ทำไม Data Big ยังไม่ใช่ Big Data by Asst.Prof. Dr. Denchai Woradechjumroen

ข้อมูล HVAC ไม่ใช่แค่ตัวเลข

ความท้าทายแรกคือ ข้อมูลมีอยู่จริง แต่กระจัดกระจาย ขึ้นกับบริบท และต้องอาศัยการตรวจสอบเชิงฟิสิกส์

สารสำคัญ | **ระบบ HVAC ไม่ได้ขาดข้อมูล แต่ขาดข้อมูลที่ใช้งานได้ เชื่อถือได้ และพร้อมสำหรับการตัดสินใจ**

ปัญหาหลัก

ค่าไฟฟ้าสูง
แต่ไม่รู้สาเหตุที่แท้จริง

ช่องว่างของข้อมูล

ข้อมูลจาก BMS / มิเตอร์ /
การผลิต แยกกันคนละระบบ

KPI ธุรกิจ

ต้องเห็นต้นทุนต่อหน่วย
และ kWh ต่อผลผลิต

การดำเนินการแบบ Real-time

แจ้งเตือนและปรับปรุง
ก่อนพลังงานสูญเสียเพิ่มขึ้น

Dashboard ที่ดีต้องตอบได้

1. kWh ต่อหน่วยการผลิตสูงกว่าปกติหรือไม่?
2. สาเหตุเกิดจากอะไร (โหลด, สภาพอากาศ, ขัดข้อง หรือการทำงานของระบบ)?
3. ควรแก้ไข ปรับปรุง หรือรีเซ็ตสิ่งใดก่อน?

ข้อมูลดิบ
รวบรวมจากเซ็นเซอร์
และระบบต่าง ๆ

บริบท
ตรวจสอบคุณภาพข้อมูล
และความสัมพันธ์เชิงฟิสิกส์

Insight
แปลงข้อมูลเป็นความรู้
และแนวโน้ม

การลงมือทำ
ตัดสินใจ ดำเนินการ
และติดตามผล

Data Big ≠ Big Data

ข้อมูลจำนวนมากเพียงอย่างเดียวยังไม่พอ ต้องผ่านการจัดระบบ ตรวจสอบ และเชื่อมโยงกับการตัดสินใจ

สารสำคัญ | Big Data สำหรับ HVAC คือข้อมูลที่เชื่อถือได้ มีบริบท ใช้คำนวณได้ และนำไปสู่ action ได้จริง

DATA BIG

ข้อมูลเยอะ แต่ยังไม่พร้อมใช้

01 **มาจากหลายแหล่งข้อมูล**
BAS / BMS / IoT / มิเตอร์ / บันทึกด้วยมือ

02 **ปัญหาคุณภาพของข้อมูล**
ค่าขาดหาย, ค่าเป็นศูนย์, หน่วยผิด, เซนเซอร์คลาดเคลื่อน

03 **ยังไม่ตอบโจทย์การปฏิบัติ**
เห็นกราฟ แต่ยังไม่รู้ว่าต้องแก้ตรงไหน

แปลงผ่าน

QA + ฟิสิกส์ + Baseline

BIG DATA

ข้อมูลที่พร้อมสำหรับการตัดสินใจและการควบคุม

01 **สะอาด และซิงโครไนซ์**
เวลา, Tag, หน่วย มาตรฐานเดียวกัน

02 **ตรวจสอบด้วยหลักฟิสิกส์**
สมดุลความร้อน, ความสมดุลการไหล, เกณฑ์สบาย

03 **พร้อมโมเดล และนำไปสู่ action ได้**
Baseline, AFDD, ควบคุมด้วย AI, ลำดับงาน

Data QA → ปรับหน่วยข้อมูล → ตรวจสอบเชิงฟิสิกส์ → Baseline / AFDD → Control Action

กระบวนการสร้างข้อมูลสู่ Big Data

จากสัญญาณภาคสนามสู่ข้อมูลเชิงตัดสินใจ

ขับเคลื่อนด้วย AI
AI-POWERED

ปลอดภัย
SECURE

ขยายได้
SCALABLE

เชื่อถือได้
RELIABLE

SMART

1 แหล่งข้อมูล (Source)

ข้อมูลจากหลายแหล่ง

- Chiller, Pump, Cooling Tower
- AHU, FCU, VAV
- Meters (Power, Flow, Temp, Pressure, RH)
- BAS / BMS / PLC
- Production / Schedule Occupancy / Tariff
- Weather Data

2 การเก็บข้อมูล (Acquire)

เก็บข้อมูลจากอุปกรณ์ภาคสนาม

- Existing BAS Points
- Additional IoT Sensors
- Smart Meters
- Manual Engineering Inputs
- Point Mapping & Tagging

3 การสื่อสารข้อมูล (Communicate)

ส่งข้อมูลอย่างปลอดภัยและเชื่อถือได้

BACnet
Modbus
OPC UA
LoRa

IoT Gateway (Edge Device)

4G/5G / Ethernet VPN / Cloud

4 การรวมและจัดระบบข้อมูล (Integrate)

รวมและจัดระบบข้อมูลจากหลายแหล่งให้เป็นมาตรฐาน

- Protocol Conversion
- Timestamp Alignment
- Unit Normalization
- Data Merging
- Contextualization (Plant + Airside + Business)

5 การตรวจสอบความถูกต้อง (Validate)

ตรวจสอบคุณภาพและความถูกต้อง

- Missing Data Check
- Sensor Sanity Check
- Outlier Filtering
- Calibration & Verification
- Physics Validation (Heat Balance / Comfort Gate)

DATA QUALITY SCORE

Excellent

6 การนำไปใช้ (Use)

เปลี่ยนข้อมูลเป็นคุณค่าเชิงปฏิบัติการ

- Dashboard & Visualization
- Baseline & Benchmarking
- AFDD & Fault Detection
- MBCx & Optimization
- AI & Predictive Analytics
- Command Center & Multi-site Montioring

ตัวอย่างการไหลของข้อมูล (Data Flow)

Key Takeaway

ข้อมูลคุณภาพสูงจากแหล่งที่เหมาะสม ถูกรวบรวมในวิธีที่ถูกต้อง ตรวจสอบอย่างต่อเนื่อง และใช้งานได้จริง เพื่อผลลัพธ์ที่วัดผลได้และต่อยอดการปรับปรุงอย่างยั่งยืน

ประหยัดพลังงาน	ลดต้นทุน	ลด CO_2	คุณภาพข้อมูล	ความพร้อมใช้งาน	การดำเนินงานยั่งยืน
10–30%	8+ ล้านบาท/ปี	600+ ตัน/ปี	90%+	สูงขึ้น	คาร์บอนลดลง
เทียบกับค่าอ้างอิง (Baseline)	(โดยเฉลี่ย)		ความแม่นยำ	Downtime ลดลง	มูลค่าเพิ่มขึ้น

ข้อมูลที่ดีขึ้น → Insight ที่ดีขึ้น → การตัดสินใจที่ดีขึ้น → ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

กลยุทธ์การเลือกเซนเซอร์และการเชื่อมโยง KPI

เลือกจุดวัดจากสมการการตัดสินใจ ไม่ใช่เพื่อให้ Dashboard ดูเยอะ

อะไรคือข้อมูลที่ต้องวัด

1. **Water-side**
   CHWS/CHWR, flow, DP, pump/chiller kW
2. **Air-side**
   SAT/RAT, valve %, fan, zone T/RH, CO_2
3. **Production**
   output counter, operating hours, batch, schedule
4. **Maintenance**
   filter/coil status, alarms, work order, override

จากข้อมูลสู่การตัดสินใจ

1. **เก็บข้อมูล (Acquire)** — BAS / PLC / meter / IoT
2. **ตรวจสอบ (Validate)** — tag mapping, sensor sanity
3. **ปรับให้อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน (Normalize)** — weather, production
4. **ตัดสินใจ (Decide)** — KPI, work order

Sensor tags → Physics checks → Reliable KPI → Baseline → Action

วัดเฉพาะข้อมูลที่เปลี่ยนการตัดสินใจได้

KPI สำหรับการตัดสินใจ

1. **Performance**
   Plant kW/ton, CHW ΔT
2. **Business**
   kWh/unit, baht/unit, ROI
3. **Comfort**
   Zone T/RH, ventilation
4. **Action**
   alert, checklist, work order

หลักการออกแบบ: ติดตั้งเซนเซอร์ให้น้อยลง แต่ตอบคำถามที่ถูกต้องได้ดีกว่า และเชื่อถือได้มากกว่า

แนวคิดจากแหล่งข้อมูล: IoT Monitoring + Chiller Plant Optimization

สถาปัตยกรรม T-Smart

T-Smart

AIoT CPMS + BAS + AFDD + Command Center

แนวคิดหลัก (Keynote): สถาปัตยกรรมนี้ปิดวงจรการทำงาน: เก็บข้อมูล ตรวจสอบเชิงฟิสิกส์ สร้างแบบจำลองประสิทธิภาพ วินิจฉัยและปรับปรุงประสิทธิภาพ และยืนยันการลงมือปฏิบัติในภาคสนาม

ข้อมูลนำเข้า (System Inputs)

1. **Chiller plant**
   CHWS/CHWR, flow, kW, COP, kW/ton
2. **Air-side**
   AHU/FCU, SAT/RAT, valve, fan, zone T/RH
3. **Production**
   output counter, schedule, batch, reject
4. **Cost**
   tariff, peak demand, baseline

สถาปัตยกรรม MBCx แบบต่อเนื่อง 5 ชั้น

1. **Data Acquisition**
   เก็บข้อมูลจาก BAS / PLC / IoT, Modbus, BACnet, LoRa
2. **Data QA & Physics**
   ตรวจสอบคุณภาพข้อมูล, สมดุลพลังงาน, คุณสมบัติเชิงฟิสิกส์ comfort gate
3. **Model & Baseline**
   พยากรณ์โหลด, สภาพอากาศ/การผลิต, สร้าง baseline และ normalize
4. **AFDD & Optimization**
   ตรวจพบความผิดปกติ กฎการตัดสินใจ, setpoints, ข้อจำกัด (constraints) และ safety guard
5. **Command Center**
   แจ้งเตือน, work order, ยืนยันผลประหยัด & ข้อเสนอแนะ

ฟีดแบ็ก: การลงมือปฏิบัติที่ยืนยันแล้วจะอัปเดต baseline, rules และ AI model

เป้าหมาย: การลงมือปฏิบัติจริงและผลลัพธ์ที่ยืนยันแล้ว — ไม่ใช่แค่การแจ้งเตือน

ผลลัพธ์การปฏิบัติการ (Operational Outputs)

