# บทที่ 1

# บทนำ

## ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในการแก้ปัญหาอย่างการสลับกันในพีชคณิตด้วยขั้นตอนวิธีหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดส่วนใหญ่นั้น ถึงแม้ว่าจะใช้การค้นหาที่น้อยกว่า n! แต่ก็ยังต้องใช้การค้นหาเข้าไปยังต้นไม้ หรือกลุ่มของคำตอบจำนวนหนึ่ง ไม่เว้นแม้แต่ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมที่สืบค้นคำตอบจากประชากรในแต่ละรุ่น รวมถึงงานจากขั้นตอนอย่างการกลายพันธ์ และการผสม สำหรับสร้างประชากรในรุ่นต่อไป ทำให้เมื่อนักวิจัยต้องการศึกษาเพื่อดูผลกระทบของพารามิเตอร์และหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับปัญหานั้นๆ พวกเขาต้องทำการทดลองด้วยพารามิเตอร์ที่ต่างกันหลายชุดเพื่อจะได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับปัญหานั้น มีการงานวิจัยของ Juan Li [1] ที่ศึกษาผลของพารามิเตอร์ของชั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในปัญหา การวางแผนโครงข่ายการให้บริการสื่อสารส่วนบุคคลเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับปัญหานี้ พบว่าคุณภาพของคำตอบดีขึ้นเมื่อเพิ่มขนาดของประชากร งานวิจัยของ Sofiene และ Jaleleddine [2] ศึกษาผลของพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม สำหรับปัญหาการลู่เข้าของสนามแม่เหล็กไฟฟ้า พบว่าการเพิ่มขนาดของประชากรทำให้เข้าใกล้คำตอบที่ดีกว่า แต่ประชากรที่ใหญ่ทำให้เวลาที่ใช้ในการลู่เข้าของสนามแม่เหล็กไฟฟ้า มากขึ้นตามมา งานวิจัยของ Mohd Zakimi [3] ศึกษาผลของพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ในปัญหา Multi objective Optimization (MMO) ซึ่งพบว่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของปัญหานี้อย่างขนาดประชากรอาจไม่ใช่ขนาดที่มากขึ้นเรื่อยๆ แต่เป็นขนาดที่เหมาะสมค่าหนึ่ง แน่นอนว่าหากขั้นตอนวิธีที่ต้องการศึกษาความเกี่ยวข้องของพารามิเตอร์เหล่านี้มีความซับซ้อน การทดลองแต่ละครั้งต้องใช้ระยะเวลานานสำหรับการคำนวณแบบปกติ ตัวประมวลผลกราฟิก (GPU) เป็นหนึ่งในตัวเลือกที่สามารถนำมาเพิ่มความเร็วได้ เนื่องจาก GPU มีราคาที่ถูกและพลังในการคำนวณที่มากกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับ CPU[4] ซึ่งจะกล่าวถึงตัวอย่างการทดลองที่นำ GPU ไปเพิ่มความเร็วให้กับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในหัวถัดไป

ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน (COIN) เป็นหนึ่งในขั้นตอนวิธีหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด ที่แสดงให้เห็นความสามารถเมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีที่นิยมหลายตัว [5] พารามิเตอร์ของ COIN เองก็เป็นที่น่าสนใจว่าการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์บางตัว อย่างเช่น จำนวนการเลือกประชากรของกลุ่มที่ดีและไม่ดีนั้นจำเป็นต้องเท่ากันหรือไม่ จำนวนการเลือกประชากรที่เหมาะค่าหนึ่งอาจทำให้สามารถหาคำตอบได้ด้วยจำนวนรุ่นที่น้อยลงหรือไม่ แน่นอนว่า

การทดลองในแต่ละรอบนั้นหากว่าพารามิเตอร์บางตัวซึ่งมีผลทำให้ปริมาณข้อมูลในการคำนวณมีมากขึ้น อย่างจำนวนประชากร ก็จะต้องใช้เวลามากขึ้นในการคำนวณในแต่ละรอบ ดังนั้นเมื่อนำขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน มาทำงานบน GPU แล้ว ด้วยการทำงานแบบขนานเราสามารถใช้เวลาในการทำการทดลองในแต่ละรอบน้อยลง ส่งผลให้เวลาที่ต้องใช้ในการศึกษาน้อยลงเช่นกัน กระบวนการวิเคราะห์ ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน เพื่อออกแบบการทำงานแบบขนาน ,การจัดแบ่งลักษณะของโครงสร้าง เทรด และ บล็อก เพื่อให้ทำงานบน GPU จะถูกกล่าวถึงต่อไป

**วัตถุประสงค์ของการวิจัย**

นำขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน ไปทำงานแบบขนานบนหน่วยประมวลผลกราฟิก เพื่อทำให้ ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันทำงานเร็วกว่าการประมวลผลบนหน่วยประมวลผลกลางแบบปกติ

**ขอบเขตของการวิจัย**

1. เปรียบเทียบการทำงานของ ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน ดั้งเดิมที่ทำงานบนหน่วยประมวลผลกลาง intel core i3 2.1 GHz กับ ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน ที่ถูกเขียนด้วย CUDA C เพื่อการประมวลผลแบบขนานบน GPU NVIDIA Geforce GT 540M ในหน่วยของเวลาไมโครเซคัน โดยทำการทดลอง 10 ครั้งและนำค่าเฉลี่ยมาเปรียบเทียบ
2. ใช้ปัญหาการเดินทางของนักขาย(TSP) เพื่อคำนวณค่าความเหมาะสมของประชากรแต่ละตัวในแต่ละรุ่น โดยใช้จำนวนประชากร 500 และ 1000 ตัวต่อรุ่น

**ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ**

สามารถนำขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันในรูปแบบขนานนี้ไปทำงานวิจัยอื่นที่ต้องทำการประมวลผลซ้ำๆด้วยชุดข้อมูลที่มีปริมาณมากโดยใช้เวลาน้อยกว่าการทำงานปกติบนหน่วยประมวลผลกลาง เช่น การทดลองหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับชุดข้อมูลหนึ่ง

**วิธีดำเนินการวิจัย**

1. ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2. วิเคราะห์ลักษณะการทำงานของขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันเพื่อหาลักษณะการทำงานแบบขนาน
3. ออกแบบโปรแกรมเพื่อให้ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันทำงานแบบขนานบนอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิก
4. เขียนโปรแกรมทั้งแบบประมวลผลลำดับบนหน่วยประมวลผลกลางและแบบขนานบนหน่วยประมวลผลกราฟิก
5. ทดลองประมวลผลทั้งสองแบบและจับเวลา
6. วิเคราะห์ผลการทดลอง
7. สรุปผลการวิจัยและเรียบเรียงวิทยานิพนธ์

**โครงสร้างของวิทยานิพนธ์**

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบไปด้วย 5 บทหลัก คือ บทนำ เอกสารและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง วิธีดำเนินการวิจัย การทดลองและผลการทดลอง และสรุปงานวิจัยกับแนวทางพัฒนาต่อ

ในบทแรกจะกล่าวถึง ความเป็นมา ปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขตของงานวิจัย ประโยชน์ที่จะได้รับ ขั้นตอนการทำวิจัย โครงสร้างของวิทยานิพนธ์ และผลงานที่ตีพิมพ์ จากวิทยานิพนธ์ บทที่สอง จะกล่าวถึง ทฤษฎีของวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันและ ประวัติและการทำงานเบื้องต้นของ NVIDIA CUDA C บทที่สามกล่าวถึงวิธีดำเนินงานวิจัย ซึ่งจะอธิบายขั้นตอนและหัวข้อที่ต้องศึกษารวมถึงการออกแบบโปรแกรมเพื่อประยุกต์ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันบนหน่วยประมวลผลกราฟิก บทที่สี่ อธิบายวิธีการทดลองและแสดงผลการทดลอง ตลอดจนวิเคราะห์ผลการทดลอง และบทสุดท้ายจะสรุปงานวิจัยพร้อมแนะแนวทางเพื่อพัฒนาต่อยอดงานวิจัยนี้ให้ดีขึ้นต่อไป

**ผลงานที่ตีพิมพ์จากวิทยานิพนธ์**

2012 Ninth International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE) pp 126-130

# บทที่ 2

# เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

## 2.1 ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน

เป็นหนึ่งในขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมที่มีแนวคิดสำคัญที่แตกต่างจาก ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม แบบดั้งเดิม คือ การนำคำตอบที่ไม่ดีมาร่วมพิจารณาและเรียนรู้เพื่อหลีกเลี่ยงโอกาสของการได้มาซึ่งคำตอบที่ไม่ดีนั้นในรุ่นถัดไป จากการทดลอง [5] ที่แสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้จากคำตอบที่ดีและไม่ดีพร้อมกัน ดีกว่าการเรียนรู้จากคำตอบที่ดี หรือไม่ดีเพียงอย่างเดียว และยังเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีที่นิยมหลายตัว [5]

วิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน แบ่งการทำงานออกเป็น 5 ขั้นตอนหลัก คือ กำหนดค่าเริ่มต้น, สร้างกลุ่มของประชากร , ประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรแต่ละตัว , เลือกประชากรจำนวนหนึ่งออกมาเป็นกลุ่มที่ดีและไม่ดี , ปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วม เราสามารถพิจารณาการทำงานภายในของ 5 ขั้นตอนหลักได้ดังนี้

### 2.1.1 กำหนดค่าเริ่มต้น

ตัวกำเนิด คือ ตารางขนาดเท่ากับ n x n ซึ่ง n คือ ขนาดของคำตอบ ในตารางนี้บรรจุต้นไม้ที่ขึ้นต่อกัน (dependency tree) ซึ่งแต่ละแถวกำหนดให้เป็น ต้นไม้ที่ขึ้นต่อกัน หนึ่งต้น และแต่ละคอลัมน์คือความน่าจะเป็นร่วม $h(X_i \mid X_j)$ ซึ่งเปรียบได้กับกิ่งของต้นไม้ , $X_i$ แทนแถวของตารางขณะที่ $X_j$ แสดงคอลัมน์ และกำหนดว่าเมื่อเกิดเหตุการณ์ $X_i$ และตามด้วย $X_j$ ตำแหน่งที่ $X_{ij}$ คือความน่าจะเป็นร่วม $h(X_i \mid X_j)$

การกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับตารางจะแบ่งความน่าจะเป็นร่วม ไปยังทุกคอลัมน์เท่าๆกัน คือ $\frac{1}{(n-1)}$ ยกเว้นตำแหน่งที่ i เท่ากับ j จะได้ตารางที่เติมเต็มด้วยค่าความน่าจะเป็นร่วมที่เท่ากันทุกตำแหน่ง สำหรับตำแหน่ง $X_{ij}$ ซึ่ง i เท่ากับ j จะได้ ความน่าจะเป็นร่วมเป็น 0

| | A | B | C | D | E |
|---|---|---|---|---|---|
| A | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| B | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| C | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 |
| D | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 |
| E | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |

(a)

| | A | B | C | D | E |
|---|---|---|---|---|---|
| A | 0 | 0.40 | 0.20 | 0.20 | 0.20 |
| B | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| C | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 |
| D | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 |
| E | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |

(b)

| | A | B | C | D | E |
|---|---|---|---|---|---|
| A | 0 | 0.10 | 0.30 | 0.30 | 0.30 |
| B | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| C | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 |
| D | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 |
| E | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |

(c)

รูปที่ 2-1 ตัวกำเนิด ขนาด 5x5 หลังจากผ่านการกำหนดค่าเริ่มต้น ทุกช่องจะถูกเติมด้วยความน่าจะเป็นร่วมเท่ากับ $\frac{1}{(n-1)}$ ยกเว้นช่องที่ i เท่ากับ j ความน่าจะเป็นร่วมเท่ากับ 0

### 2.1.2 การสร้างกลุ่มของประชากร

ประชากรแต่ละตัวคือผลจากการเดินทางใน dependency tree ในแต่ละแถวของตาราง ตัวกำเนิด โดย เริ่มจากตำแหน่ง $X_i$ ใดๆ ตามความน่าจะเป็นที่เหมาะสม เช่น หากว่าไม่มีข้อสังเกตที่ชัดเจนว่าตำแหน่งใดน่าจะถูกเลือกเป็นพิเศษแล้ว อาจให้ความน่าจะเป็นของการเลือกตำแหน่งเริ่มต้นเท่ากันที่ $\frac{1}{n}$ ตำแหน่งนี้จะกลายเป็นรากของต้นไม้ เมื่อได้รากของต้นไม้มาแล้ว สมาชิกของคำตอบที่เหลือได้มาจากการค้นเข้าไปยังต้นไม้ด้วยวิธีลงลึกก่อน สำหรับการเลือกแต่ละ $X_j$ จะเลือกจากความน่าจะเป็นร่วม $h(X_i \mid X_j)$ของแต่ละกิ่ง

### 2.1.3 การประเมินค่าความเหมาะสมของประชากร

สิ่งที่ได้มาจากขั้นตอนการสร้างกลุ่มประชากรคือคำตอบที่ประกอบไปด้วยกลุ่มของคำตอบที่ยังไม่สามารถบอกได้ถึงความดีหรือไม่ดีของประชากรแต่ละตัว ในขั้นตอนนี้จะทำการประเมินค่าความเหมาะสมจากฟังก์ชันความเหมาะสม ซึ่งแตกต่างกันไปในแต่ละปัญหา เช่น ปัญหา TSP ค่าความเหมาะสม คือ ค่าระยะทางรวมของทุกเมืองบนเส้นทางที่สร้างขึ้นมา

### 2.1.4 เลือกประชากรเป็นกลุ่มที่ดีและไม่ดี

เมื่อได้ค่าความเหมาะสมของประชากรแต่ละตัวแล้ว เราสามารถแบ่งเป็นกลุ่มที่ดีและไม่ดีได้จากค่าความเหมาะสม วิธีในการแบ่งที่มี 2 วิธี [5] วิธีแรกคือการแบ่งแบบเท่ากัน (uniform) และแบบปรับตัว ในงานวิจัยนี้เราใช้วิธีแบ่งแบบเท่ากันคือการเลือกจากประชากรที่มีค่าความเหมาะสมมากที่สุดลงไปหาน้อยเป็นจำนวน c เปอร์เซ็นต์ เป็นกลุ่มที่ดี และเลือกจากประชากรที่มีค่าความเหมาะสมน้อยที่สุดไปหามาก c เปอร์เซ็นต์เท่ากัน เพื่อเป็นตัวแทนของกลุ่มที่ไม่ดี

### 2.1.5 การปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วม

กลุ่มของคำตอบที่ดีและไม่ดีที่ได้จากขั้นตอนการเลือกประชากรจะกลายเป็นตัวแทนของกลุ่มคำตอบทั้งหมด เมื่อพิจารณาคู่ลำดับ $X_i, X_j$ ของแต่ละตัวแทน เขียนได้ว่า $X_{i,j}$ มีความน่าจะเป็นร่วม $h(X_i \mid X_j)$ เมื่อนับคู่ลำดับนี้ในกลุ่มประชากรที่ดี มีจำนวน $r_{i,j}$ สมการการให้รางวัลคือ

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^{t} + \frac{k}{(n-1)} r_{i,j} - \frac{k}{(n-1)^2}\left(\sum_{m=1}^{n} r_{i,m}\right) \qquad ,m \neq j \quad (1)$$

$r_{i,m}$ คือช่องอื่นๆที่ไม่ใช่ $j$

นิพจน์ $\frac{k}{(n-1)^2}\left(\sum_{m=1}^{n} r_{i,m}\right)$ คือการลดค่าช่องอื่นๆลง

เช่นเดียวกัน สมการการลงโทษ เมื่อ $p_{i,j}$ คือจำนวน $X_i, X_j$ ที่พบในกลุ่มที่ไม่ดี คือ

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^{t} - \frac{k}{(n-1)} p_{i,j} + \frac{k}{(n-1)^2}\left(\sum_{m=1}^{n} p_{i,m}\right) \qquad ,m \neq j \quad (2)$$

เมื่อรวมสมการ (1) และ (2) เข้าไว้ด้วยกัน

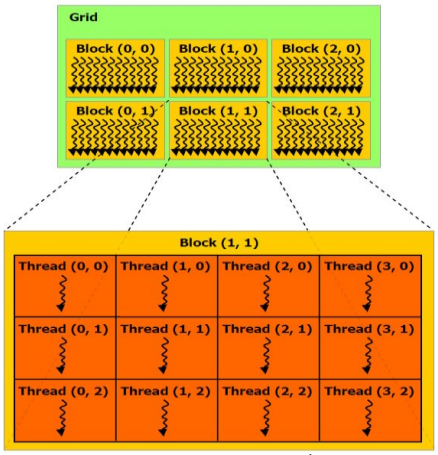
$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^{t} + \frac{k}{(n-1)}\left(r_{i,j} - p_{i,j}\right) - \frac{k}{(n-1)^2}\sum_{m=1}^{n}\left(r_{i,m} - p_{i,m}\right) \quad ,m \neq j \quad (3)$$

มีกฎบางข้อเพิ่มเติมในการ สำหรับการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วมนี้ เนื่องด้วยการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วมนั้นคือการเพิ่ม หรือ ลด ด้วยอัตราส่วนคงที่ แต่ความน่าจะเป็นต้องไม่เป็นค่าติดลบ มากกว่านั้นถ้าความน่าจะเป็นร่วมได้ถูกเพิ่มค่าไปถึงจุดๆหนึ่งแล้วต้องไม่เพิ่มค่าขึ้นอีก เพื่อให้เหลือความน่าจะเป็นในการเลือกสมาชิกตัวอื่นด้วย เพื่อให้สามารถสร้างคำตอบที่หลากหลาย

