



Precision Shelf-Life Analytics

นวัตกรรมการประเมินอายุการเก็บรักษา
อาหารแช่เยือกแข็งภายใต้สภาวะเร่ง
และวงจรการละลาย

รศ.ดร.รชา เทพษร

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีการอาหาร
คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์



อุณหภูมิคงที่
-18°C หรือต่ำกว่า



เซนเซอร์ IoT
ติดตามแบบเรียลไทม์



ข้อมูลคุณภาพอาหาร
จุลชีววิทยา, เคมี, กายภาพ



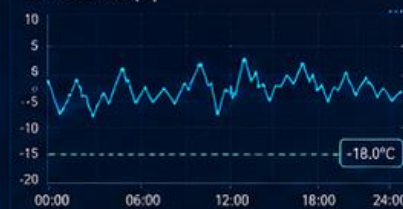
โมเดล AI
เรียนรู้และพยากรณ์



พยากรณ์แม่นยำ
ตัดสินใจอย่างมั่นใจ

COLD CHAIN MONITORING

TEMPERATURE (°C)



SENSOR STATUS



LOCATION



HUMIDITY



ALERTS



TIME (WEEKS)



Precision Shelf-life คืออะไร?

นิยามและความท้าทายในอุตสาหกรรมอาหารแช่แข็ง



นิยาม



การประเมินอายุการเก็บรักษาแบบแม่นยำ โดยใช้ข้อมูลจริงร่วมกับแบบจำลอง เพื่อคาดการณ์ช่วงเวลาที่คุณภาพ ความปลอดภัย และการยอมรับของผู้บริโภคยังอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด



1 เชื่อมโยงข้อมูลคุณภาพ: กายภาพ เคมี และจุลชีววิทยา



2 ติดตามปัจจัยจริง: อุณหภูมิ เวลา และวงจร Freeze-Thaw



3 ใช้ Analytics / AI เพื่อพยากรณ์จุดสิ้นสุดอายุสินค้า

ความท้าทายสำคัญ

1



อุณหภูมิผันผวนตลอด Cold Chain

2



การแช่แข็ง-ละลายซ้ำ (Freeze-Thaw Cycles)

3



ความแปรปรวนของวัตถุดิบและสูตรผลิตภัณฑ์

4



การเปลี่ยนแปลงคุณภาพหลายมิติพร้อมกัน

5



ข้อมูลจริงไม่ครบหรือเก็บต่อเนื่องได้ยาก

6



การคาดการณ์ Shelf-life แบบเดิมไม่สะท้อนสภาพจริง

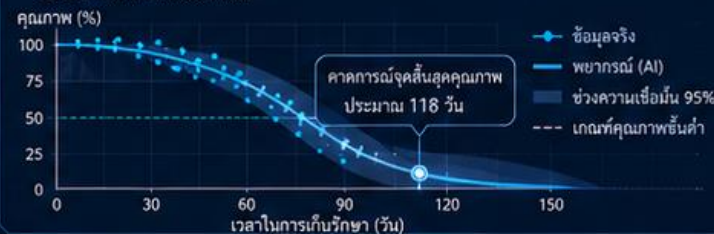
SENSOR MONITORING

-18.0°C



9.2 h

SHELF-LIFE PREDICTION



QUALITY INDEX

72%

สถานะคุณภาพอยู่ในเกณฑ์



Precision Shelf-life = เปลี่ยนจากการประมาณแบบคงที่



ไปสู่การพยากรณ์แบบ Dynamic และเฉพาะสินค้า



ทำไมต้อง ASLT?

เหตุผลที่อุตสาหกรรมอาหารแช่แข็งต้องใช้ Accelerated Shelf-Life Testing



1 ปัญหาในทางธุรกิจ



อาหารแช่แข็งมี
อายุการเก็บรักษายาวนาน
โดยทั่วไป 12-24 เดือน



การรอกผล Shelf-life จริง
ใช้เวลานานเกินไป



ไม่ทันต่อการพัฒนาผลิตภัณฑ์
การตัดสินใจทางธุรกิจ
และการออกสู่ตลาด

2 แนวคิดของ ASLT

ASLT = การทดสอบอายุการเก็บรักษาแบบเร่ง



ใช้สภาวะเก็บรักษา
ที่รุนแรงขึ้น
เพื่อเร่งการเปลี่ยนแปลง
คุณภาพ



ช่วยคาดการณ์
อายุการเก็บรักษา
ได้เร็วขึ้น

เปรียบเทียบระยะเวลาการทดสอบ



การทดสอบปกติ
(Real-time)

12-24 เดือน



ASLT
(Accelerated) 3-6 เดือน

ลดระยะเวลาการทดสอบ
มากกว่า 50-75%

*ขึ้นอยู่กับชนิดสินค้า องค์ประกอบ และสภาวะการเร่งที่ใช้

3 วิธีการเร่งสำหรับอาหารแช่แข็ง



เก็บที่อุณหภูมิสูงกว่าปกติ
เช่น -5 ถึง -12 °C



เพื่อเร่งการเสื่อมคุณภาพ
ให้เกิดเร็วขึ้น



แล้วนำข้อมูลไปสร้าง
แบบจำลองพยากรณ์
Shelf-life

เปรียบเทียบอุณหภูมิ

สภาวะปกติ
(-18 °C)

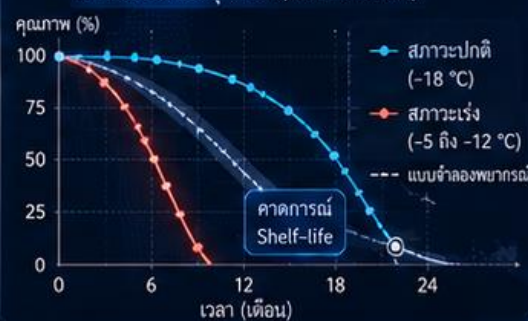
สภาวะเร่ง
(-5 ถึง -12 °C)



VS



การเปลี่ยนแปลงคุณภาพ (ตัวอย่างเนยโน้ม)



ข้อมูลการทดสอบ



AI



พยากรณ์
Shelf-life



ASLT ช่วยย่นเวลาทดสอบจาก 12-24 เดือน เหลือเพียง 3-6 เดือน
เพื่อให้ธุรกิจตัดสินใจได้เร็วขึ้น





สมการอาร์เรเนียส (Arrhenius Equation) – หัวใจของการพยากรณ์

อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างอัตราปฏิกิริยา (k) และอุณหภูมิ (T) เพื่อหาค่าพลังงานกระตุ้น (E_a)



แนวคิดหลัก

$$k = A e^{-\frac{E_a}{RT}}$$

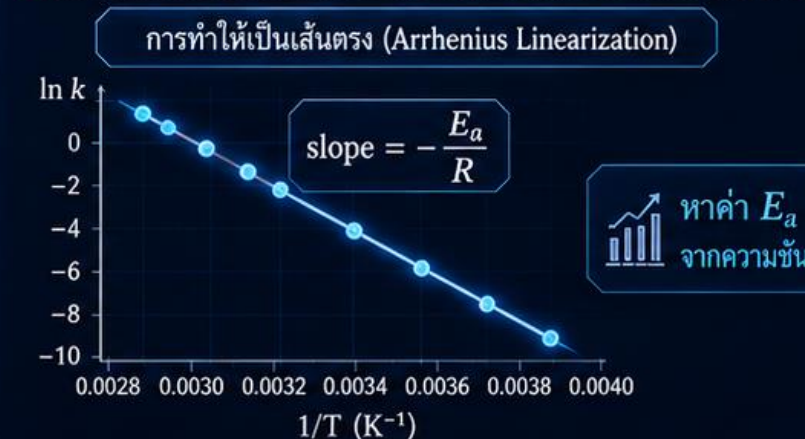
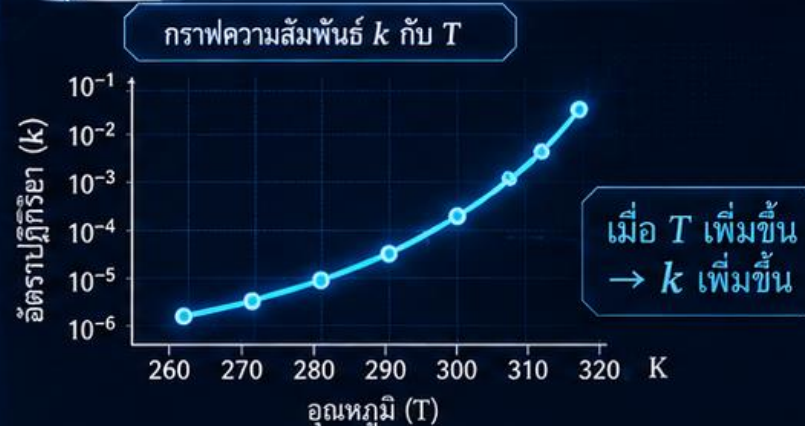
$$\ln k = \ln A - \frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{T} \right)$$

- * อุณหภูมิสูงขึ้น $\rightarrow$ อัตราปฏิกิริยา (k) สูงขึ้น
- * ค่า E_a คือพลังงานที่ระบบต้องใช้เพื่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงเกิดขึ้น
- * ใช้สมการนี้เพื่อพยากรณ์การเสื่อมคุณภาพของอาหาร

- k = อัตราปฏิกิริยา
- T = อุณหภูมิสัมบูรณ์ (K)
- E_a = พลังงานกระตุ้น
- R = ค่าคงที่ของแก๊ส
- A = ค่าคงที่ก่อนเกิดปฏิกิริยา



ความสัมพันธ์ระหว่าง k และ T



ขั้นตอนการประยุกต์ใช้

1

เก็บข้อมูลการเสื่อมคุณภาพที่หลายอุณหภูมิ



2

คำนวณค่า k ของแต่ละอุณหภูมิ



3

สร้างกราฟ $\ln k$ กับ $1/T$



4

คำนวณ E_a และใช้พยากรณ์ Shelf-life



Arrhenius Equation ช่วยเปลี่ยนข้อมูลการทดสอบที่อุณหภูมิต่าง ๆ ให้เป็นแบบจำลองสำหรับพยากรณ์อายุการเก็บรักษาอย่างเป็นระบบ





ปฏิกิริยาอันดับศูนย์ vs อันดับหนึ่ง (Reaction Order)

การเลือกใช้โมเดลจลนพลศาสตร์เพื่ออธิบายการเสื่อมคุณภาพของอาหารแช่แข็ง



Zero-order

$$C = C_0 - kt$$

* อัตราการเปลี่ยนแปลงคงที่ ไม่ขึ้นกับความเข้มข้นที่เหลืออยู่



- * ความชันคงที่
- * เส้นกราฟลดลงแบบเส้นตรง
- * มักใช้เมื่อการเปลี่ยนแปลงเกิดสม่ำเสมอ



ตัวอย่าง: การเกิดสีน้ำตาล (Maillard reaction)
มักอธิบายได้ด้วย Zero-order

เปรียบเทียบแนวคิด

หัวข้อ	Zero-order	First-order
ลักษณะการเปลี่ยนแปลง	อัตราการเปลี่ยนแปลงคงที่ ไม่ขึ้นกับความเข้มข้นที่เหลืออยู่	อัตราการเปลี่ยนแปลงแปรตามปริมาณที่เหลืออยู่
รูปภาพ	เส้นตรงลดลง (ความชันคงที่)	เส้นโค้งลดลงแบบเอกซ์โพเนนเชียล (ช่วงแรกชัน แล้วราบลง)
สมการ	$C = C_0 - kt$	$\ln C = \ln C_0 - kt$ $C = C_0 e^{-kt}$
ตัวอย่างการใช้งาน	การเกิดสีน้ำตาล (Maillard reaction), การสูญเสียน้ำหนักจากการระเหยในช่วงอัตราคงที่	การสูญเสียวิตามิน, การเสื่อมของสี, การโตของจุลินทรีย์, การเกิดออกซิเดชันที่ขึ้นกับความเข้มข้นของออกซิเจน



การเลือกโมเดลควรอาศัยความเข้าใจกลไกของการเสื่อม และการฟิตข้อมูลทดลอง (เช่น R^2)

เลือกโมเดลที่อธิบายข้อมูลได้ดีที่สุด

First-order

$$\ln C = \ln C_0 - kt$$
$$C = C_0 e^{-kt}$$

* อัตราการเปลี่ยนแปลงแปรตามปริมาณที่เหลืออยู่



- * ช่วงแรกเปลี่ยนแปลงเร็ว
- * อัตราลดลงตามปริมาณที่เหลือ
- * นิยมใช้กับการเสื่อมที่ขึ้นกับความเข้มข้น



ตัวอย่าง: การสูญเสียวิตามิน หรือการโตของจุลินทรีย์
มักอธิบายได้ด้วย First-order



Zero-order: เปลี่ยนแปลงคงที่ | First-order: เปลี่ยนแปลงตามปริมาณที่เหลืออยู่

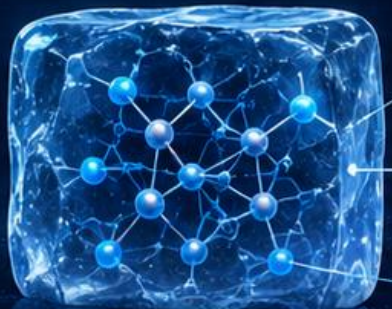
* การเลือก Reaction Order ที่เหมาะสม คือก้าวสำคัญสู่การพยากรณ์ Shelf-life ที่แม่นยำ *

ข้อจำกัดวิกฤต: อุณหภูมิเปลี่ยนสถานะคล้ายแก้ว (T_g)

เมื่อระบบอาหารเปลี่ยนจากสถานะ Glassy ไปสู่ Rubbery การพยากรณ์แบบ Arrhenius อาจคลาดเคลื่อน

1) T_g คืออะไร?

