ภาคผนวก ข

ตัวอย่างชุดสื่อการสอน

ใบงานที่ 1 การวิเคราะห์และจำแนกประเภทเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

วัตถุประสงค์การเรียนรู้

1. อธิบายข้อแตกต่างประเภทของปัญญาประดิษฐ์ได้ถูกต้อง
2. เลือกวิธีการแก้ปัญหาระหว่าง Traditional Programming กับ Machine Learning ได้อย่างเหมาะสม
3. บอกปัจจัยความสำเร็จของปัญญาประดิษฐ์ (The AI Trinity) ได้ครบถ้วน

เครื่องมือและอุปกรณ์

1. เอกสารใบความรู้หน่วยที่ 1
2. แบบฟอร์มบันทึกผลการปฏิบัติงาน (ท้ายใบงาน)
3. เครื่องคอมพิวเตอร์หรืออุปกรณ์สำหรับสืบค้นข้อมูล

ลำดับขั้นตอนการปฏิบัติงาน

คำชี้แจง: ให้ผู้เรียนปฏิบัติตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขั้นตอนที่ 1: การแยกข้อแตกต่างประเภท AI (AI Classification)

1. ศึกษาเนื้อหาเรื่องระดับความสามารถของ AI ในใบความรู้
2. อธิบายประเภทของ AI ได้ถูกต้องบันทึกผลในตารางที่ 1.1
3. วิเคราะห์ความสามารถของระบบในแต่ละข้อ

ขั้นตอนที่ 2: การเลือกวิธีแก้ปัญหา (Method Selection)

1. พิจารณาโจทย์ปัญหาในตารางบันทึกผลที่ 1.2
2. พิจารณาเปรียบเทียบลักษณะของปัญหาว่าเป็นกฎเกณฑ์ตายตัว หรือมีความซับซ้อน
3. เลือกวิธีการระหว่าง "Traditional Programming" หรือ "Machine Learning" โดยทำเครื่องหมาย ✓ ลงในตาราง

ขั้นตอนที่ 3: การสรุปปัจจัยความสำเร็จ (Success Factors)

1. ทบทวนเนื้อหาเรื่อง "การตื่นรู้ใหม่ของ AI" (AI Renaissance)
2. สรุปปัจจัยหลัก 3 ประการ (The AI Trinity) และ เขียนลงในช่องว่างสรุปผล

แบบบันทึกผลการปฏิบัติงาน

ตารางที่ 1.1: อธิบายข้อแตกต่างประเภท AI

ประเภท	อธิบาย
1. ANI	
2. AGI	
3. ASI	

ตารางที่ 1.2: ผลการเลือกวิธีแก้ปัญหา

โจทย์ปัญหา	Traditional	Machine Learning	เหตุผลสั้นๆ
1. คำนวณเกรด (คะแนน > 80 ได้ A)	☐	☐	
2. แยกภาพหมากับแมว	☐	☐	
3. คำนวณภาษี 7%	☐	☐	

สรุปผล: ปัจจัยความสำเร็จ (The AI Trinity) ประกอบด้วย:

1. ....
2. ....
3. ....

ใบความรู้ที่ 1 พื้นฐานเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์

วัตถุประสงค์การเรียนรู้

1. เพื่อให้เข้าใจเกี่ยวกับความหมายและวิวัฒนาการของปัญญาประดิษฐ์
2. เพื่อให้เข้าใจความแตกต่างระหว่างเทคโนโลยี AI, Machine Learning และ Deep Learning
3. เพื่อให้เข้าใจรูปแบบการเรียนรู้ของ Machine Learning และแนวคิดพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

1. บทนำสู่นิยามและปรัชญาของ AI (Introduction to AI Definitions & Philosophy)

การทำความเข้าใจปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ไม่ใช่เพียงการเรียนรู้เครื่องมือทางเทคนิคหรือการเขียนโค้ด แต่จำเป็นต้องเริ่มต้นจากการตั้งคำถามเชิงปรัชญาและนิยามศัพท์ที่นักวิชาการได้ถกเถียงกันมานานกว่าครึ่งศตวรรษ คำว่า "ปัญญา" (Intelligence) ในบริบทของเครื่องจักรมีความหมายที่ซับซ้อนและลึกซึ้ง การนิยาม AI จึงไม่ได้มีเพียงหนึ่งเดียว แต่สามารถจำแนกออกได้ตามเป้าหมายและวิธีการเข้าถึงปัญหาซึ่งสะท้อนถึงวิวัฒนาการทางความคิดของมนุษยชาติในการพยายามสร้างสิ่งที่มีความฉลาดเทียบเท่าตนเอง

1.1. นิยามของปัญญาประดิษฐ์ (Defining AI)

ในตำรามาตรฐานระดับโลกอย่าง *Artificial Intelligence: A Modern Approach* โดย Stuart Russell และ Peter Norvig ได้จำแนกนิยามของ AI ออกเป็น 4 มิติหลัก ซึ่งสะท้อนถึงแนวคิดที่แตกต่างกันในการพัฒนาและวัดผลความสำเร็จของ AI การแบ่งหมวดหมู่นี้ช่วยให้เราเข้าใจว่านักวิจัยแต่ละกลุ่มกำลังมุ่งเน้นไปที่จุดประสงค์ใด

1.1.1. มิติด้านกระบวนการคิดและเหตุผล (Thought Processes and Reasoning)

มิตินี้มุ่งเน้นไปที่ "สิ่งที่เกิดขึ้นภายใน" (Internal Processes) ของระบบ ว่าระบบมีการประมวลผลข้อมูลอย่างไร

การคิดเหมือนมนุษย์ (Thinking Humanly): แนวทางนี้เปรียบเสมือนการนำเอากระบวนการทางวิทยาศาสตร์พุทธิปัญญา (Cognitive Science) มาประยุกต์ใช้ เป้าหมายคือการสร้างระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถเลียนแบบกระบวนการทำงานของสมองและจิตใจของมนุษย์ได้อย่างสมบูรณ์ ไม่ใช่แค่ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง แต่ต้องได้มาซึ่งคำตอบนั้นด้วยวิธีการที่สอดคล้องกับกลไกทางธรรมชาติของมนุษย์ เช่น การเชื่อมโยงความจำ (Association), การเรียนรู้จากการสังเกต, และการตัดสินใจภายใต้ความไม่แน่นอน นักวิจัยในสายนี้มักใช้เทคนิคการตรวจสอบภายใน (Introspection) และการทดลองทางจิตวิทยาเพื่อถอดรหัสกระบวนการคิดของมนุษย์ แล้วนำมาสร้างเป็นโมเดลทางคอมพิวเตอร์ ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ในยุคแรกเริ่มก็ได้รับแรงบันดาลใจจากความพยายามที่จะจำลองโครงสร้างทางชีวภาพของสมอง

การคิดอย่างมีเหตุผล (Thinking Rationally): แนวทางนี้ยึดหลัก "กฎแห่งความคิด" (Laws of Thought) หรือตรรกศาสตร์ (Logic) เป็นรากฐานสำคัญ แนวคิดนี้สืบทอดมาจากปรัชญากรีกโบราณอย่างอริสโตเติล ผู้พยายามบัญญัติกฎของการคิดที่ถูกต้องผ่านตรรกบท (Syllogisms) ตัวอย่างคลาสสิกคือ "โสกราตีสเป็นมนุษย์ มนุษย์ทุกคนต้องตาย ดังนั้นโสกราตีสต้องตาย" เป้าหมายของ AI ในกลุ่มนี้คือการสร้างระบบที่สามารถแก้ปัญหาและหาข้อสรุปที่ถูกต้องทางตรรกะได้เสมอจากข้อเท็จจริงที่ป้อนให้ อย่างไรก็ตาม แนวทางนี้เผชิญกับข้อจำกัดสำคัญสองประการ คือ (1) ความยากในการแปลงความรู้ที่ซับซ้อนและคลุมเครือในโลกจริงให้อยู่ในรูปสัญลักษณ์ทางตรรกะที่แน่นอน และ (2) ปัญหาความซับซ้อนในการคำนวณ (Computational Complexity) เมื่อจำนวนข้อเท็จจริงเพิ่มขึ้นมหาศาล