## 2.2 หน่วยประมวลผลกราฟิกและ CUDA C

นับตั้งแต่ชุดพัฒนา CUDA (Compute Unified Device Architecture ) เปิดตัวเมื่อ เดือนพฤศจิกายน ปี 2006 ด้วยสถาปัตยกรรมที่รวม CPU และ อุปกรณ์ประมวลผล GPU มาร่วมกันประมวลผล ใช้ฟังก์ชันที่สามารถเรียกได้จาก CPU และทำงานที่อุปกรณ์ประมวลผล GPU จะถูกเรียกพร้อมกันเป็นจำนวนตามที่กำหนดด้วยตัวเลขของ บล็อก และ เทรด ซึ่งจำนวนที่ถูกประมวลผลจริงในช่วงเวลาหนึ่งจะเป็นไปตามจำนวนแกนของ GPU ที่มี

เทรด คือ หน่วยย่อยที่สุด ซึ่งกลุ่มของ เทรด จะอยู่ภายได้ บล็อก หนึ่งและทำงานภายในแกนประมวลผลเดียวกัน ส่วน บล็อก กลุ่มของ บล็อก เรียกว่า กริด แต่ละบล็อกสามารถถูกประมวลผลแยกกันไปตามแกนที่ว่างและพร้อมประมวลผลได้ ดังนั้นงานที่ถูกประมวลผลในแต่ละบล็อก นั้นควรจะเป็นงานที่ไม่เกี่ยวเนื่องกัน ภาพที่ 2 แสดงให้เห็นถึงภาพของการแบ่ง บล็อก และเทรด โดยในภาพ บล็อก ถูกแบ่งออกเป็น 2 มิติ และในแต่ละบล็อกนั้นบรรจุ เทรด ที่สามารถอ้างถึงด้วยตัวเลข 2 มิติเช่นกัน




รูปที่ 2-2 การแบ่ง บล็อกและเทรด โดยกลุ่มของบล็อกที่อ้างถึงโดยตัวเลข 2 มิติอยู่ภายใต้กริดเดียวกัน และในแต่ละ บล็อก บรรจุ เทรด ที่อ้างถึงด้วยเลข 2 มิติ

*สถาปัตยกรรม SIMT (Single-Instruction, Multiple-Thread)*

ชุดพัฒนา CUDA นั้นได้ถูกสร้างขึ้นจากชุดของสตรีมมิ่งมัลติโพรเซสเซอร์ที่ทำงานพร้อมกัน เมื่อชุดคำสั่งจาก CPU เรียกไปยัง GPU จำวนของเทรดต่อบล็อกที่กำหนดโดยโปรแกรมเมอร์ เทรดจะถูกแบ่งออกเป็นกลุ่มตามจำนวนวาร์ป ( วาร์ป คือ กลุ่มของเทรดที่ทำงานพร้อมกันหนึ่งชุด จำนวนของเทรดที่อยู่ในวาร์ปนี้แตกต่างกันไปตามรุ่นของตัวประมวลผลกราฟิก ตัวอย่างเช่นใน รุ่นของความสามารถการคำนวณ 2.x หนึ่งวาร์ปจะมี 48 เทรด และในรุ่นที่ต่ำกว่าจะมี 32 เทรด) จากนั้นมัลติโพรเซสเซอร์จะสร้าง จัดการวางเส้นทาง และสั่งให้กลุ่มของเทรด

ทำงาน ในเทรดแต่ละตัวจะมีตัวนับโปรแกรมและรีจิสเตอร์เก็บสถานะของตัวเองดังนั้นเทรดแต่ละตัวจะสามารถทำงานแตกต่างจากเทรดอื่นที่อยู่ในวาร์ปเดียวกันได้

การทำงานของแต่ละเทรดในวาร์ปนั้นมีความเกี่ยวข้องทางด้านประสิทธิภาพการทำงาน เนื่องจากการทำงานของเทรดทุกตัวในวาร์ปจะเริ่มต้นจากตำแหน่งโปรแกรมเดียวกันและทำงานตามชุดคำสั่งที่เหมือนกันไปเรื่อยๆ แต่ถ้ามีเทรดบางตัวที่ต้องทำงานแตกต่างจากเทรดตัวอื่นเนื่องจากเงื่อนไขบางอย่างเฉพาะตัว มัลติโพรเซสเซอร์จะให้เทรดตัวอื่นหยุดรอ และปล่อยให้เทรดตัวที่ทำงานแตกต่างนั้นได้ทำงานของตัวเองเสร็จสิ้น และเมื่อชุดคำสั่งของเทรดตัวนั้นเป็นชุดเดียวกับเทรดตัวอื่น มัลติโพรเซสเซอร์จะสั่งให้เทรดทุกตัวทำงานพร้อมกันอีกครั้ง นี่คือความหมายของ Single-Instruction , Multiple-Thread ที่หนึ่งคำสั่งจะสั่งให้เทรดทำงานพร้อมกันหลายตัวดังที่อธิบาย หากว่าการทำงานของโปรแกรมมีเงื่อนไขที่ทำให้บางเทรดในวาร์ปต้องทำงานแตกต่างจากเทรดตัวอื่น ประสิทธิภาพการทำงานของจะด้อยลงเนื่องจากต้องมีการหยุดรอกัน จากสถาปัตยกรรม SIMT นั้น โปรแกรมเมอร์สามารถเขียนโปรแกรมในระดับของเทรดเพื่อให้เทรดทำงานแบบขนานให้ได้ประสิทธิภาพการทำงานสูงสุดได้ แต่สำหรับการนำตัวประมวลผลไปประยุกต์ใช้กับปัญหาที่เน้นทางด้านความถูกต้องมากกว่า การทำงานภายในของ SIMT นั้นอาจไม่ต้องนำมาพิจารณามาก

จำนวนของรีจิสเตอร์และความจำร่วมเป็นทรัพยากรที่จำกัด ดังนั้นจำนวนของบล็อกและวาร์ปที่ถูกประมวลผลโดยมัลติโพรเซสเซอร์ ณ เวลาหนึ่งเองก็ถูกจำกัดโดยจำนวนของรีจิสเตอร์และความจำร่วมที่มีอยู่บนมัลติโพรเซสเซอร์ ถ้าทรัพยากรเหล่านี้มีไม่เพียงพอที่จะสำหรับเทรดทั้งหมดที่อยู่ในหนึ่งบล็อก การทำงานนั้นจะล้มเหลว สมการ (4) ,(5) ,(6) แสดงการคำนวณจำนวนวาร์ป จำนวนรีจิสเตอร์ และจำนวนความจำร่วมที่ใช้ในหนึ่งบล็อก

$$W_{block} = ceil\left(\frac{T}{W_{size}}, 1\right) \qquad (4)$$

- $T$ คือ จำนวนเทรดต่อบล็อก
- $W_{size}$ คือ ขนาดของวาร์ป ซึ่งในรุ่นความสามารถการคำนวณ 2.x เท่ากับ 48
- $ceil(x, y)$คือ ทำให้ $x$ มีค่าใกล้จำนวนเท่าของ $y$ มากที่สุด ในสมการคือการทำให้ $\frac{T}{W_{size}}$ มีค่าเป็นจำนวนเท่าของ 1

จากสมการที่ (4) จะได้จำนวนวาร์ปในหนึ่งบล็อกมาซึ่งจะใช้นำไปหาจำนวนรีจิสเตอร์และจำนวนความจำร่วมต่อไปในสมการที่ (5) และ (6) ตามลำดับ

$$R_{block} = ceil(R_k \times W_{size}, G_T) \times W_{block} \quad (5)$$

- $G_T$ คือ จำนวนเทรดน้อยสุดที่สามารถจองได้ เท่ากับ 64 สำหรับรุ่นของความสามารถการคำนวณ
- $R_k$ คือ จำนวนรีจิสเตอร์ที่ถูกใช้โดยเคอร์เนล

จากสมการที่ (5) ถ้าจำนวนรีจิสเตอร์ที่ต้องใช้ในหนึ่งบล็อกมากกว่าจำนวนรีจิสเตอร์ที่มีอยู่ในมัลติโพรเซสเซอร์ จำนวนของวาร์ปต่อบล็อกจะถูกลดลงในตอนคำนวณจริง เพื่อให้โปรแกรมสามารถทำงานได้

