้เลือกหมุนแบบยังคงให้ Factor ทั้ง 3 ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ได้ผลลัพธ์ในตารางที่ 4.17

ตารางที่ 4.17 การหมุนแกนปัจจัย (Rotated Component Matrix)

Rotated Component Matrix ^a		
ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Component	
	1	2
Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.961	
Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.947	
Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.930	.283
Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.926	.290
Ku ⁺ ของ H _n (φ)	.922	.254
Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.919	.246
Sk ⁻ ของ H _n (φ)		.943
Ku ⁻ ของ H _n (φ)		.899
Q	-.298	-.603
Extraction Method: Principal Component Analysis.		
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.		
a. Rotation converged in 3 iterations.		

จะได้ - Factor ที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร 6 ตัวแปร คือ Sk⁻ ของ H_{qn} (φ), Ku⁻ ของ H_{qn} (φ), Ku⁺ ของ H_{qn} (φ), Sk⁺ ของ H_{qn} (φ), Ku⁺ ของ H_n (φ), Sk⁺ ของ H_n (φ)

- Factor ที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปร 3 ตัวแปร คือ Sk⁻ ของ H_n (φ), Ku⁻ ของ H_n (φ), Q และจากผลลัพธ์ เปอร์เซ็นต์ของความแปรปรวน (% of variance) ที่ผ่านการ Rotation แล้ว จากตารางที่ 4.15 ได้ว่า Factor ทั้ง 2 อธิบายความแปรปรวนได้ 86.191 % โดยที่ Factor ที่ 1 อธิบาย ได้ 59.846% และ Factor ที่ 2 ได้ 26.345%

7. นำค่าตัวแปรใหม่ที่ได้อือ Factor Score ที่ 1 (t₁) และ Factor Score ที่ 2 (t₂) ซึ่งคำนวณจาก SPSS ไปเป็นตัวแปรอินพุตในการจำแนกกลุ่มโดยใช้วิธี Discriminant Analysis จะได้ผลลัพธ์ ดังนี้

-ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่มจากตารางที่ 4.18 ดังนี้

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 1 คือ } -3.218-4.110t_1+0.515t_2 \quad (4.8)$$

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 2 คือ } -6.460-8.282t_1-4.264t_2 \quad (4.9)$$

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 3 คือ } -1.559-0.381t_1-0.912t_2 \quad (4.10)$$

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 4 คือ } -11.690+12.773t_1+4.661t_2 \quad (4.11)$$

เมื่อ t₁ คือค่า Factor Score ของตัวประกอบหลักที่ 1 (PC1)

t₂ คือค่า Factor Score ของตัวประกอบหลักที่ 2 (PC2)

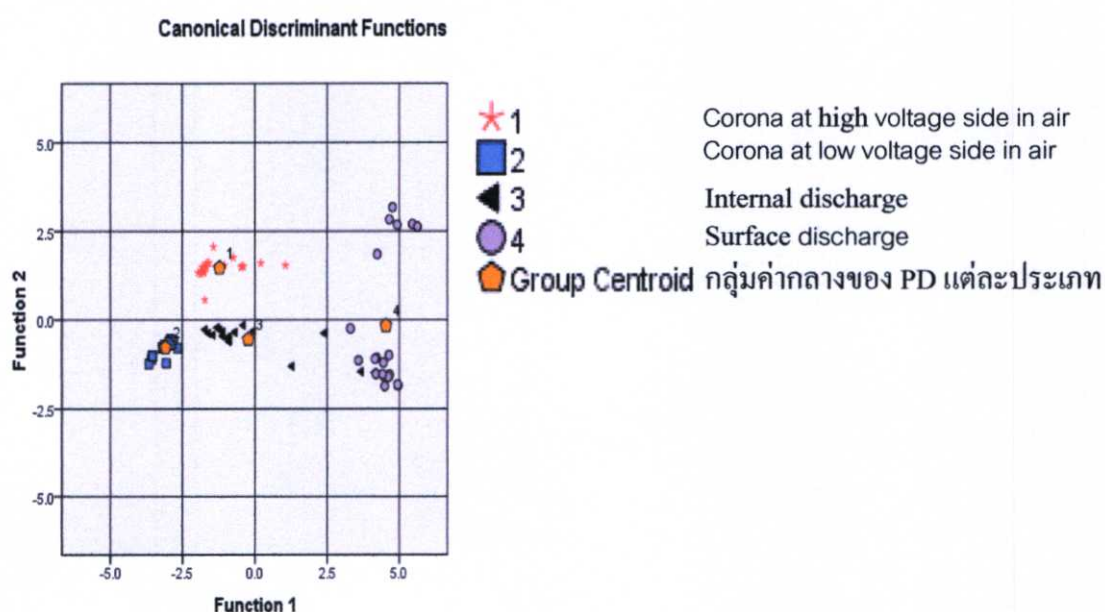
การพยากรณ์ว่าแต่ละค่าของ PD ควรอยู่กลุ่ม PD แบบใด SPSS จะแทนค่าตัวแปรอิสระทั้ง 2 ตัวลงในสมการที่ (4.8), (4.9), (4.10) และ (4.11) ถ้าสมการใดมีค่ามากที่สุด ก็จัดกลุ่มค่าของ PD ให้อยู่ในกลุ่มของ PD ชนิดนั้นสมการนั้น ดังตารางที่ 4.18

ตารางที่ 4.18 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม (Classification Function Coefficients)

Classification Function Coefficients				
ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Target			
	Corona at HV. (1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)
factor score 1 (t_1)	-4.110	-8.282	-.381	12.773
factor score 2 (t_2)	.515	-4.264	-.912	4.661
(Constant)	-3.218	-6.460	-1.559	-11.690

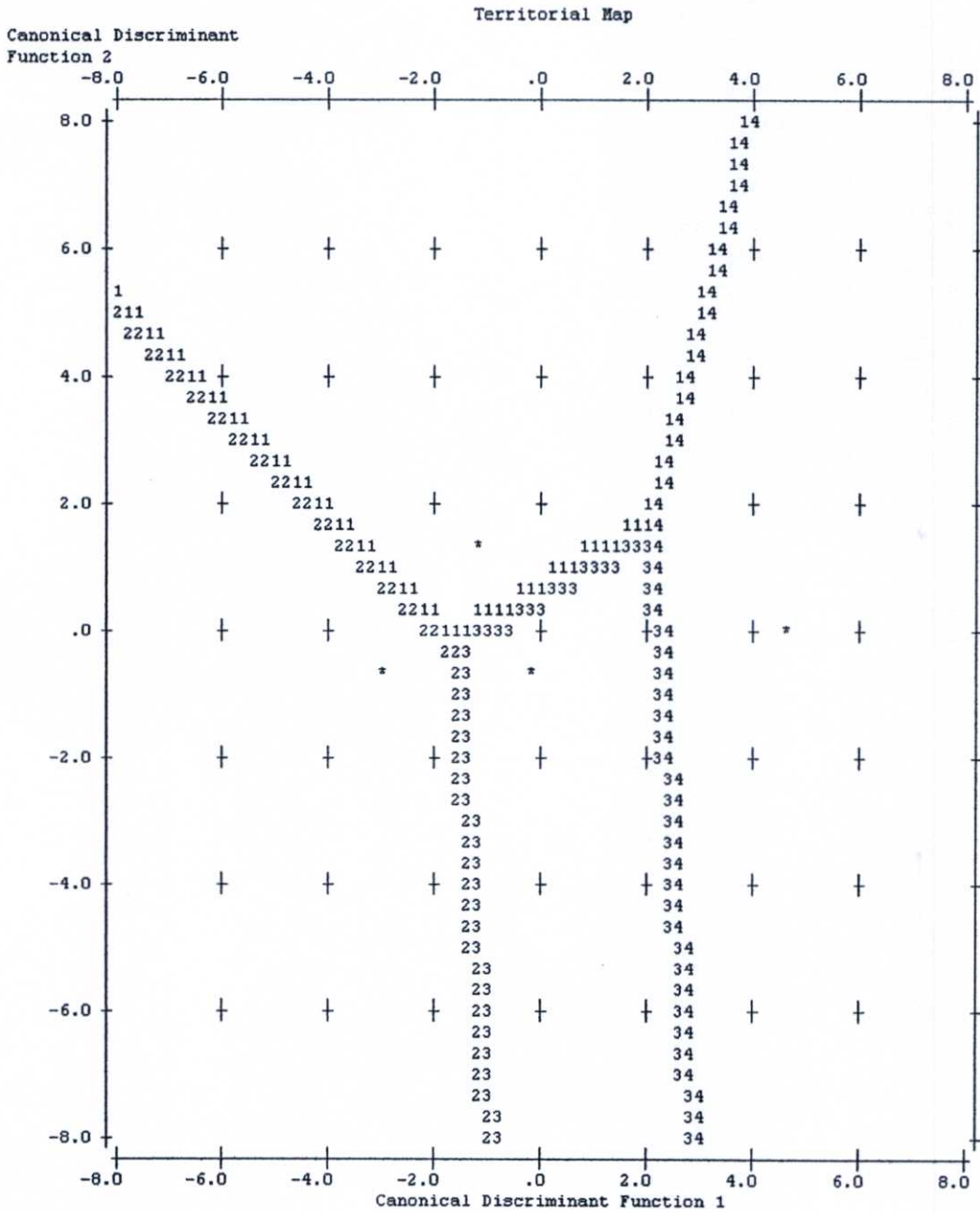
Fisher's linear discriminant functions

- แสดงค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3 ดังรูปที่ 4.10 โดยมีค่ารูปแบบ PD ค่าเป้าหมาย ดังนี้
เมื่อ



รูปที่ 4.10 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3

8 Territorial Map เป็นกราฟแสดง Cononical แยกเป็น 4 กลุ่ม เช่น ทุกค่าของ PD ที่อยู่ทางขวาของหมายเลข 4 แสดงว่าค่าของ PD นั้นถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มที่ 4 ดังรูปที่ 4.11



Symbols used in territorial map

Symbol	Group	Label
--------	-------	-------

1	1	
2	2	
3	3	
4	4	

* Indicates a group centroid.

รูปที่ 4.11 Territorial Map

9 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรอิสระ 2 ตัว ในการพยากรณ์กลุ่มของค่า PD จะพบว่าโดยวิธี Original หมายถึงใช้ข้อมูล 80 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่ม จะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 95% (จาก footnote b ตารางที่ 4.19) และถ้าใช้วิธี Cross-validated หมายถึงใช้ข้อมูล 79 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่มจะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 93.8% เช่นกัน (จาก footnote c ตารางที่ 4.19)

- Original จะพบว่ากลุ่มที่ 1 , 2, 4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100% ส่วนกลุ่มที่ 3 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 80% หรือพยากรณ์ผิดพลาด 20 %

- Cross-Validated จะพบว่ากลุ่มที่ 2, 4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100% ส่วนกลุ่มที่ 1 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 95% และกลุ่มที่ 3 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 80% ดังตาราง

ตารางที่ 4.19 ผลการจำแนกกลุ่ม

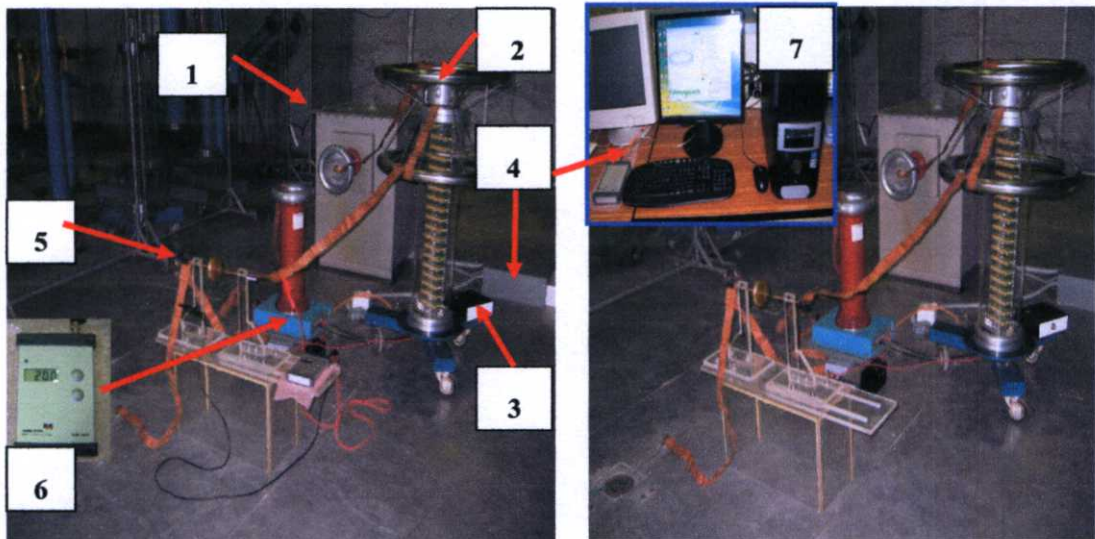
Classification Results ^{b,c}							
	PD Target	Predicted Group Membership				Total	
		Corona at HV.(1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)		
Original	Count	1	20	0	0	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	1	16	3	20
		4	0	0	0	20	20
	%	1	100.0	.0	.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	5.0	80.0	15.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0
Cross-validated ^a	Count	1	19	0	1	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	1	16	3	20
		4	0	0	0	20	20
	%	1	95.0	.0	5.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	5.0	80.0	15.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0

- a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.
- b. 95.0% of original grouped cases correctly classified.
- c. 93.8% of cross-validated grouped cases correctly classified.

4.2 การทดสอบ

4.2.1 การทดสอบและการเก็บฐานข้อมูลการเกิดดีสชาร์จบางส่วน

การทดสอบเก็บฐานข้อมูลจะกระทำโดยใช้เครื่องตรวจวัด PD มาตรฐานจับ PD ในอุปกรณ์ต้นแบบที่จำลองความบกพร่องขึ้นมา โดยจำลองรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วน 4 รูปแบบ คือ โครนาดีสชาร์จทางด้านแรงสูง, โครนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ, ดีสชาร์จภายในและดีสชาร์จตามผิวโดยใช้วงจรทดสอบแบบวิธีตรง ดังแสดงในรูปที่ 4.12 จากนั้นทำการทดสอบเก็บผลเพื่อนำข้อมูลที่ได้มาสร้างฐานข้อมูลและใช้ในการวิเคราะห์ PD ด้วยโปรแกรมที่สร้างขึ้นต่อไป



ก) วงจรการปรับเทียบแบบค่า C ปรับค่าได้

ข) วงจรการทดสอบ PD ของอุปกรณ์

รูปที่ 4.12 วงจรทดสอบ PD

อุปกรณ์ทดสอบมีดังนี้ 1) หม้อแปลงทดสอบ (Test Transformer) 75 kV, 40 kVA, PD < 2 pC

2) Coupling capacitor 100 kV

3) อุปกรณ์รับสัญญาณ (Coupling device: CD)

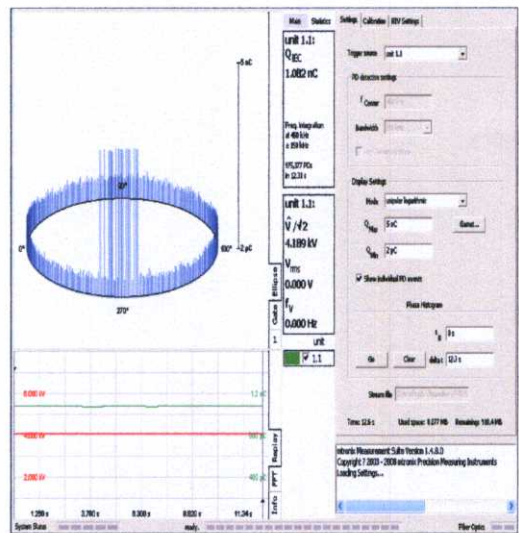
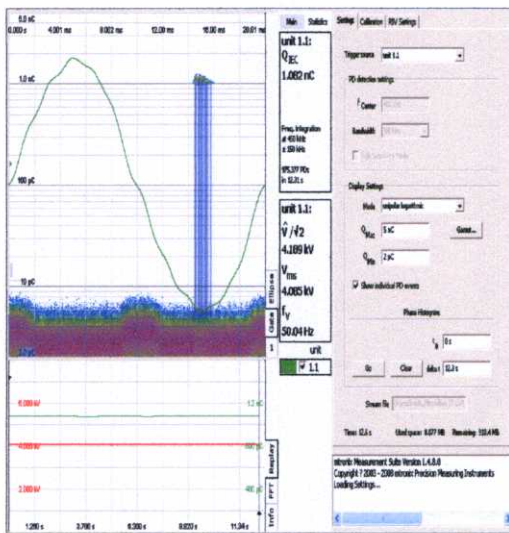
4) Coaxial cable connected to PD detector in the control room

5) อุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้น

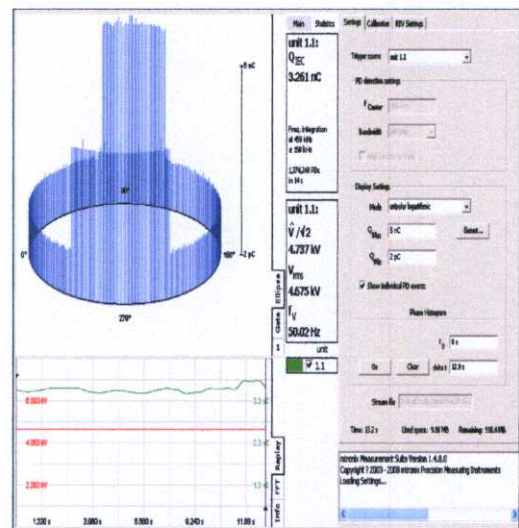
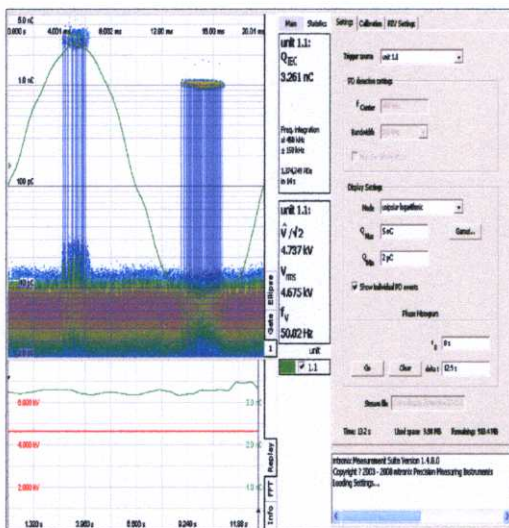
6) ตัวเก็บประจุสอบเทียบ (C calibrator)

7) เครื่องตรวจวัดดีสชาร์จบางส่วน (Digital PD measuring instrument)

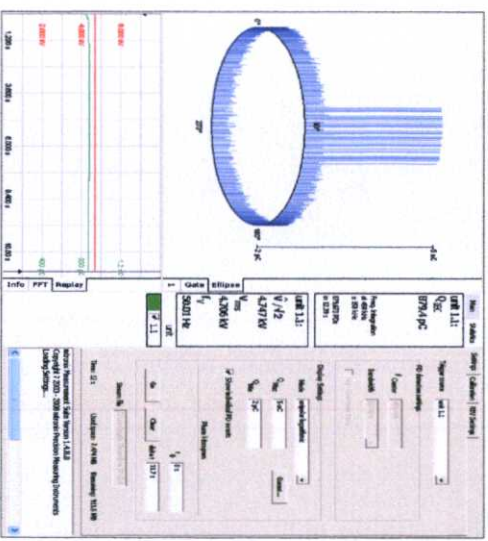
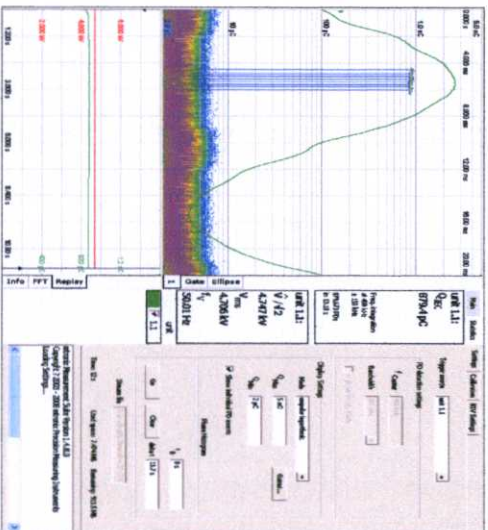
เริ่มต้นการทดสอบด้วยการสอบเทียบวงจรทดสอบดังรูปที่ 4.12 ก) โดยการใช้เครื่องสอบเทียบดิซาร์จมาตรฐานป้อนประจุสอบเทียบพร้อมที่ขั้วไฟฟ้าของวัสดุทดสอบ แล้วทำการสอบเทียบตามค่าประจุที่ป้อนพร้อมวัสดุขณะทำการสอบเทียบ และปรับระดับเส้นแสดงความสูงของสัญญาณให้เท่ากับความสูงของสัญญาณสอบเทียบ เมื่อทำการสอบเทียบเรียบร้อยแล้วให้ถอดตัวเก็บประจุสอบเทียบออกก่อน แล้วจึงขึ้นแรงดันพบว่าเครื่องตรวจวัดดิซาร์จบางส่วนอ่านค่าสัญญาณรบกวนสภาพแวดล้อมได้ 6.02 pC แสดงว่าความไวในการวัด PD ขณะนั้น คือ 12.04 pC หลังจากนั้นทำการทดสอบดังรูปที่ 4.12 ข) โดยทำการป้อนแรงดันเข้าวงจร ในการจำลอง PD แบบต่างๆจะเกิดขึ้นที่ระดับแรงดันแตกต่างกัน โดยผลการทดสอบที่แสดงบนเครื่องวัดของการจำลอง PD แต่ละแบบ ดังรูปที่ 4.13



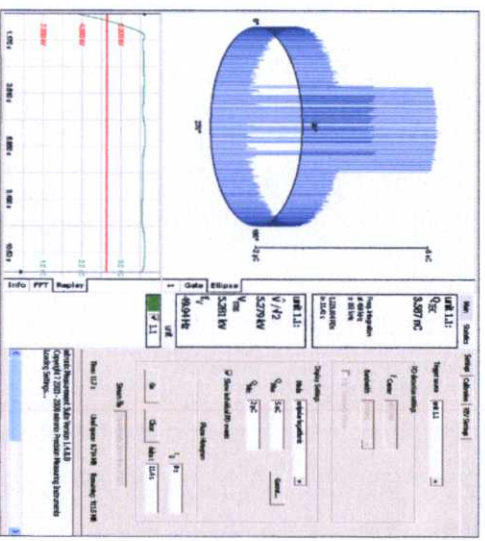
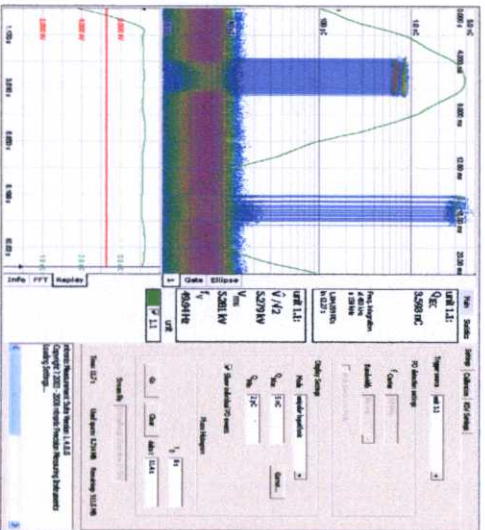
ก) PD ที่เกิดจากการจำลองการเกิดโคโรนาทางด้านแรงสูงที่แรงดันเริ่มต้นที่ 4.085 kV



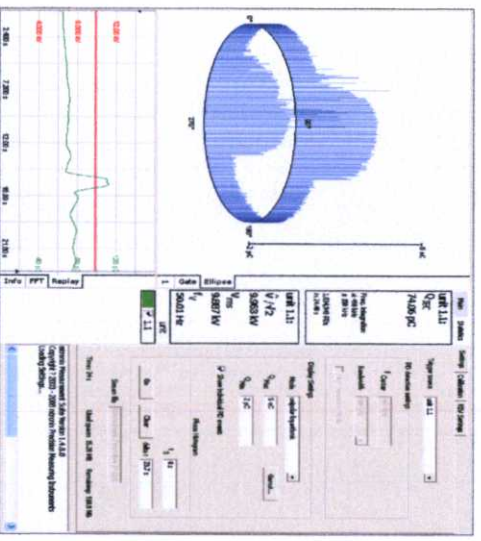
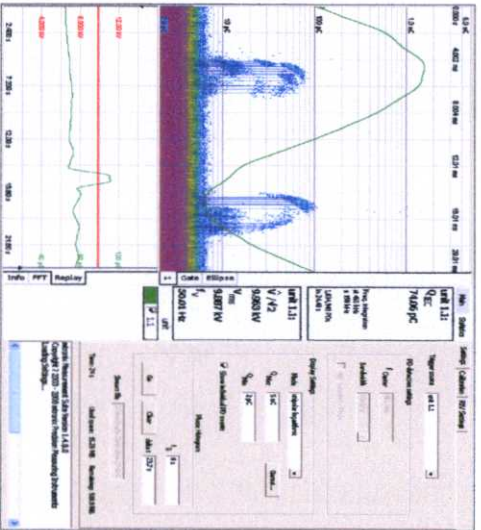
ข) PD ที่เกิดจากการจำลองการเกิดโคโรนาทางด้านแรงสูงที่แรงดันสูงขึ้นที่ 4.675 kV



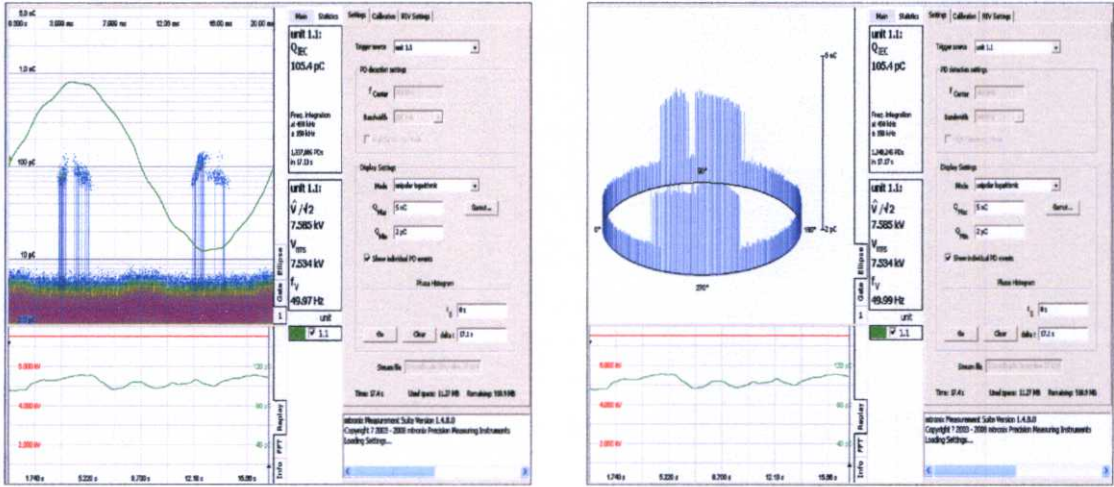
ค) PD ที่เกิดจากการจำลองการเกิดโคโรนาทางต้านแรงต่ำที่แรงดันเริ่มต้นที่ 4.706 kV



ง) PD ที่เกิดจากการจำลองการเกิดโคโรนาทางต้านแรงต่ำที่แรงดันสูงขึ้นที่ 5.281 kV



จ) PD ที่เกิดจากการจำลองการเกิดคัสซาร์ภายในที่แรงดัน 9.887 kV

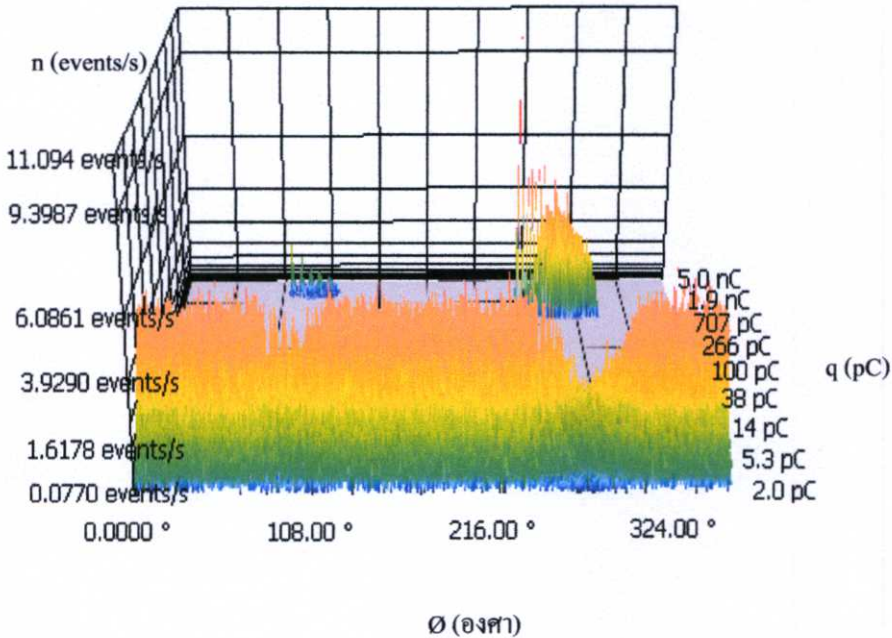


ฉ) PD ที่เกิดจากการจำลองการเกิดคิสซาร์จตามผิวที่แรงดัน 7.534 kV
รูปที่ 4.13 PD ที่เกิดจากอุปกรณ์ทดสอบที่จำลองขึ้นของ PD รูปแบบต่างๆ

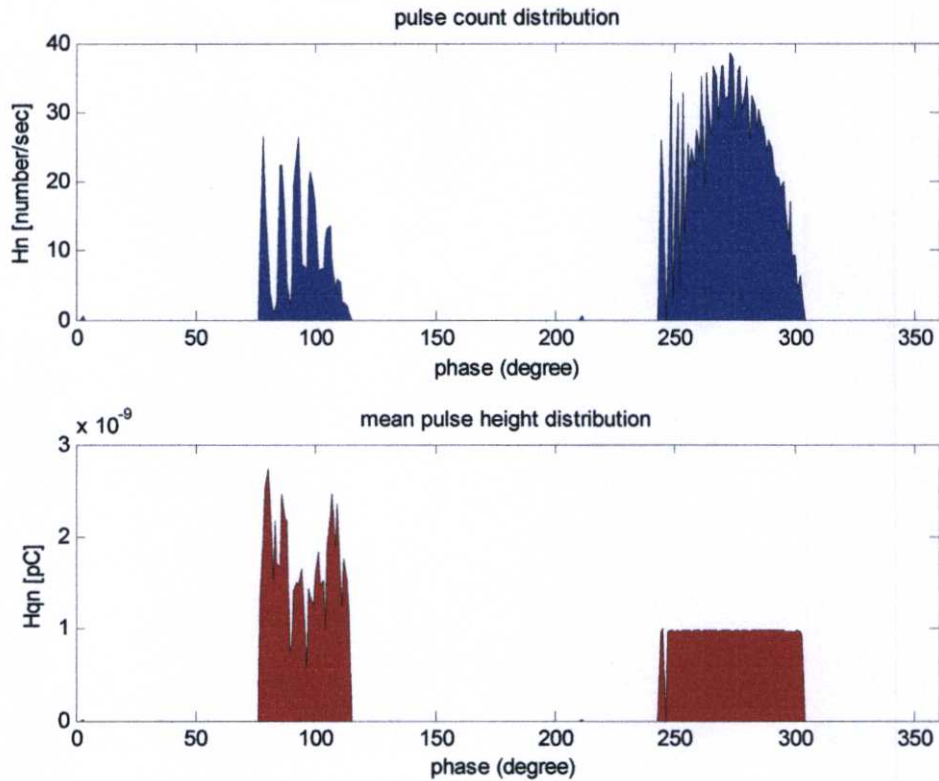
หลังจากทำการทดสอบแบบจำลอง PD ที่สร้างขึ้นทั้งหมดจะทำการเก็บข้อมูลไว้เพื่อนำไปคำนวณค่าทางสถิติ เพื่อทำการจำแนกประเภท PD ต่อไป

4.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

นำข้อมูลที่ได้จากการจำลองรูปแบบ PD มาวิเคราะห์ค่าทางสถิติโดยสร้างโปรแกรมในการคำนวณแสดงในภาคผนวก ข ได้ผล ดังนี้



รูปที่ 4.14 การพล็อตค่าระหว่างค่ามุมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ขึ้น (n),ขนาดของ PD (q) ของโคโรนาคิสซาร์จทางด้านแรงสูง



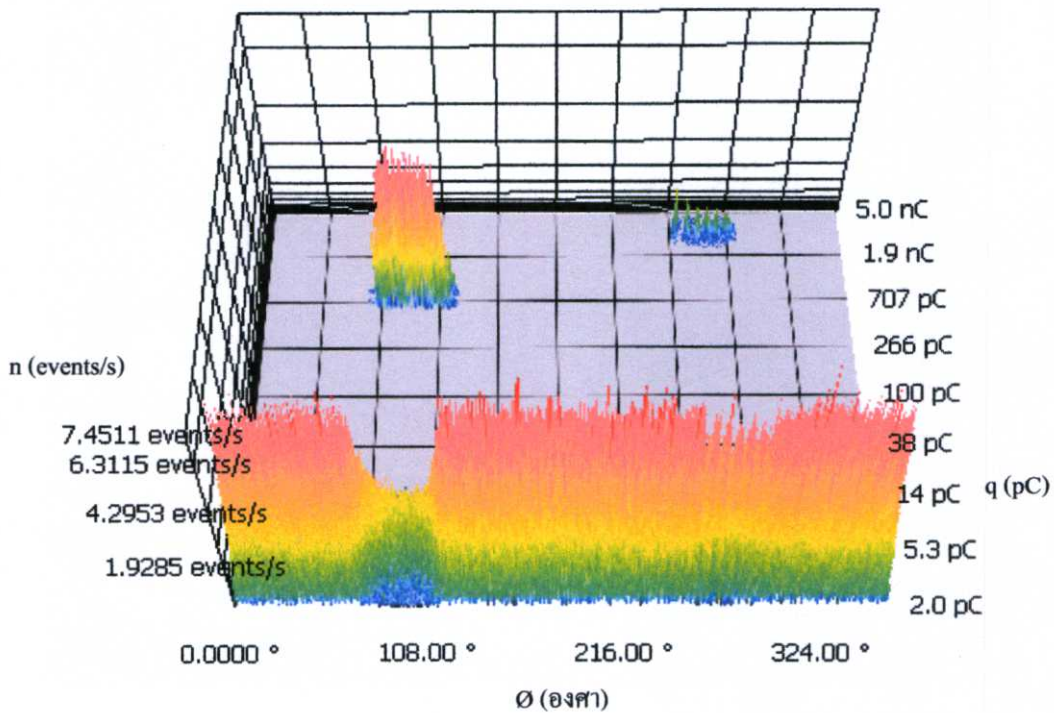
รูปที่ 4.15 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของโคโรนาดีสชาร์จทางดำนแรงสูง

ตารางที่ 4.20 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาดีสชาร์จทางดำนแรงสูง

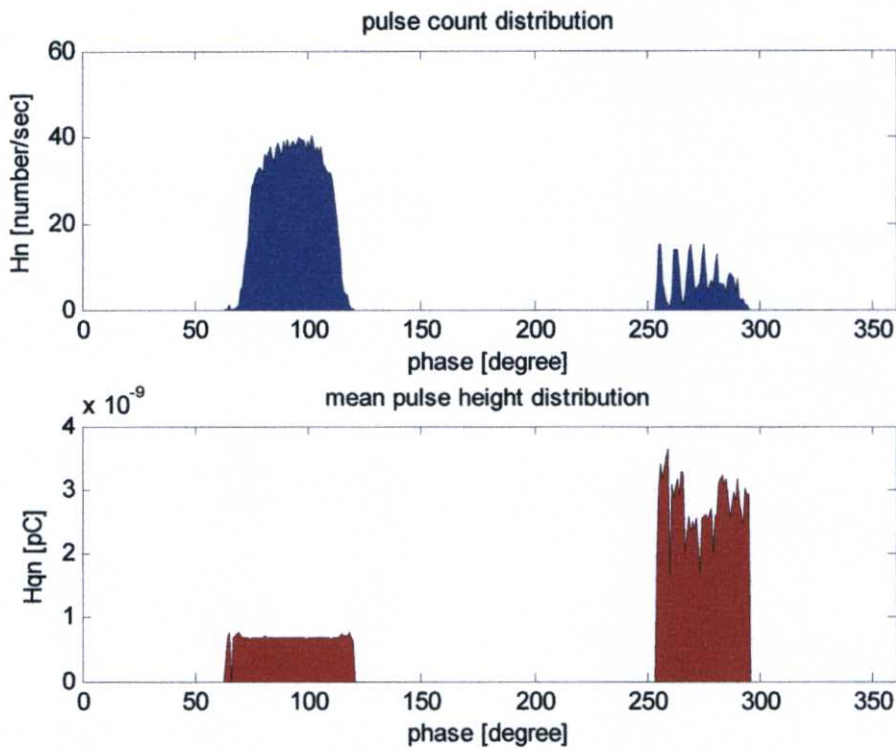
ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_n(\theta)$				$H_{qn}(\theta)$				Q
		sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	
1	Corona at HV.	0.155	-18.024	0.189	752.740	0.089	-0.062	-0.860	-0.694	0.602
2		0.000	1.238	0.068	5.450	-0.074	-0.042	0.270	-0.794	0.622
3		0.024	0.569	0.286	2.168	0.066	-0.050	-0.871	-0.804	0.560
4		0.026	0.984	-0.052	3.396	-0.758	-0.067	4.993	-0.841	0.586
5		0.220	-14.427	0.129	587.689	-0.385	-0.061	2.097	-0.809	0.596
6		-0.238	1.013	-0.125	2.614	-1.009	-0.040	6.697	-0.848	0.544
7		-0.173	-23.664	0.420	876.421	-0.336	-0.119	1.467	-0.497	0.536
8		-0.173	-23.664	0.420	876.421	-0.336	-0.119	1.467	-0.497	0.536
9		-0.107	1.321	0.050	7.908	0.025	-0.022	-0.883	-0.854	0.543
10		-0.155	-31.048	0.202	1404.160	-0.893	-0.062	6.729	-0.776	0.571
11		0.073	-30.894	1.399	1246.252	-0.016	-0.048	-0.918	-0.341	0.552

ตารางที่ 4.20 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_n(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	
1	Corona at HV.	0.155	-18.024	0.189	752.740	0.089	-0.062	-0.860	-0.694	0.602
2		0.000	1.238	0.068	5.450	-0.074	-0.042	0.270	-0.794	0.622
3		0.024	0.569	0.286	2.168	0.066	-0.050	-0.871	-0.804	0.560
4		0.026	0.984	-0.052	3.396	-0.758	-0.067	4.993	-0.841	0.586
5		0.220	-14.427	0.129	587.689	-0.385	-0.061	2.097	-0.809	0.596
6		-0.238	1.013	-0.125	2.614	-1.009	-0.040	6.697	-0.848	0.544
7		-0.173	-23.664	0.420	876.421	-0.336	-0.119	1.467	-0.497	0.536
8		-0.173	-23.664	0.420	876.421	-0.336	-0.119	1.467	-0.497	0.536
9		-0.107	1.321	0.050	7.908	0.025	-0.022	-0.883	-0.854	0.543
10		-0.155	-31.048	0.202	1404.160	-0.893	-0.062	6.729	-0.776	0.571
11		0.073	-30.894	1.399	1246.252	-0.016	-0.048	-0.918	-0.341	0.552



รูปที่ 4.16 การพล็อตค่าระหว่างค่ามุมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ขึ้น (n), ขนาดของ PD (q) ของโคโรนาดีสซาร์จทางด้านแรงต่ำ



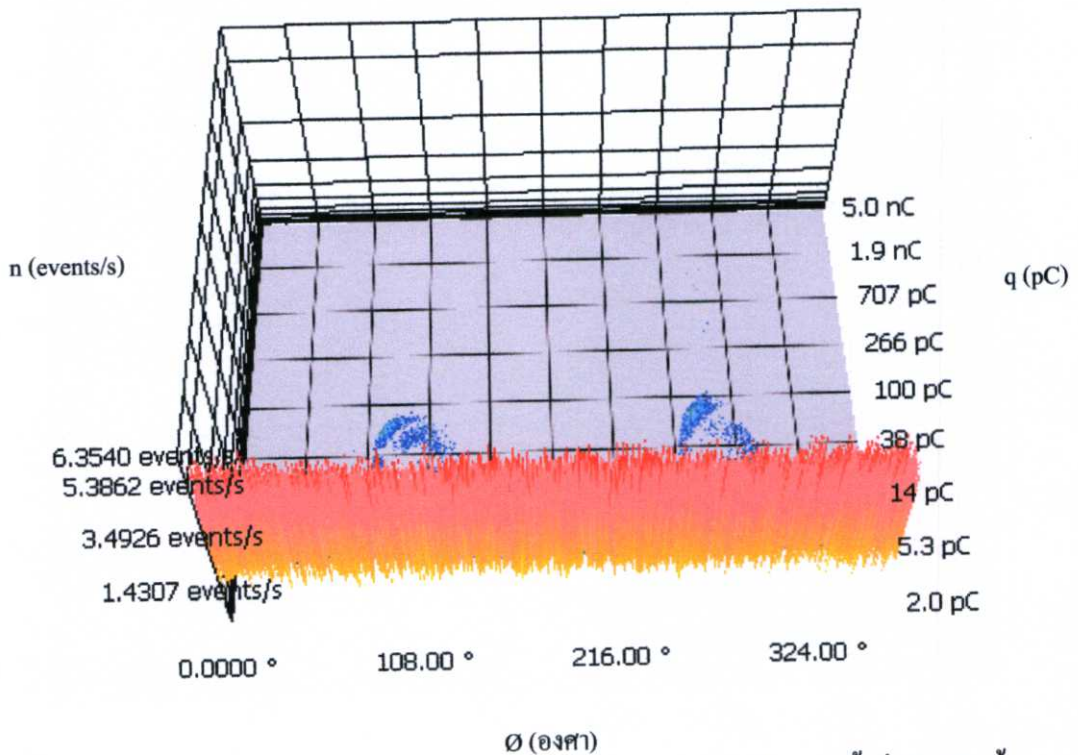
รูปที่ 4.17 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ

