

i Webinar นี้แนะนำเสนอการใช้ AI (Artificial Intelligence) ในการบริหารจัดการสินทรัพย์ เช่น การใช้แบบจำลอง (simulation models) ในการปรับปรุงแผนการฟื้นฟู (rehabilitation plan) การใช้ AI เพื่อการวางแผนบริหารจัดการสินทรัพย์ และการใช้ AI เพื่อประมวลผลภาพจากกล้อง CCTV โดยนำเสนอกรณีศึกษาจากประเทศเยอรมัน สวีเดน และสหรัฐอเมริกา

Webinar นี้มีทั้งหมด 5 หัวข้อย่อย บทความนี้เป็น การสรุปหัวข้อที่ 3 - 5

หัวข้อที่ 3 : ความไม่แน่นอนในแบบจำลองความเสื่อมถอยของระบบระบายน้ำเสีย (Uncertainties in sewer deterioration model: How much can we trust?)

Uncertainty (ความไม่แน่นอน) ในการทำโมเดล มี 3 ประเภท

1. Missing data (ข้อมูลขาดหาย) แก้ปัญหาโดย ก) ใช้ Nearest neighbor model ซึ่งเป็นการจำลองข้อมูลที่ขาดหาย (เช่น ข้อมูลปีที่ก่อสร้าง) จากข้อมูลที่อยู่ใกล้เคียง ข) ถ้าไม่มีข้อมูลใกล้เคียง ใช้โมเดล Random Forest ในการวิเคราะห์จากข้อมูลอื่น ๆ ที่มี เช่น ประเภทท่อ รูปร่าง เส้นผ่านศูนย์กลาง ลักษณะดิน/ตึก เป็นต้น
2. Subjective assessment มีสาเหตุจาก ก) จากตัวผู้ประเมิน และ ข) การได้รับข้อมูลล่าช้า
3. Survival bias เกิดจากตัว model หรือจาก assessment assumption เช่น ที่เบอร์ลิน มีท่อดินที่เป็นท่อน้ำทั้งอายุเกือบหนึ่งร้อยปีอยู่จำนวนหนึ่ง ซึ่งท่อพวกนี้ก็จะได้รับการตรวจสอบอย่างสม่ำเสมอเพื่อให้มั่นใจว่ายังใช้การได้ ซึ่งทำให้ในฐานข้อมูลมีข้อมูลที่มีผลดีมากกว่าความเป็นจริง (เก็บผลท่อที่ดีจำนวนมากกว่าท่อที่มีสภาพไม่ดี)

ทำให้ผลการวิเคราะห์ที่ได้จากการทำโมเดลดีกว่าความเป็นจริง

สรุป

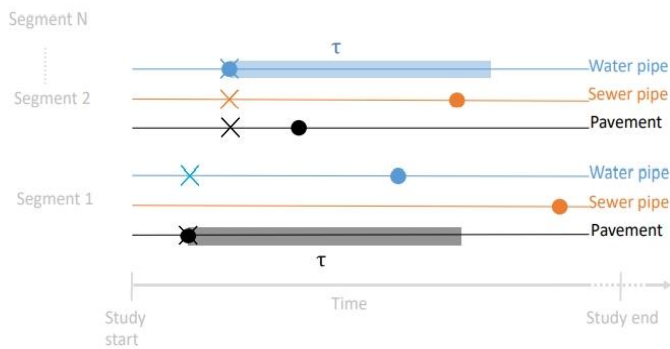
ผลการวิเคราะห์ uncertainty ช่วยในด้าน

1. พัฒนาแผน rehabilitation strategy ที่มีความน่าเชื่อถือ (reliable) มากขึ้น
 2. ลด uncertainties ในอนาคต
- การลด uncertainties สามารถทำได้โดย
- ใช้การวิเคราะห์ข้อมูลภาพจาก CCTV ด้วย AI เป็นข้อมูลประกอบการทำ condition assessment (การประเมินสภาพ)
 - การเตรียมรายงานด้านแผนการฟื้นฟูและสภาพท่อที่ครบถ้วนและทันเวลา
 - การศึกษาและติดตามข้อมูลระยะยาว ทั้งในด้านการเสื่อมสภาพของระบบท่อ, ท่อพลาสติก คอนกรีตเสริมเหล็ก (reinforced concrete) รวมไปถึงวัสดุอื่นๆที่อยู่ใกล้เคียง

