ทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยี

<https://medium.com/@sutheepromsena/the-technology-acceptance-model-tam-ทฤษฎีการยอมรับเทคโนโลยี-44f2b509f4a5>

ไม่ได้ใส่ <https://www.sciencedirect.com/topics/medicine-and-dentistry/theory-of-reasoned-action>

<https://open.ncl.ac.uk/theories/1/technology-acceptance-model/>

<https://www.enablersofchange.com.au/what-is-the-technology-acceptance-model/>

โมเดลแห่งความสำเร็จ

ญาณิศา พลอยชุม. (2557). *อิทธิพลของคุณภาพระบบต่อการใช้งาน ความพึงพอใจ และประโยชน์สุทธิของผู้ใช้บริการทําธุรกรรมทางการเงินผ่านอินเทอร์เน็ต ในกรุงเทพมหานคร*. (การค้นคว้าอิสระบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยกรุงเทพ)

<http://dspace.bu.ac.th/bitstream/123456789/1688/9/yanisa.ploy.pdf>

<https://www.teneo.ai/blog/homage-to-john-mccarthy-the-father-of-artificial-intelligence-ai>

<https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/artificial-intelligence>

<https://www.ibm.com/topics/artificial-intelligence>

Searle, John. R. (1980). Minds, Brains, and Programs. Behavioral and Brain Sciences 3 (3): 417 – 457.

<https://web-archive.southampton.ac.uk/cogprints.org/7150/1/10.1.1.83.5248.pdf>

<https://www.alphasec.co.th/post/3-ประเภทของ-ai-narrow-ai-general-ai-และ-superintelligence-ai>

<https://www.investopedia.com/terms/t/turing-test.asp>

<https://www.teneo.ai/blog/homage-to-john-mccarthy-the-father-of-artificial-intelligence-ai>

<https://www.theguardian.com/technology/article/2024/jun/29/ray-kurzweil-google-ai-the-singularity-is-nearer>

<https://www.coursera.org/articles/types-of-ai>

<https://www.educathai.com/knowledge/articles/668>

<https://www.coraline.co.th/posts/ทำความรู้จักพื้นฐานของ-ai-แต่ละประเภท>

<http://www.eitc.org/research-opportunities/new-media-and-new-digital-economy/ai-machine-learning-deep-learning-and-neural-networks/ai-research-and-applications/functional-ai/reactive-machines>

<https://www.neilsahota.com/7-types-of-artificial-intelligence-with-examples/>

<https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence-types>

<https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/narrow-ai#:~:text=Narrow%20AI%2C%20also%20known%20as,AI%20is%20limited%20in%20scope>.

<https://www.thairath.co.th/lifestyle/tech/2795281>

<https://www.thairath.co.th/news/local/bangkok/2812590>

<https://www.dia.co.th/articles/ai-replacing-human/>

<https://www.thaipbs.or.th/news/content/342394>

<https://www.thunkhaotoday.com/news/world/3348/ผลสำรวจชี้การใช้-ai-เริ่มทำพนักงานเหนื่อยล้าและมีปัญหาในการปรับตัว>

<https://www.posttoday.com/business/715315>

<https://techsauce.co/saucy-thoughts/what-is-generative-ai-and-how-it-changing-possibility>

<https://cloud-ace.co.th/blogs/o0v9a6-ai-machine-learning-ml-ai-ml-goog>

<https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/ai-model-training/>

<https://keymakr.com/blog/advanced-ai-model-training-techniques-explained/>

<https://lembergsolutions.com/blog/how-prepare-training-data-better-ai>

<https://datascientest.com/en/deep-neural-network-what-is-it-and-how-is-it-working>

<https://botpress.com/blog/deep-neural-network>

<https://wiki.sipeed.com/ai/en/basic/dnn_basic.html>

<https://www.ibm.com/topics/linear-regression>

<https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-linear-regression/#:~:text=Linear%20regression%20is%20an%20algorithm,machine%20learning%20for%20predictive%20analysis>.

<https://www.ibm.com/topics/logistic-regression>

<https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-logistic-regression/#:~:text=Logistic%20regression%20is%20defined%20as,outcome%2C%20event%2C%20or%20observation>.

<https://aws.amazon.com/what-is/logistic-regression/>

<https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-logistic-regression/>

<https://www.borntodev.com/2022/09/15/รู้จักกับ-decision-tree/>

<https://www.ibm.com/topics/decision-trees>

<https://www.akkio.com/post/introduction-to-ai-decision-trees>

<https://www.ibm.com/topics/random-forest>

<https://builtin.com/data-science/random-forest-algorithm>

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/understanding-random-forest/>

https://williamkoehrsen.medium.com/random-forest-simple-explanation-377895a60d2d

<https://medium.com/@metehankozan/supervised-and-unsupervised-learning-an-intuitive-approach-cd8f8f64b644>

<https://phuri.medium.com/supervised-learning-คืออะไร-ทำงานยังไง-1c0e411a40a2>

<https://www.datacamp.com/blog/introduction-to-unsupervised-learning>

<https://cloud.google.com/discover/what-is-unsupervised-learning>

<https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning>

<https://www.geeksforgeeks.org/what-is-reinforcement-learning/>

<https://medium.com/@nutorbitx/มาทำความรู้จักกับ-reinforcement-learning-แบบเบาๆกันเถอะ-d36e71237b8>

<https://msalamiitd.medium.com/transfer-learning-in-deep-learning-leveraging-pre-trained-models-for-faster-and-better-training-ca8893b2f41c>

<https://builtin.com/data-science/transfer-learning>

<https://www.ibm.com/topics/transfer-learning>

<https://aws.amazon.com/what-is/transfer-learning/>

<https://www.datacamp.com/blog/what-is-transfer-learning-in-ai-an-introductory-guide>

<https://aws.amazon.com/th/what-is/transfer-learning/>

<https://www.v7labs.com/blog/semi-supervised-learning-guide>

<https://www.ibm.com/topics/semi-supervised-learning>

<https://www.v7labs.com/blog/semi-supervised-learning-guide>

<https://www.altexsoft.com/blog/semi-supervised-learning/>

<https://www.geeksforgeeks.org/ml-semi-supervised-learning/>

<https://www.altexsoft.com/blog/generative-ai/>

<https://openai.com/index/generative-models/>

**1. ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence หรือ AI)**

การนิยามของ John McCarthy ในปี ค.ศ. 1956 ถือเป็นจุดเริ่มต้นสำคัญของการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ โดย McCarthy ได้เสนอแนวคิดเรื่อง AI ในการประชุมที่จัดขึ้นที่วิทยาลัยดาร์ตมัธ ซึ่งการประชุมครั้งนี้ได้รับการยกย่องว่าเป็นจุดเริ่มต้นของปัญญาประดิษฐ์อย่างเป็นทางการ เขาได้บัญญัติว่า ปัญญาประดิษฐ์ คือ “ศาสตร์ด้านวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมศาสตร์ที่สร้างความฉลาดให้กับเครื่องจักร” ซึ่งแสดงถึงเป้าหมายในการพัฒนาระบบที่สามารถทำงานได้อย่างอิสระ

<https://www.teneo.ai/blog/homage-to-john-mccarthy-the-father-of-artificial-intelligence-ai>

มหาวิทยาลัยเคมบริดจ์ยังได้ให้คำจำกัดความคำว่า “ปัญญาประดิษฐ์” ไว้ว่า "ระบบคอมพิวเตอร์หรือเครื่องจักรที่มีคุณสมบัติบางประการที่สมองของมนุษย์มี เช่น ความสามารถในการตีความและสร้างภาษาในลักษณะที่ดูเหมือนมนุษย์ การจดจำและสร้างภาพ แก้ปัญหา และการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้รับ"

<https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/artificial-intelligence>

Cole Stryker และ Eda Kavlakoglu จากบริษัท ไอบีเอ็ม (International Business Machines) ยังได้ให้คำนิยามเพิ่มเติมว่า ปัญญาประดิษฐ์ เป็นเทคโนโลยีที่ช่วยให้คอมพิวเตอร์และเครื่องจักรจำลองการเรียนรู้ ความเข้าใจ การแก้ปัญหา การตัดสินใจ ความคิดสร้างสรรค์ และความสามารถในการทำงานได้อย่างอิสระเช่นเดียวกับมนุษย์ (IBM, 2024)

<https://www.ibm.com/topics/artificial-intelligence>

จากข้างต้น สามารถสรุปได้ว่า ปัญญาประดิษฐ์เป็นเทคโนโลยีที่ช่วยให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถทำงานโดยเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งรวมถึงการเข้าใจและตีความภาษาพูดและภาษาเขียน การวิเคราะห์ข้อมูล และการดำเนินการอื่น ๆ ที่ช่วยให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและคล่องตัวมากยิ่งขึ้น

**1.1 การแบ่งประเภทของปัญญาประดิษฐ์**

ปัจจุบัน ปัญญาประดิษฐ์ถูกแบ่งออกเป็น 2 ลักษณะสำคัญ โดยพิจารณาจากความสามารถและลักษณะการทำงาน ดังนี้

**1.1.1 การแบ่งตามความสามารถของ AI**

1. Artificial Narrow Intelligence (ANI) หรือ Weak AI

เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่ออกแบบมาเพื่อทำงานเฉพาะด้านในขอบเขตที่จำกัด ซึ่งไม่มีความสามารถในการปฏิบัติงานนอกเหนือจากที่ตั้งโปรแกรมไว้ ตัวอย่างสำคัญของแนวคิดนี้คือ "Chinese Room Experiment" ที่นำเสนอโดยนักปรัชญา John Searle ซึ่งกล่าวถึงระบบที่สามารถจดจำคำศัพท์ภาษาจีนได้ แต่ไม่สามารถสร้างความเข้าใจเชิงลึกต่อเนื้อหาของภาษาจีนได้ (Searle, 1980). ในปัจจุบัน ANI ถูกนำไปใช้กันอย่างแพร่หลายในอุตสาหกรรมต่าง ๆ เพื่อช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมากหรือทำงานเฉพาะด้าน เช่น การจดจำภาพ การวิเคราะห์ข้อมูลการตลาด และการสืบค้นข้อมูล

Searle, John. R. (1980). Minds, Brains, and Programs. Behavioral and Brain Sciences 3 (3): 417 – 457.

<https://web-archive.southampton.ac.uk/cogprints.org/7150/1/10.1.1.83.5248.pdf>

<https://www.alphasec.co.th/post/3-ประเภทของ-ai-narrow-ai-general-ai-และ-superintelligence-ai>

2. Artificial General Intelligence (AGI) หรือ Strong AI

เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถทำงานเทียบเท่ากับมนุษย์ ซึ่งครอบคลุมความสามารถในการเรียนรู้ เข้าใจ คิดวิเคราะห์ และแก้ปัญหาได้หลากหลายแบบ โดยในทางทฤษฎี AGI ถูกคาดหวังว่าจะสามารถทำงานได้หลากหลายเช่นเดียวกับมนุษย์ อย่างไรก็ตาม ปัจจุบันเทคโนโลยี AGI ยังอยู่ในขั้นตอนการพัฒนา และยังไม่มีระบบใดที่สามารถปฏิบัติงานได้สมบูรณ์เทียบเท่ามนุษย์

แนวคิดเรื่อง AGI ได้รับแรงบันดาลใจจากการทดสอบ Turing Test ที่นำเสนอโดย Alan Turing ในปี ค.ศ. 1950 โดย Turing Test เป็นการทดสอบโดยใช้ผู้พิพากษาที่จะสนทนากับบุคคลและโปรแกรมคอมพิวเตอร์ โดยไม่ทราบว่าฝ่ายใดเป็นมนุษย์หรือคอมพิวเตอร์ หากผู้พิพากษาไม่สามารถแยกแยะได้ว่าฝ่ายใดเป็นมนุษย์และฝ่ายใดเป็นโปรแกรม ถือว่าคอมพิวเตอร์นั้นได้แสดงความสามารถทางปัญญาในระดับใกล้เคียงกับมนุษย์ ซึ่งแนวคิดนี้เป็นพื้นฐานของ Strong AI (Turing, 1950) .

AGI ยังคงเป็นเป้าหมายสูงสุดของการพัฒนา AI ในอนาคต เนื่องจากหากพัฒนาให้สมบูรณ์ได้ ระบบจะสามารถปฏิบัติงานที่ซับซ้อนและมีความยืดหยุ่นมากขึ้น โดยไม่จำกัดเฉพาะขอบเขตใดขอบเขตหนึ่ง และสามารถเรียนรู้และปรับตัวตามสถานการณ์ต่าง ๆ ได้อย่างอิสระ

<https://www.investopedia.com/terms/t/turing-test.asp>

<https://www.teneo.ai/blog/homage-to-john-mccarthy-the-father-of-artificial-intelligence-ai>

3. Artificial Superintelligence (ASI)

ปัญญาประดิษฐ์ระดับสูงสุดที่ถูกคาดหวังว่าจะมีความสามารถทางปัญญาสูงกว่า AGI โดยมีเป้าหมายเพื่อพัฒนาระบบให้มีความสามารถเหนือกว่ามนุษย์ในทุกด้าน ทั้งในการแก้ไขปัญหา การคิดค้นนวัตกรรมใหม่ และการพัฒนาตนเองอย่างอิสระ รวมถึงอาจมีความสามารถในการรับรู้ ความเข้าใจอารมณ์ความรู้สึก และมีประสบการณ์เช่นเดียวกับมนุษย์ อย่างไรก็ตาม ASI ยังคงเป็นเพียงแนวคิดเชิงทฤษฎีที่ยังไม่สามารถพัฒนาให้เกิดขึ้นจริงได้

Ray Kurzweil นักอนาคตศาสตร์และผู้เชี่ยวชาญด้าน AI ได้สนับสนุนแนวคิดของ ASI โดยกล่าวไว้ในหนังสือ *The Singularity Is Near: When Humans Transcend Biology* (2005) ว่าภายในปี ค.ศ. 2045 ปัญญาประดิษฐ์จะมีความสามารถเหนือกว่ามนุษย์หลายพันล้านเท่า (Kurzweil, 2005) . การคาดการณ์นี้สะท้อนถึงศักยภาพที่อาจเกิดขึ้นได้หาก ASI สามารถพัฒนาได้สมบูรณ์ โดยจะมีบทบาทสำคัญในการเปลี่ยนแปลงและส่งผลกระทบในด้านต่าง ๆ อย่างมหาศาล

<https://www.theguardian.com/technology/article/2024/jun/29/ray-kurzweil-google-ai-the-singularity-is-nearer>

**2. การแบ่งตามลักษณะการทำงานของ AI**

Arend Hintze (2024) นักวิจัยและศาสตราจารย์ด้านชีววิทยาเชิงบูรณาการ มหาวิทยาลัยมิชิแกนสเตทได้กำหนดประเภทของปัญญาประดิษฐ์ที่แบ่งลักษณะการทำงานของ AI เป็น 4 ประเภท ต่อไปนี้

<https://www.coursera.org/articles/types-of-ai>

<https://www.educathai.com/knowledge/articles/668>

1. **Reactive Machines**

เป็นปัญญาประดิษฐ์ขั้นพื้นฐานที่ประมวลผลต่อข้อมูลที่ได้รับตรงหน้าเท่านั้น โดยไม่มีการใช้ข้อมูลย้อนหลังเพื่อใช้ในการตัดสินใจหรือจะเรียกว่า การตัดสินใจแบบ case by case เช่น Deep Blue ของ IBM ซึ่งสามารถเล่นหมากรุกได้โดยการวิเคราะห์เกมในขณะนั้น แต่ไม่มีความสามารถในการเก็บข้อมูลของเกมที่ผ่านมา หรือการให้ตัวเลือกที่แนะนำใน Netflix ถ้าเทียบกับมนุษย์ก็เหมือนกับการตัดสินใจด้วยสัญชาตญาณนั่นเอง

<https://www.coraline.co.th/posts/ทำความรู้จักพื้นฐานของ-ai-แต่ละประเภท>

<http://www.eitc.org/research-opportunities/new-media-and-new-digital-economy/ai-machine-learning-deep-learning-and-neural-networks/ai-research-and-applications/functional-ai/reactive-machines>

1. **Limited Memory**

เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่มีความสามารถในการดำเนินการโดยอ้างอิงจากข้อมูลในช่วงเวลาที่ผ่านมาและปัจจุบัน ซึ่งนำมาช่วยในการตัดสินใจในอนาคต โดยปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้มีวิธีการเรียนรู้ผ่านการจดจำข้อมูล เช่นเดียวกับการเรียนรู้ของมนุษย์ โดยประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์จะสูงขึ้นเมื่อได้รับข้อมูลที่เพียงพอเพื่อใช้ในการฝึกฝน และสามารถเรียนรู้เพิ่มเติมได้เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา

Limited Memory มักใช้เทคโนโลยี Machine Learning (ML) โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) เช่น Recurrent Neural Networks (RNN) หรือ Long Short-Term Memory (LSTM) ที่มีความสามารถในการจัดเก็บข้อมูลตามลำดับเวลาได้ในช่วงเวลาหนึ่ง ทำให้ AI ประเภทนี้สามารถวิเคราะห์และตัดสินใจบนพื้นฐานของข้อมูลที่เพิ่งได้รับได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตัวอย่างการประยุกต์ใช้งาน Limited Memory ในเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์พบได้ในระบบการขับขี่อัตโนมัติ (Autonomous Driving) ซึ่งใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์และภาพจากกล้องเพื่อตัดสินใจการขับขี่ตามสภาพแวดล้อมแบบเรียลไทม์ โดยระบบจะต้องอาศัยข้อมูลปริมาณมากและการวิเคราะห์ข้อมูลที่ต่อเนื่องเพื่อให้สามารถทำงานได้อย่างแม่นยำ ซึ่งการใช้เทคโนโลยีเดิมนั้น จะมีข้อจำกัดในการตอบสนองต่อปัจจัยภายนอก โดยอาจใช้เวลานานถึง 100 วินาทีในการประมวลผลและตัดสินใจ ซึ่งส่งผลให้ความแม่นยำลดลงในสถานการณ์ที่ต้องการการตอบสนองอย่างรวดเร็ว เมื่อมีการนำเทคโนโลยี Limited Memory มาใช้ ระบบจึงสามารถตอบสนองได้รวดเร็วขึ้นมาก ทำให้สามารถประมวลผลข้อมูลและตัดสินใจได้ทันที ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความปลอดภัยในสถานการณ์ที่ต้องการการตอบสนองแบบทันที

<https://www.neilsahota.com/7-types-of-artificial-intelligence-with-examples/>

<https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence-types>

<https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/narrow-ai#:~:text=Narrow%20AI%2C%20also%20known%20as,AI%20is%20limited%20in%20scope>.

1. **Theory of Mind**

เป็นแนวคิดการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ที่มุ่งหวังให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเข้าใจและรับรู้ถึงการมีชีวิตจิตใจของมนุษย์ตลอดจนตระหนักถึงการมีตัวตนของผู้อื่น โดยการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ประเภทนี้ มีการคาดหวังให้สามารถทำความเข้าใจอารมณ์ ความรู้สึก และการมีปฏิสัมพันธ์กับมนุษย์อย่างลึกซึ้ง โดยการเรียนรู้พฤติกรรมทางสังคมและการทำนายพฤติกรรม ซึ่งในปัจจุบันยังคงเป็นปัญญาประดิษฐ์เชิงทฤษฎีที่ยังไม่สามารถสร้างขึ้นได้จริงในปัจจุบัน เนื่องจากการทำให้ปัญญาประดิษฐ์เข้าใจและจำลองความสัมพันธ์ของมนุษย์ได้นั้น จำเป็นต้องอาศัยการวิจัยเชิงลึกในด้านจิตวิทยาและสังคมศาสตร์

1. **Self-Awareness**

เป็นปัญญาประดิษฐ์ที่อยู่ในระดับสูงสุด โดยมุ่งเน้นการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ให้มีความรู้สึกถึงตัวตนและสามารถตัดสินใจได้อย่างอิสระ รวมถึงมีอารมณ์เป็นของตัวเองเสมือนเป็นมนุษย์ ซึ่งการพัฒนา Self-Awareness แตกต่างจาก Theory of Mind ตรงที่ปัญญาประดิษฐ์จะไม่ได้เป็นเพียงผู้เข้าใจอารมณ์ของมนุษย์เท่านั้น แต่ยังสามารถรับรู้อารมณ์ของตนเองและมีความคิดเชิงวิจารณญาณในการตัดสินใจได้ด้วย อย่างไรก็ตาม Self-Awareness ยังคงเป็นเพียงความฝัน เนื่องจากจำเป็นต้องเข้าใจกลไกการทำงานของสมองมนุษย์อย่างละเอียด รวมถึงระบบความจำ การเรียนรู้ และการตัดสินใจซึ่งเป็นความซับซ้อนที่ยังไม่สามารถจำลองได้ในปัจจุบัน

พนักงานไทยใช้ AI กระหึ่มสูงกว่าค่าเฉลี่ยโลก

ไมโครซอฟท์ ประเทศไทย ร่วมกับ LinkedIn เผยผลงานวิจัย Work Trend Index 2024 เปิดข้อมูลล่าสุดเกี่ยวกับสถานะความคืบหน้าของคนทำงานในประเทศไทยและทั่วโลก ในการนำนวัตกรรม AI มาใช้ในที่ทำงาน พบพนักงานชาวไทย 92% นำ AI มาใช้แล้ว สูงกว่าค่าเฉลี่ยทั่วโลกที่ 75% ขณะที่ผู้บริหารไทย 90% เลือกพนักงานที่มีทักษะ AI เหนือคนมีประสบการณ์

รายงานดังกล่าวรวบรวมข้อมูลจากการสำรวจพนักงานและผู้บริหารกว่า 31,000 คน ใน 31 ประเทศทั่วโลก รวมประเทศไทย ครอบคลุมแนวโน้มตลาดแรงงานและเทรนด์การจ้างงานผ่านทาง LinkedIn รวมถึงข้อมูลที่รวบรวมนับล้านล้านรายการจากการใช้งาน Microsoft 365 และการศึกษาวิจัยลูกค้าของบริษัทที่อยู่ใน Fortune 500 เพื่อแสดงให้เห็นว่า ในช่วงระยะเวลา 1 ปีที่ผ่านมา นวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์หรือ AI มีอิทธิพลต่อรูปแบบการทำงาน การบริหาร และการจ้างงานของผู้คนทั่วโลกอย่างไร

โดยปี 2024 ถือเป็นปีของ AI เพื่อการทำงานอย่างแท้จริง พนักงานทั่วโลกนำ Generative AI มาใช้ทำงานเพิ่มขึ้นเกือบเท่าตัวในช่วง 6 เดือนแรก ผู้ใช้ LinkedIn จำนวนมากนำทักษะความสามารถที่เกี่ยวกับ AI มาเพิ่มเติมลงในเรซูเม่หรือประวัติการทำงานมากขึ้น ด้านผู้บริหารส่วนใหญ่ มีมุมมองจะไม่จ้างผู้สมัครที่ไม่มีทักษะด้าน AI แต่ก็ยังกังวลเกี่ยวกับการขาดวิสัยทัศน์ด้าน AI ของบริษัท และการที่พนักงานนำเครื่องมือ AI ส่วนตัวมาใช้ในที่ทำงาน

ธนวัฒน์ สุธรรมพันธุ์ กรรมการผู้จัดการใหญ่ ไมโครซอฟท์ ประเทศไทย กล่าวว่า ปัจจุบัน Generative AI เป็นเครื่องมือที่ได้รับการยอมรับและนำไปใช้งานอย่างแพร่หลายในที่ทำงาน พนักงานส่วนใหญ่เลือกนำ AI มาช่วยสะสางภาระงานในแต่ละวัน โดยไม่รอว่าองค์กรจะมีเครื่องมือ บริการ วิสัยทัศน์หรือแนวทางการใช้งานอย่างไร

รายงานการสำรวจ Work Trend Index 2024 ดังกล่าว ได้สรุปข้อมูลเชิงลึกใน 3 ประเด็นที่สะท้อนถึงผลกระทบของ AI ที่มีต่อการทำงานและตลาดแรงงานตลอดทั้งปี ได้แก่

1.พนักงานต้องการนำ AI มาช่วยในการทำงาน โดยไม่รอให้บริษัทมีความพร้อม ผลสำรวจเผยว่า พนักงานคนไทยกว่า 92% นำ AI มาใช้ในการทำงานแล้ว สูงกว่าค่าเฉลี่ยทั่วโลกที่ 75% โดยในกลุ่มผู้ใช้งาน AI ดังกล่าว พบอีกว่า 81% เลือกนำเครื่องมือ AI ของตนเองมาใช้งาน จนเกิดเป็นกระแสที่เรียกว่า Bring Your Own AI (BYOAI) ซึ่งอาจทำให้บริษัทได้รับประโยชน์จากการใช้งาน AI ไม่เต็มที่ เนื่องจากยังขาดทิศทางและกลยุทธ์ในระดับองค์กร และเสี่ยงต่อการรั่วไหลของข้อมูล นอกจากนั้น 68% ของพนักงานทั่วโลก ระบุว่าพวกเขาต้องทำงานจำนวนมากให้เสร็จทันเวลา AI จึงเป็นตัวช่วยที่ดี ขณะที่ผู้บริหารไทย 91% สูงกว่าค่าเฉลี่ยทั่วโลกที่ 79% เชื่อว่าบริษัทของตนจำเป็นต้องนำ AI มาใช้ เพื่อรักษาความสามารถในการแข่งขัน

2.ผู้ใช้งาน AI ในระดับสูงหรือ Power Users มีมากขึ้น โดยคนเหล่านี้นำ AI มาปรับใช้ จนสามารถลดเวลาทำงานได้วันละ 30 นาที เฉลี่ย 10 ชั่วโมงต่อเดือน โดยในไทย กว่า 86% ของพนักงานกลุ่มนี้ เลือกที่จะเริ่มและจบวันทำงานด้วย AI สอดคล้องกับค่าเฉลี่ยของ AI Power Users ทั่วโลกที่ 85% ในทางกลับกัน ผู้ใช้ AI ระดับสูงในไทยมีแนวโน้มที่จะทดลองใช้ AI ในรูปแบบหรือวิธีการใหม่ๆ 45% ต่ำกว่าค่าเฉลี่ยโลกที่ 68% ขณะที่การสนับสนุนการใช้ AI ในองค์กรไทยยังแตกต่างเมื่อเทียบกับทั่วโลก โดย 28% ของกลุ่ม AI Power Users ในไทย ได้รับข้อมูล สาระหรือความเคลื่อนไหวเกี่ยวกับ AI จากแผนกหรือฝ่ายที่ทำงานอยู่ ต่ำกว่าค่าเฉลี่ยโลกที่ 40% และมี 22% ที่ได้รับโอกาสจากองค์กรให้ฝึกฝนทักษะด้าน AI เพิ่มเติม เทียบกับค่าเฉลี่ยโลกที่ 42%

3.AI กลายเป็นมาตรฐานใหม่ด้านทักษะและทำลายขีดจำกัดในสายอาชีพ ผู้บริหารในไทยกว่า 74% ไม่ต้องการจ้างพนักงานที่ไม่มีทักษะทางด้าน AI สูงกว่าค่าเฉลี่ยโลกที่ 66% และหากต้องเลือกระหว่างทักษะ AI กับประสบการณ์การทำงาน ผู้บริหารไทย 90% เลือกคนที่มีทักษะด้านการใช้ AI แทนที่คนประสบการณ์สูงกว่า ขณะที่ค่าเฉลี่ยโลกอยู่ที่ 71%

ข้อมูลจากผู้ใช้ LinkedIn ทั้งในระดับองค์กรและคนทำงาน ยังเผยอีกว่า ปลายปี 2023 ที่ผ่านมา จำนวนสมาชิก LinkedIn ทั่วโลกที่ใส่ข้อมูลเกี่ยวกับทักษะการใช้งาน AI อย่าง ChatGPT และ Copilot ในโปรไฟล์ของตนเอง มีมากขึ้น 142 เท่าตัว และในกลุ่ม 10 ตำแหน่งงานที่เพิ่มข้อมูลเกี่ยวกับทักษะด้าน AI มากที่สุดนั้น พบว่าเป็นตำแหน่งในสายงานด้านเทคโนโลยีโดยตรงเพียง 2 ตำแหน่ง (นักพัฒนา ระบบ Front-End และนักพัฒนาเว็บ) ขณะที่ 3 อันดับแรกเป็นตำแหน่งงานด้านการเขียนคอนเทนต์ กราฟฟิกดีไซน์ และการตลาด

<https://www.thairath.co.th/lifestyle/tech/2795281>

AI มาแรง JobThai แนะนักศึกษา คนทำงาน และองค์กรต้องร่วมปรับตัว

AI มาแรง จ๊อบไทย แชร์เทคนิคปรับกลยุทธ์องค์กร และแนวทางปรับตัวสำหรับคนทำงาน และนักศึกษาที่กำลังหางานในยุคใหม่

นางสาวแสงเดือน ตั้งธรรมสถิตย์ ผู้ร่วมก่อตั้งและหัวหน้าผู้บริหารด้านปฏิบัติการของจ๊อบไทย หรือ JobThai กล่าวว่า แม้เทคโนโลยี AI จะไม่ใช่เรื่องใหม่ แต่ยังมีองค์กรในไทยไม่น้อยที่ยังไม่ได้ให้ความสนใจกับเรื่องนี้ ซึ่งถือเป็นเรื่องจำเป็นที่องค์กรต้องศึกษาและวางแผนที่จะนำเทคโนโลยีเข้ามาใช้กับธุรกิจ เพื่อปรับตัวให้ทันกับการพัฒนาของเทคโนโลยีที่เปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ และในขณะเดียวกันต้องสนับสนุนพนักงานให้มีความรู้ ความเชี่ยวชาญในเรื่อง AI ด้วย

สำหรับองค์กรที่อยากเริ่มต้นใช้เทคโนโลยี AI นั้นต้องรู้ก่อนว่า AI มีหลายรูปแบบ สิ่งแรกที่ควรทำคือต้องดูรูปแบบธุรกิจของคุณว่าเกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีมากขนาดไหน ถ้าจะต้องลงทุนเพิ่มจะมีผลตอบแทนที่คุ้มค่า มีประสิทธิภาพหรือลดต้นทุนในระยะยาวได้หรือไม่ ตัวอย่างการใช้ AI กับธุรกิจต่าง ๆ เช่น การใช้ AI ที่พัฒนาเพื่อการวิเคราะห์และประมวลผลในธุรกิจด้านการตลาดและการเงิน

ส่วนธุรกิจด้านการแพทย์ก็จะใช้ AI ในการตรวจจับความผิดปกติของร่างกาย ตลอดจนอาการเริ่มต้นของโรคหรือคาดการณ์แนวโน้มได้ล่วงหน้าจากข้อมูลผลการตรวจประกอบกับภาพถ่าย หรือคนทำงานในธุรกิจอื่นๆ ก็เริ่มมีการใช้งาน Generative AI กันมากขึ้น

เช่น การใช้ AI สรุปประเด็นที่เราต้องการรู้ให้เข้าใจง่ายๆ ต่อมาก็ต้องดูว่าหน้าที่หลักของพนักงานมีอะไรและมีส่วนไหนที่สามารถเอา AI มาช่วยให้พนักงานทำงานมีประสิทธิภาพดีขึ้นบ้าง

โดยสุดท้ายก็เป็นการประเมินและเตรียมพร้อมด้านทักษะให้กับพนักงานตามความเหมาะสมกับลักษณะงานและศักยภาพของพนักงานแต่ละคน ถ้าคนไหนมีความรู้ระดับพื้นฐานก็ต้องมีการอบรม Upskill หรือ Reskill เพื่อให้ทำงานร่วมกับเทคโนโลยี AI ได้ คนไหนที่เก่งเรื่องการใช้งาน AI อยู่แล้วก็อาจจะเริ่มทดลองใช้ AI ในการทำงานจริง

รวมถึงทำหน้าที่อัปเดตข่าวสารเทคโนโลยีใหม่ที่จะเป็นประโยชน์กับการทำธุรกิจและเพื่อนร่วมงานเพื่อให้ทุกคนมีความเข้าใจและใช้เทคโนโลยีอย่างมีประสิทธิภาพ เกิดประโยชน์สูงสุดในการทำงาน และส่งผลดีต่อองค์กรโดยรวม

ทั้งนี้องค์กรต้องมีการสื่อสารกับพนักงานที่มีความกังวลว่า AI จะมาทดแทนแรงงานมนุษย์ โดยต้องสื่อสารให้ชัดเจนคือเล่าทิศทางการพัฒนาองค์กรว่าจะใช้งานเทคโนโลยีอย่างไร และชี้ให้เห็นถึงประโยชน์ที่ทั้งองค์กรและตัวพนักงานเองจะได้หากเริ่มต้นตั้งแต่วันนี้

ด้านนายภารุต เพ็ญพายัพ ประธานเจ้าหน้าที่บริหาร MQDC Idyllias ภายใต้บริษัท แมกโนเลียควอลิตี้ ดีเวล็อปเม้นต์ คอร์ปอเรชั่น จำกัด หรือ MQDC บริษัทอสังหาริมทรัพย์ชั้นนำของไทย กล่าวว่า ปัจจุบันภายในองค์กรได้มีการนำเทคโนโลยี AI มาใช้ทำงานในชีวิตประจำวันของพนักงาน เช่น การใช้ Chat GPT หรือ Google Gemini เพื่อหาข้อมูลต่างๆ รวมถึงการใช้ AI ลดงานแอดมินอย่างสรุปการประชุม และในด้านของธุรกิจยังได้นำ AI มาช่วยส่งเสริมการขาย หรือสร้างมูลค่าเพิ่มให้กับโครงการอสังหาริมทรัพย์ของ MQDC ด้วยการพัฒนาเวอร์ชวลแกลเลอรี่ (Virtual Gallery)

ทั้งนี้เพื่อให้ข้อมูลผ่านช่องทางออนไลน์แก่ลูกค้าที่ไม่สะดวกเดินทางมาในโครงการ ในรูปแบบของ 3D ที่ให้ประสบการณ์เสมือนจริง และยังมี AI Agent ที่สามารถให้ข้อมูลและสร้างปฏิสัมพันธ์กับลูกค้าได้ใกล้เคียงการคุยกับพนักงาน ซึ่งมี 3 ภาษา คือไทย อังกฤษ จีน อีกด้วย ซึ่งเทคโนโลยี AI เป็นเครื่องมือหนึ่งที่จะทำให้ประสบการณ์บนตัวธุรกิจใหม่ในโครงการ MQDC Idyllias โครงการเมตาเวิร์สน่าตื่นเต้นยิ่งขึ้น

เมื่อพูดถึง AI ในมุมของคนทำงาน นายภารุต กล่าวว่า โดยทั่วไปคนทำงานจะมีการแบ่งออกเป็นสองกลุ่ม กลุ่มแรกคือกลุ่มที่กระตือรือร้น อยากทดลองใช้เครื่องมือต่าง ๆ เพื่อพัฒนาทักษะและเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของตัวเอง และอีกกลุ่มอาจจะอยู่ในช่วงที่ยังปฏิเสธ รู้สึกไม่มั่นใจว่าจะใช้เทคโนโลยี AI ในการทำงานอย่างไร

ดังนั้น องค์กรต้องช่วยสนับสนุนคอร์สการเรียนรู้ และส่งเสริมให้พนักงานทุกคนทดลองใช้เครื่องมือต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับ AI ในชีวิตประจำวันมากยิ่งขึ้น เมื่อทุกคนได้สัมผัสใกล้ชิดมากเท่าไหร่ ก็จะเห็นทิศทางพฤติกรรมของพนักงานว่าเริ่มไปในทิศทางที่พร้อมจะปรับตัวมากขึ้น

สำหรับมุมมอง AI กับบทบาทของผู้บริหารเองต้องวางแผนบริหารจัดการ ดูทิศทางการเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยี และเลือกเครื่องมือที่มีอยู่มากมายในตลาดให้เหมาะสมและตอบโจทย์วัตถุประสงค์ในการดำเนินธุรกิจ เช่น ปัญหาที่อยากแก้ไขให้กับตัวลูกค้า และผู้มีส่วนได้ส่วนเสียคือเรื่องอะไร ใช้ประเด็นเหล่านี้ในการตั้งโจทย์เพื่อเลือกเครื่องมือที่มาแก้ไขปัญหาได้อย่างตรงจุด รวมถึงจะใช้ AI เป็นตัวส่งเสริมประสบการณ์ในการคิดนวัตกรรม หรือคิดผลิตภัณฑ์ใหม่ๆ ที่จะตอบโจทย์ธุรกิจได้อย่างไรบ้าง เอามาเสริมในจุดนั้นจะเป็นวิธีการที่ทำให้เราขับเคลื่อนงานได้อย่างมีทิศทางมากที่สุด

นายณัฐวุฒิ พึงเจริญพงศ์ ผู้ก่อตั้งและซีอีโอบริษัทอุ๊คบี (Ookbee) แพลตฟอร์มซื้อ-ขายหนังสืออิเล็กทรอนิกส์ และนักลงทุน ให้ความคิดเห็นและคำแนะนำเกี่ยวกับสถานการณ์ AI ในภาคธุรกิจไทยว่า สำหรับผู้ประกอบการที่กำลังเริ่มศึกษาเรื่องการใช้ AI ต้องมองภาพให้ออกว่าคุณอยู่ในประเภทธุรกิจไหน แล้ว AI จะเข้ามามีผลกระทบกับประเภทธุรกิจของคุณมากน้อยอย่างไร และส่งผลกระทบในด้านใดบ้าง บางประเภทธุรกิจ AI อาจจะส่งผลกระทบไม่มากนัก

ในขณะที่บางธุรกิจมีความเสี่ยงที่จะโดน Disrupt ซึ่งอาจจะเป็นทั้งความเสี่ยงและโอกาสซึ่งผู้ประกอบการต้องปรับเปลี่ยนธุรกิจให้ได้ ปัจจุบันมีผู้ประกอบการไทยที่นำ AI มาใช้กับธุรกิจมากขึ้น ตัวอย่างธุรกิจขายปลีก (Retail) นำ AI เข้ามาใช้ตั้งแต่กระบวนการและขั้นตอนในการจัดสรรสินค้า (Supply Chain Optimization) เช่น การจัดการคลังสินค้า (Inventory Management)

โดยวิเคราะห์สต๊อกสินค้าว่าสินค้าไหนที่มีมากไปและมีโอกาสเสียหายหรือหมดอายุ สินค้าไหนที่ไม่เพียงพอต่อการขายซึ่งช่วยให้จัดการได้เร็วขึ้น รวมถึงการวางแผนเส้นทาง (Route Planning) ในการส่งสินค้าซึ่งช่วยคิดว่าจะต้องไปส่งสินค้าอย่างไรให้ประหยัดเวลาและน้ำมันมากที่สุด ตลอดจนฝั่งการขายก็มีการนำ AI มาใช้ในการเสนอสินค้าตามพฤติกรรมและความต้องการของแต่ละคน

นอกจากนี้จะเห็นว่า Generative AI ปัจจุบันสามารถสร้างทั้งข้อความ รูปภาพ เสียง วิดีโอ และเป็น AI ที่ทำให้คนทั่วไปให้ความสนใจเป็นอย่างมากซึ่งดูเหมือนว่าจะส่งผลกระทบโดยตรงกับงานคอนเทนต์ประเภทต่าง ๆ คุณณัฐวุฒิ ได้ให้ความเห็นในเรื่องนี้ว่า ปฏิเสธไม่ได้ว่าในระยะยาว AI ส่งผลกระทบโดยตรงกับผู้ผลิตคอนเทนต์โดยเฉพาะนักวาดภาพประกอบ

แต่ปัจจุบันทางด้านนักเขียน นักวาดภาพประกอบ ยังมีความกังวลเรื่องของลิขสิทธิ์ในการใช้ AI และมีการทำงานแบบถ้อยทีถ้อยอาศัยและสนับสนุนความเป็นศิลปินอยู่ เลยยังไม่มีการนำ AI มาใช้ในงานมากนัก สำหรับด้านแพลตฟอร์มอุ๊คบีมีการนำ AI มาใช้ในการนำเสนอสินค้าในแพลตฟอร์มให้ตรงกับความสนใจของลูกค้ามากขึ้น ตลอดจนงานเอกสารต่างๆ

ส่วนคำแนะนำสำหรับผู้นำองค์กร ต้องเข้าใจอย่างแน่ชัดว่าธุรกิจของคุณต้องการอะไร และต้องพาบริษัทไปในโจทย์ที่ถูกว่าการใช้ AI จะช่วยให้ลดต้นทุนและเพิ่มกำไรได้อย่างไร

สำหรับคนทำงานทั่วไป หรือคนที่เพิ่งเรียนจบและหางานนั้น เรียกได้ว่า AI อัปเดตเร็วมากเราต้องเข้าไปมีส่วนร่วมและเรียนรู้ไปพร้อมกันเพราะถ้าไม่เริ่มเรียนรู้และรอให้เทคโนโลยีพัฒนาไปไกลอาจจะตกขบวนได้ คนทำงานสามารถทำได้โดยดูว่างานในหนึ่งวันของเราต้องทำอะไรบ้าง เช่น ประชุม เขียนอีเมล ผลิตคอนเทนต์ จากนั้นมาดูต่อว่ามี AI อะไรมาช่วยได้บ้าง ซึ่งทุกวันนี้ AI อาจจะยังไม่เพอร์เฟกต์แต่เราจะเห็นว่าพัฒนาการดีขึ้นเรื่อยๆ ซึ่งไม่เสียหายที่จะทดลองใช้

ทั้งนี้โลกธุรกิจและตลาดแรงงานในปัจจุบันมีความผันผวนอยู่ตลอดเวลา ดังนั้นฝั่งองค์กรควรกำหนดทิศทางการพัฒนาธุรกิจให้ชัดเจน และมีการเตรียมพร้อมเรื่องเทคโนโลยีให้กับบริษัทและพนักงาน ไม่ว่าจะเป็นการส่งเสริมการเรียนรู้ สนับสนุนให้ทดลองใช้เทคโนโลยีในงานมากขึ้น ด้านคนทำงานต้องมีพัฒนาตัวเองอย่างต่อเนื่อง ปรับตัวและเปิดรับสิ่งใหม่ๆ อยู่เสมอ องค์กรและพนักงานก็จะเติบโตไปพร้อมๆ กัน

