

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

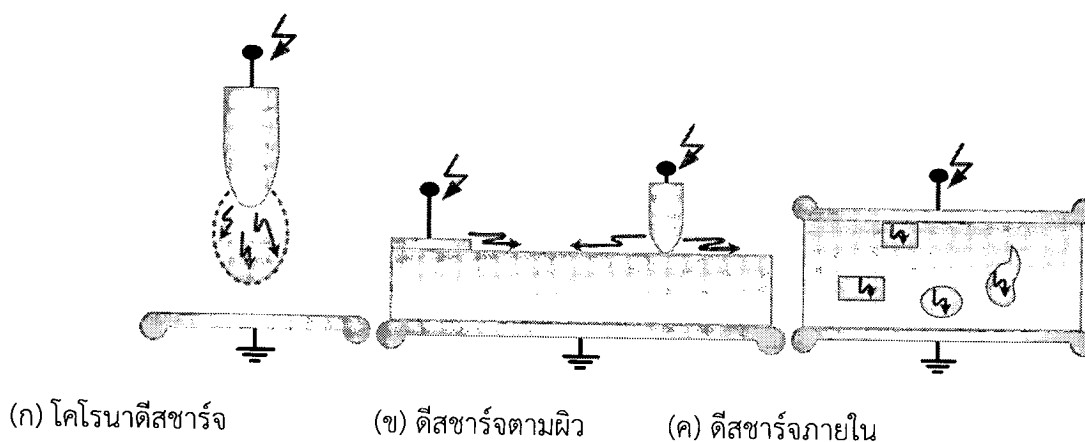
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ดีสชาร์จบางส่วน (Partial discharge, PD) หมายถึงการดีสชาร์จทางไฟฟ้าที่ไม่เชื่อมโยงถึงกันอย่างสมบูรณ์ระหว่างอิเล็กโตรด [1, 2] ซึ่งอาจเกิดขึ้นในฉนวนก๊าซ ฉนวนเหลว หรือฉนวนแข็ง เมื่อเกิด PD ขึ้นจะทำให้เกิดปรากฏการณ์ทางฟิสิกส์ตามมาคือ แสงเสียงกระแสพัลส์ไฟฟ้ากำลังสูญเสียไดอิเล็กตริก คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าย่านความถี่สูงปฏิกิริยาเคมี และความร้อน [3, 4]

2.1.1 ประเภทของการเกิด PD

PD โดยทั่วไปแบ่งตามลักษณะที่เกิดขึ้นได้เป็น 3 แบบคือ โคโรนาดีสชาร์จ (Corona discharge) ดีสชาร์จตามผิว (Surface discharge) และ ดีสชาร์จภายใน (Internal partial discharge) ดังภาพที่ 2.1

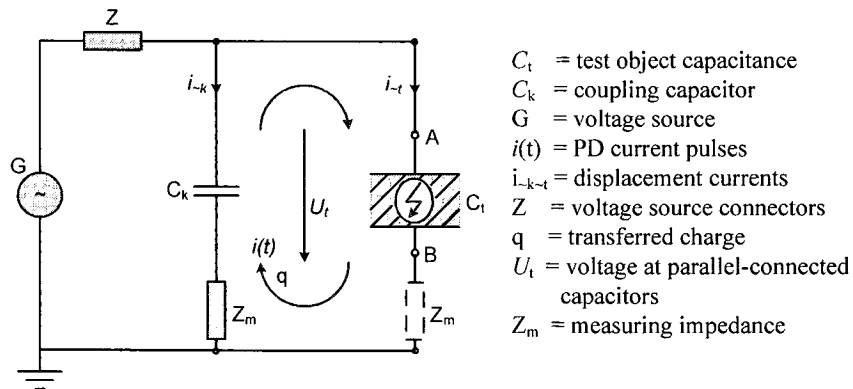
- 1) โคโรนาดีสชาร์จเกิดขึ้นในสนามไฟฟ้าไม่สม่ำเสมอสูงที่บริเวณอิเล็กโตรดปลายแหลมหรือขอบคมในก๊าซ หรือในของเหลว ดังภาพที่ 2.1 (ก)
- 2) ดีสชาร์จตามผิว เกิดขึ้นเมื่อมีความเครียดสนามไฟฟ้า สูงตามแนวขนานกับผิวของไดอิเล็กตริก ดังภาพที่ 2.1 (ข)
- 3) ดีสชาร์จภายในเกิดขึ้นในโพรงก๊าซหรือสิ่งแปลกปลอมที่มีค่าความคงทนไดอิเล็กตริกต่ำภายในเนื้อฉนวน แข็ง หรือฉนวนเหลว ดังภาพที่ 2.1 (ค)



