



การวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้าที่มีอิทธิพลต่อคุณลักษณะของเนื้อหมูในกระบวนการให้ความ  
ร้อนแบบโอทมิกด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร



ศิวกร ศรีรัฐวัฒน์

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร  
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
ปีการศึกษา 2565  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

การวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้าที่มีอิทธิพลต่อคุณลักษณะของเนื้อหมูในกระบวนการให้ความ  
ร้อนแบบโอทมิกด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร



วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร  
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
ปีการศึกษา 2565  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

วิทยานิพนธ์ เรื่อง "การวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้าที่มีอิทธิพลต่อคุณลักษณะของเนื้อหมูในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอ้หม้มิกด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร"

ของ ศิวกร ศรีรัฐวัฒน์

ได้รับการพิจารณาให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

### คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ธนพงศ์ สุวรรณศรี)

..... ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สรวิทย์ วัฒนวงศ์พิทักษ์)

..... กรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.โอรส รักชาติ)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายใน  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จิรวดี ผลประเสริฐ)

อนุมัติ

.....  
(รองศาสตราจารย์ ดร.กรองกาญจน์ ชูทิพย์)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

<b>ชื่อเรื่อง</b>	การวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้าที่มีอิทธิพลต่อคุณลักษณะของเนื้อหมูในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอท้อมิกด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร
<b>ผู้วิจัย</b>	ศิวกร ศรีรัฐวัฒน์
<b>ประธานที่ปรึกษา</b>	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สรารุณี วัฒนวงค์พิทักษ์
<b>กรรมการที่ปรึกษา</b>	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.โอรส รักชาติ
<b>ประเภทสารนิพนธ์</b>	วิทยานิพนธ์ วศ.ม. วิศวกรรมไฟฟ้า, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2565
<b>คำสำคัญ</b>	ปัจจัยทางไฟฟ้า, การให้ความร้อนแบบโอท้อมิก, เครื่องเตรียมสตั๊ก, คุณสมบัติทางกายภาพและเคมี, ระยะเวลาการปรุงสุก, การเรียนรู้ของเครื่องจักร, โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย, ป่าสุ่ม

### บทคัดย่อ

ในวิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการออกแบบควบคุมอัตราการเพิ่มอุณหภูมิในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอท้อมิกสำหรับเตรียมสตั๊กเนื้อหมูให้เหมาะสม โดยการศึกษาคุณลักษณะของการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิที่เกิดขึ้นและการทำนายคุณภาพของสตั๊กเนื้อหมู ในการออกแบบการควบคุมใช้โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายและโมเดลการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีป่าสุ่ม เมื่อศึกษาการให้ความร้อนในชั้นเนื้อหมูขนาดพื้นที่หน้าตัด 4x2, 4x3, และ 4x4 พบว่าการป้อนแรงดันไฟฟ้าต่ำและคงที่จะให้อัตราการเพิ่มอุณหภูมิเป็นเชิงเส้นและใช้เวลาเร็วกว่าการย่างปกติ โดยเลือกใช้ 20 โวลต์ กระแสสลับในการออกแบบโปรแกรมทำนายเวลาและคุณลักษณะปรากฏ ตัวแปรที่มีผลมากที่สุดในการทำนายเวลาคืออุณหภูมิชั้นเนื้อ น้ำหนักก่อนการทดลอง และอุณหภูมิเริ่มต้นของชั้นเนื้อตามลำดับสำหรับการทำนายลักษณะปรากฏของชั้นเนื้อที่จะเกิดขึ้น ตัวแปรที่ใช้คือน้ำหนักก่อนการให้ความร้อน อุณหภูมิของชั้นเนื้อ และอุณหภูมิเริ่มต้น โมเดลสามารถทำนายเวลาและลักษณะปรากฏได้อย่างแม่นยำ และมีความถูกต้องสูงสุดถึง 100% สามารถจำแนกรณีที่ลักษณะปรากฏของชั้นเนื้อมีความผิดปกติได้เมื่อเปรียบเทียบกับการคำนวณจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า โดยมีความผิดพลาดในการคำนวณเวลาน้อยกว่าและทำนายได้ครอบคลุมทุกปัญหาหากว่าการใช้สมการ

<b>Title</b>	ANALYSIS OF ELECTRICAL FACTORS INFLUENCING THE PORK CHARACTERISTICS IN OHMIC HEATING PROCESS BY MACHINE LEARNING
<b>Author</b>	Siwakon Sriruwat
<b>Advisor</b>	Assistant Professor D. Eng. Sarawut Wattanawongpitak
<b>Co-Advisor</b>	Assistant Professor Ph. D. Orose Rugchati
<b>Academic Paper</b>	M.Eng. Thesis in Electrical Engineering, Naresuan University, 2022
<b>Keywords</b>	Electrical Factors, Ohmic Heating, Steak Preparation Machine, Physicochemical Properties, Cooking time, Machine Learning, Simple Neural Network, Random Forest

### ABSTRACT

This thesis presents a control system design for regulating the rate of temperature increase in an ohmic heating process for pork steak preparation machines. The study investigates temperature change characteristics and predicts the quality of the pork steaks. The control design utilizes a simple artificial neural network model and a random forest. Through experimentation on pork cuts with cross-sectional areas of 4x2, 4x3, and 4x4, it was observed that low and constant electrical voltage inputs resulted in a linear rate of temperature increase and faster heating compared to grilling methods. A 20 VAC was chosen for developing a prediction program for time and appearance. The significant variables influencing time prediction were temperature, pre-heating weight, and initial temperature. For predicting appearance were pre-heating weight, temperature, and initial temperature. The model achieved accurate predictions, with a maximum accuracy of 100%. The model outperformed equation-based approaches in classifying abnormal pork characteristics, with lower calculation errors and more comprehensive predictions.

## ประกาศคุณูปการ

งานวิจัย เรื่อง การวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้าที่มีอิทธิพลต่อคุณลักษณะของเนื้อหมูในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอท้อมิกด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักรสำเร็จลุล่วงได้ด้วยความกรุณาและอนุเคราะห์จากคณะวิศวกรรมศาสตร์ และคณะเกษตรศาสตร์ ทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยนเรศวร ที่สนับสนุนเครื่องมือ อุปกรณ์การทดลอง และห้องปฏิบัติการ รวมทั้งเงินสนับสนุนงานวิจัย ให้สามารถดำเนินงานจัดทำวิจัยได้ เป็นอย่างยิ่ง

นอกจากนี้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สรวิชัย วัฒนวงศ์พิทักษ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.โอรส รักชาติ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.ธนาพงศ์ สุวรรณศรี ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จิรวดี ผลประเสริฐ คณะกรรมการในการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาให้ข้อคิด คำแนะนำ ช่วยเหลือในการทำงานวิจัยได้อย่างถูกต้อง และเสร็จสมบูรณ์

ศิวกร ศรีรัฐวัฒน์



## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
ประกาศคุุณูปการ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูปภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 กรอบแนวความคิด.....	3
1.3 จุดมุ่งหมายของการวิจัย.....	3
1.4 ขอบเขตการวิจัย.....	4
1.5 สมมติฐานของการวิจัย.....	4
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 เรื่องทั่วไปของกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก.....	5
2.1.1 โครงสร้างและส่วนประกอบของเนื้อสัตว์.....	5
2.1.2 กระบวนการทำให้สุกของสตั๊ก.....	6
2.1.3 การเปลี่ยนแปลงของสายโปรตีนขณะรับพลังงาน.....	8
2.1.4 ความสัมพันธ์ทางไฟฟ้ากับความร้อนในกระบวนการโอห์มมิก.....	8
2.1.5 ปัจจัยต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าสภาพการนำไฟฟ้า.....	10

2.1.6	การประยุกต์ใช้การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับผลิตภัณฑ์เนื้อสัตว์ .....	12
2.1.7	ประโยชน์และข้อจำกัดของกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก .....	13
2.2	การออกแบบเครื่องควบคุมอุณหภูมิในกระบวนการโอห์มมิก .....	13
2.2.1	เครื่องควบคุมอุณหภูมิในกระบวนการโอห์มมิก .....	14
2.2.2	การควบคุมอุณหภูมิ .....	16
2.2.3	การทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร .....	16
2.3	การทบทวนวรรณกรรม .....	31
บทที่ 3	วิธีดำเนินงานวิจัย .....	34
3.1	แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย .....	34
3.2	การศึกษาปัจจัยทางไฟฟ้าในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงและกระแสสลับสำหรับเลือกแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม .....	35
3.2.1	การทดสอบป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง .....	35
3.2.2	การทดสอบป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ .....	36
3.3	การออกแบบและพัฒนาเครื่องต้นแบบและทดสอบการใช้งานเบื้องต้น .....	39
3.3.1	ออกแบบวงจรควบคุมและแสดงผลเครื่องโอห์มมิกต้นแบบ .....	39
3.3.2	การออกแบบโครงร่างภายนอก .....	40
3.4	การวิเคราะห์ข้อมูลประกอบการเรียนรู้ของเครื่องจักรและสร้างโมเดลทำนาย .....	41
3.4.1	การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมสำหรับสร้างชุดข้อมูลทำนายอุณหภูมิ และคุณลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อ .....	41
3.4.2	สร้างแบบจำลอง (Simulation) ตัวแปรกับปัญหาประกอบการเรียนรู้ของเครื่อง .....	42



3.4.3	ขั้นตอนการสร้างโมเดลทำนายเวลาที่ต้องใช้ และจำแนกคุณลักษณะในเครื่องเตรียม สเต็กเนื้อหมูต้นแบบ.....	43
3.5	จำลองการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า.....	49
บทที่ 4	ผลการดำเนินงานวิจัย.....	50
4.1	การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจากแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง และกระแสสลับ.....	50
4.1.1	การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง	50
4.1.2	การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับ	53
4.1.3	สรุปผลการวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้า และการเลือกใช้งานแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม.....	58
4.2	การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยการคงค่าแรงดันไฟฟ้า และการสร้างโมเดลทำนาย.....	59
4.2.1	การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยค่าแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมสำหรับใช้สร้างข้อมูลในการออกแบบโมเดลทำนาย.....	59
4.2.2	การสร้างโมเดลทำนายเบื้องต้น.....	62
4.3	เปรียบเทียบโมเดลทำนายกับสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า.....	77
4.3.1	การเปรียบเทียบที่คุณลักษณะปรากฏ สูง 100%.....	80
4.3.2	การเปรียบเทียบที่คุณลักษณะปรากฏ สูง 80%.....	81
4.3.3	การเปรียบเทียบที่คุณลักษณะปรากฏ สูง 50%.....	83
บทที่ 5	สรุปผลการวิจัย.....	85
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	85

5.2 ข้อเสนอแนะ.....86

บรรณานุกรม.....87

ประวัติผู้วิจัย.....91



## สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 เปรียบเทียบอุณหภูมิของสเต็มเนื้อหมูและเนื้อวัวระดับความสุกต่างๆ .....	7
ตาราง 2 ลักษณะการทำงานของฟังก์ชันถ่ายโอน.....	21
ตาราง 3 สรุปความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) เปรียบเทียบกับไบแอส และความแปรปรวน .....	29
ตาราง 4 ตัวแปรคุณลักษณะในการวิเคราะห์อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยการป้อน แรงดันไฟฟ้ากระแสตรง.....	36
ตาราง 5 ตัวแปรคุณลักษณะในการวิเคราะห์อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยการป้อน แรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ.....	38
ตาราง 6 ตัวแปรขาเข้า และตัวแปรขาออก สำหรับการทำนายคุณภาพของสเต็มที่ขนาด ชิ้นเนื้อต่างกัน.....	42
ตาราง 7 อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ และกระแส ขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกระแส สลับ .....	54
ตาราง 8 ระยะเวลาที่ใช้ในการให้ความร้อนที่แต่ละระดับความสุกของสเต็มเนื้อหมู.....	55
ตาราง 9 คุณลักษณะทางเคมีของสเต็มเนื้อหมูจากการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับการ ย่าง (pH เริ่มต้น 5.68, อุณหภูมิน้ำมัน 180, อุณหภูมิเตา 240 องศาเซลเซียส).....	56
ตาราง 10 คุณลักษณะทางกายภาพของสเต็มเนื้อหมูจากการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับ การย่าง (pH เริ่มต้น 5.68, อุณหภูมิน้ำมัน 180, อุณหภูมิเตา 240 องศาเซลเซียส).....	57
ตาราง 11 ค่าโลหะตกค้างของสเต็มเนื้อหมูจากการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับการ ย่าง.....	57
ตาราง 12 ตัวแปรสำหรับการออกแบบโมเดลทำนายคุณภาพของสเต็มเนื้อหมูต้นแบบ...60	

ตาราง 13 ตัวอย่างข้อมูลทดสอบเบื้องต้นสำหรับการทำนายคุณภาพของสเต็มที่ขนาดขึ้น เนื้อต่างกัน .....	61
ตาราง 14 ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละชั้นในโมเดลทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมอย่าง ง่าย .....	64
ตาราง 15 การเปรียบเทียบ R-square และ Mean square error ในแต่ละค่าอัตราการเรียนรู้ .....	66
ตาราง 16 การเปรียบเทียบ R-square และเวลาที่ใช้ในแต่ละค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ 68	
ตาราง 17 การเปรียบเทียบ R-square กับวิธีการปรับปรุงวิธีเคลื่อนลงตามความชันแบบ ต่างๆ .....	69
ตาราง 18 การเปรียบเทียบ R-square กับวิธีการปรับค่าการเรกูลาไรซ์ .....	70
ตาราง 19 ค่า Accuracy ของประเภทการสุ่ม Boosting เทียบกับ Bagging .....	74
ตาราง 20 ค่า Precision Recall และ F1 score ของประเภทการสุ่ม Boosting เทียบกับ Bagging .....	74
ตาราง 21 ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละชั้นในโมเดลทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลัง ปรับปรุง .....	76
ตาราง 22 ข้อมูลทดสอบสำหรับเปรียบเทียบกับสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความ ร้อน .....	78
ตาราง 23 เวลาที่ได้จากการทดลอง สมการ และโมเดลทำนาย กรณี สุก 100% .....	80
ตาราง 24 เวลาที่ได้จากการทดลอง สมการ และโมเดลทำนาย กรณี สุก 80% .....	82
ตาราง 25 เวลาที่ได้จากการทดลอง สมการ และโมเดลทำนาย กรณี สุก 50% .....	83

## สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพ 1 โครงสร้างของกล้ามเนื้อและโครงสร้างของเส้นใยกล้ามเนื้อ.....	6
ภาพ 2 สีของสเต็มที่ระดับความสุกต่างๆ ของเนื้อหมู และเนื้อวัว .....	7
ภาพ 3 โครงสร้างโมเลกุลของโปรตีน (แบบปฐมภูมิ).....	8
ภาพ 4 อัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิเทียบกับเวลาในการให้ความร้อนแบบโอ้หม้มิก ของอาหารแบบก่อนทำการลวก (ก) และหลังการลวก (ข).....	9
ภาพ 5 ย่านใช้งานของค่าสภาพการนำไฟฟ้าในการให้ความร้อนแบบโอ้หม้มิก.....	11
ภาพ 6 Arduino Mega2560 และ TFT 3.5" LCD module สำหรับวงจรควบคุม.....	15
ภาพ 7 โอ้หม้มิกเซลล์สำหรับเครื่องเตรียมสเต็มหมู.....	15
ภาพ 8 ขั้นตอนในการออกแบบโมเดลทำนาย .....	17
ภาพ 9 การเกิดปัญหาเรียนรู้ง่ายเกินไป (Underfitting) และการเรียนรู้เกิน (Overfitting) ..	18
ภาพ 10 (ก) โครงสร้างเพอร์เซปตรอน (ข) ฟังก์ชันฮาร์ดลิมิต .....	19
ภาพ 11 แผนผังการเรียนรู้แบบเพอร์เซปตรอน.....	20
ภาพ 12 การเปรียบเทียบกรณี Gradient Descent และกรณี Momentum .....	23
ภาพ 13 การเปรียบเทียบกรณี Momentum และกรณี NAG.....	24
ภาพ 14 การเปรียบเทียบกรณี NAG และกรณี AdaGrad.....	25
ภาพ 15 การเปรียบเทียบกรณี AdaGrad และกรณี AdaDelta.....	26
ภาพ 16 การเปรียบเทียบกรณี AdaDelta และกรณี Adam.....	27
ภาพ 17 ขั้นตอนการเรียนรู้ของการสร้างป่าสุ่มแบบ (ก) Bagging และ (ข) Boosting.....	28
ภาพ 18 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาด และ ความซับซ้อนของโมเดล.....	29

ภาพ 19 ตัวอย่างการใช้งานเมทริกซ์ความสับสน ถ้าให้ A คือ สิ่งที่ต้องการ (Positive) B คือ สิ่งที่ไม่ต้องการ (Negative).....	31
ภาพ 20 แผนผังการดำเนินงานวิจัยในการวิเคราะห์และออกแบบเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อ หมู.....	34
ภาพ 21 วงจรให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเบื้องต้นกระแสตรง.....	35
ภาพ 22 วงจรให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเบื้องต้นกระแสสลับ.....	36
ภาพ 23 ผังอุปกรณ์ตามตำแหน่งติดตั้งจริง (ก) ด้านบน และ (ข) ด้านหน้า.....	39
ภาพ 24 โครงร่างภายนอกและตำแหน่งการวางชิ้นเนื้อ.....	40
ภาพ 25 ตำแหน่งการวัดอุณหภูมิในโอห์มมิกเซลล์สำหรับเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อ.....	41
ภาพ 26 การทดสอบใช้งานเครื่องให้ความร้อนแบบโอห์มมิกต้นแบบ.....	41
ภาพ 27 ตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากป่าสุ่ม.....	45
ภาพ 28 ค่า Mean squared error (หรือ Loss) ที่เปลี่ยนไปในการทำนายค่าเวลา.....	46
ภาพ 29 ค่าฟังก์ชันความสูญเสีย ที่เปลี่ยนไปหลังการเพิ่มค่าเรกูลาไรซ์.....	48
ภาพ 30 แบบจำลองการเพิ่มอุณหภูมิจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วย ไฟฟ้า.....	49
ภาพ 31 ตำแหน่งที่ติดตั้งโพรบวัดอุณหภูมิในการให้ความร้อนด้วยไฟฟ้ากระแสตรง.....	51
ภาพ 32 ความสัมพันธ์ของแรงดันไฟฟ้าตกคร่อมและกระแสไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงเนื่องจาก แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง (ก) และพัลส์กระแสตรง (ข).....	51
ภาพ 33 ความสัมพันธ์ของอุณหภูมิที่ตำแหน่ง T1 T2 และ T3 ที่เปลี่ยนแปลงเนื่องจาก แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง (ก) และพัลส์กระแสตรง (ข).....	51
ภาพ 34 (ก) ขึ้นเนื้อสุกรขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง ที่ ระยะเวลา 10, 60, 120 และ 300 วินาที ตามลำดับ (ข) ลักษณะปรากฏของขึ้นเนื้อสุกร ตัดขวางหลังให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแรงดัน ไฟฟ้ากระแสตรงที่เวลา 300 วินาที..	52

ภาพ 35 การกร่อนของอิเล็กโทรดหลังการให้ความร้อนแบบไอหุ้มมิกกับชั้นเนื้อหมู.....	53
ภาพ 36 ความสัมพันธ์ของอุณหภูมิ เทียบกับเวลา ที่ขนาดพื้นที่หน้าตัดของเนื้อต่างกัน จากการป้อนแรงดันไฟฟ้า (ก) 20, (ข) 25, (ค) 30 โวลต์.....	53
ภาพ 37 ความสัมพันธ์ของระยะเวลาที่ใช้ในการปรุงสเต็มเนื้อหมูของแต่ละระดับความสุก เทียบระหว่างการให้ความร้อนทั้งสองแบบ .....	55
ภาพ 38 ชั้นเนื้อที่ผิวดกติดระหว่างทดสอบ (ก) สุกน้อยกว่า 50% (ข) สุกน้อยกว่า 80% และ (ค) สุก 100%.....	59
ภาพ 39 แผนผังโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายในเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมู.....	63
ภาพ 40 ตารางความสัมพันธ์ของข้อมูลเชิงตัวเลขทั้งหมด (Correlation Matrix) .....	65
ภาพ 41 การเปลี่ยนแปลงของค่า Mean square error ในโมเดลทำนายเวลา .....	65
ภาพ 42 การเปลี่ยนแปลงของค่า Mean square error ในโมเดลทำนายที่อัตราการเรียนรู้ ค่าต่างๆ ประกอบด้วย (ก) 10, (ข) 1, (ค) 0.1, (ง) 0.01, (จ) 0.001 และ (ฉ) 0.0001.....	67
ภาพ 43 ปัญหา (ก) Local minimum และ (ข) การเกิดการเรียนรู้เกินขณะทดสอบ .....	69
ภาพ 44 ตารางเมทริกซ์ความสับสน จากการทำนายคุณลักษณะด้วยการสุ่มต้นไม้ .....	71
ภาพ 45 ส่วนของกราฟต้นไม้ตัดสินใจแสดงความสำคัญของตัวแปรจากค่า Gini impurity .....	72
ภาพ 46 กราฟเปรียบเทียบค่า Accuracy กับปริมาณการแบ่งต้นไม้ตัดสินใจ .....	73
ภาพ 47 ตารางเมทริกซ์ความสับสน การสุ่มต้นไม้ประเภท (ก) Boosting และ (ข) Bagging .....	75
ภาพ 48 ตัวอย่างกราฟต้นไม้ตัดสินใจแสดงความสำคัญของตัวแปรหลังปรับปรุง .....	77
ภาพ 49 เส้นแนวโน้มอุณหภูมิกับเวลา จากค่าจริง สมการ และการทำนาย ในข้อมูล สุก 100%.....	81

ภาพ 50 เส้นแนวโน้มอรรถุณภูมิกับเวลา จากค่าจริง สมการ และการทำนาย ในข้อมูล สุก  
 80%.....82

ภาพ 51 เส้นแนวโน้มอรรถุณภูมิกับเวลา จากค่าจริง สมการ และการทำนาย ในข้อมูล สุก  
 50%.....83





## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การเตรียมสเต็มเนื้อหมูในครัวเรือนโดยทั่วไปจะใช้การย่างไปที่ผิวของเนื้อให้ได้สีและลักษณะความสุกที่ต้องการ สำหรับการบริโภคสเต็มเนื้อหมูควรที่จะต้องบริโภคที่ระดับความสุก Well-done หรืออุณหภูมิที่มากกว่า 71 องศาเซลเซียส โดยการย่างด้วยไฟอ่อนเพื่อให้สุกทั่วทั้งชิ้นสม่ำเสมอและมีความฉ่ำน้ำมากที่สุดทำให้การเตรียมสเต็มเนื้อหมูจะใช้เวลานาน

การให้ความร้อนแบบโอห์มมิก (Ohmic heating) คือเทคนิคการให้ความร้อนที่ใช้พลังงานไฟฟ้าเพื่อเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้าเป็นความร้อนภายในอาหาร โดยใช้กระแสไฟฟ้าในการสร้างความร้อนภายในอาหาร ทำให้อุณหภูมิเพิ่มขึ้นโดยตรงจากภายในอาหาร โอห์มมิกสามารถใช้กับชนิดของอาหารได้หลายประเภท เช่น เนื้อสัตว์ อาหารทะเล ผัก และผลไม้ โดยจะช่วยลดเวลาในการส่งผ่านการให้ความร้อนแบบดั้งเดิมที่จะเป็นการส่งผ่านจากพื้นผิวด้านนอกเข้าไปยังภายในของอาหาร ดังนั้นการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกสามารถช่วยในกระบวนการเตรียมเนื้อได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยลดเวลาในการปรุงและให้ความสุกที่มีความสม่ำเสมอ ในการนำมาประยุกต์ใช้จะต้องเข้าใจคุณสมบัติทางไฟฟ้า และปัจจัยทางกายภาพที่มีผลต่อปัจจัยทางไฟฟ้าในเนื้อชนิดนั้นๆ เช่น ขนาดพื้นที่หน้าตัด ความหนาของชิ้นเนื้อ โดยเฉพาะค่าสภาพการนำไฟฟ้า (Electrical Conductivity) ที่เปลี่ยนแปลงตามอุณหภูมิขณะให้ความร้อน

ดังนั้นในการประยุกต์ใช้กระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับชิ้นเนื้อหมู จำเป็นจะต้องเข้าใจปัจจัยของการให้ความร้อนและผลกระทบต่ออุณหภูมิในชิ้นเนื้อที่เพิ่มขึ้น เช่น การสูญเสียความร้อนสู่สิ่งแวดล้อมภายนอก ปฏิกริยาเคมีที่เกิดขึ้นขณะให้ความร้อน ผลของอุณหภูมิชิ้นเนื้อเริ่มต้นหรือความไม่แน่นอนของอิเล็กทรอนิกส์กับชิ้นเนื้อ เป็นต้น ปัจจัยต่างๆ เหล่านี้ส่งผลให้อุณหภูมิที่เกิดขึ้นมีความคลาดเคลื่อน

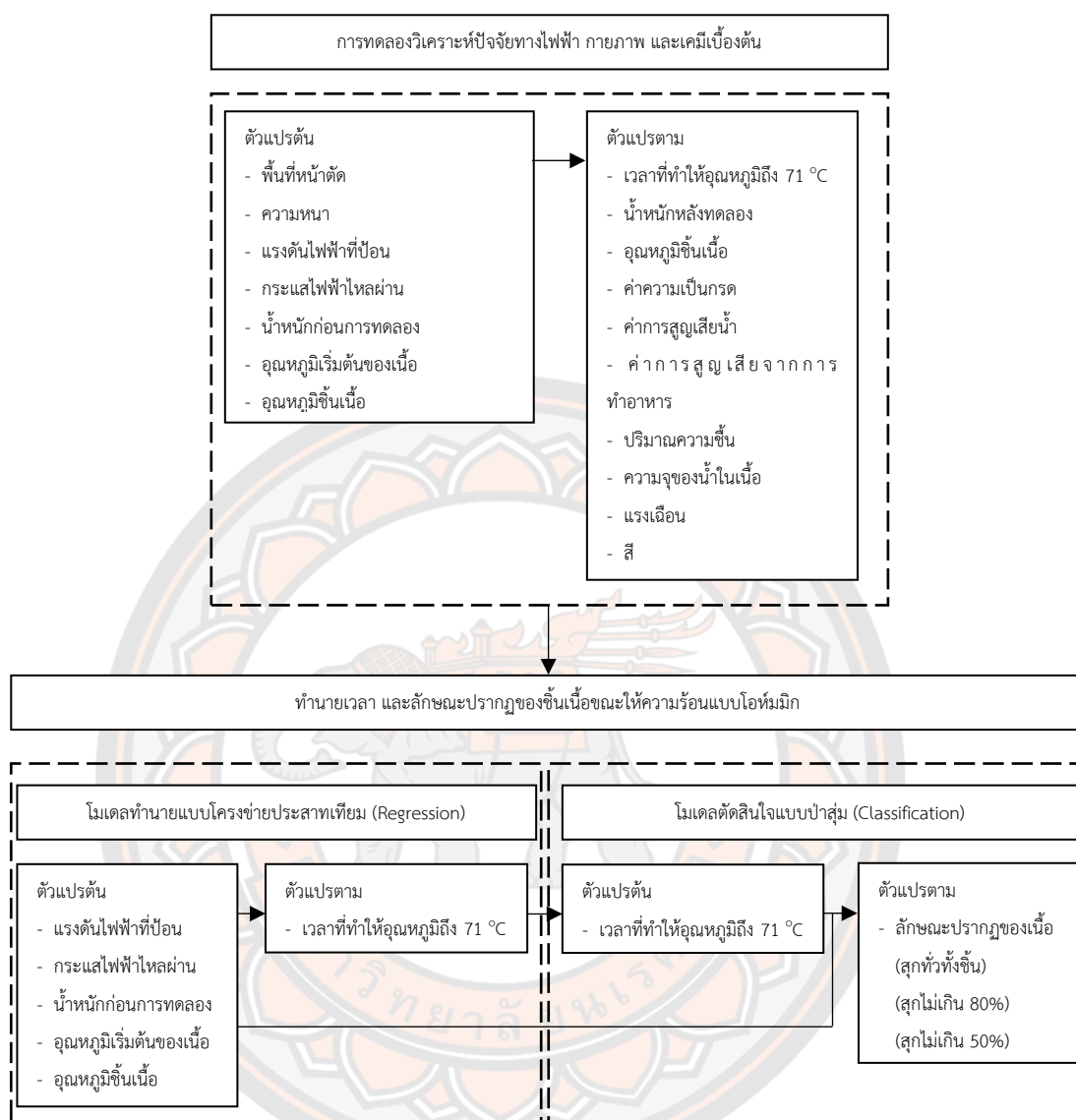
วิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) เป็นหนึ่งในศาสตร์ย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) โดยมุ่งเน้นในการพัฒนาอัลกอริทึมและโมเดลที่สามารถเรียนรู้ได้จากข้อมูล และสามารถทำนายหรือตัดสินใจได้อย่างอิงจากข้อมูลนั้นๆ กระบวนการของการเรียนรู้ของเครื่องจักรมีขั้นตอนประกอบไปด้วยการสอนให้คอมพิวเตอร์ด้วยชุดข้อมูลขนาดใหญ่ โดยใช้กระบวนการทางสถิติและคณิตศาสตร์เพื่อหารูปแบบและความสัมพันธ์ของข้อมูล ซึ่งมีเป้าหมายในการสร้างโมเดลหรืออัลกอริทึมที่สามารถอธิบายข้อมูลที่ได้จากการเรียนรู้ให้อยู่ในรูปแบบที่ครอบคลุมมากที่สุด

เพื่อที่จะให้สามารถทำนายหรือตัดสินใจคำตอบจากข้อมูลใหม่ หรือจากข้อมูลที่ไม่เคยเห็นได้อย่างแม่นยำ

จากปัญหาความคลาดเคลื่อนที่จะเกิดขึ้นในการให้ความร้อนสำหรับการเตรียมสเต็มเนื้อหมูด้วยกระบวนการโอห์มมิกพร้อมกับการย่าง การประยุกต์ใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักรจึงเป็นเครื่องมือที่ช่วยแก้ปัญหาการเปลี่ยนแปลงที่ส่งผลต่ออุณหภูมิทั้งทางไฟฟ้าและเคมีให้สามารถทำนายถึงผลลัพธ์ของอุณหภูมิที่จะเกิดขึ้นได้ โดยในงานวิจัยนี้มีความต้องการในการทำนายค่าการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิและทราบถึงลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อสเต็มเนื้อให้มีความร้อน ดังนั้นในการสร้างโมเดลทำนายจึงต้องใช้การทำนายค่าด้วยวิธีการทำนายแบบถดถอย (Regression) ร่วมกับการทำนายการแบ่งกลุ่ม (Classification) โดยที่ข้อมูลการทำนายของโมเดลเรียนรู้ทั้งสองแบบจะต้องสัมพันธ์กัน ผู้วิจัยจึงเลือกการใช้วิธีการวิเคราะห์ถดถอยด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอนอย่างง่าย (Simple Supervised Neural Network) ที่มีข้อดีในความหลากหลายในการทำนายและง่ายต่อการทำความเข้าใจในตัวแปรปรับค่า และการทำนายแบบแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการสร้างป่าสุ่ม (Random Forest) ที่เป็นวิธีที่มีความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มสูง แข็งแกร่งต่อปัญหาการเรียนรู้เกิน (Overfitting) และสามารถอธิบายขั้นตอนการตัดสินใจได้ง่ายโดยการสร้างเป็นกราฟต้นไม้ตัดสินใจ

ในงานวิจัยนี้จึงทำการออกแบบและสร้างเครื่องเตรียมเนื้อสเต็มต้นแบบ เพื่อศึกษาปัจจัยทางไฟฟ้า กายภาพ และเคมี ที่ส่งผลต่ออัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ โดยกำหนดขนาดของชิ้นหมู พื้นที่หน้าตัด  $4 \times 2$   $4 \times 3$  และ  $4 \times 4$  ตารางนิ้ว หนา 0.5 นิ้ว สำหรับการทดลองเบื้องต้น และขนาดพื้นที่หน้าตัด  $2 \times 2$  ตารางนิ้ว สำหรับทดสอบการควบคุมอุณหภูมิที่ขนาดชิ้นที่แตกต่างกันร่วมกับการประยุกต์การทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร จากการป้อนแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง 100 และ 50 โวลต์ และ 100 โวลต์ ดิวตี้ไซเคิล 50% สำหรับพัลส์กระแสตรง นอกจากนี้ยังป้อนไฟฟ้ากระแสสลับรูปสัญญาณซายน์ 20 25 และ 30 โวลต์ ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ สำหรับหาชนิดของแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าและระดับแรงดันไฟฟ้าใช้งานที่เหมาะสม พร้อมทั้งนำปัจจัยของขนาดแรงดันไฟฟ้ากระแสไฟฟ้าป้อนเข้า น้ำหนักก่อนการให้ความร้อน อุณหภูมิเริ่มต้นของชิ้นเนื้อ และอุณหภูมิของชิ้นเนื้อที่แต่ละเวลา มาใช้ในการทำนายเวลาที่ควรใช้ในการให้ความร้อน และลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อหมูหลังการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบโครงข่ายประสาทเทียมและป่าสุ่ม ที่ระดับความสุก Well-done สำหรับเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมู พร้อมทั้งนำไปประยุกต์ใช้กับชิ้นสเต็มเนื้อหมูขนาดใกล้เคียงต่อไป

## 1.2 กรอบแนวความคิด



## 1.3 จุดมุ่งหมายของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาผลกระทบทางไฟฟ้าของเนื้อหมูต่ออัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ สำหรับกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก

2. เพื่อหาโมเดลจากการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่สามารถทำนายเวลา และลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกได้อย่างแม่นยำ เพื่อใช้ในออกแบบการควบคุมเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมู

#### 1.4 ขอบเขตการวิจัย

1. เลือกใช้เนื้อหมูส่วนสันนอก จากโรงฆ่าสัตว์ภายในอำเภอเมือง จังหวัดพิษณุโลกผ่านขั้นตอนการบ่มหลังการตายเป็นเวลา 24 ชั่วโมง ที่อุณหภูมิ 4 องศาเซลเซียส ที่ค่า pH เริ่มต้น อยู่ในช่วง 5.3 ถึง 5.7 ขนาด 2×2 4×2 4×3 และ 4×4 ตารางนิ้ว หนา 0.5 นิ้ว
2. ระดับความสุกที่ศึกษาสำหรับการออกแบบอุปกรณ์ควบคุมอุณหภูมิสุกเนื้อหมูอยู่ที่ระดับความสุก Well-done (มากกว่า 71.00 องศาเซลเซียส)
3. สร้างแบบจำลองการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า เทียบกับผลการทำนายจากโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรด้วยวิธีการวิเคราะห์ถดถอยด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอนอย่างง่าย และการทำนายแบบแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการสร้างป่าสุ่ม
4. ป้อนแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง 100 และ 50 โวลต์ และ 100 โวลต์ ดิวตี้ไซเคิล 50% สำหรับพัลส์กระแสตรง ป้อนไฟฟ้ากระแสสลับรูปสัญญาณชายนี 20 25 และ 30 โวลต์ ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ สำหรับหาชนิดของแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าและระดับแรงดันไฟฟ้าใช้งานที่เหมาะสม

#### 1.5 สมมติฐานของการวิจัย

1. ประเภทของแหล่งจ่ายไฟฟ้าที่เลือกจะส่งผลต่อการเกิดการกร่อนของแผ่นอิเล็กโทรดและโลหะตกค้างในชิ้นเนื้อ นอกจากนี้การเลือกแรงดันไฟฟ้าค่าสูงจะให้อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิสูง และส่งผลต่อกระแสไฟฟ้าไหลผ่านในระบบและระยะเวลาของความสุขของชิ้นเนื้อ
2. จากการศึกษาปัจจัยทางไฟฟ้า สามารถนำข้อมูลที่ได้มาสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่สามารถทำนายเวลา และลักษณะปรากฏ ได้อย่างถูกต้อง

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การให้ความร้อนแบบโอทัมมิกในอาหารเป็นกระบวนการให้ความร้อนที่เกิดขึ้นจากการป้อนกระแสไฟฟ้าไหลผ่านอาหารอย่างต่อเนื่องส่งผลให้อิเล็กตรอนบางส่วนเกิดการชนหรือการเสียดสีกับอนุภาคอื่นๆ ภายในอาหาร ทำให้เกิดพลังงานความร้อนเกิดขึ้น โดยค่าสภาพการนำไฟฟ้าในอาหารหรือส่วนผกผันของค่าความต้านทานทางไฟฟ้าในอาหาร จะเป็นตัวแปรที่สำคัญสำหรับควบคุมการเพิ่มของอุณหภูมิ ค่าสภาพการนำไฟฟ้าในอาหารมีค่าเปลี่ยนแปลงตามคุณลักษณะของอาหาร โดยในบทนี้จะนำเสนอปัจจัยที่สำคัญ ได้แก่ ส่วนของกล้ามเนื้อ เนื้อเยื่อเกี่ยวพัน เนื้อเยื่อไขมัน และการเปลี่ยนแปลงของโปรตีนขณะได้รับพลังงานความร้อน นอกจากนี้ยังนำเสนอปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าเนื่องจากคุณลักษณะของตัวชิ้นเนื้อเอง เช่น รูปร่าง ส่วนประกอบอื่นๆภายในชิ้นเนื้อ และปัจจัยจากแหล่งจ่ายไฟฟ้าเอง รวมทั้งวิธีการออกแบบและควบคุมอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิเบื้องต้น

#### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องเบื้องต้น

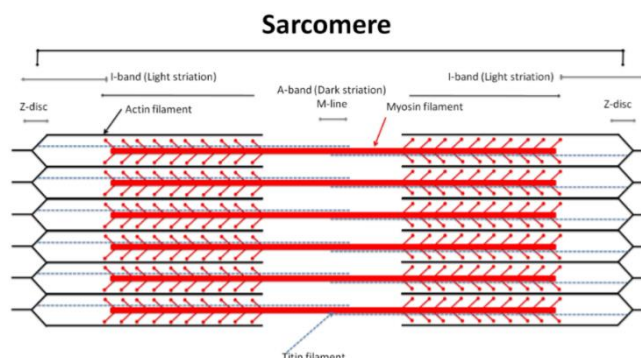
##### 2.1 เรื่องทั่วไปของกระบวนการให้ความร้อนแบบโอทัมมิก

###### 2.1.1 โครงสร้างและส่วนประกอบของเนื้อสัตว์

###### กล้ามเนื้อ

ทั่วไปแล้วกล้ามเนื้อจะแบ่งย่อยตามหน้าที่การทำงานออกเป็นกล้ามเนื้อลาย กล้ามเนื้อเรียบ และกล้ามเนื้อหัวใจ โดยในที่นี้จะมุ่งเน้นไปที่โครงสร้างของกล้ามเนื้อลายซึ่งเป็นส่วนที่นิยมนำมาบริโภคมากที่สุด สำหรับกล้ามเนื้อลายจะมีส่วนประกอบที่สำคัญคือโปรตีนซึ่งมีลักษณะเป็นเส้นใยจะเรียกว่า ไมโอไฟบริล (Myofibril) เกาะรวมตัวกันเป็นเส้นใยกล้ามเนื้อ (Muscle Fiber) และในแต่ละเส้นใยกล้ามเนื้อที่รวมกันเรียกว่ามัดกล้ามเนื้อ (Muscle Bundle) ซึ่งจะถูกห่อหุ้มด้วยเนื้อเยื่อเกี่ยวพัน (Connective Tissue) และมีเส้นเลือดกับเนื้อเยื่อไขมันแทรกอยู่ตามบริเวณต่างๆ

ในส่วนของไมโอไฟบริลจะประกอบไปด้วยโปรตีนหลักอยู่ 2 ชนิดคือ แอกทิน (Actin) มีลักษณะเป็นเส้นใยโปรตีนขนาดเล็ก บาง มีสีจาง ในสายของแอกทินจะมีโทรโปนิน (Troponin) เป็นส่วนของโปรตีนที่มีหน้าที่ควบคุมการหดตัวของเซลล์กล้ามเนื้อลาย รวมทั้งกล้ามเนื้อหัวใจ และไมโอซิน (Myosin) มีลักษณะเป็นเส้นใยโปรตีนที่มีขนาดใหญ่ หนา และสีเข้มกว่าแอกทิน โดยแอกทินและไมโอซินจะเรียงซ้อนกันเป็นชั้นสลับกันดังภาพ 1



ภาพ 1 โครงสร้างของกล้ามเนื้อและโครงสร้างของเส้นใยกล้ามเนื้อ

ที่มา : (Dew et al., 2014)

### เนื้อเยื่อเกี่ยวพัน

เนื้อเยื่อเกี่ยวพันมีหน้าที่ในเชื่อมต่อกับกล้ามเนื้อ เส้นเลือด ไขมันต่างๆไว้ให้อยู่รวมกัน โดยเนื้อเยื่อส่วนนี้มีส่วนประกอบหลักเป็นเส้นใยเหนียว 2 ชนิด เรียกว่าอีลาสติน (Elastin) และคอลลาเจน (Collagen) ในกล้ามเนื้อสัตว์ส่วนใหญ่จะมีเส้นใยคอลลาเจนมากกว่าเส้นใยอีลาสติน และเมื่อสัตว์อายุมากขึ้นเนื้อเยื่อเกี่ยวพันจะยิ่งแข็งแรง ทำให้เหนียวมากขึ้น