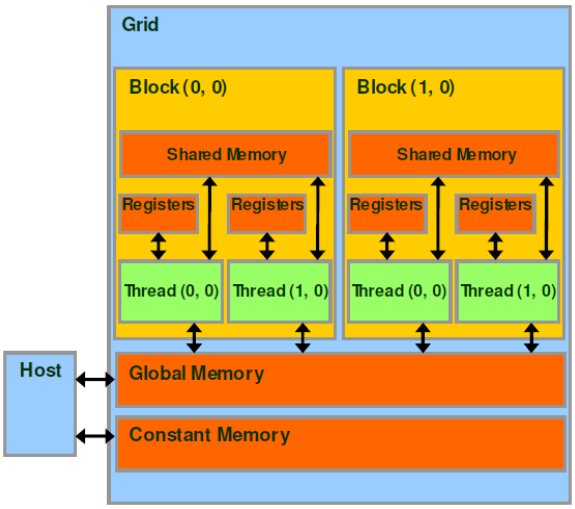
$$S_{block} = ceil(S_k , G_s) \quad (6)$$

- $S_k$ คือ จำนวนของความจำร่วมที่ถูกใช้โดยเคอร์เนลมีหน่วยเป็นไบท์
- $G_s$ คือ จำนวนความจำร่วมที่น้อยที่สุดที่สามารถจองได้ มีขนาด 128 ไบท์สำหรับรุ่นของความสามารถการคำนวณ 2.x

สังเกตได้ว่าหากจำนวนเทรดต่อบล็อกที่โปรแกรมเมอร์กำหนดให้ในกับเคอร์เนลนั้นไม่เป็นจำนวนเท่าของจำนวนวาร์ปสูงสุดตามรุ่นของความสามารถการคำนวณของตัวประมวลผลกราฟิก เช่น รุ่นของความสามารถการคำนวณ 2.x มีจำนวนวาร์ปสูงสุด 48 จะทำให้เหลือเศษและต้องปัดเป็นจำนวนวาร์ปต่อบล็อกขึ้นอีกหนึ่งค่า ตัวอย่างเช่น จำนวนเทรดต่อบล็อกคือ 49 จากสมการ (4) เราจะได้จำนวนวาร์ปต่อบล็อกเป็น 2 ทำให้การจองรีจิสเตอร์และความจำร่วมเพิ่มขึ้นอย่างมาก ซึ่งจะมีผลให้ความสามารถในการคำนวณของมัลติโพรเซสเซอร์ลดลง

*ชนิดของความจำในอุปกรณ์ประมวลผล*

ในอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกนั้นมีชนิดของความจำอยู่จำนวนหนึ่ง ผู้เขียนโปรแกรมสามารถเลือกใช้เพื่อเพิ่มอัตราส่วน CGMA (Compute to global memory access) ซึ่งเป็นจำนวนตัวเลขทศนิยมที่บอกถึงประสิทธิภาพของการส่งผ่านข้อมูลในความจำทั่วไป ( global memory )




รูปที่ 2-3 ความจำในอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิก GeForce 8800 GTX

จากรูปที่ 2-3 ด้านล่างสุดของรูปจะเห็นได้ว่าโฮสจะอ่านและเขียนข้อมูลไปที่ความจำทั่วไป ( Global Memory)หรือ ความจำคงที่ ( Constant Memory ) โดยการเรียกจาก API ฟังก์ชันความจำแบบคงที่จะถูกอ่านอย่างเดียวซึ่งจะถ่ายโอนข้อมูลได้เร็วกว่าในบางกรณีเนื่องจากมีการแคชข้อมูลและสามารถถูกเข้าถึงแบบขนานได้ดีกว่าความจำทั่วไป

เหนือเทรดขึ้นไปเป็นรีจิสเตอร์และความจำร่วม ตัวแปรที่อยู่ในหน่วยความจำนี้จะสามารถอ่านและเขียนแบบขนานได้อย่างรวดเร็ว รีจิสเตอร์จะถูกจองไว้ให้กับเทรดเป็นรายตัว เทรดแต่ละตัวสามารถเข้าถึงรีจิสเตอร์ของตัวเองได้เท่านั้น โดยปกติแล้วในการประมวลผลเคอร์เนลในแต่ละครั้ง รีจิสเตอร์จะถูกใช้เก็บตัวแปรที่มีการใช้บ่อยครั้งและเข้าถึงได้จากเทรดที่เป็นเจ้าของเท่านั้น

ความจำร่วมจะถูกจองไว้สำหรับกลุ่มของเทรด เทรดทุกตัวที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันจะสามารถเข้าถึงความจำร่วมของกลุ่มตัวเองได้เท่านั้น ซึ่งความจำร่วมนี้มีประโยชน์ในการแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างเทรดในกลุ่มเดียวกันได้

*การใช้งานความจำให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด*

ในภาพรวมของการใช้งานความจำให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดนั้นคือการพยายามลดการส่งผ่านข้อมูลในเส้นทางที่มีความกว้างของช่องทางในการรับส่งข้อมูลต่ำ (low bandwidth) เช่น การส่งผ่านข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกกับโฮส ซึ่งมีความกว้างของช่องทางในการรับส่งข้อมูลต่ำกว่าช่องทางการส่งผ่านข้อมูลระหว่างความจำทั่วไปภายในอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกเอง

และนอกจากการลดการส่งผ่านข้อมูลระหว่างอุปกรณ์และโฮสแล้ว การใช้ความจำอย่างมีประสิทธิภาพยังสามารถทำได้โดยการเพิ่มการส่งผ่านข้อมูลระหว่างความจำทั่วไปและความจำ

ภายในหน่วยประมวลผลกราฟิก คือ ความจำร่วม ( Shared memory ) ซึ่งเป็นหน่วยความจำที่อยู่ติดกับหน่วยประมวลผลและมีความเร็วในการส่งผ่านข้อมูลที่รวดเร็ว เราสามารถพิจารณาการเข้าถึงของความจำแต่ละชนิดในเชิงลึกเพื่อให้เข้าใจการทำงานและสามารถออกแบบการอ่านเขียนหน่วยความจำแต่ละชนิดเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดได้ดังนี้

*ความจำทั่วไป ( Global Memory )*

ดังกล่าวข้างต้นว่าการส่งข้อผ่านข้อมูลที่มีประสิทธิภาพคือการส่งผ่านที่เป็นกลุ่มก้อน (Coalesce) ถ้าขนาดของข้อมูลที่ส่งผ่านแต่ละครั้งมีขนาดได้ใกล้เคียงกับขนาดสูงสุดของอัตราการส่งผ่านข้อมูลสูงสุดได้ ยิ่งจะทำให้เกิดประสิทธิภาพมากขึ้นเท่านั้น ในการเข้าถึงความจำสามารถส่งข้อมูลด้วยขนาด 32, 64 หรือ 128 ไบท์ โดยปกติแล้วความจำจะเรียงต่อกันเป็นจำนวนเท่าของ 32 ,64, 128 ไบท์

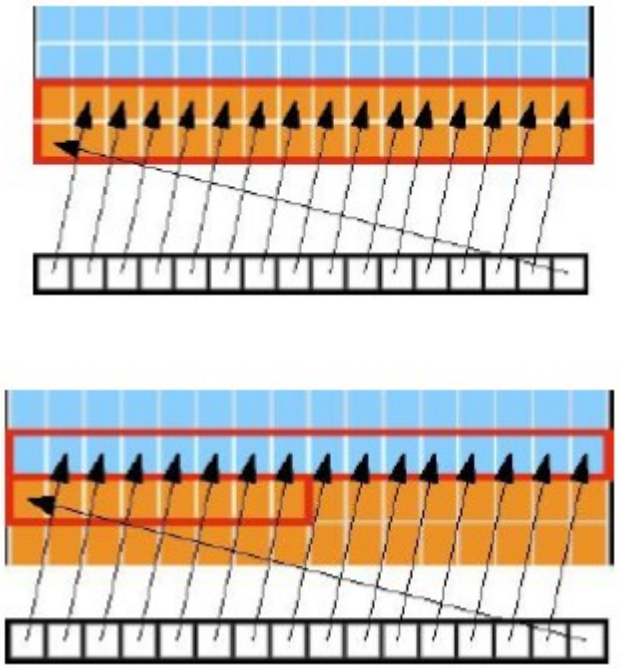
เมื่อวาร์ปหรือกลุ่มของเทรดได้ประมวลผลคำสั่งหนึ่งคำสั่งเพื่อเข้าถึงความจำทั่วไป การส่งผ่านข้อมูลแบบกลุ่มก้อนจะเกิดขึ้นได้หรือไม่ขึ้นอยู่กับจำนวนไบท์ที่เทรดแต่ละตัวในวาร์ปอ่านหรือเขียนข้อมูลว่าเป็นจำนวนเท่าของ 32, 64 หรือ 128 ไบท์หรือไม่ และอยู่กระจายกันในความจำทั่วไปมากน้อยแค่ไหนยิ่งข้อมูลถูกกระจายออกเป็นส่วนๆ มาก ทำให้จำนวนครั้งในการร้องขอการอ่านเขียนข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นหลายครั้งมากขึ้น ทำให้การส่งผ่านข้อมูลไม่มีประสิทธิภาพ เช่น ถ้าขนาดของการส่งผ่านเป็น 32 ไบท์ และแต่ละเทรดถึงข้อมูลครั้งละ 4 ไบท์ ดังนั้นปริมาณงานที่ทำได้คือ คือ 8