- **Executive KPI**
  ประหยัดพลังงาน, ROI, ความเสี่ยง, สถานะหลายไซต์
- **Engineer Insight**
  ค้นหาสาเหตุราก, ความเชื่อมั่นของโมเดล, ข้อจำกัด
- **Technician Action**
  ลำดับความสำคัญของงาน, checklist, work order
- **AI Supervisory Control**
  ควบคุมอัตโนมัติอย่างปลอดภัย, จำกัดค่า (rate limit), ยืนยันก่อนสั่งงาน

หลักการออกแบบ: Monitor → Diagnose → Optimize → Act → Verify

เป็น MBCx ที่ดำเนินการอย่างต่อเนื่อง ไม่ใช่เพียงแดชบอร์ดแบบสแตนด์อโลน

แนวคิดจากการขับเคลื่อนด้วยข้อมูล (Source-driven concept) จากแหล่งข้อมูลคำศัพท์/เอกสาร: T-Smart AIoT Monitoring และ CPMS architecture

ชั้นฟิสิกส์เบื้องหลังข้อมูล HVAC

ทุกจุดข้อมูลต้องผ่านตรรกะทางวิศวกรรม ก่อนที่จะกลายเป็น KPI, baseline, alarm หรือคำสั่งของ AI ที่เชื่อถือได้

T-SMART AIoT HVAC

KEYNOTE | AI สำหรับ HVAC ต้องอิงฟิสิกส์ (Physics-Informed) — ไม่ใช่ Black Box ที่เชื่อค่าจากเซนเซอร์ดิบโดยไม่ตรวจสอบ

การตรวจสอบทางวิศวกรรมหลัก

1 Cooling Load

TonCal = GPM_CHW × (T_CHR − T_CHS) / 24

ตรวจสอบภาระการทำความเย็นจากอัตราการไหล และความแตกต่างของอุณหภูมิ (ΔT)

2 Plant Efficiency

plant kW/ton = (P_CH + P_CHP + P_CDP + P_CT) / TonCal

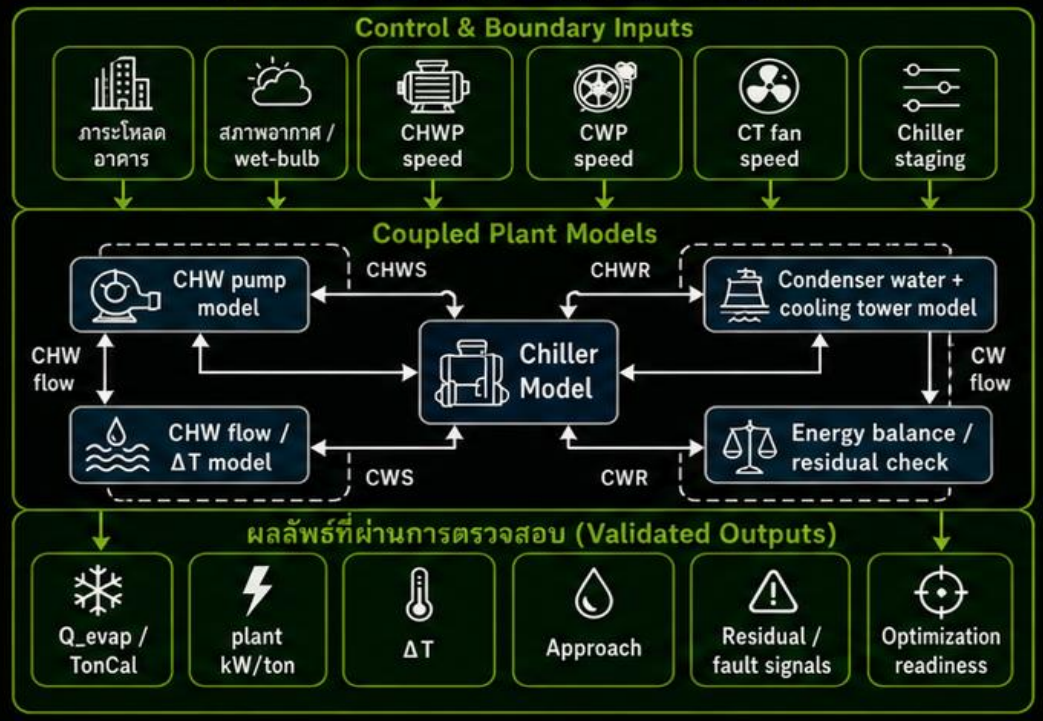
ติดตามประสิทธิภาพรวมของระบบ ไม่ใช้เพียงประสิทธิภาพของชิลเลอร์

3 Heat Balance

HB% = (Q_cond − Q_evap − W_input) / (Q_evap + W_input) × 100

ตรวจสอบความสมดุลของพลังงาน ก่อนเคลมผลประหยัดจากระบบ

แบบจำลอง Chiller Plant ที่อิงฟิสิกส์



เกณฑ์การตรวจสอบก่อนสั่งการ

1. **Sensor sanity**
   ตรวจสอบความสมเหตุสมผลของเซนเซอร์ การสอบเทียบ / timestamp / point mapping
2. **Energy balance**
   ตรวจสอบความสมดุลพลังงาน Qevap + Win ≈ Qcond ภายในเกณฑ์ที่ยอมรับได้
3. **Comfort gate**
   ตรวจสอบอุณหภูมิโซนและความชื้นสัมพัทธ์ ให้อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้
4. **Action readiness**
   ข้อมูลพร้อมสำหรับตัดสินใจ: baseline, alarm, work order, AI command

กฎปฏิบัติ: ต้องปฏิเสธข้อมูลคุณภาพไม่ดี ก่อนการทำ Optimization | ห้ามเคลมผลประหยัด หรือส่งคำสั่งควบคุมของ AI จนกว่าจะผ่าน Sensor validity, Heat Balance และ Comfort checks ครบถ้วน

แนวคิดจากประสบการณ์การทำงานจริงและหลักการทางวิศวกรรมระบบทำความเย็น

คำอ้างอิง: ASHRAE Guideline 14, AHRI 550/590, ASHRAE Handbook – HVAC Systems and Equipment

T-SMART AIoT HVAC

Part 3 — ทำไมข้อมูล HVAC ต้องผ่านวิศวกรรมก่อนใช้ AI

ชั้นข้อมูลเชิงกายภาพฝั่ง Water-side

ต่อยอดแนวคิดการตรวจสอบความถูกต้องของฟิสิกส์ในสไลด์ก่อนหน้า สู่การใช้งานจริงในระบบปรับอากาศ (Chiller Plant) และระบบน้ำคอนเดนเซอร์

1) สาระสำคัญ

ข้อมูลฝั่ง Water-side ต้องสอดคล้องกันระหว่าง ภาระความเย็น (Load), อัตราการไหล (Flow), อุณหภูมิ, พฤติกรรมปั๊ม/หอผึ่ง และ Heat Balance ก่อนให้ระบบ AI ทำการควบคุมอัตโนมัติ

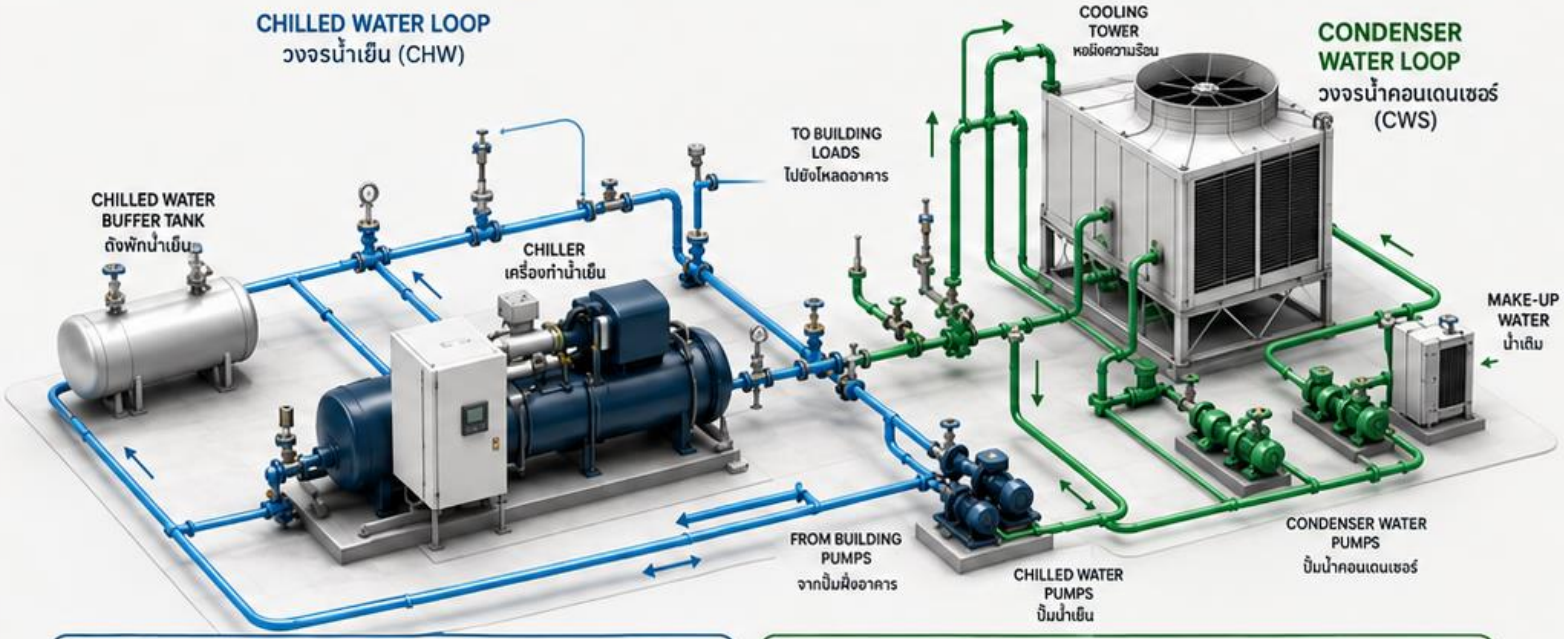
2) สิ่งที่รูปนี้อธิบาย

- Cooling load = CHW flow × ΔT
- Plant kW/ton = chiller + pumps + tower
- CWS reset balance ระหว่างพลังงานกับอุณหภูมิ
- Low ΔT / bad flow นำไปสู่การ Optimize ผิดพลาด

3) การตัดสินใจเชิงปฏิบัติการ

- Staging chillers จากภาระจริงของระบบ
- Reset CHWS ด้วย comfort / RH guard
- ใช้ Heat Balance ก่อนทำ M&V
- แก้ไขข้อผิดพลาดของเซนเซอร์/การไหล ก่อนอ้างอิงผลประหยัด

หลักการพื้นฐานการเพิ่มประสิทธิภาพฝั่ง Water-side



1) Load Matching & Sequencing

เลือกจำนวนเครื่องทำน้ำเย็นให้เหมาะสมกับโหลดจริง เพื่อประสิทธิภาพสูงสุด และหลีกเลี่ยงการเดินเครื่องหลายตัวที่ภาระต่ำเกินไป

