Alternative AI: Evolution

ประภาส จงสถิตย์วัฒนา

ในช่วงหลายทศวรรษที่ผ่านมา ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ได้รับการพัฒนาโดยเน้นการใช้เหตุผลเชิงสัญลักษณ์ การวิเคราะห์เชิงตรรกะ และการประมวลผลแบบกำหนดแน่นอน เช่น ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert Systems) หรือการเรียนรู้ด้วยกฎ (Rule-based Learning) ซึ่งเหมาะกับปัญหาที่มีโครงสร้างชัดเจน เช่น การวินิจฉัยโรค หรือการวางแผนเชิงตรรกะ

แต่เมื่อ AI ต้องเผชิญกับปัญหาที่มีความซับซ้อนสูง เช่น การออกแบบระบบที่มีหลายตัวแปร การสร้างสรรค์งานศิลปะ หรือการควบคุมหุ่นยนต์ในสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา แนวทางแบบดั้งเดิมกลับไม่สามารถตอบโจทย์ได้ดีนัก

นี่คือจุดเริ่มต้นของ “การคำนวณเชิงวิวัฒนาการ” (Evolutionary Computation – EC) ซึ่งเป็นแนวทางที่ได้รับแรงบันดาลใจจากธรรมชาติ โดยเฉพาะจากกระบวนการวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิต EC ไม่ได้พยายามหาคำตอบที่ดีที่สุดในทันที แต่จะค่อย ๆ พัฒนาคำตอบผ่านการคัดเลือก การกลายพันธุ์ และการสืบพันธุ์ในลักษณะคล้ายกับธรรมชาติ

แนวคิดนี้เปิดโอกาสให้ AI สามารถจัดการกับปัญหาที่ไม่มีสูตรสำเร็จ หรือไม่สามารถวิเคราะห์ได้โดยตรง เช่น การออกแบบโครงสร้างอาคาร การสร้างดนตรี หรือการปรับแต่งระบบควบคุมแบบเรียลไท

โครงสร้างพื้นฐานของการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ

การคำนวณเชิงวิวัฒนาการมีองค์ประกอบหลักที่คล้ายคลึงกับกระบวนการทางชีวภาพ ได้แก่:

- ประชากร (Population): กลุ่มของคำตอบที่เป็นไปได้ ซึ่งอาจถูกเข้ารหัสเป็นบิต ตัวเลข หรือโครงสร้างข้อมูลอื่น ๆ

- ฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness Function): ใช้ประเมินคุณภาพของแต่ละคำตอบ เช่น ความเร็ว ความแม่นยำ หรือความสวยงาม

- การคัดเลือก (Selection): เลือกคำตอบที่ดีที่สุดเพื่อใช้ในการสร้างรุ่นถัดไป

- การผสมพันธุ์ (Crossover): รวมคุณสมบัติของคำตอบสองตัวเพื่อสร้างคำตอบใหม่

- การกลายพันธุ์ (Mutation): เปลี่ยนแปลงคำตอบแบบสุ่มเพื่อเพิ่มความหลากหลาย

กระบวนการนี้จะทำซ้ำหลายรุ่น โดยแต่ละรุ่นจะมีคำตอบที่ดีขึ้นเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้คำตอบที่น่าพอใจหรือถึงเกณฑ์ที่กำหนด

ข้อดีของแนวทางนี้คือความสามารถในการปรับตัว การค้นหาคำตอบในพื้นที่ที่ไม่มีโครงสร้างชัดเจน และการสร้างสรรค์คำตอบใหม่ ๆ ที่ไม่เคยมีมาก่อน

Genetic Algorithm – การวิวัฒนาการในรูปแบบดิจิทัล

อัลกอริธึมพันธุกรรม (Genetic Algorithm – GA) เป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในกลุ่มของ EC โดยจำลองกระบวนการทางพันธุกรรมของสิ่งมีชีวิต เช่น การสืบพันธุ์ การกลายพันธุ์ และการคัดเลือกตามธรรมชาติ

