

การทำนายความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม  
ระหว่างการขุดเจาะ

PREDICTION OF THE EQUIVALENT CIRCULATING DENSITY  
DURING DRILLING OPERATION



สุดารัตน์ สุธรรณ  
SUDARAT SUTTALOON

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์  
ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง คณะวิทยาศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2566

KMITL-2023-SC-M-017-028

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

PREDICTION OF THE EQUIVALENT CIRCULATING DENSITY  
DURING DRILLING OPERATION



AN INDEPENDENT STUDY SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE  
REQUIREMENT FOR DEGREE OF MASTER OF SCIENCE  
IN DATA SCIENCE AND ANALYTICS  
KMITL DIGITAL ANALYTICS AND INTELLIGENCE CENTER SCHOOL OF SCIENCE  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG ACADEMIC  
2023

KMITL-2023-SC-M-017-028

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2023

SCHOOL OF SCIENCE

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อการค้นคว้าอิสระ	การทำนายความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลน ภายในหลุมระหว่างการขุดเจาะ
ชื่อนักศึกษา	สุदारัตน์ สุทรลูน
รหัสประจำตัว	64605115
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์)
ภาควิชา	ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะพระจอมเกล้าลาดกระบัง
พ.ศ.	2566
อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระ	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กนกกรรณ์ ลีโรจนาประภา

### บทคัดย่อ

ความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ (Equivalent Circulating Density: ECD) หรือความหนาแน่นของการไหลเวียนสมมูล เป็นหนึ่งในตัวแปรที่สำคัญที่สุดสำหรับการตรวจสอบการดำเนินการขุดเจาะ เพื่อป้องกันแรงดันภายในหลุมเกินความต้านทานการแตกหักของชั้นหิน (Formation Fracturing) ซึ่งจะนำไปสู่การสูญเสียน้ำโคลน (Lost Circulation) จนทำให้น้ำมันหรือก๊าซไหลเข้าสู่ภายในหลุมเจาะ (Kick Event) และเกิดการระเบิดใต้ดิน (Underground Blowout) หรือการระเบิดที่พื้นผิว (Surface Blowout) ในท้ายที่สุด โดยผลกระทบที่เกิดขึ้นจะไม่ใช่เพียงแค่ส่งผลต่อความปลอดภัยในการปฏิบัติงานของเจ้าหน้าที่บนแท่นขุดเจาะ และส่งผลกระทบต่อทรัพย์สินของบริษัทเท่านั้น แต่ยังส่งผลต่อความน่าเชื่อถือของบริษัท ทั้งยังก่อให้เกิดความเสียหายร้ายแรงต่อระบบนิเวศ และก่อให้เกิดมลภาวะต่อสิ่งแวดล้อมหากเกิดการระเบิดของหลุมเจาะ (Blowout) อีกด้วย แต่เนื่องจากในปัจจุบันเครื่องมือที่ใช้ในการวัดค่า ECD ระหว่างกระบวนการขุดเจาะ (PWD) ยังคงมีข้อจำกัดในการใช้งานอยู่มาก เช่นข้อจำกัดในการใช้งานในพื้นที่ที่มีอุณหภูมิและความดันสูง ทำให้เครื่องมือทำงานผิดปกติจนไม่สามารถอ่านค่าได้เป็นต้น

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ในการแก้ไขปัญหาดังกล่าวโดยการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายค่า ECD ภายในหลุมเจาะ โดยใช้อัลกอริธึมในการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีการดังนี้ ได้แก่ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine), วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression), วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression), วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression), วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest), วิธีการเกรเดียนต์บูสต์ติง (Gradient Boosting), วิธีการเกรเดียนต์บูสต์ติงแบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting) และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในกระบวนการวิจัยครอบคลุมข้อมูลการเจาะของส่วนผลิตขนาด 6.125 นิ้ว ในพื้นที่สำรวจและผลิตน้ำมันและก๊าซอ่าวไทย จำนวน 54,482 ข้อมูล 46 ตัวแปร ได้แก่ ความ

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของ บริษัท การปิโตรเลียมแห่งประเทศไทย จำกัด (มหาชน) เมื่อเผยแพร่เอกสารนี้เป็นการนำ  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลึกลุม คุณสมบัติความหนาแน่นของน้ำโคลน อัตราการสูบน้ำโคลน อัตราการสูบน้ำโคลน แรงดันในหลุมเจาะ แรงดันในช่องว่างระหว่างก้านเจาะและผนังหลุม อุณหภูมิในหลุมเจาะ อุณหภูมิภายในช่องว่างระหว่างก้านเจาะและผนังหลุม ความเร็วในการเจาะ น้ำหนักที่กดทับบนหัวเจาะ รอบการหมุนของก้านเจาะ แรงบิดของก้านเจาะ คุณสมบัติของชั้นหิน ความสามารถของชั้นหินในการต้านกระแสไฟฟ้าที่ความถี่ต่างๆ การวัดคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของชั้นหิน ค่านิวตรอนของชั้นหิน และค่าความหนาแน่นของความพรุนในชั้นหิน และ 1 ตัวแปรตาม ซึ่งก็คือค่า ECD โดยใช้อัตราส่วนการฝึกต่อการทดสอบ 80:20

จากผลการวิจัยในครั้งนี้ พบว่าผลลัพธ์ของแบบจำลองวิธี Random Forest โดยการกำหนดจำนวนต้นไม้เท่ากับ 60 ต้น มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD มากที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่นๆที่ใช้ในการวิจัยนี้ เนื่องจากมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) น้อยที่สุด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.031 ซึ่งจากผลดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองวิธี Random Forest ถือเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมกับการนำไปต่อยอดพัฒนาในอนาคตเพื่อปรับใช้ในการทำนายค่า ECD แบบเรียลไทม์มากที่สุด

**คำสำคัญ:** ความดันภายในหลุมเจาะ, ความหนาแน่นของการไหลเวียนสมมูล, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น, การวิเคราะห์การถดถอยแบบบริดจ์, การวิเคราะห์การถดถอยแบบลาสโซ่, การสุ่มแบบป่าไม้, กราเดียนต์บูสตีง, การเกรเดียนต์บูสตีงแบบเอ็กซ์ตรีม, ระบบโครงข่ายประสาทเทียม

<b>Independent Study Title</b>	Prediction of the Equivalent Circulating Density During Drilling Operation
<b>Student Name</b>	Miss Sudarat Suttaloon
<b>Student ID</b>	64605115
<b>Degree</b>	Master of Science (Data Science and Analytics) Digital Analytics and Intelligence Center
<b>Year</b>	2023
<b>Independent Study Advisor</b>	Asst.Prof.Dr.Kanogkan Leerojanaprapa

### Abstract

Equivalent circulation density (ECD) is the total hydrostatic pressure of the mud in dynamic conditions. It is one of the most important parameters for drilling operations monitoring, particularly for the little window between the formation and the fracture pressure for adjusting other drilling parameters to control the wellbore condition. This prevents the internal pressure within the well from exceeding the rock's fracture resistance, which could lead to lost circulation and an inability to control the wellbore pressure effectively.

The main objective of this work is to predict ECD in 6.125 inch production section in Gulf of Thailand field by using eight machine learning algorithms including a Support Vector Machine, Linear Regression, Ridge Regression, Lasso Regression, Random Forest, Gradient Boosting, Extreme Gradient Boosting, and an Artificial Neural Networks.

Various sensors from the Measure, Logging, and Pressure While Drilling (MWD/LWD/PWD) tools were used to collect raw data, totaling 54,482 datasets and 46 variables. The variables include well depth, clay density properties, clay influx rate, drilling mud pumping rate, drilling well pressure, annular pressure, drilling well temperature, annular temperature, drilling speed, weight on bit, drilling string rotation, drilling string torque, rock formation properties, rock formation electrical resistivity, rock formation magnetic susceptibility, and rock formation porosity. The target variable is the ECD value, where 80% of the dataset was used for training and algorithm validation, while the remaining 20% was reserved for model testing.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Based on the results of this research, it was found that the Random Forest method yielded the highest accuracy and efficiency in predicting ECD values. The RMSE were 0.031. From these results, it can be concluded that the Random Forest model is the most suitable for further development and real-time application in predicting ECD values.

**Keywords:** Equivalent circulating density, ECD, Wellbore Pressure, Support Vector Machine, SVM, Linear Regression, Ridge Regression, Lasso Regression, Random Forest, Extreme Gradient Boosting, XGboost, Gradient Boost, Artificial Neural Networks



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

งานค้นคว้าวิจัยนี้ มีวัตถุประสงค์ค้นคว้าเพื่อสร้างแบบจำลองในการทำนายค่า ECD ในแหล่งผลิตอ่าวไทยภายในหลุมผลิตขนาด 6-1/8 นิ้ว โดยใช้อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของการเรียนรู้ของเครื่องที่แตกต่างกัน 8 วิธี โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกในการเลือกตัวแปรสำคัญที่เหมาะสมที่สุดมาใช้ในการกระบวนการวิเคราะห์และประมวลผลค่า ECD ของการเรียนรู้ของเครื่อง ไปจนถึงการปรับแบบจำลองให้มีประสิทธิภาพในการทำนายแม่นยำมากขึ้น ผู้วิจัยขอขอบพระคุณขอขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.กนกวรรณ ลีโรจนประภา ที่ได้ให้คำชี้แนะ แนวทางการแก้ไขปัญหา ความรู้เพิ่มเติมเกี่ยวกับทางการสร้างแบบทำนาย และการประยุกต์ใช้ความรู้ให้เกิดประโยชน์สูงสุด จนงานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบพระคุณ บริษัทกรณีสึกษา พนักงานควบคุมกระบวนการชุดเจาะ พนักงานวัดและรวบรวมข้อมูลขณะทำการชุดเจาะ รวมไปถึงพนักงานทุกคนบนแท่นชุดเจาะ ที่ให้ความร่วมมือ และช่วยเหลือในการรวบรวมข้อมูลตัวแปรต่างๆที่ได้จากกระบวนการชุดเจาะเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณสมาชิกในครอบครัว และเพื่อนๆ ทุกท่านที่คอยให้กำลังใจ ให้คำแนะนำในการค้นคว้าวิจัย และสนับสนุนในด้านต่างๆ จนงานวิจัยฉบับนี้สำเร็จได้

สุดท้ายนี้ ขอขอบพระคุณสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่มอบโอกาสให้ได้เข้าศึกษาในสถาบันแห่งนี้ ซึ่งเป็นอีกหนึ่งปัจจัยสำคัญที่ทำให้ได้พบกับคณาจารย์ที่มีศักยภาพในการช่วยพัฒนาทักษะและมอบความรู้ให้แก่นักศึกษา

สุดาร์ตน์ สุทธิสุน

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	จ
สารบัญรูป	ฉ
คำย่อ/สัญลักษณ์	ช
<b>บทที่ 1 บทนำ</b>	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของงานวิจัย/ปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	5
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	5
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	6
<b>บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง</b>	<b>7</b>
2.1 พื้นฐานกระบวนการขุดเจาะหลุมปิโตรเลียม	7
2.1.1 การเตรียมการ และกระบวนการขุดเจาะ	7
2.1.2 พื้นฐานการควบคุมหลุมเจาะ	16
2.2 ทฤษฎีกลศาสตร์ของไหลที่เกี่ยวกับการขุดเจาะ	20
2.2.1 กลศาสตร์ของไหล (Fluid Mechanics)	20
2.2.2 พลศาสตร์ของไหล (Fluid Dynamics)	23
2.2.3 กฎของปาสคาล (Pascal’s Law)	27
2.3 ทฤษฎีที่เกี่ยวกับความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม (Equivalent Circulating Density: ECD)	28
2.3.1 ความหนาแน่นของน้ำโคลน (Mud Weight)	28
2.3.2 การคำนวณความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม (Equivalent Circulating Density: ECD)	30
2.4 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ อย่างง่าย (Simple Correlation Coefficient)	32
2.5 การเรียนรู้ของข้อมูลสำหรับทำนายค่าตัวเลข (Machine Learning to Predict a Numerical Value)	33

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6 ประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง	42
2.6.1 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE)	42
2.6.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE)	43
2.6.3 รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE)	43
2.6.4 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $R^2$ )	43
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	44
<b>บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย</b>	53
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)	53
3.2 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)	60
3.2.1 การลบข้อมูลที่ซ้ำซ้อน (Duplicate Value)	60
3.2.2 การตรวจสอบข้อมูลที่ขาดหายไปในแต่ละตัวแปร (Missing Value)	60
3.3 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)	61
3.4 การคัดเลือกตัวแปร (Features Selection)	63
3.5 เทคนิคที่นำมาใช้ในการศึกษา	67
3.5.1 ทฤษฎีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)	68
3.5.2 ทฤษฎีสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF)	68
3.5.3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)	70
3.5.4 ทฤษฎีกราเดียนต์บู้สติ้ง (Gradient Boosting: GBM)	73
3.5.5 ทฤษฎีกราเดียนต์บู้สติ้งแบบเอ็กซ์ตรีม (XGboost)	74
3.5.6 ทฤษฎีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR)	75
3.5.7 ทฤษฎีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression)	77
3.5.8 ทฤษฎีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression)	79
<b>บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปรายผล</b>	81
4.1 ผลการวิจัย	81
4.1.1 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)	82
4.1.2 วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF)	84
4.1.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)	86
4.1.4 วิธีกราเดียนต์บู้สติ้ง (Gradient Boosting: GBM)	87
4.1.5 วิธีกราเดียนต์บู้สติ้งแบบเอ็กซ์ตรีม (XGboost)	88
4.1.6 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR)	89
4.1.7 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression)	90
4.1.8 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression)	91

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 การอภิปรายผล	92
<b>บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ</b>	96
5.1 สรุปผลการวิจัย	96
5.2 ข้อเสนอแนะ	98
เอกสารอ้างอิง	99



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1	33
2.2	36
2.3	47
2.4	50
3.1	54
3.2	64
3.3	65
3.4	73
4.1	81
4.2	82
4.3	84
4.4	92
4.5	93

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 แท่นขุดเจาะน้ำมัน “ดีพวอเตอร์ ฮอไรซอน (Deepwater Horizon)”	3
1.2 คราบน้ำมันจากการระเบิดของแท่นขุดเจาะ Deepwater Horizon	3
2.1 ลักษณะของหลุมเจาะในทะเลทั่วไป (Generic Offshore Well Drilling)	8
2.2 องค์ประกอบและหลักการดำเนินงานของ BOP ระหว่างการขุดเจาะ (The Component and Action Principles of the BOP During Drilling)	9
2.3 ตัวอย่างองค์ประกอบของหลุมเจาะขณะทำการทดสอบค่าความดันระดับ ที่ทำให้ชั้นหินเริ่มมีการแตก หรือเกิดรอยร้าว	10
2.4 ตัวอย่างองค์ประกอบของหลุมเจาะขณะทำการขุดเจาะผ่านชั้นหินที่แตกต่างกัน ซึ่งชั้นหินแต่ละชั้นมีค่าความทนต่อการแตก หรือการเกิดรอยร้าวแตกต่างกัน	11
2.5 ลักษณะของหลุมเจาะแบบต่างๆ (Production Profile of Horizontal and Vertical Drilled Wells)	12
2.6 การวัดและการบันทึกขณะเจาะ การรวบรวมและส่งข้อมูล (Measurement & Logging While Drilling Data Collection and Transmission)	14
2.7 การวัดและการบันทึกขณะเจาะ การรวบรวมและส่งข้อมูล (The Component of Drilling Bottom Hole Assembly)	14
2.8 ลักษณะทิศทางการไหลของน้ำโคลน ภายในหลุมเจาะ และ ทิศทางการไหล ของน้ำมันและก๊าซ เมื่อทำการขุดเจาะโดย overbalance (Fluid Flow in Conventional Overbalanced Drilling)	16
2.9 ลักษณะทิศทางการไหลของน้ำโคลน ภายในหลุมเจาะ และ ทิศทางการไหล ของน้ำมันและก๊าซ เมื่อทำการขุดเจาะโดย underbalance (Fluid Flow in Underbalanced Drilling)	17
2.10 ช่วงความดันที่เหมาะสมที่ใช้ในการควบคุมความดันขณะทำการขุดเจาะ และการสูญเสียน้ำโคลนตามชั้นหินในรูปแบบต่างๆ (Drilling Window and Natural Losses in Various Formations)	18
2.11 ชั้นหินเมื่อเกิดรอยแตกจากการใช้ ECD สูงเกินความทนทานต่อการแตก ของชั้นหิน ทำให้เกิดการสูญเสียน้ำโคลน (Loss Circulation)	19
2.12 น้ำมันและก๊าซไหลเข้ามาภายในหลุมเจาะผ่านรอยร้าว เมื่อความดัน ภายในหลุมน้อยกว่าความดันของของปิโตรเลียมที่อยู่ในแหล่งกักเก็บ (Kick Event)	19
2.13 ความสัมพันธ์ของความหนาแน่นสัมพันธ์	20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.14 ความสัมพันธ์ของความดันในของเหลว	21
2.15 ความดันสัมบูรณ์ในของเหลว	21
2.16 แรงดันน้ำเหนือเขื่อน	22
2.17 ความหนาแน่นของหลอดแก้วรูปตัวยู	22
2.18 การหาความดันจากเครื่องมือวัดความดันของของไหล	23
2.19 การไหลของของไหลอุดมคติ	24
2.20 การไหลภายในท่อที่มีขนาดไม่สม่ำเสมอ	25
2.21 การไหลของของไหลที่ไม่สามารถไหลผ่านผนังท่อ	25
2.22 ตัวอย่างการคำนวณสมการแบร์นูลลี	26
2.23 ตัวอย่างการคำนวณตามกฎของปาสคัล	27
2.24 ความสัมพันธ์ระหว่างความดันและความลึกหลุมที่คาดว่าจะเจอเวลาขุดเจาะ	29
2.25 แรงดันจากช่องว่างระหว่างก้านเจาะและผนังหลุม (Annulus Pressure Profile)	32
2.26 รูปแบบพื้นฐานของการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)	34
2.27 แผนผังขั้นตอนการเรียนรู้ของเครื่อง (Learning Stage)	35
2.28 โครงสร้างของอัลกอริธึม SVM โดยทั่วไป	39
2.29 การแปลงข้อมูลที่นำเข้าอัลกอริธึม SVM ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนล (Mapping of the Kernel Function)	40
2.30 แผนผังการประมวลผลของแบบจำลองการทำนายค่า ECD ของ Hany G. และคณะ	46
3.1 กลยุทธ์ในการดำเนินการศึกษาค้นคว้า (The Study Strategy)	53
3.2 การตรวจสอบข้อมูลที่ขาดหายไปของแต่ละตัวแปร (Missing Value)	61
3.3 การตั้งค่าค่าที่อ่านได้ในกรณีที่เครื่องมือทำงานผิดปกติจากพนักงานวัด และบันทึกค่าตัวแปรในระหว่างกระบวนการขุดเจาะ	62
3.4 ค่าที่อ่านได้ในกรณีที่เครื่องมือทำงานผิดปกติในระหว่างกระบวนการขุดเจาะ (The Default of Error Data)	62
3.5 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของ 37 ตัวแปร (Correlation Analysis)	63
3.6 ขั้นตอนการนำ 25 ตัวแปรเข้าสู่แบบจำลองเพื่อทำนายค่า ECD	67
3.7 ตัวอย่างการทำงานของสร้างต้นไม้ตัดสินใจ	69
3.8 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลสร้างต้นไม้ตัดสินใจ	69
3.9 ตัวอย่างการทำ Random Sample Feature ของต้นไม้ตัดสินใจ	69
3.10 ตัวอย่างขั้นตอนการทำงานของเทคนิค Random Forest	70
3.11 โครงสร้างของอัลกอริธึม ANN (ANN Architecture)	71

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.12 การเปรียบเทียบของ Loss Function for Train and Validation Set ระหว่าง Epoch = 20 และ Epoch = 200	72
3.13 การวนซ้ำของกระบวนการทำงานของอัลกอริทึม Gradient Boosting ในแต่ละครั้ง	73
3.14 โครงสร้างของแบบจำลอง XGBoost (Schematic Representation of the XGBoost model)	74
3.15 แผนการทำงานของแบบจำลอง XGBoost (Processing Schematic Representation of the XGBoost model)	75
3.16 สมการคำนวณของ Linear Regression	77
3.17 โครงสร้างของ Ridge Regression	78
3.18 โครงสร้างของ Lasso Regression	79
4.1 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี SVM และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	83
4.2 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Random Forest และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	85
4.3 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี ANN และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	86
4.4 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี GBM และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	87
4.5 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี XGBoost และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	88
4.6 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี LR และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	89
4.7 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Ridge R และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	90
4.8 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Lasso R และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ	91

## คำย่อ/สัญลักษณ์

คำย่อ/สัญลักษณ์	คำอธิบาย
ECD	Equivalent Circulating Density (SG or g/cm3)
ML	Artificial Intelligence
SVM	Support Vector Machine
LR	Linear Regression
Ridge	Ridge Regression
Lasso	Lasso Regression
RF	Random Forest
XGboost	Extreme Gradient Boosting
Gradient	Gradient Boost Regression
ANN	Artificial Neural Networks
R <sup>2</sup>	Coefficient of Determination
MSE	Mean Squared Errors
MAE	Mean Absolute Errors
RMSE	Root Mean Squared Errors
DEPT	Total Depth (m)
BIT_DEPTH	Drill Bit Depth (m)
HDTH	Hole Depth (m)
TVD	True Vertical Depth (m)
ROP	Rate of Penetration (m/hr)
BLKP	Height of Block above rig floor (m)
HKLA	Average of Hookload (lbf)
STOR	Surface Torque (ft-lbf)
SWOB	Weight on bit (lbf)
TFLO	Total flow rate of all active pumps (L/min)
SPPA	Standpipe Pressure (psi)
RPM	Rotation Speed (round per min)
SPM	Total Pumps Stroke Rate
TEMP_DNI	Direction and Inclination Sensor Temperature (degC)
DHAP	Downhole Annulus Pressure (psi)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับ... (text is partially obscured by watermark)

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

DHAT	Downhole Annulus Temperature (degC)
TVDSS	Sub-sea True Vertical Depth (m)
GR	Gamma Ray (gAPI)
A10H	Attenuation Resistivity 10 inch Spacing at 2 MHz, (ohm.m)
P10H	Phase Shift Resistivity 10 inch Spacing at 2 MHz, (ohm.m)
RHOB	Bulk Density (SG)
DRHO	Bulk Density Correction (SG)
TNPH	Thermal Neutron Porosity (Ratio Method) in Selected Lithology (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )
Mud_Wt_Out	Mud Density (SG)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ (Equivalent Circulating Density: ECD) หรือความหนาแน่นของการไหลเวียนสมมูล เป็นค่าความดันไฮโดรสแตติกทั้งหมดของน้ำโคลนเมื่ออยู่ในสภาวะที่เกิดการไหลเวียน (Total Hydrostatic Pressure Of The Mud In Dynamic Conditions) ซึ่งแสดงถึงการสูญเสียความดันในช่องว่างระหว่างก้านเจาะกับผนังหลุมเจาะจากการสูญเสียน้ำโคลน (Haciislamoglu M, 1994) โดย ECD เป็นหนึ่งในตัวแปรที่สำคัญที่สุดที่ควรพิจารณา ในขณะที่ออกแบบโปรแกรมการเจาะ และเป็นหนึ่งในตัวแปรที่ต้องใช้ในการตรวจสอบในขณะปฏิบัติการขุดเจาะ เพื่อควบคุมหลุมเจาะให้อยู่ในสภาพสมดุล จึงมีความจำเป็นมากในการกำหนดขอบเขตของค่าแรงดันทั้งระบบที่ใช้ในขณะทำการขุดเจาะ นั่นก็คือค่าความดันที่มากที่สุดที่จะทำให้ชั้นหินเกิดรอยปริหรือแตก (Fracturing Pressure) หรือ ค่าความทดสอบความแข็งแรงของชั้นหิน ที่ได้จากการทำ Leak off test (LOT) หรือการทำ Formation Integrity Test, FIT ซึ่งเป็นค่าสูงสุดที่สามารถใช้ในการกำหนดขอบเขตของ ECD ในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะช่วงถัดไป จะใช้ค่า ECD เป็นตัวควบคุมตัวแปรต่างๆ ในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะเพื่อรักษาสมดุลของหลุมเจาะ เพราะหากชั้นหินเกิดรอยแตก จะทำให้น้ำโคลนที่บ่มลงไปไหลในหลุมเกิดการสูญหาย (Loss Circulation) จากการไหลซึมเข้าไปในชั้นหินที่มีรอยแตก (Gamal H. et al. 2021)

เนื่องด้วยอัตราการเพิ่มขึ้นของไฮโดรคาร์บอน (Hydrocarbon) จะแปรผันโดยตรงกับความลึกของชั้นหินที่เพิ่มมากขึ้น ดังนั้นในการดำเนินการขุดเจาะจึงต้องใช้ความระมัดระวังสูงมาก เพราะนอกจากต้นทุนในการขุดเจาะจะเพิ่มมากขึ้นเมื่อกระบวนการขุดเจาะเกิดปัญหาจนอาจไม่คุ้มค่าในเชิงพาณิชย์แล้ว ยังก่อให้เกิดอันตรายต่อสวัสดิภาพซึ่งอาจส่งผลถึงชีวิตของผู้ปฏิบัติงานที่บนแท่นขุดเจาะ เนื่องจากหากไม่สามารถควบคุมการไหลของปิโตรเลียมซึ่งเป็นวัตถุไวไฟปริมาณมหาศาลและมีแรงดันสูงได้ ก็เป็นการยากที่จะแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้น ดังนั้นการควบคุมแรงดันภายในหลุมเจาะเพื่อลดโอกาสที่จะเกิดแรงดันที่ปล่อยออกมาอย่างกะทันหันและเป็นอันตราย จึงถือเป็นหัวใจสำคัญในการป้องกันและลดโอกาสที่จะเกิดปัญหาภายในหลุมระหว่างกระบวนการขุดเจาะ (International Association of Oil & Gas Producers, 2023)

การขุดเจาะหลุมเพื่อสำรวจและผลิตปิโตรเลียมนั้นเป็นงานที่ทำหายและมีความสำคัญเป็นอย่างยิ่ง เพราะในการขุดเจาะแต่ละครั้งใช้ทั้งเวลาและเงินทุนจำนวนมาก ซึ่งถือว่าเป็นการลงทุนที่สูง เพราะนอกจากเงินทุนและเวลาแล้ว ในขั้นตอนการขุดเจาะยังเป็นการดำเนินงานบนความเสี่ยงที่สูงมากอีกด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยความท้าทายของการขุดเจาะหลุมเพื่อสำรวจและผลิตปิโตรเลียมคือการที่ต้องขุดเจาะหลุมลงไปที่มีความลึกโดยเฉลี่ยประมาณ 3-4 กิโลเมตรใต้พื้นดิน ซึ่งในการขุดเจาะหลุม 1 หลุมนั้นต้องใช้เวลากว่า 5-7 วันซึ่งขึ้นอยู่กับระดับความลึกของหลุม โดยใช้งบประมาณ 600,000 ถึง 800,000 ดอลลาร์สหรัฐต่อวัน หรือ กว่า 4-6 ล้านดอลลาร์สหรัฐต่อหลุม (Luiz Amado, 2013 ; Hadi A. Belhaj, 2023) ซึ่งถือว่าเป็นการลงทุนที่สูงและมีความเสี่ยงมาก เพราะหากทำการขุดเจาะไปแล้วพบปริมาณน้ำมันหรือแก๊สธรรมชาติที่ไม่คุ้มค่าในเชิงพาณิชย์ หรือหลุมเจาะเกิดปัญหาจนค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้นจนเกินจุดคุ้มทุน หรือกระทั่งต้องทำการสละหลุม การลงทุนนั้นก็สูญเปล่า แต่หากเกิดเหตุการณ์ร้ายแรงที่สุดนั้นก็คือการระเบิดของหลุมเจาะ เช่นเหตุการณ์ระเบิดที่เคยเกิดขึ้นกับแท่นขุดเจาะน้ำมัน “ดีพวอเตอร์ ฮอไรซอน” (Deepwater Horizon) ของบริษัทบริติช ปิโตรเลียม (British Corporation) หรือ “บีพี (BP)” ในอ่าวเม็กซิโก เมื่อปี ค.ศ. 2010 โดยความสูญเสียในครั้งนั้น นอกจากจะส่งผลเสียต่อชีวิตของพนักงานที่ปฏิบัติงานบนแท่นขุดเจาะและส่งผลกระทบต่อทรัพย์สินของบริษัทโดยตรงแล้ว ยังก่อให้เกิดความสูญเสียทางรายได้ที่สำคัญจากการหยุดชะงักของธุรกิจซึ่งเกิดจากการรั่วไหลของน้ำมัน และก๊าซจากการที่น้ำมันดิบทะลักออกมาสู่ท้องทะเลกว่า 60,000 บาร์เรลต่อวัน และไหลทะลักอยู่อย่างนั้นเนิ่นนานถึง 87 วัน ทำให้น้ำมันดิบทั้งหมดที่รั่วไหลสู่ทะเลมีปริมาณมากถึง 4,900,000 บาร์เรล ทั้งยังทำให้บริษัท ‘บีพี’ ต้องจ่ายค่าปรับสูงถึง 4.5 พันล้านดอลลาร์สหรัฐฯ (ประมาณ 1.38 แสนล้านบาท) แก่กระทรวงยุติธรรมสหรัฐฯ กรณีทำให้มีผู้เสียชีวิตถึง 11 คน และทำให้บริษัท ‘บีพี’ ถูกปรับภายใต้รัฐบัญญัติน้ำสะอาด (Clean Water Act) ว่าด้วยการปกป้องแหล่งน้ำและควบคุมมลพิษทางน้ำ เป็นเงินสูงถึง 2.1 หมื่นล้านดอลลาร์สหรัฐฯ (ราว 6.44 แสนล้านบาท) จากกรณีน้ำมันดิบรั่วลงทะเล ให้แก่ผู้ที่ได้รับผลกระทบจากเหตุการณ์ครั้งนี้อีกด้วย (Richard Pallardy, 2023)

จากตัวอย่างข้างต้น แสดงให้เห็นว่าการไม่สามารถควบคุมความดันของหลุมเจาะได้ ส่งผลกระทบต่อในหลาย ๆ ด้าน โดยนอกจากจะส่งผลกระทบโดยตรงในด้านความปลอดภัยและสุขภาพของบุคลากร และการสูญเสียทรัพย์สินอันมีค่าของบริษัทแล้ว ยังก่อให้เกิดความเสียหายร้ายแรงต่อระบบนิเวศ และก่อให้เกิดมลภาวะต่อสิ่งแวดล้อมอีกด้วย

จากเหตุการณ์ระเบิดของ แท่นขุดเจาะน้ำมัน “ดีพวอเตอร์ ฮอไรซอน” ในครั้งนี้ สร้างความระทึกและเป็นที่โศกจันทอสาวยตาชาวโลกเป็นอย่างมาก จนถูกนำไปสร้างเป็นภาพยนตร์ฟอร์มยักษ์จากฝั่งฮอลลีวู้ด ในปี พ.ศ.2559 ที่สามารถบรรยายเหตุการณ์จริงที่เกิดขึ้นบนแท่นขุดเจาะน้ำมันอันแสนโหดร้ายที่สุดในประวัติศาสตร์ได้อย่างเห็นภาพชัดเจน



รูปที่ 1.1 แท่นขุดเจาะน้ำมัน “Deepwater Horizon” โดยบริษัทบริติช ปิโตรเลียม หรือ “บีพี (BP)” ซึ่งตั้งอยู่กลางอ่าวเม็กซิโก นอกชายฝั่งสหรัฐ ขณะเกิดเหตุระเบิดในวันที่ 20 เมษายน พ.ศ. 2553 ขณะกำลังทำการขุดเจาะน้ำมันที่ระดับความลึก 1,500 เมตร  
(ที่มา <https://www.komchadluek.net/entertainment/241482>)



รูปที่ 1.2 คราบน้ำมันจากการระเบิดของแท่นขุดเจาะ Deepwater Horizon

(ที่มา <https://www.nationtv.tv/original/378862553>)  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำมาใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นในการดำเนินการขุดเจาะจึงต้องใช้ความรอบคอบและความระมัดระวังสูงมากทั้งในขณะวางแผนและในการดำเนินการขุดเจาะ เพราะนอกจากต้นทุนจะเพิ่มมากขึ้นเมื่อกระบวนการขุดเจาะเกิดปัญหาจนอาจไม่คุ้มค่าในเชิงพาณิชย์แล้ว ยังก่อให้เกิดอันตรายต่อสวัสดิภาพของผู้ปฏิบัติงานที่บนแท่นขุดเจาะซึ่งอาจส่งผลถึงชีวิตอีกด้วย เพราะหากไม่สามารถควบคุมการไหลของปิโตรเลียมซึ่งเป็นวัตถุไวไฟปริมาณมหาศาลและมีแรงดันสูงได้ไม่ไหลขึ้นสู่พื้นผิวได้ ก็เป็นการยากที่จะแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้น ดังนั้นการควบคุมแรงดันภายในหลุมเจาะเพื่อลดโอกาสเกิดการไหลของน้ำมันและก๊าซเข้ามาภายในหลุมเจาะอย่างกะทันหัน จึงถือเป็นหัวใจสำคัญในการป้องกันและลดโอกาสที่จะเกิดปัญหาภายในหลุมระหว่างกระบวนการขุดเจาะ (International association of Oil & Gas Producers, 2023)

นอกเหนือจากเหตุผลข้างต้นแล้ว การใช้เครื่องมือในการวัดค่า ECD ยังจำเป็นต้องใช้อุปกรณ์พิเศษ (Pressure While Drilling: PWD) เพิ่มเติมจากเครื่องมือวัดมาตรฐาน (Measure While Drilling and Logging While Drilling: MWD and LWD) ที่ใช้ทั่วไปในอุตสาหกรรมน้ำมันและก๊าซ ซึ่งมีอัตราค่าใช้จ่ายในการเรียกใช้บริการค่อนข้างสูงและราคายังขึ้นอยู่กับความผันผวนของราคาน้ำมันและก๊าซ อีกทั้งการใช้เครื่องมือในการวัดค่า ECD ยังมีข้อจำกัดในการใช้งาน เนื่องจากเครื่องมือวัดมีความเสี่ยงสูงที่อุปกรณ์จะเกิดความเสียหายและล้มเหลวในการวัดข้อมูลระหว่างดำเนินการขุดเจาะในสภาพแวดล้อมที่มีอุณหภูมิและแรงดันสูง แต่เนื่องจากค่า ECD กลับเป็นตัวแปรหนึ่งที่สำคัญมากๆ ซึ่งจำเป็นต้องใช้ในการกำหนดขอบเขตในการปรับค่าตัวแปรต่างๆ เพื่อใช้ในการควบคุมหลุมขณะทำการขุดเจาะ เพื่อป้องกันไม่ให้แรงดันทั้งหมดภายในหลุมสูงเกินกว่าค่าการต้านทานการแตกของชั้นหิน จนเกิดการการสูญเสียน้ำโคลน และนำไปสู่การไม่สามารถควบคุมความดันภายในหลุมเจาะได้ ดังนั้นการอ่านค่า ECD ผิดพลาด หรือการสูญเสียความสามารถในการอ่านค่า ECD ของเครื่องมือในขณะที่ดำเนินการขุดเจาะ จึงส่งผลให้ผู้ควบคุมการเจาะไม่สามารถควบคุมหลุมเจาะได้อย่างมีประสิทธิภาพ จนทำให้กระบวนการขุดเจาะหยุดชะงัก ทำให้ต้องใช้เวลาในการแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้น ซึ่งหมายถึงค่าใช้จ่ายที่เพิ่มมากขึ้นตามด้วยเช่นกัน และหากไม่สามารถแก้ไขหลุมเจาะให้กลับมาสู่สถานะการณ์ปกติได้ ก็อาจจำเป็นต้องทำการสละหลุมเจาะในท้ายที่สุด

จากการยกเลิกการใช้เครื่องมือ PWD ในการวัดค่า ECD ระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จะส่งผลให้สามารถลดภาระค่าใช้จ่ายได้สูงถึง 1.5-2.0 ล้านบาทต่อหลุม และลดค่าใช้จ่ายได้มากถึง 48 ล้านบาทในหนึ่งโครงการ (Schlumberger, 2023) ดังนั้นการประมาณค่า ECD โดยการใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) เพื่อให้แสดงค่า ECD ได้อย่างต่อเนื่อง จึงเป็นทางออกในเพิ่มประสิทธิภาพในการดำเนินการและการป้องกันปัญหาที่อาจเกิดขึ้นได้ระหว่างกระบวนการขุดเจาะดังกล่าว ทั้งยังช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือในกระบวนการทำงาน และเพิ่มความมั่นใจด้านความปลอดภัยในการดำเนินงานอีกด้วย

ในการสร้างตัวแบบทำนายค่า ECD ที่เหมาะสม มีการใช้อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อพัฒนาแบบจำลองในการทำนายค่า ECD โดยใช้วิธีการดังนี้ ได้แก่ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR)

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression) วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF) วิธีการเตียนต์บูสต์ติง (Gradient Boosting: GBM) วิธีการเตียนต์บูสต์ติงแบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting: XGboost) และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิจัยจึงเป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลจริงที่ได้จากได้จากเซนเซอร์ต่างๆ ของเครื่องมือที่ใช้ขณะทำการขุดเจาะ (Measure Logging and Pressure While Drilling) ในหลุมส่วนผลิตน้ำมันและก๊าซธรรมชาติขนาด 6.125 นิ้วในพื้นที่ทะเลอ่าวไทยของบริษัทธรณีศึกษา จำนวนทั้งหมด 54,482 ข้อมูล 46 ตัวแปร ซึ่งรวบรวมเป็นระยะเวลา 1 ปี ตั้งแต่เดือนพฤษภาคม 2565 ถึงเดือนพฤษภาคม

## 1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1) สร้างแบบจำลองทำนายการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ (Equivalent Circulating Density: ECD)
- 2) เปรียบเทียบวิธีการทำนายค่า ECD โดยสร้างแบบจำลองการทำนายการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความหนาแน่นจากการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ (Equivalent Circulating Density: ECD) ในส่วนหลุมผลิตขนาด 6.125 นิ้ว โดยการใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML)

## 1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1) สร้างแบบจำลองทำนายการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ (Equivalent Circulating Density: ECD) สำหรับหลุมเจาะขนาด 6.125 นิ้ว
- 2) ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) จากอัลกอริทึมในการเรียนรู้ของการเรียนรู้ของเครื่องที่แตกต่างกัน ทั้งหมด 8 วิธี ได้แก่ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยแบบริดจ์ (Ridge Regression) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยแบบลาสโซ (Lasso Regression) วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF) วิธีการเตียนต์บูสต์ติง (Gradient Boosting: GBM) วิธีการเตียนต์บูสต์ติงแบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting: XGboost) และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)
- 3) การวิจัยมุ่งเน้นไปที่การสร้างแบบจำลองการทำนายความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ หรือความหนาแน่นของการไหลเวียนสมมูล (Equivalent Circulating Density: ECD) ในส่วนการผลิตขนาด 6.125 นิ้ว ในพื้นที่สำรวจและผลิตน้ำมันและก๊าซในอ่าวไทย
- 4) ตัวแปรอิสระสำคัญต่างๆ ที่ได้ใช้ในงานวิจัยประกอบไปด้วย ความลึกหลุม คุณสมบัติความหนาแน่นของน้ำโคลน อัตราการสูบน้ำโคลน แรงดันในหลุมเจาะ อุณหภูมิในหลุมเจาะ ความเร็วในการเจาะ น้ำหนักที่กดทับบนหัวเจาะ รอบการหมุนของก้านเจาะ แรงบิดของก้านเจาะ คุณสมบัติของชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หิน ความสามารถของชั้นหินในการต้านกระแสไฟฟ้า การวัดคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของชั้นหิน ค่านิวตรอนของชั้นหิน และค่าความหนาแน่นของความพรุนในชั้นหิน และ 1 ตัวแปรตาม ซึ่งก็คือค่า ECD

5) ข้อมูลที่นำมาใช้ในการค้นคว้าวิจัย เป็นข้อมูลจริงจำนวน 54,482 ชุดข้อมูลประกอบไปด้วย 46 ตัวแปรสำคัญ ที่ได้จากเซนเซอร์ของเครื่องมือที่ใช้ในการวัดค่าตัวแปรสำคัญต่างๆ (Measure and Logging While Drilling) ในระหว่างดำเนินการขุดเจาะในส่วนหลุมผลิตขนาด 6.125 นิ้ว ในท่อกรุขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางภายใน 6.184 นิ้ว โดยใช้อุปกรณ์ควบคุมทิศทางแบบหมุนก้านเจาะ (Rotary Steerable BHA: RSS) ซึ่งมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางภายนอกสูงสุด 6 นิ้ว

6) ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิจัย เป็นข้อมูลที่รวบรวมมาจากกระบวนการขุดเจาะที่เกิดขึ้นจริงในหลุมผลิตน้ำมันและก๊าซธรรมชาติในพื้นที่ทะเลอ่าวไทยของบริษัทกรีนศึกษา โดยทำการเก็บรวบรวมข้อมูลในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะเป็นระยะเวลา 1 ปี ตั้งแต่ เดือนพฤษภาคม 2565 จนถึงเดือนพฤษภาคม 2566

#### 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1) สามารถลดค่าใช้จ่าย 1.5 ถึง 2 ล้านบาทต่อหลุม จากการใช้การใช้เครื่องมือเพื่อวัดค่า ECD ภายในหลุม ในโครงการขุดเจาะในอนาคตที่จะเกิดขึ้น จากการใช้แบบจำลองการทำนายค่า ECD โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) แทนการใช้เครื่องมือวัด

2) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการขุดเจาะ ด้วยการลดความเสี่ยงอันเกิดมาจากเหตุการณ์เครื่องมือล้มเหลวระหว่างการขุดเจาะทำให้ไม่สามารถอ่านค่า ECD ได้อย่างต่อเนื่อง หรืออ่านค่า ECD คลาดเคลื่อนซึ่งเกิดจากเครื่องมือล้มเหลว

3) เพื่อนำไปต่อยอดในการเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการขุดเจาะ และลดค่าใช้จ่ายจากการใช้เครื่องมือเพื่อวัดค่า ECD ภายในหลุมด้วยการใช้แบบจำลองการทำนายค่า ECD โดยการพัฒนาแบบจำลองให้รองรับการประมวลผล ทำนายค่า ECD แบบเรียลไทม์ แทนการใช้เครื่องมือวัด

4) เพื่อใช้ประโยชน์จากการสร้างแบบจำลองในการทำนายค่า ECD โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) ในสภาพแวดล้อมของการดำเนินงานในอุตสาหกรรมจริงที่สร้างขึ้นมาเพื่อรองรับข้อมูลในพื้นที่สำรวจและผลิตน้ำมันและก๊าซในอ่าวไทยโดยเฉพาะ ในการลดค่าใช้จ่ายในการใช้เครื่องมือเพื่อวัดค่า ECD ภายในหลุม ของโครงการขุดเจาะในอนาคตที่จะเกิดขึ้น

5) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการดำเนินงานในการขุดเจาะด้วยการลดการพึ่งพาเครื่องมือ และลดภาระค่าใช้จ่ายในกระบวนการขุดเจาะอันเนื่องมาจากภาระค่าใช้จ่ายที่นอกเหนือจากความจำเป็นในการแก้ไขปัญหาที่อาจเกิดขึ้นในระหว่างกระบวนการขุดเจาะอันเกิดจากการประเมินค่า ECD ที่ไม่ถูกต้องจากการล้มเหลวของเครื่องมือวัด

6) เพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการขุดเจาะด้วยการลดการพึ่งพาเครื่องมือ และลดภาระค่าใช้จ่ายในกระบวนการขุดเจาะ จากการยกเลิกการใช้เครื่องมือ PWD ในการวัดค่า ECD ระหว่าง

กระบวนการขุดเจาะ จะส่งผลให้สามารถลดภาระค่าใช้จ่ายได้สูงถึง 1.5 - 2.0 ล้านบาทต่อหลุม เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

