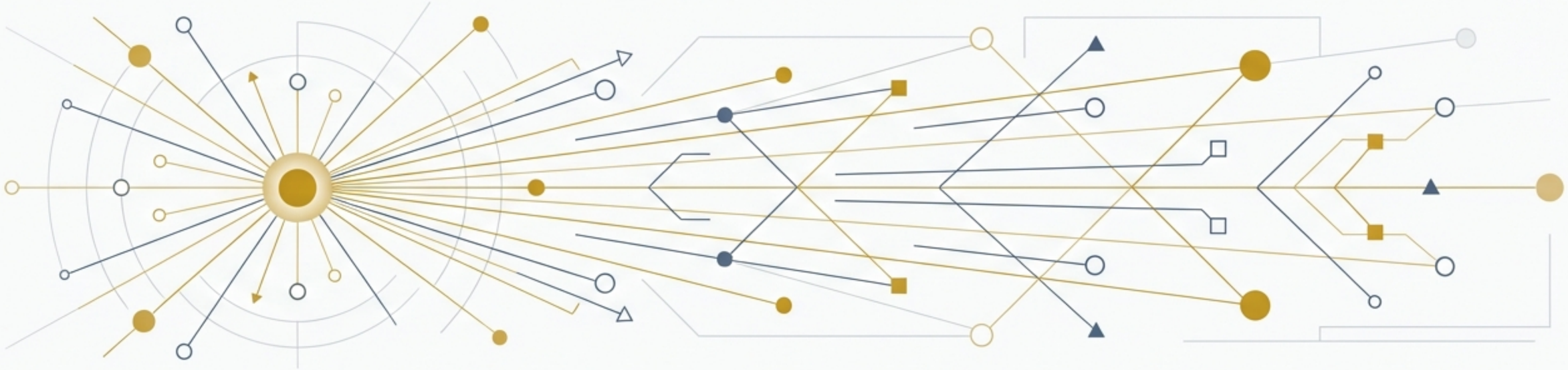
Beyond Chain-of-Thought

สำรวจจักรวาล Chain-of-X (CoX) สำหรับ LLMs

วิวัฒนาการจากการ ‘คิดเป็นขั้นตอน’ สู่กระบวนการทำงานที่ซับซ้อนและหลากหลายรูปแบบ

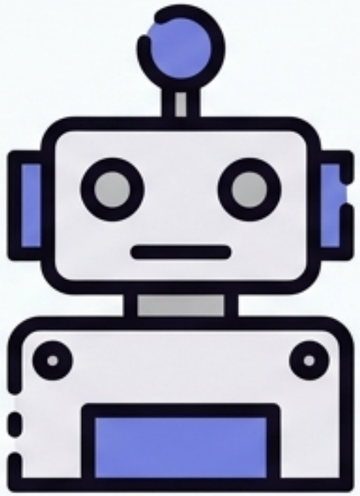


ข้อมูลเชิงลึกจากงานวิจัย ‘Beyond Chain-of-Thought: A Survey of Chain-of-X Paradigms for LLMs’ โดย Yu Xia et al. (2024)

สรุปสาระสำคัญของการเปลี่ยนผ่านจากโมเดลภาษาที่เน้นการสนทนา สู่การเป็นระบบแก้ปัญหาที่ครอบคลุม (Comprehensive Problem Solving Systems)

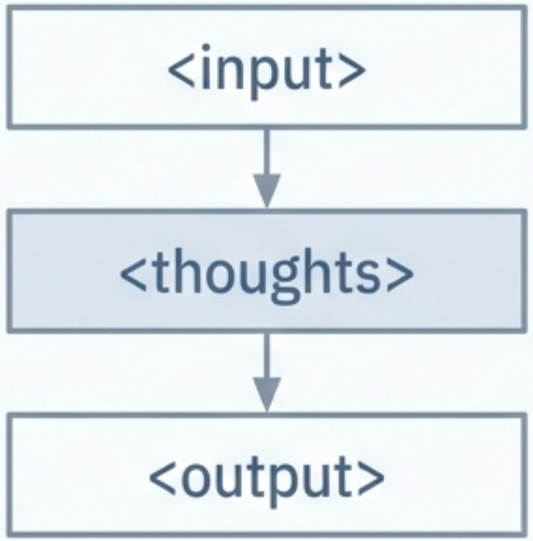
NotebookLM

จุดเริ่มต้น: The Origin of Chain-of-Thought (CoT)



Think Step-by-Step

วิธีการ Prompting ที่กระตุ้นให้ LLM แตกปัญหาซับซ้อนออกเป็นข้อย่อยๆ (Intermediate subtasks) เพื่อการใช้เหตุผลที่แม่นยำขึ้น (Wei et al., 2022)



