

รายงานการเข้าร่วมโครงการเอพีโอ
รหัสโครงการ 25-CP-14-GE-TRC-A
ชื่อโครงการ Training Course on Smart Manufacturing Specialists
ระหว่างวันที่ 8 - 12 กันยายน 2568
ณ เมือง ไถจง, ไต้หวัน

จัดทำโดย นายสุนทร มะลิชา
ตำแหน่ง วิศวกรชำนาญการ
กรมโรงงานอุตสาหกรรม
วันที่ 25 กันยายน 2568

ส่วนที่ 1 เนื้อหา/องค์ความรู้จากการเข้าร่วมโครงการ

1.1 ที่มาหรือวัตถุประสงค์ของโครงการโดยย่อ

โลกปัจจุบันกำลังอยู่ท่ามกลางการปฏิวัติอุตสาหกรรมครั้งที่ 4 (Industry 4.0) ซึ่งขับเคลื่อนด้วยการเปลี่ยนผ่านทางดิจิทัล (Digital Transformation) โดยมีเทคโนโลยีหลักที่สำคัญ ได้แก่ ปัญญาประดิษฐ์ (AI), การผลิตแบบเพิ่มเนื้อวัสดุ (Additive Manufacturing หรือ 3D Printing) และการวิเคราะห์ข้อมูลขั้นสูง (Data Analytics) หลักสูตร "APO Training Course On Smart Manufacturing Specialists" นี้ จึงถูกออกแบบมาเพื่อสร้างความรู้ความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับองค์ประกอบหลักของการผลิตอัจฉริยะ (Smart Manufacturing) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ผู้เข้าร่วมอบรมสามารถ:

- เข้าใจหลักการและประโยชน์ของ Industry 4.0 และ Smart Manufacturing
- เรียนรู้เทคโนโลยีการผลิตแบบเพิ่มเนื้อวัสดุ และหลักการออกแบบเฉพาะสำหรับ AM (Design for Additive Manufacturing - DfAM)
- ทำความเข้าใจกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Science Process) และการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning - ML) เพื่อการปรับปรุงกระบวนการผลิต
- สร้างทักษะในการนำเทคโนโลยีเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้ในภาคอุตสาหกรรม เพื่อเพิ่มผลิตภาพ (Productivity) ลดต้นทุน และสร้างการแข่งขัน

1.2 เนื้อหา/องค์ความรู้ที่ได้จากกิจกรรมต่างๆ

1.2.1 จำนวนและรายชื่อวิทยากรบรรยาย (4 ท่าน)

1. Dr. Namhun Kim (Professor, UNIST Center for Advanced Additive Manufacturing (CA2M), เกาหลีใต้)
2. Dr. Chumpol Yuangyai (Lecturer, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, ไทย)
3. Dr. Michael Cheng (Professor and Associate Dean, National Taipei University of Technology, ไต้หวัน)
4. Mr. Nobutsugu Miyama (APO Program Officer, ญี่ปุ่น)

1.2.2 องค์ความรู้ที่ได้จากการบรรยาย

เนื้อหาหลักแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ 1) เทคโนโลยีการผลิตอัจฉริยะ (AM/IoT), 2) การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics/ML) และ 3) การนำไปใช้และกลยุทธ์ (Adoption & Strategy)

1) Smart Manufacturing Technologies (AM, IoT) (บรรยายโดย Dr. Namhun Kim และ Dr. Michael Cheng)

- Additive Manufacturing (AM) : ทำความเข้าใจเทคโนโลยี AM (3D Printing) ในฐานะเทคโนโลยีการผลิตแห่งอนาคต ซึ่งปัจจุบันไม่ได้ใช้แค่สำหรับงานต้นแบบ (Prototype) แต่ถูกนำไปใช้ผลิตชิ้นส่วนใช้งานจริง (End-use parts) ถึง 30.5% ของตลาด
- Design for Additive Manufacturing (DfAM) : เป็นหัวใจสำคัญที่จะดึงศักยภาพสูงสุดของ AM ออกมา โดยมีเครื่องมือหลักคือ Topology Optimization (TO) ซึ่งเป็นกระบวนการคำนวณเพื่อค้นหารูปร่างของโครงสร้างที่แข็งแรงที่สุดโดยใช้วัสดุน้อยที่สุด ช่วยให้สามารถลดน้ำหนักชิ้นงานได้อย่างมหาศาล (เช่น จาก 880g เหลือ 310g) และการใช้ Lattice Structures (โครงสร้างตาข่าย) ที่เมื่อใช้ร่วมกับ TO จะช่วยลดน้ำหนักได้มากยิ่งขึ้น (เช่น ลดได้ถึง 90%)
- AI & Simulation-assisted AM : นำเสนอแนวคิด "LEGO Blocks for AM" ซึ่งเป็นการสร้าง "คลัง" ชิ้นส่วนโครงสร้างตาข่ายที่คำนวณไว้ล่วงหน้า (Building Blocks) แล้วนำมาประกอบกันในโปรแกรม เพื่อลดเวลาการคำนวณ Topology Optimization แบบดั้งเดิมที่ใช้เวลานาน (เช่น ลดเวลาจาก 4779 วินาที เหลือเพียง 74 วินาที)
- Introduction to IoT : เรียนรู้พื้นฐานของ Internet of Things (IoT) ว่าเป็นรากฐานของการรวบรวมข้อมูลแบบเรียลไทม์ (real-time data collection) การตรวจสอบ และการควบคุมกระบวนการผลิต ซึ่งเป็นแกนหลักของ Smart Manufacturing