โครงสร้างอาหารแช่แข็ง
สถานะ Glassy (แข็งตัว)

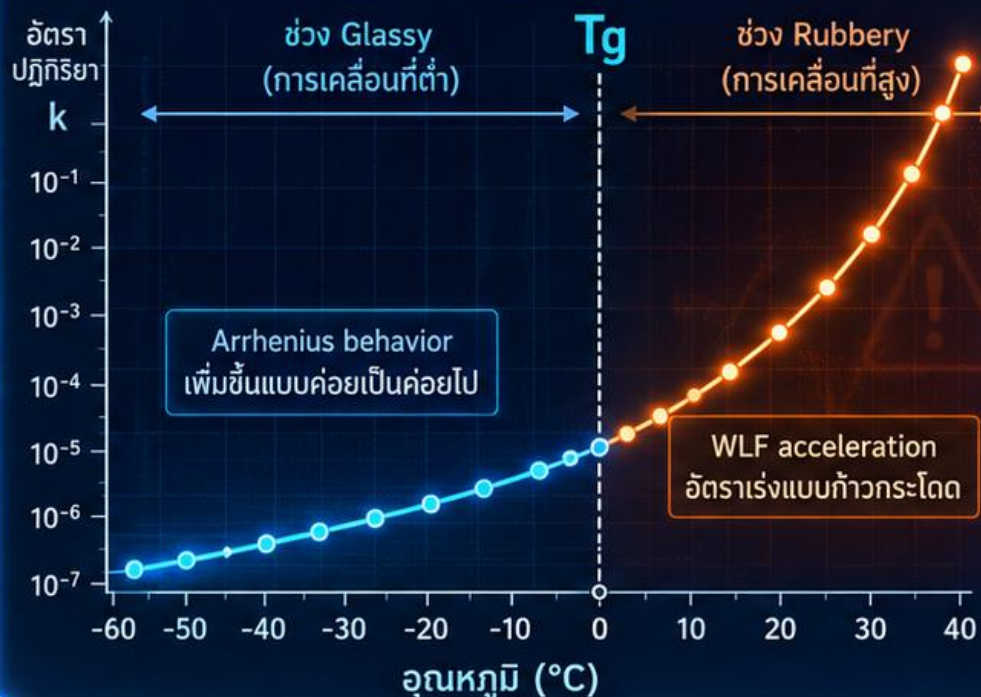


ผลึกน้ำแข็ง

โมเลกุล
ถูกตรึง

- ต่ำกว่า T_g : โมเลกุลเคลื่อนที่ช้า
- ปฏิกิริยาเสื่อมคุณภาพถูกจำกัด
- ✓ เหมาะกับการใช้ Arrhenius

2) อัตราปฏิกิริยา vs อุณหภูมิ



3) ความเสี่ยงในการทำ ASLT



ทดสอบสูงกว่า T_g →
ปฏิกิริยาเร่งผิดปกติ



โมเดล WLF อธิบาย
การเปลี่ยนแปลงก้าวกระโดด



ใช้ Arrhenius เพียงอย่างเดียว
อาจพยากรณ์ Shelf-life
สั้นหรือยาวผิดจริง



Key Takeaway: ก่อนเลือกอุณหภูมิ ASLT ต้องตรวจสอบ T_g เพื่อไม่ให้ข้ามขอบเขตโมเดล

เทคนิคใหม่ – Mobility Temperature Datum

ใช้ข้อมูล T_g' ร่วมกับการทดสอบที่อุณหภูมิสูง เพื่อสร้างเส้นกราฟพยากรณ์ที่แม่นยำในเวลาเพียง 60 วัน

1) แนวคิดของเทคนิค

ผสานข้อมูลการเปลี่ยนสถานะคล้ายแก้ว (T_g')
กับการทดสอบเร่งที่อุณหภูมิสูง เพื่อเข้าใจ
การเสื่อมคุณภาพของอาหารแช่แข็งได้รวดเร็วขึ้น



ใช้ค่า T_g' เป็นจุดอ้างอิง
ด้านการเคลื่อนที่ของโมเลกุล

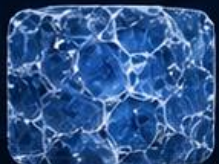


เลือกอุณหภูมิทดสอบสูง
เช่น -6.7 และ -12.3 °C

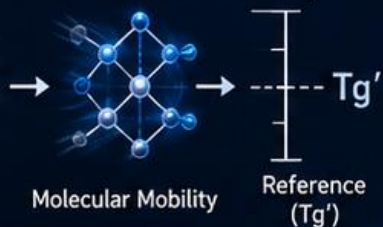


ติดตามการเปลี่ยนแปลงคุณภาพ
เพื่อสร้างแบบจำลองพยากรณ์

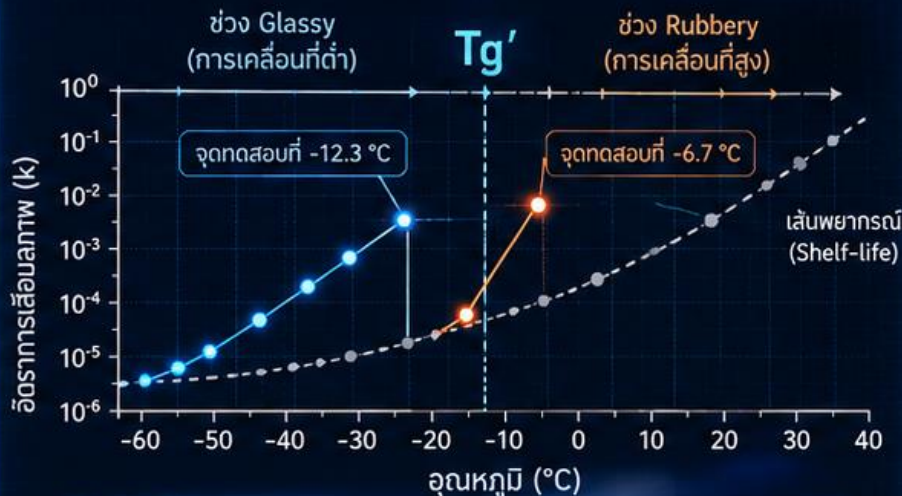
แนวคิด: T_g' เป็นเกณฑ์การเคลื่อนที่ของโมเลกุล



Frozen Matrix



2) การสร้างเส้นกราฟพยากรณ์



ใช้ T_g' + ข้อมูลการทดสอบเร่ง เพื่อปรับเส้นพยากรณ์
ให้สอดคล้องกับพฤติกรรมจริงของอาหารแช่แข็ง



วัด T_g'



ทดสอบที่
-12.3 °C
และ -6.7 °C



สร้างกราฟ
พยากรณ์



คาดการณ์
Shelf-life

3) จุดเด่นของวิธี



แม่นยำกว่าวิธีที่อาศัย
Arrhenius เพียงอย่างเดียว



สะท้อนผลของ
molecular mobility
ได้ดีขึ้น



ลดเวลาประเมิน
เหลือเพียง 60 วัน



เหมาะกับอาหารแช่แข็ง
ที่มีข้อจำกัดเรื่อง T_g'



Prediction in
60 Days



Key Takeaway:

Mobility Temperature Datum ช่วยเชื่อม T_g' กับการทดสอบเร่ง
เพื่อพยากรณ์อายุอาหารแช่แข็งได้แม่นยำและรวดเร็วภายใน **60** วัน

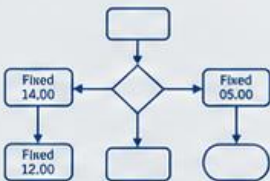


การเปลี่ยนผ่านกระบวนการ: จาก Static สู่ Dynamic Shelf-Life

Traditional (Static)



ฉลากวันหมดอายุแบบตายตัว
(Fixed Expiration Dates)



การสุ่มตรวจทำลายตัวอย่าง
(Destructive Testing)



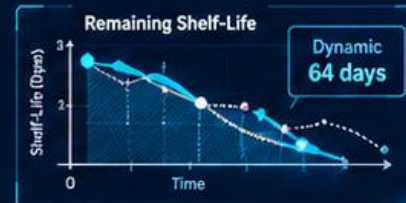
ตั้งสมมติฐานว่าอุณหภูมิคงที่
ตลอดห่วงโซ่ (-18°C)



Precision (Dynamic)



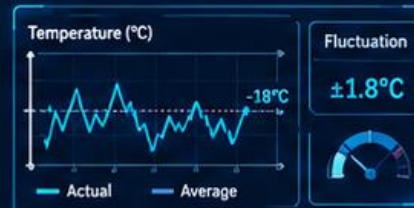
พยากรณ์อายุตามสภาวะจริง
(Real-time Prediction)



ใช้เทคโนโลยีแบบไม่ทำลาย
(Non-destructive Sensors & AI)



คำนวณความผันผวนของอุณหภูมิ
แบบเรียลไทม์ (Temperature
Fluctuation Modeling)



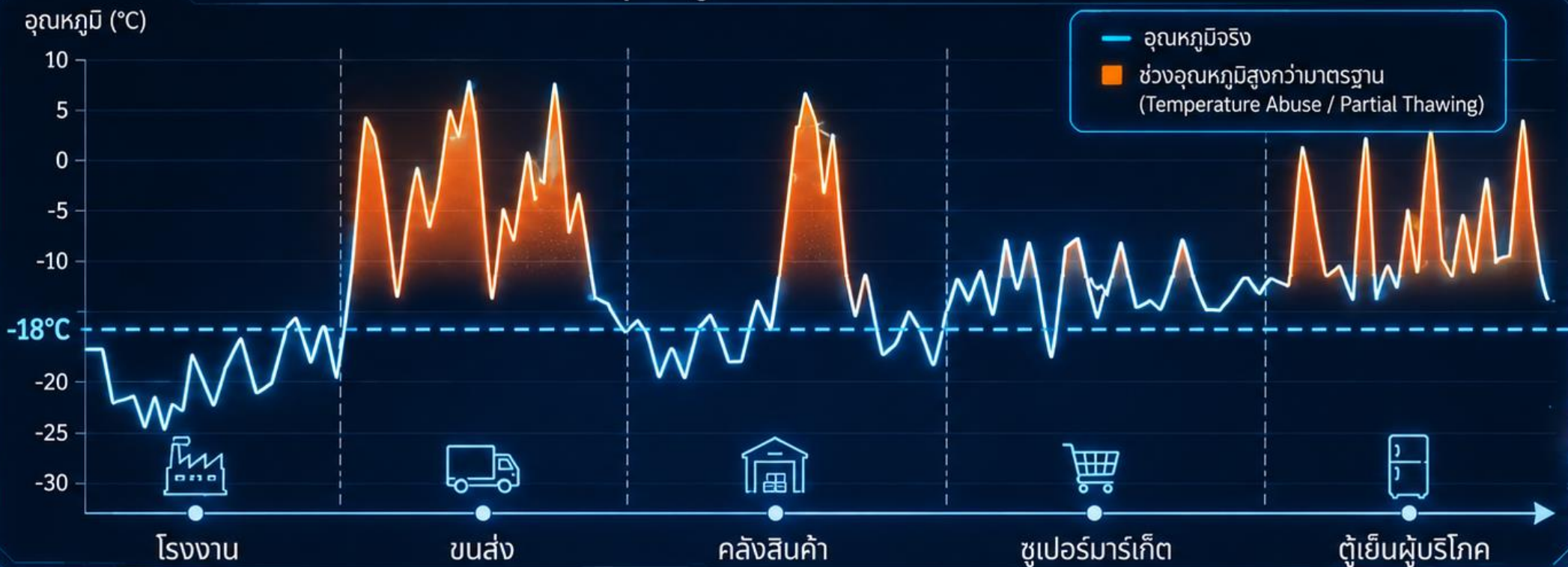
Key Takeaway: ห่วงโซ่ความเย็นในโลกจริงมีความผันผวน
การประเมินแบบเดิมทำให้เกิด Food Waste มหาศาลหรือความเสี่ยงด้านความปลอดภัย