จำนวนครั้งในการส่งผ่านข้อมูลและปริมาณงานที่ทำได้นั้นขึ้นอยู่กับรุ่นของความสามารถในการคำนวณของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิก สำหรับรุ่นของความสามารถในการคำนวณ 1.0 และ 1.1 นั้น หากว่าข้อมูลที่แต่ละเทรดต้องการนั้นอยู่กันอย่างกระจัดกระจายในหน่วยความจำจะทำให้การส่งผ่านข้อมูลแบบกลุ่มก้อนนั้นเกิดขึ้นได้ยาก แต่สำหรับรุ่นของความสามารถในการประมวลผล 2.x จะมีการเก็บข้อมูลที่ได้อ่านหรือเขียนมาก่อนหน้านี้หรือ cache ทำให้ลดผลกระทบจากการกระจายตัวอยู่ของข้อมูลในหน่วยความจำและเพิ่มปริมาณงานที่ทำได้

เพื่อเพิ่มปริมาณงานที่ทำได้ของความจำทั่วไป จะต้องเพิ่มการส่งผ่านข้อมูลแบบกลุ่มก้อนให้มากที่สุดโดยวิธีการดังนี้

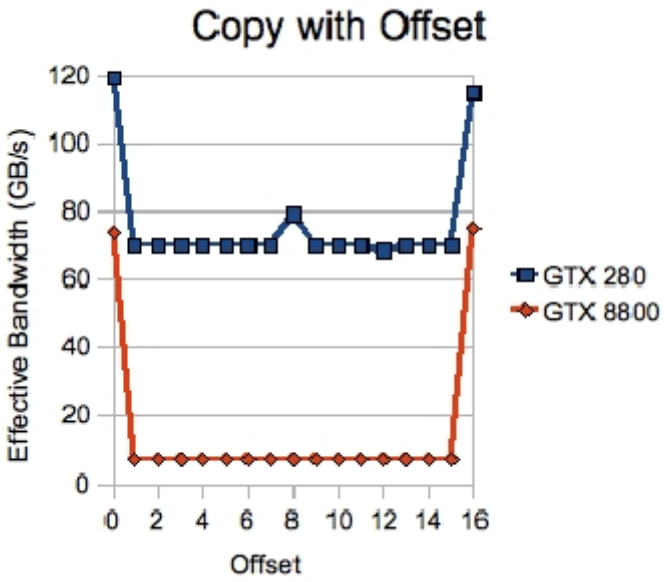
- ปรับแต่งการเข้าถึงข้อมูลให้มีรูปแบบที่แน่นอนให้มากที่สุด เช่น ในกรณีรุ่นความสารมารถของการประมวลผล 1.2 ขึ้นไป การเรียกอ่านข้อมูลของแต่ละเทรด ควร

มีขนาด 32 ไบท์สำหรับการเข้าถึงข้อมูลที่ละ 8 บิต ,64 ไบท์สำหรับ 16 บิต และ 128 ไบท์ สำหรับ 32,64,128 บิต



รูปที่ 2-4 รูปแบบการเข้าถึงตำแหน่งข้อมูลแบบเรียงตัวที่อยู่ภายใน 128 ไบท์เดียวกันและไม่อยู่ภายใน 128 ไบท์เดียวกัน

จากรูปที่ 2-4 บนจะเห็นได้ว่าการส่งผ่านข้อมูลจะเกิดขึ้นครั้งเดียวและมีขนาด 128 ไบท์ ถ้าตำแหน่งข้อมูลที่ร้องขออยู่ภายใน 128 ไบท์เดียวกัน และรูปล่างถ้าตำแหน่งข้อมูลที่ร้องไม่อยู่ภายใน 128 ไบท์ เดียวกัน จะเกิดการร้องขอข้อมูลสองครั้งแทนที่จะเป็นครั้งเดียวเหมือนกรณีรูปบน




รูปที่ 2-5 ประสิทธิภาพของการคัดลอกข้อมูลตามระยะห่างจากตำแหน่งเริ่มบน GTX 280 และ GTX 8800

จากรูปที่ 2-5 จะเห็นได้ว่าที่ตำแหน่งที่ระยะห่างเป็น 0 หรือ ที่ 16 ไบท์ การส่งผ่านข้อมูลจะมีประสิทธิภาพที่สุดเนื่องจากใช้การส่งผ่านครั้งเดียวทำให้อัตราการส่งผ่านข้อมูลสูงถึง 74 GBps ขณะที่ระยะห่างอื่นซึ่งไม่เป็นจำนวนเท่าของ 16 ไบท์อัตราการส่งผ่านข้อมูลลดลงเหลือเพียง 7 GBpsหรือ ประสิทธิภาพลดลงประมาณ 8 เท่า

จากกราฟที่แสดงให้เราเห็นได้ว่าถึงแม้จะมีรูปแบบในการเข้าถึงข้อมูลแล้วแต่ถ้าตำแหน่งการเข้าถึงข้อมูลไม่เป็นจำนวนเท่าที่เหมาะสมแล้ว อัตราการส่งผ่านข้อมูลจะลดลงอย่างมาก ในรุ่นความสารมารถการคำนวณ 2.x นั้นปัญหานี้จะน้อยลงเนื่องจากมีการแคชข้อมูลที่เคยอ่านมาก่อนไว้ ทำให้ต้องมีการส่งผ่านข้อมูลเฉพาะที่ไม่มีอยู่ในแคช

- ใช้ชนิดของตัวแปรที่สามารถกำหนดการเรียงตัวในหน่วยความจำได้

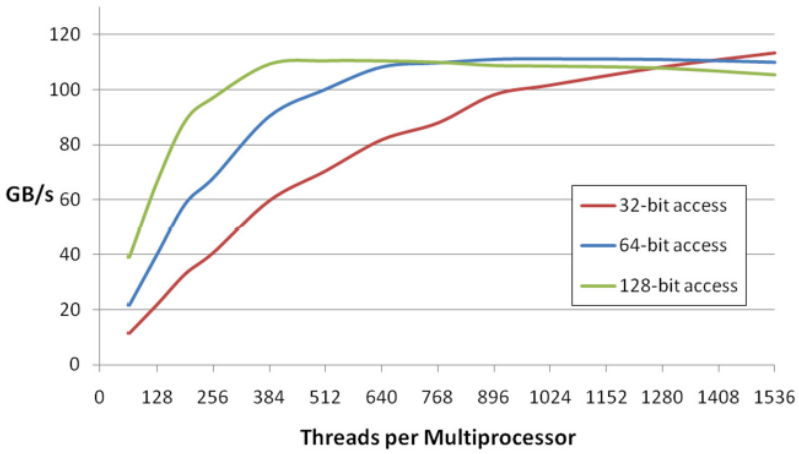
  คำสั่งในการเข้าถึงข้อมูลทั้งอ่านและเขียนข้อมูลบนความจำทั่วไปนั้นสนับสนุนการร้องขอข้อมูลที่ขนาด 4, 8, 16 ไบท์ ถ้าข้อมูลของตัวแปรตัวหนึ่งมีตำแหน่งบนหน่วยความจำไม่เรียงกัน คำสั่งในการเข้าถึงจะถูกแยกออกเป็นหลายคำสั่งแทนที่จะเป็นคำสั่งเดียว

ดังนั้นเพื่อทำให้แน่ใจว่าตัวแปรเรียงตัวในหน่วยความจำเป็นขนาด 2, 4, 8 หรือ 16 ไบท์ตามที่ต้องการ การใช้ตัวแปรที่ให้มากับชุดพัฒนา เช่น __align__(8) ,__align__(16) ตัวอย่างการใช้ คือ

```
struct __align__(8) {
  float x;
  float y;
};
```

- เติมข้อมูลส่วนที่ขาดสำหรับการเข้าถึงในบางกรณี

ในกรณีที่ความจำทั่วไปถูกใช้เพื่อเก็บข้อมูลแบบอะเรย์สองมิติ และความกว้างของอะเรย์ไม่เป็นจำนวนเท่าของขนาดวาร์ป การเข้าถึงในการอ่านเขียนข้อมูลจำไม่มีประสิทธิภาพ แต่ยังมีวิธีที่เข้าถึงหน่วยความจำได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยการใช้ฟังก์ชัน cudaMallocPitch() และ cuMemAllocPitch() และ ฟังก์ชันสำเนาความจำที่เกี่ยวข้อง ผู้เขียนโปรแกรมก็สามารถจองหน่วยความจำด้วยวิธีนี้เพื่อเพิ่มความสามารถในการอ่านเขียนหน่วยความจำให้มีประสิทธิภาพได้




