

รายงานการประชุมครั้งที่ ๒ ของโครงการวิจัย ASOSAI ครั้งที่ ๑๔

น.ส.สุพร เหล่าพงษ์แก้ว นตง.ชก. สดป.

น.ส.สุทธิดา ไพบูลย์ นตง.ชก. สดป.

การประชุมครั้งที่ ๒ ของโครงการวิจัย ASOSAI ครั้งที่ ๑๔ ในหัวข้อ "การใช้ประโยชน์จากปัญญาประดิษฐ์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการตรวจสอบภาครัฐ (Leveraging Artificial Intelligence to Enhance Efficiency and Effectiveness in Public Auditing)" จัดขึ้นในรูปแบบออนไลน์ เมื่อวันที่ ๒๖ มิถุนายน ๒๕๖๘ โดยสำนักงานการตรวจเงินแผ่นดิน (สตง.ไทย) เป็นเจ้าภาพจัดการประชุมและผู้นำโครงการ (Project Leader) ทั้งนี้ มีผู้แทนจากประเทศสมาชิกของ ASOSAI เข้าร่วมจำนวนทั้งสิ้น ๑๗ ประเทศ

วัตถุประสงค์หลักของการประชุมครั้งนี้ จัดขึ้นเพื่อสรุปผลการดำเนินการโครงการวิจัยระยะที่ ๑ ซึ่งเกี่ยวข้องกับการจัดทำบทที่ ๒: การทบทวนวรรณกรรม โดยทีมวิจัยบทที่ ๒ ประกอบด้วย หัวหน้าบท (Chapter Leader) ได้แก่ สตง. รัสเซีย และ สตง. จีน และสมาชิกบท (Chapter Member) ได้แก่ สตง. อินโดนีเซีย สตง. เกาหลี สตง. มาเลเซีย สตง. ปาเลสไตน์ และ สตง. ไทย

นอกจากนี้ การประชุมยังมีการปาฐกถาพิเศษในหัวข้อ “วิสัยทัศน์ในการประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ” โดย สตง. สิงคโปร์ การแบ่งปันประสบการณ์เกี่ยวกับการใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐจากประเทศสมาชิก ASOSAI และ NON-ASOSAI จำนวน ๖ ประเทศ ได้แก่ สตง. บราซิล สตง. เดนมาร์ก สตง. จีน สตง. สวีเดน สตง. ตุรกี และ สตง. ไทย และการนำเสนอโครงร่างอย่างย่อของบทที่ ๓: สถานการณ์ปัจจุบันของการนำ AI มาใช้ในการตรวจสอบของประเทศสมาชิก ASOSAI โดย สตง. ตุรกี

๑. พิธีเปิด

การประชุมเริ่มต้นด้วย นางสาวพิมพ์ชนก ไก่งาม นักวิเทศสัมพันธ์ปฏิบัติการ จาก สตง. ไทย ทำหน้าที่พิธีกรการประชุม เรียนเชิญ ดร. สุทธิ สุนทรานุรักษ์ ที่ปรึกษาการตรวจเงินแผ่นดิน ในฐานะผู้แทนผู้ว่าการตรวจเงินแผ่นดินไทย และ ผู้นำโครงการวิจัยเป็นประธานในพิธีเปิด



ดร. สุทธิ สุนทรานุรักษ์ ที่ปรึกษาการตรวจเงินแผ่นดิน ได้กล่าวต้อนรับผู้แทนจากประเทศสมาชิกของ ASOSAI และวิทยาการรับเชิญทุกท่าน โดยแสดงความขอบคุณ สตง. สิงคโปร์ สำหรับปาฐกถาพิเศษที่จะเป็นแรงบันดาลใจในการประยุกต์ใช้ AI กับงานตรวจสอบภาครัฐ และขอบคุณ สตง. รัสเซีย และ สตง.จีน ในฐานะหัวหน้าบทที่ ๒ สำหรับการจัดทำบทที่ ๒: การทบทวนวรรณกรรม และ สตง. ตุรกี ในฐานะหัวหน้าบทที่ ๓ ที่จะดำเนินการวิจัยในบทต่อไป ตลอดจน สตง. อีก ๖ ประเทศ

ได้แก่ บราซิล เดนมาร์ก จีน สวีเดน ตุรกี และไทย สำหรับการแบ่งปันประสบการณ์การนำ AI มาใช้ในการตรวจสอบภาครัฐ ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการพัฒนาแนวปฏิบัติของโครงการวิจัย และท้ายที่สุด ได้เน้นย้ำถึงความสำคัญของความร่วมมืออย่างต่อเนื่องภายในประชาคม สตง. ที่จะเป็นส่วนช่วยผลักดันให้สามารถนำ AI มาใช้ในการตรวจสอบภาครัฐได้สำเร็จ

๒. ปาฐกถาพิเศษในหัวข้อ “วิสัยทัศน์ในการประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ” โดย สตง. ลิงคโพร

Mr. Paul Loke ผู้แทนจาก สตง. ลิงคโพร ได้นำเสนอวิสัยทัศน์ในการประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ โดยกล่าวว่า AI มีบทบาทสำคัญในการสนับสนุนผู้ตรวจสอบ แต่ไม่สามารถทดแทนได้ และ AI จะช่วยปรับปรุงกระบวนการตรวจสอบให้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น รวมถึงช่วยตรวจหาข้อบกพร่องที่วิธีการตรวจสอบเดิมอาจไม่สามารถทำได้

ตามอำนาจหน้าที่ การตรวจสอบของ สตง. ลิงคโพร แบ่งออกเป็น ๓ ประเภท ได้แก่ การตรวจสอบงบการเงินเพื่อแสดงความเห็น (Financial Statements Audit) การตรวจสอบเฉพาะประเด็นที่มีความผิดปกติ (Selective Audit) และการตรวจสอบเชิงลึกในประเด็นที่เกี่ยวข้องกับหลายหน่วยงาน (Thematic Audit)

ในการพัฒนาเทคโนโลยีด้านการตรวจสอบนั้น สตง. ลิงคโพร ใช้กลยุทธ์ทางดิจิทัล (Digital Strategy) ที่สอดคล้องกับยุทธศาสตร์ชาติด้านดิจิทัล โดยกลยุทธ์ดังกล่าวยึดหลักการเปลี่ยนผ่านสู่การเป็นองค์กรดิจิทัล (Digital Institution) ที่เน้นการส่งเสริมวัฒนธรรมการใช้ข้อมูล การยกระดับทักษะของผู้ตรวจสอบ การพัฒนากระบวนการและเครื่องมือดิจิทัล และการสร้างความร่วมมือกับหน่วยงานภายในและภายนอกองค์กร โดยเส้นทางการพัฒนามีลำดับเวลา ดังนี้

- ก่อนปี พ.ศ. ๒๕๖๑: ใช้เครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูลพื้นฐาน เช่น ACL และ Excel
- ช่วงปี พ.ศ. ๒๕๖๑-๒๕๖๒: เริ่มนำระบบจัดการงานตรวจสอบ (Audit Management System) RPA (Robotic Process Automation) และเครื่องมือแสดงผลข้อมูล (Data Visualization Tools) มาใช้
- ช่วงปี พ.ศ. ๒๕๖๓-๒๕๖๔: นำภาษา Python มาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล และเพิ่มการใช้ข้อมูลเพื่อสนับสนุนงานตรวจสอบ
- ช่วงปี พ.ศ. ๒๕๖๕-๒๕๖๖: พัฒนาศักยภาพด้านเทคโนโลยีภายในองค์กร และเริ่มพัฒนาโมเดล AI/ML สำหรับการตรวจสอบงบการเงิน
- ช่วงปี พ.ศ. ๒๕๖๗-๒๕๖๘: เริ่มใช้งาน Generative AI และ พัฒนา AI Agents เพื่อสนับสนุนกระบวนการตรวจสอบ

สำหรับการประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบ สตง. ลิงคโพร ตระหนักดีว่า AI มีประโยชน์หลายประการ เช่น การเพิ่มความเร็วและความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูล การตรวจจับความผิดปกติหรือช่องว่างที่วิธีเดิมไม่สามารถทำได้ และการลดภาระงานซ้ำซ้อน เปิดโอกาสให้ผู้ตรวจสอบมุ่งเน้นงานที่ซับซ้อนและมีมูลค่าสูง