หัวข้อที่ 4 : การประสานข้อมูลเพื่อการฟื้นฟูโครงสร้างพื้นฐานในเมือง (Data - enabled coordination of urban infrastructures rehabilitation)

การฟื้นฟูแบบบูรณาการ (Coordinated rehabilitation) คือ การฟื้นฟูโครงสร้างพื้นฐาน (เช่น ท่อ ฝุตบาท) ที่อยู่ใกล้เคียงกันในช่วงเวลาเดียวกัน ซึ่งอาจเป็นการฟื้นฟูในช่วงก่อนหรือหลังอายุการใช้งานที่แท้จริง เพื่อการทำงานโยธาให้จบในโครงการเดียว ซึ่งถ้าดำเนินการได้อย่างถูกต้อง การฟื้นฟูโครงสร้างพื้นฐานหลายๆอย่างในคราวเดียวนี้อาจช่วยลดต้นทุนการดำเนินงาน และลดผลกระทบต่อด้านสังคมและสิ่งแวดล้อม

ตัวอย่างการประสานข้อมูลการดำเนินงาน



จากภาพ segment คือการแทนถนนช่วงหนึ่ง ส่วนเส้นคือการแทนโครงสร้างพื้นฐานที่อยู่ข้างเคียง เช่น ท่อน้ำประปา ท่อน้ำทิ้ง ฟุตบาท ส่วนจุดกลม คือ เวลาที่ควรเปลี่ยนโครงสร้างพื้นฐานนั้น (ครบอายุการใช้งาน) ส่วนเครื่องหมายกากบาท คือ เวลาที่ทำการเปลี่ยนจริง

Segment 2 (อันบน) เป้าหมายหลักคือเปลี่ยนท่อน้ำประปา ซึ่งฟุตบาทและท่อน้ำทิ้งก็ต้องทำการเปลี่ยนในเวลาอีกไม่นาน เพราะฉะนั้นก็ควรทำพร้อมกันทั้ง 3 อย่างในคราวเดียว

Segment 1 (อันล่าง) เป้าหมายหลักคือการซ่อมฟุตบาทซึ่งท่อน้ำประปาก็ควรเปลี่ยนในเวลาอีกไม่นาน จึงควรจัดการทั้งฟุตบาทและท่อน้ำประปาในคราวเดียวกัน ส่วนท่อน้ำทิ้งยังเหลืออายุการใช้งานเยอะ จึงไม่ต้องทำในครั้งนี้

Modelling coordination

	Cohort water	Cohort sewer	Inst. Year water	Inst. year sewer	Length (m)
Segment 1	Grey cast iron	Clay	1925	1925	45
Segment 2	Ductile cast iron	Concrete	1975	1990	32
.....
Segment N	PE	PVC	2001	2001	52

การทำ Multi Utility Rehabilitation Model (MURM) คือการทำโมเดลแผนการบำรุงรักษาหลายๆแบบ โดยเอาข้อมูลที่เกี่ยวข้อทั้งหมดมาวิเคราะห์ร่วมกัน ทั้งค่าใช้จ่ายในการเปลี่ยน/บำรุงรักษาสาธารณูปโภคแต่ละประเภท ข้อมูลถนน ชนิดท่อ ประเภทท่อ อายุ ความยาว

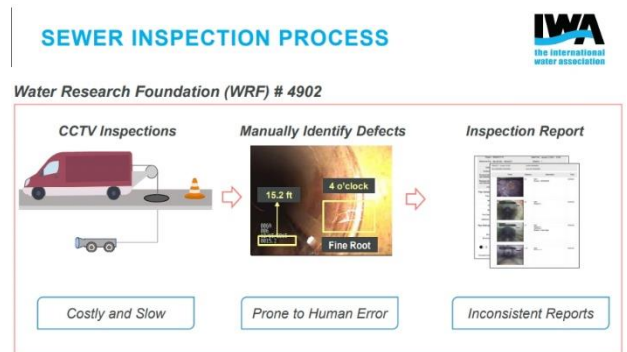
และคำนวณต้นทุนเฉลี่ยการดำเนินการในโมเดลแต่ละแบบ เพื่อจะได้เลือกแผนที่คุ้มค่าที่สุด