1.1.2. มิติด้านพฤติกรรมและการกระทำ (Behavior and Action)

มิตินี้มุ่งเน้นไปที่ "ผลลัพธ์ภายนอก" (External Behavior) ว่าระบบแสดงออกอย่างไร โดยไม่สนใจว่ากระบวนการภายในจะเป็นเช่นไร

การกระทำเหมือนมนุษย์ (Acting Humanly): นิยามนี้ให้ความสำคัญกับการที่เครื่องจักรสามารถแสดงพฤติกรรมจนมนุษย์แยกไม่ออกว่ากำลังสื่อสารกับเครื่องจักรหรือมนุษย์ด้วยกันเอง แนวคิดนี้เป็นรากฐานของการทดสอบทัวริง (Turing Test) ซึ่งเน้นความสามารถในการสื่อสารภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing), การรับรู้และเรียนรู้ (Machine Learning), การจดจำภาพ (Computer Vision) และการเคลื่อนไหว (Robotics) เพื่อให้กลมกลืนกับมนุษย์ แนวทางนี้ไม่ได้บังคับว่าเครื่องจักรต้อง "คิด" เหมือนมนุษย์จริงๆ เพียงแต่ต้อง "แสดงออก" ให้เหมือนก็พอ

การกระทำอย่างมีเหตุผล (Acting Rationally): นี่คือนิยามที่ได้รับการยอมรับและใช้กันแพร่หลายที่สุดในงานวิศวกรรมและวิทยาการคอมพิวเตอร์ยุคปัจจุบัน แนวทางนี้มอง AI ในฐานะ "ตัวแทนที่มีเหตุผล" (Rational Agent) ซึ่งหมายถึงระบบที่กระทำการใดๆ เพื่อให้บรรลุเป้าหมายสูงสุด (Maximize Expected Utility) ภายใต้ข้อมูล ทรัพยากร และข้อจำกัดที่มีอยู่ ความแตกต่างสำคัญระหว่าง "การคิดอย่างมีเหตุผล" กับ "การกระทำอย่างมีเหตุผล" คือ การกระทำอย่างมีเหตุผลไม่จำเป็นต้องเกิดจากการคิดหรือตรรกะ

เสมอไป ตัวอย่างเช่น ปฏิกิริยารีเฟล็กซ์ (Reflex) เมื่อมือสัมผัสของร้อนแล้วชักออกทันที ถือเป็นการกระทำที่เหตุผล (เพื่อความอยู่รอด) แต่ไม่ได้ผ่านกระบวนการคิดเชิงตรรกะที่ซับซ้อน นอกจากนี้ มนุษย์เองบางครั้งก็ตัดสินใจด้วยอารมณ์ซึ่งอาจไม่สมเหตุสมผล (Irrational) ดังนั้น Agent ที่ดีในนิยามนี้จึงอาจตัดสินใจได้ดีกว่ามนุษย์ในบางสถานการณ์

1.1.3. ความแตกต่างระหว่าง Program ทั่วไป vs AI (Rule-based vs Data-driven)

การเข้าใจ AI จำเป็นต้องแยกแยะความแตกต่างเชิงปรัชญาและเทคนิคระหว่างการเขียนโปรแกรมแบบดั้งเดิม (Traditional Programming) กับระบบปัญญาประดิษฐ์สมัยใหม่ (Machine Learning) ซึ่งถือเป็นการเปลี่ยนกระบวนทัศน์ (Paradigm Shift) ครั้งสำคัญของโลกเทคโนโลยี

คุณลักษณะ	การเขียนโปรแกรมทั่วไป (RULE-BASED / TRADITIONAL)	ปัญญาประดิษฐ์ (DATA-DRIVEN / MACHINE LEARNING)
กระบวนการทำงาน	มนุษย์เป็นผู้กำหนดกฎ (Rules) และตรรกะทั้งหมดอย่างชัดเจน (Explicit Programming)	มนุษย์ป้อนข้อมูล (Data) และคำตอบ (Output) ให้ระบบค้นหากฎความสัมพันธ์ด้วยตนเอง
สมการพื้นฐาน	Input + Rules = Output	Input + Output = Rules (Model)
ความยืดหยุ่น	ต่ำ: ทำงานได้ดีเฉพาะในเงื่อนไขที่ถูกเขียนไว้ล่วงหน้า หากเจอสถานการณ์ใหม่ที่ไม่ตรงเงื่อนไข โปรแกรมมักจะล้มเหลว	สูง: สามารถเรียนรู้และปรับตัวกับข้อมูลใหม่ๆ ได้ (Generalization) แม้เป็นข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน
ความเหมาะสม	งานที่มีกฎตายตัว ชัดเจน และไม่ซับซ้อน เช่น ระบบคำนวณภาษี, ระบบตัดเกรด	งานที่มีความซับซ้อนสูง มีความคลุมเครือ หรือไม่สามารถเขียนกฎได้ครอบคลุม เช่น การจดจำใบหน้า, การแปลภาษา
การบำรุงรักษา	ต้องแก้โค้ดและเพิ่มเงื่อนไข if-else ด้วยมือเมื่อต้องการปรับปรุง	ทำการเทรนโมเดลใหม่ (Retrain) ด้วยข้อมูลชุดใหม่เพื่อให้ระบบฉลาดขึ้นโดยอัตโนมัติ

1.2. การทดสอบทัวริง (The Turing Test)

ในปี ค.ศ. 1950 อลัน ทัวริง (Alan Turing) บิดาแห่งวิทยาการคอมพิวเตอร์สมัยใหม่ ได้ตีพิมพ์บทความวิชาการระดับตำนานชื่อ "Computing Machinery and Intelligence" ในวารสาร Mind เขาเริ่มต้นด้วยคำถามที่ท้าทายปรัชญาตะวันตกในขณะนั้นว่า "เครื่องจักรคิดได้หรือไม่?" (Can machines think?) แทนที่จะพยายามนิยามคำว่า "คิด" ซึ่งเป็นเรื่องนามธรรม ทัวริงเสนอให้เปลี่ยนคำถามเป็นการทดสอบเชิงพฤติกรรมที่วัดผลได้จริง ซึ่งต่อมาเรียกว่า "The Imitation Game" หรือการทดสอบทัวริง

1.2.1. หลักการทดสอบ (Imitation Game)

การทดสอบถูกออกแบบให้มีความเป็นปรนัยโดยตัดปัจจัยทางกายภาพออกไป องค์ประกอบของการทดสอบประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่:

1. ผู้สอบถาม (Interrogator): เป็นมนุษย์ที่ทำหน้าที่ตั้งคำถาม
2. ผู้ถูกทดสอบฝ่ายมนุษย์ (Human Responder): มนุษย์จริง
3. ผู้ถูกทดสอบฝ่ายเครื่องจักร (Machine Responder): ระบบ AI

กระบวนการทดสอบกำหนดให้ผู้สอบถามถูกแยกห้องจากผู้ถูกทดสอบทั้งสองฝ่าย และทำการสื่อสารผ่านข้อความตัวอักษร (Text-based interaction) เท่านั้น เพื่อไม่ให้รูปลักษณ์หรือเสียงเป็นตัวตัดสิน หน้าที่ของผู้สอบถามคือการระบุให้ได้ว่าฝ่ายใดคือมนุษย์และฝ่ายใดคือเครื่องจักร ในขณะที่หน้าที่ของเครื่องจักรคือการหลอกล่อและเลียนแบบคำตอบของมนุษย์ให้แนบเนียนที่สุด หากหลังจากช่วงเวลาหนึ่ง ผู้สอบถามไม่สามารถระบุตัวตนได้ถูกต้อง (มีอัตราความแม่นยำไม่ต่างจากการเดาสุ่ม) จะถือว่าเครื่องจักรนั้นผ่านการทดสอบทัวริงและมีปัญญาในระดับที่เทียบเคียงได้กับมนุษย์ในเชิงพฤติกรรม