2) Smart Manufacturing and Data Analytics (บรรยายโดย Dr. Chumpol Yuangyai)

- Data Science Process : ทำความเข้าใจกระบวนการทางวิทยาศาสตร์ข้อมูล 8 ขั้นตอน ตั้งแต่ Reality -> Raw Data -> Processed Data -> Clean Dataset -> Exploratory Data Analysis -> Model & Algorithms -> Communicate/Visualize -> Data Product
- Types of Machine Learning (ML) : เรียนรู้ว่า ML คือการนำสถิติสมัยใหม่มาประยุกต์ใช้กับวิทยาการคอมพิวเตอร์ (Modern Statistics + Computer Science) เพื่อใช้ในการวิเคราะห์เชิงวินิจฉัย (Diagnostic) และเชิงคาดการณ์ (Predictive)
- Supervised Learning (Regression) : เน้นการปฏิบัติ (Hands-on) เพื่อทำนายผลลัพธ์ที่เป็นตัวเลขต่อเนื่อง โดยเปรียบเทียบโมเดล 5 แบบ ได้แก่ Linear Regression, MARS, CART, TreeNet และ Random Forests
- Supervised Learning (Classification) : เน้นการปฏิบัติ (Hands-on) เพื่อทำนายผลลัพธ์ที่เป็นกลุ่ม (Y) (เช่น Good/Bad) โดยใช้โมเดล Logistic Regression, CART (Classification Tree), TreeNet และ Random Forests เรียนรู้การประเมินผลโมเดลด้วย Confusion Matrix (Accuracy, Sensitivity) และ ROC Curve (AUC)

- Unsupervised Learning : เน้นการปฏิบัติ (Hands-on) เพื่อค้นหารูปแบบที่ซ่อนอยู่ในข้อมูล โดยเรียนรู้ 2 เทคนิคหลัก คือ Clustering (K-Means) เพื่อจัดกลุ่มข้อมูล และ Principal Component Analysis (PCA) เพื่อลดมิติของข้อมูลที่ซับซ้อน

3) Strategy and Adoption (บรรยายโดย Dr. Namhun Kim และ Dr. Michael Cheng)

- Emerging Industrial AI Trends : สำรวจแนวโน้ม AI ในภาคอุตสาหกรรม เช่น Edge AI, Digital Twins และการตัดสินใจอัตโนมัติ (Autonomous decision-making)
- Generative AI : ทำความเข้าใจแนวคิดและการประยุกต์ใช้ Generative AI ในการผลิต เช่น การช่วยออกแบบ, การสร้างรายงานอัตโนมัติ และการจำลองสถานการณ์การผลิต
- Smart Transformation Roadmap : เรียนรู้แนวทางการวางกลยุทธ์สำหรับการเปลี่ยนผ่านสู่ดิจิทัล (Digital Transformation) ตั้งแต่การกำหนดเป้าหมาย, การประเมินความเสี่ยง จนถึง การวางแผนปฏิบัติการ
- Scaling and Adoption of Smart Technologies : กลยุทธ์การขยายผลการใช้เทคโนโลยี อัจฉริยะในองค์กร, การออกแบบ User Experience และการก้าวข้ามอุปสรรคในการนำไปใช้

1.2.3 การศึกษาดูงานแต่ละแห่ง

มีการเยี่ยมชมสถานที่ 3 แห่ง ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี Smart Manufacturing