Success

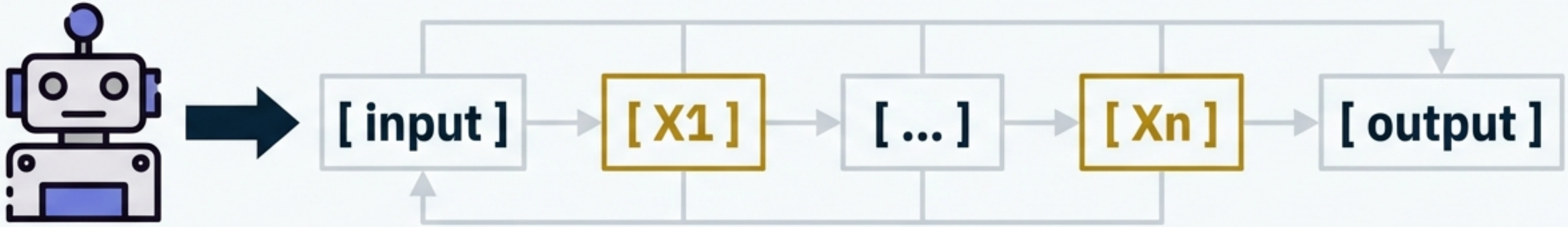
เพิ่มประสิทธิภาพอย่างมากในงานด้าน Arithmetic, Commonsense และ Symbolic Reasoning

ข้อจำกัด: แม้ CoT จะทรงพลัง แต่ยังจำกัดอยู่แค่ ‘ความคิด’ (Thoughts) ภายในโมเดล ซึ่งอาจไม่เพียงพอสำหรับงานที่ต้องการข้อมูลภายนอก (External Knowledge) หรือความแม่นยำที่ต้องตรวจสอบได้

NotebookLM

นิยามใหม่: What is Chain-of-X?

CoX คือการขยายแนวคิดจาก CoT โดยเปลี่ยนตัวแปร ‘Thought’ ให้เป็น ‘X’ หรือ ‘Node’ ใดๆ ก็ได้ที่ช่วยในการแก้ปัญหา



โดยที่ n คือความยาวของห่วงโซ่ (Chain length)

Intermediates
การปรับปรุงขั้นตอนระหว่างทาง

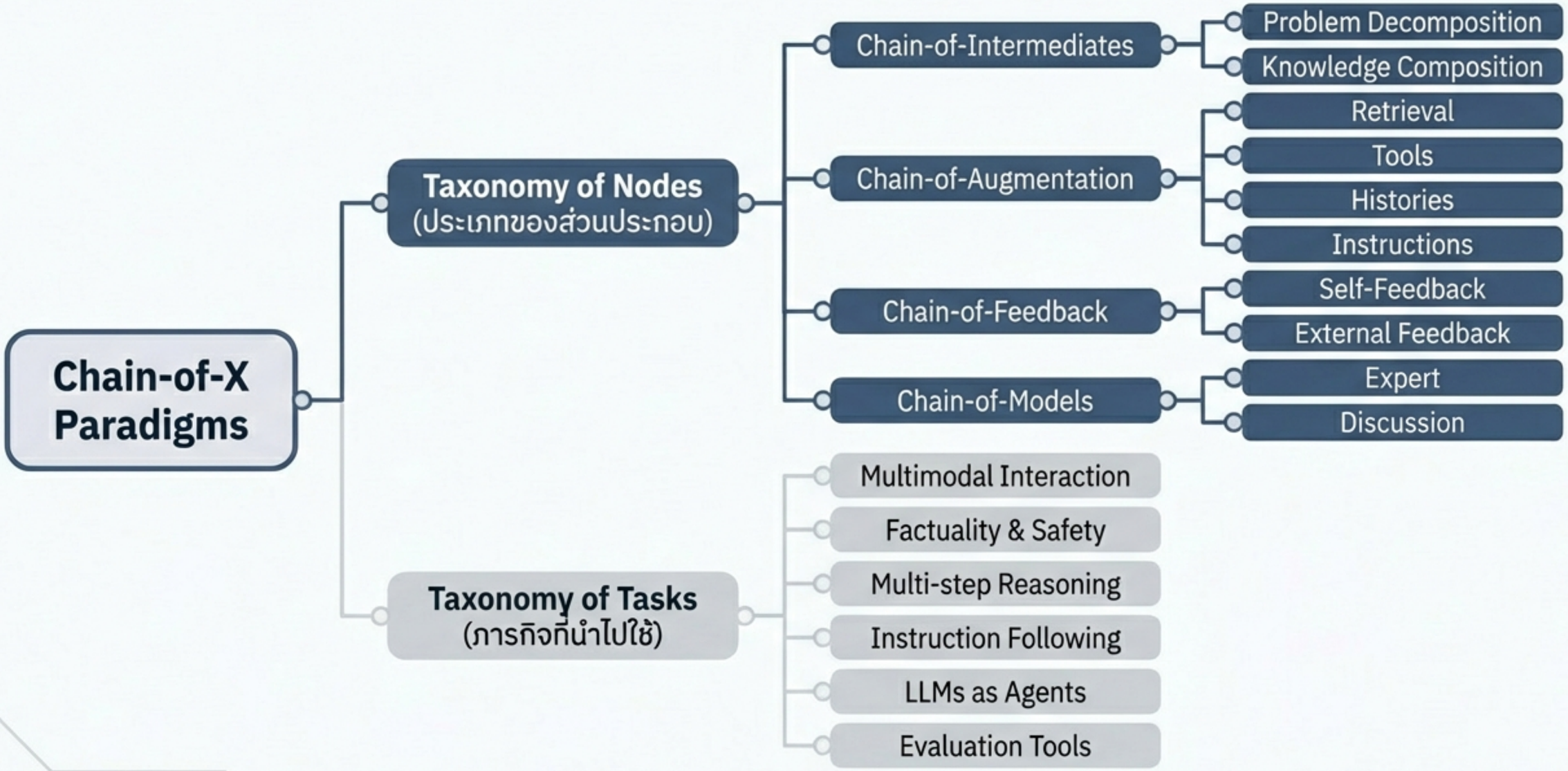
Augmentation
การเติมข้อมูลเสริมจากภายนอก