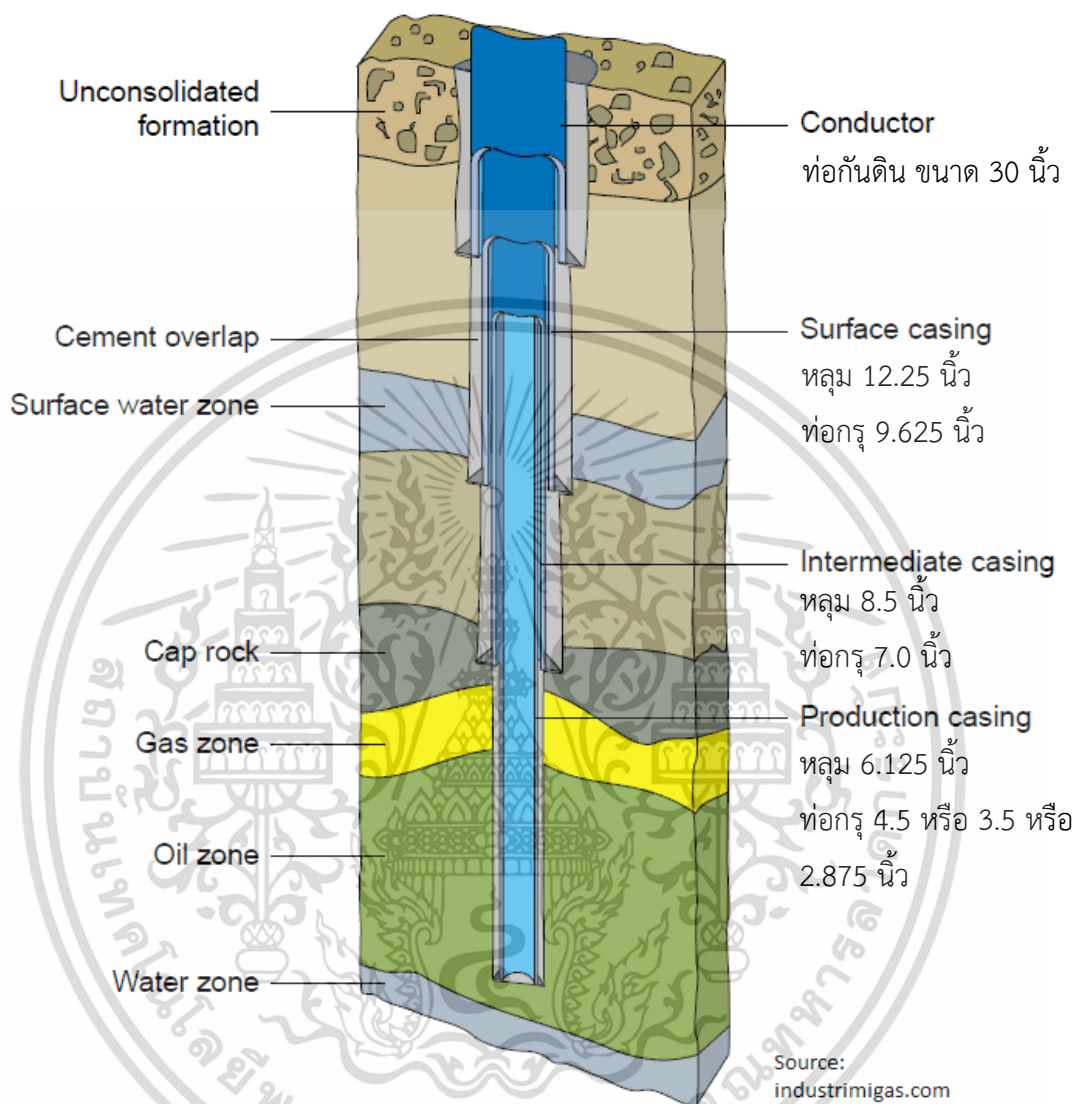
### 2.1 พื้นฐานกระบวนการขุดเจาะหลุมปิโตรเลียม

#### 2.1.1 การเตรียมการ และกระบวนการขุดเจาะ

ก่อนที่จะเริ่มการเจาะหลุมปิโตรเลียมใดๆ วิศวกรขุดเจาะต้องจัดทำแผน และขั้นตอนการเจาะ โดยการใช้ข้อมูลทางธรณีวิทยา และธรณีฟิสิกส์ จากนักธรณีวิทยา และ/หรือนักธรณีฟิสิกส์ที่ได้ศึกษา ข้อมูลการสำรวจ นำมาใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการออกแบบ และวางแผนการเจาะ เพื่อให้สามารถทำการเจาะได้รวดเร็ว ปลอดภัย และประหยัดค่าใช้จ่ายมากที่สุด สำหรับขั้นตอนการเจาะหลุมปิโตรเลียม ทั้งบนบกและในทะเลจะมีข้อแตกต่างกันเล็กน้อยในตอนเริ่มต้น โดยบนบกจะเริ่มด้วยการปรับสภาพ พื้นดิน ให้ราบเรียบได้ระดับ อัดบดผิวดินให้แน่น บริเวณที่ตั้งแท่นเจาะจะสร้างฐานคอนกรีตทับให้ แข็งแรง สามารถรับน้ำหนักแท่นเจาะได้ ขณะเดียวกันจะฝังท่อกรูที่เรียกว่าท่อกันดิน (Conductor pipe) ขนาด 30 นิ้ว ความยาวประมาณ 20-30 เมตร เพื่อเป็นท่อนำร่องสำหรับการเจาะ ป้องกันการ พังถล่มของชั้นผิวดิน และอาจจะอัดซีเมนต์ให้ยึดระหว่างท่อกับผนังหลุม นอกจากท่อกรูแบบ Conductor pipe แล้ว ยังมีท่อกรูแบบอื่นอีก ได้แก่ ท่อกรูพื้นผิว (Surface Casing) ซึ่งจะติดตั้งต่อ จาก Conductor pipe ทำหน้าที่ป้องกันไม่ให้หลุมพัง ท่อกรูชั้นกลาง (Intermediate Casing) ทำ หน้าที่ป้องกันไม่ให้น้ำโคลนสูญหายเข้าไปตามชั้นหินหรือรอยแตกของชั้นหิน ท่อผลิต (Production Tubing or Liner) เป็นท่อนำปิโตรเลียมขึ้นมายังพื้นผิวเพื่อเข้าสู่ขบวนการผลิต สำหรับการเจาะใน ทะเล กรณีเป็นหลุมสำรวจ สิ่งแรกที่ต้องทำคือ สำรวจสภาพพื้นทะเล เพื่อให้แน่ใจว่ามีสภาพแน่น แข็งแรง และไม่มีสิ่งกีดขวางใด เช่น สายเคเบิล หรือท่อส่งก๊าซใต้ทะเล ในบริเวณที่จะทำการเจาะหรือ บริเวณที่จะลงสมอ (กรมเชื้อเพลิงธรรมชาติ, 2561)

การเจาะเริ่มด้วยการเจาะเปิดหลุม (Spud) มักใช้หัวเจาะแบบพิเศษที่เรียกว่า Hole Opener โดยระหว่างการขุดเจาะจะปัมน้ำโคลนลงไปตามก้านเจาะสู่หัวเจาะตลอดเวลา หน้าที่หลักของน้ำ โคลน ได้แก่ ช่วยนำพาเศษดิน หินขึ้นมาจากก้นหลุม หล่อลื่นและลดความร้อนที่หัวเจาะและภายใน หลุมเจาะ เคลือบผนังหลุมและป้องกันมิให้ของไหล (น้ำหรือปิโตรเลียม) จากชั้นหินทะลักเข้าสู่หลุมอัน อาจทำให้หลุมพัง มีปัญหาก้านเจาะติด ไม่สามารถควบคุมความสมดุลของความดันในหลุมและอาจ เกิดการระเบิดได้ เมื่อเจาะถึงความลึกที่กำหนดไว้ ก็จะทำการไหลเวียนน้ำโคลนเพื่อทำความสะอาด หลุม จากนั้นจึงลงท่อกรู (Casing) แล้วอัดซีเมนต์ยึดระหว่างท่อกับผนังหลุม ขณะรอให้ซีเมนต์แข็งตัว จะเปลี่ยนหัวเจาะให้มีขนาดเล็กลงเพื่อเตรียมการเจาะในช่วงต่อไป หัวเจาะและท่อกรูที่ใช้จะมีขนาด ลดหลั่นกันลงมา โดยมีขนาดเล็กลงตามความลึก ตัวอย่างเช่น เริ่มเจาะด้วยหัวเจาะขนาด 12.25 นิ้ว แล้วลงท่อกรูขนาด 9.625 นิ้ว จากนั้นจึงเจาะต่อด้วยหัวเจาะขนาด 8.5 นิ้ว และลงท่อกรูขนาด 7 นิ้ว เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และเจาะต่อในส่วนผลิตด้วยหัวเจาะขนาด 6.125 นิ้ว และลงท่อกรุขนาด 3.5 นิ้ว เป็นต้น ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.1



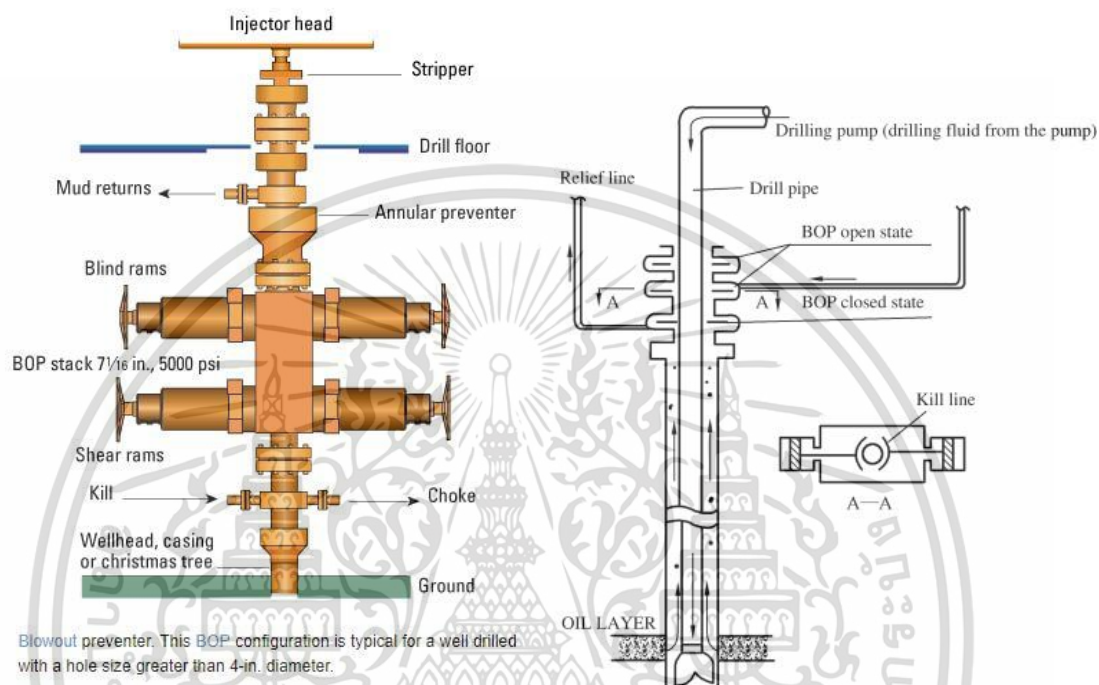
รูปที่ 2.1 ลักษณะของหลุมเจาะและท่อกรุในทะเลทั่วไป (Generic Offshore Drilling and Casing the Wellbore)

(ที่มา <https://www.industrimigas.com/2013/06/drilling-and-casing-wellbore.html>)

ขั้นตอนสำคัญต่อมา คือการติดตั้งเครื่องป้องกันการพลุ่ง (Blowout Preventer: BOP) ที่ปากหลุม BOP มีโครงสร้างภายในคล้ายคีมขนาดใหญ่หลายตัว เรียกว่า Ram ทำหน้าที่ปิดหลุมป้องกันความดันสูงจากหลุมเจาะ หรือถ้าความดันจากของไหลยังคงสูงมากและไหลทะลักขึ้นมาทางก้านเจาะ ก็ต้องใช้ Ram ตัวที่ 2 ตัดก้านเจาะให้ขาดออกจากกัน โดย Ram ตัวนี้มีลักษณะเป็นรูปลิ้มและซองรับที่ปิดได้สนิท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ยังสามารถสูบน้ำโคลนผ่าน BOP เพื่อปรับความดันในหลุมไม่ให้เกิดการพุ่งทะลักของของไหลขึ้นมาสู่พื้นผิวได้ด้วย วิธีการนี้เรียกว่า การควบคุมหลุมเจาะ โดยปกติ BOP จะรับแรงดันได้ไม่น้อยกว่า 5,000 ปอนด์ต่อตารางนิ้ว (psi) แต่ BOP ขนาดใหญ่ที่ออกแบบเพื่อการเจาะหลุมที่ลึกเป็นพิเศษอาจทนแรงดันได้ถึง 15,000 ปอนด์ต่อตารางนิ้ว ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.2

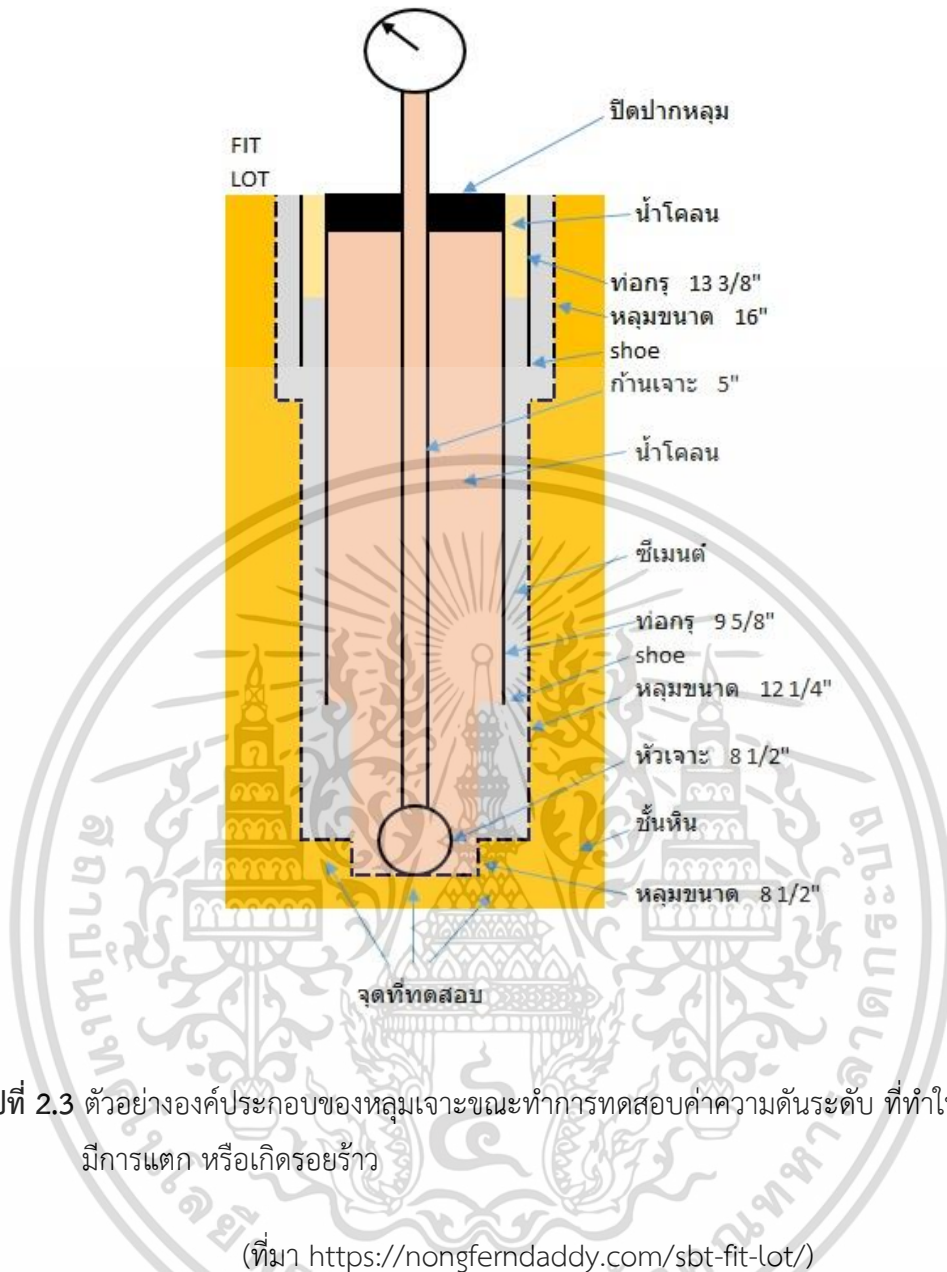


รูปที่ 2.2 องค์ประกอบและหลักการทำงานของ BOP ระหว่างการขุดเจาะ (The Component and Action Principles of the BOP During Drilling)

(ที่มา <https://petgeo.weebly.com/blowout-preventerbop.html>)

อนึ่งก่อนทำการเจาะต่อไป หลังจากลงท่อกรุแล้ว จะต้องทำการทดสอบความแข็งแรงของชั้นหิน (Formation Integrity Test: FIT หรือ Leak Off Test: LOT) โดยเจาะผ่านชั้นซีเมนต์ที่เหลืออยู่ลงไปจนถึงชั้นหินและเจาะไปประมาณ 5 เมตร หยุดเจาะ แล้วปั้มน้ำโคลนลงไปตามก้านเจาะจนถึงก้นหลุม จากนั้นเพิ่มความดันในหลุมเจาะ เพื่อตรวจสอบว่าที่ความดันระดับ ทำให้ชั้นหินเริ่มมีการแตกหรือเกิดรอยร้าว โดยสังเกตจากน้ำโคลนที่ปั้มลงไป เริ่มมีการสูญหาย (Loss Circulation) เพราะการไหลซึมเข้าไปในชั้นหินที่มีรอยแตก นำข้อมูลที่ได้คำนวณย้อนกลับเพื่อหาค่าน้ำหนักของน้ำโคลน (ปอนด์/แกลลอน) ค่าสูงสุดที่สามารถใช้ในการเจาะช่วงต่อไป โดยไม่ทำให้ชั้นหินเกิดรอยแตก ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.3

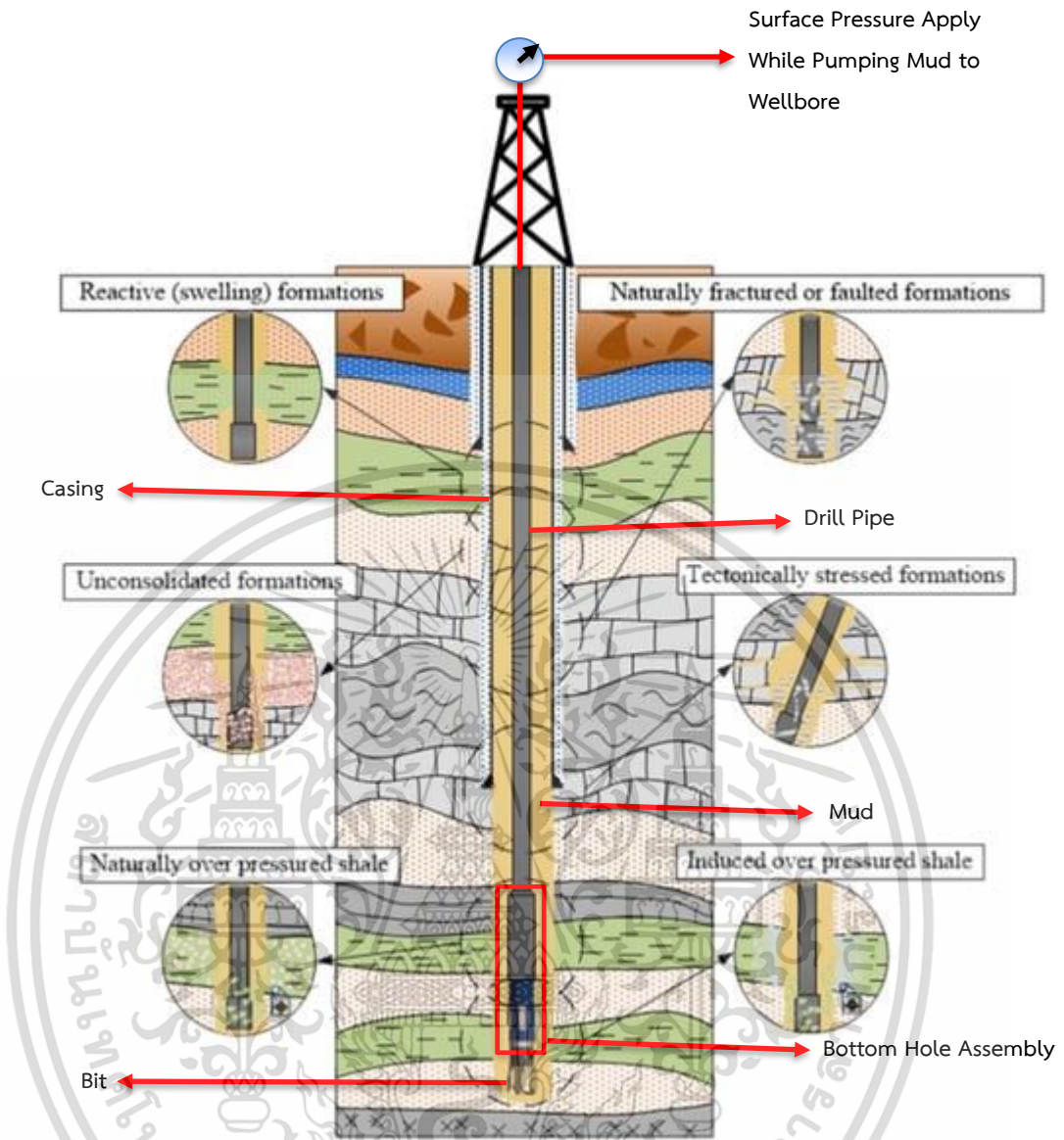
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 ตัวอย่างองค์ประกอบของหลุมเจาะขณะทำการทดสอบค่าความดันระดับ ที่ทำให้ชั้นหินเริ่มมีการแตก หรือเกิดรอยร้าว

(ที่มา <https://nongferndaddy.com/sbt-fit-lot/>)

โดยการทดสอบนี้มีประโยชน์มากในการกำหนดขอบเขตค่า ECD เพื่อควบคุมหลุมเจาะให้อยู่ในสภาพสมดุล ซึ่งผลค่าความทดสอบความแข็งแรงของชั้นหินนั้น มีความสำคัญเป็นอย่างมากเนื่องจากขอบเขตของค่า ECD จะใช้เป็นตัวแปรหลักในการควบคุมตัวแปรต่างๆ ในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะ เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดการปริแตกจากการที่ความดันภายในหลุมสูงเกินกว่าค่าความแข็งแรงของชั้นหิน ซึ่งจะก่อให้เกิดปัญหาต่างๆที่ร้ายแรงกว่าตามมาในภายหลัง



รูปที่ 2.4 ตัวอย่างองค์ประกอบของหลุมเจาะขณะทำการขุดเจาะผ่านชั้นหินที่แตกต่างกัน ซึ่งชั้นหินแต่ละชั้นมีค่าความทนต่อการแตก หรือการเกิดรอยร้าวแตกต่างกัน

(ที่มา [https://www.mdpi.com/applsci/applsci-12-](https://www.mdpi.com/applsci/applsci-12-05348/article_deploy/html/images/applsci-12-05348-g001-550.jpg)

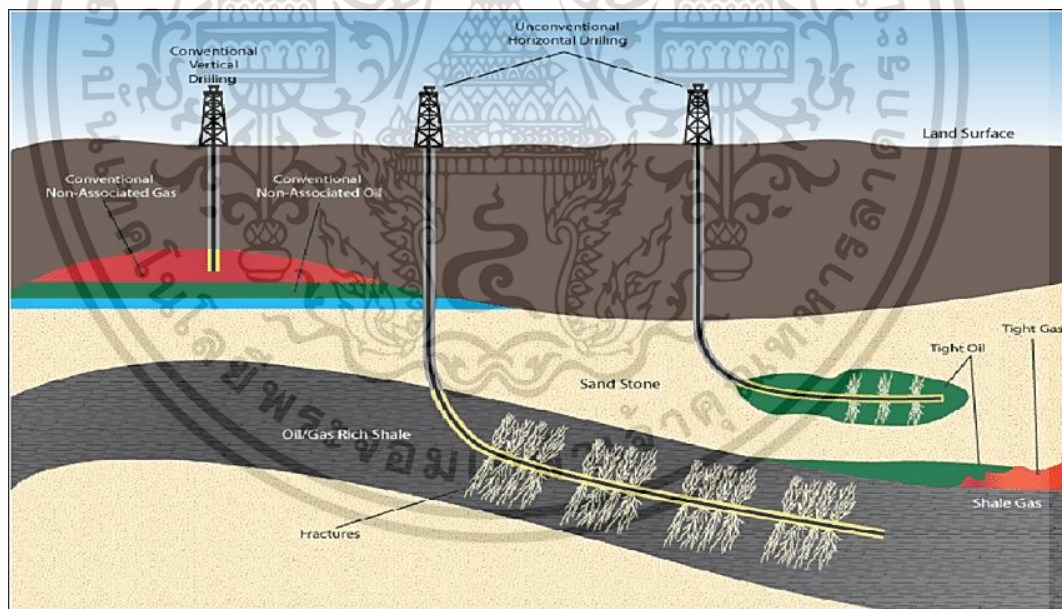
[05348/article\\_deploy/html/images/applsci-12-05348-g001-550.jpg](https://www.mdpi.com/applsci/applsci-12-05348/article_deploy/html/images/applsci-12-05348-g001-550.jpg))

จากนั้นการเจาะก็จะดำเนินต่อไปจนถึงความลึกสุดท้าย (Total Depth: TD) ตามแผน บางครั้งมีความจำเป็นต้องเจาะหลุมเอียง หรือหลีกเลี่ยงอุปสรรคทางด้านธรณีวิทยา เช่น การเจาะเลี่ยงโดมเกลือ (เกลือจะทำให้ท่อกรูสึกกร่อนเร็วกว่าปกติ) ก็ต้องใช้เครื่องมือพิเศษ คือ Downhole Mud Motor ช่วยในการเปลี่ยนทิศทางการเจาะโดยไม่ต้องถอนก้าน มีหลักในการทำงาน คือ หยุดหมุนก้านเจาะแล้วปั้มน้ำโคลนลงไปตามก้านเจาะเพื่อหมุน Turbine Motor ในก้านเจาะตอนล่างใกล้หัวเจาะ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อบังคับให้หัวเจาะหมุนและเอียงไปในทิศทางที่ต้องการ สำหรับการเจาะหลุมเอียงนั้น สิ่งสำคัญที่สุดอย่างหนึ่ง คือ การตรวจวัดเส้นทางและทิศทางการเอียงของหลุมเจาะ ในสมัยแรก

โดยการตรวจสอบทิศทางของหลุมเจาะจะใช้เครื่องมือที่เรียกว่า Measure While Drilling (MWD) ซึ่ง MWD มีส่วนประกอบสำคัญ 3 ส่วน คือส่วนทำให้เกิดคลื่น Shock Wave และตรวจวัดคลื่นสัญญาณจากน้ำโคลนที่ไหลผ่าน ส่วนนี้จะอยู่ติดกับก้านเจาะส่วนล่างใกล้กับหัวเจาะ ส่วนที่ 2 คือ ส่วนที่แปลงสัญญาณที่ตรวจวัดได้แล้วส่งผ่านกลับขึ้นไปยังตัวรับสัญญาณที่อยู่บนพื้นผิว ส่วนที่ 3 คือ ส่วนที่แปลงสัญญาณที่ได้ออกมาเป็นค่าตัวเลขต่างๆ ของทิศทาง และความเอียงของหลุมเจาะ

ในปัจจุบัน นอกจากการเจาะหลุมเอียงแล้ว ด้วยเทคนิคการเจาะที่ดีขึ้น สามารถเจาะหลุมในแนวราบได้ แต่ต้องอาศัยการออกแบบเครื่องมือและการวางแผนการเจาะเป็นพิเศษ ซึ่งปกติการเจาะหลุมในแนวราบนี้ เป็นการเจาะเพื่อการผลิต โดยต้องการให้ส่วนที่เจาะในแนวราบ (Horizontal Section) อยู่ในชั้นหินกักเก็บปิโตรเลียม ทำให้มีพื้นที่รับการผลิตของปิโตรเลียมได้มากขึ้น แต่มีข้อจำกัด คือ ค่าใช้จ่ายในการเจาะจะแพงกว่า มีความยุ่งยากและต้องใช้ความระมัดระวังค่าความแข็งแรงของชั้นหินเป็นอย่างมาก ต้องมีความชำนาญ และการควบคุมทิศทางหลุมมากกว่าปกติ ดังรูปภาพที่ 2.4 ซึ่งแสดงลักษณะของหลุมเจาะแบบต่างๆ



รูปที่ 2.5 ลักษณะของหลุมเจาะแบบต่างๆ (Production Profile of Horizontal and Vertical Drilled Wells)

(ที่มา [https://www.researchgate.net/figure/Production-profile-of-horizontal-and-vertical-drilled-wells-Note-the-average-monthly\\_fig2\\_349068148](https://www.researchgate.net/figure/Production-profile-of-horizontal-and-vertical-drilled-wells-Note-the-average-monthly_fig2_349068148))

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

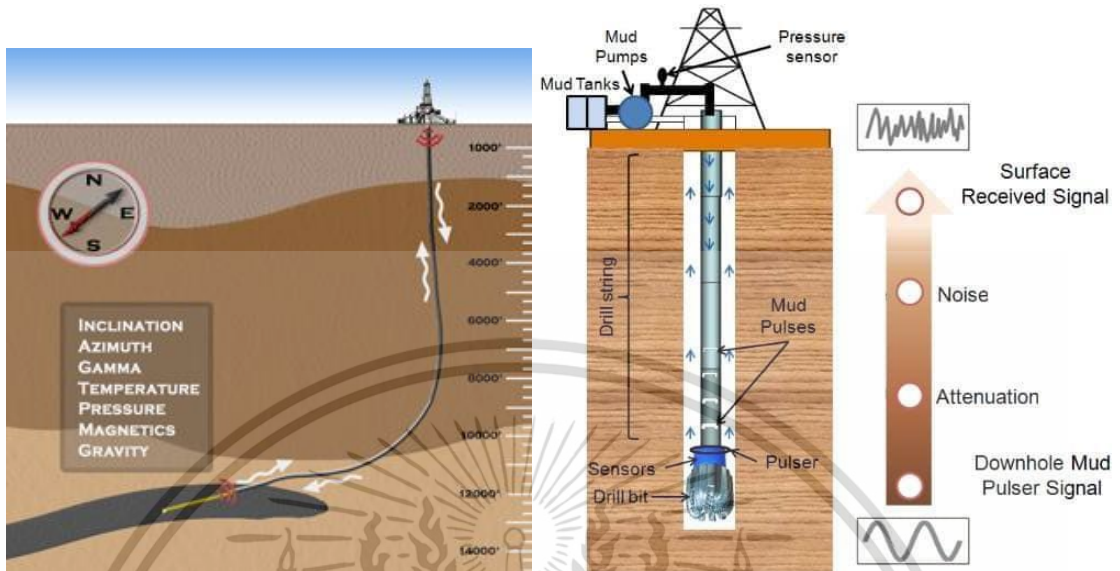
เมื่อเจาะถึงความลึกที่กำหนดตามแผนงาน ขึ้นต่อไปคือการประเมินคุณค่าทางกายภาพของ ชั้นหินด้วยวิธีการหยั่งธรณีหลุมเจาะ (Wireline Logging) เพื่อให้รู้ว่าชั้นปิโตรเลียมสะสมอยู่หรือไม่ ที่ ความลึกเท่าไร ปิโตรเลียมที่พบเป็นน้ำมันหรือก๊าซ และบางครั้งก็จะทำการเก็บตัวอย่างของไหลจาก ชั้นหินในหลุมเจาะเพื่อวิเคราะห์คุณสมบัติทางเคมีและหาค่าความร้อน (Heating Value) ของ ปิโตรเลียม การวัดค่าต่างๆ นี้ส่วนใหญ่เป็นการวัดโดยอ้อม เช่น การหาค่าความพรุน (Porosity) ของ ชั้นหินด้วยเครื่องมือวัดนิวตรอน การหยั่งธรณีหลุมเจาะจะทำในช่วงที่ยังมีได้ลงท่อกรู (Open Hole) เพราะท่อกรูจะทำหน้าที่เป็นตัวกีดขวางระหว่างชั้นหินและหลุมเจาะ ทำให้เครื่องมือวัดไม่สามารถอ่าน ค่าทางธรณีวิทยาได้ โดยมีวิธีการทำงาน คือ หย่อนเครื่องมือที่มีลักษณะเป็นทรงกระบอกลงไปหลุม เจาะเพื่อวัดค่าทางธรณีวิทยา ซึ่งเครื่องมือมาตรฐานที่ใช้ในการวัด จะประกอบด้วยตัววัดค่าต่างๆ อย่างน้อย 3 ชนิด คือ

- ชนิดวัดค่ารังสีแกมมา เป็นการวัดค่ารังสีแกมมาที่มีในชั้นหินตามธรรมชาติ ซึ่งขึ้นกับ ปริมาณของธาตุโปรตัสเซียม (K) ธอเรียม (Th) และยูเรเนียม (U) ในชั้นหินนั้นๆ การวัดค่ารังสีแกมมา เพื่อการตรวจสอบชนิดหิน หากมีค่ารังสีแกมมาต่ำ แสดงว่าเป็นหินทราย ถ้าค่าสูงแสดงว่าเป็น หินดินดานหรือหินโคลน
- ชนิดวัดค่านิวตรอน เป็นการวัดค่านิวตรอน โดยเครื่องวัดจะปล่อยอนุภาคนิวตรอนเข้าไป ในชั้นหิน และวัดปริมาณอนุภาคที่สะท้อนกลับ และอนุภาคบางส่วนที่ถูกดูดกลืนโดยธาตุไฮโดรเจน (H) ที่มีอยู่ในรูพรุนของชั้นหิน อาจอยู่ในรูปของน้ำ หรือปิโตรเลียม ทำให้ทราบความพรุนและความหนาแน่นของชั้นหินได้ ถ้าค่านิวตรอนสูงแสดงว่าชั้นหินมีความหนาแน่นต่ำและอาจมีรูพรุนมาก
- ชนิดวัดค่าความต้านทานไฟฟ้า เป็นการวัดค่าความต้านทานไฟฟ้าของชั้นหิน โดย เครื่องวัดจะปล่อยกระแสไฟฟ้าเข้าไปในชั้นหิน ของไหลที่อยู่ในชั้นหินก็จะแสดงตัวเป็นตัวต้านหรือนำ ไฟฟ้า ถ้าอ่านค่าความต้านทานได้ต่ำ ส่วนใหญ่จะเป็นชั้นน้ำ (จากผลสำรวจในประเทศไทย ค่ามักต่ำ กว่า 10 โอห์ม) ถ้าค่าความต้านทานสูง อาจจะเป็นชั้นก๊าซหรือน้ำมัน

สำหรับค่าที่ได้จากการหยั่งธรณีหลุมเจาะนี้ส่วนใหญ่จะเก็บข้อมูลโดยใช้เวลาเป็นตัวกำหนด ความถี่ในการเก็บข้อมูล เมื่อต้องนำไปแปลความหมาย จะต้องทำการปรับแก้ค่าให้ถูกต้อง และนำไป คำนวณหาสิ่งที่ต้องการ เช่น ชนิดของปิโตรเลียม ความพรุนของชั้นหิน ค่าความอิ่มตัวของน้ำ (Water Saturation)

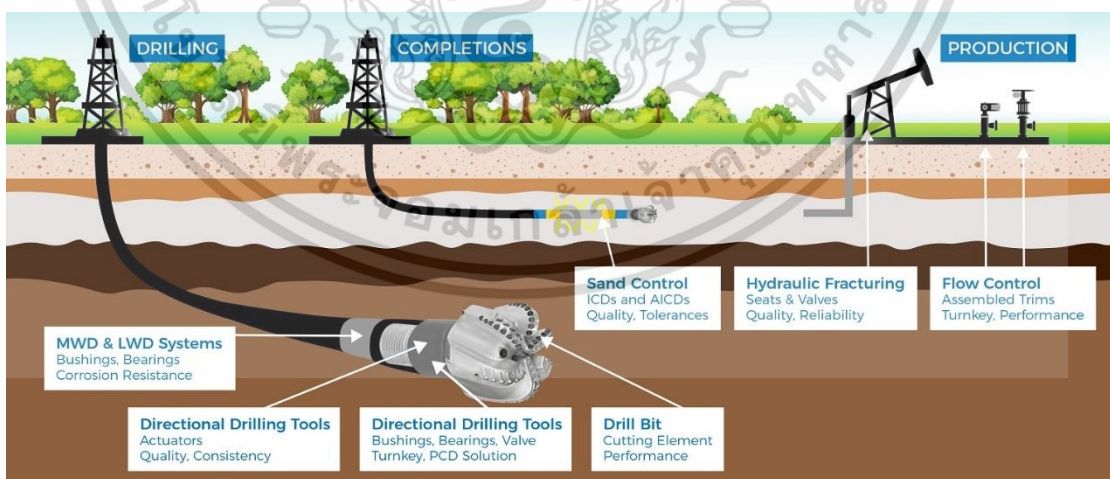
ปัจจุบันนี้เทคนิคการหยั่งธรณีหลุมเจาะได้รับการพัฒนาให้ก้าวหน้าขึ้นไปอีกขั้น ด้วยวิธีการที่ เรียกว่า Logging While Drilling (LWD) คือ การติดตั้งเครื่องมือวัดเข้ากับก้านเจาะ ดังแสดงในรูปภาพ ที่ 2.5 และ 2.6 ทำให้สามารถวัดค่าได้ทันทีขณะทำการเจาะหลุม จึงประหยัดเวลาทำงาน แต่ต้องเสีย ค่าใช้จ่ายสูง และใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน นอกจาก MWD และ LWD แล้ว ปัจจุบันยังมี เครื่องมือพิเศษที่ใช้ในการวัดค่า ECD ภายในหลุมเจาะ ซึ่งเครื่องมือนี้มีชื่อว่า Pressure While

Drilling (PWD) โดยในงานวิจัยนี้ข้อมูลที่ใช้นำมาทำการวิจัยจะเป็นข้อมูลที่ได้มาจาก MWD LWD และ PWD ทั้งหมด



รูปที่ 2.6 การวัดและการบันทึกข้อมูลขณะเจาะ การรวบรวมและส่งข้อมูล (Measurement & Pressure & Logging While Drilling Data Collection and Transmission)

(ที่มา GlocalSpec, 2023)



รูปที่ 2.7 การวัดและการบันทึกขณะเจาะ การรวบรวมและส่งข้อมูล (The Component of Drilling Bottom Hole Assembly)

(ที่มา ResearchGate, 2023)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ในเชิงวิชาการเท่านั้น มิอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

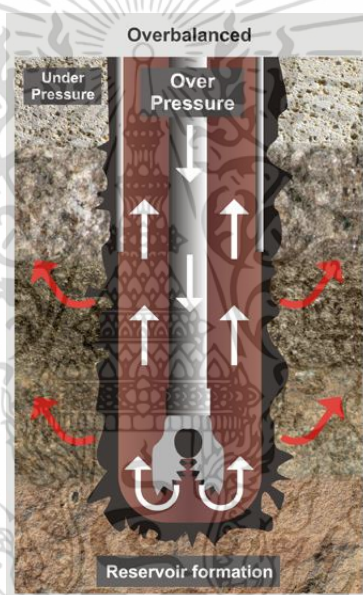
จากรูปที่ 2.6 และ 2.7 จะเห็นได้ว่า MWD LWD และ PWD เป็นส่วนหนึ่งของชุดอุปกรณ์ชุดเจาะ (Bottom Hole Assembly: BHA) ซึ่งก็คืออุปกรณ์ทุกอย่างที่อยู่ใต้ก้านเจาะไปจนถึงหัวเจาะ โดย MWD จะทำหน้าที่ในการวัดประสิทธิภาพของชุดอุปกรณ์การเจาะโดยใช้ตรวจสอบการทำงานของหัวเจาะ อุปกรณ์การเจาะ และก้านเจาะ รวมถึงตัวแปรต่างๆ เช่น ความเร็วและความสม่ำเสมอของอัตราการหมุนของหัวเจาะ การสั่นสะเทือนและอุณหภูมิภายในหลุมเจาะ แรงบิดและแรงกดบนหัวเจาะ อัตราการไหลของของน้ำโคลนที่ใช้ในการเจาะ การรักษาก้านเจาะและอุปกรณ์การเจาะให้อยู่ในข้อกำหนดของการใช้งานเพื่อยืดอายุและเพิ่มประสิทธิภาพของก้านเจาะและอุปกรณ์การเจาะให้สูงสุด เป็นต้น ส่วน PWD จะทำหน้าที่ในการวัดค่า ECD และ LWD จะทำหน้าที่ในการวัดข้อมูลที่เกี่ยวข้องทางธรณีวิทยาของหลุมเจาะ ซึ่งประกอบไปด้วย

1. รังสีแกมมาที่ปล่อยออกมาจากชั้นหินหรือตะกอนดิน (Gamma Rays)
2. ดัชนีความหนาแน่นและการนำไฟฟ้าของชั้นหินหรือตะกอนดิน (Density and Photoelectric index)
3. ความพรุนของนิวตรอน เพื่อวัดดัชนีไฮโดรเจนในแหล่งกักเก็บ (Neutron Porosity)
4. ขนาดและรูปร่างของหลุมเจาะ (Caliper for Borehole Size and Shape)
5. ความต้านทานไฟฟ้าของชั้นหิน (Resistivity, ohm-m)
6. ความสามารถของหลุมเจาะในการส่งคลื่นเสียง (Sonic Logging)
7. การถ่ายภาพหลุมเจาะ (Borehole Imaging)
8. เครื่องทดสอบชั้นหินและเก็บตัวอย่างหิน เพื่อตรวจสอบของเหลวภายในชั้นหินและประเมินศักยภาพในการผลิต (Formation Tester and Sample)
9. การดูคลื่นพลังงานสนามแม่เหล็กในย่านความถี่สัญญาณวิทยุ (Nuclear Magnetic Resonance) เพื่อตรวจสอบความค่าความพรุนและความสามารถในการซึมผ่านของชั้นหินทางธรณีวิทยา
10. การสำรวจด้วยคลื่นไหวสะเทือนแบบสะท้อนขณะทำการเจาะซึ่งช่วยกำหนดเส้นทางที่เหมาะสมของหลุมเจาะ (Seismic)

ซึ่งวิศวกรการขุดเจาะ (Drilling Engineer) จะใช้ข้อมูลที่ได้จากการวัดค่าต่างๆ ของ MWD และ LWD เหล่านี้ เพื่อกำหนดทิศทางของอุปกรณ์การเจาะ และทำการตัดสินใจอย่างละเอียดรอบคอบเกี่ยวกับเส้นทางของหลุมเจาะ และการขุดเจาะเปิดหลุมเพื่อผลิตน้ำมันและก๊าซอย่างมีประสิทธิภาพ ไปจนถึงการใช้ข้อมูลเหล่านี้ในการช่วยลดอันตรายที่เกิดจากการเจาะที่อาจทำให้อัตราการเจาะช้าลง และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานอุปกรณ์การเจาะ นอกจากนี้ข้อมูลเหล่านี้ยังใช้เพื่อให้แน่ใจว่าการเจาะจะเจาะผ่านพื้นที่ที่กำหนดไว้เท่านั้น

### 2.1.2 พื้นฐานการควบคุมหลุมเจาะ

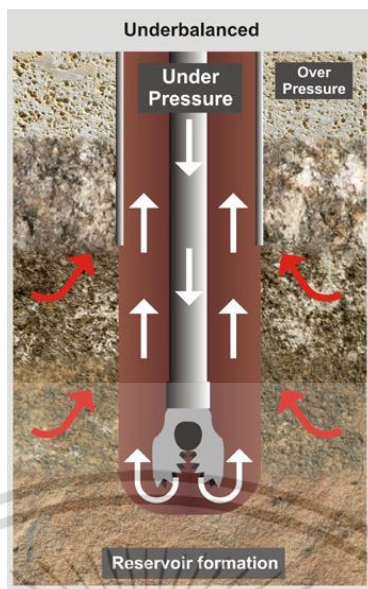
ในกระบวนการเจาะ วิธีทั่วไปที่จะใช้ในการรักษาสภาพของหลุมเจาะให้มีความสมดุล คือวิธีการควบคุมความดันของของเหลวภายในหลุมเจาะ หรือ น้ำโคลนให้มีค่าสูงกว่าความดันของของเหลวที่อยู่ในรูพรุนของชั้นหิน (Overbalance Drilling) เป็นการป้องกันและควบคุมไม่ให้ของเหลวที่อยู่ในรูพรุนในชั้นหินไหลเข้ามาภายในหลุมเจาะ (Hany Gamal, et al. 2022) โดยน้ำโคลนจะถูกสูบเข้าไปในหลุมเจาะผ่านก้านเจาะด้วยความดันที่สูงกว่าความดันของปิโตรเลียมที่อยู่ในแหล่งกักเก็บ หรือความดันของของเหลวที่อยู่ในรูพรุนในชั้นหิน (Pore Pressure) กระบวนการนี้จะช่วยควบคุมไม่ให้ น้ำมันและก๊าซไหลเข้ามาภายในหลุมเจาะอย่างกะทันหันในระหว่างการขุดเจาะ ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.8 แต่หากความดันในหลุมน้อยกว่าความดันของปิโตรเลียมที่อยู่ในแหล่งกักเก็บ น้ำมันและก๊าซก็จะเกิดการก่อตัวและไหลเข้าสู่หลุมเจาะ จนขึ้นสู่พื้นผิวในที่สุด ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.9