ตัวอย่างกรณีศึกษาการใช้งาน AI จริง ดังนี้

๑. **Unsupervised Machine Learning:** ตรวจจับธุรกรรมที่ผิดปกติจากข้อมูลบัญชีแยกประเภทและข้อมูลการชำระหนี้ของภาครัฐ โดยแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นกลุ่มย่อย และใช้อัลกอริทึม Isolation Forest (ผ่านภาษา Python) เพื่อค้นหาความผิดปกติ ซึ่งผลลัพธ์จะถูกแสดงผ่านแดชบอร์ดที่จัดลำดับรายการที่ผิดปกติเพื่อส่งให้กับทีมตรวจสอบตรวจสอบต่อไป ทั้งนี้ ความผิดปกติที่พบอาจไม่ใช่ข้อผิดพลาดจริง แต่เป็นเครื่องมือช่วยตั้งสมมติฐานเพื่อการตรวจสอบเชิงลึก
๒. **Supervised Machine Learning:** ตรวจหารายการบัญชีที่อาจถูกจัดประเภทบัญชีคลาดเคลื่อน โดยการฝึกโมเดลด้วยข้อมูลในอดีต และใช้โมเดลทำนายห้บัญชีที่ควรใช้ในการตรวจสอบในปัจจุบัน ซึ่งผลลัพธ์จะระบุรายการบัญชีที่มีความเสี่ยงต่อการจัดประเภทผิด เพื่อให้ทีมตรวจสอบสามารถติดตามรายการดังกล่าวต่อไป
๓. **Audit Research Assistant:** ใช้ AI ที่มีในท้องตลาด เช่น Perplexity, Gemini, NotebookLM เพื่อสังเคราะห์ข้อมูลจากหลายแหล่งก่อนเริ่มการตรวจสอบ

๔. **Audit Test Assistant:** ใช้ AI Agent วิเคราะห์ข้อกำหนดหรือกฎระเบียบของภาครัฐ เพื่อหาช่องโหว่เชิงนโยบาย (Policy Loopholes) หรือสถานการณ์ที่อาจถูกนำไปใช้ในทางที่ผิด ยกตัวอย่างเช่น โครงการลาคลอดที่รัฐสนับสนุน (Government-Paid Leave Schemes) โดยวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับสิทธิการลา จากผู้ปกครอง ๓๒ ราย และเปรียบเทียบกับผลการตรวจสอบในปีงบประมาณ ๒๕๖๖/๖๗ พบรูปแบบพฤติกรรมที่ผิดปกติ เช่น การรายงานรายได้สูงผิดปกติก่อนการยื่นขอรับสิทธิ และลดลงหลังสิ้นสุดช่วงเวลา การยื่นคำขออนุญาตจางหลายรายในช่วงเวลาเดียวกัน และความสัมพันธ์ทางธุรกิจระหว่างผู้ยื่นขอจางกับนายจ้าง

ข้อเสนอแนะสำคัญ: (๑) การใช้ AI ต้องควบคู่กับการพัฒนาทักษะของผู้ตรวจสอบ (๒) AI ไม่สามารถทดแทนวิจารณญาณของมนุษย์ได้ (๓) การแบ่งปันแนวปฏิบัติระหว่าง สตง. จะเป็นกุญแจสำคัญในการพัฒนาร่วมกันในภูมิภาค

นอกจากนี้ ในช่วง Q&A Mr. Khoo Wen Yong ผู้แทนจาก สตง. สิงคโปร์ ร่วมอภิปรายและให้ข้อมูลเพิ่มเติมที่เป็นประโยชน์เกี่ยวกับ AI

๓. การนำเสนอบทที่ ๒: การทบทวนวรรณกรรม โดยหัวหน้าบทที่ ๒ - สตง. รัสเซีย และ สตง. จีน

Mr. Nikolai Ivanov ผู้แทนจาก สตง. รัสเซีย ร่วมกับ Ms. Zhang Haihui และ Mr. Lin Kuangda ผู้แทนจาก สตง. จีน ในฐานะหัวหน้าบทที่ ๒ (Chapter ๒ Leader) ได้นำเสนอร่างบทที่ ๒: การทบทวนวรรณกรรม ซึ่งประกอบด้วยเนื้อ ๗ ส่วน ดังนี้:

๑. กรอบแนวทางการศึกษา (Study Framework)

- **วัตถุประสงค์ของการวิจัย:** เพื่อศึกษาประสบการณ์การนำเทคโนโลยี AI มาใช้ในการตรวจสอบภาครัฐจากทั่วโลก และวิเคราะห์ความเสี่ยงและความท้าทายที่เกี่ยวข้อง ตลอดจนการกำหนดแนวทางการพัฒนาและการประยุกต์ใช้ AI ในอนาคต
- **ระเบียบวิธีวิจัย:** (๑) การวิเคราะห์กรณีศึกษาจาก สตง. ในกลุ่ม ASOSAI และ NON-ASOSAI (๒) การจัดทำแบบสอบถามเพื่อรวบรวมข้อมูลเชิงประจักษ์ และ (๓) การวิเคราะห์ข้อมูลจากเอกสารทางวิชาการ
- **เครื่องมือช่วยวิจัย:** การนำ AI มาใช้ในกระบวนการวิจัยบางส่วน และมีการตรวจสอบความถูกต้องโดยมนุษย์
- **ข้อจำกัดในการวิจัย:** เนื่องจากหัวข้อการวิจัยเป็นประเด็นใหม่ที่ยังอยู่ระหว่างการพัฒนา จึงมีการศึกษาจำนวนจำกัด และกฎระเบียบยังไม่ชัดเจน

๒. การใช้งาน AI ในภาครัฐ

จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่า AI มีบทบาทสำคัญในการขับเคลื่อนให้หน่วยงานภาครัฐเข้าสู่การเปลี่ยนผ่านสู่การเป็นองค์กรดิจิทัล เนื่องจาก AI เป็นเทคโนโลยีที่เกิดขึ้นจากความก้าวหน้าทางวิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี และการเข้าถึงระบบดิจิทัลอย่างกว้างขวาง โดย AI ถูกนำมาใช้ในงานภาครัฐ เช่น การตอบคำถามประชาชน การตรวจสอบการปฏิบัติตามกฎหมาย การกำกับดูแลงบประมาณ การเพิ่มประสิทธิภาพกระบวนการภายใน และการให้บริการเฉพาะบุคคล

๓. การใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ

การวิจัย พบว่า AI สนับสนุนการตรวจสอบภาครัฐได้ใน ๔ เรื่องหลัก ได้แก่ การติดตามธุรกรรมแบบเรียลไทม์ (Real-time Monitoring) การวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ (Processing Big Data) การทำงานอัตโนมัติ (Automated Tasks) และการทำหน้าที่เป็นผู้ช่วยผู้ตรวจสอบ (Personal Assistant)

โดย AI ถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบภาครัฐในด้านต่าง ๆ เช่น:

- การตรวจจับความผิดปกติและการทุจริต (Anomalies & Fraud Detection)
- การตรวจสอบการจัดซื้อจัดจ้างและการวิเคราะห์สัญญา (Public Procurement Audit and Contract Analysis)
- การวิเคราะห์ความเสี่ยงและการพยากรณ์ (Risk Analysis & Predictive Analytics)

- การประมวลผลข้อมูลและการจัดทำรายงาน (Data and Report Processing)
- การตรวจสอบประสิทธิภาพและการวิเคราะห์กระบวนการ (Performance Audit and Process Analysis)

๔. ข้อจำกัดและความเสี่ยงจากการใช้ AI

การวิจัย พบ ๖ ข้อจำกัดและความเสี่ยงจากการใช้ AI ได้แก่:

๑. **ความถูกต้องและความพร้อมของข้อมูล (Data Integrity and Availability):** หากข้อมูลไม่ครบถ้วน ผิดพลาด หรือมีอคติ อาจส่งผลให้โมเดล AI ทำงานผิดพลาด
๒. **ข้อจำกัดด้านเทคโนโลยี (Technological Deficiencies):** AI ยังต้องอาศัยการควบคุมจากมนุษย์ และยังมีปัญหาเรื่อง black box ในการอธิบายผลลัพธ์
๓. **ความไม่แน่นอนด้านกฎหมายและข้อบังคับ (Regulatory Uncertainty):** กรอบกฎหมายและจริยธรรม ยังอยู่ระหว่างการพัฒนา ทำให้เกิดความไม่ชัดเจน
๔. **ข้อจำกัดด้านทรัพยากร (Resource Constraints):** ขาดบุคลากรที่มีทักษะ งบประมาณที่จำกัด และยังต้องการการพึ่งพาหน่วยงานภายนอก
๕. **ความเสี่ยงด้านจริยธรรม (Ethical Risks):** การใช้ AI ต้องคำนึงถึงความเป็นธรรม ความโปร่งใส และความรับผิดชอบ
๖. **ช่องว่างการยอมรับ (Expectation Gaps):** องค์กรอาจเผชิญอุปสรรคทางวัฒนธรรมและโครงสร้างที่ไม่เอื้อต่อการยอมรับการใช้ AI