1.2.2. ข้อโต้แย้งและข้อจำกัดของ Turing Test ในปัจจุบัน

แม้การทดสอบทัวริงจะเป็นหมุดหมายสำคัญในประวัติศาสตร์ AI แต่ในมุมมองปัจจุบัน มันถูกวิพากษ์วิจารณ์และลดความสำคัญลงด้วยหลายเหตุผล:

1. ข้อโต้แย้งเรื่องห้องภาษาจีน (The Chinese Room Argument): ในปี 1980 นักปรัชญา John Searle ได้นำเสนอการทดลองทางความคิดเพื่อหักล้างแนวคิดที่ว่าการผ่าน Turing Test เท่ากับความเข้าใจ โดยสมมติว่ามีคนอยู่ในห้องปิดทึบพร้อมกับคู่มือภาษาจีนขนาดใหญ่ เมื่อมีคนส่งกระดาษคำถามภาษาจีนเข้ามา คนในห้องสามารถเปิดคู่มือและคัดลอกคำตอบภาษาจีนส่งกลับออกไปได้ถูกต้องทุกประการโดยที่เขา "ไม่เข้าใจภาษาจีนเลยแม้แต่นิดเดียว" การทดลองนี้ชี้ให้เห็นว่า AI อาจทำได้เพียง "การจัดการสัญลักษณ์" (Symbol Manipulation) ตามกฎไวยากรณ์ (Syntax) โดยปราศจาก "ความเข้าใจความหมาย" (Semantics) หรือความตระหนักรู้ (Consciousness)
2. การวัดความสามารถในการหลอกลวง (Deception vs Intelligence): การผ่าน Turing Test อาจหมายถึงความสามารถของ AI ในการโกหกหรือแสร้งทำเป็นมีข้อบกพร่องแบบมนุษย์ (เช่น พิมพ์ผิด หรือตอบช้าๆ) มากกว่าจะเป็นการวัดความฉลาดทางปัญญาจริงๆ ตัวอย่างเช่น Chatbot บางตัวชนะการประกวด Loebner Prize ด้วยการแสร้งทำเป็นเด็กวัยรุ่นที่มีความรู้จำกัด เพื่อเลี่ยงการตอบคำถามยากๆ
3. ข้อจำกัดของขอบเขต: Turing Test เน้นเฉพาะความฉลาดทางภาษา (Linguistic Intelligence) แต่ละเลยความฉลาดด้านอื่นๆ ที่สำคัญ เช่น การรับรู้ภาพ (Visual Perception), ความฉลาดทางกายภาพ (Physical/Motor Skills), หรือความคิดสร้างสรรค์ ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญของ AGI ในปัจจุบัน

1.3. ระดับขั้นของปัญญาประดิษฐ์ (Classification by Capability)

เพื่อให้เห็นภาพวิวัฒนาการและขีดความสามารถของ AI ในปัจจุบันและอนาคต เราสามารถแบ่งระดับความฉลาดออกเป็น 3 ขั้นตามศักยภาพในการทำงาน

1.3.1. ANI (Artificial Narrow Intelligence) – ปัญญาประดิษฐ์เชิงแคบ

ANI หรือที่เรียกว่า "Weak AI" คือระดับของ AI ทั้งหมดที่มีอยู่ในโลก ณ ปัจจุบัน (รวมถึง ChatGPT, Gemini, AlphaGo)

ลักษณะเด่น: มีความเชี่ยวชาญเป็นเลิศเฉพาะด้าน (Specialized) สามารถทำงานเฉพาะอย่างได้ดีกว่ามนุษย์ แต่ขาดความยืดหยุ่น (Rigid)

ตัวอย่าง:

- **AlphaGo:** เป็นเลิศในการเล่นหมากล้อมจนชนะแชมป์โลก แต่ไม่สามารถเล่นหมากรุกได้ (หากไม่ได้รับการฝึกใหม่) และไม่รู้วิธีการใช้ชีวิตในโลกจริง
- **Search Engine (Google):** สามารถค้นหาข้อมูลจากเอกสารพันล้านฉบับในเสี้ยววินาที แต่ไม่มีความเข้าใจความหมายเชิงลึกของเนื้อหาที่ค้นหา
- **Siri / Alexa:** สามารถตอบสนองคำสั่งเสียงที่ตั้งโปรแกรมไว้ แต่ไม่สามารถสนทนาในหัวข้อเชิงปรัชญาหรืออารมณ์ความรู้สึกได้อย่างลึกซึ้ง

ข้อจำกัด: ไม่สามารถถ่ายโอนความรู้ข้ามโดเมนได้ (Lack of Transfer Learning) และทำงานได้ดีเฉพาะภายใต้ขอบเขตและกติกาที่กำหนดไว้ (Pre-defined parameters)

1.3.2. AGI (Artificial General Intelligence) – ปัญญาประดิษฐ์ทั่วไป

AGI หรือ "Strong AI" คือ "จอกศักดิ์สิทธิ์" (Holy Grail) หรือเป้าหมายสูงสุดของการวิจัย AI หมายถึงระบบที่มีความฉลาดเทียบเท่ามนุษย์ในทุกมิติ

คุณสมบัติที่ต้องมี:

- **Common Sense:** ความเข้าใจสามัญสำนึกเกี่ยวกับกฎของโลกกายภาพ ความสัมพันธ์ทางสังคม และบริบททางวัฒนธรรม
- **Creativity:** ความคิดสร้างสรรค์ในการแก้ปัญหาใหม่ๆ ที่ไม่เคยพบเจอมาก่อน (Novel situations)
- **Transfer Learning:** ความสามารถในการนำทักษะหรือความรู้จากเรื่องหนึ่งไปประยุกต์ใช้กับอีกเรื่องหนึ่งที่แตกต่างกันอย่างสิ้นเชิง เช่น มนุษย์ที่เรียนรู้วิธีการขับรถสามารถนำทักษะการกะระยะและการทรงตัวไปปรับใช้กับการขับเรือได้

สถานะปัจจุบัน: ยังเป็นเพียงแนวคิดและเป้าหมายการวิจัย แม้โมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLMs) รุ่นใหม่จะเริ่มแสดงศักยภาพบางอย่างที่เข้าใกล้ AGI แต่ก็ยังขาดความเข้าใจบริบทที่แท้จริง

1.3.3. ASI (Artificial Super Intelligence) – ปัญญาประดิษฐ์ขั้นสูงสุด

ASI คือสภาวะทางทฤษฎีที่ AI มีความฉลาดเหนือกว่ามนุษย์ที่ฉลาดที่สุดในประวัติศาสตร์ในทุกๆ ด้าน ทั้งด้านวิทยาศาสตร์ ศิลปะ และทักษะทางสังคม

แนวคิดเรื่อง Singularity (จุดเอกภาวะทางเทคโนโลยี): นักอนาคตศาสตร์อย่าง Ray Kurzweil และนักปรัชญา Nick Bostrom ได้เสนอแนวคิดที่ว่า เมื่อเราสามารถสร้าง AGI ได้สำเร็จ AGI นั้นจะมีความสามารถในการวิจัยและพัฒนาตนเอง (Recursive Self-Improvement) ซึ่งจะนำไปสู่การปรับปรุงโค้ดของตัวเองให้ฉลาดขึ้นเรื่อยๆ ในอัตราเร่ง (Exponential) จนเกิดปรากฏการณ์ "การระเบิดของสติปัญญา" (Intelligence Explosion)

ความเสี่ยงและโอกาส: ASI อาจเป็นกุญแจสำคัญในการไขปริศนาที่มนุษย์แก้ไม่ได้ เช่น การรักษาโรคมะเร็ง การแก้ปัญหาโลกร้อน หรือการเดินทางข้ามจักรวาล แต่ในขณะเดียวกันก็มีความเสี่ยงที่มนุษย์จะไม่สามารถควบคุมหรือเข้าใจตรรกะการตัดสินใจของ ASI ได้ ซึ่งนำไปสู่คำถามทางจริยธรรมที่สำคัญเกี่ยวกับความอยู่รอดของเผ่าพันธุ์มนุษย์

