Agentic AI

สำหรับนักการเงิน

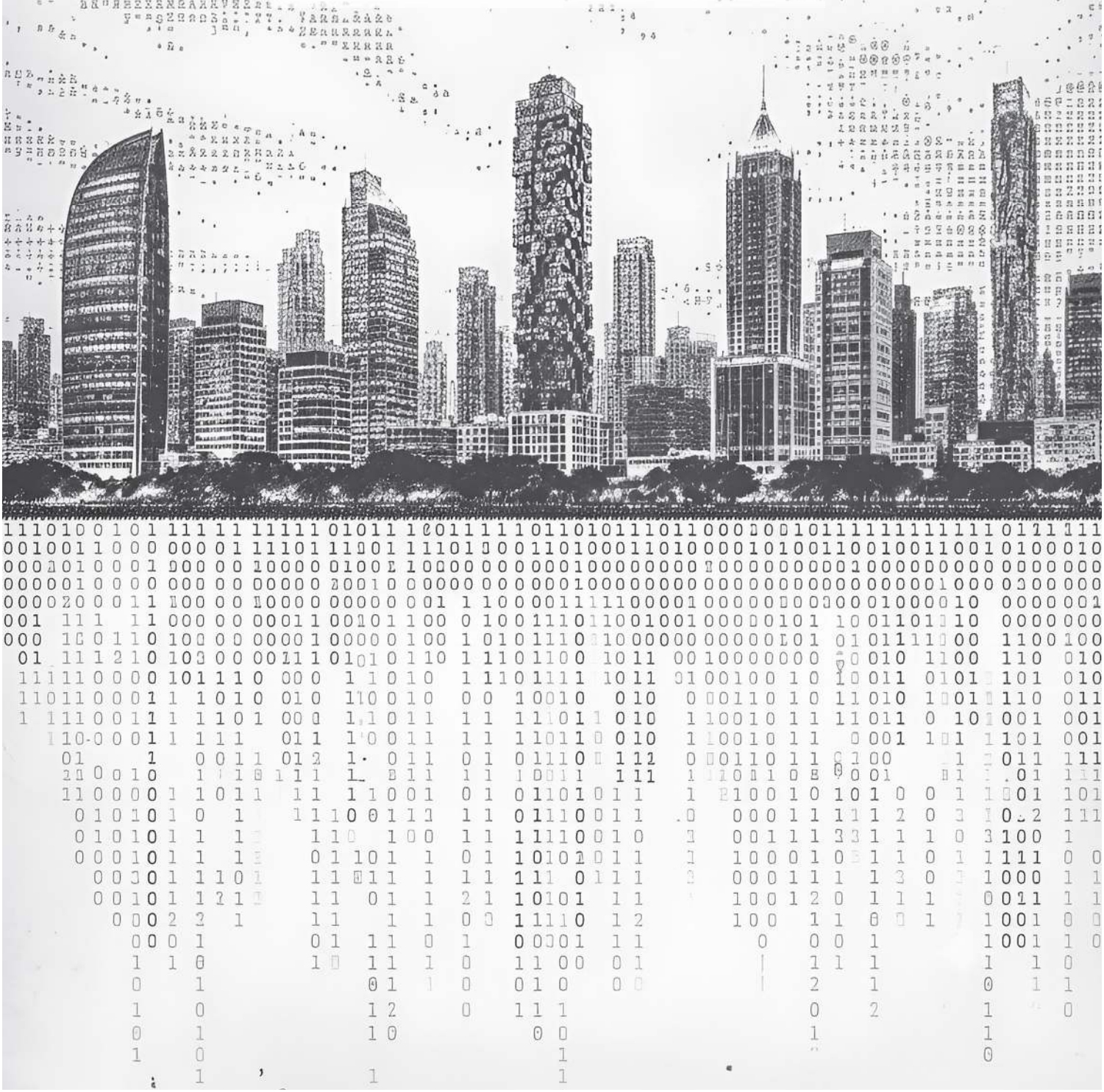
พื้นฐานทางเทคนิคและการประยุกต์

ศาสตราจารย์ ดร. อาณัติ ลีมัคเดช

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

Agentic AI
สำหรับนักการเงิน

ศาสตราจารย์ ดร. อาณัติ ลีมัคเดช
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์



Agentic AI สำหรับนักการเงิน

ศาสตราจารย์ ดร.อาณัติ ลีมัคเดช

ราคา 790 บาท

ข้อมูลทางบรรณานุกรม
ศาสตราจารย์ ดร.อาณัติ ลีมัคเดช
Agentic AI สำหรับนักการเงิน
จำนวน 624 หน้า
ราคา 790 บาท
ISBN 978-616-92877-1-1
พิมพ์ที่ ห้างหุ้นส่วนจำกัด เอส.ออฟเซ็ทกราฟฟิคดีไซน์
สำนักพิมพ์ พาร์คพรอพ - นนทบุรี : 2569

พิมพ์ที่
ห้างหุ้นส่วนจำกัด เอส.ออฟเซ็ทกราฟฟิคดีไซน์
63 ประชาอุทิศ 75 แยก 5 แขวงทุ่งครุ กรุงเทพฯ 10140

จัดทำและจัดจำหน่ายโดย
บริษัท พาร์คพรอพ จำกัด
9/29 หมู่ที่ 9 อาคารเดอะพาร์ค
ตำบลบางม่วง อำเภอบางใหญ่ นนทบุรี 11140
โทร 099-0027008, 081-7107490
Email: thepark929@gmail.com

ผู้เขียน ศ.ดร.อาณัติ ลีมัคเดช
ที่ปรึกษา ชัยโย เตโชนิมิต (ด้านโปรแกรมมิ่ง)
อรวรรณ ลิ่มกังวาฬมงคล, วนิดา ประทีปเสน (ด้านธุรกิจ)
ศิลปกรรม เอกอนันต์ ศิริเลิศฤทัย
ภาพปก สร้างโดยผู้เขียนด้วยความช่วยเหลือของ ChatGPT (OpenAI)
และปรับแต่งโดยผู้เขียน

คำนำ

การใช้ AI ในงานการเงินขององค์กร ไม่ใช่ทางเลือก แต่เป็นเครื่องมือสำคัญที่เลี่ยงไม่ได้ เนื่องจาก Agentic AI เป็นการรวมพลังความเข้าใจในโมเดลภาษา การคำนวณ และกฎเกณฑ์การเงิน เช่น การคำนวณอัตราส่วนทางการเงินต่างๆ ด้วยการเขียน Prompt เพียงไม่กี่บรรทัด ปัญหาสำคัญของผู้บริหารคือจะเริ่มจุดไหนก่อน และจะเอาชนะแรงเฉื่อยในองค์กรได้อย่างไร ตำราเล่มนี้จะช่วยชี้ทางออก

ก่อนที่จะนำ AI มาใช้ องค์กรจำเป็นต้องปูพื้นฐานให้คนในทีมเห็นก่อนว่า AI ทำอะไรได้บ้าง จากเดิมที่คนในทีมฝ่าย Quant อาจเห็นว่า AI ใช้ในการคำนวณด้วยวิธีเครือข่ายประสาทเทียมอย่างเดียว ใช้ในการพยากรณ์ค่าที่เป็นตัวเลขเท่านั้น มาสู่การสร้างโมเดลภาษาที่เรียกว่า LLM (Large Language Model) จนเป็นจุดกำเนิดของ AI แบบ ChatGPT ซึ่งเรียกความสามารถ AI ในการสร้างเนื้อหาใหม่ ไม่ว่าจะเป็นคำอธิบาย รูปภาพ หรือเสียงเพลง นี้ว่า Generative AI ในยุคแรก โมเดลภาษาเหล่านี้คือแบบจำลองความน่าจะเป็นล้วน ๆ ทุกคำตอบที่ออกมาเกิดจากการพยากรณ์ความน่าจะเป็นของคำที่จะอยู่ถัดไป ที่ AI เรียนรู้จากคลังข้อมูลต่างๆ ที่รวบรวมบนเครือข่ายอินเทอร์เน็ต ดังนั้นข้อมูลใหม่ๆ ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน Generative AI ก็จะ **“ตอบผิดอย่างมั่นใจ”** เกิดเป็นปัญหาข้อมูลหลอน (Hallucination) ทำให้หลายคนไม่เชื่อใจที่จะนำ AI มาใช้ในองค์กร

เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว จึงมีการฝึก AI ให้ตอบเฉพาะกรอบของข้อมูลที่กำหนดให้ อันไหนไม่รู้ให้ตอบว่าไม่รู้ ห้ามเดา เรียกว่าเทคนิค RAG (Retrieval Augmented Generation) จนกระทั่งมาถึงยุคปัจจุบันที่กำหนดให้ AI สามารถวางแผนหาคำตอบ สร้างทีม AI ค้นคำตอบในรูปแบบต่างๆ แล้วมาประสานงานกันเพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุด เรียกว่า Agentic AI

ด้วยความสามารถนี้ ทำให้ผมเห็นว่า Agentic AI เสมือนทีมงานในองค์กรที่ทำงานฉับไว และหากองค์กรไหนตามไม่ทัน ก็อาจถูกคู่แข่งทิ้งห่างอย่างไม่เห็นฝุ่น การเรียนรู้ Agentic AI ทั้งในเชิงเทคนิคและการประยุกต์กับงานการเงิน จึงเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับผู้บริหารสายการเงิน

ตำราเล่มนี้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อใช้สอนในคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ เนื้อหาทั้งหมดถูกออกแบบเพื่อให้ผู้เรียนสามารถใช้เครื่องมือ AI ที่สมัครขอใช้บริการฟรีได้ ยกเว้นบทที่ 10 บทเดียวที่จำเป็นต้องใช้ Claude Cowork ที่มีค่าใช้จ่าย

ดังนั้นผู้เรียนสามารถฝึกปฏิบัติไปกับโครงงานทางการเงินที่ตำราเล่มนี้ใช้เป็นตัวอย่างได้แทบทั้งหมด โดยไม่มีค่าใช้จ่ายเพิ่ม

โครงสร้างของตำราแบ่งเป็นสองส่วนใหญ่ๆ คือพื้นฐานเทคนิค ตั้งแต่ บทที่ 1 ถึง 7 พูดถึงการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ พร้อมกิจกรรมให้ผู้เรียนลงมือพัฒนาการใช้งานไปด้วย ส่วนที่สองเป็นการลงมือพัฒนาโครงงานทางการเงิน โดยบทที่ 8 พูดถึงลักษณะการจัดทำโครงงานให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน ตามด้วย บทที่ 9 ถึง 14 เป็นโครงงานที่ผมคำนึงถึงการนำไปใช้งานได้เลย

ตำราเล่มนี้เน้นการพัฒนาทักษะผู้เรียนเป็นลำดับขั้น จึงขอให้ผู้เรียนค่อย ๆ เรียนไปทีละบท

ผมเพิ่มบทที่ 15 ขึ้นมาก่อนปิดต้นฉบับ หลังจากพูดคุยกับคนในธุรกิจ พบว่าอุปสรรคสำคัญของการใช้ AI ในองค์กรคือความกังวลเรื่องการรั่วไหลของข้อมูล จึงแนะนำการติดตั้ง Local LLM ซึ่งปัจจุบันมีหลายค่ายและมีพัฒนาการอย่างรวดเร็ว ระหว่างที่เขียนนี้ก็มีการปล่อย colibri ที่เป็นโมเดลภาษาระดับ 744 พันล้านพารามิเตอร์แต่สามารถรันบนเครื่อง Notebook รุ่นใหม่ที่มีหน่วยความจำสูงได้

อาจารย์ที่นำตำราเล่มนี้ในห้องเรียนอาจข้ามบทนี้ไปได้ เพราะจะมีพัฒนาการใหม่ออกมาตลอดเวลา ผมเพียงต้องการย้ำว่าปัญหาการรั่วไหลของข้อมูลไม่ควรถูกใช้เป็นข้ออ้างในการนำ AI มาใช้ในองค์กรอีกต่อไป

ตำราเล่มนี้ถูกสร้างโดยมีเครื่องมือ AI Claude เป็นผู้ช่วยสำคัญ โดยโค้ดแทบทั้งหมดในเล่มถูกเขียนด้วย AI แต่ผ่านการสอบทานจาก **คุณชัยโย เตโชนิมิต** CTO ของบริษัทเวโลพาร์ค ซึ่งผมต้องขอขอบคุณเป็นอย่างมาก

พร้อมกันนั้นก็สร้างความมั่นใจให้ผมเห็นว่าผู้บริหารการเงิน ที่อาจไม่คุ้นชินกับการเขียนโปรแกรมสามารถใช้ AI เป็นผู้ช่วยได้ ด้วยการสั่งงานโดยภาษามนุษย์ เพราะเนื้อหาส่วนกิจกรรมในตำราเล่มนี้เป็นบทพิสูจน์อย่างดี Claude ยังเป็นเครื่องมือสร้างภาพ Diagram ทั้งหมดที่อยู่ในตำราเล่มนี้ แต่ความสามารถในการจัดรูปเล่มของ Claude หรือโปรแกรม AI อื่นๆ ยังห่างไกลจากการจัดรูปเล่มแบบมืออาชีพ เรายังต้องใช้ทักษะการจัดหน้าและรสนิยมของผู้จัดรูปเล่มมือฉมัง **คุณเอกอนันต์ ศิริเลิศฤทัย** ที่ทำให้ตำราเล่มนี้น่าอ่าน

ผมขอขอบคุณ **คุณอรวรรณ ลิ่มกังวาฬมงคล** และ **คุณวนิดา ประทีปเสน** ที่ช่วยประสานงานด้านธุรกิจ การจัดพิมพ์และจัดจำหน่ายตำราเล่มนี้ด้วย

สุดท้าย ผมเชื่อว่า Agentic AI ยังไม่สามารถแย่งงานนักการเงินได้ เรายังต้องการวิจารณญาณทางการเงินของผู้บริหาร ความสามารถในการเจรจาต่อรอง แต่ AI จะเปลี่ยนวิธีการทำงานของผู้บริหารในสายการเงินแน่นอน โดยผู้บริหารจะต้องรู้วิธีการสั่งงาน AI ให้ทำงานน่าเบื่อ ซ้ำซาก แทน เช่นการวนคำนวณค่า NPV ภายใต้ความเป็นไปได้ร้อยแปดพันเก้า การร่างรายงานตามฟอร์แมทมาตรฐาน การตรวจสอบกฎระเบียบ เพื่อเอาเวลามาใช้ในงานเชิงกลยุทธ์ การตัดสินใจ มากขึ้น และตำราเล่มนี้จะเป็นเครื่องมือสำคัญของท่าน

ศาสตราจารย์ ดร. อาณัติ ลีมัคเดช
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี
มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ไฟล์ประกอบทุกบทเรียนในหนังสือเล่มนี้
ทั้งโปรแกรมและข้อมูลสามารถดาวน์โหลดได้ที่
http://tinyurl.com/AgenticFinance

คำนิยม

AI มีพัฒนาการอย่างรวดเร็ว และมีความจำเป็นที่สถาบันการศึกษาจำเป็นต้องปรับตัว เพื่อพัฒนาบัณฑิตที่ตอบโจทย์ภาคธุรกิจที่มีการแข่งขันสูงในปัจจุบัน

คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์เองได้ตั้งเป้าการพัฒนา AI ในทุกระดับของคณะ ไม่เพียงแต่นักศึกษา อย่างไรก็ตาม องค์ความรู้ด้านนี้ยังมีการกระจัดกระจาย ทำให้การเรียนรู้เกิดขึ้นทีละส่วน ที่ผู้เรียนต้องนำไปปะติดปะต่อเอง

ตำรา **Agentic AI สำหรับนักการเงิน** ที่ ศ.ดร.อาณัติ ลีมัคเดช พัฒนาขึ้น แก้ Pain Point นี้ เพราะเป็นการบูรณาการความรู้ทางด้าน AI โดยชี้ให้เห็นพัฒนาการเป็นลำดับขั้นตั้งแต่การเขียน Prompt ใน Generative AI ไปจนกระทั่งการสร้าง Workflow ของทีม Multi-Agent ใน Agentic AI พร้อมกันนี้ยังได้พัฒนาโครงงานขึ้นมาเป็นภาคปฏิบัติ เพื่อให้ผู้เรียนได้ทดลองพัฒนาโครงการจริง โดยเน้นการต่อยอดความรู้ทีละขั้น

ตำราเล่มนี้จึงเป็นประโยชน์ทั้งสำหรับนักศึกษา และผู้บริหารการเงินที่ต้องการ Upskill ให้ทันกับเทคโนโลยี AI ที่กำลังเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว

รศ.ดร.สุรัตน์ ทีรฆาภิบาล
คณบดี คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี
มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

คำนิยม

ตลอดหลายทศวรรษที่ผ่านมา เทคโนโลยีได้เข้ามาเปลี่ยนแปลงอุตสาหกรรมการเงินอย่างต่อเนื่อง ตั้งแต่ระบบ Core Banking การทำธุรกรรมผ่าน Mobile Banking ไปจนถึง Cloud และ Data Analytics แต่การมาถึงของ Generative AI และต่อยอดสู่ Agentic AI อาจเป็นอีกก้าวสำคัญที่ไม่ได้เพียงเปลี่ยน “เครื่องมือ” ในการทำงาน หากกำลังเปลี่ยน “วิธีการทำงาน” ของภาคการเงินอย่างสิ้นเชิง

หนังสือ **Agentic AI สำหรับนักการเงิน** เล่มนี้ มาถูกเวลา เพราะไม่ได้อธิบายเพียงแนวคิดของ AI แต่ค่อยๆ พาผู้อ่านตั้งแต่พื้นฐานของ Generative AI ไปจนถึงการออกแบบ AI Agent, Multi-Agent, Workflow Automation และโครงงานที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานการเงินจริงได้อย่างเป็นระบบ จึงเหมาะทั้งสำหรับผู้ที่เริ่มต้นศึกษา และผู้ที่ต้องการนำ AI ไปสร้างคุณค่าให้กับองค์กร

ผมเห็นด้วยกับ ศ.ดร.อาณัติ ที่มองว่า AI ไม่ได้มาแทนที่มนุษย์ แต่กำลังกลายเป็น “เพื่อนร่วมงานดิจิทัล” ที่ช่วยรับผิดชอบงานซ้ำๆ และงานที่ต้องประมวลผลข้อมูลจำนวนมาก เพื่อให้มนุษย์มีเวลามากขึ้นกับการคิดเชิงกลยุทธ์ การตัดสินใจ และการสร้างสรรค์สิ่งใหม่ๆ

ผมนึกถึงสำนวนจีนที่ว่า **三个人干五个人的活，拿四个人的工资** หรือ “ทีมขนาด 3 คน แต่สร้างผลงานได้เทียบเท่า 5 คน ด้วยต้นทุนใกล้เคียง 4 คน” แม้จะเป็นเพียงคำเปรียบเทียบ แต่ก็สะท้อนเป้าหมายของหลายองค์กรในยุคที่ต้องยกระดับผลิตภาพและสร้างคุณค่าจากทรัพยากรที่มีอยู่

ท้ายที่สุดแล้ว คุณค่าของ Agentic AI ไม่ได้อยู่ที่ความสามารถของเทคโนโลยี แต่อยู่ที่ว่าเราจะนำเทคโนโลยีนั้นไปสร้างคุณค่าให้กับผู้คน ลูกค้า และองค์กรได้มากเพียงใด ผมหวังว่าหนังสือเล่มนี้จะช่วยให้ผู้อ่านไม่เพียงเข้าใจ Agentic AI แต่ยังสามารถนำความรู้นั้นไปออกแบบวิธีการทำงานรูปแบบใหม่ เพื่อสร้างคุณค่าและยกระดับศักยภาพขององค์กรได้อย่างแท้จริง

ผศ.ดร.กรินทร์ บุญเลิศวณิชย์
รองผู้จัดการใหญ่
ธนาคารกสิกรไทย

สารบัญ

Agentic AI สำหรับนักการเงิน

บทที่ 1

Generative AI และ Foundation Model สำหรับงานการเงิน

บทแรกนี้พาผู้เรียนเริ่มต้นการเดินทางเพื่อเรียนรู้ Agentic AI จากแนวคิดพื้นฐานที่สุดของปัญญาประดิษฐ์ คือ ***"โครงข่ายประสาทเทียม"*** *ไปจนถึงเทคโนโลยีที่กำลังเปลี่ยนวิธีทำงานของวงการการเงินในวันนี้ คือ Generative AI และ Foundation Models เป้าหมายไม่ใช่เพียงให้ผู้เรียน* ***"รู้จัก"*** *เทคโนโลยีเหล่านี้ แต่ให้* ***"เข้าใจที่มา"*** *ว่าแต่ละแนวคิดต่อยอดกันอย่างไร และที่สำคัญที่สุดคือได้* ***"ลงมือทำ"*** *ด้วยตนเอง ผ่านกรณีศึกษาจริงจากงานวิจัยด้านการเงินไทย และการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ด้วย TensorFlow บน Google Colab ผู้ที่ไม่คุ้นเคยกับการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ขอให้พยายามอ่าน และทำความเข้าใจด้วยตนเองไปก่อน และพยายามทำกิจกรรมตามที่หนังสือแนะนำทุกขั้นตอน เพราะภาษา Python ที่ใช้ในโปรแกรมเหล่านี้จะมีลักษณะใกล้เคียงกับภาษามนุษย์มาก เมื่อคุ้นเคยในระดับหนึ่ง เราจะมาศึกษาไวยากรณ์ของภาษา Python อย่างละเอียดในบทที่ 5 อย่างไรก็ตาม เนื่องจากหนังสือเล่มนี้ยึดหลัก Low Code เพราะผู้เรียนส่วนใหญ่คือนักการเงินประจวบกับเครื่องมือ AI สามารถช่วยมนุษย์เขียนโปรแกรมตั้งแต่ต้นได้แล้วด้วยการสั่งงานโดยภาษาธรรมชาติ (Prompting) ที่มีลักษณะแทบจะเหมือนกับภาษาคนทุกประการ สาระสำคัญของการโค้ดดิ้งในหนังสือเล่มนี้จึงไม่ได้มุ่งพัฒนาผู้เรียนไปเป็นโปรแกรมเมอร์ แต่ผเรียนจำเป็นต้องเข้าใจศักยภาพและข้อจำกัดของโค้ดดิ้ง เพื่อจะได้รับการพัฒนาเป็นนักการเงินที่สามารถสั่งคอมพิวเตอร์ให้เขียนโปรแกรม และทำตามที่ตัวเองต้องการได้โดยตรงด้วยการมี AI เป็นผู้ช่วย ไม่ต้องพึ่งพาโปรแกรมเมอร์เช่นในอดีต*