Feedback
การรับผลสะท้อนกลับเพื่อแก้ไข

Models
การใช้โมเดลหลายตัวทำงานร่วมกัน

NotebookLM

แผนที่จักรวาล CoX (The Taxonomy Map)

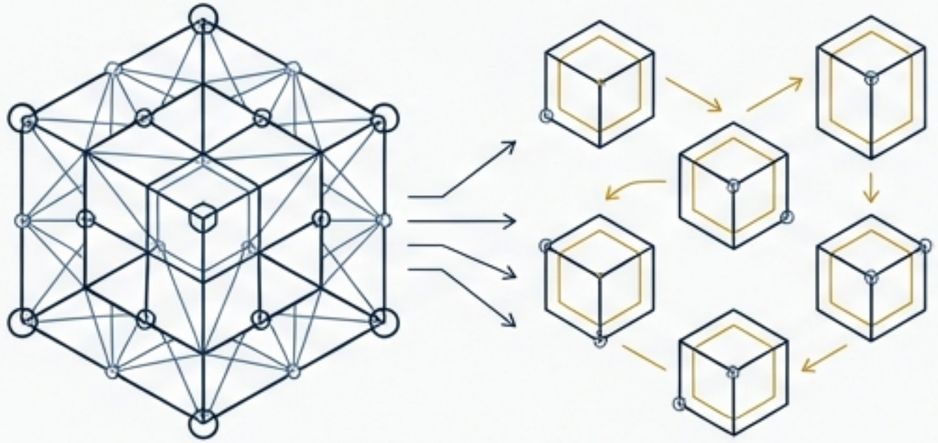


NotebookLM

Node Type 1: Chain-of-Intermediates (ตัวกลาง)

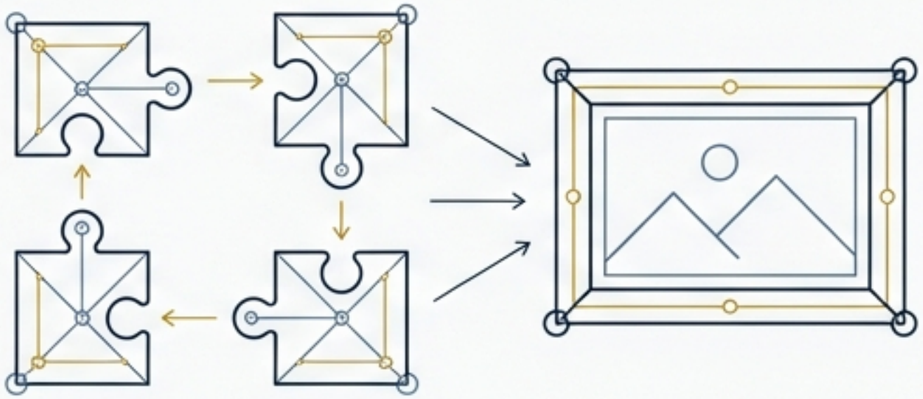
การปรับเปลี่ยนขั้นตอนภายใน (Inner Steps) เพื่อให้โมเดลเข้าใจบริบทได้ดีขึ้น

Sub-type A: Problem Decomposition (การแตกปัญหา)



- Concept: เปลี่ยนปัญหาใหญ่ให้เป็นข้อย่อยที่จัดการได้ง่าย
- Case Study: Least-to-Most Prompting (Zhou et al., 2023) - แก้ปัญหาเยากด้วยการทำข้อย่อยตามลำดับ
- Case Study: Chain-of-Code (Li et al., 2023a)
  - แตกงานเป็นโปรแกรมย่อยเพื่อความแม่นยำในการคำนวณ