2) Chilled Water Setpoint Reset

ปรับอุณหภูมิน้ำเย็นส่ง (CHWS) ให้เหมาะสมกับภาระ เพื่อเพิ่ม COP ของ chiller โดยไม่ลดทอนความสบาย

3) Condenser Water Optimization

ปรับสมดุลการทำงานของหอผึ่งความร้อนกับอุณหภูมิคอนเดนเซอร์ (CWS) เพื่อประหยัดพลังงานโดยไม่กระทบต่อการระบายความร้อนของระบบ

4) Variable Flow & Pump Control

รักษา ΔT ให้เหมาะสม ควบคุมปั๊มด้วย VFD เพื่อลดพลังงานในส่วนโหลดย่อยได้อย่างมีนัยสำคัญ

แหล่งข้อมูลอ้างอิง: แนวคิดจาก Chiller Plant Optimization + ข้อมูลจากระบบ AIoT Monitoring (อ้างอิงจากภาคปฏิบัติจริง)

ชั้นกายภาพฝั่งลม (Physical Air-Side Layer)

ขยายแนวคิดการตรวจสอบทางฟิสิกส์ไปยัง AHU, ท่อลม, VAV/FCU, ระบบระบายอากาศ และความสบายของแต่ละโซน

Keynote

KPI เพียงอย่างเดียวไม่พอ ความผิดปกติทางฝั่งลม
ทำให้บางโซนร้อน, อับชื้น หรือมีการระบายอากาศเกิน/น้อยเกิน

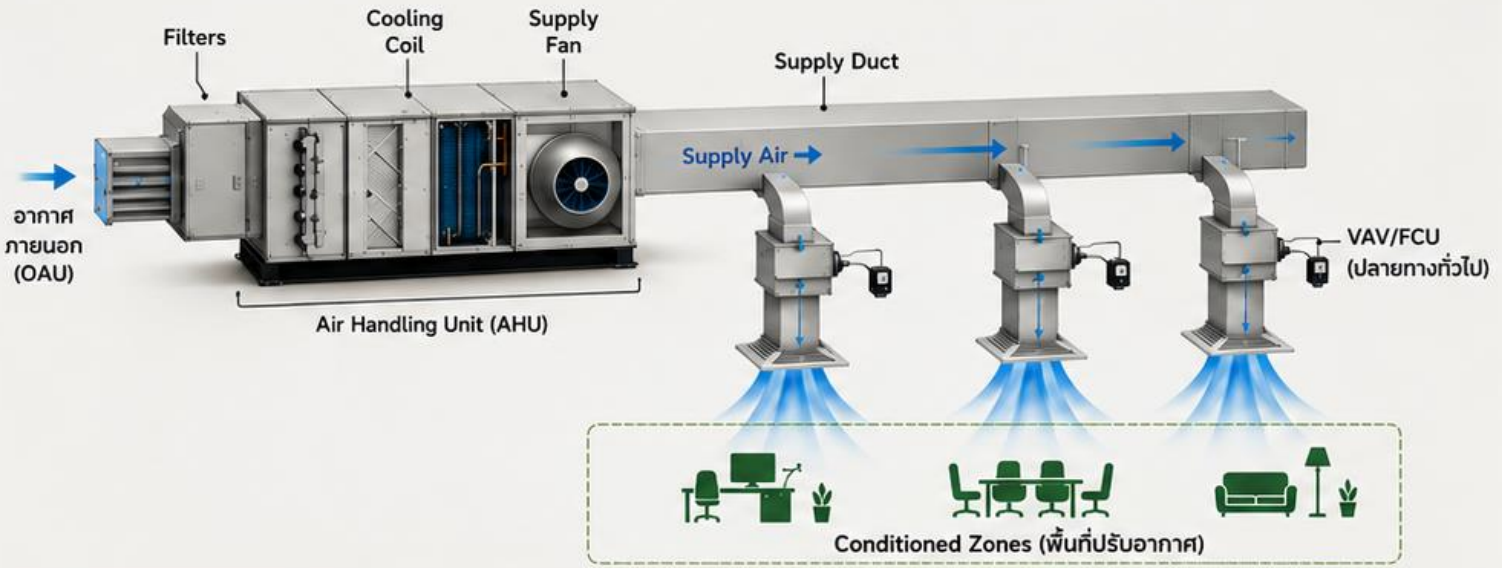
สิ่งที่รูปนี้สอน

- AHU → ท่อลม → ปลายทาง (VAV/FCU) → โซน เป็นสายโซ่เดียวกัน
- Static reset ทำงานเมื่อสมดุลของโซน
- SAT reset ปกป้องความสบาย / ความชื้นสัมพันธ์ (RH)
- ระบบระบายอากาศ (Ventilation) ช่วยลดภาระแฝง (Latent load)

การตัดสินใจเชิงปฏิบัติ

- โซนร้อน + CHWS ปกติ → ตรวจสอบฝั่งลม (Air-side)
- วาล์วเปิด 90–100% → ตรวจสอบ Coil/อำนาจการไหล
- RH สูง → ตรวจสอบ OAU / อากาศสด
- AFDD ต้องเชื่อมโยง Plant + AHU + โซน

หลักการเพิ่มประสิทธิภาพฝั่งลม (Air-Side Optimization)



1 Static Pressure Reset

ลด Static Pressure ของท่อลม ตามความต้องการของโซน ช่วยประหยัดพลังงานพัดลมได้มาก

2 Supply Air Temperature Reset

ปรับ SAT ให้สูงขึ้นในช่วงไม่ต้องการความเย็นมาก พร้อมลดพลังงานการทำความเย็นของ Coil

3 Ventilation Optimization

ควบคุมการระบายอากาศตามความต้องการด้วย CO_2 / Occupancy Sensors หลีกเลี่ยงการระบายเกินในโซนที่ไม่มีคน

4 Zone-Level Balance

ทำสมดุล VAV Box, FCU และ Diffusers ให้สอดคล้องกัน ความสบายเป็นตัวชี้วัดระดับระบบ (System-level Metric)

การผสานกลยุทธ์ฝั่งลมช่วยลดพลังงานพัดลมและการทำความเย็น ลดการระบายเกิน และเพิ่มความสบายของผู้ใช้งานอย่างยั่งยืน

Source-driven concept: Chiller Plant Optimization + AIoT Monitoring uploaded sources

ภาพรวมการยกระดับ HVAC Optimization

เส้นทางสู่การปฏิบัติการ HVAC อัจฉริยะด้วยข้อมูลและ AI

ขับเคลื่อนด้วย AI AI-POWERED | ปลอดภัย SECURE | ขยายผลได้ SCALABLE | เชื่อถือได้ RELIABLE

ข้อมูล (DATA) ➤ ข้อมูลเชิงลึก (INSIGHT) ➤ การดำเนินการ (ACTION) ➤ การเพิ่มประสิทธิภาพ (OPTIMIZATION) ➤ คุณค่า (VALUE)

1 Thai TAB

ทดสอบ ปรับตั้ง และสมดุลระบบ

สร้างมาตรฐานและความสมบูรณ์ของระบบเป็นจุดเริ่มต้น

2 Cx

คอมมิชชันนิ่งระบบ

ตรวจสอบสมรรถนะและยกระดับประสิทธิภาพ

3 MBCx

คอมมิชชันนิ่งโดยใช้การตรวจวัดและการติดตามผล

ติดตามต่อเนื่องด้วยข้อมูลและปรับปรุงอย่างเป็นระบบ

4 AI-Enabled Operations

AI Chiller Plant / AI Airside

เพิ่มคุณค่าสูงสุดด้วย AI และระบบอัตโนมัติ

- ประหยัดพลังงาน **8–15%** เมื่อเทียบกับการเดินระบบเดิม
- ลดค่าใช้จ่าย **8+ MB/ปี** จากการใช้พลังงาน
- ลดการปล่อย CO_2 **1,000+** ตัน/ปี
- ระบบเชื่อถือได้ Uptime สูงขึ้น และลดการหยุดชะงัก
- ดำเนินงานยั่งยืน ลดคาร์บอน ลดต้นทุนระยะยาว

ขับเคลื่อนการเปลี่ยนผ่านจาก DATA สู่ VALUE ด้วยการเพิ่มประสิทธิภาพอย่างต่อเนื่อง

Part 4 — HVAC Optimization Maturity Map

ระดับ 1: Chiller Plant Guarantee

สร้างค่ามาตรฐาน (Baseline) ตรวจสอบประสิทธิภาพ และยืนยันความสมบูรณ์ของระบบ

AI-POWERED | SECURE | SCALABLE | RELIABLE

เป้าหมาย

สร้างค่ามาตรฐานที่เชื่อถือได้ และยืนยันประสิทธิภาพของระบบ

กิจกรรมหลัก

- ตรวจสอบการติดตั้งและการทำงานของระบบ
- ตรวจสอบ Chiller, ปั๊ม, Cooling Tower และลำดับการควบคุม
- ปรับตั้งค่าการทำงานให้เหมาะสม
- จัดทำ Baseline และแผน M&V

เครื่องมือและกระบวนการ

- Thai TAB + Cx + การเก็บข้อมูลภาคสนาม + M&V
- ทดสอบประสิทธิภาพของ Chiller และระบบ
- รวบรวมข้อมูลและบันทึกแนวโน้ม

KPI / ประโยชน์

- ค่ามาตรฐานประสิทธิภาพของระบบ
- ยืนยันผลประหยัด
- ปรับเร็ว เห็นผลไว
- ความเชื่อถือได้และความสบายที่ดีขึ้น

สิ่งที่ส่งมอบ

- ค่ามาตรฐานที่แม่นยำ (Baseline)
- จุดตั้งค่าที่เหมาะสม (Optimized setpoints)
- ผลการดำเนินงานที่ได้รับการยืนยัน (Verified performance)
- ฐานข้อมูลเพื่อการปรับปรุงในอนาคต

ประหยัดพลังงาน **5–10%** เทียบกับการดำเนินงานเดิม

ประหยัดค่าใช้จ่าย **5+ MB/yr**

ลดการปล่อย CO_2 **500+** ตัน/ปี

ระบบเชื่อถือได้ Uptime สูงขึ้น ลดการหยุดชะงัก

รากฐานเพื่อความยั่งยืน คาร์บอนต่ำลง ต้นทุนต่ำลง

วาง**รากฐาน**ที่แข็งแกร่งในวันนี้ เพื่อการ**ประหยัด**ที่ต่อเนื่องในวันพรุ่งนี้

LEVEL 2 : CHILLER PLANT OPTIMIZATION

เพิ่มประสิทธิภาพระบบชิลเลอร์ ลดการใช้พลังงาน และยืดอายุการใช้งาน

AI-POWERED | SECURE | SCALABLE | RELIABLE

เป้าหมาย (GOAL)

