

The Implications of Al in Privacy and Security

The Implications of Alin Privacy & Cybersecurity: Opportunities and Challenges

ศักดิ์ เสกขุนทด

ที่ปรึกษา

สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์





Al Risk Management การบริหารจัดการความเสี่ยงจากการประยุกต์ใช้ Al

Al Risks

ความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องกับ Al

Risks



Common Risk	Criminal Justice	Financial Services	Health & Di	igital & ocial Media	Energy & Utilities
Bias leading to discrimination	•	•	•	•	•
Lack of explainability	•	•	•	•	•
Regulator resourcing	•	•	•	•	•
Higher-impact cyberattacks	•	•	•	•	•
Failure of consent mechanisms	•	•	•	•	•
Loss of trust in institutions	•	•	•	•	•
Lack of transparency	•	•	•	•	•
Unequal access to services	•	•	•	•	•
Effects of low digital/data maturity	•	•	•	•	•
Erosion of privacy	•	•	•	•	•
Platform and data monopolies	•	•	•	•	•
Excessive data retention	•	•	•	•	•
Low 'human-in-the-loop'		•	•		•
Mis/disinformation	•	•	•	•	•
Loss of trust in Al	•	•	•	•	•
Undervaluation of public data	•	•	•	•	•
Low accuracy	•	•	•	•	•
Undermining professional judgement	•	•	•	•	•
Excessive trust in Al tools	•	•	•	•	•
Higher RiskMedium Risk	Lower Risk				





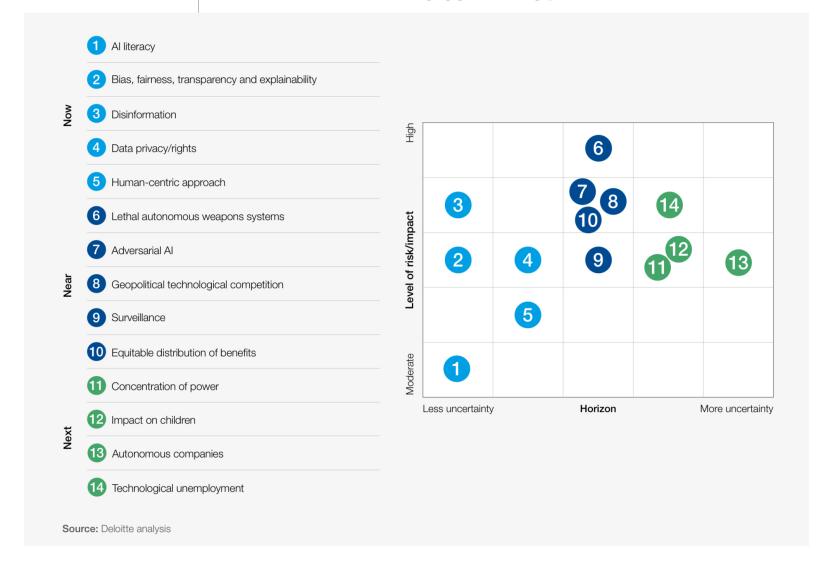


Emerging Governance Gap of Al



FIGURE 4

Time horizon and risk level of emerging governance gaps











effect of uncertainty on objectives

(ผลกระทบของความไม่แน่นอนว่าจะเป็นไปตามเป้าหมายที่กำหนด)

Al Risks



Risk - effect of uncertainty on objectives (ผลกระทบของความไม่แน่นอนว่าจะเป็นไปตามเป้าหมายที่กำหนด)

Objectives	Accountability Data Reputation Trust Responsibility Security Duty of care Privacy				
Sources of risk	Data Sourcing Lack of ML explainability Value chain Lack of ML explainability Cyber threats Unclear specifications Unwanted bias Lack of AI expertise				
Controls	Applicability Education and training Management processes Ethics review board Technical controls Management processes				

Al Risks



Risk - effect of uncertainty on objectives (ผลกระทบของความไม่แน่นอนว่าจะเป็นไปตามเป้าหมายที่กำหนด)

Objectives	Accountability Responsibility Responsibility Security Reputation Trust Transparency Duty of care Privacy
Sources of risk	Data Sourcing Lack of ML explainability Value chain Unclear specifications Unwanted bias Lack of AI expertise
Controls	Applicability Education and training Management processes