ตารางที่ 4.21 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ

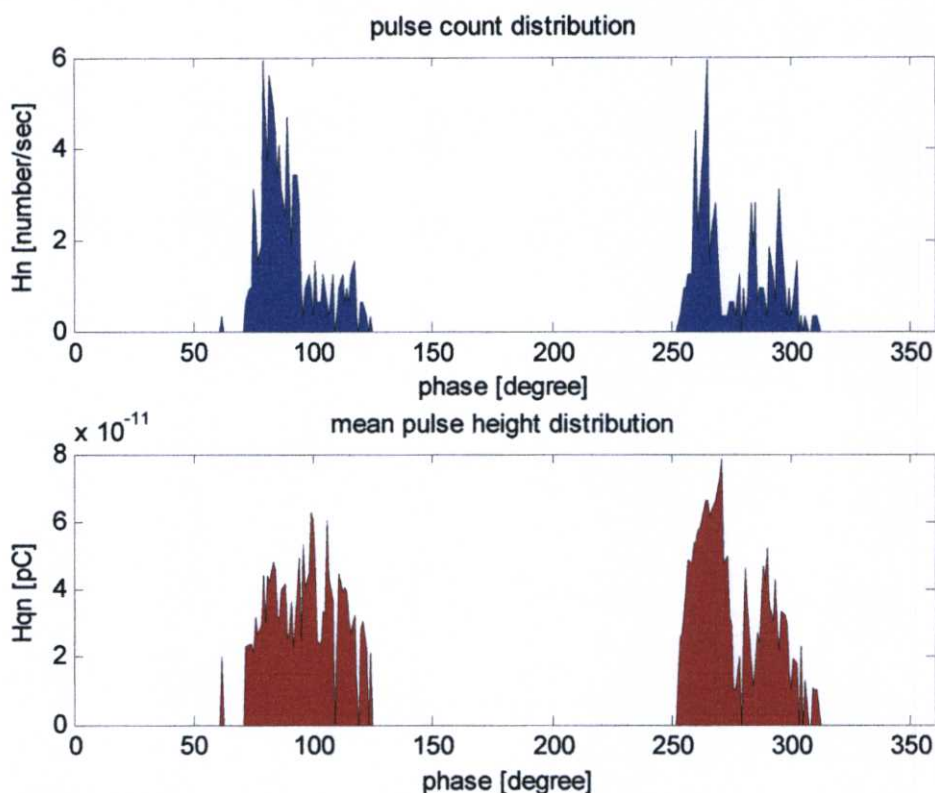
ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	
21	Corona at LV.	1.351	-1.453	6.707	4.720	-0.027	-0.005	-1.023	-1.027	3.997
22		1.974	-1.165	5.228	3.294	-0.138	-0.252	-0.990	-1.033	3.407
23		2.006	-1.686	6.222	6.109	-0.115	-0.192	-0.979	-1.066	3.165
24		-26.818	-1.493	1353.614	7.384	-0.026	0.355	-0.958	0.688	3.347
25		-26.064	-1.196	1039.040	3.389	-0.069	-0.232	-0.699	-1.042	3.227
26		-26.532	-1.295	1344.300	4.233	-0.107	-0.163	-0.971	-1.047	3.269
27		1.831	-1.505	5.073	4.211	-0.112	-0.317	-0.960	-0.251	3.390
28		1.371	-1.405	3.883	7.644	-0.079	-0.084	-0.953	-1.099	3.479
29		-0.339	-1.294	1.137	5.647	-0.101	-0.127	-0.994	-1.046	3.757
30		1.395	-1.547	6.882	6.707	-0.103	-0.148	-0.959	-0.937	3.614

ตารางที่ 4.21 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_n(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	sk^+	sk^-	Ku^+	Ku^-	
31	Corona at LV.	1.467	-1.754	13.190	8.015	-0.111	-0.177	-0.976	-0.998	3.675
32		1.697	-2.368	3.063	11.897	-0.051	0.016	-0.982	-1.185	3.606
33		1.902	-1.087	4.882	8.137	-0.133	-0.153	-0.955	-1.096	3.531
34		1.891	-2.478	3.882	16.120	-0.109	-0.106	-0.997	-1.124	3.584
35		-22.104	-0.631	1083.356	7.186	-0.011	0.035	-0.907	-1.028	3.216
36		1.572	-0.133	6.685	2.823	-0.112	-0.156	-0.985	-1.019	3.364
37		-28.904	-0.829	1366.644	1.365	-0.166	-0.186	-0.705	-0.999	3.094
38		0.877	-0.866	3.356	3.093	-0.112	-0.353	-0.978	-0.168	3.051
39		-34.101	-0.720	1909.996	3.476	0.017	0.315	-0.691	0.906	3.028
40		-29.605	-1.111	1399.828	3.410	-0.154	-0.488	-0.721	1.963	3.145



รูปที่ 4.18 การพล็อตค่าระหว่างค่ามุมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ชั่ว (n), ขนาดของ PD (q) ของคิซาร์ภายใน



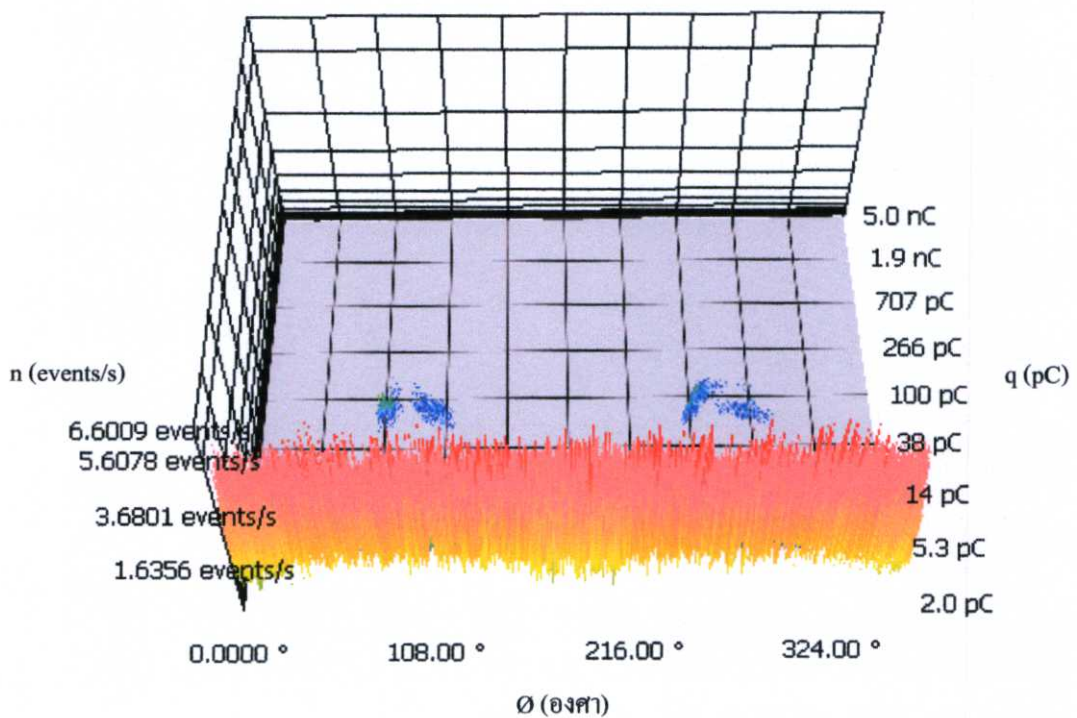
รูปที่ 4.19 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของดิสชาร์จภายใน

ตารางที่ 4.22 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดดิสชาร์จภายใน

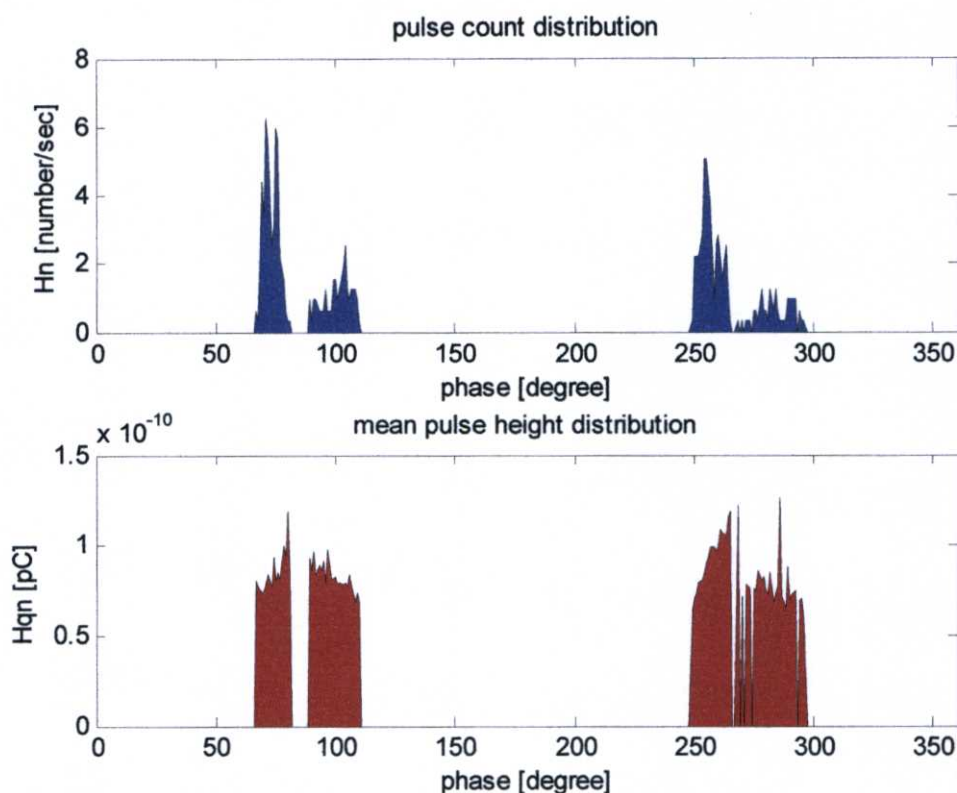
ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
41	Internal Discharge	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132
42		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171
43		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015
44		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015
45		1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038
46		1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063
47		1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036
48		1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059
49		1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037
50		1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.56	-2.33	1.149

ตารางที่ 4.22 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_m(\theta)$				$H_u(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
51	Internal Discharge	1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191
52		1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25
53		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
54		1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057
55		1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073
56		1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107
57		1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136
58		1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125
59		1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304
60		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172



รูปที่ 4.20 การพล็อตค่าระหว่างค่ามุมเฟสของแรงดันทดสอบ(θ), ค่าจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n),ขนาดของ PD (q) ของคีสซาร์จตามผิว



รูปที่ 4.21 การพล็อตค่าระหว่างค่าการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD จำตามมุมเฟสแรงดัน ($H_n(\theta)$), และค่าการกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสแรงดัน ($H_{qn}(\theta)$) ของคัสซาร์จตามผิว

ตารางที่ 4.23 การเก็บข้อมูลผลการจำลองรูปแบบการเกิดคัสซาร์จตามผิว

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
61	Surface in air	1.640	0.626	5.682	-0.167	0.707	1.067	-1.176	-0.267	1.078
62		2.301	0.086	9.189	-0.770	0.643	1.422	-1.331	1.396	1.208
63		2.173	-0.012	13.726	-0.008	0.927	1.397	-0.900	2.162	1.207
64		3.576	-0.036	19.834	-0.393	0.759	1.498	-1.130	1.882	1.242
65		1.448	1.338	11.716	4.393	0.802	0.755	-1.045	0.299	1.325
66		0.689	0.872	-0.001	0.901	0.223	0.810	-0.342	-0.307	0.915
67		0.412	0.376	4.191	0.103	0.953	0.612	-0.534	-0.561	1.163
68		0.320	0.295	2.634	-0.460	0.697	1.213	-0.979	1.272	1.308
69		-0.276	0.756	2.000	0.742	0.929	0.954	-0.662	0.828	1.237
70		-0.027	0.185	0.350	-0.330	0.938	0.601	-0.486	0.025	1.260

ตารางที่ 4.23 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_n(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
71	Surface in air	-0.327	0.436	0.965	0.195	1.041	1.016	-0.400	1.063	1.262
72		0.619	0.667	1.457	1.259	0.920	0.707	-0.514	0.030	1.396
73		-0.060	-0.380	1.022	1.122	0.977	1.092	-0.570	2.785	1.241
74		-0.148	-0.092	0.766	0.344	0.983	0.539	-0.531	0.198	1.188
75		0.189	0.287	0.183	1.060	1.378	0.527	0.778	-0.232	1.151
76		-0.848	-0.448	3.846	1.001	1.494	0.785	1.203	0.181	1.041
77		-1.238	-0.410	4.052	0.075	1.533	0.386	1.763	-0.247	1.009
78		-0.163	0.993	2.221	1.365	1.100	0.361	0.389	-0.588	1.126
79		-0.810	0.957	1.079	4.013	1.135	0.540	0.393	-0.005	1.000
80		1.521	1.190	8.514	3.015	0.954	0.806	0.051	0.753	0.977

หลังจากวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติแล้ว นำข้อมูลที่ได้มาเข้าสู่โมเดลที่สร้างไว้เพื่อจำแนกประเภท PD โดยใช้วิธีการทั้ง 4 วิธีการคือ

- 1.) โมเดลความถดถอย (Regression Model; R)
- 2.) โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR)
- 3.) การจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis)
- 4.) วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis)

4.4 ผลการทดลอง

4.4.1 ผลการออกแบบจำลองโมเดลความถดถอย

ฟังก์ชันของโมเดลความถดถอยที่ใช้ทำนาย $= f(Ku^+$ of $H_{qn}(\emptyset)$, Sk^+ of $H_n(\emptyset)$, Sk^- of $H_n(\emptyset)$, Ku^- of $H_n(\emptyset)$, Q) เป็นฟังก์ชันความถดถอยเชิงเส้นที่พิจารณาหลายตัวแปร โดยที่

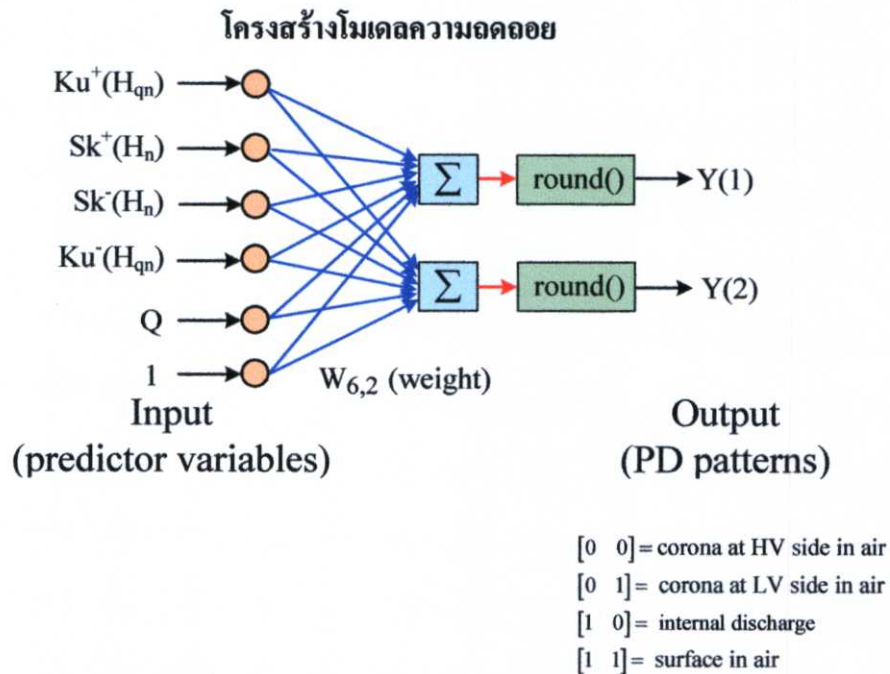
$$Y = \text{round} \left([X \quad 1] \times \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix} + \varepsilon \right)$$

เมื่อ Y คือเมตริกซ์ของตัวแปรเป้าหมายในการจำแนกรูปแบบของ PD, X คือ เมตริกซ์ของตัวแปรที่ใช้ทำนาย, W คือ เมตริกซ์น้ำหนัก, ε คือค่าความผิดพลาดและ b คือค่า bias จะได้ดังสมการที่ 4.12

$$[Y1 \ Y2] = \text{round} \left([Ku^+(H_{qn}) \ Sk^+(H_n) \ Sk^-(H_n) \ Ku^-(H_n) \ Q \ 1] \times \begin{bmatrix} -0.021 & -0.022 \\ -0.397 & 0.085 \\ 0.139 & 0.240 \\ -0.072 & 0.111 \\ -0.039 & 0.395 \\ 0.491 & 0.512 \end{bmatrix} + 0 \right) \quad (4.12)$$

Note: round เป็นฟังก์ชันในโปรแกรม matlab ที่ใช้ในการปัดเศษเป็นจำนวนเต็ม

ผลการออกแบบจำลอง โมเดลจะได้โครงสร้าง โมเดลในการจำแนกรูปแบบการเกิดคิซาร์จ บางส่วนของ โมเดลความถดถอย แสดงดังรูปที่ 4.22



รูปที่ 4.22 โครงสร้างโมเดลความถดถอย

4.4.2 ผลการออกแบบจำลองโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

ฟังก์ชันของ โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยที่ใช้ทำนาย $= f(t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6)$ เป็นฟังก์ชันที่จากการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก โดยที่

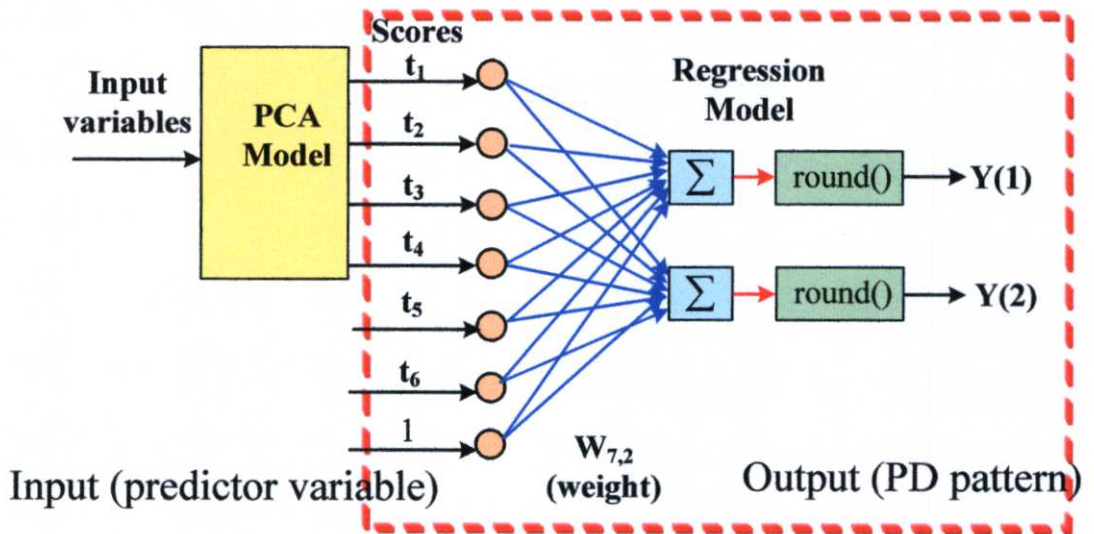
$$Y = \text{round} \left([X \ 1] \times \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix} + \varepsilon \right)$$

เมื่อ Y คือเมตริกซ์ของตัวแปรเป้าหมายในการจำแนกรูปแบบของ PD, X คือ เมตริกซ์ของตัวแปรที่ใช้ทำนายในที่นี้จะอยู่ในรูปค่า scores ของตัวประกอบหลัก, W คือ เมตริกซ์น้ำหนัก, ε คือค่าความผิดพลาด และ b คือค่า bias จะได้ดังสมการที่ 4.13

$$[Y_1 \ Y_2] = \text{round} \left([t_1 \ t_2 \ t_3 \ t_4 \ t_5 \ t_6 \ 1] \times \begin{bmatrix} 0.123 & 0.126 \\ 0.193 & -0.141 \\ -0.125 & -0.198 \\ 0.234 & -0.218 \\ -0.053 & -0.089 \\ 0.171 & 0.329 \\ 0.489 & 0.508 \end{bmatrix} + 0 \right) \quad (4.13)$$

Note: round เป็นฟังก์ชันใน โปรแกรม matlab ที่ใช้ในการปัดเศษเป็นจำนวนเต็ม
ผลการออกแบบจำลอง โมเดลจะได้โครงสร้าง โมเดลในการจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จ
บางส่วนของโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย แสดงดังรูปที่ 4.23

โครงสร้างโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย



- [0 0] = corona at HV side in air
- [0 1] = corona at LV side in air
- [1 0] = internal discharge
- [1 1] = surface in air

รูปที่ 4.23 โครงสร้างโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

จากตัวแปรที่เลือกนำไปทดสอบกับ โปรแกรมทดสอบของทั้ง 2 โมเดล จะได้ผลดังตารางที่ 4.24

ตารางที่ 4.24 ผลการทดสอบการทำนายจำแนก PD แต่ละชนิดของ โมเดลความถดถอยและ โมเดล
ตัวประกอบหลักและความถดถอย

ลำดับที่	รูปแบบของ PD	ค่าเป้าหมาย (Target values)		ค่าที่ทำนายได้ (Predict values)		%ความถูกต้อง (%accuracy)
1	Corona at	0	0	0	0	100
2	High Voltage	0	0	0	0	
3	side in air	0	0	0	0	
4		0	0	0	0	
5		0	0	0	0	
6		0	0	0	0	
7		0	0	0	0	
8		0	0	0	0	
9	Corona at low	0	1	0	1	100
10	Voltage side	0	1	0	1	
11	in air	0	1	0	1	
12		0	1	0	1	
13		0	1	0	1	
14		0	1	0	1	
15		0	1	0	1	
16		0	1	0	1	
17	Internal	1	0	1	0	100
18	Discharge	1	0	1	0	
19		1	0	1	0	
20		1	0	1	0	
21		1	0	1	0	
22		1	0	1	0	
23		1	0	1	0	
24		1	0	1	0	
25	Surface in air	1	1	1	1	100
26		1	1	1	1	
27		1	1	1	1	
28		1	1	1	1	
29		1	1	1	1	
30		1	1	1	1	
31		1	1	1	1	
32		1	1	1	1	

4.4.3 การจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท

(Discriminant Analysis)

ในการจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) สามารถทำได้โดยโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS แสดงรายละเอียดในภาคผนวก ก ได้ผลดังนี้

1. แสดงค่ากลางของแต่ละกลุ่มตัวแปร Cononical (Function) ซึ่งใช้ในการพล็อตกราฟ แสดงค่ากลางในแต่ละกลุ่ม ดังตารางที่ 4.25

ตารางที่ 4.25 ค่ากลางของแต่ละกลุ่มตัวแปร Cononical (Function)

Function at Group Centroids			
target	Function		
	1	2	3
1	-8.151	.825	-3.628
2	15.499	-.078	-.889
3	-3.000	3.474	2.858
4	-4.348	-4.221	1.659

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

2. ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่มจากตารางที่ 4.12 ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 1 คือ } & -41.528 + 10.027Sk^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 17.160Ku^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) \\ & - 9.137Sk^+ \text{ ของ } H_n(\phi) + 1.795Sk^- \text{ ของ } H_n(\phi) + 1.784Ku^- \text{ ของ } H_n(\phi) - 74.014Q \end{aligned} \quad (4.14)$$

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 2 คือ } & -121.888 + 11.698Sk^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 25.244Ku^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) \\ & - 3.262Sk^+ \text{ ของ } H_n(\phi) - 9.383Sk^- \text{ ของ } H_n(\phi) - 1.207Ku^- \text{ ของ } H_n(\phi) + 134.143Q \end{aligned} \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 3 คือ } & -16.003 + 17.832Sk^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 16.484Ku^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 6.929 \\ & Sk^+ \text{ ของ } H_n(\phi) - 5.073Sk^- \text{ ของ } H_n(\phi) - 3.662Ku^- \text{ ของ } H_n(\phi) - 26.887Q \end{aligned} \quad (4.16)$$

$$\begin{aligned} \text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 4 คือ } & -21.124 - 19.503Sk^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) - 24.568Ku^+ \text{ ของ } H_{qn}(\phi) + 5.470 \\ & Sk^+ \text{ ของ } H_n(\phi) + 12.661Sk^- \text{ ของ } H_n(\phi) + 3.085Ku^- \text{ ของ } H_n(\phi) - 33.241Q \end{aligned} \quad (4.17)$$

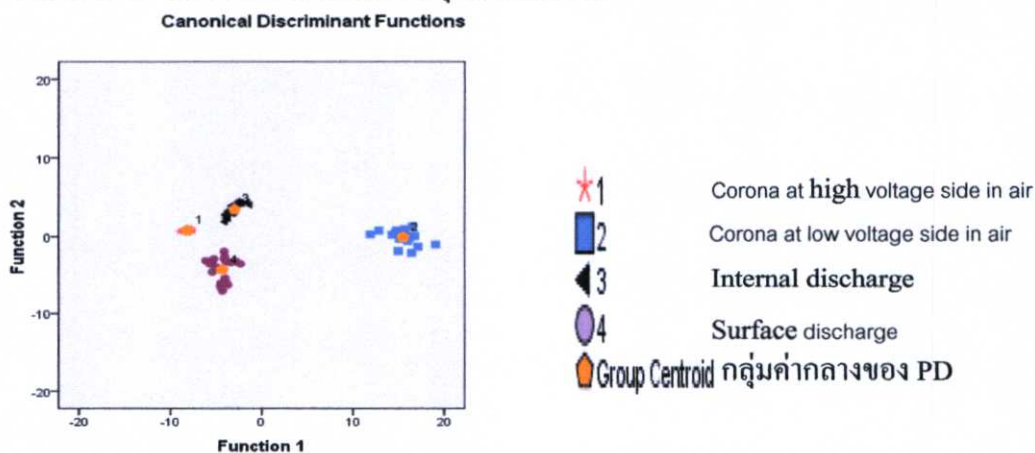
การพยากรณ์ว่าแต่ละค่าของ PD ควรอยู่กลุ่ม PD แบบใด SPSS จะแทนค่าตัวแปรอิสระทั้ง 6 ตัวลงในสมการที่ (4.14), (4.15), (4.16) และ (4.17) ถ้าสมการใดมีค่ามากที่สุด ก็จัดกลุ่มค่าของ PD ให้อยู่ในกลุ่มของ PD ชนิดนั้นสมการนั้น ดังตารางที่ 4.26

ตารางที่ 4.26 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม (Classification Function Coefficients)

Classification Function Coefficients				
ตัวแปรอิสระที่อยู่ ในรูป Standardized	target			
	Corona at HV. (1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)
Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$	-10.027	11.698	17.832	-19.503
Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$	-17.160	25.244	16.484	-24.568
Sk^+ ของ $H_n(\phi)$	-9.137	-3.262	6.929	5.470
Sk^- ของ $H_n(\phi)$	1.795	-9.383	-5.073	12.661
Ku^- ของ $H_n(\phi)$	1.784	-1.207	-3.662	3.085
Q	-74.014	134.143	-26.887	-33.241
(Constant)	-41.528	-121.888	-16.003	-21.124

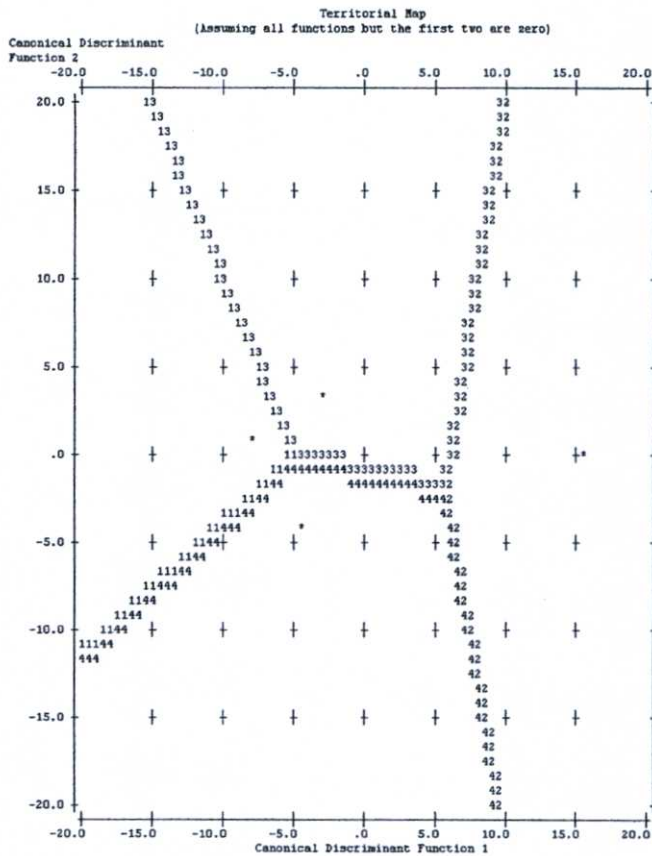
Fisher's linear discriminant functions

3. แสดงค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1,2 และ 3 จากตารางที่ 4.24 ถ้าค่ากลางห่างกันมากแสดงว่าแต่ละกลุ่มห่างกันมาก



รูปที่ 4.24 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3

4. Territorial Map เป็นกราฟแสดง Cononical แยกเป็น 4 กลุ่ม เช่น ทุกค่าของ PD ที่อยู่ทางขวาของหมายเลข 2 แสดงว่าค่าของ PD นั้นถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มที่ 2 แสดงดังรูปที่ 4.25



Symbols used in territorial map

Symbol	Group	Label
1	1	
2	2	
3	3	
4	4	
*		Indicates a group centroid

รูปที่ 4.25 Territorial Map

5. แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรอิสระ 6 ตัว ในการพยากรณ์กลุ่มของค่า PD จะพบว่าโดยวิธี Original หมายถึงข้อมูล 80 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่มจะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 100% (จาก footnote b) และถ้าใช้วิธี Cross-validated หมายถึงใช้ข้อมูล 79 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่มจะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 100% เช่นกัน (จาก footnote c)

- Original จะพบว่ากลุ่มที่ 1, 2, 3, 4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100%

- Cross-Validated จะพบว่ากลุ่มที่ 1, 2, 3, 4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100%

ดังตารางที่ 4.27

ตารางที่ 4.27 ผลการจำแนกกลุ่ม

Classification Results ^{bc}							
		PD Target	Predicted Group Membership				Total
			Corona at HV. (1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)	
Original	Count	1	20	0	0	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	0	20	0	20
		4	0	0	0	20	20
	%	1	100.0	.0	.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	.0	100.0	.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0
Cross-validated ^a	Count	1	20	0	0	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	0	20	0	20
		4	0	0	0	20	20
	%	1	100.0	.0	.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	.0	100.0	.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

b. 100.0% of original grouped cases correctly classified.

c. 100.0% of cross-validated grouped cases correctly classified.

4.4.4 การจำแนกรูปแบบ PD โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท

(Principal Component and Discriminant Analysis)

1. หา Standardized เพื่อจะได้ตัวแปรใหม่ที่อยู่ในรูป Standardized คือมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าความแปรปรวน = 1

2. - Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ใช้วัดความเหมาะสมของข้อมูล ในการใช้เทคนิค Factor Analysis ในที่นี้ได้ค่าเป็น 0.556 ซึ่งมากกว่า 0.5 และเข้าสู่ 1 จึงพอสรุปได้ว่า ข้อมูลที่มีอยู่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

- ใช้ Bartlett's Test of Sphericity ทดสอบสมมติฐาน โดยกำหนดให้

H_0 : ตัวแปรต่างๆ ไม่มีความสัมพันธ์กัน

H_1 : ตัวแปรต่างๆ มีความสัมพันธ์กัน

สถิติทดสอบ จะมีการแจกแจงโดยประมาณแบบ Chi-Square = 1320.974 ได้ค่า Significance = 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธ H_0 นั่นคือตัวแปรต่างๆ ยังมีความสัมพันธ์กันอยู่จึงต้องใช้ Factor Analysis วิเคราะห์ต่อไป ดังตารางที่ 4.28

ตารางที่ 4.28 ค่าการทดสอบ Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) และ Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.556
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	813.202
	df	36
	Sig.	.000

3. แสดงค่าสถิติสำหรับแต่ละ Factor ทั้งก่อนและหลังการสกัดปัจจัย โดยวิธี Principal Component ในการสกัดปัจจัยซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- ในส่วน Extraction Sums of Squared Loading โดยวิธี Principal Component ค่า Initial Eigenvalue และค่า Extraction Sum of Squared Loading จะเท่ากัน และแสดงเฉพาะ Factor ที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1

- ในส่วน Rotation Sums of Squared Loadings จะให้ค่า Eigenvalue, %Variance และ Cumulative % ของ Factor ต่างๆ เมื่อทำการหมุนแกนปัจจัยไปในลักษณะที่ปัจจัยต่างๆ ยังคงตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ในที่นี้เลือกวิธี Varimax เป็นวิธีหมุนแกนปัจจัย

- จะพบว่าค่า Eigenvalue, % of Variance ของ Factor ที่ 1 เมื่อหมุนแกนน้อยกว่าเมื่อยังไม่ได้หมุนแกน ในขณะที่ Factor ที่ 2 และ Factor ที่ 3 มีค่ามากขึ้นแต่ Cumulative ของ Factor ที่ 1 มีค่าน้อยลงส่วน Cumulative ของ Factor ที่ 2 และ Factor ที่ 3 ยังคงเท่าเดิม ดังตารางที่ 4.29

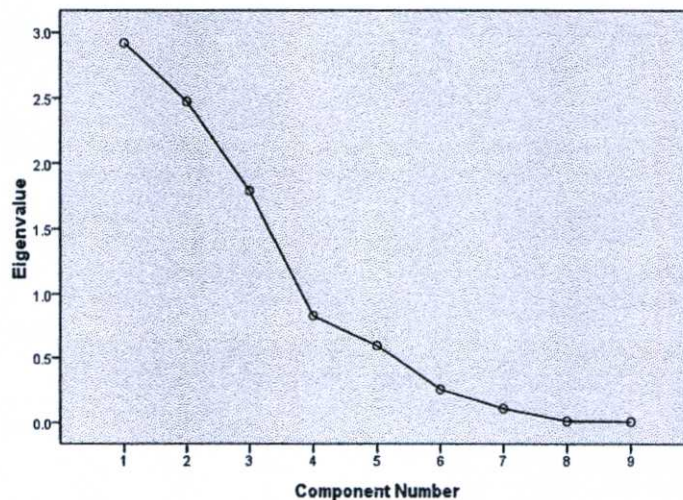
ตารางที่ 4.29 ค่า Total Variance Explained

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.917	32.415	32.415	2.917	32.415	32.415	2.848	31.641	31.641
2	2.473	27.482	59.897	2.473	27.482	59.897	2.490	27.664	59.304
3	1.788	19.863	79.761	1.788	19.863	79.761	1.841	20.456	79.761
4	.832	9.242	89.003						
5	.602	6.686	95.689						
6	.257	2.856	98.544						
7	.110	1.219	99.763						
8	.013	.139	99.903						
9	.009	.097	100.000						

Extraction Method: Principl Component Analysis

4. Scree Plot เป็นกราฟที่พล็อตค่า Eigenvalue ของแต่ละ Factor โดยเรียงจากมากไปน้อยใช้ในการพิจารณาว่าควรมีกี่ Factor โดยพิจารณาจากค่า Eigenvalue ที่ลดลงอย่างรวดเร็ว ในที่นี้อาจพิจารณาว่ามี 3 Factors เนื่องจากค่า Eigenvalue ของ Factor ที่ 3 ลดลงจาก Factor ที่ 2 ไม่มาก และ Factor ที่ 3 ยังคงมีค่า Eigenvalue มากกว่า 1 ดังรูปที่ 4.26

Scree Plot



รูปที่ 4.26 Scree Plot

5. เป็นค่าสัมประสิทธิ์หรือที่เรียกว่า Factor loading เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor ทั้ง 2 Factor โดยที่ยังไม่มีการหมุนแกนปัจจัย ในที่นี่ใช้เทคนิค Principal Component Analysis ซึ่งทำให้ Factor ตั้งฉากกันหรือเป็นอิสระกันซึ่งทำให้ค่า Factor Loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor ในการพิจารณาว่าตัวแปรใดควรอยู่ใน Factor ใดนั้นจะพิจารณาจากค่า Factor loading ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรใน Factor ใดมีค่ามาก (เข้าสู่ +1 หรือ -1) และของ Factor อื่นๆ มีค่า Factor loading ต่ำ (เข้าสู่ศูนย์) จะจัดตัวแปรให้อยู่ใน Factor ที่มีค่า Factor loading สูง เช่น

- ตัวแปร Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$ มีค่า Factor loading เมื่ออยู่ใน Factor ที่ 2 = -0.875 ในขณะที่ค่า Factor loading เมื่ออยู่ใน Factor ที่ 1 และ Factor ที่ 3 มีค่าเป็น -0.278 และ 0.153 ตามลำดับ จึงควรจัดตัวแปร Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$ อยู่ใน Factor ที่ 2 ดังตารางที่ 4.30

ตารางที่ 4.30 Component Matrix

Component Matrix ^a			
ตัวแปรอิสระที่อยู่ ในรูป Standardized	Component		
	1	2	3
Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$	-.278	-.874	.153
Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$.900	-.209	.141
Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$.325	.871	-.148
Ku^- ของ $H_{qn}(\phi)$	-.920	.148	-.142
Sk^+ ของ $H_n(\phi)$.481	-.597	.185
Sk^- ของ $H_n(\phi)$	-.019	.131	.963
Ku^+ ของ $H_n(\phi)$	-.765	.161	.065
Ku^- ของ $H_n(\phi)$	-.101	.471	.834
Q	.502	.515	-.205

Extraction Method: Principal Component Analysis

a. 3 component Analysis

6. สำหรับตัวแปรที่มีค่า Factor loading ใน Factor ต่างๆ ไม่แตกต่างกันชัดเจนทำให้ไม่สามารถจัดตัวแปรได้จึงควรทำการหมุนแกนปัจจัย โดยที่นี้เลือกหมุนแบบยังคงให้ Factor ทั้ง 3 ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ได้ผลลัพธ์ในตารางที่ 4.31

ตารางที่ 4.31 การหมุนแกนปัจจัย (Rotated Component Matrix)

Rotated Component Matrix ^a			
ตัวแปรอิสระที่อยู่ ในรูปแบบ Standardized	Component		
	1	2	3
Sk ⁺ ของ H _{qn} (φ)	.047	-.926	-.076
Sk ⁻ ของ H _{qn} (φ)	.929	.094	.033
Ku ⁺ ของ H _{qn} (φ)	-.001	.938	.078
Ku ⁻ ของ H _{qn} (φ)	-.928	-.156	-.050
Sk ⁺ ของ H _n (φ)	.670	-.415	-.008
Sk ⁻ ของ H _n (φ)	.075	-.117	.962
Ku ⁺ ของ H _n (φ)	-.758	-.139	.145
Ku ⁻ ของ H _n (φ)	-.131	.193	.934
Q	.272	.692	-.083

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

A Rotation converged in 4 iterations.