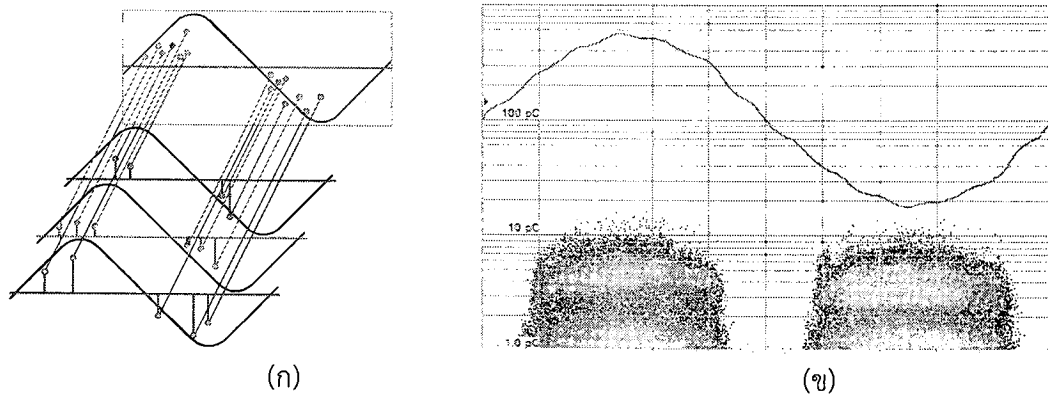
ภาพที่ 2.1รูปแบบการเกิดของ PD

2.1.3 วงจรพื้นฐานการวัด PD

เทคนิคการตรวจวัด PD ตามมาตรฐาน IEC 60270 วงจรดังภาพที่ 2.2 ประกอบด้วยแหล่งจ่ายแรงดันสูง G , วัสดุทดสอบ C_t , ตัวเก็บประจุคัปเปิล C_k และอิมพีแดนซ์วัด Z_m โดยใช้หลักการตรวจจับกระแสพัลส์ความถี่สูง $i(t)$ ที่เกิดขึ้นที่วัสดุทดสอบและไหลวนระหว่าง C_k และ C_t ทำการตรวจจับ $i(t)$ ที่ไหลผ่าน Z_m ซึ่ง Z_m สามารถต่อได้ทั้งอนุกรมกับตัวเก็บประจุคัปเปิล C_k หรืออนุกรมกับวัสดุทดสอบ C_t ระบบวัดมีทั้ง wide-band และ narrow-band [5] สัญญาณที่วัดได้ตัวอย่างดังภาพที่ 2.3 คือ ประจุที่ปรากฏ q ตำแหน่งมุมเฟส Φ และอัตราการเกิดซ้ำการมีเตอร์ q, Φ และ n สามารถนำไปคำนวณและวิเคราะห์ค่าทางสถิติได้ [6]



