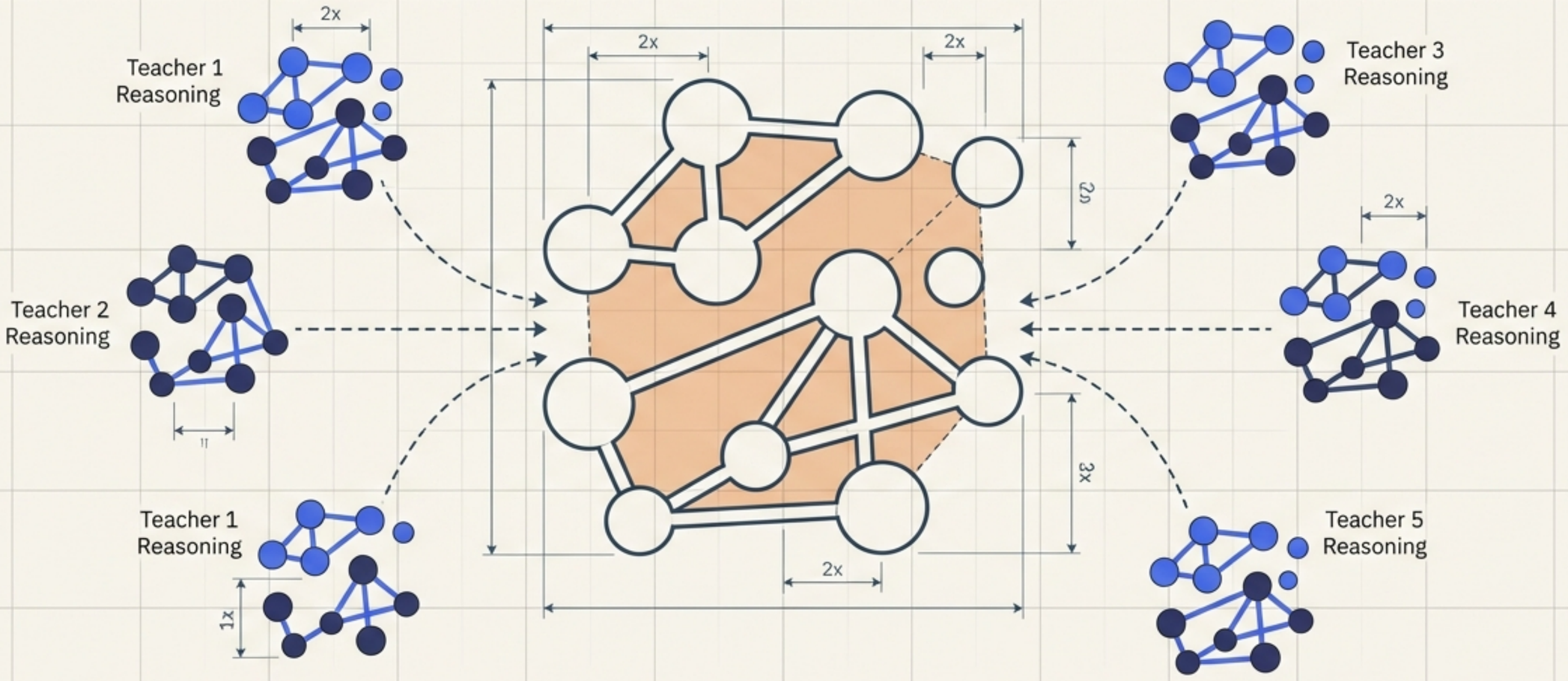
Merge-of-Thought (MoT): การรวมเหตุผลจากครูผู้สอนหลายคนสู่โมเดลขนาดเล็ก

ก้าวข้ามขีดจำกัดของการเลือกครูสอนเพียงคนเดียว ด้วยฉันทามติแห่งปัญญาประดิษฐ์

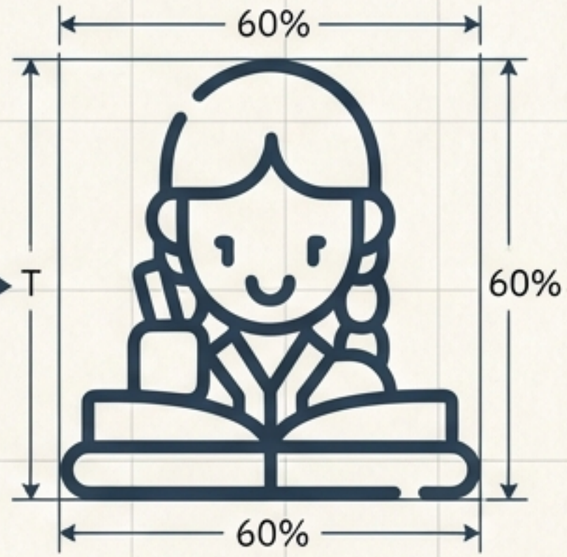


Based on 'Merge-of-Thought Distillation' by Shen et al. (2025).

NotebookLM

ความท้าทายของการถ่ายทอดกระบวนการคิด

Chain-of-Thought (CoT)