2. วิวัฒนาการและประวัติศาสตร์ (History & Evolution)

ประวัติศาสตร์ของ AI เปรียบเสมือนคลื่นที่มีขึ้นและลงอย่างรุนแรง เต็มไปด้วยวัฏจักรของ "ความคาดหวังที่สูงลิ่ว" (Hype) และ "ความผิดหวังที่รุนแรง" (Disillusionment) การเรียนรู้ประวัติศาสตร์เหล่านี้ช่วยให้เราเข้าใจสถานะปัจจุบันอย่างรู้เท่าทันและไม่ตื่นตระหนกกับกระแสเทคโนโลยีจนเกินไป

2.1. ยุคบุกเบิก (The Birth of AI: 1950s)

2.1.1. Dartmouth Workshop (1956) และการบัญญัติศัพท์

จุดกำเนิดอย่างเป็นทางการของศาสตร์ AI เกิดขึ้นในฤดูร้อนปี ค.ศ. 1956 ณ วิทยาลัยดาร์ตมัธ (Dartmouth College) การประชุมเชิงปฏิบัติการนี้จัดโดยกลุ่มนักวิชาการรุ่นใหม่ไฟแรง ได้แก่ John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester และ Claude Shannon

- **การบัญญัติศัพท์:** John McCarthy เป็นผู้เสนอให้ใช้คำว่า **"Artificial Intelligence"** เป็นครั้งแรกในการประชุมนี้ เพื่อสร้างเอกลักษณ์ให้กับสาขาวิชานี้และแยกตัวออกจากศาสตร์ Cybernetics ที่มีอยู่เดิม
- **สมมติฐานที่กล้าหาญ:** ข้อเสนอโครงการระบุสมมติฐานหลักว่า *"ทุกแง่มุมของการเรียนรู้หรือคุณลักษณะอื่นๆ ของความฉลาด สามารถอธิบายได้อย่างแม่นยำจนเครื่องจักรสามารถจำลองมัน*

ได้" (Every aspect of learning... can be so precisely described that a machine can be made to simulate it)

- **บรรยากาศแห่งความหวัง:** ผู้เข้าร่วมประชุมในยุคนั้นเต็มไปด้วยความเชื่อมั่น (Optimism) อย่างแรงกล้า พวกเขาเชื่อว่าปัญหาเรื่องปัญญาประดิษฐ์เป็นปัญหาที่สามารถแก้ไขได้ด้วยตรรกะและคณิตศาสตร์ และคาดการณ์ว่าจะสามารถสร้างเครื่องจักรที่คิดได้เหมือนมนุษย์ภายในเวลาเพียงหนึ่งชั่วคน

2.1.2. Perceptron ยุคแรก (1958)

สองปีต่อมา Frank Rosenblatt นักจิตวิทยาจาก Cornell Aeronautical Laboratory ได้ประดิษฐ์ "Perceptron" ซึ่งเป็นโมเดลจำลองเซลล์ประสาทเทียม (Artificial Neuron) รุ่นแรกที่สามารถเรียนรู้ได้จากข้อมูล

- **นวัตกรรม:** Perceptron ไม่ได้เป็นเพียงซอฟต์แวร์ แต่ถูกสร้างเป็นเครื่องจักรฮาร์ดแวร์ขนาดใหญ่ (Mark I Perceptron) ที่ประกอบด้วยมอเตอร์และสายไฟพันกันยุ่งเหยิงเพื่อจำลองการเชื่อมต่อของเซลล์ประสาท มันมีความสามารถในการเรียนรู้ที่จะแยกแยะรูปทรงเรขาคณิตง่ายๆ ผ่านกล้องความละเอียด 20x20 พิกเซล
- **ความคาดหวังของสื่อ:** หนังสือพิมพ์ *The New York Times* พาดหัวข่าวจากการแถลงข่าวของกองทัพเรือสหรัฐฯ ว่า Perceptron คือ *"ต้นอ่อนของคอมพิวเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ที่คาดว่าจะสามารถเดิน พูด เห็น เขียน สืบพันธุ์ และมีความตระหนักรู้ถึงการมีอยู่ของตนเองได้"* ซึ่งเป็นการสร้างความคาดหวังที่สูงเกินความเป็นจริงไปมหาศาล

2.2. ยุคฤดูหนาวของ AI (The AI Winter)

ความเชื่อมั่นในยุคแรกเริ่มพังทลายลงเมื่อนักวิจัยเผชิญกับ "กำแพงแห่งความเป็นจริง" ความล้มเหลวในการส่งมอบสิ่งที่สัญญาไว้นำไปสู่ยุคมืดที่เงินทุนวิจัยถูกตัดและคำว่า AI กลายเป็นคำต้องห้ามในวงการวิชาการ ซึ่งเกิดขึ้นหลักๆ 2 ช่วงเวลา

2.2.1. สาเหตุ: ความคาดหวังเกินจริง vs ข้อจำกัดทางเทคนิค

1. Overpromising (การสัญญาเกินจริง): นักวิจัยในยุคนั้นให้สัญญาที่เกินความสามารถของเทคโนโลยี เช่น การสร้างระบบแปลภาษาอัตโนมัติที่สมบูรณ์แบบในช่วงสงครามเย็น แต่ผลลัพธ์ที่ได้กลับเต็มไปด้วยความผิดพลาดทางไวยากรณ์และความหมายที่น่าขบขัน (เช่น รายงาน ALPAC ในปี 1966 ที่ระบุว่า Machine Translation ล้มเหลวและไม่คุ้มค่าการลงทุน)
2. Minsky & Papert Critique (1969): จุดเปลี่ยนสำคัญเกิดขึ้นเมื่อ Marvin Minsky และ Seymour Papert ตีพิมพ์หนังสือชื่อ Perceptrons ที่พิสูจน์ทางคณิตศาสตร์ว่า Perceptron แบบชั้นเดียว (Single-layer) มีข้อจำกัดร้ายแรง คือไม่สามารถแก้ปัญหาตรรกะพื้นฐานอย่าง XOR (Exclusive OR) ได้

การพิสูจน์นี้ทำให้นักวิจัยมองไม่เห็นทางไปต่อของ Neural Networks ส่งผลให้งานวิจัยด้านนี้ถูกแช่แข็งไปนานกว่าทศวรรษ

3. Combinatorial Explosion (การระเบิดของความน่าจะเป็น): อัลกอริทึมในยุคแรกทำงานได้ดีกับปัญหาขนาดเล็กในห้องทดลอง (Toy Problems) แต่เมื่อนำมาใช้กับปัญหาในโลกจริงที่มีความซับซ้อน จำนวนความเป็นไปได้ในการคำนวณจะเพิ่มขึ้นแบบทวีคูณจนคอมพิวเตอร์ในยุคนั้นไม่สามารถประมวลผลได้ทัน

2.2.2. ผลกระทบและการเกิดครั้งที่ 1 และ 2

- AI Winter ครั้งที่ 1 (1974-1980): เกิดขึ้นหลังจากการตีพิมพ์ Lighthill Report (1973) ในสหราชอาณาจักร ซึ่งวิจารณ์ว่า AI ล้มเหลวในการสร้างประโยชน์ที่เป็นรูปธรรม รัฐบาลทั่วโลกตัดงบประมาณวิจัยอย่างรุนแรง
- AI Winter ครั้งที่ 2 (1987-1993): เกิดขึ้นหลังจากการล่มสลายของตลาด "Expert Systems" (ระบบผู้เชี่ยวชาญ) และเครื่องคอมพิวเตอร์ Lisp Machine ราคาแพง บริษัท AI จำนวนมากปิดตัวลงเพราะระบบดูแลรักษายาก เปราะบาง และไม่คุ้มทุนเมื่อเทียบกับคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล (PC) ที่เริ่มแพร่หลาย