ในบริบทที่ต่างกัน

1) Smart Manufacturing Experience Ba at CPC Central Regional Office

เป็นศูนย์สาธิต (Demonstration Center) และแพลตฟอร์มระดับมืออาชีพที่มุ่งเน้นการผลักดัน Digital Transformation และ Smart Manufacturing สำหรับ SMEs ศูนย์แห่งนี้ได้รวบรวม เทคโนโลยีล้ำสมัย เช่น IoT, AI, Big Data Analytics และ Automation เพื่อช่วย SMEs เพิ่ม ประสิทธิภาพการผลิต จุดเด่นคือ "Smart Factory Demonstration Center" ซึ่งเป็นโรงงาน จำลองที่ให้ผู้ประกอบการได้สัมผัสโซลูชันการผลิตอัจฉริยะจริง เช่น แขนกลหุ่นยนต์ (Robotic arms), สายการผลิตอัตโนมัติ (Automated production lines) และระบบตรวจสอบข้อมูล (Data monitoring systems) เพื่อช่วยให้บริษัทต่างๆ สามารถกำหนดกลยุทธ์การเปลี่ยนผ่านสู่ Industry 4.0 ได้



2) HIWIN TECHNOLOGIES CORP

เป็นบริษัทชั้นนำระดับโลกด้านเทคโนโลยี Motion Control และ System Technology (ก่อตั้งปี 1989) เชี่ยวชาญในการออกแบบและผลิตชิ้นส่วนความแม่นยำสูง (High-precision components) ²⁵ เช่น บอลสกรู (Ball screws), ลิเนียร์ไกด์ (Linear guideways) และหุ่นยนต์อุตสาหกรรม (Industrial robots) ซึ่งเป็นส่วนประกอบพื้นฐานที่สำคัญอย่างยิ่งสำหรับเครื่องจักรในโรงงานอัจฉริยะและระบบอัตโนมัติ ผลิตภัณฑ์ของ HIWIN ถูกใช้อย่างกว้างขวางในอุตสาหกรรมเซมิคอนดักเตอร์, ระบบอัตโนมัติ, อุปกรณ์การแพทย์ และพลังงานสีเขียว โดยบริษัทมุ่งเน้นด้านการวิจัยและพัฒนา (R&D) เพื่อขับเคลื่อนอนาคตของเครื่องจักรอัจฉริยะ



3) Micron Memory Taiwan

เป็นบริษัทผู้ผลิตเซมิคอนดักเตอร์ชั้นนำ ที่นำเสนอแนวคิด "Smart Manufacturing for Sustainability" หรือการผลิตอัจฉริยะเพื่อความยั่งยืน บริษัทได้นำเสนอ 3 กรณีศึกษา (Case Studies) ที่ใช้ AI เข้ามาแก้ปัญหาและเพิ่มประสิทธิภาพด้านสิ่งแวดล้อมโดยตรง ดังนี้ :

- AI for Water Systems : ใช้ AI เพื่อกู้คืนพลังงานความร้อน (Heat Recovery) กลับมาใช้ในเครื่องทำความร้อน (Heater) ซึ่งเป็นส่วนที่ใช้พลังงานมากที่สุดในกระบวนการบำบัดน้ำเสียที่มีแอมโมเนีย-ไนโตรเจน (Ammonia-N)
- AI Wastewater Treatment : ใช้ AI ในการคาดการณ์ (Prediction) และการตรวจจับเสมือน (Virtual sensing) เพื่อควบคุมการจ่ายสารเคมีในการบำบัดน้ำเสียให้แม่นยำยิ่งขึ้น ช่วยลดการจ่ายสารเคมีเกินขนาด (Overdosing) ซึ่งเป็นสาเหตุของการตกผลึก (Crystallization)

- AI Smart Chiller : ใช้ AI เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและควบคุมระบบ FAC Chiller ซึ่งเป็นระบบที่ใช้พลังงานมากที่สุดในโรงงาน (Largest energy consumer) เพื่อการประหยัดพลังงานอย่างเป็นรูปธรรม



1.2.4 การเข้าร่วมกิจกรรมกลุ่ม (Group Discussion) / เวิร์กช็อป

ผู้เข้าร่วมได้ทำเวิร์กช็อปภาคปฏิบัติ โดยแบ่งเป็น 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนของฮาร์ดแวร์ (IoT) และส่วนของซอฟต์แวร์ (Machine Learning)

เวิร์กช็อปที่ 1 (IoT & Data Collection) : การทดลองเชื่อมต่อเซ็นเซอร์ด้วย Raspberry Pi (นำโดย Dr. Michael Cheng)