รูปที่ 2.8 ลักษณะทิศทางการไหลของน้ำโคลน (ลูกศรสีขาว) ภายในหลุมเจาะ และ ทิศทางการไหลของน้ำมันและก๊าซ (ลูกศรสีแดง) เมื่อทำการขุดเจาะโดย Overbalance (Fluid Flow in Conventional Overbalanced Drilling)

(ที่มา <https://www.linkedin.com/pulse/overbalanced-vs-underbalanced-drilling-mohammed-al-yahmadi>)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

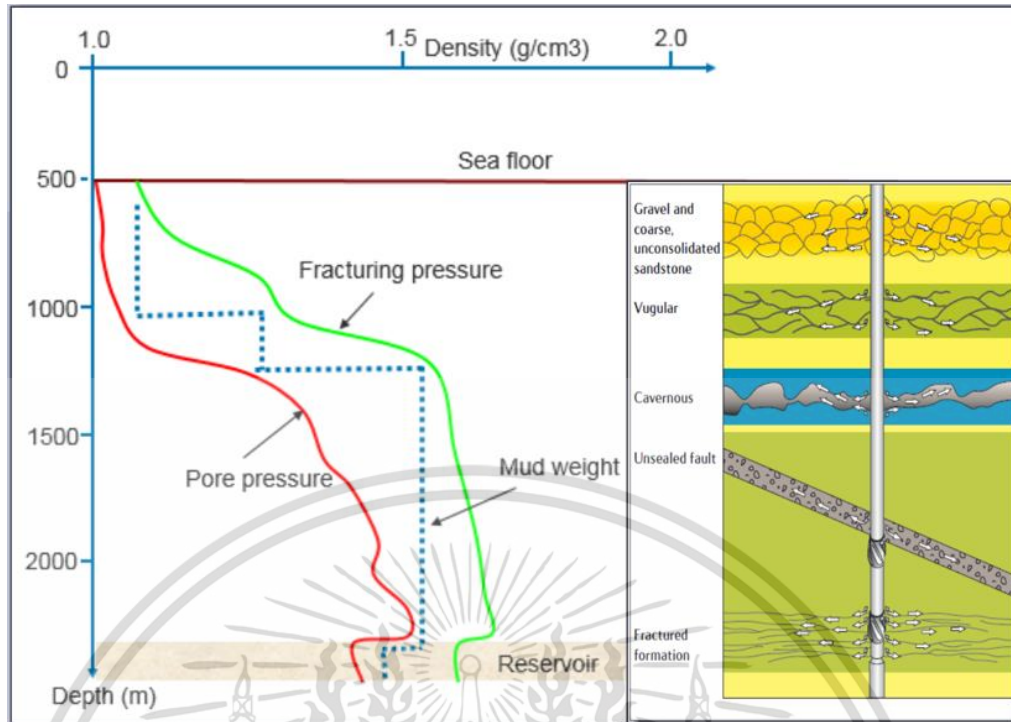


รูปที่ 2.9 ลักษณะทิศทางการไหลของน้ำโคลน (ลูกครีสีขาว) ภายในหลุมเจาะ และ ทิศทางการไหลของ น้ำมันและก๊าซ (ลูกครีสีแดง) เมื่อทำการขุดเจาะโดย Underbalance (Fluid flow in Underbalanced Drilling)

(ที่มา <https://www.linkedin.com/pulse/overbalanced-vs-underbalanced-drilling-mohammed-al-yahmadi>)

แต่ในการควบคุมแรงดันภายในหลุมเจาะนั้นมีข้อควรระวังในการควบคุมระหว่างดำเนินการขุดเจาะ คือ ต้องระวังไม่ให้แรงดันที่ใช้ในการควบคุมหลุมเจาะสูงเกินความทนทานต่อการแตกของชั้นหินจนทำให้ชั้นหินรอบหลุมเจาะเกิดรอยแตกและเสียหาย ซึ่งจะทำให้หลุมเจาะสูญเสียการควบคุมจากการสูญเสียโคลนซึ่งเป็นปัจจัยหลักที่ใช้ในการควบคุมแรงดันภายในหลุมเจาะ เพื่อควบคุมหลุมเจาะให้อยู่ในสภาพสมดุล จึงมีความจำเป็นมากในการกำหนดขอบเขตของค่าแรงดันทั้งระบบที่ใช้ในขณะที่ทำการขุดเจาะ นั่นก็คือค่าความดันที่มากที่สุดที่จะทำให้ชั้นหินเกิดรอยปริ หรือแตก (Fracturing Pressure) หรือ ค่าความทดสอบความแข็งแรงของชั้นหิน ที่ได้จากการทำ Leak Off Test (LOT) หรือ การทำ Formation Integrity Test (FIT) ซึ่งเป็นค่าสูงสุดที่สามารถใช้ในการกำหนดขอบเขตของ ECD ในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะช่วงถัดไป ซึ่งจะใช้ค่า ECD เป็นตัวควบคุมตัวแปรต่างๆ ในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะเพื่อให้หลุมเจาะให้อยู่ในสภาพสมดุล เพราะหากชั้นหินเกิดรอยแตก จะทำให้น้ำโคลนที่บ่มลงไปในหลุมเกิดการสูญหาย (Loss Circulation) จากการไหลซึมเข้าไปในชั้นหินที่มีรอยแตก ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



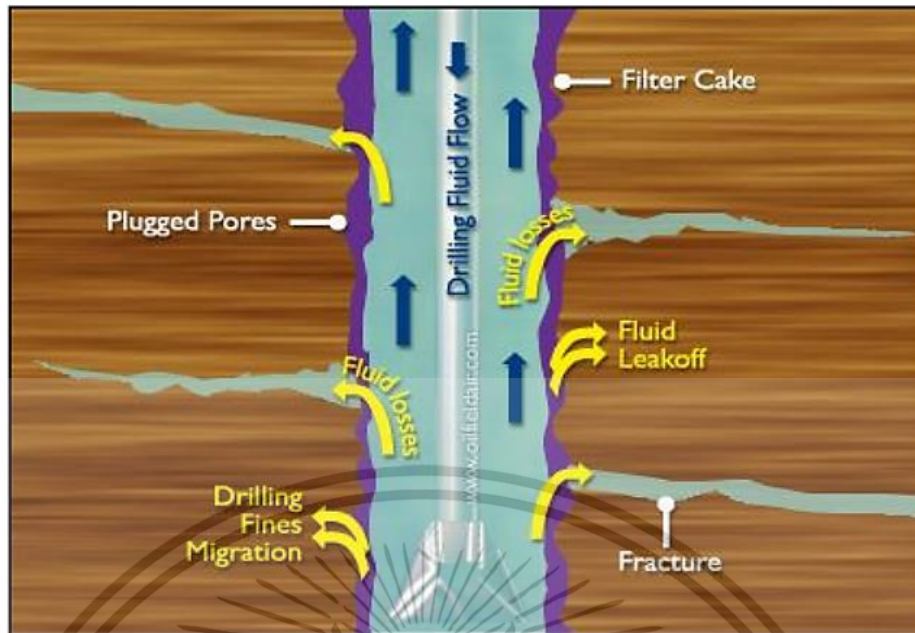
รูปที่ 2.10 ช่วงความดันที่เหมาะสมที่ใช้ในการควบคุมความดันขณะทำการขุดเจาะและการสูญเสียน้ำโคลนตามชั้นหินในรูปแบบต่างๆ (Drilling Window and Natural Losses in Various Formations)

(ที่มา Statoil, 2017)

ข้อควรระวังมากที่สุดในการควบคุมกระบวนการขุดเจาะ คือ ต้องระวังไม่ให้แรงดันที่ใช้ในการควบคุมหลุมเจาะสูงเกินความทนทานต่อการแตกของชั้นหิน จนทำให้ชั้นหินรอบหลุมเจาะเกิดรอยแตกและเสียหายได้ ดังนั้นเพื่อควบคุมหลุมเจาะให้อยู่ในสภาพสมดุล จึงมีความจำเป็นมากในการกำหนดขอบเขตของค่าแรงดันทั้งระบบที่ใช้ในขณะทำการขุดเจาะซึ่งก็คือค่า ECD เพื่อใช้ควบคุมตัวแปรต่างๆในระหว่างการดำเนินการขุดเจาะ โดยค่า ECD ในระหว่างการขุดเจาะ ต้องไม่เกินค่าความดันที่มากที่สุดที่จะทำให้ชั้นหินแตก (Fracturing Pressure) หรือ ความทดสอบความแข็งแรงของชั้นหิน ที่ได้จากการทำ Leak Off Test (LOT) หรือการทำ Formation Integrity Test (FIT) ซึ่งเป็นค่าสูงสุดที่สามารถใช้ในการกำหนดขอบเขตของ ECD ในระหว่างการขุดเจาะช่วงต่อไป โดยไม่ทำให้ชั้นหินเกิดรอยปริหรือแตก อันเป็นสาเหตุที่ทำให้น้ำโคลนที่บีบลงไปหลุมเกิดการสูญหาย (Loss Circulation) ทำให้ความดันภายในหลุมเจาะเสียการควบคุม ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.11 และเพราะการไหลซึมของน้ำโคลนเข้าไปในชั้นหินที่มีรอยแตก ทำให้ความดันจาก Fluid Column จากน้ำโคลนภายในหลุมเจาะลดลงจนทำให้ความดันภายในหลุมน้อยกว่าความดันของของปิโตรเลียมที่อยู่ในแหล่งกักเก็บ จนทำให้น้ำมันและก๊าซจึงไหลเข้ามาภายในหลุมเจาะในท้ายที่สุด (Kick Event) ดังแสดงใน

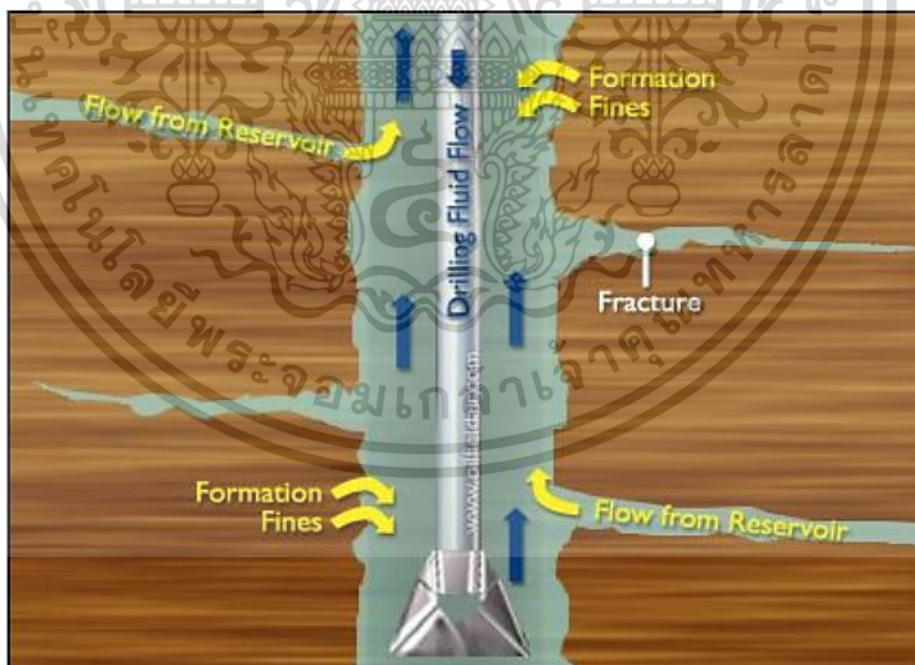
รูปภาพที่ 2.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.11 ชั้นหินเกิดรอยแตกจากการใช้ ECD สูงเกินความทนทานต่อการแตกของชั้นหิน ทำให้เกิดการสูญเสียน้ำโคลน (Loss Circulation)

(ที่มา <https://www.arab-oil-naturalgas.com/oil-well-drilling-problems/>)



รูปที่ 2.12 น้ำมันและก๊าซไหลเข้ามาภายในหลุมเจาะผ่านรอยร้าว เมื่อความดันภายในหลุมน้อยกว่าความดันของของปิโตรเลียมที่อยู่ในแหล่งกักเก็บ (Kick Event)

(ที่มา <https://airdrilling.com/wp-content/themes/bootstrap-genesis/img/ubd-web.jpg>)  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งการที่จะหยุดการไหลของน้ำมันและก๊าซไม่ให้เข้าสู่หลุมเจาะ อาจต้องใช้เวลาเป็นวันหรือเป็นเดือนขึ้นอยู่กับสภาพของแหล่งกักเก็บนั้นๆ และค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นเพื่อแก้ไขเหตุการณ์นี้หากสามารถหยุดการไหลได้ ค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นอย่างน้อยๆ ก็ทำให้บริษัทสามารถเจาะหลุมใหม่ได้อีกหนึ่งหลุม แต่หากไม่สามารถควบคุมการไหลของน้ำมันและก๊าซได้ และไม่สามารถสละหลุมได้ทันทีจนทำให้น้ำมันและก๊าซไหลขึ้นสู่พื้นผิวซึ่งยากต่อการควบคุมอันตรายที่จะเกิดขึ้นจากวัตถุไวไฟปริมาณมหาศาลจนเกิดการระเบิด (Blowout) ของแท่นขุดเจาะ เหมือนกรณีแท่นขุดเจาะน้ำมัน “ดีพวอเตอร์ฮอไรซอน” ก็เป็นไปได้

## 2.2 ทฤษฎีกลศาสตร์ของไหลที่เกี่ยวข้องกับการขุดเจาะ

### 2.2.1 กลศาสตร์ของไหล (Fluid Mechanics)

กลศาสตร์ของไหล คือการศึกษาพฤติกรรมและการเคลื่อนที่ของของไหลและแรงที่เกิดขึ้น (ของไหลหมายถึงของเหลวและก๊าซ) กลศาสตร์ของไหลอาจแบ่งได้เป็นสองส่วนคือสถิตยศาสตร์ของไหลซึ่งเป็นศึกษาของไหลในขณะที่ยหยุดนิ่ง และพลศาสตร์ของไหลที่ศึกษาการเคลื่อนที่ของของไหล โดยศาสตร์นี้นับเป็นส่วนหนึ่งของกลศาสตร์ภาวะต่อเนื่องซึ่งเป็นศึกษาแบบจำลองของวัตถุโดยไม่สนใจข้อมูลที่อยู่ในระดับอะตอม กลศาสตร์ของไหลเป็นหนึ่งในสาขาการวิจัยที่ได้รับความสนใจและมีปรากฏการณ์มากมายที่ยังไม่ถูกค้นพบ หรือถูกค้นพบเพียงบางส่วน กลศาสตร์ของไหลประกอบด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อน บางครั้งวิธีหาคำตอบที่ดีที่สุดคือการประยุกต์ใช้ระเบียบวิธีเชิงตัวเลข โดยเฉพาะการประยุกต์ใช้คอมพิวเตอร์ วิทยาการสมัยใหม่เกี่ยวกับกลศาสตร์ของไหลคือ พลศาสตร์ของไหลเชิงคณนา (Computational Fluid Dynamics: CFD) คือเครื่องมือที่ถูกใช้ในการแก้ปัญหาทางกลศาสตร์ของไหลโดยเฉพาะ หรือการแก้ปัญหาด้วยการใช้ Particle Image Velocimetry มาใช้สร้างให้เห็นภาพการไหลของของไหลและศึกษาพฤติกรรมการไหล กลศาสตร์ของไหลเป็นส่วนหนึ่งของวิชาฟิสิกส์ที่เกี่ยวข้องกับคุณสมบัติของของไหลและแรงที่เกิดขึ้น (Frank M. White, 2008)

#### ความหนาแน่น

$$\text{สูตรความสัมพันธ์ความหนาแน่นของวัตถุ } \rho = \frac{m}{V} \dots\dots\dots(2.1)$$

ความหนาแน่นของวัตถุ(ใช้สัญลักษณ์ ρ อ่านว่า โรห์ rho) ที่มีสารองค์ประกอบแบบสม่ำเสมอ คือ อัตราส่วนระหว่างมวลต่อหน่วยปริมาตร

สูตรความสัมพันธ์  $\rho = \frac{m}{V}$

เมื่อ m คือมวลของสาร (กิโลกรัม), V คือปริมาตรของสาร (ลูกบาศก์เมตร)

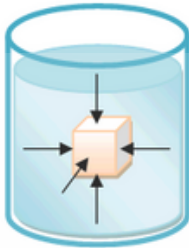
ความหนาแน่นสัมพัทธ์(ความถ่วงจำเพาะ) คือ อัตราส่วนระหว่างความหนาแน่นของสารนั้นกับความหนาแน่นของน้ำที่อุณหภูมิ 4 องศาเซลเซียส ซึ่งมีค่าเป็น 1000 kg/m<sup>3</sup>

รูปที่ 2.13 ความสัมพันธ์ของความหนาแน่นสัมพัทธ์  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ยืมได้เห็นว่าไม่เหมาะสมในการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความดันในของเหลว

ความดันของของไหล คือ อัตราส่วนของแรงที่กระทำต่อวัตถุต่อหน่วยพื้นที่ที่สัมผัสกับของไหล

สูตรความสัมพันธ์ความดันของของไหล  $P = \frac{F}{A}$  .....(2.2)



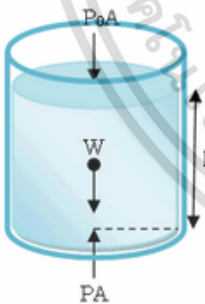
สูตรความสัมพันธ์ $P = \frac{F}{A}$
เมื่อ P คือ ความดัน มีหน่วยเป็น $N/m^2$ หรือพาสคัล (pascal:Pa) F คือ แรงที่ของเหลวกระทำต่อวัตถุ (นิวตัน) A คือ พื้นที่(ตารางเมตร) และเป็นพื้นที่ราบ (Flat area)

รูปที่ 2.14 ความสัมพันธ์ของความดันในของเหลว

(ที่มา <https://www.scimath.org/lesson-physics/item/7268-fluid>)

โดยความดันในของเหลวจะแปรผันตรงกับความลึกและความหนาแน่นของของเหลว

สูตรความดันสัมบูรณ์  $P = P_0A + \rho Agh$  .....(2.3)



หากพิจารณาของเหลวที่มีความหนาแน่น  $\rho$  อยู่ในภาชนะเปิดสู่บรรยากาศ  
 W เป็นน้ำหนักของของเหลวบนพื้นที่ A (หน้าตัดของทรงกระบอก) ดังนั้น  
 $W = mg = \rho Vg = \rho Agh$   
 ให้ความดันบรรยากาศ คือ  $P_0$  เนื่องจากของเหลวอยู่ในสมดุล หรือ  $\sum F_y = 0$   
 ดังนั้นที่กันแก้ว  
 $PA = P_0A + \rho Agh$

สูตรความดันสัมบูรณ์ $P = P_0 + \rho gh$
P คือ ผลรวมของความดันบรรยากาศกับความดันเกจ เรียกว่า ความดันสัมบูรณ์ (Absolute pressure) P <sub>0</sub> คือ ความดันที่ผิวของเหลวเท่ากับความดันบรรยากาศ ρgh เป็นความดันเนื่องจากน้ำหนักของของเหลวที่ระดับความลึก h เรียกว่า ความดันเกจ

รูปที่ 2.15 ความดันสัมบูรณ์ในของเหลว

(ที่มา <https://www.scimath.org/lesson-physics/item/7268-fluid>)

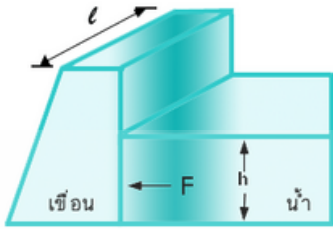
จากสูตรสรุปได้ว่าความดันในของเหลวชนิดเดียวกันที่ระดับความลึกเดียวกันมีค่าเท่ากัน โดย

รูปทรงของภาชนะไม่มีผลต่อความดัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แรงดันน้ำเหนือเขื่อน

สูตรความคำนวณแรงดันน้ำเหนือเขื่อน  $F = \frac{1}{2} \rho l h^2$  .....(2.4)



จากรูป แรงดันของน้ำเหนือเขื่อน คำนวณได้จาก

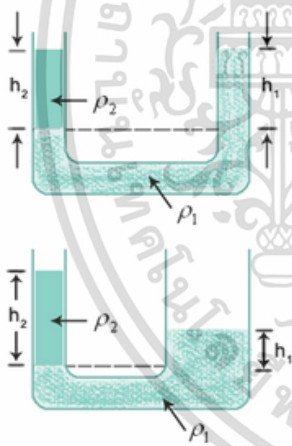
$$F = \frac{1}{2} \rho g l h^2$$

F คือ แรงดันเฉลี่ยของน้ำที่กระทำกับเขื่อน  
 ρ คือ ความหนาแน่นของน้ำ  
 l คือ ความยาวของตัวเขื่อน  
 h คือ ความสูงของระดับน้ำ

รูปที่ 2.16 แรงดันน้ำเหนือเขื่อน

(ที่มา <https://www.scimath.org/lesson-physics/item/7268-fluid>)

หลอดแก้วรูปตัวยู



ของเหลวสองชนิดที่มีความหนาแน่น  $\rho_1$  และ  $\rho_2$  ไม่ผสมกันและไม่ทำปฏิกิริยากัน ใส่เข้าไปในหลอดแก้วรูปตัวยู ดังรูป

ขาทั้งสองข้างจะเท่ากันหรือไม่ก็ตาม แต่ปลายทั้งสองต้องเปิดสู่อากาศเดียวกัน จะได้

$$\rho_1 h_1 = \rho_2 h_2$$

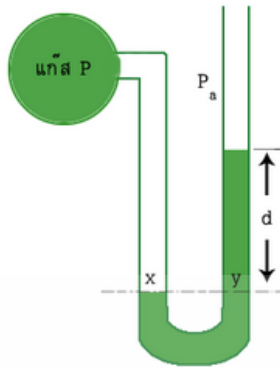
รูปที่ 2.17 ความหนาแน่นของหลอดแก้ว

(ที่มา <https://www.scimath.org/lesson-physics/item/7268-fluid>)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เครื่องมือวัดความดันของของไหล

### • แมนอมิเตอร์



แมนอมิเตอร์ เป็นเครื่องมือวัดความดันของของไหลที่มีลักษณะดังรูป ส่วนสำคัญคือ หลอดรูปตัว U ของเหลวซึ่งมีความหนาแน่น  $\rho$  บรรจุอยู่ ส่วนวัดความดันได้จาก

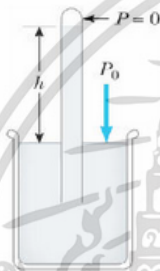
$$P = P_a + \rho g d$$

$P$  คือ ความดันแก๊สในถัง

$P_a$  คือ ความดันบรรยากาศ

$\rho g d$  คือ ความดันเกจของของเหลวสูง  $d$

### • บารอมิเตอร์



บารอมิเตอร์ เป็นเครื่องมือวัดความดันประเภทหนึ่งที่ใช้หลอดยาวปลายข้างหนึ่งปิด และปลายข้างที่เปิด ครอบลงในอ่างปรอท

ความดัน 1 บรรยากาศ เป็นความดันเนื่องจากน้ำหนักของสารปรอทที่สูง 760 มิลลิเมตร

ส่วนวัดความดันบรรยากาศได้จาก

$$P_0 = \rho g h = (13.959 \times 10^3 \text{ kg/m}^3)(9.80665 \text{ m/s}^2)(0.76 \text{ m})$$

$$P_0 = 1.01325 \times 10^5 \text{ Pa} = 1 \text{ atm}$$

## รูปที่ 2.18 การหาความดันจากเครื่องมือวัดความดันของของไหล

(ที่มา <https://www.scimath.org/lesson-physics/item/7268-fluid>)

### 2.2.2 พลศาสตร์ของไหล (Fluid dynamics)

พลศาสตร์ของไหล เป็นสาขาวิชาการย่อยของกลศาสตร์ของไหล ที่ศึกษาการเคลื่อนที่ของของไหล ซึ่งหมายรวมถึงของเหลวและแก๊ส โดยพลศาสตร์ของไหลยังแบ่งแยกย่อยออกเป็นหลายสาขาวิชา เช่น อากาศพลศาสตร์ ที่ศึกษาการเคลื่อนที่ของอากาศ และพลศาสตร์ของเหลวที่ศึกษาการเคลื่อนที่ของของเหลว เราใช้พลศาสตร์ของไหลในหลายวิธี เช่น ในการคำนวณแรงและโมเมนต์บนอากาศยาน ในการหาอัตราการไหลของมวลของปิโตรเลียมผ่านท่อ คาคคเนแบบรูปของสภาพอากาศ ทำความเข้าใจเนบิวลาและสสารระหว่างดาว ตลอดงานคอมพิวเตอร์กราฟิกส์ (Roger K. Smith, 2008)

สสารในสภาพปกติมีสามสถานะ คือ ของแข็ง ของเหลว และ แก๊ส ที่อุณหภูมิหนึ่งของแข็งมีรูปร่างและปริมาตรคงตัว ถ้าถูกแรงไม่มากอัด ส่วนของเหลวจะมีปริมาตรคงตัวและมีรูปร่างตามภาชนะที่บรรจุและปริมาตรจะลดลงเล็กน้อยเมื่อถูกแรงอัด ส่วนแก๊สมีรูปร่างและปริมาตรไม่คงตัว ปริมาตรของแก๊สขึ้นอยู่กับปริมาตรภาชนะที่บรรจุ แก๊สมีการเปลี่ยนแปลงปริมาตรมากกว่าของเหลวมาก แม้อุณหภูมิจะเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยก็ตาม แต่เนื่องจากของเหลวและแก๊สมีรูปร่างไม่แน่นอน อีกทั้งสามารถไหลจากที่หนึ่งไปอีกที่หนึ่งได้ จึงอาจเรียกของเหลวและแก๊สว่า ของไหล (Fluid) ก็ได้

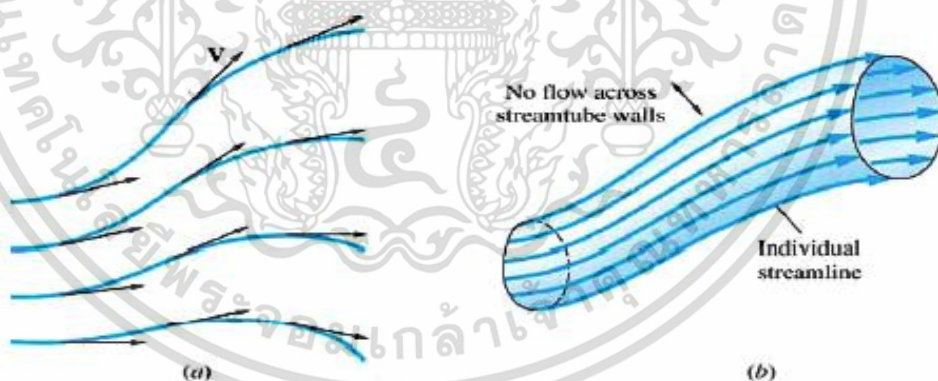
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**ของไหลอุดมคติ** คุณสมบัติของไหลอุดมคติมี ดังนี้

1. มีการไหลอย่างสม่ำเสมอ (Steady Flow) หมายถึง ความเร็วของทุกอนุภาค ณ ตำแหน่งบนพื้นที่หน้าตัดเดียวกันในของไหลมีค่าคงตัว
2. เป็นการไหลโดยไม่หมุน (Irrotational Flow) คือ ในบริเวณโดยรอบจุดหนึ่งๆ ในของไหลจะไม่เหมือนอนุภาคของไหลเคลื่อนที่ด้วยอัตราเร็วเชิงมุมรอบจุดนั้นๆ เลย
3. เป็นการไหลที่ไม่มีแรงต้านเนื่องจากความหนืด (Nonviscous Flow) ไม่มีแรงต้านใดๆ ภายในเนื้อของไหลมากระทำต่ออนุภาคของไหล
4. ไม่สามารถอัดได้ (Incompressible Flow) ในทุกๆ ส่วนของของไหลมีความหนาแน่นคงตัว

#### 1.) การไหลของของไหลอุดมคติ

ในของไหลที่ไหลอย่างสม่ำเสมอ อนุภาคหนึ่ง ๆ ของของไหลจะเคลื่อนที่ไปตามเส้นทางเดินเส้นหนึ่งเรียกว่า เส้นกระแส (Streamline) โดยความเร็วของอนุภาคนั้นที่ตำแหน่งต่างๆ มีทิศในแนวเส้นสัมผัส ณ ตำแหน่งดังรูป (a) และเส้นกระแสของอนุภาคแต่ละเส้นจะไม่ตัดกันถ้าเส้นกระแสจำนวนหนึ่งอยู่เรียงกันเป็นมัด ดังรูป (b) จะเรียกมัดของเส้นกระแสนี้ว่า หลอดการทดลอง (Tube of Flow) หลอดการไหลนี้จึงเปรียบเสมือนท่อที่มีของไหลไหลเข้าทางปลายของหนึ่งและไหลออกทางปลายอีกข้างหนึ่ง



รูป (a) เส้นกระแสของอนุภาคในของไหลและความเร็วของอนุภาคขณะผ่านจุด  $v$  จะมีทิศในแนวเส้นสัมผัสกับเส้นกระแส ณ จุดนั้น

รูป (b) ในหลอดการไหลอนุภาคไม่สามารถไหลออกนอกหลอดการไหลได้ เพราะถ้าเส้นกระแสตัดกันอนุภาคจะพุ่งได้สองทิศทาง จึงเป็นไปไม่ได้

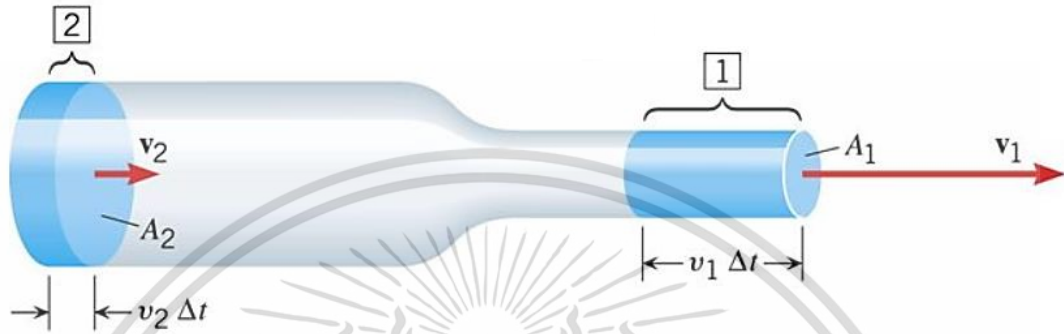
#### รูปที่ 2.19 การไหลของของไหลอุดมคติ

(ที่มา <https://sites.google.com/a/http.ac.th/fluid/phlsastr-khxng-khxngihl>)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.) สมการความต่อเนื่อง (The Equation of Continuity)

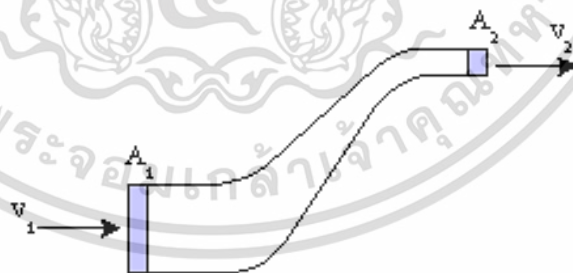
เป็นสมการที่ใช้ศึกษาการไหลของของไหลภายในท่อ การไหลของของไหลในท่อที่มีขนาดไม่สม่ำเสมอไหลจากปลาย [2] ซึ่งมีพื้นที่หน้าตัด  $A_2$  ไปยังปลาย [1] ซึ่งมีพื้นที่หน้าตัด  $A_1$  ดังรูป



รูปที่ 2.20 การไหลภายในท่อที่มีขนาดไม่สม่ำเสมอ

(ที่มา <http://nampungzana.blogspot.com/2011/>)

เนื่องจากของไหลไม่สามารถไหลผ่านผนังท่อและไม่มีการสร้างหรือทำลายของไหลในท่อ ดังนั้นมวลของของไหลที่ผ่านแต่ละส่วนของท่อการไหลในเวลาเดียวกันจึงมีค่าเท่ากัน



รูปที่ 2.21 การไหลของของไหลที่ไม่สามารถไหลผ่านผนังท่อ

(ที่มา <https://sites.google.com/a/htp.ac.th/fluid/phlsastr-khxng-khxnghil>)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\rho Av = \text{ค่าคงตัว} \dots\dots\dots(2.5)$$

เมื่อ  $\rho$  คือ ความหนาแน่นของของไหล  
 $A$  คือ พื้นที่หน้าตัดของท่อที่ตั้งฉากกับสายกระแส  
 $V$  คือ ความเร็วของของไหล

จะได้ว่า  $P_1A_1V_1 = P_2A_2V_2$

$$A_1V_1 = A_2V_2$$

นั่นคือ  $A_1V_1 = \text{ค่าคงตัว}$

โดยสมการดังกล่าวเรียกว่า สมการความต่อเนื่อง (The Equation of Continuity) สรุปใจความได้ว่า ผลคูณระหว่างพื้นที่หน้าตัดกับอัตราเร็วของของไหลอุดมคติ ไม่ว่าจะอยู่ที่ตำแหน่งใดในท่อ การไหลจะมีค่าคงตัว

3.) สมการของแบร์นูลลี (Bernoulli's Equation)

รูปที่ 2.22 สมการแบร์นูลลี

(ที่มา <https://sites.google.com/a/htp.ac.th/fluid/phlsastr-khxng-khxngihl>)

สมการดังกล่าวเรียกว่า สมการแบร์นูลลี (Bernoulli's Equation) สรุปใจความได้ว่า ผลรวมของความดัน พลังงานจลน์ต่อหนึ่งหน่วยปริมาตร และพลังงานศักย์โน้มถ่วงต่อหนึ่งหน่วยปริมาตร ณ ตำแหน่งใดๆ ภายในท่อที่มีของไหลผ่าน มีค่าคงตัวเสมอ

จากสมการของแบร์นูลลี ถ้าระดับคงตัวเมื่อของไหลมีอัตราเร็วเพิ่ม ความดันของของไหลจะลด และเมื่อของไหลมีอัตราเร็วลดลง ความดันของของไหลจะเพิ่มขึ้น ข้อสรุปนี้เรียกว่า หลักของแบร์นูลลี

(Bernoulli's Principle)

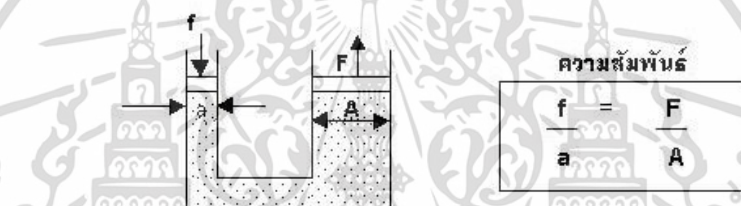
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมการของแบร์นูลลีสามารถประยุกต์ใช้ในอธิบายปรากฏการณ์ต่างๆ ที่เกี่ยวกับการเคลื่อนที่ของของไหลได้หลายเรื่อง เช่น การหาอัตราเร็วของของเหลวอุดมคติที่พุ่งออกจากรูเล็กๆ การทำงานของเครื่องพ่นสี และการออกแบบปีกเครื่องบิน เป็นต้น

### 2.2.3 กฎของปาสคาล (Pascal's Law)

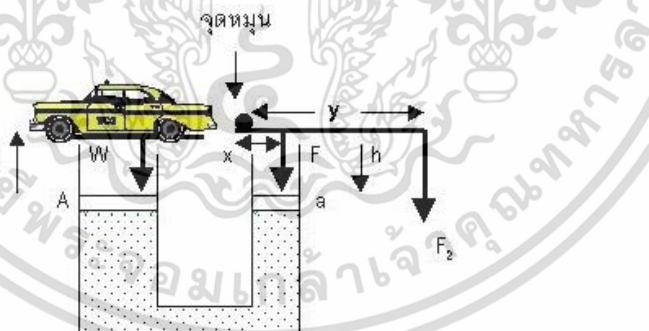
กฎของปาสคัล (Pascal's law) กล่าวว่า ความดันภายนอกที่กระทำต่อของเหลวที่ไม่มีภาชนะปิดและอยู่ในภาวะปิด จะได้รับการส่งผ่านไปยังจุดต่างๆ ของของเหลวอย่างทั่วถึงและเท่ากัน

“ถ้าเพิ่มแรงดัน (ความดัน) ให้กับของไหล ที่บรรจุในภาชนะปิด ณ จุดใดๆ ความดัน นั้น จะส่งกระจายกันต่อไป ทำให้ทุกๆ ส่วนของของไหลได้รับความดันที่เพิ่มขึ้นเท่ากันหมด” (Hugo Hernandez, 2020)



$a$  = พื้นที่หน้าตัดของลูกสูบเล็ก (อັค)       $f$  = แรงกดบนลูกสูบเล็ก  
 $A$  = พื้นที่หน้าตัดของลูกสูบใหญ่ (ยก)       $F$  = น้ำหนักยกได้บนลูกสูบยก

ถ้าลูกสูบเป็นแผ่นกลม จะได้รับความสัมพันธ์ดังนี้



ถ้า  $x$  = ระยะจากจุดหมุนถึงก้านสูบอັค       $y$  = ความยาวของคาน โยค  
 $F_2$  = แรงกดที่ปลายคาน โยค       $R$  = รัศมีลูกสูบใหญ่  
 $D$  = เส้นผ่าศูนย์กลางลูกสูบใหญ่       $r$  = รัศมีลูกสูบเล็ก  
 $H$  = ระยะที่ลูกสูบใหญ่ขึ้น       $h$  = ระยะที่ลูกสูบเล็กลง

จากรูปจะได้รับความสัมพันธ์  $F \cdot x = F_2 \cdot y$

รูปที่ 2.23 ตัวอย่างการคำนวณตามกฎของปาสคัล

(ที่มา <https://somporndb.files.wordpress.com/2015/12/pascal1.jpg>)  
 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้เผยแพร่เห็นใบขอปรับใช้ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมการทฤษฎีตามกฎของปาสคัล

ปริมาตรที่ลดลง = ปริมาตรที่เพิ่มขึ้น

$$ah = AH \dots\dots\dots(2.6)$$

ดังนั้นสมการทฤษฎีตามกฎของปาสคัลจะได้ว่า

$$\frac{F}{\pi r^2} = \frac{W}{\pi R^2}$$

$$\frac{F}{r^2} = \frac{W}{R^2}$$

$$\frac{F}{d^2} = \frac{W}{D^2}$$

**กฎของปาสคัล** อธิบายการทำงานของเครื่องกลผ่อนแรงที่รู้จักกันทั่วไป คือ เครื่องอัดไฮดรอลิก (Hydraulic Pressure) ซึ่งมีการได้เปรียบเชิงกลสูง

การได้เปรียบเชิงกลทางทฤษฎี (Theoretical Mechanical Advantage) สัญลักษณ์ M.A. ของเครื่องอัดไฮดรอลิก เขียนได้เป็น

$$M.A. = \frac{W}{F} = \frac{A}{a} \dots\dots\dots(2.7)$$

### 2.3 ทฤษฎีที่เกี่ยวกับความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม (Equivalent circulating density: ECD)

#### 2.3.1 ความหนาแน่นของน้ำโคลน (Mud Weight)

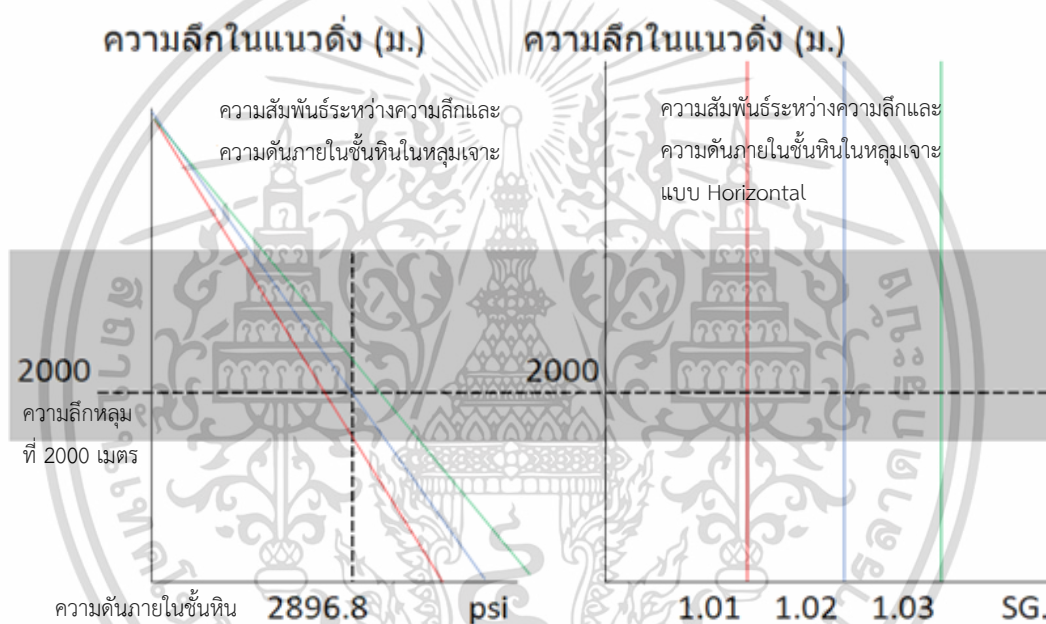
เนื่องจากการขุดหลุมเจาะหนึ่งๆ จะไม่สามารถขุดจนจบถึงก้นหลุมที่ต้องการได้ภายในครั้งเดียว หากแต่มีความจำเป็นจะต้องทำการแบ่งช่วงการขุดเจาะ แล้วค่อยๆ หย่อนท่อกรุลงไปเป็นช่วงๆ สืบเนื่องจากความดันของชั้นหินที่ขุดเจาะผ่านตลอดทั้งหลุมมีค่าไม่เท่ากัน ซึ่งความดันของชั้นหินจะเป็นตัวแปรหลักที่ใช้ในกำหนดช่วงของการขุดเจาะ และน้ำหนักน้ำโคลนที่จะใช้ในการขุดเจาะ (Static Mud Pressure) (Gerald Raabe, Scott Jortner, 2022)

โดยความดันของชั้นหินที่ใช้ในการขุดเจาะจะแบ่งออกเป็น 2 หน่วยที่นิยมใช้ ซึ่งแต่ละหน่วยจะมีข้อดีข้อด้อยต่างกัน หน่วยแรกที่จะพูดถึงก็คือ ค่าความดันต่อหนึ่งหน่วยพื้นที่หน้าตัด (Pound Per Square Inch: psi) ซึ่งค่า psi จะแปรผันตามความลึกของหลุม ยิ่งหลุมลึกมากเท่าไร ค่า psi ก็จะมีมากขึ้นเท่านั้น

และอีกหน่วยที่จะพูดถึงคือ ค่าเทียบเท่าน้ำหนักน้ำโคลน (Equivalent Mud Weight: EMW) ซึ่งจะแสดงเป็นหน่วยความหนาแน่น เช่น SG (Specific Gravity) หรือ ppg (Pound Per Gallon)

ยกตัวอย่างเช่น ความดันของชั้นหินที่มีค่า 1.02 SG แปลว่า ค่าความดันที่ได้ในหน่วย psi จะมีค่าเท่ากับความดันของชั้นหิน 1.02 SG คูณด้วยอัตราการเพิ่มขึ้นของน้ำหนักน้ำโคลนต่อความลึก (Mud Weight Gradient) สำหรับในหน่วยเมตริก Mud Weight Gradient ที่มีค่า 1.42 psi จะมีค่า 1.0 SG ต่อ ความลึกในแนวตั้ง 1 เมตร