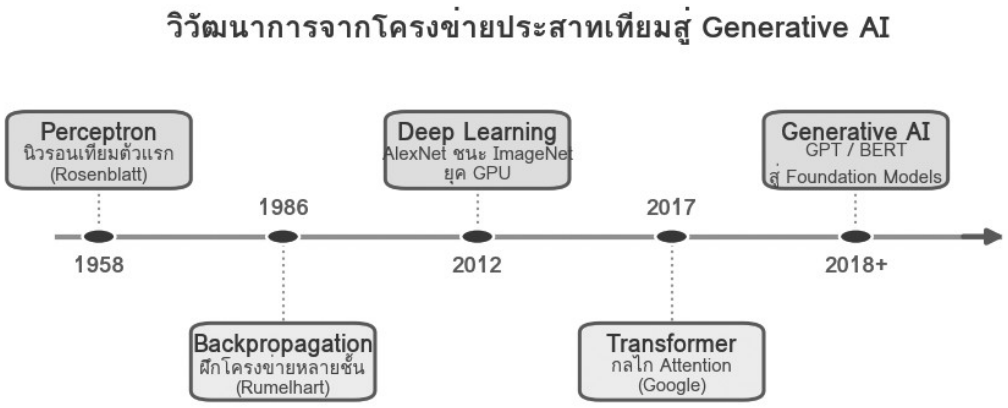
วัตถุประสงค์การเรียนรู้

1. อธิบายวิวัฒนาการจากโครงข่ายประสาทเทียมสู่ Deep Learning และ Generative AI ได้
2. อธิบายแนวคิด word2vec ว่าทำให้คอมพิวเตอร์เข้าใจความหมายของคำได้อย่างไร และเชื่อมโยงกับกรณีศึกษาการพยากรณ์ราคาหุ้นของไทย
3. อธิบายได้ว่า LLM ต่อยอดจาก word2vec มาเป็นแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ได้อย่างไร และทำงานในระดับแนวคิดอย่างไร
4. ยกตัวอย่างการประยุกต์ Generative AI ในงานการเงินได้หลากหลาย
5. สร้างและฝึกแบบจำลองพยากรณ์อนุกรมเวลาด้ ย TensorFlow บน Google Colab ได้ด้วยตนเอง
6. อธิบายข้อจำกัดของ Generative AI และวิธีแก้ปัญหาด้วย RAG

1.1

จากโครงข่ายประสาทเทียม สู่ Deep Learning และ Generative AI

เรื่องราวของ Generative AI ไม่ได้เริ่มต้นเมื่อไม่กี่ปีก่อน แต่หยั่งรากมากว่าครึ่งศตวรรษ จุดเริ่มต้นคือความพยายามจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยคณิตศาสตร์ แนวคิด **“เพอร์เซปตรอน”** (Perceptron) ของ Frank Rosenblatt ในปี 1958 เสนอหน่วยคำนวณที่เลียนแบบเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์ ต่อมาในปี 1986 การค้นพบวิธี **“แพร่ย้อนกลับ”** (Backpropagation) ทำให้เราฝึกโครงข่ายที่มีหลายชั้นได้สำเร็จ และในปี 2012 เมื่อพลังการประมวลผลของ GPU เพิ่มขึ้นมาก โครงข่ายขนาดใหญ่ที่เรียกว่า Deep Learning ก็แสดงศักยภาพจนชนะการแข่งขันจำแนกภาพ ImageNet อย่างถล่มทลาย จากนั้นในปี 2017 สถาปัตยกรรม Transformer พร้อมกลไก Attention ได้เปิดประตูสู่ยุคของแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ และนำมาสู่ Generative AI ที่เราใช้กันในปัจจุบัน

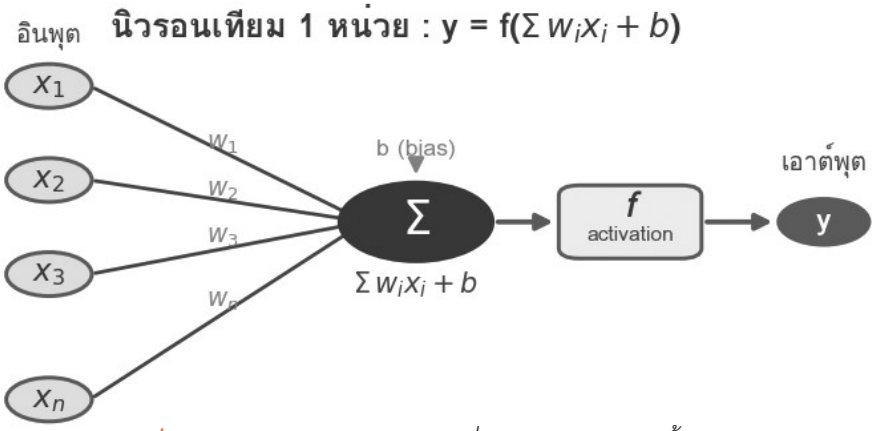


รูปที่ 1.1 เส้นเวลาแสดงวิวัฒนาการจากโครงข่ายประสาทเทียมสู่ Generative AI

สิ่งที่น่าสนใจคือ แต่ละก้าวกระโดดไม่ได้ลบล้างแนวคิดเดิม แต่ต่อยอดจากมัน เพอร์เซปตรอนยังคงเป็นหน่วยพื้นฐานในโครงข่ายสมัยใหม่ การแพร่ย้อนกลับยังเป็นวิธีฝึกหลักจนทุกวันนี้ และ word2vec ที่เราจะกล่าวถึงต่อไปก็เป็นบรรพบุรุษทางความคิดของแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ที่เรียกว่า LLM เช่น ChatGPT การเข้าใจลำดับวิวัฒนาการนี้จึงช่วยให้เราเห็นว่า Generative AI ไม่ใช่ความบังเอิญที่เกิดขึ้นลอยๆ แต่เป็นผลของการสะสมความรู้อย่างเป็นระบบมาหลายทศวรรษ

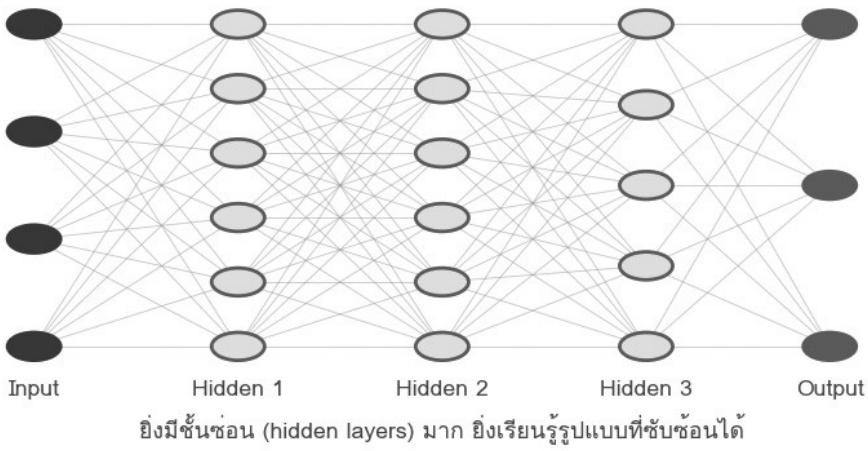
นิวรอนเทียม: หน่วยคิดที่เล็กที่สุด

หัวใจของโครงข่ายประสาทเทียมคือ **"นิวรอนเทียม"** (Articial Neuron) ซึ่งทำงานง่ายมาก คือรับค่าอินพุตหลายตัว (x_1, x_2, ...) คูณด้วยน้ำหนัก (weight, w) ของแต่ละเส้น แล้วบวกรวมกันพร้อมค่าคงที่ที่เรียกว่า bias (b) จากนั้นส่งผลรวมผ่าน **"ฟังก์ชันกระตุ้น"** (Activation Function) เพื่อให้ได้เอาต์พุต ดังสมการ $y = f(\sum w_i x_i + b)$ การ **"เรียนรู้"** ของโครงข่ายก็คือการค่อยๆ ปรับค่า w และ b ให้คำตอบที่ทำนายใกล้เคียงคำตอบจริงมากที่สุด



รูปที่ 1.2 โครงสร้างนิวรอนเทียมหนึ่งหน่วยและสมการพื้นฐาน

เมื่อนำนิวรอนจำนวนมากมาเรียงต่อกันเป็นชั้นๆ และเชื่อมโยงระหว่างชั้น เราจะได้ **“โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก”** (Deep Neural Network) ยิ่งมีชั้นซ่อน (Hidden Layers) มาก โครงข่ายยิ่งสามารถเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนและเป็นนามธรรมได้มากขึ้น เช่น เริ่มจากเส้นและขอบในภาพ ไปสู่รูปทรง และวัตถุทั้งชิ้น



รูปที่ 1.3 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกที่มีหลายชั้นซ่อน

ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) มีบทบาทสำคัญอย่างยิ่ง เพราะหากไม่มีมันการซ้อนชั้นหลายๆ ชั้นจะไม่มีประโยชน์ เนื่องจากการบวกและคูณเชิงเส้นหลายชั้นยุบรวมเป็นชั้นเดียวได้ ฟังก์ชันกระตุ้นที่ไม่เป็นเชิงเส้น เช่น sigmoid, tanh และที่นิยมที่สุดในปัจจุบันคือ ReLU (Rectified Linear Unit) ทำให้โครงข่าย **“โค้งงอ”** เพื่อจับความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่เส้นตรงได้ ReLU ทำงานง่ายมาก คือถ้าค่าที่รับเข้ามาเป็นลบให้ตอบศูนย์ ถ้าเป็นบวกให้ตอบค่าเดิม ความเรียบง่ายนี้เองที่ช่วยให้ฝึกโครงข่ายลึกๆ ได้เร็วและเสถียร เพราะสามารถจับความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่เส้นตรงได้

คำถามที่น่าสนใจคือ เหตุใด Deep Learning จึงเพิ่งมาประสบความสำเร็จอย่างก้าวกระโดดในช่วงทศวรรษ 2010 ทั้งที่แนวคิดมีมานาน คำตอบคือการมาบรรจบกันของสามปัจจัย ปัจจัยแรกคือ **“ข้อมูล”** จำนวนมหาศาลจากยุคอินเทอร์เน็ต ปัจจัยที่สองคือ **“พลังประมวลผล”** โดยเฉพาะหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) ที่คำนวณเมทริกซ์ขนาดใหญ่ได้เร็ว และปัจจัยที่สามคือ **“อัลกอริทึม”** ที่ดีขึ้น เช่น เทคนิคป้องกัน Overtting คือป้องกันการอธิบายเฉพาะข้อมูลที่เอามาเทรนได้ดีเกินไปจนขาดความยืดหยุ่นที่จะนำไปทำนายชุดข้อมูลที่ระบบไม่เคยเห็นมาก่อน และฟังก์ชันกระตุ้นที่เหมาะสม เมื่อสามปัจจัยนี้มาพร้อมกัน โครงข่ายเชิงลึกจึงแสดงความสามารถที่ซ่อนอยู่ออกมา

คำว่า “Generative” หรือ **“เชิงสร้าง”** หมายถึงแบบจำลองที่ไม่ได้เพียงจำแนกหรือทำนายตัวเลข แต่สามารถ **“สร้าง”** ข้อมูลใหม่ที่มีลักษณะคล้ายข้อมูลที่เคยเรียนรู้ เช่น สร้างข้อความ รูปภาพ หรือเสียง ส่วน “Foundation Model” คือแบบจำลองขนาดใหญ่ที่ฝึกบนข้อมูลมหาศาลแบบครอบคลุมกว้าง เช่น GPT-4o, Llma, Claude Mythos จนสามารถนำไปปรับใช้กับงานปลายทางได้ ลากหลายโดยไม่ต้องฝึกใหม่ทั้งหมด

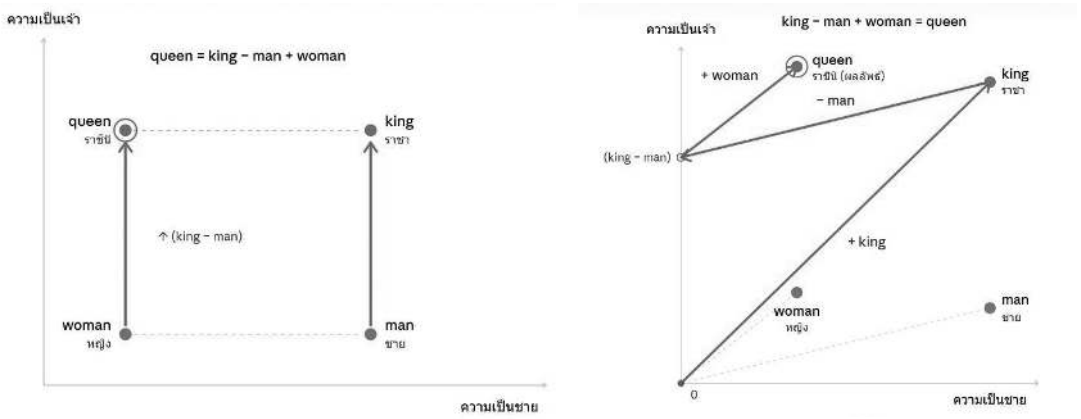
1.2

word2vec: ทำให้คอมพิวเตอร์เข้าใจความหมายของคำ

คอมพิวเตอร์ยุคดั้งเดิมเข้าใจตัวเลขแต่ไม่เข้าใจคำ คำถามสำคัญคือ เราจะแปลงคำอย่าง **“กำไร”** หรือ **“ขาดทุน”** ให้เป็นตัวเลขที่สื่อความหมายได้อย่างไร คำตอบที่สำคัญที่สุดคำตอบหนึ่งมาจากงานของ Mikolov et al (2013) ที่ชื่อ word2vec แนวคิดนี้ตั้งอยู่บน **“สมมติฐานเชิงการกระจาย”** (Distributional Hypothesis) ที่ว่า คำที่ปรากฏในบริบทคล้ายกันมักมีความหมายใกล้กัน เช่น คำว่า **“ธนาคาร”** กับ **“สินเชื่อ”** มักอยู่ในประโยคแวดล้อมคล้ายๆ กัน

word2vec แทนแต่ละคำด้วยเวกเตอร์จำนวนจริง (Real Number) หลายสิบหรือหลายร้อยมิติ คำที่ความหมายใกล้กันจะมีเวกเตอร์อยู่ใกล้กันในปริภูมิ และที่น่าทึ่งคือความสัมพันธ์เชิงความหมายกลายเป็นการคำนวณเชิงเวกเตอร์ได้ เช่น ทิศทางจากคำเชิงลบไปคำเชิงบวกมีรูปแบบที่สอดคล้องกัน

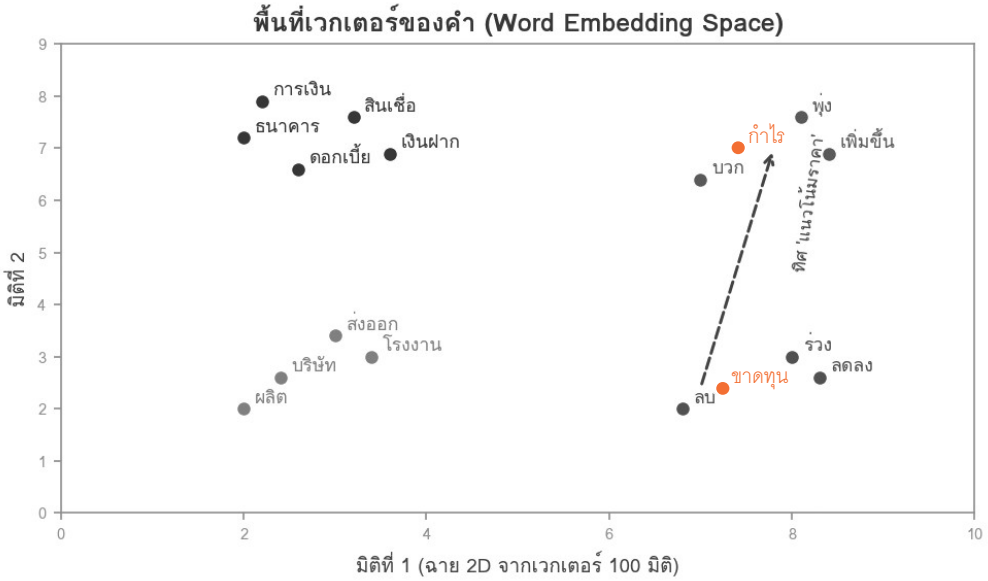
สิ่งที่ทำให้ word2vec กลายเป็นแนวคิดที่ปฏิวัติวงการคือ ความสัมพันธ์เชิงความหมายปรากฏเป็นการคำนวณเชิงเวกเตอร์ที่ **“บวกลบ”** ได้ ตัวอย่างคลาสสิกในภาษาอังกฤษคือ เวกเตอร์ของ king ลบด้วย man แล้วบวก woman จะได้ผลเท่ากับเวกเตอร์ของ queen ซึ่งสามารถเขียนความสัมพันธ์ในเชิงสมการได้ว่า เวคเตอร์ 2 มิติ ที่ใช้แทนคำ 4 คำเหล่านี้ คือ queen = king-man+woman ที่เราสามารถแสดงความสัมพันธ์ของสมการนี้ในรูปที่ 1.4 จะเห็นว่าตัวอย่างของคำที่แสดงด้วย 2 มิตินี้ คือ มิติที่วัด ระดับความเป็นชายและมิติที่วัดระดับความเป็นเจ้า



รูปที่ 1.4 ความสัมพันธ์ queen = king-man+woman ด้วยเวกเตอร์ 2 มิติ

ในบริบทการเงินก็เช่นกัน เราอาจพบว่าทิศทางจากคำว่า **“ขาดทุน”** ไป **“กำไร”** มีรูปแบบคล้ายกับทิศทางจาก **“ลดลง”** ไป **“เพิ่มขึ้น”** นั่นหมายความว่าแบบจำลองไม่ได้เพียงจำคำ แต่จับ **“โครงสร้างความหมาย”** ของภาษาได้ในระดับหนึ่ง นอกจากนี้ศัพท์ทางการเงินมิได้มีอยู่เพียง 2 คำนี้ แต่มีมากมายหลายพันคำ ยิ่งมีคำมากเท่าไร จำนวนมิติของเวกเตอร์ที่จะแทนที่คำจะมีมากขึ้น คำถามคือ เราจะทราบได้อย่างไรว่าในบริบทหนึ่งที่เราสนใจ ควรใช้เวกเตอร์กี่มิติ และแต่ละมิติสะท้อนอะไร และเมื่อรู้แล้ว เราจะต้องใช้ค่าเท่าไร แทนในมิติเหล่านั้น

รูปที่ 1.5 แสดงตัวอย่างการฉายเวกเตอร์ขนาด 100 มิติ บนฉากสองมิติเพื่อให้เห็นการเกาะกลุ่มของคำในโดเมนการเงิน

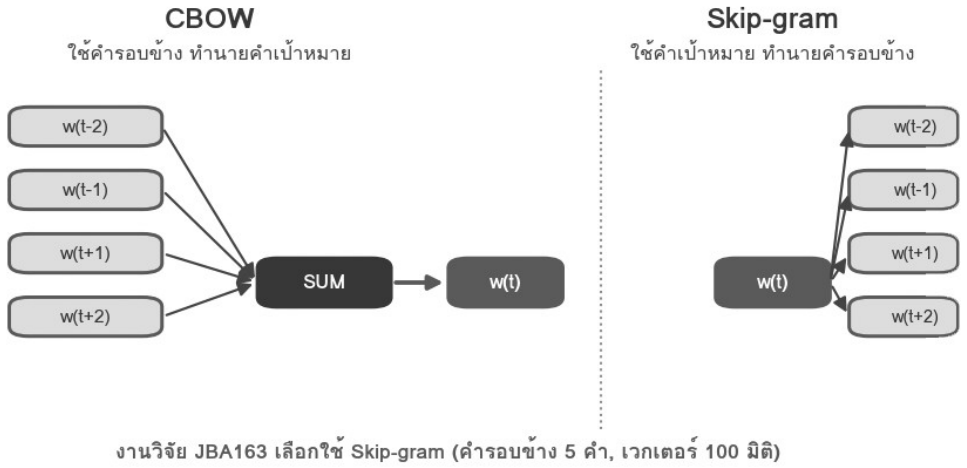


รูปที่ 1.5 ภาพฉาย 2 มิติของพื้นที่เวกเตอร์ของคำ คำความหมายใกล้กันเกาะกลุ่มกัน

คำตอบว่าจำนวนมิติควรมีเท่าไร ใช้อะไรวัดมิติ ตลอดจนค่าของแต่ละมิติควรเป็นเท่าไร ได้จากการ **“ฝึกทำนาย”** บนข้อความจำนวนมาก เริ่มจากสุ่มค่าเวกเตอร์ให้ทุกคำ แล้วให้แบบจำลองพยายามทำนายคำจากบริบท เมื่อทำนายผิด ก็ปรับค่าเวกเตอร์ทีละน้อยด้วยหลักการเดียวกับ Backpropagation ทำซ้ำนับล้านครั้งจนเวกเตอร์ของคำที่ใช้ในบริบทคล้ายกันค่อยๆ เลื่อนเข้ามาใกล้กัน จำนวนมิติของเวกเตอร์ (เช่น 100 มิติในกรณีศึกษาที่จะกล่าวถึง) เป็นตัวกำหนดว่าแบบจำลองมี **“พื้นที่”** ให้บรรยายความหมายของคำได้ละเอียดเพียงใด