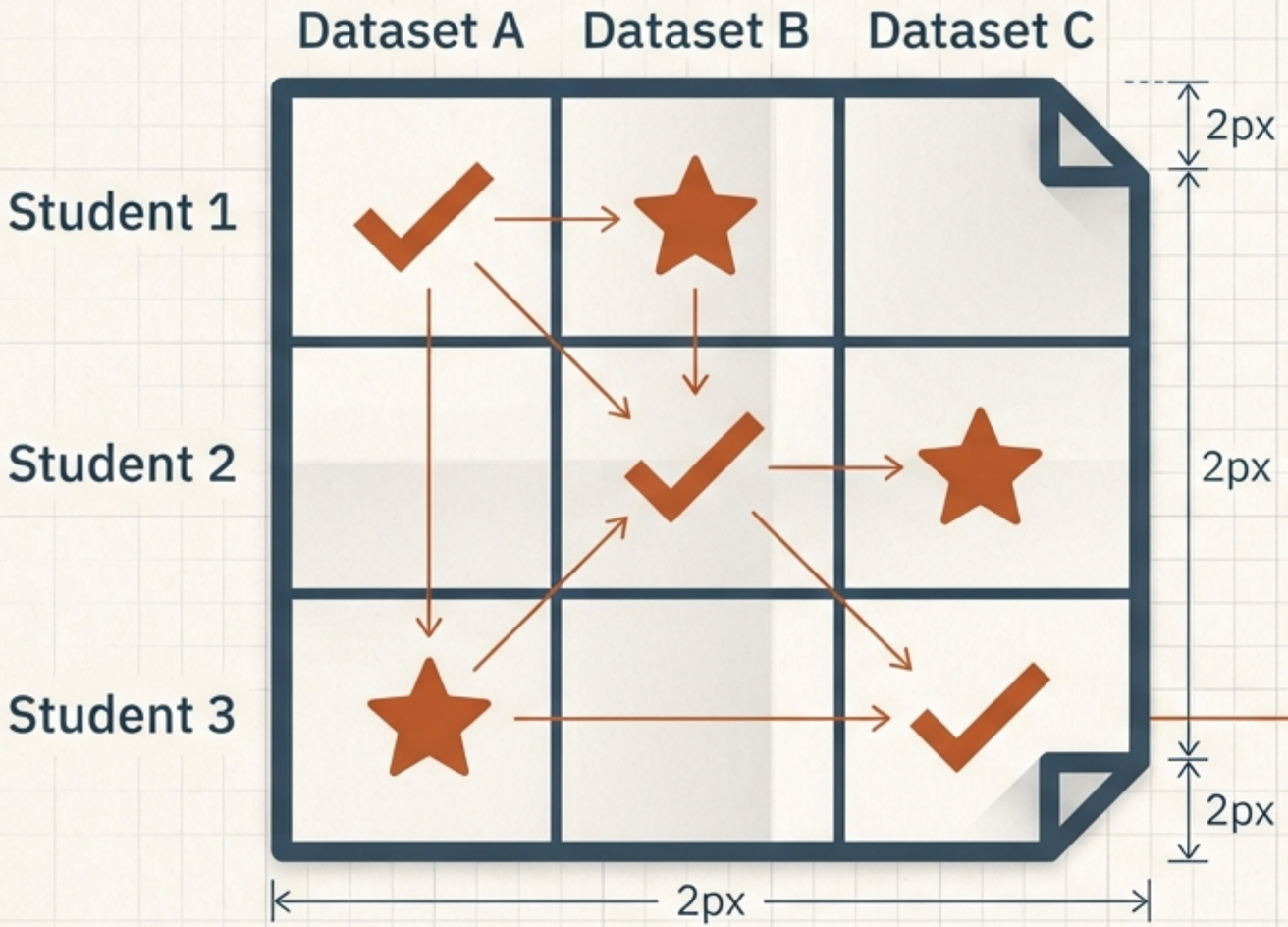


เพื่อให้ AI ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ
เราต้อง "**กลั่นกรอง**" (Distill) วิธีคิด
จากโมเดลขนาดใหญ่สู่โมเดลขนาดเล็ก

วิธีการปัจจุบันตั้งอยู่บนสมมติฐานว่า:
"มีครูผู้รอบรู้เพียงคนเดียวที่ดีที่สุด"

NotebookLM

กับดักของการเลือกครู



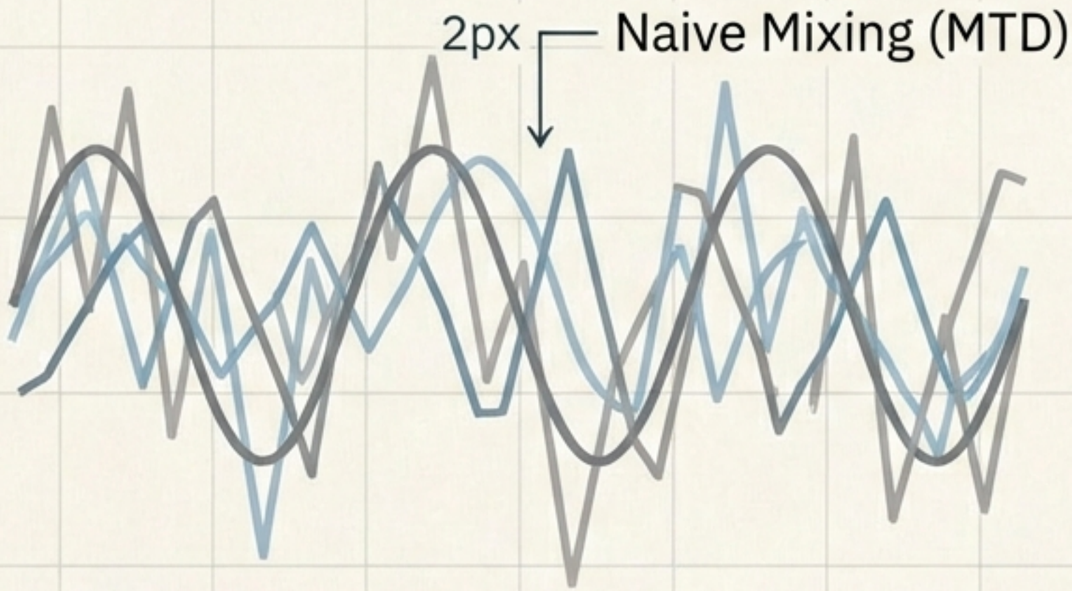
ข้อมูลจริงชี้ชัด: ไม่มี ‘ครูที่ดีที่สุด’ เพียงคนเดียว

ครูที่ดีที่สุดเปลี่ยนไปตามตัวนักเรียนและชุดข้อมูล การเลือกครูด้วยมือจึงเป็นวิธีที่เปราะบาง