เพิ่มประสิทธิภาพระบบชิลเลอร์
ด้วยข้อมูลและการวิเคราะห์
ลดการใช้พลังงานและต้นทุน

กิจกรรมสำคัญ (KEY ACTIVITIES)

- ใช้ระบบ CPMS แบบ Rule-based
- ปรับลำดับการเดินเครื่อง (Sequencing)
- ปรับ Setpoint CHW & ΔT
- ปรับการทำงาน Cooling Tower และ Pump
- ติดตามและวิเคราะห์ประสิทธิภาพต่อเนื่อง

เครื่องมือและกระบวนการ (TOOLS & PROCESSES)

- CPMS แบบ Rule-based
- เชื่อมต่อ BAS (Building Automation System)
- วิเคราะห์แนวโน้ม (Trending) และ Analytics
- ระบบแจ้งเตือนและจัดการข้อผิดปกติ

KPI / ประโยชน์ (KPI / BENEFITS)

- ลดค่า kW/RT
- เพิ่มประสิทธิภาพการใช้พลังงาน
- ระบบทำงานเสถียร
- ลดต้นทุนการดำเนินงาน

ตัวอย่าง Dashboard (Example Dashboard)

ประสิทธิภาพระบบ kW/RT: 0.62 ปรับปรุงขึ้น 12%

อุณหภูมิน้ำเย็น (CHW) °C: 6.8 เหมาะสม

โหลดของระบบ %: 72

แนวโน้มการใช้พลังงาน (kW)

สัดส่วนการใช้พลังงาน

แจ้งเตือนปัจจุบัน: 0 ปกติทั้งหมด

สถานะอุปกรณ์: 12/12 ออนไลน์

ประหยัดพลังงานเดือนนี้: 8.7% เทียบกับ Baseline

แนวโน้มการปรับปรุง: ต่อเนื่อง

ประหยัดพลังงาน 8–15% เทียบกับ Baseline

ประหยัดค่าใช้จ่าย 6+ MB/ปี โดยเฉลี่ย

ลดการปล่อย CO_2 600+ ตัน/ปี

ระบบเสถียรเชื่อถือได้ เสถียรและต่อเนื่อง

ลดต้นทุนดำเนินงาน ลดต้นทุนอย่างยั่งยืน

ปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง ด้วยข้อมูลและการควบคุมอัจฉริยะ เพื่อระบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

LEVEL 3 : AI CHILLER PLANT

คาดการณ์ ตรวจจับ และปรับปรุงอัตโนมัติด้วย AI เพื่อประสิทธิภาพสูงสุด

AI-POWERED | SECURE | SCALABLE | RELIABLE

เป้าหมาย (GOAL)

ใช้ AI และ Advanced Analytics คาดการณ์ ตรวจจับ และปรับปรุงระบบชิลเลอร์แบบเรียลไทม์

กิจกรรมหลัก (KEY ACTIVITIES)

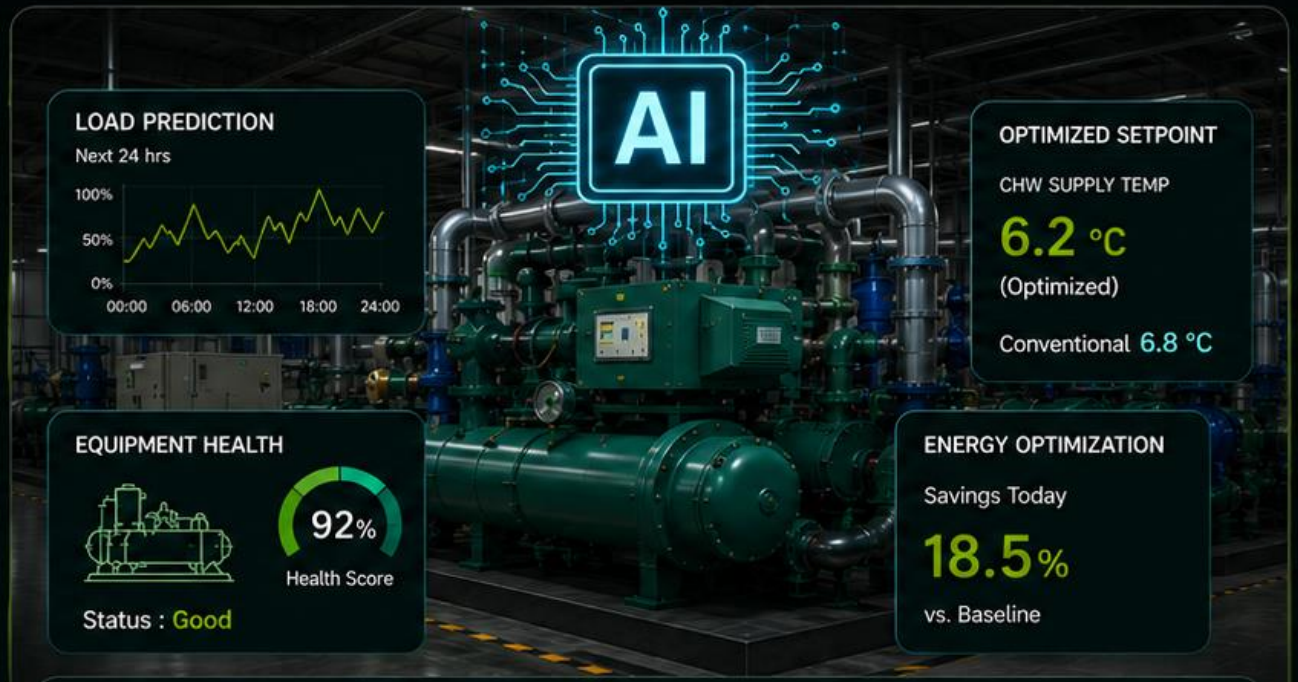
- AI Load Prediction
- Adaptive Setpoint Optimization
- AI Sequencing & Dispatching
- AFDD / Fault Detection
- Digital Twin & What-if Simulation
- MBCx Data Feedback Loop

เครื่องมือและเทคโนโลยี

- Machine Learning / Deep Learning
- Digital Twin
- AI AFDD
- NLP for Insight
- Edge AI + Cloud Analytics

KPI / ประโยชน์

- ประหยัดพลังงานมากขึ้น & เสถียรภาพสูง
- คาดการณ์ปัญหาก่อนเกิดเหตุ
- ลด Downtime
- ปรับปรุงระบบอัตโนมัติอย่างต่อเนื่อง



เก็บข้อมูล (Data Collection) → วิเคราะห์ด้วย AI (Analytics) → ตัดสินใจอัจฉริยะ (Decision) → สั่งการอัตโนมัติ (Automated Action) → ปรับปรุงต่อเนื่อง (Continuous Improvement)

ความสามารถของ AI (AI CAPABILITIES)

AI LOAD PREDICTION
คาดการณ์โหลดความเย็นล่วงหน้า เพื่อวางแผนการทำความเย็นอย่างแม่นยำ

ADAPTIVE SETPOINT OPTIMIZATION
ปรับ Setpoint อย่างต่อเนื่อง ให้เหมาะสมกับสภาวะจริง

AI SEQUENCING & DISPATCHING
AI เลือกสั่งการชิลเลอร์/ปั๊ม/หอเย็น เพื่อประสิทธิภาพสูงสุด

AFDD / FAULT DETECTION
ตรวจจับความผิดปกติล่วงหน้า และระบุสาเหตุอัตโนมัติ

DIGITAL TWIN & SIMULATION
จำลองสถานการณ์และประเมินผลกระทบ ก่อนตัดสินใจ

MBCx FEEDBACK LOOP
ติดตาม-วิเคราะห์-ปรับปรุง อย่างต่อเนื่อง (Verify & Improve)

ประหยัดพลังงาน 10–25% vs. Baseline

ประหยัดค่าใช้จ่าย 8+ MB/ปี

ลดการปล่อย CO_2 800+ ตัน/ปี

ความเสถียรสูง ลดการ Breakdown เพิ่ม Uptime

อนาคตอย่างยั่งยืน ลดต้นทุนคาร์บอน สร้างคุณค่าเพิ่ม

AI ขับเคลื่อนการวิเคราะห์ ข้อมูลสร้างคุณค่า สู่การดำเนินงานที่ยั่งยืน

LEVEL 4 : AI AIRSIDE

เพิ่มประสิทธิภาพความสบาย สุขภาพ และการใช้พลังงานด้วย AI สำหรับระบบอากาศฝั่งอาคาร

AI-POWERED | SECURE | SCALABLE | RELIABLE

เป้าหมาย (GOAL)

เพิ่มความสบายและคุณภาพอากาศที่ดี
พร้อมลดการใช้พลังงานในทุกระบบ Airside

กิจกรรมสำคัญ

- ปรับ VAV / AHU / FCU ด้วย AI
- ควบคุมโซนตามความต้องการและ DCV
- ปรับการระบายอากาศตามความต้องการ (DCV)
- รีเซ็ต Static Pressure อัตโนมัติ
- จัดการความชื้นและ IAQ
- ประสานงานระบบอากาศทั้งอาคาร

เครื่องมือ & เทคโนโลยี

- AI / Machine Learning
- IoT Sensors & Smart Actuators
- Digital Twin & Simulation
- Advanced Analytics & Rules Engine
- Integrated Airside Platform

KPI / ประโยชน์

- ความสบายและ IAQ ดีขึ้น
- ใช้พลังงานลดลงอย่างมีนัยสำคัญ
- ลดข้อร้องเรียนและการบำรุงรักษา
- อาคารทั้งอาคารมีประสิทธิภาพยั่งยืน

AI AIRSIDE OPTIMIZATION

DASHBOARD KPI (ตัวอย่าง)

COMFORT SCORE	TOTAL AIRFLOW	ENERGY USE	IAQ INDEX
96% ดีเยี่ยม	18,540 CFM	↓ 17.3%	Good
เป้าหมาย > 90%	↓ 12% vs. baseline	vs. baseline	(PM2.5 / CO_2 / VOC)

ความสามารถของ AI Airside

- **ควบคุมการระบายอากาศตามความต้องการ** — ปรับอากาศภายนอกตามจำนวนคนและ IAQ แบบเรียลไทม์
- **ตั้งค่า Setpoint แบบปรับตัวได้** — ค้นหา Setpoint ที่เหมาะสมต่อเนื่องตามสภาพแวดล้อม
- **รีเซ็ต Static Pressure อัตโนมัติ** — ปรับลด Static Pressure ตามความต้องการจริง
- **จัดการความชื้นและ IAQ** — รักษาความชื้นและ IAQ ให้อยู่ในระดับที่เหมาะสม
- **ประสานงานระบบอากาศทั้งอาคาร** — ควบคุมความเย็นและอากาศให้สอดคล้องกันทั่วอาคาร
- **เรียนรู้และปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง** — AI พัฒนาโมเดลอย่างต่อเนื่องเพื่อผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