<https://www.thairath.co.th/news/local/bangkok/2812590>

**AI จะมาทำงานแทนคนได้จริงไหม? อนาคตของ AI กับคนจะเป็นอย่างไร**

เมื่อในปัจจุบันเทคโนโลยีมีความก้าวหน้ามากขึ้น การเข้ามาของปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI จึงเริ่มมีบทบาทมากขึ้นทั้งเรื่องของการบริการ และการสื่อสารต่างๆ ซึ่งทำให้ใครหลายคนเริ่มหวั่นใจว่า AI จะเข้าทำงานแทนคนหรือไม่ ในบทความนี้ ทาง dIA จะพามาไขข้อข้องใจว่า AI จะมาทำงานแทนคนได้จริงไหม แล้ว AI จะเป็นอย่างไรในอนาคตอันใกล้

AI คืออะไร ทำงานอย่างไร

AI (Artificial Intelligence) หรือ ปัญญาประดิษฐ์ คือ ระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถคำนวณ และทำงานได้เหมือนกับมนุษย์ในบางอย่าง รวมถึงการเลียนแบบกิจกรรมของมนุษย์ เช่น การเรียนรู้ การแก้ไขปัญหา การประมวลผล การจำลองความคิด การเข้าใจในภาษาแบบมนุษย์ และอื่นๆ อีกมากมาย

โดย หลักการการทำงานของ AI นั้น

* ขั้นตอนแรกคือการป้อนข้อมูล วิศวกรจะต้องรวบรวมข้อมูลที่จำเป็นสำหรับ AI ซึ่งอาจจะเป็นรูปภาพหรือคำพูดก็ได้ สิ่งสำคัญคือต้องมั่นใจว่าอัลกอริทึมสามารถอ่านข้อมูลที่ป้อนเข้าไปได้ และต้องกำหนดบริบทของข้อมูลและผลลัพธ์ที่ต้องการให้ชัดเจน
* หลังจากนั้น AI จะทำการประมวลผล โดย AI จะตีความข้อมูลที่ตั้งโปรแกรมเอาไว้ล่วงหน้า และใช้พฤติกรรมที่ได้เรียนรู้มาและจดจำรูปแบบพฤติกรรมในข้อมูลนั้น
* เมื่อประมวลผลเสร็จแล้ว ก็จะคาดการณ์ผลลัพธ์ที่ได้ ซึ่งในขั้นตอนนี้จะเป็นตัวกำหนดว่าข้อมูลที่ได้มา การคาดการณ์จะบอกได้ว่าสิ่งนั้นจะล้มเหลวหรือว่าสำเร็จ
* หลังจากนั้น หากข้อมูลที่ได้มาผลลัพธ์คือไม่สำเร็จ AI จะสามารถเรียนรู้ข้อผิดพลาด และทำซ้ำขั้นตอนที่แตกต่างออกไปจากเดิม ขั้นตอนนี้จึงเป็นการที่อัลกอริทึมทำการปรับเปลี่ยน หรือเปลี่ยนแปลงให้เหมาะสมกับชุดข้อมูลนั้นๆ
* ขั้นตอนสุดท้าย เมื่อ AI ทำภารกิจที่ได้รับมอบหมายแล้ว AI จะทำการประเมิน โดยจะวิเคราะห์ข้อมูลอนุมาน และคาดการณ์ได้ รวมถึงสามารถให้ข้อเสนอแนะที่จำเป็นและเป็นประโยชน์อีกด้วย

นอกจากนี้ AI สามารถประมวลผลข้อมูลจำนวนมากๆ และมีความรวดเร็วในการตอบโต้อัตโนมัติได้มากกว่ามนุษย์ทำให้ในหลายภาคส่วนนำ AI มาใช้เป็นตัวช่วยในการดำเนินงานต่างๆ โดยเฉพาะในแวดวงธุรกิจ และอุตสาหกรรมที่มีระบบอัตโนมัติเป็นหัวใจสำคัญในการดำเนินงานที่ต้องอาศัยการเก็บรวมรวบข้อมูลจำนวนมาก  ด้วยเหตุผลนี้จึงมีการใช้ AI เพื่อประมวลผลข้อมูลจำนวนมากในระยะเวลาเพียงนิดเดียว รวมถึงให้ AI เรียนรู้ และแก้ไขปัญหาต่างๆจากฐานข้อมูลที่มีอยู่ เพื่อช่วยลดการทำงานของคนได้ อีกทั้งยังดำเนินการได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดโอกาสที่จะเกิดข้อผิดพลาดได้อีกด้วย AI มีประโยชน์อย่างยิ่งในการดำเนินธุรกิจ อย่างไรก็ตาม การเลือก AI ให้เหมาะสมกับความต้องการทางธุรกิจเป็นสิ่งสำคัญ

อาชีพที่มีโอกาสถูก AI เข้ามาแทนที่

เมื่อเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้ามา การทำงานในบางอย่างอาจจะไม่ต้องพึ่งพาอาศัยมนุษย์ AI จึงเข้ามามีบทบาทมากยิ่งขึ้น ในแวดวงธุรกิจ และภาคอุตสาหกรรมที่มีการใช้เทคโนโลยีเป็นหลัก จึงมีการนำ AI มาทำงานแทนคน ซึ่งเรามาลองดูอาชีพที่มีโอกาสถูก AI จะเข้ามาแทนที่ มีดังนี้

1. พนักงานบริการ

บทบาทในการบริการแบบอัตโนมัติเริ่มมีมากขึ้น เนื่องจากมีเครื่องมืออำนวยความสะดวก โดยไม่ต้องใช้มนุษย์ หลักๆ ที่จะเห็นกันเป็นประจำ เช่น แชทบอท หรือหุ่นยนต์เสิร์ฟอาหาร ซึ่งเสมือนได้ให้บริการลูกค้าได้ในวงกว้าง และรวดเร็ว หรือความก้าวหน้าในเรื่องการชำระเงินด้วยตนเอง ทำให้คนงานที่เป็นมนุษย์น้อยลง

2. พนักงานโรงแรม

เช่นเดียวกับพนักงานโรงแรม ทั้งพนักงานต้อนรับ หรือบริการอื่นๆ ในการให้บริการลูกค้าสามารถทำได้อัตโนมัติ การตอบคำถาม หรือตอบรับคำขอของลูกค้าจะมีความรวดเร็วมากกว่า เช่น ในหลายๆ โรงแรม ได้เปลี่ยนพนักงานต้อนรับเป็น AI เกือบแทบทั้งหมดแล้ว เพราะสามารถดู ฟัง เข้าใจ และพูดคุยกับแขก ลูกค้าได้

3. นักแปล

ในปัจจุบันระบบการแปลภาษาจาก AI นั้นพัฒนาขึ้นเรื่อยๆ จนทุกวันนี้ทุกคนจึงไม่ค่อยได้พึ่งการเรียนรู้ด้วยตัวเอง หรือพึ่งนักแปล แต่พึ่งพาแอปพลิเคชันแปลกันอย่างแพร่หลาย ตัวอย่างเช่น แอปพลิเคชันที่สามารถฟังเสียง และแปลภาษานั้นๆ เวลาเราไปเที่ยว เป็นต้น ถึงแม้ว่า AI จะยังไม่สามารถเรียบเรียงประโยคได้อย่างถูกต้อง แต่มีโอกาสที่นักแปล หรือล่ามจะถูก AI แทนที่ได้ในอนาคต

4. โปรแกรมเมอร์

เครื่องมือ AI เจเนอเรชัน เช่น ChatGPT และ bard ทำให้เกิดคำถามว่า AI จะมาแทนที่การเขียนหนัก ๆ ได้หรือไม่ แม้ภาษาของมนุษย์เราจะต้องอาศัยความคิดสร้างสรรค์ แต่ในการเขียนโปรแกรมประกอบไปด้วยภาษาที่มีโครงสร้างที่ชัดเจนมากกว่า ChatGPT ซึ่งสามารถใช้ในการเขียนโค้ดได้ ดังนั้น ในไม่ช้าการเขียนโปรแกรมอาจจะใช้ระบบอัตโนมัติในไม่ช้า

5. คนขับรถขนส่ง

AI สามารถวิเคราะห์เส้นทาง และสภาพการจราจร เพื่อเลือกเส้นทางที่สั้น และสะดวกมากที่สุด รวมถึง AI สามารถติดตามเส้นทางการขับรถ เพื่อตรวจสอบ และป้องกันการขับรถออกนอกเส้นทาง หรือกรณีที่ต้องการความช่วยเหลือเมื่อมีอุบัติเหตุเกิดขึ้น ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการขนส่งให้ไปถึงจุดหมายได้อย่างรวดเร็วและปลอดภัย นอกจากนี้ปัจจุบัน AI จะสามารถทำให้ยานพาหนะขนส่งเป็นระบบอัตโนมัติ มีแนวโน้มว่าในอนาคต การขนส่งจะอยู่ในรูปแบบยานยนต์ไร้คนขับ ซึ่งอาจจะมาแทนที่พนักงานขับรถได้

6. นักออกแบบ

นักออกแบบต้องเจอกับการแข่งขันโดยตรงกับงานศิลปะที่สร้างสรรค์โดย AI ปัจจุบัน หลายๆ คนน่าจะเคยได้เห็นแอปพลิเคชันที่สามารถนำรูปคนมาแปลงเป็นภาพการ์ตูน โดย AI จะทำการวิเคราะห์องค์ประกอบต่างๆ แล้วผลิตงานศิลปะแบบสุ่มให้ชม AI สามารถสร้างภาพระดับมืออาชีพให้เป็นเรื่องานโดยไม่ต้องมีความเชี่ยวชาญด้านศิลปะ ส่งผลให้ธุรกิจต่างๆ อาจพึ่งพาการออกแบบโดยมนุษย์น้อยลง เพื่อสร้างภาพที่โดดเด่นกว่าในอนาคต

7. นักวิเคราะห์ด้านการเงิน

AI มีความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลต่างๆ ทั้งวิเคราะห์ข้อมูลการยื่นกู้ การประเมินความสามารถในการชำระหนี้ของผู้ยื่นกู้ หรือเป็นผู้ช่วยในการประเมินความเสี่ยง และตรวจสอบเส้นทางการเงินต่างๆ เพื่อป้องกันการทุจริตได้นอกจากนี้ AI ยังสามารถรวบรวมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของดิจิทัล ซึ่งจะช่วยทำนวยความสะดวกให้แก่ธนาคารในการนำข้อมูลมาประเมินลูกค้าของธนาคารได้อย่างแม่นยำมากขึ้น มีโอกาสเป็นอาชีพที่ AI จะมาแทนได้

8. นักกฎหมาย

ในหน่วยงานกฎหมายหลายแห่งได้ใช้ความสามารถ AI ในการประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนจำนวนมหาศาล ซึ่ง AI สามารถเขียนรายงานทางกฎหมาย รวบรวมข้อเท็จจริงสำหรับคดีนั้น และจัดเรียงเอกสาร รวมถึงสามารถดำเนินการวิจัยทางกฎหมายได้อีกด้วย

ในสหรัฐอเมริกา มีแอปพลิเคชัน “DoNotPay” ซึ่งเป็น หุ่นยนต์นักกฎหมายตัวแรกของโลก เป็นหุ่นยนต์​ Chatbot ให้คำปรึกษาทางด้านกฎหมาย สามารถกรอกข้อมูลและส่งเอกสารทางกฎหมายให้กับผู้ใช้งาน เช่น เอกสารที่ใช้ในการดำเนินคดี

9. พนักงานบัญชี

ในหลายๆ บริษัทส่วนใหญ่ทั่วโลก ใช้ระบบ AI ในการทำบัญชี โดย AI จะมอบระบบบัญชีที่มีประสิทธิภาพได้มากกว่าคน ทั้งเรื่องความละเอียดของข้อมูลทั้งหมด และความปลอดภัย การใช้อัลกอริทึม AI ช่วยให้มั่นใจได้ว่าข้อมูลจะถูกรวบรวมจัดเก็บ และวิเคราะห์อย่างถูกต้อง และที่สำคัญการใช้บริการบัญชี AI ใช้ต้นทุนน้อยกว่าการจ่ายเงินเดือนพนักงานที่เป็นมนุษย์

ข้อจำกัดของ AI กับอาชีพที่ AI ทำไม่ได้

ถึงแม้ AI จะสามารถทำงานแทนคนได้มากมาย แต่ AI ก็มีข้อจำกัดที่ไม่สามารถแทนที่มนุษย์ได้เช่นกัน หลักๆ แล้วงานที่ต้องมีการใช้ทักษะปฏิสัมพันธ์ AI จะไม่สามารถทำหน้าที่ตรงนี้ได้ โดยอาชีพที่ AI แทนไม่ได้ มีดังนี้

1. ครู / อาจารย์

แม้ว่า AI จะเป็นเครื่องมือที่ช่วยให้เด็กๆ ได้พัฒนาทักษะทางสังคมและอารมณ์ แต่อาชีพครูเป็นอาชีพที่ต้องอาศัยการสร้างความไว้วางใจ และความใกล้ชิด ซึ่ง AI ไม่สามารถมีความรู้สึกร่วม หรือทำความเข้าใจด้านอารมณ์ได้ดีเท่าครูที่เป็นมนุษย์ และครูที่เป็นมนุษย์พร้อมรับมือข้อโต้แย้ง หรือการเข้าถึงผู้ปกครองของนักเรียน และสามารถจัดการกับปฏิสัมพันธ์ทางสังคมที่ซับซ้อนอื่นๆ ได้

2. นักสังคมสงเคราะห์

งานของนักสังคมสงเคราะห์ เป็นงานที่ต้องมีส่วนร่วมกับมนุษย์ และมักจะทำกับกลุ่มคนที่ด้อยโอกาส หรือกลุ่มเสี่ยงซึ่งงานเหล่านี้ต้องใช้ดุลยพินิจและการตัดสินใจของมนุษย์ การเข้าอกเข้าใจสถานการณ์เฉพาะของผู้คน และการช่วยเหลือให้พวกเขารับมือกับสถานการณ์ต่างๆ ที่ตึงเครียดได้ การมีความเห็นอกเห็นใจ และรับมือกับอารมณ์ต่างๆ ซึ่งมนุษย์สามารถทำได้ดีกว่าปัญญาประดิษฐ์

3. อัยการ

แม้ว่า AI จะมีส่วนสำคัญในภาคกฎหมาย แต่ยังไม่สามารถแทนที่อัยการได้ เพราะอัยการต้องใช้ความเข้าใจในด้านคุณธรรมและจริยธรรมอย่างเหนียวแน่น ส่วน AI ยังไม่สามารถรู้สึกได้ว่าอะไรถูกหรืออะไรผิดเท่ามนุษย์ และงานในด้านกฎหมายยังต้องอาชีพการคิดวิเคราะห์ที่ซับซ้อนจากข้อมูลสำคัญๆ มากมาย เพื่อนำมาดูภาพรวมของคดี

4. ผู้จัดการฝ่ายทรัพยากรบุคคล

อาชีพด้านการจัดการทรัพยากรบุคคล ต้องใช้กระบวนการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์ในระดับที่สูง ทั้งการสรรหา การสัมภาษณ์ และการเตรียมความพร้อม แม้ AI จะเป็นประโยชน์สำหรับการคัดกรอง resume ต่างๆ แต่ยังไม่มีความละเอียดและรอบคอบพอในการนำสถานการณ์ต่างๆ เช่น การเลิกจ้าง ตอบคำถามเกี่ยวกับสวัสดิการ และการรับฟังข้อร้องเรียนของพนักงาน AI ยังไม่สามารถทำหน้าที่ตรงนี้แทนได้

5. บุคลากรทางการแพทย์

งานด้านการดูแลสุขภาพ เป็นการโต้ตอบกันแบบเห็นหน้า ซึ่งการสัมผัสของมนุษย์นั้นเป็นสิ่งสำคัญ การดูแลผู้ป่วยข้างเตียง การสนทนาอย่างจริงจังกับครอบครัว รวมถึงการบรรเทาความกลัวของผู้ป่วย ล้วนเป็นสถานการณ์ที่บุคลากรทางการแพทย์ จำเป็นต้องใช้มากกว่า AI อาจทำงานในเรื่องอื่นๆ แทน เช่น การขนส่งเวชภัณฑ์ หรือการดึงข้อมูลผู้ป่วย

6. นักบำบัด

นักบำบัด เป็นงานที่ต้องใช้ความเชี่ยวชาญด้านอารมณ์สูง ต้องอาศัยการเห็นอกเห็นใจ ความเข้าใจในอารมณ์ของมนุษย์ ซึ่ง AI ไม่สามารถทดแทนได้เลย โดยนักบำบัดจะต้องรับฟังปัญหาของแต่ละเคส และให้คำชี้แนะแก่พวกเขา ขณะที่พวกเขาไม่สามารถจัดการกับความรู้สึก ความคิด และการตอบสนองทางอารมณ์ที่เกิดขึ้นได้ ซึ่ง AI ยังไม่สามารถทำความเข้าใจแง่มุมนี้ของมนุษย์ได้มากขนาดนี้ ยิ่งในปัจจุบันปัญหาสุขภาพจิตมีเพิ่มมากขึ้น การบำบัดโดยมนุษย์จึงมีความสำคัญมากกว่า จึงเป็นอาชีพที่ AI แทนไม่ได้

7. นักเขียน

งานเขียนถือเป็นงานศิลปะที่มีจินตนาการมากเป็นพิเศษ อาชีพนักเขียนจะต้องอาศัยการตัดสินใจโดยอ้างอิงจากความชอบและความต้องการของผู้อ่าน หรือกลุ่มเป้าหมาย และต้องใช้ความสามารถในการจัดวางคำศัพท์เฉพาะเจาะจงตามลำดับที่ถูกต้อง แม้ว่า AI จะสามารถช่วยในการสร้างไอเดียได้ แต่ลักษณะเฉพาะของการเขียนและภาษาที่สวยงามของมนุษย์นั้นยากกว่ามาก AI ยังไม่สามารถเกิดความคิดสร้างสรรค์ในส่วนงานเขียนได้เท่ากับพรสวรรค์ของมนุษย์

8. จิตรกร

งานเขียนถือเป็นงานศิลปะที่มีจินตนาการมากเป็นพิเศษ อาชีพนักเขียนจะต้องอาศัยการตัดสินใจโดยอ้างอิงจากความชอบและความต้องการของผู้อ่าน หรือกลุ่มเป้าหมาย และต้องใช้ความสามารถในการจัดวางคำศัพท์เฉพาะเจาะจงตามลำดับที่ถูกต้อง แม้ว่า AI จะสามารถช่วยในการสร้างไอเดียได้ แต่ลักษณะเฉพาะของการเขียนและภาษาที่สวยงามของมนุษย์นั้นยากกว่ามาก AI ยังไม่สามารถเกิดความคิดสร้างสรรค์ในส่วนงานเขียนได้เท่ากับพรสวรรค์ของมนุษย์

9. งานฝีมือ

งานฝีมือ เช่นเดียวกับจิตรกร ถึงแม้ว่าในปัจจุบันจะมีระบบสร้างงานฝีมือโดย AI ซึ่งทำได้เนี้ยบ และออกมาสวยงาม แต่ทุกอย่างเกิดจากสิ่งที่มีอยู่ก่อนหรือเกิดจาดสิ่งที่เราป้อนคำสั่งให้ AI ไม่สามารถมีจินตนาการมากพอจะสร้างสรรค์ผลงานที่เกิดจากอารมณ์และทำให้ผู้ที่เห็นมีความรู้สึกร่วมได้ดีเท่ามนุษย์ที่ความรู้สึกและอารมณ์ร่วมกับสิ่งต่างๆ

เปรียบเทียบข้อดี-สิ่งที่ควรคำนึงถึง ของการทำงาน AI

เทคโนโลยีถูกสร้างเพื่อก่อให้เกิดประโยชน์สูงสุด ทั้งในชีวิตประจำวัน หรือจะด้านธุรกิจเองก็ตาม ปัญญาประดิษฐ์หรือ AI ถูกสร้างด้วยจุดประสงค์ให้ทำงานแทนคน แต่ก็มีข้อดีข้อเสียที่ควรคำนึงถึง

ข้อดีของการใช้ AI ทำงาน

* **ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพให้กับการทำงาน** ในหลายๆ ภาคส่วนของธุรกิจและอุตสาหกรรม มีการเก็บข้อมูลต่อเนื่อง เพื่อนำมาปรับปรุงให้ดียิ่งขึ้น AI จะช่วยรวบรวมข้อมูลเพื่อนำมาวิเคราะห์ เปรียบเทียบ และแสดงผลสามารถตัดสินใจได้อย่างชาญฉลาดและเป็นกลาง ซึ่งสิ่งนี้จะช่วยให้ภาพรวมของธุรกิจมีประสิทธิภาพมากขึ้น
* **ช่วยประหยัดเวลาและค่าใช้จ่าย** ความสามารถของ AI จะช่วยลดภาระค่าใช้จ่ายในการจ้างพนักงาน รวมถึง AI สามารถวิเคราะห์ และคาดการณ์ข้อผิดพลาดต่างๆ ที่อาจเกิดขึ้นล่วงหน้าได้ และจะช่วยให้ขั้นตอนที่ซับซ้อนเสร็จได้เร็วขึ้น ลดค่าใช้จ่ายในกระบวนการผลิตได้เป็นอย่างมาก
* **สามารถให้บริการได้ตลอด 24 ชั่วโมง** มนุษย์ไม่สามารถทำงานได้ตลอด เพราะต้องมีช่วงเวลาให้พักผ่อน แต่AI สามารถทำได้ขณะที่ยังมีพลังงานพออยู่ จึงสามารถพร้อมให้บริการลูกค้าได้ตลอด ลูกค้าจะได้รับข้อมูลได้อย่างรวดเร็ว ส่งผลดีต่อธุรกิจให้เกิดการซื้อขายได้มากขึ้น และสามารถทำซ้ำได้อัตโนมัติ
* **ช่วยวิเคราะห์ข้อมูลและเก็บรวบรวมได้แบบอัตโนมัติ** AI สามารถเก็บข้อมูได้ในปริมาณมากๆ ได้อย่างแม่นยำและเกิดข้อผิดพลาดได้น้อยกว่าการเก็บบันทึกข้อมูลโดยมนุษย์ และยังสามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้มาทันที
* **มีความแม่นยำในการตรวจสอบข้อผิดพลาดสูง** ช่วยให้ภาคอุตสาหกรรมสามารถเห็นถึงข้อผิดพลาด และ AI สามารถนำข้อมูลมาคาดการณ์ข้อผิดพลาดล่วงหน้าได้อีกด้วย ทำให้ธุรกิจรับรู้ถึงความเสี่ยง แต่มีการเตรียมพร้อมวิธีป้องกันข้อผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นได้ ธุรกิจจึงดำเนินต่อไปได้อย่างราบรื่น
* **สามารถทำงานในสถานการณ์เสี่ยงๆ ได้**บางสถานการณ์มนุษย์เราอาจจะต้องเสี่ยงชีวิตในการเผชิญหน้ากับสถานการณ์ต่างๆ เช่น การค้นหาโลกใต้น้ำ ขุดแร่ หรือการกู้ระเบิด เป็นต้น เพื่อให้มนุษย์ไม่จำเป็นต้องไปเสี่ยงชีวิตเองแบบสมัยก่อน AI จึงมีประโยชน์ต่อบทบาทในชีวิตมนุษย์มากขึ้น

สิ่งที่ควรคำนึงถึงของการใช้ AI ทำงาน

* **AI ยังไม่สามารถจำลอง EQ กับ IQ**หรือความฉลาดทางอารมณ์และความคิดสร้างสรรค์ของมนุษย์ได้ เช่น การสื่อสาร การแก้ปัญหาเฉพาะหน้า และการทำงานร่วมกันในสังคม การเห็นอกเห็นใจ
* **ต้นทุนในการพัฒนาสูง** หากต้องการใช้ AI ที่มีประสิทธิภาพ มักจะต้องการทรัพยากรและเงินลงทุนในจำนวนมหาศาลตามไปด้วย
* **มีความเสี่ยงในด้านความปลอดภัย** AI ก็เหมือนกับระบบคอมพิวเตอร์ หากถูกแฮ็ก หรือโดนบังคับใช้งานอย่างไม่เหมาะสม ก็สามารถทำให้เกิดเรื่องร้าย นำไปสู่ความเสียหายได้ทั้งในเชิงวัสดุและข้อมูล แต่ก็สามารถแก้ไขได้ด้วยผู้บริการ Technology Vendor ที่มีความน่าเชื่อถือ รวมถึงการพัฒนาให้มีระบบป้องกันการโจมตีทางไซเบอร์
* **สร้างความขี้เกียจให้กับมนุษย์** เมื่อมีคนทำให้ทุกอย่าง วันนึงมนุษย์อาจจะต้องพึ่งพา AI ไปตลอดจนทำอะไรไม่เป็น
* **มีผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม** การจะประดิษฐ์ AI ขึ้นมานั้น ต้องใช้ทุนและทรัพยากรจำนวนมาก เพื่อให้ได้ AI ที่มีประสิทธิภาพ ดังนั้น AI จึงมีผลต่อสิ่งแวดล้อมได้ในวงกว้างเช่นกัน
* **เพิ่มอัตราการว่างงาน** ระบบการทำงานอัตโนมัติของ AI สามารถทำหน้าที่แทนคนได้หลายภาคส่วน งานของคนก็จะถูกแทนที่มากขึ้น
* สรุปแล้ว AI จะมาแทนที่คนจริงไหม?
* AI เป็นสิ่งประดิษฐ์ที่ล้ำหน้า แต่ก็ยังไม่สามารถแทนมนุษย์ได้ 100% แต่อาจจะมาในรูปแบบของตัวช่วยที่จะทำให้การทำงานมีประสิทธิภาพมากขึ้น เป็นผู้ช่วยเสริมให้งานออกมาดียิ่งขึ้น
* SOLUTIONS ตัวช่วย AI กับการทำงานในด้านต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นด้านโรงแรม ร้านอาหาร การจัดกิจกรรมที่มีประสิทธิภาพโดย AI รวมถึงเปลี่ยนออฟฟิศให้เป็นระบบอัจฉริยะ ซึ่งจะช่วยอำนวยความสะดวกในเรื่องการรวบรวมข้อมูลต่างๆ และประหยัดเวลาในส่วนของการทำงานซ้ำๆ ได้ดีอีกด้วย คนที่นำ AI มาใช้งาน จึงย่อมได้เปรียบกว่าคนที่ไม่ได้ใช้ AI แน่นอน
* AI ในอนาคตจะเป็นอย่างไร
* เมื่อเทคโนโลยีเจริญก้าวหน้าขึ้น เข้าสู่ยุคของปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในหลายๆ ธุรกิจและอุตสาหกรรมต่างๆ จะนำAI เข้ามาช่วยในการทำงานมากขึ้น และในบางงานจะต้องถูก AI แทนที่อย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ดังนั้นเมื่อ AI ถูกใช้กันอย่างแพร่หลายมากขึ้น ความต้องการพนักงานที่มีทักษะและความรู้เฉพาะทางก็เพิ่มขึ้น ผู้คนจะต้องยอมรับว่าปัญญาประดิษฐ์กำลังจะกลายเป็นส่วนหนึ่งของชีวิตประจำวัน ในอนาคตทุกบทบาทจะต้องยอมรับในสิ่งนี้ และพิจารณาวิธีแก้ไขที่มีประสิทธิภาพ AI จะช่วยขับเคลื่อนธุรกิจให้ไปข้างหน้า ทำให้กระบวนการผลิตทั้งหมดเป็นไปอัตโนมัติ และเพื่อให้ความก้าวนำของยุคปัญญาประดิษฐ์ มนุษย์จะต้องยอมรับการเรียนรู้และพัฒนาทักษะด้านอารมณ์ ศึกษาความเชี่ยวชาญเฉพาะด้าน มนุษย์จะสามารถเติบโตได้ในยุคของ AI และใช้ประโยชน์จากโอกาสที่มีอยู่ เพื่อความก้าวหน้าด้านเศรษฐกิจ และเพื่อประสบความสำเร็จในตลาดที่มีการแข่งขันสูง AI จะไม่แทนคน แต่จะกลายมาเป็นเครื่องมือช่วยเหลือเราได้ในหลายๆ ด้าน ช่วยทำงานแทนให้ส่วนที่ต้องทำซ้ำๆ ประหยัดเวลา ให้เราสามารถไปทำงานส่วนอื่น ที่ต้องใช้ทักษะมากกว่าได้ดีขึ้น
* AI หรือ ปัญญาประดิษฐ์ คือ ระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูล คำนวณ และทำงานได้เหมือนกับมนุษย์ได้ในบางอย่าง รวมถึงการเลียนแบบกิจกรรมของมนุษย์ และด้วยความสามารถของ AI ที่เข้ามาช่วยอำนวยความสะดวกในการทำงานในหลายๆ ด้าน ในบางธุรกิจจึงนิยมนำ AI มาใช้ประโยชน์กันอย่างแพร่หลาย ซึ่งการนำ AI เข้ามาทำงานส่งผลกระทบทำให้มนุษย์อาจจะไม่จำเป็นต่อการทำงานแล้ว แต่ถึงแม้ AI จะเป็นสิ่งประดิษฐ์ที่ล้ำหน้า แต่ก็ยังไม่สามารถแทนมนุษย์ได้ 100% ซึ่งเราอาจจะนำ AI มาใช้ในรูปแบบของตัวช่วยที่จะทำให้การทำงานมีประสิทธิภาพมากขึ้นมากกว่าที่จะแทนที่ไปเลย หรือลดการทำงานที่ใช้ทรัพยากรคนเกินจำเป็น ให้ AI ทำหน้าที่ในส่วนการทำซ้ำ ให้เป็นผู้ช่วยเสริมให้งานออกมาดียิ่งขึ้น
* เรามีบริการ **[SOLUTIONS](http://192.168.1.202/solution/)** จาก Dynamic Intelligence Asia – dIA โดยเป็นการใช้ระบบ AI ที่จะเข้ามาช่วยอำนวยความสะดวกและเป็นประโยชน์ให้แก่ธุรกิจ โดยจะมีทั้งระบบการจดจำใบหน้า ระบบตรวจสอบผู้ปฏิบัติงานในโรงงานสามารถเปลี่ยนสภาพแวดล้อมทางกายภาพให้เป็นระบบดิจิทัลแบบเรียลไทม์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ และประหยัดต้นทุน ระบบของ AI จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก ตรวจสอบกระบวนการผลิตและแจ้งเตือนทันทีที่ตรวจพบขั้นตอนการทำงานที่ขาดหาย อีกทั้งยังสามารถตรวจจับ จำแนกบรรจุภัณฑ์ประเภทต่างๆ เหมาะแก่การนำมาใช้ในภาคอุตสาหกรรม โดยจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิด ขณะที่ลดปริมาณการทำงานของบุคคล

<https://www.dia.co.th/articles/ai-replacing-human/>

AI มาแทนที่ …คนจะตกงาน? ฟังชัดๆ กับ "ดร.สันติธาร เสถียรไทย"

ข้อมูลจาก PwC (บริษัทที่ปรึกษาด้านธุรกิจระดับโลก) ภายในปี 2530 เทคโนโลยี “AI” จะมีบทบาทในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจโลกราว 45% จากการใช้ AI พัฒนาสินค้าและบริการต่าง ๆ ที่ตอบโจทย์ความต้องการของผู้บริโภค และยังช่วยยกระดับ GDP ประเทศต่าง ๆ ได้เฉลี่ย 2.6%

หากอธิบายให้เข้าใจง่าย "เทคโนโลยี AI" คือ โปรแกรมปัญญาประดิษฐ์ ถูกเขียนและพัฒนาขึ้นโดยมนุษย์ให้มีความฉลาด วิเคราะห์ แก้ไขปัญหาได้ นิยมใช้อย่างแพร่หลายในแวดวงธุรกิจ และอุตสาหกรรม

ในรายงาน PwC ระบุอีกว่า คนไทยยังขาดทักษะที่จะนำ AI มาใช้กับธุรกิจ มีเพียง 36% เท่านั้นที่ถูกนำมาใช้กับบริษัทในเมืองไทย เทคโนโลยี AI ที่เริ่มแฝงตัวอยู่ในบางกลุ่มธุรกิจ กลายเป็นสิ่งที่ทำให้ประชากรในประเทศไทยเกิดความหวั่นเกรงและกลัวว่า จะเป็นภัยคุกคาม หรือจะทำให้คนตกงานในอนาคตจริงหรือไม่

ดร.สันติธาร เสถียรไทย ที่ปรึกษาด้านเศรษฐกิจแห่งอนาคต สถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย (TDRI) จะอธิบายให้คนไทยเข้าใจเพิ่มขึ้นในรายการ "คุยนอกกรอบ กับ สุทธิชัย หยุ่น" ว่าจริง ๆ แล้ว เทคโนโลยี "AI" จะให้คุณหรือให้โทษมากกว่ากัน และจำเป็นหรือไม่ที่เราจะต้องใช้มัน

***ดร.สันติธาร ยืนยันว่า*** ***เราอยู่ในยุคที่ต่อให้ไม่อยากยุ่งกับ AI เอไอก็จะมายุ่งกับเรา ฉะนั้นเราควรจะยุ่งกับมันอย่างรู้วิธีดีกว่า ว่า มันเปลี่ยนวิถีชีวิตเราได้ และวิธีการทำงานของเราได้อย่างมหาศาล***

ปัจจุบันเรากำลังเข้าสู่ยุคที่เรียกว่า "Generative AI" หรือที่รู้จักกันในชื่อ "Chat GPT" (ซอฟท์แวร์ที่ได้รับการพัฒนาให้สามารถตอบโต้กับมนุษย์ในรูปแบบปัญญาประดิษฐ์) ," Google Gemini " (สามารถทำความเข้าใจข้อมูลได้หลากหลายประเภท ทั้งข้อความ รูปภาพ เสียง วิดีโอและโค้ด สามารถทำงานที่ซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ) ..พูดให้เห็นภาพก็คือ.. โลกกำลังเปลี่ยนจากยุคคอมพิวเตอร์มาเป็นสมาร์ทโฟน เครื่องเล็กลงที่มีเทคโนโลยีที่สูงขึ้น ง่ายขึ้น ทำอะไรได้เยอะขึ้น

"เทคโนโลยีคือประสิทธิภาพ ที่ทำให้เกิดประสิทธิผลได้อย่างเต็มที่โดยลดต้นทุน และใช้คนน้อยลง ตัวอย่างเมื่อก่อนทุกวงการสื่อจะไปทำข่าวที่ไหน ต้องมีทีม มีกล้องใหญ่ มีคนทำซาวน์ ทำเสียง เดี๋ยวนี้มีแค่มือถือเครื่องเดียวก็ทำอะไรได้เยอะมาก"

*…ถ้าถามว่า AI จะมาซ้ำประวัติศาสตร์เทคโนโลยีอื่น ๆ หรือไม่ เพราะมันจะเก่งขึ้นฉลาดขึ้น และทำอะไรได้มากขึ้น และถ้าเราไม่ลงไปใช้ให้เป็นประโยชน์ เราจะไม่ทัน เป็นไปได้หรือไม่..*

ดร.สันติธาร เชื่อว่า จะเป็นอย่างนั้น หากเรามีความกลัวเกินไป จะทำให้มองแค่เพียงระยะสั้น สิ่งสำคัญ คือ การลืมคิดถึงผลกระทบในระยะยาว แต่หากมองย้อนบริบทเศรษฐกิจประเทศไทย โครงสร้างประชากรที่เข้าสู่สังคมสูงวัย ผนวกกับประชากรวัยทำงานกำลังหดตัวลง สอดคล้องกับข้อมูลคาดการณ์อีก 20-25 ปีข้างหน้า แรงงานของไทยจะหายไปกว่า 10 ล้านคน ปัญหาขาดแคลนคนทำงานจะกลายเป็นปัญหาหลักในการพัฒนาด้านเศรษฐกิจ

“ถ้าเศรษฐกิจไทยเหมือนโรงงานหนึ่ง เรากำลังจะบอกว่าคนงานเรากำลังจะน้อยลงไปเรื่อย ๆ ถ้าเราอยากให้ผลผลิตไม่ลดลง แต่ละคนก็ต้องผลิตได้มากขึ้น ซึ่งเป็นเรื่องที่ยาก”

เทคโนโลยี "AI" ถ้าใช้เป็น ใช้ถูกวิธี จะเป็นเครื่องมืออีกตัวที่จะมาตอบโจทย์การขาดแคลนแรงงานในอนาคต เพื่อเพิ่มศักยภาพในด้านอุตสาหกรรม ธุรกิจ การศึกษา ..ถ้าถามว่าช่วยได้อย่างไร… "ดร.สันติธาร" ได้นิยามข้อสรุป ได้ 4 ช่องทาง "2A 2i" คือ

A1 คือ "Automation" เป็นสิ่งที่เราพูดกันบ่อย และกลัวที่สุด คือ มาแทนที่คน อย่างเมื่อก่อนเราต้องทำเอกสาร ทำอะไรต่าง ๆ แต่ตอนนี้ AI จะทำให้อย่างรวดเร็ว

A2 คือ "Augmented" เทคโนโลยีที่ทำให้งานที่ทำอยู่แล้ว ทำได้ดีขึ้นอีก เช่น การเขียนบทความ "เมื่อก่อนจะต้องเขียนเอง ตอนนี้เราอาจจะมีหุ่นยนต์มาช่วยกราฟแรกให้ หรืออาจจะเป็นคนมาช่วยคิดกราฟไอเดีย จะทำให้งานเขียนมีการพัฒนา"

I1 คือ "Inclusion" เทคโนโลยีที่จะทำให้คนเข้าถึงมากขึ้น ยกตัวอย่างการแพทย์ การเข้าสู่สังคมสูงวัย คนอยู่ไกลโรงพยาบาล คนต้องเดินทางเข้าไปตรวจสุขภาพ ซึ่งไม่ใช่เพียงแค่การพูดคุยผ่านกล้องเท่านั้น แต่ยังสามารถวิเคราะห์ข้อมูลของผู้ป่วยได้ด้วย “บางทีแค่ดูจากหน้า อ่านจากในดวงตา หลายอย่างมันทำและพัฒนาไปไกลมาก เพราะฉะนั้นคนที่เคยเข้าไม่ถึงการแพทย์ จะเข้าถึงได้แล้ว"

I2 คือ "innovation" เทคโนโลยีสร้างนวัตกรรม ในการช่วยดีไซน์ การทดลองผลิตภัณฑ์ หรือบริการใหม่ๆ “เหมาะกับการทำวัคซีน ยา เพราะว่าเทคโนโลยีนี้จะช่วยคิดว่า โปรตีนลักษณะนี้จะผสมกับอะไร และจะช่วยทดลองว่าดีหรือไม่ดี จะช่วยเร่งรัดให้เร็วขึ้น"

..ถามว่ามีความแม่นยำพอที่จะเชื่อได้แค่ไหน.. "ดร.สันติธาร" มองว่า อยู่ที่การดีไซน์จากมนุษย์ โดยจะมีทั้งแบบที่มนุษย์ไม่ต้องยุ่งเลย ส่วนใหญ่เป็นงานง่าย ๆ ไม่อันตราย ผลกระทบไม่เยอะมาก และแบบที่มนุษย์เป็นผู้ควบคุม …ข้อดีของ AI ในขณะนี้ เกือบทุกประเทศก็อยู่ในช่วงเริ่มต้น (ยกเว้นอเมริกา – จีน)

หากสังเกตประเทศไทยก็มีความพยายามหลายอย่างที่จะเริ่มเข้าไปถึง AI ด้วยการลงทุนของภาคเอชน บริษัทใหญ่ ๆ ด้วยการสร้าง "Language Model" (ปัญญาประดิษฐ์ ที่มีความถนัดในการเข้าใจและผลิตภาษาได้แบบมนุษย์ และยังสามารถจดจำลักษณะของภาษามนุษย์) แบบภาษาไทย หรือเอามาใช้ในรูปแบบต่าง ๆ และ "Startup AI" (บริษัทเกิดใหม่ที่กำลังดำเนินงานอยู่ในขั้นตอนแรกของแผนพัฒนาธุรกิจ ซึ่งมักจะได้รับเงินทุนจากองค์กรใหญ่หรือนักลงทุนอิสระในช่วงการเริ่มต้นธุรกิจ) ขณะที่การตื่นตัวของฝั่งรัฐบาลก็เตรียมร่างกฎหมายในการควบคุมการใช้ AI อย่างไร

"ในมุมนักเศรษฐศาสตร์ สิ่งที่อยากให้เห็น คือการเอา AI มาใช้เพื่อเพิ่มศักยภาพในด้านต่าง ๆ ไม่ใช่ใช้แบบสุ่มสี่สุ่มห้า หรือใช้ได้แค่บางคน และต้องใช้อย่างสร้างสรรค์ ใช้อย่างปลอดภัย ใช้อย่างทั่วถึง"

สิ่งสำคัญคือการให้ความรู้ในการพัฒนาคนเพื่อเข้าถึง AI ไม่ใช่แค่เพียงบริษัทใหญ่ ๆ เท่านั้น แม้ AI จะฉลาดแต่ก็เป็นการสร้างมาจากสมองคน และต่อไปก็จะมีคนที่เริ่มธุรกิจ AI ที่มีการพัฒนาแอพ พัฒนาซอฟต์แวร์จากสมองมนุษย์อีก ในอนาคตเชื่อว่าเป็นประโยชน์ไม่ใช่แค่ในกลุ่มอุตสาห กรรมเท่านั้น แต่จะมีประโยชน์ทั้งในด้านสาธารณะสุข การศึกษา สังคม วิทยาศาสตร์

สิ่งสำคัญประเทศไทยจะต้องมีแผนให้ชัดว่าจะไปทิศทางใด ไม่ต้องคิดไกลถึง 20 ปี ในระยะสั้น 3 ปี หลังจากนี้ต้องมีเป้าหมายให้ชัดเจน เพราะหากเรายังกลัว และไม่ทำ ประเทศเพื่อนบ้านจะเริ่มแซงหน้าเราไปเรื่อย ๆ