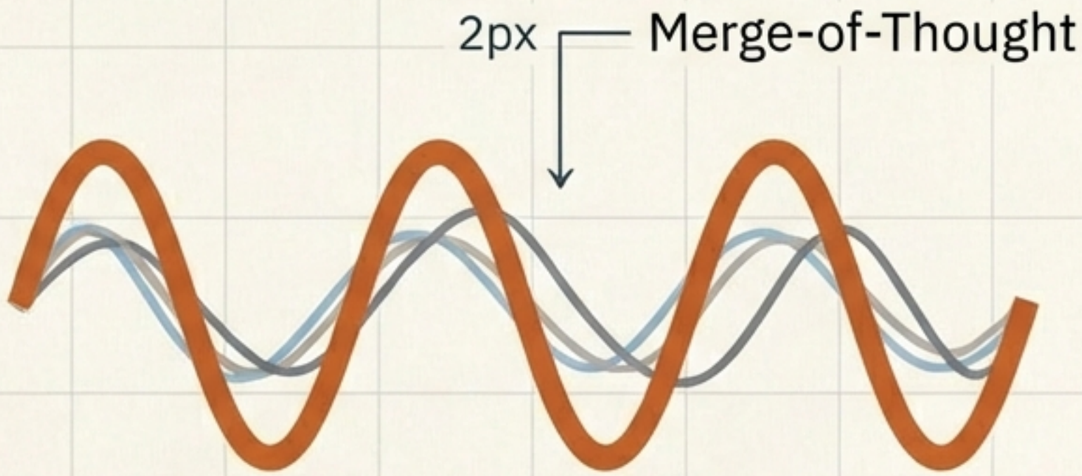
NotebookLM

ทำไมการแค่ ‘รวมข้อมูล’ ถึงล้มเหลว?

ความขัดแย้งของข้อมูล



ฉันทามติ

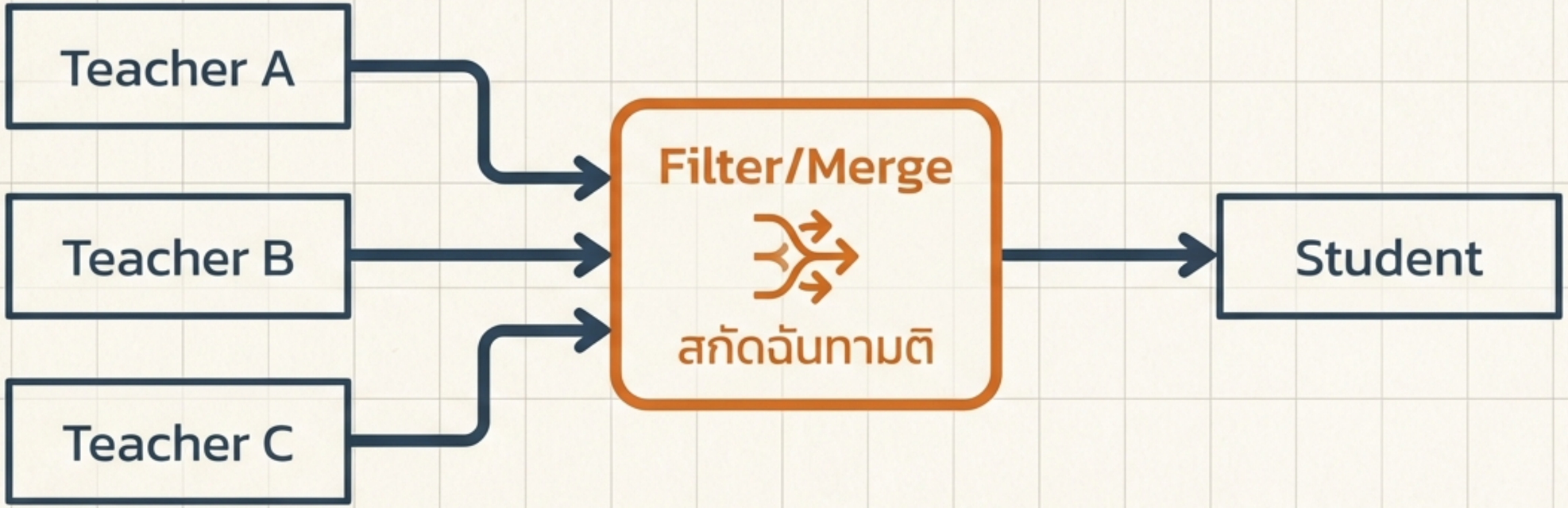


การรวมข้อมูลแบบดิบๆ (MTD) หรือการรวมโมเดลตอนท้าย (Post-hoc Merge)
แก้ปัญหาความขัดแย้งไม่ได้ เราต้องการวิธีจัดการความขัดแย้ง *ระหว่าง* การฝึกฝน

NotebookLM

ขอแนะนำ Merge-of-Thought (MoT)

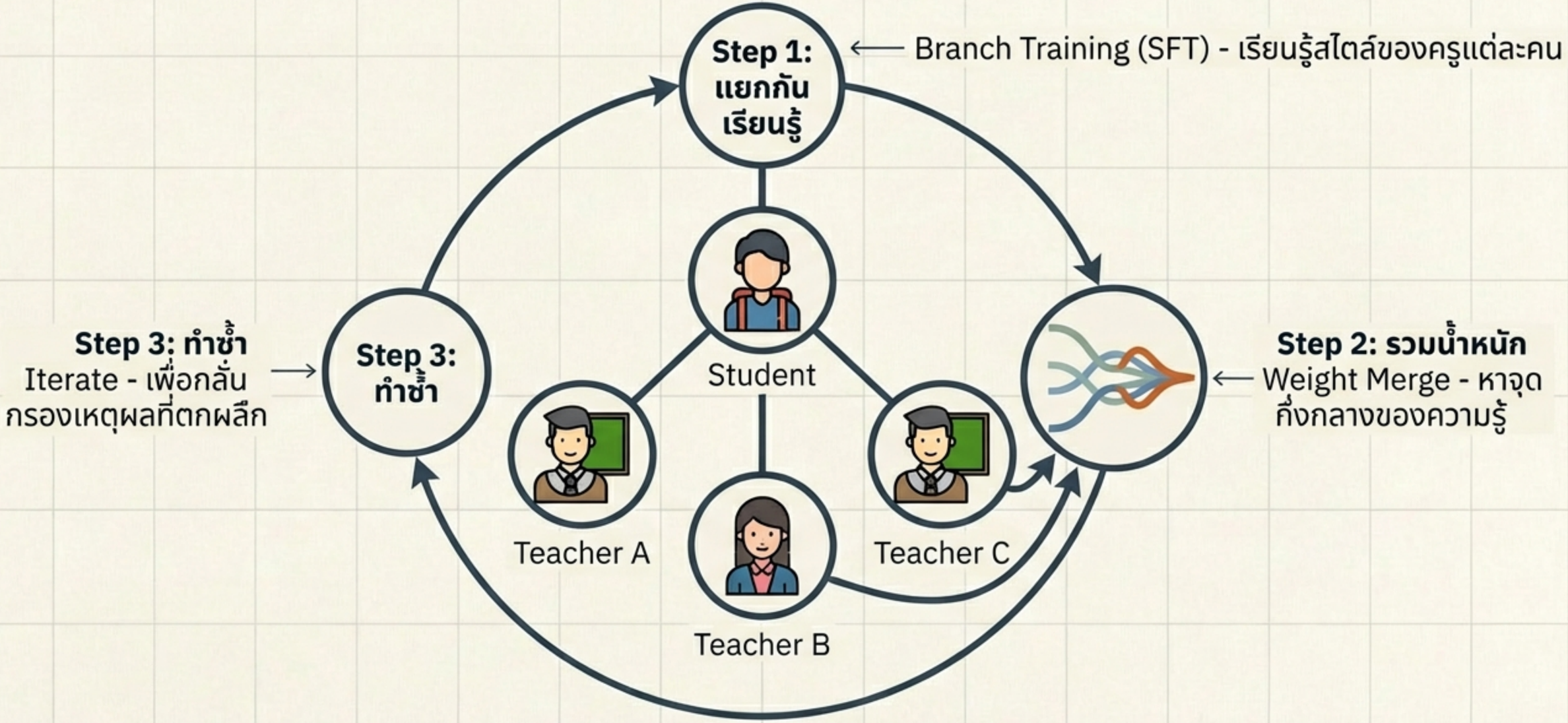
กรอบการทำงานที่ช่วยให้นักเรียนเรียนรู้จาก “ครูหลายคน” พร้อมกัน
โดยสกัดเอา “ฉันทามติ” (Consensus) ของเหตุผลออกมา