- วัตถุประสงค์ : ทำความเข้าใจกระบวนการเก็บข้อมูลแบบเรียลไทม์ (real-time data collection) ซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญของเทคโนโลยี IoT ในโรงงานอัจฉริยะ
- กิจกรรม : ผู้เข้าร่วมได้ทดลองใช้งานบอร์ด Raspberry Pi ซึ่งเป็นคอมพิวเตอร์ขนาดเล็กเพื่อเชื่อมต่อกับเซ็นเซอร์จริง เช่น เซ็นเซอร์อุณหภูมิ (Temperature Sensor)
- สรุป : กิจกรรมนี้ช่วยให้เห็นภาพการทำงานจริงของ IoT ตั้งแต่การดึงข้อมูลจากฮาร์ดแวร์ (เซ็นเซอร์) เพื่อส่งต่อไปยังระบบสำหรับจัดเก็บและนำไปวิเคราะห์ผล ซึ่งข้อมูลนี้ถือเป็นข้อมูลตั้งต้น (Raw Data) ที่จะถูกนำไปใช้ในโมเดล Machine Learning ในลำดับถัดไป



เวิร์กช็อปที่ 2 (Regression) : วิเคราะห์ปัญหา "Water Content Loss" (นำโดย Dr. Chumpol Yuangyai)

- โจทย์ : กระบวนการผลิตเคมีมีปัญหาความผันผวนของคุณภาพ (Water Content Loss) สูง โดยมีค่า Upper Spec ที่ 0.1 แต่ข้อมูลมีการกระจายตัวของค่าที่สูงกว่านั้น (Outliers)
- กิจกรรม : ผู้เข้าร่วมได้ทดลองสร้างโมเดล 5 แบบ (OLS, MARS, CART, TreeNet, Random Forests) โดยใช้ Minitab เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยในกระบวนการผลิต (X) กับ % การสูญเสีย (Y)
- สรุป : กลุ่มได้ข้อสรุปว่าโมเดล ML (โดยเฉพาะ CART และ Random Forests) ให้ค่า R^2 สูงที่สุด (มากกว่า 92%) และสามารถระบุปัจจัยสำคัญที่มีผลกระทบสูงได้ชัดเจน เช่น Filter Accumulation, Volume, Calculated Value โดยกราฟ Partial Dependence Plot ช่วยให้เห็นภาพชัดเจนว่าควรหลีกเลี่ยงการเดินเครื่องที่สภาวะใด (เช่น Filter Accumulation ช่วง 11-19) เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดของเสีย

เวิร์กช็อปที่ 3 (Classification) : วิเคราะห์ "Employee Churn" (การลาออกของพนักงาน)

(นำโดย Dr. Chumpol Yuangyai)

- โจทย์ : วิเคราะห์ข้อมูลพนักงาน 12,500 คน เพื่อค้นหาปัจจัยหลักที่ทำให้พนักงานลาออก (Churn)
- กิจกรรม : สร้างโมเดล CART Classification และวิเคราะห์ผล
- สรุป : กิจกรรมนี้ทำให้เข้าใจการอ่านผลลัพธ์ของโมเดลจำแนกประเภท สามารถระบุปัจจัยที่มีความสำคัญสูงสุด (Relative Variable Importance) ที่ส่งผลต่อการลาออกได้ คือ Supervisor Change (การเปลี่ยนหัวหน้างาน) รองลงมาคือ Time in Band และ Time in Job

ส่วนที่ 2 ประโยชน์ที่ได้รับและการขยายผลจากการเข้าร่วมโครงการ

2.1 ประโยชน์ต่อตนเอง

การเข้าร่วมโครงการนี้ทำให้เกิดความเข้าใจในสองเสาหลักของ Smart Manufacturing ได้แก่

- ด้าน Hardware/Design (AM) : เข้าใจกระบวนการคิดและออกแบบผลิตภัณฑ์ยุคใหม่ด้วย DfAM, Topology Optimization และ Lattice Structures ซึ่งเป็นมากกว่าการพิมพ์ 3 มิติ แบบเดิมๆ

- ด้าน Software/Process (ML) : ได้เรียนรู้กระบวนการ Data Science ทั้งหมด ตั้งแต่การเตรียมข้อมูล จนถึงการเปรียบเทียบโมเดล Machine Learning (CART, Random Forests, TreeNet) เพื่อใช้คาดการณ์และวิเคราะห์รากเหง้าของปัญหาในกระบวนการผลิตจริง ได้พัฒนาทักษะการใช้เครื่องมือ Minitab ในการสร้างแบบจำลองเชิงคาดการณ์ (Predictive Models)

2.2 ประโยชน์ต่อหน่วยงานต้นสังกัด (กรมโรงงานอุตสาหกรรม)