Sub-type B: Knowledge Composition (การประกอบความรู้)



- Concept: การรวบรวมรายละเอียดที่จำเป็นก่อนตอบคำถาม
- Case Study: Chain-of-Spot (Liu et al., 2024c)
  - ในงาน Vision-Language โมเดลจะระบุจุดสำคัญในภาพ (Region of Interest) ก่อนที่จะเริ่มให้เหตุผล

NotebookLM

Node Type 2: Chain-of-Augmentation (การเสริมพลัง)

เมื่อความรู้ในโมเดลไม่เพียงพอ จำเป็นต้องเติม **'X'** จากภายนอก

1. Retrieval (การดึงข้อมูล)

- **ReAct** (Yao et al., 2023): ผสานการคิด (Reasoning) และการกระทำ (Acting) เพื่อดึงข้อมูลภายนอกมาประกอบการตัดสินใจ
- **Chain-of-Knowledge** (Li et al., 2024a): ดึงข้อมูลจากแหล่งที่หลากหลาย (Structured/Unstructured) เพื่อลด Hallucination

2. Tools (เครื่องมือ)

- **Chain-of-Abstraction** (Gao et al., 2024): สร้าง Placeholder ไว้ใน Chain เพื่อให้ระบบเรียกใช้ Tool ภายนอกได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3. Histories (ประวัติ)

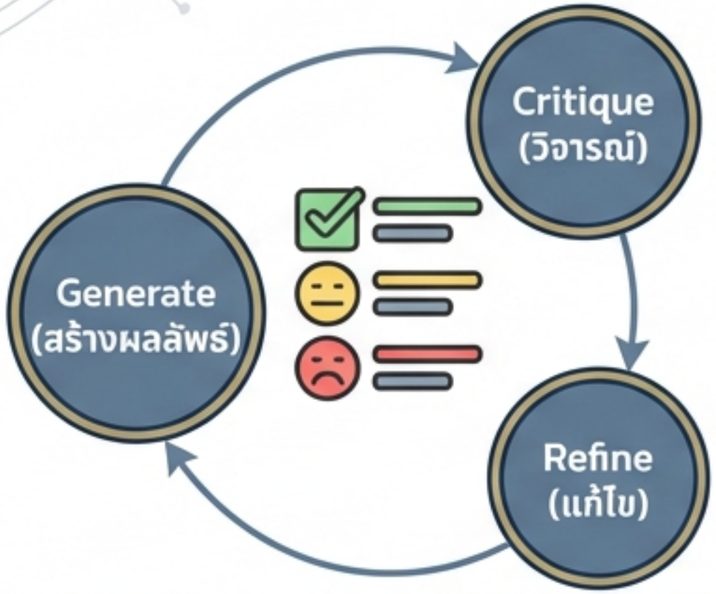
- **Chain-of-History** (Luo et al., 2024): ใช้ข้อมูลในอดีตมาทำนายแนวโน้มในอนาคต

NotebookLM

Node Type 3: Chain-of-Feedback (วงจรสะท้อนกลับ)

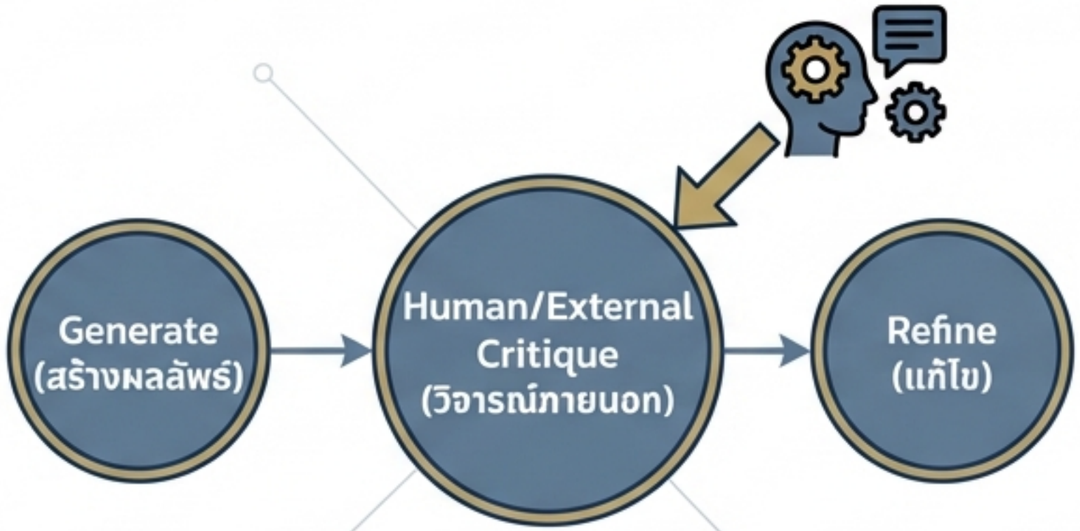
การตรวจสอบและแก้ไขผลลัพธ์ (Iterative Refinement) เพื่อความถูกต้องสูงสุด