“ความหลากหลายคือจุดแข็ง หากเราจัดการความขัดแย้งได้”

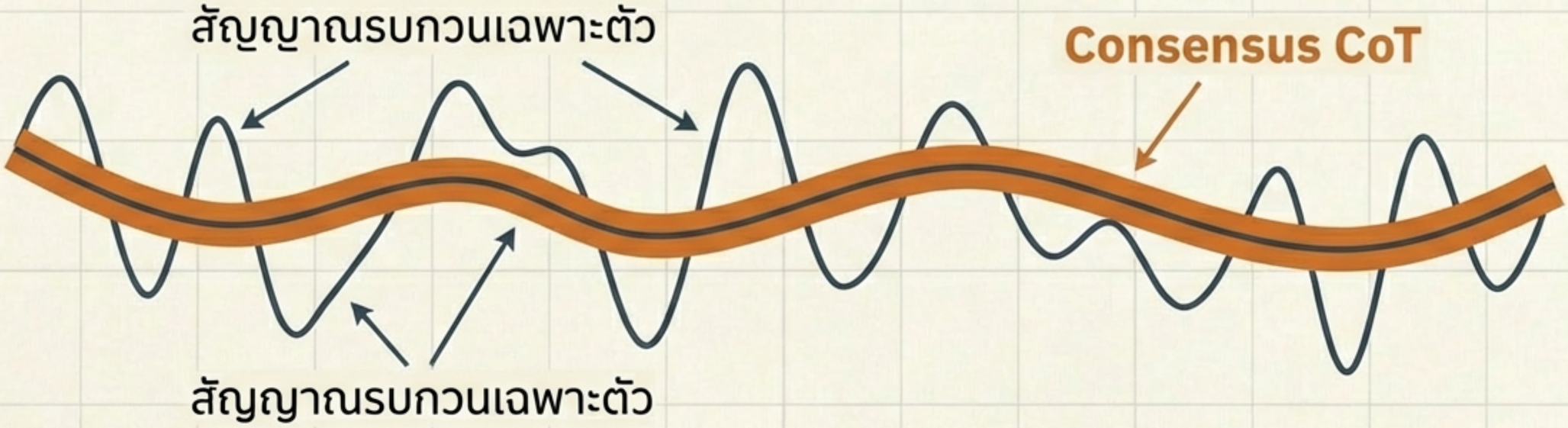
NotebookLM

กลไกการทำงาน: วงจร MoT



NotebookLM

ทฤษฎีแห่งฉันทามติ



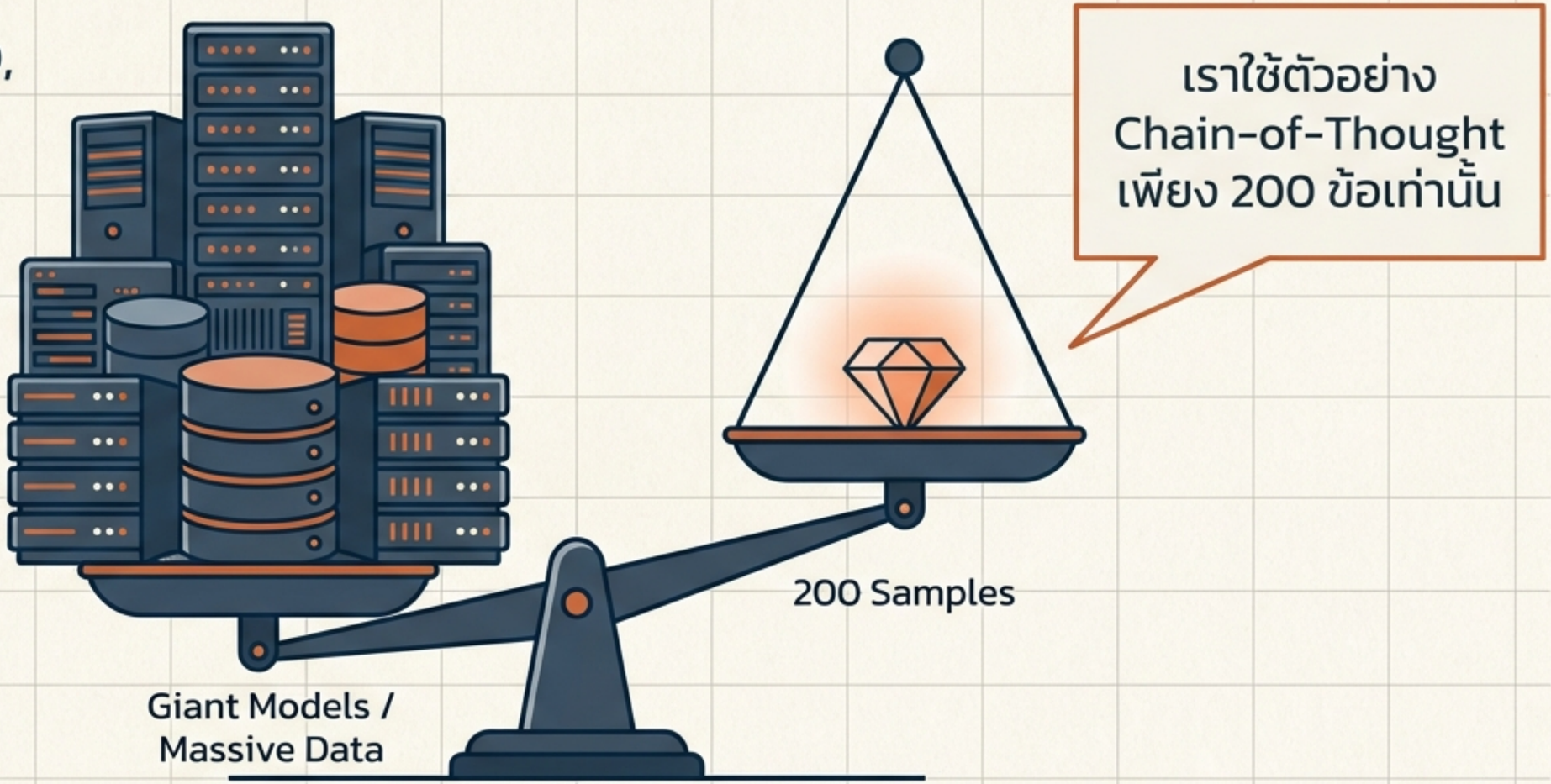
การรวมโมเดลช่วยกำจัด ‘สัญญาณรบกวนเฉพาะตัว’ (Inductive Bias) ของครูแต่ละคน
สิ่งที่เหลืออยู่คือ ‘Consensus CoT’ หรือกระบวนการคิดที่เป็นเหตุเป็นผลอย่างแท้จริง