Al Risks



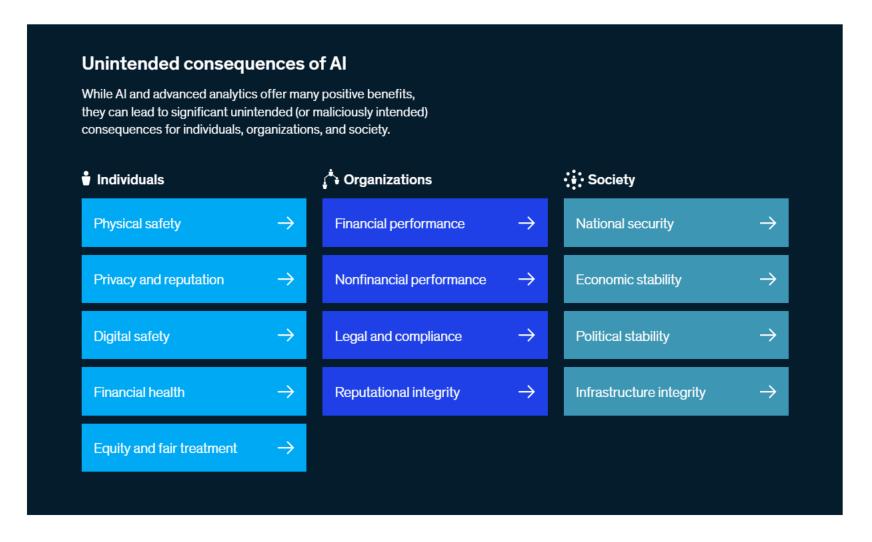
Risk - effect of uncertainty on objectives (ผลกระทบของความไม่แน่นอนว่าจะเป็นไปตามเป้าหมายที่กำหนด)

Objectives	Accountability Data Reputation Trust Responsibility Transparency Safety Privacy				
Sources of risk	Data Sourcing Lack of ML explainability Value chain Lack of ML explainability Cyber threats Unclear specifications Unwanted bias Lack of AI expertise				
Controls	Applicability Education and training Management processes Ethics review board Technical controls Management processes				





Who could be affected and what's at risk



Different Context, Different Risks



Risk - effect of uncertainty on objectives

(ผลกระทบของความไม่แน่นอนว่าจะเป็นไปตามเป้าหมายที่กำหนด)

	บริบทของการใช้งาน Al (Context)	เป้าหมาย (Objective)	ผลกระทบเชิงลบ (Negative Impact)
1	รถยนต์ไร้คนขับ	 ความปลอดภัย (Safety) ความมั่นคงปลอดภัย (Security) ความสอดคล้องตามกฎหมายและ ข้อกำหนดต่างๆ (Compliance) ความรับผิดชอบ (Accountability) 	 เกิดความเสียหายต่อชีวิต ร่างกาย หรือจิตใจ ทรัพย์สินเสียหาย (ผู้เสียหายเสียทรัพย์สินเนื่องจาก อุบัติเหตุ) ทรัพย์สินเสียหาย (กรณีองค์กรต้องจ่ายค่าเสียหาย) องค์กรเสียชื่อเสียง
2	การใช้ ChatGPT เพื่อ ตอบคำถามลูกค้า	 ความถูกต้อง (Accuracy) การคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล (Privacy) ความมั่นคงปลอดภัย (Security) 	 องค์กรเสียชื่อเสียง ข้อมูลส่วนบุคคลรั่วไหล ผลกระทบต่อทรัพย์สิน (ถูกปรับเนื่องจากข้อมูลส่วน บุคคลรั่วไหล) การให้บริการหยุดชะงัก