### เนื้อเยื่อไขมัน

เนื้อเยื่อไขมันจะพบตามส่วนต่างๆ ของร่างกายเช่น แทรกในกล้ามเนื้อ อยู่ใต้ผิวหนัง และระหว่างชั้นกล้ามเนื้อ โดยปริมาณไขมันในสัตว์จะขึ้นอยู่กับอาหารที่สัตว์กินและได้รับการเลี้ยงดู นอกจากการสะสมของเนื้อเยื่อไขมันยังขึ้นอยู่กับเคลื่อนไหวมากหรือน้อยของกล้ามเนื้อในส่วนนั้นด้วย (พิมพ์เพ็ญ พรเฉลิมพงศ์ และ นิธิยา รัตนานพนธ์)

## 2.1.2 กระบวนการทำให้สุกของสเต็ก

การอบด้วยความร้อนที่ใช้เป็นความร้อนแห้งจากเตาอบ (Roast) เนื้อจะถูกความร้อนโดยเปลวไฟโดยตรง ทำให้เกิดปฏิกิริยาสีน้ำตาล (Caramelization) ที่ผิวของก้อนเนื้อ ใช้เนื้อขนาด 1 กิโลกรัมขึ้นไป

การใช้ความร้อนจากด้านล่างตรงส่งผ่านมายังชิ้นเนื้อ (Grill) เป็นการย่างบนกระทะด้วยน้ำมันน้อยๆ ขนาดชิ้นเนื้อที่เหมาะสมจะนำมาย่าง ถ้าเป็นชิ้นสเต็กจะมีความหนาประมาณ 2 เซนติเมตร ขึ้นไป

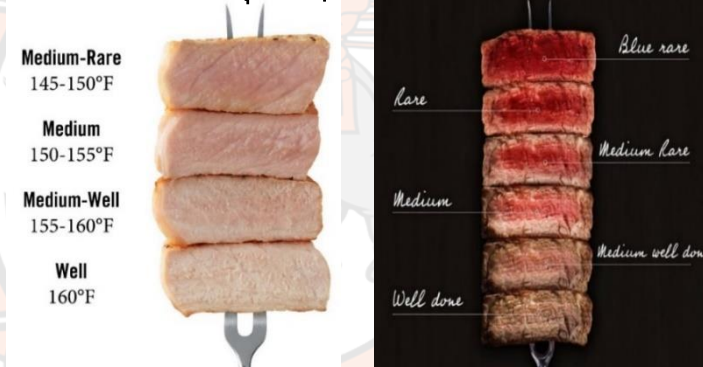
การผัดหรือการทำให้สุกในน้ำมันหรือไขมัน (Pan-fry) หรืออาจจะเรียกว่าเป็นการทำให้สุกในกระทะที่มีน้ำมันมากๆ ซึ่งเรียกว่า Deep-fat frying

การใช้ความร้อนจากด้านบนส่งผ่านมายังชิ้นเนื้อ (Broil) เป็นการใช้งานที่ใช้เวลาไม่นาน ขนาดชิ้นเนื้อที่เหมาะสมจะนำมาย่าง ถ้าเป็นชิ้นสแต็กจะมีความหนาประมาณ 2 เซนติเมตร ขึ้นไป

ตาราง 1 เปรียบเทียบอุณหภูมิของสเต็กเนื้อหมูและเนื้อวัวระดับความสุกต่างๆ

ระดับความสุก	เนื้อวัว (องศาเซลเซียส)	เนื้อหมู (องศาเซลเซียส)
Rare	52-55	60-62
Medium Rare	55-60	62-65
Medium	60-65	65-68
Medium Well	65-69	68-71
Well Done	71 ขึ้นไป	71 ขึ้นไป

สีของสเต็กที่ระดับความสุกต่างๆ



ภาพ 2 สีของสเต็กที่ระดับความสุกต่างๆ ของเนื้อหมู และเนื้อวัว

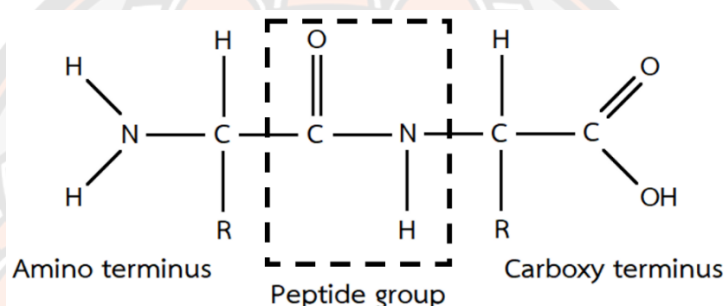
ที่มา : <https://www.pork.org/cooking/pork-temperature/>

ในการเตรียมสเต็กเนื้อหมูสามารถทำได้หลากหลายวิธี เช่น การสัมผัสกับแผ่นให้ความร้อนหรือกระทะ หรือย่างบนตะแกรงบนเปลวไฟ และรอให้อุณหภูมิที่กึ่งกลางชิ้นเนื้อสูงถึงค่ามาตรฐานของระดับความสุกที่เลือก โดยระดับของความสุกภายในสเต็กเนื้อหมูที่สามารถรับประทานได้ จะถูกแบ่งออกเป็น 4 ระดับ ดังภาพ 2 และตาราง 1 ซึ่งการให้ความร้อนแก่สเต็กเนื้อหมูให้ได้ระดับอุณหภูมิที่ต้องการนั้น จำเป็นต้องใช้ความชำนาญและใช้เวลานานในการที่จะให้ชิ้นสเต็กมีอุณหภูมิสม่ำเสมอ โดยเฉพาะสเต็กขนาดใหญ่ รวมทั้งยังต้องควบคุมอุณหภูมิโดยการวัดอยู่ตลอดเวลา เพื่อที่จะลดเวลาการเตรียมสเต็กเนื้อหมูและให้ได้ลักษณะความสุกภายในสเต็กเนื้อหมูมีความสม่ำเสมอ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำวิธีการให้ความร้อนแบบโอทมิกมาช่วยในการแก้ปัญหา

### 2.1.3 การเปลี่ยนแปลงของสายโปรตีนขณะรับพลังงาน

เมื่อโปรตีนได้รับพลังงาน หรือการกระทำบางอย่างซึ่งก่อให้เกิดการเสียสภาพธรรมชาติ เช่นพลังงานความร้อน หรือได้รับแรงกล เป็นต้น จะส่งผลให้พันธะเริ่มเกิดการบิดเบี้ยว และเมื่อได้รับพลังงานมากพอจะส่งผลให้พันธะของโปรตีนทั้งสองเส้นเกิดการฉีกขาด ในกรณีการให้พลังงานความร้อนโดยทั่วไปแล้วที่อุณหภูมิ 40 องศาเซลเซียส เส้นใยโปรตีนจะเริ่มฉีกขาด

ในส่วนของพันธะที่เชื่อมระหว่างสายโปรตีนดังภาพ 3 ซึ่งประกอบไปด้วยไอออนของทั้งออกซิเจน และไอออนของไฮโดรเจน บางส่วนจะเกิดการรวมกันเป็นน้ำส่วนเกินที่จะกระจายออกมาจากโปรตีนเมื่อได้รับความร้อนขณะทำอาหาร



ภาพ 3 โครงสร้างโมเลกุลของโปรตีน (แบบปฐมภูมิ)

นอกจากนี้โปรตีนยังมีความสามารถในการละลาย (Solubility) ที่เป็นคุณสมบัติที่สำคัญ และมีผลต่อคุณสมบัติเชิงหน้าที่อื่นๆ เช่นความหนืด การเกิดเจล หรือการจับยึด เป็นต้น โดยความหนืดจะส่งผลต่อเนื้อสัมผัสของอาหาร หรือความสามารถในการจับยึดกับส่วนประกอบอื่นๆ ของอาหาร เช่น ไขมัน สารให้กลิ่น ที่เป็นสิ่งสำคัญในการยอมรับของผู้บริโภค ซึ่งจะเกิดในขณะให้ความร้อนด้วย

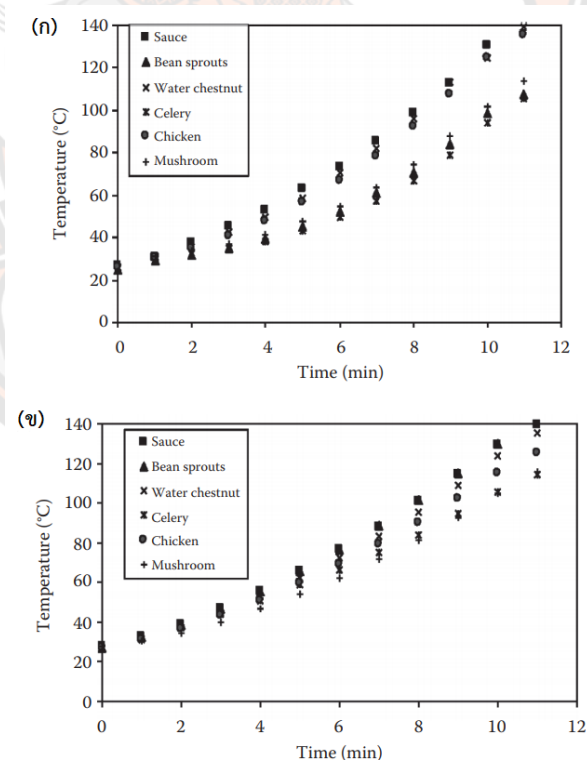
### 2.1.4 ความสัมพันธ์ทางไฟฟ้ากับความร้อนในกระบวนการโอห์มมิก

พื้นฐานแล้วพลังงานความร้อนที่เกิดขึ้นจะมีค่าสัมพันธ์กับพลังงานการไหลของกระแสไฟฟ้าภายใน และความสามารถในการไหลของอิเล็กตรอนอิสระขณะป้อนแรงดันไฟฟ้า เมื่อปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านจะสัมพันธ์กับค่าความต้านทานไฟฟ้าโดยรวมของชิ้นเนื้อตั้งสมการ (2.1) เมื่อ  $R$  คือค่าความต้านทานทางไฟฟ้าโดยรวม ( $\Omega$ )  $l$  คือระยะที่กระแสไฟฟ้าไหลผ่านในอาหาร ( $m$ )  $A$  คือพื้นที่หน้าตัดที่กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน ( $m^2$ ) และ  $\sigma$  คือค่าสภาพการนำไฟฟ้า ( $S/m$ )

$$R = \frac{l}{\sigma A} \quad (2.1)$$



สำหรับกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกได้นำคุณสมบัติของความร้อนที่เกิดขึ้นขณะอิเล็กตรอนอิสระเกิดการชนมาประยุกต์ใช้ในการให้ความร้อนกับอาหารจากภายใน ดังนั้นคุณสมบัติทางไฟฟ้าจึงเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับเลือกชนิดอาหารที่เหมาะสม โดยทั่วไปแล้วจะพิจารณาจากค่าสภาพการนำไฟฟ้าเป็นหลัก โดยทั่วไปในให้ความร้อนจะแบ่งประเภทอาหารออกเป็นประเภทของเหลว เนื้อเดียว และแบบผสม ซึ่งจากการสังเกตค่าสภาพการนำไฟฟ้าโดยรวมของอาหาร ในประเภทของเหลว เช่น น้ำผลไม้ จะมีค่าสภาพการนำไฟฟ้าที่สูงและแนวโน้มของค่าสภาพการนำไฟฟ้าจะมีค่าขึ้นอยู่กับปริมาณของเหลวนั้นรวมทั้งยังให้ความร้อนสม่ำเสมอ ในกรณีสารเนื้อเดียว เช่น เนื้อผลไม้ การเลือกชนิดอาหารสำหรับการให้ความร้อนต้องมีค่าสภาพการนำไฟฟ้าที่เพียงพอต่อการไหลของกระแสไฟฟ้า แต่ในกรณีที่ไม่เลกุลของอาหารที่ใช้สำหรับกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเริ่มมีขนาดใหญ่มากขึ้น เช่น น้ำผลไม้ที่มีชิ้นเนื้อผสม และเนื้อสัตว์ เป็นต้น ผลของความแตกต่างของค่าสภาพการนำไฟฟ้าในเนื้ออาหารกับน้ำจะมีโอกาสที่อัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิจะมีค่าไม่เท่ากัน ดังภาพ 4



ภาพ 4 อัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิเทียบกับเวลาในการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกของอาหารแบบก่อนทำการลวก (ก) และหลังการลวก (ข)

ที่มา : (Sastry & Palaniappan, 1992)

### 2.1.5 ปัจจัยต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าสภาพการนำไฟฟ้า

ในการประยุกต์การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับเนื้อสัตว์จำเป็นต้องทราบถึงปัจจัยที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าสภาพการนำไฟฟ้าที่มีผลต่ออัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ เพื่อใช้ประกอบในการศึกษาและควบคุมอัตราเพิ่มของอุณหภูมิโดยในที่นี่จะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลักคือ

- 1) ปัจจัยเนื่องจากคุณลักษณะของเนื้อสัตว์
- 2) ปัจจัยเนื่องจากคุณลักษณะของแหล่งจ่ายไฟฟ้า

#### 1) ปัจจัยเนื่องจากคุณลักษณะของเนื้อสัตว์

##### ขนาดและรูปร่าง

จากความสัมพันธ์ของปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่าน ดังสมการ (2.1) จะเห็นได้ว่าเมื่อพื้นที่หน้าตัดมากจะส่งผลให้ปริมาณการไหลของกระแสไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้น และเมื่อระยะทางการไหลของกระแสไฟฟ้าเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ความสามารถในการไหลของกระแสไฟฟ้ามีค่าลดลง ซึ่งส่งผลให้ขนาดและรูปร่างมีผลต่ออัตราการเพิ่มของอุณหภูมิไปด้วย นอกจากนี้ขนาดของส่วนประกอบภายในชิ้นเนื้อ เช่น ไขมันยังส่งผลต่ออัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ เมื่อไขมันมีค่าสภาพการนำไฟฟ้าที่ต่ำทำให้อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิลดลง และยังเป็นสาเหตุให้อุณหภูมิที่บริเวณชิ้นเนื้อและไขมันเพิ่มขึ้นไม่เท่ากันด้วยเนื่องจากความต่างของค่าสภาพการนำไฟฟ้า (Sastry & Palaniappan, 1992) รวมทั้งแนวรอยต่อของเนื้อเยื่อเกี่ยวพัน และรูปร่างแนวกล้ามเนื้อยิ่งส่งผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าและการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ โดยแนวลายกล้ามเนื้อตามขวางจะส่งผลให้ค่าสภาพการนำไฟฟ้าโดยรวมมีค่าลดลง (Mahapatra et al., 2010)

##### ส่วนประกอบอื่นภายในชิ้นเนื้อ

ส่วนประกอบของอาหารส่วนต่างๆ มีผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าอย่างมาก โดยเฉพาะในสารละลายอย่างเช่น เกลือ หรือกรด สามารถเพิ่มผลของค่าสภาพนำไฟฟ้าได้ (De Alwis & Fryer, 1992) จากการศึกษาของ (Wang & Sastry, 1993) ได้เสนอว่าค่าสภาพการนำไฟฟ้ามีความสัมพันธ์โดยตรงกับปริมาณของเกลือ โดยผลของเกลือจะมีอิทธิพลต่อค่าสภาพนำไฟฟ้าอย่างมากในเนื้อเยื่อของอาหาร เมื่อปริมาณของเกลือมีค่าเกิน 0.01 กรัมต่อลูกบาศก์เซนติเมตร อย่างไรก็ตามเมื่อทดสอบในน้ำเกลือที่มีปริมาณความเข้มข้นสูง ความสัมพันธ์ของค่าสภาพการนำไฟฟ้ากับอุณหภูมิจะมีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Marcotte et al., 2000) ได้ศึกษาผลของการเพิ่มกรดซิตริก (Citric Acid) ต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิก ในน้ำเกลือและในกรณีการเติมไฮโดรคอลลอยด์ (Hydrocolloids) พบว่าในแต่ละการทดลองมีการเปลี่ยนแปลงของค่าสภาพการนำไฟฟ้าเมื่อไฮโดรคอลลอยด์ส่งผลให้กรดซิตริกถูกเพิ่มเข้ามามากขึ้นขณะโอห์มมิก แต่ถึงอย่างไร

ก็ตามการเติมไฮโดรคอลลอยด์เพียง 1% ไม่ได้ส่งผลให้กรดซिटริกที่เกิดขึ้นมีผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าให้เพิ่มขึ้น หรือสามารถละลายผลของกรดซिटริกที่เกิดขึ้นได้

### ปริมาณความชื้นภายใน

ปริมาณของเหลวที่อยู่ในชิ้นเนื้อ ทัวไปแล้วจะเป็นตัวพาไอออนของอิเล็กตรอนขณะให้ความร้อนให้ไหลได้อย่างอิสระ ซึ่งค่าสภาพการนำไฟฟ้าจะขึ้นอยู่กับความสามารถในการไหลของไอออน ดังนั้นในการเพิ่มอัตราการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิจึงสามารถทำการเพิ่มปริมาณน้ำหรือไอน้ำได้ขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิก (Kong et al., 2008)

### อุณหภูมิ

ขณะป้อนกระแสไฟฟ้า การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิที่เพิ่มขึ้นจะส่งผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าในชิ้นเนื้อได้ ดังสมการ (2.2) เมื่อ  $\sigma_{ref}$  คือค่าสภาพการนำไฟฟ้าของชิ้นเนื้อที่อุณหภูมิอ้างอิง ( $S/m$ )  $m$  คือค่าสัมประสิทธิ์การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ และ  $T_{ref}$  คืออุณหภูมิอ้างอิง ( $^{\circ}C$ )

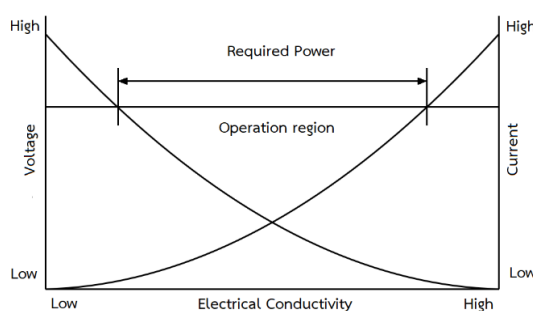
$$\sigma = \sigma_{ref} (1 + m(T - T_{ref})) \quad (2.2)$$

(Yongsawatdigul et al., 1995) ได้เสนอว่าในการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิ นอกเหนือจากการเพิ่มของค่าสภาพการนำไฟฟ้าแล้ว ยังส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของเนื้อเยื่อ เช่น การแตกตัวของผนังเซลล์ การทำลายพองก๊าซภายใน การเพิ่มความนุ่ม และอื่นๆ ที่ส่งผลให้ความสามารถในการไหลของกระแสไฟฟ้าเพิ่มมากยิ่งขึ้น

## 2) ปัจจัยเนื่องจากคุณลักษณะของแหล่งจ่ายไฟฟ้า

### ความเข้มไฟฟ้า และรูปสัญญาณ

ความเข้มไฟฟ้าที่ตกคร่อมในชิ้นเนื้อที่เพิ่มขึ้นจะให้อัตราการไหลของกระแสไฟฟ้าภายในมีการเปลี่ยนแปลงมากขึ้น พร้อมทั้งยังเร่งให้การเปลี่ยนแปลงของโครงสร้างภายในชิ้นเนื้อรวดเร็วยิ่งขึ้น ทำให้ค่าสภาพการนำไฟฟ้าในอาหารจึงเพิ่มสูงขึ้นด้วย ทั้งนี้ในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจึงต้องมีการออกแบบการควบคุม แรงดันไฟฟ้าและปริมาณกระแสไฟฟ้าให้เหมาะสมโดยสัมพันธ์กับค่าสภาพการนำไฟฟ้าในอาหาร ดังภาพ 5



ภาพ 5 ย่านใช้งานของค่าสภาพการนำไฟฟ้าในการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก

ปกติแล้วลักษณะของรูปสัญญาณแรงดันไฟฟ้าจะให้กำลังไฟฟ้าที่ไม่เท่ากัน โดยเมื่อเปรียบเทียบกับรูปคลื่นสัญญาณไฟฟ้ากระแสสลับระหว่าง รูปสามเหลี่ยม (Triangular Wave) รูปไซน์ (Sinusoidal Wave) และรูปสี่เหลี่ยม (Square Wave) พบว่าในกรณีรูปคลื่นสี่เหลี่ยมจะมีกำลังไฟฟ้าต่อพื้นที่ใน 1 ไซเคิลมากที่สุด ดังนั้นอัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิจึงมีค่ามากที่สุด (Saif et al., 2004)

### ความถี่ไฟฟ้า

การเพิ่มขึ้นของความถี่ไฟฟ้านั้นส่งผลให้อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิเพิ่มขึ้น จากการศึกษาของ (Saif et al., 2004) พบว่าที่ระดับความถี่ต่ำ ค่าสภาพการนำไฟฟ้าเริ่มต้นจะมีค่าสูง และจะลดลงเมื่อความถี่ไฟฟ้ามีค่ามากขึ้น เมื่อเพิ่มระดับแรงดันไฟฟ้ามากขึ้นพบว่าค่าสภาพการนำไฟฟ้าจะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ทั้งนี้ยังพบว่าเมื่อทำการเพิ่มระดับแรงดันไฟฟ้าเริ่มต้นมากขึ้นค่าความต่างระหว่างค่าสภาพการนำไฟฟ้าของแต่ละความถี่มีค่าต่างกันน้อยลงและอัตราการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิมีแนวโน้มคงที่มากขึ้น อย่างไรก็ตามในการเลือกใช้ความถี่สูงขึ้นยังส่งผลให้อัตราการเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชัน และรีดักชันที่ขั้วอิเล็กโทรดมีค่าลดลง แต่ทั้งนี้ในการปรับความถี่ไฟฟ้าให้มีความถี่สูงขึ้นจะมีความยุ่งยากกว่ากรณีเลือกใช้แผ่นอิเล็กโทรดสำหรับการปรับปรุงคุณภาพของอาหารในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก

#### 2.1.6 การประยุกต์ใช้การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับผลิตภัณฑ์เนื้อสัตว์

ผลของการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกต่อสีของเนื้อพบว่าสีเนื้อที่ได้มีความสว่างกว่าวิธีการให้ความร้อนแบบทั่วไป รวมทั้งยังให้สีที่มีความสม่ำเสมอ แต่สำหรับในการบริโภคเนื้อโดยปกติผู้บริโภคจะนิยมให้ชิ้นเนื้อมีสีที่เป็นระดับแตกต่างกัน ดังนั้นในการบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจึงนิยมใช้สำหรับการเตรียมเนื้อ และสำหรับผลต่อความนุ่มของเนื้อพบว่าสามารถทำให้เนื้อมีความนุ่มกว่าวิธีเดิม นอกจากนี้ในอาหารประเภทเนื้อพบว่าสามารถทำให้เนื้อมีความแน่น (Firmness) มากขึ้นเมื่อเพิ่มระดับแรงดันให้มีความถี่สูงขึ้น ในส่วนของระยะเวลาในการป้อนแรงดันไฟฟ้าสำหรับกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกพบว่าการให้ความร้อนแบบความร้อนสูง - เวลาสั้น (High temperature – Short time) จะให้สีที่ดีกว่า ให้ความนุ่มมากกว่า และให้ความฉ่ำน้ำน้อยกว่าวิธีการให้ความร้อนแบบความร้อนต่ำ - เวลานาน (Low temperature – Long time) รวมถึงการเพิ่มความร้อนที่รวดเร็วขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกยังส่งผลให้สามารถเก็บรสชาติ และคงสภาพเดิมได้ดีกว่าวิธีเดิม (Zell et al., 2010)

### 2.1.7 ประโยชน์และข้อจำกัดของกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก

ในภาคอุตสาหกรรมอาหารกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกถูกนำไปใช้ในการปรับปรุงคุณภาพอาหารและกระบวนการต่างๆ โดยมีข้อดีและข้อจำกัดในการเลือกใช้ดังนี้

#### ประโยชน์

- 1) ประสิทธิภาพสูง เนื่องจากพลังงานไฟฟ้าจะเปลี่ยนเป็นพลังงานความร้อนโดยตรง เมื่อเทียบกับวิธีการให้ความร้อน เช่น การย่าง พลังงานเชื้อเพลิงที่ใช้จะมีการสูญเสียพลังงานเนื่องจากการเผาไหม้ส่งผลให้ประสิทธิภาพลดลง
- 2) อาหารมีความสดกว่าและมีคุณค่าทางโภชนาการสูงกว่า
- 3) สามารถควบคุมปริมาณความร้อนให้เหมาะสมกับงาน มีความยืดหยุ่นมากกว่าวิธีอื่น
- 4) ค่าบำรุงรักษาต่ำ และลดค่าใช้จ่ายในกระบวนการผลิตได้
- 5) สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้อย่างกว้างขวางในหลายงานและหลายขนาด

#### ข้อจำกัด

- 1) ราคาในการติดตั้งสูง
- 2) ต้องพิจารณาถึงความสามารถในการนำไฟฟ้าของอาหารนั้นๆ ให้เพียงพอต่อการเกิดความร้อน
- 3) มีปัญหาเรื่องของการกร่อนของโลหะในส่วนที่สัมผัสอาหารโดยตรง

## 2.2 การออกแบบเครื่องควบคุมอุณหภูมิในกระบวนการโอห์มมิก

การควบคุมอุณหภูมิขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยไฟฟ้า โดยทั่วไปจะใช้วิธีควบคุมด้วยด้วยสัญญาณอนาล็อก (Analog signal) หรือสัญญาณดิจิทัล (Digital signal) ซึ่งจะขึ้นอยู่กับลักษณะของการทำงาน และพิกัดกำลังของอุปกรณ์ที่ต้องการออกแบบ โดยทั้งสองวิธีจะมีข้อแตกต่างดังต่อไปนี้

#### วิธีการควบคุมด้วยสัญญาณอนาล็อก

วิธีการควบคุมด้วยสัญญาณอนาล็อกมีข้อดีในการทำงานง่าย และมีราคาถูก และใช้งานกันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากวงจร RC หรือวงจร RL ที่ใช้ในการควบคุมสัญญาณไฟฟ้า มีความเสถียรและทนทานต่อสภาวะแวดล้อมได้ดี โดยการใช้วงจรปรับแรงดันไฟฟ้า (Voltage regulator) เพื่อควบคุมแรงดันไฟฟ้าที่เข้ามาในวงจร และการใช้วงจรปรับกระแสไฟฟ้า (Current regulator) เพื่อควบคุมกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านวงจร เป็นวิธีการที่สามารถปรับแต่งได้ตามความต้องการของผู้ใช้งาน อย่างไรก็ตาม วิธีการควบคุมด้วยสัญญาณอนาล็อก มีข้อเสียในเรื่องของความแม่นยำในการควบคุม ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการทำงานของวงจร และนอกจากนี้ในกระบวนการให้ความร้อนแบบ

โอห์มมิกในเนื้อสัตว์จะเกิดกระแสไฟฟ้าไหลผ่านที่มีค่าสูงและเกิดการสูญเสียทางไฟฟ้าซึ่งส่งผลต่ออุปกรณ์และความปลอดภัย

### วิธีการควบคุมด้วยสัญญาณดิจิทัล

วิธีการควบคุมด้วยสัญญาณดิจิทัลที่นิยมในปัจจุบันจะแบ่งออกเป็น การควบคุมโดยใช้วงจรถ่ายหลายขั้ว (Logic gate) การควบคุมโดยไมโครคอนโทรลเลอร์ (Microcontroller) และการใช้เซ็นเซอร์ (Sensor) ในการควบคุมการทำงานหรือตรวจสอบสถานะของวงจร ทั้งนี้ในการออกแบบจะมีความซับซ้อน มีต้นทุนสูง และวงจรมีความซับซ้อนและเปราะบางต่อความเสียหายในกรณีที่เกิดการลัดวงจร

ในกรณีการควบคุมกำลังไฟฟ้าในวงจรขนาดเล็กที่กระแสสูงจะมีความซับซ้อนและต้องการความรอบคอบในการออกแบบ โดยเฉพาะเมื่อต้องการควบคุมการกระจายกระแสไฟฟ้าในขณะทำงานของวงจร สำหรับวงจรที่นิยมใช้ในงานลักษณะนี้จะประกอบไปด้วย การใช้วงจร PWM (Pulse Width Modulation) ที่ใช้การสร้างสัญญาณรูปคลื่นสี่เหลี่ยมมาควบคุมการกระจายกระแสไฟฟ้า โดยกำหนดระยะเวลาการทำงานด้วยสถานะ ON (HIGH) และ OFF (LOW) ซึ่งการควบคุมความกว้างในช่วง ON สามารถใช้ในการเพิ่มหรือลดแรงดันไฟฟ้าที่ออกจากวงจรได้ นอกจากนี้ยังมีวงจร LDO (Low Dropout Regulator) ที่ทำหน้าที่ในการคงค่าแรงดันระหว่างขาเข้าและขาออกให้ได้มากที่สุดด้วยการปรับลดระดับแรงดันขาออกกรณีที่มีค่าสูงเกินไป หรือปรับแรงดันขาออกให้เท่ากับแรงดันขาเข้า เมื่อแรงดันขาเข้าลดลงมากเกินไปเพื่อรักษาความสม่ำเสมอในแรงดันไฟฟ้า

## 2.2.1 เครื่องควบคุมอุณหภูมิในกระบวนการโอห์มมิก

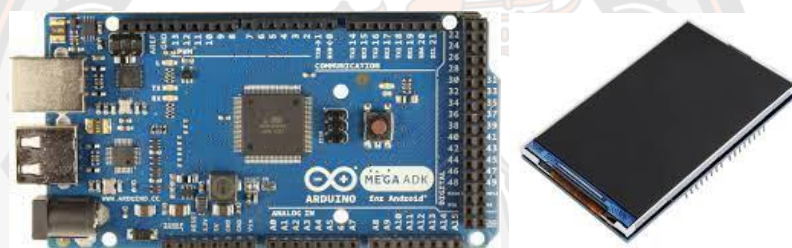
### ส่วนประกอบที่สำคัญของวงจรควบคุม

เครื่องควบคุมอุณหภูมิในกระบวนการโอห์มมิกในเนื้อสัตว์จะแบ่งเป็นส่วนของวงจรที่สำคัญทั้งหมด 4 ส่วน ประกอบไปด้วย แหล่งกำเนิดไฟฟ้า (Power source) วงจรขับ (Driving circuit) ตัวขับ (Driver) และโอห์มมิกเซลล์ (Ohmic cell) ที่ทำหน้าที่ในการควบคุมและสั่งงานอุปกรณ์ทั้งหมด โดยมีหลักสำคัญดังนี้

1) แหล่งกำเนิดไฟฟ้า (Power source) ซึ่งแบ่งออกเป็นแหล่งกำเนิดไฟฟ้ากระแสสลับ (Alternating current source) กับแหล่งกำเนิดไฟฟ้ากระแสตรง (Direct current source) ที่ให้คุณลักษณะของกระแสไฟฟ้าและผลลัพธ์ของความร้อนที่เกิดขึ้นบนเนื้อสัตว์แตกต่างกัน ในกรณีของแหล่งกำเนิดไฟฟ้ากระแสสลับจะให้ความร้อนที่สม่ำเสมอทั่วบริเวณที่กระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านและเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชันที่ขั้วไฟฟ้าต่ำ ในทางกลับกันแหล่งกำเนิดไฟฟ้ากระแสตรงจะเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชันที่สูงในบริเวณขั้วแอโนดและทำให้เกิดการกร่อนของตัวโลหะ หรือโอห์มมิกเซลล์ที่สัมผัสกับชิ้นเนื้อ ดังนั้นจึงไม่นิยมนำมาใช้ในการออกแบบเครื่องให้ความร้อนแบบโอห์มมิก

พิกัดของแหล่งกำเนิดไฟฟ้าที่ใช้จะขึ้นอยู่กับลักษณะและคุณสมบัติของอาหารที่จะแสดง อยู่ในรูปค่าสภาพการนำไฟฟ้าโดยรวม สำหรับเนื้อหมูส่วนสันนอก หลังการฆ่าที่เวลา 90 นาที ค่าสภาพการนำไฟฟ้าโดยรวมจะอยู่ที่ 3.50 – 5.00 mS/cm ในขณะที่หลังการฆ่าที่เวลา 24 ชั่วโมงจะมี ค่าสภาพการนำไฟฟ้าโดยรวมอยู่ที่ 5.00 – 8.00 mS/cm (Czyzak-Runowska et al., 2010) นอกจากนี้ส่วนประกอบของเนื้อหมูยังประกอบไปด้วยน้ำถึง 53% ส่งผลให้ค่าสภาพการนำไฟฟ้า โดยรวมจะมีความสัมพันธ์อย่างมากกับปริมาณน้ำที่อยู่ภายใน ดังนั้นปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านในระบบจึงมีค่าสูงและแปรผันตลอดเวลาขณะให้ความร้อน

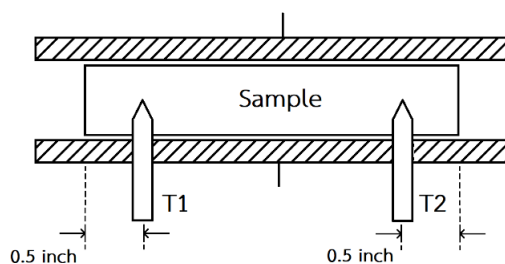
2) วงจรขับ (Driving circuit) หรือวงจรควบคุม เป็นวงจรที่ใช้ในการกำหนด สถานะการทำงานทั้งหมดภายในเครื่อง โดยมีหน้าที่คำนวณและกำหนดค่าองค์ประกอบที่เหมาะสม เพื่อให้ได้ความร้อนที่ต้องการ จากภาพ 6 แสดงบอร์ดประมวลผลและควบคุม Arduino Mega2560 พร้อมหน้าจอ TFT 3.5" LCD module แบบสัมผัส โดยแสดงผังการทำงานเบื้องต้นดังนี้



ภาพ 6 Arduino Mega2560 และ TFT 3.5" LCD module สำหรับวงจรควบคุม

3) ตัวขับ (Driver) ประกอบไปด้วยเซ็นเซอร์วัดระดับแรงดันไฟฟ้า (Voltmeter sensor) เซ็นเซอร์กระแสไฟฟ้า (Amp meter sensor) และเซลล์น้ำหนัก (Load cell) สำหรับรับ ค่าเบื้องต้นในการควบคุมระดับแรงดันไฟฟ้าที่ป้อน และเวลา สำหรับการใช้งาน

4) โอห์มมิคเซลล์ (Ohmic cell) ทำหน้าที่ในการรองรับชิ้นเนื้อและจ่ายกระแสไฟฟ้า ให้ไหลผ่านดังภาพ 7 แผนผังการวางแผ่นโอห์มมิคเซลล์และตำแหน่งในการวัดอุณหภูมิภายในเนื้อ



ภาพ 7 โอห์มมิคเซลล์สำหรับเครื่องเตรียมสเต็มหมู

ที่มา : (Siwakon et al., 2020)

การเลือกชนิดของโลหะในการออกแบบโอโหม้มิกเซลล์ จะมีปัจจัยที่ต้องคำนึงในด้าน ค่าสภาพการนำไฟฟ้าของโลหะที่ต้องการ ลักษณะงานที่ใช้ ความทนต่อสภาพกัดกร่อน และราคาที่เหมาะสม สำหรับการเลือกใช้ทั่วไปในอาหารจะนิยมใช้โลหะชนิดที่สามารถรับประทานได้ (Food grade) เช่น เหล็กกล้าไร้สนิม 316L แพลตตินัม และ โทเทเนียม เป็นต้น (Jun et al., 2007; Wang & Farid, 2015)

### 2.2.2 การควบคุมอุณหภูมิ

การควบคุมระดับอุณหภูมิในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอโหม้มิกจะสามารถควบคุมตัวแปรทางไฟฟ้า 3 ตัวแปรหลักได้แก่ แรงดันไฟฟ้า (Voltage,  $V$ ) กระแสไฟฟ้า (Current,  $I$ ) และ กำลังไฟฟ้า (Electrical power,  $P$ ) โดยตัวแปรทั้ง 3 จะมีค่าสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ ดังสมการ (2.3)

$$\begin{aligned}W_e &= W_h + \varepsilon \\W_e &= Pt = IVt \\IVt &= mC_p\Delta T + \varepsilon\end{aligned}\quad (2.3)$$

จากสมการข้างต้นจะเห็นได้ว่าเมื่อให้พลังงานไฟฟ้ากับชิ้นเนื้อ  $W_e$  พลังงานไฟฟ้าจะถูกเปลี่ยนรูปเป็นพลังงานความร้อน  $W_h$  และเกิดการสูญเสียพลังงานบางส่วนหายไปสู่สภาพแวดล้อม  $\varepsilon$  โดยที่พลังงานไฟฟ้าที่ป้อนให้จะแปรผันตรงกับอุณหภูมิที่เปลี่ยนไป

เมื่อ  $W_e$  คือ พลังงานไฟฟ้า ( $J$ ),  $W_h$  คือ พลังงานความร้อน ( $J$ ),  $I$  คือ กระแสไฟฟ้า ( $A$ ),  $V$  คือ ค่าแรงดันไฟฟ้า ( $V$ ),  $t$  คือ ระยะเวลาขณะให้ความร้อนแบบโอโหม้มิก ( $s$ ),  $m$  คือ มวลรวมของชิ้นเนื้อ ( $kg$ ),  $C_p$  คือ ค่าความจุความร้อนจำเพาะของทั้งชิ้นเนื้อ ( $J/kg^\circ C$ ), และ  $\varepsilon$  คือ พลังงานที่สูญเสียสู่สภาพแวดล้อม ( $J$ )

จากสมการ (2.1) พบว่า ค่าความต้านทานของชิ้นเนื้อซึ่งแปรผกผันกับค่าสภาพการนำไฟฟ้าโดยรวมภายในอาหาร รูปร่างของอาหาร และยังเปลี่ยนแปลงเมื่ออุณหภูมิเพิ่มขึ้น ดังสมการ (2.2) ดังนั้นในการควบคุมอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ หรือควบคุมระยะเวลาที่เหมาะสมที่ความสุกของชิ้นเนื้อระดับต่างๆ จึงมีความซับซ้อน

### 2.2.3 การทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร

#### 1) หลักทั่วไปของการสร้างโมเดลการเรียนรู้

ในการวิเคราะห์หรือควบคุมอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ กรณีที่มีตัวแปรจากภายนอกที่ส่งผลทำให้การควบคุมเกิดความผิดพลาด วิธีวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการเรียนรู้แบบเครื่องจักรจะเป็นวิธีที่ช่วยในการทำนายข้อมูลที่ซับซ้อนได้ดียิ่งขึ้น แต่ถึงอย่างไรก็ตามในการใช้งานการเรียนรู้ของ



เครื่องจักรให้มีประสิทธิภาพ จำเป็นต้องเข้าใจลักษณะข้อมูล การเลือกใช้เครื่องมือ เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาที่เหมาะสมที่สุด ทั้งนี้การเรียนรู้ของเครื่องจักรจะแบ่งออกเป็น 3 ประเภทหลักคือ

การเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบมีผู้สอน (Supervised Machine Learning)

การเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Machine Learning)

การเรียนรู้ตามสภาพแวดล้อม (Reinforcement Learning)

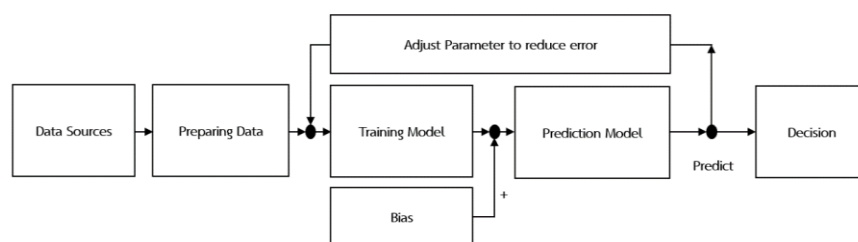
**สำหรับการเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบมีผู้สอน** จะเป็นการเรียนรู้เพื่อจะแก้ปัญหา โดยการเรียนรู้จากกรณีตัวอย่าง เช่นการเรียนรู้ลักษณะของสัตว์เพื่อทำการแบ่งประเภทเป็นต้น หรือการคาดคะเนปริมาณการใช้ไฟฟ้าในอนาคตจากข้อมูลของในอดีต

**การเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบไม่มีผู้สอน** เป็นการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีความกำกวม หรือกลุ่มตัวอย่างข้อมูลที่ยังไม่รู้คำตอบ แล้วทำการคาดคะเนว่าคำตอบจะเป็นอะไรซึ่งอาจพิจารณาจากลักษณะการเกาะกลุ่มของข้อมูลเริ่มต้น เช่น การพิจารณากลุ่มเป้าหมายการใช้สินค้าจากข้อมูลอายุและรายรับโดยพิจารณาจากการเกาะกลุ่มของข้อมูลเริ่มต้น และคาดคะเนว่ากลุ่มข้อมูลที่ใกล้เคียงกันนี้จะใช้สินค้าอะไรเป็นต้น

**การเรียนรู้ตามสภาพแวดล้อม** เป็นการเรียนรู้โดยการสอนและมีการให้คะแนนจากการกระทำ เช่น การสอนให้หุ่นยนต์สามารถเดินออกจากเขาวงกต ถ้าหุ่นยนต์เดินทางผิดจะให้คะแนนติดลบและทำการรวมคะแนนสุดท้าย ซึ่งในการเรียนรู้ในแต่ละรอบโปรแกรมจะต้องทำการหาคะแนนรวมที่มากที่สุดให้ได้และนำข้อมูลเก่ามาปรับปรุงการเรียนรู้ของให้ดีขึ้นเป็นต้น