1. Self-Feedback (ตรวจสอบตนเอง)



Mechanism: โมเดลสร้างคำตอบ → โมเดลวิจารณ์ตัวเอง → โมเดลแก้ไขคำตอบ
Case Study: Chain-of-Verification (Dhuliawala et al., 2023) วางแผนคำถามตรวจสอบ (Verification questions) และตอบคำถามเหล่านั้นเพื่อยืนยันความถูกต้องก่อนสรุปผล

2. External Feedback (คำวิจารณ์ภายนอก)

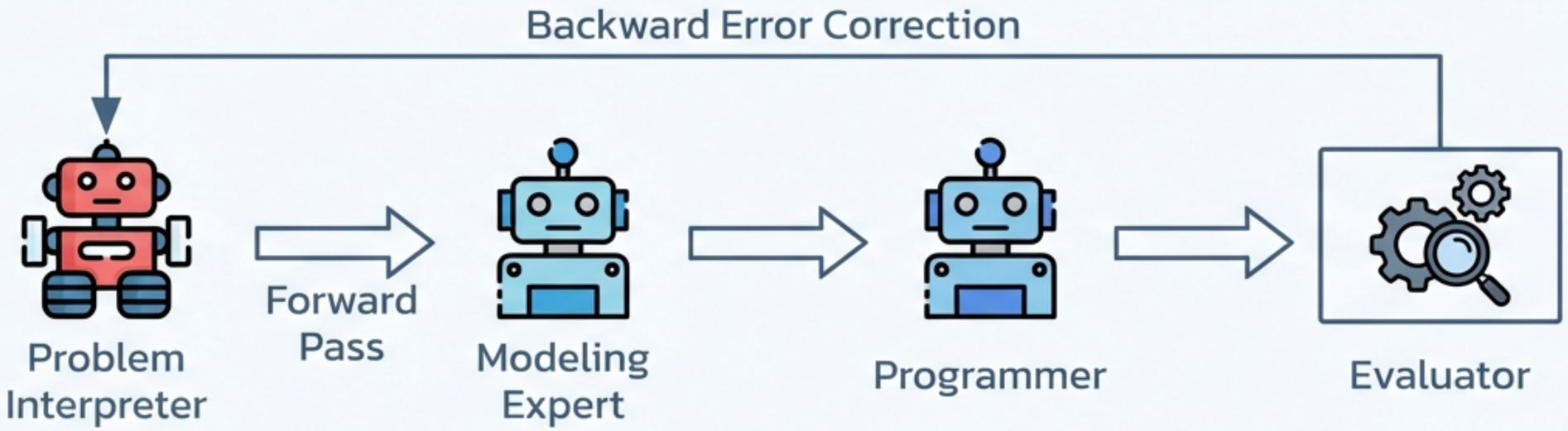


Mechanism: รับ Feedback จากมนุษย์หรือโมเดลอื่น
Case Study: Chain-of-Hindsight (Liu et al., 2024a) แปลงข้อมูลความพึงพอใจของมนุษย์ให้เป็นข้อความ Feedback เพื่อเทรนโมเดลให้ Align กับความต้องการ

NotebookLM

Node Type 4: Chain-of-Models (ทีมผู้เชี่ยวชาญ)

ใช้ LLM หลายตัวทำงานร่วมกันเป็นลูกโซ่ โดยแต่ละตัวมีความเชี่ยวชาญเฉพาะด้าน



- **Chain-of-Experts** (Xiao et al., 2024b): ส่งต่องานเป็นทอดๆ โดยแต่ละขั้นตอนทำโดยโมเดลที่เป็น Expert ในเรื่องนั้น
- **ChatEval** & **Chain-of-Discussion**: โมเดลหลายตัวถกเถียงกัน (Debate) เพื่อจี้เาหาข้อสรุปที่ดีที่สุด ช่วยให้ผลลัพธ์มีความรอบด้านและผ่านการกลั่นกรอง

NotebookLM

Application 1: Multimodal Interaction

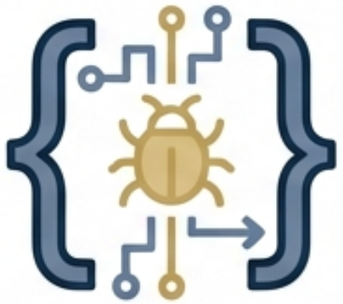
การประยุกต์ใช้ CoX กับข้อมูลหลากหลายรูปแบบ (Text, Image, Table, Code)