วิธีฝึกเวกเตอร์ของคำด้วยเทคนิค CBOW และ Skip-gram

word2vec ฝึกเวกเตอร์ได้สองแบบ แบบแรกคือ CBOW (Continuous Bag of Words) ใช้คำรอบข้างเพื่อทำนายคำตรงกลาง ส่วนแบบที่สองคือ Skip-gram ทำกลับกัน คือใช้คำตรงกลางเพื่อทำนายคำรอบข้าง โดยทั่วไป Skip-gram ทำงานได้ดีกับคำที่พบไม่บ่อย ซึ่งเหมาะกับข้อมูลข่าวการเงินที่มีศัพท์เฉพาะจำนวนมาก



รูปที่ 1.6 เปรียบเทียบสถาปัตยกรรม CBOW และ Skip-gram ในการสร้าง Word Vector

กิจกรรม 1.1

ถ้าเราป้อนพาดหัวข่าว **“บริษัทประกาศกำไรสุทธิเพิ่มขึ้น”** ให้ระบบที่ฝึกด้ ย word2vec เวกเตอร์ของคำว่า **“กำไร”** ควรอยู่ใกล้คำใดมากกว่า ระหว่าง **“เติบโต”** กับ **“ล้มละลาย”** เพราะเหตุใด ลองอธิบายโดยใช้แนวคิดสมมติฐานเชิงการกระจาย

1.3

กรณีศึกษา: การพยากรณ์ราคาหุ้นไทยด้วย word2vec และ Deep Learning

เพื่อให้เห็นภาพการประยุกต์จริงในบริบทไทย เราจะศึกษางานวิจัยของ Leemakdej (2019) เรื่อง **"การพยากรณ์ราคาหุ้นด้วยวิธีดีพเลิร์นนิ่ง"** (Stock Price Prediction with Deep Learning) งานวิจัยนี้จะช่วยให้ผู้เรียนเห็นภาพความเชื่อมโยงแนวคิดทั้งหมดในหัวข้อ 1.1 และ 1.2 และตอบคำถามสำคัญทางการเงินว่าด้วยเรื่อง **"ตลาดหุ้นมีประสิทธิภาพจริงหรือไม่"** หรือ Efcient Market Hypothesis ดวย

1.3.1 คำถามวิจัยและสมมติฐานตลาดมีประสิทธิภาพ (Efficient Market Hypothesis: EMH)

ทฤษฎี EMH ที่ Fama เสนอในปี 1970 แบ่งระดับประสิทธิภาพของข้อมูลออกเป็นสามระดับ ระดับแรกคือ **"ระดับอ่อน"** (Weak Form) ที่ราคาในอดีตไม่สามารถใช้ทำนายราคาในอนาคตได้ ซึ่งปฏิเสธการวิเคราะห์เชิงเทคนิค (Technical Analysis) เพื่อทำนายราคาหุ้นในอนาคต ระดับที่สองคือ **"ระดับกึ่งแกร่ง"** (Semi-strong Form) ที่เมื่อข้อมูลกลายเป็นสาธารณะ ราคาจะปรับตัวสะท้อนทันที นักลงทุนจึงทำกำไรผิดปกติจากข่าวสาธารณะไม่ได้ และระดับที่สามคือ **"ระดับแกร่ง"** (Strong Form) ที่แม้แต่ข้อมูลภายในก็ทำกำไรไม่ได้ งานวิจัยนี้มุ่งทดสอบระดับกึ่งแกร่งเป็นหลัก เพราะวิเคราะห์ว่านักลงทุนสามารถทำกำไรจากข่าวที่เปิดเผยเป็นสาธารณะแล้วได้หรือไม่

งานวิจัยนี้แตกต่างจากงานวิจัยทดสอบ EMH อื่น เพราะการทดสอบระดับกึ่งแกร่งในอดีตมักใช้ราคาปิดรายวัน ซึ่งอาจ **"หยาบ"** เกินกว่าจะจับโอกาสที่เกิดและหายไปภายในไม่กี่นาที ในความเป็นจริง นักเก็งกำไรในตลาดหุ้น (Speculator) จำนวนมากไม่ได้ถือสถานะข้ามวัน แต่ซื้อขายในช่วงสั้นๆ หลังข่าวออก งานวิจัยจึงออกแบบการทดสอบโดยใช้ข้อมูลระหว่างวัน (Intraday) และวัดผลตอบแทนในกรอบเวลา 5, 10 และ 30 นาที รวมถึงการถือทั้งวัน เพื่อดูว่าโอกาสทำกำไรผิดปกติยังมีอยู่ในกรอบเวลาใดบ้าง

อีกประเด็นที่น่าสนใจจากข้อมูลคือ ขาวการเงินส่วนใหญ่มักถูกประกาศนอกเวลาทำการซื้อขาย สะท้อนว่าบริษัทต้องการลดผลกระทบต่อความผันผวนของราคา ทำให้เมื่อตลาดเปิด ราคามักปรับตัวรับข่าวอย่างรวดเร็ว นี่คือเหตุผลที่กรอบเวลาสั้นๆ หลังเปิดตลาดหรือหลังการประกาศข่าวจึงเป็นช่วงที่น่าศึกษาเป็นพิเศษ

1.3.2 ขั้นตอนและสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง

ผู้วิจัยรวบรวมข่าวการเงินจำนวน 78,995 ข่าว ในช่วงมีนาคมถึงสิงหาคม 2016 พบคำทั้งหมด 99,469 คำ จากนั้นตัดคำภาษาไทยและแปลงเป็นเวกเตอร์ด้ ย Skip-gram โดยใช้คำรอบข้าง 5 คำ และกำหนดให้แต่ละคำมีเวกเตอร์ขนาด 100 มิติ เพื่อจำกัดความซับซ้อน ผู้วิจัยใช้เฉพาะ “พาดหัวข่าว” และเลือกคำ 15 คำแรก ทำให้ได้อินพุตขนาด 1,500 ค่า (15 คำ × 100 มิติ) แล้วจัดรูปใหม่ให้เป็น Tensor คล้ายภาพขนาด 10×10×15 ก่อนป้อนเข้าโครงข่ายแบบ Convolutional Neural Network

รูปที่ 1.7 กระบวนการทำนายราคาหุ้นด้วย word2vec + Deep Learning
ที่มา: เรียบเรียงจาก Leemakdej (2019)

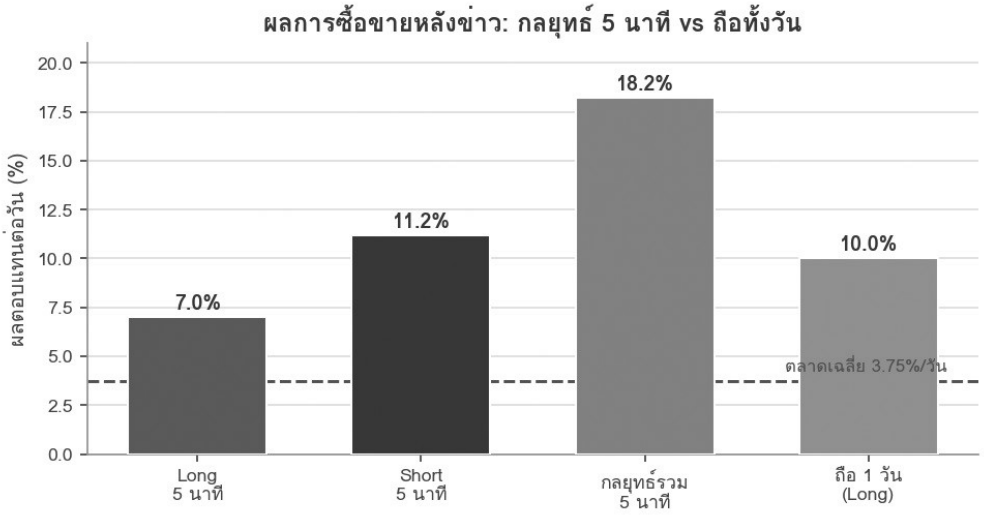
เหตุใดจึงจัดข้อมูลข่าวให้เป็นเทนเซอร์คล้ายภาพ คำตอบคือเพื่อใช้ประโยชน์จากโครงข่ายแบบ Convolutional Neural Network (CNN) ซึ่งเดิมออกแบบมาเพื่อใช้อธิบายรูปภาพ โดยแบ่งพื้นที่ภาพใหญ่เป็นกรอบย่อยเพื่อหาลักษณะเฉพาะ เช่นการเทรนให้เข้าใจการแยกประเภทสัตว์อาจแบ่งกรอบย่อยในภาพใหญ่ให้แสดงส่วนหู ตา จมูก ปาก เท้า หาง แปลงเป็นตัวเลขที่สามารถคำนวณได้ทีละส่วน เมื่อนำตัวเลขที่ตีความจากกรอบย่อยมารวมกันแล้ววิเคราะห์ต่อด้วยโมเดลก็จะสามารถระบุได้ว่าภาพนี้เป็นสัตว์อะไร ผู้วิจัยอาศัยแนวคิดเดียวกันนี้ให้ฟิลเตอร์ของ CNN จับ **“รูปแบบของกลุ่มคำ”** ที่อยู่ใกล้กันในเวกเตอร์ข่าว การเลือกใช้เฉพาะพาดหัวข่าว 15 คำแรกเพื่อจำกัดความซับซ้อน เพราะพาดหัวมักสรุปสาระสำคัญของข่าวไว้แล้ว และความยาวพาดหัวส่วนใหญ่อยู่ที่ราว 12 ถึง 15 คำ

1.3.3 ผลการศึกษาและนัยทางการเงิน

ตารางที่ 1.1 สรุปผลตอบแทนของกลยุทธ์การซื้อขายหลังข่าวในช่วงเวลาต่างๆ ผลที่โดดเด่นคือ กลยุทธ์ซื้อขายภายใน 5 นาทีหลังข่าวให้ผลตอบแทนรวมเฉลี่ยสูงถึงประมาณ 18.2% ต่อวัน (รวมทั้งฝั่งซื้อและฝั่งขายชอร์ต) เทียบกับผลตอบแทนเฉลี่ยของตลาดในเดือนนั้นที่ราว 3.75% ต่อวัน ซึ่งบ่งชี้ว่าตลาดอาจไม่ได้มีประสิทธิภาพระดับกึ่งแกร่งอย่างสมบูรณ์ในกรอบเวลาสั้นๆ

ตารางที่ 1.1 สรุปผลตอบแทนของกลยุทธ์ซื้อขายหลังข่าวถูกประกาศเป็นข้อมูลสาธารณะ

กลยุทธ์	ค่าเฉลี่ยต่อรายการ	ผลตอบแทนต่อวัน (โดยประมาณ)
ซื้อ (Long) ภายใน 5 นาที	0.131%	~7.0%
ขายชอร์ต (Short) ภายใน 5 นาที	0.209%	~11.2%
รวมสองกลยุทธ์ 5 นาที	-	~18.2%
ถือทั้งวัน (ฝั่งซื้อ)	10.17%	~10.0%
ผลตอบแทนเฉลี่ยตลาด (ก.ค. 2016)	-	~3.75%



รูปที่ 1.8 เปรียบเทียบผลตอบแทนต่อวันของกลยุทธ์ต่างๆ กับค่าเฉลี่ยตลาด

น่าสังเกตว่าผลตอบแทนส่วนใหญ่ของกลยุทธ์ 5 นาทีมาจากฝั่ง **"ขายชอร์ต"** ทั้งที่ตลาดในเดือนกรกฎาคม 2016 เป็นขาขึ้นชัดเจน ผู้วิจัยตีความว่าแบบจำลองสามารถมองเห็นแนวโน้มราคาบนความผันผวนระยะสั้น และจับจังหวะการปรับฐานของราคาเพื่อทำกำไรได้ ซึ่งเป็นการแสดงว่าข้อมูลข่าวสาธารณะยังมีพลังพยากรณ์ในกรอบเวลาสั้นมาก ขัดกับสมมติฐานตลาดมีประสิทธิภาพระดับกึ่งแกร่ง

ในเชิงระเบียบวิธี งานวิจัยแนวนี้แบ่งออกเป็นสองสำนักหลัก สำนักแรกคือแนวทาง **"อารมณ์ตลาด"** (Sentiment) ที่นับความถี่ของคำเชิงบวกและเชิงลบเพื่อคำนวณคะแนนอารมณ์ ส่วนสำนักที่สองซึ่งงานวิจัยนี้ใช้ คือแนวทางใช้โครงข่ายประสาทเทียมแปลงข้อความไม่มีโครงสร้างเป็นเวกเตอร์ แล้วให้โครงข่ายเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างเวกเตอร์ข่าวกับราคาในอนาคต ข้อได้เปรียบของแนวทางหลังคือไม่ต้องกำหนดล่วงหน้าว่าคำใดบวกหรือลบ แต่ให้แบบจำลองค้นพบรูปแบบเอง

งานวิจัยยังเสนอแนวทางพัฒนาต่อไว้หลายประการ เช่น การเพิ่มจำนวนชั้นเพื่อเพิ่มความแม่นยำ การขยายให้ครอบคลุมหุ้นมากขึ้น และการ **“ผสาน”** ข้อมูลข่าวเข้ากับการวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐานและทางเทคนิค ประเด็นเหล่านี้สะท้อนว่า แม้ผลลัพธ์จะชี้ว่าแบบจำลองสามารถทำนายราคาหุ้นได้ แต่การนำไปใช้จริงยังต้องการการพัฒนาและการตรวจสอบอีกมาก ซึ่งเป็นบทเรียนสำคัญสำหรับผู้เรียนที่จะลงมือสร้างแบบจำลองของตนเองในหัวข้อ 1.7

ข้อพึงระวังในการตีความ

ผลตอบแทนที่สูงในงานวิจัยเป็นค่าก่อนหักต้นทุนการซื้อขาย ค่าธรรมเนียม สภาพคล่อง และ Slippage คือเมื่อทำการซื้อหรือขายจริงอาจไม่ได้ในราคาที่วางแผนไว้ เพราะความลึกของตลาดซึ่งวัดผ่าน Limit Order ที่รอการจับคู่ซื้อขายอยู่มีไม่มากพอ อีกทั้งทดสอบในกรอบเวลาสั้นและตลาดขาขึ้น การนำไปใช้จริงต้องตรวจสอบความทนทานในหลายสภาวะตลาด และพึงระลึกว่าผลในอดีตไม่รับประกันผลในอนาคต นี่คือเหตุผลที่ตลอดหนังสือเล่มนี้ เราจะเน้นการตรวจสอบซ้ำและการมีมนุษย์กำกับเสมอ

กิจกรรม 1.2

ลองสรุปด้วยคำพูดของตนเองว่า งานวิจัยนี้ใช้แนวคิด word2vec (หัวข้อ 1.2) และโครงข่ายเชิงลึก (หัวข้อ 1.1) ตรงจุดใดบ้าง แล้วเขียนผังกระบวนการ 5 ขั้นจากข่าวดิบจนถึงการจับสัญญาณซื้อขาย

1.4 จาก word2vec สู่ Large Language Models (LLM)

word2vec เป็นก้าวสำคัญของการพัฒนาคอมพิวเตอร์ให้สามารถประมวลผลภาษามนุษย์ แต่มีข้อจำกัดใหญ่ คือให้เวกเตอร์ **“คงที่”** หนึ่งเวกเตอร์ต่อหนึ่งคำเสมอ ไม่ว่าคำนั้น

จะปรากฏในบริบทใด เช่น คำว่า “กรุงไทย” ในประโยค “เปิดบัญชีธนาคารกรุงไทย” กับ “เดินทางไปกรุงไทย...” ควรมีความหมายต่างกัน แต่ word2vec ให้เวกเตอร์เดียวกัน แบบจำลองภาษาสมัยใหม่แก้ปัญ านี้ด้วยการสร้างเวกเตอร์ที่ **“ขึ้นกับบริบท”** (Contextual Embedding)

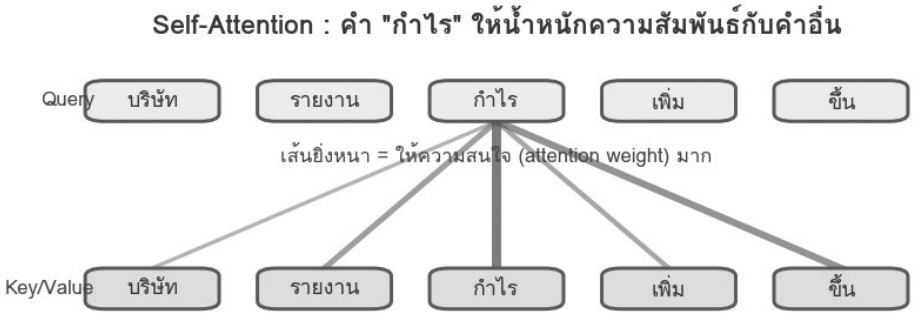
รูปที่ 1.9 ความต่างระหว่างเวกเตอร์คงที่ของ word2vec กับเวกเตอร์ตามบริบทของ LLM

1.4.1 กลไก Attention: หัวใจของ Transformer

ก่อนยุค Transformer แบบจำลองลำดับอย่าง RNN และ LSTM ประมวลผลข้อความทีละคำตามลำดับ ทำให้ฝึกช้าและจำบริบทไกลๆ ได้ยาก ปี 2017 สถาปัตยกรรม Transformer เสนอกลไก **“Self-attention”** ที่ให้ทุกคำในประโยคมองเห็นและ **“ให้น้ำหนักความสนใจ”** แก่คำอื่น ๆ ได้พร้อมกันทั้งประโยค ทำให้แบบจำลองเข้าใจว่าคำใดสัมพันธ์กับคำใด และประมวลผลแบบขนานได้รวดเร็ว

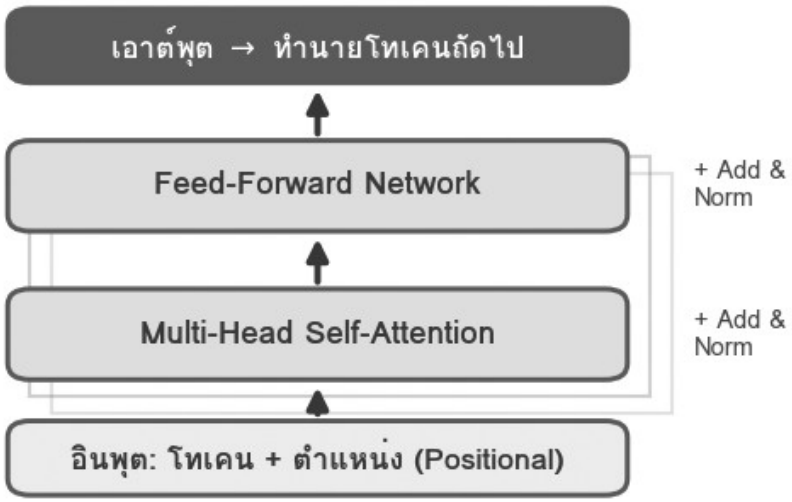
กลไก Self-attention ทำงานโดยให้แต่ละคำสร้างเวกเตอร์สามชนิด ได้แก่ **“คำถาม”** (Query) ที่บอกว่าคำนี้กำลังมองหาอะไร **“กุญแจ”** (Key) ที่บอกว่าคำนี้มีอะไรให้ และ **“ค่า”** (Value) ที่เป็นเนื้อหาจริง แบบจำลองจับคู่ Query กับ Key ของทุกคำเพื่อคำนวณน้ำหนักความสนใจ แล้วนำน้ำหนักนั้นไปถ่วงรวม Value ผลคือคำแต่ละคำได้ **“ดูดซับ”** บริบทจากคำที่เกี่ยวข้องมากที่สุด เช่น เมื่อใช้คำสรรพนามว่า **“มัน”** ในประโยคหนึ่ง คอมพิวเตอร์จะรู้ว่าอ้างถึงคำนามใดในประโยคก่อนหน้า

เนื่องจากกลไกนี้ไม่ได้รับรู้ลำดับของคำโดยอัตโนมัติ Transformer จึงเติม **“การเข้ารหัสตำแหน่ง”** (Positional Encoding) เพื่อบอกแบบจำลองว่าคำใดมาก่อนมาหลัง และยังใช้ **“หลายหัว”** (Multi-head) คือทำ Attention พร้อมกันหลายชุด เพื่อให้แต่ละหัวจับความสัมพันธ์คนละแบบ เช่น หัวหนึ่งจับความสัมพันธ์ทางไวยากรณ์ อีกหัวจับความสัมพันธ์เชิงความหมาย



รูปที่ 1.10 กลไก Self-attention: คำหนึ่งให้น้ำหนักความสัมพันธ์กับคำอื่นในประโยค

Transformer หนึ่งบล็อกประกอบด้วยชั้น Multi-head Self-attention และชั้น Feed-forward พร้อมกลไกช่วยฝึก เช่น Residual Connection และ Layer Normalization เมื่อนำบล็อกเหล่านี้มาซ้อนกันหลายสิบชั้นและฝึกบนข้อความมหาศาล เราจะได้แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ที่เรียกว่า LLM (Large Language Model)