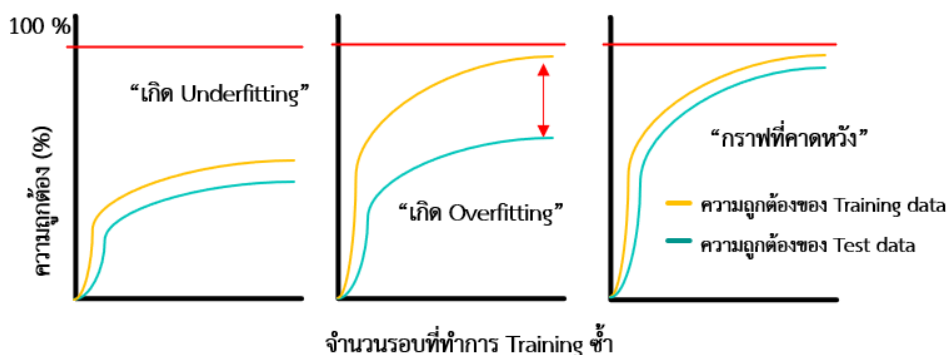
### ขั้นตอนในการออกแบบโมเดลทำนาย

สิ่งที่ต้องคำนึงถึงในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ นั่นคือความเข้าใจของข้อมูล โดยผู้วิจัย จำเป็นจะต้องทำการวิเคราะห์ลักษณะความสัมพันธ์ จัดการข้อมูลรบกวน และเลือกกระบวนการในการตัดสินใจที่เหมาะสมกับข้อมูลนั้นๆ โดยมีเป้าหมายก็คือการสร้างโมเดลความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับคำตอบที่มีความสามารถในการทำนายอย่างถูกต้อง (Generalized) มากที่สุด และสามารถนำไปใช้ในการทำนายหรือตัดสินใจคำตอบที่นอกเหนือจากนี้ได้ โดยลำดับขั้นตอนในการแก้ปัญหาดังภาพ 8



ภาพ 8 ขั้นตอนในการออกแบบโมเดลทำนาย

วิธีการเรียนรู้แบบเครื่องจักรในแต่ละวิธีจึงต้องมีขั้นตอนหรือเกณฑ์ในการแก้ไข ปัญหาที่เหมาะสม รวมทั้งข้อจำกัดหรือขอบเขต (Inductive bias) เพื่อให้สามารถหาคำตอบได้ง่าย ยิ่งขึ้น แต่ในการเพิ่มขอบเขตหรือ ไบแอสเข้าไปในโมเดลการทำนายมากเกินไป ปัญหาที่มักจะพบบนนั้น ก็คือการเกิดปัญหาเรียนรู้ง่ายเกินไป (Underfitting) และการเรียนรู้เกิน (Overfitting) ได้ ภาพ 9



ภาพ 9 การเกิดปัญหาเรียนรู้ง่ายเกินไป (Underfitting) และการเรียนรู้เกิน (Overfitting)

ปัญหาเรียนรู้ง่ายเกินไป และการเรียนรู้เกิน เป็นปัญหาที่พบได้บ่อยในการสร้าง โมเดลการเรียนรู้ เมื่อสร้างโมเดลที่มีเงื่อนไขในการตัดสินใจที่ง่ายเกินไป หรือกำหนดเงื่อนไขที่มีความ เฉพาะเจาะจงมากเกินไป จะส่งผลให้โมเดลทำนายผิดพลาดได้ในกรณีที่มีข้อมูลใหม่หรือข้อมูลที่มี ความซับซ้อนมากขึ้น การจัดการกับปัญหาเรียนรู้ง่ายเกินไป และการเรียนรู้เกินนั้นมีหลายวิธี เช่นการ ปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter) ของโมเดล เพิ่มข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ หรือใช้เทคนิค ต่างๆ เช่น Dropout, Regularization เป็นต้น อย่างไรก็ตาม การเลือกวิธีการจัดการปัญหานี้จะ ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลและเป้าหมายของโมเดล และควรพิจารณาให้ละเอียดก่อนที่จะเลือกใช้ วิธีการที่เหมาะสมสำหรับโมเดลการเรียนรู้ต่างๆ ในการปรับปรุงความแม่นยำของการทำนายและ นำไปใช้ในการตัดสินใจต่อไป

## 2) การเรียนรู้ของเครื่องจักรที่ใช้ในการออกแบบเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมู

ในการออกแบบเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมูจะต้องสามารถทำนายเวลาที่ใช้ในการเพิ่ม อุณหภูมิที่ระดับอุณหภูมิ และให้ได้ลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อที่ต้องการ ดังนั้นในการออกแบบการทำนายเวลาจะใช้การทำนายเชิงถดถอย และใช้การแบ่งกลุ่มในการจำแนกลักษณะปรากฏ โดย เลือกใช้วิธีดังต่อไปนี้

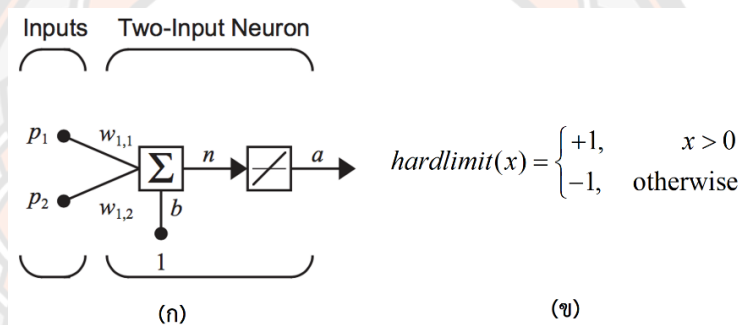
1. การเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย
2. การจำแนกด้วยวิธีป่าสุ่ม

### ก) การเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย (Simple Neural Network)

เป็นวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักรโดยมีแบบจำลองมาจากระบบประสาทของมนุษย์ ที่มีการรับรู้ ประมวลผล และตอบสนอง โดยนำความรู้ทั้งหมดมาเชื่อมต่อกัน สำหรับข้อมูลขาเข้าที่ใช้ในการเรียนรู้จะถูกป้อนเข้ามาประมวลผลในฟังก์ชันตัดสินใจ โดยการนำข้อมูลขาเข้าแต่ละตัวก็จะมี การกำหนดความสำคัญของตัวแปรนั้นๆ ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) เพื่อพิจารณาในการหาคำตอบ

โครงข่ายของฟังก์ชันตัดสินใจหนึ่งๆ จะถูกเรียกว่าเพอร์เซปตรอน (Perceptron) และ เพอร์เซปตรอนหลายๆ ตัวจะรวมกันเป็นโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) โดยในกรณีที่ไม่เดลทำนายที่ไม่ซับซ้อนจะใช้หลักการทำนายแบบเชิงเส้นด้วยเพอร์เซปตรอนก็เพียงพอ รูปแบบของสมการเพอร์เซปตรอนหนึ่งๆ นั้นสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการ (2.4)

$$a = f(wx + b) \quad (2.4)$$



ภาพ 10 (ก) โครงสร้างเพอร์เซปตรอน (ข) ฟังก์ชันฮาร์ดลิมิต

จากภาพ 10 ส่วนของฟังก์ชันการตัดสินใจจะมีชื่อเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden layer) โดยในแต่ละเพอร์เซปตรอนจะสามารถมีมากกว่า 1 ฟังก์ชันเพื่อช่วยในการตัดสินใจที่ดีขึ้น

กรณีของการกำหนดฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นฟังก์ชันฮาร์ดลิมิต เมื่อนำมาเขียนในรูปเพอร์เซปตรอนสามารถเขียนฟังก์ชันของคำตอบให้อยู่ในรูปสมการที่ (2.5)

$$o(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} +1, & w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i > 0 \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.5)$$

จากสมการ (2.5) สามารถเขียนสมการให้อยู่ในรูปลักษณะสมการเชิงเส้นได้ดังนี้

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \dots + w_n x_n = 0$$

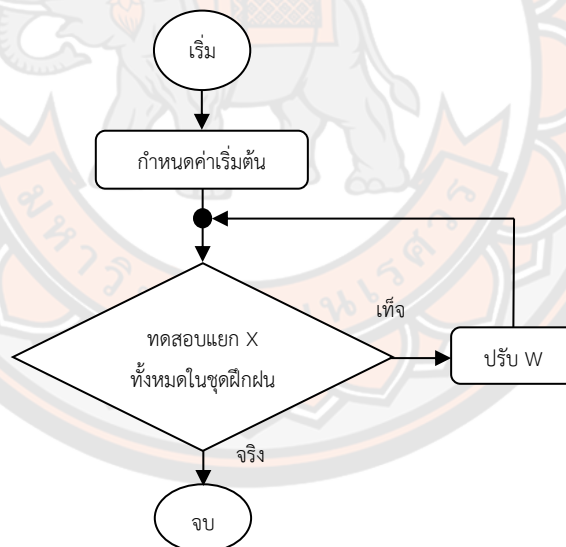
หรือในรูปเมทริกซ์

$$\begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} + w_0 = 0$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 = 0 \quad (2.6)$$

จากสมการ (2.6) จะพบว่าการสร้างสมการเชิงเส้นสำหรับการตัดสินใจ หรือกรณีค่าบวกระนาบเกินจะสามารถปรับได้เพียงทิศทาง หรือเส้นตัดสินใจจะต้องผ่านจุดกำเนิดเสมอ เพื่อแก้ปัญหาที่จึงมีการเพิ่มค่าไบแอส Bias ( $w_0$ ) เข้าไป สำหรับฟังก์ชันสำหรับตัดสินใจ ตัวแปรที่จะเรียนรู้ในระบบนี้คือค่าถ่วงน้ำหนักและ ค่าไบแอส นั่นเองโดยมีหลักการเรียนรู้ดังนี้

ถ้ากำหนดให้  $t$  (Target) หรือคำตอบที่ต้องการ ซึ่งในที่นี้จะยกตัวอย่างเป็นปัญหาแบบไบนารี (เช่นดีไม่ดี ใช่หรือไม่)  $t$  หรือค่าของคำตอบจะมีค่าเท่ากับ 1 และ -1 และจากสมการที่ (2.6) ค่า  $w$  ที่สามารถมีค่าเป็นเลขอะไรก็ได้สามารถหาผลเฉลย หรือหาคำตอบของผลเฉลยที่ใกล้เคียงมากที่สุดด้วยวิธีการทำซ้ำ (Iterative method) แสดงดังภาพ 11



ภาพ 11 แผนผังการเรียนรู้แบบเพอร์เซปตรอน

จากสมการปรับค่าน้ำหนัก  $\mathbf{w} = \mathbf{w} + \eta(t; \mathbf{x}_i)$  โดยกำหนดให้  $\eta$  คือค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

กรณีที่ 1  $\eta > 1$  แล้ว  $w'$  จะมีลักษณะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางของ  $x_i$  มาก







กรณีที่ 2  $\eta = 1$  จะเป็นเวกเตอร์ปกติ




กรณีที่ 3  $0 < \eta < 1$  แล้ว  $w'$  จะมีลักษณะการเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางของ  $x_i$  น้อยหรือในรูปเมทริกซ์

นอกจากนี้การเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมกับปัญหาที่ต้องการทำนาย ซึ่งบางปัญหาการทำนายการใช้ฟังก์ชันฮาร์ดลิมิตอาจทำให้การหาค่า  $w$  ที่เหมาะสมเป็นไปได้ยาก ดังนั้นในการทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบโครงข่ายประสาทเทียมจึงมุ่งเน้นในส่วนของ การปรับปรุงการทำนายให้ได้คำตอบในการทำนายที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุด และหาค่าตอบได้รวดเร็วที่สุด

**ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function หรือ Activation Function)** เป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการตัดสินใจ โดยจะทำให้โมเดลทำนายสามารถจำแนกและวิเคราะห์ข้อมูลได้มากขึ้น ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนจะมีหลากหลายชนิด แต่ละชนิดจะมีลักษณะและคุณสมบัติที่แตกต่างกันไป ดังตาราง 2 อย่างไรก็ตาม การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมจะต้องพิจารณาจากลักษณะของข้อมูลและการทำงานที่ต้องการใช้งาน โดยประเภทของฟังก์ชันถ่ายโอน ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันได้แก่ Sigmoid, ReLU, Tanh, และ softmax ซึ่งจะมีลักษณะและการทำงานที่แตกต่างกันออกไป การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมจึงเป็นสิ่งสำคัญในการสร้างและปรับปรุงโมเดลทำนายให้มีประสิทธิภาพสูงสุด และมีความแม่นยำในการทำนายข้อมูล

ตาราง 2 ลักษณะการทำงานของฟังก์ชันถ่ายโอน

ฟังก์ชันถ่ายโอน	ประเภทการใช้งาน
	Hard-Limit เหมาะกับโครงข่ายแบบแบ่งกลุ่ม 2 กลุ่ม และต้องเป็นโครงข่ายที่แบ่งกลุ่มชัดเจน
	Symmetric Hard-Limit เหมาะกับโครงข่ายแบบแบ่งกลุ่ม 2 กลุ่ม ที่ข้อมูล แต่จะเป็นการบังคับให้เป็น 1,-1 แทน ในกรณีข้อมูลที่อยู่ในรูป 0 จะทำให้การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอสง่ายขึ้น
	Log-Sigmoid เหมาะกับโครงข่ายแบบแบ่งกลุ่ม 2 กลุ่มเท่านั้น แม้ข้อมูลจะไม่เป็นเชิงเส้น
	Tan-Sigmoid เป็น Log-Sigmoid ที่ต้องการเปลี่ยนให้ค่าอยู่ในช่วง 1,-1
	Softmax เป็น Sigmoid ที่ใช้กับโครงข่ายแบบแบ่งกลุ่ม มากกว่า 2 กลุ่มขึ้นไป
	Compet เป็น Softmax ที่นำไปประยุกต์ใช้กับโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมของโมเดล มีความสัมพันธ์กันมากๆ ไม่ให้การปรับค่าตามกัน เช่นโครงข่ายด้านชีววิทยา โดย ถ้าตัวแปรขาเข้าสัมพันธ์กันมากจะมีโอกาสปรับค่าถ่วงน้ำหนัก และไบแอสไปตามกัน ซึ่งวิธีนี้จะเลือกตัวแปรขาออกที่สำคัญที่สุดและจะละเลยข้อมูลอื่น
	Radial Basis เหมาะกับโครงข่ายข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้นโดยทำการเพิ่มมิติข้อมูลให้แบ่งได้ง่ายขึ้น
	Triangular Basis เป็นการปรับให้ Radial Basis เรียนรู้ หรือตัดสินใจง่ายขึ้น
	Purelin เหมาะกับโครงข่ายทำนายเชิงถดถอยทั่วไป

	Positive Linear (ReLU)	เหมาะกับโจทย์แบบแบ่งกลุ่ม และทำนายเชิงถดถอยที่ต้องการความเร็วในการปรับค่า
	Satlin	เป็นการปรับตัวฟังก์ชันถดถอยให้ค่าได้ง่ายขึ้นเหมือนกรณี Positive Linear คือแบ่งเป็นช่วง 3 ช่วง Satlin(n) = 0, if n <= 0; n, if 0 <= n <= 1; 1, if 1 <= n ใช้ได้เหมือนกรณี Log-Sigmoid หรือประยุกต์กับการทำนายเชิงถดถอย
	Satlins	เป็นการปรับ Satlin ให้อยู่ในช่วง -1,1 แทน

ที่มา : (Elanwar, 2015)

**แนวทางต่างๆในการปรับปรุงวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน** ทัวไปแล้ววิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent) หรือ เคลื่อนลงตามความชันแบบสุ่ม (Stochastic Gradient Descent) เป็นวิธีการสำคัญที่ใช้ในปรับค่าพารามิเตอร์ ค่าถ่วงน้ำหนัก และไบแอส ในการเรียนรู้ของเครื่องนั้นโดยพื้นฐานแล้วการเปลี่ยนแปลงค่าของพารามิเตอร์จะขึ้นอยู่กับอัตราการเรียนรู้ ซึ่งอัตราการเรียนรู้นี้จะคงที่ตลอดไม่ว่าจะวนซ้ำเพื่อฝึกไปกี่ครั้ง

ในที่นี้จะนำเสนอวิธีการปรับปรุงวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน ที่มีการปรับเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้ตามลักษณะข้อมูลหรือปัจจัยอื่นๆมากยิ่งขึ้นโดยจะแบ่งเป็น

- 1) Momentum
- 2) Nesterov momentum (NAG)
- 3) Adaptive Gradient (AdaGrad)
- 4) Adaptive Delta (AdaDelta)
- 5) Adaptive Moment (Adam)

ที่มา : (Phylbas, 2017)

**Momentum** คือปริมาณที่บอกสภาพการเคลื่อนที่ของวัตถุ ซึ่งโดยปกติแล้วสิ่งที่กำลังเคลื่อนที่จะมีความเฉื่อยต่อให้มีแรงมากระทำในทิศทางอื่นแต่มันก็จะยังคงจะเคลื่อนที่ต่อไปในทางเดิมอยู่ สำหรับ Momentum ที่ใช้ในวิธีการเคลื่อนลงตามความชันในที่นี้ก็มีหลักการคล้ายๆกัน คือสร้างผลที่เสมือนกับการเคลื่อนที่ของวัตถุที่มีความเฉื่อยเข้ามา หากใส่ Momentum เข้าไป เวลาคำนวณตำแหน่งต่อไปจะมีผลจากการเคลื่อนไหวในขั้นก่อนหน้านี้มาเกี่ยวข้อง โดยจะพยายามรักษาทิศการเคลื่อนที่ในแนวเดิม

จากที่เดิมที่ค่าใหม่จะขึ้นกับความชันและอัตราการเรียนรู้นั้น โดยค่าน้ำหนักในขั้นนี้ต่อไปจะเปลี่ยนแปลงไป ดังสมการ (2.7) และ (2.8)

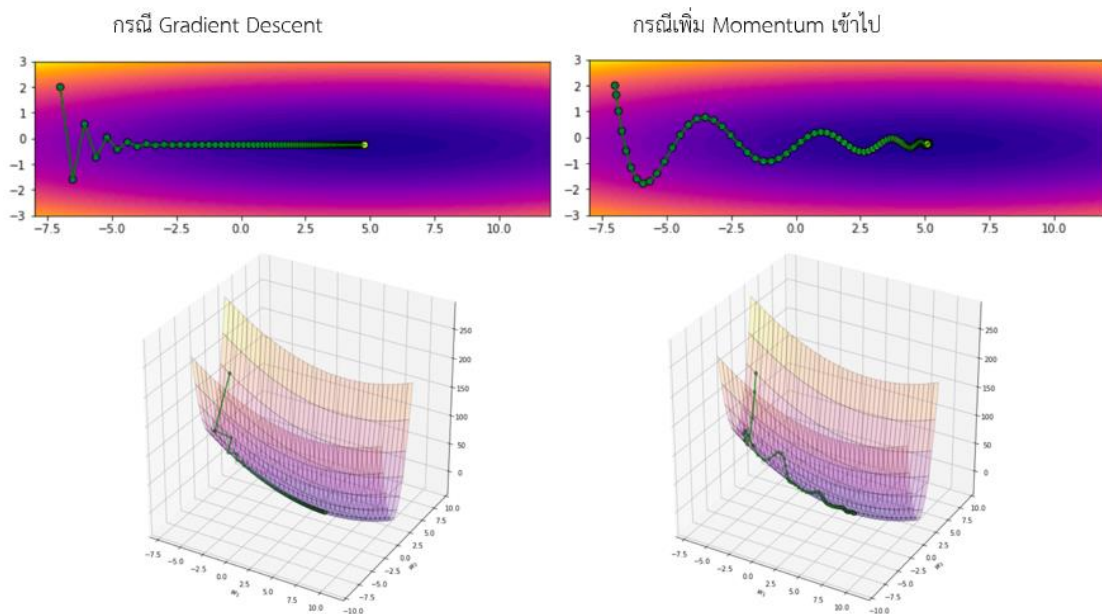
$$w_{t+1} = w_t + \Delta w_{t+1} \quad (2.7)$$

โดย 
$$\Delta w_{t+1} = -\eta \frac{\partial J(w_t)}{\partial w_t} = -\eta g(w_t) \quad (2.8)$$

กรณีเพิ่ม Momentum เข้าไป

$$\Delta w_{t+1} = \alpha \Delta w_t - \eta g(w_t) \quad (2.9)$$

เมื่อ  $\alpha$  คือขนาดของ Momentum ค่าที่มักจะใช้กันคือ 0.9 ถ้าหากพจน์นี้เป็น 0 ก็จะทำให้เกิดการเคลื่อนลงตามความชันธรรมดาที่ไม่มี Momentum โดยแสดงแนวทางการเคลื่อนลงระหว่างกรณีเพิ่ม Momentum ดังภาพ 12



ภาพ 12 การเปรียบเทียบกรณี Gradient Descent และกรณี Momentum

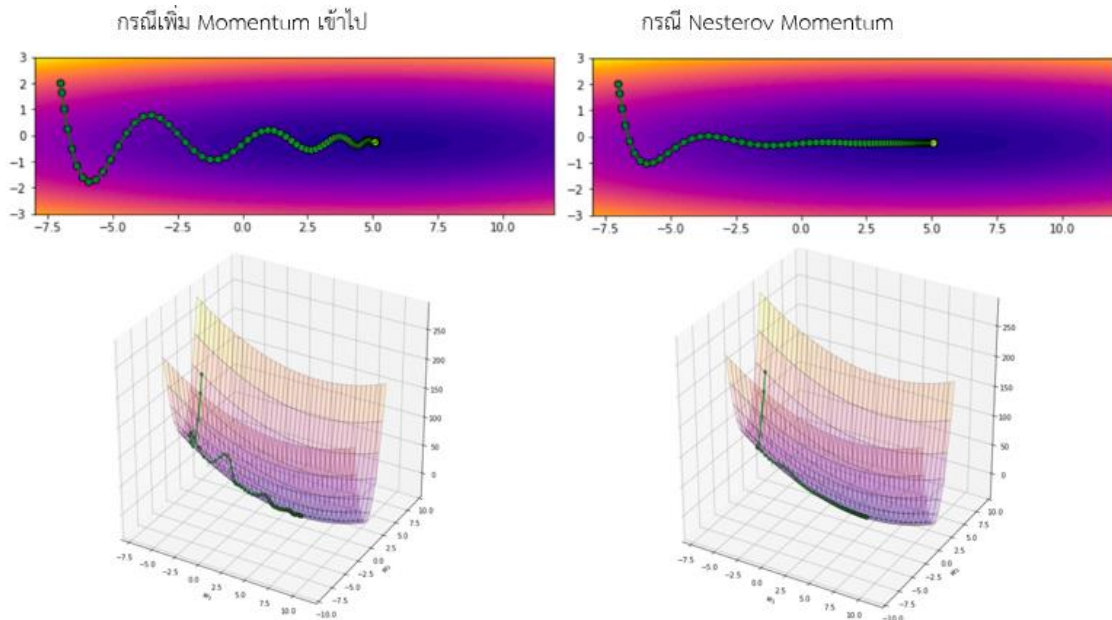
Nesterov Momentum หรือ Nesterov Accelerated Gradient (NAG) เป็นวิธีที่ปรับปรุงจาก Momentum โดยเสนอว่านอกจากจะแค่เพิ่ม Momentum ไปแล้ว ในเมื่อรู้ว่ากำลังจะเคลื่อนที่ไปทางไหนอยู่ แบบนั้นค่าความชันที่จะเอามาคูณกับอัตราการเรียนรู้ก็ควรจะเปลี่ยนมาใช้เป็นความชันของบริเวณที่กำลังมุ่งหน้าไปด้วย ดังสมการ (2.10)

กรณีเพิ่ม NAG เข้าไป

$$\Delta w_{t+1} = \alpha \Delta w_t - \eta g(w_t + \alpha \Delta w_t)$$

หรือ 
$$\Delta w = \alpha \Delta w - \eta [g(w_t) + \alpha (g(w_t) - g(w_{t-1}))] \quad (2.10)$$

สิ่งที่ต่างกันมีแค่ว่าความชัน  $\frac{\partial J(w)}{\partial w}$  ในที่นี้ไม่ใช่ความชันของตำแหน่ง  $w$  ที่อยู่ แต่เป็นความชันของตำแหน่งที่จะมุ่งไปหากเคลื่อนไปตามผลของ Momentum โดยแสดงแนวทางการเคลื่อนลงระหว่างกรณีที่เพิ่ม NAG ดังภาพ 13



ภาพ 13 การเปรียบเทียบกรณี Momentum และกรณี NAG

Adaptive Gradient (AdaGrad) เป็นวิธีที่นำ NAG มาปรับปรุงโดยการปรับใน ส่วนพจน์ของอัตราการเรียนรู้ให้เปลี่ยนแปลงลดลงตามเวลา ดังสมการ (2.11)

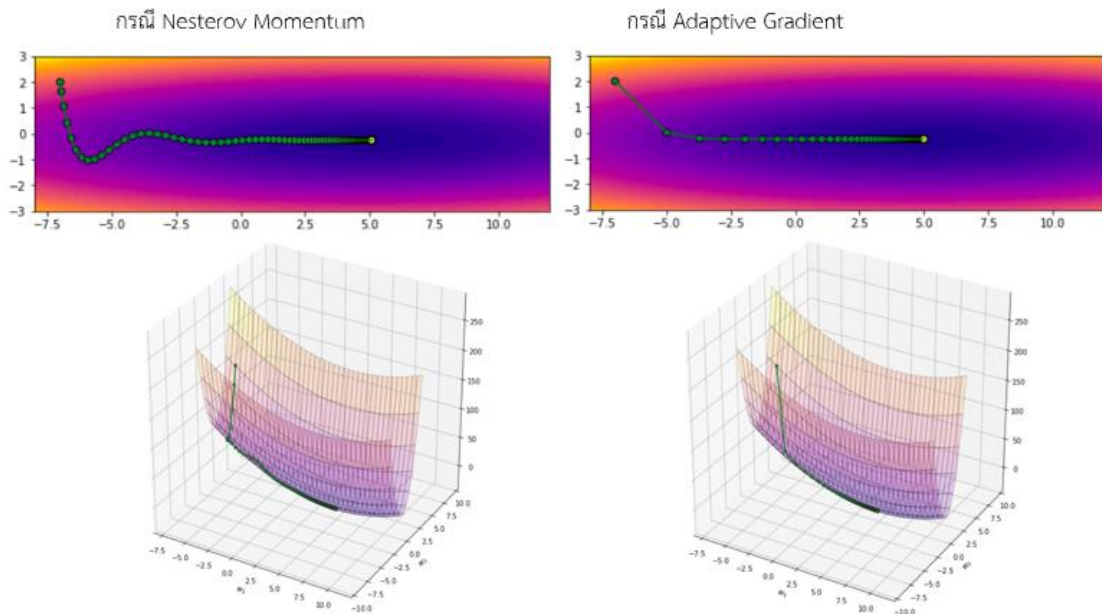
กรณีเพิ่ม AdaGrad เข้าไป

$$\Delta w_{t+1} = -\frac{\eta}{\sqrt{G_t}} g(w_t)$$

หรือ 
$$G_t = \sum_{s=0}^t g(w_s)^2 \quad (2.11)$$

โดยที่  $G$  คือผลรวมกำลังสองของความชันทั้งหมดสะสมตั้งแต่เริ่มการเรียนรู้ ข้อดีของวิธีนี้ก็就不用การไฮเพอร์พารามิเตอร์เพิ่มเติมนอกเหนือไปจาก  $\eta$  เลย โดยแสดงแนวทางการเคลื่อนลงระหว่างกรณีที่เพิ่ม AdaGrad ดังภาพ 14





ภาพ 14 การเปรียบเทียบกรณี NAG และกรณี AdaGrad

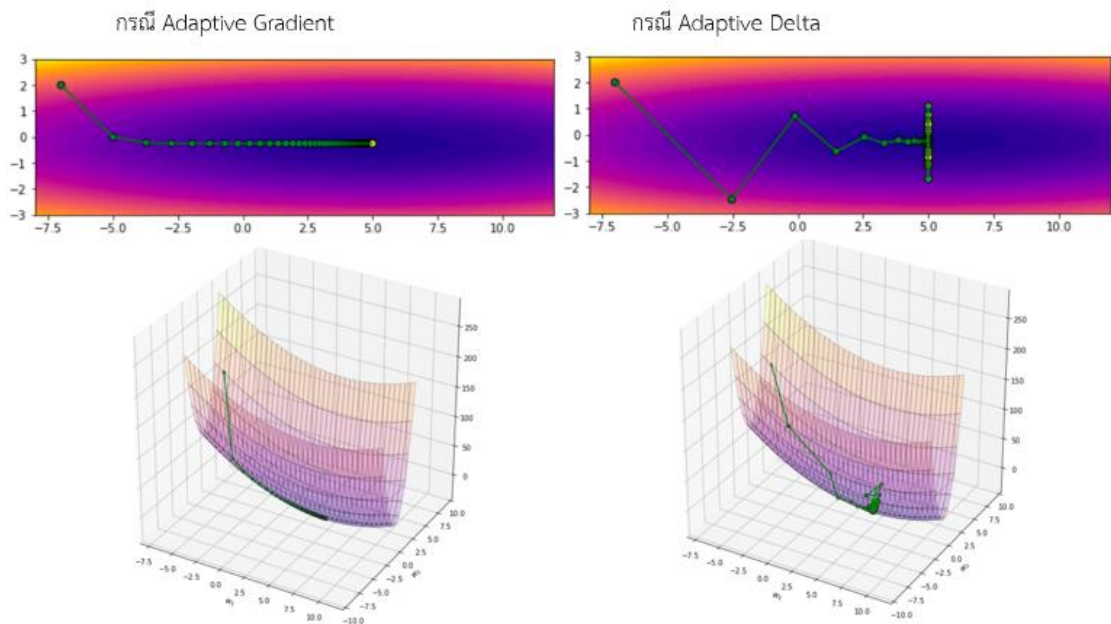
**Adaptive Delta (AdaDelta)** เป็นวิธีที่นำ AdaGrad มาปรับปรุงโดยวิธี AdaGrad มีข้อเสียตรงที่ว่ายิ่งเรียนรู้ไปเรื่อยๆ เวลาผ่านไปอัตราการรู้จะยิ่งลดลงเพราะว่าค่า  $G$  ซึ่งเป็นตัวหารนั้นบวกเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ไม่มีลด ดังนั้นทำให้ช่วงหลังการเรียนรู้แทบจะหยุดนิ่ง วิธีการที่ถูกคิดมาทดแทนเพื่อแก้ปัญหของ AdaGrad มีหลายวิธี หนึ่งในนั้นก็คือ AdaDelta ทำโดยแค่ดัดแปลงค่า  $G$  จากที่เดิมที่จะบวกไปเรื่อยๆ ให้เป็นดังสมการ (2.12)

กรณี AdaDelta

$$\Delta w_{t+1} = -\frac{\eta}{\sqrt{G_t}} g(w_t)$$

$$\text{หรือ} \quad G_t = \rho G_{t-1} + (1 - \rho) g(w_t)^2 \quad (2.12)$$

โดยที่  $\rho$  เป็นพารามิเตอร์อีกตัวที่ต้องกำหนด มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยแสดงแนวทางการเคลื่อนลงระหว่างกรณีที่ปรับเป็น AdaDelta ดังภาพ 15 (RMSprop วิธีนี้คล้ายกับ AdaDelta คือปรับปรุงจาก AdaGrad เป็นวิธีที่คิดขึ้นโดยอาจารย์ที่สอนในบทเรียนออนไลน์เว็บ coursera)



ภาพ 15 การเปรียบเทียบกรณี AdaGrad และกรณี AdaDelta

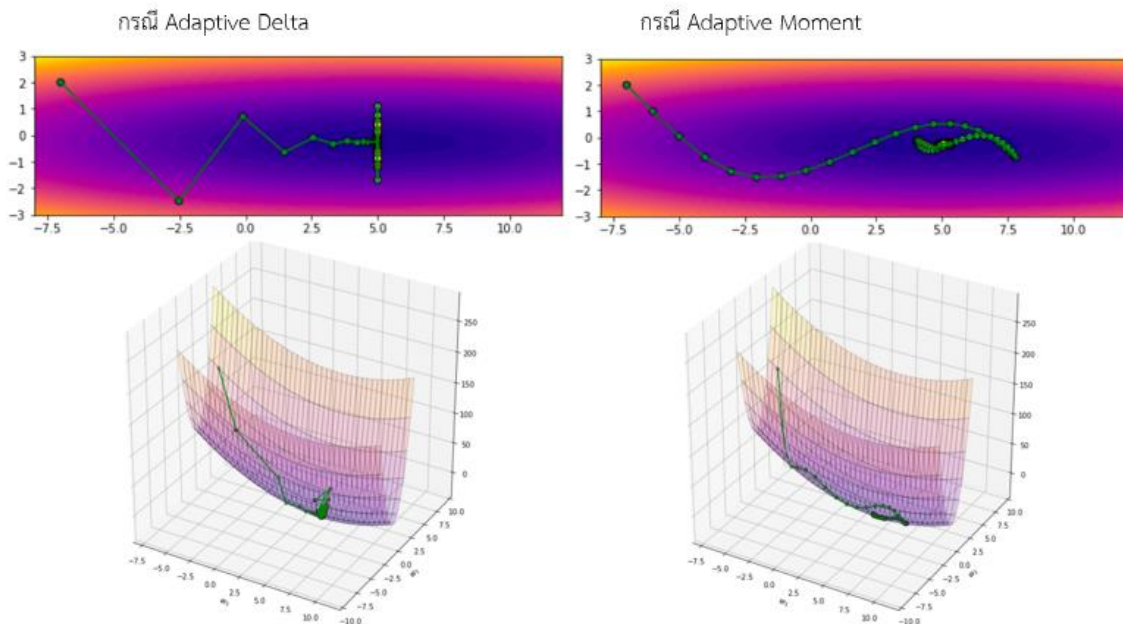
Adaptive Moment (Adam) เป็นวิธีที่นำ AdaGrad มาปรับปรุงโดยนำเอาหลักของ Momentum มารวมอยู่ในนั้นด้วย ทำโดยแค่ตัดแปลงค่า  $G$  จากที่เดิมที่บวกไปเรื่อยๆ เป็นดังสมการ (2.13)

กรณี Adam

$$\Delta w_{t+1} = -\eta \frac{\sqrt{1-\beta_2^i} m_t}{1-\beta_1^i \sqrt{v_t}} \quad (2.13)$$

$$\text{โดย } m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1-\beta_1)g(w_t) \quad v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1-\beta_2)g(w_t)^2$$

เบื้องต้นจะมีไฮเพอร์พารามิเตอร์ที่ต้องกำหนดเพิ่มนอกจาก  $\eta$  ก็คือ  $\beta_1$  และ  $\beta_2$  โดยปกติแล้วจะให้  $\beta_1 = 0.9$  และ  $\beta_2 = 0.999$  โดยแสดงแนวทางการเคลื่อนลงระหว่างกรณีที่ปรับเป็น Adam ดังภาพ 16



ภาพ 16 การเปรียบเทียบกรณี AdaDelta และกรณี Adam

### ข) ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และป่าสุ่ม (Random Forest)

**ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)** เป็นโมเดลเรียนรู้ใน Machine Learning ที่สามารถใช้อธิบายการแบ่งกลุ่ม (Classification) หรือการทำนายค่า (Regression) ได้โดยสร้างกฎการตัดสินใจให้อยู่ในรูปแบบแผนผังต้นไม้ โดยมีการกำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์เพื่อใช้ออกแบบความซับซ้อนของโมเดลต้นไม้ตัดสินใจ เช่นการกำหนดจำนวนกิ่ง ความลึกของต้นไม้ตัดสินใจ หรือหลักเกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจ โดยหลักเกณฑ์ที่ใช้ในการตัดสินใจของแผนผังต้นไม้จะเรียกว่าค่าความไม่บริสุทธิ์ (Impurity) โดยจะนิยมใช้หลักในการวิเคราะห์ 2 ชนิดหลักคือ

**Gini impurity** เป็นการวัดความไม่บริสุทธิ์ของกลุ่มข้อมูลในแต่ละกลุ่มที่แบ่งตามแต่ละจุดตัดสินใจซึ่งจะแบ่งเป็นคำตอบแบบสองตัวเลือก (Binary target variable) โดยการแบ่งข้อมูลที่ตีค่า Gini impurity ก็จะมียิ่งต่ำ สำหรับสมการ Gini impurity สามารถเขียนอยู่ในรูปสมการ (2.14)

$$G = \sum_{k=1}^K p_{mk}(1 - p_{mk}) \quad (2.14)$$

เมื่อ  $p$  คือ ความน่าจะเป็นของแต่ละตัวแปรที่พิจารณา

$m$  คือ คำตอบแต่ละประเภทในแต่ละตัวแปรที่พิจารณา

$k$  คือ ลำดับของคำตอบในแต่ละตัวแปรที่พิจารณา

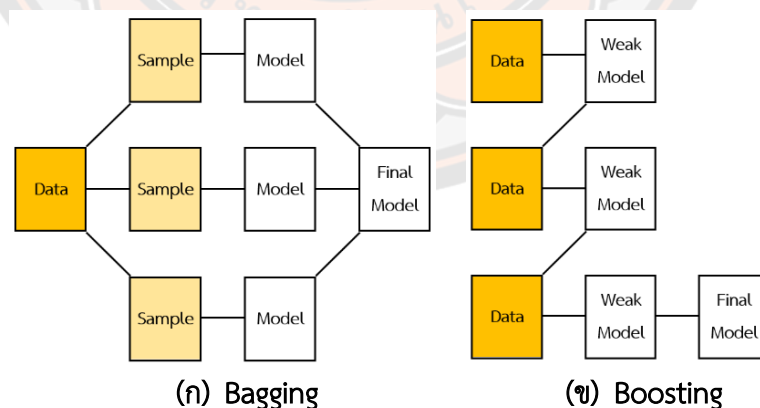
**Entropy** เป็นการวัดความไม่แน่นอนของข้อมูล เช่น การโยนเหรียญที่มีโอกาสเกิดหัวและก้อย ที่ 50% และ 50% ซึ่งสมการ Entropy จะใช้บ่งบอกว่าข้อมูลที่ต้องการจะแบ่งกลุ่มนี้สามารถแบ่งได้ง่ายหรือยาก ซึ่งค่าตอบของค่า Entropy จะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่า 0 หมายถึงไม่มีความไม่แน่นอนในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเลย และค่า 1 หมายถึงมีความไม่แน่นอนสูงสุดในการแบ่งกลุ่มข้อมูล สำหรับสมการ Entropy สามารถเขียนได้ดังสมการ (2.15)

$$D = -\sum_{k=1}^K p_{mk} \log p_{mk} \quad (2.15)$$

**ป่าสุ่ม (Random Forest)** มีหลักการก็คือการสร้างโมเดลต้นไม้ตัดสินใจหลายๆ แบบย่อย มาช่วยตัดสินใจ โดยข้อมูลที่ใช้สร้างต้นไม้ตัดสินใจแต่ละแบบจะแตกต่างกัน ซึ่งจะช่วยให้โมเดลทำนายมีความแม่นยำมากกว่าวิธีการใช้ต้นไม้ตัดสินใจเพียงต้นเดียว

สำหรับการเลือกข้อมูลไปทำเป็นต้นไม้ตัดสินใจแต่ละแบบ จะมีหลักการสุ่มข้อมูลแบ่งออกเป็น 2 ประเภทคือ การสุ่มแบบ Bagging และการสุ่มแบบ Boosting ดังภาพ 17

ประเภทการสุ่มแบบ Bagging เป็นการสุ่มข้อมูลออกมาหลายๆชุด พร้อมกันและสร้างเป็นต้นไม้ตัดสินใจแต่ละแบบ จากนั้นจะนำการทำนายจากต้นไม้ทั้งหมดมาหาค่าเฉลี่ยว่าคำตอบควรตัดสินใจเป็นค่าอะไร ส่วนการสุ่มแบบ Boosting เป็นการสุ่มข้อมูลออกมาและสร้างโมเดลต้นไม้ตัดสินใจ จากนั้นทำการสุ่มข้อมูลเพื่อสร้างต้นไม้ตัดสินใจต้นใหม่และนำผลของต้นไม้ตัดสินใจต้นแรกมาใช้ในการปรับปรุงการทำนายให้ดียิ่งขึ้น ซึ่งการใช้วิธี Bagging จะช่วยลดปัญหาการเรียนรู้เกินได้ดี และวิธี Boosting จะช่วยเรื่องการเพิ่มความแม่นยำในการทำนายได้ดี



ภาพ 17 ขั้นตอนการเรียนรู้ของการสร้างป่าสุ่มแบบ (ก) Bagging และ (ข) Boosting

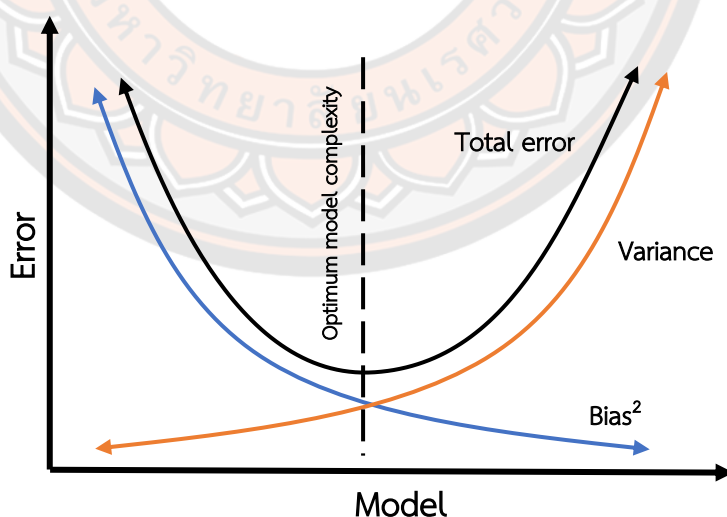
### ค) การตรวจสอบค่าประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้