ความจริงของห่วงโซ่ความเย็น: วงจรการละลาย (Freeze-Thaw Cycles)

กราฟอุณหภูมิจริงตลอดห่วงโซ่ความเย็น



1) TEMPERATURE ABUSE

อุณหภูมิสูงกว่ามาตรฐานแม้เพียงระยะเวลาสั้น ๆ ทำให้เกิดการละลายบางส่วน (Partial Thawing)



2) IMPACT

วงจร Freeze-Thaw เป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ในทางปฏิบัติ และเป็นจุดเริ่มต้นของความเสียหายทางกายภาพ เคมี และจุลชีววิทยา ที่ซ่อนอยู่ภายใต้บรรจุภัณฑ์

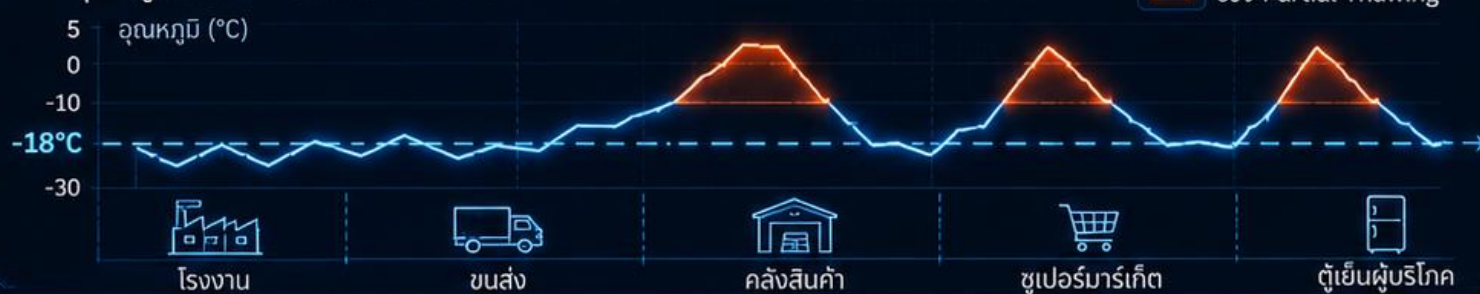




วงจรการละลายบางส่วน (Partial Freeze-Thaw)

ความผันผวนของอุณหภูมิในห่วงโซ่ความเย็นทำให้ผลึกน้ำแข็งละลายและเยือกแข็งซ้ำ

อุณหภูมิในห่วงโซ่ความเย็นตลอดเส้นทาง

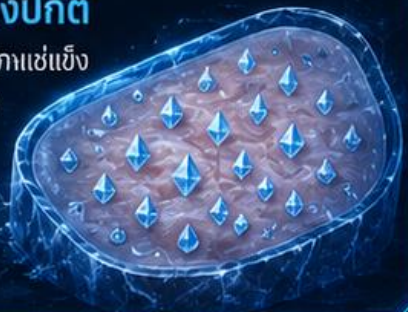


อ้างอิงมาตรฐานการเก็บรักษาอาหารแช่แข็ง
-18°C หรือต่ำกว่า (ต่อเนื่องตลอดเวลา)



1) สภาวะแช่แข็งปกติ

อาหารถูกเก็บรักษาในสภาวะแช่แข็ง
ผลึกน้ำแข็งมีขนาดเล็ก
และกระจายตัว



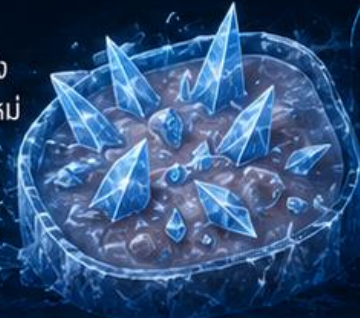
2) อุณหภูมิสูงขึ้นชั่วคราว

เมื่ออุณหภูมิผันผวนสูงขึ้น
บางช่วง ผลึกน้ำแข็งบางส่วน
ละลาย เกิดการละลายบางส่วน



3) เยือกแข็งซ้ำ

เมื่ออุณหภูมิลดลงอีกครั้ง
น้ำที่ละลายจะเยือกแข็งใหม่
ทำให้ผลึกน้ำแข็งโตขึ้น



เกิดซ้ำ
หลายรอบ

ผลกระทบต่อ
คุณภาพอาหาร



ผลึกน้ำแข็งขยายตัวใหญ่ขึ้น

ผลึกน้ำแข็งโตขึ้นทุกครั้งที่เกิดการละลาย
บางส่วนและเยือกแข็งซ้ำ



โครงสร้างเนื้อเยื่อเสียหาย

ผลึกน้ำแข็งที่โตขึ้นจะทำลายผนังเซลล์
และเส้นใยของเนื้อเยื่อ



คุณภาพอาหารลดลง

เนื้อสัมผัสและ น้ำไหลสูญเสียรสชาติ
และคุณค่าทางโภชนาการลดลง เมื่อเกิดซ้ำหลายรอบ



Key Takeaway: Partial Freeze-Thaw คือวงจรละลายบางส่วนและเยือกแข็งซ้ำ
ที่เริ่มต้นจากอุณหภูมิผันผวนในห่วงโซ่ความเย็น

DATA ANALYTICS
MONITORING



SENSOR STATUS

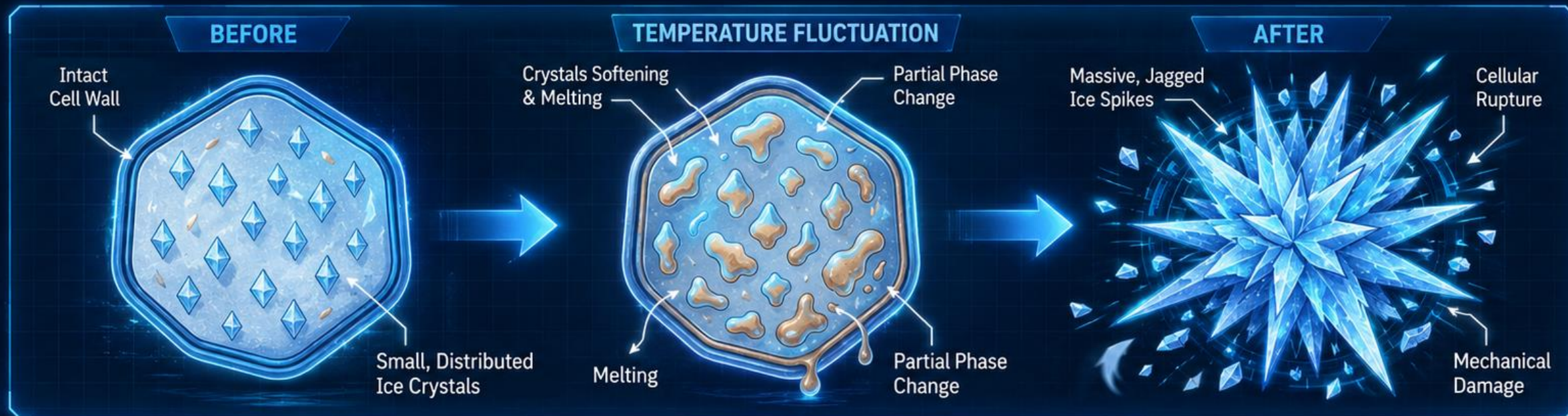
ONLINE



ปรากฏการณ์ระดับเซลล์: Ice Recrystallization

MECHANISM:

เมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น ผลึกน้ำแข็งขนาดเล็กจะละลาย เมื่อเย็นลง น้ำจะไปเกาะรวมกับผลึกเดิม ทำให้เกิดน้ำแข็งขยายตัวใหญ่ขึ้น



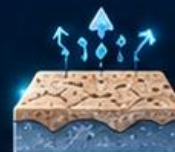
CELLULAR RUPTURE:

น้ำแข็งแทงทะลุผนังเซลล์



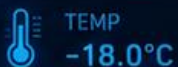
DRIP LOSS & MUSHINESS:

สูญเสียน้ำเมื่อน้ำไปละลาย
เนื้อสัมผัสกระด้าง



FREEZER BURN:

การระเหิดของความชื้นออกจากผิวหน้าอาหาร
เกิดรอยแห้งกร้าน



TEMP
-18.0°C



HUMIDITY
85%



FLUCTUATION
HIGH RISK



SENSOR STATUS
ONLINE



DATA ANALYTICS
MONITORING



Ice Recrystallization & Ostwald Ripening

กลไกที่ผลึกน้ำแข็งขนาดเล็กละลายและไปรวมกับผลึกใหญ่ จนทำให้เนื้อสัมผัสเสียหาย



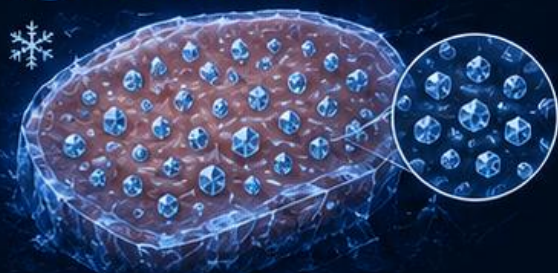
อุณหภูมิในห่วงโซ่ความเย็นผันผวน



เมื่ออุณหภูมิสูงขึ้นชั่วคราว, ผลึกน้ำแข็งบางส่วนจะละลาย
เมื่ออุณหภูมิลดลงอีกครั้ง น้ำจะกลับมาแข็งตัวใหม่
ทำให้เกิดการเติบโตของผลึกใหม่ และการย้ายตัวของน้ำ

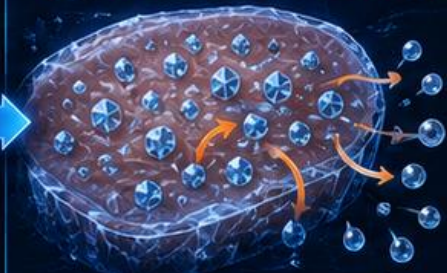


1) ผลึกน้ำแข็งขนาดเล็ก

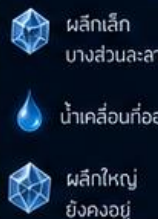


ในสภาวะแช่แข็งปกติ
ผลึกน้ำแข็งมีขนาดเล็กและกระจายตัว

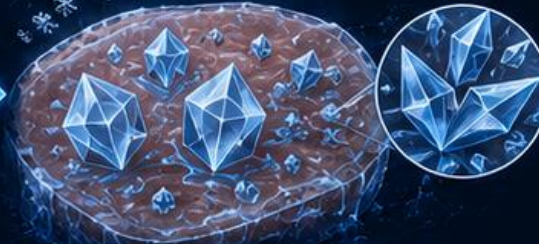
2) ละลายบางส่วนและการย้ายตัวของน้ำ



เมื่ออุณหภูมิผันผวน ผลึกเล็กบางส่วนละลาย
น้ำเคลื่อนที่ออกจากผลึกขนาดเล็ก



3) Ice Recrystallization / Ostwald Ripening



น้ำที่ละลายจะไปเกาะรวมกับผลึกใหญ่
ทำให้ผลึกใหญ่ยิ่งโตขึ้น และผลึกเล็กค่อย ๆ หายไป

Ostwald Ripening

ผลึกเล็กมีแนวโน้มละลายง่ายกว่า
และมวลน้ำจะย้ายไปเสริมผลึกที่ใหญ่กว่า
ทำให้ค่าเฉลี่ยขนาดผลึกเพิ่มขึ้น



ขนาดผลึกเฉลี่ย ต่ำ → สูง



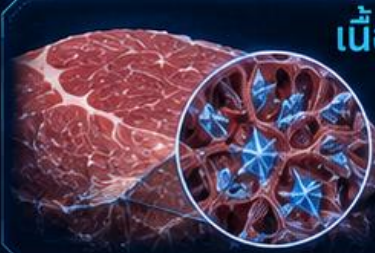
ผลกระทบ
ต่อคุณภาพ



ไอศกรีมเป็นทราย



ผลึกน้ำแข็งโตขึ้น
ทำให้สัมผัสหยาบ
ไม่เนียน



เนื้อสัตว์เหนียว



ผลึกใหญ่ทำลาย
โครงสร้างเซลล์
ทำให้เนื้อแน่น แข็ง
และเหนียวขึ้น



คุณภาพลดลง



เนื้อสัมผัสเสียหาย
สูญเสีย น้ำ และ
ความพึงพอใจของ
ผู้บริโภคลดลง



Key Takeaway: Ice Recrystallization และ Ostwald Ripening เป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้ผลึกน้ำแข็งโตขึ้น ระหว่างการเก็บรักษาแบบอุณหภูมิผันผวน ส่งผลให้ไอศกรีมเป็นทรายและเนื้อสัตว์เหนียว