รูปที่ 1.11 โครงสร้างบล็อกหลักของ Transformer ที่ซ้อนกันหลายชั้นใน LLM

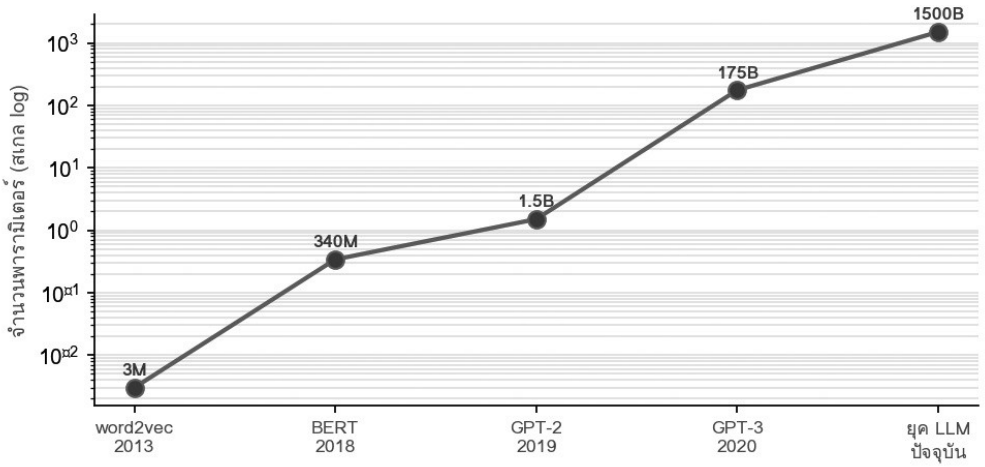
1.4.2 การฝึกล่วงหน้า การปรับแต่ง และการขยายขนาด

LLM แบ่งการฝึกเป็นสองช่วงหลัก ช่วงแรกคือ **"การฝึกล่วงหน้า"** (Pre-training) ให้แบบจำลองทำนายคำถัดไปบนข้อความจำนวนมหาศาลจนเข้าใจไวยากรณ์ ข้อเท็จจริง และรูปแบบการให้เหตุผลในระดับหนึ่ง ช่วงที่สองคือ **"การปรับแต่ง"** (Fine-tuning) และการปรับด้วยผลป้อนกลับจากมนุษย์ เพื่อให้แบบจำลองทำตามคำสั่งและปลอดภัยขึ้น

น่าสังเกตว่าการฝึกล่วงหน้าใช้หลักการเดียวกับ word2vec อย่างน่าทึ่ง คือ **“การทำนายคำจากบริบท”** เพียงแต่ LLM ทำในสเกลที่ใหญ่กว่ามาก และทำนายทั้งประโยคต่อเนื่องแทนที่จะเป็นคำเดียว ความต่อเนื่องของแนวคิดนี้ ตั้งแต่ word2vec จนถึง LLM แสดงให้เห็นว่าความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีมักเป็นการต่อยอดแนวคิดพื้นฐานที่ดี ไม่ใช่การกระโดดข้ามแบบไร้ที่มา

ส่วนการปรับด้วยผลป้อนกลับจากมนุษย์ (มักเรียกย่อว่า RLHF) เป็นขั้นตอนที่ทำให้แบบจำลองจาก **“เครื่องเติมประโยค”** กลายเป็น **“ผู้ช่วยที่ทำตามคำสั่ง”** ได้จริง โดยให้มนุษย์ช่วยจัดอันดับคำตอบที่ดีกว่า แล้วใช้สัญญาณนั้นปรับพฤติกรรมของแบบจำลอง ขั้นตอนนี้สำคัญต่อความปลอดภัยและความน่าเชื่อถือ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่งานการเงินให้ความสำคัญสูง

สิ่งที่ทำให้ LLM ทำงานอย่างน่าทึ่งคือการ **“ขยายขนาด”** ทั้งจำนวนพารามิเตอร์ ปริมาณข้อมูล และพลังประมวลผล เมื่อขนาดโตถึงระดับหนึ่ง แบบจำลองแสดงความสามารถใหม่ๆ ที่ไม่ได้ถูกออกแบบไว้โดยตรง เช่น การสรุปความ การแปล และการตอบคำถามเชิงเหตุผล รูปที่ 1.12 แสดงการเติบโตของขนาดโมเดลตั้งแต่ word2vec จนถึงยุค LLM ปัจจุบัน



รูปที่ 1.12 การเติบโตของจำนวนพารามิเตอร์ของแบบจำลองภาษา (สเกล log)

ปรากฏการณ์ **“ความสามารถที่ผุดขึ้น”** (Emergent Abilities) นี้เป็นเหตุผลหนึ่งที่ทำให้ LLM กลายเป็น **“Foundation Model”** อย่างแท้จริง คือเป็นฐานรากที่นำไปปรับใช้กับงานปลายทางจำนวนมากได้โดยไม่ต้องฝึกใหม่ตั้งแต่ต้น ในทางปฏิบัติ องค์กรการเงินจึงไม่จำเป็นต้องสร้างแบบจำลองขนาดใหญ่เอง แต่สามารถนำ Foundation Model ที่มีอยู่มาปรับแต่งด้วยข้อมูลและบริบทของตน ซึ่งประหยัดทรัพยากรมหาศาล

อย่างไรก็ตาม การขยายขนาดมีต้นทุนและข้อจำกัด แบบจำลองยิ่งใหญ่ยิ่งใช้พลังประมวลผลและพลังงานมาก อีกทั้งยังมี **“หน้าต่างบริบท”** (Context Window) จำกัด คือ รับข้อความเข้าได้เพียงจำนวนโทเคนหนึ่ง ซึ่งเป็นข้อจำกัดสำคัญเมื่อต้องวิเคราะห์เอกสารยาวๆ และเป็นเหตุผลหนึ่งที่เราต้องใช้เทคนิคอย่าง RAG

เชื่อมโยงสู่การเงิน

ความสามารถในการเข้าใจบริบทของ LLM ทำให้มันอ่านรายงานการเงินที่ยาวและซับซ้อนได้ เช่น แยกแยะว่า **“ความเสี่ยง”** ในย่อหน้าหนึ่งหมายถึงความเสี่ยงด้านเครดิตหรือด้านตลาด ซึ่งเป็นสิ่งที่ word2vec แบบคงที่ทำไม่ได้ เราจะนำความสามารถนี้ไปใช้จริงในบทที่ 9 เรื่องการวิเคราะห์งบการเงินและ MD&A

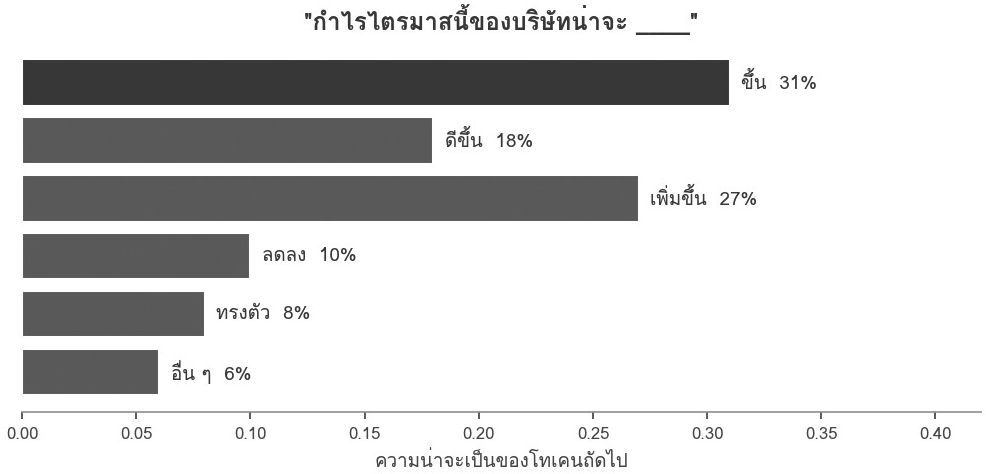
1.5 หลักการทำงานของ LLM ในระดับแนวคิด

แม้ภายในจะซับซ้อน แต่หลักการทำงานของ LLM ในระดับแนวคิดเข้าใจได้ไม่ยาก เริ่มจากการ **“แบ่งโทเคน”** (Tokenization) คือซอยข้อความเป็นชิ้นย่อยๆ ที่เรียกว่าโทเคน แล้วแทนแต่ละโทเคนด้วยรหัสตัวเลขและเวกเตอร์ตามบริบท

รูปที่ 1.13 ตัวอย่างการแบ่งโทเคนของข้อความภาษาไทยและการแทนด้วยรหัสตัวเลข

เหตุที่ต้องแบ่งเป็นโทเคนแทนที่จะใช้คำเต็มหรือตัวอักษรเดี่ยว ก็เพื่อสร้างสมดุลระหว่างขนาดของคลังคำกับความสามารถในการจัดการคำที่ไม่เคยพบ โทเคนบางตัวอาจเป็นคำเต็ม บางตัวเป็นเพียงส่วนของคำ การออกแบบเช่นนี้ทำให้แบบจำลองประกอบคำใหม่ๆ หรือคำเฉพาะทางการเงินที่ไม่เคยเห็นได้ จากการต่อโทเคนย่อยเข้าด้วยกัน

จากนั้นเวกเตอร์เหล่านี้จะไหลผ่านชั้น Transformer หลายชั้น และในขั้นสุดท้าย แบบจำลองจะคำนวณ **“ความน่าจะเป็นของโทเคนถัดไป”** จากคลังคำทั้งหมด แล้วเลือกโทเคนถัดไปจากการแจกแจงนั้น เมื่อทำซ้ำทีละโทเคน ข้อความที่สมบูรณ์ก็ค่อยๆ ถูกสร้างขึ้น พารามิเตอร์อย่าง Temperature และ Top-p ใน Foundation Model ที่อนุญาตให้ผู้ใช้ปรับแต่งได้ว่าจะเลือกแบบ **“ปลอดภัย”** ตามความน่าจะเป็นสูงสุด หรือเปิดให้แบบจำลองคอมพิวเตอร์สร้างสรรค์ความหลากหลายมากขึ้น



รูปที่ 1.14 การทำนายโทเคนถัดไปจากการแจกแจงความน่าจะเป็น

พารามิเตอร์การถอดรหัสนี้มีนัยเชิงปฏิบัติโดยตรง สำหรับงานการเงินที่ต้องการความถูกต้องและสม่ำเสมอ เช่น การสกัดตัวเลขจากงบการเงิน เรามักตั้ง Temperature ต่ำเพื่อให้คำตอบเสถียรและทำซ้ำได้ ส่วนงานที่ต้องการความหลากหลาย เช่น การระดมความคิดเชิงกลยุทธ์ อาจตั้ง Temperature สูงขึ้น การเข้าใจกลไกนี้ช่วยให้ผู้ใช้ปรับแบบจำลองให้เหมาะกับงานได้อย่างมีหลักการ ไม่ใช่การลองผิดลองถูกอย่างไร้ทิศทาง

อนึ่ง การแบ่งโทเคนในภาษาไทยมีความท้าทายเป็นพิเศษ เพราะภาษาไทยเขียนติดกันโดยไม่มีการเว้นวรรคระหว่างคำ แบบจำลองจึงต้องเรียนรู้ขอบเขตของคำจากข้อมูล ซึ่งบางครั้งอาจตัดคำผิด ส่งผลต่อความเข้าใจ นี่เป็นอีกเหตุผลที่ผู้ใช้งานการเงินในไทยควรตรวจสอบผลลัพธ์อย่างรอบคอบ โดยเฉพาะกับศัพท์เฉพาะทางหรือชื่อเฉพาะ

ความเข้าใจนี้สำคัญมากต่อผู้ทำงานการเงิน เพราะอธิบายทั้ง **“ประโยชน์”** และ **“ข้อจำกัด”** ของ LLM ได้พร้อมกัน ประโยชน์คือมันสร้างข้อความที่ลื่นไหลและเข้ากับบริบทได้ดี แต่ข้อจำกัดคือมันทำนายจาก **“รูปแบบทางภาษา”** ไม่ใช่จากการเปิดดูข้อเท็จจริง จึงอาจสร้างตัวเลขหรือข้ออ้างที่ฟังดูน่าเชื่อแต่ผิดได้

1.6 การประยุกต์ Generative AI ในงานการเงิน

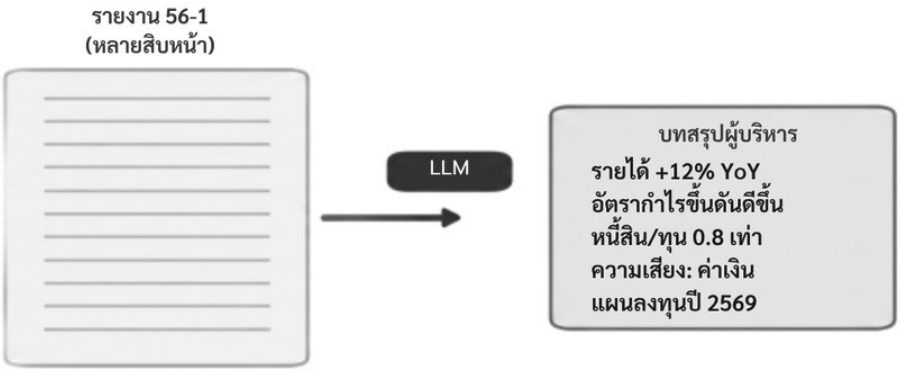
คำถามที่ผู้เรียนควรถามเสมอเมื่อพิจารณานำ AI มาใช้คือ **"งานนี้เหมาะกับ AI หรือไม่"** โดยทั่วไป Generative AI เหมาะกับงานที่เกี่ยวข้องกับภาษาและการประมวลผลข้อความปริมาณมาก งานที่มีรูปแบบซ้ำๆ และงานที่ผลลัพธ์เป็นการร่างหรือคัดกรองเบื้องต้น ซึ่งมนุษย์จะตรวจสอบต่อ ในทางกลับกัน งานที่ต้องการความถูกต้องสัมบูรณ์ของตัวเลข ความรับผิดตามกฎหมาย หรือการตัดสินใจที่มีผลกระทบสูง ควรให้ AI เป็นเพียงผู้ช่วย ไม่ใช่ผู้ตัดสินใจ

เมื่อเข้าใจหลักการแล้ว มาดูว่าจะนำ Generative AI ไปใช้ในงานการเงินได้อย่างไรบ้าง รูปที่ 1.15 รวบรวมตัวอย่างการใช้งานที่พบบ่อย ตั้งแต่งานวิเคราะห์เอกสาร งานบริการลูกค้า ไปจนถึงงานเขียนโค้ดช่วยวิเคราะห์

รูปที่ 1.15 ตัวอย่างการประยุกต์ Generative AI ในงานการเงิน

1.6.1 การย่อและวิเคราะห์เอกสารการเงิน

รายงานประจำปี แบบ 56-1 One Report และคำอธิบายและการวิเคราะห์ของฝ่ายจัดการ (MD&A) มักยาวหลายสิบหน้า LLM ช่วยย่อให้เหลือประเด็นสำคัญ เช่น แนวโน้มรายได้ อัตรากำไร โครงสร้างหนี้สิน และปัจจัยเสี่ยง ทำให้ผู้วิเคราะห์ประหยัดเวลาในการคัดกรองเบื้องต้น อย่างไรก็ตาม ทุกตัวเลขที่ได้ต้องตรวจสอบย้อนกลับกับเอกสารต้นฉบับเสมอ



รูปที่ 1.16 การใช้ LLM ย่อรายงานยาวให้เหลือประเด็นสำคัญ โดยต้องตรวจสอบกับต้นฉบับ

ลองพิจารณาตัวอย่างที่เป็นรูปธรรม สมมติว่านักวิเคราะห์ต้องอ่านรายงานประจำปีของบริษัทจดทะเบียน 30 แห่งภายในสัปดาห์เดียว แทนที่จะอ่านทุกหน้า นักวิเคราะห์อาจให้ LLM ช่วยสกัดประเด็นมาตรฐานจากแต่ละรายงาน เช่น การเปลี่ยนแปลงของรายได้และกำไร ปัจจัยเสี่ยงที่ฝ่ายจัดการระบุ และทิศทางการลงทุน แล้วจึงใช้เวลาที่ประหยัดได้ไปเจาะลึกเฉพาะบริษัทที่น่าสนใจ นี่คือการใช้ AI เพื่อ **“ขยายศักยภาพ”** ของผู้เชี่ยวชาญ ไม่ใช่แทนที่การตัดสินใจของมนุษย์

1.6.2 การวิเคราะห์ความรู้สึกและสัญญาณจากข่าว

การวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) ของข่าวและโซเชียลมีเดียเป็นการประยุกต์ที่เชื่อมโยงโดยตรงกับกรณีศึกษาในหัวข้อ 1.3 LLM สามารถอ่านพาดหัวข่าวหรือบทวิเคราะห์แล้วประเมินว่าโทนโดยรวมเป็นบวก กลาง หรือลบต่อหลักทรัพย์ใดหลักทรัพย์หนึ่ง ข้อได้เปรียบของ LLM เหนือวิธีนับคำแบบเดิมคือเข้าใจบริบทและการประชดประชันที่อาจปรากฏในเนื้อหาได้ดีกว่า แต่ก็ยังต้องระวังการตีความผิดในบริบทเฉพาะของตลาดประเทศไทย

1.6.3 ผู้ช่วยบริการลูกค้าและการร่างเอกสาร

ในงานบริการ ธนาคารและบริษัทหลักทรัพย์ใช้ผู้ช่วยสนทนาเพื่อตอบคำถามพื้นฐานของลูกค้าได้ตลอด 24 ชั่วโมง เช่น การสอบถามผลิตภัณฑ์ หรือขั้นตอนการทำธุรกรรม ส่วนงานภายใน LLM ช่วยร่างบันทึก อีเมล และเอกสารเบื้องต้นได้รวดเร็ว อย่างไรก็ตาม ทุกการประยุกต์ที่เกี่ยวกับลูกค้าและการปฏิบัติตามกฎเกณฑ์ต้องมีการออกแบบให้ระมัดระวังเป็นพิเศษ เพื่อป้องกันการให้คำแนะนำที่ผิดพลาดหรือขัดต่อกฎหมาย และต้องมีมนุษย์ตรวจสอบก่อนนำไปใช้จริงเสมอ

1.6.4 ตัวอย่าง: การใช้งานอื่น ๆ และข้อควรระวัง

นอกจากการสรุปเอกสารแล้ว Generative AI ยังช่วยงานได้อีกมาก ดังตารางที่ 1.2 ซึ่งสรุปกรณีใช้งาน ประโยชน์ และข้อควรระวังของแต่ละงาน

ตารางที่ 1.2 การใช้งาน Generative AI ในงานการเงินและข้อควรระวัง

กรณีใช้งาน	ประโยชน์หลัก	ข้อควรระวัง
วิเคราะห์ความรู้สึกของข่าว (Sentiment)	จับอารมณ์ตลาดได้เร็ว	อาจตีความประชด/บริบทเฉพาะผิด
ผู้ช่วยตอบลูกค้า (Chatbot)	บริการ 24 ชม. ลดภาระพนักงาน	ต้องกันการให้คำแนะนำที่ผิดกฎ
ร่างเอกสาร/อีเมล/สัญญา	ร่างเร็ว ปรับสำนวนได้	ต้องมีผู้เชี่ยวชาญตรวจก่อนใช้
ช่วยเขียนโค้ด/สูตร Excel	เร่งงานวิเคราะห์เชิงปริมาณ	ต้องทดสอบผลลัพธทุกครั้ง
ตรวจจับรูปแบบทุจริต	อ่านข้อมูลปริมาณมากได้	ความเป็นส่วนตัวและอคติของข้อมูล

ลองดูตัวอย่างงานตรวจจับทุจริตให้ลึกขึ้น ธนาคารมีรายการธุรกรรมจำนวนมหาศาลในแต่ละวัน การให้แบบจำลองช่วยอ่านรูปแบบของธุรกรรม เช่น ความถี่ ช่วงเวลา สถานที่ และความสัมพันธ์ระหว่างบัญชี ช่วยคัดกรองธุรกรรมที่น่าสงสัยขึ้นมาให้เจ้าหน้าที่ตรวจสอบก่อน อย่างไรก็ตาม ระบบเช่นนี้ต้องออกแบบอย่างระมัดระวัง เพราะการแจ้งเตือนผิดพลาด (False Positive) มากเกินไปจะรบกวนลูกค้า ขณะที่การพลาดธุรกรรมทุจริตจริงก็มีต้นทุนสูง อีกทั้งยังต้องคำนึงถึงความเป็นธรรมและการไม่เลือกปฏิบัติต่อกลุ่มลูกค้าบางกลุ่ม

> **กฎเหล็กสำหรับงานการเงิน**
>
> Generative AI เป็น **“ผู้ช่วยร่างและคัดกรอง”** ที่ขยัน แต่ไม่ใช่ **“แหล่งความจริง”** ผู้ใช้ต้องตรวจสอบข้อเท็จจริง ตัวเลข และความสอดคล้องกับกฎเกณฑ์เสมอ โดยเฉพาะงานที่เกี่ยวกับเงินของผู้อื่นและการปฏิบัติตามกฎหมาย

กิจกรรม 1.3

เลือกงานการเงินที่คุณสนใจหนึ่งงานจากตารางที่ 1.2 แล้วร่าง **“คำสั่ง”** (Prompt) ที่ชัดเจนเพื่อให้ผู้ช่วย AI ทำงานนั้น พร้อมระบุว่าคุณจะ **“ตรวจสอบ”** ผลลัพธ์อย่างไร เก็บ Prompt ไว้เปรียบเทียบกับเทคนิคการเขียน Prompt ในบทที่ 2