จะได้ - Factor ที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร 4 ตัว คือ Sk⁻ ของ H_{qn} (φ), Ku⁻ ของ H_{qn} (φ), Ku⁻ ของ H_n (φ), Sk⁺ ของ H_n (φ), Ku⁺ ของ H_n (φ)

- Factor ที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปร 3 ตัว คือ Sk⁺ ของ H_{qn} (φ), Ku⁺ ของ H_{qn} (φ), Q

- Factor ที่ 3 ประกอบด้วยตัวแปร 2 ตัว คือ Sk⁻ ของ H_n (φ), Ku⁻ ของ H_n (φ)

และจากผลลัพธ์ เปอร์เซ็นต์ของความแปรปรวน (% of variance) ที่ผ่านการ Rotation แล้ว จากตารางที่ 4.15 ได้ว่า Factor ทั้ง 3 อธิบายความแปรปรวนได้ 79.761% โดยที่ Factor ที่ 1 อธิบายได้ 31.641% , Factor ที่ 2 ได้ 27.664% และ Factor ที่ 3 ได้ 20.456%

7. นำค่าตัวแปรใหม่ที่ได้คือ Factor Score ที่ 1 (t_1) , Factor Score ที่ 2 (t_2) และ Factor Score ที่ 3 (t_3) ซึ่งคำนวณจาก SPSS ไปเป็นตัวแปรอินพุตในการจำแนกกลุ่มโดยใช้วิธี Discriminant Analysis จะได้ผลลัพธ์ ดังนี้

-ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่มจากตารางที่ 4.18 ดังนี้

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 1 คือ } -3.913-3.540 t_1-1.052 t_2+0.307 t_3 \quad (4.18)$$

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 2 คือ } -4.413+0.684 t_1+ 3.978t_2-3.319t_3 \quad (4.19)$$

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 3 คือ}-5.723+1.938t_1+0 .468t_2-6.699t_3 \quad (4.20)$$

$$\text{ฟังก์ชันในการแบ่งกลุ่มที่ 4 คือ}-9.201+-3.376t_1+9.681t_2-9.201t_3 \quad (4.21)$$

เมื่อ t_1 คือค่า Factor Score ของตัวประกอบหลักที่ 1 (PC1)

t_2 คือค่า Factor Score ของตัวประกอบหลักที่ 2 (PC2)

t_3 คือค่า Factor Score ของตัวประกอบหลักที่ 3 (PC3)

การพยากรณ์ว่าแต่ละค่าของ PD ควรอยู่กลุ่ม PD แบบใด SPSS จะแทนค่าตัวแปรอิสระทั้ง 2 ตัวลงในสมการที่ (4.18), (4.19), (4.20) และ (4.21) ถ้าสมการใดมีค่ามากที่สุด ก็จัดกลุ่มค่าของ PD ให้อยู่ในกลุ่มของ PD ชนิดนั้นสมการนั้น ดังตารางที่ 4.32

ตารางที่ 4.32 ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในสมการจำแนกกลุ่ม (Classification Function Coefficients)

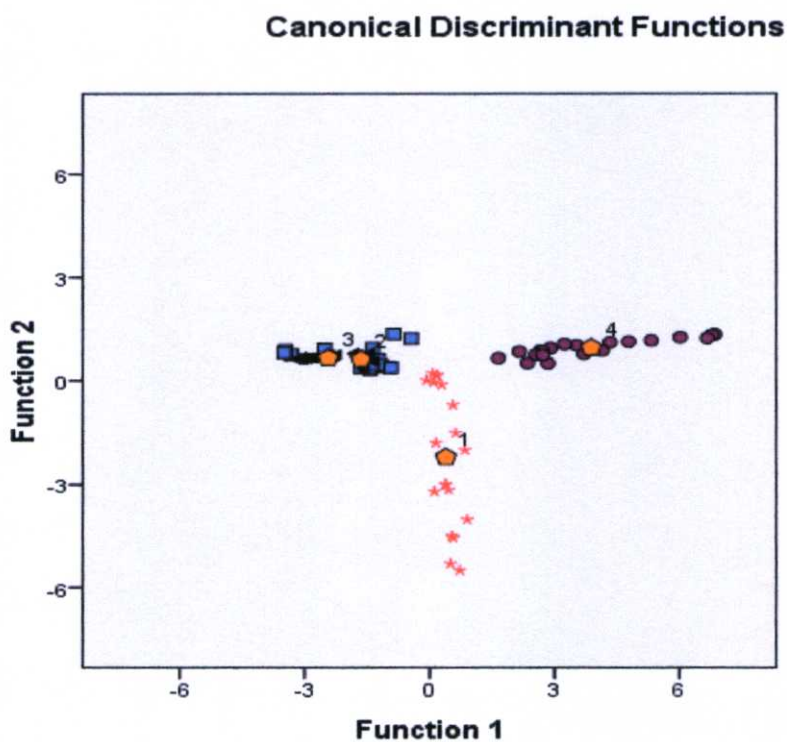
Classification Function Coefficients				
ตัวแปรอิสระที่อยู่ในรูป Standardized	Target			
	Corona at HV. (1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)
factor score 1 (t_1)	-3.540	.684	1.938	.926
factor score 2 (t_2)	-1.052	3.978	.468	-3.376
factor score 3 (t_3)	.307	-3.319	-6.699	9.681
(Constant)	-3.913	-4.413	-5.723	-9.201

Fisher's linear discriminant functions

- แสดงค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่มโดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3 ดังรูปที่ 4.27 โดยมีค่ารูปแบบ PD ค่าเป้าหมาย ดังนี้

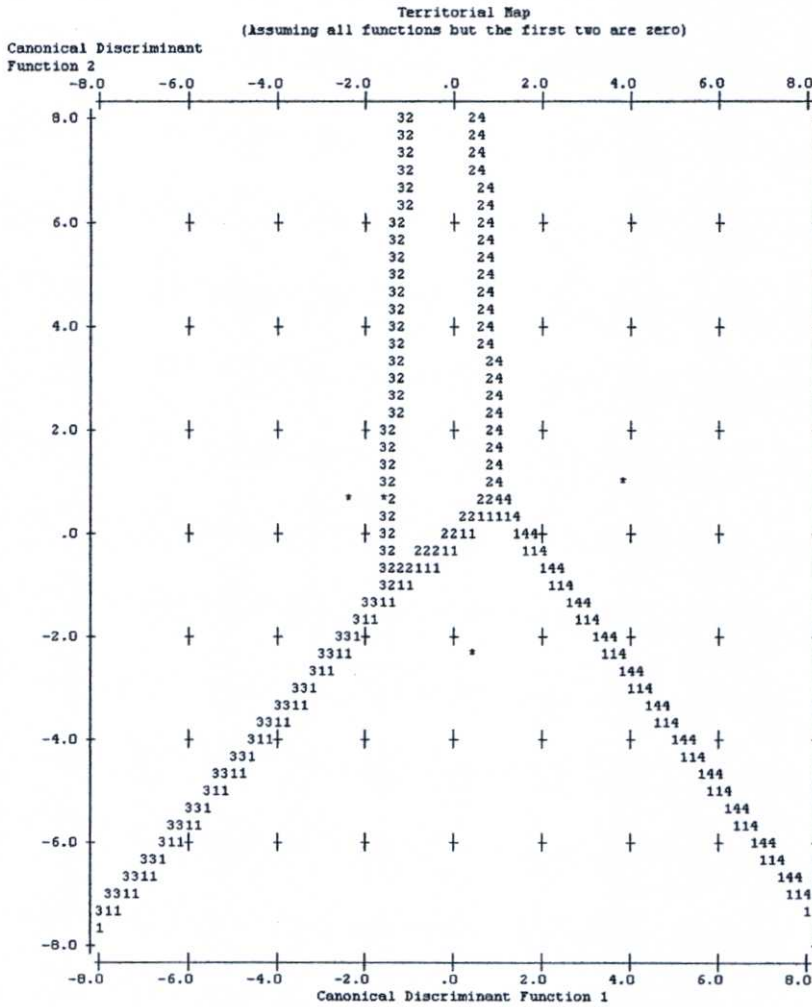
เมื่อ

- | | |
|------------------|------------------------------------|
| ★ 1 | Corona at high voltage side in air |
| ■ 2 | Corona at low voltage side in air |
| ◀ 3 | Internal discharge |
| ● 4 | Surface discharge |
| ◻ Group Centroid | กลุ่มค่ากลางของ PD แต่ละประเภท |



รูปที่ 4.27 ค่ากลาง (Centroid) ของแต่ละกลุ่ม โดยใช้ค่าของ Function 1, 2 และ 3

8 Territorial Map เป็นกราฟแสดง Cononical แยกเป็น 4 กลุ่ม เช่น ทุกค่าของ PD ที่อยู่ทางขวาของหมายเลข 4 แสดงว่าค่าของ PD นั้นถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มที่ 4 ดังรูปที่ 4.28



Symbols used in territorial map

Symbol Group Label

Symbol	Group	Label
1	1	
2	2	
3	3	
4	4	
*		Indicates a group centroid

รูปที่ 4.28 Territorial Map

9 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรอิสระ 3 ตัว ในการพยากรณ์กลุ่มของค่า PD จะพบว่าโดยวิธี Original หมายถึงใช้ข้อมูล 80 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่ม จะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 100% (จาก footnote b ตารางที่ 4.32) และถ้าใช้วิธี Cross-validated หมายถึงใช้ข้อมูล 79 ข้อมูล ในการสร้างสมการจำแนกกลุ่มจะพยากรณ์กลุ่มได้ถูกต้อง 98.7% เช่นกัน (จาก footnote c ตารางที่ 4.33)

- Original จะพบว่ากลุ่มที่ 1, 2, 3, 4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100% ส่วนกลุ่มที่ 4 มีค่าที่ไม่จัดอยู่ในกลุ่มหนึ่งค่า

- Cross-Validated จะพบว่ากลุ่มที่ 2, 3, 4 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100% ส่วนกลุ่มที่ 1 มีความถูกต้องในการพยากรณ์ 95% ดังตารางที่ 4.33

ตารางที่ 4.33 ผลการจำแนกกลุ่ม

Classification Results ^{b,c}							
		PD Target	Predicted Group Membership				Total
			Corona at HV.(1)	Corona at LV. (2)	Internal discharge (3)	Surface in air (4)	
Original	Count	1	20	0	0	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	0	20	0	20
		4	0	0	0	19	19
		Ungrouped cases	0	0	0	1	1
	%	1	100.0	.0	.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	.0	100.0	.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0
		Ungrouped cases	.0	.0	.0	100.0	100.0
Cross-validated ^a	Count	1	19	0	1	0	20
		2	0	20	0	0	20
		3	0	0	20	0	20
		4	0	0	0	19	19
	%	1	95.0	.0	5.0	.0	100.0
		2	.0	100.0	.0	.0	100.0
		3	.0	.0	100.0	.0	100.0
		4	.0	.0	.0	100.0	100.0

- Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.
- 100.0% of original grouped cases correctly classified.
- 98.7% of cross-validated grouped cases correctly classified.

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการทดลอง

1.) จากการสร้าง โมเดลที่ใช้ในการจำแนกประเภท คีซาร์จบางส่วน (PD) นำมาทดสอบกับ อุปกรณ์ที่จำลองขึ้นพบว่าการประยุกต์ใช้วิธีการสถิติในการจำแนกรูปแบบของการเกิด PD ทั้ง 4 วิธีการคือ

- 1.) โมเดลความถดถอย (Regression Model; R)
- 2.) โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR)
- 3.) การจำแนกรูปแบบการเกิดคีซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis)
- 4.) วิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis)

สามารถทำนายและจำแนกประเภทของ PD ได้ถูกต้อง คือ วิธีการ 1-3 มีความถูกต้อง 100 % ในการจำแนกประเภท PD และวิธีที่ 4 มีความถูกต้อง 100% สำหรับวิธี Original และมีความถูกต้อง 98.7% สำหรับวิธี Cross-validated

- 2.) ทั้ง 4 วิธีการที่นำเสนอจะมีความเหมาะสมกับข้อมูลในลักษณะต่างกัน ดังนี้
 - 1.) วิธีที่ 1 เหมาะกับกรณีข้อมูลที่ตัวแปรอิสระซึ่งเป็นตัวแปรอินพุทให้กับโมเดลไม่มีความสัมพันธ์กันระหว่างตัวแปร
 - 2.) วิธีที่ 2 เป็นวิธีการช่วยแก้ปัญหาที่ตัวแปรมีความสัมพันธ์กัน (collinearity) ดังนั้น กรณีที่ไม่แน่ใจว่าตัวแปรอิสระจะมีความสัมพันธ์กันหรือไม่ ควรใช้วิธีนี้ในการจำแนกประเภทเพื่อป้องกันปัญหาตัวแปรสัมพันธ์กันและมีการใช้ตัวแปรน้อยลงจึงเหมาะกับการจำแนกข้อมูลที่มีจำนวนมากได้ดีกว่าวิธีที่ 1 แต่สำหรับกรณีทดสอบจะใช้ตัวแปรมากกว่าวิธีที่ 1 ทั้งนี้ต้องคำนึงถึงรายละเอียดของข้อมูลที่อยู่ในตัวแปรใหม่ซึ่งอาจจะต้องใช้ตัวแปรหลายตัวในการพิจารณาของข้อมูลด้วย
 - 3.) วิธีที่ 3 จะเหมาะกับกรณีที่มีกลุ่มตัวอย่างที่ทราบกลุ่มแน่ชัดไว้ก่อนแล้วทำการพยากรณ์กลุ่มใหม่ว่าควรจัดอยู่กับกลุ่มตัวอย่างใด จะใช้ในกรณีจำแนกกลุ่มเท่านั้นแต่ไม่สามารถจดจำไว้เพื่อจำแนกตัวอย่างที่ไม่ทราบกลุ่มมาก่อนได้ ทั้งนี้เป็นวิธีการที่อยู่ในโปรแกรมสำเร็จรูป SPSS แล้วในกรณีที่ต้องการเพิ่มเติมฟังก์ชันเข้าไปเพื่อใช้งานทำได้ลำบาก และมีข้อจำกัดในเรื่องข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกจึงไม่เหมาะกับการจำแนกข้อมูลจำนวนมากได้ดีเท่าวิธีที่ 2

4.) วิธีที่ 4 จะมีลักษณะเช่นเดียวกับกรณีวิธีที่ 3 แต่ใช้ตัวแปรอินพุทน้อยลงคือ 3 ตัว จึงเหมาะกับการจำแนกกลุ่มมากกว่าวิธีที่ 3 แต่มีข้อจำกัดมากกว่าวิธีที่ 2 จึงควรเลือกใช้วิธีที่ 2 แต่สำหรับข้อมูลที่นำมาทดสอบควรเลือกใช้วิธีที่ 1 เพราะใช้ตัวแปรน้อยกว่าคือ 5 ตัว

5.) สำหรับตัวแปรอิสระที่เลือกในการจำแนกโมเดลที่มีผลต่อตัวแปรเป้าหมายตัวแปรตาม (Y) นั้นมีความสอดคล้องกันสำหรับตัวแปรที่สำคัญและเลือกมาจำจำลอง โมเดลทั้ง 4 วิธีการ

6.) จากวิธีการทั้ง 4 วิธีการ จะเห็นได้ว่าในกรณีที่ต้องการป้องกันปัญหาของตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กันควรใช้วิธีการที่ 2 หรือวิธีการที่ 4 ที่มีการทำ PCA ก่อนแต่ในกรณีที่ 4 จะมีข้อจำกัดในการใช้โปรแกรมคำนวณ SPSS จึงควรใช้วิธีที่ 2 ซึ่งสามารถจำแนกรูปแบบและจดจำรูปแบบในการพยากรณ์ตัวอย่างที่ไม่ทราบกลุ่มมาก่อนได้

ตารางที่ 5.1 เปรียบเทียบวิธีการทั้ง 4 วิธี

การเปรียบเทียบ	วิธีการที่ 1	วิธีการที่ 2	วิธีการที่ 3	วิธีการที่ 4
เงื่อนไขในการใช้ข้อมูล	ตัวแปรอิสระต้องเป็นอิสระกัน	ตัวแปรที่ใช้เป็นอิสระกันหรือไม่มีความสัมพันธ์กัน	ต้องทราบกลุ่มตัวอย่างของข้อมูลชัดเจน	ต้องทราบกลุ่มตัวอย่างของข้อมูลชัดเจน
ตัวแปรที่ใช้ในการทดสอบ	5 ตัวแปรจาก 9 ตัวแปร	6 ตัวแปรจาก 9 ตัวแปร	6 ตัวแปรจาก 9 ตัวแปร	3 ตัวแปรจาก 9 ตัวแปร
ความซับซ้อนของโครงสร้าง	น้อยกว่าวิธีที่ 3 และมากกว่าวิธีที่ 2 และวิธีที่ 4	น้อยกว่าวิธีที่ 1 และวิธีที่ 3 และมากกว่าวิธีที่ 4	มากกว่าวิธีที่ 1, วิธีที่ 2 และวิธีที่ 4	น้อยกว่าทุกวิธีจากวิธีการทั้งหมด
ผลการจำแนก	แบ่งประเภท PD ได้และจดจำรูปแบบเพื่อทำนายกลุ่มข้อมูลชุดตัวอย่างใหม่ได้	จำแนกกลุ่ม PD ได้และสามารถจดจำรูปแบบเพื่อทำนายกลุ่มข้อมูลชุดตัวอย่างใหม่ได้	จำแนกกลุ่ม PD ได้แต่ไม่สามารถจดจำรูปแบบเพื่อทำนายกลุ่มข้อมูลชุดตัวอย่างใหม่ได้	จำแนกกลุ่ม PD ได้แต่ไม่สามารถจดจำรูปแบบเพื่อทำนายกลุ่มข้อมูลชุดตัวอย่างใหม่ได้
ความถูกต้อง	100% จาก 80 ข้อมูล	100% จาก 80 ข้อมูล	100% จาก 80 ข้อมูล	100% จาก 80 ข้อมูลสำหรับวิธี Original และ 98.7% สำหรับวิธี Cross-validated

5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

ในระบบรู้จำรูปแบบของการเกิดคีสซาร์จบางส่วนนั้น ส่วนสำคัญอย่างหนึ่งในการจำแนกก็คือ การมีฐานข้อมูลที่ดี และเลือกวิธีในการคำนวณค่าคุณลักษณะของรูปแบบการเกิด PD ที่สามารถบอกถึงลักษณะของการเกิด PD นั้นๆ ได้ ในงานวิจัยนี้สำหรับฐานข้อมูลที่นำมาใช้นั้นจะต้องเป็นข้อมูลที่ได้จากเครื่องวัดที่ต้องสามารถเก็บค่า $\phi - q - n$ โดยที่ ϕ คือมุมเฟสของแรงดันทดสอบ, q คือขนาดของ PD, และ n คือจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำจึงมีข้อจำกัดในการใช้เครื่องตรวจวัดคีสซาร์จบางส่วนในกรณีที่เครื่องตรวจวัดคีสซาร์จบางส่วนสามารถเก็บค่าได้เฉพาะค่า ϕ และ q แต่ไม่สามารถเก็บค่า n ได้ จึงควรมีการพัฒนาในส่วนการเก็บค่าข้อมูลของเครื่องตรวจวัดให้สามารถเก็บค่า n ได้จากการประยุกต์จากเครื่องตรวจวัดคีสซาร์จบางส่วนที่เก็บค่าได้เฉพาะ ϕ และ q ทั้งนี้สำหรับวิธีการจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จบางส่วนจะสามารถจำแนกรูปแบบการเกิดคีสซาร์จได้ 4 รูปแบบดังที่ได้กล่าวมาแล้ว ซึ่งยังไม่ครอบคลุมลักษณะของการเกิด PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงครบทุกกรณี โดยเฉพาะในกรณีของการเกิด PD ที่มีมากกว่า 1 รูปแบบภายในอุปกรณ์ชิ้นหนึ่งๆ การจำแนกย่อมทำได้ยากขึ้น จึงควรมีการพัฒนาในส่วนนี้ต่อไป โดยที่สามารถอาศัยแนวคิดและรูปแบบดังที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ให้เกิดประโยชน์ได้ ซึ่งโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถจะนำไปประยุกต์ใช้งานต่อไปได้

ทั้งนี้ในส่วนของโปรแกรมที่ได้นำเสนอจะเป็นการจำแนกข้อมูลที่ต้องนำข้อมูลอินพุทที่เก็บมาเป็นข้อมูลดิบ แล้วทำการคำนวณหาค่าทางสถิติและใช้ค่าทางสถิติที่ได้ป้อนให้กับโปรแกรมจำแนกเป็นประเภท PD แต่ละประเภทออกมา ซึ่งในการนำไปใช้งานจริงอาจมีความไม่สะดวกในการใช้งานจึงควรมีการพัฒนาการปรับปรุงส่วน โปรแกรมให้มีความสะดวกในการใช้งานมากขึ้นกับผู้ใช้งาน โดยนำส่วน โปรแกรมเข้าเชื่อมต่อกับระบบเครื่องตรวจวัดผ่านทางคอมพิวเตอร์ที่เก็บฐานข้อมูล ในรูปแบบโปรแกรมสำเร็จรูปสำหรับผู้ใช้งาน แล้วทำการจำแนกโดยอัตโนมัติ และแสดงผลการวิเคราะห์ที่ได้โดยอัตโนมัติ

5.3 ประโยชน์ที่ได้รับ

5.3.1 ได้ทราบถึงวิธีการที่จะมาใช้ทางสถิติที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้งานในการวิเคราะห์จำแนกรูปแบบการเกิด PD ได้

5.3.2 มีความรู้ความเข้าใจในการจำลองรูปแบบ PD และการทดสอบการเกิด PD ในอุปกรณ์ และสามารถวิเคราะห์สาเหตุและประเภท PD ได้โดยรวดเร็วและมีความถูกต้องมากขึ้นจากการนำวิธีทางสถิติมาประยุกต์ใช้

เอกสารอ้างอิง

- [1] E.Gulski.,F.H.Kreuger. "Recognition of Discharge Sources Using Statistical Tools."
Proceedings of the 3rd International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials, Tokyo, Japan, July 8-22,1991.pp.39-42
- [2] E.Gulski., F.H.Kreuger. "Computer-aided recognition of Discharge Sources." **IEEE Transactions on Electrical Insulation.**, vol.27, no.1, February 1992. pp. 82-92
- [3] E.Gulski.,P.H.F. Morshuis andJ.Jamssen. " Recognition of Defects in High Voltage Cables using statistical Tools." **IEEE**,1992. pp.139-144
- [4] E.Gulski.,F.H.Kreuger. "Determination of Discharge Sources by Analysis of Discharge Quantities As a Function of Time." **Conference Record of the 1992 IEE International Symposium on Electrical Insulation, Baltimore, MD USA, June 7-10,1992. pp. 397-400**
- [5] E.Gulski.,F.H.Kreuger. "Diagnostics of Insulating Systems Using Statistical Tools."
Conference Record of the 1992 IEEE International Symposium on Electrical Insulation, Balt:more, MD USA, June 7-10, 1992. pp. 393-396
- [6] Kreuger,E.H., Gulski ., E and Krida .,V ."Classification of Partial Discharge." **IEEE Transactions on Electrical Insulation.**, vol 28, no.6, December,1993.
- [7] Krivda, A. "Automated Recognition of Partial Discharge." **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.**, vol.2, no.5, Oct. 1995.
- [8] E.Gulski.,A. Krivda. "Neural Networks as a Tool for Recognition of Partial Discharges." **IEEE Transactions on Electrical Insulation.**, vol.28, no.6, December 1993. pp. 984-1001
- [9] E.Gulski. "Discharge Pattern Recognition in High Voltage equipment." **IEE Proc-Set.Meas.**, Technol-vol.142, no. 19, January,1995 .pp. 51-61
- [10] N. C. Sahoo.,M.M.A. Salama and R. Bartnikas. "Trends in Partial Discharge Pattern Classification: A Survey." **IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation.**, vol.12, no.2, April 2005. pp. 248-264
- [11] อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, สุธี บรรจงจิตร, สมชาติ จิรวินาการ, สุวีวัฒน์ นงนุช. "การแปลงเวฟเล็ทและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง" **วิศวกรรมลาดกระบัง**, ปีที่ 20, ฉบับที่ 1, มีนาคม 2546.

- [12] อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, ศุภี บรรจงจิตร, สมชาติ จิรวินาการ, อัครัช บรรจงศิลป์. “การระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่งโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียม” **วิศวกรรมลาดกระบัง**, ปีที่ 20, ฉบับที่ 1, มีนาคม 2546.
- [13] เกวริน วิเศษจินดาวัฒน์. “การรู้จำรูปแบบของการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง.” **วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย**. 2544.
- [14] V.Chatpattananan., N. Pattanadech and P.Yutthagowith. “Partial Discharge Classification on High Voltage Equipment with K-Means.” **Proceeding of Icpadm 2006 8th International Conference on Properties and Application of Dielectric Materials, Indonesia.**, vol.1, June, 2006.pp. 191-194
- [15] V.Chatpattananan., N. Pattanadech. “Partial Discharge Classification on High voltage Equipment by CHAID Classification Free.” **13th Asian Conference on Electrical Discharge**, Japan., October 16-19 ,2006.
- [16] V.Chatpattananan., N. Pattanadech. “PCA-LDA for Partial Discharge Classification on High voltage Equipment.” **Proceeding of Icpadm 2006 8th International Conference on Properties and Application of Dielectric Materials.**, vol.1, June, 2006.
- [17] V.Chatpattananan., N. Pattanadech. “Quest Tree Model for Partial Discharge Classification on High voltage Equipment.” **Proceeding of Icpadm 2006 8th International Conference on Properties and Application of Dielectric Materials.**, vol.1, June, 2006.
- [18] N. Pattanadech V.Chatpattananan., P.Yutthagowith and S.Phamvuthisarn. “Partial Discharge Classification on High Voltage Equipment by Hierarchical Cluster Analysis.” **13th Asian Conference on Electrical Discharge.**, October ,2006.
- [19] V.Chatpattananan., N. Pattanadech. “Fuzzy C-Means Clustering for Partial Discharge Classification on High Voltage Equipment.” **13th Asian Conference on Electrical Discharge.**,October 16-19 ,2006.
- [20] N. Pattanadech V.Chatpattananan., ,P.Yutthagowith. “Classification and Regression Tree for Partial Discharge Classification on High Voltage Equipment.” **13th Asian Conference on Electrical Discharge.**, October 16-19 ,2006.

- [21] รัชกร ปานหอทอง. “การวินิจฉัยการปล่อยประจุบางส่วนโดยใช้วิธีทดสอบโคโมโกรอฟ-สมิธของฟรอนต์หนึ่งตัวอย่าง.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.2550.
- [22] สำรวย สังข์สะอาด. วิศวกรรมไฟฟ้าแรงสูง. กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2528.
- [23] นรเศรษฐ พัฒนเดช. **High Voltage Insulation maintenance, Examination and Diagnosis**, เอกสารประกอบการเรียนการสอนรายวิชา *Selected Topics in High Voltage Engineering*, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2550.
- [24] กษณะ แก้ววิจิตรและคณะ. “การศึกษาและการออกแบบโคโรนาซีลด์.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2548.
- [25] Kreuger, E .H. **Discharge Detection in High Voltage Equipment** . 2nded. London: Butterworth. 1989. pp7-85.
- [26] IEC Standard IEC-60270. **High Voltage Test Techniques-Partial Discharge**, 2000.
- [27] Mashikian, M. S., Palmieri, F., Bansai, R. and Northrop, R. B. “Location of Partial Discharges in Shielded Cables in the Presence of High Noise.” **Trans. IEEE EI-27** 1992. pp. 37-43
- [28] ณรงค์ ทองฉิม, สันติ ขอดเพชร และ รัฐภูมิ วุฒิจำนงค์. “รายงานผลการวิจัยเรื่องระบบตรวจหาตำแหน่งที่เกิดดีสชาร์จบางส่วนในสายเคเบิลไฟฟ้าแรงดันสูง.” คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, ตุลาคม 2541.
- [29] พยุง มีสัจและสมิข บัศจรเจริญ, “การเปรียบเทียบผลพยากรณ์ปริมาณเลขหมายโทรศัพท์ประจำที่ระหว่างการถดถอยพหุคูณกับโครงข่ายประสาทเทียม” วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, ปีที่ 15 , ฉบับที่ 2, เมษายน-มิถุนายน 2548.
- [30] นุชทิตา สุทธิสินทอง., มลชล สีสัจจินดาไกรฤกษ์. “ การทำนายค่าความสูญเสียในหม้อแปลงจำหน่ายโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ” วิศวกรรมลาดกระบัง ,ปีที่ 23, ฉบับที่ 3, กันยายน 2549.
- [31] สุรินทร์ คำฝอย, ดร. **Regression and Principal component Regression**, เอกสารประกอบการเรียนการสอนรายวิชา *Selected Topics in Electrical Engineering*, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2550.
- [32] กัลยา วานิชย์บัญชา, ดร. การวิเคราะห์สถิติ: สถิติเพื่อการตัดสินใจ. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.2542.

- [33] กัลยา วานิชย์บัญชา, ดร. การวิเคราะห์ข้อมูลหลายตัวแปร. กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.2548.
- [34] กัลยา วานิชย์บัญชา, ดร. การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS for Windows. กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.2548.
- [35] กัลยา วานิชย์บัญชา, ดร. การใช้ SPSS for Windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล. กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.2543.
- [36] สุชาติ ประสิทธิ์รัฐสินธุ์ และ กรรมการ สุขเกษม,ศ.ดร,รศ.ดร. เทคนิคทางสถิติขั้นสูงสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล. กรุงเทพฯ: สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.2543.
- [37] Kranz, H. G. and Krump., R.. "Partial Discharge Diagnosis Using Statistical Optimization on a PC-based System." **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.**, vol.27, 1992. pp. 93-98
- [38] Yu-Bock Cho, Joo-Young Oh. "An Overview of Application of Artificial Neural Network to Partial Discharge Pattern Classification." **Proceedings of the 5th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials.**, 1997.
- [39] Vladimir Cherkassky., Senior and Yunqian Ma. "Multiple Model Regression Estimation." **IEEE Transactions on Neural Networks.**, vol. 16, No.4, July, 2005.
- [40] A. Krivda and E. Gulski. "Classification of Discharge Patterns During Ageing of Insulation." **IEEE 5th International Conference on Conduction and Breakdown in Solid Dielectrics.**
- [41] สาวีณี หลุดพา, นรเศรษฐ พัฒนเดช,ผศ., มณฑล ถีลาจินดาไกรฤกษ์, รศ., พีรวุฒิ ยุทธโกวิท. "การจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยและวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและความถดถอย." **Proceedings of The 31st Electrical Engineering Conference(EECON-31).**, 2008.pp.403-406
- [42] S.Ludpa, N.Pattanadech, M. Leelajindakrairerk, P. Yutthagowith. "Pattern Classification of Partial Discharge in High Voltage Equipment by Regression Analysis." **Proceedings of ECTI-CON 2008.**, vol.2, 2008.pp.921-924

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ตัวอย่างตารางแสดงค่าทางสถิติของการจำลองการเกิด PD
แบบต่างๆ

ตารางค่าสถิติและแฟร็กทัลของการจำลองการเกิด PD แบบ Corona at High Voltage side in air

ครั้งที่	$H_m(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q	cc	mcc	Fractal Analysis	
	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻				Dimension	Lacunarity
1	1.188	1.077	-1.51	-1.98	1.22	1.093	-1.39	-1.7	0.359	0.512	0.184	2.148	0.0088
2	1.312	1.016	-1.17	-1.96	1.334	1.131	-1.05	-1.63	0.424	0.302	0.128	2.117	0.0087
3	1.482	1.025	-0.62	-1.94	1.339	1.126	-1.07	-1.66	0.425	0.213	0.09	2.111	0.0092
4	1.27	1.022	-1.28	-1.94	1.152	1.106	-1.59	-1.7	0.815	0.317	0.258	2.109	0.0077
5	1.166	1.008	-1.57	-1.98	1.191	1.167	-1.48	-1.5	0.384	0.607	0.233	2.111	0.0087
6	1.277	1.028	-1.25	-1.93	1.144	1.112	-1.61	-1.68	0.778	0.321	0.249	2.102	0.0049
7	1.016	1.024	-1.96	-1.94	1.03	1.038	-1.92	-1.89	0.227	0.743	0.169	2.087	0.0187
8	1.1	1.03	-1.74	-1.92	1.179	1.102	-1.53	-1.73	0.382	0.618	0.236	2.076	0.006
9	1.025	1.007	-1.94	-1.98	1.063	0.965	-1.84	-2.04	0.321	0.757	0.243	2.077	0.236
10	1.028	1.006	-1.93	-1.98	1.062	0.951	-1.84	-0.72	0.336	0.757	0.254	2.079	0.0259
11	1.034	1.005	-1.91	-1.99	1.091	0.981	-1.76	-2	0.331	0.765	0.238	2.139	0.028
12	1.031	1.018	-1.92	-1.95	1.077	0.947	-1.8	-2.08	0.175	0.742	0.13	2.107	0.0244
13	1.034	1.015	-1.91	-1.96	1.089	1.012	-1.77	-1.9	0.226	0.766	0.176	2.125	0.0235
14	1.025	1.021	-1.94	-1.95	1.072	0.939	-1.81	-2.07	0.231	0.754	0.174	2.093	0.0235
15	1.034	1.014	-1.92	-1.96	1.1	1.092	-1.74	-1.75	0.238	0.785	0.187	2.091	0.0235
16	1.02	1.02	-1.95	-1.95	1.053	0.919	-1.86	-2.13	0.239	0.764	0.183	2.106	0.0276
17	1.026	1.01	-1.94	-1.97	1.085	1.036	-1.78	-1.86	0.242	0.779	0.189	2.107	0.0234
18	1.01	1.02	-1.97	-1.95	1.022	0.942	-1.94	-2.08	0.236	0.776	0.183	2.13	0.0298
19	1.061	1.021	-1.84	-1.95	1.138	0.085	-1.64	-2.33	0.258	0.776	0.2	2.073	0.0177
20	1.025	1.012	-1.94	-1.97	1.086	1.08	-1.78	-1.77	0.248	0.773	0.192	2.109	0.022
Avg	1.108	1.02	-1.71	-1.96	1.126	0.991	-1.66	-1.81	0.344	0.641	0.195	2.10485	0.0289
Min	1.01	1.005	-1.97	-1.99	1.022	0.085	-1.94	-2.33	0.175	0.213	0.09	2.073	0.0049
Max	1.482	1.077	-0.62	-1.92	1.339	1.167	-1.05	-0.72	0.815	0.785	0.258	2.148	0.236
SD	0.132	0.015	0.368	0.02	0.089	0.227	0.251	0.331	0.171	0.195	0.046	0.0208813	0.049458

ตารางค่าสถิติและแฟร็กทัลของการจำลองการเกิด PD แบบ Corona at low Voltage side in air

ครั้งที่	$H_{qn}(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q	cc	mcc	Fractal Analysis	
	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻				Dimension	Lacunarity
1	1.014	1.085	-1.96	-1.78	1.056	-0.41	-1.85	-2.83	6.975	0.681	4.75	2.085	0.011
2	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225	0.876	4.576	2.105	0.0166
3	1.01	1.019	-1.98	-1.95	1.015	-0.32	-1.96	-2.9	7.591	0.806	6.117	2.091	0.0191
4	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225	0.876	4.576	2.105	0.0166
5	1.009	1.015	-1.98	-1.96	1.066	-0.3	-1.98	-2.91	8.54	0.797	6.803	2.023	0.0233
6	1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104	0.832	5.909	2.065	0.0224
7	1.013	1.02	-1.97	-1.95	1.071	-0.68	-1.81	-2.52	3.717	0.861	3.202	2.159	0.0228
8	1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104	0.832	5.909	2.065	0.0224
9	1.015	1.015	-1.96	-1.96	1.045	-0.6	-1.88	-2.64	4	0.847	3.387	2.138	0.0315
10	1.012	1.017	-1.97	-1.96	1.064	-0.64	-1.83	-2.58	3.954	0.864	3.415	2.147	0.0342
11	1.005	1.014	-1.97	-1.96	1.03	-0.52	-1.92	-2.73	5.2	0.888	4.616	2.119	0.0312
12	1.011	1.008	-1.97	-1.98	1.048	-0.62	-1.87	-2.61	3.7	0.604	2.233	2.15	0.0337
13	1.008	1.015	-1.98	-1.96	1.053	-0.66	-1.86	-2.56	3.751	825	3.093	2.133	0.0324
14	1.008	1.011	-1.98	-1.97	1.05	-0.63	-1.87	-2.6	3.639	0.447	1.626	2.141	0.032
15	1.016	1.065	-1.96	-1.83	1.074	-0.67	-1.8	-2.55	4.233	0.811	3.435	2.1	0.0176
16	1.006	1.031	-1.99	-1.92	1.059	-0.66	-1.84	-2.56	4.11	0.881	3.62	2.121	0.0245
17	1.01	1.012	-1.97	-1.97	1.025	-0.53	-1.93	-2.72	4.614	0.868	4.003	2.149	0.033
18	1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.072	-0.68	-1.81	-2.53	3.658	0.57	2.034	2.14	0.0317
19	1.01	1.01	-1.97	-1.97	1.048	-0.61	-1.87	-2.62	4.065	0.866	3.523	2.149	0.0308
20	1.014	1.032	-1.96	-1.92	1.04	-0.57	-1.89	-2.67	4.341	0.755	3.277	2.105	0.0251
Avg	1.011	1.022	-1.971	-1.943	1.044	-0.532	-1.892	-2.697	5.037	42	4.005	2.1145	0.025595
Min	1.005	1.008	-1.985	-1.98	1.01	-0.684	-1.984	-2.91	3.639	0.447	1.626	2.023	0.011
Max	1.016	1.085	-1.957	-1.781	1.074	-0.3	-1.804	-2.521	8.54	825	6.803	2.159	0.0342
SD	0.003	0.019	0.008	0.05	0.021	0.134	0.059	0.137	1.549	184.3	1.4	0.03566142	0.00699033

ตารางค่าสถิติและแฟร็กทัลของการจำลองการเกิด PD แบบ Internal Discharge

ครั้งที่	$H_{qn}(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q	cc	mcc	Fractal Analysis	
	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻				Dimension	Lacunarity
1	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132	0.578	0.654	2.112	0.0039
2	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171	0.778	0.911	2.149	0.0054
3	1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015	0.961	0.975	2.143	0.0069
4	1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015	0.961	0.975	2.143	0.0069
5	1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038	0.978	1.015	2.138	0.0076
6	1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063	0.962	1.022	2.135	0.0098
7	1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036	0.964	1	2.123	0.0069
8	1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059	0.92	0.974	2.129	0.0088
9	1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037	0.922	0.956	2.131	0.007
10	1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.56	-2.33	1.149	0.789	0.906	2.159	0.0076
11	1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191	0.802	0.956	2.153	0.0074
12	1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25	0.751	0.939	2.156	0.0043
13	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172	0.778	0.911	2.149	0.0054
14	1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057	0.847	0.896	2.171	0.0112
15	1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073	0.737	0.79	2.153	0.0109
16	1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107	0.855	0.946	2.151	0.013
17	1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136	0.799	0.908	2.155	0.014
18	1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125	0.84	0.945	2.151	0.0133
19	1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304	0.89	1.161	2.15	0.0124

Avg	1.205	1.202	-1.346	-1.366	1.2	-0.493	-1.305	-2.351	1.112	0.848	0.939	2.14478947	0.008563158
Min	1.073	1.1	-1.825	-1.751	1.073	-0.761	-1.815	-2.392	1.015	0.578	0.654	2.112	0.0039
Max	1.504	1.482	0.103	-0.019	1.524	-0.106	0.708	-2.311	1.304	0.978	1.161	2.171	0.014
SD	0.136	0.127	0.633	0.583	0.114	0.222	0.698	0.026	0.081	0.104	0.1	0.01400626	0.003111665

ตารางค่าสถิติและแฟร็กทัลของการจำลองการเกิด PD แบบ Surface in air

ครั้งที่	$H_{qn}(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q	cc	mcc	Fractal Analysis	
	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻	Sk ⁺	Sk ⁻	Ku ⁺	Ku ⁻				Dimension	Lacunarity
1	1.442	1.464	-0.45	-0.27	1.986	-0.68	1.967	-2.51	1.462	0.83	1.213	2.325	0.0299
2	1.461	1.302	-0.23	-1	1.939	1.906	1.607	1.43	0.805	0.794	0.639	2.297	0.0199
3	1.453	1.17	-0.3	-1.49	1.942	1.899	1.667	1.569	0.786	0.65	0.511	2.312	0.0217
4	1.529	1.23	-0.03	-1.3	1.747	1.841	0.47	1.268	0.861	0.66	0.568	2.323	0.0402
5	1.465	1.241	-0.27	-1.24	1.925	1.797	1.466	1.178	0.881	0.77	0.679	2.322	0.0227
6	1.463	1.188	-0.28	-1.43	1.956	1.332	1.613	-0.07	0.901	0.726	0.653	2.33	0.0242
7	1.446	1.189	-0.39	-1.41	1.995	-0.1	1.813	-2.05	1.093	0.756	0.827	2.356	0.029
8	1.529	1.278	-0.05	-1.13	1.714	1.867	2.9	1.211	0.873	0.734	0.641	2.337	0.0294
9	1.504	1.33	-0.18	-0.84	1.985	-0.45	1.781	-2.25	1.139	0.867	0.988	2.33	0.0235
10	1.457	1.379	-0.4	-0.67	1.967	-0.35	1.669	-2.21	1.072	0.954	1.022	2.353	0.0263
11	1.486	1.423	-0.25	-0.49	1.955	-0.12	1.597	-2.07	1.009	0.963	0.971	2.335	0.0263
12	1.501	1.383	-0.18	-0.64	1.968	-0.41	1.754	-2.25	1.134	0.918	1.041	2.345	0.0237
13	1.467	1.45	-0.36	-0.36	1.943	-0.57	1.62	-2.34	1.176	0.941	1.107	2.36	0.0231
14	1.511	1.479	-0.18	-0.22	1.977	-0.69	1.923	-2.39	1.355	0.914	1.239	2.32	0.0383
15	1.481	1.428	-0.41	-0.5	1.919	-0.61	1.365	-2.39	1.081	0.859	0.929	2.358	0.0405
16	1.516	1.471	-0.16	-0.25	1.976	-0.69	1.919	-2.39	1.364	0.905	1.234	2.311	0.0346
17	1.493	1.471	-0.26	-0.28	1.918	-0.46	1.451	-2.3	1.163	0.944	1.097	2.336	0.0202
18	1.496	1.45	-0.27	-0.39	1.954	-0.59	1.702	-2.35	1.206	0.875	1.055	2.33	0.0339
19	1.459	1.302	-0.39	-1	1.952	-0.63	1.647	-2.36	1.225	0.856	1.048	2.338	0.0206
20	1.486	1.454	-0.34	-0.41	1.919	-0.54	1.408	-2.35	1.078	0.892	0.962	2.348	0.0371
Avg	1.482	1.354	-0.268	-0.766	1.932	0.188	1.667	-1.281	1.083	0.84	0.921	2.3333	0.028255
Min	1.442	1.17	-0.448	-1.49	1.714	-0.691	0.47	-2.51	0.786	0.65	0.511	2.297	0.0199
Max	1.529	1.479	-0.031	-0.217	1.995	1.906	2.9	1.569	1.462	0.963	1.239	2.36	0.0405
SD	0.027	0.109	0.115	0.447	0.073	1.083	0.428	1.63	0.191	0.097	0.23	0.01686822	0.006919041

ข้อมูลที่ใช้ใน Training และ Testing โปรแกรมจำลองโมเดล Regression และโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

(Principal component Regression model; PCR)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{pn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
1	Corona at	1.188	1.077	-1.507	-1.983	1.22	1.093	-1.393	-1.696	0.359
2	High Voltage	1.312	1.016	-1.174	-1.959	1.334	1.131	-1.053	-1.63	0.424
3	side in air	1.482	1.025	-0.616	-1.935	1.339	1.126	-1.073	-1.659	0.425
4		1.27	1.022	-1.276	-1.944	1.152	1.106	-1.592	-1.699	0.815
5		1.166	1.008	-1.568	-1.979	1.191	1.167	-1.482	-1.495	0.384
6		1.277	1.028	-1.246	-1.929	1.144	1.112	-1.605	-1.68	0.778
7		1.016	1.024	-1.958	-1.938	1.03	1.038	-1.923	-1.885	0.227
8		1.1	1.03	-1.741	-1.919	1.179	1.102	-1.528	-1.727	0.382
9		1.025	1.007	-1.936	-1.982	1.063	0.965	-1.837	-2.039	0.321
10		1.028	1.006	-1.929	-1.983	1.062	0.951	-1.839	-0.72	0.336
11		1.034	1.005	-1.913	-1.988	1.091	0.981	-1.763	-1.997	0.331
12		1.031	1.018	-1.922	-1.953	1.077	0.947	-1.8	-2.081	0.175
13		1.034	1.015	-1.914	-1.962	1.089	1.012	-1.769	-1.901	0.226
14		1.025	1.021	-1.936	-1.946	1.072	0.939	-1.813	-2.068	0.231
15		1.034	1.014	-1.915	-1.964	1.1	1.092	-1.739	-1.748	0.238
16		1.02	1.02	-1.95	-1.947	1.053	0.919	-1.862	-2.126	0.239
17		1.026	1.01	-1.935	-1.972	1.085	1.036	-1.779	-1.856	0.242
18		1.01	1.02	-1.974	-1.947	1.022	0.942	-1.942	-2.082	0.236
19		1.061	1.021	-1.841	-1.946	1.138	0.085	-1.638	-2.331	0.258
20		1.025	1.012	-1.936	-1.97	1.086	1.08	-1.776	-1.768	0.248
21	Corona at	1.014	1.085	-1.96	-1.78	1.056	-0.41	-1.85	-2.83	6.975
22	low Voltage	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225
23	side in air	1.01	1.019	-1.98	-1.95	1.015	-0.32	-1.96	-2.9	7.591
24		1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225
25		1.009	1.015	-1.98	-1.96	1.066	-0.3	-1.98	-2.91	8.54
26		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104
27		1.013	1.02	-1.97	-1.95	1.071	-0.68	-1.81	-2.52	3.717
28		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104
29		1.015	1.015	-1.96	-1.96	1.045	-0.6	-1.88	-2.64	4
30		1.012	1.017	-1.97	-1.96	1.064	-0.64	-1.83	-2.58	3.954
31		1.005	1.014	-1.97	-1.96	1.03	-0.52	-1.92	-2.73	5.2
32		1.011	1.008	-1.97	-1.98	1.048	-0.62	-1.87	-2.61	3.7
33		1.008	1.015	-1.98	-1.96	1.053	-0.66	-1.86	-2.56	3.751
34		1.008	1.011	-1.98	-1.97	1.05	-0.63	-1.87	-2.6	3.639
35		1.016	1.065	-1.96	-1.83	1.074	-0.67	-1.8	-2.55	4.233
36		1.006	1.031	-1.99	-1.92	1.059	-0.66	-1.84	-2.56	4.11
37		1.01	1.012	-1.97	-1.97	1.025	-0.53	-1.93	-2.72	4.614
38		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.072	-0.68	-1.81	-2.53	3.658
39		1.01	1.01	-1.97	-1.97	1.048	-0.61	-1.87	-2.62	4.065
40		1.014	1.032	-1.96	-1.92	1.04	-0.57	-1.89	-2.67	4.341