การตรวจสอบค่าประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้เป็นขั้นตอนที่สำคัญในการสร้างโมเดลที่มีความแม่นยำและความเหมาะสมกับงานที่ต้องการ การสร้างโมเดลที่มีความซับซ้อนมากจะ

ช่วยให้ได้ค่าประสิทธิภาพที่สูงขึ้น แต่ก็อาจเกิดปัญหาเมื่อโมเดลมีความซับซ้อนมากเกินไป จึงจำเป็นต้องกำหนดเงื่อนไขไบแอส และความแปรปรวน (Variance) เพื่อช่วยให้การสร้างโมเดลง่ายขึ้น และลดความเป็นไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งการกำหนดไบแอสเป็นการกำหนดความแม่นยำของการทำนาย ในขณะที่การกำหนดค่าความแปรปรวน เป็นการกำหนดความเป็นไปได้ในการทำนายในทิศทางเดียวกัน การตรวจสอบค่าประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้จึงเป็นการตรวจสอบว่าโมเดลมีค่าไบแอส และความแปรปรวนในระดับที่เหมาะสมหรือไม่ โดยใช้ข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนเพื่อทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของโมเดลในการทำนายข้อมูลใหม่ ความสัมพันธ์ของค่าต่างๆ แสดงดังตาราง 3

ตาราง 3 สรุปความถูกต้อง (Accuracy) ความแม่นยำ (Precision) เปรียบเทียบกับไบแอส และความแปรปรวน

Bias	Variance	Accuracy	Precision
Low	Low	Low	Low
Low	Low	Low	Low
High	High	High	High
High	High	High	High



ภาพ 18 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาด และ ความซับซ้อนของโมเดล

ภาพ 18 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดและความซับซ้อนของโมเดล เพื่อให้ได้โมเดลการทำนายที่มีประสิทธิภาพสูงสุด จำเป็นต้องมีการปรับปรุงโมเดล เพื่อลดค่าความ

ผิดพลาดของโมเดลให้ต่ำที่สุดหรือให้โมเดลทำนายคำตอบได้ถูกต้องในทุกเงื่อนไข ไม่ว่าจะง่ายหรือซับซ้อน การตรวจสอบประสิทธิภาพของโมเดลสามารถทำได้โดยการวัดความเป็นไปได้ของคำตอบจากโมเดลและคำตอบจริงในการทำนาย

### การทดสอบประสิทธิภาพของการทำนาย

การทดสอบประสิทธิภาพของการทำนายจะประกอบไปด้วยการทดสอบดังต่อไปนี้

**Accuracy** คือ ค่าสถิติที่ใช้วัดประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนาย โดยการวัดค่าที่ทำนายถูกต้องเทียบกับจำนวนทั้งหมดของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ ดังสมการ (2.9)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2.9)$$

**Precision** คือ ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของโมเดลในการทำนายในกรณีที่โมเดลทำนายว่าเป็น Positive หรือเป็นกลุ่มที่สนใจ โดย Precision จะคำนวณจากจำนวน True Positiveหารด้วยจำนวน Positive Predicted ทั้งหมด ดังสมการ (2.10)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.10)$$

**Recall** คือ ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของโมเดลในการทำนายในกรณีที่จริงๆแล้วเป็น Positive หรือเป็นกลุ่มที่สนใจ โดย Recall จะคำนวณจากจำนวน True Positive หารด้วยจำนวน Positive Actual ทั้งหมด ดังสมการ (2.11)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.11)$$

**F1 Score** คือ ค่าเฉลี่ยของค่า Precision และ Recall โดยใช้ Harmonic mean เพื่อวัดความสามารถของโมเดลค่า F1 Score จะคำนวณดังสมการ (2.12)

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (2.12)$$

True Positive (TP): จำนวนข้อมูลที่ถูกต้องทำนายว่าเป็น Positive และเป็น Positive จริง หรือกลุ่มที่ถูกต้องตามการทำนายและการตรวจสอบจริง

False Positive (FP): จำนวนข้อมูลที่ถูกต้องทำนายว่าเป็น Positive แต่เป็น Negative จริง หรือกลุ่มที่ทำนายผิดพลาดว่าเป็น Positive

False Negative (FN): จำนวนข้อมูลที่ถูกต้องทำนายว่าเป็น Negative แต่เป็น Positive จริง หรือกลุ่มที่ทำนายผิดพลาดว่าเป็น Negative

True Negative (TN): จำนวนข้อมูลที่ถูกต้องทำนายว่าเป็น Negative และเป็น Negative จริง หรือกลุ่มที่ถูกต้องตามการทำนายและการตรวจสอบจริง

สำหรับคะแนนของค่า Accuracy Precision Recall และ F1 Score ของโมเดลการเรียนรู้สามารถหาได้จากการสร้างตารางเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้ว่าน่าเชื่อถือแค่ไหน โดยตารางเมทริกซ์ความสับสน เป็นเครื่องมือทางสถิติที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลการเรียนรู้ในการจำแนกประเภท แบ่งกลุ่ม (Classification) โดยเฉพาะ โดยปกติจะใช้ในงานที่มีการจำแนกข้อมูลเป็น สองกลุ่ม (Binary) โดยจะมีการแบ่งผลการทำนายเป็น 4 กลุ่ม ดังภาพ 19

		Predicted Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	TP=4	FN=3
	Negative	FP=2	TN=6

ภาพ 19 ตัวอย่างการใช้งานเมทริกซ์ความสับสน ถ้าให้ A คือ สิ่งที่ต้องการ (Positive) B คือ สิ่งที่ไม่ต้องการ (Negative)

### 2.3 การทบทวนวรรณกรรม

วิธีการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับผลิตภัณฑ์เนื้อสัตว์เป็นวิธีการให้ความร้อนรูปแบบหนึ่งที่ใช้ผลความต้านทานของอาหารมาเปลี่ยนพลังงานไฟฟ้าให้เป็นพลังงานความร้อนได้อย่างรวดเร็ว โดยอัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิสัมพันธ์กับค่าความหนาแน่นของสนามไฟฟ้าและค่าสภาพการนำไฟฟ้าของตัวผลิตภัณฑ์ (Richardson, 2001) โดยในการเลือกใช้แหล่งจ่ายไฟฟ้าโดยทั่วไปจะเลือกใช้แหล่งจ่ายไฟฟ้าเป็น แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับเนื่องจากปัญหาของการเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชันและปฏิกิริยารีดักชันของการเลือกใช้แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรงมากกว่าแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับ และ ความสม่ำเสมอของอุณหภูมิ โดย (Siwakon et al., 2019) ได้เสนอว่าการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกในเนื้อหมูนั้น ผลของการเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชันที่ขั้วแอโนดทำให้เกิดความร้อนสูงที่ขั้วแอโนดมากกว่าขั้วแคโทด ส่งผลให้ความร้อนที่เกิดขึ้นขณะให้ความร้อนของชิ้นเนื้อที่บริเวณขั้วมีค่าไม่เท่ากัน นอกจากนี้ยังเป็นสาเหตุให้เกิดการผูกมัดของแผ่นอิเล็กโทรดทำให้เกิดโลหะปนเปื้อน และการเกิดปฏิกิริยารีดักชันที่ขั้วแคโทดส่งผลให้เกิดเจลเกิดขึ้น เนื่องจากเส้นใยกล้ามเนื้อแบบแอคตินและไมโอซิน ได้ไปรวมตัวกับน้ำด้วยพันธะไฮโดรเจนที่เกิดจากปฏิกิริยารีดักชันส่งผลให้เกิดโครงสร้างเป็นตาข่ายทำให้สามารถกักน้ำไว้ภายในเซลล์ และเมื่อได้รับความร้อนจึงกลายเป็นเจลเกิดขึ้น ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหานี้จึงเลือกใช้แหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับ และจาก (Yildiz-Turp et al., 2013) ได้เสนอว่าสำหรับแผ่นอิเล็กโทรด

แนะนำให้ใช้เป็นแบบเคลือบแพลดตินัม หรือใช้ไททาเนียมเป็นอิเล็กโทรดเพื่อลดการกร่อนและการปนเปื้อนของโลหะในชิ้นเนื้อสัตว์

สำหรับการเตรียมเนื้อในการทดลองต้องพิจารณาถึงระยะเวลาของเนื้อหลังการฆ่า ซึ่งจะส่งผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าของชิ้นเนื้อ โดยจากการทดลองหาค่าสภาพการนำไฟฟ้าภายในเนื้อหมูที่เวลา 45 60 90 120 150 นาที และ 24 48 ชั่วโมงหลังการตายพบว่า เมื่อระยะเวลาหลังการตายเพิ่มขึ้น จะส่งผลให้ค่าสภาพการนำไฟฟ้าภายในกล้ามเนื้อเพิ่มมากขึ้นตามไปด้วย และแต่ละส่วนของกล้ามเนื้อจะมีค่าสภาพการนำไฟฟ้าที่ไม่เท่ากัน (Jukna et al., 2012) สำหรับความสัมพันธ์ของการเปลี่ยนแปลงหลังการตายของเนื้อที่เลือกใช้ ต่อคุณลักษณะของเนื้อจะมีค่าขึ้นอยู่กับค่า pH ของเนื้อ โดยการเปลี่ยนแปลงของ pH จะส่งผลต่อความนุ่มของเนื้อ สี รสชาติ เนื้อสัมผัส คุณภาพผลิตภัณฑ์แปรรูปจากเนื้อสัตว์ และยังมีผลต่อการเสื่อมเสียเนื่องจากจุลินทรีย์ ซึ่งการป้อนแรงดันไฟฟ้าจะทำให้ค่า pH ของเนื้อมียาค่าต่ำลง และนอกจากนี้ความสำคัญของการเลือกเนื้อหลังการตายยังสามารถบอกค่าความสามารถในการอุ้มน้ำ (Water Holding Capacity) ของเนื้อได้โดยพิจารณาจากอัตราการเปลี่ยนแปลงของ pH ของเนื้อ ลักษณะภายนอกเช่น สีของเนื้อ และความนิ่มของเนื้อ ซึ่งค่าความสามารถในการอุ้มน้ำเป็นส่วนสำคัญต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้ารวมภายในเนื้อในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก (Polidori & Vincenzetti, 2017) แต่ในการเปลี่ยนแปลงของค่า pH ขณะทำการให้ความร้อนแบบโอห์มมิก มีผลต่ออัตราการเปลี่ยนแปลงค่าสภาพการนำไฟฟ้าน้อย

นอกจากการพิจารณาผลของระยะเวลาหลังการตายของเนื้อ และลักษณะภายนอกแล้ว สำหรับปัจจัยที่มีผลต่อค่าสภาพการนำไฟฟ้าภายในเนื้อ การเลือกส่วนประกอบของเนื้อที่มีไขมันน้อยยังส่งผลให้ค่าสภาพการนำไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้น โดยจากการทดลอง (Shirsat et al., 2004) พบว่าเมื่อเพิ่มอัตราส่วนระหว่างกล้ามเนื้อ ต่อไขมัน จากอัตราส่วนของกล้ามเนื้อร้อยละ 0 ถึง 100 พบว่าค่าสภาพการนำไฟฟ้าของเนื้อหมูเมื่อให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเพิ่มขึ้นจากประมาณ 0 ซีเมนส์ต่อเมตร เป็น 0.8 ซีเมนส์ต่อเมตร โดยเพิ่มขึ้นอย่างไม่เป็นเชิงเส้น และจากการทดลองของ (Piette et al., 2004) ได้ทำการทดลองให้ความร้อนแบบโอห์มมิกโดยพิจารณาการเติมสารเพื่อเพิ่มค่าสภาพการนำไฟฟ้า เช่นน้ำเกลือ เปรียบเทียบกับอัตราส่วนของไขมันในเนื้อผสมแบบบด ที่ค่าความเข้มข้นของแรงดันไฟฟ้าเท่ากับ 4 โวลต์ต่อเซนติเมตร พบว่า เมื่อเปรียบเทียบระหว่างอัตราส่วน เนื้อ ไขมัน น้ำ และเกลือ ด้วยอัตราส่วน 50:25:25:2 กรัม กับกรณีอัตราส่วน 50:25:25:0 กรัม พบว่าค่าสภาพการนำไฟฟ้าเริ่มต้นต่างกัน 1 ซีเมนส์ต่อเมตร ที่อุณหภูมิเริ่มต้น 15 องศาเซลเซียส และค่าสภาพการนำไฟฟ้าสุดท้ายต่างกัน 3 ซีเมนส์ต่อเมตร ที่อุณหภูมิสุดท้าย 80 องศาเซลเซียส และสำหรับการทดลองเปรียบเทียบระหว่างอัตราส่วน เนื้อ ไขมัน น้ำ และเกลือ ด้วยอัตราส่วน 50:0:25:2 กรัม กับกรณีอัตราส่วน 50:25:25:4 กรัม พบว่าค่าสภาพการนำไฟฟ้ามีค่าไม่แตกต่างกัน และนอกจากนี้การเติมเกลือส่งผลให้ระยะเวลาที่ใช้ในการเพิ่มอุณหภูมิจาก 15 ถึง 80 องศาเซลเซียส ต่างกันถึง 160 นาที



และจากการทดลองยังพบว่าอัตราการเพิ่มของค่าสภาพการนำไฟฟ้าจะมีค่าเพิ่มขึ้นเป็นเชิงเส้นเมื่ออุณหภูมิเพิ่มขึ้น

(Saif et al., 2004) ได้เสนอว่า ในการป้อนแรงดันไฟฟ้าในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับเนื้อแพะ ที่ระดับแรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ ความถี่ 100 เฮิร์ต ทำการเปรียบเทียบปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่าน กับอัตราส่วนระหว่างความหนาต่อพื้นที่หน้าตัดของเนื้อ (Shape Factor) กับ การป้อนสัญญาณแรงดันในลักษณะ สัญญาณรูปซายน์ รูปสี่เหลี่ยม และรูปสามเหลี่ยม พบว่าการป้อนสัญญาณรูปสี่เหลี่ยม รูปซายน์ และรูปสามเหลี่ยมให้ปริมาณกระแสไหลผ่านได้มากไปน้อย ตามลำดับ และเมื่อเพิ่มอัตราส่วนระหว่างความหนาต่อพื้นที่หน้าตัดของเนื้อพบว่าปริมาณการไหลของกระแสไฟฟ้าจะมีค่าลดลงในลักษณะเชิงเส้น และการเปรียบเทียบแรงดันไฟฟ้าที่ตกคร่อมเนื้อแพะขณะป้อนแรงดันไฟฟ้า กับอัตราส่วนระหว่างความหนาต่อพื้นที่หน้าตัดของเนื้อ พบว่าแรงดันไฟฟ้าที่ตกของการป้อนสัญญาณรูปสี่เหลี่ยม รูปซายน์ และรูปสามเหลี่ยมให้แรงดันตกมากที่สุดไปน้อยสุดตามลำดับ และเมื่อเพิ่มอัตราส่วนระหว่างความหนาต่อพื้นที่หน้าตัดของเนื้อ พบว่าระดับแรงดันที่ตกขณะป้อนแรงดันมีค่าเพิ่มขึ้นเป็นเส้นตรง

ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสภาพต้านทานไฟฟ้า (Resistivity) ภายในเนื้อแพะ เทียบกับความถี่ไฟฟ้าที่ระดับแรงดัน 10 20 และ 30 โวลต์ พบว่า ที่สัญญาณรูปซายน์เนื้อแพะมีค่าสภาพต้านทานไฟฟ้าประมาณ 490 300 และ 280 โอห์มเซนติเมตร ตามลำดับ ที่สัญญาณรูปสี่เหลี่ยมเนื้อแพะมีค่าสภาพต้านทานไฟฟ้าประมาณ 400 250 และ 230 โอห์มเซนติเมตร ตามลำดับ ที่สัญญาณรูปสามเหลี่ยมเนื้อแพะมีค่าสภาพต้านทานไฟฟ้าประมาณ 510 350 และ 320 โอห์มเซนติเมตร ตามลำดับ และเมื่อความถี่ไฟฟ้าเพิ่มขึ้นค่าความต้านทานทางไฟฟ้ามีค่าลดลงในลักษณะเชิงเส้น รวมทั้งการตัดชิ้นเนื้อตามแนวกล้ามเนื้อจะให้ค่าความต้านทานที่น้อยกว่าการตัดตามขวาง ทั้งสามลักษณะสัญญาณแรงดันไฟฟ้า

(Piette et al., 2004) ได้ทำการทดสอบให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกับแฮมและโบลอน่า โดยเปรียบเทียบการควบคุมให้แรงดันไฟฟ้าที่ป้อนมีค่าคงที่ เปรียบเทียบกับความเข้มสนามไฟฟ้าคงที่ พบว่ากรณีกำหนดให้แรงดันไฟฟ้าที่ป้อนคงที่ อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิมีอัตราการเพิ่มที่เป็นเชิงเส้นในช่วง 0 ถึง 2 นาทีมากกว่าการกำหนดให้ความเข้มกระแสไฟฟ้ามีค่าคงที่ และเมื่อเทียบกับการให้ความร้อนของตัวอย่างควบคุม ใช้วิธีการให้ความร้อนแบบห้องรมควันร้อน (Smokehouse Cooking) พบว่าถ้าทำการป้อนแรงดันไฟฟ้าต่ำจะให้สีสว่างกว่าตัวแปรควบคุม และการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจะให้ความชื้นน้อยกว่า และในกรณีใช้ระยะเวลาในการเพิ่มอุณหภูมิข้างล่างจะส่งผลให้ Drip loss มีค่าน้อยลงด้วย

### บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการศึกษาปัจจัยทางไฟฟ้ากระแสตรง และกระแสสลับในเนื้อหมูเพื่อใช้ในการออกแบบเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมู การออกแบบวงจรเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมู วิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นและเลือกแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม พร้อมทั้งพัฒนาโปรแกรมทำนายเวลาและลักษณะปรากฏของเนื้อหมูเมื่อให้ความร้อนด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร และเทียบกับสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า

#### 3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย



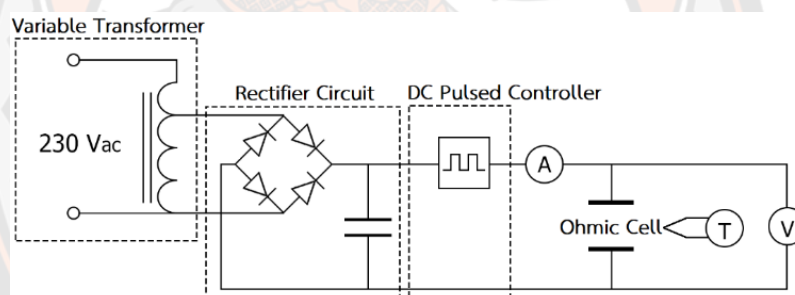
ภาพ 20 แผนผังการดำเนินงานวิจัยในการวิเคราะห์และออกแบบเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมู

ภาพ 20 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลองสำหรับการออกแบบวงจรเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมู และส่วนของการสร้างโมเดลทำนายเวลาและลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักรด้วยวิธีการทำนายแบบโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย และการจำแนกด้วยวิธีป่าสุ่ม

### 3.2 การศึกษาปัจจัยทางไฟฟ้าในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงและกระแสสลับสำหรับเลือกแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม

#### 3.2.1 การทดสอบป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง

การทดสอบเบื้องต้นเพื่อศึกษาคุณสมบัติทางไฟฟ้ากับเนื้อหมูสันนอก ในกรณีการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแผ่นระบายโลหะในระบบเปิด ทำการทดสอบป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง และพัลส์กระแสตรงด้วยวงจรป้อนแรงดันพื้นฐาน ดังภาพ 21



ภาพ 21 วงจรให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเบื้องต้นกระแสตรง

#### 1) วัสดุที่ใช้ในการทดลอง

สำหรับชิ้นเนื้อหมูที่ใช้ในการทดลองจากร้านค้าท้องถิ่น (Hot deboned meat) ผ่านการตัดแต่งโดยเลือกเฉพาะส่วนเนื้อแดง (Lean meat) หั่นขวางเส้นใยกล้ามเนื้อตัดแต่งเป็นชิ้นขนาด 3x2 ตารางเซนติเมตรหนา 2 เซนติเมตร น้ำหนักเฉลี่ย  $12.06 \pm 0.19$  กรัม ผ่านกระบวนการฆ่าและตัดแต่งไม่เกิน 8 ชั่วโมง เก็บไว้ที่อุณหภูมิเริ่มต้น 25 องศาเซลเซียส โดยกำหนดให้ pH เริ่มต้นอยู่ในช่วง 5 – 6

#### 2) ขั้นตอนการทดลอง

วิเคราะห์คุณลักษณะการเปลี่ยนแปลงทางไฟฟ้า และผลกระทบที่เกิดขึ้นเพื่อใช้ในการพิจารณาการเลือกชนิดของแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมกับการออกแบบเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมู โดยกำหนดขอบเขตของตัวแปรในการศึกษาการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยทางไฟฟ้ากับอุณหภูมิขณะให้

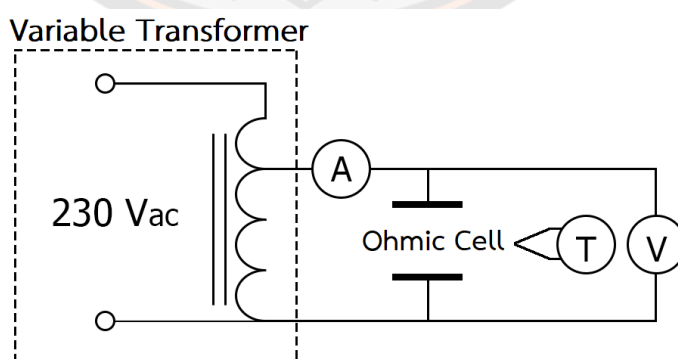
ความร้อนแบบโอห์มมิก โดยกำหนดขอบเขตการศึกษาตัวแปรคุณลักษณะของชิ้นเนื้อ และคุณลักษณะทางไฟฟ้า แสดงดังตาราง 4

ตาราง 4 ตัวแปรคุณลักษณะในการวิเคราะห์อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยการป้อนแรงดันไฟฟ้า กระแสตรง

ตัวแปรอิสระ	ตัวแปรตาม
พื้นที่หน้าตัด	อุณหภูมิ
ความหนา	
แรงดันไฟฟ้า	
กระแสไฟฟ้า	
กำลังไฟฟ้า	
ค่าสภาพการนำไฟฟ้า	
เวลา	

### 3.2.2 การทดสอบป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ

ทดสอบศึกษาคุณสมบัติทางไฟฟ้ากับเนื้อหมูสันนอก ในกรณีการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแผ่นระนาบโลหะในระบบเปิดโดยการให้ความร้อนด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับ ซึ่งมุ่งเน้นในการพิจารณาขนาดชิ้นเนื้อที่แตกต่างกัน และการประยุกต์ใช้ร่วมกับการอย่างแบบปกติ พร้อมทั้งศึกษาปัจจัยภายนอกที่เกิดขึ้นขณะให้ความร้อนสำหรับกำหนดการออกแบบเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมูต้นแบบ ภาพ 22 วงจรแหล่งจ่ายไฟฟ้าเบื้องต้นในการทดสอบ



ภาพ 22 วงจรให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเบื้องต้นกระแสสลับ

### 1) วัตถุดิบที่ใช้ในการทดลอง

การเตรียมวัตถุดิบที่ใช้ในการทดลอง เนื้อหมูส่วนสันนอกจากโรงฆ่าสัตว์ที่ได้มาตรฐานเทศบาลจังหวัดพิษณุโลก ที่ผ่านกระบวนการหลังการฆ่าเป็นเวลา 24 ชั่วโมง ผ่านการตัดแต่งโดยเลือกเฉพาะส่วนเนื้อแดง (Lean meat) หั่นขวางเส้นใยกล้ามเนื้อตัดแต่งเป็นชิ้น สเต็กโดยมีขนาดพื้นที่หน้าตัดขนาด คือ 2x2, 4x2, 4x3 และ 4x4 นิ้ว ความหนา 0.5 นิ้ว น้ำหนักเฉลี่ยประมาณ 37, 80, 115 และ 150 กรัม

### 2) ขั้นตอนการทดลอง

ในการทดสอบนี้จะพิจารณาหาแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมสำหรับใช้ในสเต็กเนื้อหมู แนวทางในควบคุมระดับความสุขของเนื้อจากการวิเคราะห์ผลทางไฟฟ้าและอุณหภูมิที่เกิดขึ้น ตามขั้นตอนดังนี้

1. รวบรวมข้อมูลและพล็อตอัตราการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิตามเวลา กระแสไฟสูงสุดที่ใช้ในแต่ละระดับแรงดันไฟฟ้า และวัดเวลาที่ใช้ในการปรุงอาหารในระดับความร้อนที่ติดกัน
2. วิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิของแต่ละระดับแรงดันไฟฟ้าโดยเลือกระดับแรงดันไฟฟ้าที่สามารถรักษาอัตราการเพิ่มความร้อนแบบเชิงเส้นได้นานที่สุดและมีกระแสไฟที่เหมาะสมสำหรับการออกแบบอุปกรณ์ในการทำอาหารโอห์มมิก
3. หลังจากเลือกแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมแล้ว ทำการวิเคราะห์ผลทางกายภาพและทางเคมีเมื่อใช้ขั้นตอนการเตรียมสเต็กเนื้อหมูร่วมกับการย่างสำหรับตกแต่ง เช่นการทดสอบ ค่าความเป็นกรด (pH), ปริมาณความชื้น (Moisture content), การสูญเสีย น้ำ (Drip loss), การสูญเสียจากการทำอาหาร (Cooking loss), ความจุของน้ำในเนื้อ (WHC), แรงเฉือน (Shear force) และสี ตามวิธีของ The Association of Official Analytical Chemists (AOAC, 1990) ซึ่งเป็นขั้นตอนที่ได้รับการยอมรับและเป็นมาตรฐานในระดับนานาชาติสำหรับการทดสอบทางเคมี และจุลชีววิทยา
4. ทำการเปรียบเทียบระยะเวลาที่ใช้ในการปรุงสเต็กทั้งสองแบบ คือการใช้การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับการย่าง และการย่างปกติ ที่ระดับความสุข 5 ระดับ พร้อมทดสอบโลหะตกค้างที่เกิดขึ้นในการใช้ร่วมกับวิธีโอห์มมิก

### เครื่องมือในการวิเคราะห์ผลทางกายภาพและทางเคมี

1. การวิเคราะห์ผลทางกายภาพและทางเคมีนี้จะใช้เครื่องมือในการวิเคราะห์ด้วย Statistical Package for the Social Science (SPSS) และวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยด้วยการทดสอบ Duncan's new multiple-range
2. ทดสอบโลหะตกค้างด้วยเครื่อง Atomic Absorption Spectrophotometer (Thai Industrial Standards Institute 1378-2559)

ตาราง 5 แสดงตัวแปรคุณลักษณะสำหรับการวิเคราะห์อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ ผลทางกายภาพและเคมี ในการทดสอบนี้จะพิจารณาหาแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม และนำการให้ความร้อนแบบโอห์มมิคมาทำการทดสอบร่วมกับการย่างแบบปกติเพื่อดูปัจจัยทางกายภาพและเคมี สำหรับใช้พิจารณาพร้อมกับการเลือกระดับแรงดันไฟฟ้า

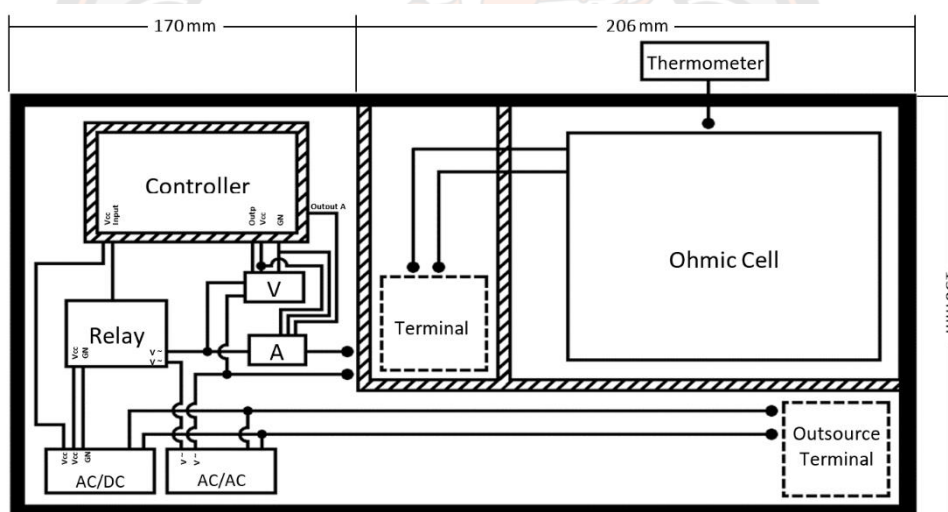
ตาราง 5 ตัวแปรคุณลักษณะในการวิเคราะห์อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยการป้อนแรงดันไฟฟ้า กระแสสลับ

ตัวแปรอิสระ	ตัวแปรตาม
พื้นที่หน้าตัด	เวลาที่ใช้ในแต่ละระดับความสุก
ความหนา	น้ำหนักหลังทอดลง
น้ำหนักก่อนทอดลง	อุณหภูมิชิ้นเนื้อ
แรงดันไฟฟ้า	ค่าความเป็นกรด
กระแสไฟฟ้า	ค่าการสูญเสียน้ำ
อุณหภูมิเริ่มต้น	ค่าการสูญเสียจากการทำอาหาร
	ปริมาณความชื้น
	ความจุของน้ำในเนื้อ
	แรงเฉือน
	สี
	ค่าโลหะตกค้าง

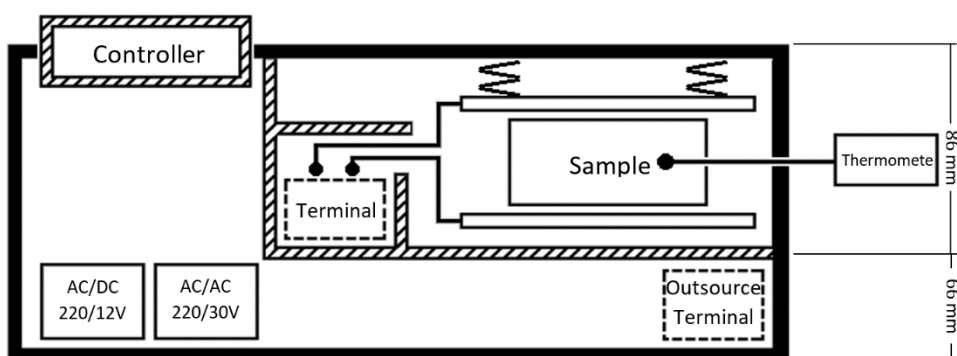
### 3.3 การออกแบบและพัฒนาเครื่องต้นแบบและทดสอบการใช้งานเบื้องต้น

#### 3.3.1 ออกแบบวงจรควบคุมและแสดงผลเครื่องโอห์มมิกต้นแบบ

ออกแบบผังวงจรเครื่องให้ความร้อนแบบโอห์ม (Ohmic-type heating device) ตามภาพ 23 โดยใช้พิกัดกระแสและแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทดลองในห้องปฏิบัติการเป็นพื้นฐาน อุปกรณ์ที่ใช้ประกอบเครื่องมี Arduino MEGA2560 เป็นหน่วยประมวลผลและมี TFT touchscreen 3.2" เป็น user interface, Adapter AC-DC 220/12V เป็นแหล่งจ่ายไฟให้กับ Controller, เลือกใช้ Variable voltage controller เพื่อปรับแรงดัน AC-AC 220/30V ให้กับโอห์มมิกเซลล์ (Ohmic cell), แหล่งจ่ายไฟฟ้า AC 220 โวลต์, Relay พิกัด 10 แอมแปร์ 250 โวลต์กระแสสลับ ที่ควบคุมผ่าน Controller (Normally Open), อุปกรณ์วัดกระแส ACS712 โดยมีความคลาดเคลื่อนที่  $\pm 1.5\%$ , แผ่นอิเล็กทรอนิกส์ชนิด Stainless steel 316L, อุปกรณ์วัดอุณหภูมิ แคลมป์มิเตอร์ HT (HT9015) โดยใช้โพรบวัดอุณหภูมิชนิด K-type และ Digital Voltmeter เพื่อวัดแรงดันไฟฟ้าข้ามโอห์มมิกเซลล์



(ก) ด้านบน



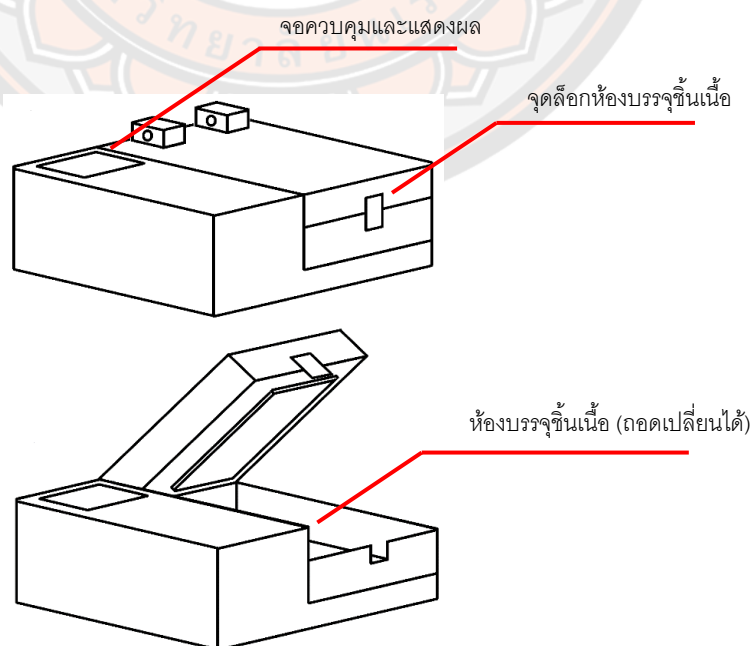
(ข) ด้านหน้า

ภาพ 23 ผังอุปกรณ์ตามตำแหน่งติดตั้งจริง (ก) ด้านบน และ (ข) ด้านหน้า

การออกแบบโปรแกรมควบคุม และการใช้งานอุปกรณ์ออกแบบตามขั้นตอนการใช้งาน เบื้องต้นแหล่งจ่ายไฟฟ้าจะป้อนแหล่งจ่ายไฟฟ้าไปที่ส่วนควบคุม 12 โวลต์กระแสตรง ผ่าน Adapter และอีกส่วนเป็นแรงดันไฟฟ้าใช้งานสำหรับให้ความร้อน 30 โวลต์กระแสสลับ จำกัดกระแสไฟฟ้าเกินที่ฟิวส์ที่ฝั่งขาเข้าของอุปกรณ์ ในส่วนการให้ความร้อนเชื่อมต่อกับรีเลย์เพื่อควบคุมการจ่ายพลังงานไฟฟ้าให้กับชิ้นเนื้อหมู รีเลย์รับคำสั่งจากบอร์ดควบคุม เป็น Digital input อีกที ในการตั้งค่าเลือกระดับความสุกจะออกแบบเป็นการกำหนดระดับความสุกได้ และแบบป้อนอุณหภูมิตามเวลาที่กำหนด

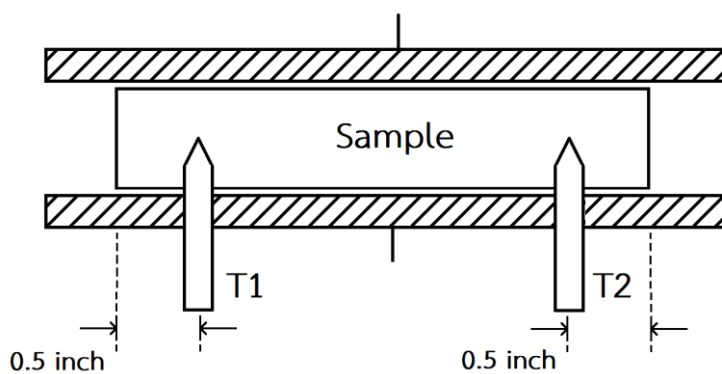
### 3.3.2 การออกแบบโครงสร้างภายนอก

โครงและกรอบภายนอกทำการออกแบบจำลองด้วยโปรแกรม Sketchup ดังภาพ 24 ประกอบไปด้วยส่วนห้องบรรจุชิ้นเนื้อ และส่วนเก็บวงจรแยกชิ้นกันได้ สำหรับจ่ายต่อความทำความสะอาดและป้องกันน้ำที่เกิดขึ้นขณะให้ความร้อนซึมผ่านเข้าไปที่วงจรให้เกิดความเสียหายโดยมีฟักัดชิ้นเนื้อขนาดใหญ่สุด 4 x 4 นิ้ว ความหนา 0.5 นิ้ว สำหรับส่วนห้องเก็บวงจรทำการออกแบบผังการวางอุปกรณ์แสดงดังภาพ 9 และ 10 โดยทั้งสองส่วนใช้วัสดุเป็นอะคริลิกและส่วนการเชื่อมต่อระหว่างกันกับอุปกรณ์ขนาดเล็กใช้การพิมพ์พลาสติก ABS และการวัดอุณหภูมิที่ตำแหน่ง T1 และ T2 โดยแต่ละตำแหน่งวัดระยะห่างจากขอบชิ้นเนื้อหมูเป็นระยะ 0.5 นิ้ว แสดงดังภาพ 25 และภาพ 26 แสดงตัวอย่างการใช้งานเครื่องให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจริงกับชิ้นเนื้อหมูขนาดพื้นที่หน้าตัด 4x2 ตารางนิ้ว

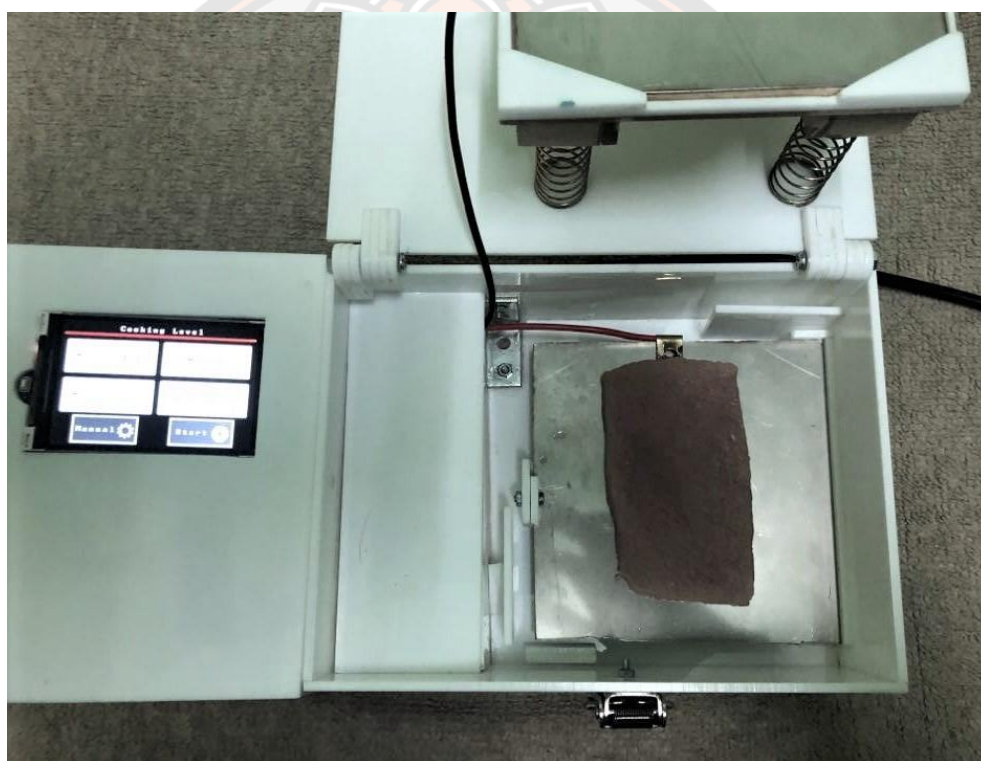


ภาพ 24 โครงสร้างภายนอกและตำแหน่งการวางชิ้นเนื้อ





ภาพ 25 ตำแหน่งการวัดอุณหภูมิในโอ้หม้มิกเซลล์สำหรับเครื่องเตรียมสเต็มกหมู



ภาพ 26 การทดสอบใช้งานเครื่องให้ความร้อนแบบโอ้หม้มิกต้นแบบ

### 3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลประกอบการเรียนรู้ของเครื่องจักรและสร้างโมเดลทำนาย

#### 3.4.1 การให้ความร้อนแบบโอ้หม้มิกด้วยแรงดันไฟฟ้าที่ เหมาะสมสำหรับสร้างชุดข้อมูลทำนายอุณหภูมิ และคุณลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อ

หลังจากเลือกแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมแล้ว ออกแบบการควบคุมการให้ความร้อนแบบโอ้หม้มิกโดยมุ่งเน้นที่ระดับความสุก Well-done โดยพิจารณาตัวแปรทางไฟฟ้าและกายภาพทั้งหมดที่ได้จากการทดลอง และคัดเลือกตัวแปรที่มีผลในควบคุมการให้ความร้อนให้ได้เงื่อนไขตามที่ต้องการ