1.7

ลงมือทำ: ใช้ TensorFlow บน Google Colab พยากรณ์อุณหภูมิล่วงหน้า

หัวข้อนี้คือหัวใจการลงมือปฏิบัติของบทนี้ เราจะสร้างแบบจำลองพยากรณ์ **"อนุกรมเวลา"** (Time Series) ด้วย TensorFlow ตั้งแต่ศูนย์ บนเครื่องมือฟรีที่ชื่อ Google Colab โจทย์ที่เลือกคือการพยากรณ์อุณหภูมิในอนาคตจากข้อมูลสภาพอากาศที่บันทึกตามช่วงเวลา เหตุผลที่ใช้ข้อมูลอุณหภูมิเป็นตัวอย่างก็เพราะมันมี **"รูปแบบตามเวลา"** ที่ชัดเจน (รอบกลางวัน-กลางคืน และรอบฤดูกาล) เห็นภาพง่าย และที่สำคัญ เทคนิคเดียวกันนี้ใช้กับอนุกรมเวลาทางการเงินได้โดยตรง เช่น ราคาหุ้น อัตราแลกเปลี่ยน หรือกระแสเงินสด ซึ่งเป็นแนวคิดเดียวกับกรณีศึกษาในหัวข้อ 1.3

สิ่งที่คุณจะได้ทำในหัวข้อนี้

- เปิดและตั้งค่า Google Colab สำหรับงาน Machine Learning
- โหลดและสำรวจข้อมูลอนุกรมเวลา (อุณหภูมิรายชั่วโมง)
- เตรียมข้อมูล : ทำให้เป็นมาตรฐาน แบ่งชุดฝึก/ตรวจสอบ/ทดสอบ และสร้างหน้าต่างข้อมูล
- สร้าง ฝึก และประเมินแบบจำลองด้วย Keras (TensorFlow)
- พยากรณ์อุณหภูมิและตีความผล แล้วเชื่อมโยงกับการพยากรณ์ทางการเงิน

เตรียมตัวก่อนเริ่ม

สิ่งที่ต้องมีคือบัญชี Google และเว็บเบราว์เซอร์เท่านั้น ไม่ต้องติดตั้งโปรแกรมใดๆ ในเครื่อง เพราะ Colab รันบนคลาวด์ทั้งหมด แนะนำให้เปิดบทเรียนนี้คู่กับหน้าจอ Colab แล้วพิมพ์ตามไปทีละขั้น (อย่าเพียงคัดลอกวาง การพิมพ์เองช่วยให้เข้าใจโค้ดมากขึ้น)

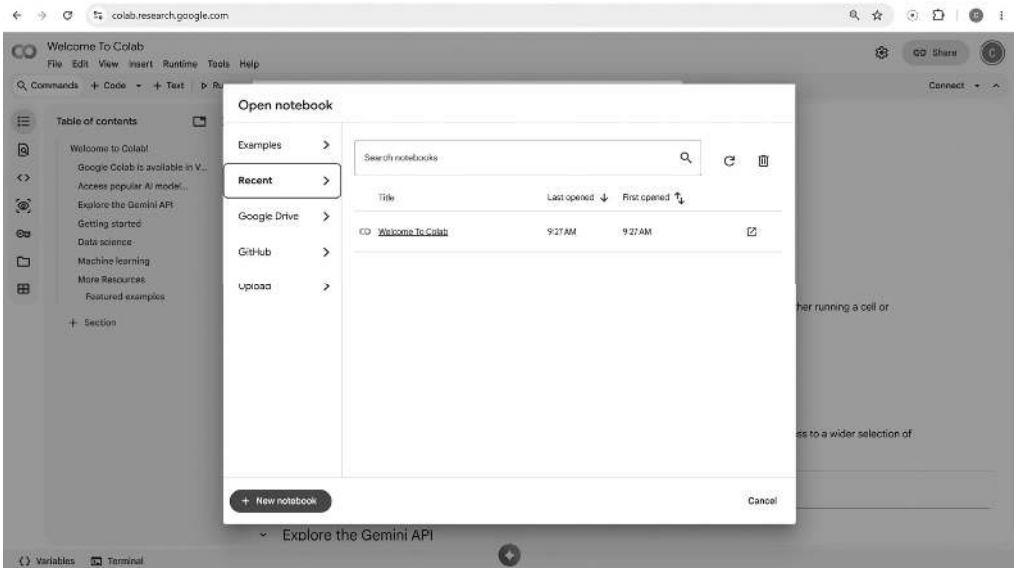
ก่อนลงมือ เรามาทำความเข้าใจกรอบคิดของงานนี้กันสักเล็กน้อย สิ่งที่เรากำลังจะทำคือ **“การเรียนรู้แบบมีผู้สอน”** (Supervised Learning) ซึ่งหมายความว่าเราจะป้อนทั้ง **“โจทย์”** (อุณหภูมิ 24 ชั่วโมงย้อนหลัง) และ **“เฉลย”** (อุณหภูมิชั่วโมงถัดไป) ให้แบบจำลองดูจำนวนมาก เพื่อให้มันค่อยๆ จับรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างโจทย์กับเฉลย เมื่อฝึกเสร็จเราจะทดสอบว่าแบบจำลองทำโจทย์ที่ **“ไม่เคยเห็นเฉลย”** ได้ดีเพียงใด งานพยากรณ์อุณหภูมิและพยากรณ์ราคาสินทรัพย์จึงเป็นปัญหาประเภทเดียวกันในเชิงโครงสร้าง คือการทำนายค่าตัวเลขในอนาคตจากข้อมูลในอดีต

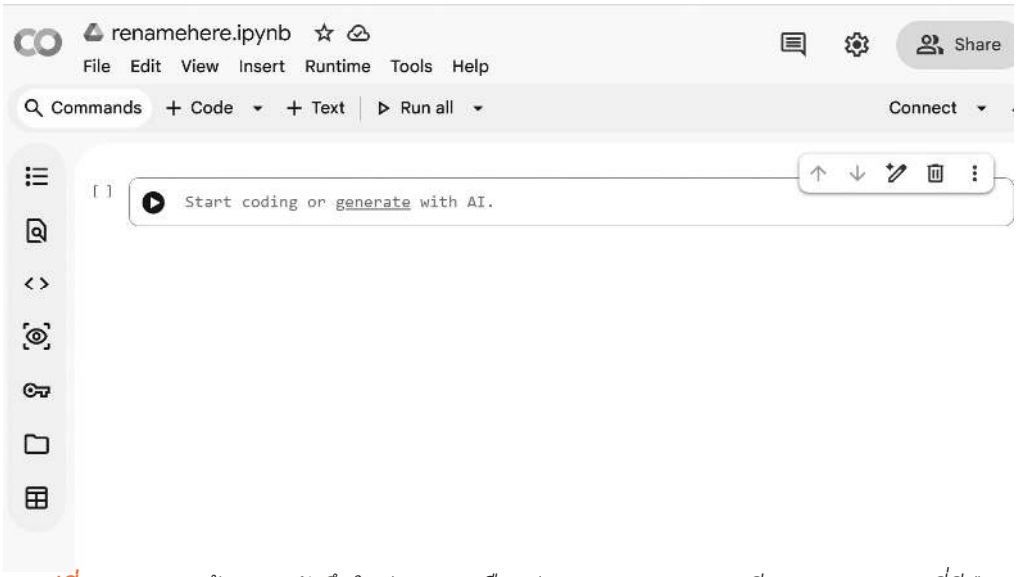
1.7.1 ขั้นที่ 0: รู้จัก TensorFlow, Keras และ Google Colab

TensorFlow คือไลบรารีโอเพนซอร์สสำหรับสร้างและฝึกแบบจำลอง Machine Learning ที่พัฒนาโดย Google และเป็นเครื่องมือเดียวกับที่งานวิจัยพยากรณ์ราคาหุ้นในหัวข้อ 1.3 ใช้ส่วน Keras คือส่วนต่อประสานระดับสูงของ TensorFlow ที่ทำให้เราประกอบโครงข่ายได้ง่ายเหมือนต่อเลโก้ และ Google Colab (ชื่อเต็มคือ Colaboratory บางครั้งเรียกกันว่า Google Studio) คือสมุดบันทึก (Notebook) ที่รันโค้ด Python บนเซิร์ฟเวอร์ของ Google ผ่านเบราว์เซอร์ พร้อมตัวเร่งฮาร์ดแวร์อย่าง GPU ให้ใช้ฟรี

1.7.2 ขั้นที่ 1: เปิดสมุดบันทึกใหม่บน Colab

เปิดเบราว์เซอร์ไปที่ `colab.research.google.com` แล้วลงชื่อเข้าใช้ด้วยบัญชี Google จากนั้นเลือกเมนู File แล้วเลือก New notebook (หรือในกล่อง Open notebook ที่ปรากฏขึ้นให้กดปุ่ม New notebook ที่มุมล่างซ้าย) ระบบจะเปิดสมุดบันทึกเปล่าที่มี **“เซลล์”** (Cell) พร้อมข้อความ “Start coding or generate with AI” ให้เริ่มพิมพ์โค้ด ดังรูปที่ 1.17





รูปที่ 1.17 การสร้างสมุดบันทึกใหม่ ภาพบนคือกล่อง Open notebook (เรียกจากเมนู File) ที่มีปุ่ม New notebook สวนภาพล่างคือสมุดบันทึกเปล่าที่ได้ พร้อมเซลล์แรกสำหรับพิมพ์โค้ด

1.7.3 ขั้นที่ 2 (ทางเลือก): เลือกใช้ GPU ให้ฝึกเร็วขึ้น

สำหรับตัวอย่างเล็ก ๆ ในบทนี้การใช้ CPU ประมวลผล ก็เพียงพอ แต่ถ้าต้องการให้การฝึกเร็วขึ้น ให้เลือกเมนู Runtime แล้วเลือก Change runtime type จากนั้นในหัวข้อ Hardware accelerator เลือก T4 GPU แล้วกด Save (ช่อง Runtime type ปล่อยเป็น Python 3 และ Runtime version เป็น Latest) ดังรูปที่ 1.18

รูปที่ 1.18 กล่อง Change runtime type สำหรับเลือกตัวเร่งฮาร์ดแวร์ (Hardware accelerator) เป็น T4 GPU เพื่อเร่งการฝึกแบบจำลอง

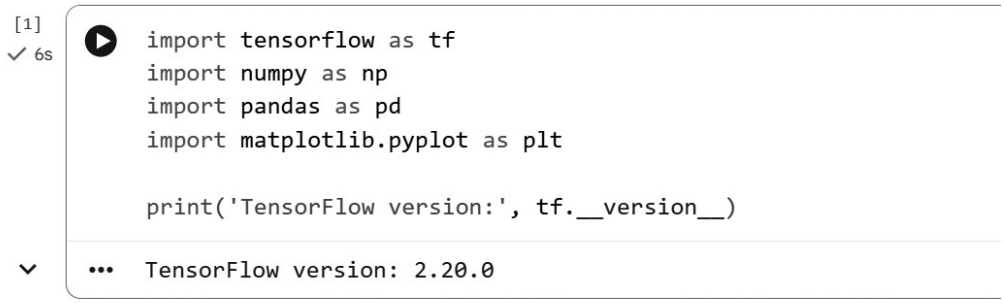
1.7.4 ขั้นที่ 3: พิมพ์และรันเซลล์โค้ดแรก

คลิกในเซลล์แล้วพิมพ์โค้ดเรียกใช้ไลบรารีที่จำเป็น จากนั้นกดปุ่มรัน (สัญลักษณ์สามเหลี่ยมทางซ้ายของเซลล์) หรือกด Shift+Enter เพื่อสั่งทำงาน ดังรูปที่ 1.19

```
# เซลล์ที่ 1: เรียกใช้ไลบรารีที่จำเป็น
import tensorflow as tf
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

print('TensorFlow version:', tf.__version__)
```

รูปที่ 1.19 การพิมพ์โค้ดในเซลล์และกดปุ่มรัน

เมื่อรันสำเร็จ เซลล์จะมีหมายเลขลำดับและเครื่องหมายถูกสีเขียวทางซ้าย และผลลัพธ์จะปรากฏใต้เซลล์ เช่น “TensorFlow version: 2.20.0” ดังรูปที่ 1.20 หากขึ้นข้อความแสดงข้อผิดพลาดสีแดง ให้อ่านบรรทัดสุดท้ายซึ่งมักบอกสาเหตุ แล้วแก้ไขก่อนรันใหม่



รูปที่ 1.20 ผลลัพธ์ใต้เซลล์เมื่อรันสำเร็จ แสดง "TensorFlow version: 2.20.0" พร้อมหมายเลขลำดับและเครื่องหมายถูกสีเขียว

แก้ปัญหาที่พบบ่อยใน Colab

- NameError: ใช้ตัวแปรก่อนสร้าง มักเกิดจากยังไม่ได้รันเซลล์ก่อนหน้า ให้รันจากบนลงล่างตามลำดับ
- ModuleNotFoundError: ไม่พบไลบรารี ให้ติดตั้งด้วยคำสั่ง !pip install ชื่อไลบรารี ในเซลล์
- การเชื่อมต่อหลุด: หากทิ้งไว้นานเกินไป ให้เชื่อมต่อใหม่แล้วรันทุกเซลล์อีกครั้ง (Runtime > Run all)
- ค่าเปลี่ยนไปมาแบบไม่คาดคิด: ให้รีสตาร์ทรันไทม์เพื่อล้างตัวแปรเก่าทั้งหมดแล้วเริ่มใหม่

เคล็ดลับการทำงานกับ Colab

แต่ละเซลล์รันแยกกันได้ แต่ใช้ตัวแปรร่วมกันตามลำดับที่รัน ควรรันจากบนลงล่าง ถ้าผลแปลกๆ ให้เลือก รันไทม์ > เริ่มรันไทม์ใหม่ (Restart) แล้วรันใหม่ทั้งหมด Colab จะตัดการเชื่อมต่อหากไม่ใช้งานนาน ควรบันทึกงานไว้ใน Google Drive เป็นระยะ

1.7.5 ขั้นที่ 4: เตรียมข้อมูลอุณหภูมิ

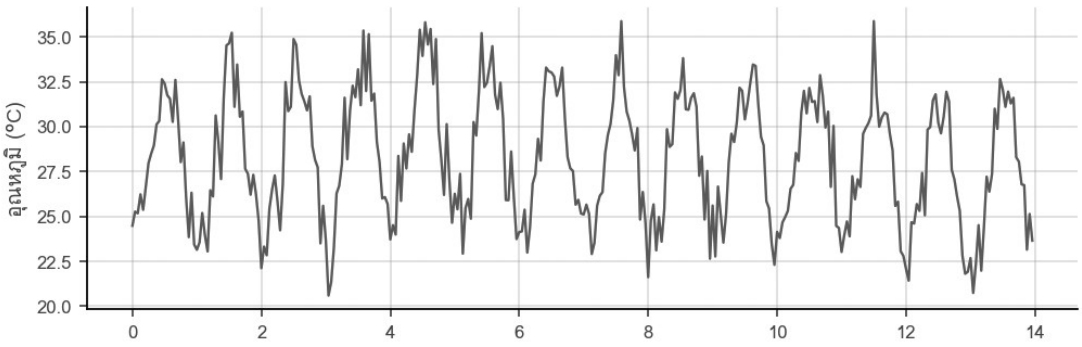
ในงานจริงเรามักโหลดข้อมูลจากไฟล์ CSV ที่บันทึกตัวแปรสภาพแวดล้อม เช่น อุณหภูมิ ความชื้น ความกดอากาศ ตามช่วงเวลา ชุดข้อมูลสภาพอากาศที่นิยมใช้สอนคือ ชุด Jena Climate ซึ่งบันทึกทุก 10 นาทีเป็นเวลาหลายปี ในบทนี้เพื่อให้รันได้ทุกที่ เราจะสร้างข้อมูลอุณหภูมิรายชั่วโมงจำลองที่มีรูปแบบเหมือนของจริง คือมีรอบฤดูกาลรายปีและ

รอบกลางวัน-กลางคืน ซ้อนด้วยความผันผวนแบบสุ่ม โค้ดด้านล่างสร้างข้อมูลประมาณสองปีและแสดงกราฟช่วงตัวอย่าง

```
# เซลล์ที่ 2: สร้าง/โหลดข้อมูลอุณหภูมิรายชั่วโมง
hours = np.arange(0, 24*365*2)
day, year = 24, 24*365
yearly = 9.0*np.sin(2*np.pi*(hours-24*80)/year)    # รอบฤดูกาล
daily  = 4.5*np.sin(2*np.pi*(hours-7)/day)         # รอบกลางวัน-กลางคืน
noise  = np.random.normal(0, 1.4, size=hours.size)
temp   = 13.0 + yearly + daily + noise             # อุณหภูมิ (C)

df = pd.DataFrame({'temp': temp})
df.head()
```

ขั้นตอนแรกที่ดีของงานข้อมูลคือ **"ดูข้อมูลด้วยตา"** ก่อนเสมอ ลองวาดกราฟอุณหภูมิช่วง 14 วันเพื่อดูรอบกลางวัน-กลางคืน ดังโค้ดและรูปที่ 1.21

```
# เซลล์ที่ 3: วาดกราฟข้อมูลช่วงตัวอย่าง 14 วัน
plt.figure(figsize=(10,3))
plt.plot(temp[24*120 : 24*120 + 24*14])
plt.xlabel('ชั่วโมง'); plt.ylabel('อุณหภูมิ (°C)')
plt.title('อุณหภูมิรายชั่วโมง ช่วง 14 วัน'); plt.show()
```

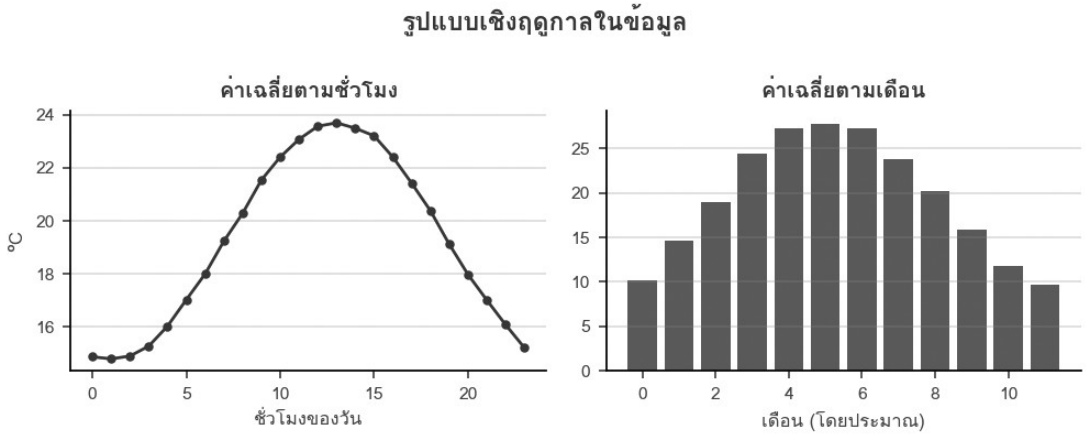


รูปที่ 1.21 กราฟอุณหภูมิรายชั่วโมง เห็นรอบกลางวัน-กลางคืนชัดเจน

นอกจากดูกราฟแล้ว ควรดูสรุปเชิงสถิติของข้อมูลด้วย คำสั่ง `df.describe()` จะแสดงค่าเฉลี่ย ค่าต่ำสุด-สูงสุด และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งช่วยให้เราตรวจพบความผิดปกติ เช่น ค่าที่หายไปหรือค่าที่เป็นไปไม่ได้ ก่อนนำข้อมูลไปฝึก การ **“รู้จักข้อมูล”** ของตนอย่างถี่ถ้วนเป็นนิสัยที่ดีของนักวิเคราะห์ข้อมูลทุกคน

```
# เซลล์ที่ 3ก: ดูสรุปเชิงสถิติของข้อมูล
print(df.describe())
print('จำนวนค่าที่หายไป:', df['temp'].isna().sum())
```

เราควรเข้าใจ **“รูปแบบตามฤดูกาล”** ของข้อมูลด้ ย เพราะแบบจำลองจะเรียนรู้รูปแบบเหล่านี้ ลองหาค่าเฉลี่ยอุณหภูมิตามชั่วโมงของวันและตามเดือน จะเห็นว่ากลางวันร้อนกว่ากลางคืน และบางเดือนร้อนกว่าบางเดือน ดังรูปที่ 1.22



รูปที่ 1.22 รูปแบบเชิงฤดูกาล: คาเฉลี่ยตามชั่วโมงของวัน (ซ้าย) และตามเดือน (ขวา)

1.7.6 ขั้นที่ 5: ทำให้เป็นมาตรฐานและแบ่งชุดข้อมูล

ก่อนฝึก เราต้อง **“ทำให้เป็นมาตรฐาน”** (Normalize) คือปรับข้อมูลให้มีค่าเฉลี่ยใกล้ศูนย์และความแปรปรวนใกล้หนึ่ง เพื่อให้โครงข่ายเรียนรู้ได้เสถียรขึ้น ข้อควรระวังสำคัญคือ ต้องคำนวณค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนจาก **“ชุดฝึกเท่านั้น”** แล้วนำไปใช้กับทุกชุด เพื่อป้องกันการรั่วไหลของข้อมูลอนาคต (Data Leakage) จากนั้นแบ่งข้อมูลตามลำดับเวลาเป็นชุดฝึก 70% ชุดตรวจสอบ 15% และชุดทดสอบ 15%

```
# เซลล์ที่ 4: ทำให้เป็นมาตรฐานและแบ่งชุดข้อมูลตามเวลา
n = len(temp)
i_train, i_val = int(n*0.7), int(n*0.85)

mu = temp[:i_train].mean()      # ใช้ค่าจากชุดฝึกเท่านั้น
sd = temp[:i_train].std()
temp_n = (temp - mu) / sd       # normalize

train = temp_n[:i_train]
val   = temp_n[i_train:i_val]
test  = temp_n[i_val:]
print(len(train), len(val), len(test))
```