องค์ความรู้ที่ได้รับ โดยเฉพาะด้าน Data Analytics และการประยุกต์ใช้ Machine Learning (ML) สามารถนำมาประยุกต์ใช้เพื่อสนับสนุนภารกิจหลักของกรมโรงงานอุตสาหกรรมในการ ตรวจสอบกับดูแลโรงงาน ได้อย่างมีนัยสำคัญ ดังนี้

- การยกระดับการตรวจกำกับด้วยข้อมูล (Data-Driven Regulation) : ความรู้จากหลักสูตร (เช่น การเชื่อมต่อเซ็นเซอร์ IoT และการวิเคราะห์ข้อมูล) สนับสนุนการเปลี่ยนผ่านจากการตรวจกำกับแบบดั้งเดิม (Periodic Inspection) ไปสู่การเฝ้าระวังแบบเรียลไทม์
- การประยุกต์ใช้กับกฎหมาย CEMs : กรมโรงงานฯ สามารถนำหลักการ ML มาใช้วิเคราะห์ข้อมูลที่โรงงานส่งมาจากระบบตรวจวัดมลพิษทางอากาศอย่างต่อเนื่อง (Continuous Emission Monitoring Systems - CEMs) เพื่อตรวจสอบความผิดปกติ, คาดการณ์แนวโน้มการปล่อยมลพิษ, หรือแจ้งเตือนเมื่อมีค่าผิดปกติ แทนการตรวจสอบข้อมูลย้อนหลังเพียงอย่างเดียว
- การขับเคลื่อนนโยบาย Smart Safety : องค์ความรู้ด้านการวิเคราะห์ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ (เช่น อุณหภูมิ, ความดัน) สามารถนำไปต่อยอดในการพัฒนาระบบเฝ้าระวังความปลอดภัยในโรงงานอุตสาหกรรม (Smart Safety) เพื่อตรวจจับและแจ้งเตือนเหตุอันตรายได้ล่วงหน้า ซึ่งช่วยสนับสนุนภารกิจการกำกับดูแลความปลอดภัยของโรงงานให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น

2.3 ประโยชน์ต่อสายงานหรือวงการวิชาชีพในหัวข้อนั้นๆ

ความรู้จากหลักสูตรนี้เป็นประโยชน์โดยตรงต่อภาคอุตสาหกรรมการผลิตของไทย ดังนี้

- ยกระดับการออกแบบและการผลิต: ช่วยผลักดันให้โรงงานเปลี่ยนจากการผลิตแบบดั้งเดิม (Subtractive) ไปสู่การผลิตแบบเพิ่มเนื้อวัสดุ (AM) ทำให้สามารถผลิตชิ้นงานที่มีความซับซ้อนสูง, น้ำหนักเบา, หรือการบูรณชิ้นส่วน เพื่อลดขั้นตอนการประกอบและลด Lead Time
- เพิ่มประสิทธิภาพด้วยข้อมูล: ช่วยเปลี่ยนโรงงานจากการทำ "รายงาน" (Descriptive) ไปสู่การทำ "การคาดการณ์" (Predictive) ผู้ประกอบการสามารถใช้ข้อมูลที่เก็บรวบรวมไว้มาสร้างโมเดล ML เพื่อทำนายคุณภาพสินค้า คาดการณ์การเสียของเครื่องจักร (Predictive Maintenance) และค้นหาสภาวะการผลิตที่เหมาะสมที่สุด (Process Optimization) ซึ่งจะช่วยลดต้นทุนและเพิ่มความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลก

2.4 กิจกรรมการขยายผลที่ได้ดำเนินการ (ภายใน 60 วัน)

การจัดทำ One Page สรุปองค์ความรู้ 1 หน้า เกี่ยวกับหลักสูตร "Smart manufacturing specialist" หัวข้อ Predictive analytics เพื่อเผยแพร่เป็นความรู้แก่ผู้ประกอบการที่สนใจ