ประหยัดพลังงาน	ประหยัดค่าใช้จ่าย	ลดคาร์บอน	ความสบายดีขึ้น	สุขภาพอากาศดีขึ้น	อนาคตยั่งยืน
15–30% vs. baseline	8+ MB/ปี (โดยเฉลี่ย)	600+ ตัน CO_2/ปี	10–20% ลดข้อร้องเรียน	IAQ ดีขึ้น สุขภาพผู้ใช้งานดีขึ้น	ลดคาร์บอน สร้างคุณค่าเพิ่ม

AI AIRSIDE ทำให้ทุกลมหายใจดีขึ้น ทุกพื้นที่ฉลาดขึ้น และทุกอาคารยั่งยืนขึ้น

สรุปแนวคิดสำคัญ

TAB, Cx, MBCx และ AI ต้องถูกเรียงลำดับอย่างเหมาะสม

สาระสำคัญ | AI เป็นชั้นเสริมบนพื้นฐานที่แข็งแรง ไม่ใช่จุดเริ่มต้นของการทำ Optimization

1

Thai TAB

ทำให้ระบบสมดุล
และทำให้ข้อมูลภาคสนาม
เชื่อถือได้

2

Cx

ยืนยันว่าระบบทำงาน
สอดคล้องกับ
เจตนาการออกแบบ

3

MBCx

ติดตาม วิเคราะห์ และ
ปรับปรุงการเดินระบบ
อย่างต่อเนื่อง

4

AI

เสริมความสามารถด้าน
การพยากรณ์ AFDD และ
การสนับสนุนการตัดสินใจ
บนฐานข้อมูลที่ดี

แนวปฏิบัติที่เหมาะสม: | **TAB → Cx → MBCx → Optimization → AI-Enabled Operations**

แนวคิดจากการขับเคลื่อนด้วยข้อมูล: บูรณาการการเพิ่มประสิทธิภาพ HVAC + Big Data

เหตุใด User-Friendly จึงสำคัญ

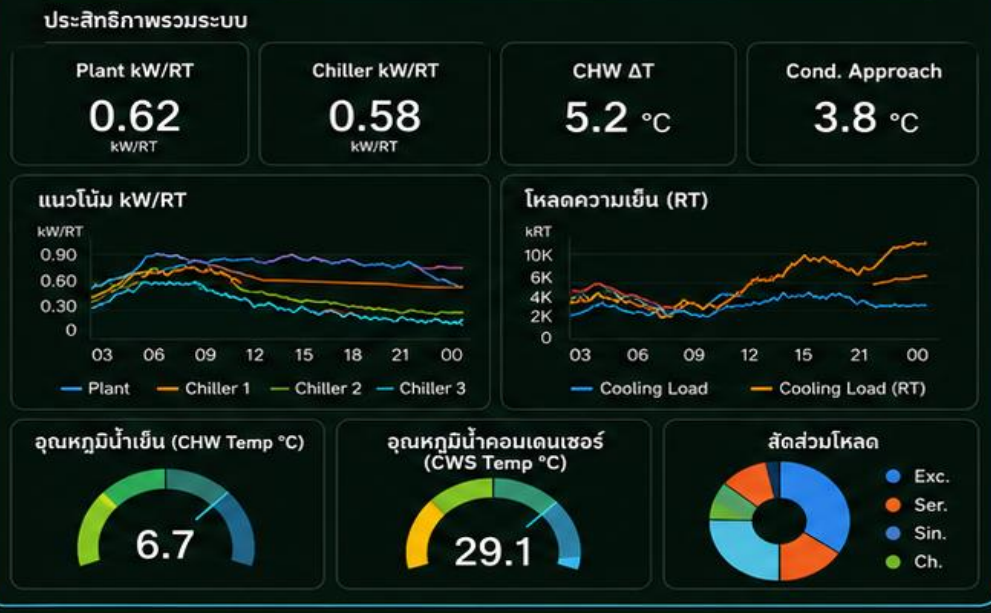
Dashboard ที่ดีไม่ใช่แค่แสดงผล แต่ต้องพาผู้บริหาร วิศวกร และช่างเทคนิคไปสู่การตัดสินใจและการลงมือทำ

Keynote | Dashboard สำหรับ HVAC ที่ดีต้องตอบได้ 3 คำถาม: เกิดอะไรขึ้น? ทำไมจึงเกิดขึ้น? และควรทำอะไรต่อ?

จากกราฟสู่การชี้นำการตัดสินใจ

1. **เกิดอะไรขึ้น?**
   kWh/หน่วย, kW/RT, comfort risk
2. **ทำไมจึงเกิดขึ้น?**
   load, weather, flow, coil, valve, schedule
3. **ควรทำอะไรต่อ?**
   work order, setpoint reset, MBCx action

ตรรกะการปฏิบัติการที่ขับเคลื่อนด้วย Dashboard



หนึ่ง Dashboard ใช้ได้กับ 3 กลุ่มผู้ใช้

- **Executive**
  Saving, ROI, ความเสี่ยง, KPI หลายสาขา
- **Engineer**
  Root cause, baseline, model, constraint
- **Technician**
  Checklist, ลำดับ alarm, work order

หลักการออกแบบ: Dashboard ต้องช่วยลดเวลาในการตัดสินใจ ไม่ใช่เพิ่มเวลาในการเฝ้ามองหน้าจอ

ที่มา: แนวคิดจากเอกสารและงานวิจัยด้าน HVAC และ Big Data Analytics

T-Smart AIoT HVAC

Technical / Professional Training Seminar

Big Data ในการใช้งานจริง

ใช้ข้อมูลจาก Plant, Air-side และหลายไซต์ (Multi-site) เพื่อมอนิเตอร์ วินิจฉัย เปรียบเทียบ และสั่งการได้เร็วขึ้น

1. **มอนิเตอร์แบบเรียลไทม์**
   ติดตาม kW/RT, CHW ΔT, โหลดความเย็น, อุณหภูมิ และตัวชี้วัดสำคัญแบบต่อเนื่อง

2. **วินิจฉัยและตรวจจับความผิดปกติ**
   ตรวจจับ fault pattern, efficiency drift และใช้ AFDD เพื่อลดความเสี่ยงการขัดข้อง

3. **เปรียบเทียบและทำ Benchmark**
   เปรียบเทียบระหว่างอาคาร/สาขา เพื่อค้นหา best practice และปรับปรุงประสิทธิภาพ

4. **คำแนะนำเชิงปฏิบัติการ**
   แนะนำการปรับ setpoint, การซ่อมบำรุง และการจัดลำดับงาน เพื่อการตัดสินใจที่รวดเร็ว

1. **เห็นภาพรวมทั้งระบบ**
   รวมข้อมูลจาก Plant, Air-side, อาคาร และหลายไซต์ไว้ในมุมมองเดียว

2. **ค้นหารูปแบบที่ซ่อนอยู่**
   มองเห็นแนวโน้ม ความผิดปกติ และประสิทธิภาพที่เปลี่ยนไป ได้เร็วกว่าการดูแบบ manual

3. **เปลี่ยนข้อมูลเป็นการลงมือทำ**
   ใช้ baseline, AFDD และ KPI เพื่อสั่งงาน และปรับปรุงประสิทธิภาพอย่างเป็นรูปธรรม

4. **ขยายผลหลายไซต์**
   reuse กฎการวิเคราะห์ KPI logic และ best practice ได้ทั้ง portfolio

BIG DATA → BETTER INSIGHT → SMARTER ACTION → GREATER VALUE

T-Smart AIoT HVAC

Command Center: การทำงานแบบ Human + AI Closed-Loop

แปลงการแจ้งเตือนและผลลัพธ์จากโมเดลให้เป็นงานภาคสนามที่จัดลำดับความสำคัญ ผลลัพธ์ที่ยืนยันได้ และการเรียนรู้ต่อเนื่อง

Keynote | AI สร้างคุณค่าได้ ก็ต่อเมื่อ “ข้อมูลเชิงลึก” ถูกแปลงเป็น “คำสั่งงาน” และจบลงด้วย “ผลลัพธ์ที่ยืนยันได้”

ลำดับการทำงานแบบ Closed-Loop

1. **ตรวจจับและจัดลำดับปัญหา**
   AFDD alert, anomaly score, comfort risk
2. **วิศวกรตรวจสอบ**
   validate sensor, baseline, heat balance
3. **ลงมือปฏิบัติในพื้นที่**
   checklist, work order, safe setpoint reset
4. **ยืนยันผลและเรียนรู้ต่อ**
   M&V evidence updates rules and AI model

ผู้ใช้งานได้รับอะไรจริง

- **มุมมองผู้บริหาร**
  Saving / ROI / Risk
- **ข้อมูลเชิงลึกสำหรับวิศวกร**
  root cause / confidence
- **คำสั่งงานสำหรับช่าง**
  checklist / work order

กฎปฏิบัติสำคัญ: การทำงานของ AI ต้องจบที่ “การลงมือปฏิบัติในพื้นที่ที่ยืนยันแล้ว” ไม่ใช่ “แดชบอร์ดแจ้งเตือนอีกอัน”

แนวคิดจากประสบการณ์จริง: T-Smart AIoT Monitoring + Continuous MBCx + Command Center Workflow

Baseline Model และ M&V

ผลประหยัดต้องพิสูจน์ด้วยการเปรียบเทียบอย่างเป็นธรรม (Counterfactual) ไม่ใช่วัดจากการลด kWh ดิบ

Keynote | Baseline ที่เชื่อถือได้จะทำนาย “สิ่งที่ควรจะเกิดขึ้น” ภายใต้ภาระงาน (load) สภาพอากาศ การผลิต และสภาวะความสบายที่เทียบเท่ากัน

ทำไม Baseline จึงสำคัญ

1. **Counterfactual**
   ทำนายว่า HVAC จะใช้พลังงานเท่าใดหากไม่มี AI
2. **Normalization**
   ปรับให้ตรงกับ load, weather, production และ schedule
3. **Fair comparison**
   ไม่เปรียบเทียบภายใต้สภาวะการทำงานที่แตกต่างกัน
4. **Contract evidence**
   สนับสนุนการรับประกันผลประหยัดและรายงานรายเดือน

กระบวนการจาก Baseline ไปสู่การยืนยันผลประหยัด

Baseline kWh = f(load, weather, production)
Saving = Baseline kWh – Actual kWh

1. **Collect** — เก็บข้อมูลจาก BAS / IoT และการผลิต
2. **Filter** — คัดกรองข้อมูลคุณภาพดีที่ใช้งานได้
3. **Validate** — ตรวจสอบความถูกต้องของโมเดลและจุดผิดพลาด
4. **Compare** — เปรียบเทียบ Baseline กับ Actual
5. **Report** — รายงานผลประหยัดและความไม่แน่นอน (Uncertainty)