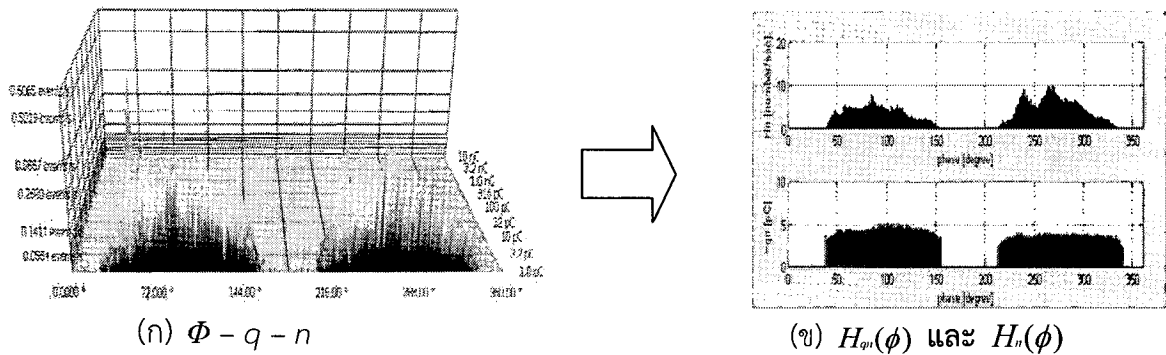
ภาพที่ 2.2 วงจรการตรวจวัด PD



ภาพที่ 2.3 ตัวอย่างสัญญาณ PD

2.1.4 การวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของสัญญาณ PD

การตรวจวัด PD ด้วยวิธีดั้งเดิมแบบ PRPDA (Phase Resolving Partial Discharge Analyzer) แสดงผลการวัด PD ในรูปแบบการกระจาย 3 มิติ $\Phi - q - n$ เมื่อ Φ คือมุมเฟสของแรงดัน, q คือขนาดประจุ, และ n คือจำนวนครั้งการเกิด PD ซ้ำ สามารถแสดงรูปแบบการกระจาย ขนาดประจุเฉลี่ยตามมุมเฟส $H_{qn}(\phi)$ และการกระจายจำนวนครั้งการเกิด PD ซ้ำตามมุมเฟส $H_n(\phi)$ ดังภาพที่ 2.4 ซึ่งนำไปการวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นทางสถิติได้โดยใช้สมการดังตารางที่ 2.1 [7, 8]



ภาพที่ 2.4 ตัวอย่างรูปแบบของสัญญาณ PD

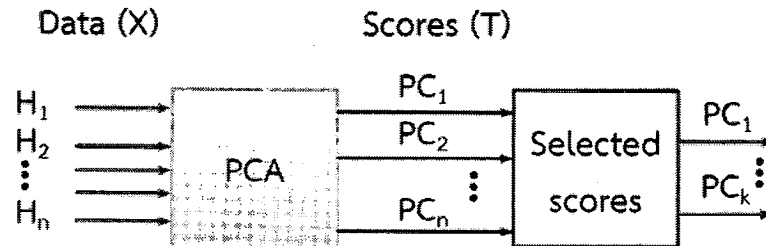
ตารางที่ 2.1 ตัวดำเนินการทางสถิติ

Skewness	$Sk = \frac{E(q - \mu)^3}{\sigma^3}$
Kurtosis	$Ku = \frac{E(q - \mu)^4}{\sigma^4}$
Discharge asymmetry	$Q = (Q_s^- / N^-) / (Q_s^+ / N^+)$
Cross correlation factor	$cc = \frac{\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i / n}{\sqrt{[\sum x_i^2 - (\sum x_i)^2 / n][\sum y_i^2 - (\sum y_i)^2 / n]}}$
Modified cross-correlation factor	$mcc = Q \times cc$

โดยที่ q คือ ขนาดประจุตัวอย่าง, μ คือ ค่าเฉลี่ยของการกระจายประจุตัวอย่าง, E คือ ตัวดำเนินการค่าคาดหวัง, σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, Q_s^+ และ Q_s^- คือ ผลรวมของการกระจายประจุ $H_{qn}(\phi^+)$, $H_{qn}(\phi^-)$, N^+ และ N^- คือ จำนวนของการกระจายประจุ $H_{qn}(\phi^+)$, $H_{qn}(\phi^-)$, x_i คือ ขนาดประจุในแต่ละเฟสทางด้านรูปคลื่นแรงดันบวก, y_i คือ ขนาดประจุในแต่ละเฟสทางด้านรูปคลื่นแรงดันลบ, n คือ จำนวนของมุมเฟสต่อครั้งรูปคลื่น