*"ต้องยอมรับเรื่องเทคโนโลยี บางครั้งด้วยความที่คนทั่วไปอาจจะไม่มีความเข้าใจ สิ่งแรกที่จะรู้สึกเมื่อเจอการเปลี่ยนแปลงก็คือความตื่นกลัว พอเจอความตี่นกลัว การตอบสนองแรกของเราจะออกมาเป็นนโยบายในรูปแบบการควบคุมด้วยการนำโมเดลจากประเทศยุโรปมาใช้ โดยที่ไม่ได้เหมาะสมกับบริบทที่เป็นอยู่ จะทำให้เกิดอันตรายต่อการควบคุม " ถ้าเขียนกฎหมายแต่ไม่ได้ทำความรู้ความเข้าใจกับประชาชน สุดท้ายมันจะกลายเป็นว่าทุกคนกลัวยิ่งกว่าเดิม ดังนั้นถ้าเราอยากจะสร้างการยอมรับอย่างชาญฉลาด เราต้องสร้างความรู้พื้นฐานของ AI ให้กับคนไทยทุกคนจริง ๆ ในทุกระดับ"*

เป้าหมายสำคัญของ AI "ดร.สันติธาร" มองว่า จะต้องครอบคลุม 3 ด้าน ได้แก่ ด้าน ซัพพลาย (Supply)"  ต้องมีทรัพยากรที่รู้ AI อย่างลึกซึ้ง ในระดับเชี่ยวชาญสามารถเขียนโปรแกรม และบุคคลที่มีทักษะความรู้ด้านพื้นฐาน ถ้าถามว่าเรามีบุคลากรพอไหม ต้องบอกว่ายัง …อีกวิธีก็คือการดึงบุคลากรที่มีประสิทธิภาพจากนานาประเทศเข้ามาเพื่อสร้างสตาร์ทอัพ AI ให้คนไทยได้เรียนรู้ควบคู่ไปด้วย"

"ด้านดีมาน (Demand)" โปรแกรม หรือเทคโนโลใหม่ ๆ ที่ถูกคิดค้นขึ้น ภาครัฐ - ภาคเอกชน นำไปใช้ได้จริง ไม่ว่าจะด้านสุขภาพ การศึกษา ธุรกิจ อุตสาหกรรม การแพทย์ ที่จะทำให้มีการพัฒนาไปได้ไกลมากขึ้น

"ด้านสภาพแวดล้อม" การออกกฎหมายจะต้องดูบริบทที่เป็นการลดความไม่แน่นอนของการใช้เทคโนโลยี แต่ไม่ใช่การออกกฎหมายเพื่อควบคุมอย่างเข้มงวด เพราะจะทำให้คนเกิดความกลัวและไม่ยอมเข้าถึง "ไม่ใช่กฎหมายไม่จำเป็นเลย แต่กฎหมายควรจะมีเพื่อลดความไม่แน่นอน คือให้คนสามารถใช้ได้อย่างสบายใจ เช่น ผมทำเรื่องรูป เรื่องภาพ และเอาภาพมาให้ AI ศึกษาต่าง ๆ ได้ดู และช่วยสร้างดีไซน์อะไรใหม่ ๆ ให้ ผมทำแบบนี้ผมไปเอาของที่มีลิขสิทธิ์มาผมทำได้หรือเปล่า กฎหมายมันควรจะเป็นอย่างไร กรอบมันเป็นอย่างไร มันควรจะมีกฎหมายเพื่อสร้างความมั่นใจ เพื่อทำการรับมันง่ายขึ้น และปลอดภัยขึ้นด้วย"

"ด้านเดลต้า" รัฐบาลควรจะเปิดเดลต้ามากขึ้น ตัวอย่างนโยบายประเทศเกาหลีใต้ ที่ชื่อว่า “เดต้าแดม” หรือเขื่อนแห่งข้อมูล คือการเอาข้อมูลจากหลาย ๆ ที่มารวมกัน เพื่อจัดให้เป็นรูปแบบให้ใช้งานได้ง่าย หากประเทศไทยทำได้แบบนี้ก็จะเกิดความสำเร็จในการต่อยอดข้อมูลเพื่อนำไปประยุกต์ใช้ได้เรื่อย ๆ หลากหลายจากภาคประชาชน

*ความยากของ AI เป็นนโยบายหลากหลายรูปแบบ ซึ่งมันแปลว่าเราไม่สามารถทำงานแบบแยกส่วนได้ ต้องร่วมมือกันทั้งหลายหน่วยงานทั้งภาครัฐ - เอกชน แต่จะให้ร่วมมือกันทุกด้าน ทุกอุตสาหกรรมคงเป็นไปไม่ได้ อย่างน้อยถ้ามีการตั้งธงเลยว่าจะทำเรื่องอะไรอย่างไร เพื่อเป็นโครงการนำร่อง จะทำให้มีเป้าหมายที่ชัดเจน*

การตื่นตัวของรัฐบาลในตอนนี้ "ดร.สันติธาร" บอกว่า มีการประชุมทุกสัปดาห์ แต่ก็ยังเป็นการพูดคุยที่หลากหลาย เชื่อว่า สิ่งที่จะออกมาก่อน คือ กฎหมายเพื่อครอบคลุมในมิติต่าง ๆ แต่สิ่งที่อยากเห็นเป็นชิ้นเป็นอันจากรัฐบาลคือนโยบาย AI ที่จะออกมามากกว่า ในขณะที่ภาคเอกชน   
ก็ พยายามจะเข้าถึงแต่ก็ยังทำอะไรไม่ได้ง่าย เนื่องด้วยในประเทศเราและภาคอุตสาหกรรมก็ยังไม่ได้เข้าใจเทคโนโลยี AI และยังมีความเชื่อว่า AI จะมาแทนที่กำลังคน ทำให้คนตกงาน

ดร.สันติธาร ยอมรับว่า AI ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงแน่นอน แต่อยากให้คิดแบบข้อเท็จจริงที่เกิดขึ้น โดยแบ่งเป็น 5 ข้อ คือ

1. ทุกคนกลัวมากที่สุด คือ AI มาแทนที่มนุษย์  
2. AI ไม่ได้มาแทนที่เรา แต่คนที่ใช้ AI มาแทนที่เรา  
3. สมมุติบริษัทเราไม่ใช้ AI เลย แต่บริษัทคู่แข่งเราใช้ AI หมดเลย บริษัทเราเจ๊ง เราก็ตกงานเหมือนกัน  
4. ประเทศเราไม่ใช่ AI และประเทศเพื่อนบ้านใช้ AI ฐานส่งออกย้ายไปที่นั่นหมด เราก็ตกงาน  
5. แย่สุด คือเราอาจจะไม่รู้ตัวด้วยว่าสิ่งที่เกิดขึ้นมาจาก AI เราจะนึกว่าทำไมเขาย้ายฐานผลิตไปที่อื่น ทำไมเขาต้นทุนถูกจังเลย ทั้งที่จริง ๆ เพราะเขาใช้ AI

ผมคิดว่าจริง ๆ ต้องห่วงทุกอัน แต่ผมอยากจะเน้นข้อที่ 3 และข้อที่ 4 เพราะผมมีความรู้สึกว่าประเทศไทยตกขบวนมาเยอะ ถ้าเรามัวแต่กลัวแล้วเราไม่ทำ กลายเป็นว่าคนอื่นเขาทำกัน แซงกัน ฐานการผลิตย้ายไปประเทศอื่น เราก็ตกงานอยู่ดี แต่ถ้าเรายอมรับว่ามันมาแน่ อันดับ 1 อันดับ 2 ยังพอเป็นข้อที่เรายังพอบริหารได้ ฉะนั้นเราจะต้องเร่งสร้รางบุคลากร และทำให้เป็นนโยบายแห่งชาติ

*พบกับรายการ : "คุยนอกกรอบกับ สุทธิชัย หยุ่น" ทุกวันพฤหัสบดี เวลา 21.30-22.00 น.ทางสถานีโทรทัศน์ไทยพีบีเอส*

<https://www.thaipbs.or.th/news/content/342394>

ผลสำรวจชี้การใช้ AI เริ่มทำพนักงานเหนื่อยล้าและมีปัญหาในการปรับตัว

แม้ว่าเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยเฉพาะ Generative AI กำลังเป็นที่สนใจและถูกนำมาปรับใช้ในองค์กรอย่างกว้างขวาง แต่มีความกังวลว่าการนำ AI มาใช้อย่างรวดเร็วอาจทำให้พนักงานในองค์กรรู้สึกกดดันและเกิดอาการเหนื่อยล้าจากการทำงานได้ โดยการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วนี้ส่งผลให้พนักงานหลายคนต้องปรับตัวและเพิ่มทักษะใหม่ ๆ ในขณะที่ยังคงต้องรักษาสมดุลระหว่างการทำงานและชีวิตส่วนตัว

**จากผลสำรวจที่จัดทำโดย Resume Now ประจำเดือนมีนาคม 2024 พบว่า**

* 63% ของพนักงานในสหรัฐฯ ที่ตอบแบบสำรวจแสดงความกังวลเกี่ยวกับการใช้ AI
* 61% ของพนักงานรู้สึกว่า AI อาจเพิ่มความเหนื่อยล้าให้กับการทำงาน
* 90% ของกลุ่มพนักงานรุ่นใหม่รู้สึกว่าการใช้ AI อาจทำให้เกิดความเครียดและทำให้เกิความเหนื่อยล้า
* 50% ของพนักงานที่เป็นผู้หญิงยอมรับว่า AI ส่งผลต่อ work life balance
* 2 ใน 3 ของผลสำรวจแสดงความคิดเห็นว่ากลัว AI จะทำให้ตกงาน

ด้านนาย Heather O’Neill ผู้เชี่ยวชาญจาก Resume Now ระบุว่า การเร่งรีบในการเพิ่มทักษะ (Upskilling) และการปรับตัวให้เข้ากับเครื่องมือ AI ใหม่ ๆ อาจเป็นปัจจัยที่ทำให้พนักงานรู้สึกเครียดและเหนื่อยล้ามากขึ้น ดังนั้นเพื่อป้องกันปัญหาเหล่านี้ที่อาจจะเกิดขึ้น ผู้เชี่ยวชาญแนะนำว่าองค์กรต่าง ๆ ควรนำ AI มาใช้อย่างค่อยเป็นค่อยไป ควบคู่กับการฝึกอบรมที่เหมาะสม รวมทั้งเปิดโอกาสให้พนักงานมีส่วนร่วมในการแสดงความคิดเห็น นอกจากนี้ การสื่อสารอย่างชัดเจนเกี่ยวกับวิธีการใช้ AI และผลประโยชน์ที่พนักงานจะได้รับจากการใช้งาน AI จะช่วยลดความกังวลและเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานได้

<https://www.thunkhaotoday.com/news/world/3348/ผลสำรวจชี้การใช้-ai-เริ่มทำพนักงานเหนื่อยล้าและมีปัญหาในการปรับตัว>

**SCB ใช้ AI ช่วยอนุมัติสินเชื่อ เพิ่มความปลอดภัย ลดเวลาทำงาน 592 ชั่วโมง/เดือน**

 บริษัท เอสซีบี เอกซ์ จำกัด (มหาชน) หรือ SCBX จัดงาน SCBX AI Battle 2024 “Al Revolution in Financial Services” โดยให้พนักงานในหน่วยงานภายใต้กลุ่ม SCBX นำเสนอโครงการที่นำเอาเทคโนโลยี AI มาประยุกต์ใช้ในการทำงานและพัฒนาธุรกิจ แสดงศักยภาพใหม่ๆ AI ในทุกธุรกิจ

          ทั้งนี้ คัดเลือกผู้ชนะในแต่ละ Category ได้แก่ 1.Project with Business Impact 2. Projects Focused on Innovative Idea และ 3. Projects that leverage MS 365 Copilot รวมทั้งสิ้น 3 ทีม

          โดยทีม Enhanced Credit Risk Management Process จาก ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) หรือ SCB เป็นผู้ชนะใน Projects that leverage MS 365 Copilot

          นายนิธินันท์ ศิวพรรัตน์ Operational Risk Analytic and Development Officer ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) เปิดเผยว่า ธนาคารนำ AI มาช่วยงานในแต่ละจุดของการอนุมัติสินเชื่อ รวมไปถึงการช่วยกระบวนการในการทํางานให้เป็นอัตโนมัติด้วย เพื่อให้การอนุมัติสินเชื่อมีความปลอดภัยมากยิ่งขึ้น ลดความผิดพลาดของมนุษย์ ช่วยให้ทํางานได้เร็วมากยิ่งขึ้น

          นายธนกร ทองวิวัฒน์ Credit Officer ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) กล่าวว่า ธนาคารใช้ AI ทุกจุด เพราะกระบวนการของการอนุมัติสินเชื่อค่อนข้างหลากหลาย

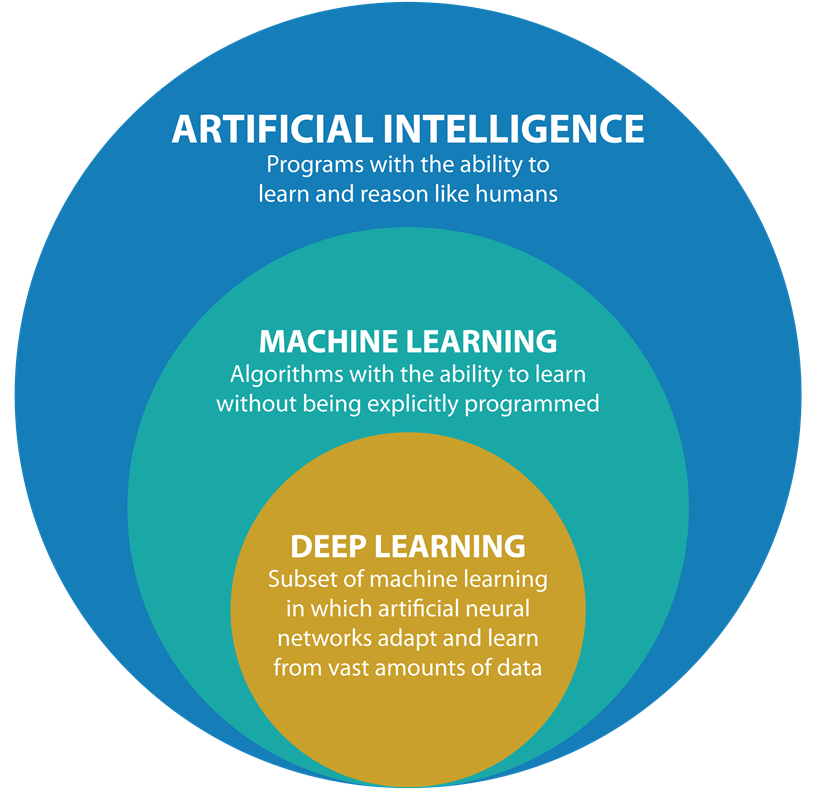
          จากการนำเอไอมาช่วยในการอนุมัติสินเชื่อช่วยลดระยะเวลาในการทํางานได้มากถึง 592 ชั่วโมง/เดือน

          "ต้องบอกว่ากระบวนการของหน่วยงานเราที่เป็น manual มีประมาณ 90 process เราเอา AI มาใช้ใน 15 process ซึ่งตรงนี้โดยรวมลดเวลาการทำงานได้ 15-20% ของกระบวนการที่เรานำ AI มาใช้" นายธนกร กล่าว

<https://www.posttoday.com/business/715315>

<https://techsauce.co/saucy-thoughts/what-is-generative-ai-and-how-it-changing-possibility>

ปัจจุบัน ในหลายๆ อุตสาหกรรมได้มีการเริ่มใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) หรือ AI มาช่วยในการพัฒนาระบบต่างๆในองค์กรให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เช่น เพื่อช่วยในการตัดสินใจ หรือเพิ่มขีดความสามารถในการทำงานแทนมนุษย์ รวมไปถึงการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมากและการแก้ไขปัญหาต่างๆ โดยเฉพาะช่วงนี้เราจะได้เห็นจากซีรีส์ยอดนิยมอย่าง Start-up ในวันนี้เราจะพาทุกท่านไปทำความรู้จักกับ AI, ML และบริการจาก Google Cloud ที่จะมาช่วยเพิ่มความสะดวก และง่ายต่อการพัฒนา



AI / ML / DL คืออะไร? ต่างกันอย่างไร ??

Artificial Intelligence (AI)

ปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI คือ ”ระบบ” ในการวิเคราะห์และประมวลผลที่มีความคล้ายคลึงกับความฉลาดของมนุษย์ และสามารถนำออกมาเป็นผลลัพธ์ต่างๆ เช่น การทำนายพฤติกรรมของลูกค้าใน E-Commerce หรือการวิเคราะห์อาการของผู้ป่วยจากข้อมูลต่างๆในโรงพยาบาล

Machine Learning (ML)

Machine Learning คือ “การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูล” Machine Learning เป็น subset ของ AI จุดประสงค์คือเพื่อใช้ในการสร้างแอปพลิเคชั่นที่มีประสิทธิภาพมากกว่ามนุษย์ในการทำงานบางประเภท โดยการทำให้ฉลาดขึ้น สามารถพัฒนา และเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง

Deep Learning (DL)

Deep Learning คือ “วิธีการเรียนรู้ลักษณะต่างๆ ของข้อมูล” โดยมีพื้นฐานการทำงานหรือการเรียนรู้จากระบบประสาทของสมองมุษย์ และ Deep Learning เป็น subset ของ Machine Learning อีกด้วย

ตัวอย่าง Use case ในแต่ละอุตสาหกรรม

การเงิน (Financial)

ธนาคารหรือธุรกิจอื่นๆที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมการเงิน สามารถนำ Machine Learning มาเพื่อป้องกันการฉ้อโกง ตรวจสอบทุจริต หรือสามารถเป็นเครื่องมือประกอบการตัดสินใจในการปล่อยเงินกู้ รวมไปถึงการวิเคราะห์ความเสี่ยงและการคาดการณ์โอกาสในการลงทุน

หน่วยงานภาครัฐ (Government)

ปัจจุบัน หน่วยงานภาครัฐได้มีการนำ AI มาเป็นตัวช่วยในการทำงานให้กับมนุษย์ เช่นระบบตรวจคนเข้าเมืองในสนามบิน รวมไปถึงนำมาป้องกันการโจรกรรมข้อมูลส่วนบุคคลที่ถูกเก็บไว้โดยภาครัฐ

การแพทย์ (Healthcare)

อุตสาหรกรรมการแพทย์ได้มีการเล็งเห็นความสำคัญของการนำปัญญาประดิษฐ์และ Machine Learning เข้ามาใช้ในด้านต่างๆมากขึ้น เช่น การวินิจฉัยหรือประเมินสุขภาพ อีกทั้งนำมาใช้กับการวิจัยทางการแพทย์ต่างๆ ซึ่งบุคลากรทางการแพทย์สามารถเพิ่มศักยภาพในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคโนโลยีมากขึ้น

การค้าปลีก (Retail)

Machine Learning สามารถนำมาวิเคราะห์ประวัติการซื้อขายและแนะนำสินค้าให้เหมาะสมกับกลุ่มของลูกค้า เพื่อเพิ่มยอดขายและเพื่อประสบการณ์ในการใช้งานที่ดีของลูกค้ามากขึ้นด้วย อีกทั้งยังสามารถคาดการณ์การตลาดและความต้องการของผู้บริโภคได้

การขนส่ง (Logistic)

ในอุตสาหกรรมการขนส่งก็ได้นำ Machine Learning เข้ามาใช้งานเช่นในเรื่องของ Warehouse Management หรือ การประเมินยานพาหนะเพื่อใช้ในการขนส่ง รวมไปถึงการทำระบบขับขี่ยานพาหนะแบบไร้คนขับ (Automated Driving System)

พลังงาน (Oil and Gas)

พลังงานเป็นสิ่งสำคัญในการขับเคลื่อนสิ่งต่างๆ ดังนั้นการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สามารถนำมาช่วยในการคาดการณ์ปริมาณการใช้พลังงานเพื่อใช้ในการคำนวณ รวมไปถึงการพยากรณ์การใช้พลังงานของประเทศในอนาคต

**ทำความรู้จักกับเทคโนโลยีอื่นๆ บน Google Cloud กับกิจกรรม webinar**

[**ลงทะเบียนเข้าร่วมฟรี !**](https://cloud-ace.co.th/events) **[คลิกที่นี่](https://cloud-ace.co.th/events" \t "_blank)**

[](https://cloud-ace.co.th/events)

ทำไมต้องใช้ AI จาก Google Cloud?



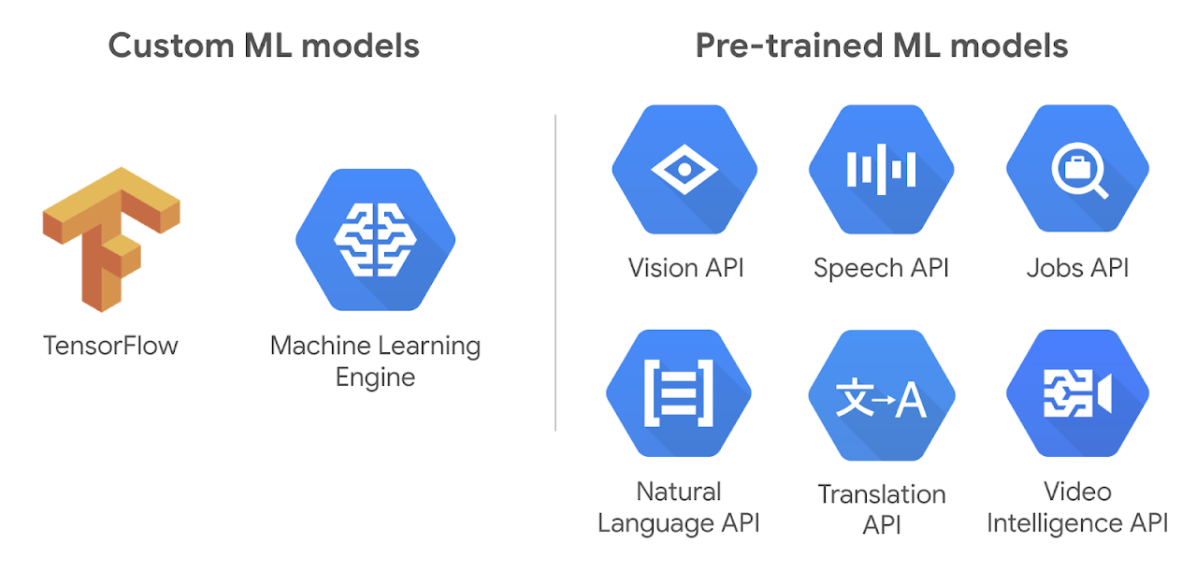
**Performance and Accuracy**

Google เป็นเจ้าของชุดข้อมูลขนาดใหญ่ที่เป็นแบบสาธารณะ (Public Dataset) และสามารถนำมาใช้งานต่างๆได้ ซึ่งถือเป็นหนึ่งในส่วนสำคัญของ Machine Learning กล่าวคือ ยิ่งมีข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ในการเรียนรู้มากเท่าไหร่ ความแม่นยำหรือประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ก็จะสูงขึ้นตามไปด้วย เช่น การวิเคราะห์รูปภาพ ข้อความ รวมไปถึงประเมินตัวเลขต่างๆ ความสามารถนี้ได้ดึงดูดองค์กรระดับโลกให้มาใช้บริการ Machine Learning บน Google Cloud ยกตัวอย่างเช่น Airbus ที่สามารถลดข้อผิดพลาดในการแก้ไขแผนที่ภาพถ่ายดาวเทียมจาก 11% ลดเหลือเพียงแค่ 3%

**Easy to use**

แน่นอนว่าการทำ Machine Learning ขึ้นมานั้น ไม่ใช่เรื่องง่ายในการที่จะสร้างโมเดลหรือโครงสร้างการเรียนรู้ขึ้นมา ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้ ก็อาจจะไม่ดีเสมอไปและต้องใช้เวลาอย่างมากในการปรับโครงสร้างให้ดีขึ้น ดังนั้นการใช้บริการ AI หรือ Machine Learning ผ่านทาง Google Cloud สามารถช่วยลดเวลาในการสร้างโมเดล รวมไปถึงการบริหารจัดการตั้งแต่การเก็บข้อมูล การเตรียมข้อมูล ไปจนถึงการนำโมเดลมาใช้งานจริง ถือได้ว่าเป็นบริการที่ครอบคลุมทุกขั้นตอนตั้งแต่ต้นจนจบในการทำ Machine Learning เลยทีเดียว มากไปกว่านี้ Google Cloud ได้มีบริการในส่วนของ Machine Learning ที่มีความพร้อมในการใช้งานผ่านการเรียกใช้ API และมีบริการที่เรียกว่า Cloud AutoML ซึ่งสามารถสร้าง Machine Learning ผ่านการใช้งาน GUI (Graphic User Interface) เท่านั้น

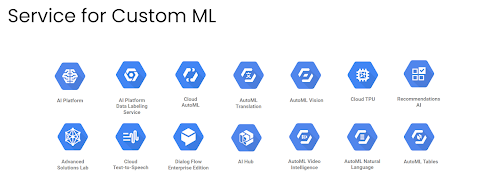
**AI** ใน Google Cloud มีบริการที่หลากหลายรูปแบบ สามารถเลือกใช้งานได้ตามความเหมาะสมและความต้องการในการใช้งาน ซึ่งได้แบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่ Customer Machine Learning Model และ Pre-trained Machine Learning Models



Custom Machine Learning Models

Custom Machine Learning Models เป็นบริการในการทำ Machine Learning ตั้งแต่ต้นจนจบ ครบถ้วนภายในที่เดียว เริ่มตั้งแต่การเก็บข้อมูลไปจนถึงการได้โมเดลที่มีความพร้อมในการใช้งานต่างๆ

Custom Machine Learning Model นั้นมีให้บริการหลากหลายรูปแบบประกอบไปด้วย การทำบริการด้วยตัวเอง เช่น เขียนโมเดลขึ้นมาเองหรือจะเตรียมทำ Pipeline ทั้งหมดนี้จะอยู่ในบริการที่ชื่อว่า AI Platform, รวมไปถึงบริการที่สามารถสร้าง Machine Learning โดยที่ไม่ต้องเขียนโค้ดสักตัวใน Cloud AutoML, หรือแม้กระทั้งการแชร์ระบบหรือบทความให้คนอื่นใน AI Hub โดยเฉพาะน้องใหม่ล่าสุดนั้นคือบริการ Recommendation AI ที่สามารถ

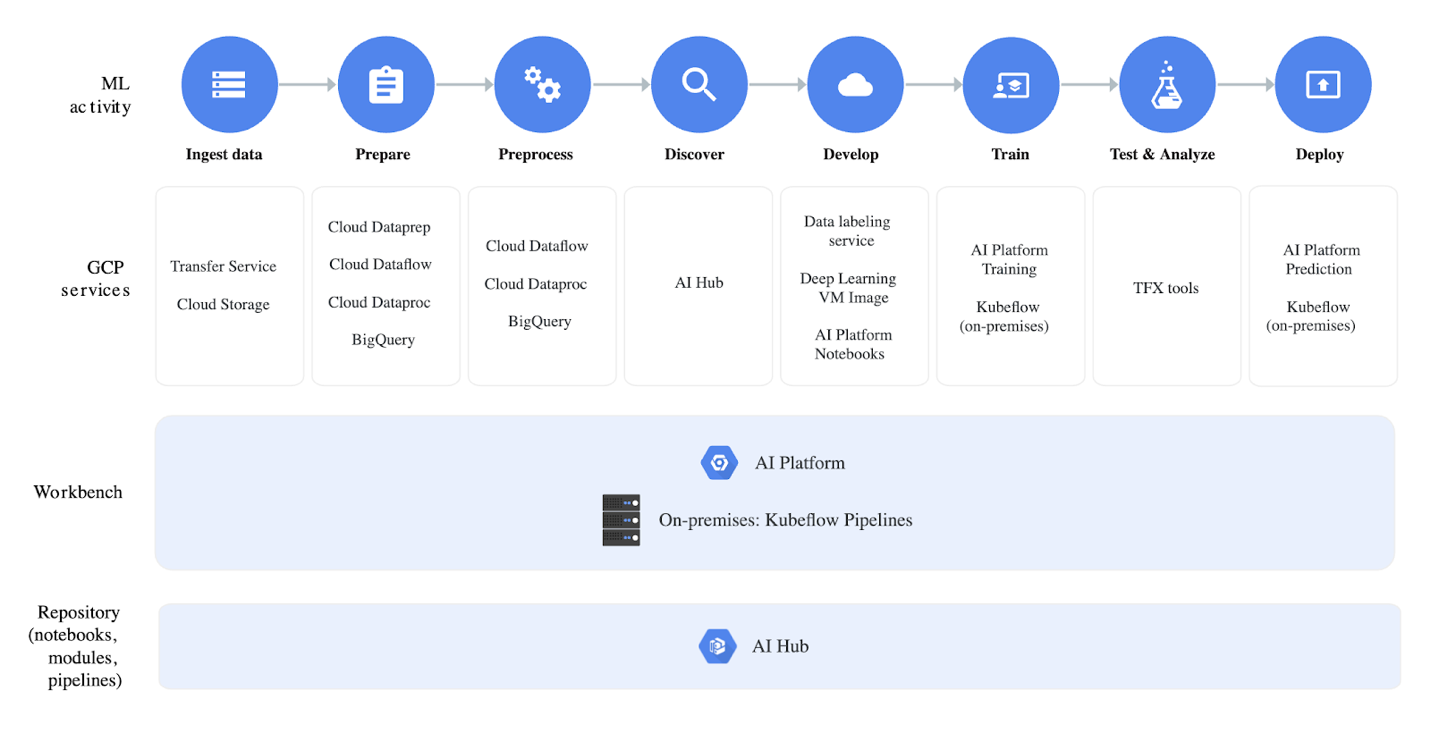


**ตัวอย่าง Custom Machine Learning Model**

1. AI Platform

**Concept**: *“End-to-End for Machine Learning and Data Scientist”*

End-to-End หมายถึง การบริการตั้งแต่เริ่มแรกไปจนถึงจุดสิ้นสุด กล่าวคือ AI Service ของ Google Cloud ให้บริการและอำนวยความสะดวกตั้งแต่การเก็บข้อมูล (Ingest Data), การเตรียมข้อมูล (Prepare Data), การสร้าง Machine Learning Model ขึ้นมาด้วยตัวเอง (AI Platform Notebooks) รวมไปถึงการ training model, การ hosting model, การวิเคราะห์ผลลัพธ์ และ deployment หรือการนำไปใช้กับ application อื่นๆ ทั้งหมดนี้สามารถนำมาทำเป็น Machine Learning Pipeline คือการทำให้เกิด automated training ทุกๆอาทิตย์หรือทุกๆเดือนกับข้อมูลใหม่ที่เข้ามาในแต่ละวัน แล้วนำมาเก็บเป็นเวอร์ชั่นต่างๆไว้ได้ ภายใต้ service ที่มีชื่อว่า AI Platform

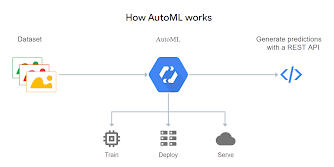


2. Cloud AutoML

**Concept**: *“Train high-quality custom machine learning models with minimal effort and machine learning expertise”*

Cloud AutoML เป็นบริการที่สามารถสร้างโมเดลการเรียนรู้แบบอัตโนมัติบน Cloud ได้แบบง่ายๆ โดยใช้เพียงแค่ข้อมูลเพื่อนำมาทำการเรียนรู้ให้กับโมเดลเท่านั้น ซึ่ง Cloud AutoML สามารถใช้งานกับบริการอื่นๆใน Google Cloud ได้อย่างครบถ้วนตั้งแต่การจัดเก็บข้อมูลที่ Google Cloud Storage จนไปถึงการเก็บโมเดลไว้ใน AI Platform และสามารถสร้าง Machine Learning Pipeline เพื่อใช้งานต่อได้อีกด้วย

ในส่วนของการใช้งานนั้นเรียกได้ว่าเป็นบริการที่เป็นแบบ Low-Code นั้นหมายความว่า นักพัฒนาไม่จำเป็นต้องเขียนโค้ดแม้แต่ตัวเดียวในการสร้างโมเดล เพียงแค่อัพโหลดข้อมูลเข้า Google Cloud ก็สามารถนำข้อมูลมาทำ Label แล้วเริ่มทำการเรียนรู้ได้ทันที เพราะมี Interface ที่สามารถใช้งานได้และเข้าใจได้ง่าย นอกจากนี้สามารถนำมา deploy ได้ทั้งในแบบ Online และ Offline เลยทีเดียว ในกรณีที่ต้องการใช้เป็น Offline หรือ Egde ก็สามารถนำโมเดลออกมาใช้งานได้ ซึ่งสามารถนำออกมาเป็น Tensorflow JS, TFLite, Coral, Core ML, Container และ REST API



Cloud AutoML: <https://cloud.google.com/automl/>

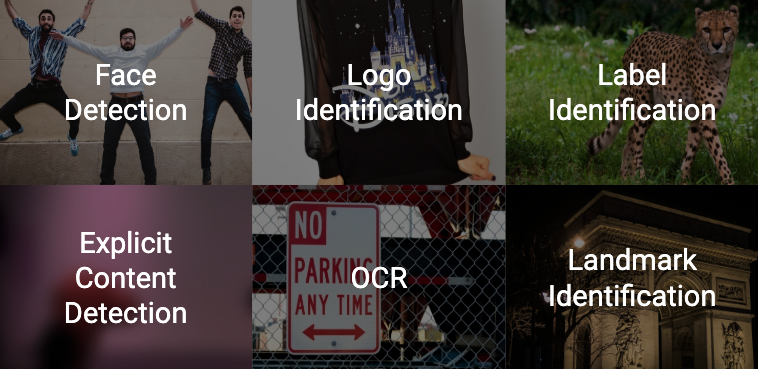
Pre-trained Machine Learning Model

**Concept**: *“Cloud APIs allow you to automate your workflows by using your favorite language. Use these Cloud APIs with REST calls or client libraries in popular programming languages.”*

จากที่ได้บอกไปว่าทาง Google มีข้อมูลจำนวนมากที่ถูกเก็บไว้ในรูปแบบของข้อมูลสาธารณะทางทีมพัฒนาของ Google ก็ได้ใช้ประโยชน์จากข้อมูลเหล่านั้นเพื่อนำมาใช้กับ Machine Learning เพื่อให้ได้โมเดลที่มีความพร้อมในการใช้งานโดยการเรียกผ่าน API ประกอบไปด้วย รูปภาพ (Vision API), เสียง (Speech API), วิดีโอ (Video Intelligence API), ข้อความ (Natural Language API), แปลภาษา (Translation API), และการหางาน (Jobs API)

เราสามารถเข้าไปที่ลิงค์ด้านล่างของรูปตัวอย่างการใช้งานของ Pre-trained Machine Learning Model แต่ละตัวได้ เพื่อเข้าไปลองใช้งานหรือทดสอบความสามารถของบริการแต่ละตัวได้อีกด้วย

ตัวอย่าง Pre-trained Machine Learning Model



Vision API: <https://cloud.google.com/vision>

Vision API

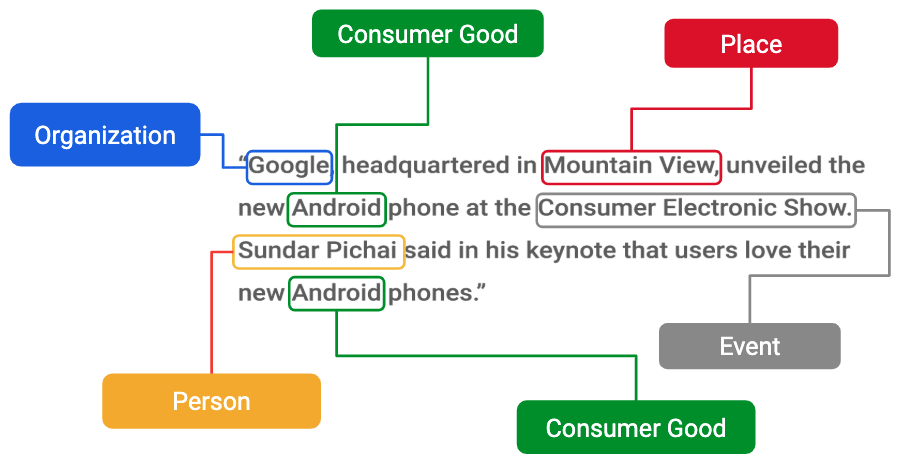
เป็นบริการ Machine Learning ที่ใช้สำหรับรูปภาพโดยเฉพาะ ซึ่งใน Vision API สามารถนำมาในการตรวจจับเป็นหลัก เช่น Face Detection, Landmark Detection, Logo Detection, Optical Charater Recognition, Object localization เป็นต้น



[https://cloud.google.com/speech-to-text/](https://cloud.google.com/speech-to-text/?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=japac-TH-all-en-dr-skws-all-all-trial-e-dr-1009137&utm_content=text-ad-none-none-DEV_c-CRE_252608145817-ADGP_Hybrid%20%7C%20AW%20SEM%20%7C%20SKWS%20~%20T1%20%7C%20EXA%20%7C%20ML%20%7C%20M%3A1%20%7C%20TH%20%7C%20en%20%7C%20Speech%20%7C%20API-KWID_43700024743098095-kwd-353705498116&userloc_1012728-network_g&utm_term=KW_speech-api&gclid=Cj0KCQiA-rj9BRCAARIsANB_4ACla6SXGG7msXLRY4dtfkjV5CNjLqXu2mr-Djmql1Ii0TvqJj8OaIEaAhU8EALw_wcB#section-1) & [https://cloud.google.com/text-to-speech/](https://cloud.google.com/text-to-speech/?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=japac-TH-all-en-dr-skws-all-all-trial-e-dr-1009137&utm_content=text-ad-none-none-DEV_c-CRE_252608146468-ADGP_Hybrid%20%7C%20AW%20SEM%20%7C%20SKWS%20~%20T1%20%7C%20EXA%20%7C%20ML%20%7C%20M%3A1%20%7C%20TH%20%7C%20en%20%7C%20Speech%20%7C%20Text-KWID_43700030778528006-kwd-298238412236&userloc_1012728-network_g&utm_term=KW_text%20to%20speech%20api&gclid=Cj0KCQiA-rj9BRCAARIsANB_4AC2p9TTtG0go_dpKg_ucVWbA3jpWjJ0ED8z92cBEqfrO3bNc85cP1caAhWyEALw_wcB)

Speech API

เราสามารถนำเสียงมาแปลงเป็นข้อความหรือนำข้อความแปลงเป็นเสียงได้ โดย Speech-to-text API สามารถรองรับเสียงได้ถึง 125 ภาษา และ Text-to-speech API รองรับได้มากถึง 30 ภาษาและอีก 180 เสียงรวมทั้งของผู้หญิงและผู้ชาย อีกทั้งสำเนียงขแงแต่ละภูมิภาค



Natural Language API: [https://cloud.google.com/natur...](https://cloud.google.com/natural-language/)

Natural Language API

ต่อมาเป็นบริการที่ไว้ใช้สำหรับการวิเคราะห์ข้อความหรือที่เราเรียกกันว่า Natural Language Processing หรือ NLP ซึ่ง Natutal Language ใน Google Cloud ก็สามารถทำ Sentiment Analysis เพื่อใช้ในการวิเคราะห์บทความหรือประโยคว่ามีแนวโน้มไปในทางที่ดีหรือไม่ดี มากไปกว่านี้ ยังสามารถนำมาวิเคราะห์ดูว่าคำๆนั้นประเภทอะไรเช่น คน องค์กร สถานที่ หรือราคา เป็นต้น

<https://cloud-ace.co.th/blogs/o0v9a6-ai-machine-learning-ml-ai-ml-goog>

**What Is AI Model Training?**

At its core, [an AI model](https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/what-is-ai/) is both a set of selected algorithms and the data used to train those algorithms so that they can make the most accurate predictions. In some cases, a simple model uses only a single algorithm, so the two terms may overlap, but the model itself is the output after training.

In a mathematical sense, an algorithm can be considered an equation with undefined coefficients. The model comes together when the selected algorithms digest data sets to determine what coefficient values fit best, thus creating a model for predictions. The term “AI model training” refers to this process: feeding the algorithm data, examining the results, and tweaking the model output to increase accuracy and efficacy. To do this, algorithms need massive amounts of data that capture the full range of incoming data.

Outliers, surprises, inconsistencies, patterns that don’t make sense at first glance…algorithms must deal with all of these and more, repeatedly, across all incoming data sets. This process is the foundation of learning—the ability to recognize patterns, understand context, and make appropriate decisions. With enough AI model training, the set of algorithms within the model will represent a mathematical predictor for a given situation that builds in tolerances for the unexpected while maximizing predictability.

**Key Takeaways**

* AI model training is the process of feeding curated data to selected algorithms to help the system refine itself to produce accurate responses to queries.
* Many different types of AI algorithms are available; the correct one for a project depends on scope, budget, resources, and goals.
* Effective AI model training requires a high volume of quality, curated training data.
* Training and testing AI models is an iterative process based on feedback and results.
* When trained AI models deliver consistent results with training and test data sets, the process moves on to testing with real-world data before ultimately going live.

**AI Model Training Explained**

AI model training is an iterative process whose success depends on the quality and depth of the input as well as the ability of trainers to identify and compensate for deficiencies. Data scientists usually handle the training process, although even business users can be involved in some low-code/no-code environments. In fact, the cycle of processing, observing, providing feedback, and improving is akin to teaching a child a new skill. With AI model training, the goal is to create a mathematical model that accurately creates an output while balancing the many different possible variables, outliers, and complications in data. When you think about it, parenting offers a similar—but much messier—journey.

Consider how children learn a skill. For example, let’s say you want to teach a toddler to identify the difference between dogs and cats. This starts out with basic pictures and encouragement. Then more variables are introduced, with details such as average sizes, barks versus meows, and behavior patterns. Based on what the child might be struggling with, you can put more emphasis on a certain area to help facilitate learning. At the end of this process, the toddler should be able to identify all manner of dogs and cats, from common household pets to wildlife species.

Training an AI model is similar.

* **AI:** Select algorithms and initial training data set for the model.

**Child:** Use basic photos to establish the general differences between a dog and a cat.

* **AI:** Evaluate output accuracy and tune the model to reduce or eliminate certain inaccuracies.

**Child:** Give praise or corrections depending on the answers.

* **AI:** Provide additional data sets with specific diverse inputs to customize and fine-tune the model.

**Child:** Highlight different traits, shapes, and sizes as part of the learning process.

Like with children, initial AI model training can highly influence what happens down the road—and if further lessons are needed to unlearn poor influences. This highlights the importance of quality data sources, both for initial training and continuous iterative learning even after the model launches.