เช่นชั้นหินมีความดัน 1.02 SG ดังนั้นที่ความลึกในแนวตั้ง 2000 เมตร ชั้นหินจะมีความดันเท่ากับ 1.02 SG คูณด้วยค่าคงตัว 1.42 คูณด้วยความลึก 2000 เมตร ซึ่งจะมามีค่าความดันเท่ากับ 2896.8 psi เป็นต้น



รูปที่ 2.24 ความสัมพันธ์ระหว่างความดันและความลึกหลุมที่คาดว่าจะเจอเวลาขุดเจาะ

หากสมมติว่าความดันชั้นหินสูงสุดที่จะเจออยู่ที่ 4200 psi ที่ความลึกในแนวตั้ง 2900 เมตร หมายความว่าความดันชั้นหินสูงสุดมีค่าเท่ากับ 4200 psi หาดด้วยความลึก 2900 เมตร และหารด้วยค่าคงตัว 1.42 ดังนั้นที่ความลึก 2900 เมตรความดันชั้นหินสูงสุดจะมีค่า 1.02 SG EMW

ซึ่งค่าความดันชั้นหินนี้จะนำไปคำนวณเพื่อหาค่าความหนาแน่นของน้ำโคลนที่เหมาะสมกับการเจาะ หากความหนาแน่นของน้ำโคลนมีค่าน้อยเกินไป ก็มีโอกาสที่ของไหลในผนังหลุม (Influx) จะไหลเข้ามาภายในหลุมทำให้หลุมเจาะเสียการควบคุม (Well Control) จนเกิดการระเบิดได้ในที่สุด แต่หากความหนาแน่นของน้ำโคลนมากไปจนเกินความสามารถชั้นหินที่ทนได้ (Compressive Strength)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก็เสี่ยงทำให้ชั้นหินแตก (Fracture) น้ำโคลนก็จะรั่วออกจากหลุมเจาะ หรือชั้นหินปริและเกิดการรั่วของน้ำโคลนเข้าสู่ผนังหลุมก่อนชั้นหินจะแตก ก็เสี่ยงที่จะทำให้หลุมเจาะพังเสียหายในที่สุดด้วยเช่นกัน

ดังนั้น แต่ละบริษัทจึงมีแนวทาง (Guide Line) สำหรับหลุมเจาะแต่ละประเภท ว่าควรใช้น้ำโคลนหนักเกินจากความดันของชั้นหินที่คาดไว้ประมาณเท่าไรโดยอ้างอิงจาก Oil & Gas Drilling Well-Control Associates ซึ่งใช้หลักการต่างๆในการคำนวณจะอ้างอิงตามทฤษฎีกลศาสตร์ของไหลที่เกี่ยวกับการขุดเจาะข้างต้น

### 2.3.2 การคำนวณความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม (Equivalent Circulating Density: ECD)

ความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม หรือความหนาแน่นของการไหลเวียนสมมูล (Equivalent Circulating Density: ECD) คือค่าความหนาแน่นที่มีประสิทธิภาพของของไหลที่หมุนเวียนภายในหลุมเจาะซึ่งเป็นผลมาจากผลรวมของความดันอุทกสถิต (Hydrostatic Pressure) ที่กำหนดโดยแนวความลึกของของไหลสถิตและแรงดันเสียดทาน (Gerald Raabe and Scott Jortner, 2022)

โดยสมการในค่าความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม หรือความหนาแน่นของการไหลเวียนสมมูล (Equivalent Circulating Density: ECD) สามารถคำนวณได้จากสมการด้านล่าง

$$ECD = (MW + APL) \div (0.052 \times TVD) \dots\dots\dots(2.8)$$

โดย

ECD = Equivalent Circulating Density (ppg)

MW = Current Mud Weight (ppg)

APL = Annular Pressure Loss (psi)

TVD = True Vertical Depth (ft)

สำหรับการเปลี่ยนแปลงของน้ำหนักน้ำโคลนหรืออัตราการบีมน้ำโคลน และการสูญเสียแรงดันจากช่องว่างระหว่างก้านเจาะและผนังหลุม (Annulus Pressure Loss: APL) สามารถคำนวณได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยสมการดังนี้

### Dimensions and Unit System (Oilfield Unit)

$$APL = [(1.4327 \times 10^{-7}) \times MW \times L \times V^2] \div (D_h - D_p) \dots\dots\dots(2.9)$$

โดย

APL = Annular Pressure Loss (psi)

MW = Mud Weight (ppg)

L = Length of annular in ft

V = Annular velocity in ft/min

D<sub>h</sub> = hole or casing ID in inch

D<sub>p</sub> = drill pipe or drill collar OD in inch

หรือ

### Metric Unit

$$APL = [(7.39 \times 10^{-6}) \times MW \times L \times V^2] \div (D_h - D_p) \dots\dots\dots(2.10)$$

โดย

APL = Annular Pressure Loss (KPa)

MW = Mud Weight (SG or kg/m<sup>3</sup>)

L = Length of annular in m

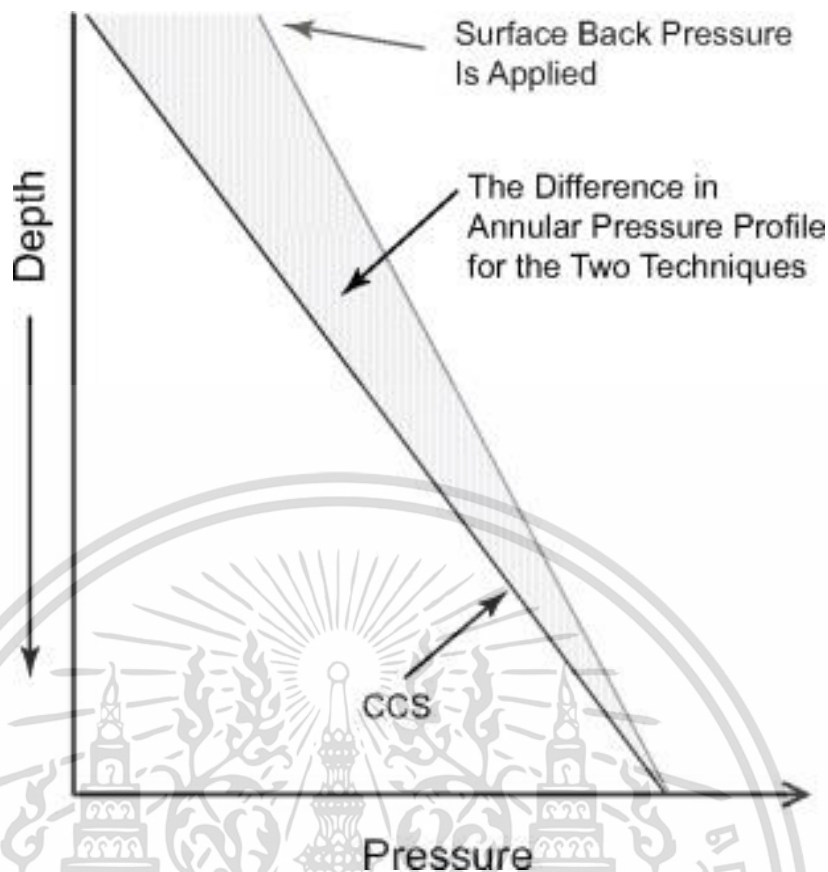
V = Annular velocity in m/min

D<sub>h</sub> = hole or casing ID in mm

D<sub>p</sub> = drill pipe or drill collar OD in mm

ซึ่งระบบการหมุนเวียนน้ำโคลนต่อเนื่อง (Continuous Circulation System) เป็นส่วนสำคัญที่ใช้ในการรักษา ECD ตลอดการทำงาน และช่วยลดขอบเขตความต่างสำหรับสภาวะคงที่ และสภาวะเคลื่อนที่ของของไหลภายในหลุม (Rod Vogel and Jim Brugman, 2013)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.25 แรงดันจากช่องว่างระหว่างก้านเจาะและผนังหลุม (Annulus Pressure Profile)

(ที่มา Rod Vogel and Jim Brugman, 2013)

#### 2.4 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อย่างง่าย (Simple Correlation Coefficient)

ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์หรือสหสัมพันธ์ของตัวแปรนั้น เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป ว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ ซึ่งเป็นการศึกษาระดับหรือขนาดของความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรสองตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์ต่อกันมากน้อยเพียงใด เครื่องมือที่ใช้วัดเรียกว่า สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) หรือมีอีกชื่อคือ Pearson Correlation ซึ่งเป็นค่าที่บ่งชี้ถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวนิยมเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ “r” ซึ่งเป็นค่าที่บ่งบอกถึงความสัมพันธ์ของตัวแปร 2 ตัว

โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะมีค่าอยู่ระหว่างอยู่ระหว่าง -1 กับ 1 ถ้า r มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ตัวแปรสองตัวนั้นมีความสัมพันธ์กันมากและมีทิศทางเดียวกัน กล่าวคือ ถ้า X มีค่ามาก Y จะมีค่ามากด้วย ถ้า r มีค่าใกล้ -1 แสดงว่า ตัวแปรสองตัวนั้นมีความสัมพันธ์กันมากเช่นกันแต่มีทิศทางตรงข้ามกัน กล่าวคือ ถ้า X มีค่ามาก Y จะมีค่าน้อย หรือ X มีค่าน้อย Y จะมีค่ามาก ถ้า X และ Y มีความสัมพันธ์กันน้อย ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ r จะเข้าใกล้ 0 ดังสรุปในจะเห็นตารางที่ 2.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.1 เกณฑ์ที่ใช้ในการแปลความหมายของสหสัมพันธ์อย่างง่าย

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อย่างง่าย	ความหมาย
ค่า r เป็น +	X กับ Y มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน
ค่า r เป็น -	X กับ Y มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกัน
ค่า r เป็น 0	X กับ Y ไม่มีความสัมพันธ์กันเลย
ค่า  r  มีค่าเข้าใกล้ 1	X กับ Y มีความสัมพันธ์กันมาก
ค่า  r  มีค่าเข้าใกล้ 0	X กับ Y มีความสัมพันธ์กันน้อย

โดยสูตรที่ใช้ในการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient)จะเป็นดังนี้

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x}_i)^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \dots\dots\dots(2.11)$$

โดยกำหนดให้

rx<sub>y</sub> คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

x<sub>i</sub> คือ ค่าตัวแปร x ณ ชุดข้อมูลที่ i

$\bar{x}$  คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปร x

y<sub>i</sub> คือ ค่าตัวแปร y ณ ชุดข้อมูลที่ i

$\bar{y}$  คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปร y

## 2.5 การเรียนรู้ของข้อมูลสำหรับทำนายค่าตัวเลข (Machine Learning to Predict a Numerical Value)

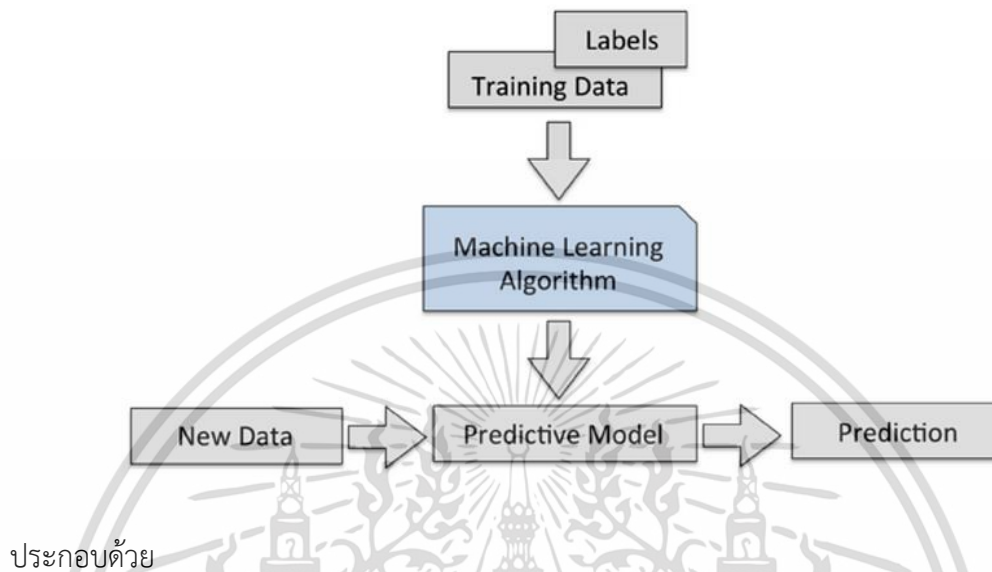
Machine Learning เป็นศาสตร์ที่ว่าด้วยอัลกอริธึมที่ทำให้เครื่องกลเรียนรู้และเข้าใจในประเด็นที่สนใจจากข้อมูล โดยปัจจุบันอัลกอริธึมที่ใช้ในการแก้ปัญหานั้นมีจำนวนมาก โดยสามารถจำแนกอัลกอริธึมออกเป็น 3 ประเภทดังนี้

1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) รูปแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอนโดยทั่วไปจะอยู่ในลักษณะการทำนายผลลัพธ์ เช่น ทำนายว่าตัวอักษรในภาพคืออะไร หรือรายได้ที่ควรคาดหวังจากการลงทุนเป็นเท่าใด

“การมีผู้สอน” ในที่นี้หมายความว่า ในข้อมูลที่ใช้ฝึก (Training Data) จะมีผลลัพธ์ (Label) ที่ควรจะเป็นกำกับไว้ด้วย จากนั้นจะนำข้อมูลที่ใช้ฝึก (ที่มี Label) ไปผ่านอัลกอริธึมสำหรับสร้างแบบจำลองที่ไว้ทำนายผลลัพธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อได้แบบจำลองที่ไว้ทำนายแล้ว จึงนำข้อมูลใหม่ที่เครื่องไม่เคยเห็น กล่าวคือไม่ใช่ข้อมูลชุดเดียวกันกับข้อมูลที่ใช้ฝึกหัด โดยเครื่องจะต้องทำนาย (Predict) ว่าคำตอบที่ได้ควรจะเป็นอะไร โดยสามารถดูรูปแบบพื้นฐานของการเรียนรู้แบบมีผู้สอนได้ดังแสดงในรูปภาพที่ 2.26



1. Labels เป็นส่วนที่กำหนดว่าจากชุดข้อมูลที่ให้นั้นคำตอบที่ถูกคืออะไร
2. Predictive Model คือแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายผลลัพธ์ที่ได้มาจากการฝึก
3. New Data เป็นชุดข้อมูลที่เครื่องไม่เคยเห็น (โดยจะถูกป้อนเข้ามาตอนใช้งานจริง หรือตอนที่ต้องการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง)
4. Prediction ผลที่เครื่องทำนายออกมา

รูปที่ 2.26 รูปแบบพื้นฐานของการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

(ที่มา [https://www.researchgate.net/figure/Machine-Learning-Model\\_fig1\\_334824944](https://www.researchgate.net/figure/Machine-Learning-Model_fig1_334824944))

โดยประเภทของการเรียนรู้แบบมีผู้สอนจะแยกออกเป็นสองประเภทได้แก่

1. การแยกประเภท (Classification)
2. การถดถอยเชิงสถิติ (Statistical Regression)

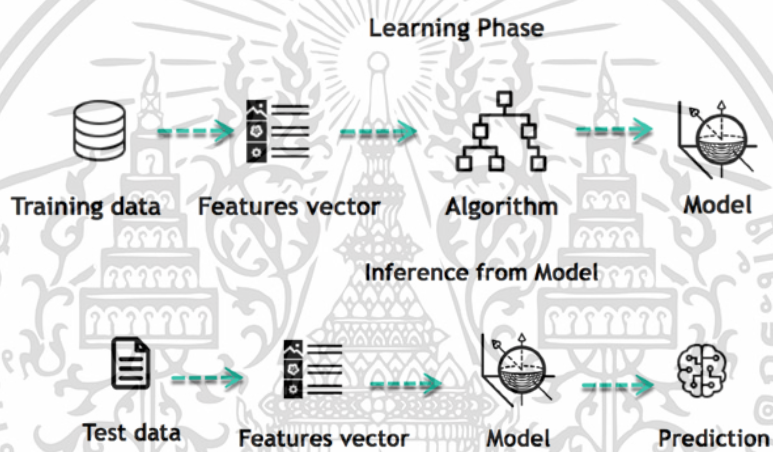
2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน ซึ่งในการนำข้อมูลเข้าจะไม่มีตัวแปรตามกำกับข้อมูลหรือไม่กำหนดผลลัพธ์ให้กับแบบจำลองก่อน โดยคอมพิวเตอร์จะทำการหาคุณลักษณะของข้อมูลที่คล้ายคลึงกันนำมาจัดกลุ่ม โดยการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนแบ่งออกเป็น 2 ประเภทได้แก่

1. การจับกลุ่มของข้อมูล (Clustering)
2. การลดจำนวนมิติเพื่อบีบอัดข้อมูล (Dimensionality Reduction)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3) การเรียนรู้แบบลองผิดลองถูก (Reinforcement Learning) คือการเรียนรู้แบบลองผิดลองถูกและพิจารณาพฤติกรรมว่าเป็นสิ่งที่ต้องการหรือไม่ถ้าต้องการก็จะทำการให้คะแนนเป็นบวก ถ้าไม่ก็จะให้เป็นลบ

โดยสรุปแล้ว Machine Learning ก็คือสมองที่การเรียนรู้ทั้งหมดเกิดขึ้น โดยวิธีที่ machine เรียนรู้ก็เหมือนกับการเรียนรู้ของมนุษย์ มนุษย์เรียนรู้จากประสบการณ์ ยิ่งเรียนรู้อะไร ยิ่งง่ายต่อการทำนายว่าสิ่งต่อไปอะไรจะเกิดขึ้นโดยการเปรียบเทียบ เมื่อประสบกับเหตุการณ์ที่ไม่เคยเจอมาก่อน ซึ่งเครื่องก็ถูกฝึก (Train) ในรูปแบบเดียวกัน เพื่อที่จะเพิ่มความแม่นยำในการทำนาย เครื่องสามารถมองเห็นตัวอย่างที่ต้องการให้เห็นได้ เมื่อให้ตัวอย่างที่เหมือนกันให้เครื่อง เครื่องจะเรียนรู้จนสามารถค้นหาผลลัพธ์นั้นได้ อย่างไรก็ตามเหมือนกับมนุษย์ ถ้าเครื่องถูกสั่งให้ค้นหาในสิ่งที่ไม่เคยถูกฝึกมาก่อน มันก็ยังเป็นการยากที่เครื่องจะสามารถค้นพบสิ่งนั้นได้



รูปที่ 2.27 แผนผังขั้นตอนการเรียนรู้ของเครื่อง (Learning Stage)

(ที่มา [https://www.guru99.com/images/tensorflow/082918\\_1102\\_WhatisMachi3.png](https://www.guru99.com/images/tensorflow/082918_1102_WhatisMachi3.png))

วัตถุประสงค์หลักของ Machine Learning คือ การเรียนรู้ (Learning) และการอนุมาน (Inference) สิ่งแรกคือเครื่อง จะเรียนรู้ผ่านการค้นพบรูปแบบหรือแบบแผนซ้ำ ๆ เดิม ๆ ซึ่งการค้นพบจะขึ้นอยู่กับข้อมูล (Data) โดยเฉพาะคุณสมบัติต่าง ๆ (Feature Vector) ที่ถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหา ซึ่งแผนผังขั้นตอนการเรียนรู้ (Learning Stage) ดังแสดงให้เห็นในรูปภาพที่ 2.27

จากรูปภาพที่ 2.27 สามารถขยายความขั้นตอนการเรียนรู้ของการเรียนรู้ของเครื่องได้ดังนี้

1. นิยามคำถาม (Define a Question)
2. เก็บข้อมูล (Collect Data)
3. แสดงผลของข้อมูล (Visualize Data)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. ฝึก/ขัดเกลาอัลกอริธึม (Train Algorithm)
5. ทดสอบอัลกอริธึม (Test Algorithm)
6. เก็บข้อมูลข้อเสนอแนะ (Collect Feedback)
7. ปรับปรุงอัลกอริธึม (Refine the Algorithm)
8. ทำข้อ 4. - 7. วนไปจนกระทั่งได้ผลลัพธ์ที่พึงพอใจ (จนกระทั่งได้ผลที่พอใจ)
9. ใช้ model ในการทำนาย (Use the Model to Make a Prediction)

ซึ่งในการทำนายผลลัพธ์ที่เป็นตัวเลข อัลกอริธึมของแมชชีนเลิร์นนิงที่นำมาใช้คืออัลกอริธึมประเภทการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) โดยอัลกอริธึมที่นิยมใช้งานอย่างแพร่หลายได้แสดงในตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 อัลกอริธึมประเภทการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

ชื่ออัลกอริธึม	แสดงความเฉพาะหรือที่มาของแต่ละวิธีที่นำมาศึกษาในการศึกษาครั้งนี้	ประเภท
การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)	การหาความสัมพันธ์ของแต่ละตัวแปร เพื่อหาผลลัพธ์ในการทำนายมูลค่าในอนาคต	Regression
การวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression)	สำหรับการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยเพื่อแก้ปัญหาพหุสัมพันธ์ (Multicollinearity) โดยไม่ต้องตัดตัวแปรอิสระออกจากตัวแบบ	Regression
การวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression)	สำหรับการประมาณค่าและการคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่ตัวแบบในคราวเดียวกัน	Regression
วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest)	เป็นการสร้างแบบจำลองในการทำนายโดยใช้ต้นไม้ตัดสินใจหลายต้น (decision tree) และใช้การสุ่มข้อมูลเพื่อประมวลผล โดยการสร้างชุดข้อมูลสัญญาณที่สำคัญของตัวอย่างและคุณลักษณะที่เป็นไปได้ในต้นไม้แต่ละต้น และใช้การโหวตหรือหาค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์จากต้นไม้หลายๆ ต้นเพื่อทำนายผลลัพธ์ ทำงานได้ดีมากในหลายๆปัญหา ใช้ได้ทั้งปัญหา Regression และ Classification	Regression, Classification

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.2 อัลกอริธึมประเภทการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) (ต่อ)

ชื่ออัลกอริธึม	แสดงความเฉพาะหรือที่มาของแต่ละวิธีที่นำมาศึกษาในการศึกษาครั้งนี้	ประเภท
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM)	เป็นวิธีการเรียนรู้เชิงเส้นในการจำแนกหรือทำนายข้อมูล โดยสร้างเส้นตรงที่ใช้แบ่งกลุ่มข้อมูล (Hyperplane) และหาเส้นที่ดีที่สุด (Optimal hyperplane) โดยทั่วไปแล้ว SVM ใช้ในการจำแนกข้อมูลที่เป็นเวกเตอร์หลายมิติ ทั้งยังสามารถใช้กับข้อมูลที่มีมิติน้อย และสามารถขยายเพื่อรองรับข้อมูลที่ซับซ้อนมากขึ้นได้เช่นกัน	Regression, Classification
วิธีการเตียนต์บูสต์ติง (Gradient Boosting)	เป็นการสร้างโดยสร้างแบบจำลองที่ง่ายที่สุด เช่น Decision Tree หรือแบบจำลองเชิงเส้นที่ใช้ค่าเฉลี่ยของตัวอย่างเป็นค่าทำนายทำนาย โดยการเรียนรู้จากความคลาดเคลื่อน (residual) ของแบบจำลองก่อนหน้าและพยายามปรับแบบจำลองใหม่ให้ดีขึ้น นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในการแก้ปัญหาทำนายที่หลากหลาย เช่น การจำแนกหมวดหมู่, การทำนายค่าต่อเนื่อง เป็นต้น	Regression, Regression
วิธีการเอ็กซ์ตรีมกราดิเอนต์บูสต์ติง (Extreme Gradient Boosting)	เป็นเวอร์ชันที่พัฒนาขึ้นจากวิธีการเตียนต์บูสต์ติง (Gradient Boosting) โดยมีการเพิ่มความสามารถและประสิทธิภาพในการทำนาย โดยการนำเอา Decision Tree มา Train ต่อๆ กันหลายๆ Tree โดยที่แต่ละ Decision Tree จะเรียนรู้จาก Error ของ Tree ก่อนหน้า ทำให้ความแม่นยำของการทำ Prediction จะแม่นยำมากขึ้นเรื่อยๆ	Regression, Classification
วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)	เป็นวิธีการที่มีพื้นฐานมาจากการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์เพื่อใช้ประโยชน์ในการคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่	Regression, Classification

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องด้วยตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ในการวิจัยมีคุณสมบัติเป็นข้อมูลตัวเลขที่เป็นเลขทศนิยมทั้งหมด ทั้งยังเป็นข้อมูลต่อเนื่อง (Continuous Data) มีความสัมพันธ์เชิงเส้น (Linear Relationship) ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามที่เพิ่มมากขึ้นตามความลึกของหลุมเจาะ ซึ่ง ประกอบไปด้วยตัวแปรอิสระหลายตัวแปร (Multiple Independent Variables) และผลลัพธ์ที่ต้องการคือการทำนายหรือทำนายค่าตัวแปรตาม จากคุณสมบัติข้างต้นของชุดข้อมูล จึงทำให้ผู้วิจัยเลือกแบบจำลองในตระกูลการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Model) เป็นแบบจำลองอันดับแรกที่จะใช้ในงานได้แก่

#### 1. วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR)

ซึ่งแบบจำลอง Linear Regression ถือเป็นตัวเลือกที่ดีในการทำนายตัวเลขที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรอิสระอื่น ๆ เนื่องจากสามารถรับรู้ความสัมพันธ์เชิงเส้นได้ง่าย และมีความเร็วในการทำนายที่ดี

#### 2. วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression)

ซึ่งแบบจำลอง Ridge Regression เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมกับการใช้ในการทำนายค่าตัวเลข โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ข้อมูลมีความเสี่ยงต่อ overfitting (การเรียนรู้ข้อมูลเกินไปของอัลกอริทึม) หรือมีตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กันมากเกินไป ซึ่งอาจทำให้เกิดปัญหา multicollinearity (ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ) ในกรณีเช่นนี้ Ridge Regression จะช่วยลดผลกระทบของ multicollinearity และควบคุมค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสม ทำให้การทำนายมีความแม่นยำและเสถียรมากขึ้น

#### 3. วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression)

ซึ่งแบบจำลอง Lasso Regression ถือเป็นอีกตัวเลือกที่ดีในการทำนายตัวเลข โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ต้องการทำ Feature Selection (การเลือกตัวแปรที่สำคัญ) หรือลดความซับซ้อนของแบบจำลอง ด้วยการใช้อยู่ regularization (ปรับค่าพารามิเตอร์) แบบ L1 regularization ซึ่งช่วยในการปรับค่าพารามิเตอร์ให้เป็นศูนย์ (เท่ากับการลบตัวแปรที่ไม่สำคัญออก) จึงทำให้แบบจำลองมีความเรียบง่าย และมีแนวโน้มในการเลือกตัวแปรที่มีผลกระทบสูงในการทำนาย

#### 4. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

ซึ่งแบบจำลอง Support Vector Machine (SVM) เป็นแบบจำลองที่สามารถใช้ในการทำนายค่าตัวเลขได้ โดย SVM ใช้วิธีการสร้างเส้นแบ่งกลุ่ม (Decision Boundary) ที่เชิงเส้นหรือเชิงโค้งเพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีคุณลักษณะแบบไบนารี (Binary Classification) หรือสามารถขยายใช้กับการทำนายค่าตัวเลข (Regression) ได้ด้วยการใช้ฟังก์ชันการหาค่าใกล้เคียง (Proximity Measure) เช่น Epsilon-Insensitive Loss Function.

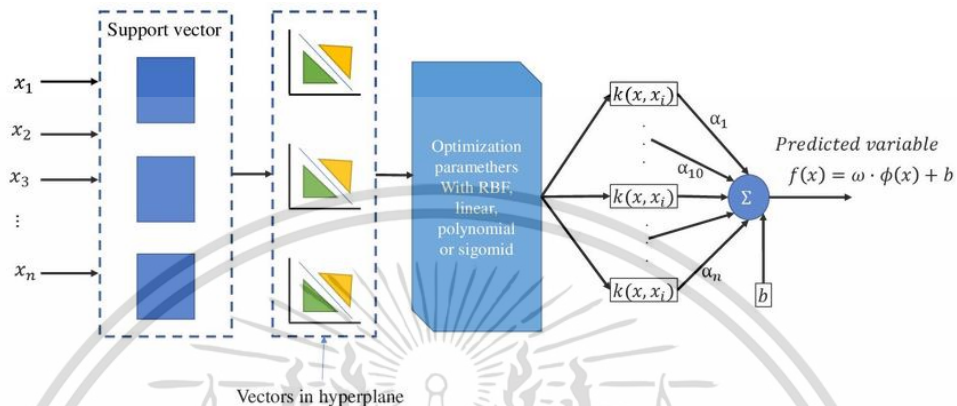
และวิธี SVM เป็นวิธีที่ข้อมูลงานวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิงเลือกใช้กันในหลายงานวิจัยและ

ให้ผลลัพธ์ในการทำนายดีที่สุดจากข้อมูลงานวิจัยนั้นๆ ที่ใช้ในการอ้างอิง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การคาดการณ์ด้วยวิธีการถดถอยแบบ SVM นั้น เป็นการค้นหาเส้นกราฟที่ดีที่สุด ในสองมิติ หรือเป็นการค้นหาเส้นไฮเปอร์เพลนที่ดีที่สุด ในมิติที่มากขึ้น โดยครอบคลุมจำนวนข้อมูลได้มากที่สุด ซึ่งอัลกอริทึมนี้ได้ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลต่างๆ ในการค้นหาไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด ตามโครงสร้างที่แสดงในรูปภาพที่ 2.28



Where:

$\omega$  is the normal vector

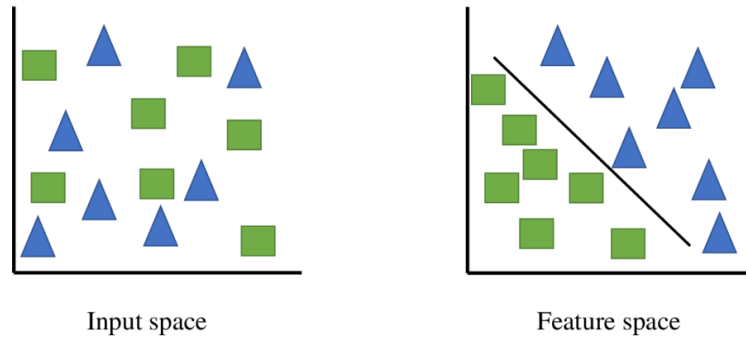
$b$  is a constant

$\phi(x)$  is a large-dimensional spatial characteristic mapped by space vector  $x$ .

รูปที่ 2.28 โครงสร้างของอัลกอริทึม SVM โดยทั่วไป (General Architecture of a Support Vector Machine (SVM) Model)

(ที่มา Deo R.C. et al. 2016)

ในการศึกษาค้นคว้าการถดถอยแบบ SVM นี้ได้ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel) ซึ่งฟังก์ชันเคอร์เนล คือ ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ทำให้ Algorithm สามารถ Optimize ค่าตัวแปรแบบ Polynomial ได้ โดยที่ไม่ต้องเปลี่ยนรูปแบบและความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ตั้งแต่ต้น ซึ่งฟังก์ชันเคอร์เนลเป็นวิธีการแก้ปัญหาของอัลกอริทึม SVM ที่สามารถสร้างเส้นแบ่งขอบเขตการตัดสินใจได้แบบเส้นตรงเท่านั้น ทำให้แบบจำลอง SVM ทำงานได้ไม่ด้นักหากความสัมพันธ์ของข้อมูลนั้นมีความซับซ้อนจนไม่สามารถแบ่งด้วยเส้นตรงได้ด้วยโครงสร้างของอัลกอริทึม SVM โดยทั่วไป ตามที่แสดงในรูปภาพประกอบที่ 2.29



รูปที่ 2.29 การแปลงข้อมูลที่น่าเข้าอัลกอริธึม SVM ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนล (Mapping of the Kernel Function)

(ที่มา [https://www.researchgate.net/figure/Mapping-of-the-kernel-function\\_fig4\\_348745187](https://www.researchgate.net/figure/Mapping-of-the-kernel-function_fig4_348745187))

ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น (Linear Kernel Function) ใช้ในการกำหนดค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวอย่างข้อมูล (Data Points) ซึ่งฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นสามารถใช้งานได้โดยการใช้ผลคูณระหว่างเวกเตอร์สองตัว ซึ่งก็คือผลรวมของการคูณค่า Input แต่ละคู่ ซึ่งฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น (Linear Kernel Function) (Vijite P. 2018) จะมีสมการเพื่อรับพารามิเตอร์จากอัลกอริธึม SVM ตามสมการเพื่อรับพารามิเตอร์จากอัลกอริธึม SVM ของฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น ที่แสดงในสมการที่ 2.12

$$K(x, y) = yx^T \dots\dots\dots(2.12)$$

เมื่อ:

x เป็นเวกเตอร์ตัวอย่างข้อมูลแรก

y เป็นเวกเตอร์ตัวอย่างข้อมูลที่สอง

$x^T$  แทนเวกเตอร์ x ที่ถูก transposed

โดยฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นนี้จะคืนค่าเป็นผลลัพธ์ของการคูณเวกเตอร์ระหว่าง x และ y ในเชิงเส้น เป็นตัวบ่งชี้ถึงความคล้ายคลึงระหว่างตัวอย่างข้อมูล ถ้าผลลัพธ์เป็นบวกแสดงถึงความคล้ายคลึงของตัวอย่างข้อมูล และถ้าผลลัพธ์เป็นลบแสดงถึงความไม่คล้ายคลึง

ใน SVM Linear Kernel Function ใช้ในการคำนวณค่าคลาดเคลื่อน (Margin) ระหว่างเวกเตอร์ข้อมูลและแนวแยกของการจัดกลุ่ม (Separating Hyperplane) ที่มีความเป็นไปได้สูงสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5. วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest Regression: RF)

ซึ่งแบบจำลอง Random Forest Regression เป็นอีกแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการทำนายค่าตัวเลข (Regression) ด้วยข้อมูลที่มีคุณลักษณะที่เป็นตัวแปรตาม (Output Variable) เช่นเดียวกับ SVM และแบบจำลองอื่นๆ ที่ใช้ในงาน Regression โดย Random Forest ใช้วิธีการสร้างชุดของต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Trees) ที่ถูกสร้างขึ้นโดยการสุ่มข้อมูลตัวอย่างและตัวแปรอย่างสุ่ม แล้วทำนายค่าตัวแปรตามโครงสร้างที่เกิดจากการรวมผลลัพธ์ของต้นไม้แต่ละต้น (Ensemble) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เป็นแบบจำลองการทำนายที่มีความแม่นยำและความเสถียรสูง

โดย Random Forest มีข้อดีในการทำนายค่าตัวเลขเนื่องจากสามารถจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้ดี และสามารถจัดการกับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรตามได้ นอกจากนี้ยังสามารถจัดการกับข้อมูลที่มีความผิดปกติหรือค่าตัวแปรที่หายไป (Missing Values) ได้โดยอัตโนมัติ

นอกจากนี้วิธี Random Forest ยังเป็นอีกหนึ่งวิธีที่หนึ่งในข้อมูลงานวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิงเลือกใช้ และให้ผลลัพธ์ในการทำนายดีที่สุดจากข้อมูลงานวิจัยนั้น

จากผลลัพธ์การวิเคราะห์และทำนายค่า ECD ด้วย 5 แบบจำลองแรกพบว่า แบบจำลอง Random Forest เป็นแบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการเพิ่มแบบจำลองอีก 2 แบบจำลอง ซึ่งมีความคล้ายคลึงกับแบบจำลอง Random Forest ได้แก่วิธี Gradient Boosting และวิธี XGBoost (Extreme Gradient Boosting) ซึ่ง XGBoost เป็นแบบจำลองที่พัฒนามาจากแนวคิดของ Gradient Boosting ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้เชิงค่าอนุพันธ์ (Derivative-Based Learning) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทำนาย (Prediction Model)

## 6. วิธีการเกรเดียนต์บูสตีง (Gradient Boost Regression)

วิธี Gradient Boosting จัดอยู่ในกลุ่มของ Ensemble Methods เช่นเดียวกับ Random Forest โดยใช้หลักการสร้างแบบจำลองที่มีการเรียนรู้ร่วมกันของต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Trees) หลายๆ ต้น โดยแต่ละต้นจะถูกสร้างขึ้นโดยใช้ข้อมูลตัวอย่างและตัวแปรที่ถูกเลือกอย่างสุ่ม และจะทำนายค่าตามโครงสร้างของต้นไม้แต่ละต้น แต่จุดแตกต่างของ Gradient Boosting คือการปรับน้ำหนักของต้นไม้แต่ละต้นให้เหมาะสมกับข้อมูลตัวอย่าง

## 7. วิธีกราเดียนต์บูสต์แบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting: XGBoost)

วิธี XGBoost เป็นการพัฒนาของ Gradient Boosting โดยเน้นในเรื่องของประสิทธิภาพและความเร็วในการทำงาน ซึ่งมีการเพิ่มคุณสมบัติเสริมเช่น Regularization และการจัดการกับค่าที่หายไป (Missing Values) อีกด้วย เนื่องจากความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่ซับซ้อนและการเรียนรู้แบบความเร็วสูง XGBoost มักนิยมใช้ในการแข่งขันทางด้านการวิเคราะห์ข้อมูลและการทำนาย เช่น การทำนายราคาหุ้น การทำนายผลผลิตทางการเกษตร หรือการทำนายความเสี่ยงในการกู้ยืมเงินแบบความเสี่ยงสูง ฯลฯ

นอกจาก 7 วิธีข้างต้นแล้ว ยังมีอีก 1 วิธีที่ผู้วิจัยเลือกใช้ นั่นก็คือวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) ซึ่งเป็นวิธีที่ข้อมูลงานวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิงส่วนใหญ่ มากถึง 4 จาก 7 งานวิจัยที่ใช้อ้างอิงเลือกใช้ และให้ผลลัพธ์ในการทำนายที่ดีที่สุดจากข้อมูลงานวิจัยนั้น

## 2.6 ประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง

ในการค้นคว้าอิสระนี้ได้ใช้การประเมินความถูกต้องของแบบจำลองถึง 4 แบบด้วยกัน ได้แก่ การใช้รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $R^2$ ) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE)

### 2.6.1 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE)

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error, MAE) เป็นค่าที่คำนวณจากผลรวมของค่า absolute (error) แล้วคูณด้วย  $1/n$  เพื่อเปลี่ยนเป็นค่าเฉลี่ย ของค่า absolute(error) เพื่อเปลี่ยนเป็นค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ 2.8

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |A - P| \dots\dots\dots(2.13)$$

กำหนดให้

$A$  คือ ค่าข้อมูลจริง

$P$  คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย

$n$  คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

### 2.6.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE)

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) จะคล้ายกับ MAE เป็นการหา squared (ยกกำลังสอง) จากค่า Error แล้วนำไปหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ 2.14

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (A - P)^2 \quad \dots\dots\dots(2.14)$$

กำหนดให้

$A$  คือ ค่าข้อมูลจริง

$P$  คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย

$n$  คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

### 2.6.3 รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE)

รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) หรือ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error: SE) จะคล้ายกับ MAE และ MSE เป็นการหา Square Root ของค่ายกกำลังสองจากค่า Error แล้วนำไปหาค่าเฉลี่ย ดังสมการที่ 2.15

$$RMSE = SE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (A - P)^2} \quad \dots\dots\dots(2.15)$$

กำหนดให้

$A$  คือ ค่าข้อมูลจริง

$P$  คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย

$n$  คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

### 2.6.4 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $R^2$ )

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $R^2$ ) หรือ R-Squared ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจหาค่า (Coefficient of Multiple Determination) ซึ่งเป็นค่าที่แสดงอิทธิพลของตัวแปรอิสระทั้งหมดในสมการที่มีต่อตัวแปรตาม หรือ ตัวแปรอิสระทั้งหมดที่อยู่ในสมการสามารถอธิบายการผันแปรตัวแปรตามได้มากน้อยเพียงใด โดย อธิบายว่า ตัวแปรอิสระทั้งหมดมีอิทธิพลต่อตัวแปรตามอยู่ร้อยละ  $R$  Square x 100

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในสูตรด้านล่างตามสมการดังรูปภาพที่ 2.26 ที่ใช้คำนวณเพื่อหาค่า  $R^2$  ซึ่งตัวแปร  $y_{\hat{}}$  คือ prediction และ  $y_{\bar{}}$  คือค่าเฉลี่ยของ  $y$  อีกชื่อที่นักสถิติใช้เรียก  $R^2$  คือ Explained Variance ซึ่งคำนวณได้จากสมการที่ 2.16

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \dots\dots\dots(2.16)$$

จากสมการสามารถสรุปได้ว่า  $R^2$  คือ Variance ที่แบบจำลองอธิบายได้เป็นสัดส่วนจาก Total Variance ทั้งหมดของข้อมูลชุดนั้น โดยนักสถิติใช้สูตรคำนวณ Total Variance = Explained Variance + Error) โดย  $R^2$  จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1

## 2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

มีการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้ของเครื่องที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินงานการในอุตสาหกรรมการขุดเจาะ เช่นการวางแผนการขุดเจาะ การปรับแต่งอัตราการเจาะ ความคงสภาพของหลุมเจาะ การตรวจจับปัญหา การตัดสินใจกระบวนการ และการรู้จำรูปแบบ เล่มหนังสือที่มากมายเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้ของเครื่องในอุตสาหกรรมการเจาะเชิงขุด แสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้ของเครื่องสามารถช่วยลดค่าใช้จ่ายในการขุดเจาะและส่งเสริมความปลอดภัยที่แทนขุดเจาะได้ (Bello et al. 2015)

ในการวิจัยนี้ได้ใช้งานวิจัยที่มีการค้นคว้าและดำเนินการสำหรับใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) เพื่อค้นหาวิธีแก้ปัญหาในการทำนายค่า ECD จากตัวแปรที่ได้จากการขุดเจาะและคุณสมบัติต่างๆ ของน้ำโคลน มาใช้ในการเปรียบเทียบและอ้างอิง ประกอบไปด้วย 7 งานวิจัยด้วยกัน

### 2.7.1 ผลงานการวิจัยที่ใช้อ้างอิง

ผลงานการวิจัยของ Hany Gamal, Ahmed Abdelaal and Salaheldin Elkatatny (2021) เป็นการใช้แบบจำลอง ANN และ ANFIS ในการทำนายค่า ECD จากตัวแปรที่ได้จากการอ่านค่าจากเครื่องมือระหว่างการขุดเจาะ ได้แก่ ความหนาแน่นของน้ำโคลน อัตราการเจาะ ความเร็วของหัวเจาะ แรงดันภายในก้านเจาะ น้ำหนักกดทับบนหัวเจาะ และแรงบิดในการเจาะ โดยข้อมูลในการศึกษานี้ครอบคลุมข้อมูลการเจาะสำหรับหลุมเจาะส่วนแนวนอน (Horizon Section) จำนวน 3,570 ชุดข้อมูลซึ่ง 77เปอร์เซ็นต์ ของชุดข้อมูลจะถูกใช้สำหรับการฝึกอบรมและการตรวจสอบตามอัลกอริธึม และชุดข้อมูลที่เหลืออีก 23เปอร์เซ็นต์ จะถูกสงวนไว้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง และผลลัพธ์ที่ได้จากการวิจัยพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีความแม่นยำในการทำนายค่า ECD มากที่สุดด้วยค่า R ที่สูงถึง 0.99 และมีค่า AAPE เพียง 0.3เปอร์เซ็นต์ รองลงมาคือแบบจำลองระบบ