ผลกระทบลูกโซ่: เคมีและชีวภาพจากวงจรการละลาย

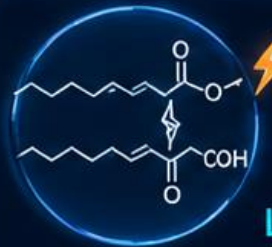
ผลกระทบจาก Freeze-Thaw Cycles ต่อคุณภาพอาหารแช่แข็ง



1) Chemical (ปฏิกิริยาเคมี)



การทำงานของเอนไซม์
(Enzyme Activation)
เช่น Lipoxygenase
ทำให้ผักเปลี่ยนสี



Lipid Oxidation
ทำให้ไขมันเหม็นหืน
โปรตีนเสียสภาพ



ผลกระทบต่อคุณภาพ: ค่า K value (%)

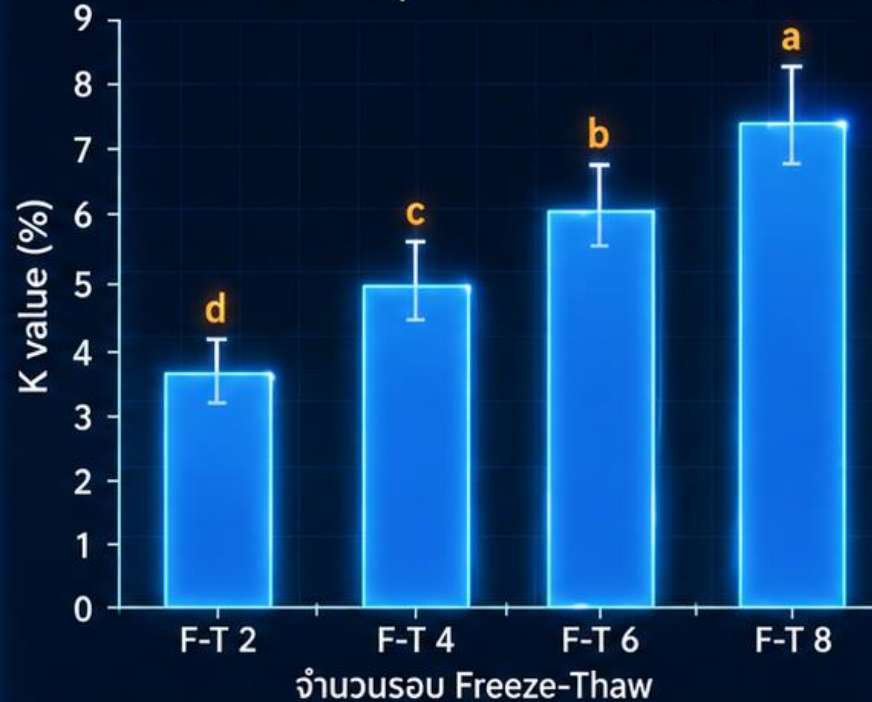


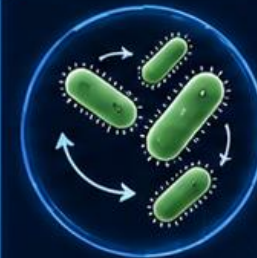
Chart Insight: ค่า K value (%) ที่สูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ
แปรผันตามจำนวนรอบของการละลายและแช่แข็งซ้ำ



2) Microbial (จุลชีววิทยา)



แม้จุลินทรีย์หยุดเติบโตที่
-10°C
แต่น้ำเลี้ยงจากเซลล์
ที่แตกจะเป็นแหล่งอาหาร
ชั้นดีเมื่ออุณหภูมิสูงขึ้น



เชือกก่อโรค
(เช่น **Listeria**)
สามารถฟื้นตัวได้
อย่างรวดเร็ว



Key Takeaway: Freeze-Thaw ไม่ได้กระทบแค่เนื้อสัมผัส
แต่เร่งทั้งปฏิกิริยาเคมีและความเสี่ยงทางจุลชีววิทยา



Moisture Migration & Freezer Burn

การระเหิดของน้ำจากผิวน้ำอาหารไปเกาะที่บรรจุภัณฑ์
ทำให้ผิวแห้งกราดและเกิดออกซิเดชันได้ง่ายขึ้น



-18°C
SET POINT

COLD CHAIN
MONITORING



TEMP

-18.0°C

HUMIDITY

72% RH

ALERTS

OK

1 Sublimation

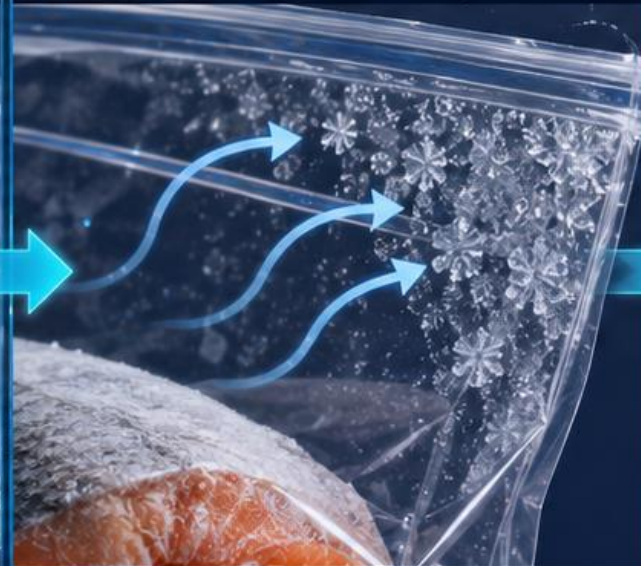
น้ำระเหิดจากผิวน้ำอาหาร



ความชื้นในผิวน้ำอาหารระเหิดกลายเป็นไอน้ำ
เมื่อสัมผัสอากาศเย็นจัด

2 Ice deposition

น้ำไปเกาะบนบรรจุภัณฑ์



ไอน้ำเคลื่อนที่ไปเกาะบนผนังบรรจุภัณฑ์
เกิดเป็นเกล็ดน้ำแข็ง (Ice Crystals)

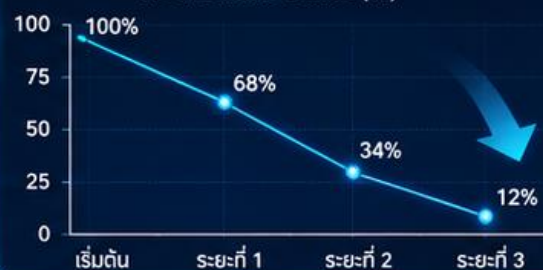
3 Freezer burn

ผิวแห้งและเกิดออกซิเดชัน

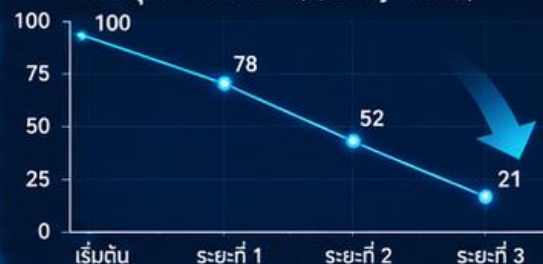


ผิวน้ำอาหารแห้ง สูญเสียน้ำ สีซีด
เกิดจุดออกซิเดชันและคุณภาพลดลง

ความชื้นในผิวน้ำอาหาร (%)



ดัชนีคุณภาพอาหาร (Quality Index)



ผลกระทบต่อคุณภาพ



เนื้อสัมผัสแห้ง
แข็งกระด้าง



สีซีด
ไม่น่ารับประทาน



กลิ่นรสเปลี่ยน
ไม่พึงประสงค์



มูลค่าลดลง
สูญเสียโอกาสขาย

KEY TAKEAWAY

Freezer Burn คือสัญญาณของการสูญเสียน้ำ
และความเสียหายทางคุณภาพจากการเก็บแช่แข็งที่ควบคุมไม่ดี



การปลดปล่อยเอนไซม์ (Enzyme Activation)

เมื่อผนังเซลล์ถูกทำลายจากผลึกน้ำแข็ง เอนไซม์จะออกมาสัมผัสกับสารตั้งต้น เร่งการเปลี่ยนสีและกลิ่นหืนแม้ยังแช่แข็งอยู่



การเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ
ระหว่างการเก็บรักษา

การขึ้นลงของอุณหภูมิทำให้เกิด
การแช่แข็ง-ละลายซ้ำ (Freeze-Thaw Cycle)
เพิ่มความเสียหายระดับเซลล์

อุณหภูมิ (°C)

5
0
-10
-18°
-30

❄️ แช่แข็งคงที่

🚚 ขนส่ง

🏠 จัดเก็บ

🛒 จำหน่าย

🏠 บริโภค/เปิดใช้งาน



การขึ้นอุณหภูมิแม้เพียงเล็กน้อย
และการละลายบางส่วนแล้วแช่ซ้ำ
ทำให้ผนังเซลล์เสียหาย
และปลดปล่อยเอนไซม์



1

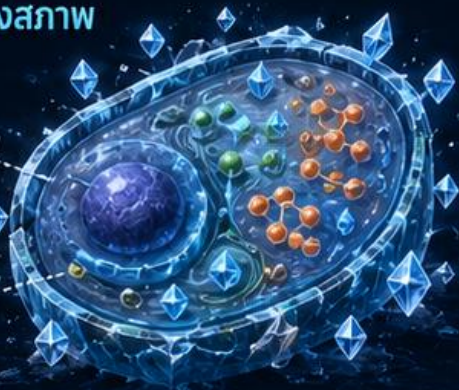
1) เซลล์ยังคงสภาพ



เอนไซม์
(ยังอยู่ในออร์แกเนลล์/
แยกจากสารตั้งต้น)



สารตั้งต้น
(แยกจากเอนไซม์
โดยผนังเซลล์/เยื่อหุ้ม)



ผนังเซลล์และเยื่อหุ้มสมบูรณ์
เอนไซม์และสารตั้งต้นยังแยกจากกัน ไม่เกิดปฏิกิริยา

2

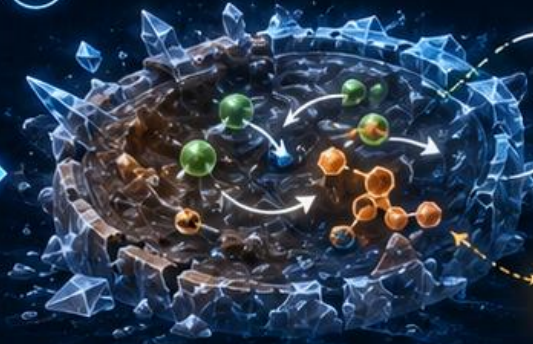
2) ผนังเซลล์เสียหายจากผลึกน้ำแข็ง



ผลึกน้ำแข็งเจริญเติบโตและแทงทะลุผนังเซลล์/เยื่อหุ้ม
ทำให้โครงสร้างฉีกขาด เกิดรูรั่วและช่องทางการรั่วไหล

3

3) เอนไซม์ถูกปลดปล่อยและเกิดปฏิกิริยา



เอนไซม์ออกมาสัมผัสกับสารตั้งต้น เกิดปฏิกิริยาแม้ในอุณหภูมิต่ำ
เร่งการเปลี่ยนสี (browning) และการเกิดกลิ่นหืน (rancidity)

เอนไซม์
(ถูกปลดปล่อย)

+

สารตั้งต้น
(เข้าถึงได้)

+

เกิดปฏิกิริยา
เร่งการเปลี่ยนสี
และกลิ่นหืน



ผลกระทบต่อ
คุณภาพ



1) สีเปลี่ยนเร็วขึ้น

เอนไซม์กระตุ้นการเกิดสีน้ำตาล
และการเสื่อมของรงควัตถุ



2) กลิ่นหืนเพิ่มขึ้น

การสลายตัวของไขมันถูกเร่ง
เกิดสารระเหยที่ทำให้กลิ่นหืน
แม้ในสภาพแช่แข็ง



3) คุณภาพโดยรวมลดลง

รสชาติ เนื้อสัมผัส และความสด
ลดลง อายุการเก็บรักษาลดลง
ความพึงพอใจของผู้บริโภคลดลง



Key Takeaway: ความเสียหายระดับเซลล์จากผลึกน้ำแข็งเปิดโอกาสให้เอนไซม์ทำงานกับสารตั้งต้น จึงเร่งการเสื่อมคุณภาพแม้ผลิตภัณฑ์ยังอยู่ในสภาพแช่แข็ง



ความปลอดภัยทางจุลชีววิทยา (Microbiological Safety)

การแช่แข็งไม่ฆ่าเชื้อ แต่ยับยั้ง (Inhibit) | จุลินทรีย์จะกลับมาโตอย่างรวดเร็วในช่วงการละลาย (Thawing)