**The Value of AI Models in Business**

Most organizations already benefit from AI within their workflows and processes, thanks to applications that generate analytics, highlight data outliers, or use text recognition and natural language processing. Think transcribing paper receipts and documents into data records, for example. However, many organizations are looking to develop AI models for the purpose of addressing a specific, pressing need. The development process itself may unlock deeper layers of benefits, from short-term value, such as accelerated processes, to long-term gain, such as uncovering previously hidden insights or perhaps even launching a new product or service.

A core reason to invest in an infrastructure capable of supporting AI stems from the way businesses grow. Simply put, data is everywhere. With so much data coming in from all directions, new insights can be generated for nearly every part of an organization, including internal operations and the performance of sales and [marketing teams](https://blogs.oracle.com/marketingcloud/post/ai-in-marketing). With that in mind, proper training and thoughtful application allows for AI to provide business value in nearly any circumstance.

To consider how an organization might train AI for maximum benefit, the first step is to identify inputs and what goes into a solid decision. For example, consider a manufacturing supply chain. Once all relevant data is available to a properly trained AI system, it can calculate shipping costs, predict ship times and quality/defect rates, recommend price changes based on market conditions, and perform many more tasks. The combination of heavy incoming data volumes and a need for data-driven decisions make supply chains ripe for AI problem solving. In contrast, in cases where soft skills remain a top priority, AI can provide supporting information but is unlikely to offer a revolutionary change. An example is a manager’s assessment of employee performance during annual reviews. In this case, AI might make it easier to gather metrics, but it can’t replace the assessments made based on human-to-human interaction.

[To get the most out of an AI investment](https://blogs.oracle.com/ai-and-datascience/post/are-implementation-concerns-restricting-the-use-of-ai-in-business-and-what-can-be-done-about-it), organizations must consider the following:

* What problems do we need to solve?
* Do quality data sources exist that can provide inputs to solve these problems?
* Do we have the infrastructure to support the processing needed and connect the relevant data sources?

By establishing those parameters, organizations can identify the business areas most likely to benefit from AI, then begin taking steps to make those a reality.

**The Process of Training an AI Model**

While each project comes with its own challenges and requirements, the general process for training AI models remains the same.

These five steps comprise an overview for training an AI model.

* **Prepare the data:** Successful AI model training starts with quality data that accurately and consistently represents real-world and authentic situations. Without it, ensuing results are meaningless. To succeed, project teams must curate the right data sources, build processes and infrastructure for manual and automated data collection, and institute appropriate cleaning/transformation processes.
* **Select a training model:** If curating data provides the groundwork for the project, model selection builds the mechanism. Variables for this decision include defining project parameters and goals, choosing the architecture, and selecting model algorithms. Because different training models require different amounts of resources, these factors must be weighed against practical elements such as compute requirements, deadlines, costs, and complexity.
* **Perform initial training:** Just as with the example above of teaching a child to tell a cat from a dog, AI model training starts with basics. Using too wide of a data set, too complex of an algorithm, or the wrong model type could lead to a system that simply processes data rather than learning and improving. During initial training, data scientists should focus on getting results within expected parameters while watching for algorithm-breaking mistakes. By training without overreaching, models can methodically improve in steady, assured steps.
* **Validate the Training:** Once the model passes the initial training phase, it reliably creates expected results across key criteria. Training validation represents the next phase. Here, experts set out to appropriately challenge the model in an effort to reveal problems, surprises, or gaps in the algorithm. This stage uses a separate group of data sets from the initial phase, generally with increased breadth and complexity versus the training data sets.

As data scientists run passes with these data sets, they evaluate the model’s performance. While output accuracy is important, the process itself is just as critical. Top priorities for the process include variables such as precision, the percentage of accurate predictions, and recall, the percentage of correct class identification. In some cases, the results can be judged with a metric value. For example, an F1 score is a metric assigned to classification models that incorporate the weights of different types of false positives/negatives, allowing a more holistic interpretation of the model's success.

* **Test the Model:** Once the model has been validated using curated and fit-for-purpose data sets, live data can be used to test performance and accuracy. The data sets for this stage should be pulled from real-world scenarios, a proverbial “taking the training wheels off” step to let the model fly on its own. If the model delivers accurate—and more importantly, expected—results with test data, it’s ready to go live. If the model shows deficiencies in any way, the training process repeats until the model meets or exceeds performance standards.

While going live is a significant milestone, achieving that stage doesn’t mean the end of the model’s training. Depending on the model, every data set processed may be another “lesson” for the AI, leading to further improvement and refinement of the algorithm. Data scientists must continue to monitor performance and results, particularly when the model deals with unexpected outlier data. Should inaccurate results arise, even only on rare occasions, the model may need further tweaking so as not to taint future output.

**Types of AI Model Training Methods**

AI training comes in many different forms that range in complexity, types of results, capabilities, and compute power. One method may use up more resources than necessary while in other cases a method may provide a binary response, as in a yes or no for a loan approval, when the situation requires a more qualitative outcome, such as a conditional “no” until more documentation is supplied.

The choice of method used for an AI model must factor in both goals and resources; venturing forward without careful planning may require data science teams to restart from scratch, wasting time and money.

**Deep Neural Networks**

While some AI models use rules and inputs to make decisions, deep neural networks offer the ability to handle complex decisions based on diverse data relationships. Deep neural networks work with numerous layers that identify patterns and weighted relationships among data points to make predictive outputs or informed assessments. Examples of deep neural networks include voice-activated assistants such as Apple’s Siri or Amazon’s Alexa.

**Linear Regression**

In statistics, linear regression is used to determine the relationship between input and output. In its simplest form, this can be represented by the algebraic formula y = Ax + B. This model uses a data set to create that formula based on input, output, and possible variable coefficients. The final model used for prediction assumes a linear relationship between input and output. An example use case for linear regression is a sales forecast based on previous sales data.

**Logistic Regression**

Taken from the field of statistics, logistic regression is an effective model for binary situations. Logistic regression is based on the logistic function, which is an S-curve equation often used for calculating probability. In the case of AI modeling, logistic regression determines probability and delivers a binary outcome to ultimately make predictions or decide, for example, whether an applicant should be approved for a loan. An example use case for logistic regression is a finance application performing fraud detection.

**Decision Trees**

Most people have experience with decision trees, even outside of AI. Decision trees work similarly to nodes in flowcharts. In [machine learning](https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/what-is-ai/ai-vs-machine-learning/), the training processes feed the tree through iterative data to identify when to add nodes and where to send the different node paths. An example use case for decision trees is a financial loan approval.

**Random Forest**

Decision trees can become overfit for their training sets by establishing too much depth. The random forest technique compensates for that by combining a group of decision trees—hence the term “forest”—and finding the greatest consensus or a weighted average in results. An example use case for a random forest is predicting customer behavior based on a variety of decision trees across different elements of a customer’s profile.

**Supervised Learning**

In child education terms, supervised learning is the equivalent of having your child go through a set curriculum with methodical lessons. For AI modeling, that means using established training data sets and defined parameters to train the model, with data scientists acting as the proverbial teachers in curating training data sets, running test data sets, and providing model feedback. An example use case for supervised learning is finding abnormal cells in lung X-rays. The training data set is X-rays with and without abnormalities and telling the model which is which.

**Unsupervised Learning**

Continuing the child education analogy, unsupervised learning is similar to the Montessori philosophy, where children are presented with a range of possibilities and the freedom to self-direct based on their curiosity. For AI modeling, that means ingesting an unlabeled data set without parameters or goals—it’s up to the AI to determine patterns in the data. An example use case for unsupervised learning is a retailer feeding an AI model quarterly sales data with the goal of finding correlations in customer behavior.

**Reinforcement Learning**

If you’ve ever reinforced desired behavior with treats, you’ve participated in reinforcement learning. On an AI level, reinforcement learning starts with experimental decisions that lead to positive or negative reinforcement. After time, the AI learns the best decisions, as in the most accurate or successful ones, to handle a situation and maximize positive reinforcement. An example use case for reinforcement learning is that list of “you might also like” suggestions presented by YouTube based on viewing history.

**Transfer Learning**

An AI model may have success when applied to a different situation. Transfer learning refers to the method of using an existing AI model as a starting point for a new model. This repurposing works best when the existing model handles a general scenario; anything too specific may prove too difficult to retrain. An example use case for transfer learning is a new AI model for a specific type of image classification based on parameters from an existing image classification model.

**Semi-Supervised Learning**

Using principles of both supervised and unsupervised learning, semi-supervised learning starts with training the model on a small group of labeled data sets. From there, the model uses unlabeled and uncurated data sets to refine patterns and create unexpected insights. In general, semi-supervised learning uses only labeled data sets for the first few steps, like training wheels. After that, the process heavily leans on unlabeled data. An example use case for semi-supervised learning is a text-classifying model, which uses a curated set to establish basic parameters before being fed large volumes of unsupervised text documents.

**Generative Models**

[Generative models](https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/generative-ai/what-is-generative-ai/) are an unsupervised AI method that use very large example data sets to create a prompted output. Examples of this are AI-generated images based on the metadata of an image archive or predictive text based on a database of typed sentences. Rather than simply classifying data in its output, results from generative models can take thousands, possibly millions, of pieces of example data to learn and create an original output. An example use case of a generative model is a chatbot, such as ChatGPT.

**Role of Data in AI Model Training**

For an AI model to be properly trained, it needs data—a lot of data. In fact, data is the most crucial element in AI model training. Without it, the model simply can’t learn. And without quality data, the model will learn the wrong things. Thus, data scientists select data sets for their projects with intention and care.

Data set curation must involve the following factors for optimal AI model training:

* **Quality of data sources:** If an AI model is fed a large volume of unvetted, homogeneous, and poor-quality data sets, the ensuing results will be subpar. What constitutes “good data” can differ depending on the model at hand. When there are unacceptable levels of inaccuracy, it may be possible to backtrack and retrain the AI. However, it’s not uncommon for data scientists to restart a project from scratch after poor data taints the model.
* **Volume of data:** Practice makes perfect for AI model training. While one data set may be a good first step, the training process requires a large amount of data as well as an appropriate level of diversity and granularity to refine the model, increase accuracy, and identify outlier data.
* **Diversity of data:** Greater data set diversity often leads to greater accuracy in AI model training. Just like in the real world, diverse experiences expand on capabilities and enable decision efficiencies thanks to larger depth of knowledge.

**Challenges in AI Model Training**

AI model training comes with [its own unique challenges](https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/ai-model-training-challenges/). Some of these are logistical—infrastructure, compute power, and other practical considerations of getting from start to finish. Other challenges require introspection on the part of data scientists, such as developing an understanding of how to mitigate biases and keep the resultant system objective.

The following challenges should be considerations for any AI model training initiative:

* **Data bias:** To get accurate results from an AI model, training requires quality data. To mitigate data bias, data scientists must vet data sources thoroughly before curating training data sets.
* **The right data:** Training data sets requires heavy volumes of data that represent appropriate diversity and granularity. Not only does this call on teams to curate large amounts of quality data, it brings in many practical considerations. Storage, cleaning/transformation, processing, and general quality control all grow increasingly difficult as a data set gets larger.
* **Computing power and infrastructure requirements:** The more complex the AI model, the more compute power and infrastructure support are required. The practicality of running the model, from training to going live, needs to be considered when selecting the model method. If a model type requires more resources than what’s feasible to deliver, the whole project will collapse.
* **Overfitting:** When an AI model becomes too tuned into the training data sets, it can lock into those specifics rather than being capable of handling diversity and surprises. That phenomenon is known as “overfitting,” and it prevents accurate predictions in the future. An example of overfitting is when the training data set produces 99% accuracy but a real-world data set produces only 75% to 85% accuracy. Note that perceived accuracy in AI refers to how well a system appears to perform in terms of accuracy based on its current capabilities. It’s the accuracy that’s observed or experienced by users or stakeholders. On the other hand, potential accuracy in AI refers to the maximum level of accuracy that a system could achieve in ideal conditions, with optimal resources. Understanding the difference between perceived accuracy and potential accuracy is important in evaluating the performance of an AI system and identifying areas for improvement or future development.

The terms “overfitting” and “overtraining” are often used interchangeably, but they have distinct meanings. Overfitting, as discussed, is when AI performs extremely well on its training data but fails to generalize well on new data. Overtraining is when a model has been trained excessively, leading to poor performance on both the training data and new data. Overtraining can occur when a model is trained for too long or with too much complexity, causing it to struggle to generalize. Both issues need to be avoided in the model training process.

* **Explainability:** One outstanding issue in AI modeling is the lack of explainability around how decisions are made. Users can make inferences based on outputs, but the model’s reasons may remain nebulous. Some developers have created tools to bridge this gap, including models built to have more transparent explainability. However, implementation, usability, detail, and accessibility all vary, both for input and output.

**Future of AI Model Training**

While AI has been around in some form since the dawn of computing, advancements in algorithms, CPU power, graphics processing unit (GPU) power, and the cloud-based sharing of resources have significantly pushed AI forward over the last two decades. [AI is embedded in so many applications](https://blogs.oracle.com/ai-and-datascience/post/how-embedded-ai-is-making-analysis-more-actionable) that many users employ it without realizing it. When you stream music, customized playlists come from an AI analyzing your favorite songs and artists. When you type a text message, an AI offers predictive suggestions based on your commonly used words. If you found a new TV show you love thanks to an automated recommendation, thank AI.

That’s the present of AI, but what lies just over the horizon?

The potential of AI depends on the evolving capabilities of model training. Let’s take a look at future possibilities in AI model training.

**Advancements in AI Model Training Techniques**

If it feels like AI’s innovations have grown exponentially, there’s a good reason for that: The explosion of data and connectivity over the past decade has made it much easier to train AI systems and allowed for complex models to be realized, and new and improving algorithms are adding to success. Because of that, a number of lofty goals seem feasible within the next decade, including deep reasoning, where AI gains the ability to understand the how and why behind situations; increased training efficiency using smaller data sets; and more efficient and accurate models grown from unsupervised learning.

**The Potential of Transfer Learning**

For people, transferable skills increase employability and productivity by making it much easier to get started on a new task. The same applies to transfer learning in AI. However, effective transfer learning still faces a number of challenges. Currently, transfer learning works best in immediately similar domains for the original model, limiting its use. Widening the capabilities of transfer learning will require significantly more compute power and resources to support the greater complexity of retraining. Without innovations in efficiency and processing, it may be easier to simply build a model from scratch.

**The Role of Human Oversight in AI Model Training**

Perhaps the most powerful trait of AI is its ability to perform tasks faster and more accurately than humans, relieving shipping clerks, accountants, and others from performing repetitive tasks. Of course, getting to that point requires time and effort curating data sets, observing outputs, and tweaking the model.

**How to Choose the Right AI Model Training Tool**

A variety of AI model training tools can accelerate the development and training process. These tools include prebuilt model libraries, open-source frameworks, coding and environment aides, and gradient boosting. Some rely on the type of model used while others require certain standards for compute resources.

To determine which tool, or tools, work best for your project, compile the answers to the following questions:

* What type of result do you want from your AI model?
* What are your underlying compute resources?
* What is the scope and budget of your project?
* Where are you in the development process?
* What are the skills of your team?
* Are there any governance or compliance restrictions for your industry or project?
* What areas of your project need the most help?

These answers can help build a short list of effective tools to help your AI model training process.

**OCI Supports Model Training and Parallel Applications**

Training complex AI models can be a resource-intensive initiative as hundreds, possibly thousands, of independent services coordinate and share information. [Oracle Cloud Infrastructure (OCI)](https://www.oracle.com/th/cloud/) provides GPUs connected via a high-performance Ethernet network to save customers time and money while maximizing availability and stability. With OCI, customers get simple, fast interconnects to support training and deployment of highly complex models at scale.

The machine learning precursors to AI were built on intensive rules and probability driven by high-powered calculations. The supercomputer Deep Blue competed in world-class chess tournaments that way. However, AI has evolved beyond using rules powered by outside data; instead, AI models now focus on generating internal insights by training through heavy volumes of data sets. While some AI models still use rule-based decision trees, others support complex processes and predictions thanks to neural networks.

Advances in AI are exciting, but the future of this technology depends on high-quality training.

<https://www.oracle.com/th/artificial-intelligence/ai-model-training/>

The advent of Artificial Intelligence (AI) has unleashed transformative potential across industries. This article delves into the intricate processes underlying the training of AI models, shedding light on the algorithms that power this remarkable technology. As you embark on your journey to understand AI model training, consider the analogy of setting up a technological foundation, much [like renting Debian virtual server](https://www.hostzealot.com/vps/os-debian" \t "_blank). Just as a solid server infrastructure is essential for hosting a website, a robust training process is vital for nurturing AI’s cognitive abilities.

**I. The Fundamentals of AI Model Training:**

**A. DEFINING THE TRAINING PROCESS**

**1. Overview of AI Model Training:** A Transformative Process The journey of AI model training is a paradigm-shifting endeavor that underpins the capabilities of artificial intelligence. It involves equipping [machines with the ability to learn from data](https://thedatascientist.com/customer-churn-machine-learning-data-science-survival-analysis/) and improve their performance over time. Through this intricate process, AI [models acquire the capacity to make predictions](https://thedatascientist.com/predictive-modelling-football-injuries/), recognize patterns, and comprehend complex information – skills once reserved solely for human intelligence. This transformation of raw data into actionable insights forms the bedrock of AI’s revolutionary potential, enabling applications across sectors from finance to [healthcare](https://www.huntress.com/blog/will-patients-data-ever-be-safe-if-we-let-gpts-into-healthcare" \t "_blank).

Trending

[**Unlocking the Power of Web API: A Gateway to Seamless Integration**](https://thedatascientist.com/unlocking-the-power-of-web-api-a-gateway-to-seamless-integration/)

2. Key Goals: Enhancing Accuracy, Generalization, and Task-Specific Performance

The central objectives of AI model training encompass three pivotal dimensions: accuracy, generalization, and task-specific performance. Achieving accuracy entails minimizing prediction errors by refining model parameters through continuous learning. Generalization, the art of [applying learned knowledge to unseen data](https://thedatascientist.com/value-nfts-data-science-cryptopunks/), fosters adaptability and robustness. A well-trained model should perform consistently and accurately on new, diverse inputs. Additionally, task-specific performance tailors models to excel in distinct domains, leveraging specialization to optimize outcomes.

In the intricate interplay of these elements, AI model training orchestrates a symphony of mathematics, algorithms, and data, forging the foundation upon which AI systems navigate and contribute to the complexities of the modern world. As we delve deeper into the processes that drive this transformation, a profound appreciation for the capabilities of AI emerges, illuminating the bridges it constructs between raw data and intelligent insights.

**II. Deep Dive into AI Model Training Techniques:**

**SUPERVISED LEARNING:**

**Laying the Groundwork**

**1. Input-Output Relationships:** Training with Labeled Data Supervised learning, a cornerstone of AI model training, revolves around deciphering input-output relationships. Through meticulously labeled datasets, the [model learns](https://thedatascientist.com/can-football-data-analysis-using-machine-learning-models-boost-throw-ins/) to recognize patterns, linking specific inputs with their corresponding desired outputs. This process mimics human learning, where examples guide understanding and enable the model to make accurate predictions on unseen data. The labeled data acts as a compass, steering the model towards honing its predictive abilities.

2. Loss Functions: Quantifying Model Performance

The quantification of a model's efficacy is a fundamental aspect of supervised learning. Loss functions evaluate the disparity between predicted outputs and actual ground truth labels. By calculating this difference, the model gauges its performance and understands where adjustments are necessary. The iterative refinement driven by loss minimization is at the heart of model enhancement, enabling accurate predictions and informed decision-making.

**UNSUPERVISED LEARNING:**

**Extracting Patterns from Data**

1. Clustering and Dimensionality Reduction Unsupervised learning unveils the hidden patterns within data without explicit labels. Clustering algorithms group similar data points, revealing inherent structures. Dimensionality reduction techniques, such as Principal Component Analysis (PCA), distill complex data into more manageable forms, retaining essential features while reducing noise and redundancy.

2. Self-Organizing Maps and Autoencoders

Unsupervised learning techniques extend further with tools like self-organizing maps that visualize high-dimensional data in two dimensions, aiding in pattern recognition. Autoencoders, neural networks that learn to recreate input data, identify intricate relationships in data representations, simplifying its complexity.

**REINFORCEMENT LEARNING:**

**Learning from Interaction**

1. Agent-Environment Dynamics Reinforcement learning revolves around agents learning to make decisions in response to their environment. The agent interacts with the environment, receiving rewards or penalties based on its actions. This dynamic interaction facilitates the agent’s learning process as it strives to maximize cumulative rewards.

2. Policy Optimization and Q-Learning

Reinforcement learning hinges on developing optimal policies that guide agents to make the best decisions. Algorithms like Q-learning calculate the optimal action for an agent based on predicted future rewards. This iterative process refines the agent's understanding of the environment, enabling it to navigate complex scenarios.

In the vast terrain of AI model training techniques, these approaches lay the foundation for the remarkable capabilities of AI systems. Whether through supervised guidance, unsupervised pattern extraction, or reinforcement through interaction, each technique contributes to the rich tapestry of AI’s cognitive prowess.

**III. The Training Process in Action:**

**A. INITIALIZATION AND ARCHITECTURE DESIGN**

**1. Initializing Model Parameters:** Randomness and Pre-trained Weights The inception of AI model training begins with the setting of model parameters. These parameters, akin to the neural connections in a human brain, influence the model’s ability to learn and adapt. Initialization methods employ a touch of randomness, as this variance aids models in escaping local optima during training. Additionally, leveraging pre-trained weights from existing models imparts valuable knowledge, facilitating accelerated learning on new tasks.

2. Model Architectures: Convolutional, Recurrent, and Transformers

The blueprint of an AI model's architecture plays a pivotal role in shaping its capabilities. Model design aligns with the data's nature and the task's complexity. Convolutional neural networks excel in image recognition by recognizing local patterns, while recurrent networks process sequential data like text. Transformers, on the other hand, introduced breakthroughs in natural language processing, utilizing attention mechanisms to capture intricate relationships between words.

**B. FORWARD PROPAGATION AND LOSS CALCULATION**

**1. Forward Pass:**Transforming Input to Prediction Forward propagation involves sending input data through the model’s intricate layers, each designed to capture different aspects of the data’s features. As data flows forward, it transforms, gaining layers of abstraction. The result is a prediction, reflecting the model’s learned understanding of the input’s characteristics.

2. Loss Calculation: Measuring Prediction Accuracy

The prediction's accuracy is quantified using loss functions, mathematical constructs that measure the disparity between predicted outcomes and actual values. Lower loss signifies closer alignment between prediction and reality. This evaluation fuels the model's iterative learning process, as it adapts its parameters to minimize loss and enhance its predictive prowess.

**C. BACKPROPAGATION AND GRADIENT DESCENT**

**1. Backpropagation:**Calculating Gradients for Parameter Updates Backpropagation, akin to a teacher correcting errors, calculates gradients that indicate the direction of parameter adjustments to minimize loss. These gradients traverse the model’s layers, revealing which parameters need modification for improved accuracy. This feedback loop refines the model’s predictions over iterations.

2. Gradient Descent: Optimizing Model Using Gradients

Gradient descent operationalizes the gradients computed in backpropagation. It guides parameter updates to navigate the model towards regions of lower loss. By consistently adjusting parameters based on gradient information, the model converges to a state where its predictions align more closely with actual outcomes.

**D. BATCH TRAINING AND MINI-BATCH GRADIENT DESCENT**

**1. Batch Processing:**Enhancing Efficiency To expedite training, data is divided into batches, allowing models to process numerous samples simultaneously. This parallel processing accelerates learning, minimizing training time and computational burden.

2. Mini-Batch Gradient Descent: Balancing Accuracy and Speed

Mini-batch gradient descent strikes a balance between model accuracy and training speed. Rather than computing gradients over the entire dataset, it does so for smaller batches. This approach combines the efficiency of batch processing with the precision of using the entire dataset, contributing to faster convergence.

**E. EPOCHS AND CONVERGENCE**

**1. Iterating Through Epochs:**Refining Model Over Iterations AI model training involves multiple cycles through the dataset, known as epochs. With each epoch, the model adjusts parameters to reduce prediction errors. This repetition allows the model to capture intricate patterns and nuances, gradually improving its performance.

2. Convergence: Achieving Stability and Optimal Performance

Convergence marks the juncture where the model's performance stabilizes, indicating that further training yields diminishing returns. The model has reached a state of equilibrium, balancing prediction accuracy and generalization, ready to tackle real-world challenges with enhanced proficiency.

**IV. Challenges and Enhancements in AI Model Training:**

**A. OVERFITTING AND REGULARIZATION TECHNIQUES**

**1. Overfitting:** Balancing Complexity and Generalization Overfitting, a common challenge, occurs when a model becomes too tailored to the training data, compromising its ability to generalize to new inputs. Balancing the model’s complexity with its generalization capacity is crucial. Models must capture relevant patterns without accommodating every training data nuance.

2. Regularization Methods: Dropout, L1/L2 Regularization

Regularization techniques counteract overfitting by constraining the model's complexity. Dropout randomly deactivates neurons during training, preventing over-reliance on specific nodes. L1 and L2 regularization impose penalties on large weights, discouraging extreme parameter values. This regularization fosters models that generalize better and exhibit improved performance on unseen data.

**B. HYPERPARAMETER TUNING:**

**Fine-Tuning for Optimal Performance**

**1. Hyperparameters’ Impact:**Learning Rate, Batch Size, Epochs Hyperparameters significantly influence model behavior and training dynamics. The learning rate determines the magnitude of parameter adjustments, while batch size dictates data processed in each iteration. Epochs determine the number of iterations through the dataset. Optimal hyperparameters balance fast convergence and accurate model representation.

2. Grid Search and Random Search: Exploring Parameter Space

Hyperparameter tuning involves exploring a multi-dimensional space to identify optimal combinations. Grid search exhaustively evaluates predefined hyperparameter combinations, while random search randomly samples hyperparameters, enabling a wider exploration. These techniques navigate the complex landscape of hyperparameters, ensuring models perform optimally across diverse tasks and datasets.

**V. Advanced Training Strategies:**

**A. TRANSFER LEARNING: LEVERAGING PRE-TRAINED MODELS**

**1. Transferring Knowledge:**Building on Existing Models Transfer learning empowers models to leverage knowledge from pre-trained counterparts. By reusing features learned from vast datasets, models bootstrap their understanding of new tasks, expediting training and enhancing performance.

2. Fine-Tuning and Feature Extraction

Fine-tuning customizes pre-trained models to new tasks. While retaining learned knowledge, specific layers are adapted for task alignment. Feature extraction repurposes pre-trained models as feature extractors, extracting valuable insights for downstream tasks.

**B. GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS (GANS):**

**Training for Creativity**

1. **Generator and Discriminator Dynamics GANs** unleash creativity by pitting a generator against a discriminator in a duel. The generator crafts content, while the discriminator appraises its authenticity. Iteratively, the generator refines its output, simulating human creativity.

2. Applications: Art, Image Synthesis, and Data Augmentation

GANs revolutionize domains like art by generating novel creations. Image synthesis produces photorealistic images, while data augmentation enhances model robustness through synthetic data. This symbiotic interplay of generator and discriminator fuels innovation across diverse domains.

**VI. Real-World Applications of AI Training:**

**A. NATURAL LANGUAGE PROCESSING (NLP):**

Training [Language Models](https://thedatascientist.com/ryan-janssen-on-large-language-models-and-ai/)

**1. Tokenization and Word Embeddings**

In the realm of NLP, tokenization dissects text into manageable units, like words or subwords. These tokens are then transformed into numerical vectors using word embeddings, enabling models to comprehend linguistic context and relationships.

2. Transformer Architecture: Powering BERT and GPT Models  
The transformative transformer architecture underpins influential language models like BERT and GPT. With attention mechanisms that capture long-range dependencies, transformers excel at understanding context, enabling feats such as language translation, [text generation](https://thedatascientist.com/retrieval-augmented-generation-ais-approach-to-text-generation/" \t "_blank), and sentiment analysis.

**B. COMPUTER VISION:**

Training [Image Recognition](https://thedatascientist.com/what-are-the-possibilities-of-ai-image-recognition-platform/" \t "_blank) Models

**1. Convolutional Neural Networks (CNNs):**

Detecting Patterns CNNs, inspired by human visual processing, excel in image recognition. Layers extract progressively complex features, identifying patterns and objects, from edges to shapes, facilitating applications like facial recognition and medical imaging.

2. Object Detection and Image Segmentation  
Beyond recognition, AI models also discern object boundaries and segment images into meaningful parts. Object detection localizes objects within images, while segmentation assigns each pixel to specific object classes, revolutionizing fields such as autonomous driving, healthcare, and [agriculture](https://thedatascientist.com/how-can-ai-help-food-sustainability/).

**VII. Ethical Considerations and Future Prospects:**

**A. BIAS AND FAIRNESS: ADDRESSING MODEL DISCRIMINATION**

**1. Bias Detection and Mitigation [Ethical AI](https://thedatascientist.com/ethical-ai-building-responsible-systems-online/" \t "_blank)** demands vigilant detection and mitigation of bias in models. AI systems can inadvertently perpetuate societal biases present in training data. Identifying these biases and implementing corrective measures ensures that AI systems are fair, unbiased, and inclusive.

2. Ensuring Equitable AI Striving for equitable AI requires proactive steps. Beyond bias mitigation, it involves designing AI models that cater to diverse user needs. Ensuring representation, diverse perspectives, and inclusivity during model development and deployment fosters technology that benefits all.

**B. QUANTUM COMPUTING AND AI TRAINING: FUTURE CONVERGENCE**

**1. [Quantum Computing’s](https://thedatascientist.com/the-future-of-quantum-computing-and-its-impact-on-cybersecurity/" \t "_blank) Potential** for Speeding up Training Quantum computing’s immense computational power offers the potential to revolutionize AI model training. Quantum systems can perform complex calculations at speeds unattainable by classical computers, expediting training processes and enabling more sophisticated models.

2. Quantum Neural Networks: A New Paradigm Quantum neural networks, a burgeoning field, exploresthe marriage of quantum computing and AI. These networks leverage quantum phenomena to processinformation differently, opening avenues for novel learning algorithms and enhanced AIcapabilities.

In contemplating the [ethical implications](https://thedatascientist.com/the-ethical-and-societal-implications-of-deep-nude-technology/" \t "_blank) and future horizons of AI, addressing bias and leveraging quantum computing stands as a testament to AI’s potential for societal transformation and technological evolution.

<https://thedatascientist.com/how-the-training-of-the-ai-models-works/>

**AI Training Techniques**

AI models are trained using a variety of techniques that enable them to learn from data and improve their performance. These techniques include supervised learning, unsupervised learning, **semi-supervised learning**, and **image annotation**. Each technique plays a crucial role in enhancing the capabilities of AI models.

**Supervised Learning**

In supervised learning, the AI model is trained using labeled data. The labeled data consists of input features and corresponding output labels or target values. The model learns from this labeled data to make predictions or classify new, unseen data accurately.

This technique is widely used in tasks like object recognition, sentiment analysis, and spam detection. By providing the model with labeled examples, it learns to associate specific patterns or features with their corresponding outputs, enabling it to make accurate predictions on new, unlabeled data.

**Unsupervised Learning**

Unsupervised learning involves training the AI model on unlabeled data. In this technique, the model learns to explore patterns and structures within the data without any explicit guidance or supervision.

This technique is useful when the data is unstructured and lacks labels or target values. Unsupervised learning algorithms can uncover hidden patterns, identify clusters, and detect anomalies in the data. It is commonly used for tasks like clustering, anomaly detection, and dimensionality reduction.

**Semi-Supervised Learning**

**Semi-supervised learning** combines elements of both supervised and unsupervised learning. It utilizes a small amount of labeled data along with a large amount of unlabeled data for training the AI model.

This technique leverages the benefits of both labeled and unlabeled data. The labeled data assists the model in learning specific patterns or concepts, while the unlabeled data helps in discovering additional patterns, generalizing knowledge, and improving overall performance.

**Image Annotation**

In the field of computer vision, **image annotation** is a crucial step in training AI models. **Image annotation** involves labeling or tagging specific objects, regions, or features within an image.

By providing annotations such as bounding boxes, segmentation masks, or keypoints, AI models can learn to recognize and understand objects within images. Image annotation serves as ground truth data for supervised learning, helping the model associate visual patterns with specific labels or categories.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **TRAINING TECHNIQUE** | **DESCRIPTION** | **USE CASES** |
| Supervised Learning | AI model learns from labeled data with input-output pairs. | Object recognition, sentiment analysis, spam detection |
| Unsupervised Learning | AI model learns from unlabeled data to discover patterns and structures. | Clustering, anomaly detection, dimensionality reduction |
| Semi-Supervised Learning | AI model utilizes a combination of labeled and unlabeled data for training. | Data with limited labeled examples, large-scale data analysis |
| Image Annotation | Labeling and tagging objects or regions within images. | Object detection, image segmentation, facial recognition |

<https://keymakr.com/blog/advanced-ai-model-training-techniques-explained/>

• เลือกโมเดลการฝึกอบรม: หากการคัดเลือกข้อมูลเป็นพื้นฐานสำหรับโครงการ การเลือกโมเดลจะสร้างกลไกขึ้นมา ตัวแปรสำหรับการตัดสินใจนี้ได้แก่ การกำหนดพารามิเตอร์และเป้าหมายของโครงการ การเลือกสถาปัตยกรรม และการเลือกอัลกอริทึมของโมเดล เนื่องจากโมเดลการฝึกอบรมที่แตกต่างกันต้องการทรัพยากรในปริมาณที่แตกต่างกัน ปัจจัยเหล่านี้จึงต้องได้รับการชั่งน้ำหนักเทียบกับองค์ประกอบในทางปฏิบัติ เช่น ข้อกำหนดในการคำนวณ กำหนดเวลา ต้นทุน และความซับซ้อน

• ดำเนินการฝึกอบรมเบื้องต้น: เช่นเดียวกับตัวอย่างข้างต้นของการสอนเด็กให้แยกความแตกต่างระหว่างแมวกับสุนัข การฝึกอบรมโมเดล AI เริ่มต้นด้วยพื้นฐาน การใช้ชุดข้อมูลที่มีความกว้างเกินไป อัลกอริทึมที่ซับซ้อนเกินไป หรือประเภทของโมเดลที่ไม่ถูกต้อง อาจทำให้ระบบประมวลผลข้อมูลเพียงอย่างเดียวแทนที่จะเรียนรู้และปรับปรุง ในระหว่างการฝึกเบื้องต้น นักวิทยาศาสตร์ข้อมูลควรเน้นที่การได้รับผลลัพธ์ภายในพารามิเตอร์ที่คาดหวังไว้ในขณะที่คอยระวังข้อผิดพลาดที่เกิดจากอัลกอริทึม การฝึกโดยไม่มากเกินไปจะทำให้โมเดลสามารถปรับปรุงได้อย่างเป็นระบบในขั้นตอนที่มั่นคงและมั่นใจได้

• ตรวจสอบการฝึกอบรม: เมื่อโมเดลผ่านขั้นตอนการฝึกเบื้องต้นแล้ว โมเดลจะสร้างผลลัพธ์ที่คาดหวังได้อย่างน่าเชื่อถือตามเกณฑ์สำคัญ การตรวจสอบการฝึกอบรมคือขั้นตอนต่อไป ในขั้นตอนนี้ ผู้เชี่ยวชาญจะตั้งเป้าหมายที่จะท้าทายโมเดลอย่างเหมาะสมเพื่อพยายามเปิดเผยปัญหา ความประหลาดใจ หรือช่องว่างในอัลกอริทึม ขั้นตอนนี้ใช้ชุดข้อมูลแยกจากขั้นตอนเริ่มต้น โดยทั่วไปจะมีความกว้างและความซับซ้อนเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับชุดข้อมูลสำหรับการฝึก

--++

สร้างกระบวนการรวบรวมและเตรียมข้อมูลที่สอดคล้องกัน

เมื่อตัดสินใจเกี่ยวกับเป้าหมาย เลือกข้อมูลฝึกอบรมสำหรับการรวบรวม และประมาณปริมาณข้อมูลที่คุณต้องการเพื่อเริ่มต้น คุณสามารถดำเนินการรวบรวมและเตรียมข้อมูลฝึกอบรมสำหรับ AI ของคุณได้

กระบวนการรวบรวมข้อมูลฝึกอบรมของคุณจะแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับเป้าหมายที่คุณตั้งไว้ว่าจะบรรลุได้ อาจประกอบด้วยการสรุปข้อมูลการขาย การสำรวจลูกค้าและผู้ใช้ การรวบรวมค่าการอ่านเซ็นเซอร์ เป็นต้น คำแนะนำที่แท้จริงเพียงอย่างเดียวในขั้นตอนนี้คือให้รวบรวมข้อมูลให้สม่ำเสมอ

ชุดข้อมูลฝึกอบรมใหม่แต่ละชุดจะต้องมีอินพุตเดียวกันกับชุดก่อนหน้า หากชุดข้อมูลชุดแรกของคุณมีคอลัมน์ที่ระบุอายุ เพศ และภาษาพื้นเมืองของผู้ใช้ ชุดข้อมูลชุดต่อไปของคุณควรประกอบด้วยคอลัมน์เดียวกันด้วย ไม่มากไปหรือน้อยไป คุณไม่ควรมีชุดข้อมูลฝึกอบรมชุดหนึ่งที่มีอายุ เพศ และภาษาพื้นเมือง อีกชุดหนึ่งที่มีอายุและเพศ และชุดที่สามที่มีเฉพาะอายุ AI จะไม่สามารถเข้าใจข้อมูลฝึกอบรมได้หากข้อมูลไม่สอดคล้องกัน

เราบอกว่าควรและไม่ควรเพราะความไม่สอดคล้องกันจะไม่สร้างหรือทำลาย AI ในขั้นตอนการรวบรวมข้อมูล มีวิธีต่างๆ มากมายที่จะทำให้ข้อมูลสมบูรณ์แบบในภายหลัง แต่คุณไม่อยากเสียเวลาในการทำความสะอาดและจัดรูปแบบข้อมูลหากคุณสามารถรวบรวมข้อมูลที่สอดคล้องกันได้ตั้งแต่เริ่มต้น

ในการรวบรวมข้อมูลการฝึกอบรมสำหรับ BarHelper วิศวกรของเราได้ถ่ายรูปขวดหลายขวด อย่างไรก็ตาม รูปถ่ายเพียงอย่างเดียวไม่เพียงพอที่จะฝึก AI ได้

เราแก้ไขสถานการณ์นี้โดยสร้างอัลกอริทึมการบิดเบือนภาพ ซึ่งจะบิด ยืด ปรับขนาด เบลอ และบิดเบือนภาพขวดด้วยวิธีอื่นๆ เพื่อจำลองวิธีที่กล้องต่างๆ อาจมองขวดในสถานการณ์ต่างๆ วิธีนี้ช่วยให้เราเพิ่มปริมาตรและความหลากหลายที่จำเป็นให้กับชุดข้อมูลการฝึกอบรมได้

นี่คือสิ่งที่การเตรียมข้อมูลคือ คุณใช้ข้อมูลใดๆ ที่คุณมีและใช้เทคนิคต่างๆ เพื่อให้สมบูรณ์แบบสำหรับ AI ของคุณ คุณสามารถเน้นที่การเพิ่มข้อมูลเพิ่มเติมลงในชุดข้อมูล เช่นเดียวกับที่เราทำกับ BarHelper หรือลดปริมาณข้อมูลเพื่อให้แน่ใจว่ามีคุณภาพและสม่ำเสมอ หรือทำทั้งสองอย่างตามความจำเป็น

กำจัดค่าที่หายไปออกจากข้อมูล

ค่าที่หายไปจะลดความแม่นยำของ AI ของคุณลงอย่างมาก คุณสามารถแก้ไขค่าที่หายไปได้โดยการแทนที่ด้วยค่าจำลองหรือค่าเฉลี่ย ในกรณีที่ไม่สามารถกรอกแถวและคอลัมน์ที่หายไปได้ คุณอาจพิจารณาลบออกทั้งหมดก็ได้: การมีข้อมูลที่ไม่ชัดเจนนั้นดีกว่าการมีข้อมูลที่ไม่ชัดเจนมากมาย

จัดรูปแบบข้อมูลเพื่อความสม่ำเสมอ

หากชุดข้อมูลของคุณรวบรวมข้อมูลจากแหล่งต่างๆ หรือหากบุคคลต่างๆ รับผิดชอบในการอัปเดตข้อมูลในเวลาต่างๆ กัน ให้ตรวจสอบให้แน่ใจว่าบันทึกมีความสม่ำเสมอ ตัวอย่างเช่น วันที่ทั้งหมดต้องอยู่ในรูปแบบเดียวกัน ที่อยู่ทั้งหมดควรกรอกในลักษณะเดียวกัน ค่าเงินทั้งหมดควรอยู่ในรูปแบบเดียวกัน เป็นต้น

ทำให้หน่วยมีความสม่ำเสมอ

การใช้หน่วยที่มีความสม่ำเสมอเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากจะช่วยเพิ่มความเร็วและความแม่นยำของ AI ไม่ควรมีค่าเป็นกิโลกรัมและปอนด์ในเวลาเดียวกันหรือสกุลเงินต่างๆ รวมกัน ใส่ค่าทั้งหมดที่มีประเภทเดียวกันในหน่วยเดียวกัน: แปลงน้ำหนักทั้งหมดเป็นกิโลกรัม แปลงสกุลเงินทั้งหมดเป็นดอลลาร์ และอื่นๆ

แยกค่าที่ซับซ้อน

บางครั้ง คุณจะต้องรวบรวมค่ารวม และ AI จะสามารถเข้าใจค่าเหล่านั้นได้ อย่างไรก็ตาม ยังมีบางกรณีที่คุณจำเป็นต้องแยกค่าที่ซับซ้อนออกเป็นค่าที่ง่ายกว่าเพื่อให้ประมวลผลได้เร็วขึ้นและแม่นยำยิ่งขึ้น เช่น การแยกเดือนออกเป็นวัน แยกความคิดเห็นขนาดใหญ่เป็นคำหลัก เป็นต้น