รูปที่ 2-6 การเข้าถึงหน่วยความจำทั่วไปด้วยขนาด 4, 8 และ 16 ไบท์

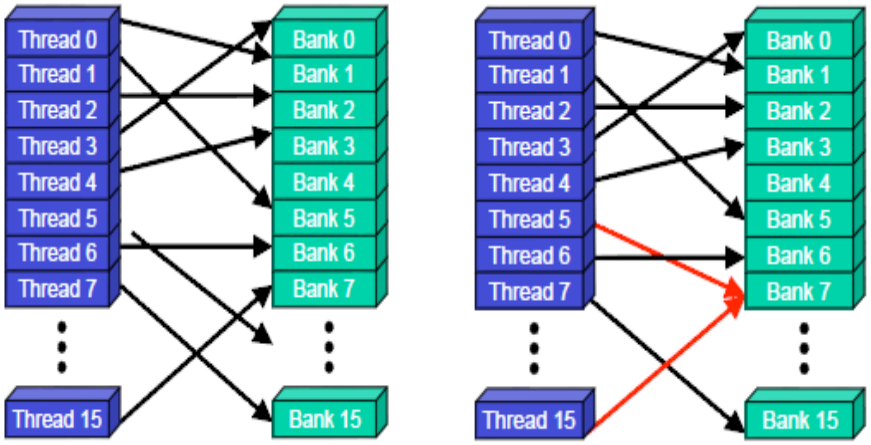
จากรูปที่ 2-6 แสดงการเข้าถึงความจำทั่วไปด้วยขนาด 4, 8, และ 16 ไบท์ การเข้าถึงข้อมูลที่อยู่ในความจำทั่วไปด้วยขนาดไบท์ที่มากขึ้นจะทำให้ปริมาณข้อมูลที่ส่งผ่านได้ต่อวินาที

มากขึ้นตามแกนนอน ส่วนแกนนอนแสดงจำนวนเทรดที่ร้องขอข้อมูลซึ่งจำนวนเทรดที่มากขึ้นจะทำให้ปริมาณการส่งผ่านข้อมูลมีมากขึ้นเช่นกัน

*ความจำร่วม ( Shared Memory )*

ความจำร่วมเป็นหน่วยความจำซึ่งอยู่บนชิพ หรืออยู่ใกล้กับตัวประมวลผลดังนั้นมันจึงทำงานได้เร็วกว่าความจำภายใน ( local memory ) และความจำทั่วไป ( global memory ) ความเร็ว

เพื่อให้สามารใช้ความเร็วในการส่งผ่านข้อมูลสูงสุดและการเข้าถึงแบบพร้อมกัน ความจำร่วมจะถูกแบ่งออกเป็นโมดูลขนาดเท่าๆกันเรียกว่าแบงค์ ซึ่งทำให้สามรถเข้าถึงได้พร้อมๆกันได้ ดังนั้นถ้ามีการอ่านหรือเขียนตำแหน่งความจำที่ n ซึ่งอยู่ต่างแบงค์กันจะสามารถเข้าถึงได้พร้อมๆกันทำให้อัตราการส่งผ่านข้อมูลสูง




รูปที่ 2-7 การเข้าถึงแบงค์ของความจำร่วม ด้านซ้ายแสดงการเข้าถึงแบงค์ปกติ รูปด้านขวาแสดงการเข้าถึงแบงค์ที่ขัดแย้ง

อย่างไรก็ตาม ถ้ามีการอ่านหรือเขียนข้อมูลบนแบงค์เดียวกัน จากหลายเทรดพร้อมๆกัน เรียกเหตุการณ์นี้ว่าการเข้าถึงแบงค์ที่ขัดแย้ง ดังรูปที่ 2-7 เมื่อมีการเข้าถึงแบงค์เดียวกัน การร้องขอจะถูกแบ่งออกเป็นหลายคำสั่ง เพื่อรอคิวกันในการใช้ความจำ ดังนั้นปัจจัยที่มีผลในการลดอัตราการส่งผ่านข้อมูลในกรณีความจำร่วมคือจำนวนของการร้องขอที่ถูกแบ่งออกมา ข้อยกเว้นอย่างเดียว คือ ถ้าเทรดที่ร้องขอไปยังที่แบงค์เดียวกันเป็นเทรดที่อยู่ในวาร์ปเดียวกัน จะไม่เกิดการขัดแย้งแต่จะมีการกระจายข้อมูลตำแหน่งที่ร้องขอไปยังทุกเทรดพร้อมกันแทน

เพื่อลดเหตุการณ์ของการเข้าถึงที่ขัดแย้งของแบงค์ ต้องเข้าใจลักษณะการเข้าถึงแบงค์จากเทรดในวาร์ป

แบงค์ของความจำร่วมจะถูกแบ่งออกให้มีขนาด 32 บิตและแต่ละแบงค์จะมีอัตราการส่งผ่านข้อมูล 32 บิตต่อหนึ่งรอบนาฬิกาหน่วยประมวลผล สำหรับรุ่นความสามารถในการประมวลผล 1.ที่ขนาดวาร์ป 32 เทรดและจำนวนของแบงเป็น 16 การร้องขอในการใช้ความจำจะถูกแบ่งออกเผ็นสองคำสั่ง อันแรกเป็นของครึ่งแรกของวาร์ปและอีกคำสั่งสำหรับครึ่งหลังของวาร์ปและจะไม่เกิดการขัดแย้งในกรณีที่แต่ละครึ่งวาร์ปเข้าถึงความจำที่ตำแหน่งเดียวกัน

สำหรับร่นความสามารถการประมวลผล 2.x ขนาดของวาร์ปเป็น 32 เหมือนกันแต่ขนาดของแบงค์เป็น 32 บิต ดังนั้นคำสั่งในการเข้าถึงแบงค์จะไม่ถูกแบ่งออกเป็นสองคำสั่งเหมือนในรุ่นความสามารถการประมวลผล 1.x ดังนั้นกรณีที่เกิดการขัดแย้งได้จะสามารถมาจากทั้งสองครึ่งวาร์ป

ความจำภายใน ( local memory )

ความจำภายในนั้นสามารถถูกเข้าถึงได้เฉพาะเทรดที่จองเท่านั้น ที่เป็นเช่นนี้ไม่ได้เป็นเพราะมันอยู่ใกล้หน่วยประมวลผล อันที่จริงแล้วมันอยู่ภายนอกตัวชิพ ( off-chip ) ดังนั้นการใช้ความจำภายในนั้นค่อนข้างช้า และเปรียบเสมือนการเข้าถึงความจำทั่วไป ที่ไม่มีการแคชบนรุ่นความสามารถการประมวลผล 1.x ดังนั้นความจำภายในนั้นไม่ได้มีความเร็วในการเข้าถึงดังเช่นชื่อของมันในรุ่นความสามารถการประมวลผล 1.x

หน้าที่ของความจำภายในนั้นถูกใช้เก็บค่าตัวแปรที่เกิดขึ้นโดยอัตโนมัติซึ่งเป็นหน้าที่ของ nvcc ที่จะตัดสินว่ามีรีจิสเตอร์เพียงพอที่จะเก็บตัวแปรใหม่หรือไม่ โดยปกติแล้ว nvcc จะเก็บตัวแปรที่มีขนาดใหญ่ เช่น ตัวแปรโครงสร้าง หรืออะเรย์ ซึ่งพื้นที่ของรีจิสเตอร์อาจมีไม่เพียงพอต่อการเก็บค่าของตัวแปร และตัวแปรเองอาจมีการขยายขนาดภายหลัง

ในการดูว่า nvcc ตัดสินให้ตัวแปรใดใช้ความจำภายใด สามารถดูได้จากผลลัพธ์หลังการคอมไพล์โปรแกรมที่ออกมาเป็น PTX assembly (โดยเติมตัวเลือกการคอมไพล์ –ptx เพิ่มให้กับ nvcc) หลังจากการคอมไพล์ส่วนแรก ถ้ามีการใช้ความจำภายในเกิดขึ้นจะถูกแสดงด้วย .local ถ้าพบว่าไม่มีการจองความจำภายในในการคอมไพล์ส่วนแรก อาจจะมีการจองเป็นความจำภายในในภายหลังได้เนื่องจากขนาดของข้อมูลที่เพิ่มขึ้นจนใหญ่เกินกว่ารีจิสเตอร์จะเก็บได้ การตรวจสอบว่าตัวแปรนั้นๆจะถูกจองในหน่วยความจำภายในหรือไม่นั้นไม่สามารถทำได้ แต่สามารถดูได้ในภาพรวมของด้วยการใส่ตัวเลือกในการคอมไพล์ –ptxas-options=-v