2.1.5 การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก

การวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก (Principal Component Analysis, PCA) คือเทคนิคการลดจำนวนตัวแปร โดยสร้างตัวแปรใหม่จะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม และตัวแปรใหม่จะมีรายละเอียดหรือข้อมูลของตัวแปรเดิม จำนวนตัวแปรใหม่จะไม่เกินจำนวนตัวแปรเดิม [9,10,11] การแปลงข้อมูลจากเซตของตัวแปรเดิมไปเซตของตัวแปรใหม่ดังภาพที่ 2.5 และสมการที่ 2.1



ภาพที่ 2.5 ไดอะแกรมการแปลงข้อมูลโดยใช้เทคนิค PCA

$$\mathbf{T}_{mxk} = \mathbf{X}_{mxn} \mathbf{P}_{nxk} \quad (2.1)$$

เมื่อ T คือ เมตริกซ์ของตัวแปรใหม่เรียกว่าเมตริกซ์ score, X คือ เมตริกซ์ของตัวแปรเดิม, P คือเมตริกซ์ที่ใช้ในการแปลงข้อมูลเรียกว่าเมตริกซ์ loading, m คือ จำนวนค่าสังเกต, n คือ จำนวนตัวแปรเดิม, k คือ จำนวนตัวแปรใหม่

2.1.6 โมเดลโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks, NN) คือ ระบบการคำนวณที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยมีการถ่ายทอดส่งผ่านข้อมูลอินพุตเข้าสู่หน่วยประมวลผลของระบบ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของระบบคือข้อมูลเอาต์พุตโดยที่หน่วยประมวลผลนี้จะเรียกว่านิวรอน การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะขึ้นกับลักษณะการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน (Neural, Node) และค่าน้ำหนัก (Weight) ต่าง ๆ [12, 13]

2.1.7 โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ

ตารางที่ 2.1 แสดงรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆซึ่งมีสถาปัตยกรรมและลักษณะของนิวรอนที่แตกต่างกันอัลกอริธึมสำหรับการเรียนรู้ก็มีความแตกต่างกันเช่นบางชนิดเรียนรู้แบบ Supervised Learning บางชนิดเป็น Unsupervised Learning และสำหรับการประยุกต์ใช้งานก็มีความแตกต่างกันไปเช่น Pattern Classification, Regression, Function Approximation, Interpolation, clustering เป็นต้น

ตารางที่ 2.2 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ [12, 13]

รูปแบบ	สถาปัตยกรรม/ ลักษณะเฉพาะของนิวรอน	อัลกอริทึมสำหรับ เรียนรู้	การประยุกต์ใช้งาน
Perceptron	Single-Node, Feedforward/ Binary- Threshold	Supervised, Error- correction	Pattern Classification
Adaline	Single-Node, Feedforward/ Linear	Supervised, Gradient Descent	Regression
Multilayer Perceptron	Multilayered Feedforward/ Nonlinear Sigmoid	Supervised, Gradient Descent	Function Approximation, Pattern Classification, Control Systems, etc.
Reinforcement Learning	Multilayered/ Binary- Threshold	Supervised reward- punishment	Robot Control
Support Vector Machines	Multilayered kernel based/ Binary-threshold	Supervised Quadratic Optimization	Classification, Regression
Radial Basis Function	Multilayered Distance based/ Linear	Supervised Gradient Descent	Interpolation, Regression, Classification
Hopfield Network	Single Layer, Feedback/ Binary- threshold/ Linear	Outer product correlation	Optimization
Boltzmann Machine	Two layered, feedback/ Binary threshold	Stochastic Gradient Descent	Optimization
Bidirectional Associative Memory	Two layered, feedback/ Binary threshold	Outer product correlation	Associative Memory
Adaptive Resonance Theory	Two layered/ Binary, faster-than-linear	Unsupervised competitive	Clustering, Classification
Vector Quantization	Single layered, feedback/ Faster than linear	Supervised- Unsupervised competitive	Quantization, Clustering, Classification
Mexican hat net	Single Layer, Feedback/ Linear Threshold	None, Fixed weights	Activity Clustering
Kohonen Self Organizing Feature Map	Single Layer, Linear Threshold	Unsupervised, Soft-Competitive	Clustering, Topological Mapping, Classification
Pulsed Neuron models	Single/Multilayer, Pulsed/IF Neuron	None	Coincidence detection, Temporal Processing