รวมค่าที่เรียบง่าย

อีกทางหนึ่ง บางครั้งการมีค่าที่เล็กและเฉพาะเจาะจงอาจขัดขวางประสิทธิภาพของ AI ได้ เพื่อแก้ไขปัญหานี้ ให้รวมจุดข้อมูลขนาดเล็กให้เป็นข้อมูลขนาดใหญ่: จัดกลุ่มผู้ใช้ไม่ใช่ตามอายุที่แน่นอน แต่ตามช่วงอายุ รวบรวมค่าการอ่านเซนเซอร์ไม่ใช่ค่าเดียว แต่คำนวณค่าเฉลี่ยสำหรับวันหรือสัปดาห์ที่กำหนด และอื่นๆ

รายการเทคนิคการเตรียมข้อมูลเหล่านี้ยังไม่ครอบคลุมทั้งหมด ขึ้นอยู่กับงาน วิศวกรข้อมูลสามารถเลือกแปลงข้อมูลได้หลากหลายวิธี เพื่อให้มั่นใจว่าจะได้รับความแม่นยำและประสิทธิภาพสูงสุดจาก AI

<https://lembergsolutions.com/blog/how-prepare-training-data-better-ai>

ประเภทของวิธีการฝึกโมเดล AI

การฝึก AI มีหลายรูปแบบที่แตกต่างกันไป โดยมีความซับซ้อน ประเภทของผลลัพธ์ ความสามารถ และพลังในการคำนวณที่แตกต่างกัน วิธีการหนึ่งอาจใช้ทรัพยากรมากกว่าที่จำเป็น ในขณะที่บางกรณี วิธีการอาจให้การตอบสนองแบบไบนารี เช่น การตอบตกลงหรือไม่อนุมัติสินเชื่อ เมื่อสถานการณ์ต้องการผลลัพธ์เชิงคุณภาพมากกว่า เช่น การตอบตกลงแบบมีเงื่อนไขจนกว่าจะมีการจัดเตรียมเอกสารเพิ่มเติม

การเลือกวิธีการที่ใช้สำหรับโมเดล AI จะต้องคำนึงถึงทั้งเป้าหมายและทรัพยากร การเสี่ยงภัยโดยไม่ได้วางแผนอย่างรอบคอบอาจทำให้ทีมวิทยาศาสตร์ข้อมูลต้องเริ่มต้นใหม่ตั้งแต่ต้น ทำให้เสียเวลาและเงินไปโดยเปล่าประโยชน์

เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

แม้ว่าโมเดล AI บางโมเดลจะใช้กฎและข้อมูลอินพุตในการตัดสินใจ แต่เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกก็ให้ความสามารถในการจัดการการตัดสินใจที่ซับซ้อนโดยอิงจากความสัมพันธ์ของข้อมูลที่หลากหลาย เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกทำงานร่วมกับเลเยอร์จำนวนมากที่ระบุรูปแบบและความสัมพันธ์ที่มีน้ำหนักระหว่างจุดข้อมูลเพื่อสร้างผลลัพธ์เชิงทำนายหรือการประเมินอย่างมีข้อมูล ตัวอย่างของเครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ได้แก่ ผู้ช่วยที่สั่งงานด้วยเสียง เช่น Siri ของ Apple หรือ Alexa ของ Amazon

การถดถอยเชิงเส้น

ในทางสถิติ การถดถอยเชิงเส้นใช้เพื่อกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ในรูปแบบที่ง่ายที่สุด สามารถแสดงได้ด้วยสูตรพีชคณิต y = Ax + B แบบจำลองนี้ใช้ชุดข้อมูลเพื่อสร้างสูตรดังกล่าวโดยอิงจากอินพุต เอาต์พุต และค่าสัมประสิทธิ์ตัวแปรที่เป็นไปได้ แบบจำลองสุดท้ายที่ใช้ในการทำนายนั้นถือว่ามีความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ตัวอย่างกรณีการใช้งานของการถดถอยเชิงเส้นคือการคาดการณ์ยอดขายโดยอิงจากข้อมูลยอดขายก่อนหน้า

การถดถอยแบบลอจิสติก

การถดถอยแบบลอจิสติกเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสำหรับสถานการณ์แบบไบนารี โดยนำมาจากสาขาสถิติ การถดถอยแบบลอจิสติกมีพื้นฐานมาจากฟังก์ชันลอจิสติก ซึ่งเป็นสมการเส้นโค้ง S ที่มักใช้ในการคำนวณความน่าจะเป็น ในกรณีของการสร้างแบบจำลองด้วย AI การถดถอยแบบลอจิสติกจะกำหนดความน่าจะเป็นและให้ผลลัพธ์แบบไบนารีเพื่อทำนายหรือตัดสินใจว่าผู้สมัครควรได้รับอนุมัติสินเชื่อหรือไม่ ตัวอย่างกรณีการใช้งานของการถดถอยแบบลอจิสติกคือแอปพลิเคชันทางการเงินที่ดำเนินการตรวจจับการฉ้อโกง

ต้นไม้การตัดสินใจ

คนส่วนใหญ่มีประสบการณ์กับต้นไม้การตัดสินใจ แม้กระทั่งนอก AI ต้นไม้การตัดสินใจทำงานในลักษณะเดียวกับโหนดในผังงาน ในการเรียนรู้ของเครื่อง กระบวนการฝึกอบรมจะป้อนข้อมูลแบบวนซ้ำให้กับต้นไม้เพื่อระบุว่าเมื่อใดควรเพิ่มโหนดและจะส่งเส้นทางโหนดต่างๆ ไปที่ใด ตัวอย่างกรณีการใช้งานของต้นไม้การตัดสินใจคือการอนุมัติสินเชื่อทางการเงิน

ป่าสุ่ม

ต้นไม้การตัดสินใจอาจเกินพอดีสำหรับชุดฝึกอบรมโดยกำหนดความลึกมากเกินไป เทคนิคป่าสุ่มจะชดเชยสิ่งนั้นด้วยการรวมต้นไม้การตัดสินใจหลายต้นเข้าด้วยกัน ดังนั้นจึงเรียกว่า "ป่า" และค้นหาฉันทามติที่ดีที่สุดหรือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักในผลลัพธ์ ตัวอย่างกรณีการใช้งานของป่าสุ่มคือการคาดการณ์พฤติกรรมของลูกค้าโดยอิงจากต้นไม้การตัดสินใจที่หลากหลายในองค์ประกอบต่างๆ ของโปรไฟล์ของลูกค้า

การเรียนรู้แบบมีผู้ดูแล

ในแง่ของการศึกษาเด็ก การเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลเทียบเท่ากับการให้บุตรหลานของคุณเรียนหลักสูตรที่กำหนดพร้อมบทเรียนที่มีระเบียบวิธี สำหรับการสร้างแบบจำลอง AI หมายถึงการใช้ชุดข้อมูลฝึกอบรมที่กำหนดไว้และพารามิเตอร์ที่กำหนดเพื่อฝึกอบรมแบบจำลอง โดยมีนักวิทยาศาสตร์ข้อมูลทำหน้าที่เป็นครูที่เป็นที่ยอมรับในการคัดเลือกชุดข้อมูลฝึกอบรม การเรียกใช้ชุดข้อมูลทดสอบ และการให้ข้อเสนอแนะเกี่ยวกับแบบจำลอง ตัวอย่างกรณีการใช้งานสำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลคือการค้นหาเซลล์ที่ผิดปกติในภาพเอ็กซ์เรย์ปอด ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกอบรมคือภาพเอ็กซ์เรย์ที่มีและไม่มีความผิดปกติ และบอกโมเดลว่าอันไหนคืออันไหน

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล

หากจะเปรียบเทียบกับการศึกษาเด็ก การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลจะคล้ายกับปรัชญาของมอนเตสซอรี ซึ่งเด็กๆ จะได้พบกับความเป็นไปได้ต่างๆ มากมายและอิสระในการกำหนดทิศทางของตัวเองตามความอยากรู้อยากเห็นของพวกเขา สำหรับการสร้างแบบจำลองด้วย AI นั่นหมายถึงการนำชุดข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับโดยไม่มีพารามิเตอร์หรือเป้าหมายเข้ามาใช้ โดยขึ้นอยู่กับ AI ที่จะกำหนดรูปแบบในข้อมูล ตัวอย่างกรณีการใช้งานสำหรับการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลคือ ผู้ค้าปลีกป้อนข้อมูลการขายรายไตรมาสให้กับแบบจำลอง AI โดยมีเป้าหมายเพื่อค้นหาความสัมพันธ์ในพฤติกรรมของลูกค้า

การเรียนรู้แบบเสริมแรง

หากคุณเคยเสริมแรงพฤติกรรมที่ต้องการด้วยขนม คุณก็เคยเข้าร่วมการเรียนรู้แบบเสริมแรงแล้ว ในระดับ AI การเรียนรู้แบบเสริมแรงเริ่มต้นด้วยการตัดสินใจในการทดลองที่นำไปสู่การเสริมแรงเชิงบวกหรือเชิงลบ เมื่อเวลาผ่านไป AI จะเรียนรู้การตัดสินใจที่ดีที่สุด เช่น การตัดสินใจที่แม่นยำหรือประสบความสำเร็จมากที่สุด เพื่อจัดการกับสถานการณ์และเพิ่มการเสริมแรงเชิงบวกให้สูงสุด ตัวอย่างกรณีการใช้งานสำหรับการเรียนรู้แบบเสริมแรงคือรายการคำแนะนำ "คุณอาจชอบ" ที่นำเสนอโดย YouTube โดยอิงจากประวัติการรับชม

การเรียนรู้แบบถ่ายโอน

โมเดล AI อาจประสบความสำเร็จได้เมื่อนำไปใช้กับสถานการณ์อื่น การเรียนรู้แบบถ่ายโอนหมายถึงวิธีการใช้โมเดล AI ที่มีอยู่เป็นจุดเริ่มต้นสำหรับโมเดลใหม่ การนำกลับมาใช้ใหม่นี้จะได้ผลดีที่สุดเมื่อโมเดลที่มีอยู่จัดการกับสถานการณ์ทั่วไป อะไรก็ตามที่เฉพาะเจาะจงเกินไปอาจพิสูจน์ได้ว่ายากเกินไปที่จะฝึกใหม่ ตัวอย่างกรณีการใช้งานสำหรับการเรียนรู้แบบถ่ายโอนคือโมเดล AI ใหม่สำหรับการจำแนกภาพประเภทเฉพาะตามพารามิเตอร์จากโมเดลจำแนกภาพที่มีอยู่

การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแล

การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลเริ่มต้นด้วยการฝึกโมเดลบนชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับกลุ่มเล็กๆ โดยใช้หลักการของการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลและไม่มีผู้ดูแล จากนั้น โมเดลจะใช้ชุดข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับและไม่มีการคัดกรองเพื่อปรับแต่งรูปแบบและสร้างข้อมูลเชิงลึกที่ไม่คาดคิด โดยทั่วไป การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลจะใช้เฉพาะชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับสำหรับขั้นตอนแรกๆ เช่น ล้อช่วยฝึก หลังจากนั้น กระบวนการจะเน้นที่ข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับเป็นหลัก ตัวอย่างกรณีการใช้งานสำหรับการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลคือโมเดลการจำแนกข้อความ ซึ่งใช้ชุดข้อมูลที่ได้รับการคัดสรรเพื่อสร้างพารามิเตอร์พื้นฐานก่อนจะป้อนเอกสารข้อความจำนวนมากที่ไม่มีผู้ดูแล

โมเดลเชิงสร้างสรรค์

โมเดลเชิงสร้างสรรค์เป็นวิธี AI ที่ไม่มีผู้ดูแลซึ่งใช้ชุดข้อมูลตัวอย่างขนาดใหญ่เพื่อสร้างเอาต์พุตพร้อมท์ ตัวอย่างนี้ได้แก่ รูปภาพที่สร้างโดย AI โดยอิงตามข้อมูลเมตาของไฟล์เก็บถาวรรูปภาพหรือข้อความทำนายตามฐานข้อมูลของประโยคที่พิมพ์ แทนที่จะจัดหมวดหมู่ข้อมูลในเอาต์พุตเพียงอย่างเดียว ผลลัพธ์จากโมเดลเชิงสร้างสรรค์อาจใช้ข้อมูลตัวอย่างหลายพันหรืออาจถึงหลายล้านชิ้นเพื่อเรียนรู้และสร้างเอาต์พุตต้นฉบับ ตัวอย่างกรณีการใช้งานของโมเดลเชิงสร้างสรรค์คือแชทบ็อต เช่น ChatGPT

1. Deep Neural Networks

เครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการจดจำรูปแบบและการส่งข้อมูลระหว่างชั้นต่างๆ ของการเชื่อมต่อประสาทเทียม มีลักษณะเฉพาะอย่างหนึ่ง นั่นคือ ประกอบด้วยชั้นอย่างน้อยสองชั้น ซึ่งช่วยให้สามารถประมวลผลข้อมูลในลักษณะที่ซับซ้อนโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ขั้นสูง

021เป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ออกแบบให้ทำงานไม่เพียงโดยปฏิบัติตามรายการกฎที่ตั้งไว้ล่วงหน้าเท่านั้น แต่ยังคาดการณ์โซลูชันและสรุปผลตามการวนซ้ำและประสบการณ์ก่อนหน้าอีกด้วย

ประกอบด้วยโหนดหลายชั้นที่รับอินพุตจากชั้นอื่นและสร้างเอาต์พุตจนกว่าจะถึงผลลัพธ์สุดท้าย ยิ่งจำนวนชั้นมากขึ้น เครือข่ายก็ยิ่งลึกขึ้น ชั้นเหล่านี้แต่ละชั้นจะทำการเรียงลำดับและจัดหมวดหมู่เฉพาะประเภทต่างๆ กันในกระบวนการที่เรียกว่า "ลำดับชั้นคุณลักษณะ"

ข้อมูลที่แตกต่างกันระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตจะต้องได้รับการประมวลผลอย่างค่อยเป็นค่อยไปเพื่อแก้ปัญหาหรือทำนายผล เลเยอร์แรกของเครือข่ายจะรับข้อมูลและดำเนินการคำนวณฟังก์ชันการเปิดใช้งานเพื่อสร้างผลลัพธ์ ซึ่งอาจเป็นการคาดการณ์ความน่าจะเป็น ตัวอย่างเช่น

ผลลัพธ์นี้จะถูกส่งไปยังเลเยอร์ถัดไปของนิวรอน การเชื่อมต่อระหว่างเลเยอร์ที่ต่อเนื่องกันสองชั้นจะเชื่อมโยงกับ "น้ำหนัก" น้ำหนักนี้จะกำหนดอิทธิพลของข้อมูลที่มีต่อผลลัพธ์ที่สร้างโดยเลเยอร์ถัดไปและในที่สุดก็ส่งผลต่อผลลัพธ์สุดท้าย

<https://datascientest.com/en/deep-neural-network-what-is-it-and-how-is-it-working>

<https://botpress.com/blog/deep-neural-network>

<https://wiki.sipeed.com/ai/en/basic/dnn_basic.html>

2. Linear Regression

รูปแบบการวิเคราะห์นี้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของสมการเชิงเส้นซึ่งเกี่ยวข้องกับตัวแปรอิสระหนึ่งตัวหรือมากกว่านั้นที่ทำนายค่าของตัวแปรตามได้ดีที่สุด การถดถอยเชิงเส้นจะพอดีกับเส้นตรงหรือพื้นผิวที่ลดความแตกต่างระหว่างค่าผลลัพธ์ที่คาดการณ์ไว้และค่าผลลัพธ์จริงให้เหลือน้อยที่สุด มีเครื่องคำนวณการถดถอยเชิงเส้นแบบง่ายที่ใช้หลักการ "กำลังสองน้อยที่สุด" เพื่อค้นหาเส้นที่พอดีที่สุดสำหรับชุดข้อมูลคู่กัน จากนั้นคุณประมาณค่าของ X (ตัวแปรตาม) จาก Y (ตัวแปรอิสระ)

การถดถอยเชิงเส้นเป็นอัลกอริทึมที่ให้ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามเพื่อทำนายผลลัพธ์ของเหตุการณ์ในอนาคต ซึ่งเป็นวิธีทางสถิติที่ใช้ในวิทยาศาสตร์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องจักรสำหรับการวิเคราะห์เชิงทำนาย

ตัวแปรอิสระยังเป็นตัวทำนายหรือตัวแปรอธิบายที่ไม่เปลี่ยนแปลงเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงในตัวแปรอื่น อย่างไรก็ตาม ตัวแปรตามจะเปลี่ยนแปลงตามความผันผวนของตัวแปรอิสระ แบบจำลองการถดถอยจะทำนายค่าของตัวแปรตาม ซึ่งเป็นตัวแปรตอบสนองหรือผลลัพธ์ที่กำลังวิเคราะห์หรือศึกษา

ดังนั้นการถดถอยเชิงเส้นจึงเป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลที่จำลองความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์ระหว่างตัวแปรและทำนายตัวแปรต่อเนื่องหรือตัวเลข เช่น ยอดขาย เงินเดือน อายุ ราคาผลิตภัณฑ์ เป็นต้น

วิธีการวิเคราะห์นี้มีประโยชน์เมื่อมีตัวแปรอย่างน้อยสองตัวอยู่ในข้อมูล เช่น สังเกตได้ในการพยากรณ์ตลาดหุ้น การจัดการพอร์ตโฟลิโอ การวิเคราะห์ทางวิทยาศาสตร์ เป็นต้น

เส้นตรงลาดเอียงแสดงถึงแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น

<https://www.ibm.com/topics/linear-regression>

<https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-linear-regression/#:~:text=Linear%20regression%20is%20an%20algorithm,machine%20learning%20for%20predictive%20analysis>.

3. Logistic Regression

แบบจำลองทางสถิติประเภทนี้ (เรียกอีกอย่างว่าแบบจำลองลอจิสติกส์) มักใช้สำหรับการจำแนกประเภทและการวิเคราะห์เชิงทำนาย เนื่องจากผลลัพธ์คือความน่าจะเป็น ตัวแปรตามจึงมีขอบเขตระหว่าง 0 ถึง 1 ในการถดถอยแบบลอจิสติกส์ การแปลงลอจิสติกส์จะถูกใช้กับอัตราต่อรอง นั่นคือ ความน่าจะเป็นของความสำเร็จหารด้วยความน่าจะเป็นของความล้มเหลว ซึ่งเรียกกันทั่วไปว่าลอจิสติกส์อัตราต่อรอง หรือลอการิทึมธรรมชาติของอัตราต่อรอง และฟังก์ชันลอจิสติกส์นี้แสดงโดยสูตรต่อไปนี้:

Logit(pi) = 1/(1+ exp(-pi))

ln(pi/(1-pi)) = Beta\_0 + Beta\_1\*X\_1 + … + B\_k\*K\_k

ในสมการการถดถอยแบบลอจิสติกส์นี้ logit(pi) คือตัวแปรตามหรือตัวแปรตอบสนอง และ x คือตัวแปรอิสระ โดยทั่วไปพารามิเตอร์เบต้าหรือค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลองนี้จะถูกประมาณค่าโดยใช้การประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (MLE) วิธีนี้จะทดสอบค่าเบต้าที่แตกต่างกันผ่านการวนซ้ำหลายครั้งเพื่อปรับให้เหมาะสมที่สุดสำหรับค่าลอการิทึมที่เหมาะสมที่สุด การวนซ้ำทั้งหมดนี้จะสร้างฟังก์ชันความน่าจะเป็นลอการิทึม และการถดถอยแบบลอจิสติกส์จะพยายามเพิ่มฟังก์ชันนี้ให้สูงสุดเพื่อค้นหาค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด เมื่อพบค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมที่สุด (หรือค่าสัมประสิทธิ์หากมีตัวแปรอิสระมากกว่าหนึ่งตัว) แล้ว ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขสำหรับการสังเกตแต่ละครั้งก็สามารถคำนวณ บันทึก และรวมเข้าด้วยกันเพื่อให้ได้ความน่าจะเป็นที่คาดการณ์ไว้ สำหรับการจำแนกแบบไบนารี ความน่าจะเป็นที่น้อยกว่า 0.5 จะทำนายค่า 0 ในขณะที่ความน่าจะเป็นที่มากกว่า 0 จะทำนายค่า 1 หลังจากคำนวณแบบจำลองแล้ว แนวทางปฏิบัติที่ดีที่สุดคือการประเมินว่าแบบจำลองทำนายตัวแปรตามได้ดีเพียงใด ซึ่งเรียกว่า ความพอดีของแบบจำลอง การทดสอบ Hosmer–Lemeshow เป็นวิธีการที่นิยมใช้ในการประเมินความพอดีของแบบจำลอง

ในการเรียนรู้ของเครื่อง การถดถอยแบบลอจิสติกส์จัดอยู่ในกลุ่มของโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่มีการควบคุมดูแล นอกจากนี้ยังถือเป็นโมเดลแยกแยะ ซึ่งหมายความว่าพยายามแยกแยะระหว่างคลาส (หรือหมวดหมู่) ซึ่งแตกต่างจากอัลกอริทึมเชิงกำเนิด เช่น naïve bayes มันไม่สามารถสร้างข้อมูล เช่น รูปภาพ ของคลาสที่พยายามทำนายได้ (เช่น รูปแมว) ดังที่ชื่อบอกไว้

ก่อนหน้านี้ เราได้กล่าวถึงวิธีที่การถดถอยแบบลอจิสติกส์เพิ่มฟังก์ชันความน่าจะเป็นลอการิทึมให้สูงสุดเพื่อกำหนดค่าสัมประสิทธิ์เบตาของโมเดล ซึ่งสิ่งนี้จะเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยในบริบทของการเรียนรู้ของเครื่อง ในการเรียนรู้ของเครื่อง จะใช้ลอการิทึมความน่าจะเป็นลอการิทึมเชิงลบเป็นฟังก์ชันการสูญเสีย โดยใช้กระบวนการลดระดับความชันเพื่อค้นหาค่าสูงสุดทั่วโลก นี่เป็นเพียงอีกวิธีหนึ่งในการหาค่าประมาณเดียวกันที่กล่าวถึงข้างต้น

การถดถอยแบบลอจิสติกส์ยังมีแนวโน้มที่จะเกิดการโอเวอร์ฟิตติ้งได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อมีตัวแปรทำนายจำนวนมากในโมเดล โดยทั่วไปแล้ว การปรับมาตรฐานจะใช้เพื่อลงโทษพารามิเตอร์ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สูงเมื่อแบบจำลองมีมิติสูง

Scikit-learn (ลิงก์อยู่ภายนอก ibm.com) มีเอกสารประกอบอันมีค่าเพื่อเรียนรู้เพิ่มเติมเกี่ยวกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องการถดถอยแบบลอจิสติกส์

การตรวจจับการฉ้อโกง: แบบจำลองการถดถอยแบบลอจิสติกส์สามารถช่วยให้ทีมระบุความผิดปกติของข้อมูล ซึ่งเป็นตัวทำนายการฉ้อโกงได้ พฤติกรรมหรือลักษณะเฉพาะบางอย่างอาจมีความเกี่ยวข้องในระดับสูงกว่ากับกิจกรรมฉ้อโกง ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อธนาคารและสถาบันการเงินอื่นๆ ในการปกป้องลูกค้าของตน บริษัทที่ใช้ SaaS ยังได้เริ่มนำแนวทางปฏิบัตินี้มาใช้เพื่อกำจัดบัญชีผู้ใช้ปลอมออกจากชุดข้อมูลเมื่อดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับประสิทธิภาพทางธุรกิจ

การทำนายโรค: ในทางการแพทย์ วิธีการวิเคราะห์นี้สามารถใช้เพื่อทำนายความน่าจะเป็นของโรคหรือความเจ็บป่วยสำหรับประชากรกลุ่มหนึ่งๆ ได้ องค์กรด้านการดูแลสุขภาพสามารถจัดทำการดูแลป้องกันสำหรับบุคคลที่มีแนวโน้มสูงที่จะเกิดโรคเฉพาะ

การทำนายการเลิกใช้บริการ: พฤติกรรมเฉพาะอาจบ่งบอกถึงการเลิกใช้บริการในฟังก์ชันต่างๆ ขององค์กร ตัวอย่างเช่น ทีมทรัพยากรบุคคลและฝ่ายบริหารอาจต้องการทราบว่ามีพนักงานที่มีผลงานดีในบริษัทที่เสี่ยงต่อการลาออกจากองค์กรหรือไม่ ข้อมูลเชิงลึกประเภทนี้สามารถกระตุ้นให้เกิดการสนทนาเพื่อทำความเข้าใจพื้นที่ที่มีปัญหาภายในบริษัท เช่น วัฒนธรรมองค์กรหรือค่าตอบแทน หรืออีกทางหนึ่ง ฝ่ายขายอาจต้องการเรียนรู้ว่าลูกค้ารายใดเสี่ยงที่จะย้ายธุรกิจไปที่อื่น ซึ่งอาจกระตุ้นให้ทีมงานกำหนดกลยุทธ์การรักษาลูกค้าเพื่อหลีกเลี่ยงการสูญเสียรายได้

<https://www.ibm.com/topics/logistic-regression>

การถดถอยแบบลอจิสติกส์เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่มีการควบคุมดูแลซึ่งดำเนินการงานการจำแนกแบบไบนารีโดยทำนายความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ เหตุการณ์ หรือการสังเกต แบบจำลองนี้ให้ผลลัพธ์แบบไบนารีหรือแบบไดโคทอมัสที่จำกัดผลลัพธ์ที่เป็นไปได้สองแบบ ได้แก่ ใช่/ไม่ใช่ 0/1 หรือจริง/เท็จ

การถดถอยแบบลอจิสติกส์วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหนึ่งตัวหรือมากกว่า และจัดประเภทข้อมูลเป็นคลาสที่แยกจากกัน มีการใช้กันอย่างแพร่หลายในการสร้างแบบจำลองเชิงทำนาย ซึ่งแบบจำลองจะประมาณความน่าจะเป็นทางคณิตศาสตร์ว่าอินสแตนซ์นั้นอยู่ในหมวดหมู่ที่ระบุหรือไม่

ตัวอย่างเช่น 0 แสดงถึงคลาสเชิงลบ 1 แสดงถึงคลาสเชิงบวก การถดถอยแบบลอจิสติกส์มักใช้ในปัญหาการจำแนกแบบไบนารี โดยที่ตัวแปรผลลัพธ์เผยให้เห็นหมวดหมู่ใดหมวดหมู่หนึ่งจากสองหมวดหมู่ (0 และ 1)

ตัวอย่างบางส่วนของการจำแนกประเภทและกรณีที่คาดว่าจะมีการตอบสนองแบบไบนารีหรือโดยนัย ได้แก่:

1. กำหนดความน่าจะเป็นของอาการหัวใจวาย: ด้วยความช่วยเหลือของแบบจำลองลอจิสติกส์ แพทย์สามารถกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ เช่น น้ำหนัก การออกกำลังกาย ฯลฯ ของบุคคลหนึ่งๆ และใช้แบบจำลองดังกล่าวเพื่อทำนายว่าบุคคลนั้นจะมีอาการหัวใจวายหรือภาวะแทรกซ้อนทางการแพทย์อื่นๆ หรือไม่

2. ความเป็นไปได้ในการลงทะเบียนเรียนในมหาวิทยาลัย: โปรแกรมรวบรวมใบสมัครสามารถกำหนดความน่าจะเป็นที่นักศึกษาจะได้รับการรับเข้าเรียนในมหาวิทยาลัยหรือหลักสูตรปริญญาในวิทยาลัยโดยศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตัวประมาณ เช่น คะแนน GRE, GMAT หรือ TOEFL

3. ระบุอีเมลขยะ: กล่องจดหมายอีเมลจะถูกกรองเพื่อระบุว่าการสื่อสารทางอีเมลเป็นการส่งเสริมการขาย/สแปมหรือไม่ โดยการทำความเข้าใจตัวแปรตัวทำนายและใช้ขั้นตอนวิธีการถดถอยลอจิสติกส์เพื่อตรวจสอบความถูกต้อง

<https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-logistic-regression/#:~:text=Logistic%20regression%20is%20defined%20as,outcome%2C%20event%2C%20or%20observation>.

การถดถอยแบบลอจิสติกส์เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลที่ใช้คณิตศาสตร์ในการค้นหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยข้อมูลสองปัจจัย จากนั้นจึงใช้ความสัมพันธ์นี้เพื่อคาดการณ์ค่าของปัจจัยหนึ่งจากปัจจัยอื่น การพยากรณ์มักมีจำนวนผลลัพธ์จำกัด เช่น ใช่หรือไม่

ตัวอย่างเช่น สมมติว่าคุณต้องการคาดเดาว่าผู้เยี่ยมชมเว็บไซต์ของคุณจะคลิกปุ่มชำระเงินในรถเข็นสินค้าหรือไม่ การวิเคราะห์การถดถอยแบบลอจิสติกส์จะพิจารณาพฤติกรรมของผู้เยี่ยมชมในอดีต เช่น เวลาที่ใช้ในเว็บไซต์และจำนวนสินค้าในรถเข็น โดยจะระบุว่าในอดีต หากผู้เยี่ยมชมใช้เวลาบนเว็บไซต์มากกว่าห้านาทีและเพิ่มสินค้ามากกว่าสามรายการในรถเข็น พวกเขาจะคลิกปุ่มชำระเงิน โดยใช้ข้อมูลนี้ ฟังก์ชันการถดถอยแบบลอจิสติกส์จึงสามารถคาดการณ์พฤติกรรมของผู้เยี่ยมชมเว็บไซต์รายใหม่ได้

<https://aws.amazon.com/what-is/logistic-regression/>

<https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-logistic-regression/>

4. Decision Trees

<https://www.borntodev.com/2022/09/15/รู้จักกับ-decision-tree/>

การเรียนรู้แบบต้นไม้การตัดสินใจใช้กลยุทธ์แบ่งและพิชิตโดยดำเนินการค้นหาอย่างโลภเพื่อระบุจุดแยกที่เหมาะสมที่สุดภายในต้นไม้ กระบวนการแยกนี้จะถูกทำซ้ำในลักษณะเรียกซ้ำจากบนลงล่าง จนกระทั่งบันทึกทั้งหมดหรือส่วนใหญ่ได้รับการจำแนกภายใต้ป้ายชื่อคลาสที่เฉพาะเจาะจง ไม่ว่าจุดข้อมูลทั้งหมดจะจัดเป็นชุดที่เป็นเนื้อเดียวกันหรือไม่นั้น ส่วนใหญ่จะขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของต้นไม้การตัดสินใจ ต้นไม้ขนาดเล็กสามารถบรรลุโหนดใบบริสุทธิ์ได้ง่ายกว่า กล่าวคือ จุดข้อมูลในคลาสเดียว อย่างไรก็ตาม เมื่อต้นไม้มีขนาดใหญ่ขึ้น การรักษาความบริสุทธิ์นี้ก็จะยากขึ้นเรื่อยๆ และโดยปกติแล้วจะส่งผลให้มีข้อมูลน้อยเกินไปที่อยู่ในต้นไม้ย่อยที่กำหนด เมื่อสิ่งนี้เกิดขึ้น จะเรียกว่าการแตกตัวของข้อมูล และมักจะนำไปสู่การโอเวอร์ฟิตติ้ง เป็นผลให้ต้นไม้การตัดสินใจชอบต้นไม้ขนาดเล็ก ซึ่งสอดคล้องกับหลักการประหยัดในหลักมีดโกนของอ็อกแคม นั่นคือ "ไม่ควรคูณเอนทิตีเกินความจำเป็น" กล่าวอีกนัยหนึ่ง ต้นไม้การตัดสินใจควรเพิ่มความซับซ้อนเฉพาะในกรณีที่จำเป็น เนื่องจากคำอธิบายที่ง่ายที่สุดมักจะเป็นคำอธิบายที่ดีที่สุด เพื่อลดความซับซ้อนและป้องกันการติดตั้งเกิน มักจะใช้การตัดแต่งกิ่ง ซึ่งเป็นกระบวนการที่ลบกิ่งก้านที่แตกออกจากฟีเจอร์ที่มีความสำคัญต่ำ จากนั้นจึงสามารถประเมินการติดตั้งของแบบจำลองได้ผ่านกระบวนการตรวจสอบแบบไขว้ อีกวิธีหนึ่งที่ต้นไม้การตัดสินใจสามารถรักษาความแม่นยำได้คือการสร้างกลุ่มตัวอย่างโดยใช้อัลกอริทึมป่าสุ่ม ตัวจำแนกประเภทนี้จะทำนายผลลัพธ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อต้นไม้แต่ละต้นไม่มีความสัมพันธ์กัน

<https://www.ibm.com/topics/decision-trees>

ต้นไม้การตัดสินใจเป็นเทคนิคที่นิยมใช้ในด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องจักร ต้นไม้การตัดสินใจนั้นเข้าใจง่ายและสามารถนำไปใช้ในแอปพลิเคชันต่างๆ มากมายเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลโดยอิงตามความน่าจะเป็นเพื่อการตัดสินใจทางธุรกิจที่ดีขึ้น นอกจากนี้ ต้นไม้การตัดสินใจยังมีความยืดหยุ่นสูงอีกด้วย โดยสามารถใช้ได้กับทุกอย่างตั้งแต่การตลาดไปจนถึงการวินิจฉัยทางการแพทย์

6 Real-world applications of decision trees in AI

1.Marketing campaigns

For instance, consider a historical dataset of leads with datapoints such as the channel, lead location, and industry vertical. A decision tree can be used to identify [which leads are most likely to convert](https://www.akkio.com/applications/augmented-lead-scoring?utm_source=Akkio&utm_medium=content-marketing&utm_content=ai-decision-trees) into customers, and from there, a marketer can focus their efforts on targeting those segments.

The beauty of decision trees is that they can be applied to any marketing campaign, whether it be customer acquisition, cross-selling, or even lead generation.

2. Financial decision-making

2.1 Loan approval

At the end of a [loan approval](https://www.akkio.com/post/building-an-automated-credit-approval-bot-in-minutes?utm_source=Akkio&utm_medium=content-marketing&utm_content=ai-decision-trees) decision tree is a simple "yes" or "no" output. But many datapoints can feed into that final decision, including the applicant's credit score, employment history, current financial situation, and more.

For instance, it may be that even if an applicant has a poor credit score, they could still be approved for a loan if they have a strong employment history and impressive current finances.

2.2 Debt collection

A decision tree can help finance teams prioritize which debts to collect first. This is especially helpful when resources are limited and not all debts can be pursued at once.

2.3 Investment analysis

Similarly, decision trees can be used to analyze potential investments. By inputting different variables - such as the expected return on investment, the amount of risk involved, the timeline for the investment, and so on - finance teams can make more informed decisions about which opportunities to pursue.

3. Medical diagnosis

Using machine learning can magnify these risks, so it's no sort of surefire solution. But when used correctly, decision trees can be a powerful tool for medical diagnosis.

Here's how it works: a decision tree is fed with data about a patient - their symptoms, pre-existing conditions, test results, and so on. From there, the tree outputs a list of potential diagnoses, ranked in order from most to least likely.

4. Market research

Decision trees can be a helpful tool in market research. By inputting different variables - such as the type of research, the size of the target population, the resources available, and so on - businesses can more easily compare and contrast the different options. This can help them choose the approach that is best suited to their needs.

6 การประยุกต์ใช้งานจริงของแผนผังการตัดสินใจใน AI

1. แคมเปญการตลาด

ตัวอย่างเช่น ลองพิจารณาชุดข้อมูลประวัติของลูกค้าเป้าหมายที่มีจุดข้อมูล เช่น ช่องทาง ที่ตั้งของลูกค้าเป้าหมาย และกลุ่มอุตสาหกรรม แผนผังการตัดสินใจสามารถใช้เพื่อระบุลูกค้าเป้าหมายที่มีแนวโน้มจะเปลี่ยนเป็นลูกค้ามากที่สุด จากนั้น นักการตลาดสามารถมุ่งความพยายามไปที่การกำหนดเป้าหมายกลุ่มลูกค้าเป้าหมายเหล่านั้นได้

ข้อดีของแผนผังการตัดสินใจคือสามารถนำไปใช้กับแคมเปญการตลาดใดๆ ก็ได้ ไม่ว่าจะเป็นการดึงดูดลูกค้า การขายแบบไขว้ หรือแม้แต่การสร้างลูกค้าเป้าหมาย

2. การตัดสินใจทางการเงิน

2.1 การอนุมัติสินเชื่อ

แผนผังการตัดสินใจอนุมัติสินเชื่อจะมีผลลัพธ์ง่ายๆ ว่า "ใช่" หรือ "ไม่ใช่" ในตอนท้ายของแผนผังการตัดสินใจอนุมัติสินเชื่อ แต่จุดข้อมูลจำนวนมากสามารถนำไปใช้ในการตัดสินใจขั้นสุดท้ายได้ เช่น คะแนนเครดิตของผู้สมัคร ประวัติการทำงาน สถานการณ์ทางการเงินปัจจุบัน และอื่นๆ

ตัวอย่างเช่น แม้ว่าผู้สมัครจะมีคะแนนเครดิตต่ำ พวกเขาก็อาจยังได้รับอนุมัติสินเชื่อได้หากมีประวัติการทำงานที่ดีและสถานะการเงินปัจจุบันที่น่าประทับใจ 2.2 การติดตามหนี้

แผนผังการตัดสินใจสามารถช่วยให้ทีมการเงินจัดลำดับความสำคัญว่าหนี้ใดควรติดตามก่อน ซึ่งมีประโยชน์อย่างยิ่งเมื่อทรัพยากรมีจำกัดและไม่สามารถติดตามหนี้ทั้งหมดได้ในคราวเดียว

2.3 การวิเคราะห์การลงทุน

ในทำนองเดียวกัน แผนผังการตัดสินใจสามารถใช้ในการวิเคราะห์การลงทุนที่มีศักยภาพได้ โดยการป้อนตัวแปรต่างๆ เช่น ผลตอบแทนจากการลงทุนที่คาดหวัง จำนวนความเสี่ยงที่เกี่ยวข้อง ระยะเวลาการลงทุน และอื่นๆ ทีมการเงินสามารถตัดสินใจได้อย่างมีข้อมูลมากขึ้นเกี่ยวกับโอกาสในการติดตาม

3. การวินิจฉัยทางการแพทย์

การใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักรสามารถขยายความเสี่ยงเหล่านี้ได้ ดังนั้นจึงไม่ใช่ทางออกที่แน่นอน แต่หากใช้ได้อย่างถูกต้อง แผนผังการตัดสินใจสามารถเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการวินิจฉัยทางการแพทย์ได้

วิธีการทำงานมีดังนี้ แผนผังการตัดสินใจจะถูกป้อนข้อมูลเกี่ยวกับผู้ป่วย อาการของผู้ป่วย โรคประจำตัว ผลการทดสอบ และอื่นๆ จากนั้น แผนผังจะแสดงรายการการวินิจฉัยที่อาจเกิดขึ้น โดยจัดลำดับจากที่เป็นไปได้มากที่สุดไปยังน้อยที่สุด

4. การวิจัยตลาด

แผนผังการตัดสินใจสามารถเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการวิจัยตลาด การป้อนตัวแปรต่างๆ เช่น ประเภทของการวิจัย ขนาดของกลุ่มเป้าหมาย ทรัพยากรที่มีอยู่ และอื่นๆ ช่วยให้ธุรกิจสามารถเปรียบเทียบและแสดงความแตกต่างระหว่างตัวเลือกต่างๆ ได้ง่ายขึ้น ซึ่งจะช่วยให้ธุรกิจเลือกแนวทางที่เหมาะสมที่สุดกับความต้องการของตนได้

<https://www.akkio.com/post/introduction-to-ai-decision-trees>

5. Random Forest

Random forest is a commonly-used machine learning algorithm, trademarked by Leo Breiman and Adele Cutler, that combines the output of multiple decision trees to reach a single result. Its ease of use and flexibility have fueled its adoption, as it handles both classification and regression problems.

Random forest algorithm

The random forest algorithm is an extension of the bagging method as it utilizes both bagging and feature randomness to create an uncorrelated forest of decision trees. Feature randomness, also known as feature bagging or “[the random subspace method](https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/randomforest2001.pdf" \t "_blank)”(link resides outside ibm.com), generates a random subset of features, which ensures low correlation among decision trees. This is a key difference between decision trees and random forests. While decision trees consider all the possible feature splits, random forests only select a subset of those features.

If we go back to the “should I surf?” example, the questions that I may ask to determine the prediction may not be as comprehensive as someone else’s set of questions. By accounting for all the potential variability in the data, we can reduce the risk of overfitting, bias, and overall variance, resulting in more precise predictions.

Random forest คืออัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้กันทั่วไป ซึ่งเป็นเครื่องหมายการค้าของ Leo Breiman และ Adele Cutler โดยอัลกอริทึมนี้จะรวมเอาผลลัพธ์ของต้นไม้การตัดสินใจหลายต้นเข้าด้วยกันเพื่อให้ได้ผลลัพธ์เดียว ความง่ายในการใช้งานและความยืดหยุ่นของอัลกอริทึมนี้ทำให้อัลกอริทึมนี้ได้รับความนิยม เนื่องจากอัลกอริทึมนี้สามารถจัดการกับปัญหาทั้งการจำแนกประเภทและการถดถอยได้

อัลกอริทึม Random forest

อัลกอริทึม Random forest คือส่วนขยายของวิธีการ bagging เนื่องจากอัลกอริทึมนี้ใช้ทั้งการ bagging และการสุ่มคุณลักษณะเพื่อสร้างป่าไม้ของต้นไม้การตัดสินใจที่ไม่มีความสัมพันธ์กัน การสุ่มคุณลักษณะ หรือที่เรียกว่า feature bagging หรือ "วิธีการสุ่มพื้นที่ย่อย" (ลิงก์อยู่ภายนอก ibm.com) จะสร้างชุดย่อยของคุณลักษณะแบบสุ่ม ซึ่งรับประกันความสัมพันธ์ต่ำระหว่างต้นไม้การตัดสินใจ นี่คือความแตกต่างที่สำคัญระหว่างต้นไม้การตัดสินใจและป่าสุ่ม ในขณะที่ต้นไม้การตัดสินใจพิจารณาการแยกคุณลักษณะที่เป็นไปได้ทั้งหมด ป่าสุ่มจะเลือกเฉพาะชุดย่อยของคุณลักษณะเหล่านั้นเท่านั้น

หากเรากลับไปที่ตัวอย่าง "ฉันควรเล่นเซิร์ฟหรือไม่" คำถามที่ฉันอาจถามเพื่อกำหนดการคาดการณ์อาจไม่ครอบคลุมเท่ากับชุดคำถามของคนอื่น การคำนึงถึงความแปรปรวนที่มีศักยภาพทั้งหมดในข้อมูล จะช่วยให้เราลดความเสี่ยงของการโอเวอร์ฟิตติ้ง อคติ และความแปรปรวนโดยรวมได้ ส่งผลให้ทำนายได้แม่นยำยิ่งขึ้น

<https://www.ibm.com/topics/random-forest>

Random forest is a flexible, easy-to-use [machine learning](https://builtin.com/machine-learning" \t "_blank) algorithm that produces, even without hyper-parameter tuning, a great result most of the time. It is also one of the most-used [algorithms](https://builtin.com/software-engineering-perspectives/algorithm" \t "_blank), due to its simplicity and diversity (it can be used for both [classification](https://builtin.com/machine-learning/classification-machine-learning" \t "_blank) and [regression](https://builtin.com/data-science/regression-machine-learning" \t "_blank) tasks).