ครั้งที่	ชนิดของ PD	Hqn				Hn				Q
		Sk+	Sk-	Ku+	Ku-	Sk+	Sk-	Ku+	Ku-	
41	Internal	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132
42	Discharge	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171
43		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015
44		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015
45		1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038
46		1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063
47		1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036
48		1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059
49		1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037
50		1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.56	-2.33	1.149
51		1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191
52		1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25
53		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
54		1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057
55		1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073
56		1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107
57		1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136
58		1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125
59		1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304
60		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
61		Surface in	1.442	1.464	-0.45	-0.27	1.986	-0.68	1.967	-2.51
62	air	1.461	1.302	-0.23	-1	1.939	1.906	1.607	1.43	0.805
63		1.453	1.17	-0.3	-1.49	1.942	1.899	1.667	1.569	0.786
64		1.529	1.23	-0.03	-1.3	1.747	1.841	0.47	1.268	0.861
65		1.465	1.241	-0.27	-1.24	1.925	1.797	1.466	1.178	0.881
66		1.463	1.188	-0.28	-1.43	1.956	1.332	1.613	-0.07	0.901
67		1.446	1.189	-0.39	-1.41	1.995	-0.1	1.813	-2.05	1.093
68		1.529	1.278	-0.05	-1.13	1.714	1.867	2.9	1.211	0.873
69		1.504	1.33	-0.18	-0.84	1.985	-0.45	1.781	-2.25	1.139
70		1.457	1.379	-0.4	-0.67	1.967	-0.35	1.669	-2.21	1.072
71		1.486	1.423	-0.25	-0.49	1.955	-0.12	1.597	-2.07	1.009
72		1.501	1.383	-0.18	-0.64	1.968	-0.41	1.754	-2.25	1.134
73		1.467	1.45	-0.36	-0.36	1.943	-0.57	1.62	-2.34	1.176
74		1.511	1.479	-0.18	-0.22	1.977	-0.69	1.923	-2.39	1.355
75		1.481	1.428	-0.41	-0.5	1.919	-0.61	1.365	-2.39	1.081
76		1.516	1.471	-0.16	-0.25	1.976	-0.69	1.919	-2.39	1.364
77		1.493	1.471	-0.26	-0.28	1.918	-0.46	1.451	-2.3	1.163
78		1.496	1.45	-0.27	-0.39	1.954	-0.59	1.702	-2.35	1.206
79		1.459	1.302	-0.39	-1	1.952	-0.63	1.647	-2.36	1.225
80		1.486	1.454	-0.34	-0.41	1.919	-0.54	1.408	-2.35	1.078

ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

ครั้งที่	ชนิดของ PD	Hqn				Hn				Q
		Sk+	Sk-	Ku+	Ku-	Sk+	Sk-	Ku+	Ku-	
1	Corona at	0.155	-18.024	0.189	752.740	0.089	-0.062	-0.860	-0.694	0.602
2	High Voltage	0.000	1.238	0.068	5.450	-0.074	-0.042	0.270	-0.794	0.622
3	side in air	0.024	0.569	0.286	2.168	0.066	-0.050	-0.871	-0.804	0.560
4		0.026	0.984	-0.052	3.396	-0.758	-0.067	4.993	-0.841	0.586
5		0.220	-14.427	0.129	587.689	-0.385	-0.061	2.097	-0.809	0.596
6		-0.238	1.013	-0.125	2.614	-1.009	-0.040	6.697	-0.848	0.544
7		-0.173	-23.664	0.420	876.421	-0.336	-0.119	1.467	-0.497	0.536
8		-0.173	-23.664	0.420	876.421	-0.336	-0.119	1.467	-0.497	0.536
9		-0.107	1.321	0.050	7.908	0.025	-0.022	-0.883	-0.854	0.543
10		-0.155	-31.048	0.202	1404.160	-0.893	-0.062	6.729	-0.776	0.571
11		0.073	-30.894	1.399	1246.252	-0.016	-0.048	-0.918	-0.341	0.552
12		-0.179	-26.322	0.351	1117.026	-0.859	-0.077	5.322	-0.773	0.509
13		-0.336	-1.696	0.912	31.460	0.096	-0.049	2.267	-0.857	0.436
14		-0.173	0.760	-0.388	5.842	-0.172	-0.069	-0.847	-0.950	0.502
15		0.075	-27.590	0.455	1337.759	0.585	-0.052	4.516	-0.791	0.489
16		0.112	0.866	-0.592	4.102	-0.180	-0.062	-0.513	-0.852	0.513
17		0.114	5.590	-0.215	82.493	-0.084	-0.065	-0.812	-0.857	0.510
18		0.115	-29.422	-0.307	1432.341	-0.505	-0.100	3.288	-0.554	0.530
19		-0.177	-31.180	-0.284	1222.562	-0.011	-0.132	-0.828	-0.502	0.483
20		-0.001	-35.350	0.268	1862.620	-0.592	-0.039	2.819	-0.623	0.497
21	Corona at	1.351	-1.453	6.707	4.720	-0.027	-0.005	-1.023	-1.027	3.997
22	low Voltage	1.974	-1.165	5.228	3.294	-0.138	-0.252	-0.990	-1.033	3.407
23	side in air	2.006	-1.686	6.222	6.109	-0.115	-0.192	-0.979	-1.066	3.165
24		-26.818	-1.493	1353.614	7.384	-0.026	0.355	-0.958	0.688	3.347
25		-26.064	-1.196	1039.040	3.389	-0.069	-0.232	-0.699	-1.042	3.227
26		-28.532	-1.295	1344.300	4.233	-0.107	-0.163	-0.971	-1.047	3.269
27		1.831	-1.505	5.073	4.211	-0.112	-0.317	-0.960	-0.251	3.390
28		1.371	-1.405	3.883	7.644	-0.079	-0.084	-0.953	-1.099	3.479
29		-0.339	-1.294	1.137	5.647	-0.101	-0.127	-0.994	-1.046	3.757
30		1.395	-1.547	6.882	6.707	-0.103	-0.148	-0.959	-0.937	3.614
31		1.467	-1.754	13.190	8.015	-0.111	-0.177	-0.976	-0.998	3.675
32		1.697	-2.368	3.063	11.897	-0.051	0.016	-0.982	-1.185	3.606
33		1.902	-1.087	4.882	8.137	-0.133	-0.153	-0.955	-1.096	3.531
34		1.891	-2.478	3.882	16.120	-0.109	-0.106	-0.997	-1.124	3.584
35		-22.104	-0.631	1083.356	7.186	-0.011	0.035	-0.907	-1.028	3.216
36		1.572	-0.133	6.685	2.823	-0.112	-0.156	-0.985	-1.019	3.364
37		-28.904	-0.829	1366.644	1.365	-0.166	-0.186	-0.705	-0.999	3.094
38		0.877	-0.866	3.356	3.093	-0.112	-0.353	-0.978	-0.168	3.051
39		-34.101	-0.720	1909.996	3.476	0.017	0.315	-0.691	0.906	3.028
40		-29.605	-1.111	1399.828	3.410	-0.154	-0.488	-0.721	1.963	3.145

ครั้งที่	ชนิดของ PD	Hqn				Hn				Q
		Sk+	Sk-	Ku+	Ku-	Sk+	Sk-	Ku+	Ku-	
41	Internal	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132
42	Discharge	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171
43		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015
44		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015
45		1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038
46		1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063
47		1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036
48		1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059
49		1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037
50		1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.56	-2.33	1.149
51		1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191
52		1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25
53		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
54		1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057
55		1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073
56		1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107
57		1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136
58		1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125
59		1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304
60		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
61		Surface in	1.640	0.626	5.682	-0.167	0.707	1.067	-1.176	-0.267
62	air	2.301	0.086	9.189	-0.770	0.643	1.422	-1.331	1.396	1.208
63		2.173	-0.012	13.726	-0.008	0.927	1.397	-0.900	2.162	1.207
64		3.576	-0.036	19.834	-0.393	0.759	1.498	-1.130	1.882	1.242
65		1.448	1.338	11.716	4.393	0.802	0.755	-1.045	0.299	1.325
66		0.689	0.872	-0.001	0.901	0.223	0.810	-0.342	-0.307	0.915
67		0.412	0.376	4.191	0.103	0.953	0.612	-0.534	-0.561	1.163
68		0.320	0.295	2.634	-0.460	0.697	1.213	-0.979	1.272	1.308
69		-0.276	0.756	2.000	0.742	0.929	0.954	-0.662	0.828	1.237
70		-0.027	0.185	0.350	-0.330	0.938	0.601	-0.486	0.025	1.260
71		-0.327	0.436	0.965	0.195	1.041	1.016	-0.400	1.063	1.262
72		0.619	0.667	1.457	1.259	0.920	0.707	-0.514	0.030	1.396
73		-0.060	-0.380	1.022	1.122	0.977	1.092	-0.570	2.785	1.241
74		-0.148	-0.092	0.766	0.344	0.983	0.539	-0.531	0.198	1.188
75		0.189	0.287	0.183	1.060	1.378	0.527	0.778	-0.232	1.151
76		-0.848	-0.448	3.846	1.001	1.494	0.785	1.203	0.181	1.041
77		-1.238	-0.410	4.052	0.075	1.533	0.386	1.763	-0.247	1.009
78		-0.163	0.993	2.221	1.365	1.100	0.361	0.389	-0.588	1.126
79		-0.810	0.957	1.079	4.013	1.135	0.540	0.393	-0.005	1.000
80		1.521	1.190	8.514	3.015	0.954	0.806	0.051	0.753	0.977

ภาคผนวก ข

สรุปขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมระบบการจดจำและจำแนก

ภาคผนวก ข

สรุปขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมระบบการจดจำและจำแนก

สำหรับการทำงานของ โปรแกรม ตามทฤษฎีที่กล่าวมาในบทที่ 2 สามารถสรุปได้เป็น ขั้นตอนการทำงานของ โปรแกรมระบบการจดจำและจำแนกดังต่อไปนี้

คำสั่ง, ตัวแปรและสัญลักษณ์ที่ใช้ในโปรแกรม

- `load highvolt2.mat` หมายถึง การใช้คำสั่ง `load` เพื่อโหลดไฟล์ข้อมูลที่เก็บข้อมูลนำมาใช้งาน ในที่นี้ข้อมูลเก็บไว้ในไฟล์ชื่อ `highvolt2.mat`
- `x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9])` หมายถึง ตัวแปร `x` เป็นตัวแปรที่เก็บข้อมูลอินพุตซึ่งในที่นี้เป็นข้อมูลทางสถิติของตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว โดย (สมาชิกในแต่ละแถวเป็นข้อมูล (observations), สมาชิกในแต่ละคอลัมน์เป็นตัวแปร (variable)) จึงได้ว่า `x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9])` คือการดึงข้อมูลที่เก็บไว้ใน `x` มาไว้ใน `x` โดยเก็บข้อมูลทุกแถวหรือทุก observations และข้อมูลในคอลัมน์ของตัวแปร variable อิสระทั้ง 9 ตัว
- `xsc=zscore(x)` หมายถึง ตัวแปร `xsc` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าการทำ scaled ข้อมูลในที่นี้เรียกว่าการทำ `zscore` คือนำข้อมูลอินพุต `x` มาทำการ scaled เพื่อให้ข้อมูลเป็นหน่วยเดียวกันและควบคุมค่าความแปรปรวน (variance) ของข้อมูลที่ทำการ scaled เพราะว่าการสร้างโมเดลจะให้ความสำคัญของตัวแปรแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ `X` เท่ากันทุกตัวแปร คือการทำให้ความแปรปรวน (variances) ของแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ `X` หรือเมตริกซ์อินพุตมีค่าเป็น 1
- `xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);xsc(75:80,:);`
- หมายถึง ตัวแปร `xtr` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูล `xsc` ที่แบ่งไว้สำหรับการสอน โดยแบ่งข้อมูลด้วยวิธี Venetial Blinds (VB) ซึ่งสลับข้อมูลสอนและทดสอบตามที่ได้กำหนดไว้
- `xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:);`
- หมายถึง ตัวแปร `xte` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูล `xsc` ที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบ โดยแบ่งข้อมูลด้วยวิธี Venetial Blinds (VB) ซึ่งสลับข้อมูลสอนและทดสอบตามที่ได้กำหนดไว้

- `y` หมายถึง ตัวแปร `y` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูลเป้าหมายไว้ ซึ่งได้จากไฟล์ `highvolt2.mat`
- `ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:);`
 หมายถึง ตัวแปร `ytr` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูล `y` ที่แบ่งไว้สำหรับการสอน โดยแบ่งข้อมูลด้วยวิธี Venetial Blinds (VB) ซึ่งสลับข้อมูลสอนและทดสอบตามที่ได้กำหนดไว้
- `yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:);`
 หมายถึง ตัวแปร `yte` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูล `y` ที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบ โดยแบ่งข้อมูลด้วยวิธี Venetial Blinds (VB) ซึ่งสลับข้อมูลสอนและทดสอบตามที่ได้กำหนดไว้
- `xvb=[xtr;xte]` หมายถึง ตัวแปร `xvb` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูลอินพุตที่แบ่งเป็นข้อมูลสอนกับทดสอบแล้วหรือเก็บค่าข้อมูลของตัวแปร `xtr` และ `xte` ไว้
- `yvb=[ytr;yte]` หมายถึง ตัวแปร `yvb` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูลเป้าหมายที่แบ่งเป็นข้อมูลสอนกับทดสอบแล้วหรือเก็บค่าข้อมูลของตัวแปร `ytr` และ `yte` ไว้
- `xcor=corrcoef(xvb)` หมายถึง ตัวแปร `xcor` เป็นตัวแปรที่เก็บค่า correlation coefficient ของตัวแปร `xvb` ไว้ โดย `corrcoef(xvb)` เป็นคำสั่งที่ใช้คำนวณหาค่า correlation coefficient ของตัวแปร `xvb`
- `e,e1,e2` หมายถึงตัวแปรที่ใช้เก็บค่าความผิดพลาดในการทำนายผลการจำแนก ระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าเป้าหมายที่ตั้งไว้
- `i, j, k, l, m` หมายถึง ตัวแปรที่กำหนดขึ้นมาแทนตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัวแปรแต่ละรอบ เพื่อนำเข้าสู่โมเดลการจำแนก
- `Xtr=[xtr(:,i) ones(48,1)]` หมายถึง ตัวแปร `Xtr` เป็นตัวแปรเก็บข้อมูลของเมตริกซ์ `xtr` โดยการเพิ่มเมตริกซ์เวกเตอร์หนึ่งคูณเข้าไปด้วยเพื่อสะดวกต่อการคำนวณซึ่งใช้คำสั่ง `ones(48,1)`
- `b=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr` หมายถึง ตัวแปร `b` เป็นตัวแปรเก็บค่านำหนักกรณีชุดข้อมูลสำหรับสอน จาก การใช้คำสั่ง `inv` เป็นคำสั่งอินเวอร์ท (invert) ข้อมูล, `Xtr'` เป็นการทรานสโพส (transpose) ข้อมูล `Xtr` และ `*` แทนสัญลักษณ์การคูณระหว่างข้อมูล ซึ่งจะได้ `inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr` จากสูตรในการหาค่านำหนักของข้อมูลในหัวข้อ 2.7.5.2 คือ $w = (X^T X)^{-1} X^T Y$ เมื่อ w คือ ค่านำหนัก

ของข้อมูล, X คือข้อมูลอินพุทของตัวแปร X_{tr} และ Y คือข้อมูลเป้าหมายที่กำหนดไว้ของตัวแปร y_{tr}

$y_{ptr} = \text{round}(X_{tr} * b)$

หมายถึง ตัวแปร y_{ptr} เป็นตัวแปรเก็บค่าข้อมูลการสอนที่เป็นค่าเป้าหมาย

ที่ได้จากการทำนาย จากสูตร $Y = Xw + b + \varepsilon = [X \ 1] \times \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix} + \varepsilon$

เมื่อ Y คือค่าเป้าหมายที่ได้จากการทำนายในที่นี้ใช้ตัวแปร y_{ptr} แทน Y , X

คือค่าข้อมูลอินพุทในที่นี้ใช้ตัวแปร X_{tr} แทน X , b คือ bias ของข้อมูล

ซึ่งในที่นี้แทนด้วย b จะเก็บค่าน้ำหนัก (w) กับค่า bias รวมอยู่ด้วย

จะได้ $\begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix}$ ส่วน ε คือค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากความแตกต่าง

ของข้อมูลเป้าหมายกับข้อมูลที่ทำนายได้และเขียนคำสั่งได้เป็น

$\text{round}(X_{tr} * b)$ สำหรับคำสั่ง round จะใช้ในการปัดเศษข้อมูลให้เป็น

จำนวนเต็มเพื่อง่ายต่อการบอกค่าที่ทำนายได้

$\text{condition}(e,1) = \text{cond}(X_{tr}' * X_{tr})$

หมายถึง ตัวแปร $\text{condition}(e,1)$ ที่เก็บค่า condition number ของข้อมูล

$X_{tr}' * X_{tr}$ โดยใช้คำสั่ง cond ในการคำนวณหาค่า condition number จะ

ได้ $\text{cond}(X_{tr}' * X_{tr})$ ซึ่งค่า condition number จะต้องมีค่าน้อยกว่า 100

ในทางสถิติถือว่ายอมรับได้ แสดงรายละเอียดในหัวข้อ 2.7.5.2

$er = \text{abs}(y_{tr} - y_{ptr})$

หมายถึง ตัวแปร er เป็นตัวแปรที่เก็บค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากค่า

ความต่างของข้อมูลเป้าหมาย (y_{tr}) กับข้อมูลที่ทำนายได้ (y_{ptr}) และใช้

คำสั่ง abs เพื่อหาค่าสัมบูรณ์ (absolute) ของค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่า

error จะได้ $\text{abs}(y_{tr} - y_{ptr})$

$\text{error} = er(:,1) + er(:,2)$

หมายถึง ตัวแปร error ที่เก็บค่ารวมของค่าความคลาดเคลื่อน er ที่ได้

ทั้งหมด

$\text{sum_error}(e,1) = \text{sum}(\text{error})$ หมายถึง ตัวแปร $\text{sum_error}(e,1)$ เป็นตัวแปรที่เก็บค่าของค่าความคลาด

เคลื่อนที่ได้ทั้งหมด

$X_{te} = [x_{te}(:, [3 \ 5 \ 6 \ 8 \ 9]) \ \text{ones}(32,1)]$

หมายถึง ตัวแปร X_{te} ที่เก็บค่าข้อมูลที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบโปรแกรม

ในการจำลองโมเดลการเลือกตัวแปรที่เหมาะสมมาจำแนกโดยการเพิ่ม

เมตริกซ์เวกเตอร์หนึ่งคูณเข้าไปด้วยเพื่อสะดวกต่อการคำนวณซึ่งใช้คำสั่ง

$\text{ones}(32,1)$ จะได้ $[x_{te}(:, [3 \ 5 \ 6 \ 8 \ 9]) \ \text{ones}(32,1)]$ เมื่อตัวแปรอิสระที่เลือก

และใช้ทดสอบเป็นตัวแปรที่ 3, 5, 6, 8, 9 หรือ Ku^+ ของ $H_{qm}(\phi), Sk^+$ ของ

$H_n(\phi), Sk^+$ ของ $H_n(\phi), Ku^+$ ของ $H_n(\phi), Q$ ตามลำดับสำหรับโมเดลความถดถอย

`ypte=round(Xte*b1)` หมายถึง ตัวแปร `ypte` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าข้อมูลการทดสอบที่เป็นค่าเป้าหมายที่ได้จากการทำนายซึ่งอธิบายสูตรคำนวณไว้ในการหาค่าที่เก็บในตัวแปร `yptr` แล้ว

`cxvb=cov(xvb)` หมายถึง ตัวแปร `cxvb` เป็นตัวแปรที่เก็บค่า covariance ของตัวแปร `xvb` โดยใช้คำสั่ง `cov` ในการคำนวณค่า covariance จะได้ `cov(xvb)`

`[PC, Latent, Explained]=PCACOV(cxvb)`

หมายถึง ตัวแปร `[PC, Latent, Explained]` เป็นตัวแปรที่เก็บค่าการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (principal components analysis) ซึ่งประกอบด้วย ตัวแปร `PC` ทำหน้าที่เก็บค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก (loading), ตัวแปร `Latent` ทำหน้าที่เก็บค่าไอเกน, ตัวแปร `Explained` เป็นตัวแปรเก็บค่าร้อยละของค่าแปรปรวน โดยใช้คำสั่ง `PCACOV` ในการคำนวณหาค่าการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักของตัวแปร `cxvb` จะได้ `PCACOV(cxvb)`

`scores=xvb*PC`

หมายถึง ตัวแปร `scores` เป็นตัวแปรที่เก็บค่า score ของตัวประกอบหลักจากสูตร $T = XP$ เมื่อ T คือ ค่า `scores` ของตัวประกอบหลักในที่นี้แทนด้วยตัวแปร `scores`, X คือ ค่าข้อมูลอินพุตของตัวแปรเดิมในที่นี้แทนด้วยตัวแปร `xvb` และ P คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก (loading) ในที่นี้แทนด้วยตัวแปร `PC`

`xscor=corrcoef(scores)`

หมายถึง ตัวแปร `xscor` เป็นตัวแปรที่เก็บค่า correlation coefficient ของตัวแปร `scores` ไว้ โดย `corrcoef(scores)` เป็นคำสั่งที่ใช้คำนวณหาค่า correlation coefficient ของตัวแปร `scores`

`sctr=scores(1:48,:)`

หมายถึง ตัวแปร `sctr` เป็นตัวแปรที่เก็บค่า `scores` ที่แบ่งไว้สำหรับการสอนในแถวที่ 1 ถึง 48 ของตัวแปรใหม่หรือค่า `scores` ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัวหรือทุกคอลัมน์

`scte=scores(49:80,:)`

หมายถึง ตัวแปร `scte` เป็นตัวแปรที่เก็บค่า `scores` ที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบในแถวที่ 49 ถึง 80 ของตัวแปรใหม่หรือค่า `scores` ของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัวหรือทุกคอลัมน์

`Xtr=[sctr(:,[i,j,k,l]) ones(48,1)]`

หมายถึง ตัวแปร `Xtr` เป็นตัวแปรเก็บข้อมูลของเมตริกซ์ `sctr` โดยการเพิ่มเมตริกซ์เวกเตอร์หนึ่งคูณเข้าไปด้วยเพื่อสะดวกต่อการคำนวณซึ่งใช้คำสั่ง

ones(48,1) สำหรับการสร้างข้อมูลอินพุทของโมเดลตัวประกอบหลักและ
ความถดถอย

plot scores หมายถึง เป็นคำสั่งที่ใช้พล็อตค่า scores

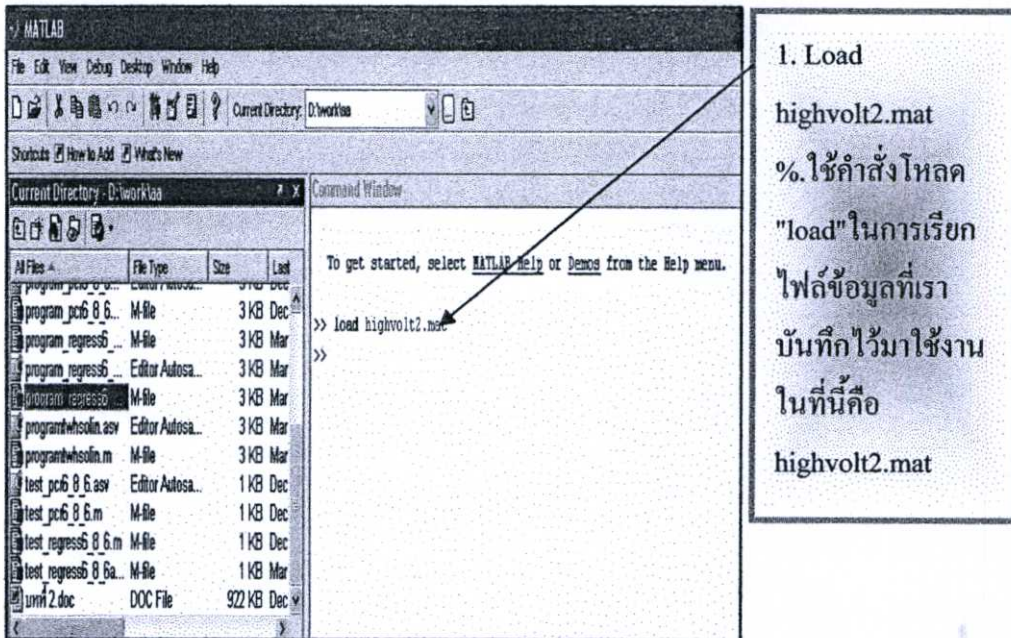
Xte=[scte(:,[1 2 3 5]) ones(32,1)]

หมายถึง ตัวแปร Xte ที่เก็บค่าข้อมูลที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบ
โปรแกรมในการจำลองโมเดลการเลือกตัวแปรที่เหมาะสมมาจำแนกโดย
การเพิ่มเมตริกซ์เวกเตอร์หนึ่งคูณเข้าไปด้วยเพื่อสะดวกต่อการคำนวณซึ่ง
ใช้คำสั่ง ones (32,1) จะได้ [xte(:,[1 2 3 5]) ones(32,1)] เมื่อตัวแปรอิสระ
ที่เลือกและใช้ทดสอบเป็นตัวแปรที่ 1, 2, 3, 5 หรือ ค่า score ของ
ตัวประกอบหลักที่ 1 (PC_1), ค่า score ของตัวประกอบหลักที่ 2 (PC_2), ค่า
score ของตัวประกอบหลักที่ 3 (PC_3), ค่า score ของตัวประกอบหลักที่ 5
(PC_5) ตามลำดับสำหรับโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

**ขั้นตอนการเขียนโปรแกรมในการจำลองโมเดลความถดถอย (Regression) และโมเดลตัวประกอบ
หลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR) ที่ใช้ในการแยกแยะชนิด
ของดิสชาร์จบางส่วน (PD)**

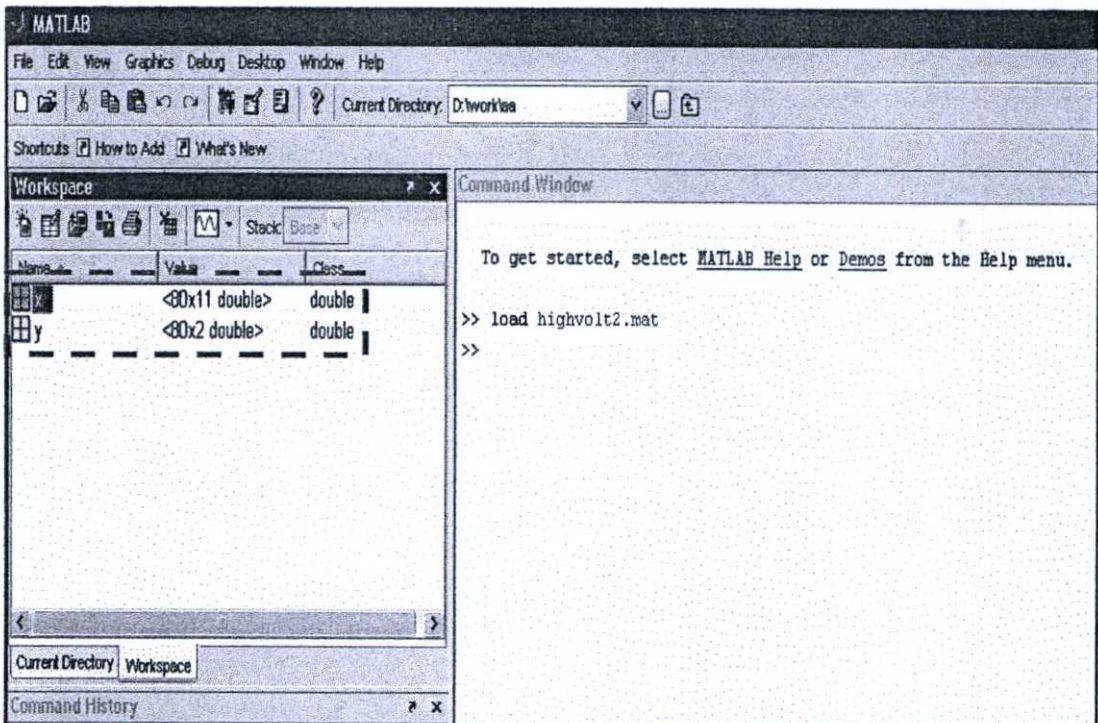
1. โมเดลที่จะสร้างในงานวิจัยนี้เป็น โมเดลประเภท Heteroassociative Model [31] คือเป็นโมเดลที่มี
หลายอินพุทและมีหลายเอาต์พุท และใช้แก้ปัญหาประเภทการจำแนก (Classification) ซึ่งข้อมูลที่ใช้
ในการจำลองได้มาจากการทดลองจำลองรูปแบบการเกิดดิสชาร์จบางส่วนมีการทดลอง 79 การ
ทดลอง [13] แบ่งเป็น การทดลอง 20 การทดลองแรกเป็นการจำลองรูปแบบโคโรนาดีสชาร์จ
ทางด้านแรงสูง (corona at high voltage side in air; Corona at H.V.), 20 การทดลองต่อมา เป็นการ
ทดลองจำลองรูปแบบโคโรนาดีสชาร์จทางด้านแรงต่ำ (corona at low voltage side in air; Corona at
L.V.) 19 การทดลองต่อมา เป็นการทดลองจำลองรูปแบบดิสชาร์จภายใน (internal discharge) และ
20 การทดลองเป็นการทดลองจำลองรูปแบบดิสชาร์จตามผิว (surface in air) แล้วนำข้อมูล
รูปแบบการเกิดดิสชาร์จบางส่วนที่ได้จากเครื่องตรวจวัด PD แต่ละรูปแบบ [13] มาวิเคราะห์ซึ่ง
ประกอบด้วยข้อมูลอินพุท $H_{qn}(t)$ (การกระจายขนาดของ PD เฉลี่ยตามมุมเฟสของแรงดัน) ; $H_n(t)$
(การกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน), Q (ประจุที่ปรากฏ) ซึ่งเครื่องตรวจวัด PD
จะคำนวณคุณสมบัติทางสถิติคือความเบ้เอียง (Sk) ของการกระจาย และความโค้งความแหลมคม
(Ku) ของ $H_{qn}(t)$ และ $H_n(t)$ คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(t)$, Sk^- ของ $H_{qn}(t)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(t)$, Ku^- ของ
 $H_{qn}(t)$, Sk^+ ของ $H_n(t)$, Sk^- ของ $H_n(t)$, Ku^+ ของ $H_n(t)$, Ku^- ของ $H_n(t)$ และประจุที่ปรากฏ Q ข้อมูล
ทั้งหมดที่ได้จากเครื่องวัดแสดงไว้ในภาคผนวก ก

2. ทำการโหลดข้อมูลที่ได้จากการจำลองรูปแบบการเกิดคิซซาร์จบางส่วนในที่นี้ชื่อไฟล์
highvolt2.mat



1. Load highvolt2.mat
% ใช้คำสั่งโหลด "load" ในการเรียกไฟล์ข้อมูลที่เรานับที่กไว้มาใช้งานในที่นี้คือ highvolt2.mat

3. จะได้ค่าที่เก็บในเมตริกซ์ X และเมตริกซ์ Y ปรากฏที่ Workspace ดังนี้



Workspace

Name	Value	Class
X	<60x11 double>	double
Y	<60x2 double>	double

Command Window

```
To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.
>> load highvolt2.mat
>>
```

ค่าเมตริกซ์ X จะเป็นค่าตัวแปรที่ใช้เป็นข้อมูล input ในที่นี้จะใช้ที่ 9 ตัวแปร จาก 11 ตัวแปร ดังตารางที่ ข.1

ตารางที่ ข.1 ค่าสถิติของตัวแปรที่ใช้เป็นข้อมูล input ในที่นี้จะใช้ที่ 9 ตัวแปร จาก 11 ตัวแปร

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_u(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
1	Corona at	1.188	1.077	-1.507	-1.983	1.22	1.093	-1.393	-1.696	0.359
2	High Voltage	1.312	1.016	-1.174	-1.959	1.334	1.131	-1.053	-1.63	0.424
3	side in air	1.482	1.025	-0.616	-1.935	1.339	1.126	-1.073	-1.659	0.425
4		1.27	1.022	-1.276	-1.944	1.152	1.106	-1.592	-1.699	0.815
5		1.166	1.008	-1.568	-1.979	1.191	1.167	-1.482	-1.495	0.384
6		1.277	1.028	-1.246	-1.929	1.144	1.112	-1.605	-1.68	0.778
7		1.016	1.024	-1.958	-1.938	1.03	1.038	-1.923	-1.885	0.227
8		1.1	1.03	-1.741	-1.919	1.179	1.102	-1.528	-1.727	0.382
9		1.025	1.007	-1.936	-1.982	1.063	0.965	-1.837	-2.039	0.321
10		1.028	1.006	-1.929	-1.983	1.062	0.951	-1.839	-0.72	0.336
11		1.034	1.005	-1.913	-1.988	1.091	0.981	-1.763	-1.997	0.331
12		1.031	1.018	-1.922	-1.953	1.077	0.947	-1.8	-2.081	0.175
13		1.034	1.015	-1.914	-1.962	1.089	1.012	-1.769	-1.901	0.226
14		1.025	1.021	-1.936	-1.946	1.072	0.939	-1.813	-2.068	0.231
15		1.034	1.014	-1.915	-1.964	1.1	1.092	-1.739	-1.748	0.238
16		1.02	1.02	-1.95	-1.947	1.053	0.919	-1.862	-2.126	0.239
17		1.026	1.01	-1.935	-1.972	1.085	1.036	-1.779	-1.856	0.242
18		1.01	1.02	-1.974	-1.947	1.022	0.942	-1.942	-2.082	0.236
19		1.061	1.021	-1.841	-1.946	1.138	0.085	-1.638	-2.331	0.258
20		1.025	1.012	-1.936	-1.97	1.086	1.08	-1.776	-1.768	0.248

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
21	Corona at	1.014	1.085	-1.96	-1.78	1.056	-0.41	-1.85	-2.83	6.975
22	low	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225
23	Voltage	1.01	1.019	-1.98	-1.95	1.015	-0.32	-1.96	-2.9	7.591
24	side in air	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225
25		1.009	1.015	-1.98	-1.96	1.066	-0.3	-1.98	-2.91	8.54
26		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104
27		1.013	1.02	-1.97	-1.95	1.071	-0.68	-1.81	-2.52	3.717
28		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104
29		1.015	1.015	-1.96	-1.96	1.045	-0.6	-1.88	-2.64	4.00
30		1.012	1.017	-1.97	-1.96	1.064	-0.64	-1.83	-2.58	3.954
31		1.005	1.014	-1.97	-1.96	1.03	-0.52	-1.92	-2.73	5.2
32		1.011	1.008	-1.97	-1.98	1.048	-0.62	-1.87	-2.61	3.7
33		1.008	1.015	-1.98	-1.96	1.053	-0.66	-1.86	-2.56	3.751
34		1.008	1.011	-1.98	-1.97	1.05	-0.63	-1.87	-2.6	3.639
35		1.016	1.065	-1.96	-1.83	1.074	-0.67	-1.8	-2.55	4.233
36		1.006	1.031	-1.99	-1.92	1.059	-0.66	-1.84	-2.56	4.11
37		1.01	1.012	-1.97	-1.97	1.025	-0.53	-1.93	-2.72	4.614
38		1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.072	-0.68	-1.81	-2.53	3.658
39		1.01	1.01	-1.97	-1.97	1.048	-0.61	-1.87	-2.62	4.065
40		1.014	1.032	-1.96	-1.92	1.04	-0.57	-1.89	-2.67	4.341

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\theta)$				$H_n(\theta)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
41	Internal	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132
42	Discharge	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171
43		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015
44		1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015
45		1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038
46		1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063
47		1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036
48		1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059
49		1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037
50		1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.56	-2.33	1.149
51		1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191
52		1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25
53		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172
54		1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057
55		1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073
56		1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107
57		1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136
58		1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125
59		1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304
60		1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172

ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{qn}(\emptyset)$				$H_n(\emptyset)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
61	Surface in	1.442	1.464	-0.45	-0.27	1.986	-0.68	1.967	-2.51	1.462
62	air	1.461	1.302	-0.23	-1	1.939	1.906	1.607	1.43	0.805
63		1.453	1.17	-0.3	-1.49	1.942	1.899	1.667	1.569	0.786
64		1.529	1.23	-0.03	-1.3	1.747	1.841	0.47	1.268	0.861
65		1.465	1.241	-0.27	-1.24	1.925	1.797	1.466	1.178	0.881
66		1.463	1.188	-0.28	-1.43	1.956	1.332	1.613	-0.07	0.901
67		1.446	1.189	-0.39	-1.41	1.995	-0.1	1.813	-2.05	1.093
68		1.529	1.278	-0.05	-1.13	1.714	1.867	2.9	1.211	0.873
69		1.504	1.33	-0.18	-0.84	1.985	-0.45	1.781	-2.25	1.139
70		1.457	1.379	-0.4	-0.67	1.967	-0.35	1.669	-2.21	1.072
71		1.486	1.423	-0.25	-0.49	1.955	-0.12	1.597	-2.07	1.009
72		1.501	1.383	-0.18	-0.64	1.968	-0.41	1.754	-2.25	1.134
73		1.467	1.45	-0.36	-0.36	1.943	-0.57	1.62	-2.34	1.176
74		1.511	1.479	-0.18	-0.22	1.977	-0.69	1.923	-2.39	1.355
75		1.481	1.428	-0.41	-0.5	1.919	-0.61	1.365	-2.39	1.081
76		1.516	1.471	-0.16	-0.25	1.976	-0.69	1.919	-2.39	1.364
77		1.493	1.471	-0.26	-0.28	1.918	-0.46	1.451	-2.3	1.163
78		1.496	1.45	-0.27	-0.39	1.954	-0.59	1.702	-2.35	1.206
79		1.459	1.302	-0.39	-1	1.952	-0.63	1.647	-2.36	1.225
80		1.486	1.454	-0.34	-0.41	1.919	-0.54	1.408	-2.35	1.078

เมตริกซ์ Y เป็นตัวแปรคัมมี่ที่สมมุติขึ้นมาเพื่อแบ่งประเภทของ PD โดยมี Code ในการแบ่งคือแถวที่ 1 ถึง 20 กำหนดเป็น [0 0] และให้เป็น Corona at High voltage side in air แถวที่ 21 ถึง 40 กำหนดเป็น [0 1] และให้เป็น Corona at Low voltage side in air แถวที่ 41 ถึง 60 กำหนดเป็น [1 0] และให้เป็น Internal discharge แถวที่ 61 ถึง 80 กำหนดเป็น [1 1] และให้เป็น Surface in air ดังตารางที่ ข.2

ตารางที่ ข.2 ตัวแปรคัมมี่ (Y) ที่สมมุติขึ้นมาเพื่อแบ่งประเภทของ PD

ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี่	
1	Corona at High Voltage side in air	0	0
2		0	0
3		0	0
4		0	0
5		0	0
6		0	0
7		0	0
8		0	0
9		0	0
10		0	0
11		0	0
12		0	0
13		0	0
14		0	0
15		0	0
16		0	0
17		0	0
18		0	0
19		0	0
20		0	0

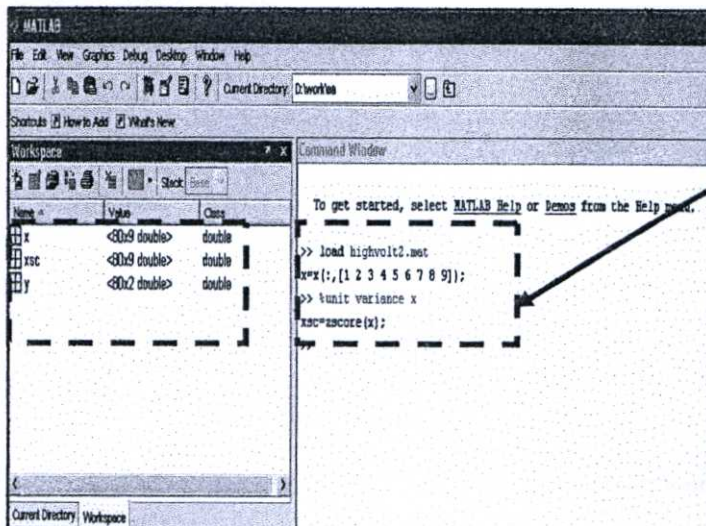
ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี่	
21	Corona at Low Voltage side in air	0	1
22		0	1
23		0	1
24		0	1
25		0	1
26		0	1
27		0	1
28		0	1
29		0	1
30		0	1
31		0	1
32		0	1
33		0	1
34		0	1
35		0	1
36		0	1
37		0	1
38		0	1
39		0	1
40		0	1

ตารางที่ ข.2 (ต่อ) ตัวแปรคัมมี (Y) ที่สมมุติขึ้นมาเพื่อแบ่งประเภทของ PD

ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี	
41	Internal Discharge	1	0
42		1	0
43		1	0
44		1	0
45		1	0
46		1	0
47		1	0
48		1	0
49		1	0
50		1	0
51		1	0
52		1	0
53		1	0
54		1	0
55		1	0
56		1	0
57		1	0
58		1	0
59		1	0
60		1	0

ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี	
61	Surface in air	1	1
62		1	1
63		1	1
64		1	1
65		1	1
66		1	1
67		1	1
68		1	1
69		1	1
70		1	1
71		1	1
72		1	1
73		1	1
74		1	1
75		1	1
76		1	1
77		1	1
78		1	1
79		1	1
80		1	1

4. ทำการ predata ข้อมูลโดยการทำ scaling เพื่อปรับค่าความแปรปรวน (variance) ของแต่ละตัวแปรมีค่าเท่ากับ 1



load highvolt2.mat
 % ใช้คำสั่งโหลด "load" ในการเรียกไฟล์ข้อมูลที่เรานับถือไว้มาใช้งานในที่นี้คือhighvolt2.mat
 x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
 %ทำการเก็บค่าข้อมูล X ใน X %unit variance x
 xsc=zscore(x);
 %ทำการ predata ข้อมูลใน X โดยการทำให้ค่าตั้ง zscore

5. จะได้อ่านค่าที่เก็บในเมตริกซ์ X ที่ทำการ predata แล้วและเก็บค่าในเมตริกซ์ XSC ปรากฏที่ Workspace ดังนี้

ตารางที่ ข.3 ค่าที่เก็บในเมตริกซ์ X ที่ทำการ predata แล้วและเก็บค่าในเมตริกซ์ XSC

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{un}(e)$				$H_n(e)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
1	Corona at High Voltage side in air	-0.06599	-0.44284	-0.24329	-0.77584	-0.286569007	1.26113	-0.39293	0.344279	-0.7656
2		0.554463	-0.81901	0.204344	-0.73636	0.025268404	1.306429	-0.16724	0.411574	-0.7332
3		1.405077	-0.76351	0.954438	-0.69687	0.038945484	1.300469	-0.18052	0.382005	-0.7327
4		0.344311	-0.78201	0.06723	-0.71168	-0.472577287	1.276627	-0.52502	0.34122	-0.53829
5		-0.17606	-0.86834	-0.32529	-0.76926	-0.365896068	1.349344	-0.452	0.549225	-0.75314
6		0.379336	-0.74501	0.107557	-0.687	-0.494460614	1.28378	-0.53365	0.360593	-0.55673
7		-0.92661	-0.76968	-0.84955	-0.70181	-0.806298025	1.195566	-0.74473	0.151568	-0.8314
8		-0.5063	-0.73268	-0.55785	-0.67054	-0.398721058	1.271859	-0.48254	0.31267	-0.75414
9		-0.88157	-0.87451	-0.81998	-0.7742	-0.716029301	1.108544	-0.68765	-0.00546	-0.78454
10		-0.86656	-0.88068	-0.81057	-0.77584	-0.718764717	1.091855	-0.68897	1.339439	-0.77707
11		-0.83654	-0.88684	-0.78906	-0.78407	-0.639437656	1.127617	-0.63853	0.037369	-0.77956
12		-0.85155	-0.80668	-0.80116	-0.72648	-0.677733479	1.087087	-0.66309	-0.04828	-0.85732
13		-0.83654	-0.82518	-0.79041	-0.74129	-0.644908488	1.164572	-0.64251	0.135254	-0.8319
14		-0.88157	-0.78818	-0.81998	-0.71497	-0.691410558	1.07755	-0.67171	-0.03502	-0.82941
15		-0.83654	-0.83134	-0.79175	-0.74458	-0.614818913	1.259938	-0.62259	0.291258	-0.82592
16		-0.90659	-0.79434	-0.8388	-0.71661	-0.74338346	1.053709	-0.70424	-0.09416	-0.82542
17		-0.87657	-0.85601	-0.81863	-0.75775	-0.655850152	1.193182	-0.64915	0.181138	-0.82392
18		-0.95663	-0.79434	-0.87106	-0.71661	-0.828181352	1.081126	-0.75734	-0.0493	-0.82691
19		-0.70144	-0.78818	-0.69227	-0.71497	-0.51087311	0.059515	-0.55555	-0.30319	-0.81595
20		-0.88157	-0.84368	-0.81998	-0.75445	-0.653114736	1.245633	-0.64715	0.270865	-0.82093