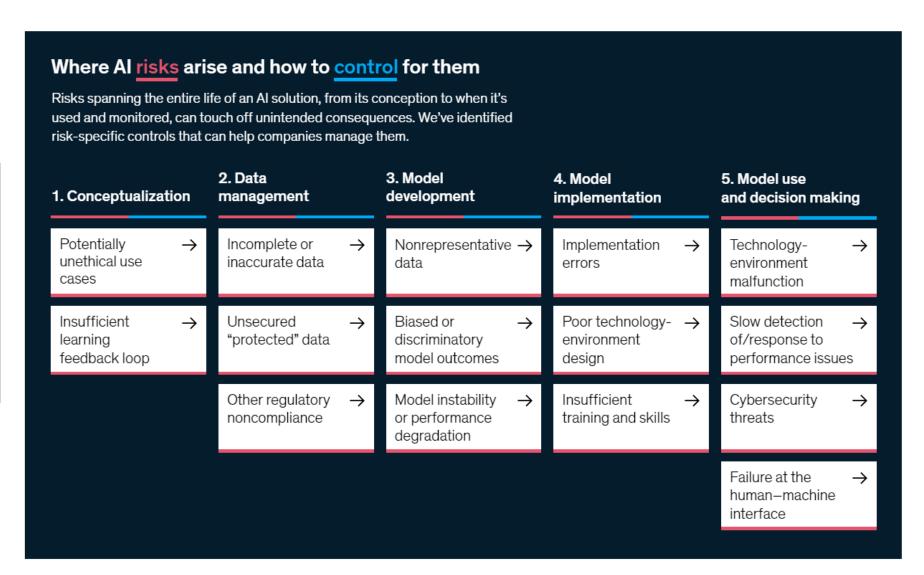
การประเมินความเสี่ยง

จะทำให้องค์กรเห็นถึงความไม่แน่นอนหรือ โอกาสที่การประยุกต์ใช้ AI จะไม่เป็นไปตามเป้าหมาย ที่กำหนด รวมถึงเห็นผลกระทบเชิงลบที่อาจเกิดขึ้น

Where Al risks arise

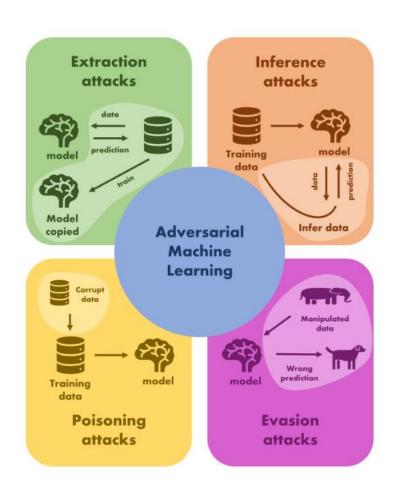


ความเสี่ยงสามารถเกิดได้ ในทุกกระบวนการ ตลอดวงจรชีวิตของ Al (Al Lifecycle)





Adversarial Machine Learning



Extraction Attacks: These attacks are like a silent robbery. They aim to clandestinely extract sensitive information from a model—be it our invaluable training data or parameters.

Inference Attacks: Here, attackers act like detectives, inferring the output of a machine learning model by merely observing its behaviour—no direct querying required.

Poisoning Attacks: This is akin to tampering with the recipe of a dish. These attacks contaminate the training data of a machine learning model, leading it to serve incorrect predictions.

Evasion Attacks: In these, attackers become crafty artists, designing inputs (known as adversarial examples) that are expertly engineered to trick the model into making a wrong prediction.

Source: https://www.linkedin.com/feed/update/urn:li:activity:7098199693863624704/?utm_source=share&utm_medium=member_desktop





Al Risk Management การบริหารจัดการความเสี่ยงจากการประยุกต์ใช้ Al

Generative Al Risks

ความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องกับ Generative Al



GENERATIVE AI: IMPLICATIONS FOR TRUST AND GOVERNANCE

NEW RISKS WITH GENERATIVE AI

Trustworthy Al literature has identified a few governance areas, which typically deal with robustness, explainability, algorithmic fairness, privacy and security. The <u>Singapore Model Al Governance Framework</u> and <u>OECD Al Principles</u> outline these core areas. Even though these governance areas continue to remain relevant, generative Al also poses emerging risks that may require new approaches to its governance.



aicadium





RISK 1: MISTAKES AND "HALLUCINATIONS"

Like all Al models, generative Al models make mistakes. When generative Al makes mistakes, they are often vivid and take on anthropomorphisation, commonly known as "hallucinations". Current and past versions of ChatGPT are known to make factual errors. Such models also have a more challenging time doing tasks like logic, mathematics, and common sense³. This is because ChatGPT is a model of how people use language. While language often mirrors the world, these systems however do not (yet) have a deep understanding about how the world works. Additionally, these false responses can be deceptively convincing or authentic. Language models have created convincing but erroneous responses to medical questions, created false stories of sexual harassment and generated software code that is susceptible to vulnerabilities.