“ฉันทามติคือการค้นพบสัจธรรมที่ซ่อนอยู่ในความหลากหลาย”

NotebookLM

การทดสอบ: David vs. Goliath

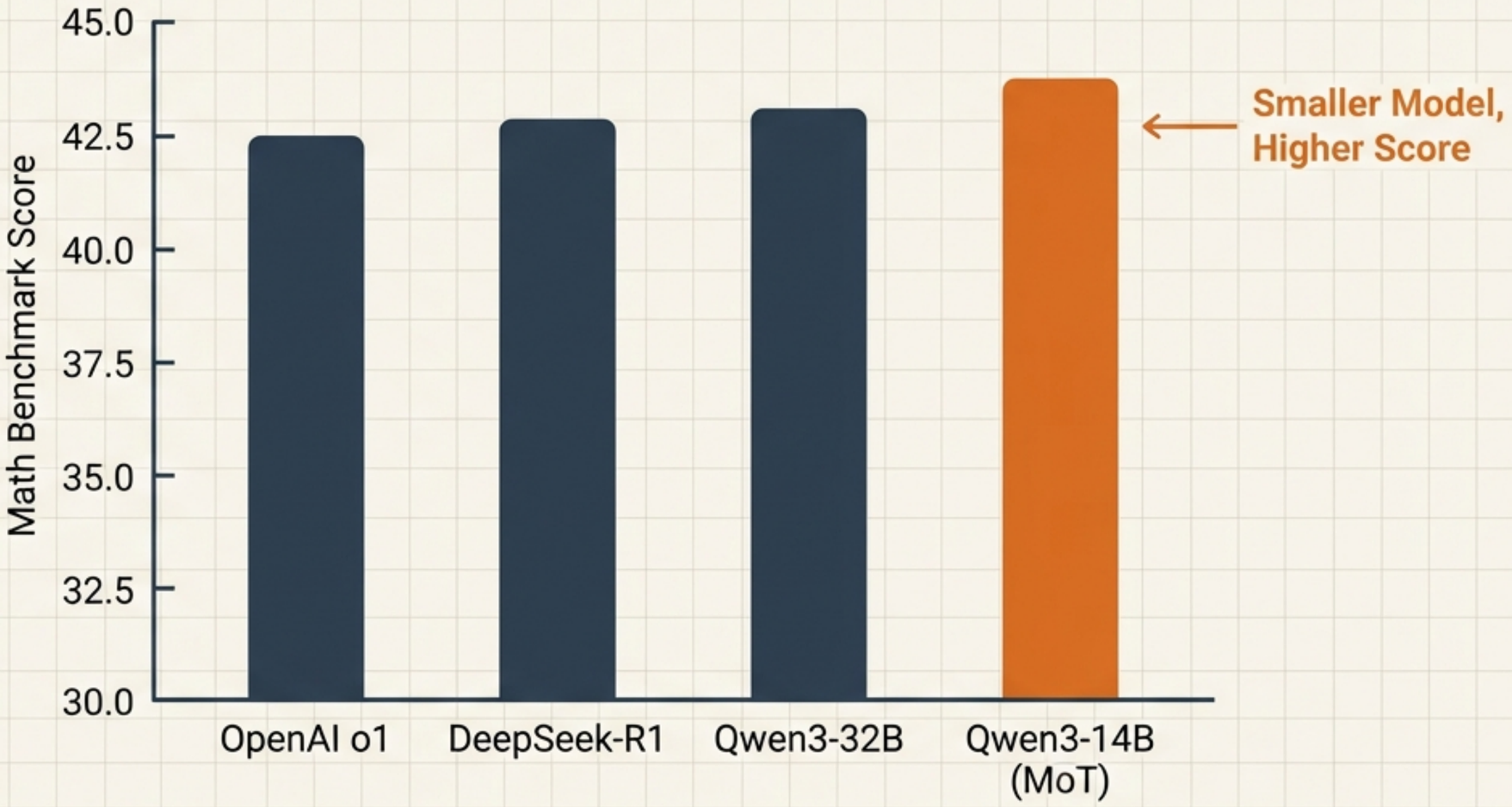
- **Teachers**: QWQ, DeepSeek-R1, Qwen3-235B
- **Data**: BOBA & S1K Math Datasets