ตารางที่ ข.3 (ต่อ) ค่าที่เก็บในเมตริกซ์ X ที่ทำการ predata แล้วและเก็บค่าในเมตริกซ์ XSC

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{gn}^{(a)}$				$H_{n}^{(a)}$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
21	Corona at Low Voltage side in air	-0.937	-0.394	-0.852	-0.442	-0.735	-0.531	-0.696	-0.812	2.532
22		-0.932	-0.813	-0.852	-0.738	-0.831	-0.566	-0.756	-0.792	1.66
23		-0.957	-0.801	-0.879	-0.722	-0.847	-0.423	-0.769	-0.883	2.839
24		-0.932	-0.813	-0.852	-0.738	-0.831	-0.566	-0.756	-0.792	1.66
25		-0.962	-0.825	-0.879	-0.738	-0.708	-0.399	-0.783	-0.894	3.313
26		-0.972	-0.844	-0.879	-0.754	-0.861	-0.447	-0.776	-0.863	2.597
27		-0.942	-0.794	-0.866	-0.722	-0.694	-0.852	-0.67	-0.496	0.908
28		-0.972	-0.844	-0.879	-0.754	-0.861	-0.447	-0.776	-0.863	2.597
29		-0.932	-0.825	-0.852	-0.738	-0.765	-0.757	-0.716	-0.618	1.049
30		-0.947	-0.813	-0.866	-0.738	-0.713	-0.805	-0.683	-0.557	1.026
31		-0.982	-0.831	-0.866	-0.738	-0.806	-0.662	-0.743	-0.71	1.648
32		-0.952	-0.868	-0.866	-0.771	-0.757	-0.781	-0.71	-0.588	0.9
33		-0.967	-0.825	-0.879	-0.738	-0.743	-0.829	-0.703	-0.537	0.925
34		-0.967	-0.85	-0.879	-0.754	-0.752	-0.793	-0.71	-0.577	0.869
35		-0.927	-0.517	-0.852	-0.524	-0.686	-0.841	-0.663	-0.526	1.166
36		-0.977	-0.727	-0.893	-0.672	-0.727	-0.829	-0.69	-0.537	1.104
37		-0.957	-0.844	-0.866	-0.754	-0.82	-0.674	-0.749	-0.7	1.355
38		-0.972	-0.844	-0.879	-0.754	-0.691	-0.852	-0.67	-0.506	0.879
39		-0.957	-0.856	-0.866	-0.754	-0.757	-0.769	-0.71	-0.598	1.082
40		-0.937	-0.72	-0.852	-0.672	-0.779	-0.721	-0.723	-0.649	1.219

ตารางที่ ข.3 (ต่อ) ค่าที่เก็บในเมตริกซ์ X ที่ทำการ predata แล้วและเก็บค่าในเมตริกซ์ XSC

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{\mu(0)}$				$H_{\mu(1)}$				Q
		S_k'	S_k	K_{μ}'	K_{μ}	S_k'	S_k	K_{μ}'	K_{μ}	
41	Internal Discharge	-0.386216	0.1429893	-0.502735	-0.046973	-0.27015651	-0.947792	-0.417486	-0.312364	-0.380267
42		-0.116021	-0.04201	-0.206999	-0.178598	-0.4917252	-0.91203	-0.55688	-0.291971	-0.360826
43		1.5151561	2.0361526	1.920958	2.453891	0.055357979	-0.375594	1.0016803	-0.342953	-0.438591
44		1.5151561	2.0361526	1.920958	2.453891	0.055357979	-0.375594	0.0604374	-0.342953	-0.438591
45		0.0240799	0.3156557	-0.193556	0.0352918	-0.04858782	-0.30407	-0.105508	-0.353149	-0.427125
46		1.4501091	0.327989	1.742172	0.0352918	0.544997423	-0.292149	0.7341762	-0.281775	-0.414663
47		-0.040967	0.1799893	-0.247326	-0.063427	-0.23186069	-0.172941	-0.371021	-0.332757	-0.428122
48		-0.045971	2.0546526	-0.247326	2.2070952	-0.27015651	-0.339832	-0.417486	-0.342953	-0.416657
49		-0.075992	0.0998227	-0.274211	-0.129239	-0.3713669	-0.554406	-0.477226	-0.353149	-0.427624
50		-0.15605	0.0319895	-0.327982	-0.162145	-0.42881063	-0.852426	-0.503777	-0.302168	-0.371793
51		-0.271133	0.1614893	-0.408637	-0.046973	-0.39598564	-0.888188	-0.477226	-0.291971	-0.350856
52		-0.431249	-0.26401	-0.516177	-0.359582	-0.5272856	-0.947792	-0.55688	-0.302168	-0.321445
53		-0.116021	-0.04201	-0.206999	-0.178598	-0.4917252	-0.91203	-0.55688	-0.291971	-0.360328
54		-0.6414	-0.28251	-0.677488	-0.359582	-0.67773348	-0.76898	-0.676361	-0.312364	-0.417654
55		-0.296151	-0.30101	-0.408637	-0.392488	-0.54643352	-0.637852	-0.55688	-0.342953	-0.409678
56		-0.431249	0.0258229	-0.516177	-0.145692	-0.58746475	-0.482881	-0.61662	-0.363346	-0.39273
57		-0.301155	0.0196562	-0.408637	-0.145692	-0.57925851	-0.554406	-0.603345	-0.363346	-0.378273
58		-0.341184	0.0258229	-0.448965	-0.112786	-0.54916893	-0.792822	-0.583431	-0.312364	-0.383757
59		-0.486288	-0.26401	-0.543062	-0.326675	-0.68867514	-0.864347	-0.669723	-0.291971	-0.294527
60		-0.116021	-0.04201	-0.206999	-0.178598	-0.4917252	-0.91203	-0.55688	-0.291971	-0.360328

ตารางที่ ข.3 (ต่อ) ค่าที่เก็บในเมตริกซ์ X ที่ทำการ predata แล้วและเก็บค่าในเมตริกซ์ XSC

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{\text{รูป}(a)}$				$H_{\text{รูป}(b)}$				Q
		S_k^+	S_k^-	K_u^+	K_u^-	S_k^+	S_k^-	K_u^+	K_u^-	
61	Surface in air	1.2049322	1.9436528	1.1775847	2.0425646	1.808759563	-0.852426	1.837382	-0.485701	-0.215765
62		1.3000008	0.9446546	1.4733209	0.8414915	1.680195016	2.2302906	1.5984204	3.5316468	-0.543274
63		1.2599719	0.130656	1.379223	0.0352918	1.688401264	2.2219461	1.6382473	3.6733756	-0.552745
64		1.6402463	0.5006554	1.742172	0.3478999	1.154995166	2.1528055	0.8437002	3.3664665	-0.515358
65		1.3200152	0.5684886	1.4195507	0.4466182	1.641899193	2.100354	1.5048271	3.2746996	-0.505388
66		1.310008	0.2416558	1.4061081	0.1340101	1.726697086	1.5460372	1.6024031	2.0021995	-0.495419
67		1.2249466	0.2478225	1.25824	0.1669163	1.833378306	-0.16102	1.7351595	-0.016671	-0.399708
68		1.6402463	0.7966548	1.7152869	0.6276018	1.064726441	2.1837995	2.4566906	3.3083475	-0.509376
69		1.5151561	1.1173209	1.5405337	1.1047404	1.806024147	-0.578248	1.7139185	-0.220597	-0.376778
70		1.2799863	1.4194871	1.2447975	1.3844424	1.756786661	-0.45904	1.6395749	-0.179812	-0.410177
71		1.4250911	1.6908199	1.4464358	1.6805974	1.72396167	-0.184862	1.5917826	-0.037064	-0.441582
72		1.5001452	1.4441537	1.5405337	1.4338015	1.759522077	-0.530565	1.6959964	-0.220597	-0.37927
73		1.3300224	1.8573196	1.2985677	1.8944871	1.691136679	-0.721297	1.6070496	-0.312364	-0.358334
74		1.5501813	2.0361526	1.5405337	2.1248299	1.78414082	-0.864347	1.8081755	-0.363346	-0.269104
75		1.400073	1.7216532	1.2313549	1.6641443	1.625486698	-0.76898	1.4377851	-0.363346	-0.40569
76		1.5751994	1.9868194	1.5674188	2.0754707	1.781405404	-0.864347	1.8055204	-0.363346	-0.264617
77		1.4601163	1.9868194	1.4329933	2.0261116	1.622751282	-0.590169	1.4948704	-0.271579	-0.364814
78		1.4751272	1.8573196	1.4195507	1.8451279	1.721226254	-0.745139	1.6614797	-0.32256	-0.343379
79		1.2899936	0.9446546	1.25824	0.8414915	1.715755422	-0.792822	1.6249717	-0.332757	-0.333908
80		1.4250911	1.8819862	1.3254528	1.8122218	1.625486698	-0.685535	1.4663278	-0.32256	-0.407186

6. ทำการแบ่งข้อมูลของเมตริกซ์ที่ scaled แล้วออกเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มข้อมูลของการสอน (train) เพื่อใช้สร้างโมเดลและกลุ่มข้อมูลของการทดสอบ (test) เพื่อใช้ทดลองโมเดล โดยการแบ่งจะใช้วิธีแบ่งเป็นแบบ Venetial Blinds (VB) และนำข้อมูลมาเรียงใหม่ในเมตริกซ์ xvb และ เมตริกซ์ yvb ดังสมการที่ 1

$$xvb = \begin{bmatrix} X \text{ train} \\ X \text{ test} \end{bmatrix}_{80 \times 9} \quad yvb = \begin{bmatrix} Y \text{ train} \\ Y \text{ test} \end{bmatrix}_{80 \times 2} \quad (1)$$

The screenshot shows the MATLAB environment. The **Workspace** window displays the following variables:

Name	Value	Class
x	<80x9 double>	double
xsc	<80x9 double>	double
xte	<32x9 double>	double
xtr	<48x9 double>	double
xvb	<80x9 double>	double
y	<80x2 double>	double
yte	<32x2 double>	double
ytr	<48x2 double>	double
yvb	<80x2 double>	double

The **Command Window** contains the following code and output:

```

> To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.
> load highvolt2.mat
x = x(:, [1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
% unit variance x
xsc = zscore(x);
% divide the data into a training set and test set
xtr = [xsc(1:6, :); xsc(15:20, :); xsc(21:26, :); xsc(35:40, :); xsc(41:46, :)];
xte = [xsc(7:14, :); xsc(27:34, :); xsc(47:54, :); xsc(67:74, :)];
ytr = [y(1:6, :); y(15:20, :); y(21:26, :); y(35:40, :); y(41:46, :); y(55:60, :)];
yte = [y(7:14, :); y(27:34, :); y(47:54, :); y(67:74, :)];
xvb = [xtr; xte];
yvb = [ytr; yte];
>>
  
```

The **Command History** window shows the last few commands:

```

- yte = [y(7:14, :); y(27:34, :); y(47:54, :); y(67:74, :)];
- xvb = [xtr; xte];
- yvb = [ytr; yte];
  
```

```

load highvolt2.mat
% ใช้คำสั่ง โหลด "load" ในการเรียกไฟล์ข้อมูลที่เรารับบันทึกไว้มาใช้งานในที่นี้คือhighvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
% ทำการเก็บค่าข้อมูล X ใน X โดยใช้คำสั่ง X=X (ข้อมูลที่ต้องการเก็บ)
%unit variance x
xsc=zscore(x);
% ทำการ predata ข้อมูลใน X โดยการทำให้ scaling โดยใช้คำสั่ง zscore
% divide the data into a training set and test set ทำการแบ่งข้อมูลเป้าหมาย(target;x)และข้อมูลที่ใช้
ทำนาย(predict;y)ในการสอน(train)และทดสอบ(test) โดยใช้วิธีแบ่งเป็นแบบ Venetial Blinds
(VB)
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);
xsc(61:66,:);xsc(75:80,:)];
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลการสอน(train) เช่น จากแถวที่ 1 ถึง แถวที่ 6
และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc(1:6,:) เมื่อ xsc(แถว,คอลัมน์) แล้วเก็บใน xtr
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลทดสอบ(test) เช่น จากแถวที่ 7 ถึง แถวที่ 14 และ
ทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc(7:14,:) แล้วเก็บใน xte
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:); y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:)];
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
% เก็บข้อมูลอินพุตที่แบ่งเป็นข้อมูลในการสอน(train)และทดสอบ(test)แล้วเก็บใน xvb
yvb=[ytr;yte];
% เก็บข้อมูลเป้าหมายที่แบ่งเป็นข้อมูลในการสอน(train)และทดสอบ(test)แล้วเก็บใน xvb

```

7. จะได้ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลของการสอน (train) ในเมตริกซ์ X_{tr} มีขนาด 48×9 ปรากฏที่ Workspace ดังนี้

ตารางที่ ข.4 ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลของการสอน (train) ในเมตริกซ์ X_{tr} มีขนาด 48×9

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{gn(0)}$				$H_{n(0)}$				Q	
		$5k^+$	$5k^-$	Ku^+	Ku^-	$5k^+$	$5k^-$	Ku^+	Ku^-		
1	Corona at High Voltage side in air	-0.07	-0.44	-0.24	-0.78	-0.28656901	1.261	-0.39	0.344	-0.77	
2		0.554	-0.82	0.204	-0.74	0.0252684	1.306	-0.17	0.412	-0.73	
3		1.405	-0.76	0.954	-0.7	0.03894548	1.3	-0.18	0.382	-0.73	
4		0.344	-0.78	0.067	-0.71	-0.47257729	1.277	-0.53	0.341	-0.54	
5		-0.18	-0.87	-0.33	-0.77	-0.36589607	1.349	-0.45	0.549	-0.75	
6		0.379	-0.75	0.108	-0.69	-0.49446061	1.284	-0.53	0.361	-0.56	
15		-0.84	-0.83	-0.79	-0.74	-0.61481891	1.26	-0.62	0.291	-0.83	
16		-0.91	-0.79	-0.84	-0.72	-0.74338346	1.054	-0.7	-0.09	-0.83	
17		-0.88	-0.86	-0.82	-0.76	-0.65585015	1.193	-0.65	0.181	-0.82	
18		-0.96	-0.79	-0.87	-0.72	-0.82818135	1.081	-0.76	-0.05	-0.83	
19		-0.7	-0.79	-0.69	-0.71	-0.51087311	0.06	-0.56	-0.3	-0.82	
20		-0.88	-0.84	-0.82	-0.75	-0.65311474	1.246	-0.65	0.271	-0.82	
ครั้งที่		ชนิดของ PD	$H_{gn(0)}$				$H_{n(0)}$				Q
			$5k^+$	$5k^-$	Ku^+	Ku^-	$5k^+$	$5k^-$	Ku^+	Ku^-	
21	Corona at Low Voltage side in air	-0.94	-0.39	-0.85	-0.44	-0.73517721	-0.53	-0.7	-0.81	2.532	
22		-0.93	-0.81	-0.85	-0.74	-0.83091677	-0.57	-0.76	-0.79	1.66	
23		-0.96	-0.8	-0.88	-0.72	-0.84732926	-0.42	-0.77	-0.88	2.839	
24		-0.93	-0.81	-0.85	-0.74	-0.83091677	-0.57	-0.76	-0.79	1.66	
25		-0.96	-0.83	-0.88	-0.74	-0.70782305	-0.4	-0.78	-0.89	3.313	
26		-0.97	-0.84	-0.88	-0.75	-0.86100634	-0.45	-0.78	-0.86	2.597	
35		-0.93	-0.52	-0.85	-0.52	-0.68593973	-0.84	-0.66	-0.53	1.166	
36		-0.98	-0.73	-0.89	-0.67	-0.72697096	-0.83	-0.69	-0.54	1.104	
37		-0.96	-0.84	-0.87	-0.75	-0.8199751	-0.67	-0.75	-0.7	1.355	
38		-0.97	-0.84	-0.88	-0.75	-0.69141056	-0.85	-0.67	-0.51	0.879	
39		-0.96	-0.86	-0.87	-0.75	-0.75706054	-0.77	-0.71	-0.6	1.082	
40		-0.94	-0.72	-0.85	-0.67	-0.77894387	-0.72	-0.72	-0.65	1.219	

ตารางที่ ข.4 (ต่อ) ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลของการสอน (train) ในเมตริกซ์ Xtr มีขนาด 48x9

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{\text{un}}(\text{๓})$				$H_{\text{n}}(\text{๓})$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
41	Internal Discharge	-0.38622	0.14299	-0.50273	-0.04697	-0.27015651	-0.94779	-0.41749	-0.31236	-0.38027
42		-0.11602	-0.04201	-0.207	-0.1786	-0.4917252	-0.91203	-0.55688	-0.29197	-0.36083
43		1.51516	2.03615	1.92096	2.45389	0.055357979	-0.37559	1.00168	-0.34295	-0.43859
44		1.51516	2.03615	1.92096	2.45389	0.055357979	-0.37559	0.06044	-0.34295	-0.43859
45		0.02408	0.31566	-0.19356	0.03529	-0.04858782	-0.30407	-0.10551	-0.35315	-0.42713
46		1.45011	0.32799	1.74217	0.03529	0.544997423	-0.29215	0.73418	-0.28178	-0.41466
55		-0.29615	-0.30101	-0.40864	-0.39249	-0.54643352	-0.63785	-0.55688	-0.34295	-0.40968
56		-0.43125	0.02582	-0.51618	-0.14569	-0.58746475	-0.48288	-0.61662	-0.36335	-0.39273
57		-0.30115	0.01966	-0.40864	-0.14569	-0.57925851	-0.55441	-0.60334	-0.36335	-0.37827
58		-0.34118	0.02582	-0.44896	-0.11279	-0.54916893	-0.79282	-0.58343	-0.31236	-0.38376
59		-0.48629	-0.26401	-0.54306	-0.32668	-0.68867514	-0.86435	-0.66972	-0.29197	-0.29453
60		-0.11602	-0.04201	-0.207	-0.1786	-0.4917252	-0.91203	-0.55688	-0.29197	-0.36033
ครั้งที่		ชนิดของ PD	$H_{\text{un}}(\text{๓})$				$H_{\text{n}}(\text{๓})$			
	Sk^+		Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
61	Surface in air	1.20493	1.94365	1.17758	2.04256	1.808759563	-0.85243	1.83738	-0.4857	-0.21577
62		1.3	0.94465	1.47332	0.84149	1.680195016	2.23029	1.59842	3.53165	-0.54327
63		1.25997	0.13066	1.37922	0.03529	1.688401264	2.22195	1.63825	3.67338	-0.55275
64		1.64025	0.50066	1.74217	0.3479	1.154995166	2.15281	0.8437	3.36647	-0.51536
65		1.32002	0.56849	1.41955	0.44662	1.641899193	2.10035	1.50483	3.2747	-0.50539
66		1.31001	0.24166	1.40611	0.13401	1.726697086	1.54604	1.6024	2.0022	-0.49542
75		1.40007	1.72165	1.23135	1.66414	1.625486698	-0.76898	1.43779	-0.36335	-0.40569
76		1.5752	1.98682	1.56742	2.07547	1.781405404	-0.86435	1.80552	-0.36335	-0.26462
77		1.46012	1.98682	1.43299	2.02611	1.622751282	-0.59017	1.49487	-0.27158	-0.36481
78		1.47513	1.85732	1.41955	1.84513	1.721226254	-0.74514	1.66148	-0.32256	-0.34338
79		1.28999	0.94465	1.25824	0.84149	1.715755422	-0.79282	1.62497	-0.33276	-0.33391
80		1.42509	1.88199	1.32545	1.81222	1.625486698	-0.68553	1.46633	-0.32256	-0.40719

8. จะได้อ่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลของการทดสอบ (test) ในเมตริกซ์ Xte มีขนาด 32x9 ปรากฏที่ Workspace ดังนี้

ตารางที่ ข.5 ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลของการทดสอบ (test) ในเมตริกซ์ Xte มีขนาด 32x9

ครั้งที่	ชนิดของ PD	$H_{un(0)}$				$H_n(0)$				Q
		Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	Sk^+	Sk^-	Ku^+	Ku^-	
7	Corona at High Voltage side in air	-0.926606	-0.769676	-0.849553	-0.701805	-0.806298	1.195566	-0.74473	0.151568	-0.831401
8		-0.506303	-0.732676	-0.557849	-0.670544	-0.398721	1.271859	-0.482536	0.31267	-0.754135
9		-0.881574	-0.874509	-0.819979	-0.774199	-0.716029	1.108544	-0.687645	-0.005455	-0.784543
10		-0.866563	-0.880676	-0.810569	-0.775844	-0.718765	1.091855	-0.688973	1.339439	-0.777066
11		-0.836541	-0.886842	-0.789061	-0.78407	-0.639438	1.127617	-0.638525	0.037369	-0.779558
12		-0.851552	-0.806676	-0.80116	-0.726485	-0.677733	1.087087	-0.663085	-0.04828	-0.857323
13		-0.836541	-0.825176	-0.790405	-0.741292	-0.644908	1.164572	-0.642508	0.135254	-0.8319
14		-0.881574	-0.788176	-0.819979	-0.714968	-0.691411	1.07755	-0.671714	-0.035024	-0.829407
27	Corona at Low Voltage side in air	-0.941617	-0.794342	-0.865684	-0.721549	-0.694146	-0.852426	-0.669723	-0.495898	0.908331
28		-0.971639	-0.843676	-0.879126	-0.754455	-0.861006	-0.447119	-0.775928	-0.862965	2.596718
29		-0.93161	-0.825176	-0.852241	-0.738002	-0.765267	-0.75706	-0.716188	-0.618254	1.049404
30		-0.946621	-0.812842	-0.865684	-0.738002	-0.713294	-0.804743	-0.682999	-0.557076	1.026473
31		-0.981646	-0.831342	-0.865684	-0.738002	-0.806298	-0.661693	-0.742739	-0.71002	1.647592
32		-0.951624	-0.868342	-0.865684	-0.770908	-0.757061	-0.780901	-0.70955	-0.587665	0.899856
33		-0.966635	-0.825176	-0.879126	-0.738002	-0.743383	-0.828584	-0.702912	-0.536683	0.925279
34		-0.966635	-0.849842	-0.879126	-0.754455	-0.75159	-0.792822	-0.70955	-0.577468	0.869449
47	Internal Discharge	-0.040967	0.179989	-0.247326	-0.063427	-0.231861	-0.172941	-0.371021	-0.332757	-0.428122
48		-0.045971	2.054653	-0.247326	2.207095	-0.270157	-0.339832	-0.417486	-0.342953	-0.416657
49		-0.075992	0.099823	-0.274211	-0.129239	-0.371367	-0.554406	-0.477226	-0.353149	-0.427624
50		-0.15605	0.03199	-0.327982	-0.162145	-0.428811	-0.852426	-0.503777	-0.302168	-0.371793
51		-0.271133	0.161489	-0.408637	-0.046973	-0.395986	-0.888188	-0.477226	-0.291971	-0.350856
52		-0.431249	-0.26401	-0.516177	-0.359582	-0.527286	-0.947792	-0.55688	-0.302168	-0.321445
53		-0.116021	-0.04201	-0.206999	-0.178598	-0.491725	-0.91203	-0.55688	-0.291971	-0.360328
54		-0.6414	-0.28251	-0.677488	-0.359582	-0.677733	-0.76898	-0.676361	-0.312364	-0.417654
67	Surface in air	1.224947	0.247822	1.25824	0.166916	1.833378	-0.16102	1.73516	-0.016671	-0.399708
68		1.640246	0.796655	1.715287	0.827602	1.064726	2.1838	2.456691	3.308347	-0.509376
69		1.515156	1.117321	1.540534	1.10474	1.806024	-0.578248	1.713918	-0.220597	-0.376778
70		1.279986	1.419487	1.244797	1.384442	1.756787	-0.46904	1.639575	-0.179812	-0.410177
71		1.425091	1.69082	1.446436	1.680597	1.723962	-0.184862	1.591783	-0.037064	-0.441582
72		1.500145	1.444154	1.540534	1.433802	1.759522	-0.530565	1.695996	-0.220597	-0.37927
73		1.330022	1.85732	1.298568	1.894487	1.691137	-0.721297	1.60705	-0.312364	-0.358334
74		1.550181	2.036153	1.540534	2.12483	1.784141	-0.864347	1.808176	-0.363346	-0.269104

9. จะได้ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลเป้าหมายของเมตริกซ์ Y ของการเรียนรู้ (train) ในเมตริกซ์ Y_{tr} มีขนาด 48x2 ปรากฏที่ Workspace ดังนี้

ตารางที่ ข.6 ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลเป้าหมายของเมตริกซ์ Y ของการเรียนรู้ (train) ในเมตริกซ์ Y_{tr} มีขนาด 48x2

ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี		
1	Corona at High Voltage side in air	0	0	
2		0	0	
3		0	0	
4		0	0	
5		0	0	
6		0	0	
15		0	0	
16		0	0	
17		0	0	
18		0	0	
19		0	0	
20		0	0	
21		Corona at Low Voltage side in air	0	1
22			0	1
23			0	1
24			0	1
25			0	1
26			0	1
35			0	1
36			0	1
37	0		1	
38	0		1	
39	0		1	
40	0		1	

ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี		
41	Internal Discharge	1	0	
42		1	0	
43		1	0	
44		1	0	
45		1	0	
46		1	0	
55		1	0	
56		1	0	
57		1	0	
58		1	0	
59		1	0	
60		1	0	
61		Surface in air	1	1
62			1	1
63			1	1
64			1	1
65			1	1
66			1	1
75			1	1
76			1	1
77	1		1	
78	1		1	
79	1		1	
80	1		1	

10.จะได้ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลเป้าหมายของเมตริกซ์ Y ของการทดสอบ (test) ในเมตริกซ์ Yte มีขนาด 32x2 ปรากฏที่ Workspace ดังนี้

ตารางที่ ข.7 ค่าที่แบ่งกลุ่มข้อมูลเป้าหมายของเมตริกซ์ Y ของการทดสอบ (test) ในเมตริกซ์ Yte มีขนาด 32x2

ครั้งที่	ชนิดของ PD	ตัวแปรคัมมี	
7	Corona at High Voltage side in air	0	0
8		0	0
9		0	0
10		0	0
11		0	0
12		0	0
13		0	0
14		0	0
27	Corona at Low Voltage side in air	0	1
28		0	1
29		0	1
30		0	1
31		0	1
32		0	1
33		0	1
34		0	1
47	Internal Discharge	1	0
48		1	0
49		1	0
50		1	0
51		1	0
52		1	0
53		1	0
54		1	0
67	Surface in air	1	1
68		1	1
69		1	1
70		1	1
71		1	1
72		1	1
73		1	1
74		1	1

11. ใช้โปรแกรม Regression ในการเลือกตัวแปรที่ดีที่สุดในการสร้างโมเดล โดยเลือกจากค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดและค่า condition number ของ pseudoinverse ต่ำสุดและการเลือกตัวแปรจะเขียนโปรแกรมให้เพิ่มตัวแปรเข้าไปในโปรแกรมการสอนโมเดลทีละตัว, เพิ่มตัวแปร 2 ตัว, เพิ่มตัวแปร 3 ตัว, จนครบตัวแปร และตัวแปรทุกตัวและใช้โปรแกรมทดสอบเพื่อทำนายละจำแนกประเภทของคิซาร์จบางส่วนของแต่ละกลุ่มตัวแปรที่ผ่านโปรแกรมการสอนแล้วโดยจะต้องหาตัวแปรอินพุทในการสร้างโมเดลที่ดีที่สุดว่าต้องใช้กี่ตัวแปรที่สามารถแบ่งประเภทของคิซาร์จบางส่วนได้ ถูกต้องและมีค่า condition number ของ pseudoinverse ต่ำสุด แสดงการหาค่า ดังนี้กรณีที่มีตัวแปรเข้าไปในโปรแกรมการสอน (train) ในโมเดลทีละ ตัวแปรและใช้โปรแกรมทดสอบ (test)เพื่อทำนายและจำแนกประเภทของคิซาร์จบางส่วน จะได้

```
load highvolt2.mat
```

```
% ใช้คำสั่ง โหลด "load" ในการเรียกไฟล์ข้อมูลที่เรารับบันทึกไว้มาใช้งานในที่นี้คือ highvolt2.mat
```

```
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
```

```
%ทำการเก็บค่าข้อมูล X ใน X โดยใช้คำสั่ง X=X (ข้อมูลที่ต้องการเก็บ)
```

```
%unit variance x
```

```
xsc=zscore(x);
```

```
%ทำการ predata ข้อมูลใน X โดยการทำให้ scaling โดยใช้คำสั่ง zscore
```

```
%divide the data into a training set and test set ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ทำนาย (X)
```

```
และข้อมูลที่เป็นตัวแปรเป้าหมาย (Y) ในการสอน (train) และทดสอบ(test) โดยใช้วิธีแบ่งเป็นแบบ Venetial Blinds (VB)
```

```
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);
```

```
xsc(75:80,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ทำนายสำหรับสอน (train) เช่น จากแถวที่ 1 ถึง แถวที่ 6 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc(1:6,:) เมื่อ xsc(แถว,คอลัมน์) แล้วเก็บใน xtr
```

```
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ทำนายสำหรับทดสอบ(test) เช่น จากแถวที่ 7 ถึง แถวที่ 14 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc (7:14,:) แล้วเก็บใน xte
```

```
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลเป้าหมายสำหรับสอน (train) เช่น จากแถวที่ 1 ถึง แถวที่ 6 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc(1:6,:) เมื่อ xsc(แถว,คอลัมน์) แล้วเก็บใน ytr
```

```
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลเป้าหมายสำหรับทดสอบ (test) เช่น จากแถวที่ 7 ถึง แถวที่ 14 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc (7:14,:) แล้วเก็บใน yte
```

```

xvb=[xtr;xte];
% เก็บข้อมูลตัวแปรที่ใช้ทำนาย (predictor variable X) ที่แบ่งเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ (train) และ
ทดสอบ (test) แล้วเก็บใน xvb
yvb=[ytr;yte];
% เก็บข้อมูลตัวแปรที่เป็นเป้าหมาย ( response variable Y ) ที่แบ่งเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ (train)
และทดสอบ (test) แล้วเก็บใน yvb
e=0;
% กำหนดค่า error ในตอนแรกให้มีค่าเป็น 0 และเก็บค่าใน e
e1=0;
e2=0;
for i=1:9%1
% ใช้คำสั่งในการวน loop เพื่อป้อนค่าตัวแปรที่ละ 1 ตัวแปรเข้าไปจากตัวแปร 1 ถึง 9
Xtr=[xtr(:,i) ones(48,1)];
% เก็บข้อมูลของเมทริกซ์ xtr โดยการเพิ่มเมทริกซ์เวกเตอร์หนึ่งคูณเข้าไปด้วยเพื่อสะดวกต่อการ
คำนวณซึ่งใช้คำสั่ง ones(48,1)
b=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;%weight
%ทำการหาค่า weight โดยใช้คำสั่งหาอินเวอร์ส ตัวแปรที่ใช้ทำนายที่แบ่งเป็นข้อมูลในการสอน
transpose คูณกับตัวแปรข้อมูล
ในการสอนแล้วคูณกับตัวแปรข้อมูลในการสอน transprod และคูณกับตัวแปรเป้าหมายที่เป็นข้อมูล
ในการสอน คือ b=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr; หรือใช้คำสั่ง regression คือ b=regress(ytr,Xtr);
yptr=round(Xtr*b);%predict
% เป็นการหาค่าจากตัวแปรที่ใช้ทำนายคูณกับค่า weight ซึ่งจะได้อ่าที่ได้จากการทำนาย
e=e+1;
%ทำการเก็บค่า error ใน e
Condition (e,1)=cond(Xtr'*Xtr);%condition number matrix
% หาค่า condition number matrix โดยใช้คำสั่ง cond( )
er=abs(ytr-yptr);
% หาค่า error ของค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ของการทำนาย
error=er(:,1)+er(:,2);
% หาค่า error รวม
if sum_error(e,1)==0
e1=e1+1;

```

```

error_0(e1,:)=i,condition(e,1)]; %position_sum_error=0,cond*****
condmin_0=(min(error_0(:,2)));%cond_0_min
else
e2=e2+1;
error_t(e2,:)=i,sum_error(e,1),condition(e,1)];%position_sum_error~=0,error,cond*****
errormin_t=(min(error_t(:,2)));%error_t_min
condmin_t=(min(error_t(:,3)));%cond_t_min
end
end%1

```

แสดงผลบนหน้าจอ command window และ workspace ดังนี้

The screenshot displays the MATLAB interface with the following components:

- Command Window:** Contains the following code:


```

>> load highvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
%unit variance x
xsc=zscore(x);
%divide the data into a training set and test set
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
yvb=[ytr;yte];
%correlation coefficient
xcor=corrcoef(xvb);
%classify combination of 1 2 3 4 5 score
e=0;
e1=0;
e2=0;
for i=1:941
    %for j=1:942
        %for k=1:943
            %for l=1:944
                %for m=1:945
                    %if (i==j)%2
                    %if (i==j&i==k&j==k)%3
                    %if (i==j&i==k&i==l&j==k&j==l&k==l)%4
                    %if (i==j&i==k&i==l&i==m&j==k&j==l&j==m&k==l&k==m&l==m)%5
                    Xtr=[Xtr(:,i) ones(48,1)];
                    b=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;%weight
                    wnr=round(Xtr*b);%nredict

```
- Workspace:** Shows the following variables:

Name	Value	Class
Xtr	<48x2 double>	double
b	[-0.19551 0.26782...]	double
condition	[1.2088;1.0342;1....]	double
condmin_t	1.0238	double
e	9	double
e1	0	double
e2	9	double
er	<48x2 double>	double
error	<48x1 double>	double
error_t	<9x3 double>	double
errormin_t	74	double
- Command History:** Shows the execution of the code in the Command Window.

แสดงค่าต่างๆที่เก็บบน workspace ดังนี้

11.1 แสดงค่า weight ที่เก็บในเมตริกซ์ b

$$b =$$

-0.196	0.268
0.511	0.485

11.2 แสดงค่า condition number ที่เก็บในเมตริกซ์ condition

ตารางที่ ข.8 แสดงค่า condition number ที่เก็บในเมตริกซ์ condition

	1
1	1.2088219
2	1.0341816
3	1.2077767
4	1.0238288
5	1.0717216
6	1.1863948
7	1.1103842
8	1.3310056
9	1.2141542

11.3 แสดงค่า condition number ต่ำสุด ที่เก็บในเมตริกซ์ condition_t คือ

$$\text{condition}_t = 1.0238$$

11.4 จากค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ train ที่เก็บใน ytr ลบกับค่าข้อมูลที่ทำนายได้ ซึ่งเก็บในเมตริกซ์ er ขนาด 48x2 จาก $er = \text{abs}(ytr - yptr)$ จะได้ค่าที่เก็บใน workspace

ตารางที่ ข.9 แสดงค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ train ที่เก็บใน ytr ลบกับค่าข้อมูลที่ทำนายได้ ซึ่งเก็บในเมตริกซ์ er ขนาด 48x2

	1	2
1	1	0
2	1	0
3	1	0
4	1	0
5	1	0
6	1	0
7	1	0
8	1	0
9	1	0
10	1	0
11	1	0
12	1	0
13	0	0
14	0	0
15	0	0
16	0	0
17	0	0
18	0	0
19	0	0
20	0	0
21	0	0
22	0	0
23	0	0

	1	2
24	0	0
25	0	0
26	0	0
27	0	0
28	0	0
29	0	0
30	0	0
31	0	0
32	0	0
33	0	0
34	0	0
35	0	0
36	0	0
37	0	1
38	0	1
39	0	1
40	0	1
41	0	1
42	0	1
43	0	1
44	0	1
45	0	1
46	0	1
47	0	1
48	0	1

11.5 จากนั้นทำการหาค่าผลรวม sum error โดยเอา error ที่เก็บในเมตริกซ์ er จากทุกแถวของคอลัมน์ที่ 1 บวกกับทุกแถวของคอลัมน์ที่ 2 แล้วเก็บค่าในเมตริกซ์ error ซึ่งมีขนาด 48x1 จะได้ค่าใน workspace

ตารางที่ ข.10 แสดงค่าผลรวม sum error

	1
1	1
2	1
3	1
4	1
5	1
6	1
7	1
8	1
9	1
10	1
11	1
12	1
13	0
14	0
15	0
16	0
17	0
18	0
19	0
20	0
21	0
22	0
23	0
24	0
25	0
26	0
27	0
28	0
29	0
30	0
31	0
32	0
33	0
34	0
35	0
36	0
37	1
38	1
39	1
40	1
41	1
42	1
43	1
44	1
45	1
46	1
47	1
48	1

11.6 จะได้ค่า `error_t` ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนรวมของแต่ละตัวแปรและแสดงค่า `condition number` ด้วยจาก `error_t(e2,:)= [i,sum_error(e,1),condition(e,1)]` ปรากฏใน workspace ดังนี้ มีขนาด 9×3

ตารางที่ ข.11 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนรวมและค่า `condition number`

ตัวแปร(i)	ค่า sum error	condition number
1	32	1.208822
2	24	1.034182
3	30	1.207777
4	24	1.023829
5	26	1.071722
6	36	1.186395
7	24	1.110384
8	56	1.331006
9	24	1.214154

11.7 จะได้ค่า `error` ที่น้อยที่สุดจากทุกตัวแปรเก็บใน `errormin_t` จะได้ค่าใน workspace ดังนี้

```
errormin_t = 24
```

12. นำตัวแปรไปเข้าโปรแกรมทดสอบ (test) กรณี 5 ตัวแปร โดยแสดงโปรแกรมทดสอบ ดังนี้

```
load highvolt2.mat
```

```
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
```

```
%unit variance x
```

```
xsc=zscore(x);
```

```
%divide the data into a training set and test set
```

```
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);  
xsc(75:80,:)];
```

```
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
```

```
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:)];
```

```
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
```

```
xvb=[xtr;xte];
```

```
yvb=[ytr;yte];
```

```
Xtr=[xtr(:,[3 5 6 8 9]) ones(48,1)];
```

```
b1=inv(Xtr*Xtr)*Xtr*ytr;
```

```
condition=cond(Xtr*Xtr);
```

```
yptr=round(Xtr*b1);
```

```
er=abs(ytr-yptr);
```

```
error=er(:,1)+er(:,2);
```

```
sum_error=sum(error);
```

```
Xte=[xte(:,[3 5 6 8 9]) ones(32,1)];
```

```
ypte=round(Xte*b1);
```

```
erte=abs(yte-ypte);
```

```
errorte=erte(:,1)+erte(:,2);
```

```
sum_errorte=sum(errorte);
```

แสดงค่าต่างๆที่เก็บบน workspace กรณีใช้ 5 ตัวแปร ดังนี้

12.1 แสดงค่า weight ที่เก็บในเมตริกซ์ b1

b1 =	0.187512	-0.21602
	-0.02968	0.512338
	-0.53912	-0.06403
	0.390174	0.11071
	-0.18095	0.37466
	0.504021	0.480599

12.2 แสดงค่า condition number ต่ำสุด ที่เก็บใน condition คือ

```
condition =31.495
```

12.3 จากค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ train ที่เก็บใน ytr ลบกับค่าข้อมูลที่ใช้ predict ซึ่งเก็บในเมตริกซ์ er จาก $er=abs(ytr-yptr)$, $error=er(:,1)+er(:,2)$ และ $sum_error=sum(error)$ จะได้ค่าที่เก็บใน workspace

```
er = 0 และค่า error = 0
```

12.4 จากค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ test ที่เก็บใน yte ลบกับค่าข้อมูลที่ใช้ predict ที่เก็บใน ypte และเก็บในเมตริกซ์ erte จาก $erte=abs(yte-ypte)$, $errorte=erte(:,1)+erte(:,2)$ และ $sum_errorte=sum(errorte)$ จะได้ค่าที่เก็บใน workspace

```
erte = 0 , ค่า errorte = 0 และค่า sum_errorte = 0
```

12.5 จากนั้นทำการหาค่าผลรวม sum error โดยเอา error ที่เก็บในเมตริกซ์ er จากทุกแถวของคอลัมน์ที่ 1 บวกกับทุกแถวของคอลัมน์ที่ 2 แล้วเก็บค่าในเมตริกซ์ error ซึ่งมีขนาด 48x1 จะได้อ่านค่าใน workspace

ตารางที่ ข.12 แสดงค่าผลรวม sum error

	1
1	1
2	1
3	1
4	1
5	1
6	1
7	1
8	1
9	1
10	1
11	1
12	1
13	2
14	0
15	2
16	0
17	2
18	2
19	2
20	0
21	0
22	0
23	0
24	0
25	0
26	0
27	2
28	0
29	0
30	0
31	2
32	0
33	0
34	0
35	2
36	0
37	1
38	1
39	1
40	1
41	1
42	1
43	1
44	1
45	1
46	1
47	1
48	1

12.6 จะได้ค่า `error_t` ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนรวมของแต่ละตัวแปรและแสดงค่า `condition number` ด้วยจาก `error_t(e2,:)= [i,sum_error(e,1),condition(e,1)]` ปรากฏใน workspace ดังนี้ มีขนาด 9x3

ตารางที่ ข.13 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนรวมและค่า `condition number`

ตัวแปร(i)	ค่า sum error	condition number
1	26	5.7462
2	34	2.388
3	24	1.363
4	48	5.267
5	32	5.029
6	34	7.248
7	42	54.186
8	44	139.849
9	40	203.547

12.7 จะได้ค่า `error` ที่น้อยที่สุดจากทุกตัวแปรเก็บใน `errormin_t` จะได้ค่าใน workspace ดังนี้

$$\text{errormin}_t = 24$$

13. จากที่เพิ่มตัวแปรเข้าไปในโปรแกรมการสอนโมเดลทีละตัว ,เพิ่มตัวแปร 2 ตัว ,เพิ่มตัวแปร 3 ตัว,เพิ่มตัวแปร 4 ตัว,เพิ่มครบทุกตัวแปร เพื่อทำนายและจำแนกประเภทของศิษย์จบบางส่วนของแต่ละกลุ่มตัวแปรที่ผ่านโปรแกรมการสอนแล้ว โดยจะต้องหาตัวแปรอินพุตในการสร้างโมเดลที่ดีที่สุดว่าต้องใช้กี่ตัวแปรที่สามารถแบ่งประเภทของศิษย์จบบางส่วนได้ถูกต้อง และมีค่า `condition number` ของ `pseudoinverse` ต่ำสุดพบว่าการใช้ 5 ตัวแปรในการสอน จะมีค่า `error` เป็น 0 และ ค่า `condition number` น้อยที่สุด ดังแสดงค่าของตัวแปร ในตารางที่ ข.14

ตารางที่ ข. 14 แสดงการเลือกตัวแปรใน โมเดลความถดถอย (Regression model)