ผลประหยัดที่ยืนยันได้ = พลังงาน + demand + maintenance

ข้อมูลสำคัญที่ใช้: Wet-bulb Temperature (WBT), Load Profile (RTH), Operating Days, Schedule, และการตั้งค่าระบบ/อุปกรณ์

เกณฑ์ความน่าเชื่อถือของ M&V

1. **Sensor validity**
   วัดและสอบเทียบ (calibration) พร้อม timestamp
2. **Model quality**
   CV(RMSE), NMBE อยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด
3. **System validity**
   Heat balance / In service ไม่มี major unaccounted loss
4. **Comfort gate**
   Zone T/RH อยู่ในช่วงที่ยอมรับได้
5. **Approval record**
   Baseline version และ action log

กฎปฏิบัติ: ห้ามอ้างผลประหยัดก่อนที่ Baseline, ความถูกต้องของข้อมูล, Heat balance และ Comfort gates จะผ่านทั้งหมด

แนวคิดจาก: IoT Monitoring + Baseline Modeling + Data Governance + M&V Framework

T-Smart AIoT HVAC

การยืนยันผลประหยัด: Before–After และ Budget-Predicted M&V

ผลสานการคาดการณ์ฐานที่เป็นธรรมกับผลลัพธ์จริง เพื่อพิสูจน์การประหยัดพลังงานและการลดคาร์บอนไดออกไซด์อย่างน่าเชื่อถือ

KEYNOTE | Verified saving = การใช้พลังงานตามฐานที่คาดการณ์ (baseline) ลบ การใช้พลังงานจริง ภายใต้ภาระงาน สภาพอากาศ และสภาวะการทำงานที่เปรียบเทียบได้

หลักฐานผลการดำเนินงานก่อน–หลัง

1. **Baseline / Before** — อ้างอิงก่อนปรับปรุง
   ประสิทธิภาพอ้างอิงก่อนเริ่มการเพิ่มประสิทธิภาพ
2. **After / Actual** — ผลลัพธ์จริงหลังดำเนินการ
   ประสิทธิภาพที่วัดได้หลังการดำเนินโครงการ
3. **Comparable conditions** — สภาวะที่เปรียบเทียบได้
   ทำให้ภาระงาน สภาพอากาศ และตารางการทำงานเป็นมาตรฐาน
4. **Verified outcome** — ผลลัพธ์ที่ยืนยันได้
   รายงานผลประหยัดในหน่วย kWh, kW/ton และ % saving

ตัวอย่างผลลัพธ์ (ช่วงเวลา 12 เดือน)

Before kW/ton	After kW/ton	% Saving	Annualized Saving
0.912	0.705	22.7%	1.25 GWh (–525 tCO_2e)

กระบวนการประเมินผลแบบ Budget-Predicted

1. **Energy Budget** — เป้าการใช้พลังงาน (kWh/Day)
2. **Baseline Model** — สร้างแบบจำลองภายใต้สภาวะที่เปรียบเทียบได้ (บางส่วน/เต็มโหลด)
3. **Predicted Baseline** — คาดการณ์การใช้พลังงานตามฐาน (kWh/ton หรือ kWh)
4. **Actual kWh** — การใช้พลังงานจริงที่วัดได้
5. **Verified Saving (kWh)** — Baseline – Actual
6. **Carbon Reduction** — tCO_2e ที่หลีกเลี่ยงได้

- Saving (kWh) = Baseline kWh – Actual kWh
- Avg. kW/ton = kWh / RTH
- Carbon reduction = Verified saving × Grid EF × Operating days

Key inputs: อุณหภูมิกระเปาะเปียก (WBT), โหลดโปรไฟล์ (RTH), จำนวนวันทำงาน, ตารางการทำงาน, การตั้งค่าระบบ/โรงงาน

Credibility Gates

1. **Sensor validity**
   เซ็นเซอร์สอบเทียบแล้ว มีการประทับเวลา อยู่ในช่วงที่ยอมรับได้
2. **Baseline quality**
   คุณภาพของแบบจำลองฐาน CV(RMSE), NMBE อยู่ในเกณฑ์
3. **System validity / heat balance**
   สมดุลความร้อนอยู่ในเกณฑ์บริการ ไม่มีการสูญเสียที่ไม่สามารถอธิบายได้
4. **Comparable conditions**
   ทำให้ภาระงาน สภาพอากาศ และตารางการทำงานเป็นมาตรฐาน
5. **Approval for reporting / ESG claim**
   ล็อกเวอร์ชันฐาน อนุมัติรายงาน บันทึกการดำเนินการ และลงนามยืนยัน

กฎปฏิบัติ: ห้ามอ้างผลประหยัดจนกว่าคุณภาพฐาน ข้อมูลที่ถูกต้อง สภาวะที่เปรียบเทียบได้ และการอนุมัติรายงาน จะผ่านทั้งหมด

แนวคิดจากข้อมูลจริง: Before– After Evidence + Budget-Predicted Baseline + M&V Framework

AFDD: จาก Alarm สู่การ Troubleshooting

การตรวจจับความผิดปกติ ต้องนำไปสู่การจัดอันดับสาเหตุหลัก การลงมือแก้ไข และการยืนยันผลลัพธ์

KEYNOTE AFDD ไม่ใช่แค่รายชื่อ Alarm — แต่คือระบบตัดสินใจที่บอกทีมงานว่าควรตรวจสอบอะไรเป็นอันดับแรก และควรลงมืออย่างไร

คลัง Fault เชิงปฏิบัติ

1. **Low CHW ΔT**
   bypass, over-flow, valve leakage, coil fouling
2. **High condenser approach**
   tower issue, fouled condenser, poor water flow
3. **Sensor drift / bad tag**
   calibration error, timestamp mismatch, wrong point
4. **SAT สูง + valve 90–100%**
   coil/strainer/flow authority problem
5. **Zone ร้อน หรือ RH สูง**
   OAU / fresh air, air balance, latent load
6. **Short cycling / control ไม่เสถียร**
   sequencing conflict, manual override, loop tuning

AFDD workflow: signal → diagnosis

1. **Baseline Envelope** — expected normal
2. **Detect Anomaly** — rule + statistical
3. **Rank Root Cause** — physics + fault
4. **Recommend Action** — checklist / work order
5. **Verify Recovery** — before-after

Hybrid diagnostic logic

- Rule-based AFDD
- physics constraints
- trend anomaly
- operator feedback

จาก Alarm สู่ Action

1. **Alarm priority**
   จัดลำดับความรุนแรงและผลกระทบ
2. **Troubleshooting path**
   เส้นทางการตรวจสอบที่แนะนำ จากสาเหตุที่เป็นไปได้
3. **Work order**
   มอบหมายงาน ผู้รับผิดชอบ กำหนดเส้นตาย และหลักฐานที่ต้องใช้
4. **Before / after proof**
   แนวโน้ม, ภาพถ่าย, checklist, ผลการประหยัด
5. **Learning loop**
   อัปเดต baseline, คลัง Fault และ AI rule

กฎเชิงปฏิบัติ: อย่าส่งช่างไป “เช็กทุกอย่าง” — AFDD ต้องช่วย “แคบสาเหตุ” → “จัดลำดับการลงมือ” → “ยืนยันผลลัพธ์”

Data-driven | Physics-informed | Actionable | Verifiable

กรณีศึกษา: จาก AFDD สู่ Predictive Maintenance

ใช้สัญญาณตรวจจับความผิดปกติและแนวโน้มการเสื่อมสภาพ เพื่อเปลี่ยนจากการบำรุงรักษาแบบแก้ไขเป็นการวางแผนเชิงรุก

AFDD บอกเราว่า “เกิดอะไรขึ้นตอนนี้”; Predictive Maintenance ใช้สัญญาณความผิดปกติและแนวโน้ม เพื่อป้องกันความล้มเหลวครั้งต่อไป

กรณี A: AFDD ตรวจพบความผิดปกติ

เก็บข้อมูล (Data Collection) → ตรวจจับ (Detection) → วินิจฉัยสาเหตุ (Diagnosis) → ข้อแนะนำ (Recommendation)

ตัวอย่างความผิดปกติที่ตรวจพบ

- Low ΔT
- High Approach
- Flow Mismatch
- Sensor Drift (Drift/Bias)
- Valve Leakage
- Short Cycling
- Pump Inefficiency
- Control Instability
- Tower Degradation
- Simultaneous Heating/Cooling

ความผิดปกติที่พบโดยทั่วไป ได้แก่ Low ΔT, High Approach, Flow Mismatch, Sensor Drift, Valve Leakage, Short Cycling และ Control Instability

ผลลัพธ์: detection → diagnosis → recommended action

กรณี B: Predictive Maintenance วางแผนล่วงหน้า

- สัญญาณการสั่นสะเทือน
- อายุการใช้งานที่เหลือ (RUL)
- ภาระการทำงานของระบบ
- การหยุดทำงานที่ผ่านมา
- ข้อมูลจาก CMMS / Maintenance workflow

ใช้ข้อมูลแนวโน้มการสั่นสะเทือน / การเสื่อมสภาพ เพื่อประเมินอายุการใช้งานที่เหลือ (RUL), วางแผนงาน (Work Orders) ล่วงหน้า และลดการหยุดทำงานที่ไม่ได้วางแผน

ผลลัพธ์: failure prediction → maintenance workflow

1. **Detect fault** — ตรวจจับความผิดปกติจากข้อมูลและสัญญาณ
2. **Diagnose cause** — วินิจฉัยสาเหตุของความผิดปกติ
3. **Predict risk** — ประเมินความเสี่ยงและแนวโน้มความล้มเหลว
4. **Plan action** — วางแผนงานบำรุงรักษาและดำเนินการเชิงรุก

T-SMART
SMARTER ASSETS, SUSTAINABLE FUTURE

HVAC Optimization Maturity Map

จาก Thai TAB และ Cx สู่ MBCx, Optimization, AI Chiller Plant และ AI Airside

แนวคิดสำคัญ | **เส้นทางที่ถูกต้องคือ สร้างข้อมูลหน้างานที่เชื่อถือได้ก่อน แล้วจึงก้าวไปสู่ Optimization และ AI**

1 — Thai TAB
Testing & Balancing

ปรับสมดุลระบบและทำให้ข้อมูลหน้างานเชื่อถือได้

2 — Cx
Commissioning

ตรวจสอบเจตนาการออกแบบและการทำงานจริง

3 — MBCx
Monitoring + Cx

ติดตาม วิเคราะห์ และปรับปรุงอย่างต่อเนื่อง

4 — Optimization
Rule / Model Control

ปรับ setpoints และลำดับการทำงานจากข้อมูล

5 — AI Enabled
AI Chiller + Airside

คาดการณ์ ตรวจจับความผิดปกติ และสนับสนุนการตัดสินใจ

Progress / Value / Complexity / Data Volume เพิ่มขึ้น

Big Data Lesson | Thai TAB และ Cx สร้างข้อมูลหน้างานที่เชื่อถือได้;
MBCx และ AI เปลี่ยนข้อมูลนั้นให้กลายเป็น Optimization อย่างต่อเนื่อง

T-Smart
Building Intelligence

T-SMART TECHNICAL SEMINAR | Building Smarter, Performing Better

Roadmap การดำเนินงาน 90 วัน: จาก Monitoring สู่ Optimization

เริ่มจาก visibility, validate data, build baseline, run MBCx, then move to AI optimization.