เนื่องจากตัวแปรคุณลักษณะทางไฟฟ้าของชิ้นเนื้อหมูมีความสัมพันธ์กับพื้นที่หน้าตัด (A) ระยะความหนาของเนื้อที่อยู่ในแนวกระแสไฟฟ้าไหลผ่าน ตามความสัมพันธ์จากสมการค่าความต้านทานไฟฟ้าโดยรวมในวัตถุ (2.1) ทั้งนี้ปริมาตรของมวลยังสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิในลักษณะผกผัน ตามสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานไฟฟ้าเป็นพลังงานความร้อน (2.3) ทำให้ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นแม้เพียงเล็กน้อยจากปริมาตรและน้ำหนักของชิ้นเนื้อในการทดลองจะมีผลอย่างมากต่อการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิที่เกิดขึ้น ซึ่งในความเป็นจริงแล้ว การอย่างสแต็กจะไม่ได้กำหนดมวลหรือปริมาตรที่ตายตัว ดังนั้นในการนำไปประยุกต์ในการออกแบบเครื่องเตรียมสแต็กในงานวิจัยนี้ จึงต้องคำนึงถึงคุณลักษณะของชิ้นเนื้อทั้งในทางไฟฟ้า และคุณลักษณะทางกายภาพ และความผิดปกติที่อาจจะเกิดขึ้นได้

การทดลองสำหรับสร้างข้อมูลในการทำนายเวลาและคุณลักษณะปรากฏที่จะเกิดขึ้นในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอท้อมิก จะแบ่งความหนาชิ้นเนื้อออกเป็น 3 รูปแบบ คือ หนา ปกติ และบาง โดยทำการเปรียบเทียบโดยการทดลองปรับค่าน้ำหนัก ด้วยชิ้นเนื้อขนาดพื้นที่หน้าตัด 2x2 ตารางนิ้ว ทำการทดลองซ้ำจำนวน 5 รอบ กำหนดให้ค่าตอบของคุณลักษณะปรากฏแบ่งเป็น สูง 100% สูงน้อยกว่า 80% และสูงน้อยกว่า 50% สำหรับใช้เป็นค่าจำลองในความผิดพลาดของการป้อนแรงดันไฟฟ้า

### 3.4.2 สร้างแบบจำลอง (Simulation) ตัวแปรกับปัญหาประกอบการเรียนรู้ของเครื่อง

จำลองข้อมูลตัวแปร ลักษณะของข้อมูลที่ควรได้หลังการทดลอง โดยพิจารณาจากตัวแปรที่ได้จากการวัดเบื้องต้น ตัวชี้วัดคุณภาพของสแต็ก และคุณภาพของสแต็กที่ได้ เพื่อกำหนดเป็นตัวแปรขาเข้า (Input) และตัวแปรขาออก (Output)

ตาราง 6 ตัวแปรขาเข้า และตัวแปรขาออก สำหรับการทำนายคุณภาพของสแต็กที่ขนาดชิ้นเนื้อต่างกัน

ตัวแปรขาเข้า	ตัวแปรขาออก
ตัวแปรที่ได้จากการวัดเบื้องต้น	คุณภาพของสแต็กที่ได้
ตัวชี้วัดคุณภาพของสแต็ก	

จากตาราง 6 พบว่าในกรณีข้อมูลการทดลองปกติตัวแปรขาเข้า ควรเป็นค่าที่วัดได้ และตัวชี้วัดคุณภาพของเนื้อสแต็กควรใช้เพื่อประเมินคุณภาพของชิ้นเนื้อสแต็กนั้นๆ แต่สำหรับการออกแบบระบบควบคุมคุณภาพชิ้นเนื้อจึงต้องกำหนดคุณลักษณะบางอย่างเพื่อหาว่าควรป้อนไฟฟ้า

เท่าไรเพื่อให้ได้คุณภาพที่ต้องการ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อใช้ในการควบคุมคุณภาพชิ้นเนื้อ ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวจะประกอบด้วย 1) การเก็บข้อมูล 2) การแบ่งชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกและการทดสอบแบบจำลอง 3) การเลือกและการปรับแต่งโมเดล 4) การฝึกและการทดสอบแบบจำลอง และ 5) การประเมินและการทำงานแบบจำลองในการควบคุมคุณภาพชิ้นเนื้อ โดยคำนึงถึงความแม่นยำและประสิทธิภาพของแบบจำลองในการควบคุมคุณภาพของชิ้นเนื้อสแต็กให้มีประสิทธิภาพสูงสุด

จากการทดลองสามารถแบ่งประเภทข้อมูลสำหรับการทดสอบออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้

**ข้อมูลเชิงปริมาณ (Quantitative data) : Discrete data**

พื้นที่หน้าตัด ความหนา น้ำหนักก่อนทดลอง อุณหภูมิเริ่มต้น

**ข้อมูลเชิงปริมาณ (Quantitative data) : Continuous data**

น้ำหนักหลังทดลอง แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า อุณหภูมิเนื้อ เวลา

**ข้อมูลเชิงคุณภาพ (Qualitative Data) : Nominal Scale**

คุณภาพของชิ้นเนื้อที่ยอมรับได้ (สุก 100% สุกน้อยกว่า 80% สุกน้อยกว่า 50%)

จากข้อมูลทั้งหมดจะกำหนดตัวแปรต้น เป็นข้อมูลขาเข้า และตัวแปรตามจะกำหนดเป็นข้อมูลขาออกในการใช้วิเคราะห์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

**เครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูล**

สำหรับการเรียนรู้ของเครื่องจะใช้ภาษา Python ในการเขียนโปรแกรม ร่วมกับ Google Colaboratory ในการวิเคราะห์ข้อมูล

### 3.4.3 ขั้นตอนการสร้างโมเดลทำนายเวลาที่ต้องใช้ และจำแนกคุณลักษณะในเครื่องเตรียมสแต็กเนื้อหมูต้นแบบ

ในการจัดการข้อมูลในการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนจะแบ่งข้อมูลออกเป็น แบ่งข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Train) และข้อมูลทดสอบ (Test) โดยจะเลือกใช้อัตราส่วน 70:30 ตามลำดับ ซึ่งการเลือกสัดส่วนของข้อมูลทั่วไปจะอยู่ที่ 70:30 80:20 หรือ 90:10 โดยจะขึ้นอยู่กับขนาดของข้อมูล การจัดการการแก้ปัญหาเรื่องการเรียนรู้ หรือความซับซ้อนของข้อมูล ในกรณีชุดข้อมูลมีขนาดเล็กมักจะเลือกใช้อัตราส่วน 70:30 เป็นสัดส่วนที่เหมาะสม (Nguyen et al., 2021)

## 1) การสร้างโมเดลทำนายเวลาที่ต้องใช้ และจำแนกลักษณะปรากฏในเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมูต้นแบบ

เบื้องต้นทำการสร้างไฟล์ข้อมูลจากการทดลองเป็นไฟล์สำหรับทำนาย และนำเข้ามาอยู่ในรูป DataFrame ทำการจัดการข้อมูล เช่น แปลงข้อมูลตัวแปรไม่ต่อเนื่อง จากตัวอักษรแทนเป็นตัวเลขลอจิก จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลเป็นข้อมูลสำหรับเรียนรู้ และข้อมูลทดสอบ

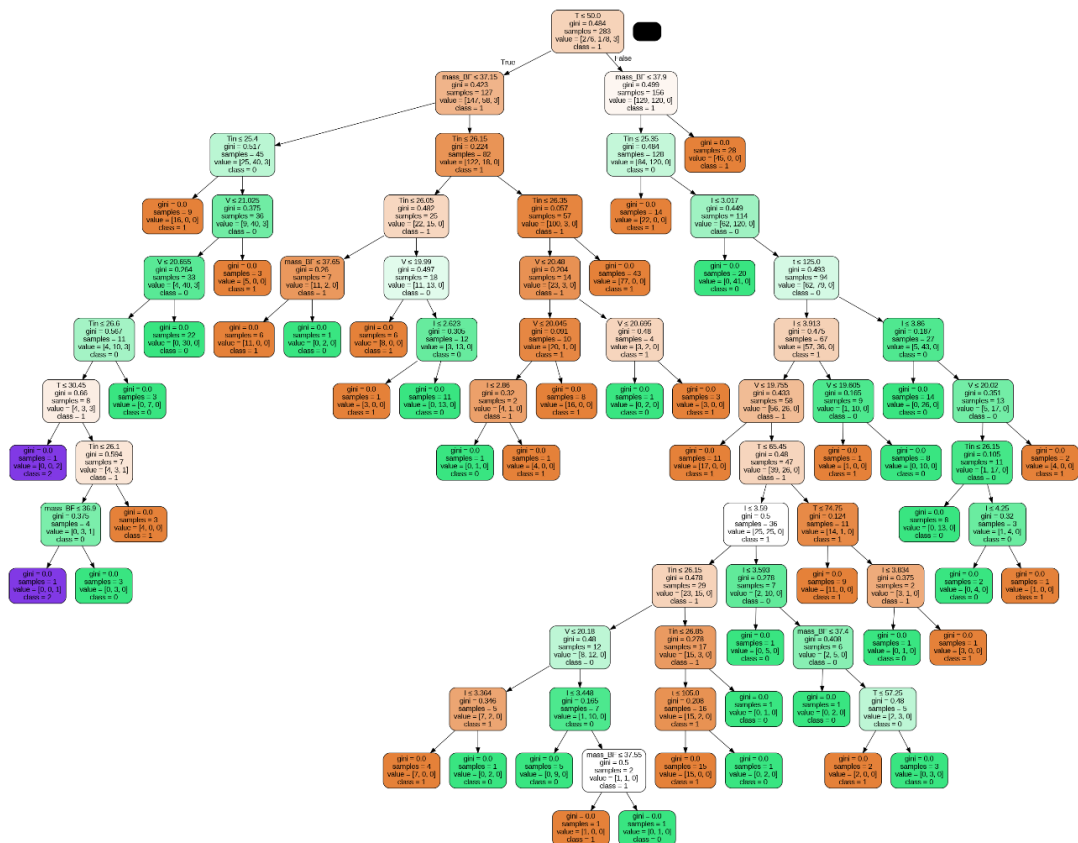
โดยโมเดลสำหรับทำนายตัวแปรเวลา (t) จากเครื่องมือ Keras ของ TensorFlow ในการสร้างการทำนายโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย เบื้องต้นกำหนดให้ไฮเปอร์พารามิเตอร์เป็นค่าเบื้องต้นเช่น จำนวนรอบการเรียนรู้เข้าเท่ากับ 250 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้ เป็น 0.001 และใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันเป็น Adaptive moment (Adam) และให้ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยการพิจารณาฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss function) เป็นค่า Mean square error พร้อมแสดงผลการเรียนรู้ด้วยการแสดงกราฟการเปลี่ยนแปลงของค่าฟังก์ชันความสูญเสียของการทดสอบของข้อมูลสำหรับเรียนรู้ และข้อมูลทดสอบ และแสดงค่า R-square

## 2) การสร้างโมเดลจำแนกคุณลักษณะจากการทำนายเวลาของการให้ความร้อน

สำหรับการทำนายตัวแปรคุณภาพลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อ โดยในการเรียนรู้ของโมเดลทำนายจะใช้ข้อมูลขาเข้า (Input) และ ตัวแปรตาม เวลา มาเรียนรู้ก่อน ด้วยโมเดล Classification แบบป่าสุ่ม (Random Forest) กำหนดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของการสร้างต้นไม้ตัดสินใจและป่าสุ่มด้วยการกำหนด ประเภทการสุ่มเบื้องต้นเป็น Boosting ตัวแปรตัดสินใจเป็นแบบ Gini impurity กำหนดให้สร้างต้นไม้ตัดสินใจเป็นจำนวน 100 ต้น ทำการทดสอบค่า Accuracy ของโมเดลเบื้องต้น

ในการทดสอบจะนำคำตอบจากการทำนาย ตัวแปรเวลา ก่อนหน้ามาเป็นตัวแปรขาเข้า หลังจากนั้นแสดงเมตริกซ์ความสับสนของการทดสอบด้วยข้อมูลสำหรับเรียนรู้ และข้อมูลทดสอบ พร้อมทั้งแสดงค่า Accuracy, Precision, Recall และ F1 score ของโมเดล

นอกจากนี้ยังสามารถแสดงตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจเบื้องต้นได้ ดังภาพ 27



ภาพ 27 ตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจที่ได้จากป่าสุ่ม

3) เปรียบเทียบความสำคัญของตัวแปรในการทำนายในแต่ละขั้นตอนของโมเดลทำนาย

สำหรับการทำนาย เบื้องต้นจะทดสอบจากการทำการคัดเลือกตัวแปร (Feature Selection) จากตัวแปรที่ได้เลือกแล้วหลังการวิเคราะห์เบื้องต้นในการทดลอง และในกรณีการทำนายแบบถดถอย จะลองทดสอบด้วยการตรวจสอบค่าถ่วงน้ำหนักหลังการปรับปรุงโมเดล ส่วนในกรณีการทำนายการแบ่งกลุ่ม จะทดสอบโดยการดูผลการคัดเลือก เช่นจากค่า Gini impurity ต้นไม้ตัดสินใจกิ่งแรก เป็นต้น

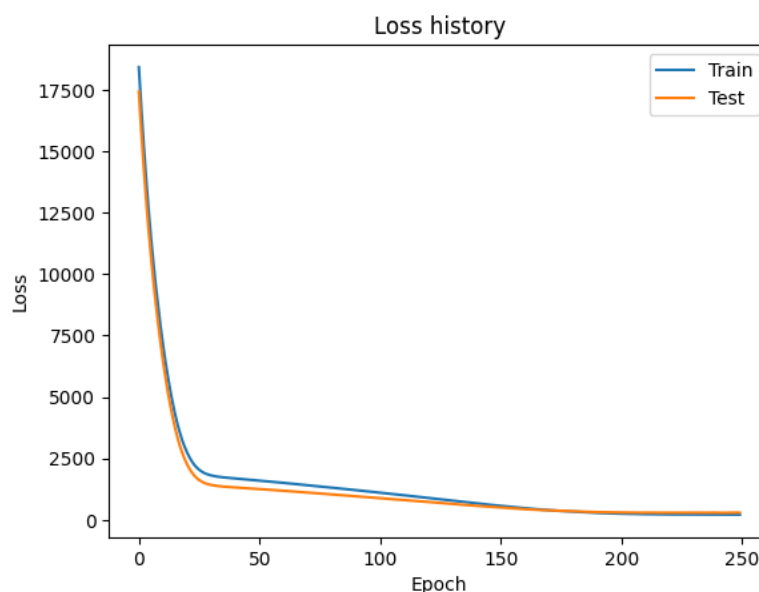
4) การทดสอบประสิทธิภาพหลังการสร้างแบบจำลอง และแนวทางปรับปรุงเบื้องต้น

การวัดค่า Mean squared error (MSE)

สำหรับการทำนายแบบถดถอย จะต้องแสดงค่า Mean squared error ด้วยแสดงดังสมการ (3.1) โดยที่ตัวแปรนี้เป็นฟังก์ชันความสูญเสีย ที่ใช้เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวัดค่าความผิดพลาดของสมการในการประมาณค่าจากสมการทำนาย  $h_w(x)$  ที่ได้ สำหรับนำไปใช้ในการปรับปรุงโมเดลทำนาย โดยทำการเทียบผลต่างระหว่างค่าที่ได้จากสมการทำนายเทียบกับข้อมูลจริงที่

ใกล้เคียงที่สุดจากข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ( $y_i$  หรือ  $z_i$ ) และนำแต่ละข้อมูลมายกกำลังสองและหาผลรวม ปกติแล้วต้องการให้ฟังก์ชันความสูญเสียมีค่าน้อยที่สุด

$$MSE = J(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - h_w(x_i))^2 \quad (3.1)$$



ภาพ 28 ค่า Mean squared error (หรือ Loss) ที่เปลี่ยนไปในการทำนายค่าเวลา

ผลการทดสอบเบื้องต้นดังภาพ 28 จะเห็นว่าการทำนายค่าหลังปรับปรุงโมเดลด้วยข้อมูลสำหรับเรียนรู้ จะช่วยลดความผิดพลาดของการทำนายมากขึ้น โดยการกำหนดตัวแปรไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลจะช่วยหลีกเลี่ยงปัญหา Underfitting, Overfitting หรือการติด Local minimum ได้ซึ่งจากภาพจะเห็นได้ว่าถ้ากำหนดให้จำนวนการเรียนรู้ซ้ำ (epoch) อยู่ในช่วงต่ำกว่า 100 รอบจะทำให้โมเดลทำนายยังคงเกิดปัญหาการติด Local minimum อยู่

### การทำ Model tuning

ในการปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลทำนาย ผู้วิจัยจะต้องพิจารณาและปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ซึ่งไฮเปอร์พารามิเตอร์นั้นมีหลายตัวอย่างเช่น อัตราการเรียนรู้, ค่าเรกูลาไรซ์, ฟังก์ชันถ่ายโอน, ตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งจะมีผลต่อประสิทธิภาพของโมเดลในทุกๆ การฝึกและการทำนาย จากโค้ดแบบจำลองเบื้องต้นจะกำหนดการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก โดยใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันแบบ Adaptive Moment (Adam) และ

ทดลองใช้การเรกูลาไรซ์ (Regularize) เพิ่มเข้าไปในการเรียนรู้ของโมเดล พร้อมทั้งลองปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์เฉพาะในโมเดล Regression และ Classification ที่เลือกใช้

### ก) Adaptive Moment (Adam)

เป็นอัลกอริทึมการปรับพารามิเตอร์ในการเรียนรู้ของโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูง อัลกอริทึมนี้เป็นการรวมคุณสมบัติของอัลกอริทึม Momentum และการปรับปรุง Gradient ซึ่งช่วยลดปัญหาการเดินเร็วของอัลกอริทึม Momentum และปัญหาการติด Local minimum

Adam ใช้ค่าเฉลี่ยของค่าตัวแปรเอมบีเพื่อปรับอัตราการเรียนรู้ โดยการคำนวณอัตราการเรียนรู้ในแต่ละตัวแปรจะแตกต่างกันไปเล็กน้อย โดยใช้ Momentum เพื่อช่วยในการสะสมค่าเดินเร็วของการอัปเดตของพารามิเตอร์ และใช้  $v_t$  เพื่อลดอัตราการเรียนรู้ในแต่ละตัวแปรเมื่อ Gradient มีค่ามากเกินไป ดังนั้น Adam จึงเป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงและเป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลายในการฝึกโมเดลปัญญาประดิษฐ์ เนื่องจากสามารถช่วยลดปัญหา Overfitting และช่วยให้โมเดลมีความเร็วในการฝึกเรียนได้เพิ่มขึ้น เบื้องต้นใน Keras ของ Tensorflow จะกำหนดค่า  $\eta = 10^{-7}$

### ข) การเรกูลาไรซ์ (Regularization)

การเรกูลาไรซ์เป็นเทคนิคหนึ่งในการปรับปรุงและป้องกันโมเดลปัญญาประดิษฐ์ โดยลดการเรียนรู้ของโมเดลต่อข้อมูลฝึกฝนที่มีความซับซ้อนหรือเกิดการเรียนรู้เกินได้ง่าย โดยการเรกูลาไรซ์จะใช้ส่วนของสมการเรกูลาไรซ์ในฟังก์ชันความสูญเสีย เพื่อลดค่าถ่วงน้ำหนัก หรือช่วงค่าของพารามิเตอร์ในโมเดลที่มีค่ามากเกินไป ซึ่งสามารถช่วยลดความซับซ้อนของโมเดลและป้องกันการเรียนรู้เกินได้

เรกูลาไรซ์สามารถทำได้หลายวิธี เช่น การเรกูลาไรซ์แบบ L1 และการเรกูลาไรซ์แบบ L2 ซึ่งทั้งสองวิธีจะเพิ่มส่วนของสมการเรกูลาไรซ์ ในฟังก์ชันความสูญเสียโดยใช้ค่า Absolute value และ Square ของตัวแปรถ่วงน้ำหนัก ตามลำดับ เพื่อลดค่าถ่วงหรือช่วงค่าของพารามิเตอร์ในโมเดล และช่วยลดความซับซ้อนของโมเดลให้เหมาะสมกับข้อมูลฝึกฝน

ในกรณีของโมเดลจากการทดลองตัวอย่าง ค่าฟังก์ชันความสูญเสีย จะใช้ฟังก์ชัน Mean squared error ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการ (3.4)

$$J(w) = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^m w_j \phi_j(x_i) - z_i \right)^2 \quad (3.2)$$

การเพิ่มฟังก์ชันเรกูลาไรซ์จะทำได้โดยการบวกเพิ่มเข้าไปกับค่าฟังก์ชันความสูญเสียนั้นมี 2 แบบคือ L1 กับ L2

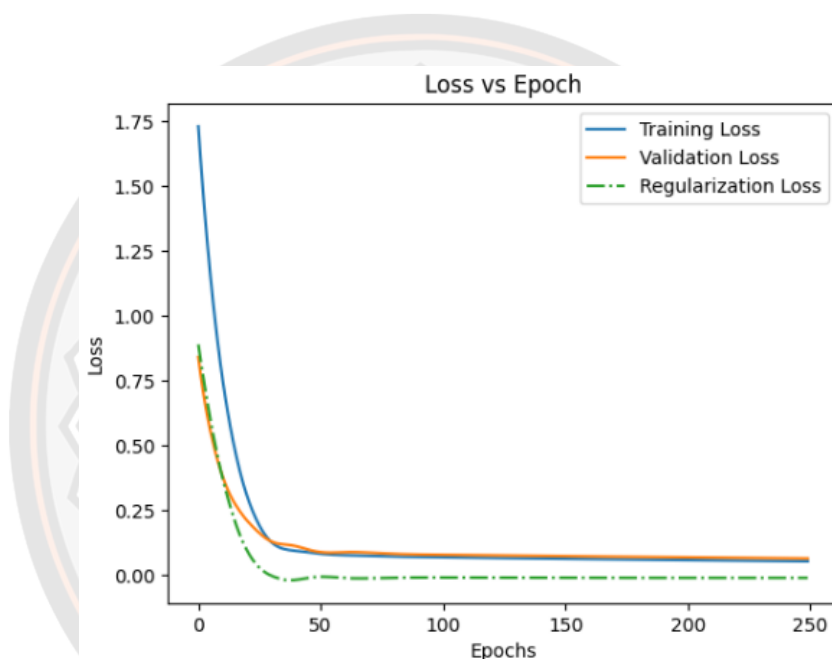
L1 จะคิดค่าเสียหายเพิ่มตามค่าสัมบูรณ์ของน้ำหนัก

$$J_+ = \frac{\lambda}{n} \sum_{j=1}^m |w_j|$$

L2 คือการคิดค่าเสียหายเพิ่มตามค่าน้ำหนักยกกำลังสอง

$$J_+ = \frac{\lambda}{n} \sum_{j=1}^m w_j^2$$

ในที่นี้  $\lambda$  คือขนาดของการเรกูลาไรซ์ ยิ่งมากก็จะยิ่งถ่วงให้น้ำหนักเพิ่มสูงได้ยาก เป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่สำคัญ ต้องพิจารณาเลือกค่าให้เหมาะสม



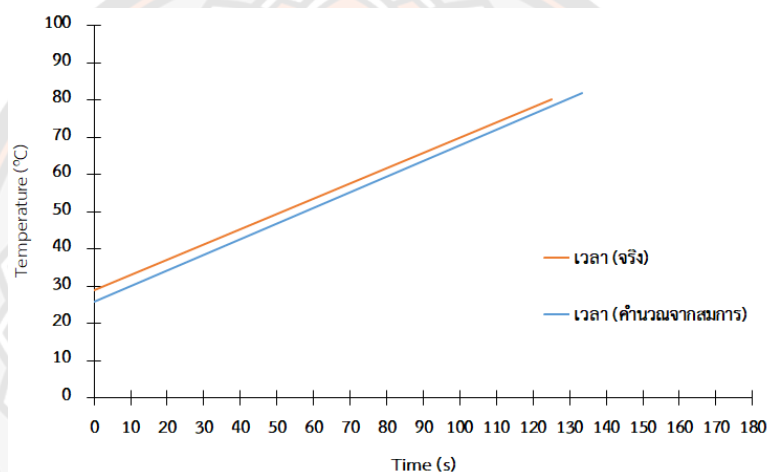
ภาพ 29 ค่าฟังก์ชันความสูญเสีย ที่เปลี่ยนไปหลังการเพิ่มค่าเรกูลาไรซ์

เมื่อเปรียบเทียบกับก่อนเพิ่มค่าเรกูลาไรซ์ ค่าฟังก์ชันความสูญเสียจากการเรียนรู้ของโมเดลจะมีค่าอยู่ที่ประมาณ 0.2 หลังจากนั้นได้เพิ่มค่าเรกูลาไรซ์เป็น 0.001 ลงไปในโมเดล ปัญหาประดิษฐ์ เมื่อเทียบกับโมเดลก่อนหน้านี้ที่ไม่มีการเรกูลาไรซ์ พบว่าค่าฟังก์ชันความสูญเสียจากการเรียนรู้ของโมเดลลดลงเหลือเพียง 0.1 ดังภาพ 29 หลังจากการเพิ่มค่าเรกูลาไรซ์ เป็นการบ่งบอกว่าโมเดลมีความสามารถในการลดปัญหาการเรียนรู้เกินลงได้โดยการใช้การเรกูลาไรซ์ทำให้โมเดลสามารถทำงานได้ดีกับชุดข้อมูลอื่นๆ ที่มีความซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนายข้อมูลในการใช้งานจริง



### 3.5 จำลองการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า

ในการจำลองการเพิ่มของอุณหภูมิด้วยสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า อ้างอิงจากสมการ (2.3) เปรียบเทียบกับการใช้งานโมเดลหลังทำการปรับปรุงแล้ว ทำการทดสอบ เบื้องต้นด้วยข้อมูลทดสอบ 3 แบบคือกรณีสุก 100% สุกน้อยกว่า 80% และสุกน้อยกว่า 50% เปรียบเทียบอัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิโดยสร้างเส้นแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิ กรณีการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิที่เกิดขึ้นจริง กรณีการคำนวณอุณหภูมิเมื่อกำหนดให้ไม่มีการเปลี่ยนแปลง น้ำหนัก พลังงานไฟฟ้าที่ป้อนและค่าความจุความร้อนจำเพาะของทั้งชิ้นเนื้อมีค่าคงที่ และกรณีการใช้ โมเดลทำนาย สำหรับผลการทดลองเบื้องต้นแสดงดังภาพ 30



ภาพ 30 แบบจำลองการเพิ่มอุณหภูมิจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า

ผลลัพธ์เบื้องต้นจากการจำลองการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิของกรณีที่กำหนดอุณหภูมิแสดงให้เห็นว่าเมื่อมวล และค่าความจุความร้อนจำเพาะคงที่ จะมีความแตกต่างกับค่าเวลาจริงที่ได้จากการทดลอง ค่าความผิดพลาดที่หายไปสามารถมีผลกระทบต่อการทำนายอุณหภูมิได้อย่างมีนัยสำคัญ เช่น การสูญเสียของพลังงานในวงจรหรือการสูญเสียความร้อนไปยังบรรยากาศ ดังนั้นในการแก้ไขปัญหาการทำนายอุณหภูมิให้ใกล้เคียงอุณหภูมิจริงที่เกิดขึ้นจึงนำโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรมาประยุกต์ใช้ทำนายอุณหภูมิ

## บทที่ 4

### ผลการดำเนินงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการทดสอบสำหรับการคัดเลือกชนิดของแหล่งจ่ายไฟฟ้าที่ต้องใช้ในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกพร้อมกับการย่างปกติ แรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมต่อการควบคุมอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ ผลทางเคมีและกายภาพที่เกิดขึ้นในการใช้การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกพร้อมกับการย่างที่ระดับแรงดันไฟฟ้าที่เลือก แสดงปัญหาที่พบเจอเพื่อใช้ในการออกแบบการควบคุมและผลการทดสอบการทำงานของแบบจำลองสำหรับทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง โดยแบ่งออกเป็น

1. การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจากแหล่งจ่ายไฟฟ้า กระแสตรง และกระแสสลับ
2. การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยการคงค่าแรงดันไฟฟ้า และการสร้างโมเดลทำนาย
3. เปรียบเทียบโมเดลทำนายกับสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า

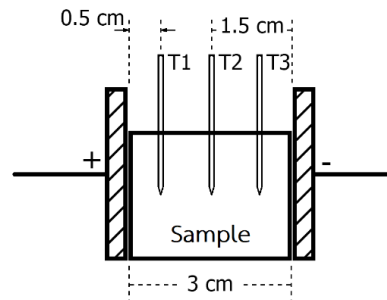
#### 4.1 การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจากแหล่งจ่ายไฟฟ้า กระแสตรง และกระแสสลับ

ทำการทดลองการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกทั้งแบบกระแสตรงและกระแสสลับ เพื่ออธิบายความสัมพันธ์ของตัวแปร และผลกระทบที่เกิดขึ้น ของการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกในเนื้อหมู สำหรับพิจารณาการเลือกใช้แรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมในการออกแบบเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมู ซึ่งประกอบไปด้วย

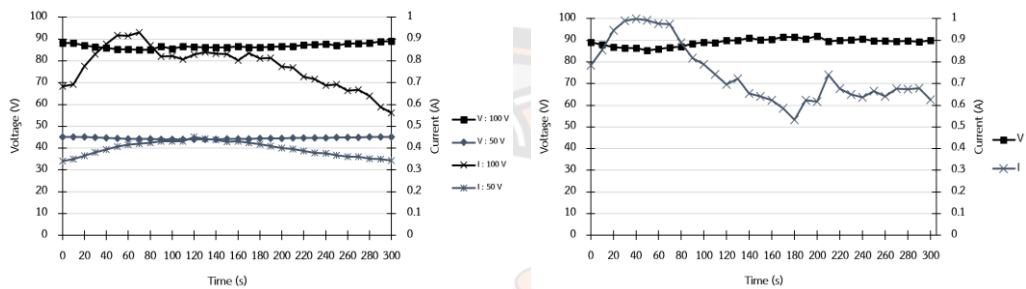
1. การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง
2. การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับ
3. สรุปผลการวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้า และการเลือกใช้งานแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม

##### 4.1.1 การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง

ทดลองเปรียบเทียบผลทางไฟฟ้าและอุณหภูมิระหว่างกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง 50 และ 100 โวลต์ และแหล่งจ่ายแรงดันพัลส์ กระแสตรง 100 โวลต์ ความกว้างพัลส์ 50 มิลลิวินาที ดิวตี้ไซเคิล 50% (Siwakon et al., 2019) โดยกำหนดให้สนามไฟฟ้าตกคร่อมตามแนวเส้นกล้ามเนื้อเป็นเวลา 300 วินาที ทำการทดลองซ้ำ 5 ครั้งต่อ 1 การทดลอง โดยทำการวัดอุณหภูมิที่ตำแหน่ง T1 T2 และ T3 ที่ความลึก 50% ดังภาพ 31



ภาพ 31 ตำแหน่งที่ติดตั้งโพรบวัดอุณหภูมิในการให้ความร้อนด้วยไฟฟ้ากระแสตรง

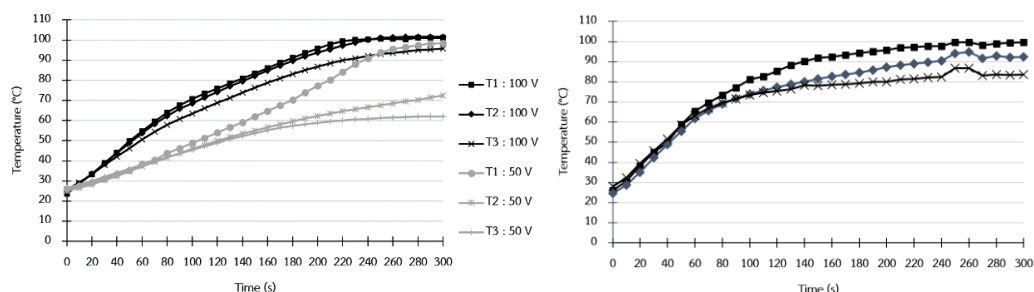


(ก)

(ข)

ภาพ 32 ความสัมพันธ์ของแรงดันไฟฟ้าตกคร่อมและกระแสไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงเนื่องจากแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง (ก) และพัลส์กระแสตรง (ข)

จากภาพ 32 แสดงให้เห็นว่า แรงดันไฟฟ้ากระแสตรงทั้งการจ่ายไฟฟ้าให้อยู่ในรูปแบบต่อเนื่อง และแบบพัลส์ จะมีค่าลดลงขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิก จากภาพ 32(ก) กระแสไฟฟ้าจะมีการเพิ่มขึ้นจนถึงค่าสูงสุดในช่วง 0 ถึง 120 วินาที กับ 0 ถึง 70 วินาที ในกรณีการป้อนแรงดันไฟฟ้า 50 และ 100 โวลต์ ตามลำดับ ส่วนในกรณีพัลส์กระแสตรงจากภาพ 32(ข) มีการเพิ่มขึ้นของกระแสไฟฟ้าสูงสุดในช่วงเวลา 0 ถึง 50 วินาที และเมื่อเปรียบเทียบระหว่างประเภทของการจ่ายไฟฟ้าจะพบว่าแบบพัลส์กระแสตรงมีแรงดันไฟฟ้าตกสูงมากกว่ากรณีการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงต่อเนื่อง

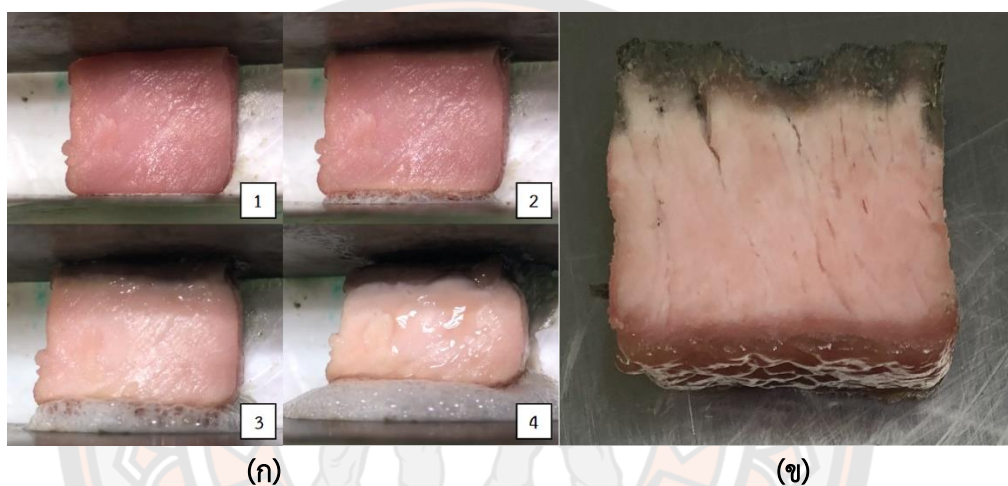


(ก)

(ข)

ภาพ 33 ความสัมพันธ์ของอุณหภูมิที่ตำแหน่ง T1 T2 และ T3 ที่เปลี่ยนแปลงเนื่องจากแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง (ก) และพัลส์กระแสตรง (ข)

ภาพ 33 แสดงให้เห็นว่าในช่วงที่ปริมาณกระแสไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นสูงอย่างรวดเร็วจะสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิที่รวดเร็วด้วย และในช่วงที่กระแสไฟฟ้าเริ่มลดลง จะสัมพันธ์กับอัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิที่มีค่าลดลงด้วย จากภาพ 33(ก) จะเห็นได้ว่าการป้อนแรงดันไฟฟ้าที่สูงจะให้อัตราการเพิ่มอุณหภูมิที่สูงกว่าแรงดันไฟฟ้าต่ำ และเมื่อเปรียบเทียบกับการป้อนพัลส์กระแสตรง ดังภาพ 33(ข) พบว่าให้อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิที่สูงกว่าการป้อนกระแสไฟฟ้าต่อเนื่อง นอกจากนี้จะสังเกตได้ว่าที่ตำแหน่งการวัดอุณหภูมิ T1 จะให้อุณหภูมิที่สูงกว่าตำแหน่ง T2 และ T3 ตามลำดับ



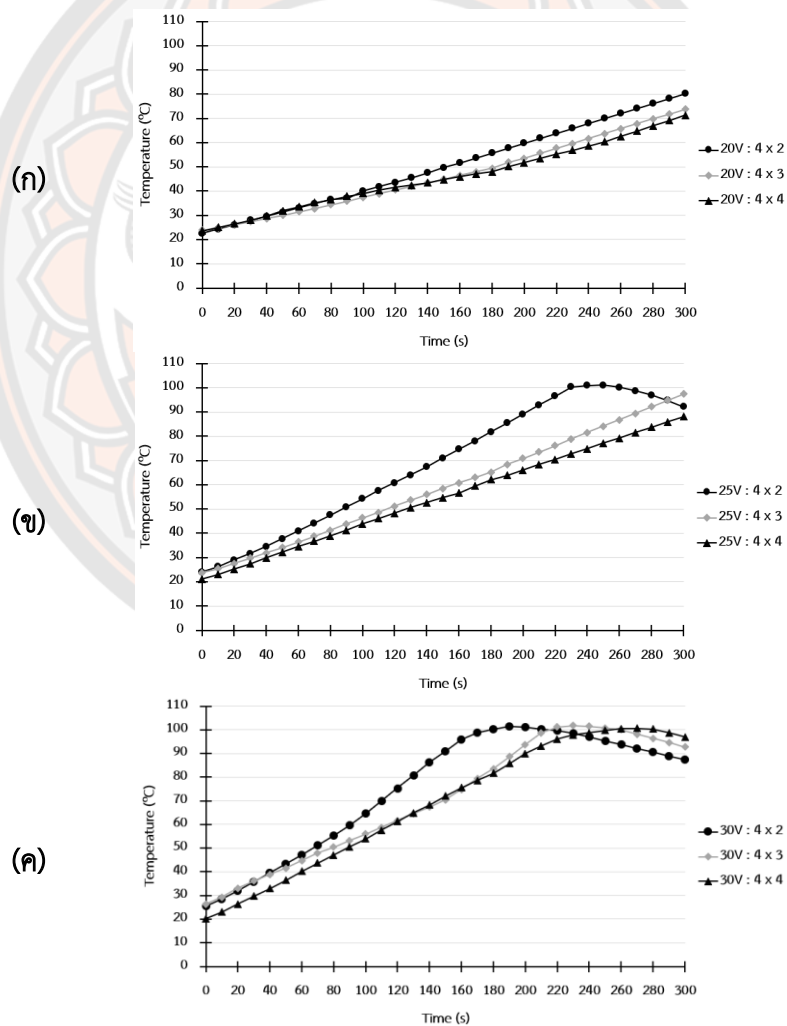
ภาพ 34 (ก) ชิ้นเนื้อสุกรขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง ที่ระยะเวลา 10, 60, 120 และ 300 วินาที ตามลำดับ  
(ข) ลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อสุกรตัดขวางหลังให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงที่เวลา 300 วินาที

ภาพ 34 แสดงลักษณะปรากฏ จากผลของการเกิดปฏิกิริยารีดอกซ์ขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง 50 โวลต์ โดยใช้เหล็กกล้าไร้สนิมชนิดเฟอร์ริติก (Ferritic stainless steel) เป็นเวลา 10, 60, 120 และ 300 วินาที ตามลำดับ ที่บริเวณขั้วแอโนด (ตำแหน่ง T1) จะเริ่มสุกก่อนและเกิดการกร่อนของโลหะตกค้าง ในบริเวณแคโทด (T3) จะเกิดเจลเกิดขึ้น การเกิดปฏิกิริยารีดอกซ์จะเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้การให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรงมีอุณหภูมิไม่สม่ำเสมอ แม้ว่าการเลือกการป้อนแรงดันไฟฟ้าเป็นแบบพัลส์กระแสตรง อ้างอิงจากภาพ 34(ข) จะช่วยลดปัญหาความต่างของอุณหภูมิให้ลดลงก็ตาม นอกจากนี้ยังแสดงการเกิดการกร่อนที่แผ่นอิเล็กโทรดขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกดังภาพ 35



ภาพ 35 การกร่อนของอิเล็กทรอนิกส์หลังการให้ความร้อนแบบไอหม้มิกกับชั้นเนื้อหมู

#### 4.1.2 การทดสอบการให้ความร้อนแบบไอหม้มิกด้วยแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสสลับ



ภาพ 36 ความสัมพันธ์ของอุณหภูมิ เทียบกับเวลา ที่ขนาดพื้นที่หน้าตัดของเนื้อต่างกัน จากการป้อนแรงดันไฟฟ้า (ก) 20, (ข) 25, (ค) 30 โวลต์

จากการควบคุมระดับการเพิ่มของอุณหภูมิจะพบว่า การลดระดับแรงดันไฟฟ้าให้มีค่าต่ำลงจะช่วยให้อัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิในชิ้นเนื้อไม้แนวโน้มนั้นเป็นเชิงเส้นมากขึ้น ดังนั้นในการทดสอบนี้จะเลือกใช้แรงดันไฟฟ้ากระแสสลับค่าต่ำ 20, 25, 30 โวลต์ เปรียบเทียบขนาดพื้นที่หน้าตัดของชิ้นเนื้อหมูที่ขนาด 4x2, 4x3 และ 4x4 นิ้ว ความหนา 0.5 นิ้ว น้ำหนักเฉลี่ยประมาณ 80, 115 และ 150 กรัม วัดอุณหภูมิที่ตำแหน่ง T1 และ T2 ที่ระดับความลึก 50% (Siwakon et al., 2020)