ตัวแปรที่ดีที่สุดที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนาย จำแนกประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีแต่ละตัวแปร คือ Ku- ของ Hqn(θ)	50	1.0238
กรณีรวม 2 ตัวแปร คือ Sk- ของ Hqn(θ), Q	15.625	1.99
กรณีรวม 3 ตัวแปร Sk+ ของ Hn(θ), Sk- ของ Hn(θ), Q	3.125	3.272
กรณีรวม 4 ตัวแปร คือ Sk+ ของ Hn(θ), Sk- ของ Hn(θ), Ku- ของ Hn(θ), Q	6.25	22.088
กรณีรวม 5 ตัวแปร คือ Ku+ ของ Hqn(θ), Sk+ ของ Hn(θ), Sk-ของ Hn(θ), Ku- ของ Hn(θ), Q	0	31.495
กรณีรวม 6 ตัวแปร คือ Sk+ ของ Hqn(θ), Ku+ ของ Hqn(θ), Sk+ ของ Hn(θ), Sk-ของ Hn(θ), Ku- ของ Hn(θ), Q	0	377.62
กรณีรวม 7 ตัวแปร คือ Sk+ ของ Hqn(θ), Sk- ของ Hqn(θ), Ku+ ของ Hqn(θ), Sk+ ของ Hn(θ), Sk-ของ Hn(θ), Ku- ของ Hn(θ), Q	0	537.33
กรณีรวม 8 ตัวแปร คือ Sk+ ของ Hqn(θ), Sk- ของ Hqn(θ), Ku+ ของ Hqn(θ), Ku- ของ Hqn(θ), Sk+ ของ Hn(θ), Sk-ของ Hn(θ), Ku- ของ Hn(θ), Q	0	1027.9
กรณีรวมทุกตัวแปร	3.125	1507.414

14. กรณีการจำลองโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยมีคำสั่งในโปรแกรมการสอนและการทดสอบดังนี้

โปรแกรมการสอน

```
load highvolt2.mat
```

```
% ใช้คำสั่ง โหลด "load" ในการเรียกไฟล์ข้อมูลที่เราบันทึกไว้มาใช้งานในที่นี้คือ highvolt2.mat
```

```
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
```

```
% ทำการเก็บค่าข้อมูล X ใน X โดยใช้คำสั่ง X=X (ข้อมูลที่ต้องการเก็บ)
```

```
% unit variance x
```

```
xsc=zscore(x);
```

```
% ทำการ predata ข้อมูลใน X โดยการทำให้ scaling โดยใช้คำสั่ง zscore
```

```
% divide the data into a training set and test set ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ทำนาย (X)
```

```
และข้อมูลที่เป็นตัวแปรเป้าหมาย (Y) ในการสอน (train) และทดสอบ (test) โดยใช้วิธีแบ่งเป็นแบบ Venetian Blinds (VB)
```

```
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);
```

```
xsc(75:80,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ทำนายสำหรับสอน (train) เช่น จากแถวที่ 1 ถึง แถวที่ 6 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc(1:6,:) เมื่อ xsc(แถว,คอลัมน์) แล้วเก็บใน xtr
```

```
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ทำนายสำหรับทดสอบ (test) เช่น จากแถวที่ 7 ถึง แถวที่ 14 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc (7:14,:) แล้วเก็บใน xte
```

```
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลเป้าหมายสำหรับสอน (train) เช่น จากแถวที่ 1 ถึง แถวที่ 6 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc(1:6,:) เมื่อ xsc(แถว,คอลัมน์) แล้วเก็บใน ytr
```

```
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
```

```
% นำข้อมูลที่ predata แล้วใน xsc ไปแบ่งเป็นข้อมูลเป้าหมายสำหรับทดสอบ (test) เช่น จากแถวที่ 7 ถึง แถวที่ 14 และทุกคอลัมน์ โดยใช้คำสั่ง xsc (7:14,:) แล้วเก็บใน yte
```

```
xvb=[xtr;xte];
```

```
% เก็บข้อมูลตัวแปรที่ใช้ทำนาย (predictor variable X) ที่แบ่งเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ (train) และ ทดสอบ (test) แล้วเก็บใน xvb
```

```
yvb=[ytr;yte];
```

```
% เก็บข้อมูลตัวแปรที่เป็นเป้าหมาย (response variable Y) ที่แบ่งเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ (train) และทดสอบ (test) แล้วเก็บใน yvb
```

```

xcor=corrcoef(xvb);
% เก็บค่า correlation coefficient ของตัวแปร xvb ไว้
cxvb=cov(xvb);
% เก็บค่า covariance ของตัวแปร xvb
[PC, Latent, Explained]=PCACOV(cxvb);
% เก็บค่าการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (principal components analysis) ซึ่งประกอบด้วย ตัวแปร
PC ทำหน้าที่เก็บค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก (loading), ตัว
แปร Latent ทำหน้าที่เก็บค่าไอเกน, ตัวแปร Explained เป็นตัวแปรเก็บค่าร้อยละของค่าแปรปรวน
scores= xvb*PC;
% เก็บค่า score ของตัวประกอบหลักจากสูตร เมื่อ T คือ ค่า scores ของตัวประกอบหลักในที่นี้
แทนด้วยตัวแปร scores, X คือ
ค่าข้อมูลอินพุทของตัวแปรเดิมในที่นี้แทนด้วยตัวแปร xvb และ P คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์
ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก (loading)ในที่นี้แทนด้วยตัวแปร PC
xscor= corrcoef (scores);
เก็บค่า correlation coefficient ของ ตัวแปร scores ไว้
sctr=scores(1:48,:);
เก็บค่า scores ที่แบ่งไว้สำหรับการสอนในแถวที่ 1 ถึง 48 ของตัวแปรใหม่หรือค่า scores ของตัว
ประกอบหลักทั้ง 9 ตัวหรือทุกคอลัมน์
scte=scores(49:80,:);
เก็บค่า scores ที่แบ่งไว้สำหรับการทดสอบในแถวที่ 49 ถึง 80 ของตัวแปรใหม่หรือค่า scores ของ
ตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัวหรือทุกคอลัมน์
e=0;
% กำหนดค่า error ในตอนแรกให้มีค่าเป็น 0 และเก็บค่าใน e
e1=0;
e2=0;
for i=1:9%1
% ใช้คำสั่งในการวน loop เพื่อป้อนค่าตัวแปรทีละ 1 ตัวแปรเข้าไปจากตัวแปร 1 ถึง 9
Xtr=[sctr(:,i) ones(48,1)];
%เก็บข้อมูลของเมตริกซ์ sctr โดยการเพิ่มเมตริกซ์เวกเตอร์หนึ่งแถวเข้าไปด้วยเพื่อสะดวกต่อการ
คำนวณซึ่งใช้คำสั่ง ones(48,1) สำหรับการสร้างข้อมูลอินพุทของ โมเดลตัวประกอบหลักและความ
ถดถอย
b=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;%weight

```

```

%ทำการหาค่า weight โดยใช้คำสั่งหาอินเวอร์ส ตัวแปรที่ใช้ทำนายที่แบ่งเป็นข้อมูลในการสอน
transpose คูณกับตัวแปรข้อมูลในการสอนแล้วคูณกับตัวแปรข้อมูลในการสอน transprod และคูณ
กับตัวแปรเป้าหมายที่เป็นข้อมูลในการสอน คือ
b=inv(Xtr*Xtr)*Xtr*ytr; หรือใช้คำสั่ง regression คือ b=regress(ytr,Xtr);
yptr=round(Xtr*b);%predict
% เป็นการหาค่าจากตัวแปรที่ใช้ทำนายคูณกับค่า weight ซึ่งจะได้ค่าที่ได้จากการทำนาย
e=e+1;
%ทำการเก็บค่า error ใน e
condition(e,1)=cond(Xtr*Xtr);%condition number matrix
% หาค่า condition number matrix โดยใช้คำสั่ง cond( )
er=abs(ytr-yptr);
% หาค่า error ของค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ของการทำนาย
error=er(:,1)+er(:,2);
% หาค่า error รวม
if sum_error(e,1)==0
e1=e1+1;
error_0(e1,:)=i,condition(e,1)]; %position_sum_error=0,cond*****
condmin_0=(min(error_0(:,2)));%cond_0_min
else
e2=e2+1;
error_t(e2,:)=i,sum_error(e,1),condition(e,1)];%position_sum_error~=0,error,cond*****
errormin_t=(min(error_t(:,2)));%error_t_min
condmin_t=(min(error_t(:,3)));%cond_t_min
end
end
end

```

15. นำตัวแปรไปเข้าโปรแกรมทดสอบ (test) กรณี 4 ตัวแปรซึ่งเป็นตัวแปรใหม่ที่ได้จากการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักแล้วหรือค่า scores ของตัวประกอบหลักจากการเลือกตัวแปรที่เหมาะสม โดยแสดงโปรแกรมทดสอบ ดังนี้

```
load highvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
xsc=zscore(x);
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);
xsc(75:80,:)];
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:)];
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
yvb=[ytr;yte];
xcor=corrcoef(xvb);
cxvb=cov(xvb);
[PC, Latent, Explained]=PCACOV(cxvb);
scores=xvb*PC;
xscor=corrcoef(scores);
sctr=scores(1:48,:);
scte=scores(49:80,:);
Xtr=[sctr(:,[1 2 3 5]) ones(48,1)];
b1=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;
condition=cond(Xtr'*Xtr);
yptr=round(Xtr*b1);
er=abs(ytr-yptr);
error=er(:,1)+er(:,2);
sum_error=sum(error);
sum_error=sum(error);
Xte=[scte(:,[1 2 3 5]) ones(32,1)];
yptr = round (Xte*b1)
แสดงค่าต่างๆที่เก็บบน workspace กรณีใช้ 5 ตัวแปร ดังนี้
```

15.1 แสดงค่า weight ที่เก็บในเมตริกซ์ b1

$$b1 = \begin{array}{|c|c|} \hline -0.15421 & -0.05725 \\ \hline -0.06727 & -0.11274 \\ \hline 0.101335 & -0.44225 \\ \hline -0.37795 & -0.29255 \\ \hline 0.522659 & 0.47742 \\ \hline \end{array}$$

15.2 แสดงค่า condition number ต่ำสุด ที่เก็บใน condition คือ

$$\text{condition} = 29.155$$

15.3 จากค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ train ที่เก็บใน ytr ลบกับค่าข้อมูลที่ใช้ predict ซึ่งเก็บในเมตริกซ์ er จาก $er = \text{abs}(ytr - yptr)$, $\text{error} = er(:,1) + er(:,2)$ และ $\text{sum_error} = \text{sum}(\text{error})$ จะได้ค่าที่เก็บใน workspace

$$er = 0 \text{ และค่า error} = 0$$

15.4 จากค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ test ที่เก็บใน yte ลบกับค่าข้อมูลที่ใช้ predict ที่เก็บใน ypte และเก็บในเมตริกซ์ erte จาก $erte = \text{abs}(yte - ypte)$, $\text{errorte} = erte(:,1) + erte(:,2)$ และ $\text{sum_errorte} = \text{sum}(\text{errorte})$ จะได้ค่าที่เก็บใน workspace

$$erte = 0, \text{ค่า errorte} = 0 \text{ และค่า sum_errorte} = 0$$

แสดงค่าต่างๆที่เก็บบน workspace ดังนี้

15.5 ค่าการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก จะได้ดังตารางที่ ข.15

ตารางที่ ข.15 แสดงค่าไอเก้นและร้อยละค่าแปรปรวนของตัวประกอบหลักทั้ง 9 ตัว

ตัวประกอบหลัก	ค่าไอเก้น (Latent)	ร้อยละของค่าแปรปรวน (Explained)
PC ₁	5.691964194	63.2440466
PC ₂	2.065245017	22.94716686
PC ₃	0.698765317	7.764059083
PC ₄	0.227233609	2.524817879
PC ₅	0.151642778	1.684919752
PC ₆	0.131398683	1.459985361
PC ₇	0.022251538	0.247239315
PC ₈	0.007957793	0.088419925
PC ₉	0.00354107	0.039345226

ตารางที่ ข.16 แสดงค่า loading ของตัวประกอบหลัก

ตัวแปรอิสระตัวแปร	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅	PC ₆	PC ₇	PC ₈	PC ₉
Sk ⁺ ของ H _{zn} (φ)	-0.407	0.006	-0.041	0.192	0.379	0.419	0.25	0.476	-0.433
Sk ⁻ ของ H _{zn} (φ)	-0.374	-0.254	0.152	-0.456	-0.096	-0.074	0.157	0.453	0.564
Ku ⁺ ของ H _{zn} (φ)	-0.407	0	-0.102	0.113	0.374	0.39	-0.238	-0.515	0.444
Ku ⁻ ของ H _{zn} (φ)	-0.366	-0.267	0.147	-0.548	0.045	-0.185	-0.074	-0.389	-0.529
Sk ⁺ ของ H _{zn} (φ)	-0.399	-0.002	-0.179	0.398	-0.244	-0.379	0.612	-0.266	0.048
Sk ⁻ ของ H _{zn} (φ)	-0.054	0.659	-0.085	-0.221	0.521	-0.474	0.046	0.066	0.065
Ku ⁺ ของ H _{zn} (φ)	-0.401	-0.017	-0.219	0.295	-0.203	-0.34	-0.685	0.268	-0.08
Ku ⁻ ของ H _{zn} (φ)	-0.187	0.559	-0.307	-0.317	-0.551	0.384	0.023	-0.037	-0.066
Q	0.193	-0.341	-0.873	-0.216	0.173	-0.035	0.065	0.045	0.005

15.6 แสดงค่า weight ที่เก็บในเมตริกซ์ b

$$b = \begin{bmatrix} 1.648912 & -0.17652 \\ 0.494863 & 0.50055 \end{bmatrix}$$

15.7 แสดงค่า condition number ที่เก็บในเมตริกซ์ condition

ตารางที่ ข.17 แสดงค่า condition number ที่เก็บในเมตริกซ์ condition

	1
1	5.746173
2	2.387934
3	1.362767
4	5.267297
5	5.02871
6	7.24826
7	54.18609
8	139.8488
9	203.5467

15.8 จากค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ train ที่เก็บใน ytr ลบกับค่าข้อมูลที่ทำนายได้ ซึ่งเก็บในเมตริกซ์ er ขนาด 48x2 จาก $er = \text{abs}(ytr - yptr)$ จะได้ค่าที่เก็บใน workspace

ตารางที่ ข.18 แสดงค่า error ที่ได้จากค่าข้อมูลเป้าหมายที่ใช้ train ที่เก็บใน ytr ลบกับค่าข้อมูลที่ทำนายได้ ซึ่งเก็บในเมตริกซ์ er ขนาด 48x2

	1	2
1	1	0
2	0	1
3	0	1
4	0	1
5	0	1
6	0	1
7	1	0
8	1	0
9	1	0
10	1	0
11	0	1
12	1	0
13	1	1
14	0	0
15	1	1
16	0	0
17	1	1
18	1	1
19	1	1
20	0	0
21	0	0
22	0	0
23	0	0

	1	2
24	0	0
25	0	0
26	0	0
27	1	1
28	0	0
29	0	0
30	0	0
31	1	1
32	0	0
33	0	0
34	0	0
35	1	1
36	0	0
37	1	0
38	0	1
39	1	0
40	0	1
41	0	1
42	0	1
43	1	0
44	1	0
45	1	0
46	1	0
47	0	1
48	0	1

16. จากที่เพิ่มตัวแปรเข้าไปในโปรแกรมการสอน โมเดลทีละตัว ,เพิ่มตัวแปร 2 ตัว ,เพิ่มตัวแปร 3 ตัว, เพิ่มตัวแปร 4 ตัว, เพิ่มครบทุกตัวแปร เพื่อทำนายและจำแนกประเภทของคิซาร์จบางส่วนของแต่ละกลุ่มตัวแปรที่ผ่านโปรแกรมการสอนแล้ว โดยจะต้องหาตัวแปรอินพุทในการสร้างโมเดลที่ดีที่สุดว่าต้องใช้กี่ตัวแปรที่สามารถแบ่งประเภทของคิซาร์จบางส่วนได้ถูกต้องและมีค่า condition number ของ pseudoinverse ต่ำสุด พบว่าการใช้ 4 ตัวแปรในการสอน จะมีค่า error เป็น 0 และ ค่า condition number น้อยที่สุด ดังแสดงค่าของตัวแปร ในตาราง

ตารางที่ ข. 19 แสดงการเลือกตัวแปรใน โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal Component Regression Model; PCR)

ตัวแปรที่ใช้ในการเรียนรู้และ ทำนายจำแนกประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด $\left(\frac{\sum(Target\ values - Predict\ values)}{Target\ values = 32} \right) \times 100\%$	condition number
กรณีแต่ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t 3	50	1.362
กรณีรวม 2 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t3	25	7.542
กรณีรวม 3 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t3, t5	3.125	28.881
กรณีรวม 4 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t2, t3, t5	0	29.155
กรณีรวม 5 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t2, t3,t4, t5	3.125	32.379
กรณีรวม 6 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t2, t3,t4, t5,t6	3.125	47.705
กรณีรวม 7 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t2, t3,t4, t5,t6,t7	3.125	402.99
กรณีรวม 8 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t1, t2, t3,t4, t5,t6,t7,t8	3.125	1369.2
กรณีรวมทุกตัวแปร t	3.125	1507.40

17. นำตัวแปรที่เลือกแล้วไปทดสอบกับโปรแกรมทดสอบของทั้งสองโมเดลจะได้ผล ดังตาราง ตารางที่ ข. 20 ผลการทดสอบการทำนายจำแนก PD แต่ละชนิดของ โมเดลความถดถอยและ โมเดล ตัวประกอบหลักและความถดถอย

ครั้งที่	รูปแบบของ PD	ค่าเป้าหมาย		ค่าที่ทำนายได้		%ความถูกต้อง
1	Internal Discharge	0	0	0	0	100
2		0	0	0	0	
3		0	0	0	0	
4		0	0	0	0	
5		0	0	0	0	
6		0	0	0	0	
7		0	0	0	0	
8		0	0	0	0	
9	Surface in air	0	1	0	1	100
10		0	1	0	1	
11		0	1	0	1	
12		0	1	0	1	
13		0	1	0	1	
14		0	1	0	1	
15		0	1	0	1	
16		0	1	0	1	
17	Internal Discharge	1	0	1	0	100
18		1	0	1	0	
19		1	0	1	0	
20		1	0	1	0	
21		1	0	1	0	
22		1	0	1	0	
23		1	0	1	0	
24		1	0	1	0	

ตารางที่ ข. 20 (ต่อ) ผลการทดสอบการทำนายจำแนก PD แต่ละชนิดของโมเดลความถดถอยและโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

ครั้งที่	รูปแบบของ PD	ค่าเป้าหมาย		ค่าที่ทำนายได้		%ความถูกต้อง
25	Surface in air	1	1	1	1	100
26		1	1	1	1	
27		1	1	1	1	
28		1	1	1	1	
29		1	1	1	1	
30		1	1	1	1	
31		1	1	1	1	
32		1	1	1	1	

โปรแกรมในการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

นำโปรแกรมในการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ เพื่อหาค่าตัวแปรทั้ง 9 ตัวที่นำมาพิจารณา ดังนี้

clear all

close all

clc

% โหลดข้อมูลจาก export ที่บันทึกข้อมูลดิบ มุมเฟสแรงดันทดสอบ (θ), ขนาดของ PD (q), จำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ (n), จากเครื่องตรวจวัดดีเอสอาร์บางส่วน

%load data_test2

[t, q] = importQData('D:\work\coronaHV1 5s\Surface\0024', 'unit1.1');

p = importPHData('D:\work\coronaHV1 5s\Surface\0024', 'unit1.1');

%แปลงมุมเป็นองศา

p=round(p*360);

%ขนาดของ PD ที่เกิด

q=abs(q);

%เวลาที่เก็บค่า PD

tmax=max(t);

%สร้างเมตริกซ์ศูนย์

BQ=zeros(361,5);

%หาจำนวนข้อมูลที่เก็บ

ii = length(q);

%PD

PDi=10e-12;

%วนรอบหา Hn, Hqn เก็บในแมตริกซ์ BQ และแบ่งข้อมูล ไซเคิลบวกและไซเคิลลบ

DQ_P=[];

DQ_N=[];

k1=0;

k2=0;

for i=1:ii

ph=p(i)+1;

%มุมเฟส

BQ(ph,1)=p(i);

if q(i)>PDi

%จำนวนครั้งการเกิดซ้ำ

BQ(ph,2)=BQ(ph,2)+1;

%จำนวนครั้งการเกิดซ้ำต่อวินาที****(ใช้งาน)

BQ(ph,3)=BQ(ph,2)/tmax;

%ขนาดประจุมุม

BQ(ph,4)=BQ(ph,4)+q(i);

%ขนาดประจุมุมเฉลี่ย****(ใช้งาน)

BQ(ph,5)=BQ(ph,4)/BQ(ph,2);

end

%ครึ่งบวก

if q(i)>PDi

if p(i)>=0&p(i)<=180

k1=k1+1;

%เก็บค่าเฟสและประจุมุมช่วงไซเคิลบวก

DQ_P(k1,1)=p(i);

DQ_P(k1,2)=q(i);

DQ_P(k1,3)=BQ(ph,4)/BQ(ph,2);

end

end

%ครึ่งลบ

if q(i)>PDi

if p(i)>=181&p(i)<=360

k2=k2+1;

%เก็บค่าเฟสและประจุมุมช่วงไซเคิลลบ

DQ_N(k2,1)=p(i);

DQ_N(k2,2)=q(i);

```

    DQ_N(k2,3)=BQ(ph,4)/BQ(ph,2);
end
end
end
%พล็อตกราฟ Hn(ph), Hqn(ph)
subplot(2,1,1)
Area(BQ(:,1),BQ(:,3));
title('pulse count distribution');
xlabel('phase [o]');
ylabel('Hn [number/sec]');
subplot(2,1,2)
Area(BQ(:,1),BQ(:,5),'FaceColor',[.5 0 0]);
title('mean pulse height distribution')
xlabel('phase [o]');
ylabel('Hqn [pC]');
%คำนวณค่าสถิติ
% sk Hn+
sk_Hn_p = skewness(DQ_P(:,1))
% sk Hn-
sk_Hn_n = skewness(DQ_N(:,1))
% ku Hn+
ku_Hn_p = kurtosis(DQ_P(:,1))-3
% ku Hn-
ku_Hn_n = kurtosis(DQ_N(:,1))-3
% sk Hqn+
sk_Hqn_p = skewness(DQ_P(:,3))
% sk Hqn-
sk_Hqn_n = skewness(DQ_N(:,3))
% ku Hqn+
ku_Hqn_p = kurtosis(DQ_P(:,3))-3
% ku Hqn-
ku_Hqn_n = kurtosis(DQ_N(:,3))-3
%คำนวณ Q
Q_p = sum(DQ_P(:,2));
Q_n = sum(DQ_N(:,2));
N_p = length(DQ_P(:,2));

```

```

N_n = length(DQ_N(:,2));
Q = (Q_n/N_n)/(Q_p/N_p);
stat= [sk_Hqn_p,sk_Hqn_n, ku_Hqn_p,ku_Hqn_n,sk_Hn_p,sk_Hn_n,ku_Hn_p,ku_Hn_n,Q];
%stat= [sk_Hqn_p,sk_Hqn_n, ku_Hqn_p,ku_Hqn_n,sk_Hn_p,sk_Hn_n,ku_Hn_p,ku_Hn_n];

```

โปรแกรมในการจำลองโมเดล Regression

- Program training Regression model

```

load highvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
%unit variance x
xsc=zscore(x);
%divide the data into a training set and test set
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:); xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);xsc(75:80,:)];
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:); y(61:66,:);y(75:80,:)];
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
yvb=[ytr;yte];
%correlation coefficient
xcor=corrcoef(xvb);
%classify combination of 1 2 3 4 5 score
e=0;
e1=0;
e2=0;
for i=1:9%1
    %for j=1:9%2
        %for k=1:9%3
            %for l=1:9%4
                %for m=1:9%5
                    %if(i~=j)%2
                    %if(i~=j&i~=k&j~=k)%3
                    %if(i~=j&i~=k&i~=l&j~=k&j~=l&k~=l)%4
                    %if(i~=j&i~=k&i~=l&i~=m&j~=k&j~=l&j~=m&k~=l&k~=m&l~=m) %5
                    Xtr=[xtr(:,i) ones(48,1)];
                    b=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;%weight
                    yptr=round(Xtr*b);%predict

```

```

e=e+1;
condition(e,1)=cond(Xtr*Xtr);%condition number matrix
er=abs(ytr-yptr);
error=er(:,1)+er(:,2);
sum_error(e,1)=sum(error);%error matrix
if sum_error(e,1)==0
    e1=e1+1;
    error_0(e1,:)=[i,condition(e,1)]; %position_sum_error=0,cond*****
    condmin_0=(min(error_0(:,2)));%cond_0_min
else
    e2=e2+1;
    error_t(e2,:)=[i,sum_error(e,1),condition(e,1)];%position_sum_error~=0,error,cond*****
    errormin_t=(min(error_t(:,2)));%error_t_min
    condmin_t=(min(error_t(:,3)));%cond_t_min
end
end
%end
%end%5
%end%4
%end%3
%end%2
end%1
%ind_po_cond1min=find(condmin_0==error_0(:,2))%position_min_cond_error_0
ind_po_error2min=find(errormin_t==error_t(:,2))%position_min_error_~0
ind_po_cond2min=find(condmin_t==error_t(:,3))%position_min_cond_~0

```

- Program testing Regression model

```

load highvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
xsc=zscore(x);
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:); xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);xsc(75:80,:)];
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:); y(61:66,:);y(75:80,:)];
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
yvb=[ytr;yte];
Xtr=[xtr(:,[3 5 6 8 9]) ones(48,1)];

```

```

b1=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;
condition=cond(Xtr'*Xtr);
yptr=round(Xtr*b1);
er=abs(ytr-yptr);
error=er(:,1)+er(:,2);
sum_error=sum(error);
Xte=[xte(:,[3 5 6 8 9]) ones(32,1)];
ypte=round(Xte*b1);

```

โปรแกรมในการจำลองโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal component Regression model; PCR)

- Program training Principal Component Regression Model; PCR

```

load highvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
%unit variance x
xsc=zscore(x);
%divide the data into a training set and test set
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:);xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);xsc(75:80,:)];
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:);y(61:66,:);y(75:80,:)];
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
yvb=[ytr;yte];
%correlation coefficient
xcor=corrcoef(xvb);
%covariance matrix
cxvb=cov(xvb);
%principal components analysis
[PC, Latent, Explained]=PCACOV(cxvb);
%score T=X*PC
scores=xvb*PC;
%correlation coefficient
xscor=corrcoef(scores);
%divide the score into a training set and test set

```

```

sctr=scores(1:48,:);
scte=scores(49:80,:);
%classify combination of 1 2 3 4 5 score
e=0;
e1=0;
e2=0;
for i=1:9%1
    for j=1:9%2
        for k=1:9%3
            for l=1:9%4
                %for m=1:9%5
                    %if(i~=j)%2
                    %if(i~=j&i~=k&i~=l&j~=k&j~=l&k~=l)%3
                    if(i~=j&i~=k&i~=l&j~=k&j~=l&k~=l)%4
                    %if(i~=j&i~=k&i~=l&i~=m&j~=k&j~=l&j~=m&k~=l&k~=m&l~=m)%5
                    Xtr=[sctr(:,[i,j,k,l]) ones(48,1)];
                    b=inv(Xtr*Xtr)*Xtr*ytr;%weight
                    yptr=round(Xtr*b);%predict
                    e=e+1;
                    condition(e,1)=cond(Xtr*Xtr);%condition number matrix
                    er=abs(ytr-yptr);
                    error=er(:,1)+er(:,2);
                    sum_error(e,1)=sum(error);%error matrix
                    if sum_error(e,1)==0
                        e1=e1+1;
                        error_0(e1,:)=[i,j,k,l,condition(e,1)]; %position_sum_error=0,cond*****
                        condmin_0=(min(error_0(:,5)));%cond_0_min
                    else
                        e2=e2+1;
                        error_t(e2,:)=[i,j,k,l,sum_error(e,1),condition(e,1)];%position_sum_error~=0,error,cond*****
                        errormin_t=(min(error_t(:,5)));%error_t_min
                        condmin_t=(min(error_t(:,6)));%cond_t_min
                    end
                end
            end
        end
    end
end%5
end%4

```

```

    end%3
end%2
end%1
%ind_po_cond1min=find(condmin_0==error_0(:,5))%position_min_cond_error_0
%ind_po_error2min=find(errormin_t==error_t(:,5))%position_min_error_~0
%ind_po_cond2min=find(condmin_t==error_t(:,6))%position_min_cond_~0

```

- Program testing Principal component Regression model; PCR

```

load highvolt2.mat
x=x(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9]);
xsc=zscore(x);
xtr=[xsc(1:6,:);xsc(15:20,:);xsc(21:26,:);xsc(35:40,:);xsc(41:46,:); xsc(55:60,:);xsc(61:66,:);xsc(75:80,:)];
xte=[xsc(7:14,:);xsc(27:34,:);xsc(47:54,:);xsc(67:74,:)];
ytr=[y(1:6,:);y(15:20,:);y(21:26,:);y(35:40,:);y(41:46,:);y(55:60,:); y(61:66,:);y(75:80,:)];
yte=[y(7:14,:);y(27:34,:);y(47:54,:);y(67:74,:)];
xvb=[xtr;xte];
yvb=[ytr;yte];
xcor=corrcoef(xvb);
cxvb=cov(xvb);
[PC, Latent, Explained]=PCACOV(cxvb);
scores=xvb*PC;
xscor=corrcoef(scores);
sctr=scores(1:48,:);
scte=scores(49:80,:);
plot scores
subplot(2,1,1), bar(PC(:,1),'w');
ylabel('Loadings on PC#1');
subplot(2,1,2), plot(1:12,sctr([1:12],1),'b+')
hold on
plot(13:24,sctr([13:24],1),'b*')
plot(25:36,sctr([25:36],1),'b^')
plot(37:48,sctr([37:48],1),'bo')
ylabel('Scores on PC#1');xlabel('Sample')
Xtr=[sctr(:,[1 2 3 5]) ones(48,1)];
b1=inv(Xtr'*Xtr)*Xtr'*ytr;
condition=cond(Xtr'*Xtr);

```

```
yptr=round(Xtr*b1);  
er=abs(ytr-yptr);  
error=er(:,1)+er(:,2);  
sum_error=sum(error);  
Xte=[scte(:,[1 2 3 5]) ones(32,1)];  
ypte=round(Xte*b1);
```

ภาคผนวก ค

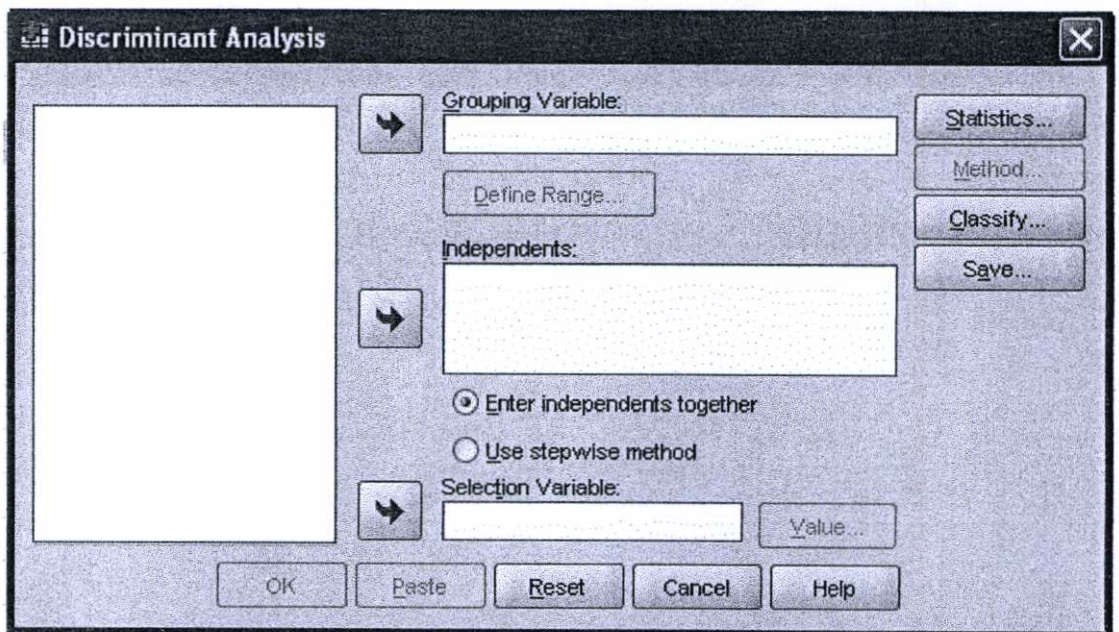
การจำแนกรูปแบบการเกิดดีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท
(Discriminant Analysis) โดยใช้โปรแกรม SPSS

ภาคผนวก ก

ก.1 การจำแนกรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) โดยใช้โปรแกรม SPSS

คำสั่ง SPSS for Windows สำหรับการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

Analyze ⇨ Classify ⇨ Discriminant... จะได้น้ำจอดังรูปที่ 1

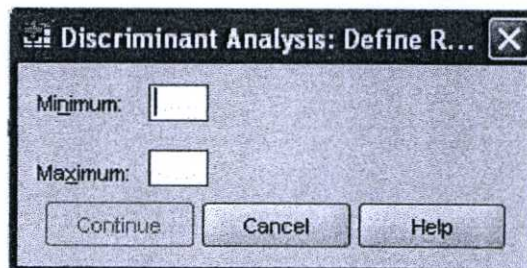


รูปที่ ก.1 Discriminant Analysis

จากหน้าจอรูปที่ 1 ทำตามขั้นตอน ดังนี้

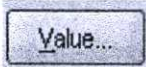
1. เลือกตัวแปรเชิงกลุ่ม 1 ตัวใส่ใน box ของ Grouping Variable

- คลิก **Define Range...** จะได้น้ำจอดังรูปที่ ก.2 ใส่ค่า Minimum และ Maximum ของตัวแปรเชิงกลุ่ม

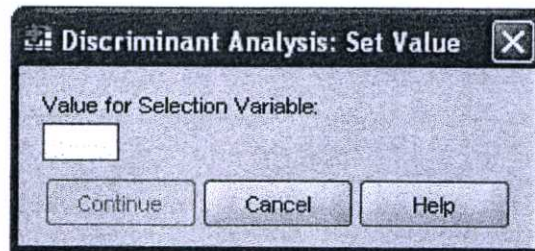


รูปที่ ก.2 Define Range

2. เลือกตัวแปรอิสระอย่างน้อย 1 ตัว ใส่ใน box ของ Independents โดยที่ตัวแปรดังกล่าวต้องเป็นชนิด numeric

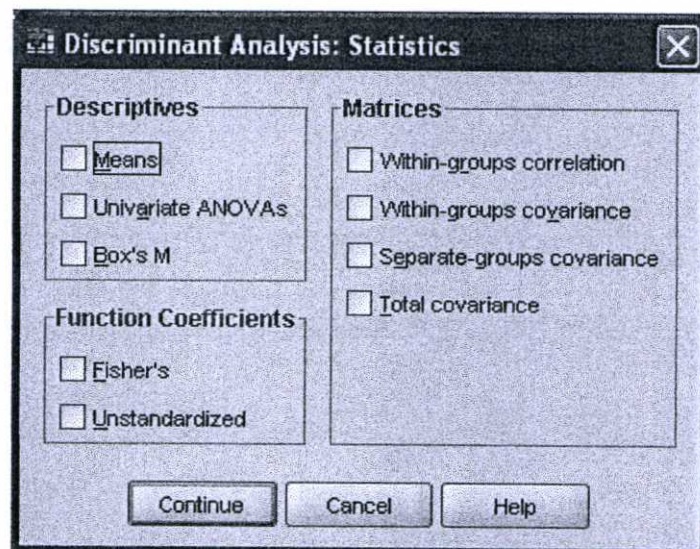
3. เลือก selection Variable box: จะปรากฏหน้าจอคล้ายกับรูปที่ ค.1 หมายถึงเมื่อต้องการวิเคราะห์บางส่วนของแฟ้มข้อมูลไม่ใช่ทั้งแฟ้ม โดยเลือกเฉพาะตัวแปรที่ต้องการพิจารณาใส่ในช่อง Selection Variable เลือกคลิกปุ่ม  จะได้หน้าจอที่ ค.3

- ในหน้าจอที่ ค.3 ให้ใส่ค่าข้อมูลตัวแปรที่อยู่ใน box ของ Select for Variable ตัวแปรที่ใส่ใน box ของ Selection Variable ควรเป็นตัวแปรเชิงกลุ่ม



รูปที่ ค.3 Set Value

4. เลือก  ในหน้าจอรูปที่ ค.1 จะได้หน้าจอรูปที่ ค.4



รูปที่ ค.4 Statistics

- ในหน้าจอรูปที่ ค.4 ประกอบด้วย 3 ส่วนใหญ่ๆ ดังนี้

ส่วนที่ 1: Descriptives ผู้ใช้สามารถเลือกทางเลือกต่อไปนี้อย่างน้อย 1 ทางเลือก

Means จะแสดงค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรอิสระแต่ละตัวของแต่ละกลุ่ม

Univariate ANOVAs เป็นการหาค่าสถิติทดสอบ F ใน 1 – WAY ANOVA ในการทดสอบความเท่ากันของค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระแต่ละตัวเมื่ออยู่ต่างกลุ่มกัน และให้ค่าทดสอบ Wilks' Lambda

Box's M จะให้ค่าสถิติ Box's M ของค่าระดับนัยสำคัญของการทดสอบความเท่ากันของ Variance – Covariance matrix ของแต่ละกลุ่ม $H_0 = \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_k$

ส่วนที่ 2: Use Covariance Matrix เป็นการเลือกชนิดของ Covariance Matrix ที่จะใช้ในการจำแนกกลุ่ม case หรือใช้ใน Discriminant Functions โดยผู้ใช้งานจะต้องเลือกชนิดใดชนิดหนึ่งจากทางเลือกต่อไปนี้

Within-groups หมายถึง จะใช้ Pooled Within – groups Covariance Matrix ในการจำแนกกลุ่ม cases

Separate-groups หมายถึง จะใช้ Separate – group Covariance Matrices ในการจำแนกกลุ่ม cases

ส่วนที่ 3: Display เป็นการเลือกให้แสดงผลของการจัดกลุ่มแต่ละ case โดยผู้ใช้งานสามารถเลือกได้อย่างน้อย 1 ทางเลือกจากทางเลือกต่อไปนี้

Casewise results จะใช้ตาราง Casewise Statistics ซึ่งในตารางจะแสดงกลุ่มที่แท้จริง และกลุ่มที่พยากรณ์โดยที่ใช้สมการจำแนกกลุ่มพร้อมทั้งแสดงค่า Posterior Probability และ Discriminant Score (\hat{Y}) ของแต่ละ case นอกจากนี้ยังสามารถเลือกได้ว่าจะให้แสดงทุก case หรือเฉพาะบางส่วน เช่น เฉพาะ 30 case แรก กรณีที่เลือกที่จะแสดงบางส่วนให้เลือก Limit cases to first: แล้วใส่จำนวน case ใน box

Summary table จะแสดงตาราง Classification results ซึ่งสรุปเปอร์เซ็นต์ของการจัดกลุ่มถูกและการจัดกลุ่มผิด

Leave-one-out classification จากตาราง Classification Results ซึ่งได้จากการเลือก Summary table ข้างต้น ซึ่งแสดงเปอร์เซ็นต์ของการจัดกลุ่มถูกและจัดกลุ่มผิด ซึ่งทำโดยการใช้ข้อมูลตัวอย่าง 1 ชุด ในการสร้างฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มแล้วใช้ฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มที่ได้จัดข้อมูลตัวอย่างชุดเดิมว่าควรอยู่ในกลุ่มใด แล้วจึงเปรียบเทียบกลุ่มจริงที่แต่ละ case อยู่กับกลุ่มที่พยากรณ์โดยใช้ฟังก์ชันการจำแนกกลุ่มที่สร้างขึ้นเพื่อคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจัดกลุ่ม วิธีดังกล่าวข้างต้นอาจจะไม่ถูกต้อง ดังนั้นถ้าเลือก Leave – one – out classification จะทำดังนี้

- จากตัวอย่าง 1 ชุด ขนาด n case ให้ใช้ข้อมูล n-1 case ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม ส่วนที่ case ที่เหลือ 1 case ไว้ใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องในการจัดกลุ่มโดยมีขั้นตอนดังนี้

- การคำนวณครั้งที่ 1 จะใช้ข้อมูล case ที่ 2-n ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่มและใช้ case ที่ 1 ในการตรวจสอบความถูกต้องในการพยากรณ์กลุ่ม

- การคำนวณครั้งที่ 2 จะใช้ข้อมูล case ที่ 1 และ 3-n ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่มและใช้ case ที่ 2 ในการตรวจสอบความถูกต้องในการพยากรณ์กลุ่ม

- การคำนวณครั้งที่ n จะใช้ข้อมูล case ที่ 1 ถึง n-1 ในการสร้างฟังก์ชันจำแนกกลุ่มและใช้ case ที่ n ในการตรวจสอบความถูกต้องในการพยากรณ์กลุ่ม

จึงต้องมีการคำนวณทั้งหมด n ครั้ง แล้วจึงจะหาเปอร์เซ็นต์การคำนวณถูกต้องในการจัดกลุ่ม

ส่วนที่ 4: Plots ผู้ใช้งานสามารถเลือกใช้ SPSS แสดงกราฟ ดังต่อไปนี้

Combined-groups จะแสดง scatterplot ของทุกกลุ่มในกราฟรูปเดียวกัน โดยที่

- กรณีที่มีจำนวนฟังก์ชันจำแนกกลุ่มที่มีมากกว่า 2 ฟังก์ชัน จะพล็อตระหว่างฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม (Discriminant Function) 2 ฟังก์ชันแรก

- กรณีที่มีเพียง 2 กลุ่ม หรือฟังก์ชันจำแนกกลุ่มฟังก์ชันเดียว จะแสดง histogram แทน

Separate-groups จะแสดง scatter ของแต่ละกลุ่มแยกกัน 1 กลุ่ม 1 รูป โดยที่

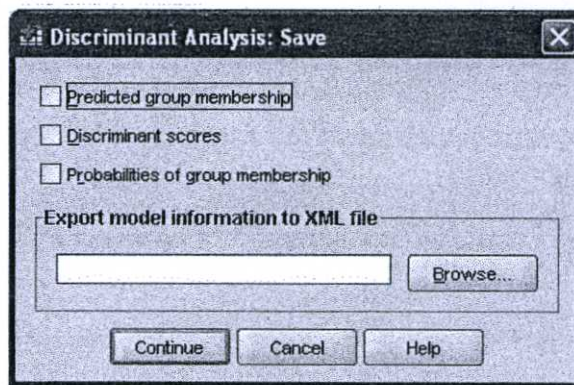
- กรณีที่มีฟังก์ชันจำแนกกลุ่มมากกว่า 2 ฟังก์ชัน จะพล็อตระหว่าง 2 ฟังก์ชันแรก
- กรณีที่มี 2 กลุ่ม หรือมีฟังก์ชันจำแนกกลุ่มฟังก์ชันเดียว จะแสดง histogram แทน

Territorial map เป็นกราฟที่แสดงจุดกลางของกลุ่ม และขอบเขตของแต่ละกลุ่ม กรณีที่มี 2 กลุ่มจะ

ไม่แสดงกราฟนี้

ส่วนที่ 5: Replace missing values with mean เมื่อเลือกทางเลือกนี้ หมายความว่า ในการจัดกลุ่ม ถ้ามีค่า missing สำหรับตัวแปรอิสระ จะใช้ค่าเฉลี่ยของตัวแปรนั้นแทนค่าที่ missing จึงสามารถจัดกลุ่มให้กับ case ที่มีค่า missing ได้

6. จากรูปที่ ค.1 เลือก จะได้หน้าจอรูปที่ ค.6



รูปที่ ค.6 Save New Variables

รูปที่ ค.6 เป็นหน้าจอให้ผู้เลือกใช้ค่าที่จะ save ได้ในแฟ้มเดิม โดยเป็นตัวแปรใหม่ไว้ที่ท้ายแฟ้ม

Predicted group membership ถ้าเลือกทางเลือกนี้จะเป็นการบันทึกกลุ่มที่พยากรณ์ โดยพิจารณาว่ากลุ่มใดมีค่า Posterior Probabilities มากกว่ากลุ่มอื่นๆ จะถือว่า case อยู่ในกลุ่มนั้น โดยจะบันทึกไว้ในตัวแปรชื่อ dis..