Text-Image

Chain-of-Spot: ช่วยระบุตำแหน่งสำคัญในภาพ ทำให้ Vision-Language Model เข้าใจรายละเอียดได้ลึกซึ้งกว่าเดิม

Text-Table

Chain-of-Table (Wang et al., 2024b): ปฏิบัติต่อตารางข้อมูลเสมือนสิ่งมีชีวิตที่วิวัฒนาการได้ โดยการ Update ตารางตามขั้นตอนการหาคำตอบ



Text-Code

Chain-of-Repair (Wang et al., 2023b): ใช้กระบวนการเลียนแบบการ Debug เพื่อซ่อมแซมโค้ดที่ผิดพลาด โดยมี Teacher model คอยแนะนำ

NotebookLM

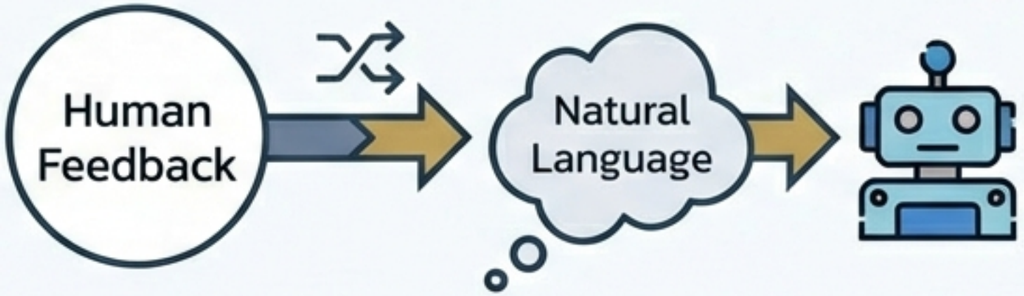
Application 2: Factuality & Safety

ปัญหา: LLMs มักเกิดอาการ ‘Hallucination’ (มั่วข้อมูล) หรือตอบคำถามที่ไม่ปลอดภัย

Solution 1: Hallucination Reduction

ใช้กระบวนการ Verify-and-Edit หรือ Chain-of-Knowledge เพื่อยืนยันข้อมูลจริง

Solution 2: Alignment (การปรับจูน)



Chain-of-Hindsight: เปลี่ยน Feedback ของมนุษย์ให้เป็นภาษาธรรมชาติ เพื่อสอนให้โมเดลเข้าใจว่าคำตอบแบบไหนที่ ‘ดี’ หรือ ‘ปลอดภัย’

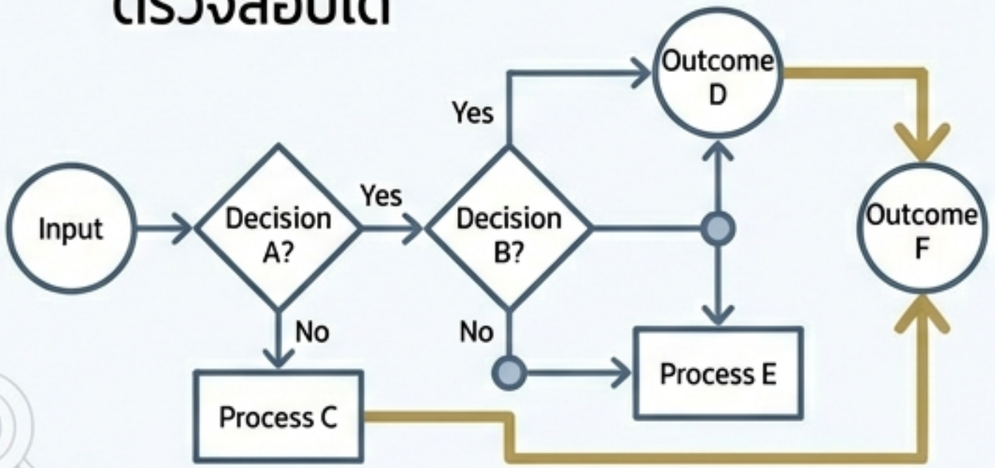
NotebookLM

Application 3: Complex Reasoning & Instruction Following

Complex Reasoning (การใช้เหตุผลซับซ้อน)

รองรับงานที่ต้องใช้ตรรกะหลายชั้น เช่น กฎหมาย (Legal), ฐานข้อมูล (Database), และตรรกศาสตร์ (Symbolic).