COLD CHAIN



1

FROZEN STATE

จุลินทรีย์หยุด/ชะลอ
การเจริญเติบโต
ที่อุณหภูมิต่ำ



$\leq -18^{\circ}\text{C}$



น้ำเป็นน้ำแข็ง (Water activity ต่ำ)
จุลินทรีย์ถูกยับยั้ง ไม่ได้ถูกฆ่า

2

THAWING ZONE

อุณหภูมิสูงขึ้น
น้ำแข็งละลาย
น้ำอิสระเพิ่มขึ้น



Water activity เพิ่มขึ้น
สภาพแวดล้อมเหมาะต่อการเริ่มฟื้นตัว

3

RAPID GROWTH

จุลินทรีย์กลับมา
เติบโตเร็ว
เสี่ยงต่อความปลอดภัย
อาหาร



จำนวนจุลินทรีย์เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว
เสี่ยงต่อการเกิดโรคอาหารเป็นพิษ

จำนวนจุลินทรีย์
(Log CFU/g)

10^8
 10^6
 10^4
 10^2
 10^0

เส้นอ้างอิงความปลอดภัย
 -18°C



FROZEN STATE

อุณหภูมิคงที่ $\leq -18^{\circ}\text{C}$

แนวโน้มจำนวนจุลินทรีย์ตลอดกระบวนการ (ตัวอย่าง)



THAWING ZONE

อุณหภูมิสูงขึ้น (เช่น -18°C ถึง 10°C)



RAPID GROWTH

ช่วงอุณหภูมิอันตราย ($10-60^{\circ}\text{C}$)

เวลา (Time)

โซนอุณหภูมิ
อันตราย
 $10-60^{\circ}\text{C}$



COLD CHAIN SENSOR DASHBOARD



อุณหภูมิ ($^{\circ}\text{C}$)

-18.0°C

สถานะ: ปกติ ●



ความชื้นสัมพัทธ์ (%)

82%

สถานะ: ปกติ ●

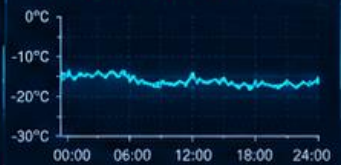


การบันทึกข้อมูล

ทุก 5 นาที

สถานะ: บันทึกปกติ ●

อุณหภูมิย้อนหลัง (24 ชม.)



COLD CHAIN INTEGRITY

100% ปลอดภัย



KEY TAKEAWAY

Freeze = Inhibit, not Kill; ควบคุมการละลายคือจุดวิกฤตด้านความปลอดภัย





จุลินทรีย์กลุ่ม Psychrotrophs เช่น *Listeria monocytogenes*

สามารถทนเย็นและเจริญได้ที่อุณหภูมิต่ำกว่า 0 °C หากอุณหภูมิผันผวน



LISTERIA MONOCYTOGENES

- * Gram-positive rod
- ⊗ Facultative anaerobe
- Motile at 20–25 °C
- 🦠 Biofilm former

คุณสมบัติเด่น



ทนเย็น

เจริญได้ที่อุณหภูมิต่ำกว่า 0 °C
ช่วง -0.4 ถึง 45 °C, เหมาะสม 30–37 °C



ทนสภาพแวดล้อมเย็นขึ้น

อยู่รอดและเจริญได้ในอาหารแช่เย็น
เป็นเวลานาน



สร้างไบโอฟิล์ม

ยึดเกาะพื้นผิวอุปกรณ์ พื้นผิว และบรรจุภัณฑ์
ทนต่อการทำความสะอาด



เกี่ยวข้องกับอาหารพร้อมบริโภค

พบได้บ่อยในอาหารแปรรูป เนื้อสัตว์ ชีส
นมและผลิตภัณฑ์นม ผักพร้อมทาน



ก่อโรคในมนุษย์

ทำให้เกิด Listeriosis โดยเฉพาะในกลุ่มเสี่ยง
หญิงตั้งครรภ์ ผู้สูงอายุ ผู้ภูมิคุ้มกันบกพร่อง

เจริญได้ที่อุณหภูมิต่ำกว่า 0 °C

ช่วงอุณหภูมิที่สามารถเจริญเติบโตได้



หากอุณหภูมิผันผวน จุลินทรีย์มีโอกาสเจริญ

แช่เย็น



≤ -18 °C

การเจริญหยุดชะงัก
แต่ไม่อาจอยู่รอด

อุณหภูมิผันผวน



-5 °C ถึง 10 °C

จุลินทรีย์เริ่มเจริญซ้ำ ๆ
และปรับตัวเพิ่มจำนวน

ช่วงการละลาย



0–10 °C

จุลินทรีย์เจริญต่อเนื่อง
เสี่ยงต่อความปลอดภัย

⚠️ การผันผวนของอุณหภูมิในช่วงโซ่ความเย็น = ความเสี่ยงสูง

แหล่งพบในอาหาร



อาหารทะเลแช่เย็นแปรรูป



เนื้อสัตว์พร้อมบริโภค



นมและผลิตภัณฑ์นม



ผักพร้อมทาน



พบได้ในกระบวนการแปรรูป พื้นผิวอุปกรณ์ และบรรจุภัณฑ์
โดยเฉพาะในสถานที่เย็นขึ้นที่มีความชื้นและอุณหภูมิต่ำ

แนวทางควบคุม



รักษาอุณหภูมิให้คงที่
≤ -18 °C อย่างต่อเนื่อง



ติดตามและบันทึก
อุณหภูมิแบบ Real-time



ทำความสะอาดและฆ่าเชื้อ
อย่างสม่ำเสมอ



ควบคุมบรรจุภัณฑ์
ลดการปนเปื้อนข้าม



KEY TAKEAWAY

จุลินทรีย์กลุ่ม Psychrotrophs เช่น *Listeria monocytogenes* สามารถทนเย็นและเจริญได้ที่อุณหภูมิต่ำกว่า 0 °C หากมีความผันผวนของอุณหภูมิ จะเพิ่มจำนวนอย่างรวดเร็วในช่วงการละลาย ทำให้เกิดความเสี่ยงด้านความปลอดภัยของอาหาร



วิทยาศาสตร์แห่งการบีบอัดเวลา: Accelerated Shelf-Life Testing (ASLT)



Concept:



กระบวนการนำผลิตภัณฑ์มาเก็บในอุณหภูมิที่สูงกว่าปกติ (High-stress conditions) เพื่อเร่งปฏิกิริยาการเสื่อมเสีย

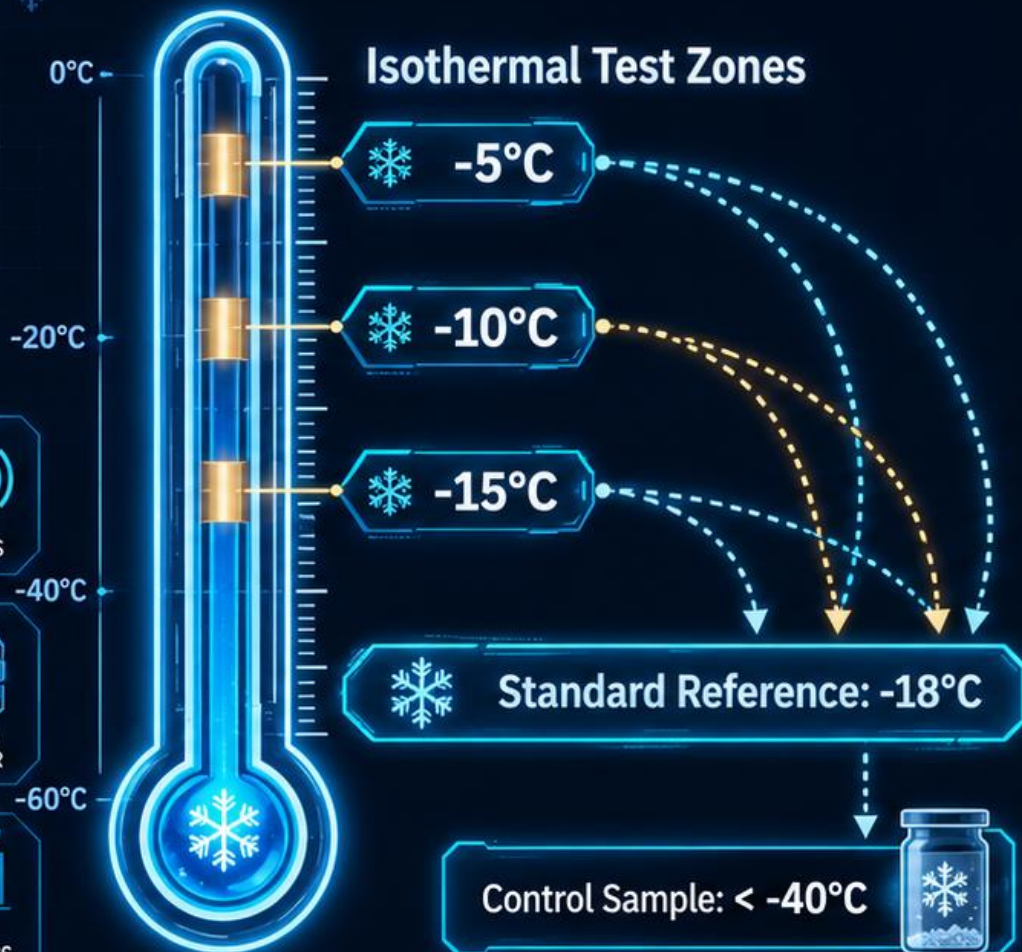
Business Value:



ช่วยให้ R&D สามารถพยากรณ์อายุการเก็บรักษาได้แม่นยำ ประหยัดเวลาและต้นทุนในการออกสินค้าใหม่ (New Product Development) โดยไม่ต้องรอทดสอบแบบ Real-time จนจบวงจร



การออกแบบ ASLT สำหรับอาหารแช่เยือกแข็ง



1) Standard Protocol:

อ้างอิงสภาวะเร่งที่อุณหภูมิ -5°C, -10°C, และ -15°C (Labuza and Schmidl)



2) Control Sample:

เก็บตัวอย่างควบคุมไว้ที่อุณหภูมิต่ำกว่า -40°C เพื่อหยุดปฏิกิริยาทุกชนิด



3) Critical Control Points:

ควบคุมตัวแปรสิ่งแวดล้อมอื่นๆ เช่น ความชื้นสัมพัทธ์ (RH), องค์ประกอบก๊าซ, และแสง ต้องคงที่ ให้คงที่อย่างสมบูรณ์ เปลี่ยนแปลงเฉพาะ 'อุณหภูมิ' เท่านั้นเพื่อลดความคลาดเคลื่อน



Key idea: ออกแบบ ASLT ต้องเร่งอุณหภูมิอย่างมีระบบ
พร้อมมีตัวอย่างควบคุมและควบคุมปัจจัยแวดล้อม



↑



+



+



=



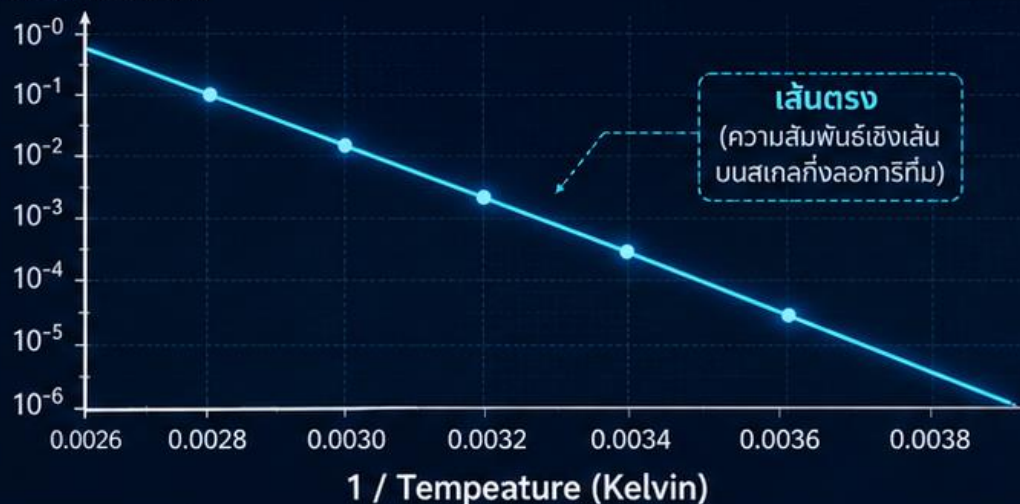
COLD CHAIN
DATA ANALYTICS

ถอดรหัสสมการจลนพลศาสตร์: Arrhenius Equation



ความสัมพันธ์ระหว่าง Reaction Rate (k) กับ 1/Temperature (Kelvin)