NotebookLM

ผลลัพธ์ที่เหนือความคาดหมาย

Qwen3-14B ที่ฝึกด้วย MoT ชนะ DeepSeek-R1 และ OpenAI-o1 ในการทดสอบคณิตศาสตร์

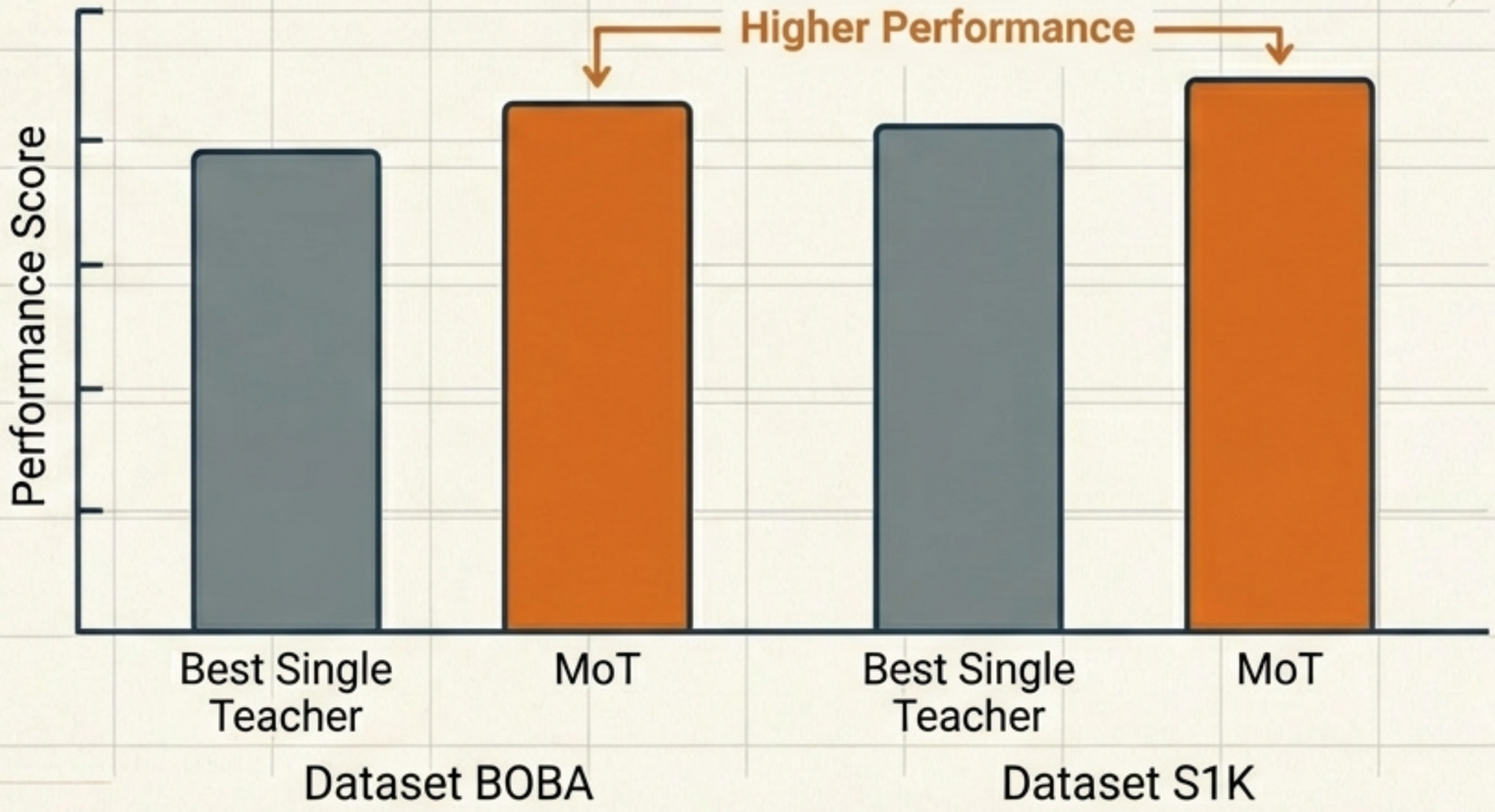


ประสิทธิภาพระดับ SOTA ด้วยขนาดโมเดลและข้อมูลที่น้อยกว่ามหาศาล

NotebookLM

ชนะทุกทางเลือก

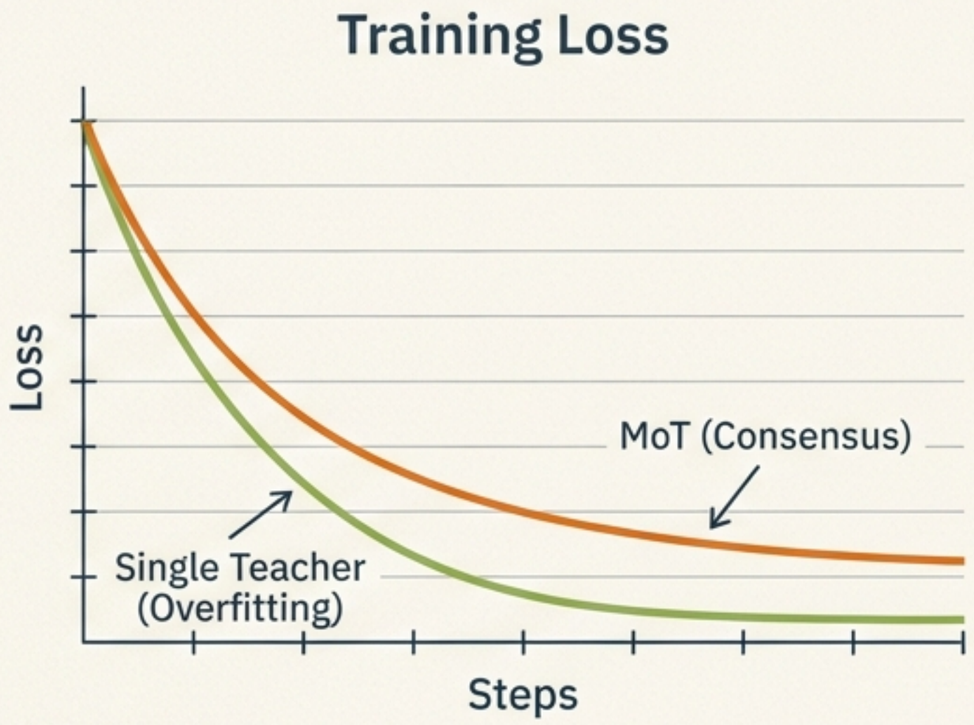
ไม่ว่าคุณจะเลือก**ครูเดี่ยวคนไหน** MoT (การรวมพลัง) ก็ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเสมอ
ตัดความเสี่ยงในการ “เลือกผิด”