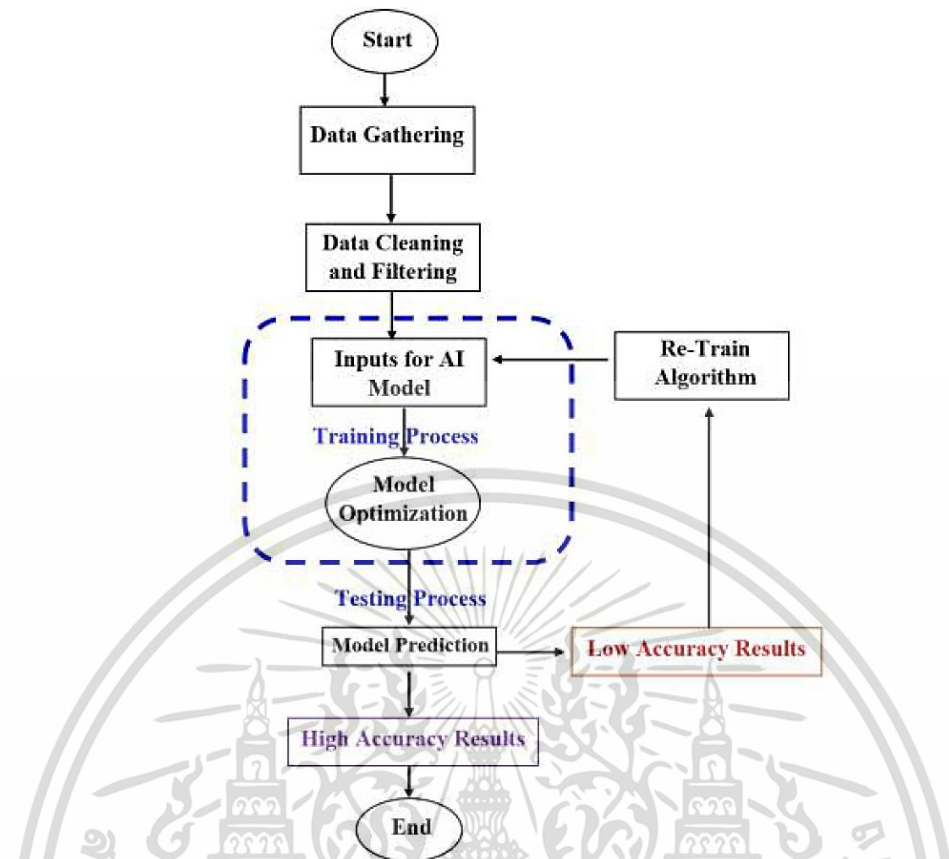
อนุমানระบบประสาทฟuzzyแบบปรับได้ (ANFIS) ที่มีค่า R ประมาณ 0.96 และมีค่า AAPE 0.69 เปอร์เซ็นต์ (Hany G, et al. 2021)

ในกระบวนการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนั้น การทำนายของทั้งสองแบบจำลอง แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในระดับที่ดีจากการเปรียบเทียบระหว่าง ECD จากข้อมูลจริงและ ECD ที่ได้จากการทำนาย ซึ่งแบบจำลอง ANN ให้ระดับความแม่นยำที่สูงกว่า ANFIS อย่างไรก็ตาม แบบจำลองทั้งสองสามารถทำนายค่า ECD ที่มีความแม่นยำสูง โดยจะเห็นได้จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ที่ 0.98 สำหรับแบบจำลอง ANN และ 0.96 สำหรับแบบจำลอง ANFIS ในขณะที่ข้อผิดพลาดคือ 0.3เปอร์เซ็นต์ AAPE สำหรับแบบจำลอง ANN และ 0.69เปอร์เซ็นต์ AAPE สำหรับแบบจำลอง ANFIS

การวิจัยนี้ใช้ข้อมูลการขุดเจาะจริงที่รวบรวมจากการดำเนินการเจาะจากเซ็นเซอร์แบบเรียลไทม์ โดยมี ขั้นตอนในการประมวลผลเพื่อจัดเตรียมแบบจำลองคำนวณค่า ECD ให้มีประสิทธิภาพ โดยเริ่มจากการรวบรวมข้อมูล การล้างข้อมูล และการคัดกรองข้อมูล เพื่อให้ตัวแปรต่างๆ ที่อินพุตลงในแบบจำลองมีคุณภาพดี ด้วยการลบ missing values illogic values ออกจากชุดข้อมูล รวมไปถึงการกำจัด outliers ออกจากชุดข้อมูลด้วยการใช้ box and whisker plot โดย top whisker จะบอกถึง upper limit ของข้อมูล และ bottom whisker จะบอกถึง lower limit ของข้อมูล

จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วนสำหรับ trainแบบจำลองและ test แบบจำลอง โดยแบบจำลองที่ใช้วิจัยใน Paper นี้คือแบบจำลอง ANN และ ANFIS ในอัตราส่วน 70/30 หากแบบจำลองที่ได้มีความแม่นยำต่ำ ก็จะปรับอัตราส่วนของ trainและ test ใหม่ ไปจนถึง 90/10 เพื่อนำไปฝึกใหม่จนกว่าจะได้ความแม่นยำที่พึงพอใจ และมีประสิทธิภาพในการทำนายที่แม่นยำพอและใกล้เคียงในระดับทศนิยม 1 ตำแหน่ง โดยอัตราส่วนของข้อมูล train และ test ที่ให้ความแม่นยำในการทำนายมากที่สุดคือ 77/23

ในการสร้างแบบจำลองสำหรับ ANN ใน hidden layers จะประกอบด้วย 1-3 layers และมีจำนวน neurons ใน hidden layers ตั้งแต่ 5 ถึง 40 neurons โดย Several network functions เช่น fitnet, newfit, newcf, newelm, newlrm, newpr, newtdnn, newff, newfftd และ newfit ได้รับการทดสอบ ขณะที่ฟังก์ชันการฝึกอบรม เช่น trMLnbnr trMLnoss, trMLnlm, trMLnbnfg และ trMLngdx จะได้รับการตรวจสอบเพื่อผลลัพธ์ที่ดีที่สุด รวมไปถึงวิเคราะห์ความไวในการดำเนินการสำหรับฟังก์ชันการถ่ายโอนข้อมูล เช่น tansig, satlin, purelin, softmax, and logsig ซึ่งถูกทดลองสำหรับการสร้างโครงสร้าง ANN อีกด้วย จากผลการทดลองพบว่าแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการทำนายที่แม่นยำคือแบบจำลองที่ใช้เพียง 1 hidden layer ด้วย 15 neurons และอัตราการเรียนรู้ 0.12



รูปที่ 2.30 แผนผังการประมวลผลของแบบจำลองการทำนายค่า ECD ของ Hany G. และคณะ

(ที่มา Hany Gamal.et al. 2022)

สำหรับแบบจำลอง ANFIS จะประกอบไปด้วย 4 layers ได้แก่ ชั้นแรกซึ่งเรียกว่า fuzzification layer จะทำการรวบรวมอินพุตและกำหนด membership functions (เช่น sigmoid, gaussian, trapezoidal หรือเส้นตรง) ชั้นที่สองทำหน้าที่เป็น “rule layer” สำหรับกฎ “if-then” ชั้นที่สามฐานข้อมูลถูกใช้สำหรับกฎของ membership functions และทำหน้าที่เป็น decision-making unit ที่พัฒนาเพื่อ inference operations ในขณะที่ชั้นสุดท้ายจะใช้สำหรับ defuzzification interface

ในกระบวนการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนั้น การทำนายของทั้งสองแบบจำลองแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในระดับที่ดีจากการเปรียบเทียบระหว่าง ECD จากข้อมูลจริงและ ECD ที่ได้จากการทำนาย ซึ่งแบบจำลอง ANN ให้ระดับความแม่นยำที่สูงกว่า ANFIS อย่างไรก็ตามแบบจำลองทั้งสองสามารถทำนายค่า ECD ที่มีความแม่นยำสูง โดยจะเห็นได้จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ที่ 0.98 สำหรับแบบจำลอง ANN และ 0.96 สำหรับแบบจำลอง ANFIS ในขณะที่ข้อผิดพลาดคือ 0.3เปอร์เซ็นต์ AAPE สำหรับแบบจำลอง ANN และ 0.69เปอร์เซ็นต์ AAPE สำหรับ

แบบจำลอง ANFIS

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ในงานวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง ANN มีประสิทธิภาพเหนือกว่าแบบจำลอง ANFIS โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับกระบวนการตรวจสอบ เนื่องจากค่า ECD ที่ได้จากแบบจำลอง ANN มีการประเมินค่าต่ำกว่าแบบจำลอง ANFIS ซึ่งในการปรับใช้จริง ค่า ECD ที่น้อยกว่าจะทำให้หน้างานมีเวลาในการปรับตัวแปรต่างๆ ได้ทันก่อนเกิดปัญหาจริง

ผลงานการวิจัยของ Ahmadi (2016) ที่ใช้อ้างอิงนี้เป็นผลงานวิจัยในการทำนายค่าความหนาแน่นของน้ำโคลนที่เปลี่ยนไปในหลุมเจาะที่มีอุณหภูมิ และความดันสูง โดยใช้แบบจำลอง SVM ที่มีกำลังสองน้อยที่สุด (LLSVM) แบบจำลอง ANFIS และเครื่องมือ PSO-ANFIS เพื่อประเมินค่าความหนาแน่นของน้ำโคลนจากการรวบรวมข้อมูลจากเอกสารสาธารณะจำนวน 664 ชุดข้อมูล โดยใช้ตัวแปร 3 ตัวแปร ได้แก่ความหนาแน่นของน้ำโคลน แรงดันภายในหลุมเจาะ และอุณหภูมิเริ่มต้นของโคลนเท่านั้น ซึ่ง 80เปอร์เซ็นต์ ของชุดข้อมูลจะถูกใช้สำหรับการฝึกอบรมและการตรวจสอบตามอัลกอริธึม และชุดข้อมูลที่เหลืออีก 20เปอร์เซ็นต์ จะถูกสงวนไว้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง และผลลัพธ์ที่ได้จากการวิจัยของ Ahmadi พบว่า SVM เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการทำนายค่าความหนาแน่นของน้ำโคลนเหนือกว่าแบบจำลองอื่นๆ (Mohammad Ali Ahmadi, 2016)

ต่อมา Ahmadi ได้ร่วมกับ Shadizadeh, Shah และ Bahadori, A (2016) ทำการวิจัยการทำนายค่า ECD โดยใช้แบบจำลอง PSO-ANN แบบจำลอง FIS และแบบจำลองไฮบริดของอัลกอริธึมทางพันธุกรรม (GA) และ FIS (GA-FIS) โดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกันกับงานวิจัยก่อนหน้าของ Ahmadi ซึ่งมีจำนวนทั้งหมด 664 ชุดข้อมูล ประกอบไปด้วย 3 ตัวแปร ได้แก่ความหนาแน่นของน้ำโคลน แรงดันภายในหลุมเจาะ และอุณหภูมิเริ่มต้นของโคลน โดยอัตราส่วนความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อค่า ECD มากที่สุดคือความหนาแน่นของน้ำ (Ahmadi M.A. et al. 2016)

จากผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง PSO-ANN มีประสิทธิภาพในการทำนายอยู่ระดับสูงเมื่อวัดจากค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) และมีข้อผิดพลาดเปอร์เซ็นต์สัมบูรณ์เฉลี่ยระหว่างค่าจริงและค่าที่คาดการณ์ไว้ (AAPE) ของ ECD น้อยมาก ดังผลลัพธ์ของการวิจัยที่แสดงในตารางที่ 2.3

### ตารางที่ 2.3 ดัชนีทางสถิติของแบบจำลองที่ทำการวิจัยในการทำนายประมาณค่าความ

หนาแน่นของน้ำโคลนที่ใช้ในการเจาะ (Statistical Indexes of the Models Proposed for Estimating the Drilling Fluid Density at Wellbore Conditions)

	PSO-ANN	FIS	GA-FIS
Correlation Coefficient ( $R^2$ )	0.9964	0.7273	0.9397
Mean square error (MSE)	0.0001374	67.0907	0.091

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จุดมุ่งหมายของการวิจัยของ Alkinani และคณะ (2019) คือการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในการสร้างแบบจำลองเพื่อประเมิน ECD ก่อนทำการขุดเจาะ โดยข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มาจากการรวบรวมข้อมูลหลุมเจาะมากกว่า 2,000 หลุม มาจากหลายแหล่งทั่วโลก โดยใช้ตัวแปรต่างๆ จากการขุดเจาะนอกเหนือไปจากคุณสมบัติทางชลศาสตร์ (Hydraulics) และคุณสมบัติของน้ำโคลน เช่น อัตราการบีบอัดน้ำโคลน (Flow rate) คุณสมบัติของน้ำโคลน ได้แก่ ความหนาแน่น (Density) ความหนืดของพลาสติก (Plastic Viscosity) และจุดเปลี่ยนโครงสร้างพื้นฐานถาวร (Yield Point) นอกจากนี้ยังใช้พื้นที่การไหลทั้งหมดสำหรับหัวเจาะ (Total Flow Area: TFA) รอบการหมุนต่ออนาทีสำหรับก้านเจาะ (RPM) และน้ำหนักกดทับบนหัวเจาะ (WOB)

โดยแบบจำลอง ANN นี้ถูกสร้างขึ้นด้วยการใช้ Hidden Layer เพียงชั้นเดียว ด้วยจำนวน neuron 12 เซลล์ ซึ่งข้อมูลชุดนี้จะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนโดย 70 เปอร์เซ็นต์ ของชุดข้อมูลจะถูกใช้ในการฝึกอบรม (Training) 15 เปอร์เซ็นต์ ของชุดข้อมูลจะถูกใช้ในการตรวจสอบ (Verification) และ 15 เปอร์เซ็นต์ สุดท้ายของข้อมูลจะใช้ในการทดสอบ (Testing) และผลลัพธ์ที่ได้จากการวิจัยนี้พบว่า ANN เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงในการทำนายค่าความหนาแน่นของน้ำโคลน ซึ่งแบบจำลองนี้มีค่า  $R^2$  จากการทำนายค่า ECD สูงถึง 0.982 (Husam H. Alkinani et al. 2019)

จุดมุ่งหมายของการวิจัยของ Abdelgawad และคณะ (2019) คือเพื่อพัฒนาแนวทางใหม่ในการทำนายค่า ECD โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) จาก 3 ตัวแปรจากการเจาะที่สามารถอ่านค่าได้บนพื้นผิว ได้แก่ น้ำหนักน้ำโคลน (Mud Weight) ความดันภายในก้านเจาะ (Standpipe Pressure) และอัตราการเจาะ (ROP) โดยอัตราส่วนความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่ส่งผลต่อค่า ECD มากที่สุดคือความหนาแน่นของน้ำโคลน (Abdelgawad K. Z. et al. 2018)

โดยข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีจำนวนทั้งหมด 2,376 ชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และทำนายค่า ECD ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ถูกรวบรวมระหว่างกระบวนการเจาะหลุมเจาะแนวตั้งขนาด 8.5 นิ้ว โดยใช้แบบจำลอง ANN และ แบบจำลอง Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) โดย 70 เปอร์เซ็นต์ ของชุดข้อมูลจะถูกใช้สำหรับการฝึกอบรมและการตรวจสอบตามอัลกอริธึม และชุดข้อมูลที่เหลืออีก 30 เปอร์เซ็นต์ จะถูกสงวนไว้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง

การวิจัยนี้ได้จัดทำแบบจำลองเพื่อทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง ANN ซึ่งใช้ hidden layer เพียงชั้นเดียว โดยใช้เซลล์ประสาท (Neurons) ภายในจำนวน 20 เซลล์ ในขณะที่แบบจำลอง ANFIS ได้รับการพัฒนาโดยใช้ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian Membership Function: Gaussmf)

จากผลลัพธ์ที่ได้ปรากฏว่า ECD ที่คำนวณโดยใช้แบบจำลอง ANN ที่พัฒนาขึ้นมีข้อผิดพลาดเปอร์เซ็นต์สัมบูรณ์เฉลี่ย (AAPE) เท่ากับ 0.2252 เปอร์เซ็นต์ สำหรับการฝึกอบรมและ 0.2237 สำหรับการทดสอบโดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.9971 และ 0.9982 สำหรับการฝึกอบรมและการ

ทดสอบตามลำดับ ซึ่งแบบจำลอง ANFIS ก็แสดงความแม่นยำในการทำนาย ECD เช่นเดียวกับแบบจำลอง ANN

การวิจัยนี้มีเป้าหมายเพื่อพัฒนาเครื่องมือใหม่ที่ใช้คอมพิวเตอร์ซึ่งได้รับการออกแบบและการประยุกต์ใช้สำหรับการคำนวณความหนาแน่นของของน้ำโคลนในการขุดเจาะที่สภาวะอุณหภูมิ และความดันสูง อย่างแม่นยำ เพื่อการค้นหาเครื่องมือที่พัฒนาขึ้นให้ความครอบคลุม จึงทำการแบ่งของเหลวออกเป็นสี่ชนิดที่แตกต่างกันได้ถูกเลือกสำหรับตอบโจทย์วัตถุประสงค์ในการวิจัยนี้โดยการใช้แบบจำลองที่สร้างขึ้น โดยสถานะของเหลวที่ต่างกัน ได้แก่ แบบน้ำ (Water Based) แบบน้ำมัน (Oil Based) ของเหลวที่มีพื้นฐานมาจาก Colloidal Gas Aphron (CGA) และของเหลวที่สังเคราะห์ขึ้น (Synthetic Fluids) (Rahmati. Et al. 2019)

แม้ว่าการประยุกต์ใช้ RBF Neural Network จะเหมือนกับ Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network แต่โครงสร้างของ RBF Neural Network นั้นจะทำงานง่ายกว่า Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network โดยโครงสร้าง RBF Neural Network จะประกอบด้วยเพียง 3 ชั้น ซึ่งโครงสร้างนี้ทำให้กระบวนการฝึกอบรมของ RBF Neural Network ง่ายขึ้นเมื่อเทียบกับ Multilayer Perceptron (MLP) Neural Network ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการวิจัยนี้ แสดงความสอดคล้องที่ตรงระหว่างข้อมูลจริงและผลลัพธ์ของแบบจำลอง โดยค่าที่ได้จากการคาดคะเนของแบบจำลองที่สร้างขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับค่าการทดลองที่สอดคล้องกัน ให้ค่า AARD และ RMSE เท่ากับ 0.17เปอร์เซ็นต์ และ 0.003เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ

การวิจัยนี้พัฒนาแบบจำลองโดยใช้ตัวแปรที่ได้จากการเจาะทั้งหมด 7 ตัวแปร ซึ่งเป็นข้อมูลการเจาะเชิงกลทั้งหมด ได้แก่ อัตราการปั๊มโคลน (Mud Pumping Rate: GPM), ROP, ความเร็วในการเจาะ (Drill String Speed: RPM), แรงดันในก้านเจาะ (Stand-Pipe Pressure: SPP), WOB และ แรงบิดในการเจาะ (Drilling Torque) เพื่อทำนายค่า ECD โดยใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งใช้อัลกอริทึม SVM Random Forest และ Functional Network (FN) ในการสร้างแบบจำลอง (Alsaihati A. et al. 2020)

นอกจากนี้ การศึกษานี้ยังชี้ให้เห็นถึงวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) ที่สามารถใช้เพื่อลดมิติของชุดข้อมูลโดยไม่สูญเสียข้อมูลสำคัญใดๆ ได้อีกด้วย ซึ่งข้อมูลจริงจากหลุมเจาะ รวมถึงตัวแปรการเจาะต่างๆ ที่ได้จากการอ่านค่าบนพื้นผิว และการวัดค่า ECD ที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ได้ถูกรวบรวมมาจากหลุมเจาะส่วนบนขนาด 5-7/8 นิ้ว จำนวน 2 หลุมเจาะด้วยกัน เพื่อพัฒนาแบบจำลอง โดยข้อมูลหลุมเจาะที่ 1 จะถูกใช้ในการฝึกแบบจำลอง และ ข้อมูลหลุมเจาะที่ 2 จะถูกใช้ในการทดสอบแบบจำลอง

จากผลลัพธ์ที่ได้ ความแม่นยำของแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีตั้งแต่  $R^2$  ที่ 0.95 จนถึง 0.99 และมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) อยู่ระหว่าง 0.23 ถึง 0.42 โดยผลการวิจัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พบว่าแบบจำลอง Random Forest มีประสิทธิภาพสูงกว่าแบบจำลอง FN และ SVM ในการทำนาย ECD ด้วย RMSE 0.23 และ  $R^2$  สูงถึง 0.99 ในชุดการฝึก และด้วย RMSE 0.42 และ  $R^2$  สูงถึง 0.99 ในชุดการทดสอบ

**ตารางที่ 2.4** สรุปข้อมูลงานวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิง (ECD Prediction Models Using ML in the Literature)

บทวิจัยอ้างอิง	แบบจำลอง	ตัวแปรที่ใช้	จำนวนข้อมูล	$R^2$	AAPE
Hany Gamal, Ahmed Abdelaal and Salaheldin Elkatatny ✗ SVM ✗ LR ✗ Ridge ✗ Lasso ✗ Random Forest ✗ XGboost ✗ Gradient ✓ ANN	ANN	Annular pressure losses, Wellbore geometry, Mud density and viscosity, Mud pumping rate, Downhole pressure, Temperature, Concentration of cuttings	3570 data points, and another data set of 1130 measurements	0.99	0.0032
	ANFIS			0.63	0.0069
Ahmadi ✓ SVM ✗ LR ✗ Ridge ✗ Lasso ✗ Random Forest ✗ XGboost ✗ Gradient ✗ ANN	LLSVM			0.9999	0.000145
	ANFIS			0.8502	35.002
	PSO-ANFIS	Pressure, Temperature, Initial density	not available	0.869	N/A
Ahmadi et al. ✗ SVM ✗ LR ✗ Ridge ✗ Lasso ✗ Random Forest ✗ XGboost ✗ Gradient ✓ ANN	PSO-ANN			0.9964	0.0001374
	FIS			0.7273	67.0907
	GA-FIS	Pressure, Temperature, Initial density	664 points from the literature	0.9397	0.091

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.4 สรุปข้อมูลงานวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิง (ECD Prediction Models Using ML in the Literature) (ต่อ1)

บทวิจัยอ้างอิง	แบบจำลอง	ตัวแปรที่ใช้	จำนวนข้อมูล	R <sup>2</sup>	AAPE
Alkinani et al. <ul style="list-style-type: none"> <li>✗ SVM</li> <li>✗ LR</li> <li>✗ Ridge</li> <li>✗ Lasso</li> <li>✗ Random Forest</li> <li>✗ XGboost</li> <li>✗ Gradient</li> <li>✓ ANN</li> </ul>	ANN	Flow rate, Mud weight, Plastic viscosity, Yield point, TFA, RPM, WOB	2000 wells	0.982	not available
Abdelgawad et al. <ul style="list-style-type: none"> <li>✗ SVM</li> <li>✗ LR</li> <li>✗ Ridge</li> <li>✗ Lasso</li> <li>✗ Random Forest</li> <li>✗ XGboost</li> <li>✗ Gradient</li> <li>✓ ANN</li> </ul>	ANFIS  ANN	Mud weight, Drill pipe pressure, Rate of penetration	2376 data points 8.5" vertical hole section	0.98	0.22
Rahmati and Tatar <ul style="list-style-type: none"> <li>✗ SVM</li> <li>✗ LR</li> <li>✗ Ridge</li> <li>✗ Lasso</li> <li>✗ Random Forest</li> <li>✗ XGboost</li> <li>✗ Gradient</li> <li>✗ ANN</li> </ul>	Radial Basis Function	Pressure, Temperature, Type of mud, Initial density	884 points from the literature	0.99	MSE 0.00000166

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.4 สรุปข้อมูลงานวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิง (ECD Prediction Models Using ML in the Literature) (ต่อ2)

บทวิจัยอ้างอิง	แบบจำลอง	ตัวแปรที่ใช้	จำนวนข้อมูล	R <sup>2</sup>	AAPE
Alsaihati et al. ✓ SVM ✗ LR ✗ Ridge ✗ Lasso ✓ Random Forest ✗ XGboost ✗ Gradient ✗ ANN	Support Vector Machine, Random Forests, and Functional Network	Flow rate, Standpipe pressure, Hook load, Weight on bit, Torque, Rate of Penetration, Drill String Speed	3567 data points	0.95– 0.99	RMSE From 0.23 to 0.42

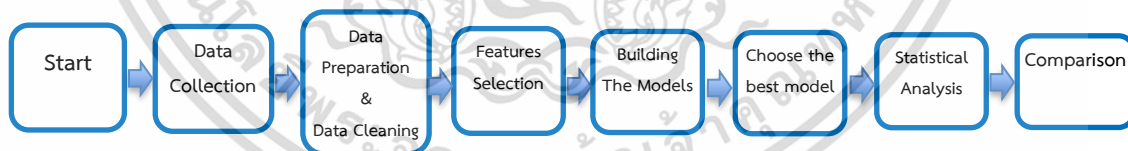
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### บทที่ 3

## เทคนิคที่นำมาใช้ในการศึกษา

การวิจัยครั้งนี้จัดทำขึ้นเพื่อสร้างแบบจำลองการทำนายการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม (Equivalent circulating density: ECD) โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) ทำการใช้ตัวแปรสำคัญที่ได้จากข้อมูลจริงในการใช้อัลกอริธึมการเรียนรู้ของการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อวิเคราะห์และประมวลผลค่า ECD

และเพื่อให้เป็นไปตามวัตถุประสงค์ของงานวิจัยที่มุ่งเน้นให้แบบจำลองการทำนายการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม (Equivalent circulating density: ECD) โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (ML) ทำนายค่า ECD ของหลุมเจาะในพื้นที่อ่าวไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถนำไปต่อยอดและใช้งานได้ทั่วไปในอนาคตแทนเครื่องมือวัด เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการดำเนินการขุดเจาะ ด้วยการลดความเสี่ยงอันเกิดมาจากเหตุการณ์เครื่องมือล้มเหลวระหว่างการขุดเจาะทำให้ไม่สามารถอ่านค่า ECD ได้อย่างต่อเนื่อง หรืออ่านค่า ECD คลาดเคลื่อนซึ่งเกิดจากเครื่องมือล้มเหลว ผู้จัดทำจึงมุ่งเน้นไปการเก็บรวบรวมข้อมูลในขั้นตอนการขุดเจาะที่ทั้งหมดของบริษัทที่ทำการสำรวจและผลิต น้ำมันและก๊าซในพื้นที่อ่าวไทย ที่ดำเนินการขุดเจาะส่วนการผลิตด้วยหลุมเจาะขนาด 6.125 นิ้ว โดยใช้อุปกรณ์ควบคุมทิศทางแบบหมุนก้านเจาะ (Rotary Steerable BHA: RSS) ซึ่งมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางภายนอกสูงสุด 6 นิ้ว และใช้อุปกรณ์วัดและบันทึกข้อมูลตัวแปรสำคัญมาตรฐานระหว่างขุดเจาะ ซึ่งมีกลยุทธ์ในการดำเนินการศึกษาค้นคว้าดังที่แสดงไว้ในรูปภาพที่ 3.1



รูปที่ 3.1 กลยุทธ์ในการดำเนินการศึกษาค้นคว้า (The Study Strategy)

### 3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)

โดยข้อมูลจริงที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้าในครั้งนี้มาจากการเก็บรวบรวมจากข้อมูลเรียลไทม์ที่ได้จากเซนเซอร์ต่างๆ ของอุปกรณ์ที่ใช้ในการขุดเจาะระหว่างดำเนินการขุดเจาะหลุมผลิตน้ำมันและก๊าซจากหลุมเจาะต่างๆ ในพื้นที่ทะเลอ่าวไทย เป็นระยะเวลา 1 ปีเต็ม ตั้งแต่เดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2565 ถึง เดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2566 โดยผู้วิจัยทำการเก็บข้อมูลขณะทำการขุดเจาะในหลุมเจาะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขนาดเล็กที่มีเส้นผ่าศูนย์กลางมาตรฐานขนาด 6.125 นิ้ว ซึ่งเป็นการเจาะผ่านแหล่งกักเก็บปิโตรเลียม (Production/ Reservoir Section)

หลุมเจาะขนาดเล็กที่มีเส้นผ่าศูนย์กลางมาตรฐานขนาด 6.125 นิ้ว ถือเป็นขนาดหลุมเจาะที่เป็นที่นิยมและใช้กันมากที่สุดในการออกแบบเพื่อเป็นการเจาะหลุมชั้นตอนสุดท้ายสำหรับการเปิดหลุมผลิตน้ำมันและก๊าซธรรมชาติในพื้นที่ทะเลอ่าวไทย และเป็นชั้นตอนที่จำเป็นต้องทำการเฝ้าติดตามค่า ECD ภายในหลุมเจาะเพื่อควบคุมตัวแปรอื่นๆ ระหว่างดำเนินขุดเจาะมากที่สุด เนื่องจากชั้นหินที่เป็นแหล่งกักเก็บปิโตรเลียม หรือน้ำมันและก๊าซธรรมชาติ โดยธรรมชาติแล้วจะเป็นชั้นหินทรายที่มีความสามารถในการซึมซับ มีความสามารถในการไหลผ่านของของเหลว และเป็นชั้นหินที่มีความดันของของไหลในชั้นหินสูง แต่จะมีความสามารถในการทนต่อการแตกหักของชั้นหินที่เกิดจากแรงดันภายในหลุมต่ำ

นอกจากนี้ตัวแปรสำคัญต่างๆ ที่ใช้ในการวิจัยนี้ได้ผ่านการคัดเลือกเบื้องต้นและปรับลดให้สอดคล้องกับข้อมูลมาตรฐานที่ได้จากเซนเซอร์ต่างๆ ของเครื่องมือวัดทั่วไป (MWD และ LWD) ที่ใช้ในระหว่างดำเนินการขุดเจาะ แม้ว่าจะใช้บริการบริษัทที่ให้บริการในการวัดและบันทึกข้อมูลในกระบวนการขุดเจาะต่างกัน

โดยที่ตัวแปรต่างๆ ที่ผ่านการคัดเลือกมีทั้งหมด 46 ตัวแปร ดังที่แสดงไว้ในตารางที่ 3.1 ซึ่งจะนำเข้าสู่กระบวนการการคัดเลือกตัวแปรเพื่อที่จะนำไปฝึกและทดสอบวิเคราะห์และทำนายค่า ECD ของแบบจำลองต่อไป

**ตารางที่ 3.1** ตัวแปรที่ได้จากการบันทึกข้อมูลจากเครื่องมือวัดระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จำนวน 46 ตัวแปร (The Real Data from Measure Logging and Pressure While Drilling)

อักษรย่อ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ชนิดของข้อมูล
WELL	Name of wellbore	ชื่อหลุมเจาะ	N/A	object
DEPT	Depth	ค่าความลึกปัจจุบันขณะเจาะ	(m)	float64
BIT_DEPTH	Actual Bit Depth	ค่าความลึกปัจจุบันของก้านเจาะ	(m)	float64
HDTH	Hole Depth	ค่าความลึกสุดท้ายของหลุมเจาะ	(m)	float64
TVD	Hole True Vertical Depth	ค่าความลึกแนวตั้งของหลุมเจาะ	(m)	float64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ในการเรียนเพื่อวัตถุประสงค์เท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรที่ได้จากการบันทึกข้อมูลจากเครื่องมือวัดระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จำนวน 46 ตัวแปร (ต่อ1)

อักษรย่อ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ชนิดของข้อมูล
ROP	Rate of Penetration	ค่าอัตราการเจาะ	(m/hr)	float64
BLKP	Height of Block above Rig floor	ค่าระยะความสูงของบล็อก (ที่ใช้ต่อกานเจาะ) เหนือพื้นแท่นขุดเจาะ	(m)	float64
HKLA	Hookload	ค่าน้ำหนักของอุปกรณ์ที่ใส่ลงไปไหลมเจาะ	(lbf)	float64
STOR	Surface Torque	ค่าแรงบิดของก้านเจาะที่อ่านได้บนพื้นผิว	(ft-lbf)	float64
SWOB	Weight on Bit	ค่าน้ำหนักที่กดทับบนหัวเจาะ	(lbf)	float64
TFLO	Total Flow Rate	ค่าอัตราการไหลของน้ำโคลน	(L/min)	float64
SPPA	Standpipe Pressure	ค่าความดันภายในก้านเจาะ	(psi)	float64
RPM	Rotational Speed	ค่าจำนวนรอบการหมุนของก้านเจาะในเวลาหนึ่งนาที	(round per min)	float64
SPM1	Pump No.1 Stroke Rate	ค่าอัตราการปัมน้ำโคลนของปั๊มตัวที่ 1 ในเวลาหนึ่งนาที	(Stroke per min)	float64
SPM2	Pump No.2 Stroke Rate	ค่าอัตราการปัมน้ำโคลนของปั๊มตัวที่ 2 ในเวลาหนึ่งนาที	(Stroke per min)	float64
SPM3	Pump No.3 Stroke Rate	ค่าอัตราการปัมน้ำโคลนของปั๊มตัวที่ 3 ในเวลาหนึ่งนาที	(Stroke per min)	float64
SPM	Total Pump Stroke Rate	ค่าอัตราการปัมน้ำโคลนของปั๊มทุกตัวรวมกันในเวลาหนึ่งนาที	(Stroke per min)	float64
BIT_CONF	Telemetry Demodulation Bit Confidence	ค่าอัตราความเชื่อมั่นของหัวเจาะ	Percentage	float64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรที่ได้จากการบันทึกข้อมูลจากเครื่องมือวัดระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จำนวน 46 ตัวแปร (ต่อ2)

อักษรย่อ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ชนิดของข้อมูล
TEMP_DNI	Direction and Inclination Sensor Temperature	ค่าอุณหภูมิภายในหลุมเจาะที่วัดได้จาก Direction and Inclination Sensor	(degC)	float64
DHAP	Downhole Annulus Pressure	ค่าความดันในช่องว่างระหว่างผนังหลุมและก้านเจาะ	(psi)	float64
DHAT	Downhole Annulus Temperature	ค่าอุณหภูมิในช่องว่างระหว่างผนังหลุมและก้านเจาะ	(degC)	float64
ECD	Equivalent Circulating Density	ค่าความหนาแน่นเทียบเท่าของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุม	(SG or g/cm3)	float64
TVDSS	Sub-sea True Vertical Depth	ค่าความลึกแนวตั้งของหลุมเจาะใต้ระดับน้ำทะเล	(m)	float64
ROP5	Rate of penetration averaged over the last 1.5 m	ค่าอัตราการเจาะเฉลี่ยในช่วง 1.5 ม. ที่ผ่านมา	(m/hr)	float64
GR	Gamma Ray	ค่ารังสีแกมมาที่วัดได้ในชั้นหิน	(gAPI)	float64
A10H	Attenuation Resistivity 10 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินในระยะความอ่อนแรงลงของสัญญาณ (ตามระยะทาง) 10 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรที่ได้จากการบันทึกข้อมูลจากเครื่องมือวัดระหว่างกระบวนการชุดเจาะ จำนวน 46 ตัวแปร (ต่อ3)

อักษรย่อ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ชนิดของข้อมูล
A16H	Attenuation Resistivity 16 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินในระยะความอ่อนแรงลงของสัญญาณ (ตามระยะทาง) 16 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
A22H	Attenuation Resistivity 22 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินในระยะความอ่อนแรงลงของสัญญาณ (ตามระยะทาง) 22 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
A28H	Attenuation Resistivity 28 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินในระยะความอ่อนแรงลงของสัญญาณ (ตามระยะทาง) 28 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
A34H	Attenuation Resistivity 34 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินในระยะความอ่อนแรงลงของสัญญาณ (ตามระยะทาง) 34 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
P10H	Phase Shift Resistivity 10 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินด้วยการปรับเฟสการรับสัญญาณ (ตามระยะทาง) 10 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรที่ได้จากการบันทึกข้อมูลจากเครื่องมือวัดระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จำนวน 46 ตัวแปร (ต่อ4)

อักษรย่อ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ชนิดของข้อมูล
P16H	Phase Shift Resistivity 16 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินด้วยการปรับเฟสการรับสัญญาณ (ตามระยะทาง) 16 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
P22H	Phase Shift Resistivity 22 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินด้วยการปรับเฟสการรับสัญญาณ (ตามระยะทาง) 22 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
P28H	Phase Shift Resistivity 28 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินด้วยการปรับเฟสการรับสัญญาณ (ตามระยะทาง) 28 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
P34H	Phase Shift Resistivity 34 inch Spacing at 2 MHz	ค่าการวัดสภาพความต้านทานไฟฟ้าในชั้นดินด้วยการปรับเฟสการรับสัญญาณ (ตามระยะทาง) 34 นิ้วด้วยความถี่ 2 MHz	(ohm.m)	float64
RHOB	Bulk Density	ค่าการวัดความหนาแน่นรวมของชั้นหิน	(SG or g/cm3)	float64
DRHO	Bulk Density Correction	ค่าการปรับแก้ความหนาแน่นรวมของชั้นหินที่วัดได้	(SG or g/cm3)	float64
TNPH	Thermal Neutron Porosity (Ratio Method) in Selected Lithology	ค่าอัตราส่วนความพรุนของเทอร์มอลนิวตรอนในชั้นหินวิทยาที่เลือก	(m3/m3)	float64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรที่ได้จากการบันทึกข้อมูลจากเครื่องมือวัดระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จำนวน 46 ตัวแปร (ต่อ5)

อักษรย่อ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ชนิดของข้อมูล
DCAV	Density Caliper	ความหนาแน่นของชั้นหิน	(SG or g/cm3)	float64
FAR	Far Total Count Rate	จำนวนการอ่านค่าตัวแปรต่างๆ จากเซนเซอร์ระยะไกลต่อวินาที	1/s	float64
NEAR	Near Total Count Rate	จำนวนการอ่านค่าตัวแปรต่างๆ จากเซนเซอร์ระยะใกล้ต่อวินาที	1/s	float64
Mud_Wt_Out	Mud Density	ค่าความหนาแน่นของน้ำโคลน	(SG or g/cm3)	float64
ROP5.1	Rate of penetration averaged over the last 5 m	อัตราการเจาะเฉลี่ยในช่วง 5 ม. ที่ผ่านมา	(m/hr)	float64
PEB	Photoelectric Bottom Total Count Rate	ค่าอัตราการนับโฟตอนจำนวนที่อยู่ในชั้นหิน	photon	float64
PEF	Photoelectric Factor filtered	ค่าการตรวจจับรังสีโฟโตอิเล็กตริก	photon	float64
TEMP_DNI.1	Direction and Inclination Sensor Temperature over the last 1 m	ค่าอุณหภูมิภายในหลุมเจาะที่วัดได้จาก Direction and Inclination Sensor ในช่วง 1 ม. ที่ผ่านมา	(degC)	float64

(ที่มา Schlumberger, 2019)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 3.2 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

### 3.2.1 การลบข้อมูลที่ซ้ำซ้อน (Duplicate Value)

ขั้นตอนแรกในการคัดเลือกตัวแปรคือการลบข้อมูลที่ซ้ำซ้อนด้วยการใช้ฟังก์ชัน “duplicated” ในการเรียนรู้ของเครื่องช่วยตรวจสอบ เนื่องจากข้อมูลดิบที่นำมาใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลดิบที่ได้มาจากเซนเซอร์ต่างๆของเครื่องมือที่ใช้ขณะทำการขุดเจาะ ซึ่งเครื่องมือจะทำการวัดและบันทึกข้อมูลตามระยะเวลาที่กำหนด ดังนั้นทุกครั้งเมื่อเกิดการถอนมาเปลี่ยนก้านเจาะเพื่อลงไปเจาะต่อ จึงเกิดการเก็บข้อมูลซ้ำในความลึกเดิม ซึ่งข้อมูลที่ซ้ำซ้อนเหล่านี้ทำให้ชุดข้อมูลหนักขึ้น อาจส่งผลให้แบบจำลองประมวลผลช้า และอาจทำให้แบบจำลองให้น้ำหนักกับข้อมูลนี้มากเกินไปจนไม่สะท้อนความเป็นจริง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องทำการตรวจสอบ และลบข้อมูลที่ซ้ำซ้อนก่อนนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการถัดไป โดยข้อมูลจากการเรียนรู้ของเครื่องช่วยตรวจสอบและลบออกจากชุดข้อมูลจะเป็นข้อมูลที่มีความสมบูรณ์น้อยที่สุดเมื่อเทียบกับระหว่างข้อมูลที่ซ้ำกัน โดยภายหลังจากทำการลบข้อมูลที่ซ้ำซ้อนด้วยการใช้ฟังก์ชัน “duplicated” แล้ว ข้อมูลดิบที่ได้จากการเก็บรวบรวมในการวิจัยครั้งนี้ ซึ่งมีจำนวนทั้งหมด 78,592 ข้อมูล 46 ตัวแปร จากขั้นตอนนี้จะคงเหลือข้อมูลทั้งสิ้นจำนวน 54,482 ข้อมูล 46 ตัวแปร เพื่อใช้สำหรับการวิจัยนี้

### 3.2.2 การตรวจสอบข้อมูลที่ขาดหายไปในแต่ละตัวแปร (Missing Value)

จากการสำรวจข้อมูลพบว่าไม่มีตัวแปรที่เป็นข้อมูล Unique นั่นก็คือตัวแปร WELL ซึ่งเป็นชื่อหลุมเจาะที่ทำการเก็บข้อมูล โดยตัวแปรนี้ไม่ส่งผลต่อค่า ECD โดยสิ้นเชิง ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการลบตัวแปรชื่อหลุมเจาะออกทำให้คงเหลือข้อมูลทั้งสิ้นจำนวน 54,482 ข้อมูล 45 ตัวแปร เข้าสู่กระบวนการตรวจสอบข้อมูล

จากนั้นทำการตรวจสอบข้อมูลที่ขาดหายไปในแต่ละตัวแปรด้วยการใช้ฟังก์ชัน “Missing Value” ในการเรียนรู้ของเครื่องช่วยตรวจสอบ และพบว่ามียังถึง 8 ตัวแปรที่มีข้อมูลขาดหายไป ได้แก่ตัวแปร TEMP\_DNI.1, PEF, ROP5.1, PEB, NEAR, FAR, DCAV และ BIT\_CONF โดยจากการตรวจสอบพบว่ามียังถึง 7 ตัวแปรที่ข้อมูลขาดหายไป 60-95 เปอร์เซ็นต์ ได้แก่ TEMP\_DNI.1, PEF, ROP5.1, PEB, NEAR, FAR, DCAV และอีกหนึ่งตัวแปรที่ข้อมูลขาดหายไปมากกว่า 7 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งก็คือตัวแปร BIT\_CONF ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.2 และ ตารางที่ 3.2

และจากการตรวจสอบเชิงทฤษฎีพบว่าทั้ง 8 ตัวแปรนี้ไม่มีความเกี่ยวข้องกับค่า ECD ทั้งทางตรง (Gerald Raabe and Scott Jortner, 2022) และทางอ้อมอย่างมีนัยยะ (Arild Saasen, 2013) ดังนั้นเพื่อความแม่นยำของแบบจำลองจึงทำการตัดตัวแปร 8 ตัวแปรนี้ออก เพื่อให้แน่ใจว่าแบบจำลองที่ได้มีความถูกต้องแม่นยำ ทำให้เหลือตัวแปรลดลงจาก 45 ตัวแปร เหลือจำนวน 37 ตัวแปรเข้าสู่กระบวนการต่อไป

```
#Cross check missing value

def examine_missing_values(Data):
    data_na= Data.isnull().sum().sort_values(ascending=False)
    data_na_percent = (Data.isnull().sum()/len(Data)*100).sort_values(ascending=False)
    missing_data = pd.concat([data_na, data_na_percent], axis=1, keys=['Total', 'Percent'])
    return missing_data

missing_data = examine_missing_values(Data)
missing_data.head(50)
```

	Total	Percent
TEMP_DNI.1	51633	94.770750
PEF	50919	93.460225
ROP5.1	50141	92.032231
PEB	47400	87.001211
NEAR	34456	63.242906
FAR	34456	63.242906
DCAV	34456	63.242906
BIT_CONF	4341	7.967769
P16H	0	0.000000
A16H	0	0.000000

รูปที่ 3.2 การตรวจสอบข้อมูลที่ขาดหายไปของแต่ละตัวแปร (Missing Value)

### 3.3 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

เมื่อทำการเตรียมข้อมูลเสร็จสิ้นแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือกระบวนการตรวจจับ แก้ไข ลบ หรือ แทนที่ข้อมูลดิบที่เสียหายหรือไม่ถูกต้อง โดยชุดข้อมูลที่พร้อมสำหรับการนำไปใช้งานจะต้องมีความสอดคล้องกับความเป็นจริงมากที่สุด ซึ่งจัดการได้โดยการแก้ไขข้อมูลที่ผิดปกติ (Error) เนื่องจากข้อมูลที่ได้มาจากเซนเซอร์ต่างๆ ของเครื่องมือหลายครั้งเมื่อเครื่องมือทำงานขัดข้อง หรือล้มเหลวในการอ่านข้อมูล ซึ่งส่งผลให้ค่าที่อ่านได้จากเครื่องมือมีความผิดปกติ และโดยปกติแล้วเครื่องมือที่ใช้ในกระบวนการขุดเจาะจะถูกตั้งค่าที่อ่านไม่ได้ หรือตั้งค่าค่าที่อ่านได้ผิดปกติเป็นค่าเดียวกัน ซึ่งก็คือค่า -999.25 ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.3 เพื่อให้ง่ายต่อการทำความสะอาดข้อมูลด้วยการลบข้อมูลชุดนั้น ออก ก่อนเข้าดำเนินการในขั้นตอนถัดไปในการแปรผลข้อมูล และนำไปคำนวณหาสิ่งที่ต้องการ โดยเฉพาะข้อมูลเชิงธรณีวิทยา เช่น ชนิดของปิโตรเลียม ความพรุนของชั้นหิน ค่าความอิ่มตัวของน้ำ (Water Saturation) เป็นต้น