Discriminant scores จะแสดงค่า (\hat{Y}) (Discriminant score) ของแต่ละ case โดยคำนวณจากฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม โดยจะบันทึกไว้ในตัวแปรชื่อ dis_1

Probabilities of group membership จะแสดง Posterior Probabilities ที่แต่ละ case จะอยู่ในกลุ่มที่ 1 จนถึงกลุ่มที่ k โดยจะบันทึกไว้ในตัวแปรชื่อ dis1_2 สำหรับกลุ่มที่ 1 และ dis2_2 สำหรับกลุ่มที่ 2 กรณีที่มี 2 กลุ่ม นั่นคือ จะได้จำนวนตัวแปรเท่ากับจำนวนกลุ่ม

จากหน้าจอรูปที่ ค.1 มีวิธีการเลือกตัวแปรอิสระเข้าในสมการหรือฟังก์ชันจำแนกกลุ่ม โดยผู้ใช้ต้องเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่งทางเลือกเดียวจากต่อไปนี้

Enter independents together หมายถึง การนำตัวแปรอิสระทั้งหมด (p ตัว) เข้าในสมการจำแนกกลุ่ม

Use stepwise method เลือกวิธี stepwise method เลือกวิธี Stepwise เป็นวิธีการเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการจำแนกกลุ่ม

ก.2 ขั้นตอนการจำแนกรูปแบบการเกิดดีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) โดยใช้โปรแกรม SPSS

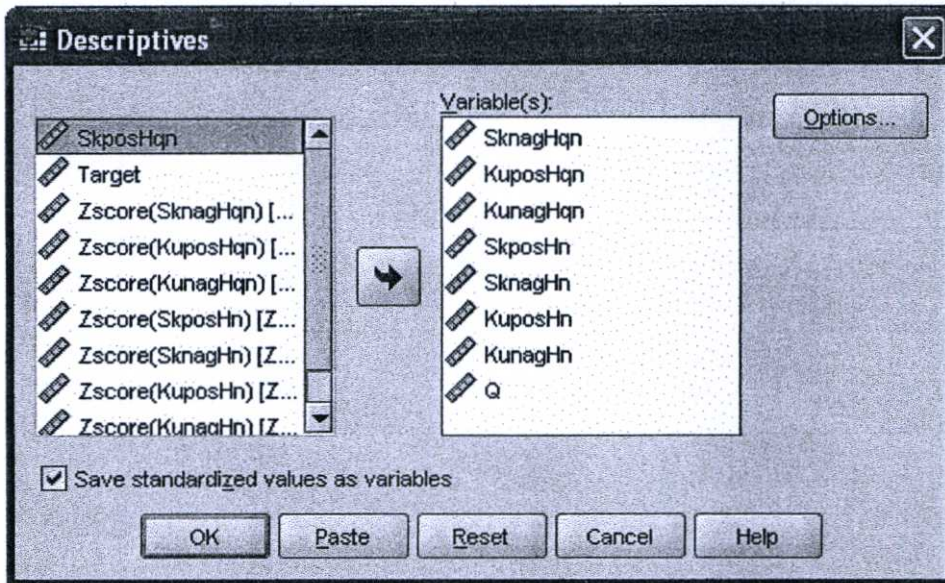
ขั้นที่ 1: สร้างแฟ้มข้อมูลในการเก็บข้อมูลตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม โดยมีทั้งหมด 80 ข้อมูล จะได้ ดังตารางที่ ก.1

ตารางที่ ก.1 แฟ้มข้อมูลในการเก็บข้อมูลตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว และตัวแปรตาม Y

No.	SkposHqn	SknagHqn	KuposHqn	KunagHqn	SkposHn	SknagHn	KuposHn	KunagHn	Q	Y
1	1.188	1.077	-1.507	-1.983	1.22	1.093	-1.393	-1.696	0.359	1
2	1.312	1.016	-1.174	-1.959	1.334	1.131	-1.053	-1.63	0.424	1
3	1.482	1.025	-0.616	-1.935	1.339	1.126	-1.073	-1.659	0.425	1
4	1.27	1.022	-1.276	-1.944	1.152	1.106	-1.592	-1.699	0.815	1
5	1.166	1.008	-1.568	-1.979	1.191	1.167	-1.482	-1.495	0.384	1
6	1.277	1.028	-1.246	-1.929	1.144	1.112	-1.605	-1.68	0.778	1
7	1.016	1.024	-1.958	-1.938	1.03	1.038	-1.923	-1.885	0.227	1
8	1.1	1.03	-1.741	-1.919	1.179	1.102	-1.528	-1.727	0.382	1
9	1.025	1.007	-1.936	-1.982	1.063	0.965	-1.837	-2.039	0.321	1
10	1.028	1.006	-1.929	-1.983	1.062	0.951	-1.839	-0.72	0.336	1
11	1.034	1.005	-1.913	-1.988	1.091	0.981	-1.763	-1.997	0.331	1
12	1.031	1.018	-1.922	-1.953	1.077	0.947	-1.8	-2.081	0.175	1
13	1.034	1.015	-1.914	-1.962	1.089	1.012	-1.769	-1.901	0.226	1
14	1.025	1.021	-1.936	-1.946	1.072	0.939	-1.813	-2.068	0.231	1
15	1.034	1.014	-1.915	-1.964	1.1	1.092	-1.739	-1.748	0.238	1
16	1.02	1.02	-1.95	-1.947	1.053	0.919	-1.862	-2.126	0.239	1
17	1.026	1.01	-1.935	-1.972	1.085	1.036	-1.779	-1.856	0.242	1
18	1.01	1.02	-1.974	-1.947	1.022	0.942	-1.942	-2.082	0.236	1
19	1.061	1.021	-1.841	-1.946	1.138	0.085	-1.638	-2.331	0.258	1
20	1.025	1.012	-1.936	-1.97	1.086	1.08	-1.776	-1.768	0.248	1
21	1.014	1.085	-1.96	-1.78	1.056	-0.41	-1.85	-2.83	6.975	2
22	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225	2
23	1.01	1.019	-1.98	-1.96	1.015	-0.32	-1.96	-2.9	7.591	2
24	1.015	1.017	-1.96	-1.96	1.021	-0.44	-1.94	-2.81	5.225	2
25	1.009	1.015	-1.98	-1.96	1.066	-0.3	-1.98	-2.91	8.54	2
26	1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104	2
27	1.013	1.02	-1.97	-1.95	1.071	-0.68	-1.81	-2.52	3.717	2
28	1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.01	-0.34	-1.97	-2.88	7.104	2
29	1.015	1.015	-1.96	-1.96	1.045	-0.6	-1.88	-2.64	4	2
30	1.012	1.017	-1.97	-1.96	1.064	-0.64	-1.83	-2.58	3.954	2
31	1.005	1.014	-1.97	-1.96	1.03	-0.52	-1.92	-2.73	5.2	2
32	1.011	1.008	-1.97	-1.98	1.048	-0.62	-1.87	-2.61	3.7	2
33	1.008	1.015	-1.98	-1.96	1.053	-0.66	-1.86	-2.56	3.751	2
34	1.008	1.011	-1.98	-1.97	1.05	-0.83	-1.87	-2.6	3.639	2
35	1.016	1.065	-1.96	-1.83	1.074	-0.67	-1.8	-2.55	4.233	2
36	1.006	1.031	-1.99	-1.92	1.059	-0.66	-1.84	-2.56	4.11	2
37	1.01	1.012	-1.97	-1.97	1.025	-0.53	-1.93	-2.72	4.614	2
38	1.007	1.012	-1.98	-1.97	1.072	-0.68	-1.81	-2.53	3.658	2
39	1.01	1.01	-1.97	-1.97	1.048	-0.61	-1.87	-2.62	4.065	2
40	1.014	1.032	-1.96	-1.92	1.04	-0.57	-1.89	-2.67	4.341	2
41	1.124	1.172	-1.7	-1.54	1.226	-0.76	-1.43	-2.34	1.132	3
42	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.171	3
43	1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	0.708	-2.37	1.015	3
44	1.504	1.479	0.103	-0.02	1.345	-0.28	-0.71	-2.37	1.015	3
45	1.206	1.2	-1.47	-1.49	1.307	-0.22	-0.96	-2.38	1.038	3
46	1.491	1.202	-0.03	-1.49	1.524	-0.21	0.305	-2.31	1.063	3
47	1.193	1.178	-1.51	-1.55	1.24	-0.11	-1.36	-2.36	1.036	3
48	1.192	1.482	-1.51	-0.17	1.226	-0.25	-1.43	-2.37	1.059	3
49	1.186	1.165	-1.53	-1.59	1.189	-0.43	-1.52	-2.38	1.037	3
50	1.17	1.154	-1.57	-1.61	1.168	-0.68	-1.66	-2.33	1.149	3
51	1.147	1.175	-1.63	-1.54	1.18	-0.71	-1.52	-2.32	1.191	3
52	1.115	1.106	-1.71	-1.73	1.132	-0.76	-1.64	-2.33	1.25	3
53	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172	3
54	1.073	1.103	-1.83	-1.73	1.077	-0.61	-1.82	-2.34	1.057	3
55	1.142	1.1	-1.63	-1.75	1.125	-0.5	-1.64	-2.37	1.073	3
56	1.115	1.153	-1.71	-1.6	1.11	-0.37	-1.73	-2.39	1.107	3
57	1.141	1.152	-1.63	-1.6	1.113	-0.43	-1.71	-2.39	1.136	3
58	1.133	1.153	-1.66	-1.58	1.124	-0.63	-1.68	-2.34	1.125	3
59	1.104	1.106	-1.73	-1.71	1.073	-0.69	-1.81	-2.32	1.304	3
60	1.178	1.142	-1.48	-1.62	1.145	-0.73	-1.64	-2.32	1.172	3
61	1.442	1.464	-0.45	-0.27	1.986	-0.68	1.967	-2.51	1.462	4
62	1.461	1.302	-0.23	-1	1.939	1.906	1.607	1.43	0.805	4
63	1.453	1.17	-0.3	-1.49	1.942	1.899	1.667	1.569	0.786	4
64	1.529	1.23	-0.03	-1.3	1.747	1.841	0.47	1.268	0.861	4
65	1.465	1.241	-0.27	-1.24	1.925	1.797	1.466	1.178	0.881	4
66	1.463	1.188	-0.28	-1.43	1.956	1.332	1.613	-0.07	0.901	4
67	1.446	1.189	-0.39	-1.41	1.995	-0.1	1.813	-2.05	1.093	4
68	1.529	1.278	-0.05	-1.13	1.714	1.867	2.9	1.211	0.873	4
69	1.504	1.33	-0.18	-0.84	1.985	-0.45	1.781	-2.25	1.139	4
70	1.457	1.379	-0.4	-0.67	1.967	-0.35	1.669	-2.21	1.072	4
71	1.486	1.423	-0.25	-0.49	1.955	-0.12	1.597	-2.07	1.009	4
72	1.501	1.383	-0.18	-0.64	1.968	-0.41	1.754	-2.25	1.134	4
73	1.467	1.45	-0.36	-0.36	1.943	-0.57	1.62	-2.34	1.176	4
74	1.511	1.479	-0.18	-0.22	1.977	-0.69	1.923	-2.39	1.355	4
75	1.481	1.428	-0.41	-0.5	1.919	-0.61	1.365	-2.39	1.081	4
76	1.516	1.471	-0.16	-0.25	1.976	-0.69	1.919	-2.39	1.364	4
77	1.493	1.471	-0.26	-0.28	1.918	-0.46	1.451	-2.3	1.163	4
78	1.496	1.45	-0.27	-0.39	1.954	-0.59	1.702	-2.35	1.206	4
79	1.459	1.302	-0.39	-1	1.952	-0.63	1.647	-2.36	1.225	4
80	1.486	1.454	-0.34	-0.41	1.919	-0.54	1.408	-2.35	1.078	4

ขั้นที่ 2 : ทำการ scaled ข้อมูลเมตริกซ์อินพุท X เพื่อให้ข้อมูลเป็นหน่วยเดียวกันและควบคุมค่าความแปรปรวน(variance) ของข้อมูลที่ทำการ scaled เพราะว่าในการสร้าง โมเดลจะให้ความสำคัญของตัวแปรแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ X เท่ากันทุกตัวแปร คือการทำให้ความแปรปรวน (variances) ของแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ X หรือเมตริกซ์ อินพุทมีค่าเป็น 1 โดยใช้คำสั่ง ดังนี้

Analyze \Rightarrow Descriptive Statistics \Rightarrow Descriptive... จะได้น้ำจอ ดังรูปที่ ค.7



ผู้ใช้จะต้องเลือกตัวแปรที่ต้องการ Standardized ใส่ใน box ของ Variable(s)

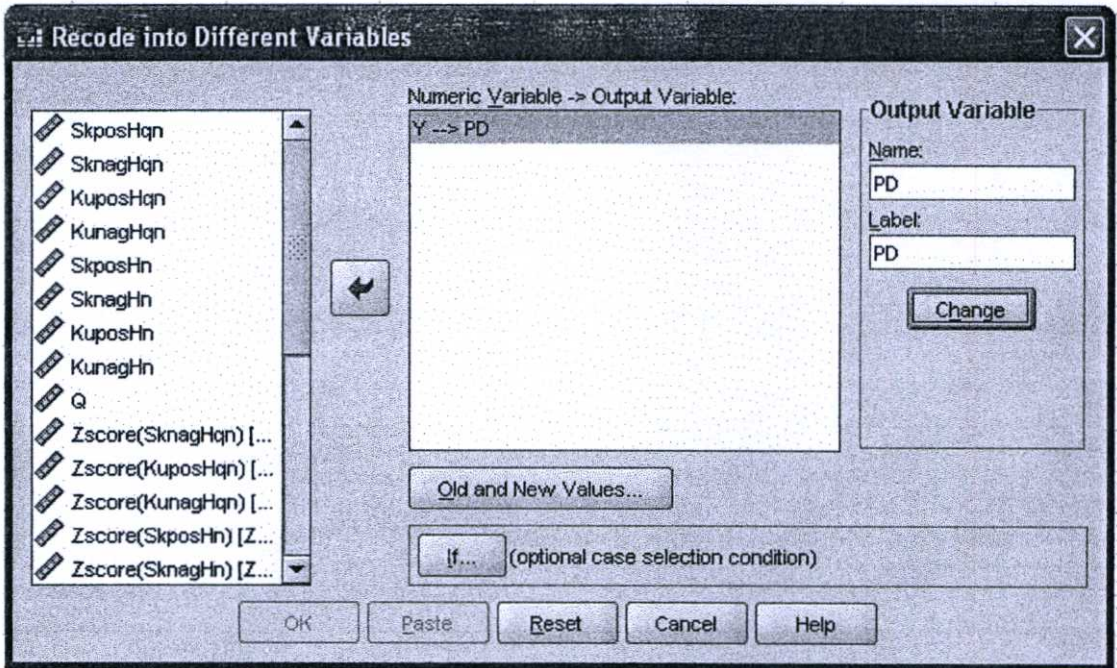
เลือก Save standardized values as variables

จะได้ตัวแปรใหม่ที่อยู่ในรูป Standardized แล้ว คือมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และค่าความแปรปรวน = 1

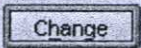
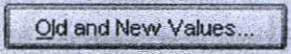
ตัวแปรใหม่จะถูกสร้างต่อท้ายเพิ่มข้อมูลโดยชื่อตัวแปรจะมี Z นำหน้า เช่น SkposHqn, SknagHqn, ..., Q จะได้ตัวแปร ZSkposHqn, ZSknagHqn, ..., ZQ

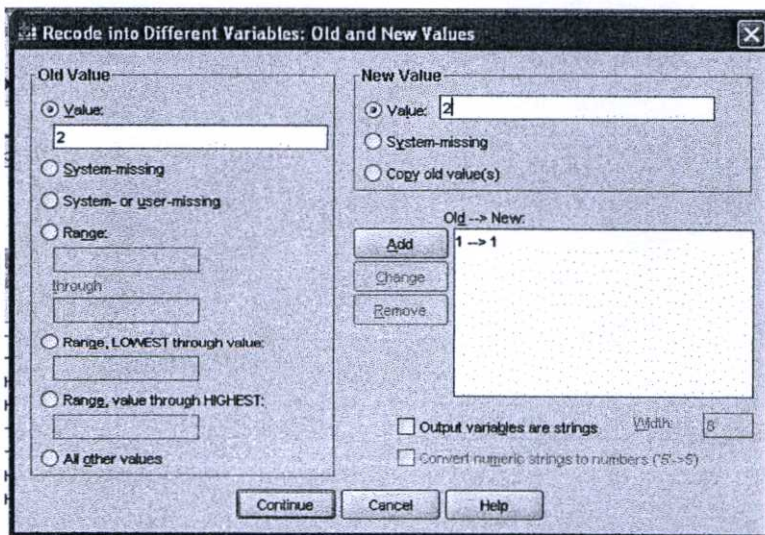
3. สร้างตัวแปรใหม่เพื่อแบ่งกลุ่มรูปแบบการเกิด PD ตามค่าตัวแปร Y ให้ชื่อว่า PD โดยใช้คำสั่ง ดังนี้

Transform \Rightarrow Recode \Rightarrow Into Different Variables... จะได้น้ำจอรูปที่ ค.7



รูปที่ ก.7 Recode into difference variables

1. เลือกตัวแปร Y ใส่ใน box ของ Input Variable → Output Variable
2. ในส่วนของ Output Variable
 - ใน box ของ Name พิมพ์ชื่อตัวแปรใหม่ที่ใช้แบ่งกลุ่ม ในที่นี้คือ PD
 - ใน box ของ Label ของตัวแปร PD ในที่นี้พิมพ์ PD
 - คลิกปุ่ม 
3. คลิกปุ่ม  จะได้น้ำจอร์รูปที่ ก. 8



รูปที่ ก.8 Old and New Values

- ในส่วนของ Old Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 1

- ในส่วนของ New Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 1 คลิกปุ่ม

- ในส่วนของ Old Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 2

- ในส่วนของ New Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 2 คลิกปุ่ม

- ในส่วนของ Old Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 3

- ในส่วนของ New Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 3 คลิกปุ่ม

- ในส่วนของ Old Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 4

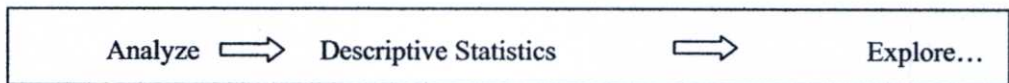
- ในส่วนของ New Value

- เลือก Value: ใส่ค่า 4 คลิกปุ่ม คลิกปุ่ม

4. คลิกปุ่ม จะได้ตัวแปร PD ใหม่ในเพิ่ม PD

ขั้นที่ 3 : การตรวจสอบเงื่อนไขของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

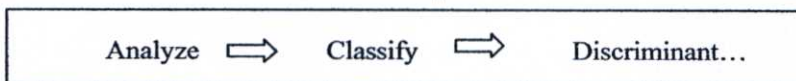
1. การตรวจสอบว่าตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว มีการแจกแจงแบบ Multivariate Normal นั้น ใน SPSS ไม่ครอบคลุมจึงตรวจสอบตัวแปรอิสระครั้งละ 1 ตัวโดยใช้



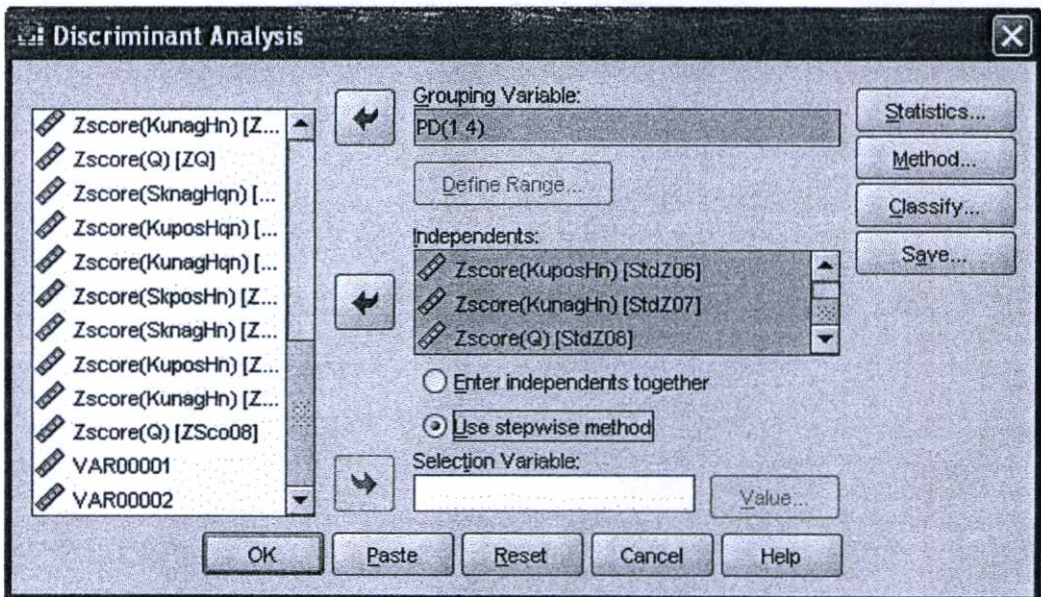
2. การตรวจสอบสมมติฐาน $H_0 : \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_9$ โดยที่

\sum_i = Variance – covariance Matrix ของตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว ของกลุ่มที่ i ซึ่งจะตรวจสอบโดยคำสั่งของการจำแนกกลุ่ม

ขั้นที่ 4 : การใช้คำสั่งเพื่อการจำแนกกลุ่ม มีดังนี้



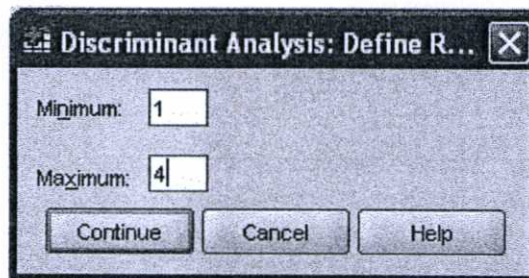
จะแสดงหน้าจอคังรูปที่ ก.9



รูปที่ ค.9 Discriminant Analysis

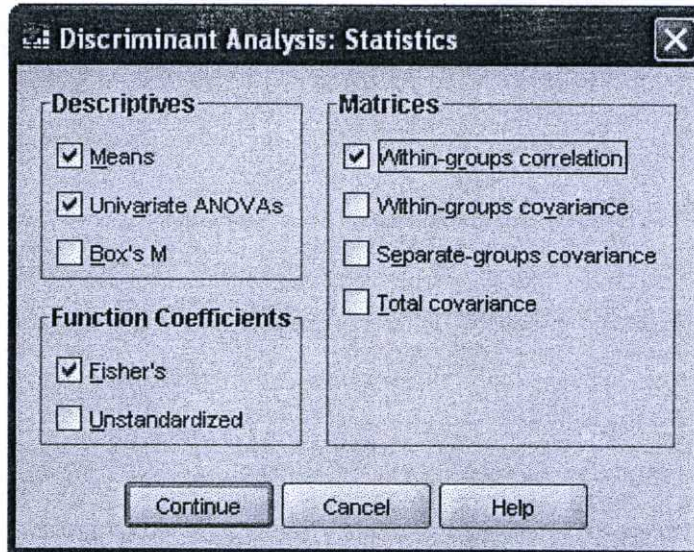
ในหน้าจอที่ ค.9 จะได้ดังนี้

1. เลือกตัวแปร PD ใส่ใน box ของ Grouping Variable
2. คลิกปุ่ม **Define Range...** จะได้หน้าจอรูปที่ ค.10 เพื่อใส่ค่าของ PD ซึ่งมี 4 ค่า คือค่า 1, 2, 3, 4



รูปที่ ค.10 Define Range

- ใน box ของ Minimum ใส่ 1
 - ใน box ของ Maximum ใส่ 4
 - คลิก **Continue** กลับไปที่หน้าจอรูปที่ ค. 9
3. เลือกตัวแปรอิสระ 9 ตัวที่ทำการ Standardized แล้วใส่ใน box ของ independents
 4. เลือก **Use stepwise method**
 5. คลิกปุ่ม **Statistics...** จะได้หน้าจอรูปที่ ค.11



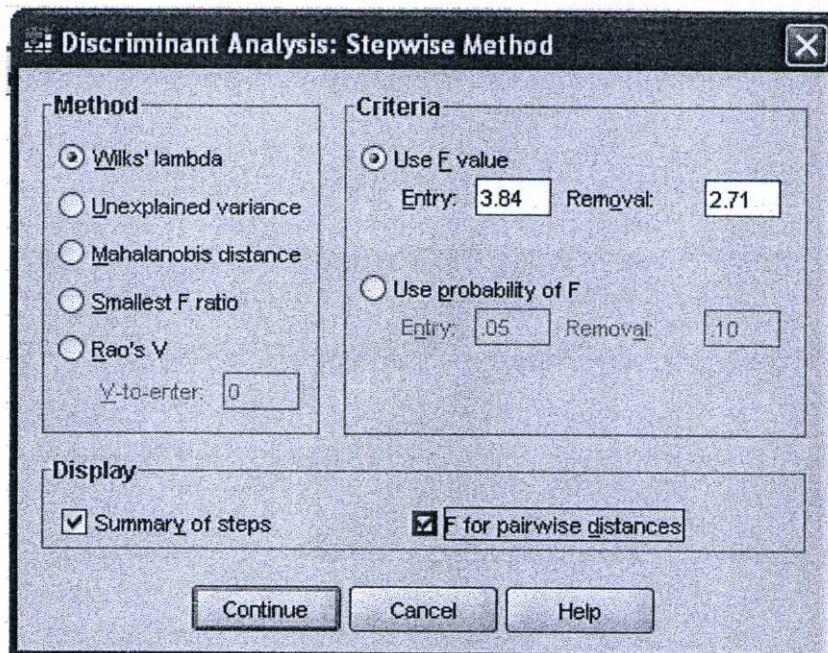
รูปที่ ค.11 Statistics

- เลือก Means และ Univariate ANOVAs

- เลือก Fisher's และ Within-groups correlation

- คลิกปุ่ม กลับไปยังหน้าจอที่ ค.9

6. ที่หน้าจอรูปที่ ค.9 คลิกปุ่ม จะได้น้ำจอรูปร่างที่ ค.12



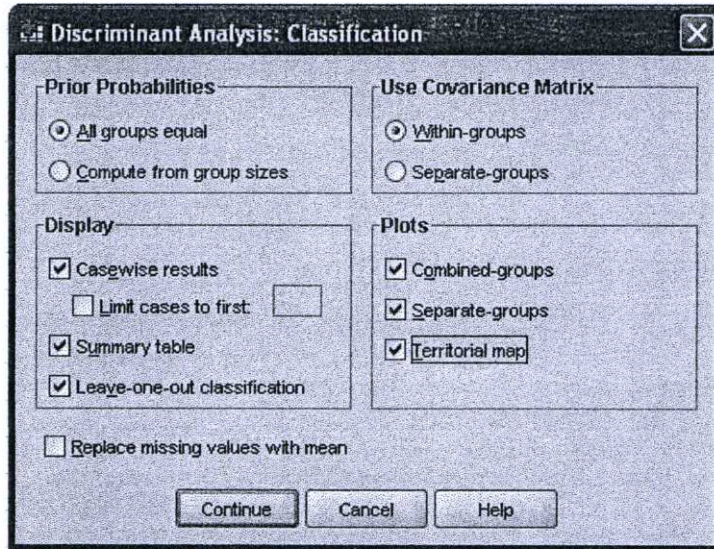
รูปที่ ค.12 Method

- ในส่วนของ Display เลือก

Summary of steps และ F for pairwise distances

- คลิกปุ่ม กลับไปหน้าจอที่ ค.9

7. คลิกปุ่ม จะได้น้ำจอรูปร่างที่ ค.13



รูปที่ ค.13 Classify

- ในส่วนของ Prior Probabilities เลือก All groups equal ซึ่งเป็นการกำหนดให้ความน่าจะเป็นเบื้องต้นของทั้ง 4 กลุ่มเท่ากัน ซึ่งเหมาะสำหรับกรณีที่ไม่ทราบหรือไม่แน่ใจว่าจะอยู่กลุ่มใด

- ในส่วนของ Display เลือก

- เลือก Casewise results เพื่อแสดงค่าแต่ละ case

- เลือก Summary table และ Leave-one-out classification

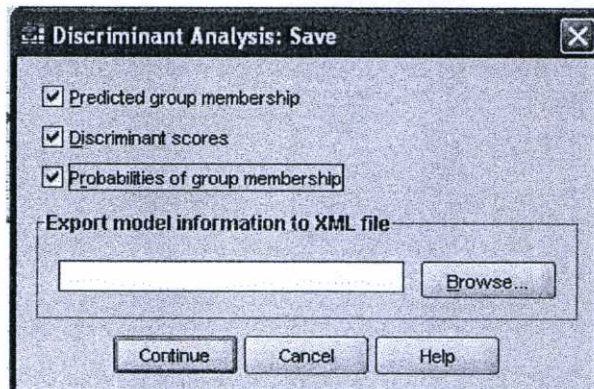
- ในส่วนของ Use covariance Matrix เลือก Within-groups

- ในส่วนของ Plots เลือก

- เลือก Combined-groups , Separate-groups และ Territorial map

- คลิกปุ่ม กลับไปหน้าจอที่ ค.9

8. คลิกปุ่ม ได้หน้าจอรูปที่ ค.14



รูปที่ ค.14 Save

- เลือก Predicted group membership จะได้ตัวแปรชื่อ dis_1

- เลือก Discriminant scores จะได้ตัวแปรชื่อ dis1_1

- เลือก Probabilities of group membership จะได้ตัวแปรชื่อ dis1_2 สำหรับกลุ่มที่ 1, dis2_2 สำหรับกลุ่มที่ 2, dis3_2 สำหรับกลุ่มที่ 3 และ dis4_2 สำหรับกลุ่มที่ 4
- คลิกปุ่ม กลับไปหน้าจอที่ ค.9
- คลิกปุ่ม จะได้ผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ 4.4 - 4.13 บทที่ 4 ผลการทดลองหรือการวิเคราะห์ผล

ค.3 ขั้นตอนการจำแนกรูปแบบการเกิดดีสซาร์จบางส่วนด้วยวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและจำแนกประเภท (Principal Component and Discriminant Analysis) โดยใช้โปรแกรม SPSS

ขั้นที่ 1: สร้างแฟ้มข้อมูลในการเก็บข้อมูลตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม โดยมีทั้งหมด 80 ข้อมูล จะได้ ดังตารางที่

ขั้นที่ 2 : ทำการ scaled ข้อมูลเมตริกซ์อินพุท X เพื่อให้ข้อมูลเป็นหน่วยเดียวกันและควบคุมค่าความแปรปรวน(variance) ของข้อมูลที่ทำการ scaled เพราะว่าการสร้างโมเดลจะให้ความสำคัญของแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ X เท่ากันทุกตัวแปร คือการทำให้ความแปรปรวน (variances) ของแต่ละตัวแปรในเมตริกซ์ X หรือเมตริกซ์ อินพุทมีค่าเป็น 1 โดยใช้คำสั่งตามขั้นที่ 2 ของวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis)

ขั้นที่ 3 : การตรวจสอบเงื่อนไขของการวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม

1. การตรวจสอบว่าตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว มีการแจกแจงแบบ Multivariate Normal นั้น ใน SPSS ไม่ครอบคลุมจึงตรวจสอบตัวแปรอิสระครั้งละ 1 ตัวโดยใช้

Analyze \Rightarrow Descriptive Statistics \Rightarrow Explore...

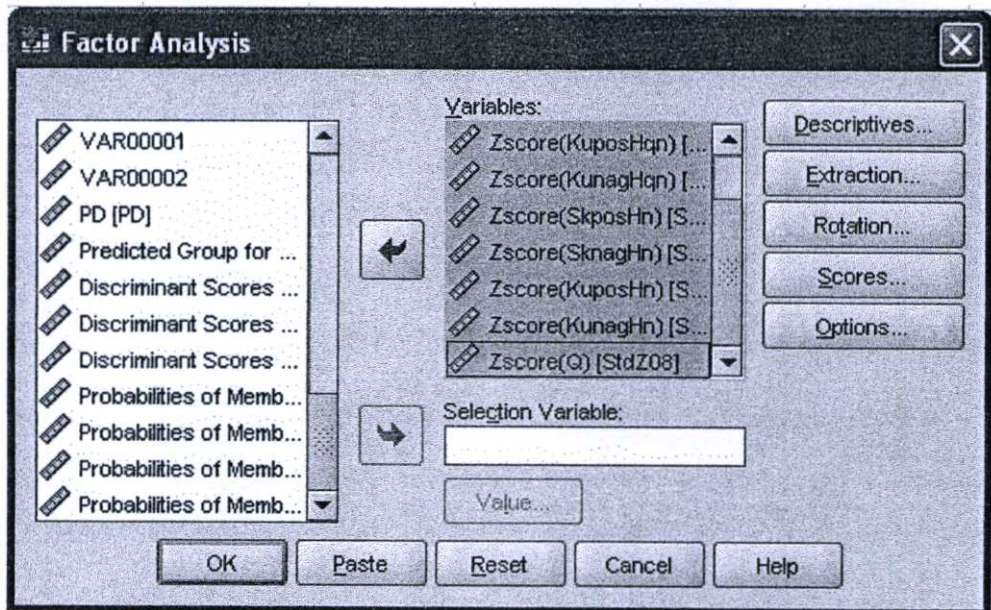
2. การตรวจสอบสมมติฐาน $H_0 : \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_9$ โดยที่

$\sum_i =$ Variance - covariance Matrix ของตัวแปรอิสระทั้ง 9 ตัว ของกลุ่มที่ i ซึ่งจะตรวจสอบโดยคำสั่งของการจำแนกกลุ่ม

ขั้นที่ 4 : การใช้คำสั่งเพื่อวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก มีดังนี้

Analyze \Rightarrow Data Reduction \Rightarrow Factor...

จะได้หน้าจอดังรูปที่ ค.15

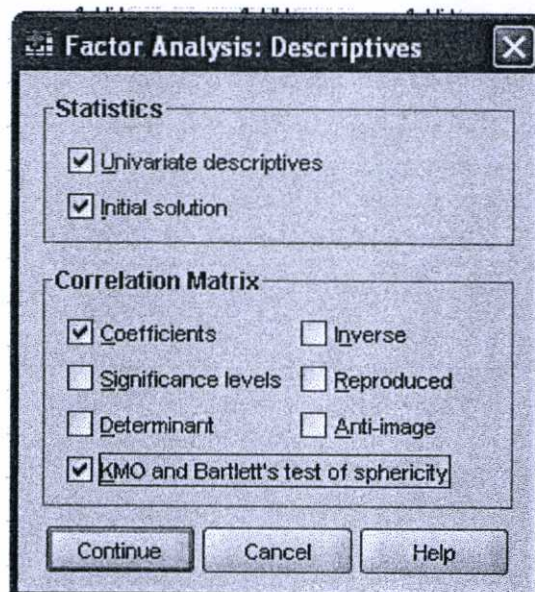


รูปที่ ค.15 Factor Analysis

ในหน้าจอรูปที่ ค.15 จะได้

- เลือกตัวแปรอิสระ 9 ตัวที่ทำการ Standardized แล้วใส่ใน box ของ Variable

1) ในหน้าจอรูปที่ ค.15 คลิกปุ่ม **Descriptives...** จะได้หน้าจอจดังรูปที่ ค.16



รูปที่ ค.15 Factor Analysis: Descriptives

- ในส่วนของ Statistics เลือก

Univariate descriptives

Initial solution

- ในส่วนของ Correlation Matrix เลือก

Coefficients สำหรับคำสั่งนี้จะให้เมตริกซ์ซึ่งแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรทุกคู่

KMO and Bartlett's test of sphericity ถ้าเลือกทางเลือกรนี้ผลลัพธ์จะแสดงค่า KMO และ Bartlett's test ซึ่งมีความหมาย ดังนี้

- KMO (Kaiser – Meyer – Olkin) ซึ่งเป็นค่าที่ใช้วัดความเหมาะสมของข้อมูลตัวอย่างที่จะนำมาวิเคราะห์โดยเทคนิค Factor Analysis โดยที่

$$KMO = \frac{\sum r_i^2}{\sum r_i^2 + \sum (\text{partial correlation})^2}$$

r = ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ซึ่งทำให้ค่า $0 \leq KMO \leq 1$

- ถ้าค่า KMO มีค่าน้อย (เข้าสู่ศูนย์) แสดงว่าเทคนิค Factor Analysis ไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่

- ถ้าค่า KMO มีค่ามาก (เข้าสู่หนึ่ง) แสดงว่าเทคนิค Factor Analysis เหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่

- โดยทั่วไปถ้าค่า $KMO < 0.5$ จะถือว่า ข้อมูลที่มีอยู่ไม่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

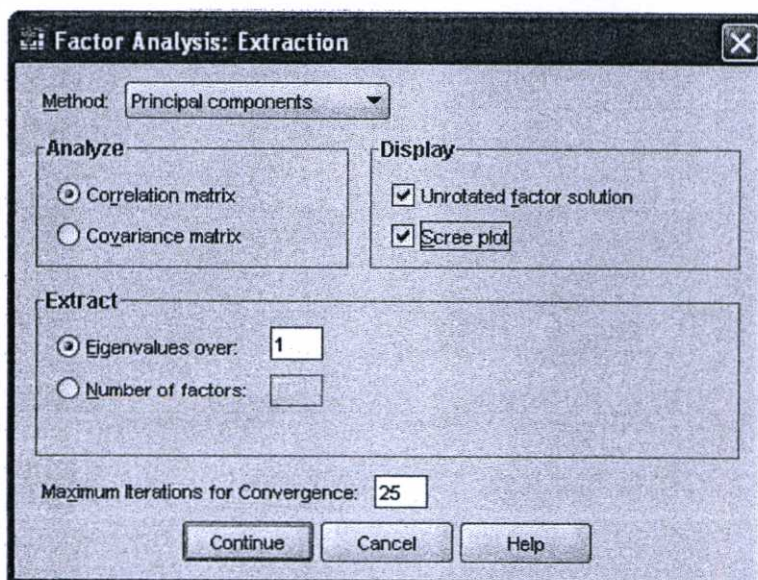
- Bartlett's Test of sphericity เป็นค่าสถิติที่ใช้ทดสอบสมมติฐาน

H_0 : Correlation matrix เป็น Identity matrix หรือ

H_1 : ตัวแปรต่างๆ ไม่มีความสัมพันธ์กัน

ดังนั้นถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กัน จึงไม่ควรใช้ Factor Analysis

2) ในหน้าจอรูปที่ ค.15 คลิกปุ่ม **Extraction...** จะได้น้ำจอดังรูป ค.16



รูปที่ ค.16 Factor Analysis: Extraction

- ในส่วนของ Method เลือกวิธี Principal Components

- ในส่วนของ Analyze เลือก

Correlation matrix

- ในส่วนของ Extract

Eigenvalues over: 1

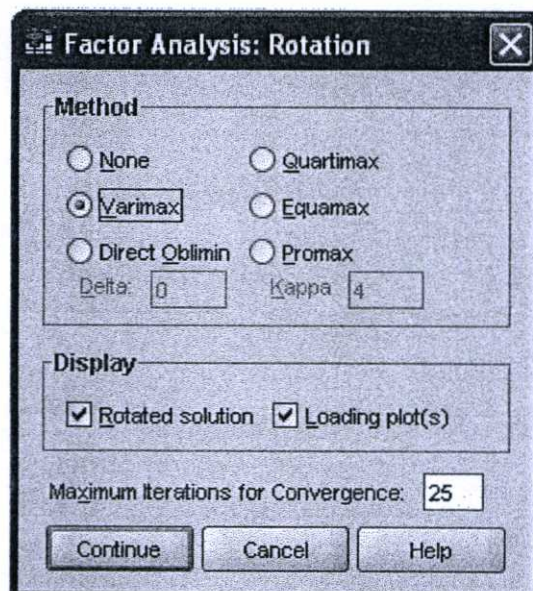
- ในส่วนของ Display เลือก

Unrotated factor solution

Scree plot

- เลือก Maximum iterations for Convergence: 25

3) ในหน้าจอรูปที่ ค.15 คลิกปุ่ม จะได้น้ำจอรูปที่ ค.17



รูปที่ ค.17 Factor Analysis: Rotation

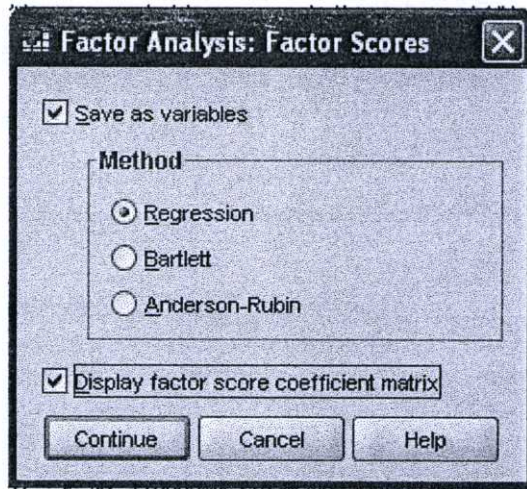
- ในส่วนของ Method เลือก Varimax

- ในส่วนของ Display เลือก

Rotated solution

Loading plot(s)

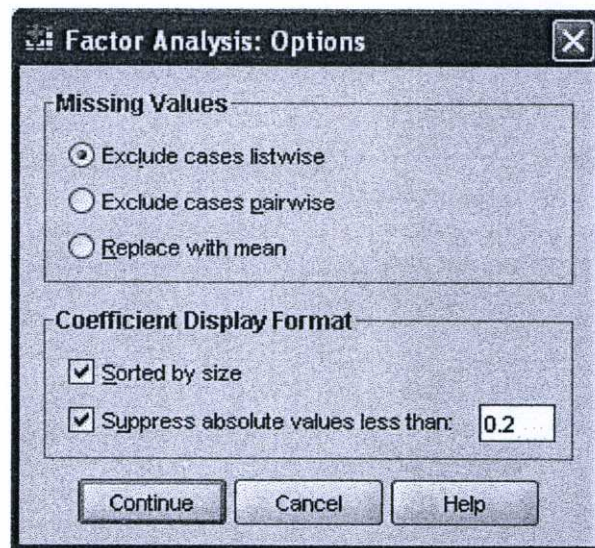
4) ในหน้าจอที่ ค.15 คลิกปุ่ม จะได้น้ำจอรที่ ค.18



รูปที่ ค.18 Factor Analysis: Factor Scores

- เลือก Save as variables
- ในส่วนของ Method เลือก Regression
- เลือก Display factor score coefficient matrix

5) ในหน้าจอรูปที่ ค.15 คลิกปุ่ม จะได้น้ำจอรูที่ ค.19



รูปที่ ค.18 Factor Analysis: Options

- ในส่วนของ Missing Values เลือก Exclude cases listwise
- ในส่วนของ Coefficient Display Format เลือก
 - Sorted by size
 - Suppress absolute values less than: และใส่ 0.2 ลงใน box

หลังจากนั้นนำตัวแปรใหม่ที่ได้จากการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก โดยนำเฉพาะ PCs ที่มีค่า รายละเอียดหรือร้อยละความผันแปรที่สามารถอธิบายตัวแปรเดิมได้มากที่สุดมาเป็นตัวแปรอิสระเพื่อหาสมการจำแนกกลุ่ม ซึ่งช่วยลดจำนวนตัวแปรอิสระในการพิจารณาได้ และทำตามขั้นที่ 4 ของวิธีวิธีการวิเคราะห์จำแนกประเภท (Discriminant Analysis) จะได้ผลลัพธ์แสดงในตารางที่ 4.14 – 4.19 บทที่ 4 ผลการทดลองการทดสอบและการวิเคราะห์ผลในหัวข้อ 4.1.5

ภาคผนวก ง
ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

การเปรียบเทียบการจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงโดยวิธีการวิเคราะห์

ความถดถอยและวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและความถดถอย

The Comparison of Pattern Classification of Partial Discharge in High Voltage Equipment by Regression Analysis and Principal Component Regression Analysis

สาวินี หลดพา, นรเศรษฐ พัฒนเดช, มณฑล สีสัจจินดาไกรฤกษ์, ธีรภูมิ ยุทธโกวิท

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ถนนลาดกองกรุง เขตลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520 โทร 0-2326-9902 E-mail: vinecpa@hotmail.com

บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้นำเสนอผลการศึกษาวิจัยการเปรียบเทียบวิธีการทางสถิติที่ประยุกต์ใช้ในการสร้างโมเดลความถดถอย และโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยเพื่อทำการจำแนกรูปแบบของดีสชาร์จบางส่วน (PD) ซึ่งสามารถแยกเป็น 4 รูปแบบ คือโคโรนาดีสชาร์จทางด้านไฟฟ้าแรงสูง, โคโรนาดีสชาร์จทางด้านไฟฟ้าแรงต่ำ, ดีสชาร์จภายใน และดีสชาร์จตามผิว เมื่อนำข้อมูลรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนที่ได้จากเครื่องตรวจวัด PD แต่ละรูปแบบ มาวิเคราะห์จากการกระจายความสัมพันธ์ระหว่าง $\phi - q - n$ โดยที่ ϕ คือมุมเฟสของแรงดันทดสอบ, q คือ ขนาดของ PD และ n คือจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำ จะได้อัตราความสัมพันธ์ของการกระจายข้อมูล (Skewness; Sk) เทียบกับการกระจายปกติ และความเหลื่อมค้มของการกระจายข้อมูล (Kurtosis; Ku) เทียบกับการกระจายปกติทั้งค่าบวกและค่าลบและค่าประจุมที่ปรากฏ (Q) โดยจะมีตัวแปรทั้งหมด 9 ตัว แล้วทำการแบ่งตัวแปรเป็น 2 กลุ่ม คือแบ่งเป็นข้อมูลในการสอนและข้อมูลสำหรับการทดสอบของโมเดล ทำการเลือกกลุ่มตัวแปรที่สามารถจำแนกรูปแบบ PD ได้ถูกต้องนำไปสร้างโมเดล งานวิจัยนี้ใช้ตัวแปรในการจำแนกรูปแบบการเกิด PD 5 ตัว จากจำนวนตัวแปร 9 ตัว สำหรับโมเดลความถดถอยเปรียบเทียบกับการใช้ค่าคะแนน (scores) ของตัวประกอบหลัก 4 ตัว หรือตัวแปรใหม่ 4 ตัว ที่ได้จากการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก จากค่าคะแนน (scores) ของตัวประกอบหลัก 9 ตัว สำหรับ โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย จากผลการศึกษาวิจัยพบว่ากรจำแนกรูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง โดยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยและวิธีการวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและความถดถอยเมื่อทดสอบกับ โปรแกรมทดสอบสามารถจำแนกรูปแบบ PD ได้ถูกต้อง 100 เปอร์เซ็นต์

คำสำคัญ: รูปแบบการเกิดดีสชาร์จบางส่วน, โคโรนาดีสชาร์จ, ดีสชาร์จภายใน, ดีสชาร์จตามผิว, โมเดลความถดถอย, โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

Abstract

This paper presents a statistical classification in regression model compared with a principal component regression model to classify partial discharge (PD) patterns into four categories in corona: high voltage side in air, corona at low voltage side in air, internal discharge and surface in air. The independent variables from fingerprint analyzed in term of $\phi - q - n$ PD patterns where ϕ is the voltage phase angle, q is the amplitude of PD and n is the repeated existing of PD. From this analysis, the positive and the negative value of skewness and kurtosis are determined including discharge asymmetry (Q). This procedure allows nine independent parameters for analysis. The independent variable data are divided into two groups: the former for training the model and the latter for testing the model. The created algorithm investigates the best of parameter group from all of nine independence variables for creating the regression model and the principal component regression model. In this work, the group of five best parameters for classification are selected for creating the regression model compared with the four parameters in principal component analysis (PCA) for creating the principal component regression model for classifying PD patterns of high voltage apparatus. Both proposed models have a good performance to classify PD patterns with the classification accuracy of 100%.