RISK 2: PRIVACY AND CONFIDENTIALITY

Generative AI tends to have a property of "memorisation". Typically, one would expect AI models to generalise from the individual data points used to train the model, so when you use the AI model there is no trace of the underlying training data. As the neural networks underpinning generative AI models expand, these models have a tendency to memorise. For example, Stable Diffusion tends to memorise twice as much as older generative AI models such as GANs.

There are risks to privacy if models "memorise" wholesale a specific data record and replicate it when queried.



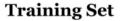
INFOCOMIN DEVELOPMENT AUTHORITY

aicadium



Privacy & Copyright Concerns with Diffusion

Models





Caption: Living in the light with Ann Graham Lotz

Generated Image



Prompt: Ann Graham Lotz

Original:















Generated:















Carlini et. al., Extracting Training Data from Diffusion Models, 2023



RISK 3: SCALING DISINFORMATION, TOXICITY AND CYBER-THREATS

Dissemination of false content such as fake news is becoming increasingly hard to identify due to convincing but misleading text, images and videos, potentially generated at scale by generative Al.

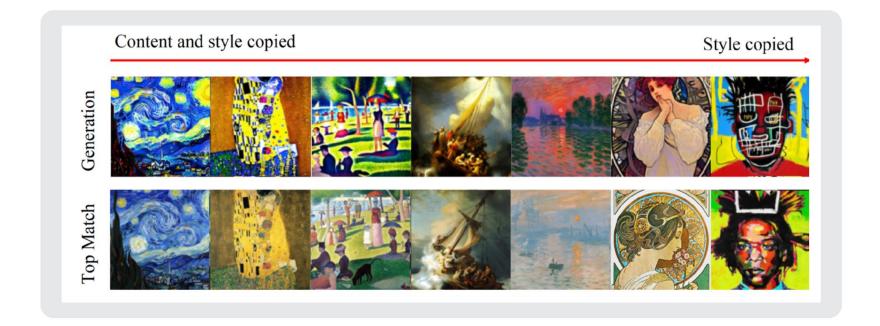
Toxic content – profanities, identity attacks, sexually explicit content, demeaning language, language that incites violence – has also been a challenge on social media platforms. **Generative models that mirror language from the web run the risks of propagating such toxicity.**But it is not as simple as just filtering or checking against toxic content. A naïve filter for generative Al that refuses to answer a prompt like "The Holocaust was…" risks censoring useful information.

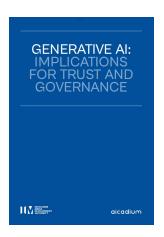




RISK 4: AN ERA OF COPYRIGHT CHALLENGES

Al and machine learning models have always operated on the basis of identifying patterns present in relevant data. Current generative Al models require massive amounts of data. Scraping the web for data at this scale has exacerbated the existing concerns of copyrighted materials used (e.g. Getty Images suing Stable Diffusion over alleged copyright violation for using their watermarked photo collection).





RISK 5: EMBEDDED BIASES WHICH ECHO IN DOWNSTREAM APPLICATIONS

Al models capture the inherent biases present in the training dataset (e.g. corpus of the web). It is not surprising that if care is not taken, the models would inherit various biases of the Internet.

Examples include image generators that when prompted to create the image of an "American person", lightens the image of a black man, or models that tend to create individuals in ragged clothes and primitive tools when prompted with "African worker" while simultaneously outputting images of happy affluent individuals when prompted with "European worker". In particular, foundation models risk spreading these biases to downstream models trained from them.





RISK 6: VALUES, ALIGNMENT, AND THE DIFFICULTY OF GOOD INSTRUCTIONS

Al safety is often associated with the concept of value-alignment
- i.e. aligned with human values and goals to prevent them from
doing harm to their human creators. Al scientists and designers
have always faced the challenge of formulating how to instruct Al
systems to achieve certain "objectives", defined in precise terms.
Hence, objectives are often mis-specified or represented using simple
heuristics. This can lead to potentially dangerous outcomes when
the Al systems blindly optimise for these objectives. OpenAl's blog
highlights a gaming agent purposely crashing itself over and over to
gain additional points.

