Review 132: Beyond Chain-of-Thought, Effective Graph-of-Thought Reasoning in Large Language Models, 29.08.23  
https://arxiv.org/abs/2305.16582.pdf

הסקירה נכתבה על ידי עדן יבין

**Paper: https://arxiv.org/abs/2305.16582v2**

מנגנוני היגיון שונים עוזרים לסוכנים שלנו להבין משימות מורכבות ולבצע אותן בהצלחה. המנגנונים כוללים שיטות כמו שרשרת מחשבות (chain of thought) או עץ מחשבות אך מה עם גרף מחשבות?  
  
היום ב-#shorthebrewpapereviews. החוקרים טוענים שהדרך שלהם מבוססת על העובדה שאנשים לא חושבים בצעדים כגון בשרשרת אלא קופצים ״מקודקוד״ של מחשבה לקודקוד אחר. כך ניתן להרכיב מחשבות מורכבות ומגוונות יותר על ידי חיבור קשרים שונים בגרף. אבל איך זה מתבצע? בואו נגלה.

בניית הגרף מהטקסט – בהינתן הטקסט, החוקרים מחלצים ממנו שלישיות של נושא-פועל-נשוא (למשל רעידת אדמה מגיעה מרעידה ואדמה). מהשלישיות הם מפעלים אלגוריתם אשכולות Extract-Clustering-Coreference. האלגוריתם מקבץ ביחד קודקודים הקשורים כולם לאותו קודקוד, למשל רעידת אדימה-מגיעה-רעידה ואדמה | רעידה, אדמה-שהמשמעות שלהם-אדמה ורועדת. לכן זה יהיה אשכול שממנו ניתן להסיק שרעידת אדמה -> אדמה, רועדת.

הגרף מקודד באמצעות Graph Encoder המבצע שיכון של כל קודקוד על ידי שימוש בשכנים שלו (כלומר משתמשים במטריצת השכנויות של הגרף).

הטקסט מקודד באמצעות Encoder רגיל

תמונות (אם קיימות) מקודדות באמצעות Vision Encoder.

משתמשים ב- cross attention כדי לבצע תיקון לקידודים כך שהשיכון יהיה באותו מרחב קידוד.

מאחדים את כלל הקידודים ביחד ומשתמשים ב-Transformer Decoder בשביל לייצר את התשובה

לצורך אימון הם אימנו על הדאטהסטים: text-only GSM8K ו- Multimodal ScienceQA. התוצאות מראות שיפור מול המתחרה CoT שמשתמשים במודל הזהה בגודל למודל שלהם.