อย่าเริ่มด้วย AI ก่อน สร้าง**ข้อมูลที่เชื่อถือได้** และ **Baseline** ที่ผ่านการ**ยืนยัน**ก่อน

1 Day 0–15 — Survey & Data Mapping

- points / sensors
- target KPI

2 Day 16–30 — Data Integration

- plant + air-side
- cost / production

3 Day 31–45 — Dashboard + Data QA

- kW/ton + comfort
- bad data screening

4 Day 46–60 — MBCx + Corrective Action

- calibration
- schedule / flow fixes

5 Day 61–90 — Baseline + AFDD + AI Optimization

- baseline model
- alerts + advisory

Visibility → Validation → MBCx → Baseline → Optimization

ผลลัพธ์ที่คาดหวัง

- ข้อมูลที่เชื่อถือได้ (Trusted Data)
- Dashboard ที่นำไปใช้ได้จริง (Actionable)
- ผลลัพธ์ประหยัดที่ยืนยันได้ (Verified Saving)
- พร้อมสำหรับการทำงานด้วย AI (AI-ready Operations)

- รับประกันผลประหยัด (Saving Guarantee)
- ติดตามแบบเรียลไทม์ (Real-time Monitoring)
- ตรวจจับความผิดปกติ (Fault Detection)
- ติดตั้งง่าย ใช้งานได้ทันที (Plug-and-Play)
- ครอบคลุมทั้งระบบน้ำ และอากาศ (Water-side + Air-side)

ผลกระทบทางธุรกิจและ ROI

เปลี่ยนผลการประหยัดพลังงานของ HVAC ที่พิสูจน์ได้ ให้เป็นคุณค่าทางธุรกิจ

ประเด็นสำคัญ | การประหยัดที่พิสูจน์ได้ต้องตอบให้ได้ทั้งต้นทุน ความเสี่ยง และ ESG ไม่ใช่แค่ kWh ที่ลดลง

1 ต้นทุนพลังงาน

- ค่าไฟฟ้า (kWh)
- Tariff
- Demand

2 งานบำรุงรักษา

งานแก้ไข
ฉุกเฉินลดลง

3 ความน่าเชื่อถือ

Downtime
ลดลง

4 ESG / Carbon

การลดการปล่อย
tCO_2e

ROI SNAPSHOT

ประหยัดพลังงาน
10–20%

ระยะคืนทุน
< 3 ปี

M&V
Verified

ขยายผลได้มากกว่า
50 ไซต์

จากข้อมูลสู่คุณค่าทางธุรกิจที่วัดผลได้

Baseline → สภาพการใช้พลังงานเดิม

Verified Saving → ผลการประหยัดที่พิสูจน์ได้

Financial ROI → ผลตอบแทนทางการเงิน

ESG Report → รายงานความยั่งยืน (ESG)

ต้นทุนการดำเนินงานที่ลดลง | ความน่าเชื่อถือที่ดีขึ้น | การตัดสินใจแม่นยำขึ้น | ความยั่งยืนที่วัดผลได้

แนวคิดจากประสบการณ์จริง | Data-driven. Actionable. Sustainable.

Data Monitoring → Data Cleaning → Big Data

T-SMART SMARTER HVAC SOLUTIONS

กรณีศึกษา: ระบบทำความเย็น (Chiller Plant) ของ T-Smart

1 Data Monitoring

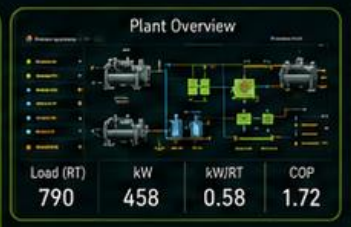
ติดตามข้อมูลแบบ Real-time จากระบบทำความเย็น

แดชบอร์ดติดตามผลแบบ Real-time

CHWS Temp	CHWR Temp	CW Enter	CW Leave
6.8 °C	12.1 °C	30.2 °C	35.6 °C

Flow Rate	kW	kW/RT	Load (RT)
1,240 m³/h	458 kW	0.58 kW/RT	790 RT

Pressure (CHWS)	Humidity (OA)	Zone Temp (Avg.)
210 kPa	67 %RH	24.3 °C



ระบบที่เชื่อมต่อ

BAS | EMIS | CPMS | IoT

2 Data Cleaning

ทำความสะอาดข้อมูลเพื่อให้ได้ข้อมูลที่ถูกต้อง เชื่อถือได้

Raw Data Table (Inconsistent)

Time	CHWS Temp	Flow (m³/h)	kW	Pressure (kPa)
01/05/24 00:00	6.7	1180	452.3	2.1 bar
01/05/24 00:01	6.9	1,210.5	–	210 kPa
01/05/24 00:02	null	1230	465	2.2 Bar
01/05/24 00:03	25	9999	480.1	210
01/05/24 00:04	6.8 C	470	–	2.1 bar
...	...	...	...	...

Clean Data Table (Standardized)

Time	CHWS Temp (°C)	Flow (m³/h)	kW (m³/h)	Pressure (kPa)
01/05/24 00:00	6.7	1,180	452.3	210
01/05/24 00:01	6.9	1,210	454.1	210
01/05/24 00:02	7.0	1,230	465.0	220
01/05/24 00:03	6.8	1,185	480.1	210
01/05/24 00:04	6.8	1,190	470.0	210
...	...	...	...	...

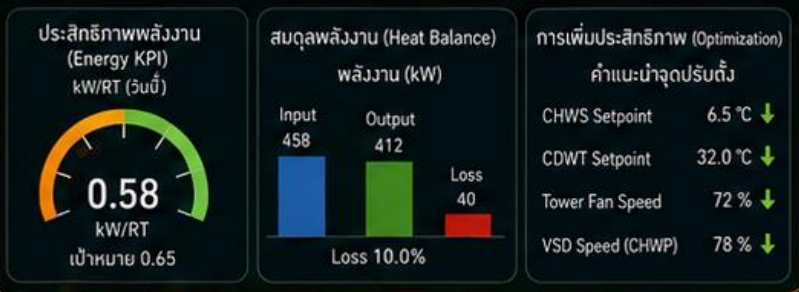
กระบวนการทำความสะอาดข้อมูล (5 ขั้นตอน)

1. ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล
2. ตรวจจับและกรองข้อมูลผิดปกติ
3. จัดการข้อมูลที่หายไป
4. ทำมาตรฐานหน่วยและรูปแบบข้อมูล
5. ตรวจสอบความสัมพันธ์และความสมเหตุสมผลของข้อมูล

3 Big Data & AI Analytics

วิเคราะห์เชิงลึกด้วย Big Data และ AI เพื่อการตัดสินใจที่แม่นยำ

แดชบอร์ดวิเคราะห์ข้อมูลและ AI



Decision Engine (AI)

- Machine Learning Models
- การวิเคราะห์เชิงคาดการณ์
- Continuous Learning
- Optimal Decision Engine

ผลลัพธ์ที่นำไปใช้ (Actionable Insight)

- ลดสัญญาณรบกวนของข้อมูล
- KPI เชื่อถือได้และติดตามผลได้
- วินิจฉัยเร็วขึ้น
- ตัดสินใจได้แม่นยำกว่า
- เพิ่มโอกาสประหยัดพลังงาน

เส้นทางข้อมูลสู่คุณค่า

ข้อมูลจากหลายแหล่ง (Multi-source Data) → ข้อมูล Real-time

ติดตามข้อมูล (Monitoring) → Real-time Visibility & KPIs

ทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) → คุณภาพข้อมูลสูงสม่ำเสมอ

ฐานข้อมูลเชิงโครงสร้าง (Structured Database) → ข้อมูลเชื่อถือได้พร้อมใช้งาน

วิเคราะห์ด้วย AI / Big Data (Analytics & AI) → โมเดลขั้นสูง | การเรียนรู้ต่อเนื่อง Automation

ผลลัพธ์เชิงปฏิบัติ (Actionable Insight) → Smart Decisions & Continuous Improvement

คุณค่าทางธุรกิจ (Business Value)

- **มองเห็นความผิดปกติเร็ว & ลด Downtime** — ตรวจจับความผิดปกติล่วงหน้า
- **ข้อมูลน่าเชื่อถือ จัดการง่าย** — ข้อมูลถูกต้อง ครบถ้วน ตัดสินใจได้มั่นใจ
- **เพิ่มประสิทธิภาพพลังงาน ลดต้นทุน** — เพิ่มประสิทธิภาพการทำงานและลดค่าใช้จ่ายพลังงาน
- **เรียนรู้ต่อเนื่อง ปรับปรุงไม่สิ้นสุด** — ระบบเรียนรู้ด้วยตัวเองเพื่อผลลัพธ์ที่ดีขึ้นต่อเนื่อง

หมายเหตุ: ผลลัพธ์ขึ้นอยู่กับสภาพการดำเนินงานจริงของระบบ

จาก Big Data สู่ Data Pattern เพื่อการ Mapping ระบบ

นำข้อมูล Chiller Plant จากศูนย์การค้า (Shopping Mall) มาปรับใช้กับโรงพยาบาล

T-SMART SMARTER HVAC SOLUTIONS

STEP 4 สร้างแบบจำลอง (Modeling & Mapping)

สร้างแบบจำลองและเทียบเคียงข้อมูล Chiller Plant
เพื่อปรับใช้กับโรงพยาบาลอย่างแม่นยำ

SOURCE: ศูนย์การค้า (Shopping Mall)

ลักษณะการใช้งาน
- พื้นที่ ~30,000–50,000 ตร.ม.
- เวลาให้บริการ 10:00 – 22:00 น.
- โหลดผันแปรสูง (ตามค่าเช่า/กิจกรรม)
- Setpoint CHW 7°C

TARGET: โรงพยาบาล (Hospital)

ลักษณะการใช้งาน
- พื้นที่ ~60,000+ ตร.ม.
- เปิด 24 ชั่วโมง (ต่อเนื่อง)
- โหลดคงที่ (ผู้ป่วย/เครื่องมือแพทย์)
- Setpoint CHW 6°C