Keywords: partial discharge patterns, corona discharge, internal discharge, surface discharge, regression model, principal component regression model

1. บทนำ

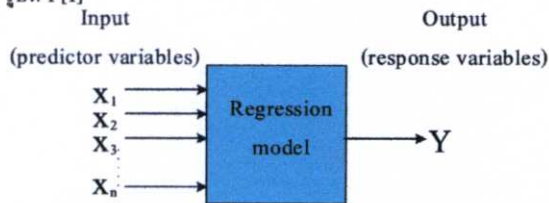
ความคิดพ้องของการลดทอนในระบบกำลังไฟฟ้าแรงสูงนั้นเกิดจากหลายสาเหตุด้วยกัน สาเหตุที่สำคัญประการหนึ่งคือการเกิด PD ของฉนวน ดังนั้นมาตรฐานจึงกำหนดให้มีการวัดหรือตรวจวัด PD ก่อนนำอุปกรณ์ไปใช้งาน การเกิด PD ในระบบฉนวนจะเกิดขึ้นได้หลายกรณีวิศวกรทดสอบคุณสมบัติการฉนวนมีความจำเป็นที่จะต้องศึกษาและแยกแยะหาคุณลักษณะของ PD เพื่อใช้ในการระบุว่าเป็น PD ที่เกิดขึ้นเป็นชนิดแบบใด ในอดีตนั้นการเรียนรู้และจัดจำรูปแบบของการเกิด PD

กระทำโดยอาศัยประสบการณ์ของผู้ทดสอบ ปัจจุบันจึงนำคอมพิวเตอร์มาใช้ในการวิเคราะห์ PD ทำให้เกิดความสะดวกต่อผู้ทดสอบ ซึ่งมีหลากหลายวิธีมากขึ้นและการจำลอง โปรแกรมด้วยวิธีทางสถิติก็เป็นอีกแนวทางหนึ่งในการวิเคราะห์จำแนก PD ได้

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โมเดลความถดถอย (Regression model)

เทคนิคความถดถอยแบบเส้นตรงที่พิจารณาหลายตัวแปร เป็นการนำกลุ่มของตัวแปรที่ใช้ในการทำนาย (predictor variables; X) กับตัวแปรเป้าหมาย (target variables; Y) บางครั้งกลุ่มของตัวแปรอินพุตและกลุ่มของตัวแปรเอาพุต ถูกเรียกว่า regressors หรือตัวแปรที่ใช้ทำนาย (predictor variables ;X) และตัวแปรผลลัพธ์ (response variables; Y) ดังรูปที่ 1 [1]



รูปที่ 1 แผนภาพของความถดถอยแบบเส้นตรงที่พิจารณาหลายตัวแปร

โมเดลความถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Model) เขียนสมการได้ ดังสมการที่ 1

$$Y = Xw + \varepsilon, \quad (1)$$

$$= w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_px_p + \varepsilon$$

เมื่อ Y คือ เวกเตอร์ (n x 1) ของข้อมูลของเมตริกซ์ตัวแปรผลลัพธ์หรือตัวแปรเป้าหมาย

X คือ เมตริกซ์ (n x p) ของตัวแปรที่ใช้ทำนายโดยที่สมาชิกในแต่ละคอลัมน์เป็นตัวแปร (variable) และสมาชิกในแต่ละแถวเป็นข้อมูล (observations)

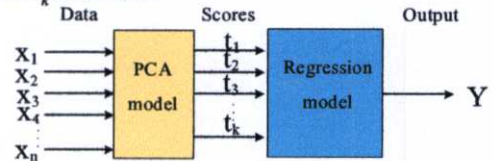
W คือ เมตริกซ์น้ำหนัก (weight matrix)

ε คือ ค่าความคลาดเคลื่อนซึ่งเป็นตัวแปรสุ่มเป็นเวกเตอร์ (n x 1) ของการทำนายความผิดพลาด หรือเรียกว่า bias (b) ซึ่งเป็นผลรวมของความผิดพลาด

ในกรณีที่ไม่สามารถทำการอินเวอร์สเมตริกซ์ X เพื่อหาเมตริกซ์ W ได้จะใช้วิธี Pseudoinverse Solution มาช่วยในการหาเมตริกซ์ W และในการพิจารณาเลือกตัวแปรในทางสถิติค่า condition number ของ pseudoinverse ควรจะมีค่าน้อยกว่า 100 ดูได้จาก [1]

2.2 โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย (Principal component Regression model; PCR)

โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยเป็นการใช้การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis; PCA) มาช่วยในการลดจำนวนตัวแปร คือการสร้างชุดของตัวแปรใหม่ให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม และชุดตัวแปรใหม่จะมีรายละเอียดหรือข้อมูลของตัวแปรเดิม โดยแต่ละตัวแปรใหม่เป็นอิสระต่อกัน เพื่อกำจัดปัญหาตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กัน (collinearity) และจำนวนตัวแปรใหม่จะต้องไม่เกินที่จำนวนตัวแปรเดิม นั่นคือ กรณีที่มีตัวแปรเดิม n ตัว จำนวนตัวแปรใหม่ k ตัว จะได้ว่า $k \leq n$ แสดงดังแผนภาพรูปที่ 2 [1] โดยที่ t_1 ถึง t_k เป็นอิสระกัน



รูปที่ 2 แผนภาพของตัวประกอบหลักและความถดถอย

จากรูปที่ 1 การวิเคราะห์ตัวประกอบหลักเพื่อลดจำนวนตัวแปรที่มีจำนวนมากโดยการสร้างตัวแปรใหม่ซึ่งเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม n ตัวจะต้องสกัดหรือดึงรายละเอียดหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุด ในที่นี้จะใช้ t_i แทนค่า score ของตัวประกอบหลักที่ i ; $i = 1, 2, 3, \dots, n$ มีขั้นตอนดังนี้

การสร้าง t_1 หรือค่า score ของตัวประกอบหลักที่ 1 (PC1) ซึ่งเป็นตัวแปรใหม่ตัวแรก โดยให้ t_1 เป็นค่า score ของตัวประกอบหลักตัวแรกที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิมทั้ง n ตัว และจะต้องดึงค่าความแปรปรวนจากตัวแปรทั้ง n ตัวมาไว้ในตัวประกอบหลักของ t_1 ให้มากที่สุด ซึ่งจะทำให้ t_1 มีค่าแปรปรวนมากที่สุดเมื่อเทียบกับ t_i ; $i = 1, 2, \dots, n$

$$T = XP \quad (2)$$

สามารถหาค่าเมตริกซ์ T ซึ่งเป็นค่า scores ของตัวประกอบหลัก (PCs) ดังสมการที่ 3

$$t_1 = x_1p_1 = x_{11}p_{11} + x_{12}p_{21} + \dots + x_{1n}p_{n1} = \sum_{j=1}^n x_{1j}p_{j1} \quad (3)$$

เมื่อ t_1 คือ score ของตัวประกอบหลักตัวแรก (PC1)

x_1 คือ ค่าข้อมูลตัวแปรเดิมตัวที่ 1

p_1 คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบหลัก

ตัวแรกและตัวแปรเดิม (loading vector) ตัวแรก

ทำงานกระทั่งถึงตัวประกอบหลักที่ n จะได้ t_n ซึ่งจะมีค่าแปรปรวนต่ำสุดโดยทั่วไปจะหาถึงตัวประกอบหลักที่ k จะได้ t_k ที่ยังมีค่าแปรปรวนและรายละเอียดสำคัญอยู่โดยสกัดความแปรปรวนที่เหลือจาก $t_1 - t_{k-1}$ ให้มากที่สุดและไม่มีความสัมพันธ์กับ $t_1 - t_{k-1}$ โดยที่ $k < n$

การเลือกค่า scores ของตัวประกอบหลักมาใช้เป็นอินพุทของโมเดลการตัดสินใจนั้นมีข้อพิจารณา ดังต่อไปนี้

- เลือกค่า scores ของตัวประกอบหลักที่มีค่ารายละเอียดหรือร้อยละความผันแปรที่สามารถอธิบายตัวแปรเดิมได้มากที่สุด
- เลือกค่า scores ของตัวประกอบหลักที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรเป้าหมาย
- เลือกโดยการทดลองสุ่ม (trial and error)

3. การจำลองโมเดลด้วยโปรแกรมและผลการทดลอง

3.1 การทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง

จากการทดลองจำลองรูปแบบการเกิดคิสซาร์จบางส่วนที่สามารถเกิดขึ้นได้จริงในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง อ้างอิงจากมาตรฐาน IEC 60270 [2] วิธีการจำลองและทดสอบเพื่อหาค่าคุณสมบัติของการเกิด PD ในแต่ละกรณีรวมทั้งผลการทดลองสามารถดูได้จาก [3] จากผลการทดลองการเกิดคิสซาร์จบางส่วน 79 การทดลอง นำมาวิเคราะห์คุณลักษณะคุณสมบัติทางสถิติออกเป็นตัวแปร 9 ตัว ซึ่งนำมาใช้ในการจำแนกคุณลักษณะทางสถิติดังกล่าวคือ

Discharge asymmetry (Q) แสดงถึงผลต่างของการกระจายขนาดของ PD เติบโตตามมุมเฟสของแรงดันทางด้านบวกและลบ $H_{qn}(\phi^+)$ และ $H_{qn}(\phi^-)$ ตามลำดับ ดังสมการที่ 4

$$Q = \frac{Q_s^- / N^-}{Q_s^+ / N^+} \quad (4)$$

เมื่อ Q_s^+ และ Q_s^- คือผลรวมของการกระจาย $H_{qn}(\phi^+)$ และ $H_{qn}(\phi^-)$ ตามลำดับ

N^+ และ N^- คือจำนวนของการกระจาย $H_{qn}(\phi^+)$ และ $H_{qn}(\phi^-)$ ตามลำดับ

ความเบ้เอียงของการกระจาย (Skewness; Sk) ของ $H_{qn}(\phi)$ และการกระจายจำนวนครั้งที่เกิด PD ซ้ำตามมุมเฟสแรงดัน $H_n(\phi)$ แสดงดังสมการที่ 5

$$Sk = \frac{\sum (x_i - \mu)^3 \times P_i}{\sigma^3} \quad (5)$$

เมื่อ x_i คือจำนวนของข้อมูล

P_i คือความน่าจะเป็นของการเกิดค่า x_i

μ คือค่าเฉลี่ยของการกระจาย

σ คือความแตกต่างของข้อมูล

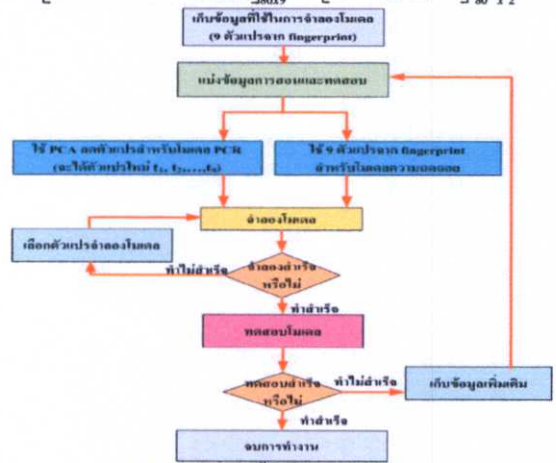
ความแหลมคม (Kurtosis; Ku) ของ $H_{qn}(\phi)$ และ $H_n(\phi)$ แสดงดังสมการที่ 6

$$Ku = \frac{\sum (x_i - \mu)^4 \times P_i}{\sigma^4} - 3 \quad (6)$$

3.2 การจำลองโมเดลและผลการทดลอง

โมเดลที่สร้างประกอบด้วย เมตริกซ์ X และ เมตริกซ์ Y โดยที่เมตริกซ์ X คือตัวแปรอินพุทที่ได้จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลจากเครื่องตรวจวัด PD ประกอบด้วย 9 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Ku^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Sk^+ ของ $H_n(\phi)$, Sk^- ของ $H_n(\phi)$, Ku^+ ของ $H_n(\phi)$, Ku^- ของ $H_n(\phi)$ และ Q ซึ่งเมตริกซ์มีขนาด 80×9 ส่วนเมตริกซ์ Y เป็นตัวแปรคัมมิตีที่ใช้ในการทำนาย PD แต่ละประเภทและเมตริกซ์มีขนาด 80×2 โดยทั้งนี้จากข้อมูล 79 การทดลองทำการสุ่มข้อมูลทดลองเพิ่มเป็น 80 การทดลองเพื่อสะดวกต่อการคำนวณเมตริกซ์ดังสมการที่ 7 และขั้นตอนการจำลองแสดงในรูปที่ 3

$$X = \begin{bmatrix} [Coronaat H.V.]_{20 \times 9} \\ [Coronaat L.V.]_{20 \times 9} \\ [Intenal Discharge]_{20 \times 9} \\ [Surface Discharge]_{20 \times 9} \end{bmatrix}_{80 \times 9} \quad Y = \begin{bmatrix} [0 \ 0]_{20 \times 2} \\ [0 \ 1]_{20 \times 2} \\ [1 \ 0]_{20 \times 2} \\ [1 \ 1]_{20 \times 2} \end{bmatrix}_{80 \times 2} \quad (7)$$



รูปที่ 3 flow chart ขั้นตอนการจำลองโมเดล

จากการทดลองการเลือกตัวแปรที่ดีที่สุดในการทำจำลองโมเดลทั้ง 2 โมเดลแสดงผลการทดลอง ดังตารางที่ 1 และตารางที่ 2 ตามลำดับ ตารางที่ 1 การเลือกตัวแปรในโมเดลความถดถอย

ตัวแปรที่ดีที่สุดที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนายจำนวนประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีแต่ละตัวแปร คือ Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$	50	1.0238
กรณีรวม 2 ตัวแปร คือ Sk^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Q	15.625	1.99
กรณีรวม 3 ตัวแปร คือ Sk^+ , Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Q	3.125	3.272
กรณีรวม 4 ตัวแปร คือ Sk^+ , Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Q	6.25	22.088
กรณีรวม 5 ตัวแปร คือ Ku^+ ของ $H_{qn}(\phi)$, Sk^+ , Sk^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Ku^- ของ $H_{qn}(\phi)$, Q	0	31.495
กรณีทุกตัวแปร	3.125	1507.41

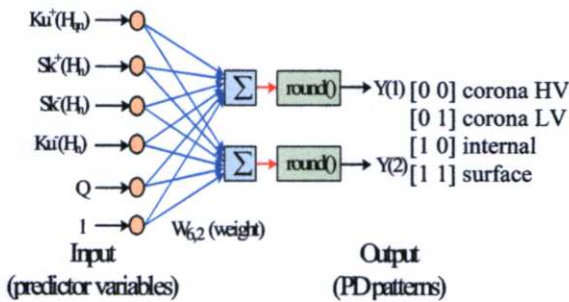
จากตารางที่ 1 ตัวแปรที่ดีที่สุดมี 5 ตัว และมีค่า condition number ของ pseudoinverse เท่ากับ 31.495 ซึ่งในทางสถิติค่า condition number ของ pseudoinverse ควรจะมีค่าน้อยกว่า 100 ถือว่ายอมรับได้

ตารางที่ 2 การเลือกตัวแปร ใน โมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

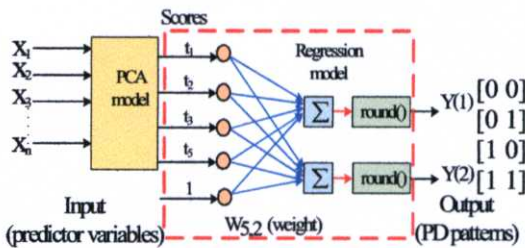
ตัวแปรที่ใช้ในการเรียนรู้และทำนาย จำนวนประเภทของ PD	% ทำนายผิดพลาด	condition number
กรณีแค่ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_3	50	1.362
กรณีรวม 2 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_3	25	7.542
กรณีรวม 3 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_3, t_5	3.125	28.881
กรณีรวม 4 ตัวแปร t ที่ดีที่สุด คือ t_1, t_2, t_3, t_5	0	29.155
กรณีรวมทุกตัวแปร t	3.125	1507.40

จากตารางที่ 2 ตัวแปรที่ดีที่สุดมี 4 ตัว และมีค่า condition number ของ pseudoinverse เท่ากับ 29.155 ในทางสถิติค่า condition number ของ pseudoinverse ควรจะมีค่าน้อยกว่า 100 ถือว่ายอมรับได้

ผลการออกแบบจำลองโมเดลจะได้โครงสร้างโมเดลในการจำแนกรูปแบบการเกิดดีเอสอาร์บางส่วนของโมเดลความถดถอยและโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยแสดงดังรูปที่ 4 และรูปที่ 5 ตามลำดับ



รูปที่ 4 โครงสร้างโมเดลความถดถอย



หมายเหตุ round เป็นฟังก์ชันใน matlab ใช้ในการปัดเศษเป็นจำนวนเต็ม
รูปที่ 5 โครงสร้างโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอย

4. สรุปผลการทดลอง

จากผลการทดลองพบว่า การเปรียบเทียบการประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติในการสร้างโมเดลจำแนกรูปแบบของการเกิด PD โดยวิธีความถดถอย และวิธีวิเคราะห์ตัวประกอบหลักและความถดถอย สามารถทำนายและจำแนกประเภทของ PD ได้ถูกต้อง โดยการจำลองโมเดลความถดถอยใช้ตัวแปรทางสถิติ 5 ตัว สำหรับจำลองโมเดลจากตัวแปรทั้งหมด 9 ตัว ซึ่งใช้ตัวแปรมากกว่าการจำลองโมเดลตัวประกอบหลักและความถดถอยที่ใช้ค่า scores ของตัวประกอบหลัก 4 ตัว หรือตัวแปรใหม่ 4 ตัว ที่ได้จากการทำ PCA จากค่า scores ของตัวประกอบหลัก 9 ตัว ซึ่งช่วยลดจำนวนตัวแปรในการจำลองโมเดลลง ดังนั้น โมเดลความถดถอยจะเหมาะกับตัวแปรอิสระที่ไม่มีความสัมพันธ์กัน และการใช้การวิเคราะห์ตัวประกอบหลักช่วยในการลดจำนวนตัวแปร โดยสร้างชุดของตัวแปรใหม่ให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิมที่ตรงระยะเยื้องหรือค่าแปรปรวนจากตัวแปรเดิมมาไว้ในตัวแปรใหม่ให้มากที่สุดและแต่ละตัวแปรเป็นอิสระกัน ก่อนนำไปเป็นอินพุตเข้าสู่โมเดลความถดถอย ซึ่งทั้ง 2 วิธีเป็นวิธีทางสถิติที่ใช้ตัวแปรลดลงจากข้อมูลตัวแปรทั้งหมดและมีความถูกต้องในการจำแนก PD 100 เปอร์เซ็นต์

5. กิตติกรรมประกาศ

ผู้จัดทำขอขอบพระคุณ คุณเกรวิน วิเศษจินดาวัฒน์ ที่ให้ความเอื้อเฟื้อข้อมูลที่เป็นประโยชน์ในการศึกษาวิจัยและขอขอบพระคุณ อาจารย์สุรินทร์ คำฝอย ที่ให้คำปรึกษาแนะนำในการศึกษาค้นคว้า และขอขอบพระคุณทุกท่านที่ให้อาสาใจและให้ความช่วยเหลือด้านอื่นๆ

เอกสารอ้างอิง

- [1] สุรินทร์ คำฝอย, ดร., "Regression and Principal component Regression", เอกสารประกอบการเรียนการสอนรายวิชา Selected Topics in Electrical Engineering, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2550.
- [2] IEC Standard IEC-60270 "High Voltage Test Techniques-Partial Discharge Measurements", 2000.
- [3] เกรวิน วิเศษจินดาวัฒน์, "การรู้จำรูปแบบของการเกิดดีเอสอาร์บางส่วนในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง", วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2544.
- [4] นรเศรษฐ พัฒนเดช, "High Voltage Insulation maintenance, Examination and Diagnosis" เอกสารประกอบการเรียนการสอนรายวิชา Selected Topics in High Voltage Engineering, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2550.

Pattern Classification of Partial Discharge in High Voltage Equipment by Regression Analysis

S.Ludpa, N. Pattanadech, M. Leelajindakrairerk, P. Yutthagowith
High Voltage laboratory, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand.

Abstract-This paper introduces a statistical classification in regression model to classify partial discharge (PD) patterns into four categories in corona: high voltage side in air, corona at low voltage side in air, surface in air, and internal discharge. There are nine independent variables from fingerprint analysis which mainly are skewness, kurtosis, asymmetry and cross correlation following $\phi-q-n$ PD patterns. The variable independent data are divided into two group: the forms for training the model and the pattern for test the model. The created algorithm investigates the best of parameter group from all of independence variables for creating the regression model. In this work, the group of five best parameters for classification are selected. The results show, that only five parameters in the model has a good performance to classify PD pattern with the classification accuracy of 100%.

Index Terms-partial discharge patterns, corona discharge, surface discharge, internal discharge, regression model, classification.

I. INTRODUCTION

Partial discharge is an electrical phenomenon due to defects in insulators or insulation system, PD occurring in High voltage equipment with defective insulators or insulation can develop until the insulation is weakened or completely failed. Hence, PD testing is very important to protect high voltage equipment problems before they fail. PDs can be divided by their occurrences as corona discharge, surface discharge or internal discharge. Many type of PD patterns can be classified by the operator who is expert in PD matter. However, it is very difficult to distinguish complex PD patterns. This paper proposes a PD classification based upon regression model to classify PD patterns in four categories in 1) corona in high voltage side in air, 2) corona at low voltage side in air, 3) surface in air, and 4) internal discharge. The independent variables used in this model are mainly derived from skewness, kurtosis, asymmetry, and cross correlation following the $\phi-q-n$ PD patterns which is obtained as developed in [1].

II. RELEVANT THEORY

A. Regression model

A multiple linear Regression technique is used for mapping a group of predictor variable which can be called as regressors or predictors (X) to response variable (Y) as depicted in Fig.1.[2].

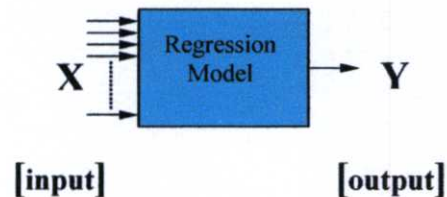


Fig.1. Block diagram of A multiple linear regression.

The regression model can be represented as:

$$Y = XW + \varepsilon, \quad (1)$$

or

$$= w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_px_p + \varepsilon,$$

Y is a vector ($n \times 1$) of samples of the response variable. where X is a matrix ($n \times p$) of predictor variables, where the columns are the variables and the rows are the samples,

w is the weight matrix ,

ε is a vector ($n \times 1$) of the prediction errors.

If the matrix X is invertable, the solution of (1) is $w = X^{-1} * y$; However, if the matrix X cannot be inverted, the pseudo inverse is required to solve the problem as shown in [2].

B. Recognition of Partial discharge Patterns

The recognition of partial discharge patterns can be summarized as shown in Fig.2. [1] To begin with, the measured data of PD are collected; then, the compulsory PD characteristics of each PD types are calculated and stored in the data based. Next, the PD data require to perform a feature extraction process to rate the PD data as unique characteristics. Then, the regression model is trained with training PD data set in order to solve the weight matrix (w). At the end, the

regression model is verified by testing PD data set do not use to train the regression model. The regression model will have never seen the testing data set before.

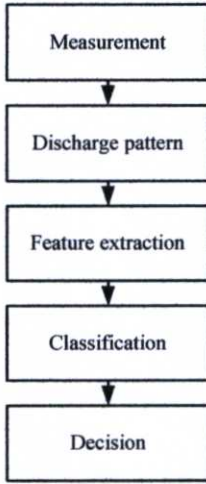


Fig.2. Flow process chart of Recognition.

III. THE SIMULATION AND EXPERIMENTATION

A. Testing process

The testing process for simulated PD patterns followed IEC 60270 [3] which is the high-voltage test techniques for partial discharge measurements for actual simulated PD Pattern set shown in [1]. The simulated four PD patterns are corona at high voltage side in air, corona at low voltage side in air, surface in air, and internal discharge shown in Fig.3. To simulate PD patterns in the forms of corona at high voltage side and low voltage side, the testing process used two plate electrodes with 12 cm in diameter. The testing process generated a corona discharge in air using a copper rod with 1.5 cm in diameter and 10 cm in length as a sharp point to incur a high electric field stress. In this test, the distance between the two electrodes was 10 cm. For corona at high voltage side, the copper rod was attached at the high voltage electrode side. For corona at low voltage side, the copper rod was attached at the low voltage electrode side. To simulate surface in air, the electrodes were a sphere gap electrode with 5 cm in diameter and an electrode sheet with 12 cm in diameter. The testing process inserted a 13x13x2.5 cm acrylic sheet into two electrodes to generate a stress component parallel to a dielectric surface and the difference in permittivity of the two insulators will produce a surface discharge. To simulate internal discharge, the testing process used two plate electrodes with 12 cm in and inserted a 13x13x2.5 cm air filled cavities acrylic sheet between the electrodes in which the air filled cavities in the acrylic sheet made low dielectric strength to create an internal discharge. This simulated

internal discharge PD pattern was done in oil filled chamber to prevent a flashover within the solid insulators. This testing process [1] generated 79 experiments in total where 20 experiments were simulated as high voltage side in air, 20 experiments were simulated as corona at low voltage side in air, 20 experiments were simulated as surface in air, and 19 experiments are simulated as internal discharge.

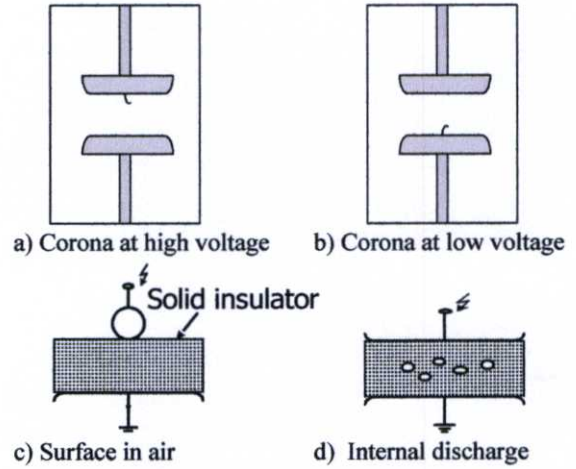


Fig.3. Simulated PD patterns.

From the tested results, this paper uses fingerprint analysis to obtain statistical parameters to 9 independent variables. Those independent variables are in detail as follow:

$H_{qn}(\phi)$ is the mean pulse height distribution. $H_n(\phi)$ is pulse count distribution, $Q = \frac{Q_s^- / N^-}{Q_s^+ / N^+}$ is the discharge asymmetry of $H_{qn}(\phi^+)$ and $H_{qn}(\phi^-)$, where Q_s^+ and Q_s^- are the sums of pulse height distributions of $H_{qn}(\phi^+)$ and $H_{qn}(\phi^-)$ and N^+ and N^- are the number of pulse height distributions of $H_{qn}(\phi^+)$ and $H_{qn}(\phi^-)$. Each of the factors $H_{qn}(\phi)$ and $H_n(\phi)$ is also separated into four variables in Sk^+ which is the skewness for the positive voltage side, Sk^- which is the skewness for the negative voltage side, Ku^+ which is the kurtosis for the positive voltage side, and Ku^- which is the kurtosis for the negative voltage side. Skewness values can be written as [4]:

$$Sk = \frac{\sum (x_i - \mu)^3 \times P_i}{\sigma^3}, \quad (2)$$

where X_i is number of data,
 P_i is probability of X_i ,
 μ is average of skewness values,
 σ is difference of X_i .
 and Kurtosis values can be expressed as:

$$Ku = \frac{\sum (x_i - \mu)^4 \times P_i}{\sigma^4} - 3. \quad (3)$$

B. The simulation model

Simulation model in this research is heteroassociative model which consists multiple input and multiple output, that can solve classification problem of PD by regression model. The database to be stored data consisting of matrix X (80x9) and matrix Y (80x2). Matrix X consists of nine variable (nine columns) which are Sk^+ , Sk^- , Ku^+ , Ku^- of $H_n(\phi)$ and $H_{gn}(\phi)$ including Q ; whereas, matrix Y is dummy predictors of two variables.

C. Simulation method

The matrix X was divided into 4 group the first 20 row was corona at high voltage data. The second 20 row was corona at low voltage data, the third 20 row was surface discharge data and the fourth 20 row was internal discharge data. Besides, the matrix Y was separated in four group which relate with the data in matrix X. The first 20 row of dummy variables was determined to be [0,0], the second 20 row, the third and the fourth 20 row were determined as [0,1],[1,0],[1,1], respectively. The matrix of both matrix X and Y are shown in (4). Then, all of data in matrix X was scaled for controlling its variance properties. Next, the data in matrix X and matrix Y were categories in to two group for training and testing the model. Venetial Blinds (VB) method was used to divide the testing and training set. Next, the created algorithm began to select the best parameter using as predictors. In this case, every parameter and all of 2-9 combined parameter were examined to find the minimum error and the condition number, which should be less than 100. The test results are shown in Table I and Fig. 4.respectively.

$$X = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{Corona at H.V.} \\ \text{Corona at L.V.} \\ \text{Surface in air} \\ \text{Internal discharge} \end{bmatrix}_{20 \times 9} \\ \end{bmatrix}_{80 \times 9} \quad Y = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}_{20 \times 2} \\ \end{bmatrix}_{80 \times 2} \quad (4)$$

TABLE I
THE BEST OF PREDICTOR VARIABLES

Predictor variable	% error in test program $\left(\frac{\sum(\text{Target values} - \text{Predict values})}{\text{Target values} = 32}\right) \times 100\%$	condition number
Best of a variable (Ku^- of $H_{gn}(\phi)$)	$\left(\frac{16}{32}\right) \times 100 = 50$	1.0238
Best combination of 2 variable (Sk^- of $H_{gn}(\phi)$, Q)	$\left(\frac{5}{32}\right) \times 100 = 15.625$	1.99
Best combination of 3 variable (Sk^+ of $H_n(\phi)$, Sk^- of $H_n(\phi)$, Q)	$\left(\frac{1}{32}\right) \times 100 = 3.125$	3.272
Best combination of 4variable (Sk^+ of $H_n(\phi)$, Sk^- of $H_n(\phi)$, Ku^+ of $H_n(\phi)$, Q)	$\left(\frac{2}{32}\right) \times 100 = 6.250$	22.088
Best combination of 5 variable (Ku^+ of $H_{gn}(\phi)$, Sk^+ of $H_n(\phi)$, Sk^- of $H_n(\phi)$, Ku^+ of $H_n(\phi)$, Q)	$\left(\frac{0}{32}\right) \times 100 = 0$	31.495
All variables	$\left(\frac{1}{32}\right) \times 100 = 3.125$	1507.41

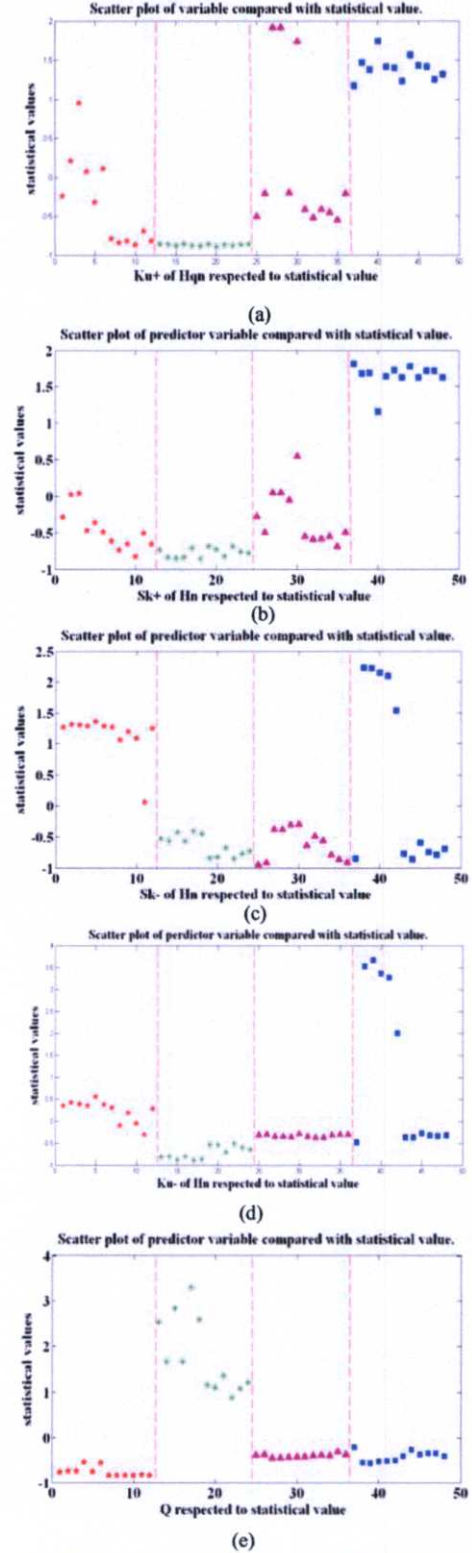


Fig.4. Scatter plot of predictor variable compared with statistical value:
(a) Ku^+ of $H_{gn}(\phi)$ respected to statistical value,
(b) Sk^+ of $H_n(\phi)$ respected to statistical value,

- (c) Sk of $H_n(\phi)$ respected to statistical value,
- (d) Ku of $H_n(\phi)$ respected to statistical value,
- (e) Q respected to statistical value.

where

- ★ is Corona at H.V. in air,
- ✦ is Corona at L.V. in air,
- ▲ is Surface in air,
- is Internal discharge.

Fig.4. shows that this particular PD classification problem after performing feature extraction is a linear problem. As shown in Fig.4., one can classify the difference of four classed of data using a simple line equation. Thereupon, the regression model can be applied to this particular problem. The results of this classification PD using proposed regression model are illustrated in Table II and shown as scatter plot of target values compared with predicted values in Fig.5.

TABLE II

PREDICTION OF CLASSIFIED PD PATTERN BY PROPOSED REGRESSION MODEL

No.	PD Patterns	Target values		Predicted values		% accuracy
1	Corona at High Voltage side in air	0	0	0	0	100
2		0	0	0	0	
3		0	0	0	0	
4		0	0	0	0	
5		0	0	0	0	
6		0	0	0	0	
7		0	0	0	0	
8		0	0	0	0	
9	Corona at Low Voltage side in air	0	1	0	1	100
10		0	1	0	1	
11		0	1	0	1	
12		0	1	0	1	
13		0	1	0	1	
14		0	1	0	1	
15		0	1	0	1	
16	0	1	0	1		
17	Surface in air	1	0	1	0	100
18		1	0	1	0	
19		1	0	1	0	
20		1	0	1	0	
21		1	0	1	0	
22		1	0	1	0	
23		1	0	1	0	
24		1	0	1	0	
25	Internal Discharge	1	1	1	1	100
26		1	1	1	1	
27		1	1	1	1	
28		1	1	1	1	
29		1	1	1	1	
30		1	1	1	1	
31		1	1	1	1	
32		1	1	1	1	

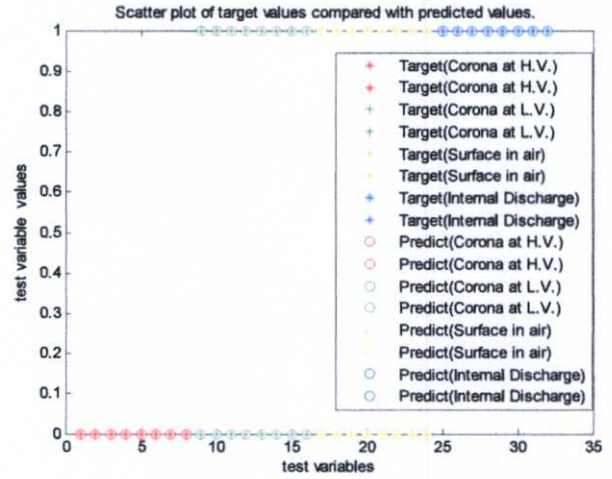


Fig.5. Scatter plot of target values compared with predicted values.

IV. CONCLUSION

The regression model has been proposed to classify the PD pattern. The proposed model requires only five PD parameters. The process of testing PD and creating regression model has also been explained. The results show that only five PD parameters can classify the PD patterns satisfactory. Therefore, the processed regression model has less complexity; consequently, the proposed model is promising to implement.

ACKNOWLEDGMENT

Authors would like to special thank Dr.Surin Khomfoi, and all high voltage laboratory staff of high voltage laboratory, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand.

REFERENCES

- [1] Kevarin Vicetjindavat, "Pattern recognition of partial discharge in high voltage equipment", *thesis for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering*, Electrical Dept., Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, Thailand, pp. 17-94, 2001.
- [2] Surin Khomfoi, "Regression model", *Lecture note for Selected topics in Electrical Engineering*, Electrical Dept., Faculty of Engineering, KMITL, Bangkok, Thailand, 2007.
- [3] IEC Standard IEC-60270, "High Voltage Test Techniques-Partial Discharge Measurements, International Electrotechnical" Commission 2000.
- [4] N.Pattanadach, "High voltage insulation maintenance, examination, and diagnosis", *Lecture note for Selected topics in High voltage Engineering Course*, Electrical Dept., Faculty of Engineering, KMITL, Bangkok, Thailand, 2006.

ประวัติผู้เขียน

นางสาวสาวิณี หลุดพา เกิดวันที่ 4 เดือนเมษายน พ.ศ. 2527 จังหวัดขอนแก่น สำเร็จการศึกษาปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้ากำลัง ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ในปีการศึกษา 2549 และเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้ากำลัง ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ในปีการศึกษา 2549 โดยวิจัยทางด้านวิศวกรรมไฟฟ้าแรงสูง