จากภาพ 36 พบว่าการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกด้วยไฟฟ้ากระแสสลับที่แรงดันไฟฟ้าต่ำ สามารถเพิ่มอุณหภูมิไปถึงระดับความสุก Well-done ได้ภายใน 300 วินาที โดยที่อัตราการเพิ่มอุณหภูมิก่อนถึง 71 องศาเซลเซียสมีค่าคงที่ ที่แรงดันไฟฟ้าทั้ง 3 ระดับ ยกเว้นกรณีแรงดันไฟฟ้า 30 โวลต์ 4x2 ตารางนิ้ว ดังแสดงในรูปที่ 36(ค) การเพิ่มขึ้นของค่าสภาพการนำไฟฟ้าและอัตราการเพิ่มอุณหภูมิที่ไม่เป็นเชิงเส้นในช่วงอุณหภูมิก่อนถึงจุดเดือดมีสาเหตุมาจากผลกระทบของการรั่วไหลของน้ำจากเซลล์ของเนื้อหมู เนื่องจากความต่างแรงดันไฟฟ้าสูงที่ตกคร่อมผนังเซลล์ขณะให้ความร้อนทำให้ผนังเซลล์เกิดความเสียหาย ส่งผลน้ำภายในมีปริมาณเพิ่มขึ้น ในขณะที่น้ำเริ่มระเหยค่าสภาพการนำไฟฟ้าจะเริ่มลดลงเรื่อยๆ หลังจากอุณหภูมิเพิ่มขึ้นเป็น 100 องศาเซลเซียส ดังนั้นอัตราการเพิ่มอุณหภูมิจึงมีค่าต่ำลง

**ตาราง 7 อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ และกระแส ขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกกระแสสลับ**

ระดับแรงดันไฟฟ้า (โวลต์)	อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิ (องศาเซลเซียสต่อวินาที)			กระแสไฟฟ้าสูงสุด (แอมแปร์)		
	(4 × 2)	(4 × 3)	(4 × 4)	(4 × 2)	(4 × 3)	(4 × 4)
	20	0.193	0.168	0.160	6.962	7.431
25	0.337	0.249	0.224	9.534	10.398	10.424
30	0.450	0.348	0.340	10.466	10.487	12.810

**หมายเหตุ:** ค่าอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิตั้งแต่ช่วงอุณหภูมิก่อนถึง 71 องศาเซลเซียส

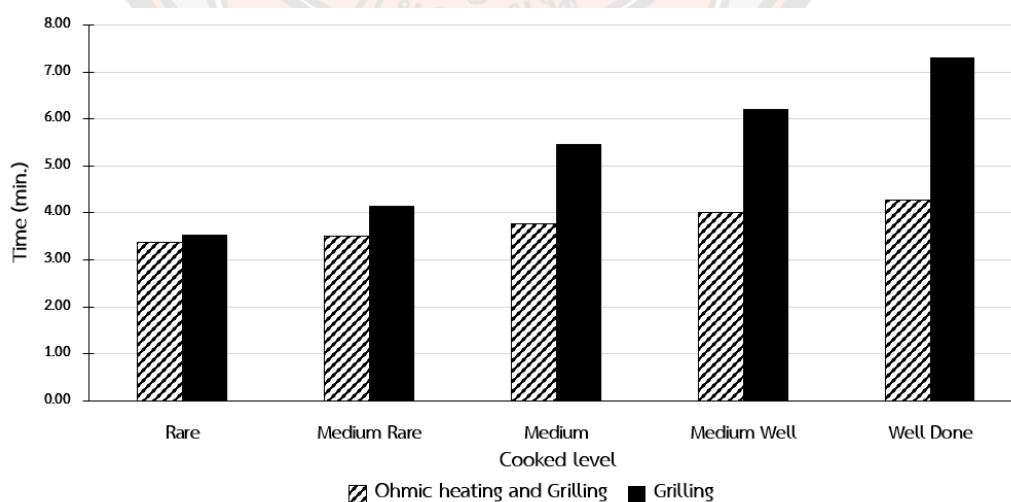
ตาราง 7 นำเสนออัตราการเพิ่มความร้อนและกระแสไฟฟ้าสูงสุดสำหรับการพิจารณาเวลาการทำอาหารโอห์มมิก ที่แรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ (Siwakon et al., 2023) อัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิล้อมรอบระหว่าง 0.160 ถึง 0.193 องศาเซลเซียสต่อวินาที และกระแสไฟฟ้าสูงสุดคือ 7.431 แอมแปร์ ซึ่งต่ำกว่าที่ 25 โวลต์ และ 30 โวลต์ โดยที่อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิอยู่มีค่าระหว่าง 0.224 ถึง 0.337 และ 0.340 ถึง 0.450 องศาเซลเซียสต่อวินาที และกระแสไฟฟ้าสูงสุดคือ 10.424 และ 12.810 แอมแปร์ ตามลำดับ

ตาราง 8 ระยะเวลาที่ใช้ในการให้ความร้อนที่แต่ละระดับความสุกของสเต็กเนื้อหมู

ระดับความสุก	อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส)	ระยะเวลาที่ใช้ในการให้ความร้อนที่แต่ละระดับความสุก (วินาที)								
		20 โวลต์			25 โวลต์			30 โวลต์		
		(4x2)	(4x3)	(4x4)	(4x2)	(4x3)	(4x4)	(4x2)	(4x3)	(4x4)
R – MR	60-62	11	12	13	6	8	9	4	6	6
MR – M	62-65	16	18	19	9	12	14	7	9	9
M – MW	65-68	16	18	19	9	12	14	7	9	9
MW – WD	68-71	16	18	19	9	12	14	7	9	9

หมายเหตุ: R คือ Rare, MR คือ Medium rare, M คือ Medium, MW คือ Medium well และ WD คือ Well-done

เปรียบเทียบระยะเวลาการทำอาหารระหว่างขั้นตอนการปรุงอาหารของเนื้อในตาราง 8 โดยพบว่าในแรงดันไฟฟ้าแบบสลับ 20 โวลต์ มีระยะเวลาที่ใช้ในการเพิ่มอุณหภูมิในแต่ละระดับความสุกนานที่สุด เมื่อเปรียบเทียบระยะเวลาที่ขนาดชิ้นเนื้อต่างๆ พบว่าชิ้นเนื้อขนาดใหญ่มีระยะเวลาที่ใช้เวลานานที่สุด เนื่องจากผลของความจุความร้อนจำเพาะของน้ำ ที่มีค่ามากกว่าชิ้นเนื้อ โดยที่ค่าความจุความร้อนจำเพาะเป็นค่าที่บ่งบอกปริมาณความร้อนที่ดูดซับต่อหน่วยมวลของวัสดุเมื่ออุณหภูมิเพิ่มขึ้น 1 องศาเซลเซียสหรือ 1 เคลวิน ดังนั้น ในระดับแรงดันไฟฟ้าเดียวกัน ความจุความร้อนจำเพาะโดยรวมของเนื้อขนาดใหญ่จึงมีค่าสูงกว่าชิ้นเนื้อขนาดเล็ก ส่งผลให้ระยะเวลาที่ใช้ในการเพิ่มอุณหภูมิในแต่ละระดับความสุกของชิ้นเนื้อขนาดใหญ่ใช้เวลานานกว่าขนาดเล็กที่ระดับแรงดันไฟฟ้าเท่ากัน



ภาพ 37 ความสัมพันธ์ของระยะเวลาที่ใช้ในการปรุงสเต็กเนื้อหมูของแต่ละระดับความสุก เทียบระหว่างการให้ความร้อนทั้งสองแบบ

ภาพ 37 แสดงการเปรียบเทียบเวลาการปรุงอาหารระหว่างการให้ความร้อนแบบโอ้หม่มมิกกับการย่างปกติ เทียบกับการย่างแบบปกติเพียงอย่างเดียว จะเห็นว่าการใช้โอ้หม่มมิกร่วมด้วยจะใช้เวลาน้อยกว่าการย่างโดยปกติเพียงอย่างเดียว นอกจากนั้นช่วงเวลาที่ใช้ในการปรุงสเต็กเนื้อหมูที่ระดับความสุก Well-done การให้ความร้อนแบบโอ้หม่มมิกร่วมด้วยใช้ระยะเวลาสั้นกว่าถึงครึ่งหนึ่งของการย่างปกติ

ตาราง 9 คุณลักษณะทางเคมีของสเต็กเนื้อหมูจากการให้ความร้อนแบบโอ้หม่มมิกกับการย่าง (pH เริ่มต้น 5.68, อุณหภูมิน้ำมัน 180, อุณหภูมิเตา 240 องศาเซลเซียส)

ระดับ ความสุก	pH (after trial)	Moisture content (%)	Drip loss (%)	Cooking loss (%)	WHC (%)
Rare	5.99±0.06 <sup>ab</sup>	68.24±0.88	11.09±2.45 <sup>a</sup>	14.83±0.89 <sup>a</sup>	75.35±4.87 <sup>a</sup>
Medium rare	6.10±0.18 <sup>a</sup>	66.42±4.20	9.10±1.46 <sup>a</sup>	12.62±1.20 <sup>b</sup>	43.51±1.50 <sup>b</sup>
Medium	5.99±0.01 <sup>ab</sup>	67.03±0.42	7.90±0.34 <sup>ab</sup>	10.47±0.79 <sup>c</sup>	28.42±1.13 <sup>d</sup>
Medium well	5.93±0.06 <sup>ab</sup>	66.65±0.61	10.21±2.35 <sup>a</sup>	6.31±0.85 <sup>d</sup>	42.10±1.02 <sup>b</sup>
Well-done	5.87±0.05 <sup>b</sup>	68.06±1.34	5.27±0.96 <sup>b</sup>	4.90±0.97 <sup>d</sup>	34.89±0.20 <sup>c</sup>

หมายเหตุ: ตัวอักษรที่แตกต่างกันแนวตั้งแสดงถึงความแตกต่างทางสถิติที่มีค่า (p<0.05)

ทำการทดสอบคุณลักษณะทางเคมีและทางกายภาพจากการทดลองนำการให้ความร้อนแบบโอ้หม่มมิกใช้ร่วมกับการย่างทั่วไป จากตาราง 9 แสดงคุณลักษณะทางเคมีที่เกิดขึ้นในแต่ละระดับความสุกพบว่า ค่า pH มีแนวโน้มที่จะเป็นกรดเพิ่มขึ้นเมื่อระดับความสุกเปลี่ยน เนื่องจากผลของการแตกตัวของเซลล์กล้ามเนื้อที่ส่งผลให้รงควัตถุภายในเซลล์ออก ทำให้ค่าความเป็นกรดเพิ่มขึ้น โดยที่ระดับความสุก Well-done มีความเสียหายของเซลล์มากที่สุดทำให้ค่า pH มีค่าแตกต่างจากระดับอื่นๆ อย่างมีนัยสำคัญ (p<0.05) นอกจากนี้ยังพบว่าค่า Drip loss และ Cooking loss มีค่าต่ำที่ระดับความสุก Medium และ Medium well เนื่องจากผลของการสูญเสียน้ำเกิดขึ้นก่อนการทดสอบจากการให้ความร้อนแบบโอ้หม่มมิก ทำให้น้ำที่เหลืออยู่ภายในชิ้นเนื้อที่นำไปเก็บที่อุณหภูมิต่ำ จึงมีค่าต่ำในส่วนค่า WHC พบว่าที่ระดับความสุก Well-done มีค่าต่ำกว่าทั้ง 4 ระดับความสุก เนื่องจากในช่วงแรกมีปริมาณน้ำที่ถูกปลดปล่อยออกมามาก จึงทำให้แต่ละค่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (p <0.05)



ตาราง 10 คุณลักษณะทางกายภาพของสติกเนื้อหมูจากการให้ความร้อนแบบโอทมิกกับการย่าง (pH เริ่มต้น 5.68, อุณหภูมิน้ำมัน 180, อุณหภูมิเตา 240 องศาเซลเซียส)

ระดับ ความสุก	แรงเฉือน (กิโลกรัม นิวตัน)	ค่าสี		
		L*	a*	b*
Rare	7.32±0.39 <sup>a</sup>	68.85±0.55 <sup>a</sup>	7.26±0.31 <sup>b</sup>	21.52±2.00 <sup>b</sup>
Medium rare	7.68±0.63 <sup>a</sup>	61.54±0.36 <sup>c</sup>	8.36±0.33 <sup>a</sup>	23.23±1.69 <sup>b</sup>
Medium	4.97±0.70 <sup>b</sup>	59.60±0.25 <sup>d</sup>	8.60±0.16 <sup>a</sup>	25.96±0.83 <sup>a</sup>
Medium well	4.51±0.26 <sup>b</sup>	62.35±0.26 <sup>b</sup>	7.18±0.50 <sup>b</sup>	21.99±0.71 <sup>b</sup>
Well-done	4.38±0.31 <sup>b</sup>	62.76±0.13 <sup>b</sup>	6.30±0.26 <sup>c</sup>	26.63±0.44 <sup>a</sup>

หมายเหตุ: ตัวอักษรที่แตกต่างกันแนวตั้งแสดงถึงความแตกต่างทางสถิติที่มีค่า (p<0.05)

ตาราง 10 แสดงค่าแรงเฉือน และค่าสีของสติกเนื้อหมูขณะให้ความร้อนพบว่า แรงเฉือนที่ระดับความสุก Medium well และ Well-done ต่ำอย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจากขณะให้ความร้อนแบบโอทมิกที่อุณหภูมิสูงขึ้นมีแนวโน้มที่จะนุ่มขึ้นเมื่ออุณหภูมิเพิ่มมากขึ้น และในส่วนของค่าสีพบว่าที่ระดับความสุก Rare มีค่าความสว่างมากที่สุด เนื่องจากขณะให้ความร้อนที่เพิ่มขึ้นจะมีแนวโน้มทำให้เนื้อเปลี่ยนเป็นสีน้ำตาลที่ผิว ในขณะที่ระดับ Medium rare และ Medium มีค่าความเป็นสีแดงสูงที่สุด จึงทำให้แต่ละค่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (p <0.05) เมื่อ L\* แสดงถึงค่าความสว่าง, a\* แสดงค่าความสัมพันธ์กับสีที่เป็นสีเขียว (-a\*) – แดง (+a\*) และ b\* แสดงค่าความสัมพันธ์กับสีที่เป็นสีน้ำเงิน (-b\*) – เหลือง (+b\*)

ตาราง 11 แสดงค่าโลหะตกค้างที่เกิดขึ้นจากการใช้การให้ความร้อนแบบโอทมิกร่วมกับการย่าง โดยทำการทดสอบการตกค้างของแมงกานีส โครเมียม และเหล็ก พบว่า มีค่าอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ และไม่ส่งผลกระทบต่อสุขภาพหรือลักษณะปรากฏของสติกเนื้อหมู (สำนักงานคณะกรรมการอาหารและยา, 2563)

ตาราง 11 ค่าโลหะตกค้างของสติกเนื้อหมูจากการให้ความร้อนแบบโอทมิกร่วมกับการย่าง

ระดับ ความสุก	โลหะตกค้าง (ppm)		
	Mn	Cr	Fe
Rare	0.06±0.08	0.03±0.05	0.07±0.00
Medium rare	0.00±0.00	0.07±0.02	0.08±0.06
Medium	0.11±0.03	0.04±0.02	0.13±0.01
Medium well	0.02±0.03	0.03±0.03	0.14±0.06
Well-done	0.10±0.08	0.06±0.04	0.24±0.10

### 4.1.3 สรุปผลการวิเคราะห์ปัจจัยทางไฟฟ้า และการเลือกใช้งานแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม

#### 1) การทดสอบการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง

จากผลการทดสอบป้อนแหล่งจ่ายไฟฟ้ากระแสตรงแบบต่อเนื่อง และแบบพัลส์ ในระดับแรงดันไฟฟ้ากับเนื้อหมูที่ขนาด 50 และ 100 โวลต์ พบว่า การเปลี่ยนแปลงของอัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิมีค่าเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในช่วงแรก และจะค่อยๆ มีแนวโน้มลดลงเมื่ออุณหภูมิเข้าใกล้ 100 องศาเซลเซียส ซึ่งเกิดจากการเข้าใกล้จุดเดือดของน้ำ ทำให้ค่าการนำไฟฟ้าในเนื้อมีค่าลดลง โดยในช่วงอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิมีค่าสูงสุด แรงดันไฟฟ้าจะมีค่าน้อยที่สุด และกระแสไฟฟ้ามีค่ามากที่สุดในช่วงนั้นด้วย โดยที่กระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้ามีความสัมพันธ์แบบผกผัน การลดระดับแรงดันลงมาเหลือ 50 โวลต์จะทำให้กราฟอัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิมีแนวโน้มเป็นเชิงเส้นมากยิ่งขึ้น

นอกจากนี้จากการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงจะก่อให้เกิดปฏิกิริยารีดอกซ์ที่ขั้วของอิเล็กโทรดที่เป็นโลหะส่งผลให้ที่บริเวณขั้วของอิเล็กโทรดแต่ละด้านมีอุณหภูมิแตกต่างกันโดยที่บริเวณแอโนดจะมีอุณหภูมิสูงกว่าและเกิดโลหะตกค้างอย่างมากบริเวณนั้น ในส่วนแคโทดจะเกิดเจลเกิดขึ้น

ดังนั้นปัจจัยที่มีผลมากที่สุดในการบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกจากการทดสอบนี้คือระดับแรงดันไฟฟ้าที่เลือกใช้ ที่จะเป็นตัวกำหนดอัตราการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ และขนาดของกระแสไฟฟ้าในระบบ และปัจจัยต่อมาคือ การเกิดปฏิกิริยารีดอกซ์ที่เป็นสาเหตุให้อุณหภูมิในชิ้นเนื้อ มีค่าไม่สม่ำเสมอ และให้ลักษณะปรากฏที่ยอมรับไม่ได้

#### 2) การทดสอบการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ

ในการป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับนี้ได้มีการปรับระดับแรงดันไฟฟ้าที่สนใจลดลง เพื่อต้องการให้อัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิมีค่าเป็นเชิงเส้นมากที่สุด และทดสอบปัจจัยด้านขนาดของชิ้นเนื้อ พร้อมทั้งผลทางด้านกายภาพและเคมีสำหรับการนำไปทดสอบให้ความร้อน โดยจากการทดลองปรับระดับแรงดันไฟฟ้าลงเป็น 20 25 และ 30 โวลต์ ทั้ง 3 ระดับแรงดันไฟฟ้าให้อัตราการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิมีแนวโน้มเป็นเชิงเส้นมากขึ้น โดยที่ขณะให้ความร้อนแรงดันไฟฟ้าจะมีค่าตกลงตามการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิเหมือนกรณีป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง ทดสอบเปรียบเทียบกระแสไฟฟ้าสูงสุดที่ไหลผ่านในระบบและระยะเวลาที่ใช้ในการเพิ่มอุณหภูมิไปที่แต่ละระดับความสุก พบว่า การป้อนแรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์จะให้ย่านกระแสไฟฟ้าใช้งานต่ำสุด โดยที่อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิทั้ง 3 ขนาดมีแนวโน้มเป็นเชิงเส้น และสามารถให้อุณหภูมิถึง 71 องศาเซลเซียสได้ทั้ง 3 ขนาด ซึ่งเป็นระดับความสุกที่บริโภคในสเต็กเนื้อหมู

ผลของการขนาดพื้นที่หน้าตัดของชิ้นเนื้อที่ใหญ่มากขึ้นจะส่งผลต่อการตกลงของระดับแรงดันไฟฟ้าใช้งาน และส่งผลให้อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิมีค่าลดลง อันเนื่องมาจากขนาดของชิ้นเนื้อส่งผลต่อพลังงานที่ใช้ในการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ หรือค่าความจุความร้อนจำเพาะของชิ้นเนื้อ ซึ่ง

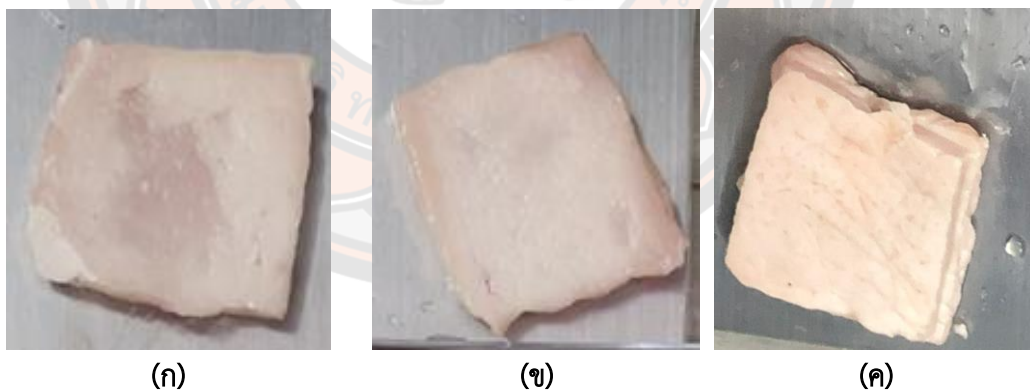
ปัญหาการตกลงมากของแรงดันไฟฟ้าในระบบจะเป็นผลทำให้กระแสไฟฟ้าใช้งานมีค่าสูงขึ้นตามไปด้วย ดังนั้นการชดเชยปัญหานี้ควรทำการคงค่าระดับแรงดันให้ได้มากที่สุด

ทำการทดสอบให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับการย่างปกติ เบื้องต้นทำการทดสอบที่ระดับแรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ ขนาดพื้นที่หน้าตัด 4x2 ตารางนิ้ว พบว่า การใช้งานร่วมกับการย่างปกติสามารถลดระยะเวลาในการเตรียมสติกได้มากถึงครึ่งหนึ่งของการย่างปกติที่ระดับความสุก Well-done ให้แรงเหวี่ยงต่ำ และโลหะตกค้างที่เกิดขึ้นมีค่าอยู่ในช่วงที่ไม่เป็นพิษต่อร่างกาย

ดังนั้นในการเลือกระดับแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมสำหรับใช้งานในการออกแบบเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมูด้วยการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับการย่างปกติ จะเลือกใช้ แรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ 20 โวลต์ เป็นแรงดันไฟฟ้าที่ปลอดภัย และคงค่าแรงดันไฟฟ้าให้คงที่มากที่สุด ซึ่งจะให้อัตราการเพิ่มอุณหภูมิเป็นเชิงเส้น ไม่เกิดโลหะตกค้างที่เป็นพิษ และเวลาที่ใช้ในการเปลี่ยนแปลงที่ช้าจะทำให้การควบคุมในการตัดแรงดันไฟฟ้าที่ปลอดภัยได้อุณหภูมิตามต้องการเป็นไปได้โดยง่าย

## 4.2 การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับการคงค่าแรงดันไฟฟ้า และการสร้างโมเดลทำนาย

### 4.2.1 การทดสอบการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับค่าแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสมสำหรับใช้สร้างข้อมูลในการออกแบบโมเดลทำนาย



ภาพ 38 ชิ้นเนื้อที่ผัดปกติระหว่างทดสอบ (ก) สุกน้อยกว่า 50% (ข) สุกน้อยกว่า 80% และ (ค) สุก 100%

ในบางกรณี เช่น เมื่อชิ้นเนื้อมีความหนาที่ต่ำเกินไปหรือเมื่อให้ความร้อนแบบโอห์มมิกร่วมกับการย่างปกติมากเกินไปอาจส่งผลให้เกิดข้อผิดพลาดในการควบคุมอุณหภูมิภายในระยะเวลาที่กำหนด ดังนั้น เนื้อหมูไม่สัมผัสกับแผ่นโอห์มมิกร่วมกับการย่างปกติอย่างเหมาะสม เช่น ในภาพ 38(ก) จะทำให้อุณหภูมิบริเวณกึ่งกลางต่ำกว่าที่ควรจะเป็น ซึ่งไม่สามารถยอมรับได้

แต่ในกรณีที่ขึ้นเนื้อยังมีสีชมพูดิบในบริเวณขอบนอก เช่น ในภาพ 38(ข) โดยเกิดจากลักษณะของด้านขอบของเนื้อที่โน้มลงต่ำกว่าหน้าสัมผัสของแผ่นโอห์มมิคเซลล์ทำให้ไม่สามารถถ่ายเทกระแสไฟฟ้าได้อย่างเหมาะสม ในกรณีนี้จะยังคงถือว่ายอมรับได้ แต่ต้องพิจารณาปรับปรุงเพื่อป้องกันข้อผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นในการควบคุมอุณหภูมิภายใน

สำหรับการสร้างโมเดลทำนาย จึงได้ออกแบบการทดสอบการให้ความร้อนในเนื้อหมูด้วยแรงดันไฟฟ้าที่เลือก คือ 20 โวลต์ กระแสสลับ และทำการควบคุมระดับแรงดันไฟฟ้าให้คงที่มากที่สุด ดังนั้นในการทดลองเพื่อใช้ออกแบบการควบคุมให้ได้คุณลักษณะทางไฟฟ้าและกายภาพของสเต็กเนื้อหมูให้ได้ตามความต้องการ จะแบ่งความหนาขึ้นเนื้อออกเป็น 3 รูปแบบ คือ หนา ปกติ และบาง โดยทำการเปรียบเทียบโดยการทดลองปรับค่าน้ำหนัก เพื่อจำลองการตัดชิ้นเนื้อสเต็กโดยทั่วไปที่ไม่ได้คำนึงถึงความสมมาตร โดยทำการทดลองกับชิ้นเนื้อขนาดพื้นที่หน้าตัด 2x2 ตารางนิ้ว ป้อนแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ 20 โวลต์ แบบคงค่าแรงดัน ทำการทดลองซ้ำจำนวน 5 รอบ

โดยกำหนดตัวแปรสำหรับการวิเคราะห์เพื่อจะใช้ในการสร้างโมเดลทำนายออกเป็น น้ำหนักก่อนทดลอง (mass\_BF) แรงดันไฟฟ้าที่ป้อน (V) กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน (I) อุณหภูมิชิ้นเนื้อ (T) อุณหภูมิเริ่มต้นของชิ้นเนื้อ (Tin) เป็นตัวแปรขาเข้าของโมเดลทำนาย และคุณลักษณะที่ต้องการของเครื่องเตรียมสเต็กก็คือ เวลา (t) และคุณภาพของลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อที่ยอมรับได้จะกำหนดเป็น ลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อหลังการให้ความร้อน (Appearance) เป็นตัวแปรขาออก

กำหนดค่าตอบของตัวแปร Appearance จะมี 3 กรณีที่ปรากฏในการทดลองซึ่งก็คือ ปกติ สุก 100% (normal) ผิดปกติ สุกน้อยกว่า 80% (abnormal\_80) ผิดปกติ สุกน้อยกว่า 50% (abnormal\_50) พร้อมทั้งวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นเพื่อตัดตัวแปรที่ซ้ำซ้อนก่อนสร้างโมเดลทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร

ดังนั้นตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในการสร้างโมเดลทำนายสำหรับเครื่องเตรียมสเต็กเนื้อหมูต้นแบบแสดงดังตาราง 12

ตาราง 12 ตัวแปรสำหรับการออกแบบโมเดลทำนายคุณภาพของสเต็กเนื้อหมูต้นแบบ

ตัวแปรอิสระ	ตัวแปรตาม
น้ำหนักก่อนทดลอง (mass_BF)	เวลา (t)
แรงดันไฟฟ้า (V)	คุณภาพของชิ้นเนื้อที่ยอมรับได้ (Appearance)
กระแสไฟฟ้า (I)	
อุณหภูมิเริ่มต้น (Tin)	
อุณหภูมิชิ้นเนื้อ (T)	

ตาราง 13 ตัวอย่างข้อมูลทดสอบเบื้องต้นสำหรับการทำนายคุณภาพของสเต็มที่ขนาดขึ้นเนื้อ  
ต่างกัน

mass_BF	t	V	I	Tin	T	Apperance
37.0	0	20.54	2.911	26.7	26.7	normal
37.0	10	20.52	2.992	26.7	32.3	normal
37.0	20	20.45	3.132	26.7	37.7	normal
37.0	30	20.41	3.263	26.7	44.3	normal
37.0	40	20.33	3.370	26.7	49.7	normal
37.0	50	20.29	3.455	26.7	55.7	normal
37.0	60	20.30	3.519	26.7	61.0	normal
37.0	70	20.24	3.567	26.7	66.4	normal
37.0	78	20.19	3.615	26.7	71.3	normal
37.0	80	20.14	3.773	26.7	77.7	normal
37.0	90	20.10	3.864	26.7	83.3	normal
36.8	0	20.00	2.894	25.4	25.4	abnormal_80
36.8	10	20.62	2.991	25.4	31.5	abnormal_80
36.8	20	20.67	3.058	25.4	36.8	abnormal_80
36.8	30	20.67	3.086	25.4	43.2	abnormal_80
36.8	40	20.45	3.270	25.4	50.1	abnormal_80
36.8	50	20.33	3.427	25.4	54.3	abnormal_80
36.8	60	20.33	3.311	25.4	59.3	abnormal_80
36.8	70	20.18	3.865	25.4	61.4	abnormal_80
36.8	80	19.90	3.970	25.4	70.3	abnormal_80
36.8	81	19.71	3.981	25.4	70.7	abnormal_80
33.8	0	20.00	2.894	25.4	25.4	abnormal_80
33.8	10	20.62	2.991	25.4	31.5	abnormal_80
33.8	20	20.67	3.058	25.4	36.8	abnormal_80
33.8	30	20.67	3.086	25.4	43.2	abnormal_80
33.8	40	20.45	3.270	25.4	50.1	abnormal_80
33.8	50	20.33	3.427	25.4	54.3	abnormal_80
33.8	60	20.33	3.311	25.4	59.3	abnormal_80
33.8	70	20.18	3.865	25.4	61.4	abnormal_80
33.8	80	19.90	3.970	25.4	70.3	abnormal_80
33.8	81	19.71	3.981	25.4	70.7	abnormal_80
33.8	90	19.91	4.102	25.4	78.8	abnormal_80
33.8	100	19.84	4.232	25.4	84.0	abnormal_80

ตาราง 13 แสดงตัวอย่างชุดข้อมูลสำหรับการใช้ในการสร้างโมเดลเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยจากการทดลองเก็บค่าจากการป้อนแรงดันไฟฟ้าที่เหมาะสม 20 โวลต์ กระแสสลับนั้น ผู้วิจัยได้ทำการเก็บผลการทดลองจำนวนทั้งหมด 50 การทดลอง ที่เป็นข้อมูลที่ลักษณะผิดปกติ 18 ชุดข้อมูล และข้อมูลปกติ 32

สำหรับการนำไปใช้ในโปรแกรมทำนาย ใน 1 การทดลองที่ได้จะประกอบไปด้วยการทำนายที่ระดับเวลาต่างๆ ที่เก็บค่าการเปลี่ยนแปลงทุกๆ 10 วินาที และเก็บค่าวินาทีที่ อุณหภูมิได้ประมาณ 71 องศาเซลเซียสด้วย โดยทำการทดสอบที่น้ำหนักต่ำสุด 33.8 กรัม และน้ำหนักสูงสุด 42.8 กรัม เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับกรณีที่น้ำหนักมากหรือน้อยผิดปกติ (ปกติน้ำหนักของชิ้นเนื้อทดสอบจะอยู่ที่ 37 กรัม ที่ขนาดพื้นที่หน้าตัด 2x2 ตารางนิ้ว) ซึ่งใน 1 ผลการทดลองที่ประกอบด้วยค่าตัวแปรที่เปลี่ยนแปลงไปจนถึง 71 องศาเซลเซียสนั้น ในแต่ละช่วงเวลาที่บันทึกค่า เมื่อเอาไปใช้เรียนรู้ในโมเดลจะมองว่าแต่ละช่วงเวลา คือ 1 ข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ดังนั้นจากการทดลองทั้งหมด 50 การทดลอง จะสามารถสร้างเป็นชุดข้อมูล (Data set) ได้ทั้งหมด 654 ข้อมูล กำหนดเป็นข้อมูลสำหรับเรียนรู้ 70% หรือ 457 ข้อมูล และกำหนดเป็นข้อมูลทดสอบ 30% หรือ 197 ข้อมูล

#### 4.2.2 การสร้างโมเดลทำนายเบื้องต้น

##### 1) โมเดลทำนายเวลาด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย

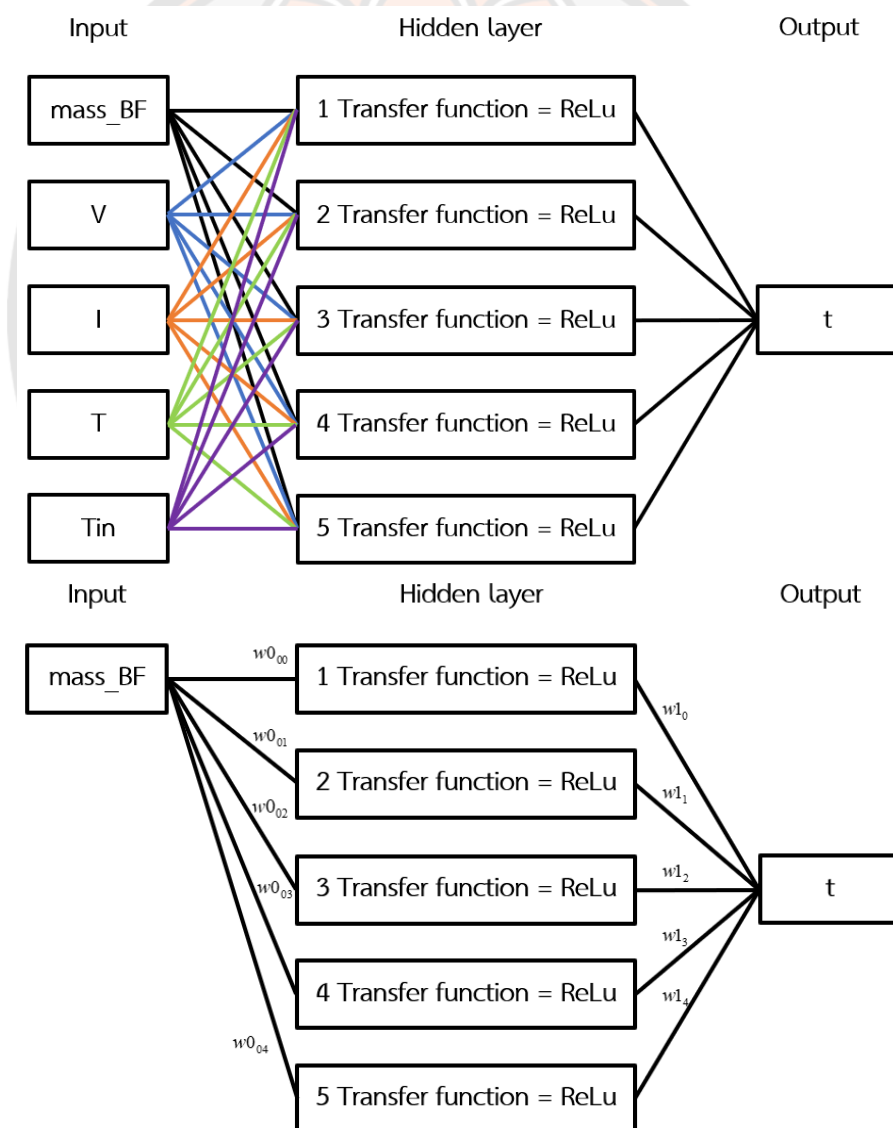
##### การสร้างโมเดล และการทดสอบเบื้องต้น

สร้างโมเดลทำนายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย เบื้องต้นกำหนดให้ไฮเปอร์พารามิเตอร์เป็นค่าเบื้องต้น เช่น จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำเท่ากับ 250 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.001 และใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันเป็น Adaptive moment (Adam) ที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น ReLU และให้ปรับปรุ้ค่าถ่วงน้ำหนักด้วยการพิจารณาฟังก์ชันความสูญเสียเป็นค่า Mean square error โดยการกำหนดจำนวนชั้นซ่อนคือ 1 ชั้น ที่รับค่าตัวแปรที่พิจารณา 5 ตัวแปรขาเข้าที่กำหนดเบื้องต้น ดังนั้นในตัวโมเดลจะประกอบไปด้วยโครงข่าย ดังภาพ 39 เมื่อ  $w_0$  และ  $w_1$  คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าและหลังหาคำตอบได้จากฟังก์ชันถ่ายโอน ReLU ตามลำดับ พร้อมแสดงผลการเรียนรู้จากการเปลี่ยนแปลงของค่าฟังก์ชันความสูญเสียของการทดสอบด้วยข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ และแสดงค่า Residual sum of square (R-square)

ถ้า Residual sum of square (R-square) คือการนำ Mean square error หรือก็คือการนำผลต่างระหว่างค่าที่ทำนายกับคำตอบจริงของแต่ละตัวอย่าง มายกกำลังสองแล้วนำมาบวกกันทั้งหมดเพื่อหาผลต่างค่าฟังก์ชันความสูญเสียที่ค่าน้อยที่สุด (4.1)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - h_w(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.1)$$

- ถ้า R-square เข้าใกล้ 1 แสดงว่าสมการการทำนายที่ได้มาสามารถอธิบายความแปรผันของตัวแปรตามได้
- ถ้า R-square เข้าใกล้ 0 แสดงว่าสมการการทำนายที่ได้มาไม่สามารถอธิบายความแปรผันของตัวแปรตามได้ และนอกจากนี้ยังมีผลต่อความแม่นยำของสมการทำนาย



ภาพ 39 แผนผังโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายในเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมู

ตาราง 14 ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละชั้นในโมเดลทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย

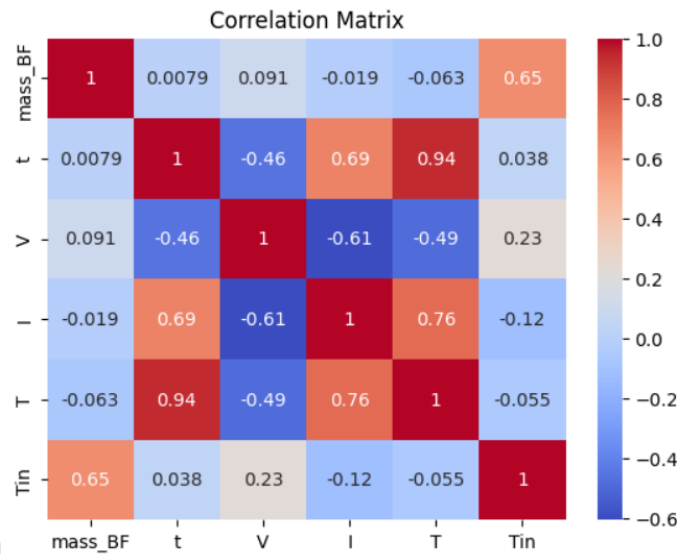
mass_BF	V	I	T	Tin	Active function
$w_{00} = 0.070$	$w_{010} = 0.592$	$w_{020} = -0.786$	$w_{030} = 0.701$	$w_{040} = -0.576$	$w_{10} = -0.371$
$w_{001} = -0.068$	$w_{011} = -0.144$	$w_{021} = -0.388$	$w_{031} = 0.867$	$w_{041} = -0.374$	$w_{11} = 1.180$
$w_{002} = 0.677$	$w_{012} = 0.669$	$w_{022} = 0.333$	$w_{032} = -0.360$	$w_{042} = -0.700$	$w_{12} = 1.664$
$w_{003} = -0.030$	$w_{013} = 1.159$	$w_{023} = 0.904$	$w_{033} = 0.381$	$w_{043} = 0.137$	$w_{13} = -0.650$
$w_{004} = -0.473$	$w_{014} = -0.887$	$w_{024} = 0.520$	$w_{034} = -0.193$	$w_{044} = 0.456$	$w_{14} = 0.289$

จากโครงสร้างของโมเดลดังภาพ 39 ทำการทดสอบแสดงค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้หลังจากเรียนรู้โมเดลแล้วได้เป็นผลสรุปค่าถ่วงน้ำหนักแต่ละค่าดังตาราง 14 ซึ่งผลของค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จะเป็นตัวแปรที่ใช้ประกอบในการแสดงว่าโมเดลที่เรียนรู้ค่าตัวแปรไหนมีค่ามากที่สุดได้ โดยการคำนวณผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักและนำมาสรุปเป็นคะแนนความสัมพันธ์ของตัวแปรขาเข้าได้ จากมากไปน้อยที่สุดคือ ระดับกระแสไฟฟ้าไหลผ่าน น้ำหนักก่อนการทดลอง อุณหภูมิขึ้นเนื้อที่เปลี่ยนไป อุณหภูมิเริ่มต้นของขึ้นเนื้อ และแรงดันไฟฟ้าที่ป้อน ที่คะแนน 2.739 2.725 2.612 2.529 และ 1.841 ตามลำดับ เมื่อคะแนนความสัมพันธ์ของตัวแปรคำนวณจาก ผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของค่าถ่วงน้ำหนักของตัวแปรนั้นๆ

ทำการเปรียบเทียบความสำคัญของตัวแปรที่มีผลต่อค่าเวลาที่ใช้ในการเพิ่มอุณหภูมิด้วยตารางแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูล หรือ Correlation Matrix ดังภาพ 40 พบว่าถ้าพิจารณาจากความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งหมด ที่สัมพันธ์กับตัวแปรเวลา จะพบว่า ตัวแปรที่มีผลอย่างมากต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรเวลา โดยเรียงลำดับจากมากไปน้อย คือ อุณหภูมิขึ้นเนื้อ กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน แรงดันไฟฟ้า และน้ำหนักก่อนการทดลอง ที่ค่า 0.94 0.69 -0.46 และ 0.01 ตามลำดับ โดยค่าที่แสดงเป็นจำนวนบวก หมายถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองตัวนั้นมีลักษณะแปรผันตรง และค่าที่แสดงเป็นจำนวนลบ หมายถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองตัวนั้นมีลักษณะแปรผกผัน