เนื่องจากโดยทั่วไปแล้วในแต่ละครั้งที่เครื่องมือเกิดทำงานขัดข้อง หรือเกิดความล้มเหลว หรือ สูญเสียความสามารถในการอ่านและบันทึกข้อมูล จะส่งผลต่อค่าต่างๆ ที่สามารถอ่านได้จากเครื่องมือ ในช่วงเวลานั้นๆ ทั้งหมด เช่น เมื่อเครื่องมือ MWD ทำงานผิดปกติ ค่าการวัดที่เกี่ยวข้องกับทิศทางของ หลุมเจาะก็จะแสดงค่าที่อ่านได้เป็นค่า Error ทั้งหมด และหากเครื่องมือ LWD ทำงานผิดปกติ ค่าการวัด ที่เกี่ยวกับธรณีวิทยาของหลุมเจาะก็จะแสดงค่า Error ทั้งหมดเช่นเดียวกัน ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

^VERSION INFORMATION										
VERS	.		2	:CWLS	Log	ASCII	Standard	-	VERSION	2
WRAP	.	NO		:One	Line	per	Depth	step		
PROD	.			:Technology	Corp.	:LAS	Producer			
PROG	.	Horizon		:LASWriter	11.1.2119	:LAS	Program	name	and	version
SOURCE.	Run	5-Drilling		:Run&Pass	Information					
CREA	.		9/28/2022	:LAS	Creation	date	{MM/DD/YYYY}			
#-----										
^WELL INFORMATION										
#MNE	.UNIT	DATA		:DESCRIPTION						
#----										
STRT	.m		2371.4964	:START	DEPTH					
STOP	.m		3493.77	:STOP	DEPTH					
STEP	.m		0.1524	:STEP						
NULL	.		-999.25	:NULL	VALUE					
COMP	.			:ENERGY	DEVELOPM	COMPANY:	COMPANY			
WELL	.			:WELL	NAME					

รูปที่ 3.3 การตั้งค่าค่าที่อ่านได้ในกรณีที่เครื่องมือทำงานผิดปกติจากพนักงานวัดและบันทึกค่าตัวแปร ในระหว่างกระบวนการชุดเจาะ (The Default of Error Data Setup Format)

	DEPT	BIT_DEPTH	HDTH	TVD	ROP	BLKP	HKLA	STOR	SWOB	TFLO
count	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000	54482.000000
mean	2894.694909	2894.694922	2894.694900	2092.435544	55.082417	15.773691	153.939577	12.150082	13.411037	958.840189
std	550.908304	550.908304	550.908336	323.747916	29.299811	8.390574	22.031191	14.799051	6.820602	114.021901
min	1600.047600	1600.071000	1599.998000	1430.957990	0.643080	0.501750	-91.396470	-999.250000	-999.250000	-999.250000
25%	2556.205200	2556.205000	2556.205000	1831.593870	31.580858	8.517152	138.001450	10.015030	10.801250	848.859200
50%	2919.374400	2919.376500	2919.376500	2112.226385	53.715910	15.764490	162.846870	12.375390	13.857100	996.751200
75%	3316.528800	3316.528000	3316.528000	2327.228520	75.628205	23.032328	168.758477	14.660567	16.511100	1049.344000
max	3960.876000	3960.877000	3960.877000	2786.200980	539.473200	31.398540	213.775070	23.067940	231.184660	2972.528000

รูปที่ 3.4 ค่าที่อ่านได้ในกรณีที่เครื่องมือทำงานผิดปกติในระหว่างกระบวนการชุดเจาะ (The Default of Error Data)

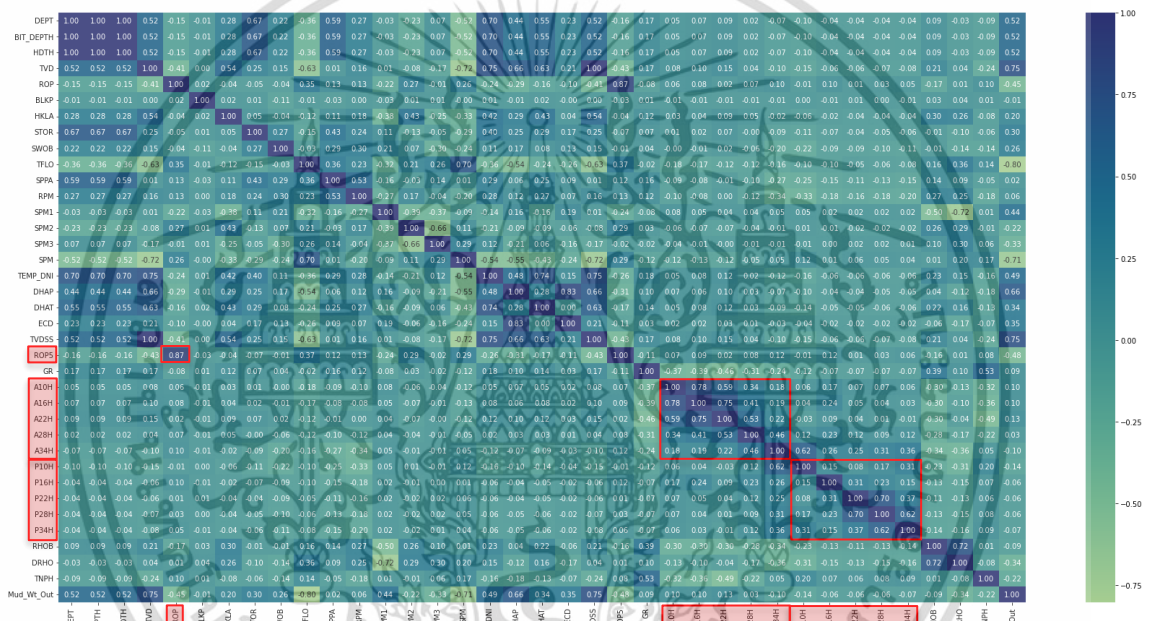
จากเหตุผลข้างต้นที่แสดงให้เห็นว่าในการเกิดค่า Error แต่ละครั้งจะทำให้ตัวแปรต่างๆที่อ่านได้เกิดความเสียหายไปมากกว่า 50 เปอร์เซ็นต์ ดังนั้นเพื่อให้ข้อมูลที่พร้อมสำหรับการนำไปใช้งานมีความสอดคล้องกับความเป็นจริงมากที่สุด ผู้วิจัยทำความสะอาดข้อมูลชุดนี้ด้วยการตัดข้อมูล Error เหล่านี้ออกจากชุดข้อมูลทั้งหมด โดยการตัดข้อมูลชุดนั้นออกทั้งหมด ซึ่งภายหลังจากทำการตัดข้อมูล Error เหล่านี้ออกแล้ว จะเหลือข้อมูลเพื่อนำไปเข้าสู่กระบวนการต่อไปทั้งสิ้นจำนวน 48,579 ข้อมูล 37 ตัวแปร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4 การคัดเลือกตัวแปร (Features Selection)

หลังจากนั้นนำตัวแปรที่เหลือจำนวน 37 ตัวแปร เข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) โดยทำการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของตัวแปรในตัวแบบที่ใช้ในการศึกษา ดังที่แสดงไว้ในรูปภาพที่ 3.5 เพื่อป้องกันการเกิด Multicollinearity

การศึกษา Multicollinearity คือการศึกษาการมีสหสัมพันธ์ต่อกันเองในระดับที่สูงระหว่างตัวแปรอิสระมากกว่า 2 ตัวขึ้นไป ซึ่งอาจส่งผลให้สมการตัวแบบที่ใช้ในการทำนายตัวแปรตามมีความคลาดเคลื่อน ดังนั้นจึงต้องทำการตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระเพื่อให้แน่ใจว่า ตัวแปรอิสระจะสามารถคงอยู่ในสมการตัวแบบได้ก็ต่อเมื่อตัวแปรสองตัวมีความสัมพันธ์กันน้อยหรือไม่มี ความสัมพันธ์ต่อกันเลยเท่านั้น



รูปที่ 3.5 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของ 37 ตัวแปร (Correlation Analysis)

จากการใช้การตรวจสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ด้วยวิธี Correlation Matrix จากการใช้ฟังก์ชัน Seaborn's Heatmap เมื่อพิจารณาจากผลลัพธ์ที่ได้ ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.5 และอ้างอิงจากหลักการประเมินค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ตามตารางที่ 2.1 พบว่าตัวแปรอิสระที่เป็นข้อมูลเกี่ยวกับคุณสมบัติของชั้นหินส่วนมากมักมีความสัมพันธ์ต่อกันเองโดยมีค่า Correlation ต่อกันสูงถึง 0.8 - 0.99 และมีความสัมพันธ์ต่อค่า ECD น้อย โดยมิตค่า Correlation ต่อกันเพียง 0 - 0.02 ได้แก่ตัวแปร A10H A16H A22H A28H และ A34H ที่

นอกจากนี้ตัวแปร P10H P16H P22H P28H และ P34H ยังมีความสัมพันธ์ต่อกันโดยมีค่า Correlation ต่อกันสูงสุดถึง 0.7 โดยที่ตัวแปร ROP และ ROP5 ซึ่งเป็นตัวแปรชนิดเดียวกันแต่ต่างกัน

ที่ ROP จะเป็นอัตราความเร็วที่ใช้ในการขุดเจาะ ณ เวลาที่ทำการเก็บข้อมูล แต่ ROP5 จะเป็นอัตราเอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความเร็วเฉลี่ยที่ใช้ในการขุดเจาะในทุกๆระยะการเจาะ 5 ฟุต ดังนั้นจึงมีค่า Correlation ต่อกันสูงถึง 0.87 และตัวแปร SPM SPM1 SPM2 SPM3 จากการสำรวจข้อมูลพบว่าผลรวมของตัวแปร SPM1 SPM2 SPM3 จะเท่ากับตัวแปร SPM

จากข้อมูลข้างต้นเพื่อป้องกันไม่เกิด Multicollinearity ผู้วิจัยจึงทำการตัด 12 ตัวแปรได้แก่ ตัวแปร A16H A22H A28H A34H P16H P22H P28H P34H ROP5 SPM1 SPM2 และ SPM ออก และคงไว้เพียงตัวแปร A10H P10H ROP และ SPM เพื่อป้องกันตัวแปรเหล่านี้ส่งผลกระทบต่อ การวิเคราะห์และทำนายค่า ECD ของแบบจำลอง ทำให้คงเหลือเพียง 25 ตัวแปรอิสระสำคัญ ดังแสดงใน ตารางที่ 3.2 และแสดงการวิเคราะห์ทางสถิติของ 25 ตัวแปรอิสระแบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 3.3 เพื่อนำเข้าสู่แบบจำลองในการวิเคราะห์และทำนายค่า ECD ในขั้นตอนต่อไป

ตารางที่ 3.2 ตัวแปรสำคัญที่ถูกคัดเลือก 25 ตัวแปรที่ผ่านการใช้ในการเรียนรู้เพื่อทำนายค่า ECD ของอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่อง (The Input Data Selected Based on Experts)

อักษรย่อ	Count	Missing Value	ชนิดของข้อมูล
DEPT	48,579	Non-Null	float64
BIT_DEPTH	48,579	Non-Null	float64
HDTH	48,579	Non-Null	float64
TVD	48,579	Non-Null	float64
ROP	48,579	Non-Null	float64
BLKP	48,579	Non-Null	float64
HKLA	48,579	Non-Null	float64
STOR	48,579	Non-Null	float64
SWOB	48,579	Non-Null	float64
TFLO	48,579	Non-Null	float64
SPPA	48,579	Non-Null	float64
RPM	48,579	Non-Null	float64
SPM	48,579	Non-Null	float64
TEMP_DNI	48,579	Non-Null	float64
DHAP	48,579	Non-Null	float64
DHAT	48,579	Non-Null	float64
ECD	48,579	Non-Null	float64

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.2 25 ตัวแปรสำคัญที่ผ่านการใช้ในการเรียนรู้ วิเคราะห์ และทำนายค่า ECD  
ของการเรียนรู้ของเครื่องอัลกอริทึม (The input data selected based on experts)  
(ต่อ1)

อักษรย่อ	Count	Missing Value	ชนิดของข้อมูล
TVDSS	48,579	Non-Null	float64
GR	48,579	Non-Null	float64
A10H	48,579	Non-Null	float64
P10H	48,579	Non-Null	float64
RHOB	48,579	Non-Null	float64
DRHO	48,579	Non-Null	float64
TNPH	48,579	Non-Null	float64
Mud_Wt_Out	48,579	Non-Null	float64

ตารางที่ 3.3 การวิเคราะห์ทางสถิติของ 25 ตัวแปรอิสระที่ใช้ในการทำนายค่า ECD  
(Statistical Analysis for the Models' Data)

index	count	mean	std	min	max
DEPT (m)	48,579	2,827.88	538.21	1,600.05	3,960.88
BIT_DEPTH (m)	48,579	2,827.88	538.21	1,600.07	3,960.88
HDTH (m)	48,579	2,827.88	538.21	1,600.00	3,960.88
TVD (m)	48,579	2,062.27	322.39	1,430.96	2,786.20
ROP (m/hr)	48,579	54.55	29.23	0.64	539.47
BLKP (m)	48,579	15.79	8.38	0.50	31.40
SPM (stroke/min)	48,579	73.85	12.14	0.00	218.65
TEMP_DNI (degC)	48,579	133.46	14.70	1.50	190.50
DHAP (psi)	48,579	4,240.77	1,344.51	419.00	7,522.22
DHAT (degC)	48,579	132.99	16.39	-52.00	197.00
P10H (ohm.m)	48,579	41.02	423.28	0.10	5,000.00
TVDSS (m)	48,579	2,030.88	322.40	1,399.54	2,754.65

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

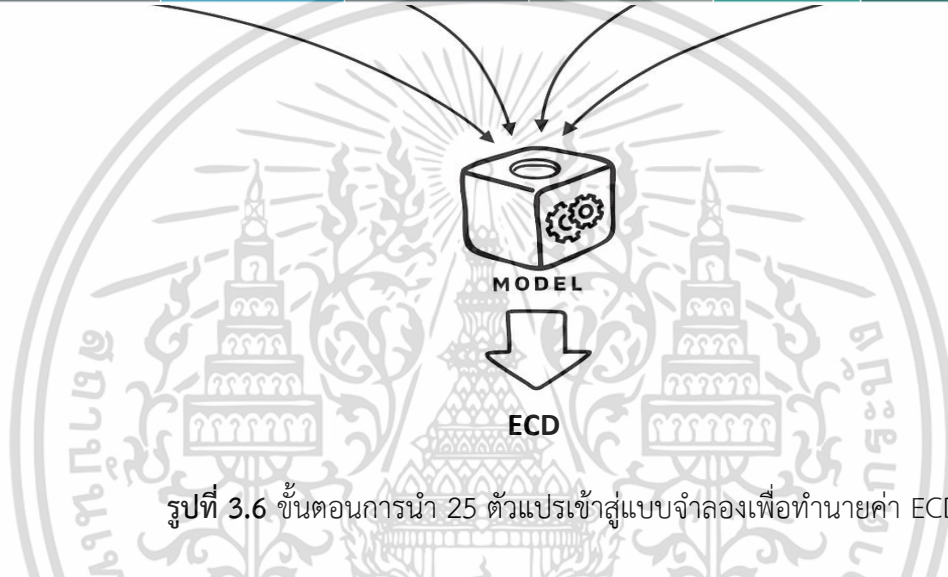
ตารางที่ 3.3 การวิเคราะห์ทางสถิติของ 25 ตัวแปรอิสระแบบจำลอง

(Statistical Analysis for the Models' Data) (ต่อ)

index	count	mean	std	min	max
HKLA (lbf)	48,579	153.44	22.93	-91.40	213.78
TFLO (L/min)	48,579	967.89	109.16	0.00	2,972.53
SPPA (psi)	48,579	2,715.69	407.15	54.19	3,856.88
RPM (round/min)	48,579	166.55	25.05	0.00	200.71
RHOB (SG)	48,579	2.49	0.17	-3.89	3.05
Mud_Wt_Out (SG)	48,579	1.25	0.13	1.03	1.57
STOR (ft-lbf)	48,579	12.15	3.59	0.00	23.07
SWOB (lbf)	48,579	13.58	5.29	0.00	231.18
GR (gAPI)	48,579	123.55	36.67	24.48	384.81
A10H (ohm.m)	48,579	4.61	6.37	0.10	150.00
DRHO (SG)	48,579	-0.02	0.22	-6.87	0.71
TNPH (ratio: m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	48,579	0.26	0.06	0.04	0.58
ECD (SG)	48,579	1.44	0.36	0.11	1.90

ซึ่งจากข้อมูลการวิเคราะห์ทางสถิติของ 25 ตัวแปรอิสระตามที่แสดงในตารางที่ 3.3 พบว่า ข้อมูลที่ผ่านการเตรียมข้อมูลมาแล้วไม่ปรากฏค่าผิดปกติทางสถิติ ดังนั้นขั้นตอนต่อไปคือการนำชุดข้อมูลนี้ ซึ่งประกอบไปด้วยตัวแปรต่างๆ ได้แก่ คุณสมบัติของน้ำโคลน ความหนาแน่น อัตราการสูบน้ำโคลน แรงดันในหลุมเจาะ อุณหภูมิในหลุมเจาะ ความเร็วในการเจาะ น้ำหนักที่กดทับบนหัวเจาะ รอบการหมุนของก้านเจาะ แรงบิดของก้านเจาะ ความสามารถของชั้นหินในการต้านกระแสไฟฟ้า การวัดคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของชั้นหิน คำนวตรอนของชั้นหิน และค่าความหนาแน่นของความพรุนในชั้นหิน และ 1 ตัวแปรตาม ซึ่งก็คือค่า ECD นำไปฝึกและทดสอบในการวิเคราะห์และทำนายค่า ECD ของแบบจำลองต่อไป ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 3.6

Annulus Pressure	Bulk Density Corre...	Hole Depth	Pumps Stroke Rate	Surface Tor...	Temperature	Thermal Ne...
Annulus Temperat...	Drill Bit Depth	Hookload	ROP			
Attenuation Resist...	Gamma Ray	Mud Density	RPM	Total Depth	TVD	TVDSS
Bulk Density	Height of Block	Phase Shift Resist...	Standpipe Pressure	Total flow rate		
					WOB	



รูปที่ 3.6 ขั้นตอนการนำ 25 ตัวแปรเข้าสู่แบบจำลองเพื่อทำนายค่า ECD

### 3.5 เทคนิคที่นำมาใช้ในการศึกษา

โดยใช้อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีการดังนี้ ได้แก่ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression) วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF) วิธีเกรเดียนต์บูสต์ติง (Gradient Boosting: GBM) วิธีกราดิเียนต์บูสต์ติงแบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting: XGboost) และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) โดย 80เปอร์เซ็นต์ของชุดข้อมูลจะถูกใช้สำหรับการฝึกอบรมและการตรวจสอบตามอัลกอริทึม และชุดข้อมูลที่เหลืออีก 20เปอร์เซ็นต์ จะถูกสงวนไว้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง จากนั้นทำการเปรียบเทียบด้วยการทดสอบทางสถิติเพื่อประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง ได้แก่ การใช้รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $R^2$ ) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองอัลกอริธึมของวิธี ANN วิธี SVM วิธี Random Forest และวิธี Random Forest เป็นเพียงสามวิธีจากแปดวิธีที่ได้รับคัดเลือกเพื่อทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างผลการทดลองกับผลการวิจัยในเอกสารงานวิจัย เนื่องจากในเอกสารวิจัยมีข้อมูลเฉพาะวิธี SVM วิธี Random Forest และวิธี Random Forest เท่านั้น

### 3.5.1 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

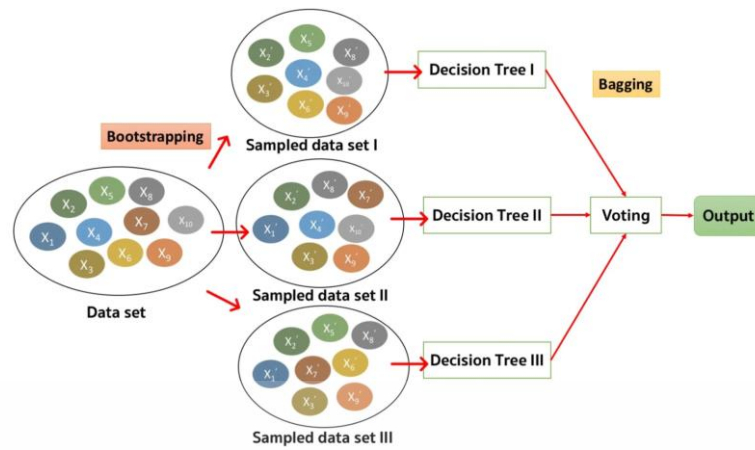
แบบจำลองวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) ซึ่งเป็นวิธีที่อัลกอริธึมใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์เพื่อใช้ในการตัดสินใจนั้น สามารถใช้ได้ทั้งกับปัญหาด้านการจำแนกประเภท (Classification) และปัญหาด้านการถดถอย (Regression) ในด้านการคาดการณ์ด้วยวิธีการถดถอยแบบ SVM นั้น เป็นการค้นหาเส้นกราฟที่ดีที่สุดในสองมิติ หรือเป็นการค้นหาเส้นไฮเปอร์เพลนที่ดีที่สุดมิติที่มากขึ้นโดยครอบคลุมจำนวนข้อมูลได้มากที่สุด ซึ่งอัลกอริธึมนี้ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลต่างๆ ในการค้นหาไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด (M. Awad and R. Khanna, 2015) และในการศึกษาค้นคว้าการถดถอยแบบ SVM นี้ได้ใช้ทั้งค่าเริ่มต้นของแบบจำลอง SVM และใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลที่แตกต่างกันสามแบบ ได้แก่ ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น ฟังก์ชันเคอร์เนลพหุนาม (ดีกรี = 3) และ Gaussian Radial Basis Function (RBF) ในการค้นคว้าโดยใช้ค่าเริ่มต้น ซึ่งมีการตั้งค่าตัวแปรต่างๆ ดังนี้ ตั้งค่าค่าคงที่ที่ใช้กำหนดความเหมาะสมระหว่างค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (Soft Margin Constant: C) เท่ากับ 1.0 ตั้งค่าดีกรี (Degree) เท่ากับ 3 และตั้งค่าขนาดของเวกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (Gamma:  $\epsilon$ ) เท่ากับ 'scale'

### 3.5.2 วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF)

วิธีถัดมาคือวิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF) คือขั้นตอนวิธีหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องที่นิยมใช้มากใช้ได้ดีในหลายๆ ปัญหา ทั้งกับปัญหาแบบสำหรับการถดถอย (Regression) และสำหรับการจำแนกประเภท (Classification) โดย Random Forest เป็นอีกหนึ่งวิธีที่อัลกอริธึมใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์เพื่อใช้ในการตัดสินใจด้วยการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees) หลายๆ ชุด และวิธีที่ให้ผลลัพธ์ในการจัดกลุ่ม (สำหรับการจำแนกประเภท) หรือการหาค่าเฉลี่ยของคำตอบที่ได้จากการทำนายค่า (สำหรับการถดถอย) จากการรวบรวมผลการทำนายจาก DT หลายๆ ตัวเข้าด้วยกันช่วยให้ Random Forest สามารถคาดการณ์คำตอบได้แม่นยำมากยิ่งขึ้นเมื่อเทียบกับการทำนายด้วย DT เพียงชุดเดียว (A. Cutler D. R. Cutler. Et al. 2018)

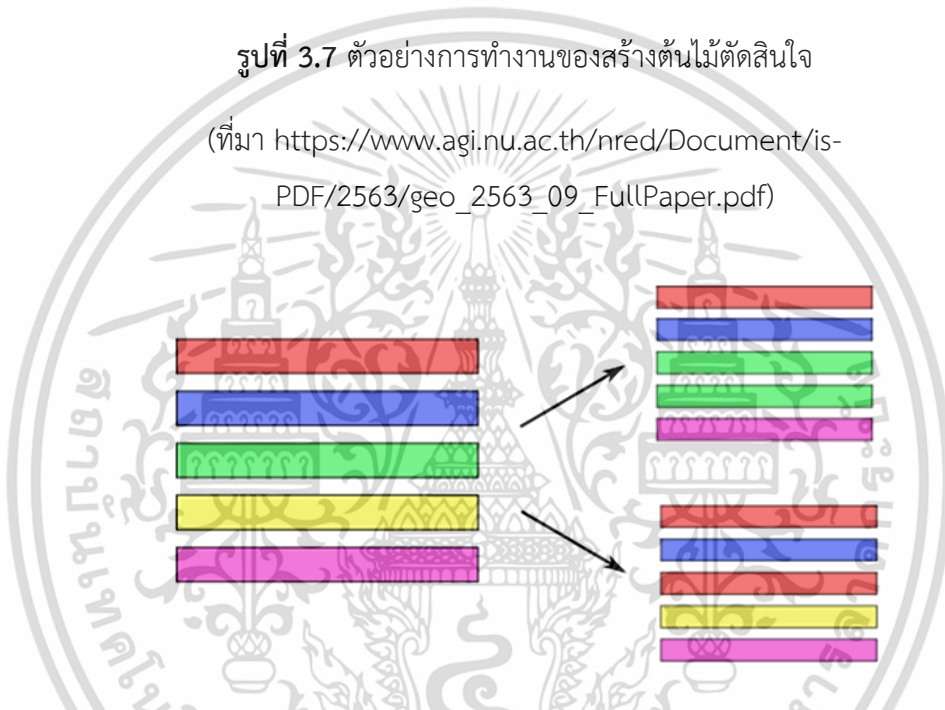
โดย DT แต่ละต้นจะได้รับคุณลักษณะ (Feature) และข้อมูล (Data) ที่ไม่เหมือนกันทั้งหมดเพื่อทำให้ได้ต้นไม้ที่มีความหลากหลายและมีความอิสระต่อกันมากขึ้น โดยหลักการทำ Random Forest ตามตัวอย่างการแบ่งข้อมูล และการสุ่มเลือก feature แสดงดังรูปภาพที่ 3.7 3.8 และ 3.9 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



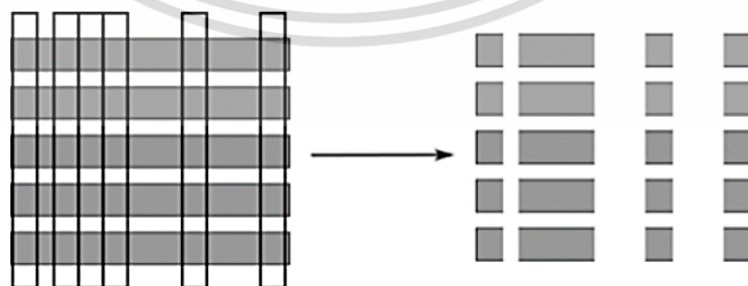
รูปที่ 3.7 ตัวอย่างการทำงานของสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

(ที่มา [https://www.agi.nu.ac.th/nred/Document/is-PDF/2563/geo\\_2563\\_09\\_FullPaper.pdf](https://www.agi.nu.ac.th/nred/Document/is-PDF/2563/geo_2563_09_FullPaper.pdf))



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

(ที่มา <https://csit.nu.ac.th/kraisak/ds/ds/chapter05/Chapter05.pdf>)



รูปที่ 3.9 ตัวอย่างการทำ Random Sample Feature ของต้นไม้ตัดสินใจ

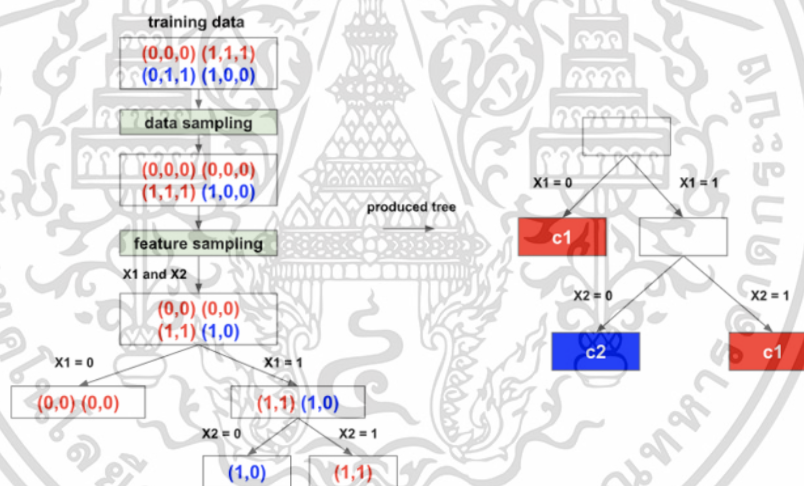
(ที่มา <https://csit.nu.ac.th/kraisak/ds/ds/chapter05/Chapter05.pdf>)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนเวลาหรือบริการเชิงงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งการทำงานของ Random Forest จะเริ่มต้นจากขั้นตอนดังนี้

1. ทำการสุ่มเลือก Feature และ Data จากชุดข้อมูลทั้งหมดที่มี
2. สร้างต้นไม้ตัดสินใจจากชุดข้อมูลตัวอย่างแต่ละชุด และหาค่าทำนายจากต้นไม้แต่ละต้น
3. เลือกจำนวนต้นไม้ตัดสินใจที่ต้องการ จากนั้นทำซ้ำในขั้นตอนที่ 1 และ 2 ในการสร้างต้นไม้
4. หาค่าทำนาย โดยค่าทำนายที่ได้จะเป็นการให้ต้นไม้ตัดสินใจแต่ละต้นหาค่าทำนายของใคร

ของมัน จนได้ค่าทำนายสุดท้าย ในกรณีที่เป็นปัญหาเป็นการจำแนก (Classification) จะใช้วิธีผลโหวตมากที่สุด (Majority Vote) โดยค่าทำนายของต้นไม้ตัดสินใจต้นได้รับค่าผลโหวตมากที่สุด จะถูกเลือกให้เป็นค่าทำนายของปัญหา แต่ถ้าเป็นปัญหาวิเคราะห์การถดถอย (Regression) จะใช้วิธีคำนวณหาค่าเฉลี่ย (Mean) โดยนำเอาค่าทำนายของทุกต้นไม้ตัดสินใจมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยเพื่อแสดงเป็นค่าทำนายของปัญหา โดยการศึกษาค้นคว้าด้วย Random Forest นี้ได้ใช้ฟังก์ชันการถดถอยในการทำนายค่า ECD โดยใช้จำนวนต้นไม้ใน Random Forest (Number of Estimators) เท่ากับ 50 60 70 80 90 100 150 และ 200 ซึ่งตัวอย่างขั้นตอนการทำงานของ Random Forest แสดงดังรูปภาพที่ 3.10



รูปที่ 3.10 ตัวอย่างขั้นตอนการทำงานของเทคนิค Random Forest

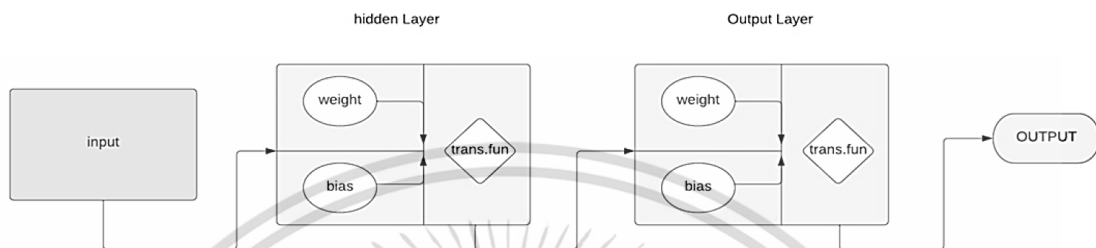
(ที่มา <https://csit.nu.ac.th/kraisak/ds/ds/chapter05/Chapter05.pdf>)

### 3.5.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)

วิธีถัดมาคือวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) ซึ่งเป็นอนุกรมของอัลกอริธึมที่ระบุถึงความสัมพันธ์ระหว่างชุดของการนำเข้าและการแสดงผลข้อมูล โดยการจำลองการทำงานของอัลกอริธึมเลียนแบบสมองมนุษย์ ซึ่งอัลกอริธึมนี้ประกอบไปด้วยชั้นนำเข้าข้อมูล ชั้นแสดงผลข้อมูล และยังมีชั้นที่ซ่อนตัวอยู่อย่างน้อยอีกหนึ่งชั้น ซึ่งแต่ละชั้นจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทจำนวนหนึ่ง โดยชั้นนำเข้าข้อมูลจะทำการรับข้อมูลเข้ามาแล้วทำการคำนวณภายในชั้นให้

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เสร็จทั้งหมด โดยในการศึกษาค้นคว้านี้ได้ทำการตรวจสอบถึงการเชื่อมต่ออย่างเต็มประสิทธิภาพของวิธี ANN ระหว่างชั้นที่ซ่อนตัวอยู่ (Hidden Layer) จำนวนเซลล์ประสาท (Neurons of Each Layer) และอัตราการเรียนรู้ (Sigmoid Activation Function) และการคำนวณต่างๆที่ผ่านการตรวจสอบแล้ว เพื่อทำนายค่า ECD จากนั้นจะส่งไปยังชั้นแสดงผลข้อมูลเพื่อแสดงผลลัพธ์ที่ต้องการ (C. Gallo, 2015) ตามโครงสร้างของอัลกอริธึม ANN ที่แสดงในรูปรูปภาพที่ 3.11



รูปที่ 3.11 โครงสร้างของอัลกอริธึม ANN (ANN Architecture)

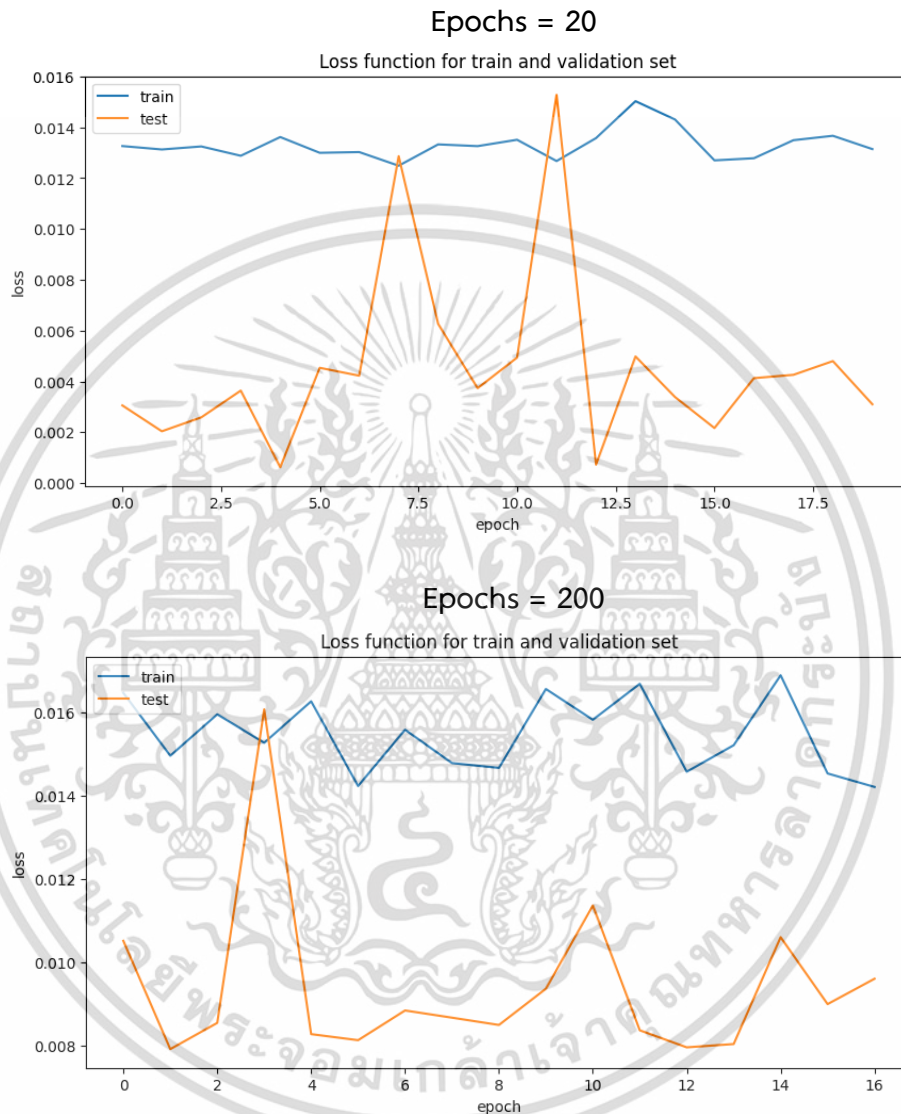
ในขั้นตอนแรกของการพัฒนาแบบจำลองนี้ ผู้วิจัยได้เริ่มต้นสร้างแบบจำลอง ANN โดยการกำหนดจำนวน hidden layer เท่ากับ 1 และกำหนดจำนวน neurons ในแต่ละ hidden layer เท่ากับ 30 จากนั้นนำแบบจำลองที่ได้ไปฝึก และปรับแต่ง (Training and Tuning ANN for Regression) ด้วยการกำหนดจำนวน hidden layer เท่ากับ 1, 2, 3, 5, 15, 25, 35, 45 และกำหนดจำนวน neurons ในแต่ละ Hidden Layer เท่ากับ 3, 5, 15, 30, 45 โดยใช้การ Tuning hyperparameter ด้วยอัลกอริธึมแบบ RandomizedSearchCV ซึ่งเป็นการทำ Random Search จากการใช้ Library จาก Scikit-learn เพื่อหาค่าของจำนวน hidden layer ละจำนวน neurons ในแต่ละ hidden layer ที่ทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพการทำนายดีที่สุด (Best Parameters) เพื่อให้ได้ผลที่ดีที่สุดในการนำมาทดสอบความแม่นยำกับชุดข้อมูลแบบทดสอบ โดยประเมินความแม่นยำด้วยค่า MSE และ RMSE

ซึ่งแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อใช้ การวนซ้ำจำนวน 20 รอบ (Epochs = 20) คือแบบจำลองที่ใช้จำนวน Hidden Layer เท่ากับ 3 และจำนวน neurons ในแต่ละ Hidden Layer เท่ากับ 45 และแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อใช้ การวนซ้ำจำนวน 200 รอบ (Epochs = 200) คือแบบจำลองที่ใช้จำนวน Hidden Layer เท่ากับ 5 และจำนวน Neurons ในแต่ละ Hidden Layer เท่ากับ 15

จากนั้นนำแบบจำลอง ANN ที่มีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD ดีที่สุดทั้ง 2 แบบจำลองไปพัฒนาให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD ดียิ่งขึ้นด้วยการคำนวณฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) โดยที่ฟังก์ชันการสูญเสียเป็นการคำนวณคะแนนที่เรียกว่าคะแนนการสูญเสียระหว่างค่าที่คาดการณ์ไว้และค่าความจริงพื้นฐาน สิ่งนี้เรียกว่าข้อผิดพลาดของแบบจำลอง ฟังก์ชันการสูญเสียจะบันทึกว่าแบบจำลองทำงานได้ดีเพียงใดในการวนซ้ำแต่ละครั้ง ซึ่งใช้คะแนนการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สูญเสียเป็นสัญญาณบ่อนกลับเพื่ออัปเดตพารามิเตอร์ในส่วน Backpropagation และค่าในอุดมคติของฟังก์ชันการสูญเสียคือศูนย์ (0) โดยเป้าหมายของฟังก์ชันคือการลดฟังก์ชันการสูญเสียให้ใกล้ 0 ในการวนซ้ำแต่ละครั้ง เพื่อให้แบบจำลองคาดการณ์ได้ดีขึ้นซึ่งใกล้เคียงกับค่าความจริงพื้นฐาน และแบบจำลองที่ให้ผลในการคำนวณฟังก์ชันการสูญเสีย



รูปที่ 3.12 การเปรียบเทียบของ Loss function for Train and Validation Set ระหว่าง Epoch = 20 และ Epoch = 200

จากการคำนวณฟังก์ชันการสูญเสียพบว่าในการทำนายค่า ECD โดยให้แบบจำลองเรียนรู้ด้วยการวนซ้ำจำนวน 20 รอบ มีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD ดีกว่าการคำนวณการสูญเสียด้วยการให้แบบจำลองวนซ้ำจำนวน 200 รอบ ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.14 และตารางที่ 3.4 ดังนั้นการให้แบบจำลองเรียนรู้ด้วยการวนซ้ำจำนวน 20 รอบ จึงเหมาะสมในการนำไปพัฒนาและทำนายค่า ECD

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

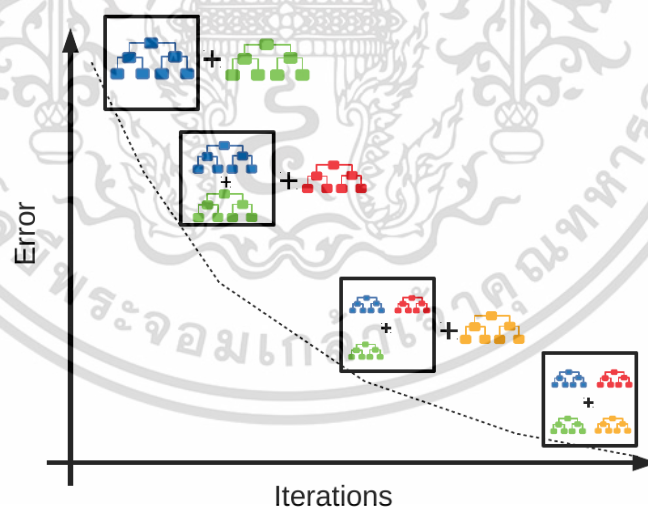
ตารางที่ 3.4 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่า ECD ของแบบจำลอง ANN ระหว่าง Epoch = 20 และ Epoch = 200 (ANN Models Performance Comparison)

แบบจำลอง	ผลการประเมินแบบจำลอง			
	MSE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>
Epoch = 20	0.004838	0.015784	0.069557	0.960218
Epoch = 200	0.005285	0.017568	0.072698	0.950762

### 3.5.4 วิธีกราดิเอนต์บูสตีง (Gradient Boosting: GBM)

วิธีการกราดิเอนต์บูสตีง (Gradient Boosting: GBM) เป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับแก้ปัญหาการถดถอย และการจำแนกประเภท (Classification) GBM จะสร้างโครงสร้างการถดถอยตามลำดับ ซึ่ง GBM ใช้เทคนิคการเพิ่มการรวมจำนวน classifier ที่มีความแม่นยำต่ำ เพื่อสร้างเป็น classifier ใหม่โดยต้นไม้ในลำดับต่อไปจะถูกสร้างจากข้อผิดพลาดจากการคำนวณต้นไม้ก่อนหน้าโดยใช้อัลกอริธึม Levelwise ในการสร้างต้นไม้

Gradient boosting เลือกวิธีการในการ Optimise โดยการพยายาม Classification ใหม่แต่ละตัว ทำให้มีความแม่นยำมากขึ้นเรื่อยๆ โดยเรียนรู้จากค่าความคลาดเคลื่อนสะสมที่เกิดจากการทำนายของ Instance ก่อนหน้า ดังแสดงโครงสร้างของวิธีกราดิเอนต์บูสตีงในรูปภาพที่ 3.15



รูปที่ 3.13 การวนซ้ำของกระบวนการทำงานของอัลกอริธึม Gradient Boosting ในแต่ละครั้ง (A Common Illustration of the Each Iteration of the Gradient Boosting Algorithm Process)