2.3. การตื่นรู้ใหม่ (The Renaissance)

AI กลับมาผงาดอย่างยิ่งใหญ่และมั่นคงในศตวรรษที่ 21 ผ่านความสำเร็จที่เป็นรูปธรรมใน 3 เหตุการณ์สำคัญ ซึ่งแต่ละเหตุการณ์สะท้อนถึงพัฒนาการที่แตกต่างกัน

2.3.1. Deep Blue (1997) - ชัยชนะของพลังประมวลผล (Brute Force)

เหตุการณ์ที่คอมพิวเตอร์ Deep Blue ของ IBM สามารถเอาชนะ Garry Kasparov แชมป์โลกหมากรุกได้เป็นครั้งแรก ถือเป็นข่าวดังไปทั่วโลก แต่ในมุมมองทางเทคนิค นี่ไม่ใช่ชัยชนะของ "การเรียนรู้" แต่เป็นชัยชนะของ Brute Force Search และฮาร์ดแวร์ Deep Blue ใช้พลังการคำนวณมหาศาลในการค้นหาหมากที่เป็นไปได้ล่วงหน้าหลายล้านตาเดินร่วมกับการใช้ฟังก์ชันประเมิน (Evaluation Function) ที่ปรับแต่งโดยมนุษย์ผู้เชี่ยวชาญ มันคือจุดสูงสุดของ Symbolic AI (GOFAI - Good Old-Fashioned AI) แต่ยังขาดความยืดหยุ่น

2.3.2. ImageNet (2012) - การเริ่มต้นใช้ Deep Learning

จุดเปลี่ยนที่แท้จริงที่นำไปสู่ยุคทองของ AI ในปัจจุบัน (The Deep Learning Boom) เกิดขึ้นในการแข่งขัน ImageNet ปี 2012 เมื่อทีม SuperVision นำโดย Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever และ Geoffrey Hinton เปิดตัวโมเดลชื่อ AlexNet

ผลลัพธ์: AlexNet สามารถลดอัตราความผิดพลาดในการจำแนกภาพลงได้อย่างเหลือเชื่อจากระดับปกติที่ 26% เหลือเพียง 15.3% ทิ้งห่างคู่แข่งแบบไม่เห็นฝุ่น

ความสำคัญ: เหตุการณ์นี้พิสูจน์ให้โลกเห็นว่า Neural Network แบบหลายชั้น (Deep Learning) เมื่อทำงานบนหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) และได้รับการฝึกฝนด้วยข้อมูลขนาดใหญ่ (Big Data) มีประสิทธิภาพเหนือกว่าอัลกอริทึมที่มนุษย์เขียนกฎขึ้นเอง (Hand-crafted features) อย่างสิ้นเชิง

2.3.3. AlphaGo (2016) - ชัยชนะของ Reinforcement Learning

AlphaGo ของ Google DeepMind เอาชนะ Lee Sedol แชมป์โลกหมากล้อม (Go) ซึ่งเป็นเกมที่มีความซับซ้อนและความเป็นไปได้มากกว่าจำนวนอะตอมในจักรวาล จนวิธี Brute Force แบบ Deep Blue ไม่สามารถใช้ได้

ความสำคัญของ Move 37: ในกระดานที่ 2 AlphaGo ได้เดินหมากตำแหน่งที่ 37 ซึ่งเป็นตาเดินที่แหวกแนวและขัดกับตำราหมากล้อมนับพันปี ผู้บรรยายและเซียนหมากต่างมองว่าเป็นความผิดพลาด (Error) ของระบบ แต่ในที่สุดหมากตานั้นกลับกลายเป็นกุญแจสำคัญที่นำไปสู่ชัยชนะ เหตุการณ์ "Move 37" นี้มีความหมายเชิงปรัชญาอย่างลึกซึ้ง เพราะมันสะท้อนว่า AI ไม่ได้แค่จดจำข้อมูลจากมนุษย์ แต่มี "ความคิดสร้างสรรค์" (Creativity) และ "สัญชาตญาณ" (Intuition) ในรูปแบบของตัวเองที่เกิดจากการเรียนรู้เชิงเสริมแรง (Reinforcement Learning) ซึ่งมนุษย์ไม่เคยสอน

3. การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

3.1. นิยาม Machine Learning

Machine Learning (ML) คือสาขาย่อยของ AI ที่มุ่งเน้นการพัฒนาระบบที่สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานได้ด้วยตนเองผ่านประสบการณ์ (Experience) หรือข้อมูล โดยไม่ต้องใช้การเขียนโปรแกรมสั่งงานทุกขั้นตอน (Explicitly programmed)

ความแตกต่างจาก Traditional Programming:

- *Traditional:* เราป้อน "ข้อมูล" (Data) และ "กฎ" (Rules) เพื่อให้ได้ "คำตอบ" (Output)
- *Machine Learning:* เราป้อน "ข้อมูล" และ "คำตอบ" เพื่อให้คอมพิวเตอร์สร้าง "กฎ" (Model) ขึ้นมาเอง กระบวนการนี้ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถจัดการกับงานที่มีความซับซ้อนสูงซึ่งมนุษย์ไม่สามารถอธิบายเป็นกฎเกณฑ์ที่ชัดเจนได้ เช่น การบอกความแตกต่างระหว่างแมวกับหมา

3.2. Supervised Learning (การเรียนรู้แบบมีผู้สอน)

รูปแบบการเรียนรู้ที่แพร่หลายที่สุดในปัจจุบัน เปรียบเสมือนการเรียนที่มีครูคอยเฉลยคำตอบ

กระบวนการ: โมเดลจะเรียนรู้จาก Labeled Data (ข้อมูลที่มีป้ายกำกับเฉลยไว้แล้ว) โดยพยายามหาความสัมพันธ์ (Mapping Function) ระหว่าง Input (X) และ Output (Y) เพื่อให้สามารถทำนาย Output ของข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้

ประเภทงาน:

- **Regression (การถดถอย):** การทำนายค่าตัวเลขต่อเนื่อง เช่น การทำนายราคาบ้านจากพื้นที่ใช้สอย การทำนายยอดขายจากงบโฆษณา [(EP 9)]
- **Classification (การจำแนกประเภท):** การทำนายหมวดหมู่ เช่น การแยกว่าอีเมลเป็น Spam หรือไม่, การวินิจฉัยโรคจากภาพ X-ray, การแปลงลายมือเขียนเป็นตัวอักษร

3.3. Unsupervised Learning (การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน)

รูปแบบการเรียนรู้ที่ไม่มีเฉลยให้ เปรียบเสมือนการให้เด็กสังเกตโลกด้วยตัวเองเพื่อหาแบบแผน

กระบวนการ: โมเดลเรียนรู้จาก Unlabeled Data เป้าหมายคือการค้นหาโครงสร้างที่ซ่อนอยู่ (Hidden Structures) หรือรูปแบบ (Patterns) ในข้อมูลนั้น

ประเภทงาน:

- **Clustering (การจัดกลุ่ม):** การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกันให้อยู่ด้วยกัน เช่น การแบ่งกลุ่มลูกค้า (Customer Segmentation) ตามพฤติกรรมการซื้อเพื่อทำการตลาดแบบเจาะจง
- **Dimensionality Reduction:** การลดมิติของข้อมูลที่ซับซ้อนให้เหลือเพียงคุณลักษณะที่สำคัญ เพื่อให้ง่ายต่อการแสดงผลหรือประมวลผล เช่น การบีบอัดข้อมูลภาพ

3.4. Reinforcement Learning (การเรียนรู้เชิงเสริมแรง)

รูปแบบการเรียนรู้ที่เน้นการตัดสินใจและการกระทำ เปรียบเสมือนการฝึกสัตว์เลี้ยงโดยใช้รางวัลและบทลงโทษ