ทั่วไปแล้วตารางแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลจะแสดงแนวโน้มความสัมพันธ์โดยรวมของตัวแปร และการแสดงคะแนนความสำคัญของค่าถ่วงน้ำหนัก จะขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลที่เลือกมาได้ ดังนั้นในบางกรณีของการเรียนรู้ ค่าความสำคัญของตัวแปรจึงอาจไม่ตรงกัน ดังนั้นถ้าพูดถึงความสัมพันธ์โดยรวมของตัวแปรที่สำคัญ การดูตารางแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลจะสามารถอธิบายได้ แต่ถ้าต้องการดูความสัมพันธ์จากการสร้างโมเดลการเรียนรู้ในรอบนั้นๆ ควรดูที่ค่าคะแนนความสัมพันธ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก

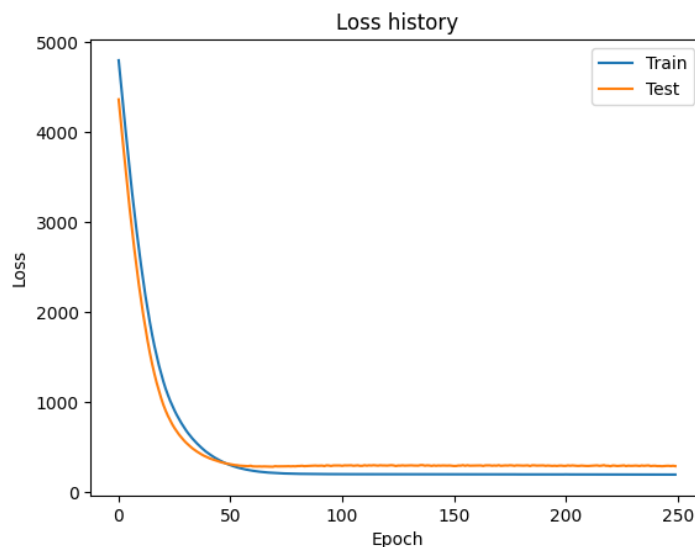




ภาพ 40 ตารางความสัมพันธ์ของข้อมูลเชิงตัวเลขทั้งหมด (Correlation Matrix)

### การปรับปรุงโมเดลทดลองด้วยการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์

ทดสอบโมเดลทำนายเวลาเบื้องต้นด้วยการแสดงค่าประสิทธิภาพ ดังภาพ 41 ค่า Mean square error ในโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย มีค่าลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงการปรับค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ (epoch) ที่ 0 ถึง 50 โดยมีค่าลดลงจาก 4798.767 เป็น 305.607 และ 4363.682 เป็น 310.313 หรือประมาณ 16 และ 14 เท่าจากค่าเริ่มต้นในข้อมูลเรียนรู้ และทดสอบตามลำดับ จากนั้นมีแนวโน้มเปลี่ยนแปลงอย่างคงที่ในช่วงค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ที่ 50 ถึง 250 โดยความต่างของค่า Mean square error ที่ตำแหน่งค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ ที่ 250 อยู่ที่ 4.706



ภาพ 41 การเปลี่ยนแปลงของค่า Mean square error ในโมเดลทำนายเวลา

ทดสอบปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลทำนายเวลาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลโดยมีลำดับตัวแปรที่สนใจในการปรับดังนี้

- 1) ค่าอัตราการเรียนรู้
- 2) ค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้
- 3) การปรับปรุงวิธีเคลื่อนลงตามความชัน
- 4) ค่าการเรกูลาไรซ์

#### โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย : ค่าอัตราการเรียนรู้

เบื้องต้นกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ของโมเดลเป็น 0.001 โดยใช้วิธีการหาค่าถ่วงน้ำหนักโดยการใช้การเคลื่อนลงตามความชันแบบ Adam ในการอัปเดตค่าถ่วงน้ำหนัก และไบแอสของโมเดลในแต่ละรอบการเรียนรู้ ในการปรับปรุงความแม่นยำของโมเดล สามารถทดลองปรับค่าอัตราการเรียนรู้โดยการเปลี่ยนค่าในวิธีการเคลื่อนลงตามความชันแบบ Adam และทดสอบผลลัพธ์ว่าการเปลี่ยนแปลงค่าอัตราการเรียนรู้จะส่งผลกระทบต่อความแม่นยำของโมเดลอย่างไรโดยทำการเพิ่มตัวแปรอัตราการเรียนรู้ในการหาค่าที่เหมาะสม เป็น 10, 1.0, 0.1 0.01, 0.0001 เพื่อทดสอบผลลัพธ์ใหม่และวัดผลการเปลี่ยนแปลงของค่า Mean square error ในช่วงการเรียนรู้ของโมเดลและชุดข้อมูลทดสอบเทียบกับค่าเริ่มต้น 0.001 แล้ววิเคราะห์ผลการเปลี่ยนแปลง และค่าแม่นยำของโมเดลที่ได้จากการปรับอัตราการเรียนรู้จากค่า แสดงดังตาราง 15

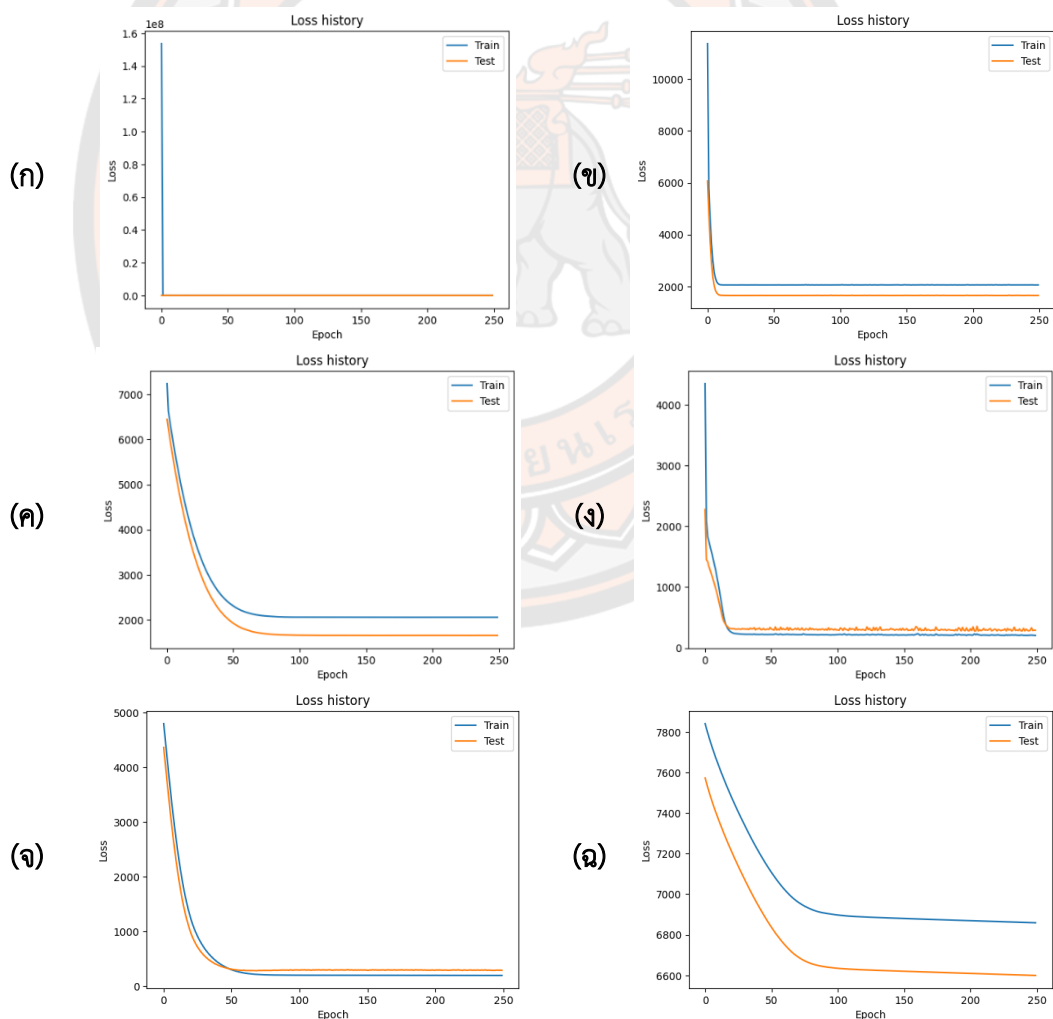
ตาราง 15 การเปรียบเทียบ R-square และ Mean square error ในแต่ละค่าอัตราการเรียนรู้

อัตราการเรียนรู้	R-square	Mean square error					
		ข้อมูลเรียนรู้			ข้อมูลทดสอบ		
		ค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ (จำนวนรอบ)			ค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ (จำนวนรอบ)		
		50	100	250	50	100	250
10	$-0.754 \times 10^{-3}$	2074.636	2060.17	2060.375	1676.944	1655.433	1655.695
1	$-1.692 \times 10^{-3}$	2060.431	2062.601	2061.875	1,655.611	1654.724	1657.246
0.1	$-0.507 \times 10^{-3}$	2328.682	2061.413	2061.413	1944.593	1944.593	1944.593
0.01	0.825	219.656	219.656	204.331	336.876	294.326	289.123
0.001	0.827	305.607	196.433	191.306	310.313	292.649	285.456
0.0001	-2.989	7116.808	6898.206	6859.305	6859.305	6635.415	6599.572

ตาราง 15 แสดงค่า R-square และ Mean square error ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ต่างกัน โดยทั่วไปแล้วค่า R-square จะต้องมียุ่ในช่วง 0 ถึง 1 ถ้ากรณีค่ามากเกินกว่านี้ แสดงว่าโมเดลไม่สามารถเรียนรู้ได้อย่างถูกต้อง จะเห็นได้ว่าที่ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.01 และ 0.001 มีค่าอยู่ที่ 0.825 และ 0.827 ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วงที่เป็นไปได้ เมื่อพิจารณาค่า Mean square error ที่การ

เรียนรู้ซ้ำในรอบต่างๆ จะเห็นได้ว่า มีแนวโน้มลดลง ที่ค่าอัตราการเรียนรู้ 0.01, 0.001 และ 0.0001 แต่กรณี 10, 1 และ 0.1 มีค่าคงที่ซึ่งอาจเกิดจากการติด Local minimum ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของตัวแปรในการเรียนรู้

เมื่อเปรียบเทียบผลที่ได้กับรูปกราฟการเปลี่ยนแปลงของค่า Mean square error จากกรณีที่มีแนวโน้มลดลง ดังภาพ 42 ในกรณีค่าอัตราการเรียนรู้ 42(ง) 0.01 และ 42(จ) 0.001 มีแนวโน้มลดลงเข้าใกล้ 0 เหมือนกันแต่จะเห็นได้ว่าค่า Mean square error ของข้อมูลทดสอบ มีการเปลี่ยนแปลงที่สูงซึ่งเป็นผลของการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ที่มากเกินไป และในกรณีที่อัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำมากเกินไป ดังกรณี 42(ฉ) 0.0001 อัตราการเรียนรู้ที่ต่ำมากทำให้ต้องใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้มาก ซึ่งจะส่งผลเสียต่อความเร็วในการเรียนรู้ของโมเดลทำนาย และทรัพยากรของโปรแกรมทำนาย



ภาพ 42 การเปลี่ยนแปลงของค่า Mean square error ในโมเดลทำนายที่อัตราการเรียนรู้ค่าต่างๆ ประกอบด้วย (ก) 10, (ข) 1, (ค) 0.1, (ง) 0.01, (จ) 0.001 และ (ฉ) 0.0001

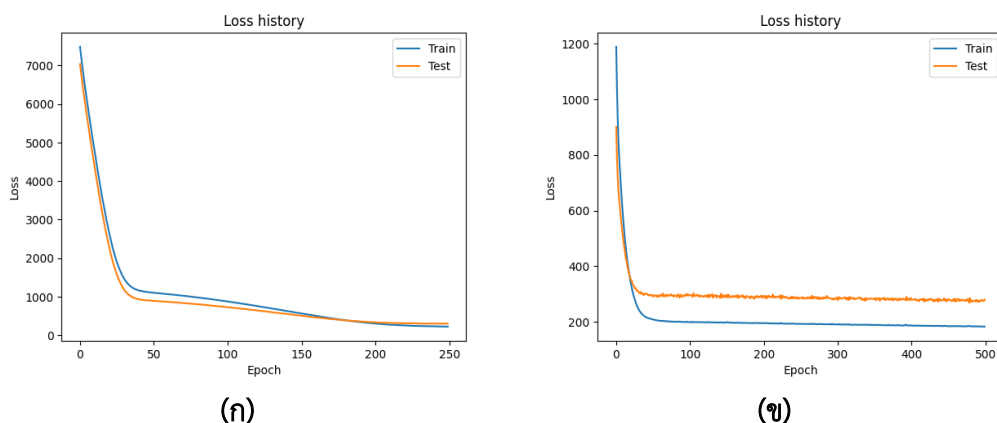
### โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย : ค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้

ทำการทดสอบปรับค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้เพื่อทดสอบระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ และปัญหาที่จะเกิดขึ้น โดยทำการทดสอบที่ค่า 50, 100, 250 และ 500 รอบ ที่ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 แสดงดังตาราง 16 จากโมเดลทำนายสำหรับเครื่องเตรียมสเต็มกหมู พบว่ากรณีที่ค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้มีค่าเท่ากับ 50 และ 100 มีโอกาสที่ค่า R-square ที่พบจะต่ำกว่า 0.8 เป็น 100% และ 40% ตามลำดับ แต่ในกรณีที่ 500 มีโอกาสพบ 10% เนื่องจากการเรียนรู้โดยการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของทุกๆ ตัวแปรพร้อมกัน อาจมีโอกาสที่ตัวแปรบางตัวที่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลที่ต้องการต่ำจะทำให้การเรียนรู้เกิดการผิดพลาด โดยจะเห็นผลเมื่อทำการเรียนรู้ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักนั้นๆ มากเกินไป

ค่าที่เหมาะสมของโมเดลทำนายสำหรับเครื่องเตรียมสเต็มกหมูนี้ คือ 250 รอบ ซึ่งเป็นค่าที่สามารถหลีกเลี่ยงปัญหาการเกิดการเรียนรู้เกินและการติด Local minimum ระหว่างการเรียนรู้ได้ โดยมีระยะเวลาเฉลี่ยในการเรียนรู้ของโมเดลส่วนการทำนายค่าเวลา อยู่ที่ 20 วินาที จากภาพ 43(ก) แสดงปัญหาการติด Local minimum ในช่วงการเรียนรู้รอบที่ 50 ถึง 150 การเลือกจำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำที่เหมาะสมจะช่วยแก้ปัญหาได้ แต่ในบางครั้งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักขณะเรียนรู้ก็อาจติดปัญหา Local minimum ซึ่งเป็นสาเหตุให้เกิดการเรียนรู้เกินอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ดังภาพ 43(ข)

ตาราง 16 การเปรียบเทียบ R-square และเวลาที่ใช้ในแต่ละค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้

ค่าการวนซ้ำของการเรียนรู้ (จำนวนรอบ)							
50		100		250		500	
R-square	time (s)	R-square	time (s)	R-square	time (s)	R-square	time (s)
0.709	9	0.805	12	0.818	19	0.813	39
-3.583	7	0.673	8	0.807	21	-2.430	42
0.381	5	0.810	8	0.805	22	0.814	42
0.700	6	0.418	11	0.819	19	0.815	36
0.709	9	0.805	12	0.818	19	0.813	39



ภาพ 43 ปัญหา (ก) Local minimum และ (ข) การเกิดการเรียนรู้เกินขณะทดสอบ

### โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย : การปรับปรุงวิธีเคลื่อนลงตามความชัน

ปกติแล้วแนวทางการปรับปรุงวิธีเคลื่อนลงตามความชันสำหรับคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของโมเดลทำนายมักนิยมใช้รูปแบบ Adaptive Moment (Adam) เพื่อลดปัญหาการแกว่งมากเกินไปของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก หรือก็คือการปรับปรุง Momentum ซึ่งทำให้การคำนวณตำแหน่งของค่าถ่วงน้ำหนักครั้งถัดไปจะคำนึงถึงทิศทางของการเคลื่อนที่ให้อยู่ในแนวเดิม ซึ่งอัตราการเปลี่ยนแปลงของการปรับค่าถ่วงน้ำหนักก็จะขึ้นอยู่กับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วย

สำหรับการทดสอบ ทำการเปรียบเทียบกับวิธีการเคลื่อนลงตามความชันรูปแบบต่างๆ ที่จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำ 500 รอบ โดยกำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแต่ละตัวแปรเป็นค่าพื้นฐาน ทำการทดสอบ 5 ครั้ง ด้วยการแสดงค่า R-square หลังทำการทดสอบด้วยวิธีเคลื่อนลงตามความชันแบบ Stochastic Gradient Descent (SGD) Momentum Nesterov Momentum (NAG) Adaptive Gradient (AdaGrad) และ Adaptive Moment (Adam) ตามลำดับ

ตาราง 17 การเปรียบเทียบ R-square กับวิธีการปรับปรุงวิธีเคลื่อนลงตามความชันแบบต่างๆ

SGD	Momentum	NAG	AdaGrad	AdaDelta	Adam
R-square	R-square	R-square	R-square	R-square	R-square
$-0.659 \times 10^{-3}$	$-1.310 \times 10^{-3}$	$-0.959 \times 10^{-3}$	-3.010	$-0.990 \times 10^{-3}$	0.813
$-0.604 \times 10^{-3}$	$-0.277 \times 10^{-3}$	$-0.304 \times 10^{-3}$	-0.852	0.805	-2.430
$-0.768 \times 10^{-3}$	$-0.242 \times 10^{-3}$	$-1.161 \times 10^{-3}$	-3.006	0.838	0.814
$-0.685 \times 10^{-3}$	$-0.747 \times 10^{-3}$	$-1.230 \times 10^{-3}$	0.271	0.818	0.815
$-0.648 \times 10^{-3}$	$-0.698 \times 10^{-3}$	$-0.235 \times 10^{-3}$	-0.079	0.833	0.831

จากตาราง 17 พบว่าแม้จะเพิ่ม Momentum ในการระบุทิศทางกรลู่เข้าให้กับโมเดล การทำนายนี้ให้เร็วขึ้นด้วยวิธี Momentum และ NAG แล้วนั้น ยังคงไม่เพียงพอให้สามารถหาค่าถ่วง น้ำหนักที่ต่ำที่สุด (Global minimum) ภายในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่ 500 รอบ ดังนั้นจึงต้องมีการ เพิ่มการปรับอัตราการเรียนรู้ได้ด้วยโดยใช้วิธี AdaGrad ซึ่งจะพบว่ามีโอกาสที่จะลู่เข้าสู่ค่าตอบไวขึ้น (มีโอกาส 20% ที่จะลู่เข้าสู่ค่าตอบ) และวิธี AdaDelta ซึ่งเป็นวิธีปรับปรุงจาก AdaGrad ให้ดียิ่งขึ้น สามารถหาค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อปรับโมเดลเรียนรู้ได้ภายในจำนวนรอบการเรียนรู้ที่กำหนดได้เหมือนกับ วิธี Adam

### โครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย : ค่าการเรกูลาไรซ์

ทดสอบเพิ่มค่าการเรกูลาไรซ์ลงในโมเดลทำนาย โดยเลือกใช้ L2 regularization ปรับ ค่าในช่วง 10, 1, 0.1, 0.01, 0.001 และ 0.0001 โดยเรียนรู้เป็นจำนวน 5 ครั้ง และเปรียบเทียบค่า R-square จากข้อมูลทดสอบ พร้อมทั้งหาค่าเฉลี่ยของการเรกูลาไรซ์แต่ละค่า แสดงดังตาราง 18

ก่อนเพิ่มค่าการเรกูลาไรซ์โมเดลทำนายมีค่า R-square อยู่ที่ 0.813 (อ้างอิงจากตาราง 14 ที่คำนวณซ้ำในการเรียนรู้ 250) หลังเพิ่มการเรกูลาไรซ์ พบว่าค่าเฉลี่ยของการทำนายมีค่าเพิ่มขึ้น โดยถ้ากำหนดให้ค่าการเรกูลาไรซ์ มีค่าเท่ากับ 0.001 จะให้ R-square ที่ค่าสูงสุด

ตาราง 18 การเปรียบเทียบ R-square กับวิธีการปรับค่าการเรกูลาไรซ์

	ค่าการเรกูลาไรซ์					
	10	1	0.1	0.01	0.001	0.0001
R-square	R-square	R-square	R-square	R-square	R-square	R-square
	0.813	0.818	0.808	0.820	0.823	0.825
	0.831	0.816	0.815	0.832	0.831	0.820
	0.816	0.834	0.816	0.810	0.829	0.812
	0.811	0.814	0.815	0.822	0.821	0.811
	0.830	0.820	0.823	0.816	0.822	0.825
ค่าเฉลี่ย	0.820	0.820	0.815	0.820	0.825	0.819

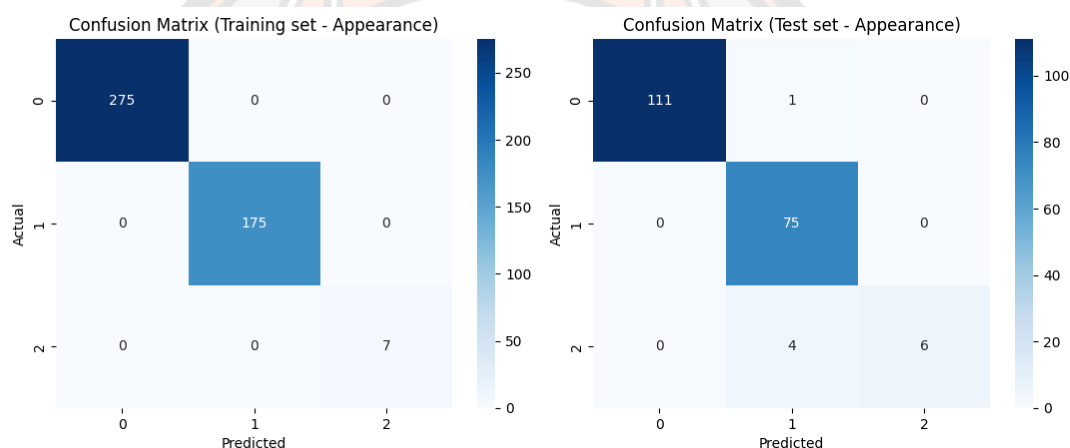
## 2) โมเดลทำนายลักษณะปรากฏด้วยวิธีการจำแนกแบบป่าสุ่ม

### การสร้างโมเดล และการทดสอบเบื้องต้น

การออกแบบโมเดลทำนายแบบป่าสุ่มจะใช้การกำหนดให้ตัวแปรที่ใช้ในการเรียนรู้เป็น น้ำหนักก่อนการทดลอง แรงดันไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลง กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน อุณหภูมิของชิ้นเนื้อที่แต่ละเวลา อุณหภูมิเริ่มต้นของชิ้นเนื้อ รวมทั้งตัวแปรเวลา เป็นตัวแปรขาเข้า โดยกำหนดไฮเปอร์

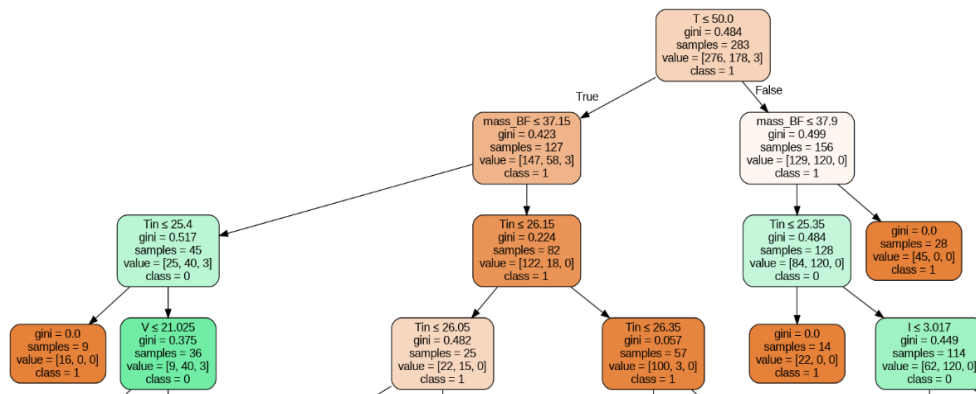
พารามิเตอร์เบื้องต้นเป็นการสร้างป่าสุ่มที่จำนวนต้นไม้ในป่าสุ่ม 100 ต้น ใช้การสุ่มประเภท Boosting และใช้ Gini impurity เป็นฟังก์ชันสำหรับตัดสินใจเลือกตัวแปรที่สำคัญในแต่ละกิ่ง สำหรับข้อมูลที่ใช้เรียนรู้จะใช้ชุดข้อมูลเดียวกันกับการสร้างโมเดลทำนายด้วยวิธีโครงสร้างประสาทเทียม แต่ในขั้นตอนการทดสอบทำนายผล จะใช้คำตอบของเวลาที่ได้ในโมเดลทำนาย มาใช้ในการหาคุณลักษณะปรากฏ

ทำการทดสอบเบื้องต้นโดยพิจารณาจากเมทริกซ์ความสับสนดังภาพ 44 พบว่า ในการทดสอบประสิทธิภาพด้วยข้อมูลทดสอบ มีการตอบผิดของข้อมูล Appearance ที่คำตอบเป็น normal 1 คำตอบ (ค่าจริง 0 ทำนายเป็น 1) และมีการตอบผิดที่กรณีคำตอบ abnormal\_50 4 คำตอบ (ค่าจริงเป็น 2 ทำนายเป็น 1) ค่าความถูกต้องอยู่ที่ 97%



ภาพ 44 ตารางเมทริกซ์ความสับสน จากการทำนายคุณลักษณะด้วยการสุ่มต้นไม้

หาความสัมพันธ์ที่มากที่สุดในการทำนายแบบแบ่งกลุ่มตัวแปรคุณลักษณะปรากฏ Appearance ของโมเดลเมื่อให้ตัวแปรเวลาของการทำนายมาใช้เป็นข้อมูลเข้าจะแสดงได้จากการเลือกลำดับกิ่งของกราฟต้นไม้ตัดสินใจ หรือพิจารณาจากค่า Gini impurity ของคำตอบของตัวแปร Appearance จะเห็นได้ว่า จากตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจดังภาพ 45 กิ่งแรกที่ใช้ในการตัดสินใจคือตัวแปรอุณหภูมิ T ที่เงื่อนไข T น้อยกว่าหรือเท่ากับ 50 และในชั้นที่ 2 ของต้นไม้ตัดสินใจคือค่าน้ำหนักก่อนการทดลอง mass\_BF ที่เงื่อนไข mass\_BF น้อยกว่าหรือเท่ากับ 37.15 และ 37.9 องศาเซลเซียส และในชั้นที่ 3 ของต้นไม้ตัดสินใจคือการพิจารณาค่าอุณหภูมิเริ่มต้น Tin ที่เงื่อนไข Tin น้อยกว่าหรือเท่ากับ 25.4 และ 26.15 องศาเซลเซียส ดังนั้นตัวแปรที่มีความสำคัญมากที่สุดในการทำนายการแบ่งกลุ่มของตัวแปร Appearance จากมากไปน้อย 3 ลำดับแรกคือ T, mass\_BF และ Tin ตามลำดับ



ภาพ 45 ส่วนของกราฟต้นไม้ตัดสินใจแสดงความสำคัญของตัวแปรจากค่า Gini impurity

ทดสอบปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลทำนายคุณลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อหมูเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดลโดยมีลำดับตัวแปรที่สนใจในการปรับดังนี้

- 1) ค่าจำนวนต้นไม้ในป่าสุ่ม
- 2) ประเภทการสุ่มของต้นไม้

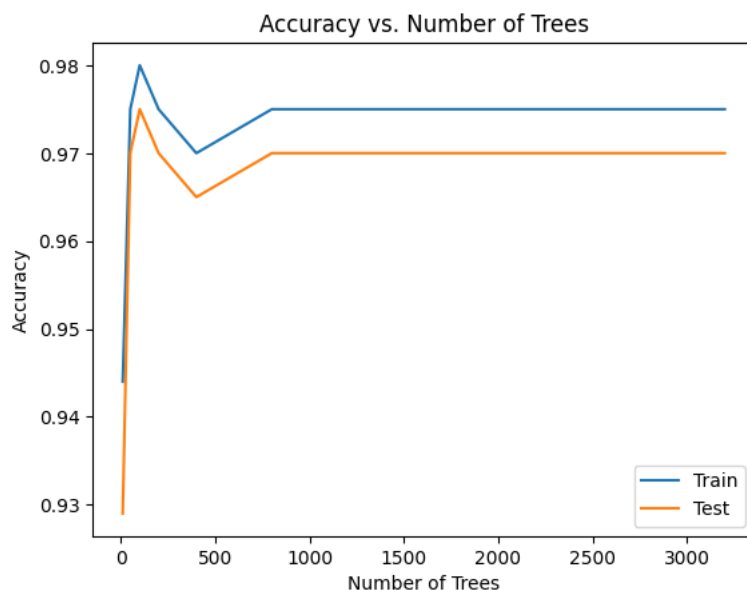
#### การจำแนกแบบป่าสุ่ม : ค่าจำนวนต้นไม้ในป่าสุ่ม

การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการจำแนกแบบป่าสุ่มเป็นวิธีการจำแนกกลุ่มของคำตอบโดยการสร้างโมเดลจากต้นไม้ตัดสินใจหลายๆต้น นำมาเฉลี่ยเพื่อหาคำตอบที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น โดยโมเดลการทำนายของเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมูกำหนดให้ต้องสามารถทำนาย ระยะเวลาที่ต้องใช้ในการให้ความร้อน และได้ลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อตามต้องการ ซึ่งชนิดข้อมูลของคำตอบที่ต้องการอยู่ในรูปค่าตัวเลขที่ต้องการทำนาย และประเภทของคุณลักษณะชิ้นเนื้อที่ได้จากเวลาที่ทำนาย ดังนั้นโมเดลที่ออกแบบจึงจำเป็นต้องมีความสอดคล้องกันในการทำนายด้วยวิธีทั้งสองแบบ

จากโปรแกรมต้นแบบได้ทำการสร้างโมเดลทำนายด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายเพื่อทำนายค่าเวลา และนำคำตอบจากโมเดลทำนายค่าเวลา เป็นตัวแปรขาเข้าสำหรับใช้ในการจำแนกประเภท โดยเลือกใช้วิธีการจำแนกแบบป่าสุ่มในการทดลองนี้จะทำการปรับค่าจำนวนต้นไม้ตัดสินใจเพื่อหาค่าที่เหมาะสมสำหรับทำนาย โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลระหว่างข้อมูลเรียนรู้ และข้อมูลทดสอบ

กำหนดค่าการเรียนรู้ซ้ำเป็น 250 รอบ โดยใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันแบบ Adam ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.001 ค่า Mean square error และ R-square ขณะทดสอบเท่ากับ 297.419, 0.820 ตามลำดับ





ภาพ 46 กราฟเปรียบเทียบค่า Accuracy กับปริมาณการแบ่งต้นไม้ตัดสินใจ

จากภาพ 46 พบว่าค่า Accuracy ที่แต่ละจำนวนการแบ่งต้นไม้ตัดสินใจมีค่าเพิ่มสูงขึ้นเป็นลำดับในช่วงการแบ่งจำนวนต้นไม้ตัดสินใจเป็น 10, 50 และ 100 และมีค่าค่อยๆลดลงที่การแบ่งต้นไม้ตัดสินใจเป็น 200 และ 400 ตามลำดับ แล้วจากนั้นก็กลับไปเพิ่มขึ้นในช่วง 500 ถึง 800 ก่อนจะคงที่ โดยในช่วงการแบ่งต้นไม้ตัดสินใจจำนวนน้อยจะส่งผลให้โมเดลมีโอกาสเกิดการเรียนรู้เกินตั้งนั้น ในช่วงแรกจะมีระยะของค่า Accuracy จากข้อมูลเรียนรู้กับข้อมูลทดสอบค่อนข้างมากและค่อยๆลดลงเมื่อจำนวนการแบ่งเพิ่มขึ้น โดยพื้นฐานแล้ว ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลการจำแนกแบบป่าสุ่มจะกำหนดประเภทการสุ่มเป็นแบบ Boosting ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้โดยการสร้างโมเดลความแม่นยำต่ำมาทำนายข้อมูลและจะนำผลลัพธ์ที่ได้ไปใช้สำหรับปรับปรุงค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของต้นไม้ต่อไป ดังนั้นกรณีที่มีการสร้างการจำแนกแบบป่าสุ่มที่จำนวนการแบ่งต้นไม้ปริมาณมากๆจะมีค่า Accuracy ลดลงในช่วงหนึ่ง ก่อนค่อยๆเพิ่มขึ้นจนคงที่ ซึ่งการใช้ร่วมกับการสุ่มแบบ Boosting จะให้ความแม่นยำในการทำนายสูง

#### การจำแนกแบบป่าสุ่ม : ประเภทการสุ่มของต้นไม้

ทดสอบปรับประเภทการสุ่มเปรียบเทียบเป็นวิธี Bagging ทดสอบค่า Accuracy ของข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ พร้อมแสดงค่า Precision, Recall และ F1 score ของแต่ละประเภทการสุ่มข้อมูลสำหรับสร้างต้นไม้ตัดสินใจ แสดงดังตาราง 19 และ 20

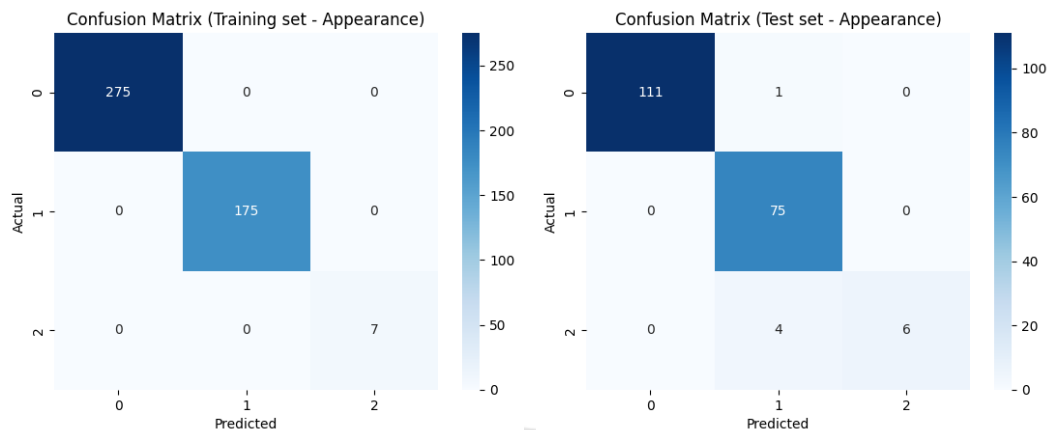
ตาราง 19 ค่า Accuracy ของประเภทการสุ่ม Boosting เทียบกับ Bagging

ประเภทการสุ่ม Boosting		ประเภทการสุ่ม Bagging	
Accuracy (Train)	Accuracy (Test)	Accuracy (Train)	Accuracy (Test)
0.98	0.975	1	1

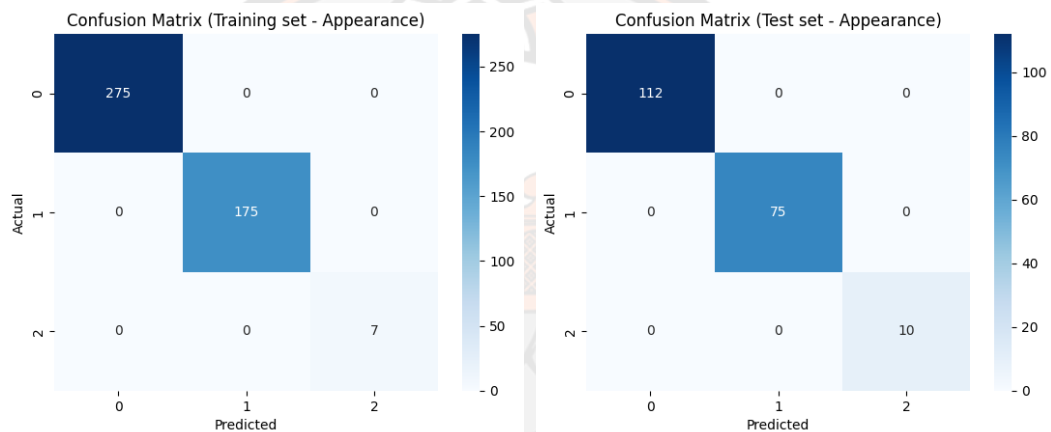
ตาราง 20 ค่า Precision Recall และ F1 score ของประเภทการสุ่ม Boosting เทียบกับ Bagging

	Boosting			Bagging		
	Precision	Recall	F1-score	Precision	Recall	F1-score
0	1	0.98	0.99	1	1	1
1	0.93	1	0.96	1	1	1
2	1	0.6	0.75	1	1	1

จากตาราง 19 ทดสอบเปรียบเทียบระหว่างการแบ่งกลุ่มต้นไม้ด้วยวิธีสุ่มแบบ Boosting และ Bagging ซ้ำเป็นจำนวน 5 ครั้ง พบว่าการทำการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการแบ่งกลุ่มต้นไม้แบบ Bagging ให้ค่า Accuracy ของโมเดลทำนายสำหรับเครื่องเตรียมสเต็มกัญหามีค่าสูงที่สุด เมื่อพิจารณาตารางประสิทธิภาพของโมเดลทำนายคำตอบจากลักษณะปรากฏ ดังตาราง 20 กำหนดให้ 0, 1 และ 2 คือเนื้อลักษณะ ปกติ, สุกมากกว่า 80% และ สุกน้อยกว่า 50% ตามลำดับ ในการทำนายข้อมูลที่ผิดปกติในวิธีการสุ่มต้นไม้ของวิธี Boosting มีโอกาสสามารถตรวจจับกรณีการสุกน้อยกว่า 50% ได้เพียง 60% เท่านั้น และโมเดลสามารถตรวจจับ และทำนายกรณีที่ผิดพลาดได้อย่างแม่นยำ อยู่ที่ 75% สำหรับคำตอบที่ทำนายผิดแสดงดังภาพสรุปตารางเมตริกซ์ความสับสน ในภาพ 47 ดังนั้น ในประเภทของการสุ่มควรเลือกใช้วิธี Bagging จะให้ประสิทธิภาพของโมเดลมากที่สุด



### (ก) การสุ่มต้นไม้ประเภท Boosting



### (ข) การสุ่มต้นไม้ประเภท Bagging

ภาพ 47 ตารางเมทริกซ์ความสับสน การสุ่มต้นไม้ประเภท (ก) Boosting และ (ข) Bagging

### 3) การตั้งค่าตัวแปรไฮเปอร์พารามิเตอร์ และความสัมพันธ์ของตัวแปรในโมเดล

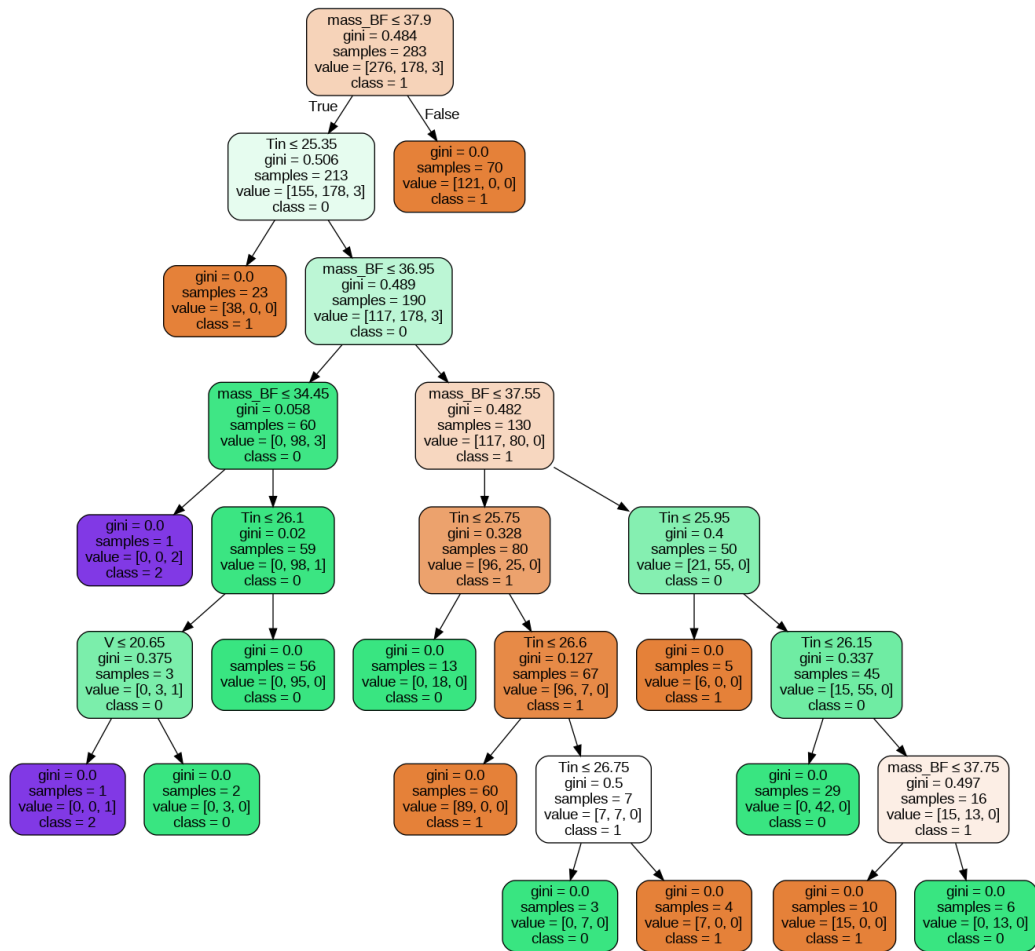
จากผลการทดลองและปรับปรุงไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลทำนายเวลาที่ใช้ในการเพิ่มอุณหภูมิด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร จะกำหนดให้ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำเท่ากับ 250 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.001 และใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันเป็น Adaptive moment (Adam) ที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น ReLU และให้ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักด้วยการพิจารณาฟังก์ชันความสูญเสียเป็นค่า Mean square error ร่วมกับการใช้การเรกูลาไรซ์ L2 ที่ค่า 0.001 กำหนดจำนวนชั้นซ่อนคือ 1 ชั้น และในโมเดลทำนายคุณลักษณะปรากฏของขึ้นเนื้อโดยวิธีจำแนกแบบป่าสุ่ม กำหนดให้จำนวนต้นไม้ในป่าสุ่มเป็น 100 ต้นที่ประเภทการสุ่มจะใช้วิธี Bagging โดยมีการใช้ตัวแปรในการเลือกลำดับกิ่งด้วยตัวแปร Gini impurity