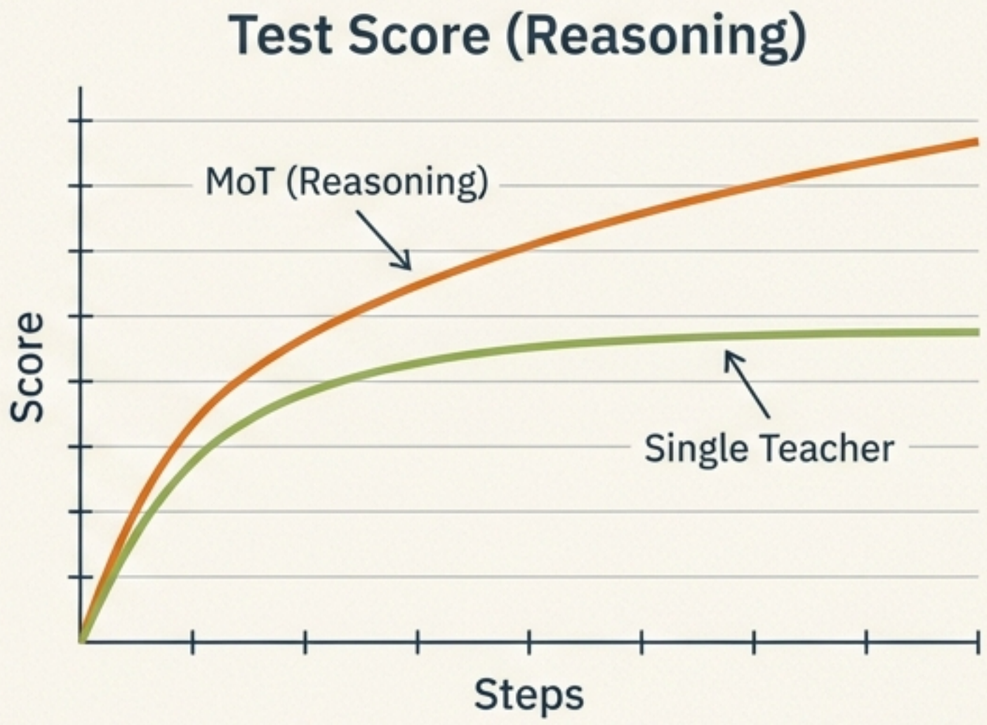


NotebookLM

ปริศนาของค่า Loss

Loss ที่สูงกว่า ไม่ได้แปลว่าแย่กว่า
การเรียนรู้แบบเดิม (SFT) จดจำ ‘สไตล์’ จนเกินพอดี (Overfitting) แต่ MoT โฟกัสที่ ‘เหตุผล’