**How Random Forest Works**

One big advantage of random forest is that it can be used for both classification and regression problems, which form the majority of current machine learning systems.

Let’s look at [random forest in classification](https://builtin.com/data-science/random-forest-python-deep-dive" \t "_blank), since classification is sometimes considered the building block of machine learning. Below you can see how a random forest model would look like with two trees:

**Random Forest Models vs. Decision Trees**

While a random forest model is a collection of decision trees, there are [some differences](https://builtin.com/data-science/supervised-machine-learning-classification" \t "_blank).

If you input a training dataset with features and labels into a decision tree, it will formulate some set of rules, which will be used to make the predictions.

For example, to predict whether a person will click on an online advertisement, you might collect the ads the person clicked on in the past and some features that describe their decision. If you put the features and labels into a decision tree, it will generate some rules that help predict whether the advertisement will be clicked or not. In comparison, the random forest algorithm randomly selects observations and features to build several decision trees and then averages the results.

Another difference is “deep” decision trees might suffer from [overfitting](https://builtin.com/data-science/model-fit" \t "_blank). Most of the time, random forest prevents this by creating random subsets of the features and building smaller trees using those subsets. Afterwards, it combines the subtrees. It’s important to note this doesn’t work every time and it also makes the computation slower, depending on how many trees the random forest builds.

Random Forest เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่มีความยืดหยุ่นและใช้งานง่าย ซึ่งให้ผลลัพธ์ที่ยอดเยี่ยมแม้ว่าจะไม่มีการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ก็ตาม นอกจากนี้ยังเป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ใช้มากที่สุด เนื่องจากความเรียบง่ายและความหลากหลาย (สามารถใช้ได้กับทั้งงานการจำแนกประเภทและการถดถอย)

Random Forest ทำงานอย่างไร

ข้อดีอย่างหนึ่งของ Random Forest คือสามารถใช้ได้กับทั้งปัญหาการจำแนกประเภทและการถดถอย ซึ่งเป็นระบบการเรียนรู้ของเครื่องส่วนใหญ่ในปัจจุบัน

มาดู Random Forest ในการจำแนกประเภทกัน เนื่องจากบางครั้งการจำแนกประเภทถือเป็นส่วนประกอบสำคัญของการเรียนรู้ของเครื่อง ด้านล่างนี้ คุณจะเห็นลักษณะของโมเดล Random Forest ที่มีต้นไม้สองต้น:

โมเดล Random Forest เทียบกับต้นไม้ตัดสินใจ

แม้ว่าโมเดล Random Forest จะเป็นการรวบรวมต้นไม้ตัดสินใจ แต่ก็มีความแตกต่างกันอยู่บ้าง

หากคุณป้อนชุดข้อมูลฝึกอบรมที่มีคุณลักษณะและป้ายกำกับลงในต้นไม้ตัดสินใจ ต้นไม้ตัดสินใจจะสร้างกฎชุดหนึ่งขึ้นมา ซึ่งจะใช้ในการทำนาย ตัวอย่างเช่น หากต้องการทำนายว่าบุคคลจะคลิกโฆษณาออนไลน์หรือไม่ คุณอาจรวบรวมโฆษณาที่บุคคลนั้นคลิกในอดีตและคุณลักษณะบางอย่างที่อธิบายการตัดสินใจของพวกเขา หากคุณใส่คุณลักษณะและป้ายกำกับลงในแผนภูมิการตัดสินใจ แผนภูมิจะสร้างกฎบางอย่างที่ช่วยทำนายว่าโฆษณาจะถูกคลิกหรือไม่ เมื่อเปรียบเทียบกันแล้ว อัลกอริทึมของแรนดอมฟอเรสต์จะเลือกการสังเกตและคุณลักษณะแบบสุ่มเพื่อสร้างแผนภูมิการตัดสินใจหลายแผนภูมิ จากนั้นจึงหาค่าเฉลี่ยของผลลัพธ์

ความแตกต่างอีกอย่างหนึ่งคือแผนภูมิการตัดสินใจ "เชิงลึก" อาจประสบปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้ง ในกรณีส่วนใหญ่ แผนภูมิการตัดสินใจแบบสุ่มจะป้องกันปัญหานี้โดยสร้างชุดย่อยแบบสุ่มของคุณลักษณะและสร้างแผนภูมิย่อยที่เล็กกว่าโดยใช้ชุดย่อยเหล่านั้น หลังจากนั้น แผนภูมิจะรวมแผนภูมิย่อยเข้าด้วยกัน สิ่งสำคัญคือต้องทราบว่าวิธีนี้ใช้ไม่ได้ทุกครั้ง และยังทำให้การคำนวณช้าลงด้วย ขึ้นอยู่กับจำนวนแผนภูมิที่แรนดอมฟอเรสต์สร้างขึ้น

<https://builtin.com/data-science/random-forest-algorithm>

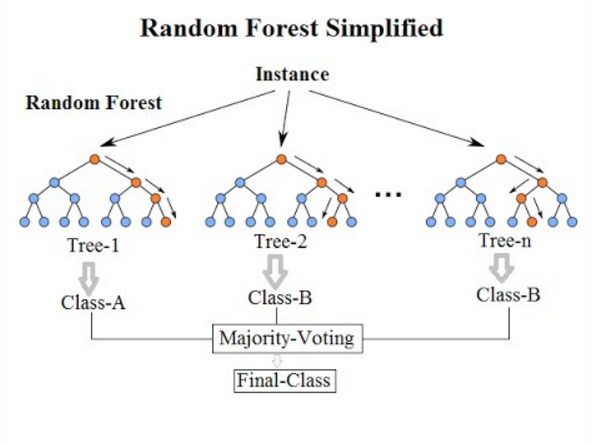
Random Forest is a widely-used **[machine learning algorithm](http://analyticsvidhya.com/blog/2017/09/common-machine-learning-algorithms/" \t "_blank)** developed by Leo Breiman and Adele Cutler, which combines the output of multiple decision trees to reach a single result. Its ease of use and flexibility, coupled with its effectiveness as a random forest classifier have, fueled its adoption, as it handles both classification and regression problems. In this article, we will understand how random forest algorithm works, and about its advantages , random forest regression techniques and how it differs from **[other algorithms](https://builtin.com/data-science/tour-top-10-algorithms-machine-learning-newbies" \t "_blank)** and how to use it.

In this article, you will explore the Random Forest model, a powerful machine learning technique. We will provide a random forest numerical example to illustrate its functionality and effectiveness. You’ll learn what is random forest is and how it operates by aggregating predictions from multiple decision trees. Additionally, we will present a practical example to demonstrate its application in real-world scenarios. Finally, we will delve into analysis to uncover insights into variable importance and overall model performance.

Random Forest เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้กันอย่างแพร่หลายซึ่งพัฒนาโดย Leo Breiman และ Adele Cutler ซึ่งรวมเอาผลลัพธ์จากต้นไม้การตัดสินใจหลายต้นเข้าด้วยกันเพื่อให้ได้ผลลัพธ์เดียว ความง่ายในการใช้งานและความยืดหยุ่น ประกอบกับประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทแบบ Random Forest เป็นตัวเร่งการนำมาใช้ เนื่องจากอัลกอริทึมนี้สามารถจัดการทั้งปัญหาการจำแนกประเภทและการถดถอยได้ ในบทความนี้ เราจะทำความเข้าใจว่าอัลกอริทึม Random Forest ทำงานอย่างไร ข้อดี เทคนิคการถดถอยแบบ Random Forest แตกต่างจากอัลกอริทึมอื่นอย่างไร และวิธีใช้

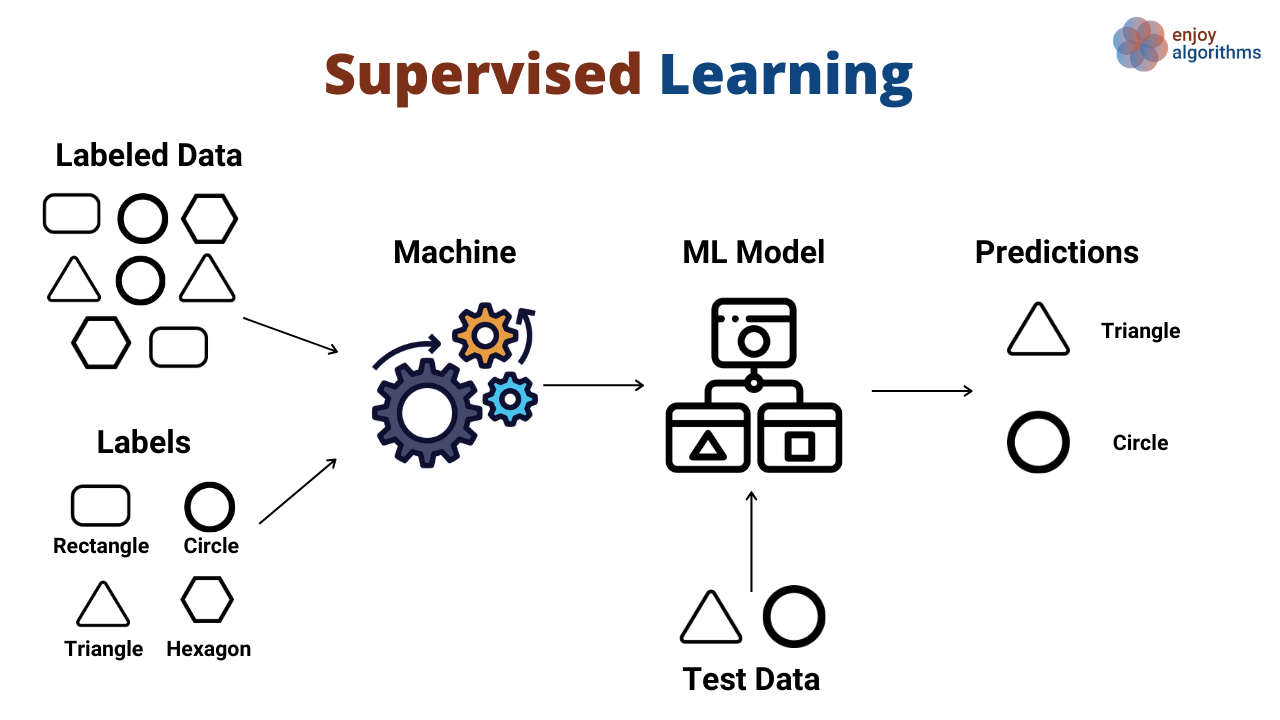
ในบทความนี้ คุณจะได้สำรวจโมเดล Random Forest ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพ เราจะให้ตัวอย่างเชิงตัวเลขของ Random Forest เพื่อแสดงให้เห็นถึงการทำงานและประสิทธิภาพของมัน คุณจะได้เรียนรู้ว่า Random Forest คืออะไร และทำงานอย่างไรโดยการรวบรวมการทำนายจากต้นไม้การตัดสินใจหลายต้น นอกจากนี้ เราจะนำเสนอตัวอย่างเชิงปฏิบัติเพื่อสาธิตการใช้งานในสถานการณ์จริง สุดท้าย เราจะเจาะลึกการวิเคราะห์เพื่อค้นหาข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับความสำคัญของตัวแปรและประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดล

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/understanding-random-forest/>



https://williamkoehrsen.medium.com/random-forest-simple-explanation-377895a60d2d

6. Supervised Learning



Supervised learning is a machine learning technique in which we fit the model with **both inputs**(features)and **outputs**(labels) of the data. I like the analogy that goes “*learning something new under the****supervision****of a teacher”.*At the end we expect our model to predict closest real-world outputs for a new set of input data(which must be in the same form and meaning with the input data we fit the model).

การเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลเป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งเราจะปรับโมเดลให้เข้ากับทั้งอินพุต (คุณลักษณะ) และเอาต์พุต (ป้ายกำกับ) ของข้อมูล ฉันชอบการเปรียบเทียบที่ว่า "การเรียนรู้สิ่งใหม่ภายใต้การดูแลของครู" ในท้ายที่สุด เราคาดหวังว่าโมเดลของเราจะทำนายเอาต์พุตที่ใกล้เคียงที่สุดในโลกแห่งความเป็นจริงสำหรับชุดข้อมูลอินพุตชุดใหม่ (ซึ่งจะต้องมีรูปแบบและความหมายเดียวกันกับข้อมูลอินพุตที่เราปรับโมเดลให้เข้ากับโมเดล)

<https://medium.com/@metehankozan/supervised-and-unsupervised-learning-an-intuitive-approach-cd8f8f64b644>

Supervised Learning หรือการเรียนรู้แบบมีผู้สอนนั้น คือการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตัวเอง หลังจากเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างไปแล้วระยะหนึ่ง

<https://phuri.medium.com/supervised-learning-คืออะไร-ทำงานยังไง-1c0e411a40a2>

7. Unsupervised Learning

Unsupervised learning, a fundamental type of **[machine learning](https://www.datacamp.com/blog/what-is-machine-learning" \t "_blank)**, continues to evolve. This approach, which focuses on input vectors without corresponding target values, has seen remarkable developments in its ability to group and interpret information based on similarities, patterns, and differences. The latest advancements in deep unsupervised learning models have enhanced this capability, enabling more nuanced understanding of complex datasets.

**Clustering**

From a theoretical standpoint, instances within the same group tend to have similar properties. You can observe this phenomenon in the periodic table. Members of the same group, separated by eighteen columns, have the same number of electrons in the outermost shells of their atoms and form bonds of the same type.

This is the idea that’s at play in clustering algorithms; **[Clustering methods](https://www.datacamp.com/blog/clustering-in-machine-learning-5-essential-clustering-algorithms" \t "_blank)** involve grouping untagged data based on their similarities and differences. When two instances appear in different groups, we can infer they have dissimilar properties.

**Association Rule Mining**

This type of unsupervised machine learning takes a rule-based approach to discovering interesting relationships between features in a given dataset. It works by using a measure of interest to identify strong rules found within a dataset.

We typically see association rule mining used for market basket analysis: this is a data mining technique retailers use to gain a better understanding of customer purchasing patterns based on the relationships between various products.

The most widely used algorithm for association rule learning is the Apriori algorithm. However, other algorithms are used for this type of unsupervised learning, such as the Eclat and FP-growth algorithms.

**Dimensionality Reduction**

Popular algorithms used for dimensionality reduction include **[principal component analysis](https://www.datacamp.com/tutorial/pca-analysis-r" \t "_blank)**(PCA) and Singular Value Decomposition (SVD). These algorithms seek to transform data from high-dimensional spaces to low-dimensional spaces without compromising meaningful properties in the original data. These techniques are typically deployed during exploratory data analysis (EDA) or data processing to prepare the data for modeling.

It’s helpful to reduce the dimensionality of a dataset during EDA to help visualize data: this is because visualizing data in more than three dimensions is difficult. From a data processing perspective, reducing the dimensionality of the data simplifies the modeling problem.

When more input features are being fed into the model, the model must learn a more complex approximation function. This phenomenon can be summed up by a saying called the “**[curse of dimensionality.](https://www.datacamp.com/blog/curse-of-dimensionality-machine-learning" \t "_blank)**”

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล ซึ่งเป็นรูปแบบพื้นฐานของการเรียนรู้ของเครื่องจักร ยังคงพัฒนาต่อไป แนวทางนี้ซึ่งเน้นที่เวกเตอร์อินพุตที่ไม่มีค่าเป้าหมายที่สอดคล้องกัน ได้เห็นการพัฒนาที่น่าทึ่งในความสามารถในการจัดกลุ่มและตีความข้อมูลตามความคล้ายคลึง รูปแบบ และความแตกต่าง ความก้าวหน้าล่าสุดในโมเดลการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลเชิงลึกได้เพิ่มความสามารถนี้ ทำให้สามารถทำความเข้าใจชุดข้อมูลที่ซับซ้อนได้อย่างละเอียดมากขึ้น

การจัดกลุ่ม

จากมุมมองทางทฤษฎี อินสแตนซ์ภายในกลุ่มเดียวกันมักจะมีคุณสมบัติที่คล้ายคลึงกัน คุณสามารถสังเกตปรากฏการณ์นี้ในตารางธาตุ สมาชิกในกลุ่มเดียวกันซึ่งแยกจากกันด้วยคอลัมน์ 18 คอลัมน์จะมีจำนวนอิเล็กตรอนเท่ากันในเปลือกนอกสุดของอะตอมและสร้างพันธะประเภทเดียวกัน

นี่คือแนวคิดที่ใช้ในอัลกอริทึมการจัดกลุ่ม วิธีการจัดกลุ่มเกี่ยวข้องกับการจัดกลุ่มข้อมูลที่ไม่ได้แท็กตามความคล้ายคลึงและความแตกต่าง เมื่ออินสแตนซ์สองตัวปรากฏในกลุ่มที่แตกต่างกัน เราสามารถอนุมานได้ว่าอินสแตนซ์เหล่านั้นมีคุณสมบัติที่ไม่เหมือนกัน

การขุดกฎความสัมพันธ์

การเรียนรู้ของเครื่องแบบไม่มีผู้ดูแลประเภทนี้ใช้แนวทางตามกฎในการค้นหาความสัมพันธ์ที่น่าสนใจระหว่างคุณลักษณะต่างๆ ในชุดข้อมูลที่กำหนด โดยใช้การวัดความสนใจเพื่อระบุกฎที่แข็งแกร่งที่พบในชุดข้อมูล

โดยทั่วไป เราจะเห็นการขุดกฎความสัมพันธ์ที่ใช้ในการวิเคราะห์ตะกร้าสินค้า ซึ่งเป็นเทคนิคการขุดข้อมูลที่ผู้ค้าปลีกใช้เพื่อให้เข้าใจรูปแบบการซื้อของลูกค้าได้ดีขึ้นโดยอิงจากความสัมพันธ์ระหว่างผลิตภัณฑ์ต่างๆ

อัลกอริทึมที่ใช้กันอย่างแพร่หลายที่สุดสำหรับการเรียนรู้กฎความสัมพันธ์คืออัลกอริทึม Apriori อย่างไรก็ตาม อัลกอริทึมอื่นๆ ก็ใช้สำหรับการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลประเภทนี้ เช่น อัลกอริทึม Eclat และ FP-growth

การลดมิติ

อัลกอริทึมที่นิยมใช้สำหรับการลดมิติ ได้แก่ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และการแยกย่อยค่าเอกพจน์ (SVD) อัลกอริทึมเหล่านี้พยายามแปลงข้อมูลจากปริภูมิที่มีมิติสูงเป็นปริภูมิที่มีมิติต่ำโดยไม่กระทบต่อคุณสมบัติที่มีความหมายในข้อมูลเดิม โดยทั่วไป เทคนิคเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในระหว่างการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสำรวจ (EDA) หรือการประมวลผลข้อมูลเพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลอง การลดมิติของชุดข้อมูลระหว่าง EDA จะช่วยให้มองเห็นข้อมูลได้ชัดเจนขึ้น เนื่องจากการมองเห็นข้อมูลในมิติที่มากกว่าสามมิติเป็นเรื่องยาก จากมุมมองของการประมวลผลข้อมูล การลดมิติของข้อมูลจะทำให้ปัญหาการสร้างแบบจำลองง่ายขึ้น

เมื่อป้อนคุณลักษณะอินพุตเพิ่มเติมลงในแบบจำลอง แบบจำลองจะต้องเรียนรู้ฟังก์ชันการประมาณค่าที่ซับซ้อนมากขึ้น ปรากฏการณ์นี้สามารถสรุปได้ด้วยคำพูดที่เรียกว่า “คำสาปของมิติ”

<https://www.datacamp.com/blog/introduction-to-unsupervised-learning>

Unsupervised learning in artificial intelligence is a type of machine learning that learns from data without human supervision. Unlike supervised learning, unsupervised machine learning models are given unlabeled data and allowed to discover patterns and insights without any explicit guidance or instruction.

Whether you realize it or not, [artificial intelligence](https://cloud.google.com/learn/what-is-artificial-intelligence" \t "_blank) and [machine learning](https://cloud.google.com/learn/what-is-machine-learning" \t "_blank) are impacting every aspect of daily life, helping to turn data into insights that can improve efficiencies, reduce costs, and better inform decision-making. Today, businesses are using machine learning algorithms to help power personalized recommendations, real-time translations, or even automatically generate text, images, and other types of content.

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลในปัญญาประดิษฐ์เป็นประเภทของการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่เรียนรู้จากข้อมูลโดยไม่ต้องมีมนุษย์คอยดูแล ซึ่งแตกต่างจากการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแล โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรแบบไม่มีผู้ดูแลจะได้รับข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับและได้รับอนุญาตให้ค้นพบรูปแบบและข้อมูลเชิงลึกโดยไม่ต้องมีคำแนะนำหรือคำสั่งที่ชัดเจนใดๆ

ไม่ว่าคุณจะตระหนักถึงเรื่องนี้หรือไม่ก็ตาม ปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้ของเครื่องจักรส่งผลกระทบต่อทุกแง่มุมของชีวิตประจำวัน ช่วยเปลี่ยนข้อมูลให้เป็นข้อมูลเชิงลึกที่สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพ ลดต้นทุน และให้ข้อมูลประกอบการตัดสินใจได้ดีขึ้น ปัจจุบัน ธุรกิจต่างๆ กำลังใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องจักรเพื่อช่วยขับเคลื่อนคำแนะนำส่วนบุคคล การแปลแบบเรียลไทม์ หรือแม้แต่สร้างข้อความ รูปภาพ และเนื้อหาประเภทอื่นๆ โดยอัตโนมัติ

<https://cloud.google.com/discover/what-is-unsupervised-learning>

*Unsupervised transfer learning* uses a strategy similar to inductive transfer learning to develop new abilities. However, you use this form of transfer learning when you only have unlabeled data in both the source and target domains.

The model learns the common features of unlabeled data to generalize more accurately when asked to perform a target task. This method is helpful if it is challenging or expensive to obtain labeled source data.

For example, consider the task of identifying different types of motorcycles in traffic images. Initially, the model is trained on a large set of unlabeled vehicle images. In this instance, the model independently determines the similarities and distinguishing features among different types of vehicles like cars, buses, and motorcycles. Next, the model is introduced to a small, specific set of motorcycle images. The model performance improves significantly compared to before.

Unsupervised learning, also known as [unsupervised machine learning](https://www.ibm.com/topics/machine-learning), uses machine learning (ML) algorithms to analyze and cluster unlabeled data sets. These algorithms discover hidden patterns or data groupings without the need for human intervention.

**K-means** **clustering**is a common example of an exclusive clustering method where data points are assigned into K groups, where K represents the number of clusters based on the d

การเรียนรู้การถ่ายโอนแบบไม่มีผู้ดูแลใช้กลยุทธ์ที่คล้ายกับการเรียนรู้การถ่ายโอนแบบเหนี่ยวนำเพื่อพัฒนาความสามารถใหม่ อย่างไรก็ตาม คุณใช้รูปแบบการเรียนรู้การถ่ายโอนนี้เมื่อคุณมีเฉพาะข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับในทั้งโดเมนต้นทางและโดเมนเป้าหมายเท่านั้น

แบบจำลองจะเรียนรู้คุณลักษณะทั่วไปของข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับเพื่อสรุปผลได้แม่นยำยิ่งขึ้นเมื่อได้รับมอบหมายให้ทำงานเป้าหมาย วิธีนี้มีประโยชน์หากการรับข้อมูลต้นทางที่มีป้ายกำกับเป็นเรื่องท้าทายหรือมีค่าใช้จ่ายสูง

ตัวอย่างเช่น พิจารณาถึงงานในการระบุประเภทรถจักรยานยนต์ต่างๆ ในภาพจราจร ในขั้นต้น แบบจำลองจะได้รับการฝึกจากชุดภาพยานพาหนะที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมาก ในกรณีนี้ แบบจำลองจะกำหนดความคล้ายคลึงและคุณลักษณะที่แตกต่างกันระหว่างยานพาหนะประเภทต่างๆ เช่น รถยนต์ รถโดยสาร และรถจักรยานยนต์อย่างอิสระ จากนั้น แบบจำลองจะได้รับการแนะนำให้รู้จักกับชุดภาพรถจักรยานยนต์เฉพาะกลุ่มเล็กๆ ประสิทธิภาพของแบบจำลองดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัดเมื่อเทียบกับก่อนหน้านี้

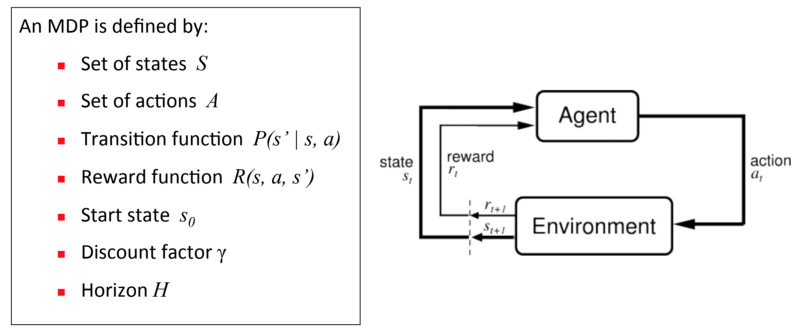
การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล หรือที่เรียกว่าการเรียนรู้ของเครื่องที่ไม่มีผู้ดูแล ใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) เพื่อวิเคราะห์และจัดกลุ่มชุดข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับ ขั้นตอนวิธีเหล่านี้จะค้นพบรูปแบบที่ซ่อนอยู่หรือการจัดกลุ่มข้อมูลโดยไม่ต้องมีการแทรกแซงจากมนุษย์ การจัดกลุ่มแบบ K-means เป็นตัวอย่างทั่วไปของวิธีการจัดกลุ่มแบบพิเศษซึ่งจุดข้อมูลจะถูกกำหนดเป็นกลุ่ม K กลุ่ม โดยที่ K แสดงถึงจำนวนคลัสเตอร์ตาม d

<https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning>

8. Reinforcement Learning

การเรียนรู้แบบเสริมแรง (RL) เป็นสาขาหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่เน้นการตัดสินใจเพื่อเพิ่มผลตอบแทนสะสมสูงสุดในสถานการณ์ที่กำหนด ซึ่งแตกต่างจากการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลซึ่งอาศัยชุดข้อมูลการฝึกอบรมที่มีคำตอบที่กำหนดไว้ล่วงหน้า RL เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ผ่านประสบการณ์ ใน RL ตัวแทนเรียนรู้ที่จะบรรลุเป้าหมายในสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอนและอาจซับซ้อนโดยดำเนินการและรับข้อเสนอแนะผ่านรางวัลหรือบทลงโทษ

<https://www.geeksforgeeks.org/what-is-reinforcement-learning/>



Model ทางคณิตศาสตร์ที่มาช่วยเราแก้ปัญหา นั้นก็คือ **Markov Decision Process (MDP)**

* **Agent**ก็คือ ตัว AI ของเราที่คอยดูว่า ถ้าสถานะการณ์ (**state**) แบบนั้นแบบนี้ควรเลือกทำอะไร (**action**) โดยเราจะบอกว่าอะไรควรทำไม่ควรทำ ก็จะตัดสินใจจากประสบการณ์
* ประสบการณ์ ก็เกิดจากการที่ลองผิดลองถูก ซึ่งเวลา action แต่ละครั้ง ก็จะได้ reward แล้วเราก็เรียนรู้ว่า ถ้า state แบบนี้ ควรเลือก action อะไร หลังจากทำ action นั้นแล้ว state ต่อไปเป็นอะไร

ซึ่งตัว agent ของเราก็จะลองผิดลองถูกไปเรื่อยๆ เกิดการเรียนรู้ ว่าเล่นยังไงให้ **Maximize expected discount reward** หรือก็คือ เล่นยังไงให้เราได้ reward จาก environment มากที่สุด (สมการข้างล่าง)

<https://medium.com/@nutorbitx/มาทำความรู้จักกับ-reinforcement-learning-แบบเบาๆกันเถอะ-d36e71237b8>

9. Transfer Learning

ในการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิม โมเดลจะได้รับการฝึกจากศูนย์บนชุดข้อมูลเฉพาะสำหรับงานเฉพาะ โมเดลจะเรียนรู้รูปแบบและคุณลักษณะพื้นฐานโดยตรงจากข้อมูล อย่างไรก็ตาม ในการเรียนรู้เชิงลึก โดยเฉพาะสำหรับงานที่ซับซ้อนและชุดข้อมูลขนาดใหญ่ การฝึกโมเดลตั้งแต่ศูนย์อาจต้องใช้การคำนวณจำนวนมากและใช้เวลานาน นี่คือจุดที่การเรียนรู้แบบถ่ายโอนเข้ามามีบทบาท แทนที่จะเริ่มต้นจากศูนย์ เราเริ่มต้นด้วยโมเดลที่ได้รับการฝึกไว้ล่วงหน้าซึ่งได้รับการฝึกจากชุดข้อมูลขนาดใหญ่สำหรับงานที่เกี่ยวข้อง แนวคิดคือความรู้ที่ได้รับจากโมเดลในงานก่อนหน้าสามารถถ่ายโอนและนำไปใช้กับงานใหม่ได้ โดยมักจะปรับแต่งเล็กน้อย

<https://msalamiitd.medium.com/transfer-learning-in-deep-learning-leveraging-pre-trained-models-for-faster-and-better-training-ca8893b2f41c>

Transfer learning is a [machine learning](https://www.ibm.com/topics/machine-learning) technique in which knowledge gained through one task or dataset is used to improve model performance on another related task and/or different dataset.[1](https://www.ibm.com/topics/transfer-learning" \l "f01) In other words, transfer learning uses what has been learned in one setting to improve generalization in another setting.[2](https://www.ibm.com/topics/transfer-learning" \l "f02)Transfer learning has many applications, from solving regression problems in [data science](https://www.ibm.com/topics/data-science) to training [deep learning](https://www.ibm.com/topics/deep-learning) models. Indeed, it is particularly appealing for the latter given the large amount of data needed to create deep [neural networks](https://www.ibm.com/topics/neural-networks).

Types of transfer learning

- **Inductive transfer.** This is when the source and target tasks are different, regardless of any difference or similitude between the target and source domains (i.e. datasets). This can manifest in computer vision models when architectures pretrained for feature extraction on large datasets are then are adopted for further training on a specific task, such as [object detection.](https://www.ibm.com/topics/object-detection) Multitask learning, which consists of simultaneously learning two different tasks (such as image classification and object detection) on the same dataset, can be considered a form of inductive transfer.[9](https://www.ibm.com/topics/transfer-learning" \l "f09)

- **Unsupervised learning.** This is similar to inductive transfer, as the target and source tasks are different. But in inductive transfer, source and/or target data is often labeled. Per its name, unsupervised transfer learning is [unsupervised](https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning), meaning there is no manually labeled data.[10](https://www.ibm.com/topics/transfer-learning" \l "f10) By comparison, inductive transfer can be considered [supervised learning](https://www.ibm.com/topics/supervised-learning). One common application of unsupervised learning is fraud detection. By identify common patterns across an unlabeled dataset of transactions, a model can further learn to identify deviating behaviors as possible fraud.

- **Transductive transfer.**

Transfer learning is the reuse of a pre-trained model on a new problem. It’s popular in [deep learning](https://builtin.com/machine-learning/deep-learning" \t "_blank) because it can train deep [neural networks](https://builtin.com/data-science/recurrent-neural-networks-and-lstm" \t "_blank) with comparatively little data. This is very useful in the [data science](https://builtin.com/data-science" \t "_blank) field since most real-world problems typically do not have millions of labeled data points to train such complex models.

We’ll take a look at what transfer learning is, how it works and why and when it should be used. Additionally, we’ll cover the different approaches of transfer learning and provide you with some resources on already pre-trained models.

การเรียนรู้แบบถ่ายโอนคือเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งความรู้ที่ได้รับจากงานหรือชุดข้อมูลหนึ่งจะถูกใช้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลในงานที่เกี่ยวข้องอื่นและ/หรือชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน1 กล่าวอีกนัยหนึ่ง การเรียนรู้แบบถ่ายโอนใช้สิ่งที่เรียนรู้ในสถานการณ์หนึ่งเพื่อปรับปรุงการสรุปผลในสถานการณ์อื่น2การเรียนรู้แบบถ่ายโอนมีการใช้งานมากมาย ตั้งแต่การแก้ปัญหาการถดถอยในวิทยาศาสตร์ข้อมูลไปจนถึงการฝึกโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเรียนรู้แบบหลังนี้มีความน่าสนใจเป็นพิเศษ เนื่องจากต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการสร้างเครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

ประเภทของการเรียนรู้แบบถ่ายโอน

- การถ่ายโอนแบบเหนี่ยวนำ ซึ่งเกิดขึ้นเมื่องานต้นทางและงานเป้าหมายแตกต่างกัน โดยไม่คำนึงถึงความแตกต่างหรือความคล้ายคลึงระหว่างโดเมนเป้าหมายและโดเมนต้นทาง (เช่น ชุดข้อมูล) สิ่งนี้สามารถแสดงออกมาในโมเดลคอมพิวเตอร์วิชันได้เมื่อสถาปัตยกรรมที่ฝึกไว้ล่วงหน้าสำหรับการสกัดคุณลักษณะบนชุดข้อมูลขนาดใหญ่ได้รับการนำมาใช้ในการฝึกเพิ่มเติมในงานเฉพาะ เช่น การตรวจจับวัตถุ การเรียนรู้แบบมัลติทาสก์ ซึ่งประกอบด้วยการเรียนรู้สองงานที่แตกต่างกันพร้อมกัน (เช่น การจำแนกภาพและการตรวจจับวัตถุ) บนชุดข้อมูลเดียวกัน อาจถือเป็นรูปแบบหนึ่งของการถ่ายโอนแบบเหนี่ยวนำ9

- การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล การถ่ายโอนข้อมูลแบบอุปนัยนี้คล้ายกับการถ่ายโอนข้อมูลแบบอุปนัย เนื่องจากงานเป้าหมายและงานต้นทางนั้นแตกต่างกัน แต่ในการถ่ายโอนข้อมูลแบบอุปนัย ข้อมูลต้นทางและ/หรือเป้าหมายมักจะถูกระบุป้ายกำกับ ตามชื่อ การเรียนรู้การถ่ายโอนข้อมูลแบบไม่มีผู้ดูแลนั้นไม่มีผู้ดูแล ซึ่งหมายความว่าไม่มีข้อมูลที่ระบุป้ายกำกับด้วยตนเอง10 เมื่อเปรียบเทียบกันแล้ว การถ่ายโอนข้อมูลแบบอุปนัยถือเป็นการเรียนรู้ที่มีผู้ดูแล การใช้งานทั่วไปอย่างหนึ่งของการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแลคือการตรวจจับการฉ้อโกง โดยการระบุรูปแบบทั่วไปในชุดข้อมูลธุรกรรมที่ไม่มีป้ายกำกับ โมเดลสามารถเรียนรู้เพิ่มเติมเพื่อระบุพฤติกรรมที่เบี่ยงเบนไปจากการฉ้อโกงได้

- การถ่ายโอนข้อมูลแบบทรานสดักทีฟ

การเรียนรู้การถ่ายโอนคือการนำโมเดลที่ผ่านการฝึกอบรมมาแล้วมาใช้ซ้ำในปัญหาใหม่ การเรียนรู้การถ่ายโอนเป็นที่นิยมในการเรียนรู้เชิงลึก เนื่องจากสามารถฝึกเครือข่ายประสาทเทียมเชิงลึกด้วยข้อมูลที่ค่อนข้างน้อย ซึ่งมีประโยชน์มากในสาขาวิทยาศาสตร์ข้อมูล เนื่องจากปัญหาในโลกแห่งความเป็นจริงส่วนใหญ่มักไม่มีจุดข้อมูลที่ระบุป้ายกำกับหลายล้านจุดเพื่อฝึกโมเดลที่ซับซ้อนดังกล่าว

เราจะมาดูกันว่าการเรียนรู้การถ่ายโอนคืออะไร ทำงานอย่างไร และเหตุใดจึงควรใช้เมื่อใด นอกจากนี้ เราจะครอบคลุมแนวทางที่แตกต่างกันของการเรียนรู้การถ่ายโอน และจัดเตรียมทรัพยากรบางส่วนแก่คุณเกี่ยวกับโมเดลที่ได้รับการฝึกอบรมไว้ล่วงหน้าแล้ว

<https://builtin.com/data-science/transfer-learning>

This occurs when the source and target tasks are the same, but the datasets (or domains) are different. More specifically, the source data is typically labelled while the target data is unlabeled. Domain adaptation is a form of transductive learning, as it applies knowledge gained from performing a task on one data distribution towards the same task on another data distribution.[11](https://www.ibm.com/topics/transfer-learning" \l "f11) An example of transductive transfer learning is the application of a text classification model trained and tested on restaurant reviews to classify movie reviews.

สิ่งนี้เกิดขึ้นเมื่องานต้นทางและงานปลายทางเหมือนกัน แต่ชุดข้อมูล (หรือโดเมน) แตกต่างกัน กล่าวคือ โดยทั่วไปแล้วข้อมูลต้นทางจะมีป้ายกำกับในขณะที่ข้อมูลปลายทางไม่มีป้ายกำกับ การปรับโดเมนเป็นรูปแบบหนึ่งของการเรียนรู้การถ่ายโอน เนื่องจากใช้ความรู้ที่ได้รับจากการทำงานในงานกระจายข้อมูลหนึ่งไปใช้กับงานเดียวกันในงานกระจายข้อมูลอื่น11 ตัวอย่างของการเรียนรู้การถ่ายโอนการถ่ายโอนคือการใช้แบบจำลองการจำแนกข้อความที่ฝึกและทดสอบกับรีวิวร้านอาหารเพื่อจำแนกรีวิวภาพยนตร์

<https://www.ibm.com/topics/transfer-learning>

Transfer learning (TL) is a [machine learning (ML)](https://aws.amazon.com/what-is/machine-learning/) technique where a model pre-trained on one task is fine-tuned for a new, related task. Training a new ML model is a time-consuming and intensive process that requires a large amount of data, computing power, and several iterations before it is ready for production. Instead, organizations use TL to retrain existing models on related tasks with new data. For example, if a machine learning model can identify images of dogs, it can be trained to identify cats using a smaller image set that highlights the feature differences between dogs and cats.

การเรียนรู้การถ่ายโอน (TL) คือเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) ที่แบบจำลองที่ได้รับการฝึกล่วงหน้าในงานหนึ่งจะได้รับการปรับแต่งให้เหมาะกับงานใหม่ที่เกี่ยวข้อง การฝึกแบบจำลอง ML ใหม่เป็นกระบวนการที่ใช้เวลานานและเข้มข้น ซึ่งต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก พลังในการประมวลผล และการวนซ้ำหลายครั้งก่อนที่จะพร้อมสำหรับการผลิต แทนที่จะเป็นเช่นนั้น องค์กรต่างๆ จะใช้ TL เพื่อฝึกแบบจำลองที่มีอยู่ใหม่ในงานที่เกี่ยวข้องด้วยข้อมูลใหม่ ตัวอย่างเช่น หากแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสามารถระบุภาพของสุนัขได้ ก็สามารถฝึกให้ระบุแมวได้โดยใช้ชุดภาพขนาดเล็กลง ซึ่งจะเน้นย้ำถึงความแตกต่างของคุณลักษณะระหว่างสุนัขและแมว

<https://aws.amazon.com/what-is/transfer-learning/>

Transfer learning is a technique where a model developed for a particular task is reused as the starting point for a model on a second task. In other words, you reapply the components of a pre-trained machine learning model to new models intended for something different yet related.

The concept is akin to how humans learn new skills. Let's take an example: Imagine you are an accomplished guitar player and decide to learn the ukulele. Your prior experience with the guitar will accelerate your learning process. This is because many of the skills and knowledge required for playing the guitar—such as finger positions, strumming patterns, understanding the fretboard, music theory, and rhythm—are also applicable to playing the ukulele.

**How Transfer Learning Works**

**Multi-task learning**

In multi-task learning, a single model is trained to perform several tasks at the same time. The model has a shared set of early layers that process the data in a common way, followed by separate layers for each specific task. This allows the model to learn general features that are useful for all tasks, while also learning task-specific features that are more unique.

This paradigm is widely used in modern LLMs

**Feature extraction**

Feature extraction involves using a pre-trained model to extract meaningful features or representations from data. These features are then used as input for a new model focused on something specific.

**Fine-tuning**

Fine-tuning goes beyond feature extraction and is commonly used when the two tasks are not closely related. It involves taking a pre-trained model and further training it on a domain-specific dataset.

**Applications of Transfer Learning**

**Computer vision**

Computer vision is one of the fields where transfer learning has been especially fruitful. Neural networks developed in this field require vast amounts of data to address tasks like object detection and image classification.

**Natural language processing**

NLP is a branch of AI that focuses on the interaction between computers and humans through natural language. The objective is to program computers to process and analyze large amounts of natural language data, either in text or audio form.