กระบวนการ: ระบบประกอบด้วย Agent (ตัวแทน) ที่อยู่ใน Environment (สภาพแวดล้อม) Agent จะทำการเรียนรู้ผ่านการลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยเลือกการกระทำ (Action) และได้รับผลตอบรับเป็น Reward (รางวัลเมื่อทำถูก) หรือ Punishment (บทลงโทษเมื่อทำผิด) เป้าหมายของ Agent คือการหานโยบาย (Policy) การเดินที่ดีที่สุดเพื่อให้ได้ผลตอบแทนรวมสูงสุดในระยะยาว

ตัวอย่าง: การฝึก AlphaGo, การควบคุมหุ่นยนต์เดิน, ระบบแนะนำสินค้าแบบ Real-time, การเล่นเกมอัตโนมัติ

4. รากฐานของการเรียนรู้เชิงลึก (Foundations of Deep Learning)

Deep Learning เป็นเทคนิคขั้นสูงของ Machine Learning ที่จำลองการทำงานของสมองมนุษย์ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Deep Neural Networks) เพื่อแก้ปัญหาที่ซับซ้อนเกินกว่าอัลกอริทึมทั่วไปจะรับมือได้

4.1. จากเซลล์ประสาทสู่ Perceptron

แม้ AI จะได้รับแรงบันดาลใจจากชีววิทยา แต่ในทางปฏิบัติมันคือคณิตศาสตร์

คุณสมบัติ	BIOLOGICAL NEURON (เซลล์ประสาทจริง)	ARTIFICIAL NEURON (เซลล์ประสาทเทียม / PERCEPTRON)
โครงสร้าง	ประกอบด้วย Dendrites, Soma, Axon และ Synapses	เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ประกอบด้วย Inputs, Weights, Summation และ Activation
การส่งสัญญาณ	สัญญาณเคมีไฟฟ้า (Electrochemical) ที่มีความซับซ้อนและแปรผันตามเวลา	ตัวเลขทศนิยม (Floating-point numbers) ที่คำนวณตามสูตรคณิตศาสตร์
กลไกการเรียนรู้	การเปลี่ยนแปลงความแข็งแรงของ Synapse (Plasticity) ผ่านกระบวนการทางชีวเคมี	การปรับค่าตัวเลขของ Weights ผ่านกระบวนการทางคณิตศาสตร์ (Backpropagation)
ความซับซ้อน	สูงมาก หนึ่งเซลล์สามารถประมวลผลแบบ Non-linear ที่ซับซ้อนได้ในตัวมันเอง	เรียบง่าย เป็นเพียงฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์พื้นฐาน (y = f(wx + b))

สมการของ Perceptron:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right)$$

โดยที่ x คือ Input (เหมือนสัญญาณเข้าทาง Dendrites), w คือ Weight (ความสำคัญของสัญญาณ), b คือ Bias (Threshold ในการกระตุ้น), และ f คือ Activation Function (การตัดสินใจยิงสัญญาณของ Axon)

4.2. โครงสร้าง Neural Network (Architecture)

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นของเซลล์ประสาทเทียมที่เรียงต่อกัน:

- **Input Layer:** ชั้นรับข้อมูลดิบ เช่น ค่าสีของพิกเซลในภาพถ่าย ไม่มีการคำนวณเกิดขึ้นในชั้นนี้
- **Hidden Layers (ชั้นซ่อน):** หัวใจสำคัญของความฉลาด คำว่า **"Deep"** ใน Deep Learning หมายถึงการมี Hidden Layers จำนวนมากซ้อนกันหลายชั้น (Deep Architecture) แต่ละชั้นทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) จากระดับล่าง (เช่น เส้นขอบ) ไปสู่ระดับสูง (เช่น รูปร่าง, ตา, จมูก) ยิ่งลึกยิ่งเข้าใจข้อมูลที่เป็นนามธรรมได้มากขึ้น
- **Output Layer:** ชั้นแสดงผลลัพธ์ เช่น ความน่าจะเป็น (Probability) ว่าภาพนี้เป็นแมวหรือหมา

4.3. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Functions)

Activation Function คือส่วนประกอบที่สำคัญที่สุดที่ทำให้ Neural Network แตกต่างจากสมการ Linear Regression ธรรมดา หน้าที่ของมันคือการใส่ความเป็น Non-linearity (ความไม่เป็นเชิงเส้น) เข้าไปในระบบ เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของข้อมูลในโลกความเป็นจริงได้ (เพราะข้อมูลในโลกจริงแทบไม่มีอะไรที่เป็นเส้นตรง)

- **Sigmoid:** ฟังก์ชันรูปตัว S แปลงค่า Input ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เคยนิยมมากในอดีตเพราะเข้าใจง่ายคล้ายความน่าจะเป็น แต่มีข้อเสียร้ายแรงคือปัญหา **Vanishing Gradient** ทำให้ปัจจุบันแทบไม่ถูกใช้ใน Hidden Layer แล้ว
- **ReLU (Rectified Linear Unit):** ฟังก์ชันง่ายๆ คือ $f(x) = \max(0, x)$ (ถ้าค่าลบให้เป็น 0 ถ้าค่าบวกให้เท่าเดิม) นี่คือ "พระเอก" ของ Deep Learning ยุคใหม่ เพราะคำนวณง่าย รวดเร็ว และช่วยแก้ปัญหา Vanishing Gradient ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้เราสามารถสร้าง Network ที่ลึกมากๆ ได้
- **Softmax:** ใช้เฉพาะใน Output Layer สำหรับปัญหาการจำแนกหลายประเภท (Multi-class) โดยแปลงค่าตัวเลขดิบ (Logits) ให้กลายเป็นค่าความน่าจะเป็นที่รวมกันได้ 1 (หรือ 100%) เพื่อใช้ในการตัดสินใจ

4.4. กระบวนการเรียนรู้ (How Machines Learn)

การที่ Neural Network "ฉลาดขึ้น" เกิดจากวงจรการทำงานซ้ำๆ 3 ขั้นตอน:

1. Forward Propagation (การไหลไปข้างหน้า): ข้อมูลถูกป้อนเข้าสู่ Input Layer ไหลผ่านการคำนวณคูณ Weight บวก Bias และผ่าน Activation Function ในแต่ละชั้น จนได้ผลลัพธ์การทำนายที่ Output Layer
2. Loss Function (การวัดผล): ระบบจะนำผลทำนายที่ได้ไปเทียบกับ "เฉลย" (Ground Truth) ว่าผิดพลาดไปแค่ไหน ค่าความผิดพลาดนี้เรียกว่า Loss หรือ Cost ยิ่งค่านี้น้อยแสดงว่าโมเดลยิ่งแม่นยำ
3. Backpropagation (การไหลย้อนกลับ): นี่คือขั้นตอนมหัศจรรย์ทางคณิตศาสตร์ ระบบจะส่งค่าความผิดพลาด (Loss) ย้อนกลับจาก Output ไปยัง Input โดยใช้กฎลูกโซ่ (Chain Rule) ของแคลคูลัส เพื่อคำนวณหาค่าความชัน (Gradient) ว่าควรจะปรับค่า Weight (w) และ Bias (b) ของแต่ละเซลล์ประสาทเพิ่มขึ้นหรือลดลงเท่าไหร่ เพื่อให้ความผิดพลาดในครั้งต่อไปลดลง

ประเด็นสำคัญ: Vanishing Gradient Problem ในอดีต การเทรน Deep Network ทำได้ยาก เพราะเมื่อใช้ฟังก์ชันอย่าง Sigmoid ค่า Gradient (ความชัน) จะมีค่าน้อยมาก (สูงสุดแค่ 0.25) เมื่อคูณย้อนกลับไปหลายๆ ชั้น ค่าความชันจะลดลงเรื่อยๆ จนเข้าใกล้ศูนย์ (Vanish) ทำให้ Weight ในชั้นแรกๆ ไม่ได้รับการปรับค่า โมเดลจึงไม่เกิดการเรียนรู้ การค้นพบฟังก์ชัน ReLU และเทคนิคการ Initialize ค่า Weight ที่ดีขึ้น เป็นกุญแจสำคัญที่ปลดล็อกปัญหานี้และทำให้ Deep Learning เกิดขึ้นได้จริง