๕. แนวทางเชิงกลยุทธ์เพื่อใช้ AI ได้อย่างปลอดภัย

ตัวอย่างแนวทางการกำกับดูแล AI อย่างมีจริยธรรมและความรับผิดชอบ ได้แก่

- **สตง. สหรัฐอเมริกา:** จัดทำกรอบความรับผิดชอบ ๔ ด้าน ได้แก่ การกำกับดูแล (Governance) ข้อมูล (Data) การดำเนินงาน (Performance) และ การติดตาม (Monitoring)
- **สตง. ฟินแลนด์ สตง. เยอรมนี สตง. เนเธอร์แลนด์ สตง. นอร์เวย์ สตง. อังกฤษ:** ร่วมจัดทำคู่มือการตรวจสอบ Machine Learning
- **สตง. บราซิล:** พัฒนาแนวทางปฏิบัติเพื่อการใช้ Generative AI อย่างมีจริยธรรมและรับผิดชอบ

๖. แนวโน้มทางเทคโนโลยีในอนาคตสำหรับการตรวจสอบภาครัฐ

ประกอบด้วย ๔ แนวโน้มหลัก ได้แก่

๑. การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกด้วย AI (AI-Driven Data Analytics)
๒. การตรวจสอบแบบต่อเนื่องและเรียลไทม์ (Continuous and Real-Time Auditing) โดยเชื่อมโยง AI กับระบบสารสนเทศของรัฐ
๓. การใช้ Blockchain เพื่อเพิ่มความโปร่งใสและตรวจสอบย้อนกลับในข้อมูลการเงินของรัฐบาล
๔. การพัฒนาทักษะ AI ให้แก่ผู้ตรวจสอบ เพื่อเพิ่มความสามารถในการตีความและวิเคราะห์ข้อมูล ร่วมกับความรู้ด้านบัญชี

๗. กรอบแนวคิดเพื่อรองรับการใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐในอนาคต

ประกอบด้วยหลักการ ๓ ประการ ได้แก่

๑. **Responsible AI:** ส่งเสริมการใช้ AI อย่างเป็นธรรม มีความรับผิดชอบ โปร่งใส และปลอดภัย
๒. **Explainable AI:** ให้ความสำคัญกับความสามารถในการอธิบายผลการทำงานของ AI
๓. **Agentic AI:** เตรียมความพร้อมให้ผู้ตรวจสอบทำงานร่วมกับระบบอัจฉริยะของ AI โดยเปลี่ยนบทบาทจากผู้ปฏิบัติ เป็นผู้ควบคุมและออกแบบการตรวจสอบ (Orchestrator)

๔. การแบ่งปันประสบการณ์เกี่ยวกับการใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐจากประเทศสมาชิก ASOSAI และ NON-ASOSAI จำนวน ๖ ประเทศ ได้แก่ สดง. บราซิล สดง. เดนมาร์ก สดง. จีน สดง. สวีเดน สดง. ตุรกี และ สดง. ไทย

๔.๑ สดง. บราซิล: Alice 360 - AI ขั้นสูง ในการวิเคราะห์การจัดซื้อจัดจ้างภาครัฐและการปฏิบัติตามกฎระเบียบ

Mr. Rogerio Sampaio Boaventura ผู้แทนจาก สดง. บราซิล จัดทำการนำเสนอผ่าน VDO เกี่ยวกับการพัฒนา Alice 360 ซึ่งเป็น AI ขั้นสูง เพื่อยกระดับประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการตรวจสอบการจัดซื้อจัดจ้างภาครัฐ

Alice 360 มีความสามารถในการประมวลผล วิเคราะห์ และตรวจจับความผิดปกติจากข้อมูลการจัดซื้อจัดจ้าง ทั้งในรูปแบบข้อมูลที่มีโครงสร้าง (Structured data) และไม่มีโครงสร้าง (Unstructured data)

โดยระบบของ Alice 360 จะเป็นการผสมผสานการทำงานของ Python ระบบรู้จำอักขระจากภาพ (Tesseract OCR) และ โมเดลภาษาขั้นสูงจาก OpenAI (GPT-4.1 และ o1-mini) ร่วมกับ LanceDB ซึ่งใช้ในการค้นหาเวกเตอร์อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกเป็นไปอย่างรวดเร็วและแม่นยำ

Alice 360 ประกอบด้วย ๓ โมดูลหลัก ได้แก่

๑. **Prices Module:** วิเคราะห์ราคาสินค้าและบริการ เพื่อระบุความผิดปกติของราคา โดยเปรียบเทียบกับรายการที่คล้ายกัน ผ่านเทคนิคการฝังความหมาย (Embeddings) และวิธีการทางสถิติ เช่น IQR และ Percentile
๒. **Relationships Module:** ตรวจจับความเชื่อมโยงระหว่างผู้ขายและหน่วยงานภาครัฐ เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ที่อาจบ่งชี้ถึงการสมรู้ร่วมคิด หรือความผิดปกติที่เกิดขึ้นซ้ำอย่างมีแบบแผน
๓. **Text Patterns Module:** วิเคราะห์รูปแบบภาษาที่ใช้ในเอกสารจัดซื้อ โดยใช้โมเดล GPT-4.1 เพื่อตรวจหาคำหรือเงื่อนไขที่อาจจำกัดการแข่งขัน หรือไม่เป็นธรรม เช่น ข้อกำหนดที่เข้มงวดเกินไป หรือการยกเว้นที่ไม่สมเหตุสมผล

กระบวนการทำงานของ Alice 360 เป็นแบบครบวงจร (End-to-End Pipeline) โดยมีขั้นตอนสำคัญ ดังนี้

๑. ดึงข้อมูลจากไฟล์ PDF ของเอกสารจัดซื้อจากระบบ PNCP (ฐานข้อมูลจัดซื้อจัดจ้างของรัฐ)
๒. แปลงข้อความจากภาพด้วย Tesseract OCR ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการแปลงภาพของข้อความ (เช่น รูปภาพที่สแกนหรือถ่ายจากเอกสาร) ให้เป็นข้อความที่เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถอ่านและแก้ไขได้ และดำเนินการทำความสะอาดข้อความ (Normalize Text) เพื่อให้ระบบ AI เข้าใจข้อมูลได้อย่างถูกต้อง
๓. แบ่งข้อความเป็นส่วนย่อย (Chunking) เพื่อส่งเข้าโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Model: LLM)
๔. ใช้โมเดล o1-mini เพื่อระบุข้อความที่เกี่ยวข้องกับรายละเอียดการจัดซื้อ และใช้ GPT-4.1 เพื่อดึงข้อมูลเชิงลึก เช่น รายการสินค้า/บริการ ที่เกี่ยวข้องกับกรวิเคราะห์

นอกจากนี้ Alice 360 ยังรองรับการประมวลผลข้อมูลทั้งแบบ Batch Mode และ Stream Mode ซึ่งทำให้ผู้ตรวจสอบสามารถตรวจสอบย้อนหลังและตรวจสอบเชิงรุกได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมมีระบบแจ้งเตือนความผิดปกติแบบเรียลไทม์ (Real-Time Alerts) เพื่อให้ผู้ตรวจสอบสามารถตอบสนองต่อความเสี่ยงได้อย่างทันท่วงที

อย่างไรก็ตาม ปัจจุบัน Alice 360 อยู่ระหว่างการทดลองใช้งานเป็นระยะเวลา ๘ สัปดาห์ โดยยังมีการปรับเกณฑ์การตรวจจับความผิดปกติตามประเภทสินค้า เพื่อปรับปรุงและขยายฐานข้อมูลให้ครอบคลุมมากยิ่งขึ้น และมีการปรับระบบแจ้งเตือนส่วนกลางให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

สำหรับการพัฒนา Alice 360 นั้น สตง. บราซิล ทำควบคู่ไปกับโครงการอื่น เช่น ChatTCU ซึ่งมุ่งเน้นการจัดการเอกสารอัตโนมัติ และ LabContas Assist ซึ่งสนับสนุนการใช้ข้อมูลในการตรวจสอบ การโต้ตอบ และให้ความช่วยเหลือในการปฏิบัติงานตรวจสอบระหว่างประเทศ (International Mission)