*ความจำเท็กเทอร์ (Texture Memory)*

ความจำเท็กเทอร์เป็นความจำชนิดอ่านอย่างเดียวและมีแคช ดังนั้นตัวประมวลผลจะใช้การอ่านเสียเวลาในการอ่านข้อมูลจากความเท็กเทอร์เพียงครั้งเดียวในตอนแรกหรือตอนที่หาข้อมูลไม่พบในแคช หลังจากนั้นตัวประมวลผลจะอ่านข้อมูลจากแคชเพียงอย่างเดียว ทำให้ใช้เวลาในการอ่านน้อยเมื่อข้อมูลไม่มีการเปลี่ยนแปลงบ่อย ตัวเท็กเทอร์แคชนั้นถูกปรับแต่งเพื่อให้เข้ากับภาพสองมิติ ดังนั้นเทรดที่อยู่ในวาร์ปเดียวกันและอ่านความจำเท็กเทอร์ที่ตำแหน่งเดียวกันจะเข้าถึงหน่วยความจำอย่างมีประสิทธิภาพ

*ความจำคงที่ (Constant Memory)*

มีขนาด 64 กิโลบิตและไม่ได้อยู่บนชิพ (off-chip) ลักษณะของความจำคงที่คือมีการแคชข้อมูลเหมือนกับความจำเท็กเทอร์ที่จะมีการอ่านข้อมูลมาใหม่เฉพาะข้อมูลที่หาได้จากแคชของมันทำให้ทำงานได้เร็วในกรณีที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลบ่อย

การอ่านข้อมูลจากแคชของความจำคงที่มีความเร็วพอๆกับการอ่านข้อมูลจากรีจิสเตอร์ทีเดียวบนเงื่อนไขที่ว่าทุกเทรดที่อยู่ในครึ่งวาร์ปอ่านข้อมูลที่ตำแหน่งเดียวกัน สำหรับการอ่านข้อมูลที่อยู่ต่างตำแหน่งกันการเข้าถึงจะเป็นไปในลักษณะอนุกรม ดังนั้นความเร็วในการอ่านเขียนข้อมูลของเทรดจะแปรผันกับจำนวนตำแหน่งที่แตกต่างของความจำที่เข้าถึงจากเทรด

*รีจิสเตอร์ (Register)*

โดยทั่วไปการเข้าถึงรีจิสเตอร์จะใช้เวลาเป็นศูนย์ต่อการทำงานหนึ่งคำสั่ง แต่บางครั้งอาจมีความช้าได้เนื่องจาก รีจิสเตอร์อ่าน หลังจากมีการเขียนข้อมูลหรืออาจเป็นการขัดแย้งของการเข้าถึงแบงค์ของรีจิสเตอร์

การค้างของการอ่านหลังการเขียนจะมีระยะเวลาประมาณ 24 รอบนาฬิกา แต่การค้างนี้แทบจะมองไม่เห็นเนื่องจากในกลุ่มของตัวประมวลผลจะมีอย่างน้อย 192 เทรดที่ทำงานอยู่ (เท่ากับ 6 วาร์ป) สำหรับรุ่นความสามารถการประมวลผล 1.x สำหรับรุ่นความสามารถการประมวลผล 2.0 นั้นมีเทรด 768 ซึ่งยิ่งทำให้การค้างแทบจะไม่มีเลย ตัวคอมไพล์และจัดการตารางของเทรดจะจัดตารางขอคำสั่งเพื่อหลีกเลี่ยงการเกิดการขัดแย้งของแบงค์ มันจะทำได้ดีที่สุดถ้าจำนวนของเทรดต่อบล็อกเป็นจำนวนเท่าของ 64

ภาวะกดดันของรีจิสเตอร์ เป็นชื่อเรียกของเหตุการณ์ที่ไม่มีรีจิสเตอร์เพียงพอต่องานทำป้อนเข้าไปยังตัวประมวลผลถึงแม้ว่าตัวประมวลผลนั้นจะมีรีจิสเตอร์ 32 บิต อยู่จำนวนหลักพัน เพราะว่ารีจิสเตอร์เหล่านี้ต้องถูกแบ่งโดยเทรดจำนวนมากเช่นกันที่อยู่บนตัว

ประมวลผลนั้น เพื่อป้องกันเหตุการณ์นี้ สามารใส่ตัวจำกัดจำนวนรีจิสเตอร์ที่ใช้ได้โดยใส่ maxrregcount=N โดยที่ N คือจำนวนรีจิสเตอร์สูงสุดที่ให้ใช้ได้

ใน GPU นั้นมีหน่วยความจำหลายระดับแต่ที่ GPU ใช้ติดต่อกับ CPU นั้นจะทำผ่านความจำทั่วไปซึ่งการเข้าแลกเปลี่ยนข้อมูลจะช้ากว่าหน่วยความจำที่อยู่กับหน่วยประมวลย่อยแต่ละตัว ซึ่งถูกเรียกว่า ความจำร่วมซึ่งหน่วยความจำนี้จะอยู่ติดกับหน่วยประมวลผลย่อยแต่ละตัวทำให้การแลกเปลี่ยนข้อมูลสามารถทำได้ด้วยความเร็วกว่าความจำทั่วไปและทุก เทรด ภายในหน่วยประมวลผลย่อยนั้นสามารถเห็นและแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างเทรด ด้วยความจำร่วมนี้ได้การเขียนโปรแกรมให้ย้ายข้อมูลที่ต้องเรียกประมวลผลมากหรือบ่อยให้มาอยู่ที่ความจำร่วมแทนก็เป็นการเพิ่มความเร็วให้กับการประมวลผลด้วยเช่นกัน

การนำ GPU ประยุกต์เข้ากับงานทั่วหรือ General Purpose computing on Graphics Processing Units (GPGPU) ชุดพัฒนาของ NVidia นี้ ทำให้เราสามารถใช้ประโยชน์ของสถาปัตยกรรมที่ออกแบบมาสำหรับการประมวลผลแบบขนาน มาช่วยเพิ่มความเร็วในการคำนวณงานที่สามารถออกแบบให้อยู่ในรูปแบบขนานได้ ด้วยการใช้ภาษา C ในการเขียนโปรแกรมทำให้นักพัฒนาเรียนรู้เพิ่มเติมอีกเล็กน้อยก็สามารถเขียนโปรแกรมได้ด้วยโมเดลการเขียนโปรแกรมแบบขนานที่ถูกออกแบบมาสำหรับการแก้ปัญหาโดยใช้หลักสามอย่าง คือ การแบ่งงานออกเป็นกลุ่มของ เทรด , ความจำร่วม และ การ synchronization การแบ่งงานที่ไม่เกี่ยวเนื่องหรือไม่ขึ้นต่อกันไปยังแต่ละบล็อกและการแบ่งปัญหาย่อยที่ต้องใช้การติดต่อแลกเปลี่ยนข้อมูลกันให้อยู่ในรูปแบบเทรด ในแต่ละบล็อกอีกที ซึ่ง synchronization จะเข้ามาเพื่อทำให้แน่ใจว่างานที่กำลังดำเนินอยู่ในแต่ละ เทรด จะมาหยุดพร้อมกันที่จุดที่เรากำหนด เราจึงได้เห็นงานวิจัยที่นำ GPU มาใช้งานกับขั้นตอนวิธี ที่เป็นที่รู้จักและสามารถเพิ่มความเร็วให้กับวิธีขั้นตอน เหล่านั้นได้ เช่น งานวิจัยดังต่อไปนี้

Jun Li [6] ที่นำความสามารถในการคำนวณที่ทรงพลังของ GPU มาประยุกต์ใช้กับขั้นตอนวิธีเชิงคาดการณ์ล่วงหน้า-ย้อนหลัง (forward-backward) ซึ่งมีความซับซ้อนเชิงเวลาเท่ากับ $N^2T$ โดยขั้นตอนแรกคือออกแบบการทำงานแบบขนานให้ขั้นตอนการหาความน่าจะเป็นให้กับการคาดการณ์ล่วงหน้าแต่ละเส้นทาง และขั้นตอนที่สองคือการรวมค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดด้วยวิธีแบบขนานอีกครั้ง ในงานวิจัยยังได้ใช้ประโยชน์จากความเร็วของหน่วยความจำที่เร็วกว่าหน่วยความจำบน CPU เพื่อเพิ่มความเร็วขึ้นอีก งานวิจัยนี้สามารถเร่งความเร็วให้กับ Hidden Markov Models ได้ 4-25 เท่า

งานของ Stefano [7] ที่นำ GPU มาเร่งความเร็วของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในงานการเรียนรู้จำเสียงโดยใช้กระบวนการฝึกฝนแบบส่งค่าย้อนกลับ (back-propagation) งานวิจัยได้ทำการเรียนรู้โดยใช้แบบจำลองของเสียงที่มีคำศัพท์ขนาดใหญ่ ในงานวิจัยได้แสดงการเปรียบเทียบความเร็วที่ได้จากการใช้มัลติเทรดบนหน่วยประมวลผลหลายแกนกับความเร็วที่ได้จากตัวประมวลผลกราฟิก ซึ่งแสดงให้เป็นว่าสามารถลดเวลาที่ต้องใช้ในการเรียนรู้ชุดคำศัพท์ขนาดใหญ่นี้ลงได้ 6 เท่า