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Kreuger และ Gulski [14] ได้ศึกษาการตรวจวัด PD ในระบบฉนวน โดยใช้ระบบ digital computer สามารถวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของ PD และบอกพฤติกรรมที่แตกต่างของ PD ได้ ในปี 1992 ได้พัฒนาการเรียนรู้จำและการจำแนกประเภทของ PD จากแหล่งกำเนิดที่ต่างกันโดยสร้าง fingerprint เพื่อเปรียบเทียบและช่วยในการจำแนกประเภท PD ที่เกิดขึ้น และต่อมาได้พัฒนาการเรียนรู้จำรูปแบบ PD ที่ไม่ทราบสาเหตุการเกิดมาก่อน โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ทางสถิติที่ได้วิเคราะห์จากเครื่องตรวจวัด PD และจำแนกรูปแบบการเกิด PD โดยใช้วิธี contour score procedure และใช้ neural network มาช่วยในการจดจำรูปแบบ PD

เกวริน วิเศษจินดาวัฒน์ และคณะ [15] ได้นำเสนอโปรแกรมวิเคราะห์ PD เรียนรู้และจดจำรูปแบบของการเกิด PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูง โดยหาค่าทางสถิติจากความสัมพันธ์ของ $\phi - q - n$ เมื่อ ϕ คือมุมเฟสของแรงดัน, q คือขนาดประจุ, n คือจำนวนครั้งการเกิด PD ซ้ำ ที่ได้จากเครื่องตรวจวัด PD ซึ่งมีตัวแปรวิเคราะห์ทั้งหมด 11 ตัวและใช้วิธีแฟร็กทัลจะได้ตัวแปรทั้งหมด 13 ตัว และใช้โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับเจเนติกอัลกอริทึม เพื่อรู้จำรูปแบบของการเกิด PD ในอุปกรณ์ไฟฟ้าแรงสูงได้ 3 ประเภทคือ โคโรนาดีสชาร์จ, ดีสชาร์จภายใน และดีสชาร์จตามผิว

ดร.วุฒิชัย ชาดิพัฒนานันท์ และคณะ [16-22] ได้นำเสนอวิธีการทางสถิติหลายวิธีมาช่วยในการจำแนกกลุ่ม PD คือการจำแนกกลุ่มโดยใช้ 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 ได้โดยใช้ข้อมูลทางสถิติที่ได้จากข้อมูลคุณลักษณะเด่นของ PD แต่ยังไม่ได้พัฒนาในส่วนการเรียนรู้จำรูปแบบการเกิด PD

รัชกร ปานหอดทองและคณะ [23] ได้นำเสนอเทคนิคทางสถิติ Kolmogorov-Smirnov One-Sample Test มาวิเคราะห์รูปแบบการเกิด PD และหาคุณลักษณะเฉพาะของรูปแบบการเกิด PD เสมือนเป็นลายนิ้วมือ (fingerprint) และวิเคราะห์สาเหตุการเกิด PD จากผลต่างของรูปเสมือนลายนิ้วมือ ซึ่งใช้รูปแบบรูป เสมือนลายนิ้วมือทั้งหมด 15 รูปแบบหรือตัวแปร 15 ตัว มาใช้ในการวิเคราะห์จำแนกประเภทของการเกิด PD

การจำลองรูปแบบการเกิด PD ที่ผ่านมานักวิจัยต่างๆจะเป็นการจำลองการเกิด PD ที่เกิดขึ้นในอากาศหรือล้อมรอบด้วยฉนวนอากาศเป็นหลัก แต่ในงานวิจัยที่นำเสนอจะมีจุดเด่นตรงที่มีการขยายการศึกษาการเกิด PD ในน้ำมันฉนวนซึ่งถือเป็นฉนวนหลักของหม้อแปลงไฟฟ้า ดังนั้นจะมีประโยชน์เป็นอย่างมากต่ออุตสาหกรรมหม้อแปลงและต่อเสถียรภาพของระบบไฟฟ้ากำลังซึ่งมีหม้อแปลงเป็นองค์ประกอบ