กรณีศึกษา เมือง Lulea ประเทศสวีเดน

ที่เมืองนี้มีการปรับปรุงโครงสร้างพื้นฐานโดยใช้การประสานข้อมูล โดยแบ่งถนนเป็น 3,500 segment รวมทั้งหมด 176 กิโลเมตร และลองทำโมเดลการปรับปรุงโครงสร้างพื้นฐานในหลายๆแบบ เพื่อดูเงื่อนไขการดำเนินการและต้นทุน

หัวข้อที่ 5 : การใช้ AI ในโปรแกรมหาจุดบกพร่องของท่อระบายน้ำเสียเพื่อการดำเนินการที่รวดเร็วและสม่ำเสมอมากขึ้น (AI-Enabled Sewer Defect Coding for Greater Speed and Consistency)

ขั้นตอนการตรวจสอบท่อระบายน้ำ

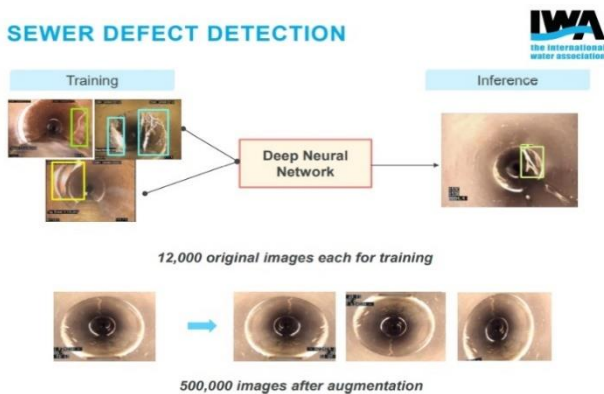


การตรวจสอบท่อระบายน้ำ เริ่มจากการเก็บข้อมูลภาพภายในท่อด้วยกล้อง cctv เมื่อเจ้าหน้าที่เจอจุดที่ท่อชำรุดก็จะหยุดกล้องและใส่โน้ตไว้ และสุดท้ายเป็นการทำรายงานการตรวจสอบ ซึ่งแต่ละขั้นตอนก็จะมีประเด็นปัญหา เช่น การเก็บข้อมูลด้วยกล้อง cctv ทำได้ช้าและมีค่าใช้จ่ายสูง ในขั้นตอนการวิเคราะห์จุดบกพร่องก็อาจจะเกิด human error และขั้นตอนจัดทำรายงานก็อาจเกิดปัญหาที่ว่าข้อมูลในรายงานไม่สอดคล้องกัน (inconsistent reports)

การใช้ AI ในการตรวจหาจุดบกพร่องในท่อระบายน้ำ

ในบริบทการประเมินสภาพท่อ มีการนำ Deep Learning มาใช้ในแง่การวิเคราะห์ทางสถิติ (เช่น การทำนายอัตราการเสื่อมสภาพ - deterioration rate) , การวิเคราะห์เสียง

(เช่น การหาจุดรั่วจากเสียง - acoustic leak detection) และการวิเคราะห์ภาพ (เช่น การตรวจหาจุดบกพร่องในท่อแบบอัตโนมัติ - automated sewer defect detection)



การตรวจหาจุดบกพร่องในท่อแบบอัตโนมัติ จะใช้ Deep Neural Network ในการเทรนโมเดล โดยการใช้ข้อมูลที่เป็นรูปภาพและระบุจุดที่บกพร่อง จนกระทั่งโมเดลสามารถตรวจหาจุดบกพร่องจากรูปภาพที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ และใช้วิธี Data augmentation เช่น กลับภาพ กลับด้าน เปลี่ยนค่า parameter อื่นๆ เพื่อเพิ่มปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการเทรนโมเดล

อย่างเช่นในตัวอย่างนี้ มีรูปตั้งต้นที่ใช้ในการเทรนโมเดล จำนวน 12,000 รูป และเมื่อใช้วิธี Data augmentation ทำให้มีรูปเพิ่มเป็น 500,000 รูป