Reaction Rate (k)



สมการ Arrhenius

$$k = k_{ref} \cdot \exp \left[-\frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_{ref}} \right) \right]$$



E_a คือ พลังงานกระตุ้น (Activation Energy)
พลังงานขั้นต่ำที่จำเป็นสำหรับปฏิกิริยาการเสื่อมเสียให้เกิดขึ้น



k คือ อัตราการเสื่อมเสีย (Reaction Rate)
ที่อุณหภูมิใด ๆ (T)

Application



ข้อมูลความเสื่อมเสีย
Zero-order หรือ First-order kinetics



ที่อุณหภูมิแรง
(อุณหภูมิสูงกว่า -18°C)



นำเข้าสมการ Arrhenius
วิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์



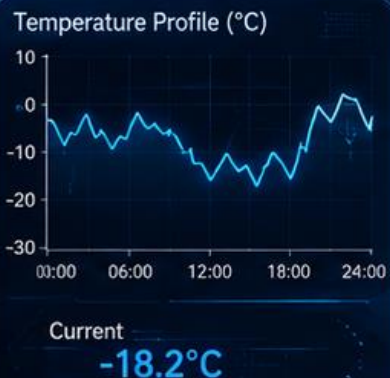
-18°C
พยากรณ์อายุจริง
ที่ -18°C



ได้อย่างแม่นยำ
ทางคณิตศาสตร์



COLD CHAIN DATA ANALYTICS



Laboratory Precision / Linear Equations

ความแม่นยำในห้องปฏิบัติการ
และสมการเชิงเส้น



Real-World Volatility

ความผันผวน
ในโลกความจริง

Supply Chain Monitor



AI Prediction Confidence



1) The Constraint

ASLT ดั้งเดิมมีตั้งสมมติฐานว่า

- อุณหภูมิ 'คงที่'
- กลไกการเสื่อมเสียเป็น 'เส้นตรง'

จึงเหมาะกับการทดลอง
ในห้องปฏิบัติการ แต่ยังไม่สะท้อน
ความผันผวนจริงในห่วงโซ่ความเย็น

2) The Reality

ในโลกความเป็นจริง

- จุลินทรีย์มีปฏิสัมพันธ์กันได้ (Synergy / Antagonism)
- ปัจจัยสิ่งแวดล้อมเปลี่ยนแปลงแบบสุ่ม (Stochastic changes)
- อุณหภูมิและการละลายซ้ำส่งผลต่อ
คุณภาพอย่างต่อเนื่อง

3) The Bridge

สมการ Arrhenius เพียงอย่างเดียวอาจไม่เพียงพอ
อุตสาหกรรมจึงก้าวสู่การทำงานร่วมกับ

- Non-destructive Sensors
- Artificial Intelligence
- Real-time Prediction

เพื่อสร้างระบบ Precision Shelf-life ที่แม่นยำยิ่งขึ้น



Key Takeaway: อนาคตของ Shelf-life Prediction คือการเชื่อม ASLT เข้ากับ Sensors + AI
เพื่อรับมือกับความผันผวนจริงของห่วงโซ่ความเย็น





Innovation 1: Non-Destructive Sensors (ตาและจมูกอัจฉริยะ)



Device-to-Data Mapping



Electronic Nose
(E-Nose)

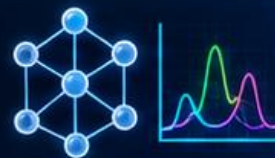
- ตรวจจับก๊าซระเหย (VOCs), แอมโมเนีย, และ CO2 จากการเน่าเสีย



- Use Case: ระบุระดับความสดของอาหารทะเลและเนื้อสัตว์ในหน่วยนาทีก



สแกนการเปลี่ยนแปลงทางเคมี
และโครงสร้างระดับโมเลกุล
(เช่น ไขมันและโปรตีน)



Advantage: ตรวจสอบคุณภาพแบบ
Real-time โดยไม่ต้องทำลายตัวอย่าง
(Chemical-free, Non-invasive)



Meat



Seafood



Vegetables



การวิเคราะห์แบบไม่ทำลาย (Non-destructive Testing)

Hyperspectral Imaging และ Electronic Nose เพื่อตรวจวัดดัชนีคุณภาพ (Quality Indices) แบบเรียลไทม์

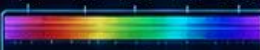


เทคโนโลยีหลัก

A Hyperspectral Imaging

จับข้อมูลสเปกตรัมหลายช่วงคลื่น
ตลอดช่วงแสง (VNIR-SWIR)

Wavelength (nm)
400 700 1000 1700 2500



B Electronic Nose (E-Nose)

ตรวจจับกลิ่นและสารระเหย (VOCs)
ด้วยเซนเซอร์หลายชนิด



VOCs /
Volatile
Compounds



สิ่งที่ตรวจวัดได้



สีและลักษณะผิว
(color / appearance)



ความชื้นและสภาพผิว
(moisture /
surface condition)



การเกิดออกซิเดชัน
ของไขมัน
(lipid oxidation)



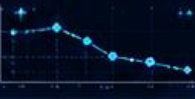
สารระเหย / VOCs
(volatile compounds)



ความสด /
ความเสื่อมคุณภาพ
(freshness / deterioration)



การคาดการณ์
อายุคงเหลือ
(remaining shelf-life)



การทำงานแบบเรียลไทม์

สินค้าความเย็น



สแกนด้วย
เซนเซอร์



ประมวลผลทันที
(ไม่ทำลายตัวอย่าง)



REAL-TIME DASHBOARD

Quality Score

86%

ดี (Good)



Freshness Index

82%



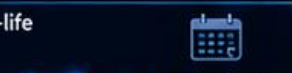
Oxidation Risk

24%



Remaining Shelf-life

18 วัน
(คาดการณ์)



Real-time Monitoring



LIVE

ข้อดีของ Non-destructive Testing



ไม่ทำลายตัวอย่าง
รักษาคุณภาพของสินค้า
ใช้งานต่อ/จำหน่ายต่อได้



วัดได้รวดเร็ว
ได้ผลภายในไม่กี่วินาที
รองรับการตรวจหลายตัวอย่างต่อเนื่อง



ติดตามแบบเรียลไทม์
เห็นแนวโน้มคุณภาพทันที
ตลอดกระบวนการ Cold Chain



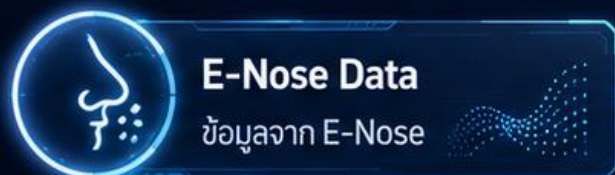
ช่วยการตัดสินใจแม่นยำขึ้น
ลดความเสี่ยงของสินค้าเสียหาย
เพิ่มความเชื่อมั่นคุณภาพและความปลอดภัย



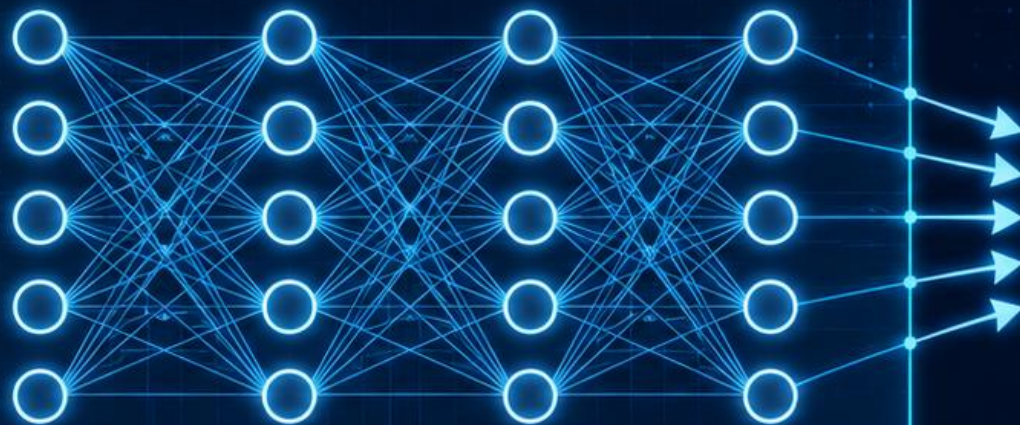
Key Takeaway: Non-destructive Testing ช่วยแปลงสัญญาณจากภาพและกลิ่น ให้เป็นดัชนีคุณภาพที่ติดตามได้แบบเรียลไทม์ เพื่อประเมินคุณภาพและอายุคงเหลือได้แม่นยำยิ่งขึ้น



Innovation 2: ปัญญาประดิษฐ์ (AI & Machine Learning)



**Machine Learning (SVM, Random Forest)
& Deep Learning (CNN-LSTM)**



การพยากรณ์อายุการเก็บรักษา



CAPABILITY



- วิเคราะห์รูปแบบการเสื่อมเสียที่ซับซ้อน (Non-linear deterioration)



- เรียนรู้และประมวลผลข้อมูลความผันผวนของอุณหภูมิ (Temperature Abuse) แบบเรียลไทม์



- ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำกว่าการคำนวณทางจลนพลศาสตร์แบบดั้งเดิม



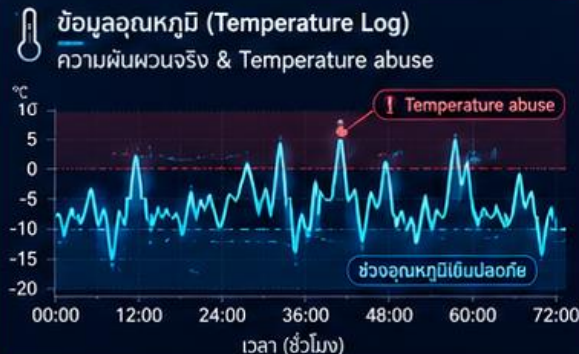


AI & Machine Learning ในการพยากรณ์

ใช้โมเดลซับซ้อน เช่น CNN-LSTM และ Artificial Neural Networks (ANN) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลอุณหภูมิที่ผันผวนในโลกจริง



1 ข้อมูลนำเข้า (Input Data)



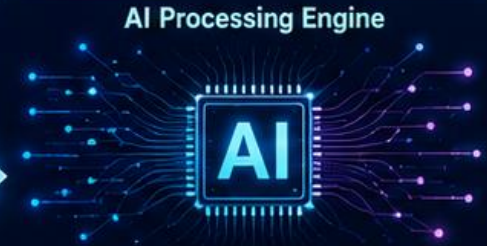
ข้อมูลจากเซนเซอร์ (Sensor Data)



บริบทในห่วงโซ่ความเย็น (Cold Chain Stages)



2 การประมวลผลด้วย AI



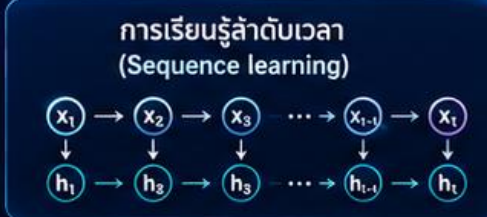
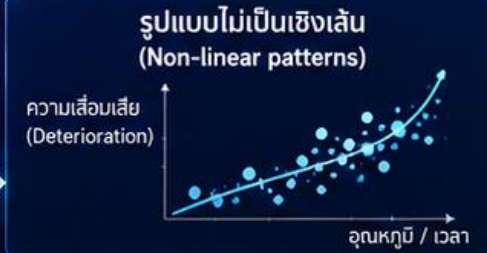
Feature Extraction
ดึงคุณลักษณะสำคัญจากข้อมูลอนุกรมเวลา

CNN-LSTM
จับแพทเทิร์นเชิงพื้นที่และลำดับเวลา

ANN (Artificial Neural Networks)
เรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนแบบไม่เป็นเชิงเส้น

เรียนรู้จากรูปแบบอุณหภูมิในโลกจริง

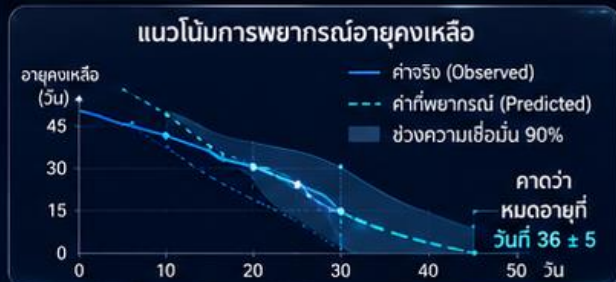
3 วิเคราะห์รูปแบบซับซ้อน



ความผันผวนในโลกจริง (Real-world variability)

สภาพแวดล้อมเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา
โมเดลเรียนรู้และปรับตัวตามบริบท