ทำไมต้องแบ่งตามเวลา ไม่ใช่สุ่ม

งานอนุกรมเวลาต้องแบ่งข้อมูลตามลำดับเวลา (อดีตไว้ฝึก อนาคตไว้ทดสอบ) ห้ามสุ่มสลับ เพราะถ้าใช้ข้อมูลอนาคตมาฝึก แบบจำลองจะ **“แอบเห็นอนาคต”** ทำให้ผลทดสอบดีเกินจริง หลักการนี้สำคัญมากในงานการเงิน เพราะเราต้องการรู้ว่าแบบจำลองทำนาย **“อนาคตที่ยังไม่เคยเห็น”** ได้จริงหรือไม่

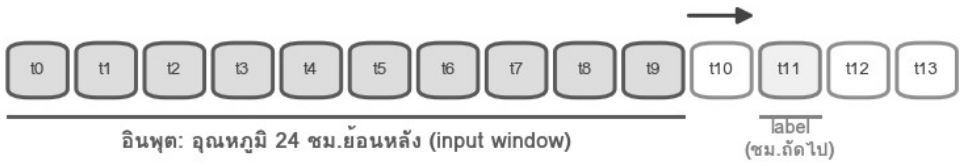
ก่อนสร้างแบบจำลองที่ซับซ้อน เรามักกำหนด **“เส้นฐาน”** (Baseline) ง่ายๆ ไว้เปรียบเทียบ เส้นฐานที่นิยมที่สุดสำหรับอนุกรมเวลาคือ **“ทำนายว่าค่าถัดไปเท่ากับค่าล่าสุด”** (Naive Forecast) ถ้าแบบจำลองที่เราสร้างไม่สามารถเอาชนะเส้นฐานง่ายๆ นี้ได้ ก็แสดงว่ายังไม่คุ้มค่าที่จะใช้ การมีเส้นฐานช่วยให้เราประเมินคุณค่าที่แท้จริงของแบบจำลองอย่างซื่อตรง

```
# เซลล์ที่ 4ก: เส้นฐานอย่างง่าย (naive forecast)
naive_pred = test[:-2]      # ใช้ค่าล่าสุดเป็นค่าทำนายถัดไป
naive_true = test[2:]
naive_mae = np.mean(np.abs(naive_true - naive_pred)) * sd
print('Baseline MAE (°C):', round(naive_mae, 3))
```

เมื่อมีเส้นฐานแล้ว เป้าหมายของเราคือสร้างแบบจำลองที่ให้ MAE ต่ำกว่าเส้นฐานนี้อย่างมีนัยสำคัญ

1.7.7 ขั้นที่ 6: สร้างหน้าต่างข้อมูล (Windowing)

แบบจำลองพยากรณ์อนุกรมเวลาเรียนรู้จาก **“หน้าต่าง”** ของอดีต เพื่อทำนายค่าถัดไป ในตัวอย่างนี้เราใช้อุณหภูมิ 24 ชั่วโมงย้อนหลังเป็นอินพุต เพื่อทำนายอุณหภูมิของชั่วโมงถัดไป (Label) แล้วเลื่อนหน้าต่างไปทีละก้าวเพื่อสร้างตัวอย่างฝึกจำนวนมากจากอนุกรมเดียว ดังรูปที่ 1.23



รูปที่ 1.23 การสร้างหน้าต่างข้อมูล (Windowing) สำหรับอนุกรมเวลา

```
# เซลล์ที่ 5: สร้างหน้าต่างข้อมูล (X = 24 ชม.ย้อนหลัง, y = ชม.ถัดไป)
def make_windows(series, w=W):
    X, y = [], []
    for i in range(len(series) - w - 1):
        X.append(series[i:i+w])
        y.append(series[i+w+1])

X_train, y_train = make_windows(train)
X_val,   y_val   = make_windows(val)
X_test,  y_test  = make_windows(test)
print('รูปทรงของ X_train:', X_train.shape)
```

1.7.8 ขั้นที่ 7: ประกอบแบบจำลองด้วย Keras

ตอนนี้ถึงขั้นประกอบโครงข่ายซึ่งต้องใช้จินตนาการพอสมควร เราจะใช้แบบ Sequential ซึ่งต่อชั้นเรียงกันจากบนลงล่าง ประกอบด้วยชั้น Dense (เชื่อมต่อเต็ม) ที่มีฟังก์ชันกระตุ้น ReLU สองชั้น มีชั้น Dropout เพื่อลด Overfitting และปิดท้ายด้วยชั้น `Dense(1)` ที่ให้เอาต์พุตเป็นอุณหภูมิหนึ่งค่า ดังรูปที่ 1.24 (ผู้ที่สนใจอาจเปลี่ยนชั้นแรกเป็น LSTM เพื่อจับลำดับ

เวลาได้ดีขึ้น) เนื่องจากโครงข่ายนี้เกิดจากจินตนาการ ผู้เรียนสามารถกำหนดโครงข่ายขึ้นมาตามใจก่อน แล้วค่อยๆ พิจารณาจากเส้นโค้งการเรียนรู้ของแบบจำลองที่จะกล่าวต่อไป เพื่อปรับโครงข่ายให้เหมาะกับการพยากรณ์มากที่สุด

รูปที่ 1.24 โครงสร้างแบบจำลองพยากรณ์ที่ประกอบด้วยชั้น Dense และ Dropout

```
# เซลล์ที่ 6: ประกอบแบบจำลอง
from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout, Input

model = Sequential([
    Input(shape=(W,)),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dropout(0.2),
    Dense(1)            # เอาต์พุต: อุณหภูมิที่ทำนาย
])
model.summary()
```

คำสั่ง `model.summary()` จะแสดงโครงสร้างและจำนวนพารามิเตอร์ของแต่ละชั้น ลองสังเกตว่าพารามิเตอร์ส่วนใหญ่อยู่ที่ชั้นแรก เพราะรับอินพุต 24 ค่าเชื่อมเข้า 64 หน่วย

เหตุใดจึงเลือกใช้ชั้น Dense เป็นตัวอย่างเริ่มต้น คำตอบคือเพื่อความเรียบง่ายและเข้าใจง่าย แต่สำหรับงานอนุกรมเวลายังมีสถาปัตยกรรมอื่นที่ออกแบบมาเพื่อจับลำดับเวลาโดยเฉพาะ ตารางที่ 1.3 เปรียบเทียบทางเลือกที่พบบ่อย ผู้เรียนสามารถทดลองเปลี่ยนชั้นแรกเป็น LSTM หรือ Conv1D ในกิจกรรมท้ายหัวข้อเพื่อสังเกตความต่างของผลลัพธ์

ตารางที่ 1.3 เปรียบเทียบสถาปัตยกรรมที่นิยมใช้สำหรับงานพยากรณ์อนุกรมเวลา

สถาปัตยกรรม	จุดเด่น	เหมาะกับ
Dense (เชื่อมต่อเต็ม)	เรียบง่าย ฝึกเร็ว เข้าใจง่าย	อนุกรมสั้น เริ่มต้นเรียนรู้
LSTM / GRU (โครงข่ายวกซ้ำ)	จับความสัมพันธ์ระยะยาวตามเวลาได้ดี	อนุกรมที่มีความจำยาว
Conv1D (คอนโวลูชัน 1 มิติ)	จับรูปแบบเฉพาะถิ่นได้เร็ว	สัญญาณที่มีลวดลายซ้ำ
Transformer	จับความสัมพันธ์ไกลๆ และประมวลผลขนาน	ข้อมูลปริมาณมากและซับซ้อน

1.7.9 ขั้นที่ 8: คอมไพล์และฝึกแบบจำลอง

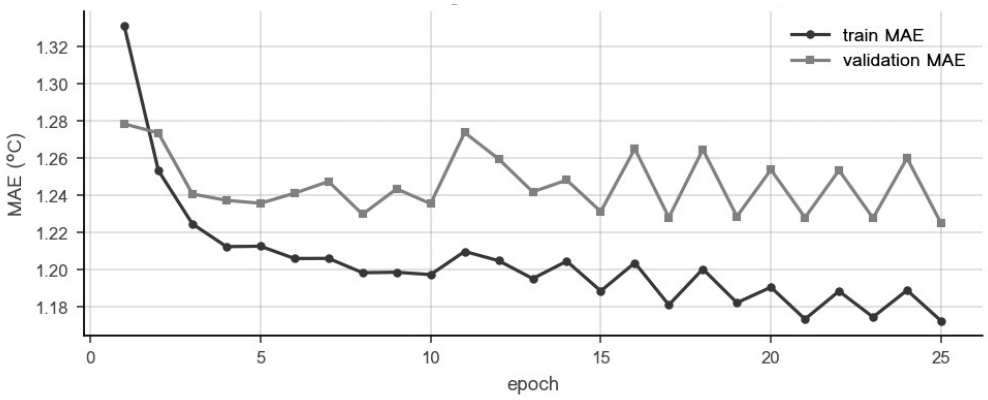
ก่อนฝึก เราต้อง **“คอมไพล์”** เพื่อกำหนดสามสิ่ง คือ ตัวปรับค่า (optimizer) ที่นิยมคือ Adam, ฟังก์ชันสูญเสีย (loss) สำหรับงานพยากรณ์ตัวเลขนิยมใช้ Mean Squared Error และตัวชี้วัดผล (metric) ในที่นี้ใช้ Mean Absolute Error (MAE) เพราะตีความง่ายเป็นหน่วยองศา จากนั้นเรียก `model.fit` เพื่อเริ่มฝึก โดยส่งชุดตรวจสอบไปด้วยเพื่อเฝ้าดูว่าโมเดล Overfitting หรือไม่

```
# เซลล์ที่ 7: คอมไพล์และฝึก
model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])

history = model.fit(
    X_train, y_train,
    validation_data=(X_val, y_val),
    epochs=25, batch_size=256, verbose=1)
```

ระหว่างฝึก Colab จะแสดงความคืบหน้าทีละ epoch พร้อมค่า loss และ val_loss ที่ควรลดลงเรื่อยๆ (ดูตัวอย่างผลลัพธ์ในรูปที่ 1.19) เมื่อฝึกเสร็จ เราวาด **“เส้นโค้งการเรียนรู้”** หรือ Learning Curve ของแบบจำลอง เพื่อดูพัฒนาการ ดังโค้ดและรูปที่ 1.25

คำว่า epoch หมายถึงการที่แบบจำลองได้ดูข้อมูลฝึกครบทั้งชุดหนึ่งรอบ การฝึก 25 epoch จึงหมายความว่าแบบจำลองได้เรียนรู้จากข้อมูลทั้งหมด 25 รอบ ส่วน batch_size คือจำนวนตัวอย่างที่ป้อนเข้าในแต่ละครั้งของการปรับค่า การใช้ batch ช่วยให้ฝึกได้เร็วและเสถียรกว่าการป้อนทีละตัวอย่าง การเลือกจำนวน epoch ที่เหมาะสมเป็นศิลปะอย่างหนึ่ง น้อยเกินไปแบบจำลองจะเรียนรู้ไม่พอ (underfitting) มากเกินไปอาจจำข้อมูลฝึกจนเกิด overfitting

```
# เซลล์ที่ 8: วาดเส้นโค้งการเรียนรู้
plt.plot(history.history['mae'], label='train MAE')
plt.plot(history.history['val_mae'], label='val MAE')
plt.xlabel('epoch'); plt.ylabel('MAE (°C)')
plt.legend(); plt.show()
```



รูปที่ 1.25 เส้นโค้งการเรียนรู้: ค่าผิดพลาดลดลงเมื่อฝึกมากขึ้น

อ่านเส้นโค้งการเรียนรู้อย่างไร

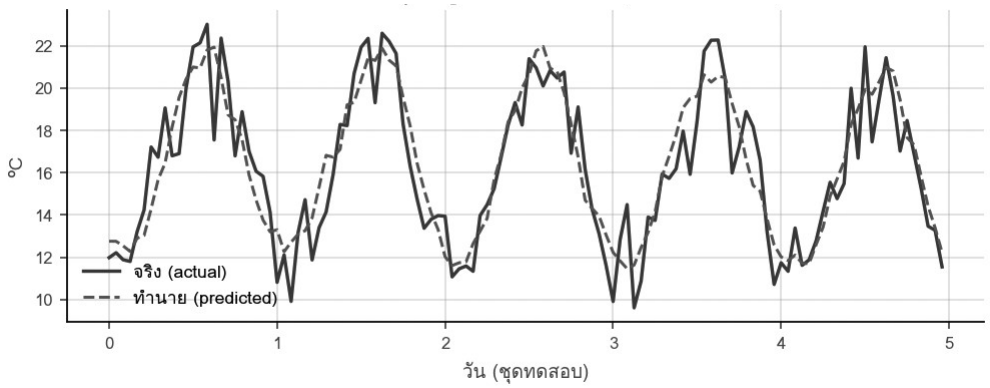
- ถ้าทั้ง train และ val MAE ลดลงและเข้าใกล้กัน แสดงว่าเรียนรู้ได้ดี
- ถ้า train ลดลงเรื่อยๆ แต่ val เริ่มสูงขึ้น แสดงว่า Overfitting ควรลดความซับซ้อน เพิ่ม Dropout หรือหยุดฝึกเร็วขึ้น
- ถ้าทั้งคู่สูงและไม่ลด แสดงว่า Underfitting อาจต้องเพิ่มชั้น/หน่วย หรือฝึกนานขึ้น

1.7.10 ขั้นที่ 9: ประเมินและพยากรณ์

ขั้นตอนชี้ขาดคือทดสอบกับ **“ชุดทดสอบ”** ที่แบบจำลองไม่เคยเห็น เพื่อประเมินความสามารถจริง เราใช้ `model.evaluate` เพื่อดู MAE บนชุดทดสอบ แล้ว `model.predict` เพื่อพยากรณ์ จากนั้นแปลงค่ากลับจากสเกลมาตรฐานเป็นหน่วยองศาเพื่อให้ตีความง่าย

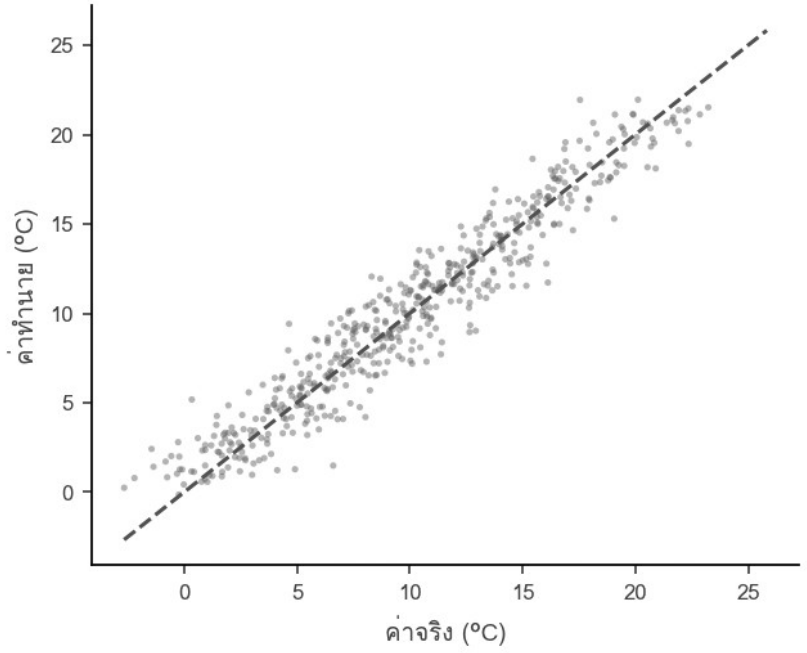
```
# เซลล์ที่ 9: ประเมินและพยากรณ์
loss, mae = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
print('Test MAE (สเกลมาตรฐาน):', round(mae,3))

pred = model.predict(X_test).flatten()
pred_C = pred * sd + mu          # แปลงกลับเป็น °C

act_C  = y_test * sd + mu

plt.figure(figsize=(10,3))
plt.plot(act_C[:24*5],  label='จริง')
plt.plot(pred_C[:24*5], '--', label='ทำนาย')
plt.legend(); plt.show()
```

รูปที่ 1.26 แสดงผลการทำนายเทียบกับค่าจริงในชุดทดสอบ จะเห็นว่าเส้นทำนาย (เส้นประ) เกาะตามเส้นจริงได้ดี โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAE) ประมาณ 1.2 องศาเซลเซียส ซึ่งถือว่าน่าพอใจสำหรับแบบจำลองอย่างง่าย



รูปที่ 1.26 ผลการพยากรณ์อุณหภูมิล่วงหน้า 1 ชั่วโมงเทียบกับค่าจริง

อีกมุมมองที่ช่วยประเมินคุณภาพคือกราฟกระจาย (Scatter) ระหว่างค่าจริงกับค่าทำนาย ยิ่งจุดเกาะใกล้เส้นทแยงมุม 45 องศา แสดงว่าทำนายแม่นยำ ดังรูปที่ 1.27



รูปที่ 1.27 กราฟกระจายค่าจริงกับค่าทำนาย ยิ่งใกล้เส้นทแยงยิ่งแม่นยำ

ค่าที่เราใช้วัดคุณภาพคือ MAE (Mean Absolute Error) ซึ่งคือค่าเฉลี่ยของขนาดความคลาดเคลื่อน ตีความง่ายว่า **“โดยเฉลี่ยทำนายพลาดกี่องศา”** อีกตัววัดที่นิยมคือ RMSE (Root Mean Squared Error) ที่ลงโทษความผิดพลาดขนาดใหญ่หนักกว่า การเลือกตัววัดควรสอดคล้องกับเป้าหมายของงาน เช่น หากความผิดพลาดครั้งใหญ่ๆ มีผลเสียรุนแรง RMSE อาจเหมาะกว่า นอกจากนี้ ควรเทียบผลกับ **“เส้นฐาน”** (Baseline) ง่ายๆ เสมอ เช่น **“ทำนายว่าชั่วโมงถัดไปเท่ากับชั่วโมงนี้”** ถ้าแบบจำลองที่เราสร้างไม่ดีกว่าเส้นฐานนี้ ก็แปลว่ายังไม่คุ้มที่จะใช้

ในงานจริง เรามักมีตัวแปรมากกว่าหนึ่ง เช่น นอกจากอุณหภูมิยังมีความชื้น ความกดอากาศ และความเร็วลม การใช้หลายตัวแปร (Multivariate) มักช่วยให้พยากรณ์แม่นขึ้น เพราะแบบจำลองมีข้อมูลประกอบมากกว่า ในทำนองเดียวกัน การพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ทางการเงินก็มักใช้หลายปัจจัยร่วมกัน ทั้งราคาในอดีต ปริมาณการซื้อขาย ตัวชี้วัดทางเทคนิค และเวกเตอร์ของข่าวอย่างในกรณีศึกษาของ Leemakdej (2019) การปรับโค้ดให้รับหลายตัวแปรทำได้โดยเปลี่ยนรูปทรงของอินพุตให้เป็นสองมิติ (จำนวนชั่วโมง × จำนวนตัวแปร)

1.7.11 ขั้นที่ 10: ตีความผลและเชื่อมโยงสู่การเงิน

เราเพิ่งสร้างแบบจำลองที่เรียนรู้ **“รูปแบบตามเวลา”** จากอดีตเพื่อทำนายอนาคต กระบวนการทั้งหมด ตั้งแต่การเตรียมข้อมูล การทำให้เป็นมาตรฐาน การสร้างหน้าต่าง การฝึก ไปจนถึงการประเมินด้ ยชุดทดสอบ คือกระบวนการมาตรฐานเดียวกับการพยากรณ์อนุกรมเวลาทางการเงิน เพียงเปลี่ยนข้อมูลอินพุตจากอุณหภูมิเป็นราคาสินทรัพย์ อัตราดอกเบี้ย หรือกระแสเงินสด นี่คือสะพานเชื่อมไปยังกรณีศึกษาในหัวข้อ 1.3 ที่ใช้ TensorFlow ในลักษณะเดียวกันเพื่อทำนายทิศทางราคาหุ้นจากเวกเตอร์ของข่าว

เพื่อให้เห็นความเชื่อมโยงชัดเจน ตารางที่ 1.4 จับคู่ขั้นตอนในบทเรียนนี้กับขั้นตอนในงานวิจัยพยากรณ์ราคาหุ้น จะเห็นว่าโครงสร้างของงานแทบจะเหมือนกันทุกขั้น ต่างเพียงชนิดของข้อมูลและรายละเอียดของสถาปัตยกรรม

ตารางที่ 1.4 ตารางขั้นตอนการพยากรณ์อุณหภูมิกับการพยากรณ์ราคาหุ้น

ขั้นตอน	บทเรียนนี้ (อุณหภูมิ)	งานวิจัยราคาหุ้น (Leemakdej 2019)
ข้อมูลดิบ	อุณหภูมิรายชั่วโมง	ข่าวการเงิน 78,995 ข่าว
แปลงเป็นตัวเลข	ค่าที่วัดได้โดยตรง	แปลงคำเป็นเวกเตอร์ด้วย word2vec
สร้างอินพุต	หน้าต่าง 24 ชั่วโมง	15 คำ × 100 มิติ = 1,500 ค่า
แบบจำลอง	Dense/LSTM ดวย Keras	CNN 8 ชั้น ด้วย TensorFlow
เอาต์พุต	อุณหภูมิชั่วโมงถัดไป	ทิศทางราคาหุ้น 10 ตัว
ประเมินผล	MAE บนชุดทดสอบ	ผลตอบแทนกลยุทธ์ในเดือนทดสอบ