- Chain-of-Logic: แปลงการใช้เหตุผลแบบ Rule-based ให้เป็นนิพจน์ตรรกะที่ตรวจสอบได้



Instruction Following (การทำตามคำสั่ง)

Chain-of-Task (Li et al., 2024b) ในงาน E-commerce

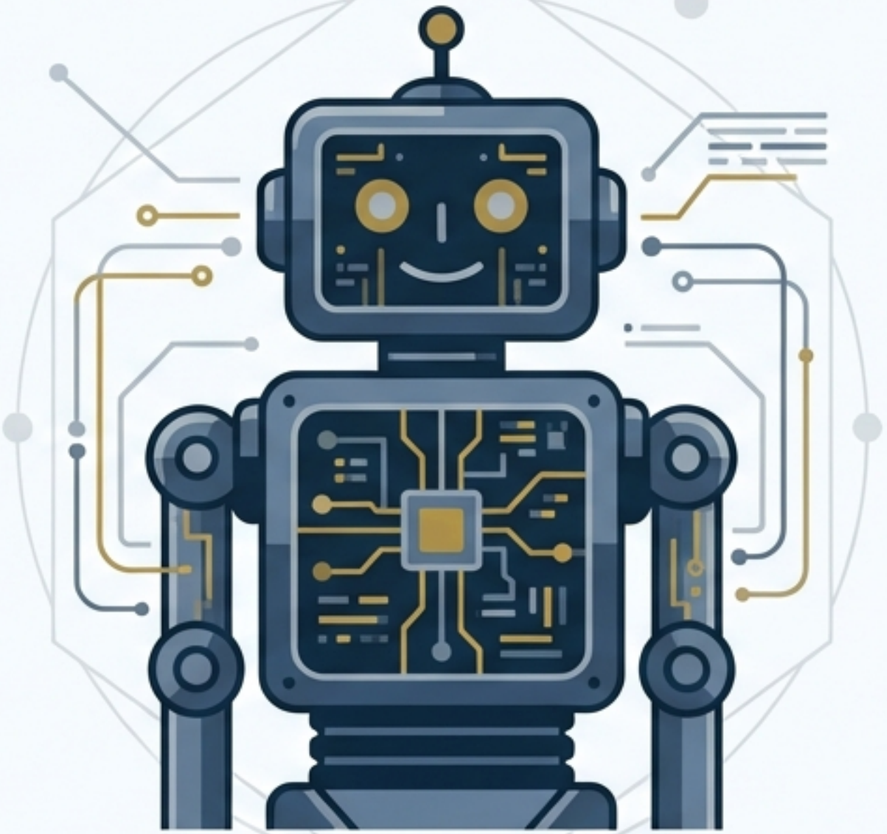
- ช่วยแบ่งคำสั่งซื้อที่ซับซ้อนของลูกค้าออกเป็น Task ย่อยๆ เพื่อดำเนินการได้ถูกต้องแม่นยำ

NotebookLM

Application 4: LLMs as Agents

เปลี่ยน LLM จาก ‘ผู้ตอบคำถาม’ เป็น ‘ผู้กระทำ’ (Agents)

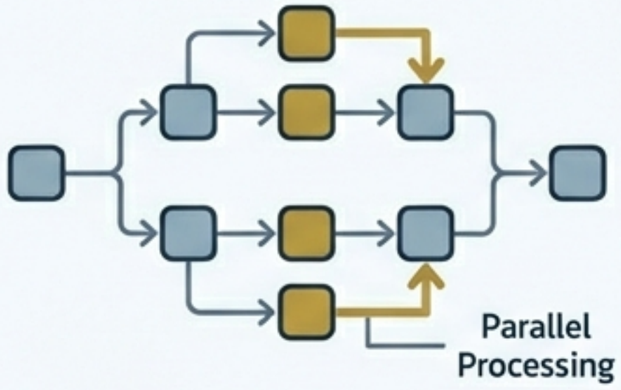
1. **Planning**: ใช้ Chain-of-Action เพื่อวางแผนการกระทำล่วงหน้า โดยพิจารณาจากเป้าหมายและสถานะปัจจุบัน
2. **History Awareness**: ใช้ประวัติการกระทำ (History) เพื่อคาดการณ์ Action ถัดไปได้อย่างต่อเนื่อง
3. **Tool Use**: การใช้งาน Chain-of-Abstraction เพื่อให้ Agent สามารถเรียกใช้ External Tools (เช่น Calculator, Calendar, Calendar) ได้อย่างเป็นธรรมชาติ



NotebookLM

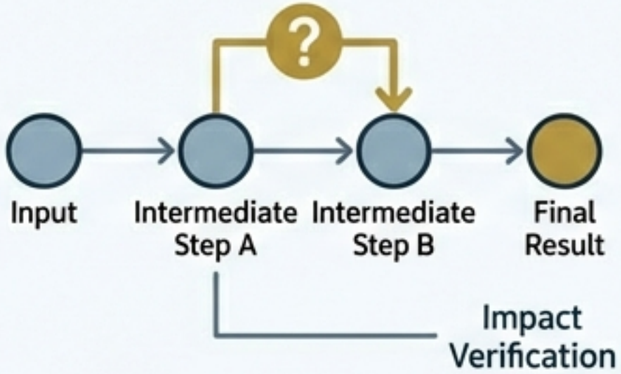
บทวิเคราะห์: ทิศทางในอนาคตและความท้าทาย (Future Directions)