ตาราง 21 ค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละชั้นในโมเดลทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลังปรับปรุง

mass_BF	V	I	T	Tin	Active function
$w_{00} = -0.190$	$w_{10} = -0.403$	$w_{20} = 0.003$	$w_{30} = 0.889$	$w_{40} = -0.287$	$w_{10} = 1.630$
$w_{01} = -0.458$	$w_{11} = -0.506$	$w_{21} = -0.681$	$w_{31} = 1.652$	$w_{41} = -0.514$	$w_{11} = 0.674$
$w_{02} = 0.586$	$w_{12} = -0.088$	$w_{22} = 0.097$	$w_{32} = -0.033$	$w_{42} = 0.328$	$w_{12} = -0.500$
$w_{03} = 0.724$	$w_{13} = 0.100$	$w_{23} = 0.863$	$w_{33} = 0.097$	$w_{43} = -0.572$	$w_{13} = 0.814$
$w_{04} = 0.000$	$w_{14} = 0.000$	$w_{24} = 0.000$	$w_{34} = 0.000$	$w_{44} = 0.000$	$w_{14} = 0.938$

ตาราง 21 แสดงค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละชั้นในโมเดลทำนายหลังการปรับปรุง โดยใน ส่วนของการทำเรกูลาไรซ์มีส่วนทำให้การเรียนรู้ของตัวแปรที่ไม่มีผลจะถูกลดทอนลงไป เพื่อรับมือกับ การเกิดปัญหาการเรียนรู้เกินของข้อมูลในอนาคต โดยค่าถ่วงน้ำหนักที่ปรับปรุงแล้วสามารถนำมาสรุป เป็นคะแนนความสัมพันธ์ของตัวแปรเข้าได้ จากมากไปน้อยที่สุดคือ อุณหภูมิขึ้นเนื้อที่เปลี่ยนไป น้ำหนักก่อนการทดลอง อุณหภูมิเริ่มต้นของขึ้นเนื้อ ระดับกระแสไฟฟ้าไหลผ่าน และแรงดันไฟฟ้าที่ เปลี่ยนแปลง ที่คะแนน 2.671 1.957 1.701 1.645 และ 1.097 ตามลำดับ เมื่อคะแนนความสัมพันธ์ ของตัวแปรคำนวณจาก ผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของค่าถ่วงน้ำหนักของตัวแปรนั้นๆ ซึ่งจะเห็นได้ว่ามี ความใกล้เคียงกับตารางแสดงความสัมพันธ์ของข้อมูลมากขึ้น โดยตัวแปรที่สำคัญที่สุดคืออุณหภูมิขึ้น เนื้อที่เปลี่ยนไปเหมือนกัน

นอกจากนี้ทำการทดสอบสร้างกราฟตัวอย่างต้นไม้ตัดสินใจหลังปรับปรุง ดังภาพ 48 พบว่าตัวแปรที่มีความสำคัญจากมากไปน้อยที่สุดคือ น้ำหนักก่อนการทดลอง อุณหภูมิเริ่มต้นของขึ้น เนื้อ และแรงดันไฟฟ้าที่ป้อน ตามลำดับ



ภาพ 48 ตัวอย่างกราฟต้นไม้ตัดสินใจแสดงความสำคัญของตัวแปรหลังปรับปรุง

#### 4.3 เปรียบเทียบโมเดลทำนายกับสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า

จากสมการ (2.3) แปลงให้อยู่ในรูปของตัวแปรแรงดันไฟฟ้าได้เป็น

$$t = \frac{mC_p \Delta T}{IV} \quad (4.2)$$

กำหนดให้การเปลี่ยนแปลงของมวลเป็นค่าเฉลี่ย ก่อนให้ความร้อนกับหลังให้ความร้อน และค่าความจุความร้อนจำเพาะมีค่าคงที่ ในกรณีนี้เมื่อหุ้มส้นนอกให้มีค่าประมาณเท่ากับค่าความจุความร้อนจำเพาะของน้ำ  $C_p = 4.18$  (Bousfield, 1917) รวมทั้งไม่คำนึงค่าการสูญเสีย แสดงเป็นสมการหาเวลาที่เปลี่ยนแปลงได้ดังสมการ (4.2)

ข้อมูลทดสอบสำหรับใช้ทำนายค่าตัวแปรเวลาด้วยโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายหลังทำการปรับปรุงไฮเปอร์พารามิเตอร์ จะกำหนดให้เป็น 3 ลักษณะคือกรณีขึ้นเนื้อสุก 100% สุกน้อยกว่า 80% และสุกน้อยกว่า 50% โดยใช้โมเดลที่มีค่าถ่วงน้ำหนักตามตาราง 20 ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการคำนวณได้เป็นดัง สมการ (4.3) และ (4.4)

$$a_{(4 \times 1)} = \text{ReLU} \left( \begin{bmatrix} w0_{00} & w0_{10} & w0_{20} & w0_{30} & w0_{40} \\ w0_{01} & w0_{11} & w0_{21} & w0_{31} & w0_{41} \\ w0_{02} & w0_{12} & w0_{22} & w0_{32} & w0_{42} \\ w0_{03} & w0_{13} & w0_{23} & w0_{33} & w0_{43} \\ w0_{04} & w0_{14} & w0_{24} & w0_{34} & w0_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{mass\_BF} \\ V \\ I \\ T \\ \text{Tin} \end{bmatrix} \right) \quad (4.3)$$

$$t_{(1 \times 1)} = [w1_0 \quad w1_1 \quad w1_2 \quad w1_3 \quad w1_4] a_{(4 \times 1)} \quad (4.4)$$

เมื่อ  $w0$  และ  $w1$  คือค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลขาเข้าและหลังหาคำตอบได้จากฟังก์ชันถ่ายโอน ReLU ตามลำดับ และ  $a$  คือคำตอบที่ได้ของฟังก์ชันถ่ายโอน

$$a_{(4 \times 1)} = \text{ReLU} \left( \begin{bmatrix} -0.190 & -0.403 & 0.003 & 0.889 & -0.287 \\ -0.458 & -0.506 & -0.681 & 1.652 & -0.514 \\ 0.586 & -0.088 & 0.097 & -0.033 & 0.328 \\ 0.724 & 0.100 & 0.863 & 0.097 & -0.572 \\ 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{mass\_BF} \\ V \\ I \\ T \\ \text{Tin} \end{bmatrix} \right)$$

$$t_{(1 \times 1)} = [1.630 \quad 0.674 \quad -0.500 \quad 0.814 \quad 0.938] a_{(4 \times 1)}$$

ตาราง 22 ข้อมูลทดสอบสำหรับเปรียบเทียบกับสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อน

mass_BF	t	V	I	T	Tin	Appearance
38.0	0	20.00	2.845	26.2	26.2	normal
38.0	10	20.47	3.007	30.3	26.2	normal
38.0	20	20.39	3.076	33.5	26.2	normal
38.0	30	20.29	3.162	36.3	26.2	normal
38.0	40	20.24	3.239	40.3	26.2	normal
38.0	50	20.19	3.306	44.3	26.2	normal
38.0	60	20.12	3.353	48.5	26.2	normal
38.0	70	20.11	3.434	51.2	26.2	normal
38.0	80	20.08	3.439	55.7	26.2	normal
38.0	90	20.00	3.571	58.2	26.2	normal
38.0	100	19.92	3.666	62.0	26.2	normal
38.0	110	19.69	3.891	65.4	26.2	normal
38.0	120	19.55	4.115	67.5	26.2	normal

38.0	125	19.42	4.321	71.1	26.2	normal
38.0	130	19.57	4.190	75.5	26.2	normal
38.0	140	19.51	4.288	79.0	26.2	normal
37.7	0	20.00	2.891	26.0	26.0	abnormal_80
37.7	10	20.00	3.305	30.3	26.0	abnormal_80
37.7	20	20.01	3.382	33.3	26.0	abnormal_80
37.7	30	19.94	3.404	37.1	26.0	abnormal_80
37.7	40	19.97	3.407	40.4	26.0	abnormal_80
37.7	50	20.07	3.400	44.0	26.0	abnormal_80
37.7	60	20.14	3.321	47.1	26.0	abnormal_80
37.7	70	20.22	3.231	50.3	26.0	abnormal_80
37.7	80	20.32	3.069	53.7	26.0	abnormal_80
37.7	90	20.26	3.193	56.7	26.0	abnormal_80
37.7	100	20.20	3.255	59.5	26.0	abnormal_80
37.7	110	20.01	3.435	62.5	26.0	abnormal_80
37.7	120	19.77	3.666	65.4	26.0	abnormal_80
37.7	130	19.36	4.267	71.1	26.0	abnormal_80
37.7	140	19.91	3.689	73.2	26.0	abnormal_80
37.7	150	19.89	3.731	76.5	26.0	abnormal_80
36.8	0	20.83	2.792	26.0	26.0	abnormal_50
36.8	10	20.75	2.872	30.9	26.0	abnormal_50
36.8	20	20.68	2.943	41.2	26.0	abnormal_50
36.8	30	20.60	3.030	44.9	26.0	abnormal_50
36.8	40	20.50	3.123	48.3	26.0	abnormal_50
36.8	50	20.40	3.210	59.3	26.0	abnormal_50
36.8	60	20.33	3.295	68.6	26.0	abnormal_50
36.8	70	20.30	3.333	75.5	26.0	abnormal_50

ตาราง 22 แสดงข้อมูลทดสอบสำหรับใช้ทำนายค่าตัวแปรเวลา ด้วยโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายหลังทำการปรับปรุงไฮเปอร์พารามิเตอร์ ที่ 3 ลักษณะปรากฏบนชิ้นเนื้อหมูหลังให้ความร้อนแบบโอห้มมิก โดยการวัดการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิทุก 10 วินาที และบันทึกค่าอุณหภูมิที่ตำแหน่งวินาทีที่ 71 องศาเซลเซียสด้วย สำหรับใช้อ้างอิงในการคำนวณด้วยสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้าโดยจะทำการสร้างเป็นเส้นแนวโน้ม ดังนั้นในการแทนค่าในสมการ (4.2) จะกำหนดให้มวล กระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้าใช้เป็นค่าเฉลี่ย

#### 4.3.1 การเปรียบเทียบที่คุณลักษณะปรากฏ สุก 100%

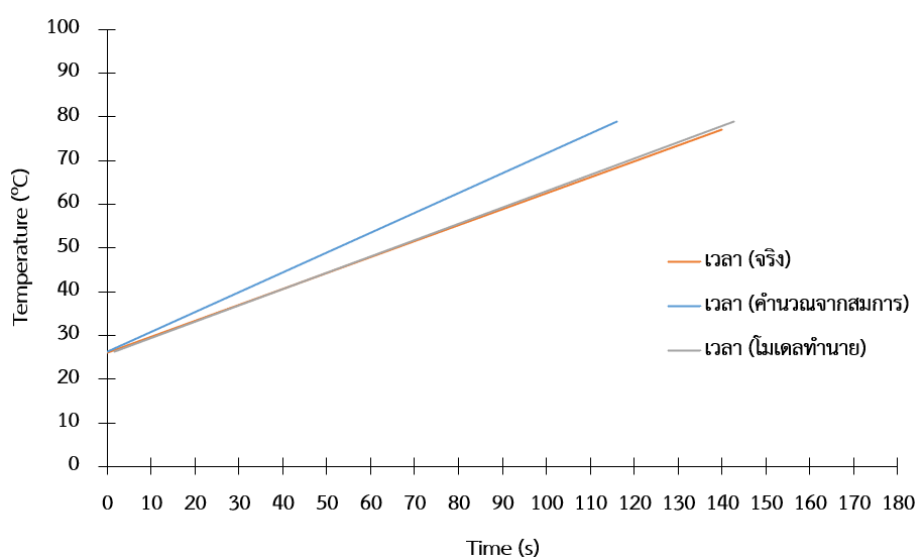
ทำการทดสอบที่ข้อมูล สุก 100% โดยในการคำนวณ ได้ค่าเฉลี่ยเป็น น้ำหนัก 37.35 กรัม แรงดันไฟฟ้า 19.97 โวลต์ กระแสไฟฟ้า 3.556 แอมแปร์ ทำการคำนวณเวลาจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า ทำนายเวลาด้วยโมเดลการเรียนรู้ เทียบกับค่าเวลาจากการทดลอง ดังตาราง 23 สามารถหาค่า Mean square error ของจากค่าจริงเทียบสมการ และค่าจริงเทียบจากทำนาย ได้เป็น 302.3 และ 8.7

ตาราง 23 เวลาที่ได้จากการทดลอง สมการ และโมเดลทำนาย กรณี สุก 100%

อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส)	เวลาในการเพิ่มอุณหภูมิ (วินาที)			ผลต่างกำลังสอง	
	(ค่าจริง)	(สมการ)	(ทำนาย)	(สมการ)	(ทำนาย)
26.2	0	0.0	1.7	0.0	2.8
30.3	10	9.0	12.2	1.0	4.8
33.5	20	16.0	20.8	15.6	0.6
36.3	30	22.2	28.3	60.8	2.8
40.3	40	31.0	39.0	81.1	0.9
44.3	50	39.8	49.7	104.4	0.1
48.5	60	49.0	61.0	120.6	0.9
51.2	70	55.0	68.2	226.5	3.4
55.7	80	64.8	80.1	229.8	0.0
58.2	90	70.3	86.9	386.6	9.7
62.0	100	78.7	97.1	454.1	8.5
65.4	110	86.2	106.4	568.2	13.2
67.5	120	90.8	112.1	853.9	62.2
71.1	125	98.7	121.8	692.1	10.0
75.5	130	108.4	133.4	468.2	11.4
79.0	140	116.1	142.8	573.3	7.6



ภาพ 49 แสดงเส้นแนวโน้มของอุณหภูมิเพิ่มขึ้นต่อเวลาของค่าจากการทดลอง ค่าจากสมการ และค่าจากการทำนาย จะเห็นได้ว่าเส้นแนวโน้มที่ได้จากการทำนายมีค่าใกล้เคียงกับค่าจากการทดลอง แต่ในกรณีเวลาที่ได้จากสมการประมาณค่าการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิมีค่าแตกต่างกัน โดยที่จากสมการการประมาณให้อัตราการเพิ่มของอุณหภูมิเร็วที่สุด เปรียบเทียบเวลาที่ใช้เพิ่มอุณหภูมิของสมการ และจากการทดลองที่ทำให้อุณหภูมิมีค่า 71 องศาเซลเซียสด้วยเส้นแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิ อยู่ที่ 96 และ 119 วินาที ซึ่งแตกต่างกับค่าเวลาจากการทดลองถึง 24 และ 1 วินาที



ภาพ 49 เส้นแนวโน้มอุณหภูมิกับเวลา จากค่าจริง สมการ และการทำนาย ในข้อมูล สุก 100%

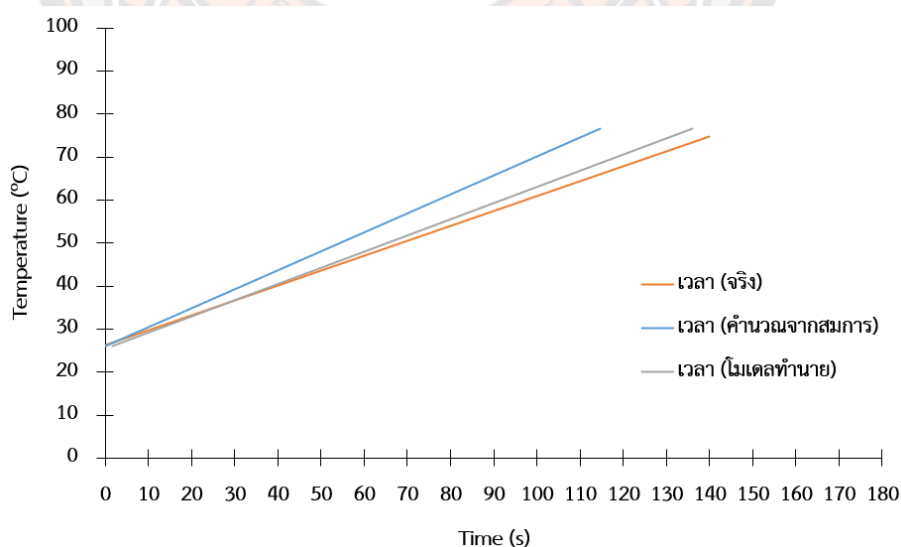
#### 4.3.2 การเปรียบเทียบที่คุณลักษณะปรากฏ สุก 80%

ทำการทดสอบที่ข้อมูล สุก 80% โดยในการคำนวณ ได้ค่าเฉลี่ยเป็น น้ำหนัก 37.15 กรัม แรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์ กระแสไฟฟ้า 3.415 แอมแปร์ ทำการคำนวณเวลาจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า ทำนายเวลาด้วยโมเดลการเรียนรู้ เทียบกับค่าเวลาจากการทดลอง ดังตาราง 23 สามารถหาค่า Mean square error ของจากค่าจริงเทียบสมการ และค่าจริงเทียบจากทำนาย ได้เป็น 319.9 และ 33.7

ภาพ 50 แสดงเส้นแนวโน้มของอุณหภูมิเพิ่มขึ้นต่อเวลาของค่าจากการทดลอง ค่าจากสมการ และค่าจากการทำนาย จะเห็นได้ว่าเส้นแนวโน้มที่ได้จากการทำนายมีค่าแตกต่างกับค่าจากการทดลองมากขึ้น และในกรณีเวลาที่ได้จากสมการประมาณค่าการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมียังคงมีค่าแตกต่างกัน เปรียบการเพิ่มอุณหภูมิให้ค่า 71 องศาเซลเซียสจากเส้นแนวโน้มของเวลาจากการคำนวณและโมเดลทำนาย อยู่ที่ 100 และ 118 วินาที ซึ่งแตกต่างกับค่าเวลาจากการทดลองถึง 27 และ 9 วินาที

ตาราง 24 เวลาที่ได้จากการทดลอง สมการ และโมเดลทำนาย กรณี สุก 80%

อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส)	เวลาในการเพิ่มอุณหภูมิ (วินาที)			ผลต่างกำลังสอง	
	(ค่าจริง)	(สมการ)	(ทำนาย)	(สมการ)	(ทำนาย)
26.0	0	0.0	1.6	0.0	2.6
30.3	10	9.8	13.0	0.1	9.3
33.3	20	16.6	21.0	11.6	1.1
37.1	30	25.2	31.2	22.8	1.4
40.4	40	32.7	39.9	52.9	0.0
44.0	50	40.9	49.4	82.6	0.3
47.1	60	48.0	57.6	145.0	5.8
50.3	70	55.2	66.0	218.1	15.9
53.7	80	63.0	74.9	290.4	25.7
56.7	90	69.8	83.0	409.0	49.2
59.5	100	76.1	90.5	569.3	90.4
62.5	110	83.0	98.7	731.2	128.3
65.4	120	89.6	106.6	927.2	178.6
71.1	125	102.5	122.3	506.0	7.5
73.2	130	107.3	127.3	516.3	7.5
76.5	140	114.8	136.1	636.1	15.6



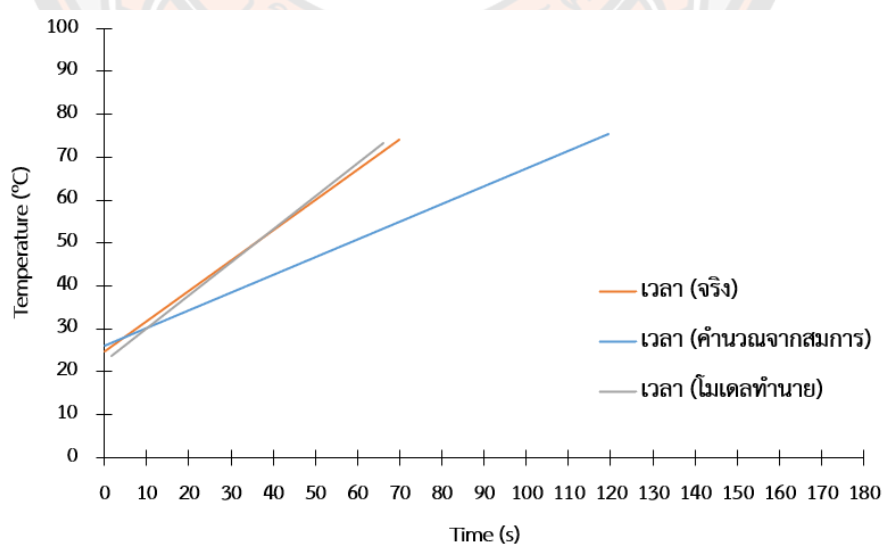
ภาพ 50 เส้นแนวโน้มอุณหภูมิกับเวลา จากค่าจริง สมการ และการทำนาย ในข้อมูล สุก 80%

### 4.3.3 การเปรียบเทียบที่คุณลักษณะปรากฏ สุก 50%

ทำการทดสอบที่ข้อมูล สุก 50% โดยในการคำนวณ ได้ค่าเฉลี่ยเป็น น้ำหนัก 36.45 กรัม แร่งต้นไฟฟ้า 20.55 โวลต์ กระแสไฟฟ้า 3.075 แอมแปร์ ทำการคำนวณเวลาจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้า ทำนายเวลาด้วยโมเดลการเรียนรู้ เทียบกับค่าเวลาจากการทดลอง ดังตาราง 25 สามารถหาค่า Mean square error ของจากค่าจริงเทียบสมการ และค่าจริงเทียบจากทำนาย ได้เป็น 736.7 และ 4.6

ตาราง 25 เวลาที่ได้จากการทดลอง สมการ และโมเดลทำนาย กรณี สุก 50%

อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส)	เวลาในการเพิ่มอุณหภูมิ (วินาที)			ผลต่างกำลังสอง	
	(ค่าจริง)	(สมการ)	(ทำนาย)	(สมการ)	(ทำนาย)
26.0	0	0.0	1.6	0.0	2.6
30.9	10	11.8	13.0	3.3	9.3
41.2	20	36.7	21.0	277.4	1.1
44.9	30	45.6	31.2	242.6	1.4
48.3	40	53.8	39.9	189.8	0.0
59.3	50	80.3	49.4	918.2	0.3
68.6	60	102.7	57.6	1825.7	5.8
75.5	70	119.4	66.0	2437.1	15.9



ภาพ 51 เส้นแนวโน้มอุณหภูมิกับเวลา จากค่าจริง สมการ และการทำนาย ในข้อมูล สุก 50%

ภาพ 51 แสดงเส้นแนวโน้มของอุณหภูมิเพิ่มขึ้นต่อเวลาของค่าจากการทดลอง ค่าจากสมการ และค่าจากการทำนาย จะเห็นได้ว่ากรณีที่ข้อมูลมีความผิดพลาด โมเดลทำนายยังคงสามารถคาดการณ์เวลาได้ใกล้เคียงกับค่าจากการทดลอง เทียบเทียบกับสมการการประมาณค่าจะยังคงสร้างเส้นแนวโน้มที่ในกรณีผิดพลาดน้อยอยู่ เปรียบการเพิ่มอุณหภูมิให้ค่า 71 องศาเซลเซียสจากเส้นแนวโน้มของเวลาจากการคำนวณและโมเดลทำนาย อยู่ที่ 107 และ 62 วินาที ซึ่งแตกต่างกับค่าเวลาจากการทดลองถึง 42 และ 3 วินาที

## สรุป

ผู้วิจัยสามารถออกแบบเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมูที่ระดับความสุข และลักษณะปรากฏของเนื้อตามต้องการได้ โดยการเลือกชนิดของแรงดันไฟฟ้าที่ใช้ในกระบวนการให้ความร้อนแบบโอห์มมิกเป็นการป้องกันไฟฟ้ากระแสสลับ โดยใช้โอห์มมิกเซลล์เป็นโลหะชนิด 316L ที่สามารถลดการเกิดปฏิกิริยารีดอกซ์ ที่เป็นปัญหาการเกิดโลหะตกค้าง เลือกป้อนแรงดันไฟฟ้า 20 โวลต์แบบคงที่แรงดันไฟฟ้าเพื่อให้ได้อัตราการเพิ่มอุณหภูมิที่คงที่และให้กระแสไฟฟ้าย่านใช้งานต่ำ สำหรับการกำหนดระดับความสุขและลักษณะปรากฏให้ได้ตามที่ต้องการจะใช้ การควบคุมระยะเวลาที่ใช้ในการให้ความร้อนเป็นตัวกำหนด ซึ่งหาได้จากการสร้างโมเดลทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร

การพิจารณาการทำนายเวลาที่ใช้ ตัวแปรที่มีผลมากที่สุดโมเดลทำนายคือ อุณหภูมิชิ้นเนื้อ น้ำหนักก่อนการทดลอง อุณหภูมิเริ่มต้นของชิ้นเนื้อ กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน และแรงดันไฟฟ้าตามลำดับ ส่วนตัวแปรที่มีผลมากที่สุดโมเดลทำนายคุณลักษณะปรากฏตามต้องการคือ น้ำหนักก่อนการให้ความร้อน อุณหภูมิของชิ้นเนื้อ อุณหภูมิเริ่มต้น กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน และแรงดันไฟฟ้าตามลำดับ

การทำนายของเครื่องเตรียมสเต็มเนื้อหมูสามารถให้ความแม่นยำในการทำนายเวลา โดยดูจากค่า R square สูงสุดเฉลี่ย 82.5% และให้ความถูกต้องในการทำนายลักษณะปรากฏได้ถึง 100% ถ้ากำหนดให้โมเดลทำนายเป็นแบบโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย (Simple Neural Network) ที่ใช้จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำเท่ากับ 250 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.001 ใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันเป็น Adaptive moment (Adam) และใช้การเรกูลาไรซ์ แบบ L2 ที่ค่า 0.001 สำหรับในส่วนโมเดลทำนายแบบแบ่งกลุ่มใช้แบบป่าสุ่ม (Random Forest) ที่จำนวนการสร้างต้นไม้ 100 ต้นด้วยการสุ่มการสร้างต้นไม้ด้วยวิธี Bagging เมื่อเปรียบเทียบกับค่าคำนวณจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานด้วยกระแสไฟฟ้า พบว่าโมเดลทำนายสามารถให้เส้นแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิใกล้เคียงกับค่าจริงได้ แต่ในกรณีการคำนวณจากสมการที่กรณี การทดลองเกิดความผิดพลาดมากจะไม่สามารถใช้สมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานด้วยกระแสไฟฟ้ามาประมาณการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิได้

## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัย

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ทางไฟฟ้าของเนื้อหมูต่ออัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิก เพื่อใช้ในการออกแบบเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมูต้นแบบ โดยเครื่องเตรียมสติกต้องมีความสามารถในการควบคุมให้เนื้อที่ได้มีความเหมาะสมที่สุด โดยทำการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักร และเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายกับสมการการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ

จากการศึกษาความสัมพันธ์ทางไฟฟ้า และทางกายภาพขณะให้ความร้อนแบบโอห์มมิกที่ระดับความสูงของชิ้นเนื้อที่แต่ละระดับความสูง พบว่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิจะเป็นเชิงเส้นในช่วงอุณหภูมิจนถึงจุดเดือด และจะมีค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงสัมพันธ์กับอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าสภาพการนำไฟฟ้าและพลังงานทางไฟฟ้าที่ป้อน ทั้งนี้ค่าสภาพการนำไฟฟ้าของเนื้อหมูขณะให้ความร้อนสามารถเปลี่ยนแปลงได้โดยมีปัจจัยที่สำคัญอย่างมากคือความชื้นในตัวชิ้นเนื้อ เมื่อทดสอบเปรียบเทียบขนาดของชิ้นเนื้อในกรณีป้อนแรงดันไฟฟ้าที่ต่างกัน (20 25 และ 30 โวลต์) การป้อนพลังงานไฟฟ้าที่สูงจะสามารถเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิได้รวดเร็วและมีโอกาสที่จะเปลี่ยนแปลงเป็นลักษณะสมการยกกำลัง ส่งผลให้ควบคุมอุณหภูมิได้ลำบาก ในกรณีการป้อนพลังงานไฟฟ้าที่ต่ำจะมีผลดีต่อการควบคุมอุณหภูมิมากกว่าเพราะให้อัตราการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิเป็นเชิงเส้น

ในการออกแบบเครื่องเตรียมสติกเนื้อหมูจะพิจารณากรณีความผิดพลาดจากผู้ใช้อุปกรณ์ ที่ส่งผลให้อุณหภูมิที่ได้มีความผิดพลาด ทั้งยังส่งผลให้ไม่ได้คุณลักษณะของเนื้อตามต้องการในเวลาที่กำหนด โดยในงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นในการออกแบบเพื่อทำนายระยะเวลาที่ต้องใช้เพื่อให้เนื้อหมูในชิ้นเนื้อหมูมีค่าถึงระดับ Well-done และให้ลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อที่สุกทั่วทั้งชิ้น จึงได้ออกแบบโมเดลทำนายเวลาที่เหมาะสมด้วยโมเดลทำนายแบบถดถอยร่วมกับโมเดลการทำนายแบบแบ่งกลุ่ม เพื่อทำนายลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อ นอกจากนี้ยังเปรียบเทียบกับการคำนวณด้วยสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงาน โดยแสดงขั้นตอนการออกแบบและปรับแต่งโมเดลให้มีความแม่นยำมากที่สุด

จากการศึกษาความสัมพันธ์ทางไฟฟ้าและกายภาพของการให้ความร้อนในสติกเนื้อหมู ขนาดพื้นที่หน้าตัด 4x2 4x3 และ 4x4 พบว่าการเลือกการป้อนแรงดันไฟฟ้าต่ำและคงที่ จะให้อัตราการเพิ่มอุณหภูมิเป็นเชิงเส้น และยังคงใช้เวลาเร็วกว่าการยกกำลังได้ โดยจะเลือกใช้ระดับแรงดันไฟฟ้ากระแสสลับ 20 โวลต์ เป็นแรงดันไฟฟ้าใช้งาน ซึ่งใช้เวลาในการเปลี่ยนแปลงแต่ละระดับความสูงมาก

สุด ให้ง่ายต่อการควบคุม จากนั้นทำการทดสอบเพิ่มเติมในชั้นเนื้อขนาดพื้นที่หน้าตัด 2x2 เพื่อใช้ในการออกแบบโปรแกรมทำนายเวลาและคุณลักษณะปรากฏ

ผลการทดสอบกรณีการทำนายค่าเวลา ที่ปัจจัยเบื้องต้นประกอบด้วย น้ำหนักชิ้นเนื้อก่อนการทดลอง กระแสไฟฟ้าและอุณหภูมิของชิ้นเนื้อ เมื่อกำหนดให้แรงดันไฟฟ้าที่ป้อนมีค่าคงที่ พบว่าสามารถทำนายเวลาอย่างแม่นยำและสามารถทำนายลักษณะปรากฏที่ควรได้ ค่าความถูกต้องสูงสุดถึง 100% โดยที่ตัวแปรที่มีผลมากที่สุดคือ อุณหภูมิชิ้นเนื้อ น้ำหนักก่อนการทดลอง อุณหภูมิเริ่มต้นของชิ้นเนื้อ กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน และแรงดันไฟฟ้า ตามลำดับ ส่วนในการทำนายลักษณะปรากฏของชิ้นเนื้อที่จะเกิดขึ้น จะเป็นตัวแปร น้ำหนักก่อนการให้ความร้อน อุณหภูมิของชิ้นเนื้อ อุณหภูมิเริ่มต้น กระแสไฟฟ้าไหลผ่าน และแรงดันไฟฟ้า ตามลำดับ โดยการกำหนดให้โมเดลทำนายเป็นแบบโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย (Simple Neural Network) ที่ใช้ จำนวนรอบการเรียนรู้ซ้ำเท่ากับ 250 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.001 ใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันเป็น Adaptive moment (Adam) และใช้การเรกูลาไรซ์ แบบ L2 ที่ค่า 0.001 สำหรับในส่วนโมเดลทำนายแบบแบ่งกลุ่มใช้เป็นแบบป่าสุ่ม (Random Forest) ที่จำนวนการสร้างต้นไม้ 100 ต้นด้วยการสุ่มการสร้างต้นไม้ด้วยวิธี Bagging เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการคำนวณจากสมการการเปลี่ยนแปลงพลังงานความร้อนด้วยไฟฟ้ามี่ค่าความผิดพลาดในการคำนวณเวลาน้อยกว่าการคำนวณจากสมการ และการคำนวณแบบใช้สมการจะไม่สามารถคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิได้เมื่อเกิดความผิดพลาดในการทดลองมากขึ้น

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

1) โมเดลทำนายสามารถนำไปประยุกต์กับกรณีน้ำหนักของชิ้นเนื้อที่มีขนาดมากกว่านี้ได้ ทั้งนี้โมเดลทำนายยังมีความสามารถในการเรียนรู้ข้อมูลชุดใหม่ได้โดยที่ไม่เกิดปัญหาเรียนรู้เกิน เพื่อนำไปปรับปรุงให้โมเดลทำนายได้หลากหลายขึ้นในกรณีการป้อนแรงดันไฟฟ้าคงที่ ทั้งนี้ยังสามารถนำไปปรับปรุงเพื่อทำนายค่าตัวแปรคุณลักษณะอื่นๆได้ เช่นค่าความฉ่ำน้ำของเนื้อสเต็ก หรือเนื้อประเภทอื่น

2) เครื่องเตรียมสแต็กต้นแบบมีลักษณะการให้ความร้อนแบบโอหม่มมิก ซึ่งเกิดกระแสไฟฟ้าไหลผ่านขณะให้ความร้อนที่สูง ในการนำไปประยุกต์ใช้กับชิ้นเนื้อขนาดใหญ่จึงต้องคำนึงถึงการออกแบบพิกคิอุปกรณ์และการป้องกันให้เหมาะสม

3) การลดข้อผิดพลาดจากการให้ความร้อนเนื่องจากระนาบแผ่นอิเล็กทรอนิกส์ทำได้โดยการออกแบบให้อิเล็กทรอนิกส์มีการกดลงไปที่ชิ้นเนื้อให้มากที่สุด แต่ต้องระวังเรื่องการลัดวงจรและกระแสไฟฟ้าที่สูงขึ้นขณะกดชิ้นเนื้อ



บรรณานุกรม

## บรรณานุกรม

- Association of Official Analytical Chemists (AOAC). (1990). Official Method of Analysis. The Association of Official Agricultural Chemists, Virginia, 2(15), 163.
- Bousfield, W. R. (1917). Note on the specific heat of water. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character*, 93(655), 587-591.
- Czyzak-Runowska, G., Lyczynski, A., Pospiech, E., Kocwin-Podsiadla, M., Wojtczak, J., Rzosinska, E., Mikolajczak, B., Grzes, B., Iwanska, E., & Krzecio, E. (2010). Electrical conductivity as an indicator of pork meat quality: przewodnosc elektryczna miesa wieprzowego jako wskaznik jego jakosci. *Journal of Central European Agriculture*, 11(1), 105-112.
- De Alwis, A., & Fryer, P. (1992). Operability of the ohmic heating process: electrical conductivity effects. *Journal of Food Engineering*, 15(1), 21-48.
- Dew, I., Sircy, L. M., Milleville, L., & Taylor, M. R. (2014). Localization of the sodium-potassium-chloride cotransporter (SLC12A2) during zebrafish embryogenesis and myogenesis and a screen for additional antibodies to study zebrafish myogenesis. *Zebrafish: Topics in Reproduction, Toxicology and Development*, 135.
- Elanwar, R. (2015). *Neural Networks implementation on MATLAB*.  
<https://www.linkedin.com/pulse/neural-networks-implementation-matlab-randa-elanwar>
- Jukna, V., Jukna, Č., & Pečiulaitienė, N. (2012). Electrical conductivity of pig meat and its relation with quality. *Vet. Med. Zoot*, 57(79), 18-21.
- Jun, S., Sastry, S., & Samaranyake, C. (2007). Migration of electrode components during ohmic heating of foods in retort pouches. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 8(2), 237-243.
- Kong, Y.-q., Li, D., Wang, L.-j., Bhandari, B., Chen, X. D., & Mao, Z.-h. (2008). Ohmic heating behavior of certain selected liquid food materials. *International journal of food engineering*, 4(3).



- Mahapatra, A. K., Jones, B., Nguyen, C. N., & Kannan, G. (2010). Experimental determination of the electrical resistivity of beef. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 12(3-4), 124-128.
- Marcotte, M., Trigui, M., & Ramaswamy, H. S. (2000). Effect of salt and citric acid on electrical conductivities and ohmic heating of viscous liquids. *Journal of food processing and preservation*, 24(5), 389-406.
- Nguyen, Q. H., Ly, H.-B., Ho, L. S., Al-Ansari, N., Le, H. V., Tran, V. Q., Prakash, I., & Pham, B. T. (2021). Influence of data splitting on performance of machine learning models in prediction of shear strength of soil. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 1-15.
- Phyblas. (2017). แนวทางต่างๆในการปรับปรุงวิธีการเคลื่อนลงตามความชื้น. <https://phyblas.hinaboshi.com/20171002>
- Piette, G., Buteau, M., De Halleux, D., Chiu, L., Raymond, Y., Ramaswamy, H., & Dostie, M. (2004). Ohmic cooking of processed meats and its effects on product quality. *Journal of food science*, 69(2), fep71-fep78.
- Polidori, P., & Vincenzetti, S. (2017). The use of electrical stimulation in meat production. In (pp. 978-971): Nova Science Publishers, Inc.
- Richardson, P. (2001). *Thermal technologies in food processing*. Elsevier.
- Saif, S., Lan, Y., Wang, S., & Garcia, S. (2004). Electrical resistivity of goat meat. *International Journal of Food Properties*, 7(3), 463-471.
- Sastry, S. K., & Palaniappan, S. (1992). Mathematical Modeling and Experimental Studies on Ohmic Heating of Liquid-Particle Mixtures in a Static Heater. *Journal of Food Process Engineering*, 15(4), 241-261.
- Shirsat, N., Lyng, J., Brunton, N., & McKenna, B. (2004). Conductivities and ohmic heating of meat emulsion batters. *Journal of Muscle Foods*, 15(2), 121-137.
- Siwakon, S., Orose, R., & Sarawut, W. (2019). *The Study of Temperature Variation within Porcine Meat Due to Low Voltage Direct Current under Ohmic Heating Process* The Electrical Engineering Conference (EECON)
- Siwakon, S., Orose, R., & Sarawut, W. (2020). *Analysis of Temperature Variation within Porcine Meat Due to Alternating Current under Ohmic Heating Process* The Electrical Engineering Conference (EECON)

- Siwakon, S., Orose, R., & Sarawut, W. (2023). Suitable voltage determination of ohmic heating process for household pork steak preparation machine. *Naresuan University Engineering Journal*, 18(1), 25-31.
- Wang, R., & Farid, M. M. (2015). Corrosion and health aspects in ohmic cooking of beef meat patties. *Journal of Food Engineering*, 146, 17-22.
- Wang, W.-C., & Sastry, S. K. (1993). Salt diffusion into vegetable tissue as a pretreatment for ohmic heating: electrical conductivity profiles and vacuum infusion studies. *Journal of Food Engineering*, 20(4), 299-309.
- Yildiz-Turp, G., Sengun, I., Kendirci, P., & Icier, F. (2013). Effect of ohmic treatment on quality characteristic of meat: A review. *Meat science*, 93(3), 441-448.
- Yongsawatdigul, J., Park, J. W., & Kolbe, E. (1995). Electrical conductivity of Pacific whiting surimi paste during ohmic heating. *Journal of food science*, 60(5), 922-925.
- Zell, M., Lyng, J. G., Cronin, D. A., & Morgan, D. J. (2010). Ohmic cooking of whole beef muscle—Evaluation of the impact of a novel rapid ohmic cooking method on product quality. *Meat science*, 86(2), 258-263.
- พิมพ์เพ็ญ พรเฉลิมพงศ์ และ นิธิยา รัตนานนท์. โครงสร้างและส่วนประกอบของเนื้อสัตว์. ศูนย์เครือข่ายข้อมูลอาหารครบวงจร.  
<http://www.foodnetworksolution.com/wiki/word/3351/>
- สำนักงานคณะกรรมการอาหารและยา. (2563). มาตรฐานอาหารที่มีสารปนเปื้อน. ประกาศกระทรวงสาธารณสุข ราชกิจจานุเบกษา ฉบับพิเศษ, ฉบับที่ 414, เล่มที่ 137, 2161-2174.