เมื่อได้แบบจำลองที่พอใจแล้ว เรามักต้องการบันทึกไว้ใช้ภายหลังโดยไม่ต้องฝึกใหม่ Keras บันทึกแบบจำลองได้ด้วยคำสั่งเดียว และโหลดกลับมาใช้ได้ทันที ดังโค้ดด้านล่าง ในงานจริงเราอาจบันทึกลง Google Drive เพื่อเก็บถาวร

```
# เซลล์ที่ 10: บันทึกและโหลดแบบจำลอง
model.save('temp_forecaster.keras')            # บันทึก

from tensorflow.keras.models import load_model
loaded = load_model('temp_forecaster.keras')  # โหลดกลับมาใช้
print('โหลดแบบจำลองสำเร็จ')
```

จุดสำคัญที่ผู้เรียนควรนำกลับไปคิดคือ ความ **“ง่าย”** ของการสร้างแบบจำลองด้วย Keras ไม่ได้แปลว่าการนำไปใช้จริงจะง่ายตามไปด้วย ความท้าทายที่แท้จริงของงานพยากรณ์ทางการเงินไม่ได้อยู่ที่การเขียนโค้ดไม่กี่บรรทัด แต่อยู่ที่การเข้าใจข้อมูล การออกแบบการทดสอบที่ซื่อตรง การตีความผลอย่างมีวิจารณญาณ และการตระหนักถึงข้อจำกัด ทักษะเหล่านี้คือสิ่งที่แยกผู้ใช้เครื่องมืออย่างผิวเผินออกจากผู้เชี่ยวชาญที่ใช้เครื่องมืออย่างเข้าใจ

ข้อควรระวังเมื่อย้ายไปใช้กับข้อมูลการเงิน

- ข้อมูลการเงินมักมีสัญญาณรบกวนสูงและไม่นิ่ง (Non-stationary) มากกว่าข้อมูลอุณหภูมิ จึงทำนายยากกว่ามาก
- ระวัง Data Leakage อย่างเข้มงวด
- แบ่งข้อมูลตามเวลาเสมอ และอย่าใช้ข้อมูลอนาคตมาช่วยในการพยากรณ์ แต่ใช้เพื่อตรวจสอบเท่านั้น
- ผลตอบแทนที่ดูดีในการทดสอบย้อนหลังต้องหักต้นทุนซื้อขายและทดสอบในลายช่วงตลาดก่อนเชื่อ

1.7.12 ทำให้แบบจำลองดีขึ้น: การหยุดฝึกอัตโนมัติและการลด Overfitting

ในทางปฏิบัติ เรามักไม่รู้ล่วงหน้าว่าควรฝึกกี่ epoch จึงพอดี ฝึกน้อยไปก็ Underfitting ฝึกมากไปก็ Overfitting เทคนิคที่ช่วยได้คือ **“การหยุดฝึกอัตโนมัติ”** (Early Stopping) ซึ่งจะเฝ้าดูค่า val_loss และหยุดฝึกเองเมื่อค่าไม่ดีขึ้นต่อเนื่องหลายรอบ พร้อมคืนค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดให้ ดังโค้ดด้านล่าง

```
# เซลล์ที่ 11: ใช้ EarlyStopping เพื่อหยุดฝึกที่จุดที่ดีที่สุด
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

es = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5,
                   restore_best_weights=True)

history = model.fit(
    X_train, y_train,
    validation_data=(X_val, y_val),
    epochs=100, batch_size=256,
    callbacks=[es], verbose=1)
```

นอกจาก Early Stopping แล้ว ยังมีเทคนิคลด Overfitting อื่นๆ เช่น การเพิ่มชั้น Dropout (อย่างที่เราใช้ไปแล้ว) การลดความซับซ้อนของแบบจำลอง และการเพิ่มข้อมูลฝึก ในงานการเงินที่ข้อมูลมักมีสัญญาณรบกวนสูง การควบคุม Overfitting ยิ่งสำคัญ เพราะแบบจำลองที่ **“จำ”** สัญญาณรบกวนในอดีตจะทำนายอนาคตได้แย่

1.7.13 พยากรณ์ล่วงหน้าหลายชั่วโมง

จนถึงตอนนี้เราทำนายเพียงชั่วโมงถัดไป แต่ในงานจริงเรามักอยากรู้แนวโน้มล่วงหน้าหลายช่วงเวลา การพยากรณ์หลายช่วงเวลาทำได้สองแนวทางหลัก แนวทางแรกคือ **“ทำนายซ้ำ”** (Recursive) คือนำค่าที่ทำนายได้ป้อนกลับเป็นอินพุตเพื่อทำนายช่วงเวลาถัดไป แนวทางที่สองคือออกแบบให้แบบจำลองมีเอาต์พุตหลายค่าพร้อมกัน คือเปลี่ยนชั้นสุดท้ายจาก `Dense(1)` เป็น `Dense(k)` เมื่อ k คือจำนวนชั่วโมงที่ต้องการทำนาย

```
# เซลล์ที่ 14: ตัวอย่างทำนายแบบหลายก้าวด้วยวิธีทำนายซ้ำ
def forecast_multi(seed_window, steps=12):
    win = list(seed_window)          # อินพุตเริ่มต้น 24 ค่า
    preds = []
    for _ in range(steps):
        x = np.array(win[-W:]).reshape(1, W)
        yhat = model.predict(x, verbose=0)[0, 0]
        preds.append(yhat)
        win.append(yhat)             # ป้อนค่าที่ทำนายกลับเข้าไป
    return np.array(preds) * sd + mu

future = forecast_multi(X_test[0], steps=12)
print('พยากรณ์ 12 ชม.ข้างหน้า (°C):', np.round(future, 1))
```

ข้อสังเกตสำคัญคือ ยิ่งทำนายไกลขึ้น ความแม่นยำยิ่งลดลง เพราะความคลาดเคลื่อนสะสมจากการป้อนค่าที่ทำนาย (ซึ่งมีความผิดพลาดอยู่แล้ว) กลับเข้าไปทำนายต่อ ปรากฏการณ์นี้เป็นจริงทั้งในการพยากรณ์อากาศและการพยากรณ์ทางการเงิน และเป็นเหตุผลที่การพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ระยะยาวจึงยากกว่าระยะสั้นมาก สอดคล้องกับที่งานวิจัยของ Leemakdej (2019) ที่เน้นกรอบเวลาสั้นเพียงไม่กี่นาทีหลังข่าว

กิจกรรม 1.4

จากกิจกรรม 1.3 เปลี่ยนความยาวหน้าต่าง W จาก 24 เป็น 48 หรือ 72 ชั่วโมง แล้วเปรียบเทียบ MAE

- เพิ่มจำนวน epoch หรือเปลี่ยนชั้นแรกเป็น LSTM(64) แล้วสังเกตเส้นโค้งการเรียนรู้
- ลองพยากรณ์ **"ล่วงหน้าหลายชั่วโมง"** แทนชั่วโมงเดียว แล้วอภิปรายว่าทำไมความแม่นยำจึงลดลงเมื่อทำนายไกลขึ้น
- ดาวน์โหลดข้อมูลราคาปิดของหุ้นหรือดัชนีที่สนใจ แล้วปรับโค้ดนี้ให้พยากรณ์ราคาวันถัดไป พร้อมอภิปรายข้อจำกัด

พยากรณ์ราคาหุ้นจริง แล้วค้นหา "กับดัก" ของอนุกรมไม่นิ่ง (Non-Stationary) ด้วยตัวเอง

เทคนิคพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบเดียวกับตัวอย่างอุณหภูมิ นำมาใช้กับราคาหุ้นได้ แต่จะเจอ **"กับดัก"** สำคัญที่ผู้เริ่มต้นพลาดกันบ่อย เราจะลองสองแบบบนข้อมูลจริงของหุ้น GOOGL (ราคาปิดปรับปันผลรายวัน เตรียมไว้ให้แล้วในไฟล์ `googl_daily.csv` ซึ่งดึงจากผู้ให้บริการข้อมูลการเงินรายเดียวกับที่จะใช้ในบทที่ 4) คือ แบบ ก ทำนายราคาโดยตรง และ แบบ ข แปลงเป็นอัตราผลตอบแทนก่อนแล้วจึงทำนาย ขอให้คุณรันทั้งสองแบบ สังเกตผล แล้วตัดสินด้วยตัวเองว่าแบบใดน่าเชื่อถือกว่าและเพราะอะไร โดยยังไม่ต้องด่วนสรุป (เฉลยอยู่ท้ายกิจกรรม)

ที่เก็บไฟล์ข้อมูล/โปรแกรม สำหรับหนังสือเล่มนี้

แม้ตำราเล่มนี้จะสนับสนุนให้ผู้เรียนป้อนคำสั่งภาษาคอมพิวเตอร์ด้วยตนเอง แต่เพื่อความสะดวกหรือเพื่อการตรวจสอบ ผู้เรียนสามารถดาวน์โหลดไฟล์โปรแกรมตัวอย่าง ตลอดจนไฟล์ข้อมูลที่เกี่ยวข้องได้จาก `http://tinyurl.com/Agentic Finance` ซึ่งจะมีการแบ่งโฟลเดอร์แยกแต่ละบท

กุญแจอยู่ที่คำว่า **"อนุกรมนิ่ง"** (Stationary) คืออนุกรมที่คุณสมบัติทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวน คงที่ตามเวลา โดยทั่วไปแบบจำลองเรียนรู้ได้ดีกับอนุกรมนิ่งมากกว่า ก่อนลงมือ ลองตั้งคำถามกับตัวเองว่า ระหว่าง **"ราคาหุ้น"** กับ **"อัตราผลตอบแทน**

รายวัน” (Return ซึ่งคือการเปลี่ยนแปลงของราคาในแต่ละวัน) อันไหนน่าจะใกล้เคียงอนุกรมนิ่งมากกว่า และการเลือกพยากรณ์ตัวใดจะให้ผลที่น่าเชื่อถือกว่า เก็บคำตอบไว้ในใจ แล้วไปพิสูจน์กับข้อมูลจริงในสองแบบด้านล่าง

หมายเหตุสำหรับ Colab: ก่อนรัน ให้อัปโหลดไฟล์ `googl_daily.csv` เข้าสู่ Colab โดยคลิกไอคอนโฟลเดอร์ (Files) ทางซ้าย แล้วลากไฟล์เข้าไป หรือใช้เมนูอัปโหลด จากนั้นจึงรันเซลล์ด้านล่าง

```
# เซลล์: โหลดข้อมูลราคาหุ้นจริง (GOOGL)
import pandas as pd, numpy as np
df = pd.read_csv('googl_daily.csv', parse_dates=['date']).sort_values('date')
price = df['adj_close'].values.astype('float32')
print('จำนวนวัน:', len(price), '|', df['date'].min().date(), 'ถึง',
df['date'].max().date())
# เซลล์: ดูข้อมูลด้วยตา — สังเกตว่าราคาเคลื่อนไหวอย่างไรตามเวลา
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(figsize=(10,3)); plt.plot(df['date'], price)
plt.title('ราคาปิดปรับ GOOGL รายวัน'); plt.ylabel('USD'); plt.show()
```

แบบ ก: ทำนาย “ราคา” โดยตรง

วิธีที่ดูเป็นธรรมชาติที่สุดคือ ใช้ราคา 20 วันย้อนหลังทำนายราคาวันถัดไป โดยทำให้เป็นมาตรฐานด้ ยค่าจากชุดฝึกเท่านั้น (กันการรั่วไหลของข้อมูลอนาคต) แล้วเทียบกับ “เส้นฐาน” ที่ง่ายที่สุดคือ การทำนายว่า **“ราคาพรุ่งนี้เท่ากับราคาวันนี้”**

```
# เซลล์: แบบ ก — ทำนายราคาโดยตรง
from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Input, Dense, Dropout

W = 20
def make_windows(s, w=W):
    X = [s[i:i+w] for i in range(len(s)-w)]
    y = [s[i+w]   for i in range(len(s)-w)]
    return np.array(X), np.array(y)
```

```
i_tr = int(len(price)*0.8)
mu, sd = price[:i_tr].mean(), price[:i_tr].std()   # ใช้ค่าจากชุดฝึกเท่านั้น
p_n = (price - mu) / sd
X, y = make_windows(p_n)
split = i_tr - W
X_tr, y_tr, X_te, y_te = X[:split], y[:split], X[split:], y[split:]

model = Sequential([Input((W,)), Dense(64,'relu'), Dense(32,'relu'),
Dropout(0.2), Dense(1)])
model.compile('adam', 'mse', metrics=['mae'])
model.fit(X_tr, y_tr, validation_split=0.1, epochs=20, batch_size=32,
verbose=0)

pred = model.predict(X_te, verbose=0).flatten()
mae_model = np.mean(np.abs(pred - y_te)) * sd
mae_naive = np.mean(np.abs(X_te[:,-1] - y_te)) * sd   # เส้นฐาน: พรุ่งนี้ = วันนี้
print('MAE โมเดล = %.2f USD | MAE เส้นฐาน(เมื่อวาน) = %.2f USD' % (mae_model,
mae_naive))
```

ตัวอย่างผลลัพธ์: (ตัวเลขอาจต่างเล็กน้อยในแต่ละรอบ): MAE โมเดล 3.98 USD ขณะที่ MAE เส้นฐาน 3.81 USD เมื่อวาดกราฟค่าทำนายทับราคาจริง เส้นจะ **"แนบสนิท"** และค่าผิดพลาดราว 4 ดอลลาร์บนหุ้นราคาหลายร้อยดอลลาร์ดูน้อยมากจนเหมือนแบบจำลองแม่นยำ จดค่า MAE ทั้งสอง (โมเดลและเส้นฐาน) ไว้เปรียบเทียบกับแบบ ข แล้วลองตอบในใจว่าแบบจำลองเอาชนะเส้นฐาน **"พรุ่งนี้เท่ากับวันนี้"** ได้หรือไม่

แบบ ข: แปลงเป็น "อัตราผลตอบแทน" ก่อนแล้วจึงทำนาย

แทนที่จะทำนายราคา เราแปลงเป็นผลตอบแทนแบบ log ก่อน คือ r_t = ln(P_t / P_{t-1}) ซึ่งมักมีพฤติกรรมทางสถิติต่างจากราคา แล้วใช้ผลตอบแทน 20 วันย้อนหลังทำนายผลตอบแทนวันถัดไป คราวนี้เส้นฐานที่เหมาะสมคือ **"ทำนายว่าผลตอบแทนวันถัดไปเท่ากับศูนย์"** และเราเพิ่มตัวชี้วัด **"ความแม่นทิศทาง"** คือทายถูกไหมว่าวันถัดไปขึ้นหรือลง

```
# เซลล์: แบบ ข — แปลงเป็นผลตอบแทน (log return) แล้วค่อยทำนาย
ret = np.diff(np.log(price)).astype('float32')       # log return รายวัน
i_tr2 = int(len(ret)*0.8)
m2, s2 = ret[:i_tr2].mean(), ret[:i_tr2].std()
r_n = (ret - m2) / s2
Xr, yr = make_windows(r_n)
sp = i_tr2 - W
Xr_tr, yr_tr, Xr_te, yr_te = Xr[:sp], yr[:sp], Xr[sp:], yr[sp:]

m = Sequential([Input((W,)), Dense(64,'relu'), Dense(32,'relu'),
Dropout(0.2), Dense(1)])
m.compile('adam', 'mse', metrics=['mae'])
m.fit(Xr_tr, yr_tr, validation_split=0.1, epochs=20, batch_size=32, ver-
bose=0)

pr = m.predict(Xr_te, verbose=0).flatten() * s2 + m2
tr = yr_te * s2 + m2
mae_ret  = np.mean(np.abs(pr - tr))
mae_zero = np.mean(np.abs(tr))                    # เส้นฐาน: ผลตอบแทน = 0
dir_acc  = np.mean(np.sign(pr) == np.sign(tr)) * 100  # ความแม่นทิศทาง ขึ้น/ลง
print('MAE โมเดล = %.5f | MAE เส้นฐาน(0) = %.5f | ทิศทางถูก = %.1f%%' %
(mae_ret, mae_zero, dir_acc))
```

ตัวอย่างผลลัพธ์: MAE โมเดล 0.0136 ขณะที่ MAE เส้นฐาน(0) 0.0133 และความแม่นทิศทาง 51.8% บันทึกตัวเลขเหล่านี้ไว้ แล้วไปตอบคำถามท้ายกิจกรรม

คำถามท้ายกิจกรรม (ลองตอบก่อนเปิดเฉลย)

1) แบบ ข ให้ค่า MAE (0.01) ต่ำกว่าแบบ ก (4) มาก สรุปได้หรือไม่ว่าแบบ ข แม่นยำกว่า เพราะอะไร
2) ในแต่ละแบบ แบบจำลองเอาชนะ “เส้นฐาน” ได้หรือไม่ (เส้นฐานของแบบ ก คือ “พรุ่งนี้เท่ากับวันนี้” ส่วนของแบบ ข คือ “ผลตอบแทนพรุ่งนี้เท่ากับศูนย์”)
3) ระหว่างราคากับอัตราผลตอบแทน อันไหนใกล้เคียงอนุกรมนิ่งมากกว่า และเหตุใดจึงควรพยากรณ์ตัวที่นิ่งกว่า

เฉลยและบทเรียนสำคัญ

ข้อ 1: สรุปแบบนั้นไม่ได้ เพราะ MAE ของสองแบบอยู่คนละหน่วย - แบบ ก วัดเป็นดอลลาร์ (4) ส่วนแบบ ข วัดเป็นอัตราผลตอบแทน (0.01) ตัวเลข 0.01 ที่ดูต่ำกว่าจึงไม่ได้แปลว่าแบบ ข แม่นยำกว่า สิ่งที่ถูกต้องคือเทียบแต่ละแบบกับ **"เส้นฐาน"** ของตัวเอง ในแบบ ก โมเดลได้ MAE 3.98 แต่เส้นฐาน **"พรุ่งนี้เท่ากับวันนี้"** ได้ 3.81 (ต่ำกว่า) แปลว่าโมเดลยังเอาชนะเส้นฐานไม่ได้ ทั้งที่ค่า 4 ดอลลาร์บนหุ้นราคาหลายร้อยดอลลาร์ดู **"น้อย"** จนหลอกตา สาเหตุคือราคาหุ้นเป็นอนุกรมไม่นิ่ง (Non-Stationary) คล้ายการเดินสุ่ม (Random Walk) โมเดลจึงได้แค่ **"ลอกค่าล่าสุด"**

ข้อ 2-3: **"อัตราผลตอบแทน"** (log return) ใกล้เคียงอนุกรมนิ่ง (Stationarity) มากกว่าราคา จึงเหมาะนำมาพยากรณ์ แต่เมื่อทำถูกวิธีในแบบ ข กลับพบว่าแบบจำลองแทบเอาชนะเส้นฐาน **"ผลตอบแทนเท่ากับศูนย์"** (MAE 0.0136 เทียบ 0.0133) ไม่ได้ และทายทิศทางถูก 51.8% พอๆ กับการเดาสุ่ม สอดคล้องกับสมมติฐานตลาดมีประสิทธิภาพรูปแบบอ่อน (Weak-form EMH) ในหัวข้อ 1.3 ที่ว่าราคาในอดีตเพียงอย่างเดียวทำนายผลตอบแทนในอนาคตได้ยากมาก

กับดักที่ต้องระวัง: (1) ค่าความผิดพลาดต่ำไม่ได้แปลว่าแบบจำลองเก่ง ต้องเทียบกับเส้นฐานเสมอ (2) ข้อมูลการเงินมักไม่นิ่ง ควรแปลงเป็นผลตอบแทนให้นิ่งก่อนพยากรณ์

1.8

ข้อจำกัดของ Generative AI และการแก้ไขด้วย RAG

Generative AI สามารถช่วยงานได้มาก แต่ผู้ใช้ในงานการเงินต้องเข้าใจข้อจำกัดของมันอย่างถ่องแท้ เพราะการตัดสินใจทางการเงินมีเดิมพันสูง ข้อจำกัดเหล่านี้ไม่ใช่ **"ข้อบกพร่อง"** ที่จะหายไปเอง แต่เป็นผลโดยตรงจากวิธีที่แบบจำลองทำงาน คือทำนายโทเคนถัดไปจากรูปแบบทางภาษา ตามที่อธิบายในหัวข้อ 1.5

1.8.1 ข้อจำกัดสำคัญที่ต้องระวัง

เพื่อให้เห็นภาพชัดเจน เราจะอธิบายข้อจำกัดแต่ละข้อพร้อมตัวอย่างในบริบทการเงิน เริ่มจากปัญหาที่อันตรายที่สุดสำหรับงานการเงิน นั่นคือการกุข้อมูล ตามด้วยข้อจำกัดด้านอื่นๆ