SMART MANUFACTURING SPECIALISTS



PREDICTIVE ANALYTICS

เปลี่ยน "ข้อมูลเก่า" ในโรงงาน ให้เป็น "เงิน" ในอนาคต

- หยุด "เตา" แล้วเริ่ม "ทำนาย" (DESCRIPTIVE TO PREDICTIVE)**
ประกอบการส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลเพื่อ "ทำนายงาน" (Descriptive) เช่น "เตาที่แก๊สเสียเท่าไร" ควรเปลี่ยนเป็นข้อมูลเพื่อ "คาดการณ์" (Predictive) เช่น "ถ้าตั้งค่าเครื่องแบบนี้ พรุ่งนี้จะมีเสียกี่เปอร์เซ็นต์"
- สถิติแบบเดิมๆ อาจ "เอาไม่อยู่"**
ปัญหาส่วนใหญ่ในโรงงาน (เช่น ของเสีย) มักซับซ้อนและไม่ตรงไปตรงมา การใช้สถิติแบบเดิมๆ อาจวิเคราะห์ไม่เจอสาเหตุ แต่การใช้เครื่องมือใหม่ๆ อย่าง CART, Random Forests หรือ TreeNet สามารถหา "รูปแบบที่ซ่อนอยู่" ในข้อมูลได้แม่นยำกว่า
- รู้ว่าจะเสียจะเจ็บ... ก่อนที่มันจะเจ็บ**
การประยุกต์ใช้ที่คุ้นเคยที่สุด คือ Predictive Maintenance (การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์) เราสามารถใช้ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ (เช่น การสั่น, อุณหภูมิเครื่อง, เสียง) มาสร้างโมเดลทำนาย "รูปแบบ" (Pattern) ที่นำไปสู่การเสียของเครื่องจักร ช่วยให้เราซ่อมบำรุงและเข้าไปซ่อมได้ก่อนที่มันจะหยุด (ลด Downtime)
- สูตรสำเร็จของกระบวนการผลิต**
เครื่องมือ MACHINE LEARNING ไม่ได้แค่ทำนาย แต่ยังช่วย "วินิจฉัย" (Diagnostic) และ "หาจุดที่เหมาะสมที่สุด" (Optimization) ได้ด้วย

การเปลี่ยนสู่การวิเคราะห์เชิงคาดการณ์ จะช่วยให้ผู้ประกอบการ
สามารถลดต้นทุน, เพิ่มประสิทธิภาพการผลิต และเพิ่มขีด
ความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลกได้อย่างยั่งยืน

จัดทำโดย นายสุนทร ทะลิลา วิศวกรชำนาญการ

SMART MANUFACTURING SPECIALISTS



PREDICTIVE ANALYTICS

เปลี่ยน "ข้อมูลเก่า" ในโรงงาน ให้เป็น "เงิน" ในอนาคต

- หยุด "เตา" แล้วเริ่ม "ทำนาย" (DESCRIPTIVE TO PREDICTIVE)**
ประกอบการส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลเพื่อ "ทำนายงาน" (Descriptive) เช่น "เตาที่แก๊สเสียเท่าไร" ควรเปลี่ยนเป็นข้อมูลเพื่อ "คาดการณ์" (Predictive) เช่น "ถ้าตั้งค่าเครื่องแบบนี้ พรุ่งนี้จะมีเสียกี่เปอร์เซ็นต์"
- สถิติแบบเดิมๆ อาจ "เอาไม่อยู่"**
ปัญหาส่วนใหญ่ในโรงงาน (เช่น ของเสีย) มักซับซ้อนและไม่ตรงไปตรงมา การใช้สถิติแบบเดิมๆ อาจวิเคราะห์ไม่เจอสาเหตุ แต่การใช้เครื่องมือใหม่ๆ อย่าง CART, Random Forests หรือ TreeNet สามารถหา "รูปแบบที่ซ่อนอยู่" ในข้อมูลได้แม่นยำกว่า
- รู้ว่าจะเสียจะเจ็บ... ก่อนที่มันจะเจ็บ**
การประยุกต์ใช้ที่คุ้นเคยที่สุด คือ Predictive Maintenance (การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์) เราสามารถใช้ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ (เช่น การสั่น, อุณหภูมิเครื่อง, เสียง) มาสร้างโมเดลทำนาย "รูปแบบ" (Pattern) ที่นำไปสู่การเสียของเครื่องจักร ช่วยให้เราซ่อมบำรุงและเข้าไปซ่อมได้ก่อนที่มันจะหยุด (ลด Downtime)
- สูตรสำเร็จของกระบวนการผลิต**
เครื่องมือ MACHINE LEARNING ไม่ได้แค่ทำนาย แต่ยังช่วย "วินิจฉัย" (Diagnostic) และ "หาจุดที่เหมาะสมที่สุด" (Optimization) ได้ด้วย

การเปลี่ยนสู่การวิเคราะห์เชิงคาดการณ์ จะช่วยให้ผู้ประกอบการ
สามารถลดต้นทุน, เพิ่มประสิทธิภาพการผลิต และเพิ่มขีด
ความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลกได้อย่างยั่งยืน

จัดทำโดย นายสุนทร ทะลิลา วิศวกรชำนาญการ



โปรดให้การสนับสนุน เลือกเป็นทีม
เพื่อเป็นคณะกรรมการสภามหาวิทยาลัย อ.ศ. ชุดที่ 41 ประจำปี 2569

1

นาย นตพงษ์ ชาติมานะ
MR. NATTAPONG K.