โดยสรุป ศักยภาพของ Alice 360 สามารถช่วยผู้ตรวจในเรื่องต่อไปนี้ (๑) การเชื่อมโยงข้อมูลทั้งที่มีโครงสร้างและไม่มีโครงสร้าง ผ่านการวิเคราะห์จากเอกสารจริง เช่น ไฟล์ PDF ของสัญญา ซึ่งช่วยลดความเสี่ยงจาก metadata ที่ไม่ครบถ้วน เนื่องจากการดึงข้อมูลโดยตรงจากแหล่งต้นทาง (๒) การระบุความเสี่ยงในกระบวนการจัดซื้อจัดจ้างได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำยิ่งขึ้น และ (๓) การส่งเสริมการสร้างการเรียนรู้ในระดับองค์กร (Institutional Learning) ผ่านการเก็บสะสมและการถ่ายทอดองค์ความรู้จากประสบการณ์การตรวจสอบ เพื่อยกระดับคุณภาพของการตรวจสอบในระยะยาว

๔.๒ สตง. เดนมาร์ก: กับการใช้ Generative AI ในการพัฒนาการตรวจสอบดำเนินงาน

Mr. Emil Thylin และ Mr. Snorre Frid-Nielsen ผู้แทนจาก สตง. เดนมาร์ก ได้นำเสนอกรณีศึกษา ๒ กรณี เกี่ยวกับการใช้ Generative AI ประเภท Large Language Model (LLM) ในการพัฒนาการตรวจสอบดำเนินงาน

กรณีศึกษาที่ ๑ การสแกนความเสี่ยงโดยอัตโนมัติ (Risk Scanning)

การใช้ LLM (GTP-4o) หรือ ChatGPT ในการวิเคราะห์เอกสารต่าง ๆ เช่น เอกสารที่รัฐบาลเดนมาร์กยื่นต่อคณะกรรมการการคลังของรัฐสภาเพื่อขออนุมัติงบประมาณ จากฐานข้อมูลของรัฐบาลเดนมาร์ก (Aktstykkedatabasen) เพื่อสแกนหาความเสี่ยง

วิธีการ:

๑. การดึงข้อมูล (Scraping): ใช้โปรแกรม Scraper เพื่อดึงเอกสารจากเว็บไซต์ของรัฐบาลโดยอัตโนมัติ ซึ่งช่วยลดภาระงานของเจ้าหน้าที่ที่ต้องอ่านเอกสารจำนวนมากด้วยตนเอง
๒. การแยกส่วนข้อมูลสำคัญ: ประมวลผลเอกสารโดยใช้เทคนิค Regular Expressions เพื่อแยกส่วนเนื้อหาที่เกี่ยวข้อง เช่น บทนำ รายละเอียดโครงการ และข้อเสนอแนะตอนท้าย
๓. การสรุปด้วย AI: ส่งข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลแล้วเข้าสู่ระบบ ChatGPT-4o เพื่อสรุปสาระสำคัญในรูปแบบ

Excel spreadsheet ภายใต้วีธีการ เช่น:

- ต้นทุนรวม (Cost)
 - ประเภทโครงการ (Project Type)
 - วันที่สิ้นสุด (End Date)
 - ความล่าช้า (Delayed)
 - การใช้งบประมาณเกินกำหนด (Over Budget)
๔. การตรวจสอบความแม่นยำ: มีการเปรียบเทียบผลลัพธ์จาก AI กับข้อมูลจริงที่ผู้ตรวจสอบได้จากเอกสารจำนวน ๓๐๐ ฉบับ พบว่า AI มีความแม่นยำประมาณ ๙๐%
 ๕. การแสดงผลผ่านแดชบอร์ด: นำผลการวิเคราะห์แสดงผ่าน Power BI Dashboard เพื่อให้ผู้ตรวจสอบสามารถเข้าถึงข้อมูลและประเมินความเสี่ยงของโครงการได้อย่างสะดวกและรวดเร็ว

กรณีศึกษาที่ ๒ การพัฒนาหัวข้อการตรวจสอบ (Audit Topic Development)

การพัฒนาหัวข้อการตรวจสอบ โดยใช้ LLM จาก Google Gemini หรือ NotebookLM เพื่อรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ เช่น พระราชบัญญัติงบประมาณ งบการเงิน รายงานการจัดซื้อจัดจ้าง ข้อมูลจากสื่อ และงานวิจัย

วิธีการ:

๑. อัปโหลดเอกสารเข้าสู่ระบบ AI เช่น รายงานโครงการ เอกสารงบประมาณ
๒. ตั้งคำถามเพื่อให้ระบบ AI ช่วยวิเคราะห์ เช่น ความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้น ข้อกฎหมายที่เกี่ยวข้อง รวมถึงแนวทางการตรวจสอบที่เหมาะสม
๓. ระบบ AI จะประมวลผลข้อมูลจากเอกสาร และให้คำในประเด็นที่ตั้งคำถาม พร้อมทั้งแสดงแหล่งอ้างอิงที่ใช้ในการวิเคราะห์ เพื่อให้สามารถตรวจสอบย้อนกลับได้
๔. จากข้อมูลที่ระบบให้ ผู้ตรวจสอบสามารถนำไปศึกษาหัวข้อที่เกี่ยวข้องแบบเจาะลึกได้ ตรวจสอบความครบถ้วนของเอกสาร และใช้ข้อมูลในการตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพและรอบด้านยิ่งขึ้น

ข้อควรระวังในการใช้ AI

ผู้ตรวจสอบไม่ควรอัปโหลดข้อมูลที่เป็นความลับ เนื่องจากระบบอยู่บนแพลตฟอร์มออนไลน์ และควรตระหนักเสมอว่า AI อาจให้ข้อมูลที่ไม่มีแหล่งอ้างอิงชัดเจน (Hallucination) ดังนั้น จึงจำเป็นต้องตรวจสอบผลลัพธ์ทุกครั้ง

ถอดบทเรียนจากการใช้ AI

๑. การพัฒนา AI ควรเริ่มต้นจากกลุ่มทดลองขนาดเล็กก่อน และค่อยขยายการใช้งานเมื่อได้รับผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจ ซึ่งหากทำได้สำเร็จ จะทำให้การสามารถขยายผลสู่ทั้งองค์กรได้ง่ายขึ้น
๒. การพัฒนา AI ใช้ภายในองค์กร (In-house AI) มีข้อดีและข้อเสีย ดังนี้
 - ข้อดี คือ สามารถปรับให้เหมาะกับข้อมูลภายใน และตอบคำถามเฉพาะทางได้ดี
 - ข้อเสีย คือ ต้องใช้ทรัพยากรจำนวนมาก ทั้งบุคลากรและงบประมาณ อาจล่าช้า และต้องพิจารณาถึงความสามารถในการฝึกและดูแลโมเดลในระยะยาว

๔.๓ สดง. จิน: การประยุกต์ใช้ Generative AI ในการตรวจสอบภาครัฐ

Mr. Niu Lijinliang ผู้แทนจาก สดง. จิน ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้ Generative AI ประเภท LLM ในกระบวนการตรวจสอบภาครัฐ โดยยกตัวอย่างการพัฒนา AI ด้วยโมเดล DeepSeek R1 ซึ่งเป็นโมเดล open-source ในระบบปิด (Private Deployment) มาใช้งานจริง ภายใต้กรอบแนวคิด “AI เพื่อการตรวจสอบ (AI for Auditing)”

การพัฒนาเทคโนโลยี AI ดังกล่าวทำได้ใน ๖ ขั้นตอน ดังนี้

๑. การเตรียมระบบฮาร์ดแวร์ด้วยเซิร์ฟเวอร์ที่มีหน่วยความจำสูง (ระบบเซิร์ฟเวอร์ ๔ เครื่อง รวมหน่วยความจำ VRAM ทั้งหมด ๗,๑๖๘ GB)
๒. การติดตั้งและกำหนดค่าระบบโมเดล LLM (DeepSeek R1) ให้มีความสมดุลระหว่างสมรรถนะกับจำนวนผู้ใช้
๓. การจัดระเบียบโครงสร้างองค์ความรู้ที่สำคัญ เช่น การสร้างฐานคลังคำศัพท์ กรณีการตรวจสอบในอดีต และคำถามที่พบบ่อย
๔. การฝึกอบรมเฉพาะทาง โดยเชื่อมโยงฐานข้อมูลเข้ากับโมเดล LLM และพัฒนาเครื่องมือ Agent script สำหรับการสืบค้นข้อมูลอัตโนมัติ
๕. การปรับปรุงแบบวนรอบ (iterative optimization) เพื่อพัฒนาโมเดลและเครื่องมือให้มีความแม่นยำยิ่งขึ้น โดยใช้หลักการ Agile
๖. การนำไปใช้งานจริงในการปฏิบัติงานตรวจสอบจริง เช่น ตรวจสอบโครงการจัดสวนของเทศบาลที่พบความเชื่อมโยงระหว่างบริษัทผู้ชนะประมูลและเจ้าหน้าที่รัฐ