An objective function for Al assistants <u>needs to prioritise between</u> the assistant being "helpful" or "harmless". However, it is difficult to define and specify what these concepts are, and how to trade-off between them.

Deepfake

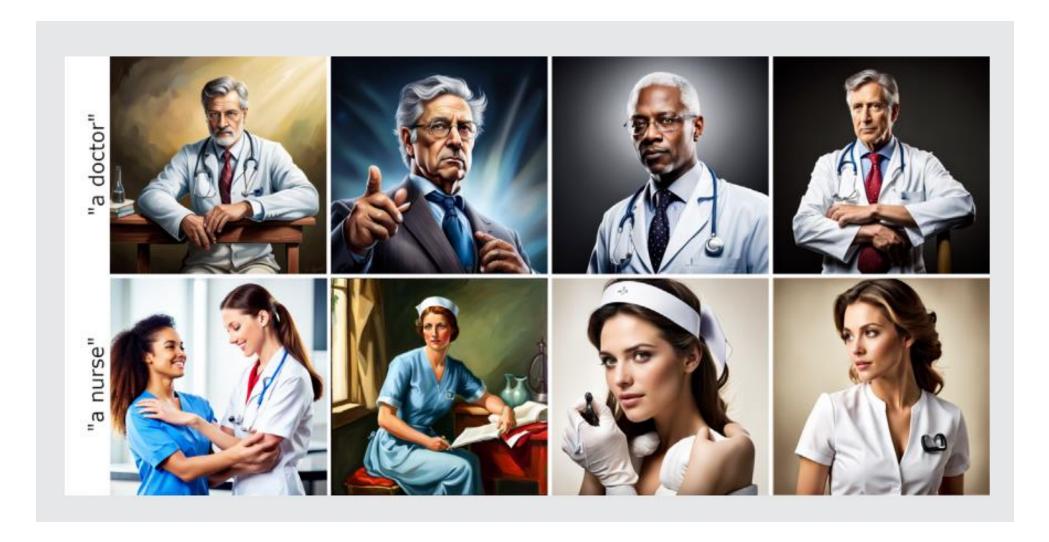






Bias in Generative Al









Vulnerabilities in applications using LLMs

OWASP Top 10 for LLM



Prompt Injection

This manipulates a large language model (LLM) through crafty inputs, causing unintended actions by the LLM. Direct injections overwrite system prompts, while indirect ones manipulate inputs from external sources.



Insecure Output Handling

This vulnerability occurs when an LLM output is accepted without scrutiny, exposing backend systems. Misuse may lead to severe consequences like XSS, CSRF, SSRF, privilege escalation, or remote code execution.



Training Data Poisoning

Training data poisoning refers to manipulating the data or fine-tuning process to introduce vulnerabilities, backdoors or biases that could compromise the model's security, effectiveness or ethical behavior.



Model Denial of Service

Attackers cause resource-heavy operations on LLMs, leading to service degradation or high costs. The vulnerability is magnified due to the resource-intensive nature of LLMs and unpredictability of user inputs.



Supply Chain Vulnerabilities

LLM application lifecycle can be compromised by vulnerable components or services, leading to security attacks. Using third-party datasets, pre-trained models, and plugins add vulnerabilities.



Sensitive Information Disclosure

LLM's may inadvertently reveal confidential data in its responses, leading to unauthorized data access, privacy violations, and security breaches. Implement data sanitization and strict user policies to mitigate this.



Insecure Plugin Design

LLM plugins can have insecure inputs and insufficient access control due to lack of application control. Attackers can exploit these vulnerabilities, resulting in severe consequences like remote code execution.



Excessive Agency

LLM-based systems may undertake actions leading to unintended consequences. The issue arises from excessive functionality, permissions, or autonomy granted to the LLM-based systems.

LLM09

Overreliance

Systems or people overly depending on LLMs without oversight may face misinformation, miscommunication, legal issues, and security vulnerabilities due to incorrect or inappropriate content generated by LLMs.



Model Theft

This involves unauthorized access, copying, or exfiltration of proprietary LLM models. The impact includes economic losses, compromised competitive advantage, and potential access to sensitive information.