การเรียนรู้แบบถ่ายโอนคือเทคนิคที่แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสำหรับงานเฉพาะจะถูกนำกลับมาใช้ใหม่เป็นจุดเริ่มต้นของแบบจำลองสำหรับงานที่สอง กล่าวอีกนัยหนึ่ง คุณนำส่วนประกอบของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องที่ผ่านการฝึกอบรมล่วงหน้ามาใช้กับแบบจำลองใหม่ที่ออกแบบมาสำหรับสิ่งที่แตกต่างแต่เกี่ยวข้องกัน

แนวคิดนี้คล้ายกับวิธีที่มนุษย์เรียนรู้ทักษะใหม่ ลองยกตัวอย่าง ลองนึกภาพว่าคุณเป็นนักกีตาร์ที่เก่งกาจและตัดสินใจเรียนอูคูเลเล่ ประสบการณ์ก่อนหน้านี้ของคุณกับกีตาร์จะเร่งกระบวนการเรียนรู้ของคุณ นั่นเป็นเพราะทักษะและความรู้หลายอย่างที่จำเป็นสำหรับการเล่นกีตาร์ เช่น ตำแหน่งของนิ้ว จังหวะการดีด ความเข้าใจในเฟรตบอร์ด ทฤษฎีดนตรี และจังหวะ ยังสามารถนำไปใช้กับการเล่นอูคูเลเล่ได้อีกด้วย

การเรียนรู้แบบถ่ายโอนทำงานอย่างไร

การเรียนรู้แบบมัลติทาสก์

ในการเรียนรู้แบบมัลติทาสก์ โมเดลเดียวจะได้รับการฝึกให้ทำงานหลายอย่างในเวลาเดียวกัน โมเดลมีชุดของเลเยอร์เริ่มต้นที่ใช้ร่วมกันซึ่งประมวลผลข้อมูลในลักษณะทั่วไป ตามด้วยเลเยอร์แยกกันสำหรับแต่ละงานเฉพาะ วิธีนี้ช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้คุณสมบัติทั่วไปที่มีประโยชน์สำหรับงานทั้งหมดได้ ขณะเดียวกันก็เรียนรู้คุณสมบัติเฉพาะงานที่มีความพิเศษกว่าด้วย

รูปแบบนี้ใช้กันอย่างแพร่หลายใน LLM สมัยใหม่

การสกัดคุณสมบัติ

การสกัดคุณสมบัติเกี่ยวข้องกับการใช้โมเดลที่ผ่านการฝึกอบรมล่วงหน้าเพื่อสกัดคุณสมบัติหรือการแสดงที่มีความหมายจากข้อมูล จากนั้นคุณสมบัติเหล่านี้จะถูกใช้ให้เป็นอินพุตสำหรับโมเดลใหม่ที่เน้นที่สิ่งที่เฉพาะเจาะจง

การปรับแต่ง

การปรับแต่งละเอียดนั้นไปไกลกว่าการสกัดคุณสมบัติ และมักใช้เมื่องานทั้งสองไม่มีความเกี่ยวข้องกันอย่างใกล้ชิด โดยเกี่ยวข้องกับการนำโมเดลที่ผ่านการฝึกอบรมล่วงหน้ามาฝึกฝนเพิ่มเติมในชุดข้อมูลเฉพาะโดเมน

การประยุกต์ใช้การเรียนรู้แบบถ่ายโอน

การมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์

การมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์เป็นหนึ่งในสาขาที่การเรียนรู้แบบถ่ายโอนมีประโยชน์อย่างยิ่ง เครือข่ายประสาทที่พัฒนาขึ้นในสาขานี้ต้องการข้อมูลจำนวนมากเพื่อจัดการกับงานต่างๆ เช่น การตรวจจับวัตถุและการจำแนกภาพ

การประมวลผลภาษาธรรมชาติ

NLP เป็นสาขาหนึ่งของ AI ที่เน้นการโต้ตอบระหว่างคอมพิวเตอร์และมนุษย์ผ่านภาษาธรรมชาติ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ให้ประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลภาษาธรรมชาติจำนวนมาก ไม่ว่าจะเป็นในรูปแบบข้อความหรือเสียง

<https://www.datacamp.com/blog/what-is-transfer-learning-in-ai-an-introductory-guide>

การเรียนรู้การถ่ายโอน (TL) เป็นเทคนิคของแมชชีนเลิร์นนิง (ML) ที่โมเดลที่ได้รับการฝึกล่วงหน้าในงานเดียวจะได้รับการปรับแต่งอย่างละเอียดสำหรับงานใหม่ที่เกี่ยวข้อง การฝึกโมเดล ML ใหม่เป็นกระบวนการที่เข้มข้นและใช้เวลานาน โดยต้องมีการใช้ข้อมูลปริมาณมาก พลังในการประมวลผลสูง และต้องทำซ้ำหลายครั้งก่อนที่จะพร้อมสำหรับการใช้งานจริง แต่องค์กรใช้ TL แทนในการเก็บรักษาโมเดลที่มีอยู่เกี่ยวกับงานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลใหม่ ตัวอย่างเช่น หากโมเดลแมชชีนเลิร์นนิงสามารถระบุภาพของสุนัขได้ ก็สามารถฝึกให้ระบุแมวได้โดยการใช้ชุดภาพที่เล็กกว่าและเน้นความแตกต่างของคุณสมบัติระหว่างสุนัขกับแมว

<https://aws.amazon.com/th/what-is/transfer-learning/>

10. Semi-Supervised Learning

Semi-supervised learning is a broad category of machine learning techniques that utilizes both labeled and unlabeled data; in this way, as the name suggests, it is a hybrid technique between supervised and unsupervised learning.

In general, the core idea of semi-supervision is to treat a datapoint differently based on whether it has a label or not: for labeled points, the algorithm will use traditional supervision to update the model weights; and for unlabeled points, the algorithm minimizes the difference in predictions between other similar training examples.

For intuition, consider the moons dataset in Figure 1: a[binary classification problem](https://en.wikipedia.org/wiki/Binary_classification" \t "_blank) with one-class for each crescent moon. Let’s say we only have 8 labeled datapoints, with the rest unlabeled.

การเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมเป็นหมวดหมู่กว้างของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ทั้งข้อมูลที่มีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับ ในลักษณะนี้ ตามชื่อที่บ่งบอก การเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมเป็นเทคนิคไฮบริดระหว่างการเรียนรู้แบบมีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับ

โดยทั่วไป แนวคิดหลักของการเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมคือการปฏิบัติต่อจุดข้อมูลแตกต่างกันขึ้นอยู่กับว่ามีป้ายกำกับหรือไม่ สำหรับจุดที่มีป้ายกำกับ อัลกอริทึมจะใช้การควบคุมดูแลแบบดั้งเดิมเพื่ออัปเดตน้ำหนักของแบบจำลอง และสำหรับจุดที่ไม่มีป้ายกำกับ อัลกอริทึมจะลดความแตกต่างในการทำนายระหว่างตัวอย่างการฝึกที่คล้ายคลึงกันอื่นๆ ให้เหลือน้อยที่สุด

เพื่อให้เข้าใจง่าย ให้พิจารณาชุดข้อมูลดวงจันทร์ในรูปที่ 1: ปัญหาการจำแนกประเภทแบบไบนารีที่มีคลาสเดียวสำหรับดวงจันทร์เสี้ยวแต่ละดวง สมมติว่าเรามีจุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับเพียง 8 จุด และจุดที่เหลือไม่มีป้ายกำกับ

<https://www.v7labs.com/blog/semi-supervised-learning-guide>

Semi-supervised learning is a branch of [machine learning](https://www.ibm.com/topics/machine-learning" \t "_self)that combines [supervised](https://www.ibm.com/topics/supervised-learning" \t "_self) and [unsupervised learning](https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning" \t "_self) by using both labeled and unlabeled data to train [artificial intelligence (AI) models](https://www.ibm.com/topics/ai-model" \t "_self) for classification and regression tasks.

Though semi-supervised learning is generally employed for the same use cases in which one might otherwise use supervised learning methods, it’s distinguished by various techniques that incorporate unlabeleddata into model training, in addition to the labeled data required for conventional supervised learning.

Semi-supervised learning methods are especially relevant in situations where obtaining a sufficient amount of labeled data is prohibitively difficult or expensive, but large amounts of unlabeled data are relatively easy to acquire. In such scenarios, neither fully supervised nor unsupervised learning methods will provide adequate solutions.

การเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมคือสาขาหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักรที่ผสมผสานการเรียนรู้แบบควบคุมและแบบไม่มีการควบคุมโดยใช้ทั้งข้อมูลที่มีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับเพื่อฝึกโมเดลปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับงานการจำแนกประเภทและการถดถอย

แม้ว่าการเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมโดยทั่วไปจะใช้สำหรับกรณีการใช้งานเดียวกันกับที่อาจใช้วิธีการเรียนรู้แบบมีการควบคุม แต่การเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมมีความแตกต่างกันด้วยเทคนิคต่างๆ ที่รวมข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับเข้าในการฝึกโมเดล นอกเหนือจากข้อมูลที่มีป้ายกำกับที่จำเป็นสำหรับการเรียนรู้แบบมีการควบคุมแบบทั่วไป

วิธีการเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมมีความเกี่ยวข้องอย่างยิ่งในสถานการณ์ที่การได้รับข้อมูลที่มีป้ายกำกับในปริมาณที่เพียงพอเป็นเรื่องยากหรือมีค่าใช้จ่ายสูงเกินไป แต่การได้รับข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับในปริมาณมากนั้นค่อนข้างง่าย ในสถานการณ์ดังกล่าว วิธีการเรียนรู้แบบมีการควบคุมเต็มรูปแบบหรือแบบไม่มีการควบคุมจะไม่สามารถให้โซลูชันที่เหมาะสมได้

<https://www.ibm.com/topics/semi-supervised-learning>

In a nutshell, semi-supervised learning (SSL) is a machine learning technique that uses a small portion of [labeled data](https://www.altexsoft.com/blog/data-labeling/) and lots of unlabeled data to train a predictive model.

To better understand the SSL concept, we should look at it through the prism of its two main counterparts.

**Semi-supervised learning techniques: self-training, co-training, graph-based labeling**

Imagine, you have [collected a large set](https://www.altexsoft.com/blog/data-collection-machine-learning/) of unlabeled data that you want to train a model on. Manual labeling of all this information will probably cost you a fortune, besides taking months to complete the annotations. That’s when the semi-supervised machine learning method comes to the rescue.

The working principle is quite simple. Instead of adding tags to the entire dataset, you go through and hand-label just a small part of the data and use it to train a model, which then is applied to the ocean of unlabeled data.

**Self-training**

One of the simplest examples of semi-supervised learning, in general, is self-training.

Self-training is the procedure in which you can take any supervised method for classification or regression and modify it to work in a semi-supervised manner, taking advantage of labeled and unlabeled data. The standard workflow is as follows.

การเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมเป็นหมวดหมู่กว้างของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ทั้งข้อมูลที่มีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับ ในลักษณะนี้ ตามชื่อที่บ่งบอก การเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมเป็นเทคนิคไฮบริดระหว่างการเรียนรู้แบบมีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับ

โดยทั่วไป แนวคิดหลักของการเรียนรู้แบบกึ่งควบคุมคือการปฏิบัติต่อจุดข้อมูลแตกต่างกันขึ้นอยู่กับว่ามีป้ายกำกับหรือไม่ สำหรับจุดที่มีป้ายกำกับ อัลกอริทึมจะใช้การควบคุมดูแลแบบดั้งเดิมในการอัปเดตน้ำหนักของแบบจำลอง และสำหรับจุดที่ไม่มีป้ายกำกับ อัลกอริทึมจะลดความแตกต่างในการทำนายระหว่างตัวอย่างการฝึกที่คล้ายคลึงกันอื่นๆ ให้เหลือน้อยที่สุด

เพื่อให้เข้าใจง่าย ให้พิจารณาชุดข้อมูลดวงจันทร์ในรูปที่ 1: ปัญหาการจำแนกประเภทแบบไบนารีที่มีคลาสเดียวสำหรับดวงจันทร์เสี้ยวแต่ละดวง สมมติว่าเรามีจุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับเพียง 8 จุด ส่วนที่เหลือไม่มีป้ายกำกับ https://www.v7labs.com/blog/semi-supervised-learning-guide

โดยสรุป การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแล (SSL) เป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ข้อมูลที่มีป้ายกำกับจำนวนเล็กน้อยและข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมากในการฝึกโมเดลเชิงทำนาย

เพื่อให้เข้าใจแนวคิด SSL ได้ดีขึ้น เราควรพิจารณาแนวคิดนี้ผ่านปริซึมของคู่เทียบหลักสองประการ

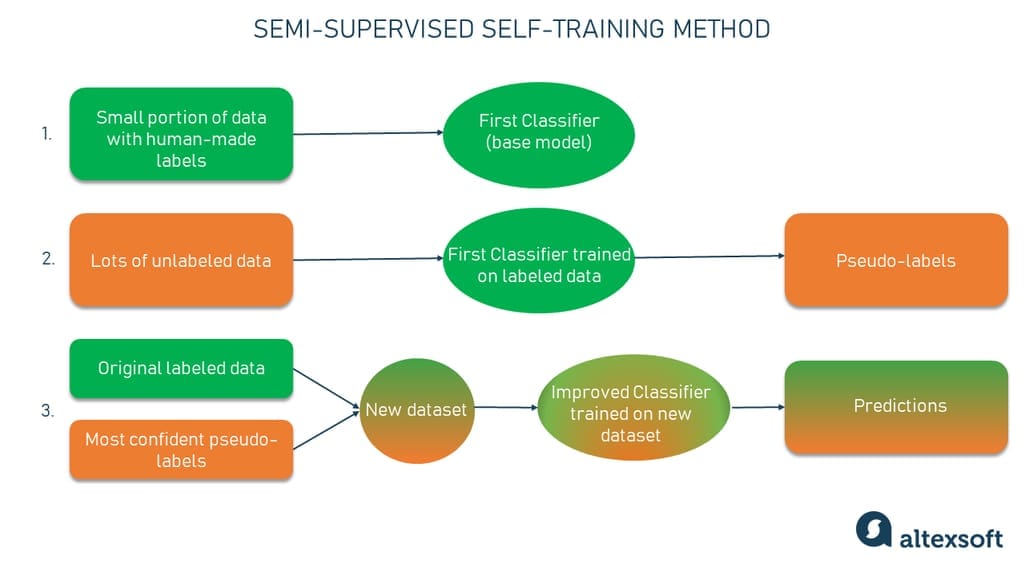
เทคนิคการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแล: การฝึกด้วยตนเอง การฝึกร่วมกัน การติดป้ายกำกับตามกราฟ

ลองนึกภาพว่าคุณได้รวบรวมข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมากที่คุณต้องการฝึกโมเดล การติดป้ายกำกับข้อมูลทั้งหมดนี้ด้วยตนเองอาจทำให้คุณเสียเงินเป็นจำนวนมาก นอกจากนี้ยังต้องใช้เวลาหลายเดือนในการใส่คำอธิบายประกอบ นั่นเป็นเวลาที่วิธีการเรียนรู้ของเครื่องแบบกึ่งมีผู้ดูแลจะเข้ามาช่วยเหลือ

หลักการทำงานนั้นค่อนข้างเรียบง่าย แทนที่จะเพิ่มแท็กลงในชุดข้อมูลทั้งหมด คุณจะติดป้ายกำกับข้อมูลเพียงส่วนเล็กๆ ด้วยมือและใช้เพื่อฝึกโมเดล จากนั้นจึงนำไปใช้กับข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมาก การฝึกอบรมด้วยตนเอง

ตัวอย่างที่ง่ายที่สุดอย่างหนึ่งของการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลโดยทั่วไปคือการฝึกอบรมด้วยตนเอง

การฝึกอบรมด้วยตนเองคือขั้นตอนที่คุณสามารถใช้วิธีการที่มีผู้ดูแลใดๆ สำหรับการจำแนกประเภทหรือการถดถอยและปรับเปลี่ยนให้ทำงานในลักษณะกึ่งมีผู้ดูแลโดยใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่มีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับ เวิร์กโฟลว์มาตรฐานมีดังนี้



**Semi-supervised self-training method**

* You pick a small amount of labeled data, e.g., images showing cats and dogs with their respective tags, and you use this dataset to train a base model with the help of ordinary supervised methods.
* Then you apply the process known as *pseudo-labeling* — when you take the partially trained model and use it to make predictions for the rest of the database which is yet unlabeled. The labels generated thereafter are called *pseudo* as they are produced based on the originally labeled data that has limitations (say, there may be an uneven representation of classes in the set resulting in bias — more dogs than cats).
* From this point, you take the most confident predictions made with your model (for example, you want the confidence of over 80 percent that a certain image shows a cat, not a dog). If any of the pseudo-labels exceed this confidence level, you add them into the labeled dataset and create a new, combined input to train an improved model.
* The process can go through several iterations (10 is often a standard amount) with more and more pseudo-labels being added every time. Provided the data is suitable for the process, the performance of the model will keep increasing at each iteration.

While there are successful examples of self-training being used, it should be stressed that the performance may vary a lot from one dataset to another. And there are plenty of cases when self-training may decrease the performance compared to taking the supervised route.

**Co-training**

Derived from the self-training approach and being its improved version, co-training is another semi-supervised learning technique used when only a small portion of labeled data is available. Unlike the typical process, co-training trains two individual classifiers based on two *views* of data.

The views are basically different sets of features that provide additional information about each instance, meaning they are independent given the class. Also, each view is sufficient — the class of sample data can be accurately predicted from each set of features alone.

The original [co-training research paper](https://www.cs.cmu.edu/~avrim/Papers/cotrain.pdf) claims that the approach can be successfully used, for example, for web content classification tasks. The description of each web page can be divided into two views: one with words occurring on that page and the other with anchor words in the link leading to it.

วิธีการฝึกตนเองแบบกึ่งควบคุม

• คุณเลือกข้อมูลที่มีป้ายกำกับจำนวนเล็กน้อย เช่น รูปภาพที่แสดงแมวและสุนัขพร้อมแท็กที่เกี่ยวข้อง และคุณใช้ชุดข้อมูลนี้เพื่อฝึกโมเดลพื้นฐานด้วยความช่วยเหลือของวิธีการควบคุมทั่วไป

• จากนั้นคุณใช้กระบวนการที่เรียกว่าการติดป้ายกำกับเทียม — เมื่อคุณใช้โมเดลที่ฝึกบางส่วนแล้วใช้เพื่อทำนายส่วนที่เหลือของฐานข้อมูลที่ยังไม่ได้ติดป้ายกำกับ ป้ายกำกับที่สร้างขึ้นในภายหลังเรียกว่าหลอกเนื่องจากสร้างขึ้นจากข้อมูลที่มีป้ายกำกับเดิมซึ่งมีข้อจำกัด (เช่น อาจมีการแสดงคลาสที่ไม่สม่ำเสมอในเซ็ตซึ่งส่งผลให้เกิดอคติ — มีสุนัขมากกว่าแมว)

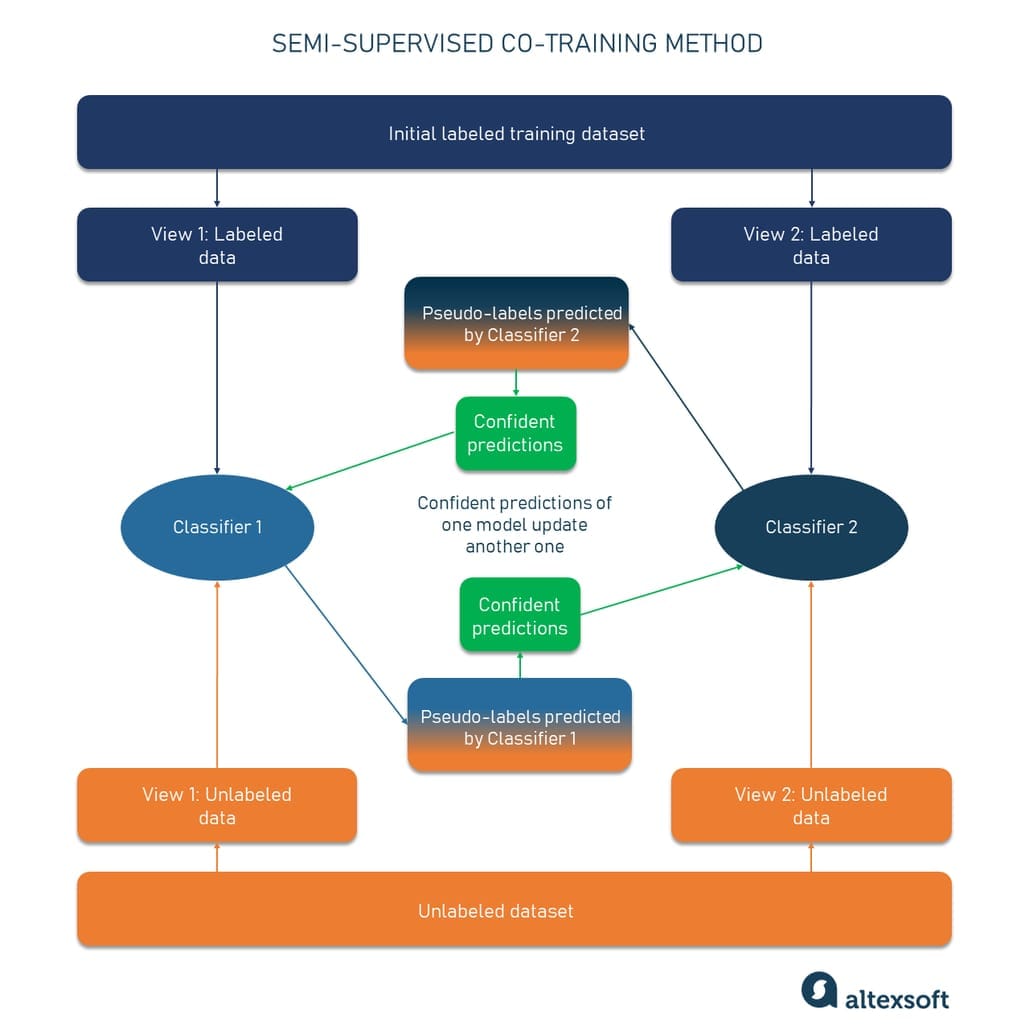
• จากจุดนี้ คุณใช้การคาดการณ์ที่มีความมั่นใจมากที่สุดที่ทำกับโมเดลของคุณ (ตัวอย่างเช่น คุณต้องการความเชื่อมั่นมากกว่า 80 เปอร์เซ็นต์ว่ารูปภาพบางรูปแสดงแมว ไม่ใช่สุนัข) หากป้ายกำกับเทียมใดเกินระดับความเชื่อมั่นนี้ คุณจะเพิ่มป้ายกำกับเหล่านี้ลงในชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับ และสร้างอินพุตแบบผสมใหม่เพื่อฝึกโมเดลที่ปรับปรุงแล้ว • กระบวนการสามารถผ่านการวนซ้ำได้หลายครั้ง (โดยปกติแล้ว 10 ครั้งจะเป็นจำนวนมาตรฐาน) โดยมีการเพิ่ม pseudo-label มากขึ้นเรื่อยๆ ทุกครั้ง หากข้อมูลเหมาะสมกับกระบวนการ ประสิทธิภาพของแบบจำลองจะเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ในแต่ละการวนซ้ำ

แม้ว่าจะมีตัวอย่างที่ประสบความสำเร็จของการฝึกตัวเอง แต่ควรเน้นว่าประสิทธิภาพอาจแตกต่างกันมากจากชุดข้อมูลหนึ่งไปยังอีกชุดหนึ่ง และมีหลายกรณีที่การฝึกตัวเองอาจทำให้ประสิทธิภาพลดลงเมื่อเทียบกับการใช้เส้นทางที่มีการดูแล

การฝึกร่วมกัน

การฝึกร่วมกันเป็นเทคนิคการเรียนรู้กึ่งมีการดูแลอีกเทคนิคหนึ่งซึ่งได้มาจากแนวทางการฝึกตัวเองและเป็นเวอร์ชันที่ได้รับการปรับปรุง เมื่อใช้ข้อมูลที่มีป้ายกำกับเพียงเล็กน้อย ซึ่งแตกต่างจากกระบวนการทั่วไป การฝึกร่วมกันจะฝึกตัวจำแนกแยกกันสองตัวตามมุมมองข้อมูลสองมุมมอง

มุมมองโดยพื้นฐานแล้วเป็นชุดคุณลักษณะที่แตกต่างกันซึ่งให้ข้อมูลเพิ่มเติมเกี่ยวกับแต่ละอินสแตนซ์ ซึ่งหมายความว่ามุมมองเหล่านี้เป็นอิสระจากกันเมื่อพิจารณาจากคลาส นอกจากนี้ มุมมองแต่ละมุมมองก็เพียงพอแล้ว — สามารถทำนายคลาสของข้อมูลตัวอย่างได้อย่างแม่นยำจากชุดคุณลักษณะแต่ละชุดเท่านั้น เอกสารการวิจัยการฝึกอบรมร่วมฉบับดั้งเดิมระบุว่าแนวทางดังกล่าวสามารถใช้ได้อย่างประสบความสำเร็จ เช่น สำหรับงานจำแนกเนื้อหาเว็บ คำอธิบายของแต่ละเว็บเพจสามารถแบ่งออกเป็นสองมุมมอง มุมมองหนึ่งมีคำที่ปรากฏบนเพจนั้น และอีกมุมมองหนึ่งมีคำยึดในลิงก์ที่นำไปสู่เพจนั้น



**Semi-supervised co-training method**

So, here is how co-training works in simple terms.

* First, you train a separate classifier (model) for each view with the help of a small amount of labeled data.
* Then the bigger pool of unlabeled data is added to receive pseudo-labels.
* Classifiers co-train one another using pseudo-labels with the highest confidence level. If the first classifier confidently predicts the genuine label for a data sample while the other one makes a prediction error, then the data with the confident pseudo-labels assigned by the first classifier updates the second classifier and vice-versa.
* The final step involves the combining of the predictions from the two updated classifiers to get one classification result.

As with self-training, co-training goes through many iterations to construct an additional training labeled dataset from the vast amounts of unlabeled data.

**SSL with graph-based label propagation**

A popular way to run SSL is to represent labeled and unlabeled data in the form of graphs and then apply a [label propagation algorithm](https://pages.cs.wisc.edu/~jerryzhu/pub/CMU-CALD-02-107.pdf). It spreads human-made annotations through the whole data network.

วิธีการฝึกร่วมแบบกึ่งมีผู้ดูแล

ดังนั้น นี่คือวิธีการทำงานของการฝึกร่วมในแง่ง่ายๆ

• ขั้นแรก คุณฝึกตัวจำแนกประเภท (แบบจำลอง) แยกต่างหากสำหรับแต่ละมุมมองด้วยความช่วยเหลือของข้อมูลที่มีป้ายกำกับจำนวนเล็กน้อย

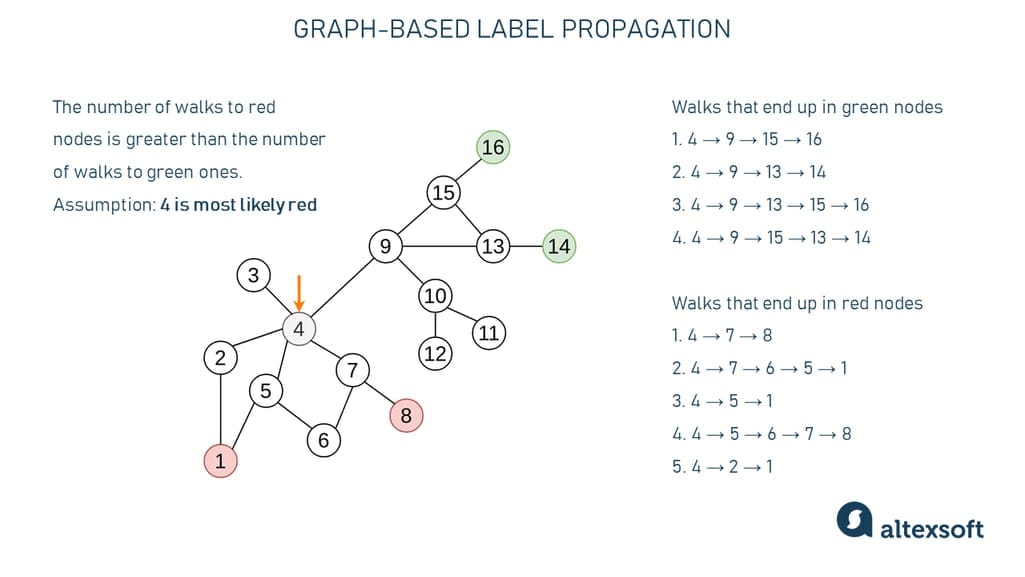
• จากนั้นจะเพิ่มกลุ่มข้อมูลขนาดใหญ่ที่ไม่มีป้ายกำกับเพื่อรับป้ายกำกับเทียม

• ตัวจำแนกประเภทฝึกร่วมกันโดยใช้ป้ายกำกับเทียมที่มีระดับความเชื่อมั่นสูงสุด หากตัวจำแนกประเภทแรกทำนายป้ายกำกับจริงสำหรับตัวอย่างข้อมูลได้อย่างมั่นใจในขณะที่อีกตัวหนึ่งทำผิดพลาดในการคาดการณ์ ข้อมูลที่มีป้ายกำกับเทียมที่มั่นใจซึ่งกำหนดโดยตัวจำแนกประเภทแรกจะอัปเดตตัวจำแนกประเภทที่สองและในทางกลับกัน

• ขั้นตอนสุดท้ายเกี่ยวข้องกับการรวมการทำนายจากตัวจำแนกประเภทที่อัปเดตสองตัวเพื่อให้ได้ผลลัพธ์การจำแนกประเภทหนึ่ง

เช่นเดียวกับการฝึกด้วยตนเอง การฝึกร่วมจะผ่านการวนซ้ำหลายครั้งเพื่อสร้างชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับสำหรับการฝึกเพิ่มเติมจากข้อมูลจำนวนมากที่ไม่มีป้ายกำกับ SSL ที่มีการเผยแพร่ป้ายกำกับตามกราฟ

วิธีการที่นิยมใช้ SSL คือการแสดงข้อมูลที่มีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับในรูปแบบกราฟ จากนั้นจึงใช้ขั้นตอนวิธีการเผยแพร่ป้ายกำกับ ซึ่งจะกระจายคำอธิบายประกอบที่มนุษย์สร้างขึ้นไปทั่วทั้งเครือข่ายข้อมูล



**A typical example of label propagation**

If you look at the graph, you will see a network of data points, most of which are unlabeled with four carrying labels (two red points and two green points to represent different classes). The task is to spread these colored labels throughout the network. One way of doing this is you pick, say, point 4, and count up all the different paths that travel through the network from 4 to each colored node. If you do that, you will find that there are five walks leading to red points and only four walks leading to green ones. From that, we can assume that point 4 belongs to the red category. And then you will repeat this process for every point on the graph.

The practical use of this method can be seen in personalization and [recommender systems](https://www.altexsoft.com/blog/recommender-system-personalization/). With label propagation, you can predict customer interests based on the information about other customers. Here, we can apply the variation of continuity assumption — if two people are connected on social media, for example, it’s highly likely that they will share similar interests.

ตัวอย่างทั่วไปของการแพร่กระจายป้ายกำกับ

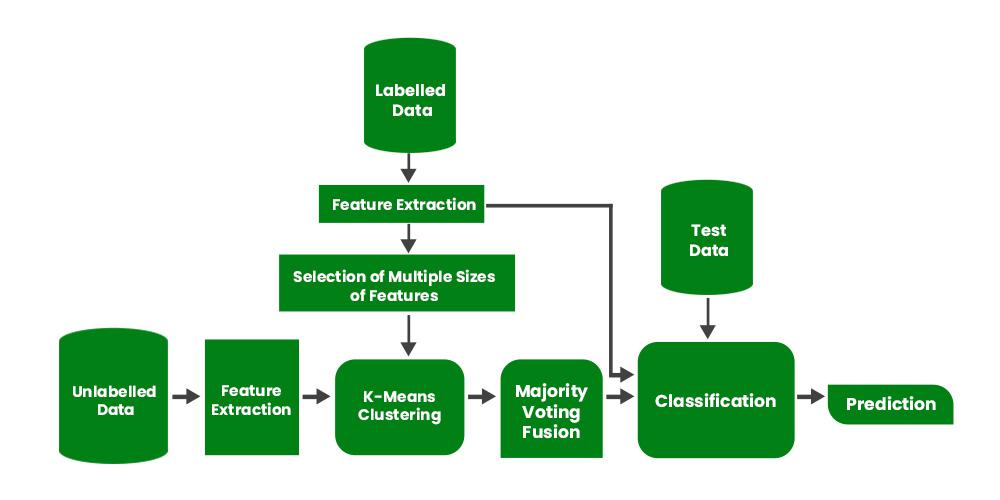
หากคุณดูที่กราฟ คุณจะเห็นเครือข่ายของจุดข้อมูล ซึ่งส่วนใหญ่ไม่มีป้ายกำกับ โดยมีป้ายกำกับ 4 รายการ (จุดสีแดง 2 รายการและจุดสีเขียว 2 รายการเพื่อแสดงคลาสต่างๆ) งานคือการกระจายป้ายกำกับสีเหล่านี้ไปทั่วทั้งเครือข่าย วิธีหนึ่งในการทำเช่นนี้คือ คุณเลือกจุดที่ 4 และนับเส้นทางต่างๆ ทั้งหมดที่เดินทางผ่านเครือข่ายจาก 4 ไปยังโหนดสีแต่ละโหนด หากคุณทำเช่นนั้น คุณจะพบว่ามีทางเดิน 5 เส้นทางที่นำไปสู่จุดสีแดง และมีทางเดิน 4 เส้นทางเท่านั้นที่นำไปสู่จุดสีเขียว จากนั้น เราสามารถสรุปได้ว่าจุดที่ 4 อยู่ในหมวดหมู่สีแดง จากนั้นคุณจะทำซ้ำขั้นตอนนี้สำหรับทุกจุดบนกราฟ

การใช้งานจริงของวิธีนี้สามารถเห็นได้ในระบบการปรับแต่งส่วนบุคคลและการแนะนำ ด้วยการแพร่กระจายป้ายกำกับ คุณสามารถคาดการณ์ความสนใจของลูกค้าโดยอ้างอิงจากข้อมูลเกี่ยวกับลูกค้ารายอื่น ที่นี่ เราสามารถใช้สมมติฐานความต่อเนื่องที่หลากหลายได้ ตัวอย่างเช่น หากผู้คนสองคนเชื่อมต่อกันบนโซเชียลมีเดีย มีแนวโน้มสูงที่พวกเขาจะแบ่งปันความสนใจที่คล้ายคลึงกัน

<https://www.altexsoft.com/blog/semi-supervised-learning/>

การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลคือประเภทของ[การเรียนรู้ของเครื่อง](https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/)ที่อยู่ระหว่างการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแลและแบบไม่มีผู้ดูแล เป็นวิธีการที่ใช้ข้อมูลที่มีป้ายกำกับจำนวนน้อยและข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมากในการฝึกโมเดล เป้าหมายของการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลคือการเรียนรู้ฟังก์ชันที่สามารถทำนายตัวแปรเอาต์พุตได้อย่างแม่นยำโดยอ้างอิงจากตัวแปรอินพุต ซึ่งคล้ายกับการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแล อย่างไรก็ตาม ต่างจากการเรียนรู้แบบมีผู้ดูแล อัลกอริทึมนี้จะได้รับการฝึกบนชุดข้อมูลที่มีทั้งข้อมูลที่มีป้ายกำกับและไม่มีป้ายกำกับ

การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลนั้นมีประโยชน์อย่างยิ่ง โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อมีข้อมูลที่ไม่ได้ติดป้ายกำกับจำนวนมาก แต่มีค่าใช้จ่ายสูงหรือยากเกินไปที่จะติดป้ายกำกับทั้งหมด



*แผนภูมิกระบวนการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแล*

หากมองตามสัญชาตญาณ เราอาจจินตนาการถึงอัลกอริธึมการเรียนรู้ทั้งสามประเภท ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้ดูแล ซึ่งนักเรียนอยู่ภายใต้การดูแลของครูทั้งที่บ้านและที่โรงเรียน การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ดูแล ซึ่งนักเรียนต้องคิดหาแนวคิดด้วยตนเอง และการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแล ซึ่งครูสอนแนวคิดบางส่วนในชั้นเรียน และให้คำถามเป็นการบ้านซึ่งอิงจากแนวคิดที่คล้ายคลึงกัน

[ตัวอย่างการเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ควบคุม](https://www.geeksforgeeks.org/semi-supervised-learning-examples/)

* [**การจัดประเภทข้อความ**](https://www.geeksforgeeks.org/semi-supervised-learning-examples/) : ในการจัดประเภทข้อความ เป้าหมายคือการจัดประเภทข้อความที่กำหนดเป็นหมวดหมู่ที่กำหนดไว้ล่วงหน้าหนึ่งหมวดหมู่ขึ้นไป การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลสามารถใช้เพื่อฝึกโมเดลการจัดประเภทข้อความโดยใช้ข้อมูลที่มีป้ายกำกับจำนวนเล็กน้อยและข้อมูลข้อความที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมาก
* [**การจัดประเภทภาพ**](https://www.geeksforgeeks.org/python-image-classification-using-keras/) : ในการจัดประเภทภาพ เป้าหมายคือการจัดประเภทภาพที่กำหนดให้เป็นหมวดหมู่ที่กำหนดไว้ล่วงหน้าหนึ่งหมวดหมู่ขึ้นไป การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้ดูแลสามารถใช้เพื่อฝึกแบบจำลองการจัดประเภทภาพโดยใช้ข้อมูลที่มีป้ายกำกับจำนวนเล็กน้อยและข้อมูลภาพที่ไม่มีป้ายกำกับจำนวนมาก
* [**การตรวจจับความผิดปกติ**](https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning-for-anomaly-detection/): ในการตรวจจับความผิดปกติ เป้าหมายคือการตรวจจับรูปแบบหรือการสังเกตที่ผิดปกติหรือแตกต่างจากบรรทัดฐาน

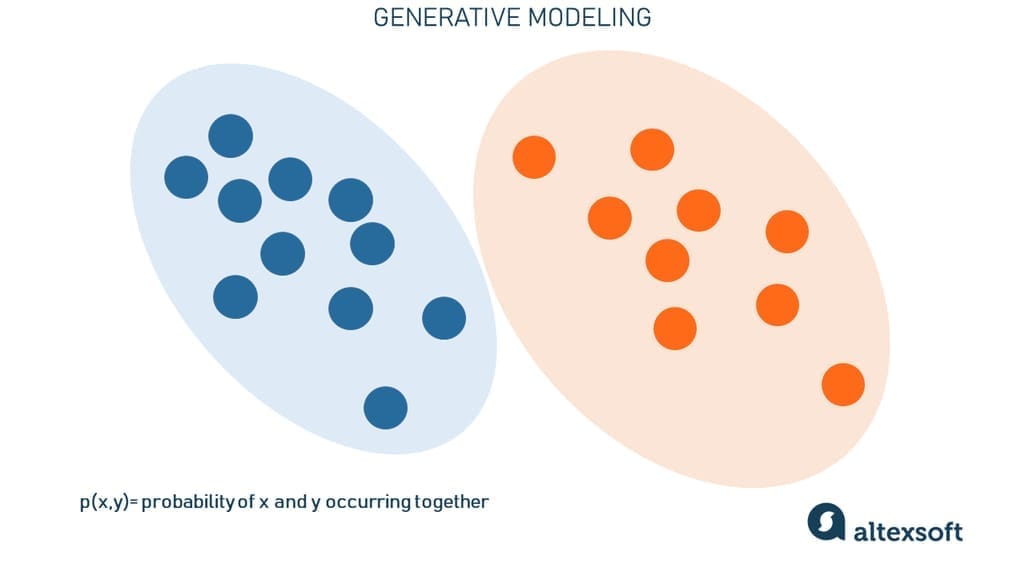
<https://www.geeksforgeeks.org/ml-semi-supervised-learning/>

11. Generative Models

ต้นแบบ Generative AI

Generative algorithms do the complete opposite — instead of predicting a label given to some features, they try to predict features given a certain label. Discriminative algorithms care about the relations between X and Y; generative models care about how you get X from Y.

อัลกอริธึมเชิงกำเนิดจะทำงานตรงกันข้ามโดยสิ้นเชิง แทนที่จะทำนายป้ายกำกับที่กำหนดให้กับคุณลักษณะบางอย่าง อัลกอริธึมเหล่านี้จะพยายามทำนายคุณลักษณะที่กำหนดให้กับป้ายกำกับบางป้าย อัลกอริธึมเชิงแยกแยะจะคำนึงถึงความสัมพันธ์ระหว่าง X และ Y ส่วนโมเดลเชิงกำเนิดจะคำนึงถึงวิธีที่คุณรับ X จาก Y



Mathematically, generative modeling allows us to capture the probability of *x* and *y*occurring together.  It focuses on learning features and their relations to get an idea of what makes cats look like cats and guinea pigs look like guinea pigs. As a result, such algorithms not only distinguish the two animals but also recreate or generate their images.  
  
You may wonder, “Why do we need discriminative algorithms at all?” The fact is that they are easier to monitor and more [explainable](https://www.altexsoft.com/blog/interpretability-machine-learning/) — in other words, you can understand why the model comes to a certain conclusion.

Besides, it doesn’t matter how the data was generated in many cases — we only need to know the category it belongs to, and that’s exactly where discriminative models excel. Think of [sentiment analysis in hotel reviews](https://www.altexsoft.com/blog/sentiment-analysis-hotel-reviews/)  — its goal is to detect whether a comment is positive or negative, not to generate [fake reviews](https://www.altexsoft.com/blog/fake-review-detection/). Discriminative models are still the go-to option for [image recognition](https://www.altexsoft.com/blog/image-recognition-neural-networks-use-cases/), [document classification](https://www.altexsoft.com/blog/document-classification/), [fraud detection](https://www.altexsoft.com/whitepapers/fraud-detection-how-machine-learning-systems-help-reveal-scams-in-fintech-healthcare-and-ecommerce/), and many other daily business tasks.