5. ปัจจัยขับเคลื่อนยุคปัจจุบัน (The AI Trinity)

ความสำเร็จอย่างก้าวกระโดดของ AI ในทศวรรษที่ผ่านมา ไม่ได้เกิดจากปัจจัยใดปัจจัยหนึ่งเพียงลำพัง แต่เกิดจากการบรรจบกันอย่างลงตัวของ 3 องค์ประกอบหลัก ที่เรียกว่า "The AI Trinity"

5.1. Big Data (เชื้อเพลิง)

อัลกอริทึม Deep Learning เปรียบเสมือนเครื่องยนต์จรวดที่ทรงพลังแต่หิวกระหายเชื้อเพลิง ซึ่งเชื้อเพลิงนั้นคือ "ข้อมูล"

- **บทบาทของยุคดิจิทัล:** การเกิดขึ้นของอินเทอร์เน็ต, โซเชียลมีเดีย, สมาร์ทโฟน และเซนเซอร์ IoT (Internet of Things) ทำให้เกิดข้อมูลมหาศาล (Big Data) ทั้งในรูปแบบข้อความ รูปภาพ และวิดีโอ ซึ่งเป็นวัตถุดิบสำคัญในการเทรนโมเดล
- **กรณีศึกษา ImageNet:** โครงการสร้างฐานข้อมูลรูปภาพขนาดใหญ่กว่า 14 ล้านภาพที่ผ่านการระบุป้ายกำกับ (Labeling) โดยมนุษย์ เป็นรากฐานสำคัญที่ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้การ

มองเห็นได้ หากไม่มีชุดข้อมูลคุณภาพสูงขนาดนี้ อัลกอริทึม AlexNet ก็คงไม่สามารถแสดงศักยภาพได้

- **Data as the New Oil:** ในยุค AI "ข้อมูล" มีค่ามากกว่า "อัลกอริทึม" เพราะอัลกอริทึมส่วนใหญ่เป็น Open Source ที่ใครก็เข้าถึงได้ แต่ข้อมูลที่มีคุณภาพและปริมาณมากพอเป็นสิ่งที่สร้างความได้เปรียบในการแข่งขัน

5.2. Hardware Acceleration (เครื่องยนต์)

แม้จะมีข้อมูลมหาศาลและทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ แต่หากไม่มีฮาร์ดแวร์ที่ประมวลผลได้ทันเวลา ทุกอย่างก็เป็นเพียงทฤษฎี

CPU vs GPU: ทำไมต้องใช้ GPU?

- **CPU (Central Processing Unit):** เปรียบเสมือน "เชฟอัจฉริยะ" 1 คน ที่ทำอาหารเก่งรอบด้านแต่ทำได้ทีละอย่าง (Sequential Processing) เหมาะกับงานซับซ้อนที่มีตรรกะเงื่อนไขเยอะๆ
- **GPU (Graphics Processing Unit):** เปรียบเสมือน "คนพลิกเบอร์เกอร์" 1,000 คน ที่อาจจะไม่ฉลาดเท่าเชฟ แต่สามารถพลิกเบอร์เกอร์พันชิ้นพร้อมกันได้ในวินาทีเดียว (Parallel Processing)
- **ความเข้ากันได้:** โครงสร้างทางคณิตศาสตร์ของ Deep Learning คือการคูณเมทริกซ์ (Matrix Multiplication) ขนาดมหึมา ซึ่งเป็นงานที่ต้องการการคำนวณแบบขนานเหมือนกับการประมวลผลกราฟิก (การแสดงผลพิกเซลล้านจุดพร้อมกัน) GPU จึงกลายเป็นฮาร์ดแวร์ที่สมบูรณ์แบบสำหรับการเทรน AI

บทบาทของ NVIDIA และ CUDA: NVIDIA ได้สร้างแพลตฟอร์มซอฟต์แวร์ชื่อ CUDA ซึ่งอนุญาตให้นักพัฒนาสามารถเขียนคำสั่งให้ GPU คำนวณคณิตศาสตร์ทั่วไปได้ (General Purpose GPU) ไม่ใช่แค่ทำกราฟิกเกม สิ่งนี้เป็นจุดเปลี่ยนสำคัญที่ทำให้นักวิจัย AI ทั่วโลกสามารถเข้าถึงพลัง Supercomputer ได้ในราคาที่จับต้องได้

5.3. Modern Algorithms (ระบบควบคุม)

พัฒนาการของสถาปัตยกรรม Neural Network ที่ถูกออกแบบมาเฉพาะทางมากขึ้น:

CNN (Convolutional Neural Networks): ออกแบบมาเพื่อเลียนแบบการทำงานของ Visual Cortex ในสมองสัตว์ มีความสามารถในการสแกนหาฟีเจอร์ต่างๆ (Invariance) ไม่ว่าวัตถุจะอยู่ตรงไหนของภาพ ทำให้เป็นมาตรฐานของงาน Computer Vision

RNN (Recurrent Neural Networks) & LSTM: ออกแบบมาเพื่อจัดการข้อมูลลำดับ (Sequence) มีหน่วยความจำที่จำสถานะก่อนหน้าได้ เหมาะกับงานภาษาและเสียงพูด แต่มีข้อจำกัดเรื่องความเร็วและการลืมข้อมูลเมื่อลำดับยาวเกินไป

Transformer: สถาปัตยกรรมใหม่ที่เปิดตัวในปี 2017 (Google) ซึ่งปฏิวัติวงการ AI ด้วยกลไก Self-Attention ที่ช่วยให้โมเดลสามารถ "ให้ความสนใจ" คำทุกคำในประโยคและความสัมพันธ์ระหว่างกันได้พร้อมๆ กัน (Parallelization) โดยไม่ต้องอ่านเรียงลำดับแบบ RNN ทำให้สามารถเทรนกับข้อมูลขนาดมหาศาลได้อย่างรวดเร็ว เป็นเทคโนโลยีเบื้องหลังของ ChatGPT, Gemini และ Large Language Models (LLMs) ทั้งหมดในปัจจุบัน

อ้างอิง

(Paper on ArXiv/Preprint): Author(s). (2025). *Title of the paper*. arXiv. https://arxiv.org/abs/2507.19723

AlexNet. (2024, May 12). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/AlexNet

Amazon Web Services. (n.d.). *The difference between GPUs and CPUs*. https://aws.amazon.com/th/compare/the-difference-between-gpus-cpus/

Appinventiv. (n.d.). *Transformer vs RNN*. https://appinventiv.com/blog/transformer-vs-rnn/

BotPenguin. (n.d.). *Turing test*. https://botpenguin.com/glossary/turing-test

Chugh, M. (n.d.). Activation functions: Sigmoid, tanh, ReLU, Leaky ReLU, Softmax. *Medium*. https://medium.com/@cmukesh8688/activation-functions-sigmoid-tanh-relu-leaky-relu-softmax-50d3778dcea5

CMARIX. (n.d.). *Types of AI: ANI, AGI, ASI for business*. https://www.cmarix.com/blog/types-of-ai-ani-agi-asi-for-business/

Cognitech. (n.d.). *AI winter periods*. https://www.cognitech.systems/blog/artificial-intelligence/entry/ai-winter-periods

Dartmouth workshop. (2024, April 15). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Dartmouth_workshop

DataCamp. (n.d.). *AI winter*. https://www.datacamp.com/blog/ai-winter

DataCamp. (n.d.). *How transformers work*. https://www.datacamp.com/tutorial/how-transformers-work

DataCamp. (n.d.). *Introduction to activation functions in neural networks*. https://www.datacamp.com/tutorial/introduction-to-activation-functions-in-neural-networks

Delacruz, R. (n.d.). Frank Rosenblatt's perceptron. *Medium*. https://medium.com/@robdelacruz/frank-rosenblatts-perceptron-19fcce9d627f