ขั้นตอนของ GA ประกอบด้วย:

- สร้างประชากรเริ่มต้นแบบสุ่ม
- ประเมินความเหมาะสมของแต่ละคำตอบ
- เลือกคำตอบที่ดีที่สุดเพื่อเป็นพ่อแม่
- ผสมพันธุ์และกลายพันธุ์เพื่อสร้างรุ่นใหม่
- แทนที่ประชากรเดิมด้วยรุ่นใหม่
- ทำซ้ำจนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ

GA ถูกนำไปใช้ในหลากหลายสาขา เช่น:

- การออกแบบโครงสร้างทางวิศวกรรม เช่น การจัดวางชิ้นส่วนในเครื่องจักร
- การสร้างดนตรี เช่น การพัฒนาเมโลดี้ที่ไพเราะโดยใช้เกณฑ์ความชอบของผู้ฟัง
- การวางแผนการผลิต เช่น การจัดตารางการทำงานในโรงงาน

ตัวอย่างที่น่าสนใจคือการใช้ GA ใน MATLAB เพื่อปรับแต่งกระบวนการผลิต หรือการสร้างดนตรีโดยใช้ GA ที่สามารถพัฒนาเพลงตามเกณฑ์ความไพเราะได้อย่างน่าทึ่ง

Particle Swarm Optimization (PSO)

เป็นอีกหนึ่งเทคนิคที่ได้รับแรงบันดาลใจจากธรรมชาติ โดยจำลองพฤติกรรมของฝูงนกหรือฝูงปลาในการค้นหาอาหาร

ใน PSO:

- แต่ละอนุภาคคือคำตอบที่เป็นไปได้

- อนุภาคจะเคลื่อนที่ในพื้นที่คำตอบ โดยปรับตำแหน่งตามตำแหน่งที่ดีที่สุดของตัวเอง และตำแหน่งที่ดีที่สุดของเพื่อนบ้าน

ข้อดีของ PSO ได้แก่:

- โครงสร้างเรียบง่าย

- ใช้พารามิเตอร์น้อย

- เหมาะสำหรับปัญหาการปรับแต่งแบบต่อเนื่อง

การใช้งาน PSO พบได้ในหลายด้าน เช่น:

- การฝึกสอนเครือข่ายประสาทเทียม โดยไม่ต้องใช้การไล่ระดับ (gradient descent)

- การปรับแต่งระบบควบคุม เช่น PID controller

- การวิเคราะห์ทางการเงิน เช่น การหากลยุทธ์การลงทุนที่เหมาะสม

การสาธิต PSO แบบภาพเคลื่อนไหวแสดงให้เห็นถึงการเคลื่อนไหวของอนุภาคที่ปรับตัวอย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นตัวอย่างของ “ปัญญาเกิดขึ้นเอง” จากการปฏิสัมพันธ์ในระดับท้องถิ่น

อัลกอริธึมการประมาณแบบแจกแจง – วิวัฒนาการที่เรียนรู้ได้

Estimation of Distribution Algorithm (EDA) เป็นการพัฒนาแนวคิดของ GA โดยใช้การเรียนรู้เชิงสถิติแทนการเปลี่ยนแปลงแบบสุ่ม

ใน EDA:

- สร้างแบบจำลองความน่าจะเป็นของคำตอบที่ดี

- ใช้แบบจำลองนั้นในการสุ่มคำตอบใหม่

- ปรับปรุงแบบจำลองในแต่ละรุ่นตามคำตอบที่ได้

ข้อดีของ EDA คือ:

- ลดความสุ่ม

- เพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหา

- สามารถจับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ดี

ตัวอย่างการใช้งานคือการแก้ปริศนา โดย EDA จะเรียนรู้รูปแบบของคำตอบที่ประสบความสำเร็จ แล้วสร้างคำตอบใหม่ตามแบบจำลองที่ได้ ลองดูงานวิจัยนี้ โปสเตอร์งาน GECCO ปี 2011

https://www.cp.eng.chula.ac.th/~prabhas//paper/2011/GeccoPoster5.pdf

ทิศทางการวิจัยและการประยุกต์ใช้งานในอนาคต

การคำนวณเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Computation – EC) ได้ก้าวข้ามจากการเป็นแนวคิดทางเลือก มาเป็นหนึ่งในเครื่องมือหลักของนักวิจัยและนักพัฒนา AI ในยุคปัจจุบัน ด้วยความสามารถในการจัดการกับปัญหาที่ไม่มีโครงสร้างชัดเจน มีความซับซ้อนสูง หรือเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา EC จึงกลายเป็นหัวใจสำคัญของการพัฒนาเทคโนโลยีที่ต้องการความยืดหยุ่นและการปรับตัวแบบอัตโนมัติ

แนวโน้มการวิจัยที่สำคัญ

- โมเดลแบบไฮบริด (Hybrid Models):

นักวิจัยเริ่มรวมเทคนิคต่าง ๆ เช่น GA, PSO และ EDA เข้าด้วยกัน เพื่อใช้จุดแข็งของแต่ละวิธีในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน เช่น การใช้ GA เพื่อสร้างโครงสร้างเบื้องต้น แล้วใช้ PSO เพื่อปรับแต่งค่าพารามิเตอร์อย่างละเอียด

- การผสานกับ Deep Learning:

EC ถูกนำมาใช้ในการเลือกฟีเจอร์ (feature selection), ปรับแต่งโครงสร้างของ neural networks และการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม เช่น learning rate, batch size หรือ activation function โดยไม่ต้องพึ่งการทดลองแบบ brute-force

- การเรียนรู้แบบออนไลน์และเรียลไทม์:

ในระบบที่ต้องปรับตัวอย่างต่อเนื่อง เช่น หุ่นยนต์ที่ทำงานในสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลง EC สามารถปรับพฤติกรรมของระบบได้โดยไม่ต้องหยุดทำงาน เช่น การปรับเส้นทางเดินของหุ่นยนต์ตามสิ่งกีดขวางที่เกิดขึ้นใหม่

- การประยุกต์ในระบบอัตโนมัติอัจฉริยะ (Autonomous Systems):

EC ถูกใช้ในโดรน, ยานยนต์ไร้คนขับ, และระบบควบคุมอัตโนมัติ เพื่อให้ระบบสามารถตัดสินใจได้เองภายใต้เงื่อนไขที่ไม่แน่นอน เช่น การเลือกเส้นทางที่ปลอดภัยที่สุดโดยไม่ต้องมีแผนที่ล่วงหน้า

การประยุกต์ใช้งานในภาคอุตสาหกรรมและเชิงสร้างสรรค์

- การออกแบบผลิตภัณฑ์:

EC ช่วยในการค้นหารูปทรงหรือโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุด เช่น การออกแบบใบพัดของเครื่องบินให้มีแรงยกสูงสุดแต่ใช้วัสดุน้อยที่สุด โดยไม่ต้องใช้สูตรทางฟิสิกส์ที่ซับซ้อน

- การสร้างงานศิลปะและดนตรี:

ด้วยความสามารถในการสำรวจพื้นที่คำตอบอย่างสร้างสรรค์ EC ถูกนำมาใช้ในการสร้างภาพวาด ดนตรี หรือแม้แต่บทกวี โดยใช้เกณฑ์ความงามหรือความกลมกลืนเป็นฟังก์ชันความเหมาะสม

- การวางแผนและการจัดตาราง:

ในโรงงานหรือระบบโลจิสติกส์ EC สามารถจัดตารางการทำงานให้มีประสิทธิภาพสูงสุด เช่น ลดเวลารอ ลดการใช้พลังงาน หรือเพิ่มผลผลิต โดยไม่ต้องเขียนกฎที่ซับซ้อน