1. Inference Cost



ต้นทุนการประมวลผลสูง ท้าทายให้ต้องหาวิธีลดความยาว Chain หรือทำ Parallel processing

2. Causal Analysis



ต้องพิสูจน์ให้ได้ว่าขั้นตอนกลาง (Intermediates) ส่งผลต่อความถูกต้องของผลลัพธ์จริงหรือไม่ หรือเป็นแค่ภาพลวงตา

3. End-to-End Fine-tuning

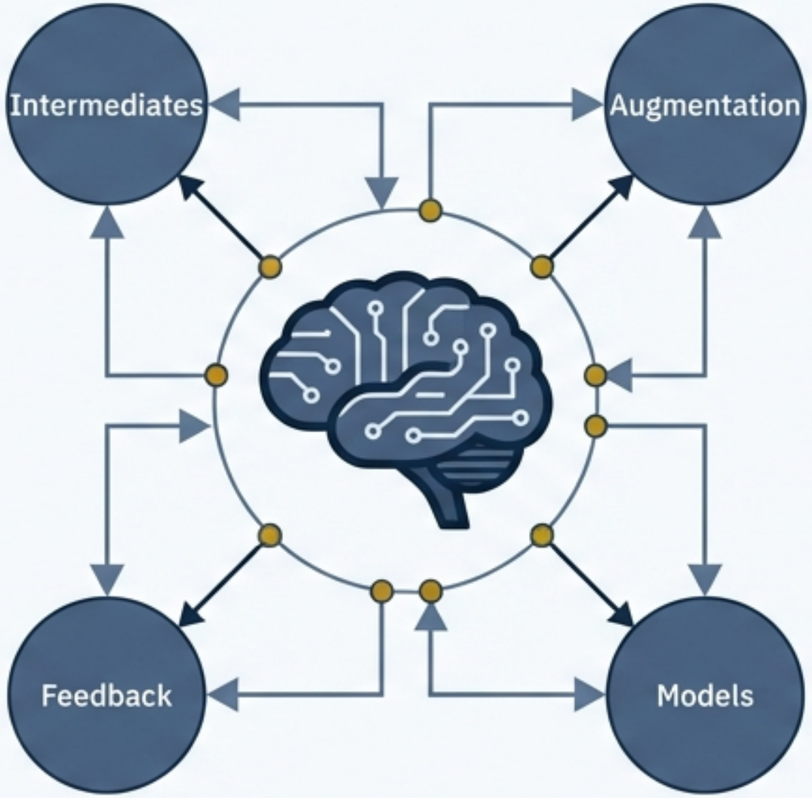
การเทรนให้โมเดลเก่งทั้งกระบวนการ (Global Chain) ไม่ใช่แค่เก่งทีละส่วน เพื่อลดการสะสมข้อผิดพลาด (Error Propagation)

NotebookLM

บทสรุป: จาก ‘ความคิด’ สู่ ‘ระบบการทำงาน’

Beyond Thought’: CoX พิสูจน์ว่า LLM ทำได้มากกว่าแค่ ‘คิด’ แต่สามารถ ‘ใช้เครื่องมือ’, ‘ตรวจสอบ’, และ ‘ทำงานร่วมกัน’ ได้

CoX พิสูจน์ว่า LLM ทำได้มากกว่าแค่ 'คิด' แต่สามารถ 'ใช้เครื่องมือ', 'ตรวจสอบ', และ 'ทำงานร่วมกัน' ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



Flexible Nodes’: กุญแจสำคัญคือการเลือกตัวแปร X ให้เหมาะกับภารกิจ

กุญแจสำคัญคือการเลือกตัวแปร **X** ให้เหมาะกับภารกิจ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความยืดหยุ่นของระบบ

Chain-of-X คือก้าวสำคัญที่เปลี่ยน Large Language Models ให้กลายเป็น ‘Systematic Problem Solvers’ ที่มีความน่าเชื่อถือและตรวจสอบได้

NotebookLM

อ้างอิง (References)

Primary Source:

Xia, Y., Wang, R., Liu, X., Li, M., Yu, T., Chen, X., McAuley, J., & Li, S. (2024). Beyond Chain-of-Thought: A Survey of Chain-of-X Paradigms for LLMs. arXiv preprint arXiv:2404.15676v3.

Notable Methods Mentioned:

Wei et al. (2022) - Chain-of-Thought
Yao et al. (2023) - ReAct
Dhuliawala et al. (2023) - Chain-of-Verification
Wang et al. (2024b) - Chain-of-Table

NotebookLM