4 ผลลัพธ์การพยากรณ์



แจ้งเตือน Real-time ปรับแผนการกระจายสินค้า ลดความสูญเสียเพิ่มคุณภาพ



ความสามารถ (Capability)



วิเคราะห์ความเสี่ยงแบบไม่เป็นเชิงเส้น



เรียนรู้ผลของอุณหภูมิที่ผันผวนตามเวลา



พยากรณ์อายุคงเหลือได้แม่นยำกว่าวิธีเชิงเส้น



รองรับการตัดสินใจแบบ Real-time



Key Takeaway: AI & Machine Learning ช่วยแปลงข้อมูลอุณหภูมิที่ผันผวนในโลกจริง ให้เป็นการพยากรณ์อายุคงเหลือที่แม่นยำและใช้งานได้จริง

-18°C



ขุมพลังประมวลผล: เครื่องยนต์ Double Monte Carlo

-18°C
COLD CHAIN

DATA
ANALYTICS



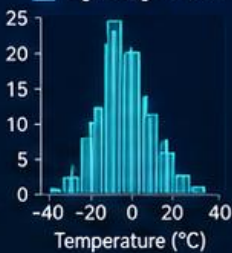
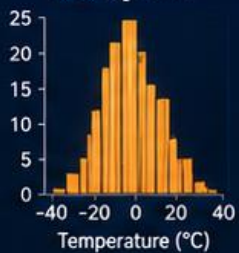
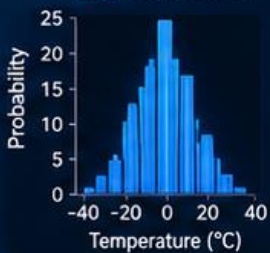
INPUT 1

ข้อมูลอุณหภูมิจาก 3 ขั้นตอน
ของห่วงโซ่ความเย็น

คลังสินค้า

ตู้ขนส่ง

ตู้เย็นผู้บริโภค

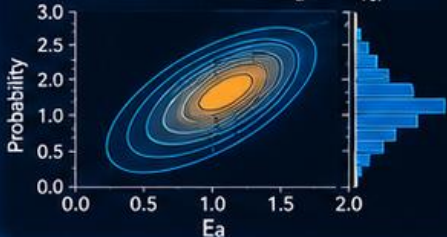


INPUT 2

ข้อมูลจากวงจรความไม่แน่นอน
ของพารามิเตอร์จลนศาสตร์ (E_a และ k_{ref})

ความสัมพันธ์ระหว่าง E_a และ k_{ref}

การกระจายของ k_{ref}



SIMULATION ENGINE 10,000+ รอบ

จำลองสถานการณ์ซ้ำหลายพันรอบ



ทำซ้ำ > 10,000 รอบ



OUTPUT

หลอมรวมข้อมูลเป็น 'เส้นโค้งระฆังคว่ำ'
ที่แสดงความน่าจะเป็น



Double Monte Carlo รวมความไม่แน่นอนของอุณหภูมิ และพารามิเตอร์โมเดล
เพื่อให้เห็นช่วงความเสี่ยงของ Shelf-life อย่างสมจริง

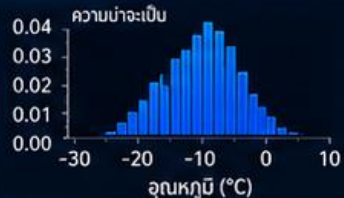
การจัดการความไม่แน่นอนด้วย Double Monte Carlo Simulation

จำลองความผันผวนในคลังสินค้า รถขนส่ง และตู้เย็นบ้านผู้บริโภค เพื่อหาค่าความเชื่อมั่นของอายุผลิตภัณฑ์

1 แหล่งความไม่แน่นอน (Input Uncertainty)



คลังสินค้า
(Warehouse)



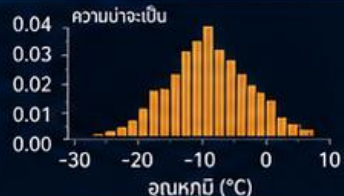
รูปแบบอุณหภูมิ:
ค่อนข้างเสถียร
ช่วงผันผวนแคบ



-22 ถึง -16 °C



รถขนส่ง
(Transport Truck)



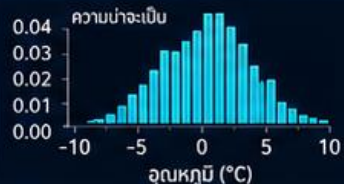
รูปแบบอุณหภูมิ:
ผันผวนปานกลาง
มีความแปรปรวน



-24 ถึง -8 °C



ตู้เย็นผู้บริโภค
(Home Refrigerator)

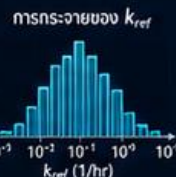
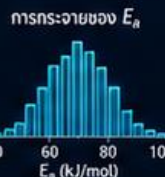
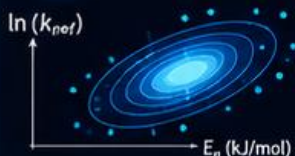


รูปแบบอุณหภูมิ:
ผันผวนสูง
เปิด-ปิดบ่อย



-5 ถึง 8 °C

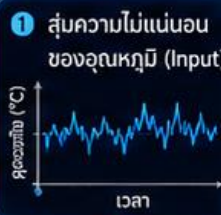
2 พารามิเตอร์โมเดล (Model Parameters)



สุ่มค่าพารามิเตอร์จลนศาสตร์และความแปรปรวนของข้อมูล

Double Monte Carlo Simulation Engine

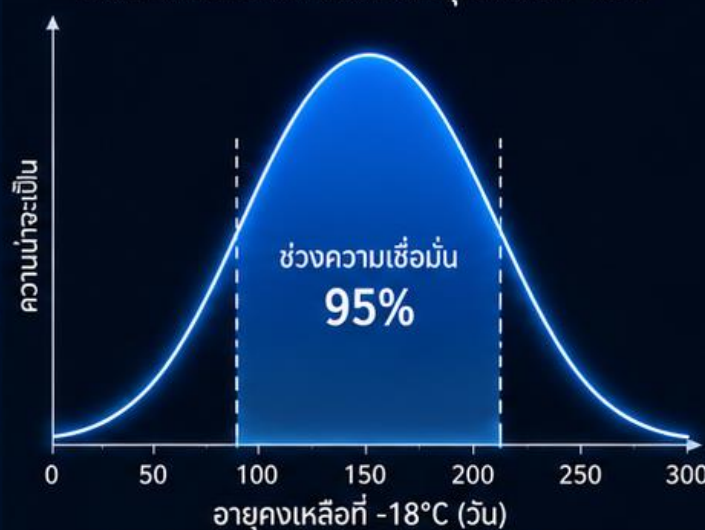
จำลองมากกว่า 10,000 รอบ



ทำซ้ำ > 10,000 รอบ

3 ผลลัพธ์ (Output)

การกระจายความน่าจะเป็นของอายุคงเหลือที่ -18°C



2.5% (ค่าต่ำ) 95% Confidence Interval (ช่วงความเชื่อมั่น 95%) 2.5% (ค่าสูง)



ตัวอย่างผลลัพธ์

ค่ากลาง (Median): 148 วัน
ช่วงความเชื่อมั่น 95%: 78 - 218 วัน



Key Insight

Double Monte Carlo ผสานความไม่แน่นอนจากประวัติอุณหภูมิหลายแหล่งและพารามิเตอร์โมเดล ให้ผลลัพธ์เป็น "ช่วงของอายุคงเหลือที่เป็นไปได้" แทนค่าตัวเลขเดียว ช่วยให้ตัดสินใจได้อย่างมั่นใจมากขึ้น



ประเมินความเสี่ยงได้ดีขึ้น
เข้าใจโอกาสความล้มเหลว
ก่อนเกิดปัญหา



สนับสนุนการตัดสินใจ
ในห่วงโซ่ความเย็น
วางแผนจัดส่ง เก็บรักษา
และบริหารสต็อกได้แม่นยำ



แสดงค่าความเชื่อมั่น
ของอายุผลิตภัณฑ์
สื่อสารความน่าเชื่อถือได้ชัดเจน
ต่อผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย

ระบบติดตามระดับผู้บริโภค: Smart Packaging & Cloud Integration

COLD CHAIN + DATA ANALYTICS



บรรจุภัณฑ์อาหารแช่แข็งอัจฉริยะ
Time-Temperature Indicator (TTI) /
pH Label



BLOCKCHAIN



ชั้นวางสินค้าในซูเปอร์มาร์เก็ต
พร้อม Dynamic Pricing Tag



1 Time-Temperature Indicators (TTIs) & pH Labels:

อินดิเคเตอร์ที่เปลี่ยนสีตาม
การเปลี่ยนแปลงทางเคมีและ
ประวัติอุณหภูมิจริงของสินค้า



2 Cloud & Edge Computing:

ประมวลผลข้อมูลจาก
ฉลากอัจฉริยะแบบ
เรียลไทม์



3 Dynamic Pricing:

เชื่อมโยงระบบคลังสินค้า
และ Blockchain ในซูเปอร์มาร์เก็ต
เพื่อปรับลดราคาตาม
Remaining Shelf-life
ช่วยลดปัญหา Food Waste

Smart Packaging & TTI (Time-Temperature Indicators)

ฉลากอัจฉริยะที่เปลี่ยนสีตามประวัติอุณหภูมิจริง เพื่อประเมินอายุคงเหลือได้แม่นยำยิ่งขึ้น

COLD CHAIN DASHBOARD



-18.2 °C

TEMP



85 %

HUMIDITY



ONLINE
SENSORS

1 TTI บนบรรจุภัณฑ์อัจฉริยะ



สดใหม่ (GOOD)



เฝ้าระวัง (CAUTION)



เสี่ยงเสื่อมคุณภาพ (ALERT)



สีเปลี่ยนตามความร้อนสะสมที่เพิ่มขึ้น

2 กลไกการทำงานของ TTI

ประวัติอุณหภูมิที่ได้รับจริง



TTI ตอบสนองต่อเวลา + อุณหภูมิ



4 ประโยชน์ที่ได้รับ



แม่นยำกว่าวันหมดอายุคงที่
ประเมินอายุคงเหลือได้แม่นยำ
แบบรายชิ้น จากข้อมูลจริง



ลด Food Waste
ยืดอายุการใช้งานที่ปลอดภัย
และลดการทิ้งอาหารโดยไม่จำเป็น



ช่วยตัดสินใจด้าน
โลจิสติกส์และการขาย
วางแผนสต็อก จัดส่ง และโปรโมชั่น
ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



เพิ่มความปลอดภัยและ
ความเชื่อมั่นผู้บริโภค
โปร่งใส ตรวจสอบได้ สร้างความมั่นใจ
ในคุณภาพและความปลอดภัย



Key Takeaway: Smart Packaging และ TTI ช่วยแปล 'ประวัติอุณหภูมิจริง' ให้เป็น 'อายุคงเหลือที่ใช้งานได้อย่างจริง'
ซึ่งแม่นยำกว่าวันหมดอายุบนฉลากแบบเดิม





COLD CHAIN
DATA ANALYTICS



Dynamic Shelf-life Intelligence

การเปลี่ยนจากฉลาก Static สู่ระบบประเมินอายุผลิตภัณฑ์แบบรายชิ้นตามสถานะการเก็บรักษารอง



แหล่งผลิต



แปรรูป



ขนส่ง



คลังสินค้า



ร้านค้า

Static Label



EXP
20
JUN 2025



ทุกชิ้น
ถูกมองเหมือนกัน

- ❌ วันหมดอายุตายตัว
- ❌ อิงสถานะมาตรฐาน
- ❌ ไม่สะท้อนประวัติอุณหภูมิจริง



ระบบ Dynamic ทำงานอย่างไร?