สำหรับการประยุกต์ใช้ LLM ในงานตรวจสอบจริง เนื่องจาก LLM มีความสามารถในการแยกคำถามออกเป็นงานย่อย จัดการฐานข้อมูล เชื่อมโยงข้อมูล เช่น ข้อมูลการชำระเงิน ข้อมูลประกันสังคม และข้อมูลการจดทะเบียนบริษัท จึงสามารถ สืบหาความสัมพันธ์ที่มีนัยสำคัญและนำไปสู่ข้อค้นพบที่สำคัญในการตรวจสอบ ตัวอย่างเช่น:

- การวิเคราะห์ข้อมูลจากศูนย์การซื้อขายภาครัฐ เพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างบริษัทกับเจ้าหน้าที่รัฐ
- การตรวจพบธุรกรรมที่มีมูลค่ารวมเกือบ ๑๐ ล้านหยวน และการตรวจสอบยืนยันโดยเชื่อมโยงข้อมูลผู้ประกันตน กับรายงานการประชุม

นอกจากนี้ ยังมีการนำเสนอกรณีศึกษาการประยุกต์ใช้ LLM ในบริบทอื่น ๆ ของการตรวจสอบ ได้แก่

- การวิเคราะห์เอกสารนโยบาย โดยให้ AI วิเคราะห์และแจ้งเตือนความเสี่ยงจากกฎระเบียบ เช่น กรณีละเว้น การดำเนินการประมวลตามข้อบังคับ
- การสร้างฐานข้อมูลกรณีศึกษาการตรวจสอบกว่า ๑๐,๐๐๐ รายการ เพื่อใช้งานในลักษณะเปรียบเทียบและวิเคราะห์
- การตรวจสอบย้อนกลับ (Reverse Auditing) โดยให้ LLM เริ่มจากวิเคราะห์ปัญหาแล้วย้อนกลับไปหาแนวทางการตรวจสอบที่เหมาะสม
- การบริหารจัดการและจัดทำมาตรฐานข้อมูลที่ซับซ้อน โดยใช้ LLM เพื่อลดเวลาในการจัดทำมาตรฐานข้อมูลจากระบบบัญชีภาครัฐ
- การใช้ภาษาธรรมชาติ (Natural Language) ในการสอบถามและวิเคราะห์ข้อมูลจากระบบฐานข้อมูลผ่าน LLM
- การสนับสนุนการร่างและแก้ไขรายงานการตรวจสอบ โดยลดการใช้ศัพท์เทคนิคที่ยากต่อความเข้าใจ แม้ว่า LLM จะยังไม่สามารถร่างรายงานฉบับสมบูรณ์ได้ในปัจจุบัน

ข้อสังเกตที่สำคัญ: แม้ LLM จะมีศักยภาพสูงในการสนับสนุนการสืบค้นข้อมูล การจับคู่กรณี และการวิเคราะห์ข้อมูล แต่ยังคงมีความท้าทายด้านการขยายขอบเขตเนื้อหา การจัดทำมาตรฐานข้อมูล และการฝึกอบรมเฉพาะทางเพิ่มเติม อย่างไรก็ตาม หากมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง LLM จะมีบทบาทสำคัญในการยกระดับมาตรฐานการตรวจสอบ และอาจส่งผล ต่อโครงสร้างองค์กร วิธีการตรวจสอบ และการถ่ายทอดความรู้ในอนาคต

๔.๔ สตง. สวีเดน: ประสบการณ์การประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ

Mr. Joakim Hveem ผู้แทนจาก สตง. สวีเดน ได้นำเสนอประสบการณ์การประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ ดังนี้

๑. การใช้ Non-generative AI

DocReC (Document recommender app): AI สำหรับการค้นหาข้อมูลอัจฉริยะ ใช้โมเดลที่พัฒนาโดย National Library ด้วยเทคนิค Semantic Search ร่วมกับ Vector database นำเสนอผ่านแอปพลิเคชันที่พัฒนาด้วย Streamlit เพื่อช่วยให้ผู้ตรวจสอบสามารถค้นหาข้อมูลในเอกสารสำคัญ เช่น ร่างงบประมาณ หรือรายงานจากหน่วยงานต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

แอปพลิเคชันนี้จัดเก็บข้อมูลใน PostgreSQL โดยใช้ส่วนขยาย Pgvector สำหรับการค้นหาเวกเตอร์ และมีการเปรียบเทียบกับการใช้งาน MongoDB ซึ่งพบว่า PostgreSQL เหมาะสมกว่าเมื่อใช้งานกับข้อมูลที่มีโครงสร้าง

ทั้งนี้ นอกจากการใช้งานในรูปแบบปกติแล้ว DocReC ยังรองรับการใช้งานแบบ ad-hoc ในงานตรวจสอบ เช่น การค้นหา ข้อความสำคัญจากบันทึกของเจ้าหน้าที่ที่เกี่ยวข้องกับสิทธิประโยชน์ด้านการเจ็บป่วย เช่น กรณีการเกษียณอายุก่อนกำหนด โดยไม่ต้องอ่านเอกสารนับพันรายการด้วยตนเอง

๒. การใช้ Generative AI

Team speed-to-text: AI ช่วยในการถอดเสียงจากการสัมภาษณ์ โดยโมเดล Whisper ของ OpenAI แบบรันในเครื่อง Local เพื่อรักษาความลับของข้อมูล ทั้งนี้ เนื่องจากองค์กรมีนโยบาย Cloud-first จึงมีข้อจำกัดด้านทรัพยากรการประมวลผลในเครื่อง ซึ่งยังอยู่ระหว่างการหาทางแก้ไข

Audit Criteria Composer: AI ช่วยร่างเกณฑ์การตรวจสอบเบื้องต้น (Audit Criteria) โดยผสมผสานเทคนิคการค้นหาด้วย Semantic search ร่วมกับ Generative AI เพื่อค้นหาและดึงเกณฑ์ที่เกี่ยวข้องจากรายงานเดิม พร้อมทั้งมีระบบตรวจสอบอ้างอิง เพื่อป้องกันการสร้างข้อมูลเท็จหรือการอ้างอิงที่ไม่มีอยู่จริง (Hallucination)

๓. การดึงข้อมูลจากเอกสาร PDF จำนวนมาก

สตง. สวีเดน ใช้ Llama-index ในการจัดการแต่ละขั้นตอนของการพัฒนาระบบ RAG (Retrieval-Augmented Generation) แบบกำหนดเอง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการสกัดข้อมูลในเอกสารที่มีข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้างให้กลายเป็นข้อมูลที่มีโครงสร้างและนำไปใช้งานได้สะดวกยิ่งขึ้น

ในกระบวนการนี้ มีการใช้เครื่องมือ Tick & Cross และการสร้าง Pipeline สำหรับระบบ RAG ที่สามารถเลือกใช้ระหว่างการค้นหาเชิงความหมาย (Semantic Search) หรือแบบดั้งเดิม ตามประเภทของคำถามที่ต้องการวิเคราะห์ พร้อมทั้งยังมีการใช้ OpenAI ร่วมกับ Pydantic เพื่อสร้างผลลัพธ์ที่มีโครงสร้างอย่างระบบ

ข้อสังเกตที่น่าสนใจ: คำถามบางประเภท เช่น คำถามเชิงสมมุติ ที่แม้แต่มนุษย์ยังตอบได้ยาก ยังคงเป็นความท้าทายสำหรับ AI โดยปัญหาความไม่แน่นอนของคำตอบและคุณภาพที่แปรผันตามชุดข้อมูลที่ใช้ฝึก AI ถือเป็นข้อจำกัดโดยธรรมชาติของ AI ที่อาจส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการวิเคราะห์ และความคุ้มค่าในการใช้งานหากไม่วางแผนอย่างรอบคอบ ดังนั้น สตง. สวีเดน จึงแนะนำให้เริ่มใช้ AI ที่มีระบบเรียบง่าย และประเมินความคุ้มค่าและคุณภาพของผลลัพธ์ที่ได้ก่อนตัดสินใจลงทุนในระบบ AI ที่ซับซ้อน