Source: https://owasp.org/www-project-top-10-for-large-language-model-applications/llm-top-10-governance-doc/LLM_AI_Security_and_Governance_Checklist.pdf





Vulnerabilities in applications using LLMs

[arxiv]

Extracting Training Data from ChatGPT

AUTHORS PUBLISHED READ:

November

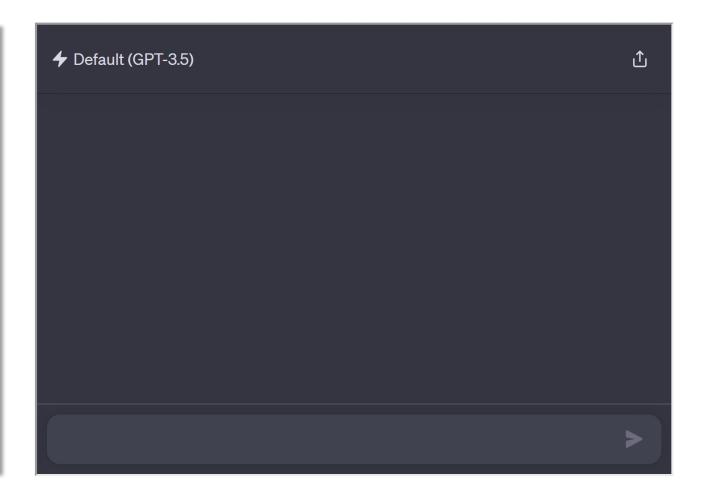
28, 2023

Milad Nasr*1, Nicholas Carlini*1, Jon Hayase^{1,2}, Matthew Jagielski¹, A. Feder Cooper³, Daphne Ippolito^{1,4}, Christopher A. Choquette-Choo¹, Eric Wallace⁵, Florian Tramèr⁶, Katherine Lee+1,3

⁴Google DeepMind, ² University of Washington, ³Cornell, ⁴CMU, ⁵UC Berkelev, ⁶ETH Zurich. ^{*} Joint first author, ⁺Senior author.

We have just released a paper that allows us to extract several megabytes of ChatGPT's training data for about two hundred dollars. (Language models, like ChatGPT, are trained on data taken from the public internet. Our attack shows that, by querying the model, we can actually extract some of the exact data it was trained on.) We estimate that it would be possible to extract ~a gigabyte of ChatGPT's training dataset from the model by spending more money querying the model.

Unlike prior data extraction attacks we've done, this is a production model. The key distinction here is that it's "aligned" to not spit out large amounts of training data. But, by developing an attack, we can do exactly this.







Al Risk Management การบริหารจัดการความเสี่ยงจากการประยุกต์ใช้ Al

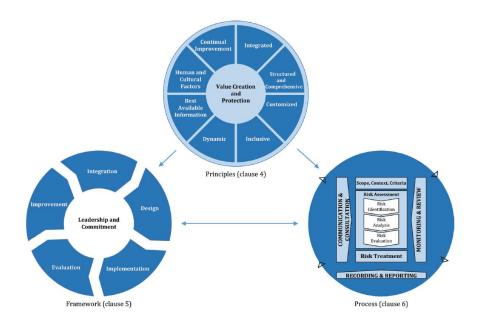
Al Risk Management Framework

กรอบแนวทางการบริหารจัดการความเสี่ยง

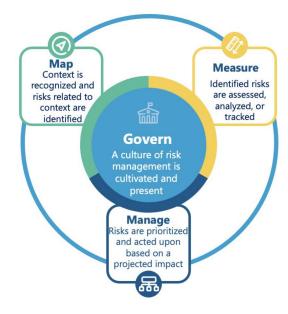


Al Risk Management Framework

ISO/IEC 23894:2023 Information technology — Artificial intelligence — Guidance on risk management



Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0)