การปรับ Mapping ปัจจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจัย	ศูนย์การค้า (Source)		โรงพยาบาล (Target)	การปรับค่า
Cooling Load	ผันผวนสูง (Peak กลางวัน)	→	คงที่/ต่อเนื่อง	ปรับรูปแบบโหลด
Operating Time	10:00 – 22:00 น.	→	24 ชั่วโมง	เพิ่มช่วงเวลาทำงาน
CHW Setpoint	7°C	→	6°C	ปรับ Setpoint
จำนวน Chiller	3+1 (N+1)	→	2+1	ปรับจำนวนเครื่อง
Flow Rate	ผันผวนตามโหลด	→	คงที่ (ตามความต้องการ)	ปรับ Flow Control
อากาศภายนอก	ขึ้นกับสภาพอากาศ	→	อุณหภูมิภายในคงที่	ปรับสภาพอากาศ
กฎการควบคุม	ประหยัดพลังงาน (CO_2 based)	→	เน้นความเสถียร (ผู้ป่วย)	ปรับ Logic Control

โมเดลที่ใช้ (Modeling Approach)

- **Machine Learning Regression** — เรียนรู้พฤติกรรมข้อมูล
- **Physics-based Model (Chiller Performance)** — จำลองประสิทธิภาพระบบ
- **Digital Twin Simulation** — จำลองการทำงานเสมือนจริง

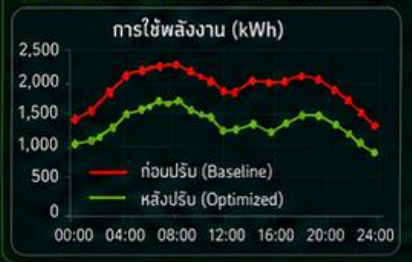
STEP 5 จำลองและเทียบผล (Simulation & Comparison)

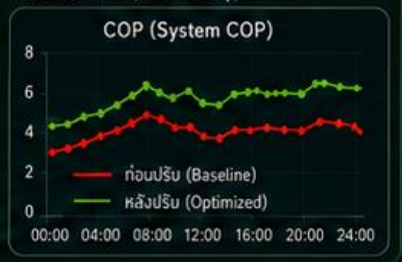
จำลองการทำงานของระบบโรงพยาบาลด้วยโมเดลที่สร้างจากข้อมูลศูนย์การค้า
และเปรียบเทียบผลลัพธ์ก่อน–หลังการปรับ

INPUT	SIMULATION MODEL	OUTPUT
• ข้อมูลอากาศ (Weather) • โหลดอาคาร (Hospital Profile) • พารามิเตอร์ระบบ (Chiller, Pump, Tower) • กฎควบคุม (Control Logic)		• พลังงานไฟฟ้า (kWh) • COP / kWRT • CHW Temp. / Flow • การทำงานของอุปกรณ์

5.1 จำลองการทำงาน (Simulation)

ตัวอย่างผลการจำลอง 1 วัน (Summer Day)





5.3 สรุปผลการจำลอง (Simulation Summary)

พลังงานรวมต่อวัน (ก่อนปรับ)	System COP (ก่อนปรับ)	Peak Demand (ก่อนปรับ)	ค่าใช้จ่ายต่อวัน (ก่อนปรับ)
27,450 kWh	4.25	2,150 kW	116,900 บาท
↓	↓	↓	↓
22,150 kWh (หลังปรับ)	5.38 (หลังปรับ)	1,730 kW (หลังปรับ)	94,250 บาท (หลังปรับ)
▼ 19.3%	▲ 26.6%	▼ 19.5%	▼ 19.4%

ผลลัพธ์จากการจำลอง: ระบบโรงพยาบาลสามารถลดการใช้พลังงานได้ 15–20%
โดยยังคงรักษาความเสถียรและความปลอดภัยของระบบ

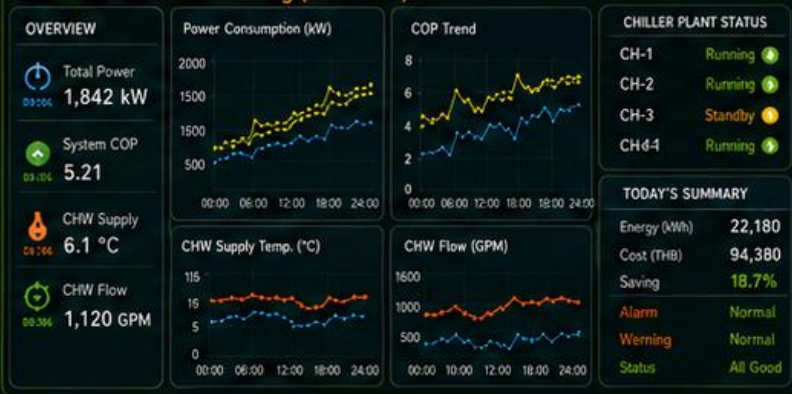
STEP 6 นำไปใช้จริงและติดตามผล (Implementation & Monitoring)

นำแนวทางที่เหมาะสมไปใช้กับระบบจริงของโรงพยาบาล
และติดตามผลแบบ Real-time ผ่าน Dashboard

6.1 การนำไปใช้จริง (Implementation Workflow)

1. **ตั้งค่าระบบ** — ปรับ Setpoint และ Control Logic
2. **Deploy Model** — ลงใน T-Smart AIoT Platform
3. **ทดสอบและปรับจูน** — Fine-tune ตามสภาพจริง
4. **ใช้งานจริง** — ระบบทำงานอัตโนมัติ

6.2 Dashboard Monitoring (Real-time)



6.3 ติดตามและพัฒนาต่อเนื่อง (Continuous Improvement)

- วิเคราะห์ประสิทธิภาพรายวัน/รายสัปดาห์/รายเดือน
- แจ้งเตือนความผิดปกติ (AI Anomaly Detection)
- ปรับปรุงโมเดลให้แม่นยำยิ่งขึ้น (Model Continuous Learning)
- รายงานผลประหยัดพลังงานและค่าใช้จ่าย

ผลลัพธ์ที่ได้รับ (Business Impact)

- ลดการใช้พลังงาน **15–20%**
- ลดค่าใช้จ่าย **200,000 – 400,000** บาท/เดือน
- System COP เพิ่มขึ้น **20–30%**
- ควบคุมแบบ Real-time เสถียร ปลอดภัย

เปลี่ยนข้อมูลให้เป็นพลัง ขับเคลื่อนธุรกิจด้วย **AIoT และ Big Data**

บทเรียนสำคัญ: จาก Data สู่ Big Data และผลลัพธ์จริงของ HVAC

สิ่งที่ทำให้ข้อมูลสร้างผลกระทบเชิงปฏิบัติได้จริง

ขับเคลื่อนด้วย AI | ปลอดภัย | ขยายได้ | เชื่อถือได้

1 คุณภาพข้อมูลต้องมาก่อน

ข้อมูลที่สะอาด ครบถ้วน แม่นยำ และต่อเนื่อง คือรากฐานของทุกการวิเคราะห์ที่เชื่อถือได้

- ครบถ้วน
- สม่ำเสมอ
- ถูกต้อง
- ต่อเนื่อง

2 Physics + Data ทำให้การวิเคราะห์แม่นยำ

ผสานแบบจำลองฟิสิกส์กับข้อมูลจริง ลดความคลาดเคลื่อน (MAPE) และเพิ่มความแม่นยำในการทำนาย

โมเดลเทียบกับความเป็นจริง (MAPE) ↓ 8.7%

3 Continuous Commissioning ทำให้เกิดการประหยัดจริง

ติดตามและปรับปรุงการทำงานอย่างต่อเนื่อง แก้ไขสาเหตุหลัก และรักษาประสิทธิภาพให้สูงสุด

ผลลัพธ์การประหยัด

พลังงาน	kW/ตัน	COP	ลดค่าใช้จ่าย
-12.0%	-0.18	+0.72	8.1 MB/ปี

4 การคาดการณ์และป้องกันดีกว่าการรอให้เสียแล้วแก้

ตรวจพบความผิดปกติตั้งแต่เนิ่น ๆ ช่วยลด Downtime และลดค่าใช้จ่ายในการซ่อมบำรุง

แนวโน้มความผิดปกติ

5 การบูรณาการระบบและคนทำให้เกิดคุณค่าเต็มรูปแบบ

ผสานระบบ เทคโนโลยี กระบวนการ และคน ทำงานร่วมกัน ขยายผลได้ และยั่งยืน

ปฏิบัติการ | ซ่อมบำรุง | บริหารจัดการ

ข้อมูล + กระบวนการ + คน = ประสิทธิภาพ

สิ่งที่ทำให้ระบบนี้ทำงานได้จริง

- **Unified Data** — รวมข้อมูลจากทุกระบบบนแพลตฟอร์มเดียวที่เชื่อถือได้
- **Standard & Model** — มาตรฐานข้อมูลและแบบจำลองทางฟิสิกส์ที่เชื่อถือได้
- **AI & Analytics** — เปลี่ยนข้อมูลเป็นความเข้าใจและการตัดสินใจที่ชาญฉลาด
- **Secure & Scalable** — ปลอดภัยระดับองค์กร ขยายได้ตามการเติบโต
- **Sustainable Impact** — ลดต้นทุน ลดคาร์บอน เพื่ออนาคตที่ยั่งยืน
- **Continuous Improvement** — วัดผล เรียนรู้ และพัฒนาอย่างต่อเนื่อง

ผลลัพธ์ที่จับต้องได้

- ประหยัดพลังงาน **8–15%**
- ลด CO_2 **1,000** ตัน/ปี
- ลดค่าใช้จ่าย มากกว่า **8** ล้านบาท/ปี
- พร้อมขยายผลระดับองค์กร

THANK YOU
ANY QUESTIONS?

AI-POWERED · SECURE · SCALABLE · RELIABLE

ข้อมูลจริง การลงมือทำจริง และผลการประหยัดที่พิสูจน์ได้จริง

ร่วมกันสร้างอาคารอัจฉริยะและการดำเนินงานที่ยั่งยืน

ประสิทธิภาพพลังงาน
ใช้พลังงานคุ้มค่า ต้นทุนต่ำลง

ลดคาร์บอน
อนาคตที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม

การเดินระบบอัจฉริยะ
เสถียร เชื่อถือได้ ตลอดเวลา

ความสำเร็จอย่างยั่งยืน
สร้างคุณค่าร่วมให้ธุรกิจและสังคม

T-SMART TIE-CON PLATFORM

AIoT & Big Data for HVAC, BAS & CPMS

Collect เก็บข้อมูลแบบ Real-time → Analyze วิเคราะห์ด้วย AI → Optimize ปรับการควบคุม → Save ประหยัดพลังงานและค่าใช้จ่าย → Sustain สร้างคุณค่าระยะยาว

ติดต่อเรา

www.tie-smart.co.th

contact@tie-smart.co.th

02-102-3387

สแกนเพื่อดูข้อมูลเพิ่มเติม