๔. การตัดสินใจระหว่างการพัฒนา AI ใช้ภายในองค์กร หรือการใช้โมเดลจากภายนอก

สตง. สวีเดน มีแนวโน้มเลือกใช้โมเดล AI จากภายนอกมากกว่าการพัฒนาเอง โดยถือเป็นการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ที่คำนึงถึงประสิทธิภาพของ AI และต้นทุนที่จะเสียไป

ตัวอย่างการใช้โมเดล AI จากภายนอก

สตง. สวีเดน พยายามปรับใช้โมเดลที่มีอยู่ให้เหมาะสมกับบริบทของงาน โดยนำโมเดลฝังตัว (Embeddings) ที่พัฒนาโดยหอสมุดแห่งชาติสวีเดน มาใช้ร่วมกับโมเดลสร้างข้อความ เช่น GPT-๔๐ เพื่อสร้างแอปพลิเคชันที่ตรงตามวัตถุประสงค์ ทั้งนี้ เนื่องจาก สตง. สวีเดน ไม่มีความสามารถในการประมวลผล AI ภายใน (On-premise) จึงใช้บริการผ่านระบบคลาวด์ เช่น Azure และ OpenAI

ตัวอย่างการพัฒนา AI ใช้ภายในองค์กร

สตง. สวีเดน มีการพัฒนาโมเดล AI ใช้เอง เช่น การพัฒนาโมเดลเพื่อตรวจจับความผิดปกติในบัญชีแยกประเภท (General Ledger Anomaly Detection) ด้วยเทคนิค Embeddings-Augmented Autoencoder

๕. ความท้าทายและโอกาสในการประยุกต์ใช้ AI ในการตรวจสอบภาครัฐ

ความท้าทาย: หากเลือกประมวลผล AI ผ่านระบบคลาวด์ ข้อมูลที่ใช้จะต้องเป็นข้อมูลที่เปิดเผยต่อสาธารณะเท่านั้น โดยข้อมูลที่มีความอ่อนไหวจะถูกจำกัดไว้ใช้ภายในระบบขององค์กร

โอกาส: AI สามารถเป็นเครื่องมือในการช่วยเขียนโค้ด เทคนิค NLP แบบดั้งเดิม และการค้นหาเชิงความหมาย

สำหรับ สตง. สวีเดน มีแนวทางในการเลือกใช้โมเดล AI ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยจะพิจารณาการปรับแต่ง (fine-tuning) หรือการฝึกใหม่ (retrain) เฉพาะกรณีที่โมเดลสำเร็จรูปไม่สามารถตอบโจทย์ได้ ตัวอย่างเช่น การตัดสินใจเลือกใช้โมเดล Llama ๓ หลังการปรับแต่ง เทียบกับโมเดลสำเร็จรูป เช่น o๓ โดยมีการเปรียบเทียบและประเมินปัจจัยต่าง ๆ อย่างรอบด้าน ทั้งในด้านคุณภาพ ต้นทุน เวลา และการดูแลรักษา

๖. สรุป

หลักการสำคัญในการประยุกต์ใช้ AI และ Machine Learning คือ การต่อยอดจากองค์ความรู้และทรัพยากรที่มีอยู่ โดยไม่ยึดติดกับเทคโนโลยี สถาปัตยกรรม หรือผู้ให้บริการใดเป็นพิเศษ โดยเฉพาะเมื่อใช้บริการผ่านคลาวด์ที่มีความยืดหยุ่นสูง องค์กรควรตั้งคำถามถึง “คุณค่าที่แท้จริง” ของสิ่งที่พัฒนา เช่น การปรับแต่งโมเดลจำเป็นหรือไม่ หรือสามารถใช้วิธีที่ง่ายกว่า เช่น การตั้งคำถามแบบมีโครงสร้างแทนได้หรือไม่

สุดท้าย การประเมินผลลัพธ์เป็นสิ่งสำคัญ โดยควรประเมินแบบแยกเป็นส่วนย่อย มากกว่าการวัดผลแบบรวม ทั้งนี้ AI และ ML ควรถูกมองว่าเป็นเพียง “เครื่องมือ” เช่นเดียวกับเศรษฐมิติ (Econometrics) โดยล้วนมีรากฐานมาจากศาสตร์เดียวกัน คือ “สถิติ” ซึ่งเป็นแกนกลางของการวิเคราะห์ข้อมูล

๔.๕ สตง. ตุรกี: SayBot - ผู้ช่วยตรวจสอบที่ขับเคลื่อนด้วย AI (AI Powered Assistant)

Mr. Abdulkadir Karadağ ผู้แทนจาก สตง. ตุรกี ได้นำเสนอการพัฒนา SayBot ซึ่งเป็นผู้ช่วยตรวจสอบที่ขับเคลื่อนด้วยเทคโนโลยี AI สำหรับการสืบค้นข้อมูลทางกฎหมายและข้อตรวจพบในอดีตได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ

ก่อนใช้ SayBot สตง. ตุรกี พบว่า ผู้ตรวจสอบใช้เวลาในการค้นหาข้อมูลจากหนังสือกฎหมาย รายงานการตรวจสอบในรูปแบบ PDF การค้นหาผ่าน Google และบันทึกย่อจำนวนมาก โดยใช้เวลานานกว่า ๒ ชั่วโมงต่อประเด็น และยังได้ข้อมูลที่ไม่ครบถ้วน

ภายหลังจากใช้ SayBot ผู้ตรวจสอบสามารถพิมพ์คำถามเข้าไปในระบบ ซึ่ง SayBot จะตอบกลับได้ทันทีด้วยข้อมูลที่เกี่ยวข้อง พร้อมอธิบายเหตุผลทางกฎหมาย และแหล่งอ้างอิงที่ชัดเจน ช่วยให้ผู้ตรวจสอบสามารถนำข้อมูลไปจัดทำรายงานได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้น

SayBot มีคุณสมบัติหลัก ได้แก่ การตอบคำถามเกี่ยวกับกฎหมายด้วยภาษาท้องถิ่น การดึงตัวอย่างจากรายงานการตรวจสอบที่ผ่านมา การให้คำแนะนำพร้อมเหตุผลและเอกสารอ้างอิง และการอัปเดตเนื้อหาอย่างต่อเนื่อง และจุดเด่นที่มีเนื้อหาทั้งหมดสามารถปรับใช้โดยตรงกับบริบทของ สตง. ตุรกี ใช้คำศัพท์ที่เฉพาะทางด้านการตรวจสอบ และออกแบบมาเพื่อส่งเสริมงานตรวจสอบโดยตรง

SayBot ขับเคลื่อนด้วยเทคโนโลยี AI ผ่านเทคนิค Vector Search และสถาปัตยกรรมแบบ Large Language Model (LLM) ผสานกับ Retrieval-Augmented Generation (RAG) โดยมีระบบ Web-based Interface และระบบควบคุมสิทธิ์การเข้าถึง อีกทั้งสามารถดึงข้อมูลจากแหล่งทางการ เช่น กฎหมาย รายงานผลการตรวจสอบ และคำพิพากษา เพื่อให้เหมาะกับการใช้งานในการตรวจสอบภาครัฐ

ในอนาคต SayBot จะได้รับการพัฒนาต่อยอดในด้านการเรียนรู้เชิงลึก การวิเคราะห์งบการเงิน และการสนับสนุนการตัดสินใจเชิงข้อมูล ภายใต้ระบบความมั่นคงปลอดภัยที่เข้มงวด

๔.๖ สตง. ไทย: การใช้ ChatGPT เพื่อเสริมประสิทธิภาพการตรวจสอบดำเนินงาน กรณีศึกษาเชิงทดลองจากรายงานการบริหารจัดการน้ำของไทย ๕ ฉบับ

ดร.สุทธิ สุนทรานุกัษ์ ผู้แทนจาก สตง. ไทย ได้นำเสนอการทดลองใช้ ChatGPT ในการวิเคราะห์รายงานการตรวจสอบเกี่ยวกับการบริหารจัดการน้ำระดับท้องถิ่นจำนวน ๕ ฉบับ เพื่อยกระดับการวางแผนการตรวจสอบดำเนินงานในอนาคต

โดยการทดลองครั้งนี้มีวัตถุประสงค์หลัก ๓ ประการ คือ

๑. เพื่อประเมินความสามารถของ ChatGPT ในการช่วยผู้ตรวจสอบทำความเข้าใจและวิเคราะห์รายงานการตรวจสอบ
๒. เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ การวิเคราะห์เชิงลึก และความคิดเชิงสร้างสรรค์ในกระบวนการวาง
๓. เพื่อพัฒนาเทมเพลตคำสั่ง (Prompt Template) ที่สามารถปรับใช้ได้ในการตรวจสอบอื่น ๆ