Developers Hutt. (2021, April 10). *Vanishing Gradient Problem || Quickly Explained* [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=8z3DFk4VxRo

DigitalOcean. (n.d.). *Vanishing gradient problem*. https://www.digitalocean.com/community/tutorials/vanishing-gradient-problem

Divelement. (n.d.). *Machine learning development vs traditional programming*. https://divelement.io/blog/machine-learning-development-vs-traditional-programming/

GeeksforGeeks. (n.d.). *Difference between ANN and BNN*. https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/difference-between-ann-and-bnn/

GeeksforGeeks. (n.d.). *Difference between ANN, CNN and RNN*. https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/difference-between-ann-cnn-and-rnn/

GeeksforGeeks. (n.d.). *Rule-based system vs machine learning system*. https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/rule-based-system-vs-machine-learning-system/

GeeksforGeeks. (n.d.). *Traditional programming vs machine learning*. https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/traditional-programming-vs-machine-learning/

GeeksforGeeks. (n.d.). *Vanishing and exploding gradients problems in deep learning*. https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/vanishing-and-exploding-gradients-problems-in-deep-learning/

Glass, R. (n.d.). The trouble with the Turing test. *The New Atlantis*. https://www.thenewatlantis.com/publications/the-trouble-with-the-turing-test

Google Arts & Culture. (n.d.). *The story of AlphaGo*. https://artsandculture.google.com/story/the-story-of-alphago-barbican-centre/kQXBk0X1qEe5KA?hl=en

Hood, C. (n.d.). *The AI winter road: History's lessons warn of today's bubble*. https://chrishood.com/the-ai-winter-road-historys-lessons-warn-of-todays-bubble/

IBM. (n.d.). *CPU vs GPU machine learning*. https://www.ibm.com/think/topics/cpu-vs-gpu-machine-learning

Institute Data. (n.d.). *Machine learning vs traditional programming: Choosing the right approach for your projects*. https://www.institutedata.com/us/blog/machine-learning-vs-traditional-programming-choosing-the-right-approach-for-your-projects/

Jason Whatson. (n.d.). *GPU vs CPU performance for matrix multiplication*. https://jasonwhatson.com/posts/gpu-vs-cpu-performance-for-matrix-multiplication/

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems, 25*, 1097–1105. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf

Lang, O. (n.d.). What is AI? An explanation by the 4 different schools of thought. *Medium*. https://otto-lang.medium.com/what-is-ai-an-explanation-by-the-4-different-schools-of-thought-74a85ebecda2

Lim, D. (n.d.). The difference between artificial and biological neurons is beyond comparison. *Medium*. https://medium.com/@don-lim/the-difference-between-artificial-and-biological-neurons-is-beyond-comparison-35d85d1f8627

Mahadasif. (n.d.). The AI winters: Why AI failed twice before exploding again. *Medium*. https://medium.com/@mahadasif2443/the-ai-winters-why-ai-failed-twice-before-exploding-again-4ba67652bdb7

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence*. Stanford University. https://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html

McLane Middleton. (n.d.). *Everything is not Terminator: Defining AI in contracts*. https://www.mclane.com/insights/everything-is-not-terminator-defining-ai-in-contracts/

Neural network (machine learning). (2024, June 1). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Neural_network_(machine_learning

Oppy, G., & Dowe, D. (2021). The Turing test. In E. N. Zalta (Ed.), *The Stanford Encyclopedia of Philosophy* (Winter 2021 ed.). Stanford University. https://plato.stanford.edu/entries/turing-test/

Pecan AI. (n.d.). *Rule-based vs machine learning AI: Which produces better results?* https://www.pecan.ai/blog/rule-based-vs-machine-learning-ai-which-produces-better-results/

Peerbits. (n.d.). *Machine learning vs traditional programming*. https://www.peerbits.com/blog/machine-learning-vs-traditional-programming.html

Perceptron. (2024, May 20). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Perceptron

Petrie-Flom Center. (2018, November 30). *The tricky task of defining AI in the law*. Harvard Law School. https://petrieflom.law.harvard.edu/2018/11/30/the-tricky-task-of-defining-ai-in-the-law/

Quintero, I. G. (n.d.). Understanding AlexNet: The 2012 breakthrough that redefined AI. *Medium*. https://medium.com/@igquinteroch/understanding-alexnet-the-2012-breakthrough-that-redefined-ai-d0e267e2470a

Reddit (r/agi). (n.d.). *Best definitions of ANI, AGI, and ASI*. https://www.reddit.com/r/agi/comments/1i6jngj/best_definitions_of_ani_agi_and_asi/

Reddit (r/baduk). (2016). *Discouraged about the new AlphaGo AI breakthrough*. https://www.reddit.com/r/baduk/comments/433kon/discouraged_about_the_new_alphago_ai_breakthrough/

Robison, G. (n.d.). Move 37 for AI design: Why machines are now discovering breakthroughs humans never imagined. *Medium*. https://gregrobison.medium.com/move-37-for-ai-design-why-machines-are-now-discovering-breakthroughs-humans-never-imagined-2c4d0a9d71d4

Roboflow. (2021, May 14). *CNNs, RNNs, LSTMs, and Transformers* [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=xXcnbjKYrec

Rusia, A. (n.d.). The limitations of perceptron: Why it struggles with XOR. *Medium*. https://medium.com/@aryanrusia8/the-limitations-of-perceptron-why-it-struggles-with-xor-21905d31f924

Russell, S. (n.d.). *Artificial intelligence: A modern approach*. University of California, Berkeley. https://people.eecs.berkeley.edu/~russell/intro.html

Russell, S., & Norvig, P. (2003). *Artificial intelligence: A modern approach* (2nd ed., Chapter 1). Universität Duisburg-Essen. https://www.uni-due.de/imperia/md/content/computerlinguistik/aiama__2ed_2003__chap1

SabrePC. (n.d.). *6 types of neural networks to know about*. https://www.sabrepc.com/blog/Deep-Learning-and-AI/6-types-of-neural-networks-to-know-about

Silver, D., et al. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature, 529*, 484–489. (อ้างอิงสำหรับ AlphaGo/DeepMind Research) https://deepmind.google/research/alphago/

Sophos. (2017, September 21). *Man vs machine: Comparing artificial and biological neural networks*. https://news.sophos.com/en-us/2017/09/21/man-vs-machine-comparing-artificial-and-biological-neural-networks/

Stack Exchange (Cross Validated). (2016). *ReLU vs Sigmoid vs Softmax as hidden layer neurons*. https://stats.stackexchange.com/questions/218752/relu-vs-sigmoid-vs-softmax-as-hidden-layer-neurons

Stack Overflow. (2020). *Activation functions: Softmax vs Sigmoid*. https://stackoverflow.com/questions/65258468/activation-functions-softmax-vs-sigmoid

Statworx. (n.d.). *The Rosenblatt perceptron: The early beginnings of deep learning*. https://www.statworx.com/en/content-hub/blog/the-rosenblatt-perceptron-the-early-beginnings-of-deep-learning

Technological singularity. (2024, June 5). In *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Technological_singularity

Technomics. (2025, March 7). *The 5 "SCARY" Stages of AI | AGI | ANI | ASI | SINGULARITY* [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=YX0j2KSkr0A

TRG Datacenters. (n.d.). *GPU vs CPU for AI*. https://www.trgdatacenters.com/resource/gpu-vs-cpu-for-ai/

Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind, 59*(236), 433–460. https://courses.cs.umbc.edu/471/papers/turing.pdf

Viso.ai. (n.d.). *AlexNet*. https://viso.ai/deep-learning/alexnet/

Viso.ai. (n.d.). *Artificial intelligence types*. https://viso.ai/deep-learning/artificial-intelligence-types/

Yacinebouaouni. (n.d.). From RNNs to transformers: A journey through the evolution of attention mechanisms in NLP. *Medium*. https://medium.com/@yacinebouaouni07/from-rnns-to-transformers-a-journey-through-the-evolution-of-attention-mechanisms-in-nlp-ef937e2c8d05