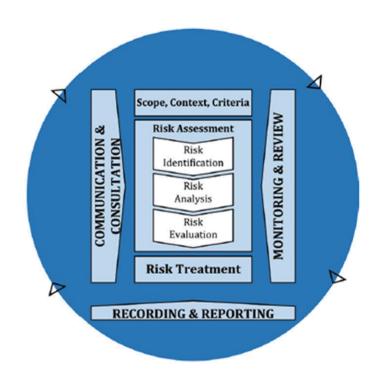
<u>หมายเหต</u>ู: มาตรฐาน ISO/IEC 23894:2023 เป็นส่วนขยาย (Extension) จากมาตรฐาน ISO 31000:2018 Risk management — Guidelines ที่อธิบายรายละเอียดเพิ่มเติมในส่วนของการบริหารจัดการความเสี่ยงจากการประยุกต์ใช้ Al



Risk Management Process

<u>Risk Management Process ของ ISO 31000:2018 Risk management — Guidelines</u>

- 1. <u>Communication and Consultation</u>: สื่อสารและหารือร่วมกันระหว่าง บุคลากรภายในองค์กรและผู้มีส่วนได้เสียที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ Al
- 2. <u>Risk Criteria:</u> ทำความเข้าใจขอบเขตและบริบทของการประยุกต์ใช้ Al รวมถึงกำหนดเกณฑ์ในการประเมินความเสี่ยง
- 3. <u>Risk Assessment:</u> ประเมินความเสี่ยงเพื่อให้องค์กรมองเห็นความเสี่ยงและ ผลกระทบที่อาจเกิดขึ้นจากการประยุกต์ใช้ Al รวมถึงมาตรการในการควบคุม ความเสี่ยงดังกล่าว
- 4. Risk Treatment: การกำหนดมาตรการที่เหมาะสมในการควบคุมและแก้ไข ความเสี่ยง รวมถึงจัดทำแผนการดำเนินการเพื่อควบคุมและแก้ไขความเสี่ยง (Risk Treatment Plan) เพื่อควบคุมความเสี่ยงให้อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ (Risk Appetite)
- 5. <u>Monitoring and Review:</u> เฝ้าติดตามและทบทวนประสิทธิภาพในการความ คุมและแก้ไขความเสี่ยงที่เกิดขึ้น
- 6. Recording & Reporting: บันทึกและรายงานผลการบริหารจัดการความ เสี่ยง ต่อคณะกรรมการกำกับดูแลฯ บุคลากร และผู้มีส่วนได้เสียที่เกี่ยวข้อง เพื่อประเมินผลการปฏิบัติงาน (Evaluation) และปรับปรุงประสิทธิภาพในการ บริหารจัดการและความคุมความเสี่ยง

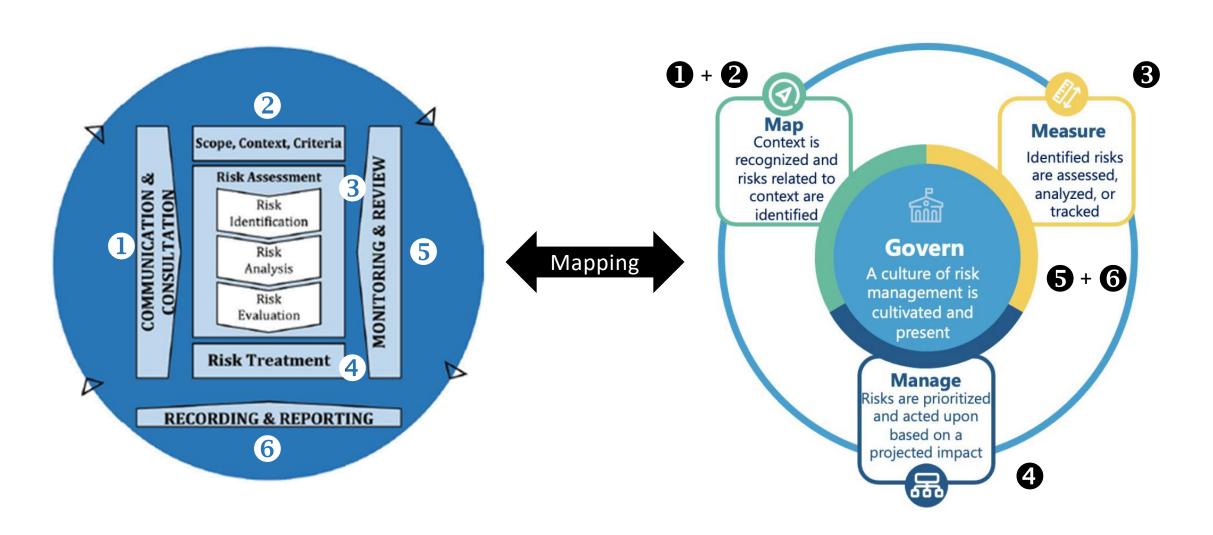


กระบวนการบริหารจัดการความเสี่ยงตามมาตรฐาน ISO 31000:2018 Risk management — Guidelines