กระบวนการทดลองประกอบด้วย ๕ ขั้นตอน ได้แก่

๑. ป้อนรายงานทั้ง ๕ ฉบับ เข้าสู่ระบบ ChatGPT พร้อมออกแบบคำสั่ง (Prompt) เฉพาะเพื่อดึงข้อมูลสำคัญ เช่น ข้อค้นพบ ข้อเสนอแนะ และประเด็นหลัก
๒. แสดงผลลัพธ์ผ่าน Word Cloud และ Cluster Map เพื่อหาประเด็นร่วมและปัญหาที่เกิดขึ้นซ้ำ
๓. ระบุประเด็นปัญหาที่พบซ้ำในหลายรายงาน
๔. พัฒนาและปรับปรุงชุดคำสั่งมาตรฐาน (Common Prompts) สำหรับใช้เป็นต้นแบบในการทดลองครั้งต่อไป
๕. ประเมินผลลัพธ์ของ AI และตรวจสอบความถูกต้องโดยผู้เชี่ยวชาญด้านการตรวจสอบ

ผลการทดลอง พบว่า

๑. ChatGPT สามารถสรุปข้อมูลจากรายงานที่ยาวและซับซ้อนได้อย่างรวดเร็ว ช่วยให้สามารถเปรียบเทียบผลการตรวจสอบระหว่างจังหวัด และชี้ให้เห็นปัญหาที่เกิดขึ้นซ้ำหรือมีลักษณะเชิงระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งยังช่วยกระตุ้นการคิดเชิงสถานการณ์ (Scenario Thinking) เช่น การคาดการณ์ผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ หรือบทบาทของชุมชนในการร่วมบริหารจัดการน้ำ อย่างไรก็ตาม การใช้ AI ยังคงมีข้อจำกัด เช่น การสร้างข้อมูลเท็จ (hallucination) และความคลาดเคลื่อนในการตีความคำเฉพาะทาง ซึ่งชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของการใช้ AI ควบคู่กับวิจารณญาณของมนุษย์
๒. การพัฒนาเทมเพลตคำสั่ง (Prompt Template) ที่สามารถนำกลับมาใช้ได้ในงานตรวจสอบอื่น ๆ และกับหลากหลายบริบท โดยมีเป้าหมายเพื่อสนับสนุนการคิดเชิงกลยุทธ์ของผู้ตรวจสอบในระยะยาว การทดลองนี้จึงไม่ใช่เพียงแค่การใช้เครื่องมือใหม่ แต่เป็นจุดเริ่มต้นของการเปลี่ยนบทบาทผู้ตรวจสอบให้กลายเป็นผู้สร้างคุณค่าให้กับระบบสารสนเทศในอนาคต

ข้อเสนอแนะที่สำคัญ: การนำ AI มาใช้ในการตรวจสอบจะต้องสอดคล้องกับหลักธรรมาภิบาล ความโปร่งใส และความน่าเชื่อถือในสายตาของสาธารณะ กระบวนการตัดสินใจที่เกี่ยวข้องกับ AI ควรถูกบันทึกไว้เป็นส่วนหนึ่งของร่องรอยการตรวจสอบ (audit trail) อย่างเป็นระบบ เพื่อสร้างความสมดุลระหว่างศักยภาพของเทคโนโลยีกับวิจารณญาณของผู้ตรวจสอบ นำไปสู่ความร่วมมือระหว่างมนุษย์และ AI อย่างแท้จริง หรือที่เรียกว่า "Human-AI Synergy"

ถามและตอบ (Q&A)

สตง. ไทย	คำถามที่ ๑: องค์กรของท่านจำเป็นต้องจัดทำระเบียบหรือนโยบาย ก่อนจะเริ่มใช้ AI อย่างเป็นทางการหรือไม่? คำตอบจาก สตง. สวีเดน: ในปัจจุบัน สตง. สวีเดนยังไม่ได้เปิดให้ใช้งาน ChatGPT อย่างเป็นทางการในทุกแผนก โดยมีเพียงเจ้าหน้าที่บางส่วนในทีมข้อมูล (Data Team) ซึ่งเป็นนักวิเคราะห์ข้อมูลและนักเศรษฐศาสตร์ที่มีความเชี่ยวชาญ ได้รับสิทธิ์เข้าถึง API และใช้งาน AI เวอร์ชันเสียเงิน ทั้งนี้ ภายในหน่วยงานมีการหารือเกี่ยวกับการใช้ AI อย่างต่อเนื่อง และใช้นโยบายการจัดการข้อมูลที่มีอยู่แล้วในการกำกับดูแลการใช้เทคโนโลยี AI และแนวปฏิบัติที่ไม่อนุญาตให้ป้อนข้อมูลกลับไปยังระบบภายนอก อาทิ Google Search หรือ Chatbot ในภาพรวม สตง. สวีเดนใช้ Microsoft ๓๖๕ ซึ่งมีฟังก์ชัน Co-Pilot ที่ฝังระบบ GPT อยู่ภายใน แต่การใช้งานได้เฉพาะกับเอกสารที่ไม่เป็นความลับ เช่น เอกสารร่าง นอกจากนี้ สตง. สวีเดน ยังมีการพัฒนาแอปพลิเคชัน AI ใช้ภายในองค์กร โดยออกแบบให้มีการจำกัดขอบเขตการใช้งาน
------------------------	---

	เพื่อป้องกันการรั่วไหลของข้อมูลทีละเล็กละน้อย อย่างไรก็ตาม ยังพบข้อจำกัดด้านความปลอดภัย เช่น ไม่สามารถยกเลิกการส่งข้อมูลไปยังระบบคลาวด์ได้ แม้ผู้ใช้งานจะเก็บไฟล์ไว้นอกโพลเดอร์ที่เชื่อมต่อกับคลาวด์ก็ตาม ด้วยเหตุนี้ หน่วยงานจึงตัดสินใจจะล่อโครงการ Co-Pilot ชั่วคราว คำตอบจาก สตง. ตูร์กี: สตง. ตูร์กี กล่าวเสริมว่า คำถามนี้มีความสำคัญไม่เพียงต่อ สตง. ตูร์กี แต่รวมถึงทุก สตง. ที่กำลังก้าวเข้าสู่ยุคของ AI โดยเห็นว่า หน่วยงานจำเป็นต้องมีทั้ง “นโยบาย” “ระเบียบ” และ “ยุทธศาสตร์” สำหรับการใช้งาน AI อย่างรอบคอบ ในปัจจุบัน สตง. ตูร์กี ได้พัฒนาอินเตอร์เฟซของตนเองแล้ว แต่ยังคงใช้งานผ่านแพลตฟอร์มภายนอก เช่น OpenAI และ ChatGPT จึงไม่สามารถใช้ข้อมูลที่เป็นความลับกับระบบเหล่านี้ได้ เนื่องจากเครื่องมือเหล่านี้ไม่ได้ติดตั้งอยู่ภายในหน่วยงาน (on-premise) จึงจำเป็นต้องมีระเบียบควบคุมการใช้งาน และสร้างความตระหนักรู้แก่เจ้าหน้าที่ ปัจจุบัน สตง. ตูร์กี อยู่ในช่วงทดสอบ และอยู่ระหว่างการจัดทำนโยบาย AI ภายใน เพื่อกำหนดกรอบแนวทางการดำเนินงาน รวมถึงแผนการฝึกอบรม และการส่งเสริมจิตสำนึกในการใช้เครื่องมือ AI อย่างปลอดภัย
สตง. สวีเดน	คำถามที่ ๒: มีโมเดลตรวจจับความผิดปกติมากมาย ทำไม สตง. ลิงคโพร ถึงเลือกใช้ Isolation Forest? มีการประเมินและทดสอบโมเดลอย่างไร? มีข้อมูลที่มีการระบุค่าความจริง (Annotated Data) หรือไม่ หรือว่าทดสอบจริงในระบบเลย? คำตอบจาก สตง. ลิงคโพร: จากการทดสอบหลายโมเดล พบว่า Isolation Forest ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด จึงเลือกใช้โมเดลนี้ สตง. ลิงคโพร ได้ทดสอบ ๒ โมเดลหลัก ได้แก่ Isolation Forest และ Local Outlier Factor โดยพิจารณาผลผ่านการตรวจสอบด้วยคน (manual validation) ซึ่งพบว่า Isolation Forest ให้ผลที่ดีกว่า ในด้านการปรับพารามิเตอร์ (parameter tuning) โมเดล Isolation Forest ไม่มีความซับซ้อนมาก สามารถใช้ค่า anomaly score โดยตรงเพื่อตรวจสอบเพิ่มเติมในภายหลังได้ เมื่อถูกถามถึงการมี “annotated data” หรือข้อมูลที่มีค่าความจริง สตง. ลิงคโพร พบว่า แม้จะมีข้อมูลบางส่วนที่ได้จากการตรวจสอบจริง แต่ไม่สามารถใช้ในการฝึกแบบ supervised ได้ เนื่องจากกรณีที่พบมักมีลักษณะเฉพาะเกินไป จึงไม่สามารถสร้างโมเดลที่ generalize ได้ดี สุดท้ายจึงตัดสินใจใช้แนวทางแบบ unsupervised แทน โดย สตง. ลิงคโพร ยืนยันว่าได้มีการทดสอบในระบบจริง (production) และได้นำมาใช้ในการตรวจสอบจริงตลอด ๒ ปีที่ผ่านมา คำถามเสริม: ผู้ตรวจสอบได้นำไปใช้งานจริงหรือไม่? เห็นว่ามีประโยชน์หรือไม่? คำตอบจาก สตง. ลิงคโพร: ในช่วงเริ่มต้น เจ้าหน้าที่ตรวจสอบบางส่วนมองว่าเป็นภาระงานเพิ่มเติม แต่ต่อมาก็เริ่มเห็นประโยชน์ โดยเฉพาะเมื่อพบว่าความผิดปกติที่ระบบแจ้งเตือนนั้นมีเหตุการณ์รับ เช่น การรวมบัญชี หรือการเปลี่ยนระบบบัญชีที่ทำให้รูปแบบข้อมูลเปลี่ยนแปลงไป ข้อคิดเห็นในช่วงสุดท้ายของ สตง. สวีเดน: สตง. สวีเดน เสริมว่า การทำให้ผู้ตรวจสอบยอมรับและใช้งานโมเดล AI ไม่ใช่เรื่องง่าย เพราะมักคาดหวังให้ระบบมีความสมบูรณ์ตั้งแต่ต้น โดยไม่ต้องเสียเวลาศึกษาเพิ่มเติม ซึ่งกลายเป็นอุปสรรคสำคัญในการนำไปใช้จริง โดยเฉพาะในสายงานตรวจสอบการเงิน นอกจากนี้ สตง. สวีเดน เคยทดลองสร้างความผิดปกติเทียม (synthetic anomalies) เพื่อดูว่าโมเดลสามารถตรวจจับรูปแบบที่ผิดปกติได้หรือไม่ อย่างไรก็ตาม การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในลักษณะนี้ถือเป็นเรื่องซับซ้อน เนื่องจากข้อมูลมีหลายมิติ ทำให้การวัดผลเป็นเรื่องยาก