ในทางคณิตศาสตร์ การสร้างแบบจำลองเชิงสร้างสรรค์ช่วยให้เราสามารถจับความน่าจะเป็นของการเกิด x และ y พร้อมกันได้ โดยมุ่งเน้นไปที่การเรียนรู้คุณลักษณะและความสัมพันธ์ของคุณลักษณะเหล่านี้เพื่อให้ทราบว่าอะไรทำให้แมวดูเหมือนแมวและหนูตะเภาดูเหมือนหนูตะเภา ดังนั้น อัลกอริทึมดังกล่าวจึงไม่เพียงแต่แยกสัตว์ทั้งสองชนิดออกจากกันเท่านั้น แต่ยังสร้างหรือสร้างภาพของพวกมันขึ้นมาใหม่ได้อีกด้วย

คุณอาจสงสัยว่า "ทำไมเราถึงต้องใช้อัลกอริทึมการแยกแยะ" ความจริงก็คือ อัลกอริทึมเหล่านี้ตรวจสอบได้ง่ายกว่าและอธิบายได้ง่ายกว่า กล่าวอีกนัยหนึ่ง คุณสามารถเข้าใจได้ว่าทำไมแบบจำลองจึงได้ข้อสรุปบางอย่าง

นอกจากนี้ ในหลายกรณี ไม่สำคัญว่าข้อมูลจะถูกสร้างขึ้นมาอย่างไร เราเพียงแค่ต้องรู้ว่าข้อมูลนั้นอยู่ในหมวดหมู่ใด และนั่นคือจุดที่แบบจำลองการแยกแยะมีความโดดเด่น ลองนึกถึงการวิเคราะห์ความรู้สึกในการรีวิวโรงแรม ซึ่งมีเป้าหมายเพื่อตรวจจับว่าความคิดเห็นนั้นเป็นเชิงบวกหรือเชิงลบ ไม่ใช่เพื่อสร้างรีวิวปลอม แบบจำลองการแยกแยะยังคงเป็นตัวเลือกสำหรับการจดจำภาพ การจำแนกเอกสาร การตรวจจับการฉ้อโกง และงานทางธุรกิจประจำวันอื่นๆ อีกมากมาย

<https://www.altexsoft.com/blog/generative-ai/>

Generative models are one of the most promising approaches towards this goal. To train a generative model we first collect a large amount of data in some domain (e.g., think millions of images, sentences, or sounds, etc.) and then train a model to generate data like it. The intuition behind this approach follows a famous quote from Richard Feynman⁠(opens in a new window):

The trick is that the neural networks we use as generative models have a number of parameters significantly smaller than the amount of data we train them on, so the models are forced to discover and efficiently internalize the essence of the data in order to generate it.

Generative models have many short-term applications⁠. But in the long run, they hold the potential to automatically learn the natural features of a dataset, whether categories or dimensions or something else entirely.

แบบจำลองเชิงสร้างสรรค์เป็นแนวทางที่มีแนวโน้มดีที่สุดแนวทางหนึ่งในการบรรลุเป้าหมายนี้ ในการฝึกแบบจำลองเชิงสร้างสรรค์ เราต้องรวบรวมข้อมูลจำนวนมากในบางโดเมนก่อน (เช่น ลองนึกถึงภาพ ประโยค หรือเสียงเป็นล้านๆ ภาพ เป็นต้น) จากนั้นจึงฝึกแบบจำลองเพื่อสร้างข้อมูลดังกล่าว สัญชาตญาณเบื้องหลังแนวทางนี้เป็นไปตามคำพูดที่มีชื่อเสียงของ Richard Feynman⁠(เปิดในหน้าต่างใหม่):

เคล็ดลับก็คือเครือข่ายประสาทที่เราใช้เป็นแบบจำลองเชิงสร้างสรรค์มีพารามิเตอร์จำนวนหนึ่งที่เล็กกว่าปริมาณข้อมูลที่เราฝึกอย่างมาก ดังนั้นแบบจำลองจึงถูกบังคับให้ค้นพบและนำสาระสำคัญของข้อมูลมาใช้ภายในอย่างมีประสิทธิภาพเพื่อสร้างข้อมูลดังกล่าว

แบบจำลองเชิงสร้างสรรค์มีการใช้งานในระยะสั้นมากมาย⁠ แต่ในระยะยาว แบบจำลองเหล่านี้มีศักยภาพในการเรียนรู้คุณลักษณะตามธรรมชาติของชุดข้อมูลโดยอัตโนมัติ ไม่ว่าจะเป็นหมวดหมู่ มิติ หรืออย่างอื่นโดยสิ้นเชิง

<https://openai.com/index/generative-models/>

**วิจัยที่เกี่ยวข้อง**

บทนำ

การยอมรับและใช้เทคโนโลยีสารสนเทศสามารถนำมาซึ่งผลประโยชน์ทันทีและในระยะยาวในระดับองค์กรและบุคคล เช่น ประสิทธิภาพการทำงาน ประสิทธิภาพทางการเงินและเวลา และความสะดวกที่ดีขึ้น (Foley Curley, 1984; Sharda, Barr & McDonnell, 1988) ศักยภาพของเทคโนโลยีในการมอบผลประโยชน์เป็นแรงผลักดันให้การวิจัยการจัดการระบบสารสนเทศตรวจสอบความเต็มใจของบุคคลในการยอมรับเทคโนโลยีนวัตกรรมมาเป็นเวลานาน (Davis, 1989) การวิจัยเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีมาใช้มีความสำคัญเป็นอย่างยิ่งในช่วงทศวรรษ 1980 ซึ่งตรงกับช่วงที่การใช้คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลเติบโตขึ้น อย่างไรก็ตาม อุปสรรคสำคัญในการพัฒนาการวิจัยเกี่ยวกับการนำคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลมาใช้คือการขาดข้อมูลเชิงลึกเชิงประจักษ์เกี่ยวกับการตอบสนองของผู้ใช้ต่อประสิทธิภาพของระบบสารสนเทศ ก่อนการพัฒนา TAM มุมมองด้านเทคโนโลยีและองค์กรต่างๆ มุ่งเป้าไปที่การพัฒนางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ IS (เช่น (Benbasat, Dexter & Todd, 1986; Robey & Farrow, 1982; Franz & Robey, 1986)) การวิจัยเน้นย้ำถึงความสำคัญของปัจจัยต่างๆ เช่น การมีส่วนร่วมของผู้ใช้ในการออกแบบและการนำระบบสารสนเทศไปใช้ (Robey & Farrow, 1982; Franz & Robey, 1986) กระแสการวิจัยที่สองได้รับการสนับสนุนจากการที่ผู้ปฏิบัติงานเน้นที่การพัฒนาระบบสารสนเทศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อต้องประเมินและปรับปรุงการออกแบบและคุณลักษณะของระบบ (Gould & Lewis, 1985; Good et al., 1986) การศึกษาดังกล่าวใช้มาตราส่วนการรับรู้ประสิทธิภาพแบบอัตนัยกันอย่างแพร่หลาย แต่ละเลยการตรวจสอบคุณภาพของการวัดเหล่านั้น ผลที่ได้คือ ความสัมพันธ์ระหว่างการวัดเชิงอัตนัยกับการใช้งานจริงนั้นไม่เพียงพอที่จะยืนยันความถูกต้องภายในและภายนอกได้ (De Sanctis, 1983; Ginzberg, 1981; Schewe, 1976; Srinivasan, 1985) ดังนั้น จึงมีความจำเป็นต้องพัฒนามาตรการที่เชื่อถือได้เพื่อตรวจสอบปัจจัยด้านทัศนคติที่เป็นตัวกลางความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะของระบบสารสนเทศและการใช้ระบบ ทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผล (TRA) ซึ่งพัฒนาโดย Ajzen และ Fishbein (Ajzen, 2011) ถูกใช้เพื่อทำนายพื้นฐานด้านทัศนคติของพฤติกรรมในหลากหลายด้าน อย่างไรก็ตาม ลักษณะทั่วไปของ TRA กระตุ้นให้เกิดการอภิปรายอย่างมากเกี่ยวกับข้อจำกัดทางทฤษฎีของการใช้โมเดลในสาขาระบบสารสนเทศ (Davis, Bagozzi & Warshaw, 1989; Bagozzi, 1981) โมเดลนี้ไม่ได้วัดตัวแปรที่เฉพาะเจาะจงกับการใช้เทคโนโลยี ดังนั้น นักวิจัยจึงต้องระบุปัจจัยที่สำคัญต่อการใช้เทคโนโลยีและระบบสารสนเทศ เพื่อแก้ไขข้อจำกัดที่เกี่ยวข้องกับการขาดแบบจำลองเชิงทฤษฎีและมาตราส่วนในการวัดการยอมรับเทคโนโลยี เดวิส (Davis, 1989) ได้พัฒนาแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) ขึ้นโดยอิงจาก TRA ตรรกะพื้นฐานของแบบจำลองคือ ในบริบทของการใช้เทคโนโลยี เจตนาในการแสดงออกทางพฤติกรรมไม่ได้ถูกกำหนดโดยทัศนคติทั่วไปต่อเจตนาในการแสดงออกทางพฤติกรรม แต่เป็นความเชื่อเฉพาะที่เกี่ยวข้องกับการใช้เทคโนโลยี เป้าหมายของ TAM คือการเป็นกรอบงานสำหรับการตรวจสอบพฤติกรรมที่หลากหลายของผู้ใช้เทคโนโลยีในขณะที่ยังคงแนวทางที่ประหยัด (Davis, 1989)

ทฤษฎี

วัตถุประสงค์หลักของ TAM คือการให้ความกระจ่างเกี่ยวกับกระบวนการที่สนับสนุนการยอมรับเทคโนโลยี เพื่อคาดการณ์พฤติกรรมและให้คำอธิบายทางทฤษฎีสำหรับการนำเทคโนโลยีไปใช้อย่างประสบความสำเร็จ วัตถุประสงค์ในทางปฏิบัติของ TAM คือการแจ้งให้ผู้ปฏิบัติทราบเกี่ยวกับมาตรการที่พวกเขาอาจใช้ก่อนที่จะนำระบบไปใช้ เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ของทฤษฎี ได้มีการดำเนินการหลายขั้นตอน (Davis, 1989; Davis, 1993) Davis เริ่มพัฒนาแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีโดยกำหนดกรอบกระบวนการที่ทำหน้าที่เป็นตัวกลางความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะของระบบสารสนเทศ (ปัจจัยภายนอก) และการใช้งานระบบจริง แบบจำลองนี้ใช้ทฤษฎีการกระทำที่มีเหตุผลเป็นพื้นฐาน ซึ่งให้มุมมองทางจิตวิทยาเกี่ยวกับพฤติกรรมของมนุษย์ และขาดหายไปในเอกสารด้านระบบสารสนเทศในขณะนั้น (Davis, 1989; Davis, 1993)

ขั้นตอนที่สองคือการระบุและกำหนดตัวแปร และตรวจสอบมาตรการที่จะสัมพันธ์อย่างมากกับการใช้งานระบบ โดยอิงจากวรรณกรรมเชิงประจักษ์ก่อนหน้านี้เกี่ยวกับพฤติกรรมของมนุษย์และการจัดการระบบสารสนเทศ มาตราส่วนแบบหลายรายการสำหรับการรับรู้ความสะดวกในการใช้งานและการรับรู้ความมีประโยชน์ได้รับการพัฒนา ทดสอบล่วงหน้า และตรวจสอบความถูกต้องในการศึกษาหลายกรณี มีการตั้งสมมติฐานว่าโครงสร้างทั้งสองนี้เป็นตัวกำหนดพื้นฐานในการยอมรับของผู้ใช้ เนื่องมาจากหลักฐานในงานวิจัยก่อนหน้านี้ (เช่น (Johnson & Payne, 1985; Payne, 1982; Robey, 1979) งานวิจัยแนะนำว่าการตัดสินใจของบุคคลในการแสดงพฤติกรรมเป็นผลจากการวิเคราะห์ผลประโยชน์ที่พวกเขาคาดว่าจะได้รับจากพฤติกรรมนั้นเมื่อเทียบกับความพยายาม/ต้นทุนที่พวกเขาใส่ลงไปในการแสดงพฤติกรรมนั้น (Johnson & Payne, 1985; Payne, 1982) ซึ่งหมายความว่าการใช้งานระบบสารสนเทศนั้นกำหนดโดยการประเมินการแลกเปลี่ยนระหว่างประโยชน์ที่รับรู้ของระบบและความยากในการใช้งานที่รับรู้ (Davis, 1989) ประโยชน์ที่รับรู้ถูกกำหนดให้เป็นการรับรู้ของแต่ละบุคคลเกี่ยวกับขอบเขตที่การใช้เทคโนโลยีที่กำหนดนั้นช่วยปรับปรุงประสิทธิภาพ การสร้างแนวคิดของโครงสร้างนี้มาจากแนวคิดการตัดสินผลลัพธ์ของ Bandura ซึ่งหมายถึงความคาดหวังของบุคคลเกี่ยวกับผลลัพธ์เชิงบวกที่กระตุ้นพฤติกรรม (Bandura, 1982) การรับรู้ถึงประโยชน์ใช้สอยนั้นได้ดำเนินการตามหลักฐานที่ยืนยันผลของความคาดหวังประสิทธิภาพของระบบที่มีต่อการใช้งานระบบ (Robey, 1979) การรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้งานนั้นถูกกำหนดให้เป็นระดับที่บุคคลเชื่อว่าการใช้ระบบใดระบบหนึ่งนั้นไม่ต้องใช้ความพยายามใดๆ (Davis, 1989) โครงสร้างนี้มาจากแนวคิดประสิทธิภาพในตนเอง ซึ่งหมายถึงความเชื่อเฉพาะสถานการณ์เกี่ยวกับว่าบุคคลนั้นสามารถดำเนินการต่างๆ สำหรับงานที่ต้องการได้ดีเพียงใด (Davis, 1989; Bandura, 1982) มีการแนะนำว่าประสิทธิภาพในตนเองมีบทบาทในการทำนายการตัดสินใจเกี่ยวกับการใช้เทคโนโลยี (Hill, Smith & Mann, 1987) นอกจากนี้ การรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้งานนั้นมีความคล้ายคลึงกับปัจจัยความซับซ้อนที่ทฤษฎีในเอกสารเกี่ยวกับการแพร่กระจายนวัตกรรมเป็นอุปสรรคต่อการนำนวัตกรรมมาใช้ การรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้งานนั้นถูกกำหนดให้เป็นระดับที่บุคคลพบว่านวัตกรรมนั้นยากต่อการเข้าใจและใช้งาน (Mahajan, 2010) ความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของโครงสร้างได้รับการประเมินโดยการทดสอบความเป็นไปได้ของการใช้ IS ที่รายงานด้วยตนเองในปัจจัยที่เสนอสองประการในบริบทขององค์กร มาตราส่วนที่พัฒนาขึ้นแสดงคุณสมบัติทางจิตวิทยาที่ยอดเยี่ยม นอกจากนี้ แบบจำลองยังได้รับการตรวจสอบความถูกต้องเพิ่มเติมโดยยืนยันความสัมพันธ์ที่สำคัญระหว่างประโยชน์ที่รับรู้ ความสะดวกในการใช้งานที่รับรู้ ความตั้งใจ และพฤติกรรมการใช้งาน (เดวิส 1989)

ตามทฤษฎี TAM การยอมรับเทคโนโลยีเป็นกระบวนการสามขั้นตอน โดยปัจจัยภายนอก (คุณลักษณะการออกแบบระบบ) กระตุ้นการตอบสนองทางปัญญา (การรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้งานและการรับรู้ถึงประโยชน์) ซึ่งในทางกลับกันจะก่อให้เกิดการตอบสนองทางอารมณ์ (ทัศนคติต่อการใช้เทคโนโลยี/ความตั้งใจ) ซึ่งมีอิทธิพลต่อพฤติกรรมการใช้งาน (เดวิส 1989; เดวิส 1993) ทฤษฎี TAM แสดงถึงพฤติกรรมในฐานะผลลัพธ์ที่คาดการณ์ได้จากการรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้งาน การรับรู้ถึงประโยชน์ และความตั้งใจในการแสดงพฤติกรรม (รูปที่ 1) การรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้งานและการรับรู้ถึงประโยชน์นั้นบ่งบอกถึงความคาดหวังของผลลัพธ์เชิงบวกจากพฤติกรรมและความเชื่อที่ว่าพฤติกรรมจะไม่สิ้นเปลืองแรงงาน (เดวิส 1989) ตามการศึกษาวิจัยติดตามผล เจตนาในการแสดงพฤติกรรมสามารถทดแทนด้วยทัศนคติต่อพฤติกรรม (เดวิส 1993) ซึ่งเป็นการประเมินทางอารมณ์ของผลที่อาจเกิดขึ้นจากพฤติกรรม (อัจเซน 2011) ยิ่งมีการตอบสนองทางอารมณ์สูงเท่าใด โอกาสที่พฤติกรรมจะเกิดขึ้นก็จะยิ่งสูงขึ้นเท่านั้น ผลกระทบของประโยชน์ที่รับรู้ต่อการใช้งานจริงสามารถเกิดขึ้นได้โดยตรง ซึ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของตัวแปรในการทำนายพฤติกรรม แม้ว่าความสะดวกในการใช้งานที่รับรู้จะไม่ส่งผลต่อพฤติกรรมการใช้งานโดยตรง แต่ก็สนับสนุนผลกระทบของประโยชน์ที่รับรู้ (Davis, 1993) แบบจำลองนี้บ่งบอกว่าหากคาดว่าแอปพลิเคชันจะใช้งานง่าย ก็ยิ่งมีความเป็นไปได้ที่จะถือว่าแอปพลิเคชันนั้นมีประโยชน์สำหรับผู้ใช้ และยิ่งมีความเป็นไปได้ที่จะกระตุ้นให้เกิดการยอมรับเทคโนโลยีมากขึ้น (Davis, 1989; Davis, 1993)

การพัฒนาแบบจำลองและการวัดการยอมรับเทคโนโลยีมีส่วนสนับสนุนทางทฤษฎีอย่างมีนัยสำคัญและมีคุณค่าในทางปฏิบัติอย่างมาก การนำแบบจำลองไปใช้เพื่อทดสอบการใช้งานระบบสารสนเทศทำให้สามารถประเมินแรงจูงใจของผู้ใช้ในการนำเทคโนโลยีต่างๆ มาใช้ (Hwang, 2005; Gefen, Karahanna & Straub, 2003; Araújo & Casais, 2020) ซึ่งก่อนหน้านี้ยังไม่เคยมีการดำเนินการเนื่องจากขาดการวัดเชิงอัตนัยที่ผ่านการตรวจสอบ การพัฒนาโครงสร้างที่มีความสัมพันธ์ที่แข็งแกร่งและมีนัยสำคัญกับพฤติกรรมการใช้งานทำให้สามารถเข้าใจปัจจัยทางปัญญาและอารมณ์ที่เป็นตัวกลางผลกระทบของคุณลักษณะของระบบต่อการยอมรับเทคโนโลยีได้ (เดวิส, 1989)

แอปพลิเคชัน

TAM และส่วนขยายต่างๆ ถูกนำมาใช้ในแอปพลิเคชันที่หลากหลายในสาขาวิชา บริบท และสถานที่ตั้งทางภูมิศาสตร์ที่แตกต่างกัน โดยให้เครื่องมือทางทฤษฎีที่สำคัญเมื่อต้องทำนายพฤติกรรมของผู้ใช้ นอกเหนือจากแอปพลิเคชันในโดเมนการจัดการระบบสารสนเทศแล้ว ยังมีการใช้โมเดลการยอมรับเทคโนโลยีในสาขาวิชาอื่นๆ เช่น การตลาดและการโฆษณา (Gefen, Karahanna & Straub, 2003; Dabholkar & Bagozzi, 2002; Gentry & Calantone, 2002) เนื่องจากระบบสารสนเทศถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในการทำการตลาดของผลิตภัณฑ์และบริการ TAM จึงกลายเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการตรวจสอบทัศนคติของผู้บริโภคที่มีต่อเทคโนโลยีต่างๆ เช่น แชทบอท แพลตฟอร์มอีคอมเมิร์ซ และเครื่องมือชอปปิ้งออนไลน์ ซึ่งช่วยให้สามารถซื้อขายออนไลน์ได้ (Gefen, Karahanna & Straub, 2003; Araújo & Casais, 2020) ตัวอย่างเช่น TAM ถูกใช้เพื่อตรวจสอบการประเมินเครื่องมือชอปปิ้งออนไลน์ของผู้บริโภค ซึ่งสนับสนุนความตั้งใจของพวกเขาที่จะซื้อผ่านแพลตฟอร์มอีคอมเมิร์ซ ได้รับการยืนยันว่าควบคู่ไปกับความไว้วางใจ โครงสร้าง TAM มีส่วนสนับสนุนในสัดส่วนที่มากพอสมควรของความแตกต่างในทัศนคติต่อเครื่องมือระบบสารสนเทศและพฤติกรรมผู้บริโภคที่ตามมา (Gefen, Karahanna & Straub, 2003) นอกจากนี้ TAM ยังประสบความสำเร็จในการอธิบายการยอมรับแชทบอทของอีคอมเมิร์ซ ซึ่งมีส่วนสนับสนุนความตั้งใจในการซื้อ (Araújo & Casais, 2020) อย่างไรก็ตาม เมื่อทดสอบโมเดลกับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะเป็นลูกค้าและลูกค้าที่ซื้อซ้ำของร้านค้าออนไลน์ โมเดลดังกล่าวทำนายพฤติกรรมของลูกค้าที่เคยมีประสบการณ์กับร้านค้ามาก่อนเท่านั้น (Gefen, Karahanna & Straub, 2003; Bruner & Kumar, 2005)

นักวิชาการทดสอบโมเดลการยอมรับเทคโนโลยีในบริบทต่างๆ และสำรวจการยอมรับเทคโนโลยีต่างๆ เช่น ธนาคารบนมือถือ เทคโนโลยีโทรคมนาคม ความจริงเสมือน ระบบการเรียนรู้ทางอิเล็กทรอนิกส์ เป็นต้น (Adams, Nelson & Todd, 1992; Venkatesh & Davis, 1996; Wilson, 2004; Al-Gahtani, 2016) แม้ว่าผลกระทบของความมีประโยชน์ที่รับรู้จะมีความสำคัญเกือบตลอดเวลาเมื่อเปรียบเทียบกับเทคโนโลยีทุกประเภท แต่ผลการวิจัยเกี่ยวกับผลกระทบของความสะดวกในการใช้งานนั้นไม่สอดคล้องกัน ตัวอย่างเช่น ในการใช้เครื่องมือการขุดข้อความ สิ่งสำคัญคือผู้ใช้ต้องรู้สึกว่าซอฟต์แวร์นั้นทั้งมีประโยชน์และใช้งานง่าย (Demoulin & Coussement, 2020) นอกจากนี้ การมีส่วนสนับสนุนของโครงสร้าง TAM ต่อเจตนาเชิงพฤติกรรมก็มีความสำคัญเมื่อศึกษาการยอมรับเวิลด์ไวด์เว็บ (Mathieson, 1991) เมื่อ TAM ถูกนำมาปรับใช้เพื่อทดสอบการยอมรับของความเป็นจริงเสมือน ความตั้งใจจะถูกทำนายโดยการรับรู้ถึงประโยชน์ แม้ว่าการรับรู้ถึงความง่ายในการใช้งานจะไม่สำคัญสำหรับผู้ใช้ที่มีศักยภาพก็ตาม (Singh, Sinha & Liébana-Cabanillas, 2020) เมื่อต้องตรวจสอบ TAM2 และ TAM3 ผลกระทบของปัจจัยต่างๆ ที่มีต่อการรับรู้ถึงประโยชน์และความง่ายในการใช้งานจะแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับบริบทและเทคโนโลยีที่กำลังศึกษา ตัวอย่างเช่น เมื่อสำรวจการยอมรับและการใช้งาน e-learning โดยผู้ใช้ พบว่าบทบาทของการใช้งานเชิงวัตถุประสงค์ไม่มีนัยสำคัญ (Al-Gahtani, 2016) ในขณะที่การใช้งานเทคโนโลยีระบบการแพทย์ ผลกระทบของบรรทัดฐานเชิงอัตนัยไม่เป็นจริง (Kummer, Schäfer & Todorova, 2013) เมื่อนำ TAM2 ไปใช้เพื่อสำรวจการนำ e-government มาใช้ พบว่ามีเพียงคุณภาพของภาพและผลลัพธ์เท่านั้นที่ส่งผลต่อการรับรู้ถึงประโยชน์ของระบบ (Sang, Lee & Lee, 2009) การประยุกต์ใช้ TAM3 ในบริบทของการนำเทคโนโลยีการพาณิชย์บนมือถือและการชำระเงินบนมือถือมาใช้แสดงให้เห็นถึงความแข็งแกร่งในการทำนายที่อ่อนแอ โดยการรับรู้ของผู้ใช้เกี่ยวกับเทคโนโลยีจะได้รับผลกระทบเพียงจากคุณภาพของผลลัพธ์ ภาพลักษณ์ ประสิทธิภาพในตนเอง และการควบคุมภายนอกที่รับรู้ (Faqih & Jaradat, 2015; Jaradat & Mashaqba, 2014)

ทฤษฎีดังกล่าวยังได้รับการทดสอบในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน เช่น เกษตรกรรม/การทำฟาร์ม สถาบันดูแลสุขภาพ และการใช้ทรัพยากรธรรมชาติ (Arkesteijn & Oerlemans, 2005; Flett et al., 2004; Kummer, Schäfer & Todorova, 2013) TAM สามารถอธิบายการนำเทคโนโลยีฟาร์มโคนมมาใช้ได้อย่างเพียงพอ (Flett et al., 2004) อย่างไรก็ตาม เมื่อประเมินการนำเทคโนโลยีการแพทย์ทางไกลมาใช้โดยแพทย์ พบว่ามีเพียงประโยชน์ที่รับรู้ได้เท่านั้นที่กำหนดความตั้งใจของเจ้าหน้าที่โรงพยาบาลที่จะใช้เทคโนโลยีดังกล่าว (Hu et al., 1999) ผลการค้นพบที่ไม่สอดคล้องกันเหล่านี้สามารถตีความได้สองวิธี: ผลกระทบของการรับรู้ถึงความสะดวกในการใช้เทคโนโลยีจะลดลงเมื่อเทคโนโลยี 1) มีมูลค่าการทำงานน้อยลง และ 2) เมื่อการศึกษาใช้กลุ่มผู้ใช้เฉพาะ ซึ่งมีทักษะบางอย่างที่จำเป็นต่อการใช้เทคโนโลยี

ข้อจำกัด

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมามีการหารือเกี่ยวกับข้อจำกัดหลายประการใน TAM และส่วนขยายของ TAM ความเรียบง่ายของ TAM และการขาดความเข้าใจเกี่ยวกับปัจจัยนำหน้าของการยอมรับเทคโนโลยี (ประโยชน์ที่รับรู้และความสะดวกในการใช้งานที่รับรู้) เป็นประเด็นที่ถูกวิพากษ์วิจารณ์ในงานวิจัยก่อนหน้านี้ (Venkatesh, Davis & Morris, 2007; Lee, Kozar & Larsen, 2003) ความประหยัดของ TAM ดั้งเดิมผลักดันให้นักวิชาการจำนวนมากมุ่งเป้าไปที่การระบุและวัดพลังการทำนายของโครงสร้างเพิ่มเติมที่สามารถรวมเข้าในแบบจำลองได้ เช่น ความไว้วางใจ ความเหมาะสมของเทคโนโลยี ตัวแปรภายนอก (เช่น บรรทัดฐานเชิงอัตนัย อิทธิพลทางสังคม) ตัวแปรเฉพาะเทคโนโลยี (เช่น ความเข้ากันได้ ความเกี่ยวข้อง) เป็นต้น (Venkatesh & Davis, 2000; Venkatesh, 2000; Gefen, Karahanna & Straub, 2003; Karahanna & Straub, 1999; Koufaris, 2002) Benbasat และ Barki (Venkatesh, Davis & Morris, 2007) โต้แย้งว่าการประยุกต์ใช้และการใช้ TAM อย่างแพร่หลายสร้างภาพลวงตาของความก้าวหน้าในการวิจัยระบบสารสนเทศ ในขณะที่ในความเป็นจริง การศึกษาได้ทำซ้ำผลการวิจัยก่อนหน้านี้ จึงขัดขวางการพัฒนาในสาขานี้ มีการระบุว่าการใช้ TAM อย่างกว้างขวางทำให้เกิดจุดบอดในเอกสารด้านระบบสารสนเทศ ทฤษฎีดังกล่าวได้เน้นที่ปัจจัยที่ทำให้ผู้คนใช้เทคโนโลยี และทำให้ไม่สามารถเน้นที่ผลกระทบของการใช้เทคโนโลยีต่อประสิทธิภาพได้ การวิจัย TAM แสดงให้เห็นโดยนัยว่า ยิ่งใช้เทคโนโลยีมากเท่าไร ประสิทธิภาพก็จะยิ่งดีขึ้นเท่านั้น ซึ่งไม่เป็นความจริงในทางปฏิบัติ (Goodhue, 2007) จุดบอดประการที่สองเกี่ยวข้องกับการให้ความสนใจน้อยต่อสิ่งที่ทำให้ระบบมีประโยชน์ นั่นคือ การออกแบบระบบและความเหมาะสมกับงานของผู้ใช้ ซึ่งมีความสำคัญเท่าเทียมกันทั้งในการยอมรับเทคโนโลยีและการบรรลุประสิทธิภาพสูงด้วยการใช้เทคโนโลยีนั้น (Goodhue, 2007; Benbasat & Barki, 2007) ถือว่า TAM ได้บรรลุความสมบูรณ์แล้ว ดังนั้นการจำลองแบบจำลองจึงไม่สามารถดำเนินการต่อได้ (Benbasat & Barki, 2007; Venkatesh, Davis & Morris, 2007)

แบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยีที่ขยายออกไปมีข้อจำกัดอื่นๆ ในตัวของมันเอง ตัวอย่างเช่น TAM2 ถูกวิพากษ์วิจารณ์ว่าได้รับการพัฒนาโดยเฉพาะสำหรับบริบทขององค์กร (Venkatesh, Thong & Xu, 2012) การศึกษาได้ตระหนักถึงกลุ่มเทคโนโลยีสำหรับผู้บริโภคที่เติบโตและพัฒนาแบบจำลอง (เช่น MATH, UTAUT2) เพื่อตอบสนองการยอมรับเทคโนโลยีโดยบุคคล (Venkatesh, Thong & Xu, 2012; Brown & Venkatesh, 2005) ข้อจำกัดอื่นๆ ของ TAM2 มีลักษณะเชิงวิธีการ โครงสร้างบางส่วนในส่วนขยายของ TAM ได้รับการวัดโดยใช้เพียงสองรายการ (เช่น ความเกี่ยวข้องกับงาน คุณภาพของผลผลิต) นอกจากนี้ โมเดลเกือบทั้งหมดที่ใช้ TAM เผชิญข้อจำกัดเกี่ยวกับการวัดความตั้งใจในการใช้งานที่รายงานด้วยตนเองและความเป็นไปได้ของอคติของวิธีการทั่วไป (Venkatesh & Davis, 2000; Venkatesh, Thong & Xu, 2012)

คำวิจารณ์ที่เกิดขึ้นต่อการวิจัย TAM ชี้ให้เห็นถึงปัญหาเชิงวิธีการ ข้อจำกัดบางประการในการประยุกต์ใช้ทฤษฎี และการเน้นที่แง่มุมของการใช้ระบบที่เบี่ยงเบนความสนใจจากปัจจัยและความสัมพันธ์ที่สำคัญอื่นๆ (Venkatesh & Davis, 2000; Goodhue, 2007; Benbasat & Barki, 2007; Venkatesh, Thong & Xu, 2012) อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดดังกล่าวไม่สามารถบดบังผลงานของทฤษฎีได้ TAM ได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามีความยืดหยุ่นในเชิงทฤษฎีและมีพลังการทำนายที่แข็งแกร่งในการประเมินความตั้งใจในการใช้งานของแต่ละบุคคลมาเกือบสามทศวรรษ TAM กลายเป็นทฤษฎีแรกที่อธิบายว่าเหตุใดบุคคลจึงใช้ระบบสารสนเทศ ทั้งที่เคยจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับการวิจัยและการปฏิบัติด้านระบบสารสนเทศ (Goodhue, 2007)

DeLone & McLean models of information system success: Critical meta-review and research directions

บทคัดย่อ

งานวิจัยจำนวนมากมุ่งเน้นไปที่ความสำเร็จของระบบสารสนเทศ (ISS) ตลอดหลายปีที่ผ่านมา โดยใช้แบบจำลองที่เสนอโดย DeLone และ McLean (DM) ในปี 1992 และ 2003 เป็นหลัก ความสัมพันธ์หลายประการที่พบในแบบจำลอง DM ได้รับการสนับสนุนเป็นระยะๆ ในการวิจัยเชิงประจักษ์ แม้ว่าแบบจำลอง DM ที่สมบูรณ์จะไม่ได้ถูกนำมาใช้โดยสม่ำเสมอ การศึกษาได้สลับสับเปลี่ยนความสัมพันธ์ในแบบจำลองปี 1992 และ 2003 ทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างมิติ ISS ที่ไม่ได้ระบุไว้ในแบบจำลอง DM และตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างมิติ ISS กับปัจจัยอื่นๆ การศึกษานี้เสนอการทบทวนเชิงวิจารณ์ของการศึกษา 53 รายการที่ใช้แบบจำลอง DM ซึ่งเผยแพร่ระหว่างปี 1992 และ 2019 ระบุสถานะของการวิจัย ISS และเสนอแนวทางต่างๆ สำหรับการวิจัย

บทนำ

ความสำเร็จของระบบสารสนเทศ (ISS) เป็นสิ่งที่น่าสนใจสำหรับการวิจัยและการปฏิบัติเกี่ยวกับระบบสารสนเทศ (IS) และเทคโนโลยีสารสนเทศ (IT) มาอย่างยาวนานหลายทศวรรษ ISS มีมุมมองที่แตกต่างกันในช่วงหลายปีที่ผ่านมา โดยการศึกษาก่อนหน้านี้มักจะใช้มาตรการที่เกี่ยวข้องกับบริบทการวิจัย ซึ่งส่งผลให้มีมาตรการ ISS ที่หลากหลายและกระจัดกระจาย ซึ่งไม่สามารถเปรียบเทียบหรือทดสอบซ้ำได้ง่าย เมื่อพิจารณาจากมุมมองที่ว่า ISS มีความสำคัญอย่างมากในฐานะตัวแปรตามที่น่าสนใจ DeLone และ McLean (1992)—DM1992 ต่อไปนี้—ได้สังเคราะห์มาตรการวัดความสำเร็จก่อนหน้านี้และเสนอแบบจำลอง ISS ที่มีโครงสร้าง 6 แบบ DM1992 ได้รับการทดสอบเชิงประจักษ์ในการศึกษาในภายหลัง (เช่น Seddon & Kiew, 1996; Rai, Lang, & Welker, 2002) และความสัมพันธ์ที่เสนอมามากมายได้รับการสนับสนุนเชิงประจักษ์อย่างกว้างขวาง เมื่อพิจารณาถึงความก้าวหน้าและบทบาทที่เปลี่ยนแปลงไปของ IT DeLone และ McLean (2003) หรือ DM2003 ต่อไปนี้ ได้ทบทวนงานวิจัยตั้งแต่ DM1992 และเสนอแบบจำลอง ISS ที่ปรับปรุงใหม่ที่มีโครงสร้างหกแบบหลังจากการแก้ไข DM1992 จากนั้น DM2003 ก็ได้รับการทดสอบเชิงประจักษ์ในการศึกษาวิจัยต่างๆ (เช่น Urbach, Smolnik และ Riempp, 2010) และได้รับการสนับสนุนอย่างมาก

ในการอัปเดต DM1992 เป็น DM2003 DeLone และ McLean (2003) ยืนยันว่างานวิจัยก่อนหน้านี้ล้มเหลวในการให้ความสำคัญกับคำเตือนของพวกเขาในการพัฒนาโครงสร้าง ISS ที่ครอบคลุมมากขึ้น และมองข้ามลักษณะหลายมิติและพึ่งพากันของ ISS ในการจัดทำแผนที่งานวิจัยก่อนหน้าไปยัง DM1992 เพื่อประเมินการพัฒนาโครงสร้าง ISS DeLone และ McLean (2003) แสดงให้เห็นถึงการขาดการทำงานร่วมกันในวิธีที่มิติของ ISS ใน DM1992 ถูกนำไปใช้ในการวิจัยเชิงประจักษ์ แผนที่การศึกษาแสดงให้เห็นว่า ตัวอย่างเช่น การศึกษาหนึ่ง (Seddon & Kiew, 1996) ได้ตรวจสอบผลกระทบของคุณภาพข้อมูลและคุณภาพระบบต่อความพึงพอใจของผู้ใช้ แต่มีการศึกษาสามกรณี (Gelderman, 1998; Igbaria & Tan, 1997; Torkzadeh & Doll, 1999) ได้ทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างความพึงพอใจของผู้ใช้และการใช้งานระบบ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการประยุกต์ใช้แบบจำลอง DM อย่างเลือกสรร นอกจากนี้ มิติที่รวม DM2003 ใน DM1992 และมิติที่เพิ่มเข้ามาใหม่ซึ่งไม่ได้รับการตรวจสอบเชิงประจักษ์ในบริบทของการศึกษาดังกล่าว การศึกษาดังกล่าว เช่น Petter, DeLone และ McLean (2008) และ Urbach et al. (2010) มุ่งมั่นในการทบทวนการศึกษาก่อนหน้านี้และพิจารณาขอบเขตของการสนับสนุนเชิงประจักษ์ DM2003 การศึกษาดังกล่าวโดยทั่วไปจะประเมินขอบเขตที่มิติและความสัมพันธ์ในแบบจำลอง DM สามารถได้รับการสนับสนุนและพิสูจน์ได้ และไม่จำเป็นว่าแบบจำลอง DM อาจจำเป็นต้องพิจารณาใหม่หรือไม่ ถึงกระนั้น การศึกษาดังกล่าวก็แสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์ ISS ไม่ได้มีการสนับสนุนที่แข็งแกร่งทั้งหมด เนื่องจากความสัมพันธ์หลายๆ ความสัมพันธ์มีผลลัพธ์ที่ผสมปนเปกัน

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับความสำเร็จของระบบสารสนเทศ

ตามที่คาดไว้ในโดเมนที่กว้างขวางของ ISS งานวิจัยก่อนหน้านี้ได้ตรวจสอบมิติของ ISS ที่ไม่ขึ้นกับ DM1992 หรือ DM2003 จุดเน้นหลักของการศึกษาดังกล่าวไม่ได้อยู่ที่ ISS เช่น Deng, Doll และ Truong (2004) มุ่งเน้นไปที่ประสิทธิภาพในตนเองของคอมพิวเตอร์ ในขณะที่ Goodhue และ Thompson (1995) มุ่งเน้นไปที่ความเหมาะสมของงานกับเทคโนโลยี อย่างไรก็ตาม การศึกษาดังกล่าวรวมถึงโครงสร้างที่คล้ายคลึงหรือเกี่ยวข้องกับมิติของ ISS ใน DM1992 หรือ DM2003 เช่น Igbaria และ Guimaraes (1994) ตรวจสอบคุณภาพของระบบ ความพึงพอใจของผู้ใช้ และการใช้งานระบบ ในขณะที่ Torkzadeh และ Doll (1999) รวมถึงความพึงพอใจของผู้ใช้ การใช้งานระบบ และประสิทธิภาพ

เมื่อพิจารณามิติของ ISS อย่างอิสระ มีการใช้มิติสองมิติ (เช่น ความพึงพอใจของผู้ใช้และการใช้งานระบบ) อย่างกว้างขวางเป็นตัวแปรตามในการวิจัยก่อนหน้านี้ ความพึงพอใจของผู้ใช้ถูกพรรณนาเป็นความพึงพอใจต่อข้อมูลของผู้ใช้และความพึงพอใจต่อการประมวลผลของผู้ใช้ปลายทาง (เช่น Baroudi & Orlikowski, 1988; Baroudi, Olson, & Ives, 1986; Doll & Torkzadeh, 1988; Ives, Olson, & Baroudi, 1983; Torkzadeh & Doll, 1994) โดยได้รับการตรวจสอบเป็นตัวแปรตามในหลายการศึกษา (เช่น Bhattacherjee & Premkumar, 2004; Blili, Raymond, & Rivard, 1998; Chang, Chang, & Paper, 2003; Hardgrave, Wilson, & Eastman, 1999; Johnson, Zheng, & Padman, 2014; Lin & Shao, 2000; McKeen, Guimaraes, & Wetherbe, 1994; Raymond & Bergeron, 1992; Santhanam Guimaraes และ George, 2000; Tesch, Miller, Jiang และ Klein, 2005)

การใช้ระบบถูกใช้เป็นตัวแปรตามในงานวิจัยหลายชิ้น (เช่น Burton-Jones และ Hubona, 2005; Compeau, Higgins และ Huff, 1999; Igbaria, Iivari และ Maragahh, 1995; Igbaria, Parasuraman และ Baroudi, 1996; Magni, Angst และ Agarwal, 2012; Thompson, Higgins และ Howell, 1994; Venkatesh และ Bala 2008; Zhang, 2010) การศึกษาได้ใช้การวัดแบบ Lean และ Rich ที่หลากหลายเพื่อแสดงการใช้ระบบ รวมถึงความถี่ในการใช้ ขอบเขตการใช้ ขอบเขตการใช้ และการใช้โครงสร้างเชิงลึก (เช่น Burton-Jones และ Straub, 2006) การศึกษาด้านการยอมรับเทคโนโลยีได้ใช้โมเดลต่างๆ เช่น Technology Acceptance Model (TAM), TAM2, TAM3, Theory of Planned Behavior, Task-Technology Fit, Social Cognitive Theory, Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), UTAUT2 และตัวแปรอื่นๆ ยังได้ตรวจสอบการใช้งานระบบอย่างละเอียดถี่ถ้วน (เช่น Compeau & Higgins, 1995; Davis, 1989; Goodhue & Thompson, 1995; Jackson, Chow, & Leitch, 1997; Taylor & Todd, 1995; Venkatesh & Bala, 2008; Venkatesh & Davis, 2000; Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003; Venkatesh, Thong, & Xu, 2012)

แม้ว่าโมเดลการวิจัยเหล่านี้จะใช้โครงสร้างที่คล้ายกับ ISS และให้คำอธิบายทางเลือกเกี่ยวกับการนำเทคโนโลยีมาใช้และการใช้งาน แต่โดยทั่วไปแล้วโมเดล ISS จะไม่ดึงดูดใจโมเดลเหล่านี้ อย่างไรก็ตาม โครงสร้างเช่น SU และ IU ในแบบจำลอง DM ได้รับการตรวจสอบโดยการศึกษาก่อนหน้านี้โดยใช้ TAM และ UTAUT ในโดเมนของการยอมรับและการใช้เทคโนโลยี