Dynamic Shelf-life Intelligence



- ✓ ประเมินแบบรายชิ้น
- ✓ อิงประวัติการเก็บรักษารอง
- ✓ อัปเดตอายุคงเหลือแบบเรียลไทม์



RSL เฉลี่ยของล็อต 61% 6.3 วัน (ช่วงความผันผวน 5.1-7.6 วัน)

คุณค่าทางธุรกิจ



ลด Food Waste

ใช้ของได้คุ้มค่า ลดการทิ้ง
เพิ่มผลตอบแทนให้ธุรกิจ



เพิ่มความปลอดภัย

ตรวจจับความเสี่ยงได้เร็ว
ลดโอกาสสินค้าคุณภาพต่ำ
ถึงมือผู้บริโภค



จัดการสต็อกแม่นยำ

รู้ RSL รายชิ้น วางแผนสต็อก
และเติมสินค้าได้เหมาะสม
ลดสินค้าค้างสต็อก



สนับสนุน Dynamic Pricing

ตั้งราคาตามอายุคงเหลือจริง
เพิ่มยอดขาย ลดการลดราคา
แบบเหมารวม



Key Takeaway: Dynamic Shelf-life Intelligence เปลี่ยนข้อมูลการเก็บรักษารองให้เป็น “อายุคงเหลือที่ใช้งานได้อย่างจริง”
แม่นยำกว่าฉลากวันหมดอายุแบบเดิม



-18 °C

COLD CHAIN ANALYTICS

Interactive Case Study: กุ้งแช่แข็ง



TEMPERATURE MAP



DATA MONITOR



ใช้ค่า b^* (ความเหลือง) เป็นตัวบ่งชี้วิกฤตในสภาวะเร่ง เพื่อคำนวณอายุที่ -18 °C

1

โจทย์วิจัย



ผลิตภัณฑ์: กุ้งแช่แข็ง



ตัวบ่งชี้คุณภาพ:
ค่า b^* (ความเหลือง)



เป้าหมาย:
พยากรณ์อายุการเก็บรักษาที่ -18 °C

ค่า b^* (ความเหลือง) เพิ่มขึ้น →



ต่ำ (ดี)

สูง (ไม่พึงประสงค์)

2

การทดสอบแบบเร่ง (ASLT)

เก็บตัวอย่างในสภาวะเร่ง



-5 °C



-10 °C



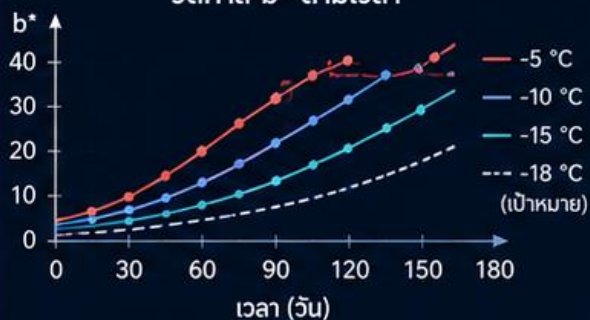
-15 °C

อ้างอิง / เป้าหมายการพยากรณ์



-18 °C

วัดค่า b^* ตามเวลา

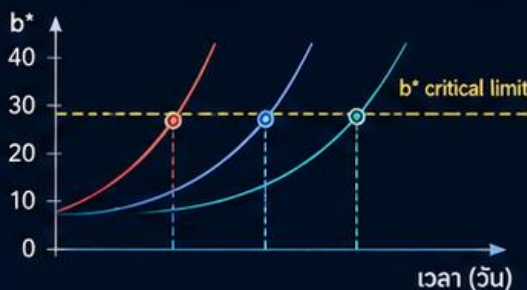


อุณหภูมิสูงขึ้น → การเปลี่ยนแปลงเร็วขึ้น

3

จุดวิกฤต (Critical Limit)

เมื่อค่า b^* ถึงระดับวิกฤต = สิ้นสุดอายุคุณภาพ



ตัวอย่างการตีความ

ยอมรับได้

$b^* < 20$



คุณภาพดี

ใกล้วิกฤต

$20 \leq b^* < 30$



ควรเฝ้าระวัง

เกินเกณฑ์

$b^* \geq 30$



คุณภาพไม่ยอมรับ



ค่า b^* critical limit (ตัวอย่าง) = 30

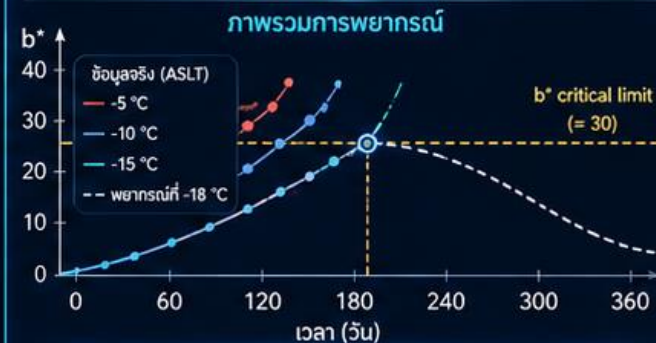
4

การคำนวณอายุที่ -18 °C

ข้อมูลจาก
สภาวะเร่ง (ASLT)

แบบจำลองจลนศาสตร์
(Kinetic Model)
สมการ Arrhenius
 $k = Ae^{-E_a/RT}$

พยากรณ์อายุ
ที่ -18 °C
 -18 °C



ผลการพยากรณ์
Shelf-life ที่ -18 °C

เช่น **180 วัน**



หมายเหตุ: เป็นตัวอย่างเพื่อการศึกษา ไม่ใช่อ้างอิงเชิงกฎหมายหรือมาตรฐาน

Key Takeaway: ค่า b^* สามารถใช้เป็นตัวบ่งชี้วิกฤตของกุ้งแช่แข็งในงาน ASLT และเชื่อมข้อมูลสภาวะเร่งไปสู่การพยากรณ์อายุจริงที่ -18 °C ได้อย่างเป็นระบบ



QUALITY • SCIENCE • DATA • PREDICTION • DECISION





Integrated Framework: การพัฒนาระบบเพื่ออุตสาหกรรมอาหาร 4.0

COLD CHAIN + DATA ANALYTICS • FOOD INDUSTRY 4.0



Holistic Approach

Precision Shelf-life
ไม่ใช่สูตรเดียว
แต่เป็นระบบบูรณาการ
ข้อมูลหลายมิติ



1) ENVIRONMENTAL & PROCESS FACTORS



Temperature



Humidity



Gas concentration



Illumination



Chemical reaction



Microbial action

AFFECT FOOD QUALITY THROUGH



Sensory indicator



Physicochemical indicator



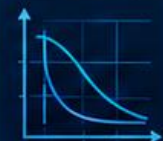
Microbiological indicator

2) QUALITY INDICATORS (DATA INTEGRATION)



- การเปลี่ยนแปลงคุณภาพที่ตรวจวัดได้
- ตัวบ่งชี้เชื่อมโยงกับคุณภาพโดยรวม
- ใช้กำหนดเกณฑ์คุณภาพตลอดอายุการเก็บรักษา

3) ASLT / KINETIC MODEL



- ประมวลผลผ่านโมเดลคณิตศาสตร์ (ASLT)
- แบบจำลองการเสื่อมสภาพ/ฉกฉกผลศาสตร์
- อธิบายพฤติกรรมคุณภาพตามเวลา

4) AI / STATISTICAL MODEL



- โมเดลสถิติ & AI ขั้นสูง
- เรียนรู้จากข้อมูลหลายมิติ
- ปรับปรุงความแม่นยำอย่างต่อเนื่อง

5) SHELF-LIFE PREDICTION



- คาดการณ์อายุการเก็บรักษาที่แม่นยำ
- ระบุจุดสิ้นสุดอายุการเก็บรักษา (EoSL)
- สนับสนุนการตัดสินใจเชิงรุก
- เพิ่มคุณภาพ ลดของเสีย สร้างความเชื่อมั่น



KEY TAKEAWAY:

เชื่อมข้อมูลสิ่งแวดล้อม + ตัวบ่งชี้คุณภาพ + โมเดล ASLT + AI
เพื่อพยากรณ์ Shelf-life แบบแม่นยำ





Visual Aid: Precision ของการพยากรณ์อายุอาหาร

เปรียบเทียบโมเดลอาร์เรเนียสแบบเดิม กับโมเดลที่คำนึงถึงความแปรปรวน (Confidence Intervals)

ความผันผวนของอุณหภูมิในห้องใช้ความเย็น



คลังสินค้า



-18.2°C ± 1.8



รถขนส่ง



-16.1°C ± 3.6



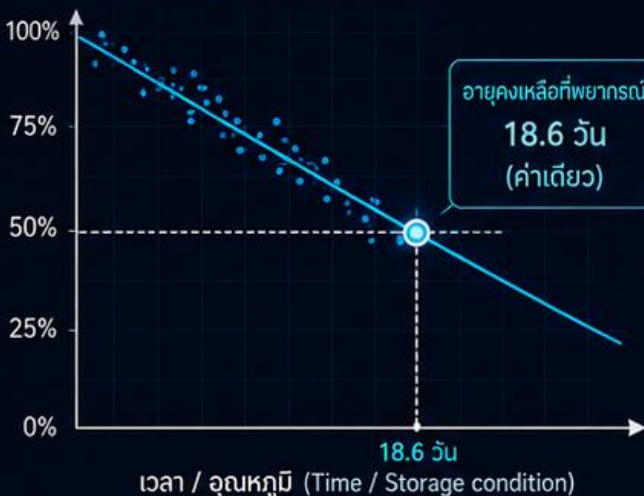
ตู้เย็นผู้บริโภค



-12.4°C ± 4.5

1 โมเดลอาร์เรเนียสแบบเดิม (Deterministic Arrhenius)

คุณภาพ / อายุคงเหลือ



Single-point prediction



1. ให้ค่าอายุคงเหลือเป็นค่าเดียว



2. ไม่สะท้อนความผันผวนของห้องใช้ความเย็น



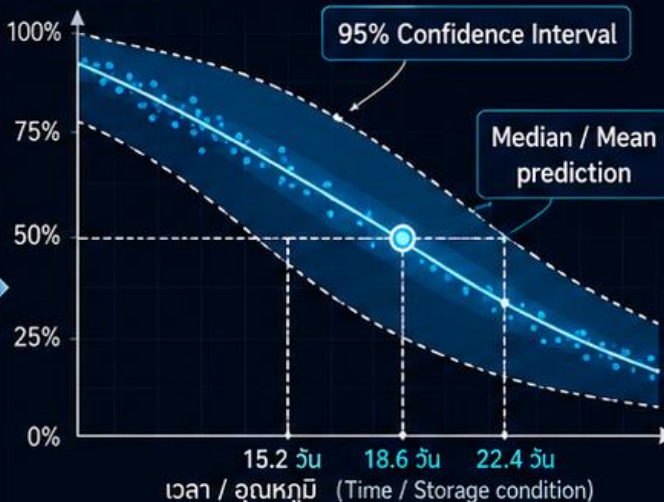
3. ความไม่แน่นอนถูกมองไม่เห็น

Precision
แตกต่าง
อย่างไร?

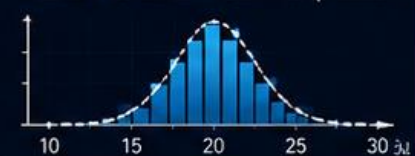
VS

2 โมเดลคำนึงถึงความแปรปรวน (Uncertainty-aware Model)

คุณภาพ / อายุคงเหลือ



การกระจายความน่าจะเป็นของอายุคงเหลือ



1. แสดงช่วงความเชื่อมั่นของอายุผลิตภัณฑ์



2. รวมผลของความผันผวนจากคลังสินค้า รถขนส่ง และตู้เย็นผู้บริโภค



3. ช่วยตัดสินใจได้แม่นยำและมั่นใจมากขึ้น



Range-based prediction



Key Insight

โมเดลแบบเดิมให้คำตอบเพียงค่าเดียว แต่โมเดลที่คำนึงถึงความแปรปรวนจะแสดง 'ช่วงอายุคงเหลือที่เชื่อมั่นได้' ทำให้เห็น Precision และความเสี่ยงได้ชัดเจนกว่า



1. เห็นความเสี่ยงชัดเจน

มองเห็นความไม่แน่นอนและกรณีแย่สุดได้ชัดเจน



2. วางแผนสินค้าคงคลังได้ดีขึ้น

ลดของเสีย เพิ่มประสิทธิภาพ และลดต้นทุน



3. สื่อสารความเชื่อมั่นของผลพยากรณ์ได้

อธิบายได้ โปร่งใส เชื่อถือได้กับทุกฝ่าย

บทสรุปเชิงปฏิบัติการ

(Actionable Insights & Takeaways)



1 R&D, QA & QC



- ✓ ยกกระดานพัฒนาสินค้าใหม่
โดยใช้สมการ Arrhenius ควบคู่กับ AI Modeling
- ✓ เปลี่ยนวิธีการทำงานจาก
Destructive Testing
สู่ Non-destructive Sensors

2 Production



- ✓ ตระหนักถึงความเสี่ยงระดับเซลล์
จาก Partial Thawing
- ✓ พิจารณาลงทุนในนวัตกรรม
การแช่แข็งแบบรักษาโครงสร้างเซลล์
เช่น Pressure Shift Freezing – PSF

3 Supply Chain



- ✓ ใช้ระบบ Real-time monitoring
และ Smart Packaging
จัดการความเสี่ยง
- ✓ ปรับใช้ Dynamic Pricing
เพื่อรักษามาตรฐานอาหารปลอดภัย
และลดขยะอาหาร (Food Waste)
อย่างยั่งยืน



KEY TAKEAWAY

Precision Shelf-life = เชื่อมวิทยาศาสตร์การเสื่อมคุณภาพ +
Sensors + AI + Cold Chain Data เพื่อการตัดสินใจที่แม่นยำ