6

นาย นตพงษ์ ชาติมานะ
MR. NATTAPONG K.

8

นาย นตพงษ์ ชาติมานะ
MR. NATTAPONG K.

10

นาย นตพงษ์ ชาติมานะ
MR. NATTAPONG K.

ลงคะแนน Online
วันจันทร์ที่ 18 ธันวาคม 68
เวลา 08:00 - 16:00 น.

ITA
Association of Industrial Technicians and Engineers

ท่านประธาน บ.ป.อ. ประจำปี
นายสุมนต์ ศรีธรรมะ อธิบดีกรมโรงงานอุตสาหกรรม
ประจำปี 2568

ประธานสภาอุตสาหกรรม
และสภาวิศวกร
97.47
คะแนน
เมื่อวันที่ 20 กรกฎาคม 2568
ณ อาคาร
IT A
20
ปี

กรมโรงงานอุตสาหกรรม
DEPARTMENT OF INDUSTRIAL WORKS

**SMART
MANUFACTURING
SPECIALISTS**

PREDICTIVE ANALYTICS

เปลี่ยน "ข้อมูลเก่า" ในโรงงาน ให้เป็น "เงิน" ในอนาคต

- หยุด "เตา" แล้วเริ่ม "ทำนาย" (DESCRIPTIVE TO PREDICTIVE)**
ประกอบการส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลเพื่อ "ทำนายงาน" (Descriptive) เช่น "เตาที่แก๊สเสียเท่าไร" ควรเปลี่ยนเป็นข้อมูลเพื่อ "คาดการณ์" (Predictive) เช่น "ถ้าตั้งค่าเครื่องแบบนี้ พรุ่งนี้จะมีเสียกี่เปอร์เซ็นต์"
- สถิติแบบเดิมๆ อาจ "เอาไม่อยู่"**
ปัญหาส่วนใหญ่ในโรงงาน (เช่น ของเสีย) มักซับซ้อนและไม่ตรงไปตรงมา การใช้สถิติแบบเดิมๆ อาจวิเคราะห์ไม่เจอสาเหตุ แต่การใช้เครื่องมือใหม่ๆ อย่าง CART, Random Forests หรือ TreeNet สามารถหา "รูปแบบที่ซ่อนอยู่" ในข้อมูลได้แม่นยำกว่า
- รู้ว่าจะเสียจะเจ็บ... ก่อนที่มันจะเจ็บ**
การประยุกต์ใช้ที่คุ้นเคยที่สุด คือ Predictive Maintenance (การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์) เราสามารถใช้ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ (เช่น การสั่น, อุณหภูมิเครื่อง, เสียง) มาสร้างโมเดลทำนาย "รูปแบบ" (Pattern) ที่นำไปสู่การเสียของเครื่องจักร ช่วยให้เราซ่อมบำรุงและเข้าไปซ่อมได้ก่อนที่มันจะหยุด (ลด Downtime)
- สูตรสำเร็จของกระบวนการผลิต**
เครื่องมือ MACHINE LEARNING ไม่ได้แค่ทำนาย แต่ยังช่วย "วินิจฉัย" (Diagnostic) และ "หาจุดที่เหมาะสมที่สุด" (Optimization) ได้ด้วย

การเปลี่ยนสู่การวิเคราะห์เชิงคาดการณ์ จะช่วยให้ผู้ประกอบการ
สามารถลดต้นทุน, เพิ่มประสิทธิภาพการผลิต และเพิ่มขีด
ความสามารถในการแข่งขันในตลาดโลกได้อย่างยั่งยืน

จัดทำโดย นายสุนทร ทะลิลา วิศวกรชำนาญการ

2.5 กิจกรรมการขยายผลที่ได้ดำเนินการ (ภายใน 60 วัน)

กรมโรงงานอุตสาหกรรมมีแผนดำเนิน "โครงการเร่งรัดการจดทะเบียนเครื่องจักรของวิสาหกิจขนาดกลางและขนาดย่อม และเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตด้วยเทคโนโลยีควบคุมอัจฉริยะและปัญญาประดิษฐ์สำหรับโรงงานอุตสาหกรรม" ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2569 โดยมีงบประมาณ 24,961,000 บาท

วัตถุประสงค์ของโครงการ :