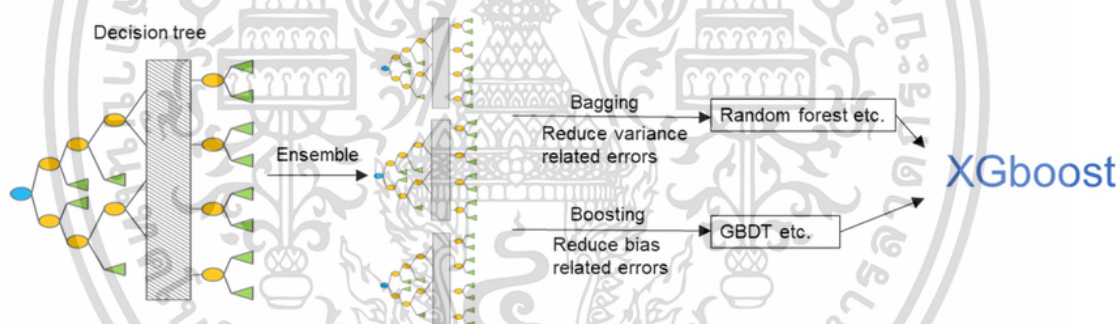
(ที่มา <http://tvas.me/articles/2019/08/26/Block-Distributed-Gradient-Boosted-Trees.html>)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.5.5 วิธีกราดิเอนต์บูสต์แบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting: XGBoost)

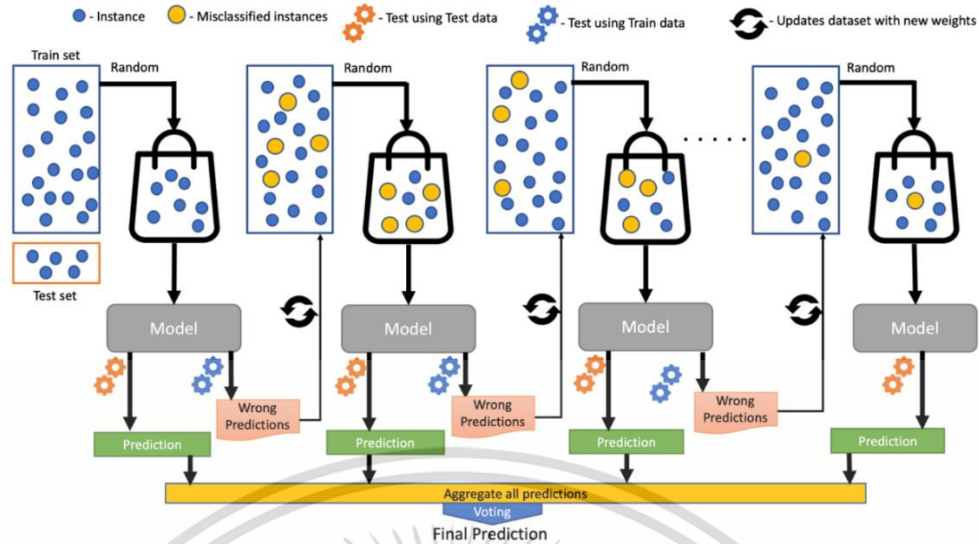
วิธีเอ็กซ์ตรีมการกราดิเอนต์บูสต์ (Extreme Gradient Boosting: XGBoost) เป็นแบบจำลองที่นำเอาต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) มาฝึกต่อๆ กันหลายๆ ต้น โดยที่ต้นไม้แต่ละต้นจะเรียนรู้จากความผิดพลาด (Error) ของต้นก่อนหน้า

ซึ่งวิธีกราดิเอนต์บูสต์จะใช้หลักการสร้างต้นไม้แต่ละต้นแบบเรียงลำดับ (Sequence) โดยข้อมูลนำเข้า (Input) ของต้นไม้แต่ละต้นจะเป็นข้อมูลออก (Output) ของต้นไม้ก่อนหน้า โดยใช้วิธี Gradient Descent ทำให้ความแม่นยำในการทำ Prediction แม่นยำมากขึ้นไปเรื่อยๆ เมื่อมีการเรียนรู้ของต้นไม้ต่อเนื่องกันจนมีความลึกมากพอ และแบบจำลองจะหยุดเรียนรู้เมื่อไม่เหลือรูปแบบ (Pattern) ของความผิดพลาด (Error) จากต้นไม้ก่อนหน้าให้เรียนรู้แล้ว แล้วนำผลลัพธ์ที่ได้มารวมกันก็จะทำให้ได้ค่าที่ใกล้เคียงกับค่าที่ต้องการทำนาย Y (Actual Data) ตามตัวอย่างโครงสร้าง และแผนการทำงานของแบบจำลองของแบบจำลอง XGBoost แสดงดังรูปภาพที่ 3.14 และ 3.15 ตามลำดับ จะเห็นว่าแบบจำลองจะสร้างแผนผังการตัดสินใจอย่างต่อเนื่องและพยายามเรียนรู้จากการสังเกตที่จำแนกความผิดพลาดที่เกิดขึ้นของโครงสร้างก่อนหน้า โดยเพิ่มน้ำหนักให้สูงขึ้นในแผนผังที่สร้างขึ้นภายหลัง



รูปที่ 3.14 โครงสร้างของแบบจำลอง XGBoost (Schematic Representation of the XGBoost Model)

(ที่มา [https://www.researchgate.net/figure/Schematic-representation-of-the-XGBoost-model-XGBoost-extreme-gradient-boosting-GBDT\\_fig6\\_349960301](https://www.researchgate.net/figure/Schematic-representation-of-the-XGBoost-model-XGBoost-extreme-gradient-boosting-GBDT_fig6_349960301))



รูปที่ 3.15 แผนการทำงานของแบบจำลอง XGBoost (Processing Schematic Representation of the XGBoost Model)

(ที่มา <http://ceat.com.tn/kjyo.aspx?cname=gradient+boosting+and+xgboost&cid=95>)

### 3.5.6 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR)

วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR) คือเทคนิคหนึ่งในการวิเคราะห์สถิติที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางสถิติเพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Independent Variables) กับตัวแปรตาม (Dependent Variable) โดยที่ความสัมพันธ์นั้นเป็นเชิงเส้น กล่าวคือแบบจำลองจะพยายามปรับค่าของตัวแปรต้นเพื่อให้ความสัมพันธ์เป็นเส้นตรงที่ใช้ในการคาดการณ์ค่าของตัวแปรตาม

ในกระบวนการ Linear Regression มักใช้เครื่องมือสถิติเพื่อหาค่าของสัมประสิทธิ์ (Coefficients) ของเส้นตรงที่เอาไว้คาดการณ์ตัวแปรตาม โดยใช้เมทริกซ์วิธีเลี้ยวข้อผิดพลาดของค่าของตัวแปรตาม (Residuals) จากนั้นจึงสามารถใช้แบบจำลองที่ได้มาในการทำนายค่าตัวแปรตามในข้อมูลที่ไม่เคยมีมาก่อน

โดยโครงสร้างของอัลกอริธึม Linear Regression ประกอบด้วยขั้นตอนหลักต่อไปนี้:

1. กำหนดตัวแปรต้นและตัวแปรตาม โดยเลือกตัวแปรต้นที่คาดหวังว่ามีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรตาม และกำหนดตัวแปรตามที่ต้องการคาดการณ์หรือทำนายค่า
2. สร้างโครงร่างสมการเชิงเส้น โดยสร้างสมการเชิงเส้นที่เป็นการคาดการณ์ค่าตัวแปรตามจากตัวแปรต้น โดยใช้สัมประสิทธิ์เพื่อกำหนดค่าเฉลี่ยของตัวแปรตามและอัตราส่วนของตัวแปรต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. การปรับแต่งแบบจำลอง โดยใช้เทคนิคการปรับแต่งเพื่อปรับปรุงความเหมาะสมของแบบจำลอง เช่น ใช้วิธีการมากที่สุดแล้ว (Ordinary Least Squares) เพื่อปรับค่าสัมประสิทธิ์ให้เหมาะสมกับข้อมูล

4. การประเมินแบบจำลอง โดยวัดค่าความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้เครื่องมือสถิติ เช่น ค่า R-squared เพื่อวัดความสอดคล้องของแบบจำลองกับข้อมูลจริง หรือใช้การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อน (residuals) เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

5. การใช้แบบจำลอง เมื่อได้แบบจำลอง Linear Regression ที่มีความเหมาะสมและความแม่นยำตามคาดหวัง เราสามารถนำแบบจำลองนี้ไปใช้ในการคาดการณ์หรือทำนายค่าตัวแปรตามจากตัวแปรต้นในชุดข้อมูลใหม่ได้

อัลกอริธึม Linear Regression เป็นอัลกอริธึมทางสถิติที่ใช้ในการค้นหาความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตาม โดยพยายามปรับค่าสัมประสิทธิ์เพื่อให้แบบจำลองเชิงเส้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่ และสามารถใช้แบบจำลองนี้ในการคาดการณ์หรือทำนายค่าตัวแปรตามในข้อมูลใหม่ได้

เนื่องจากงานวิจัยนี้มีตัวแปรต้นมากกว่าหนึ่งตัวแปร ผู้วิจัยจึงใช้ Multiple Linear Regression ในการสร้างแบบจำลองที่มีสถิติความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามซึ่ง Multiple Linear Regression เป็นอัลกอริธึมทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น (Independent Variables) ที่มีมากกว่าหนึ่งตัวแปร และตัวแปรตาม (Dependent Variable) ในรูปแบบของสมการเชิงเส้น โดยสมการเชิงเส้นจะมีรูปแบบดังรูปประกอบที่ 3.16 นอกจากนี้การใช้ Multiple Linear Regression จะช่วยให้สามารถวิเคราะห์และทำนายค่าตัวแปรตาม โดยคำนึงถึงความสัมพันธ์ร่วมของตัวแปรต้นที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตามในรูปของค่าสัมประสิทธิ์ อีกทั้งยังสามารถใช้เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบของตัวแปรต้นแต่ละตัวแปรต่อตัวแปรตาม และปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองเชิงเส้นให้ดียิ่งขึ้นโดยการเพิ่มหรือลดตัวแปรต้นที่สำคัญในแบบจำลองได้อีกด้วย ดังสมการคำนวณของ Multiple Linear regression ที่ 3.2

สมการคำนวณของ Multiple Linear regression

$$Y = \beta^0 + \beta^1 X^1 + \beta^2 X^2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \dots\dots\dots(3.2)$$

เมื่อ:

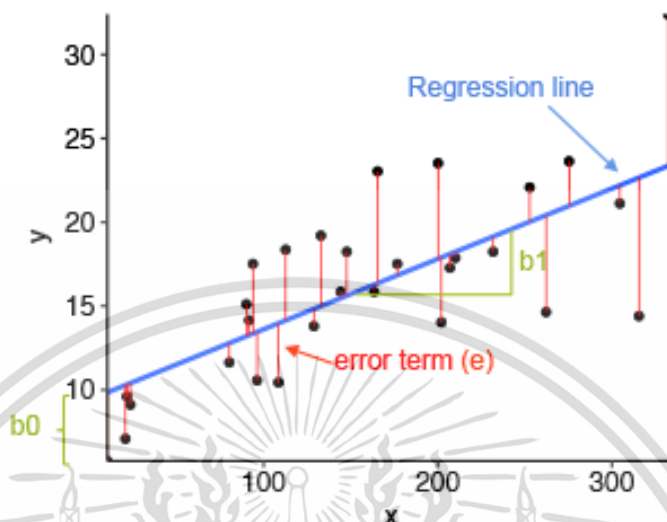
Y เป็นตัวแปรตามที่ต้องการคาดการณ์หรือทำนายค่า

$X_1, X_2, \dots, X_p$  เป็นตัวแปรต้นที่มีมากกว่าหนึ่งตัวแปร

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  เป็นพารามิเตอร์ (ค่าสัมประสิทธิ์) ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตาม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$\epsilon$  เป็นค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ที่แสดงถึงความแตกต่างระหว่างค่าที่คำนวณได้จากสมการเชิงเส้นและค่าจริง



Equation of Simple Linear Regression, where  $b_0$  is the intercept,  $b_1$  is coefficient or slope,  $x$  is the independent variable and  $y$  is the dependent variable.

$$y = b_0 + b_1x$$

รูปที่ 3.16 สมการคำนวณของ Linear regression

(ที่มา <https://data-science-blog.com/wp-content/uploads/2022/05/linear-regression-error-term-705x554.png>)

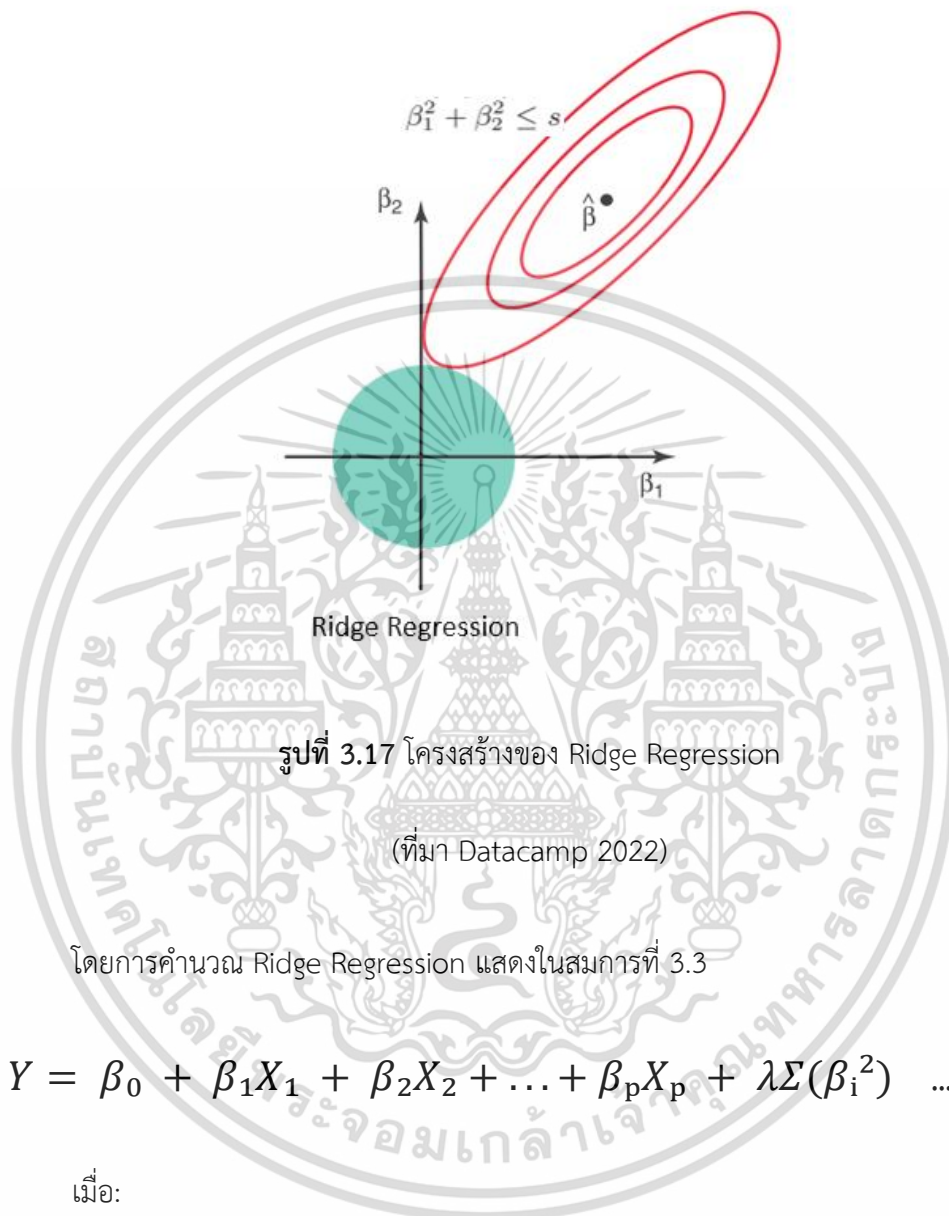
### 3.5.7 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression)

วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression) เป็นเทคนิคหนึ่งในการปรับปรุงและปรับค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลอง Linear Regression เพื่อลดปัญหาของ Overfitting (แบบจำลองที่มีการเรียนรู้มากเกินไปจนทำให้เป็นการเรียนรู้กับข้อมูลฝึกหัดมากเกินไป จนทำให้ไม่สามารถทำนายข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ) ซึ่งสามารถเกิดขึ้นเมื่อแบบจำลองมีความซับซ้อนมากหรือมีจำนวนตัวแปรต้นมากกว่าจำนวนข้อมูลที่มีการฝึกสอน

Ridge Regression ทำการเพิ่มค่าสมการปรับค่าสัมประสิทธิ์ (Penalty Term) ในสมการ Linear Regression ด้วยส่วนของผลต่างของพารามิเตอร์ ( $\beta$ ) เพื่อลดความผันผวนของพารามิเตอร์ในแบบจำลอง ทำให้แบบจำลองมีความเสถียรและความน่าเชื่อถือสูงขึ้น การเพิ่มค่าสมการปรับค่าสัมประสิทธิ์จะทำให้พารามิเตอร์มีค่าเบาลง โดยการใช้เทคนิคนี้จะช่วยลดอิทธิพลของตัวแปรต้นที่มีค่าสูงและมีผลกระทบในการทำนายผลต่างๆในแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมการ Ridge Regression จะมีรูปแบบเช่นเดียวกับ Linear Regression แต่เพิ่มสมการปรับค่าสัมประสิทธิ์แบบ L2 Regularization เข้าไป ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.17



รูปที่ 3.17 โครงสร้างของ Ridge Regression

(ที่มา Datacamp 2022)

โดยการคำนวณ Ridge Regression แสดงในสมการที่ 3.3

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \lambda \sum (\beta_i^2) \quad \dots\dots\dots(3.3)$$

เมื่อ:

$Y$  เป็นตัวแปรตามที่ต้องการคาดการณ์หรือทำนายค่า

$X_1, X_2, \dots, X_p$  เป็นตัวแปรต้นที่มีมากกว่าหนึ่งตัว

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  เป็นพารามิเตอร์ที่ต้องปรับค่าในการเรียนรู้แบบ Linear Regression

$\lambda$  (lambda) เป็นค่าเร็กคูลาร์ (ridge coefficient) ที่กำหนดระดับการปรับค่าสัมประสิทธิ์ (penalty term) ซึ่งเป็นค่าบวกและต้องกำหนดค่าตั้งแต่เริ่มต้น

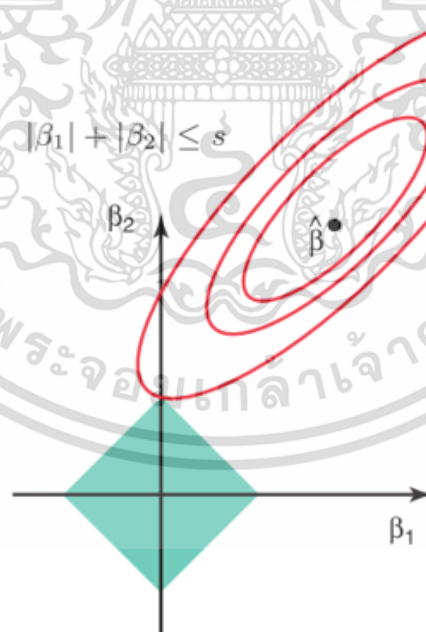
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเพิ่มค่าสมการปรับค่าสัมประสิทธิ์ใน Ridge Regression จะช่วยลดความผันผวนของพารามิเตอร์ในแบบจำลอง และสามารถปรับค่าสัมประสิทธิ์ได้ตามความต้องการ เพื่อให้แบบจำลองมีความเสถียรและประสิทธิภาพในการทำนายที่ดีขึ้น

### 3.5.8 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ่ (Lasso Regression)

วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ่ (Lasso Regression) เป็นเทคนิคหนึ่งในการปรับปรุงและปรับค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลอง Linear Regression เพื่อลดความผันผวนของตัวแปรในแบบจำลองและทำการเลือกคัดแยกตัวแปรต้นที่มีผลกระทบสำคัญในการทำนายตัวแปรตาม ใน Lasso Regression นักวิเคราะห์จะเพิ่มสมการปรับค่าสัมประสิทธิ์แบบ L1 regularization เข้าไปในสมการ Linear Regression ดังแสดงในรูปภาพที่ 3.18

ซึ่งการใช้ Lasso Regression ช่วยลดความผันผวนของพารามิเตอร์ในแบบจำลอง Linear Regression และทำการเลือกคัดแยกตัวแปรต้นที่มีผลกระทบสำคัญ โดย Lasso Regression มีความสามารถในการทำ Feature Selection ในขณะที่ Ridge Regression มีความสามารถในการลดความผันผวนของพารามิเตอร์ ซึ่งทั้งสองเทคนิคนี้เป็นเทคนิคที่นิยมใช้ในการปรับปรุงและปรับค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลอง Linear Regression ในการจัดการกับปัญหา Overfitting หรือมีจางาซีพ (Highly Correlated) ของตัวแปรต้น



Lasso Regression

รูปที่ 3.18 โครงสร้างของ Lasso Regression

(ที่มา Datacamp 2022)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดย Lasso Regression คำนวณได้จากสมการที่ 3.4

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \lambda \sum |\beta_i| \dots\dots\dots(3.4)$$

เมื่อ:

$Y$  เป็นตัวแปรตามที่ต้องการคาดการณ์หรือทำนายค่า

$X_1, X_2, \dots, X_p$  เป็นตัวแปรต้นที่มีมากกว่าหนึ่งตัวแปร

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  เป็นพารามิเตอร์ที่ต้องปรับค่าในการเรียนรู้แบบ Linear Regression

$\lambda$  (lambda) เป็นค่าเร็กคูลาร์ (ridge coefficient) ที่กำหนดระดับการปรับค่าสัมประสิทธิ์ (penalty term) ซึ่งเป็นค่าบวกและต้องกำหนดค่าตั้งแต่เริ่มต้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

### ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

#### 4.1 ผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ มีการนำแนวทางการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการทำนายค่า ECD ทั้งหมด 8 วิธีด้วยกัน โดยตารางที่ 4.1 ด้านล่างนี้ จะแสดงให้เห็นถึงตัวแปรต่างๆที่ใช้ในการกำหนดค่าในการทดลองของแบบจำลองต่างๆ ที่ให้ผลลัพธ์ในการทำนายค่า ECD ดีที่สุดของแต่ละวิธี เพื่อตรวจสอบการวิจัยนี้

ตารางที่ 4.1. ตัวแปรต่างๆที่ใช้ในการทดลองของแต่ละแบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

แบบจำลอง	ตัวแปร
SVM	Default Linear Kernel (epsilon=0.1)
Random Forest	Number of estimators = 60
ANN	3 hidden layer, 45 neurons, sigmoid activation function, 20 epochs
Gradient Boosting	Number of estimators = 100
XGboost	Number of estimators = 400
Linear Regression	Default
Ridge Regression	Alpha = 0.001, cv = 5, scoring = r2
Lasso Regression	Alpha = 0.001, cv = 5, scoring = r2

ซึ่งจากการทดลองสร้างแบบจำลองในการทำนายค่า ECD จากข้อมูลจริงที่ได้จากกระบวนการชุดหลุมผลิตขนาด 6.125 ในแหล่งผลิตอ่าวไทย จะใช้อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของเครื่องที่แตกต่างกัน 8 วิธี ได้แก่วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression) วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression) วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF) วิธีการเกเดียนต์บูสตีง (Gradient Boosting: GBM) วิธีการเกเดียนต์บูสตีงแบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting: XGboost) และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) ซึ่งได้ผลลัพธ์จากการประเมินแบบจำลองดังนี้

#### 4.1.1 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

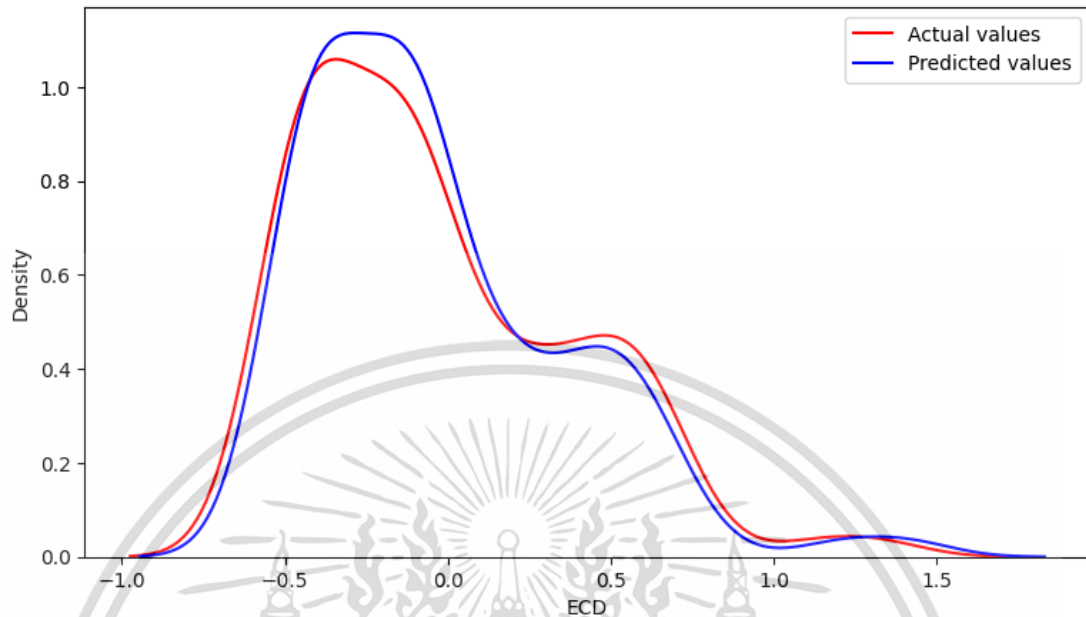
ตามข้อมูลที่แสดงให้เห็นในตารางที่ 4.2 ด้านล่างนี้ จะเห็นได้ว่าแบบจำลองวิธี SVM ที่ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.002399 0.041446 0.048982 และ 0.985469 ตามลำดับ ถือเป็นอัลกอริธึมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดของวิธี SVM เมื่อเทียบกับการทำนายด้วยแบบจำลองวิธี SVM ประเภทอื่น โดยที่แบบจำลองการทำนายค่า ECD ด้วยวิธี SVM ที่ใช้ฟังก์ชันโพลีโนเมียล มีประสิทธิภาพในการทำนายรองลงมา และวิธี SVM ที่ใช้การตั้งค่าเริ่มต้น และใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล RBF เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการทำนายด้วยวิธี SVM ที่ใช้การตั้งค่าเริ่มต้น และมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.003865 0.037213 0.062171 และ 0.977065 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2. ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่า ECD ของแต่ละแบบจำลอง SVM แต่ละแบบจำลอง (SVM Models Performance Comparison)

แบบจำลอง	ผลการประเมินแบบจำลอง			
	MSE	MAE	RMSE	$R^2$
SVM (Default Parameters)	0.003865	0.037213	0.062171	0.977065
<b>SVM (Linear)</b>	<b>0.002399</b>	<b>0.041446</b>	<b>0.048982</b>	<b>0.985469</b>
SVM (Polynomial)	0.003436	0.044725	0.058620	0.979610
SVM (RBF)	0.003865	0.037213	0.062170	0.977065

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง SVM โดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น ถือได้ว่ามีความแม่นยำสูงมาก ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง SVM และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.1

กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี SVM ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น



Mean Squared Error: 0.0023992046915305245

Mean Absolute Error: 0.041446462779774235

Root Mean Absolute Error: 0.04898167710001899

$R^2$  score: 0.9854690343656913

รูปภาพที่ 4.1 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี SVM ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้น และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.1.2 วิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF)

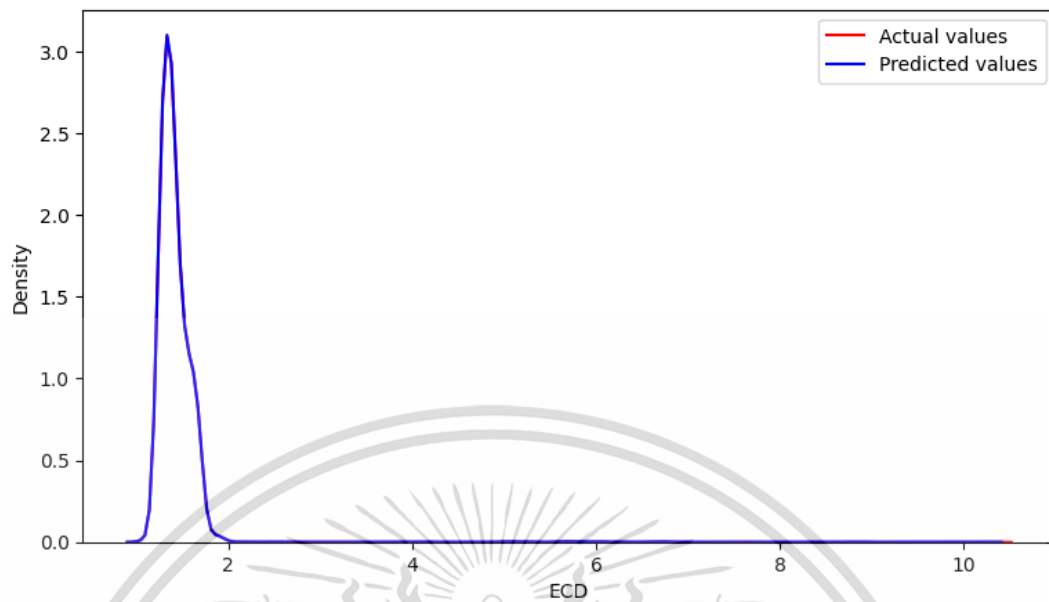
ตามข้อมูลที่แสดงให้เห็นในตารางที่ 4.3 ด้านล่างนี้ จะเห็นได้ว่าแบบจำลองวิธี Random Forest ที่จำนวนต้นไม้ใน Random Forest (Number of estimators random forest) เท่ากับ 60 ต้น มีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  สูงที่สุดโดยมีค่าเท่ากับ 0.000998 0.003083 0.031593 และ 0.992888 ตามลำดับ ซึ่งจากผลดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่าจำนวนต้นไม้ใน Random Forest (Number of estimators random forest) เท่ากับ 60 ต้น ถือเป็นอัลกอริธึมที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดของวิธี Random Forest เมื่อเทียบกับการทำนายด้วยจำนวนต้นไม้ใน Random Forest จำนวนอื่นๆ ที่ใช้ในการวิจัยนี้ โดยที่แบบจำลองการทำนายด้วยวิธี Random Forest ที่ใช้จำนวนต้นไม้ 200 ต้น เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการทำนายด้อยที่สุดในทั้ง 8 ประเภท ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.001261 0.003183 0.035521 และ 0.991010 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.3. ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่า ECD ของแต่ละแบบจำลอง Random Forest แต่ละแบบจำลอง (Random Forest Models Performance Comparison)

แบบจำลอง	ผลการประเมินแบบจำลอง			
	MSE	MAE	RMSE	$R^2$
Number of Estimators = 50	0.001079	0.003158	0.032846	0.992313
<b>Number of Estimators = 60</b>	<b>0.000998</b>	<b>0.003083</b>	<b>0.031593</b>	<b>0.992888</b>
Number of Estimators = 70	0.001164	0.003113	0.034129	0.991701
Number of Estimators = 80	0.001172	0.003151	0.034230	0.991652
Number of Estimators = 90	0.001138	0.003117	0.0337323	0.991893
Number of Estimators = 100	0.001206	0.003147	0.034721	0.991410
Number of Estimators = 150	0.001243	0.003181	0.035252	0.991146
Number of Estimators = 200	0.001261	0.003183	0.035521	0.991010

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง Random Forest ถือได้ว่ามีความแม่นยำสูงมาก โดยเฉพาะแบบจำลองวิธี Random Forest ที่จำนวนต้นไม้ใน Random Forest (Number of estimators random forest) เท่ากับ 60 ต้น ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง Random Forest และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.2

กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Random Forest



Mean Squared Error: 0.0009981207466648492

Mean Absolute Error: 0.0030830161760669605

Root Mean Absolute Error: 0.03159304902450615

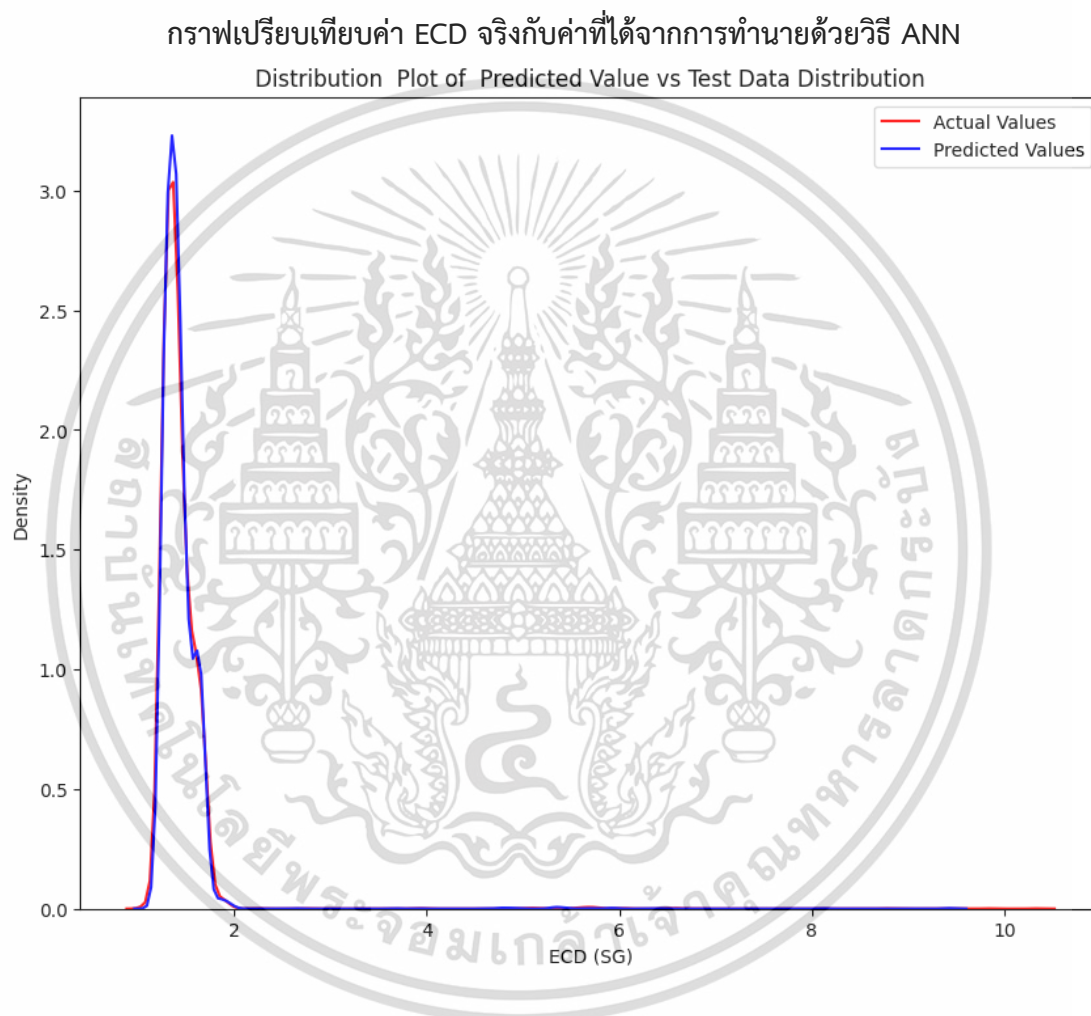
R<sup>2</sup> score: 0.9928884562248123

รูปภาพที่ 4.2 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Random Forest และ ผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.1.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง ANN ถือได้ว่ามีความแม่นยำสูง ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.004838 0.015784 0.069557 และ 0.960218 ตามลำดับ ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง ANN และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.3



Mean Squared Error: 0.004838162866237926

Mean Absolute Error: 0.015783701595569168

Root Mean Absolute Error: 0.06955690379996744

$R^2$  score: 0.9602180631751792

**รูปภาพที่ 4.3** กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี ANN

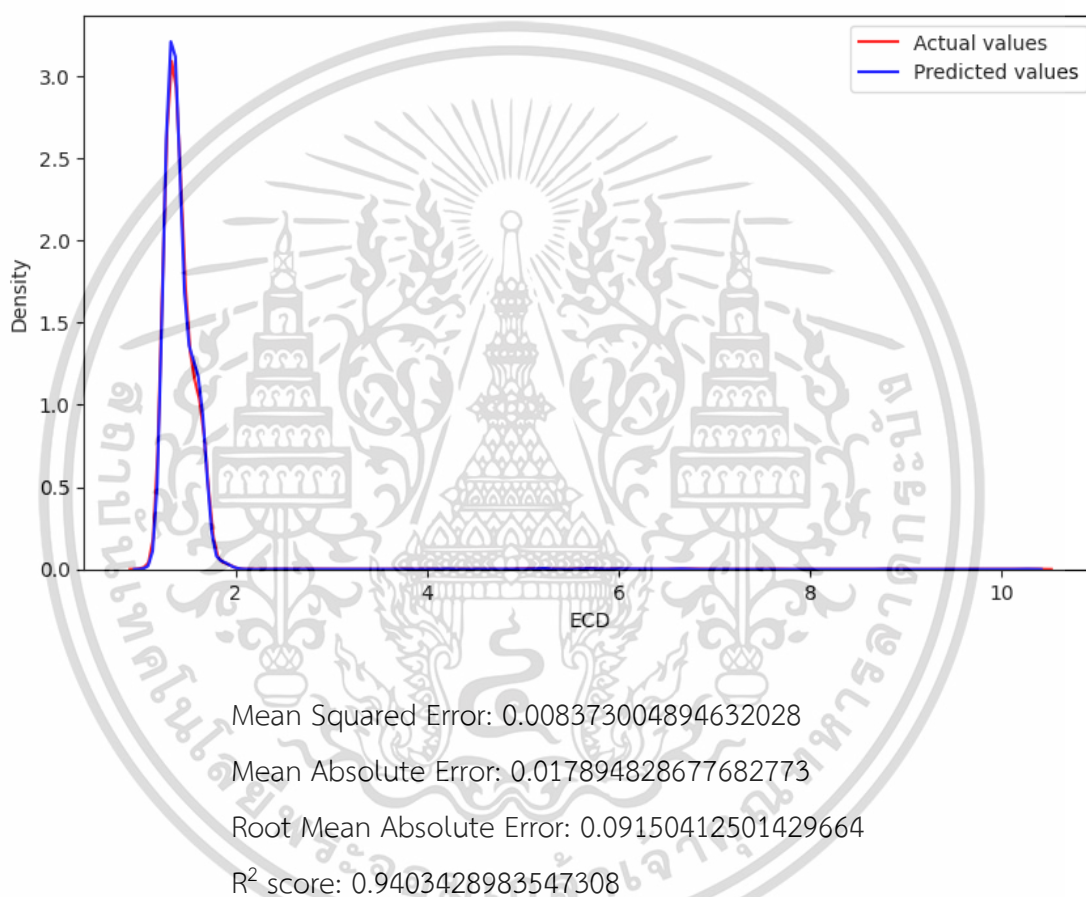
และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.1.4 วิธีเกรเดียนต์บูสตีง (Gradient Boosting: GBM)

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง GBM ถือได้ว่ามีความแม่นยำสูง ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.008373 0.017894 0.091504 และ 0.940343 ตามลำดับ ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง GBM และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.4

กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี GBM



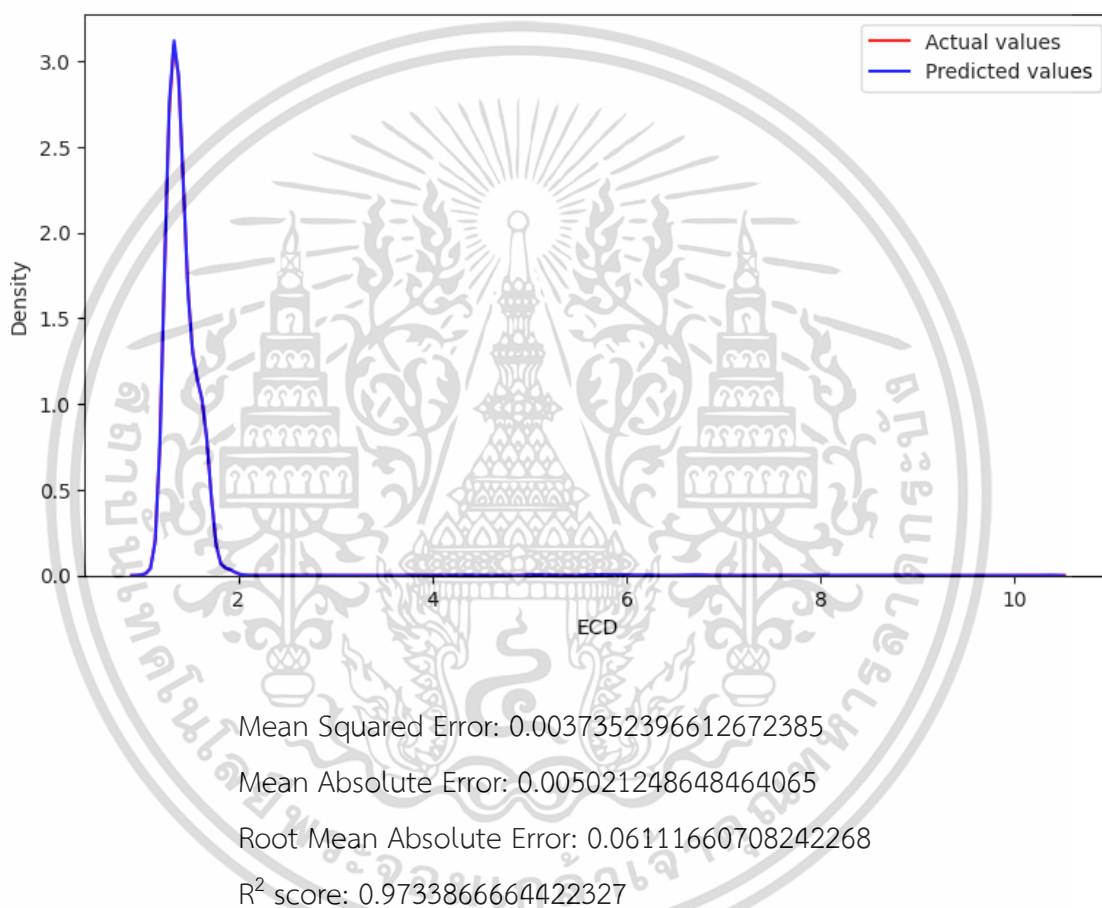
รูปภาพที่ 4.4 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี GBM

และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

#### 4.1.5 วิธีกราดิเียนต์บูสต์แบบเอ็กซ์ตรีม (Extreme Gradient Boosting, XGboost)

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง XGBoost ถือได้ว่าเป็นความแม่นยำสูง ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.003735 0.005021 0.091504 และ 0.973387 ตามลำดับ ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง XGBoost และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.5

กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี XGBoost



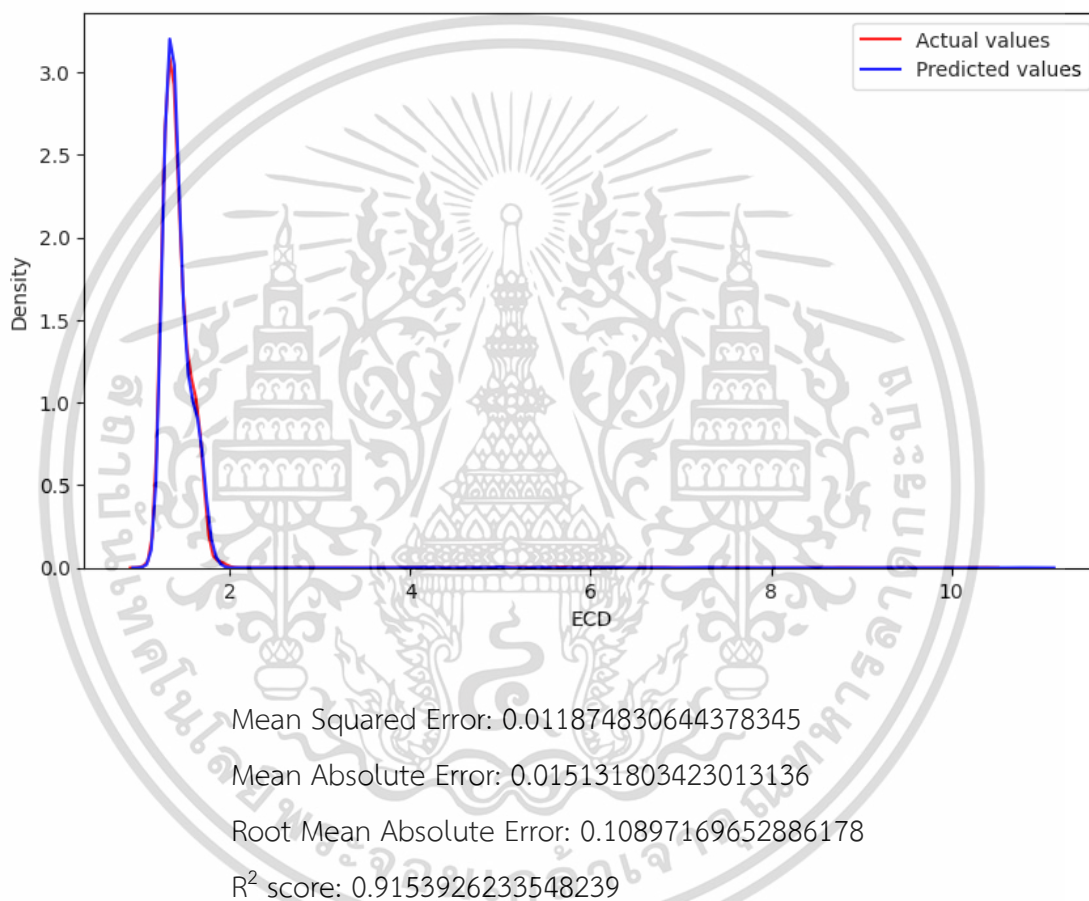
รูปภาพที่ 4.5 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี

XGBoost และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธี  
 ต่างๆ

#### 4.1.6 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression: LR)

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง Linear Regression ถือได้ว่ามีความแม่นยำ ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.011875 0.015131 0.108972 และ 0.915392 ตามลำดับ ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง Linear Regression และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.6

กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Linear Regression

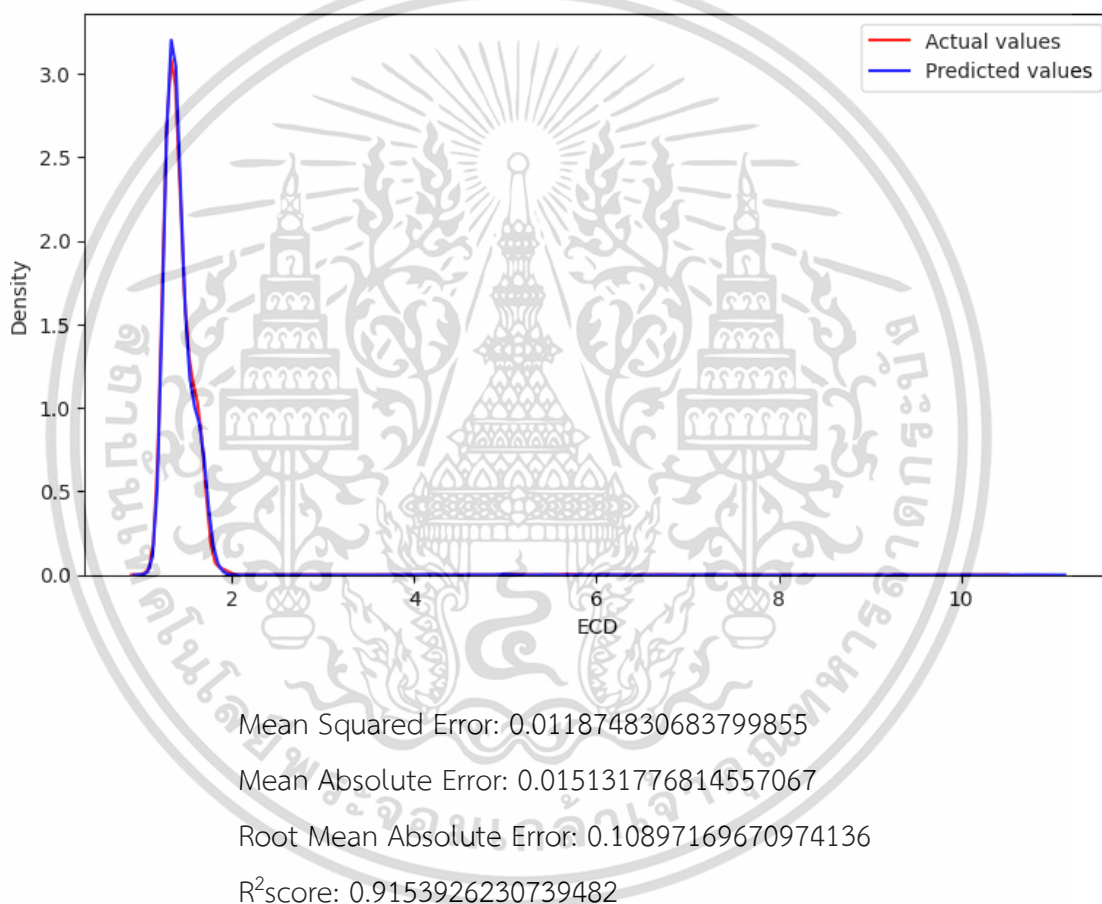


รูปภาพที่ 4.6 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Linear Regression และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

#### 4.1.7 วิธีการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ (Ridge Regression)

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง Linear Regression ถือได้ว่ามีความแม่นยำ ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.011875 0.015132 0.108972 และ 0.915393 ตามลำดับ ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง Linear Regression และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.7

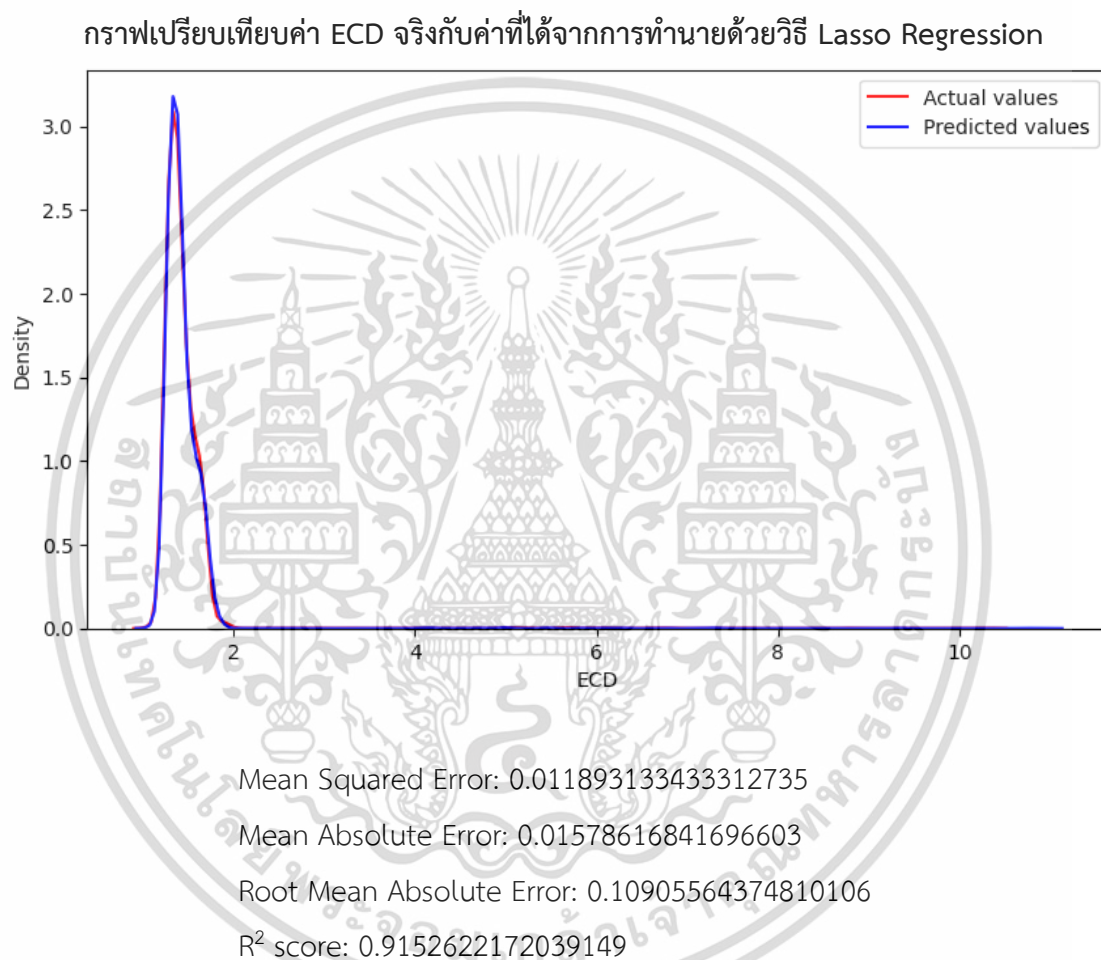
กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Ridge Regression



รูปภาพที่ 4.7 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Ridge Regression และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

#### 4.1.8 วิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ (Lasso Regression)

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายค่า ECD ด้วยแบบจำลอง Lasso Regression ถือได้ว่ามีความแม่นยำ ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลอง MSE MAE RMSE และ  $R^2$  เท่ากับ 0.011893 0.015786 0.109056 และ 0.915262 ตามลำดับ ดังจะเห็นได้จากรูปภาพแสดงการเปรียบเทียบค่า ECD จากข้อมูลจริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลอง Lasso Regression และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ ตามที่แสดงในรูปภาพที่ 4.8



รูปภาพที่ 4.8 กราฟเปรียบเทียบค่า ECD จริงกับค่าที่ได้จากการทำนายด้วยวิธี Lasso Regression และผลลัพธ์จากการประเมินค่าความถูกต้องของแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ

จากข้อมูลผลการวิจัย สามารถแสดงให้เห็นการเปรียบเทียบผลการวิจัยได้ในตารางที่ 4.4 ซึ่งจะเห็นได้ว่าแบบจำลองวิธี Random Forest ที่ใช้ Number of estimators = 60 มีค่าของ MSE, MAE, RMSE และ  $R^2$  มีค่าเท่ากับ 0.000998, 0.003151, 0.031593 และ 0.992888 ตามลำดับ ซึ่งหากเปรียบเทียบค่า  $R^2$  ระหว่างผลการทำนายค่า ECD จากชุดข้อมูลสำหรับการฝึกและชุดข้อมูลสำหรับทดสอบพบว่ามีค่าใกล้เคียงกันจึงมั่นใจได้ว่าแบบจำลองนี้ไม่เกิดการ Overfitting ดังแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่า ECD ของแต่ละแบบจำลองระหว่างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกและชุดข้อมูลสำหรับทดสอบในตารางที่ 4.5 ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองวิธี Random Forest เป็นวิธีที่มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD มากที่สุด โดยแบบจำลองที่มีความแม่นยำและประสิทธิภาพรองลงมาคือ แบบจำลองวิธี SVM ที่ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นซึ่งมีค่าของ MSE, MAE, RMSE และ  $R^2$  มีค่าเท่ากับ 0.048982, 0.003083, 0.048982 และ 0.985469 ตามลำดับ แต่เนื่องจากว่าการทำนายค่า ECD ต้องการความแม่นยำในหลักทศนิยม 2 ตำแหน่ง ดังนั้นเมื่อดูจากผล MSE, MAE, RMSE และ  $R^2$  ประกอบกันแล้วแล้ว วิธี Random Forest ถือเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมกับการนำไปต่อยอดพัฒนาในอนาคตเพื่อปรับใช้แบบเรียลไทม์มากที่สุด

ตารางที่ 4.4 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่า ECD ของแต่ละแบบจำลอง  
(Models Performance Comparison)

แบบจำลอง	ผลการประเมินแบบจำลอง			
	MSE	MAE	RMSE	$R^2$
SVM (Linear Kernel)	0.048982	0.041446	0.048982	0.985469
<b>Random Forest</b>	<b>0.000998</b>	<b>0.003083</b>	<b>0.031593</b>	<b>0.992888</b>
ANN	0.004838	0.015784	0.069557	0.960218
Gradient Boosting	0.008373	0.017895	0.091504	0.940343
XGboost	0.003735	0.005021	0.061117	0.973387
Linear Regression	0.108972	0.015132	0.108972	0.915393
Ridge Regression	0.011875	0.015132	0.108972	0.915393
Lasso Regression	0.011893	0.015786	0.109056	0.915262

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายค่า ECD ของแต่ละแบบจำลองระหว่างชุดข้อมูลสำหรับการฝึกและชุดข้อมูลสำหรับทดสอบทดสอบ

แบบจำลอง	ผลการประเมินแบบจำลอง R <sup>2</sup>	
	Train	Test
SVM (Linear Kernel)	0.982162	0.985469
<b>Random Forest</b>	<b>0.985139</b>	<b>0.992888</b>
ANN	0.981568	0.960218
Gradient Boosting	0.940570	0.940343
XGboost	0.991051	0.973387
Linear Regression	0.898582	0.915393
Ridge Regression	0.898583	0.915393
Lasso Regression	0.898502	0.915262

## 4.2 การอภิปรายผล

การทำนายค่า ECD ที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพเป็นสิ่งที่สำคัญมากสำหรับอุตสาหกรรมน้ำมันและก๊าซ เนื่องด้วยปัจจุบันนี้ การอ่านค่า ECD ด้วยเครื่องมือวัดยังคงมีจุดบกพร่องอยู่มากเพราะมีข้อจำกัด และมีความเสี่ยงในการใช้งานหลายอย่าง เช่นการไม่สามารถทำงานได้ในสภาวะที่มีแรงดันและอุณหภูมิสูงมากๆ ได้ เนื่องจากอุปกรณ์มีความเสี่ยงสูงที่จะเกิดความเสียหาย และล้มเหลวในการวัดข้อมูล เป็นต้น หากแต่ค่า ECD กลับเป็นตัวแปรหนึ่งที่สำคัญมากๆ ซึ่งจำเป็นต้องใช้ในการกำหนดขอบเขตในการปรับค่าตัวแปรต่างๆ ในการควบคุมหลุมเจาะในระหว่างกระบวนการขุดเจาะ เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดแรงดันทั้งหมดภายในหลุมสูงเกินกว่าค่าการต้านทานการแตกของชั้นหิน จนเกิดการการสูญเสีย น้ำโคลน และนำไปสู่การไม่สามารถควบคุมความดันภายในหลุมเจาะได้ ดังนั้นการอ่านค่า ECD ผิดพลาด ผิดปกติ หรือการสูญเสียความสามารถในการอ่านค่า ECD ของเครื่องมือในขณะที่ทำการขุดเจาะ จะส่งผลให้ไม่สามารถควบคุมหลุมเจาะในการปรับค่าตัวแปรต่างๆ ที่ส่งผลต่อค่า ECD ให้ค่า ECD อยู่ต่ำกว่าค่าความดันที่ทำให้เกิดรอยแตกของชั้นหินได้อย่างมีประสิทธิภาพ จนทำให้กระบวนการขุดเจาะหยุดชะงัก เพื่อแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้น และอาจจำเป็นต้องทำการสละหลุมเจาะในท้ายที่สุด ซึ่งนั่นหมายถึงอันตรายที่กำลังสืบคลานเข้ามาสู่บุคลากรที่กำลังปฏิบัติหน้าที่บนแท่นขุดเจาะ และต้นทุนที่กำลังจะสูญเปล่า ซึ่งเหตุการณ์นี้จะส่งผลกระทบต่ออย่างมหาศาลในหลายๆด้าน โดยนอกจากจะส่งผลกระทบต่อโดยตรง ในด้านความปลอดภัยและสุขภาพของบุคลากร และการสูญเสียทรัพย์สินอันมีค่าของบริษัทแล้ว ยังก่อให้เกิดความเสียหายร้ายแรงต่อระบบนิเวศ อีกทั้งยังก่อให้เกิดมลภาวะที่เป็นพิษต่อสิ่งแวดล้อมอีกด้วย โดยปรากฏการณ์นี้จะนำไปสู่การหยุดชะงักของกระบวนการผลิตและหยุดชะงัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การดำเนินงานของธุรกิจซึ่งอยู่นอกเหนือจากกำหนดการในการดำเนินการซึ่งส่งผลความสามารถในการทำกำไรของบริษัทโดยตรง

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีจุดมุ่งหมายเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว โดยการสร้างแบบจำลองการทำนายการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมเจาะ (Equivalent circulating density: ECD) ในส่วนหลุมผลิตขนาด 6.125 นิ้ว ซึ่งเป็นหลุมเจาะส่วนผลิตมาตรฐานที่ใช้กันในพื้นที่สำรวจและผลิตปิโตรเลียมอ่าวไทย โดยใช้อัลกอริธึมในการเรียนรู้ของการเรียนรู้ของเครื่องที่แตกต่างกัน ซึ่งจากผลการศึกษาค้นคว้านี้แสดงให้เห็นว่าการทำนายค่า ECD โดยการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีการสุ่มแบบป่าไม้ (Random Forest: RF) เป็นวิธีที่ทำนายค่า ECD ได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยเกิดจากการที่อัลกอริธึมมีข้อผิดพลาดในการทำนายค่า ECD น้อยที่สุด เมื่อเทียบกับวิธีอื่นๆ ที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้านี้ ซึ่งผลลัพธ์ในการประเมินวิธี Random Forest มีค่า MAE เท่ากับ 0.003151 MSE เท่ากับ 0.001172 RMSE เท่ากับ 0.034230 และ  $R^2$  เท่ากับ 0.991652

จากการทบทวนบทวิจัยของ Alsaihati และคณะ (2020) จะพบว่าผลลัพธ์นี้มีความสอดคล้องกัน โดยที่แบบจำลอง Random Forest เป็นแบบจำลองที่สามารถทำนายค่า ECD ได้ดีที่สุดในงานวิจัยซึ่งงานวิจัยของ Alsaihati และคณะ (2020) มีค่า  $R^2$  และ RMSE ของผลการประเมินแบบจำลองเท่ากับ 0.99 และ 0.42 ตามลำดับ เมื่อเทียบกับด้วยค่า  $R^2$  จะพบว่าความแม่นยำในการทำนายค่า ECD ด้วยวิธี Random Forest จากการศึกษาครั้งนี้ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.99 จะมีความแม่นยำเท่ากับบทวิจัยของ Alsaihati และคณะ (2020) แต่หากเทียบกับด้วยค่า RMSE จะพบว่าความแม่นยำในการทำนายค่า ECD ด้วยวิธี Random Forest จากการศึกษาครั้งนี้จะมีความแม่นยำมากกว่าบทวิจัยของ Alsaihati และคณะ (2020) โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.03

และจากผลลัพธ์ด้านบน ยังแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองการถดถอย SVM ที่ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเชิงเส้นเป็นวิธีที่ให้ผลลัพธ์ในการทำนายค่า ECD ได้แม่นยำและมีประสิทธิภาพรองลงมา ซึ่งมีค่าผลการประเมินแบบจำลองด้วย MAE เท่ากับ 0.041446 MSE เท่ากับ 0.048982 RMSE เท่ากับ 0.048982 และ  $R^2$  เท่ากับ 0.985469 โดยที่มีประสิทธิภาพในการทำนายและความแม่นยำ ใกล้เคียงกับแบบจำลอง Random Forest เป็นอย่างมาก ซึ่งสอดคล้องกับการทบทวนบทวิจัยของ Ahmadi (2016) และ Alsaihati และคณะ (2020) ที่พบว่าการทำนายค่า ECD ด้วยวิธี SVM มีความแม่นยำในการทำนายมากที่สุดในการวิจัยแต่ละครั้ง โดยเมื่อเทียบผลการประเมินแบบจำลองการทำนายค่า SVM ในการวิจัยในครั้งนี้และบทวิจัยของ Ahmadi (2016) และ Alsaihati และคณะ (2020) หากเทียบกับด้วยค่า  $R^2$  จะพบว่างานวิจัยครั้งนี้มีความแม่นยำน้อยกว่าบทวิจัยของ Ahmadi (2016) ที่มีค่า  $R^2$  สูงถึง 0.99 แต่เนื่องด้วยงานวิจัยของ Ahmadi (2016) ไม่มีการเปิดเผยถึงจำนวนข้อมูลและวิธีการเตรียมข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย รวมไปถึงมีการใช้ตัวแปรเพียง 3 ตัวแปร ประกอบไปด้วย แรงดันภายในหลุม อุณหภูมิ และความหนาแน่นของน้ำโคลน ซึ่ง 3 ตัวแปรนี้ยังไม่ครอบคลุมตัวแปรทั้งหมดที่ใช้ใน

การคำนวณค่า ECD ตามทฤษฎี (Gerald Raabe and Scott Jortner, 2022) แต่ผล  $R^2$  ของงานวิจัยเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในครั้งนี้นี้มีความแม่นยำมากกว่าเมื่อเทียบกับบทวิจัยของ Alsaihati และคณะ (2020) ที่มีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.95

จากผลการศึกษาค้นคว้านี้แสดงให้เห็นว่าการทำนายค่า ECD ด้วยวิธี Random Forest และ SVM เป็นสองวิธีที่ให้ผลลัพธ์ในการทำนายได้แม่นยำ และมีประสิทธิภาพมากที่สุดตามลำดับ โดยเกิดจากการที่อัลกอริธึมมีข้อผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับการทบทวนบทวิจัยของ Alsaihati และคณะ (2020) ที่แบบจำลอง Random Forest และ SVM มีความแม่นยำ และมีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD มากที่สุดในบทวิจัย และตัวแปรทั้งหมดที่ Alsaihati และคณะ (2020) ใช้ในการสร้างแบบจำลองก็เป็นส่วนหนึ่งในตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัยนี้ทั้งหมด รวมไปถึงสอดคล้องกับบทวิจัยของ Ahmadi ที่แบบจำลอง SVM มีความแม่นยำ และมีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD มากที่สุด และตัวแปรทั้งหมดที่ Ahmadi ใช้ในการสร้างแบบจำลองก็เป็นส่วนหนึ่งในตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัยนี้ทั้งหมดด้วยเช่นกัน

อีกหนึ่งแบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ในการทำนายค่า ECD อย่างมีประสิทธิภาพและมีความแม่นยำ ใกล้เคียงกับแบบจำลอง SVM และ Random Forest คือแบบจำลอง XGboost โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.005, MSE เท่ากับ 0.004, RMSE เท่ากับ 0.061 และ  $R^2$  เท่ากับ 0.973

นอกจากนี้แบบจำลอง ANN ยังเป็นอีกหนึ่งแบบจำลองที่มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพในการทำนายสูง โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.015784, MSE เท่ากับ 0.004838, RMSE เท่ากับ 0.069557 และ  $R^2$  เท่ากับ 0.960218 ซึ่งสอดคล้องกับการทบทวนบทวิจัยของ Abdelgawad และคณะ (2019) Alkinani และคณะ (2019) Ahmadi และคณะ (2016) และ Hany G. และคณะ (2021) แต่เมื่อเทียบค่า  $R^2$  ที่ได้จากการวิจัยนี้กับบทวิจัยอื่นๆแล้ว จะพบว่าผลลัพธ์ของการทำนายค่า ECD ด้วยวิธี ANN ที่ได้ยังคงมีความแม่นยำน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับบทวิจัยของ Abdelgawad และคณะ (2019), Alkinani และคณะ (2019), Ahmadi และคณะ (2016) และ Hany G. และคณะ (2021) ซึ่งมีค่า  $R^2$  สูงถึง 0.98-0.99

อย่างไรก็ตามแบบจำลองวิธี Linear Regression, Ridge Regression และ Lasso Regression เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD น้อยที่สุดในบรรดาวิธีต่างๆ รองลงมาจากแบบจำลองวิธี Gradient ที่นำแบบจำลองมาใช้ในการวิจัยนี้ แต่ทั้ง 4 แบบจำลองก็ยังคงให้ผลลัพธ์ในการทำนายค่อนข้างแม่นยำ ซึ่งอาจเป็นผลมาจากการเตรียมข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพด้วยการลบค่าที่ผิดปกติ และข้อมูลซ้ำซ้อนออกจากชุดข้อมูลก่อนนำไปใช้ในการทำนาย

จากผลการวิจัยในครั้งนี้แบบจำลองวิธี Random Forest เหมาะสมในการนำไปปรับปรุงต่อยอดเพื่อทำนายค่า ECD แบบเรียลไทม์มากที่สุด เพราะมีความไม่สลับซับซ้อนในการใช้ และมีความแม่นยำสูงที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ

## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

จากผลการวิจัยพบว่าโดยสรุปแล้วอัลกอริธึมของการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการวิจัยนี้มีความสามารถทำนายค่า ECD ได้อย่างแม่นยำ และมากกว่านั้นอัลกอริธึมของการเรียนรู้ของเครื่องส่วนใหญ่ที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้านี้ยังประสบความสำเร็จในการใช้ทำนายค่า ECD ได้อย่างแม่นยำใกล้เคียงกันเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีอื่นๆ จากบทวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิง แม้ว่าตัวแปรอิสระต่างๆที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะมีจำนวน และมีความซับซ้อนของข้อมูลมากกว่าบทวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิง

โดยจากผลลัพธ์ที่ได้การทดลอง เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ แล้ว แบบจำลอง Random Forest ที่พัฒนาขึ้นมีผลลัพธ์ที่มีความสมดุลและมีความเป็นไปได้สูงในการนำไปพัฒนาต่อยอด โดยการเปรียบเทียบนี้จะพิจารณาจากแบบจำลองที่เหมาะสมกับตัวแปรมาตรฐานที่จะได้จากเครื่องมือ MWD และ LWD (Measure and Logging While Drilling) ทั่วไป ความไม่สลับซับซ้อนในการใช้ และความแม่นยำในการทำนายสูงที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ ซึ่งถือว่าแบบจำลองนี้ประสบความสำเร็จในการทำนายค่า ECD และถือเป็นอัลกอริธึมของการเรียนรู้ของเครื่องที่เหมาะสมที่สุดสำหรับใช้ในการทำนายค่า ECD และแบบจำลองนี้ยังสามารถปรับใช้งานแบบออนไลน์เพื่อทำนายค่า ECD ขณะดำเนินการขุดเจาะได้ หากมีการปรับเปลี่ยนให้แบบจำลองนี้สามารถยอมรับและประมวลผลข้อมูลที่มีการอัปเดตแบบเรียลไทม์ได้

อย่างไรก็ตามแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น การวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ และการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ่ ทำได้ไม่ดีนักในการทำนายค่า ECD และเป็นวิธีที่แย่ที่สุดในบรรดาวิธีต่างๆ ทั้งแปดวิธีที่นำมาใช้ในการทดลอง อาจเป็นเพราะว่าข้อมูลมีความซับซ้อนมากเกินไปทำให้แบบจำลองเหล่านี้ทำงานได้ไม่ดีนักกับข้อมูลชุดนี้ เนื่องจากข้อมูลชุดนี้เป็นข้อมูลต่อเนื่อง (Continuous Data) ที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น (Linear Relationship) ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามที่เพิ่มมากขึ้นตามความลึกของหลุมเจาะ ทั้งยังมีความสัมพันธ์ซับซ้อนกับตัวแปรอื่นๆ แม้ว่าแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์จะถูกออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ และการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ่ จะช่วยประมาณค่าและคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่ตัวแบบ แต่ทั้งสองแบบจำลองก็ยังไม่สามารถช่วยให้แบบจำลองทำงานได้แม่นยำขึ้นในการทำนายค่า ECD เนื่องจากค่า Error ต่างๆที่ได้จากผลการวิจัยนี้ โดยเฉพาะค่า RMSE ซึ่งมีค่าสูงถึง 0.11 SG ยังคงสูงเกินกว่าค่าที่สามารถยอมรับได้ในการประมาณค่า ECD ที่ต้องการความแม่นยำในการทำนายในหลักทศนิยม 2 ตำแหน่ง ดังนั้นแบบจำลองเหล่านี้จึงยังไม่สามารถนำไปต่อยอดเพื่อปรับใช้ในการทำนายค่า ECD ขณะดำเนินการขุดเจาะจริงได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่แบบจำลอง GBM เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD น้อยที่สุด รองลงมาจากแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น การวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของริดจ์ และการวิเคราะห์การถดถอยโดยวิธีของลาสโซ่ ซึ่งยังคงมีค่า Error สูง โดยเฉพาะค่า RMSE ที่ยังคงสูงถึง 0.09 SG

ในขณะที่แบบจำลองที่มีความซับซ้อนสูงเช่น ANN ก็ทำงานได้ไม่ค่อยดีนักในข้อมูลชุดนี้ด้วยเช่นกัน จะสามารถสังเกตได้จากรูปภาพที่ 3.12 และ ตารางที่ 3.4 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง ANN ที่เรียนรู้ด้วยการวนซ้ำจำนวน 20 รอบ มีประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD มากกว่าแบบจำลอง ANN ที่เรียนรู้ด้วยการวนซ้ำจำนวน 200 รอบ แต่อย่างไรก็ตามแบบจำลอง ANN ก็ยังไม่เหมาะสมในการนำแบบจำลองเหล่านี้ไปต่อยอดเพื่อปรับใช้ในการทำนายค่า ECD ขณะดำเนินการขุดเจาะจริงได้ เพราะมีค่า RMSE สูงถึง 0.07 SG

นอกจากนี้แบบจำลองการถดถอยด้วยวิธี ANN และ XGboost ยังให้ผลลัพธ์ในการวัดประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองที่คล้ายคลึงกัน ซึ่งความคล้ายคลึงกันนี้อาจเกิดขึ้นจากการที่ความสามารถของอัลกอริธึมของทั้งสองวิธีนี้ เป็นอัลกอริธึมที่ไม่ได้ใช้เฉพาะเจาะจงในการจัดการกับชุดข้อมูลเชิงเส้น ทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD ของสองวิธีนี้มียังคงค่า Error ค่อนข้างสูง โดยเฉพาะค่า RMSE ที่สูงถึง 0.06 - 0.07 SG

อีกหนึ่งแบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ในการทำนายค่า ECD อย่างมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับแบบจำลอง Random Forest คือแบบจำลอง SVM โดยมี  $R^2$  เท่ากับ 0.985 แต่เมื่อเปรียบเทียบกับค่า Error ต่างๆ แล้ว จะพบว่าแบบจำลอง SVM ซึ่งมีค่า MAE เท่ากับ 0.041, MSE เท่ากับ 0.049, RMSE เท่ากับ 0.049 ยังคงมีความแม่นยำในการทำนายค่า ECD น้อยกว่าแบบจำลอง Random Forest อยู่มาก

จากผลการวิจัยพบว่าแต่ละแบบจำลองแต่ละวิธีให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกันเมื่อเทียบกับด้วยค่า  $R^2$  ซึ่งจากผลลัพธ์นี้สามารถบ่งชี้ถึงความสามารถและศักยภาพโดยทั่วไปของแต่ละแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายค่า ECD ในการวิจัยครั้งนี้ แต่หากวัดกันด้วยค่า Error จะพบว่ามีเพียงแบบจำลอง Random Forest เท่านั้นที่สามารถนำแบบจำลองเหล่านี้ไปต่อยอดเพื่อปรับใช้ในการทำนายค่า ECD ขณะดำเนินการขุดเจาะจริงได้ อย่างไรก็ตามอัลกอริธึมของการเรียนรู้ของเครื่องด้วยแบบจำลอง Random Forest ที่ใช้ในการศึกษาค้นคว้านี้ยังประสบความสำเร็จในการใช้ทำนายค่า ECD ได้อย่างแม่นยำกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองจากบทวิจัยที่ใช้ในการอ้างอิง (Alsaihati. et al. 2020)

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

สำหรับงานวิจัยในอนาคตควรศึกษาประสิทธิภาพของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นบนชุดข้อมูลจากหลุมเจาะต่างๆในพื้นที่ต่างๆ รอบๆอ่าวไทยให้มากขึ้น เพื่อเป็นการยืนยันในความแม่นยำและประสิทธิภาพในการทำนายค่า ECD ในพื้นที่และสถานการณ์ที่แตกต่างกัน หากพบข้อบกพร่องในความสามารถในการทำนายของแบบจำลอง สามารถทำการปรับปรุงแบบจำลองให้ดีขึ้นได้โดยการรวบรวมข้อมูลจากหลุมเจาะต่างๆให้มากขึ้น และใช้หลุมเจาะหลายๆแห่ง ที่ตั้งอยู่ในสถานที่ต่างๆภายในพื้นที่สำรวจและผลิตอ่าวไทย เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการฝึกแบบจำลองและเสริมความสามารถในการทำนายค่า ECD ให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

นอกจากนี้ สามารถดำเนินการศึกษาทางตัวแปรอิสระเพื่อตรวจสอบความสำคัญของแต่ละองค์ประกอบที่ใช้ในการป้อนข้อมูลเข้าสู่แบบจำลองจากแหล่งข้อมูลอื่นๆเพิ่มเติม และกำหนดผลกระทบของแต่ละองค์ประกอบต่อความสามารถในการทำนายค่าจริงของ ECD ซึ่งจะช่วยในการทำความเข้าใจความสำคัญที่สัมพันธ์กันของแต่ละตัวแปรมากยิ่งขึ้น และอาจช่วยเพิ่มความแม่นยำของการทำนายของแบบจำลอง

โดยรวมแล้ว การศึกษาเหล่านี้ในอนาคต จะช่วยเพิ่มความเข้าใจของแบบจำลองที่และเปิดโอกาสในการปรับใช้ในการดำเนินงานหลุมเจาะที่หลากหลายมากขึ้น ซึ่งจะเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการเจาะ โดยลดความเสี่ยงและอันตรายที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินงานเจาะ

นอกจากนี้ยังขอแนะนำให้นำแบบจำลองนี้ไปพัฒนาต่อยอดเพื่อใช้ในการทำนายค่า ECD ในขณะที่ทำการเชื่อมต่อกับสภาพแวดล้อมในอุตสาหกรรมจริงด้วยข้อมูลแบบเรียลไทม์และทำการทำนายค่า ECD ในขณะที่ทำการขุดเจาะจริงเพื่อลดความเสี่ยงในขณะที่ขุดเจาะ และเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการขุดเจาะด้วยการลดการพึ่งพาเครื่องมือ และลดภาระค่าใช้จ่ายในกระบวนการการขุดเจาะ จากการยกเลิกการใช้เครื่องมือ PWD ในการวัดค่า ECD ระหว่างกระบวนการขุดเจาะ จะส่งผลให้สามารถลดภาระค่าใช้จ่ายได้สูงถึง 1.5-2.0 ล้านบาทต่อหลุม และการลดค่าใช้จ่ายถือเป็นปัจจัยหนึ่งที่สำคัญมากในการเพิ่มประสิทธิภาพของการดำเนินงาน

## เอกสารอ้างอิง

- Abdelgawad, K.Z. Elzenary, M. Elkatatny, S. Mahmoud, M. Abdulraheem, A. and Patil, S. 2019. "New approach to evaluate the equivalent circulating density (ECD) using artificial intelligence techniques." 1569-1578. **Journal of Petroleum Exploration and Production Technology**. 31261. Saudi Arabia: Department of Petroleum Engineering, King Fahd University of Petroleum and Minerals, Dhahran. <https://doi.org/10.1007/s13202-018-0572-y>.
- Ahmadi, M.A. Shadizadeh, S.R. Shah, K. and Bahadori, A. 2016. "An accurate model to predict drilling fluid density at wellbore conditions." 1-10. **Egyptian Journal of Petroleum**. Volume 27. Issue 1. Egypt: Egyptian Petroleum Research Institute. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejpe.2016.12.002>.
- Alkinani, H.H. Al-Hameedi, A.T.T. Dunn-Norman, S. Al-Alwani, M.A. Mutar, R.A. and Al-Bazzaz, W.H. 2019. October. "Data-Driven Neural Network Model to Predict Equivalent Circulation Density ECD." **Paper presented at the Gas & Oil Technology Showcase and Conference**. SPE-198612-MS. Dubai, UAE: SPE. <https://doi.org/10.2118/198612-MS>.
- Al-Rubaii, MM. Al-Nassar, FY. and Al-Harbi, S. 2022. "A new real time prediction of equivalent circulation density from drilling surface parameters without using pwd tool." **SPE Symposium: Unconventionals in the Middle East - From Exploration to Development Optimisation**. SPE-209945-MS. Manama, Bahrain: OnePetro. <https://doi.org/10.2118/209945-MS>
- Alsaihati, A. Elkatatny, S. and Abdulraheem, A. 2020. "Real-time prediction of equivalent circulation density for horizontal wells using intelligent machines." 934-942. **ACS Omega** 2021. 6<sup>th</sup>. 1<sup>st</sup> ed. Washington, United States: American Chemical Society. <https://doi.org/10.1021/acsomega.0c05570>.
- Arild Saasen. 2013. "Annular Frictional Pressure Losses During Drilling: The Effect of Drillstring Rotation." 8. **International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering**. Volume 6. Nantes, France: ASME. DOI:10.1115/OMAE2013-10185

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Arshad, U. Jain, B. Ramzan, M. and et al. 2015. “Engineered solution to reduce the impact of lost circulation during drilling and cementing in rumaila field, Iraq.” **International Petroleum Technology Conference**. IPTC-18245-MS. Doha, Qatar: OnePetro. <https://doi.org/10.2523/IPTC-18245-MS>
- Crescenzo Gallo. 2015. “Artificial Neural Networks Tutorial.” 6369-6378. **Encyclopedia of Information Science and Technology**. Third Edition. England: IGI Global.
- Cutler, A. Cutler, D.R. and Stevens, J.R. 2012. “Random Forests.” 157-175. **Ensemble Machine Learning Method and Applications**. New York: Springer.
- Danny Varghese. 2018. **Comparative study on Classic Machine learning Algorithms Quick summary on various ML algorithms**. Towards Data Science. <https://towardsdatascience.com/comparative-study-on-classic-machine-learning-algorithms-24f9ff6ab222>.
- Datacamp. 2022. **Lasso and Ridge Regression in Python Tutorial**. New York, USA: DATACAMP, INC. <https://www.datacamp.com/tutorial/tutorial-lasso-ridge-regression>
- Frank M. White. 2008. **Fluid Mechanics Seventh Edition**. New York, USA: McGraw-Hill.
- Gamal, H. Abdelaal, A. and Elkatatny, S. 2021. “Machine Learning Models for Equivalent Circulating Density Prediction from Drilling Data.” **ACS Omega 2021, 6<sup>th</sup>, 41<sup>st</sup> edition, 27430–27442**. Washington, USA: American Chemical Society. <https://doi.org/10.1021/acsomega.1c04363>.
- Gerald Raabe and Scott Jortner. 2021. “Chapter One - Well control discussion and theories.” **Universal Well Control**. 1<sup>st</sup> edition. Houston, Texas, USA: Gulf Professional Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90584-8.00001-0>
- GlocalSpec. 2023. **Measurement While Drilling (MWD) Systems Information**. [https://www.globalspec.com/learnmore/specialized\\_industrial\\_products/mining\\_equipment/measurement\\_while\\_drilling\\_mwd\\_systems](https://www.globalspec.com/learnmore/specialized_industrial_products/mining_equipment/measurement_while_drilling_mwd_systems)
- Mustafa Hacıislamoglu and Ulyse Cartalos. 1994. “Practical Pressure Loss Predictions in Realistic Annular Geometries.” **SPE Annual Technical Conference and Exhibition**. SPE-28304-MS. New Orleans, Louisiana, USA: OnePetro. <https://doi.org/10.2118/28304-MS>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Hadi, A. Belhaj. 2023. "Drilling Technology Cost." 315-331. **Tight Oil Reservoirs Characterization, Modeling, and Field Development**. Volume 1 in Unconventional Reservoir Engineering Series. Houston, Texas, USA: Gulf Professional Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820269-2.00008-1>
- Hany, Gamal. Ahmed, Abdelaal. and Salaheldin, Elkatatny. 2021. **Intelligent Prediction of The Equivalent Circulating Density From Surface Data Sensors During Drilling By Employing Machine Learning Techniques**. Dhahran, Saudi Arabia: Research Square. DOI: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-154257/v1>
- Hugo Hernandez. 2020. "Pascal's Law in Gases." **ForsChem Research Reports Vol. Medellin, Colombia: ForsChem Research**.
- Mariette Awad and Rahul Khanna. 2015. "Support Vector Regression." 67-80. **Efficient Learning Machines**. Berkeley, CA: Apress Open.
- Mohammad Ali Ahmadi .2016. "Toward reliable model for prediction Drilling Fluid Density at wellbore conditions: A LSSVM model." 143-149. **Neurocomputing**. Volume 211. Netherlands: Elsevier Science Publishers B. V. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.01.106>.
- Rahmati, A.S. and Tatar, A. 2019. "Application of Radial Basis Function (RBF) neural networks to estimate oil field drilling fluid density at elevated pressures and temperatures." **Oil Gas Sci. Technol. – Rev. IFP Energies Nouvelles**. Volume 74. Ahwaz, Iran: IFP Energies Nouvelles.
- Rod Vogel and Jim Brugman. 2008. "Continuous Circulation System." 127-142. **Managed Pressure Drilling**. Houston, Texas, USA: Gulf Publishing Company. <https://doi.org/10.1016/B978-1-933762-24-1.50011-5>.
- Roger K. Smith. 2008. **Introductory lectures on fluid dynamics**. Version: June 13. India: Indian Institute of Technology Kharagpur.
- Schlumberger. 2019. **Curve Mnemonic Dictionary**. Houston, Texas, USA: Schlumberger. <https://www.apps.slb.com/cmd/index.aspx>.
- Statoil. 2017. **Drilling Depleted Reservoirs**. USA: Statoil. [https://gotcp.net/wp-content/uploads/2019/04/2017-06\\_Trondheim\\_Norway\\_ThereseScheldt.pdf](https://gotcp.net/wp-content/uploads/2019/04/2017-06_Trondheim_Norway_ThereseScheldt.pdf)
- Tseng, G. 2019. **Gradient Boosting and XGBoost**. Available at: <https://medium.com/@gabrieltseng/>. Retrieved February 20, 2019.

กรมเชื้อเพลิงธรรมชาติ กระทรวงพลังงาน. 2561. **เทคนิคการเจาะหลุมปิโตรเลียม**. กรุงเทพฯ: กรมเชื้อเพลิงธรรมชาติ.

[https://dmf.go.th/public/list/data/detMLL/id/5832/menu/895/page/1/](https://dmf.go.th/public/list/data/detMLL/id/5832/menu/895/page/1/mMLnmenu/915)

[mMLnmenu/915](https://dmf.go.th/public/list/data/detMLL/id/5832/menu/895/page/1/mMLnmenu/915)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
แบบฟอร์มการตรวจสอบการคัดลอกผลงานทางวิชาการ

ข้าพเจ้า (~~นาย/นาง~~/นางสาว) ..... สุดารัตน์ สุทรลูน ..... รหัสนักศึกษา..... 61605115  
ระดับ (~~ปริญญาตรี/ปริญญาโท/ปริญญาเอก~~) สาขาวิชา..... วิทยาการข้อมูลและการวิเคราะห์ ภาควิชา..... ศูนย์วิเคราะห์ข้อมูลดิจิทัลอัจฉริยะ  
พระจอมเกล้าลาดกระบัง ..... คณะ..... วิทยาศาสตร์ .....

ได้เสนอ

วิทยานิพนธ์	โครงการพิเศษ	สหกิจศึกษา
<b>การค้นคว้าอิสระ</b>	ปัญหาพิเศษ	เทียบเท่า ระบุ.....
ปริญญาานิพนธ์	การศึกษาอิสระ	

หัวข้อเรื่อง

(ไทย)..... การทำนายความหนาแน่นของการไหลเวียนน้ำโคลนภายในหลุมระหว่างการขุดเจาะ  
(อังกฤษ)..... Prediction of the Equivalent Circulating Density During Drilling Operation

ได้ตรวจเช็คผลงานวิชาการข้างต้นแล้ว ในภาคเรียนที่..... 2 ..... วันที่..... 7 ..... เดือน..... กรกฎาคม ปี..... 2566

โดยใช้โปรแกรม

อักษรวิสุทธิ์  TURNITIN

ทั้งนี้ ตรวจสอบพบความเหมือนของเนื้อหา..... 28 .....% โดยอาจารย์ที่ปรึกษายอมรับได้ว่าไม่ได้  
คัดลอกข้อความที่มีสาระสำคัญจากผลงานของผู้อื่น

ลายมือชื่อนักศึกษา..... Sudarat S.  
(นางสาว สุดารัตน์ สุทรลูน )  
วันที่..... 10 กรกฎาคม 2566

ได้รับความเห็นชอบจากอาจารย์ที่ปรึกษา

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา..... Kamokkan L.  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กนกกรณ์ ลี้โรจนประภา)  
วันที่..... 10 กรกฎาคม 2566

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้