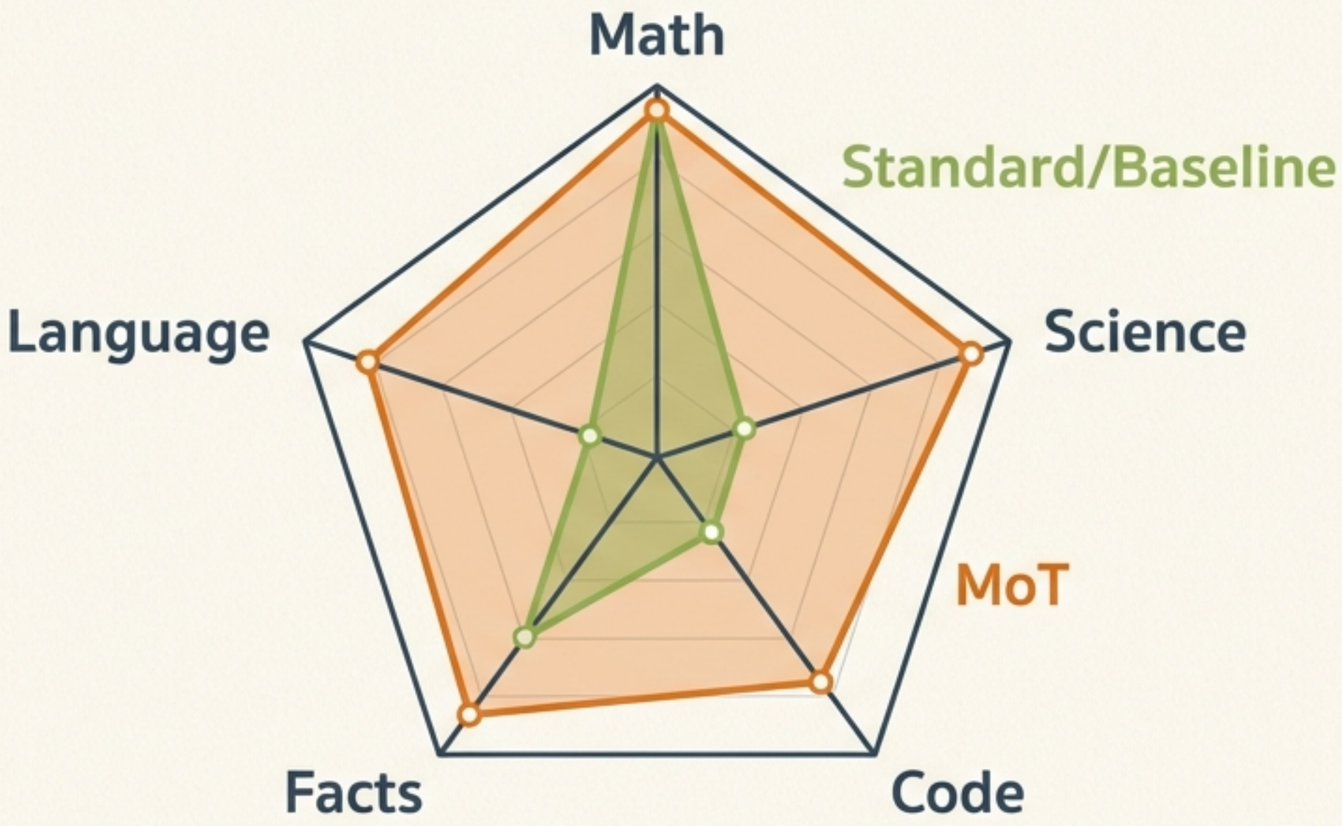


NotebookLM

Editorial Engineering Blueprint

เก่งคณิตศาสตร์ โดยไม่ทิ้งความรู้รอบตัว

ปกติแล้ว การฝึกคณิตศาสตร์เข้มข้นจะทำให้โมเดล ‘ลืม’ ความรู้ด้านอื่น



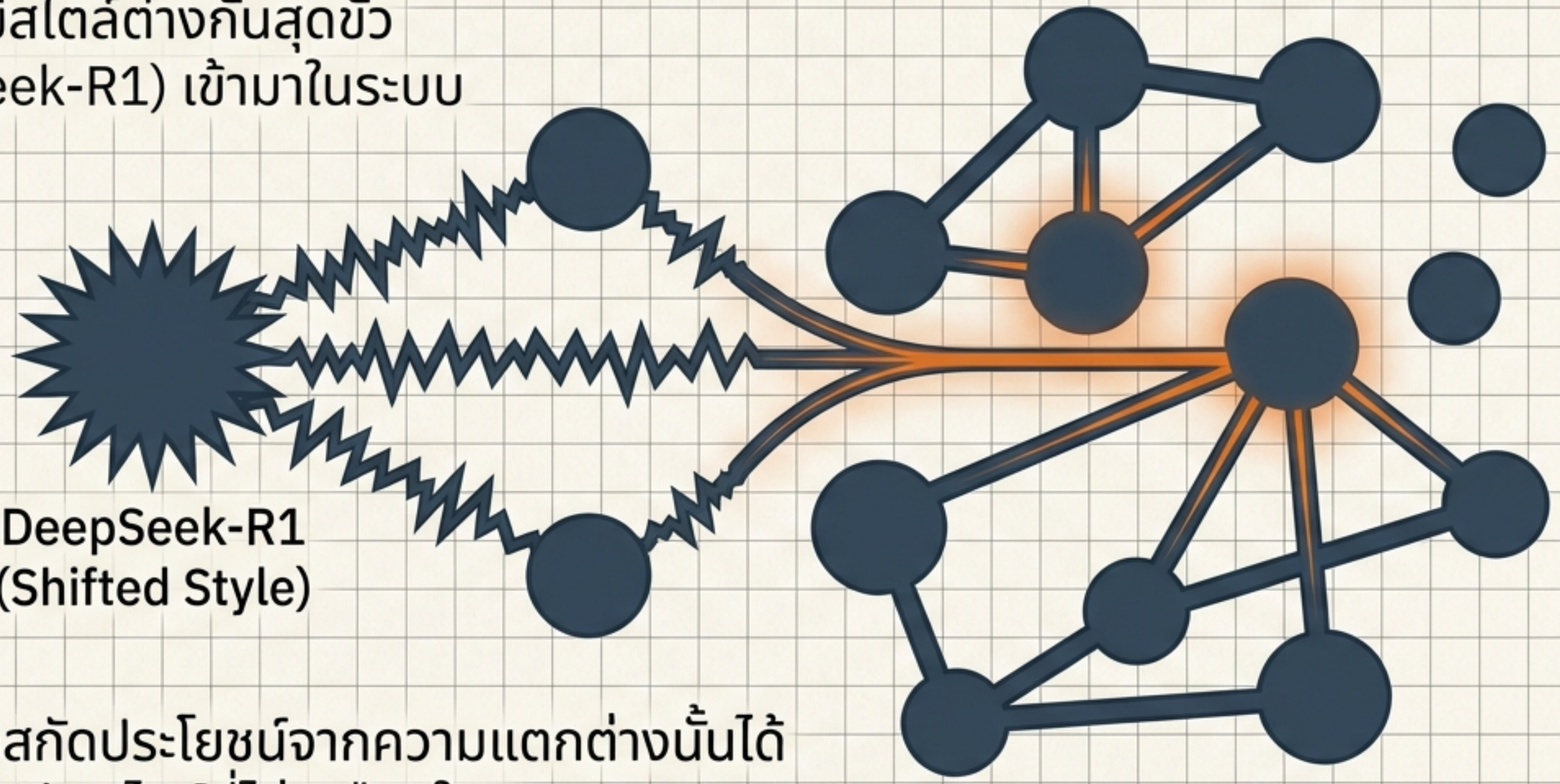
MoT รักษาความรู้ทั่วไปได้ดีกว่า และลดปัญหา Catastrophic Forgetting

NotebookLM

Editorial Engineering Blueprint

ความทนทานต่อความแตกต่าง

เมื่อเพิ่มครูที่มีสไตล์ต่างกันสุดขั้ว
(เช่น DeepSeek-R1) เข้ามาในระบบ



MoT สามารถสกัดประโยชน์จากความแตกต่างนั้นได้
โดยไม่สับสนไปกับสไตล์ที่ไม่เหมือนใคร

NotebookLM

Editorial Engineering Blueprint

พิสูจน์ด้วยระดับ Token

โมเดลมีความมั่นใจต่ำในคำฟุ่มเฟือย แต่มีความมั่นใจสูงในสมการและตรรกะ

Low Confidence (Style)

So actually, the triangle is formed by connecting... **Area = (1/2) * | (Ax(By - Cy)... | = (1/2)cq**.
Therefore, the answer is...

High Confidence (Logic)

นี่คือหลักฐานว่า MoT กำลังเรียนรู้ '**แก่นแท้ของเหตุผล** ไม่ใช่การท่องจำ

NotebookLM

- Selection-Free: ไม่ต้องเสียเวลาเลือกครูด้วยมือ
- Efficiency: ประสิทธิภาพสูงสุดด้วยข้อมูลเพียง 200 ตัวอย่าง
- Quality: สร้าง Consensus CoT ที่แม่นยำและเป็นสากล

บทสรุป: อนาคตของการกลั่นกรองความรู้

MoT คือเส้นทางสู่การสร้างโมเดลขนาดเล็กที่ทรงพลังอย่างแท้จริง

NotebookLM