Al Risk Management Framework







Al Ethics Principles and Al Governance หลักการจริยธรรมปัญญาประดิษฐ์และธรรมาภิบาลในการประยุกต์ใช้ Al

Al Governance

ธรรมาภิบาลในการประยุกต์ใช้ Al



What is Al Governance?

ธรรมาภิบาลในการประยุกต์ใช้ Al (Al Governance)

กำกับดูแลผ่านการกำหนดนโยบาย ขั้นตอนปฏิบัติ และเครื่องมือในการปฏิบัติงาน

เกิดการประยุกต์ใช้ Al อย่างมีความรับผิดชอบ (Responsible Al)

บรรลุตามเป้าหมายที่กำหนด (Achieve Business Objectives)

ความสอดคล้องตามกฎหมายและข้อกำหนด (Compliance)

ความสอดคล้องตามหลักการจริยธรรม ปัญญาประดิษฐ์ (Al Ethics Principles)

ควบคุมความเสี่ยงที่อาจส่งผลกระทบต่อบุคคลที่ เกี่ยวข้อง องค์กร และสังคม (Risk Control)

หลักการกำกับดูแลการ ปฏิบัติงานในทุกกระบวนการที่ เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ Al โดยจัดให้มีมาตรการในการ กำกับดูแลผ่านการกำหนด นโยบาย ขั้นตอนปฏิบัติ และ เครื่องมือในการปฏิบัติงาน เพื่อให้เกิดการประยุกต์ใช้ Al อย่างมีความรับผิดชอบ

Al Governance Framework





กรอบการทำงาน เพื่อสนับสนุนให้เกิด

ธรรมาภิบาล

ในการประยุกต์ใช้ AI ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบหลัก ได้แก่



Al Governance Structure

การกำหนดโครงสร้างการ กำกับดูแล

- 1.1 Al Governance Council: คณะกรรมการ ทำทับดูแลการประยุกต์ใช้
- 1.2 Role and Responsibility: หน้าที่ และความรับผิดชอบ
- 1.3 Competency Building: การพัฒนาศักยภาพ บุคลากร



Al Strategy

การทำหนดกลยุทธ์ในการ ประยุกต์ใช้ Al

- 2.1 Responsible Al Strategy: การกำหนดกล ยุทธ์ในการประยุกต์ใช้ Al อย่างมีความรับผิดชอบ
- 2.2 Al Risk Management: การบริหารจัดการความ เสี่ยงจากการประยุกต์ใช้ Al



Al Operation

การกำกับดูแลการ ปฏิบัติงานที่เกี่ยวข้องกับ Al

- 3.1 Al Lifecycle: การกำกับ ดูแลตลอดวงจรชีวิตของ Al
- **3.2 Al Service Provision**: การให้บริการ Al





หลักสูตร AICA

AI CHANGE AGENT PROGRAM

ผู้นำการเปลี่ยนแปลงเพื่อยกระดับองค์กร สู่ยุคปัญญาประดิษฐ์อย่างมีธรรมาภิบาล

- สร้างโอกาสการใช้ Al สำหรับองค์กร (Strategic Al Integration)
- เรียนรู้กลยุทธ์ เพื่อ**ต่อยอดเป็น CAIO** (Chief Al Officer)
- พบกับ Real-World Use Cases และ Al Solutions
- บรรยายและ Workshop โดยผู้เชี่ยวชาญจากศูนย์ AIGC และหน่วยงานชั้นนำระดับโลกด้าน AI

 โพียง 2 รุ่น
 รุ่นที่ 1 วันที่ 29-30 ม.ค. 67

 (รับจำนวนจำกัด)
 รุ่นที่ 2 วันที่ 27-28 ก.พ. 67

 ® Graph Hotel Bangkok

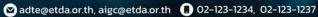














อบการนำเสนอ