- การวิเคราะห์ข้อมูลและการคาดการณ์:

EC ถูกใช้ในการเลือกตัวแปรที่สำคัญจากชุดข้อมูลขนาดใหญ่ เพื่อสร้างแบบจำลองที่แม่นยำ เช่น การคาดการณ์ยอดขาย หรือการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้บริโภค

ความท้าทายที่ยังต้องเผชิญ

แม้ว่า EC จะมีศักยภาพสูง แต่ก็ยังมีข้อจำกัดและความท้าทายที่ต้องแก้ไข:

- การตั้งค่าพารามิเตอร์ (Parameter Tuning):

เช่น ขนาดประชากร อัตราการกลายพันธุ์ หรือจำนวนรุ่นที่เหมาะสม ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพของอัลกอริธึมอย่างมาก และยังไม่มีวิธีที่เป็นสากลในการตั้งค่า

- การขยายขนาด (Scalability):

เมื่อปัญหามีขนาดใหญ่ เช่น มีตัวแปรหลายพันตัว EC อาจใช้เวลานานหรือทรัพยากรมากในการค้นหาคำตอบที่ดี

- การควบคุมสมดุลระหว่างการสำรวจและการใช้ประโยชน์ (Exploration vs. Exploitation):

หากเน้นการสำรวจมากเกินไป อาจไม่สามารถหาคำตอบที่ดีได้ทันเวลา แต่หากเน้นการใช้ประโยชน์มากเกินไป อาจติดอยู่ในคำตอบที่ไม่เหมาะสม

- การตีความผลลัพธ์:

คำตอบที่ได้จาก EC อาจไม่มีเหตุผลเชิงตรรกะที่ชัดเจน ทำให้ยากต่อการอธิบายหรือนำไปใช้ในระบบที่ต้องการความโปร่งใส เช่น ด้านกฎหมายหรือการแพทย์

สรุป: วิวัฒนาการของปัญญา

การคำนวณเชิงวิวัฒนาการไม่ใช่แค่เครื่องมือทางเทคนิค แต่เป็นแนวคิดที่สะท้อนถึงความเข้าใจในธรรมชาติของปัญญา มันแสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้และการปรับตัวไม่จำเป็นต้องเกิดจากกฎที่แน่นอน แต่สามารถเกิดจากการทดลอง การกลายพันธุ์ และการคัดเลือกอย่างต่อเนื่อง

ในโลกที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว EC คือแนวทางที่สามารถปรับตัวได้ทันเวลา สร้างสรรค์ได้อย่างไร้ขีดจำกัด และเรียนรู้ได้แม้ในสภาพแวดล้อมที่ไม่แน่นอน

เมื่อเรานำหลักการของวิวัฒนาการมาใช้กับการออกแบบระบบอัจฉริยะ เราไม่ได้แค่สร้างเครื่องจักรที่ฉลาดขึ้น แต่เรากำลังเรียนรู้จากธรรมชาติ—จากความเรียบง่ายที่นำไปสู่ความซับซ้อน และจากความหลากหลายที่นำไปสู่ความยั่งยืน

Reference

genetic algorithm demo Mathlab

https://www.mathworks.com/support/search.html/videos/optimizing-manufacturing-production-processes-68961.html

genetic algorithm is design

genetic algorithm generate music

https://www.youtube.com/watch?v=aOsET8KapQQ&t=590s

my research in evolutionary computation

ieeexplore.ieee.org "Chongstitvatana evolutionary computation"

Particle swarm optimization video

https://www.youtube.com/watch?v=8xycqWWqz50

at 1:08 to 1:46

next generation GA Estimation of Distribution Algorithm EDA

example: solving puzzle

https://www.cp.eng.chula.ac.th/~prabhas//paper/2011/GeccoPoster5.pdf

Last update 6 September 2025