	สุดท้าย สดง. สวีเดน ได้แนะนำให้ศึกษาผลงานวิชาการของ Dr. Marco Schreier จาก สดง. สวิตเซอร์แลนด์ ซึ่งได้ตีพิมพ์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องอย่างลึกซึ้งและมีคุณภาพสูง
สดง. มองโกเลีย	คำถามที่ ๓: เมื่อกล่าวถึงเรื่อง AI สิ่งสำคัญที่ควรคำนึงถึงคือ “ข้อมูล” ดังนั้น คำถามคือ ขณะนี้หน่วยงานของท่านสามารถเข้าถึงข้อมูลของหน่วยรับตรวจได้อย่างไร? คำตอบจาก สดง. สิงคโปร์: สดง. สิงคโปร์ สามารถร้องขอข้อมูลจากหน่วยรับตรวจได้โดยตรง อีกทั้ง ประเทศสิงคโปร์ยังมีศูนย์จัดเก็บข้อมูลกลาง (Central Data Warehouse) ซึ่ง สดง. สิงคโปร์ สามารถเข้าถึงและดึงข้อมูลมาใช้ได้ โดยใช้แนวทางแบบปฏิบัตินิยม (Pragmatic Approach) เนื่องจากตระหนักดีว่ามีข้อจำกัดทางปฏิบัติบางประการในภาคสนาม เช่น โครงสร้างของข้อมูล และความพร้อมของข้อมูล ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อความสามารถในการเข้าถึงข้อมูลของ สดง. สิงคโปร์

๕. ข้อเสนอแนะและแนวทางในอนาคต

๕.๑ การนำเสนอโครงร่างอย่างย่อของบทที่ ๓ โดย สดง. ตุรกี

Mr. Semih ZENCİRKIRAN ผู้แทนจาก สดง. ตุรกี ในฐานะหัวหน้าบทที่ ๓ นำเสนอโครงร่างอย่างย่อของบทที่ ๓: สถานการณ์ปัจจุบันของการนำ AI มาใช้ในการตรวจสอบของประเทศสมาชิก ASOSAI

- **วัตถุประสงค์ของการวิจัย:** เพื่อประเมินความพร้อมในการนำ AI มาใช้ในการตรวจสอบของประเทศสมาชิก ASOSAI ครอบคลุมทั้งในด้านยุทธศาสตร์ นโยบาย โครงสร้างพื้นฐานด้านเทคโนโลยี ประเภทข้อมูลที่สามารถใช้ความสามารถของบุคลากร และความร่วมมือที่มีอยู่ในปัจจุบัน
- **ระเบียบวิธีวิจัย:** (๑) การจัดส่งแบบสอบถามออนไลน์ (AI Readiness Survey) ไปยังประเทศสมาชิก ASOSAI เพื่อรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับระดับความพร้อมของแต่ละประเทศในการประยุกต์ใช้ AI (๒) การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อระบุประเด็นสำคัญ แนวปฏิบัติที่น่าสนใจ โดยหากพบกรณีศึกษาที่สำคัญ จะมีการพัฒนาเป็นกรณีศึกษาเพิ่มเติม (๓) การจัดเวทีสัมมนาเชิงลึกหรือกลุ่มสนทนากับผู้เชี่ยวชาญที่เกี่ยวข้อง
- **การนำผลการวิจัย:** ผลวิจัยจะถูกรวบรวมเป็นรายงานฉบับสมบูรณ์ โดยจะนำเสนอในลักษณะการเปรียบเทียบระหว่างประเทศสมาชิก ASOSAI และภาพรวมการนำ AI มาใช้ในภูมิภาคเอเชียในรูปแบบ “AI Adoption Heatmap” เพื่อให้เห็นแนวโน้มและระดับความก้าวหน้าของแต่ละประเทศอย่างชัดเจน
- **ระยะเวลาการวิจัย:** ระหว่าง เดือนกรกฎาคม ถึงธันวาคม ๒๕๖๘ โดยแบ่งเป็นหลายระยะ ดังนี้ การวางแผนการจัดเตรียมข้อมูล การเก็บข้อมูล การมีส่วนร่วมกับผู้มีส่วนเกี่ยวข้อง การวิเคราะห์ข้อมูล และการจัดทำรายงานพร้อมองค์ประกอบด้านภาพประกอบและการนำเสนอ

ในระยะแรก สดง. ตุรกี คาดว่าจะสามารถส่งข้อเสนอบทที่ ๓ (Proposal for Chapter ๓) ให้แก่ผู้นำโครงการได้ภายในวันที่ ๓๑ กรกฎาคม ๒๕๖๘ และจะจัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์ให้แล้วเสร็จภายในต้นเดือนธันวาคม ๒๕๖๘ ก่อนการประชุมครั้งที่ ๓ ของโครงการวิจัย

๕.๒ ข้อเสนอแนะและแนวทางในอนาคต โดย สดง. ไทย

ว่าที่ร้อยเอกปิณฑุณ นิลถนอม ในฐานะหัวหน้าทีมวิจัยของ สดง. ไทย ได้แสดงความกล่าวขอบคุณต่อประเทศสมาชิก ASOSAI ทุกประเทศ สำหรับการให้ความร่วมมืออันมีคุณค่าต่อการดำเนินโครงการวิจัยในครั้งนี้ อีกทั้ง ได้แจ้งให้ที่ประชุมทราบว่า รายงานการประชุมครั้งที่ ๒ นี้จะถูกส่งให้แก่ประเทศสมาชิก ASOSAI ภายในต้นเดือนสิงหาคม ๒๕๖๘ และการจัดประชุมครั้งถัดไปจะจัดขึ้นในเดือนธันวาคม ๒๕๖๘ เพื่อรายงานผลการศึกษาในบทที่ ๓