- ข้อมูลหลอน (Hallucination): แบบจำลองอาจสร้างข้อความที่ฟังดูมั่นใจและสมเหตุสมผล แต่เป็นเท็จ เช่น ตัวเลขกำไรสุทธิ ชื่อรายงาน หรือมาตราของกฎหมายที่ไม่มีอยู่จริง เพราะมันทำนายคำที่ **“น่าจะตามมา”** ไม่ได้ตรวจสอบข้อเท็จจริง
- ข้อมูลหยุดนิ่งตามเวลาฝึก (Knowledge Cutoff): แบบจำลองรู้เฉพาะข้อมูลถึงช่วงที่ฝึก จึงไม่ทราบราคาล่าสุด ประกาศของหน่วยงานกำกับล่าสุด หรือเหตุการณ์ที่เพิ่งเกิด
- ไม่เชื่อมกับข้อมูลภายในองค์กร: โดยลำพังแบบจำลองไม่รู้จักงบการเงิน นโยบายสินเชื่อ หรือข้อมูลลูกค้าเฉพาะของสถาบันคุณ จึงตอบคำถามเฉพาะองค์กรไม่ได้หากไม่ป้อนข้อมูลให้
- ความน่าเชื่อถือของการคำนวณและการอ้างอิง: แบบจำลองภาษาไม่ใช่เครื่องคิดเลข อาจคำนวณดอกเบี้ยทบต้นหรือ NPV ผิด และอาจอ้างแหล่งข้อมูลที่ฟังดูจริงแต่ไม่มีอยู่
- อคติและความเป็นส่วนตัว: แบบจำลองอาจสะท้อนอคติที่ฝังอยู่ในข้อมูลฝึก ซึ่งอ่อนไหวมากในงานเช่นการอนุมัติสินเชื่อ อีกทั้งการป้อนข้อมูลส่วนบุคคลหรือข้อมูลลับเข้าสู่บริการภายนอกยังมีความเสี่ยงด้านความเป็นส่วนตัว
- หน้าต่างบริบท (Context Window) มีขนาดจำกัด: แบบจำลองรับข้อความเข้าได้จำกัด จึงไม่สามารถ **“อ่าน”** เอกสารยาวมากๆ ทั้งหมดในคราวเดียว ต้องใช้เทคนิคแบ่งชิ้นและสืบค้นมาช่วย

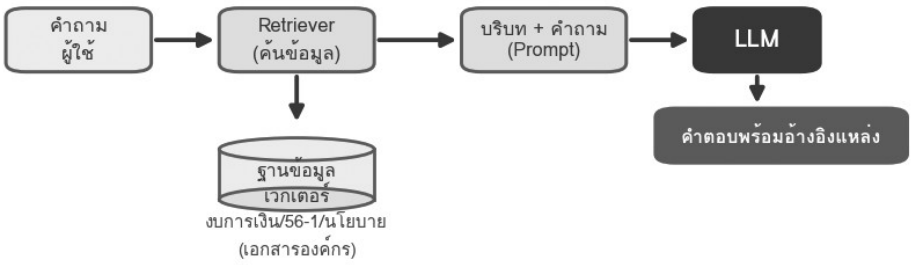
รูปที่ 1.28 แสดงปัญหา Hallucination อย่างเป็นรูปธรรม เมื่อถามถึงตัวเลขกำไรของบริษัทหนึ่ง แบบจำลองที่ไม่ได้เชื่อมกับข้อมูลจริงอาจ **“แต่ง”** ตัวเลขขึ้นมาตอบอย่างมั่นใจ

รูปที่ 1.28 ปัญหา Hallucination: โมเดลตอบมั่นใจแต่ข้อมูลผิดเพราะไม่ได้เปิดดูข้อมูลจริง

1.8.2 RAG: ให้คำตอบยึดกับเอกสารจริง

เทคนิคที่ใช้แก้ปัญหาข้อมูลหลอนได้อย่างมีประสิทธิภาพคือ RAG (Retrieval-Augmented Generation) หรือ **"การสร้างคำตอบโดยเสริมด้วยการสืบค้น"** แนวคิดหลักคือ แทนที่จะให้แบบจำลองตอบจากความจำล้วนๆ เราให้มัน **"ค้นเอกสารที่เกี่ยวข้องก่อน"** แล้วจึงสร้างคำตอบโดยอ้างอิงเอกสารเหล่านั้น เปรียบเหมือนการเปลี่ยนจากข้อสอบ **"ปิดตำรา"** เป็น **"เปิดตำรา"**

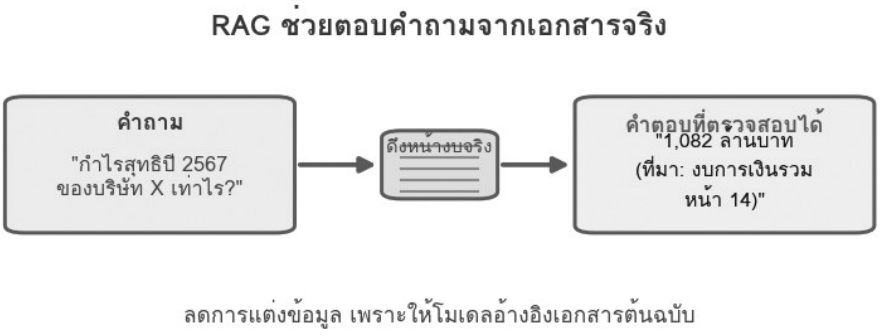
กระบวนการ RAG มีขั้นตอนหลักดังนี้ เริ่มจากแปลงเอกสารองค์กร เช่น งบการเงินแบบ 56-1 และนโยบายภายใน ให้เป็นเวกเตอร์แล้วจัดเก็บใน **"ฐานข้อมูลเวกเตอร์"** (Vector Database) เมื่อมีคำถามเข้ามา ระบบ **"ตัวสืบค้น"** (Retriever) จะค้นหาส่วนของเอกสารที่ใกล้เคียงคำถามมากที่สุด นำมาประกอบเป็นบริบทร่วมกับคำถาม แล้วส่งให้ LLM สร้างคำตอบที่อ้างอิงจากเอกสารจริง ดังรูปที่ 1.29



รูปที่ 1.29 สถาปัตยกรรม RAG: ค้นเอกสารที่เกี่ยวข้องก่อน แล้วจึงให้ LLM สร้างคำตอบ

ลองดูตัวอย่างที่เป็นรูปธรรม สมมติว่านักวิเคราะห์ถามว่า **"บริษัทมีนโยบายจ่ายเงินปันผลอย่างไร และปีล่าสุดจ่ายเท่าไร"** ในระบบ RAG ที่ดี ตัวสืบค้นจะไปดึงย่อหน้าเรื่องนโยบายเงินปันผลจากแบบ 56-1 และตารางการจ่ายปันผลจากงบการเงินมาเป็นบริบท จากนั้น LLM จะเรียบเรียงคำตอบโดยอ้างอิงข้อมูลทั้งสองส่วน พร้อมระบุที่มา ผลคือคำตอบที่ทั้งครบถ้วนและตรวจสอบได้ ต่างจากการถาม LLM เปล่าๆ ที่อาจได้ตัวเลขที่ฟังดูสมเหตุสมผลแต่ไม่ตรงกับเอกสารจริง

ผลลัพธ์คือคำตอบที่ **"ตรวจสอบย้อนกลับได้"** เพราะอ้างอิงถึงแหล่งที่มา เช่น เลขหน้าของงบการเงิน ทำให้ลดการกุข้อมูลลงอย่างมาก และยังแก้ปัญหาข้อมูลหยุดนิ่งตามเวลาฝึกได้ด้วย เพราะเราอัปเดตฐานเอกสารได้ตลอดเวลาโดยไม่ต้องฝึกแบบจำลองใหม่ รูปที่ 1.30 แสดงตัวอย่างการใช้ RAG ตอบคำถามจากงบการเงินจริง



รูปที่ 1.30 ตัวอย่าง RAG ในงานการเงิน: ตอบคำถามพร้อมอ้างอิงหน้าของงบการเงิน

เบื้องหลังของ RAG มีรายละเอียดที่ผู้ใช้งานควรเข้าใจเพื่อให้ระบบทำงานได้ดี ขั้นแรกคือการ **“แบ่งเอกสารเป็นชิ้น”** (Chunking) เพราะเอกสารการเงินยาวเกินกว่าจะใส่ทั้งหมดในหน้าต่างบริบทของแบบจำลอง การแบ่งชิ้นที่ดีควรรักษาความต่อเนื่องของเนื้อหา เช่น ไม่ตัดกลางตารางหรือกลางย่อหน้าสำคัญ ขั้นที่สองคือการแปลงแต่ละชิ้นเป็นเวกเตอร์ด้วยแบบจำลอง Embedding ซึ่งใช้หลักการเดียวกับ word2vec แต่ทำในระดับประโยคหรือย่อหน้า เพื่อให้ค้นหาด้วยความหมายได้ ไม่ใช่แค่จับคู่คำตรงตัว

เมื่อมีคำถามเข้ามา ระบบจะแปลงคำถามเป็นเวกเตอร์เช่นกัน แล้ววัดความใกล้เคียงกับเวกเตอร์ของทุกชิ้นในฐานข้อมูล เพื่อเลือกชิ้นที่เกี่ยวข้องที่สุดมาประกอบเป็นบริบท คุณภาพของคำตอบจึงขึ้นกับสองสิ่งสำคัญ คือคุณภาพของการค้น (Retrieval) และคุณภาพของเอกสารต้นทาง หากค้นผิดชิ้น หรือเอกสารต้นทางมีข้อมูลผิด คำตอบก็จะผิดตามไปด้วย แม้แบบจำลองภาษาจะเก่งเพียงใด

ด้วยเหตุนี้ การ **“ประเมินผล”** ระบบ RAG จึงสำคัญมาก เราควรตรวจสอบทั้งว่าระบบค้นเอกสารที่ถูกต้องมาได้หรือไม่ และคำตอบสุดท้ายตรงกับเอกสารที่อ้างอิงจริงหรือไม่ ในงานการเงินที่มีเดิมพันสูง การให้ระบบ **“แสดงแหล่งอ้างอิง”** ทุกครั้งเป็นแนวปฏิบัติที่ดี เพราะช่วยให้ผู้ใช้ตรวจสอบย้อนกลับได้ และเพิ่มความรับผิดชอบต่อคำตอบ

อย่างไรก็ตาม RAG ไม่ใช่ยาครอบจักรวาล มันช่วยเรื่องการเข้าถึงข้อมูลที่ถูกต้อง แต่ไม่ได้แก้ปัญหาทุกอย่าง เช่น หากคำถามต้องการการคำนวณที่ซับซ้อน เราควรให้แบบจำลองเรียกใช้ **“เครื่องมือ”** คำนวณแทนการให้มันคำนวณเอง หากงานต้องการรูปแบบเฉพาะขององค์กรมากๆ การปรับแต่ง (Fine-tuning) อาจเหมาะกว่า และไม่ว่าจะใช้เทคนิคใด การมีมนุษย์ตรวจสอบในงานที่มีเดิมพันสูงยังคงจำเป็นเสมอ ตารางที่ 1.5 สรุปวิธีบรรเทาข้อจำกัดและความเหมาะสมของแต่ละวิธี

ตารางที่ 1.5 ตารางเปรียบเทียบวิธีแก้ข้อจำกัดของ Generative AI

วิธีบรรเทา	เหมาะกับปัญหา	ข้อสังเกต
RAG (เสริมด้วยการสืบค้น)	กุข้อมูล/ข้อมูลล่าสุด /เอกสารองค์กร	คุณภาพขึ้นกับการค้น และคุณภาพเอกสาร
เรียกใช้เครื่องมือ (Tools)	การคำนวณ ดึงราคาเรียลไทม์	ต้องออกแบบสิทธิ์และความปลอดภัย
การปรับแต่ง (Fine-tuning)	รูปแบบงาน/น้ำเสียงเฉพาะองค์กร	ใช้ข้อมูลและทรัพยากรมาก
มนุษย์ตรวจสอบ (Human Review)	งานที่มีเดิมพันสูงทุกประเภท	จำเป็นเสมอในงานการเงิน

กิจกรรม 1.5

ถ้าผู้บริหารถามแชตบอตของธนาคารว่า **"ยอดสินเชื่อคงค้างของลูกค้ารายนี้เดือนนี้เท่าไร"** เพราะเหตุใด RAG จึงจำเป็น และข้อมูลใดบ้างที่ต้องอยู่ในฐานข้อมูลเวกเตอร์ ลองออกแบบขั้นตอนการทำงานคร่าวๆ

สรุปท้ายบท

บทที่ 1 ได้พาผู้เรียนเห็นภาพรวมของวิวัฒนาการ AI เริ่มจากนิวรอนเทียมหน่วยเดียวขยายเป็นโครงข่ายเชิงลึก เรียนรู้การแทนความหมายของคำด้วย word2vec ผ่านกรณีศึกษาการพยากรณ์ราคาหุ้นไทย ต่อยอดสู่ LLM และหลักการทำงานของมัน สำรวจการประยุกต์ในงานการเงิน ลงมือสร้างแบบจำลองพยากรณ์ด้วย TensorFlow ดวยตนเอง เข้าใจข้อจำกัดและปิดท้ายการแก้ปัญหาข้อมูลหลอนที่ Generative AI แต่งขึ้นเองด้วย RAG ผู้เรียนที่เข้าใจภาพรวมนี้จะมีรากฐานที่มั่นคงสำหรับการเจาะลึกเครื่องมือและโครงงานในบทต่อๆ ไป ขอย้ำหลักการสำคัญสามข้อที่จะเป็นเข็มทิศตลอดเล่ม

- ข้อแรก เทคโนโลยีเหล่านี้เป็นเครื่องมือขยายศักยภาพของมนุษย์ ไม่ใช่สิ่งทดแทนวิจารณญาณ
- ข้อสอง ในงานการเงินที่มีเดิมพันสูง การตรวจสอบความถูกต้องและการมีมนุษย์กำกับเป็นสิ่งที่ละเลยไม่ได้
- ข้อสาม การเข้าใจ **"หลักการทำงาน"** ของเครื่องมืออย่างถ่องแท้ คือสิ่งที่ทำให้เราใช้มันได้อย่างปลอดภัยและสร้างสรรค์ เหนือกว่าการใช้ตามกระแสอย่างผิวเผิน

กิจกรรมท้ายบท

คำถามต่อไปนี้ออกแบบเพื่อวัดความเข้าใจในแนวคิดหลักของบท ลองตอบด้วยความเข้าใจของตนเองก่อน แล้วจึงเทียบกับแนวตอบที่ให้ไว้

1 อธิบายความเชื่อมโยงจากนิวรอนเทียมหนึ่งหน่วย ไปสู่ Deep Learning และ Generative AI ว่าแต่ละขั้นต่อยอดกันอย่างไร พร้อมยกตัวอย่างเหตุการณ์สำคัญในเส้นเวลา

แนวตอบ

นิวรอนเทียมคำนวณ $y = f(\sum w_i x_i + b)$ เมื่อนำมาเรียงหลายชั้นและฝึกด้วย Backpropagation จะได้โครงข่ายเชิงลึกที่เรียนรู้รูปแบบซับซ้อนได้ (Deep Learning) เมื่อขยายขนาดและใช้สถาปัตยกรรม Transformer ที่มีกลไก attention จึงเกิดแบบจำลองที่ **“สร้าง”** ข้อมูลใหม่ได้ (Generative AI) เหตุการณ์สำคัญ เช่น Perceptron (1958), Backpropagation (1986), Deep Learning ชนะ ImageNet (2012), Transformer (2017), และยุค GPT/BERT (2018 เป็นต้นมา)

2 word2vec ทำให้คอมพิวเตอร์ “เข้าใจความหมายของคำ” ได้อย่างไร และในกรณีศึกษาการพยากรณ์ราคาหุ้นไทย ผู้วิจัยนำ word2vec ไปใช้ร่วมกับโครงข่ายเชิงลึกอย่างไร

แนวตอบ

word2vec แทนคำด้วยเวกเตอร์หลายมิติโดยอาศัยสมมติฐานเชิงการกระจาย คำที่อยู่ในบริบทคล้ายกันจะมีเวกเตอร์ใกล้กัน ในกรณีศึกษาของ Leemakdej (2016) ผู้วิจัยใช้ Skip-gram (คำรอบข้าง 5 คำ เวกเตอร์ 100 มิติ) แปลงพาดหัวข่าว 15 คำเป็นอินพุต 1,500 ค่า จัดรูปเป็นเทนเซอร์ 10×10×15 แล้วป้อนเข้า CNN 8 ชั้นเพื่อทำนายทิศทางราคาหุ้นสภาพคล่องสูง 10 ตัวใน SET ผลพบว่ากลยุทธ์ซื้อขายภายใน 5 นาทีหลังข่าวให้ผลตอบแทนรวมราว 18.2% ต่อวัน บ่งชี้ว่าตลาดอาจไม่ได้มีประสิทธิภาพระดับกึ่งแกร่งในกรอบเวลาสั้น

3 เหตุใด LLM จึงเข้าใจบริบทได้ดีกว่า word2vec จงอธิบายบทบาทของกลไก Self-attention และความหมายของเวกเตอร์ตามบริบท

แนวตอบ

word2vec ให้เวกเตอร์คงที่หนึ่งเวกเตอร์ต่อคำ ไม่ว่าบริบทใด จึงแยกความกำกวมไม่ได้ ส่วน LLM ใช้ Self-attention ให้ทุกคำในประโยคให้น้ำหนักความสัมพันธ์กับคำอื่นได้พร้อมกัน ทำให้สร้าง **“เวกเตอร์ตามบริบท”** ที่เปลี่ยนตามคำแวดล้อม คำเดียวกันจึงมีความหมายต่างกันได้ตามประโยค ทำให้เข้าใจข้อความซับซ้อนอย่างรายงานการเงินได้ดีขึ้น

4 ในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วย TensorFlow เหตุใดจึงต้องแบ่งข้อมูลตามลำดับเวลา และเหตุใดจึงต้องคำนวณค่าทำให้เป็นมาตรฐานจากชุดฝึกเท่านั้น

แนวตอบ

ต้องแบ่งตามเวลา (อดีตฝึก อนาคตทดสอบ) เพื่อประเมินว่าทำนายอนาคตที่ยังไม่เคยเห็นได้จริงหรือไม่ ถ้าสุ่มสลับ แบบจำลองอาจ “แอบเห็นอนาคต” ทำให้ผลดีเกินจริง ส่วนการคำนวณค่าเฉลี่ย/ส่วนเบี่ยงเบนจากชุดฝึกเท่านั้น ก็เพื่อป้องกัน Data Leakage ไม่ให้ข้อมูลจากชุดทดสอบ (อนาคต) รั่วไหลเข้าสู่กระบวนการฝึก ซึ่งเป็นหลักการสำคัญอย่างยิ่งในงานพยากรณ์ทางการเงิน

หนังสือและเอกสารอ้างอิง

Abadi, M., et al. (2016). TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning. USENIX OSDI.

Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. Journal of Finance, 25(2), 383-417.

Google. (n.d.). Google Colaboratory. Rsetrieved from https://colab.research.google.com

LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based Learning Applied to Document Recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11), 2278-2324.

Leemakdej, Arnat (2019). Stock Price Prediction with Deep Learning. วารสารบริหารธุรกิจ, 42(163), 23-32.

Lewis, P., et al. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. NeurIPS.

Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. ICLR Workshop.

Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. JMLR, 15(1), 1929-1958.

Temsamani, D. (2025). The Agentic Bank: How AI and Intelligent Systems Are Redefining Finance. (ISBN 9798899655616).

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, ., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. NeurIPS.

ตำรา **Agentic AI สำหรับนักการเงิน** ที่ ศ.ดร.อาณัติ ลีมัคเดช พัฒนาขึ้น แก้ Pain Point นี้ เพราะเป็นการบูรณาการความรู้ทางด้าน AI โดยชี้ให้เห็นพัฒนาการเป็นลำดับขั้นตั้งแต่การเขียน Prompt ใน Generative AI ไปจนกระทั่งการสร้าง Workflow ของทีม Multi-Agent ใน Agentic AI พร้อมกันนี้ยังได้พัฒนาโครงงานขึ้นมาเป็นภาคปฏิบัติ เพื่อให้ผู้เรียนได้ทดลองพัฒนาโครงการจริง โดยเน้นการต่อยอดความรู้ทีละขั้น

รศ.ดร.สุรัตน์ ทีรฆากิบาล
คณบดี คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

หนังสือ **Agentic AI สำหรับนักการเงิน** เล่มนี้ มาถูกเวลา เพราะไม่ได้อธิบายเพียงแนวคิดของ AI แต่ค่อยๆ พาผู้อ่านตั้งแต่พื้นฐานของ Generative AI ไปจนถึงการออกแบบ AI Agent, Multi-Agent, Workflow Automation และโครงงานที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานการเงินจริงได้อย่างเป็นระบบ จึงเหมาะทั้งสำหรับผู้ที่เริ่มต้นศึกษา และผู้ที่ต้องการนำ AI ไปสร้างคุณค่าให้กับองค์กร

ผศ.ดร.กรินทร์ บุญเลิศวณิชย์
รองผู้จัดการใหญ่ ธนาคารกสิกรไทย

ในเล่มนี้คุณจะได้เรียนรู้

- 15 บท จากโครงข่ายประสาทเทียมและ Generative AI สู่ทีม Multi-Agent
- โครงงานภาคปฏิบัติ 6 โครงงาน: วิเคราะห์งบการเงินและ MD&A · NPV/IRR · ส่งคำสั่งซื้อขายผ่าน n8n · สินเชื่อเคหะ · วิเคราะห์หุ้น · นโยบายเงินปันผล
- กรอบธรรมาภิบาล การตรวจสอบซ้ำ และ Human-in-the-loop กำกับทุกโครงงาน
- แนวทาง Low-Code ด้วย n8n, OpenClaw, Claude และ Ollama พร้อมไฟล์ประกอบดาวน์โหลดได้ - ไม่จำเป็นต้องเป็นโปรแกรมเมอร์

เหมาะสำหรับนักศึกษา MBA และการเงิน นักวิเคราะห์ ผู้ตรวจสอบ และผู้บริหารสถาบันการเงิน

ISBN 978-616-92877-1-1
9 786169 287711
ราคา 790 บาท