- เพื่อสนับสนุนการกระตุ้นเศรษฐกิจภาคอุตสาหกรรมตามนโยบายรัฐบาล
- ส่งเสริมให้ SME เข้าถึงแหล่งเงินทุนและสิทธิประโยชน์
- ถ่ายทอดองค์ความรู้เรื่องการแปลงเครื่องจักรเป็นทุน และการใช้เทคโนโลยี AI ในการปรับปรุงเครื่องจักร
- ให้คำปรึกษาเชิงลึกแก่ SME ในการปรับปรุงเครื่องจักรและการใช้นวัตกรรมเพื่อลดต้นทุนและพลังงาน

กลุ่มเป้าหมาย : สถานประกอบการ SMEs และโรงงานอุตสาหกรรมทั่วประเทศ

กิจกรรมหลักในโครงการ : แบ่งเป็น 2 กิจกรรม

กิจกรรมที่ 1 : เน้นการส่งเสริมปรับเปลี่ยนเครื่องจักรในกลุ่ม SME โดยมีการจัดสัมมนา (เป้าหมาย 200+ คน), การฝึกอบรมเชิงลึก (120+ คน) และการตรวจสอบเครื่องจักร (3,300+ เครื่อง) เพื่อช่วยให้เข้าถึงแหล่งทุนได้

กิจกรรมที่ 2 : เน้นการเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตด้วยเทคโนโลยีควบคุมอัจฉริยะและ AI โดยมีการจัดสัมมนา (เป้าหมาย 100+ คน), การฝึกอบรมเชิงลึก (50+ คน) และการให้คำปรึกษาโรงงาน (50+ แห่ง)

การนำความรู้ที่ได้จาก APO ไปใช้กับโครงการของกรมโรงงานอุตสาหกรรม :

1) ความรู้ด้าน Predictive Analytics ที่ได้จากการอบรมซึ่งจะเปลี่ยน “การซ่อมบำรุง (Maintenance)” ทัวไปให้เป็น “การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ (Predictive Maintenance)”

- เป้าหมายโครงการ: "เพิ่มประสิทธิภาพ" (ซึ่งมักจะสูญเสียไปกับเครื่องจักรหยุด (Downtime))
- ความรู้ที่เชื่อมโยง : หลักสูตรนี้สอนให้สร้างโมเดล "Classification" (เช่น "ปกติ" / "กำลังจะเสีย") โดยใช้ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ (เช่น อุณหภูมิ, การสั่นสะเทือน) เราสามารถนำความรู้นี้ไปให้คำปรึกษาโรงงาน (ในกิจกรรมที่ 2) เพื่อทำ Predictive Maintenance (การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์) ช่วยให้โรงงานรู้ล่วงหน้าว่าเครื่องจักรจะเสียเมื่อไหร่ และเข้าไปซ่อมได้ก่อนที่ไลน์จะหยุด ซึ่งนี่คือการ "เพิ่มประสิทธิภาพ" ที่ชัดเจนที่สุด

2) การหาจุดเหมาะสมในการผลิต เพื่อลดของเสียและประหยัดพลังงาน

- เป้าหมายโครงการ : "เพิ่มประสิทธิภาพ" และ "ลดต้นทุนพลังงาน" (เป้าหมาย 500 toe/ปี)
- ความรู้ที่เชื่อมโยง : สามารถนำความรู้เรื่องโมเดล "Regression" (เช่น CART, TreeNet) ไปให้คำปรึกษาโรงงาน 50 แห่ง

3) ยกระดับ "การให้คำปรึกษา" จาก "การเดา" เป็น "การฟันธงด้วยข้อมูล"

- เป้าหมายโครงการ : "ให้คำปรึกษาเชิงลึก" (In-depth consulting) แก่ 50 โรงงาน

- ความรู้ที่เชื่อมโยง: วิเคราะห์ปัญหาจากข้อมูลโดยใช้โมเดล ML (เช่นเดียวกับกรณีศึกษา Employee Churn หรือ Credit Risk) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลและหา "สาเหตุที่แท้จริง" (Root Cause)

4) การต่อยอดสู่งานกำกับดูแล: ความรู้นี้ยังสามารถนำไปต่อยอดภารกิจหลักของกรมโรงงานฯ ได้ เช่น

- Smart Safety : สร้างโมเดลคาดการณ์ "ความเสี่ยง" การเกิดอุบัติเหตุจากข้อมูลเซ็นเซอร์
- CEMs : วิเคราะห์ข้อมูลมลพิษ (CEMs) เพื่อ "คาดการณ์" ช่วงเวลาที่อาจมีการปล่อยมลพิษเกินมาตรฐาน แทนที่จะรอตรวจสอบจากรายงานเพียงอย่างเดียว