จากการทดลองโมเดล พบว่า AI ได้ค่า Recall ดีกว่ามนุษย์ (AI ตรวจหาจุดบกพร่องพลาดไป 10% จากจำนวนจุดบกพร่องทั้งหมด ในขณะที่มนุษย์พลาดไป 25%) แต่ AI ได้คะแนนค่า Precision ต่ำกว่ามนุษย์ คือ AI มี False Positive (บอกว่ามี defect ทั้งๆที่จริงคือไม่มี) ถึง 50% ในขณะที่ผลวิเคราะห์จากมนุษย์มีค่า False Positive น้อยกว่า 5%

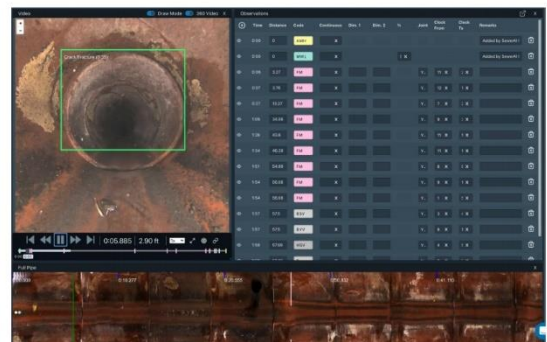
จากจุดดีและจุดด้อยดังกล่าว ในการเทรนโมเดล จึงให้ AI ตรวจหาจุดบกพร่องมาก่อน แล้ว review ผลโดยมนุษย์อีกครั้ง เพื่อแก้ False Positive แล้ว feed ภาพที่ถูกต้องในการเทรนอีกที เพื่อให้โมเดลเรียนรู้และไม่ผิดพลาดซ้ำในอนาคต

กรณีศึกษาจากประเทศสหรัฐอเมริกา

นอกจากการที่ AI สามารถระบุจำนวนจุดบกพร่องได้ดีตามที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ข้อดีอีกประการหนึ่งของการใช้ AI คือ สามารถลดระยะเวลาการทำงานได้อย่างชัดเจน เช่นที่ East Bay Municipal Utilities District อเมริกา สามารถสแกนท่อระยะ 65 ไมล์ได้ในเวลาเพียง 18 วัน (ถ้าไม่ใช่ AI คาดว่าต้องใช้เวลาเพิ่มอีกเท่าตัว)

LARGE UTILITY IN CALIFORNIA: EAST BAY MUNICIPAL UTILITIES DISTRICT

I&I Investigation → 65 miles of Digital Side Scan data in 18 days



(ภาพตัวอย่างการใช้ AI ในการหาจุดบกพร่องของท่อ ที่ East Bay Municipal Utilities District, USA)

ส่วนบริษัทผู้รับเหมาอีกแห่งในอเมริกา ก่อนหน้าที่จะใช้ AI เจ้าหน้าที่ต้องเฝ้ากล้องไปสองหน้างาน แล้วถ้าเจอจุดที่คิดว่ามี defect ก็จะหยุดกล้อง และใส่โค้ดว่าเป็น defect ประเภทไหน แล้วค่อยส่งกล้องต่อ แต่พอใช้ AI เจ้าหน้าที่หน้างานแค่ส่งกล้องอย่างเดียว แล้วจึงนำภาพมาวิเคราะห์ทีหลัง ทำให้ลดเวลาการทำงานหน้างาน และสามารถเพิ่ม productivity ได้อย่างชัดเจน กล่าวคือ AI สามารถวิเคราะห์ท่อได้เฉลี่ย 2,690 ฟุต/วัน จากเดิมที่ทำโดยมนุษย์ได้ประมาณ 1,340 ฟุต/วัน

Lesson learned จากการใช้ AI ในการ detect deflection

- AI สามารถตรวจจับ defect ได้เยอะและเร็วกว่ามนุษย์ แต่ก็ยังต้องมีมนุษย์คอยมอนิเตอร์ผลด้วย
- ถ้า AI และมนุษย์ทำงานร่วมกัน ก็จะสามารถเพิ่มผลการทำงาน (productivity) , ความถูกต้อง (accuracy) และความสม่ำเสมอ (consistency) ได้