งานของ Hongwei [8] ที่นำ GPU มาเร่งความเร็วของ Message Digest algorithm 5(MD5) ด้วยการออกแบบเป็นสองขั้นตอน ขั้นตอนแรกคือการประมวลผลเบื้องต้นของข้อความเช่นการสำรวจเข้าไปในข้อความเพื่อหาชุดของตัวอักษรที่จะเข้ารหัสและหาความยาวของข้อความ ขั้นตอนที่สองคือการเข้ารหัสพร้อมๆกันหลายข้อความ โดยหนึ่งเทรดแทนการทำงานของการเข้ารหัสให้กับหนึ่งข้อความ งานวิจัยได้แสดงให้เห็นว่าสามารถเพิ่มความเร็วได้มากกว่า 10 เท่าของการทำงานบน CPU

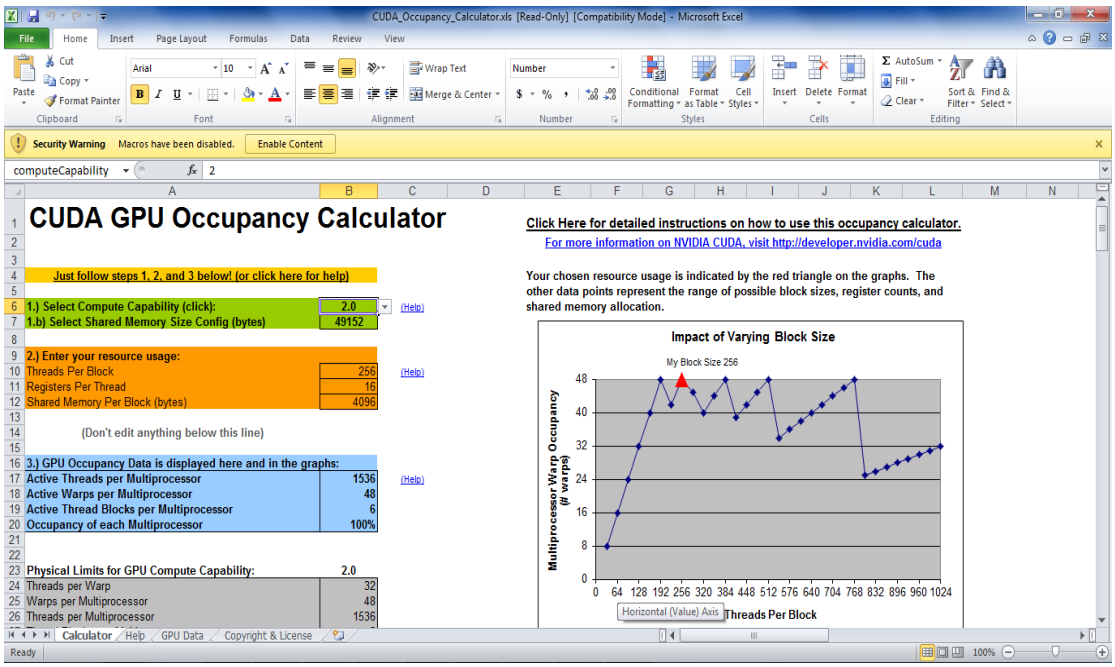
# บทที่ 3

# วิธีดำเนินการวิจัย

ความสามารถในการประมวลผลแบบขนานของหน่วยประมวลผลกราฟิก สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันเพื่อเพิ่มความเร็วได้ด้วยการศึกษาและปฏิบัติตามแนวทางดังต่อไปนี้

## 3.1 การคำนวณประสิทธิภาพการใช้งานหน่วยประมวลผลกราฟิก

หนึ่งในความสามารถของหน่วยประมวลผลกราฟิก คือ การที่หน่วยประมวลกราฟิกออกแบบมาเพื่อการคำนวณปริมาณมาก โดยการจัดวางหน่วยความจำที่ติดอยู่กับแต่ละหน่วยประมวลผล ดังนั้นการที่ใช้หน่วยประมวลผลได้อย่างเต็มความสามารถ จำนวนเทรดต่อบล็อกเป็นปัจจัยหนึ่ง จำนวนเทรดต่อบล็อกที่สอดคล้องกับจำนวนของหน่วยประมวลผลจะแตกต่างกันไปตามรุ่นของความสามารถในการคำนวณของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิก




รูปที่ 3-1 ตารางการคำนวณการครอบครองหน่วยประมวลผลกราฟิกของ NVIDIA

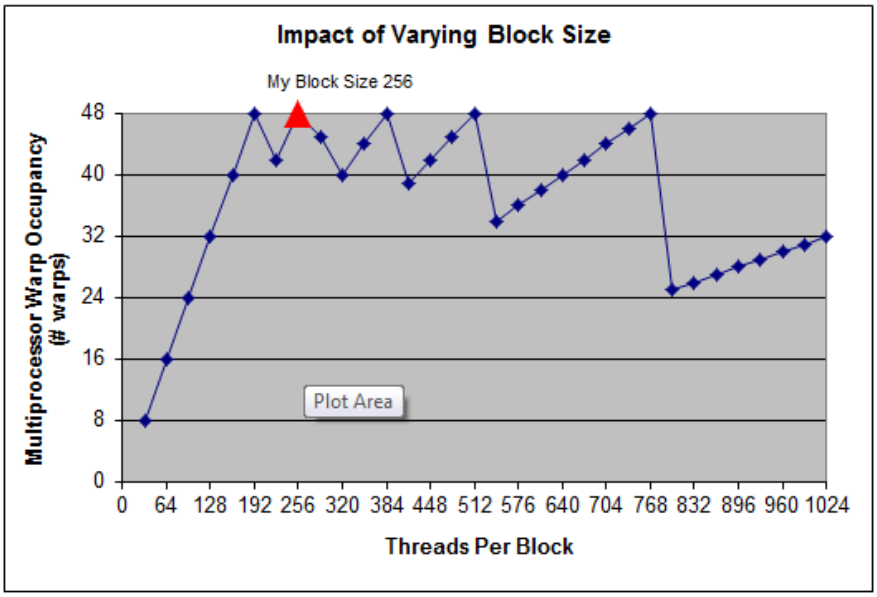
สำหรับการคำนวณจำนวนเทรดต่อบล็อกนั้น ชุดพัฒนาของ NVIDIA ได้ให้เครื่องมือซึ่งเป็นตารางคำนวณการครอบครองหน่วยประมวลผลกราฟิกมาดังรูปที่ 3-1 โดยการใช้เบื้องต้นคือ

1. เลือกรุ่นของความสามารถในการคำนวณของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกให้ตรงกับรุ่นของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกที่ใช้ ซึ่งรุ่นของความสามารถในการประมวลผลที่สูงกว่าหรือเท่ากับ 2 นั้น จะต้องเลือกหน่วยความจำร่วมกันที่ตรงกับรุ่นของอุปกรณ์ประมวลผล

```
1>ptxas info    : Compiling entry function
'_Z14SortFitnessGPUiiP9stFitnessPiS1_S1_' for 'sm_20'
1>ptxas info    : Function properties for
_Z14SortFitnessGPUiiP9stFitnessPiS1_S1_
1>    0 bytes stack frame, 0 bytes spill stores, 0 bytes spill loads
1>ptxas info    : Used 15 registers, 16+0 bytes smem, 72 bytes cmem[0],
16 bytes cmem[14]
```

รูปที่ 3-2 ตัวอย่างข้อความที่ได้จากการคอมไพล์เคอร์เนล SortFitness ด้วยตัวเลือกการคอมไพล์ --ptxas-options=-v จะได้จำนวนรีจิสเตอร์ที่ใช้ไป 15 รีจิสเตอร์และหน่วยความจำร่วมกันที่ใช้ไป 16 ไบท์

2 ใส่จำนวนรีจิสเตอร์และหน่วยความจำร่วมกันสำหรับแต่ละเคอร์เนลที่ได้จากขั้นตอนการคอมไพล์โปรแกรมด้วยตัวเลือกการคอมไพล์ --ptxas-options=-v เพื่อให้ตัวคอมไพล์ nvcc แสดงรายละเอียดของรีจิสเตอร์และหน่วยความจำร่วมกันออกมาดังรูปที่ 3-2 เติมตัวเลขรีจิสเตอร์ในช่อง Registers Per Thread สำหรับตัวเลขของหน่วยความจำร่วมกันที่แสดงออกมาในขั้นตอนคอมไพล์โปรแกรมนั้นเป็นจำนวนหน่วยความจำร่วมกันที่ระบุจำนวนที่แน่นอนที่ยังไม่นับรวมหน่วยความจำร่วมกันแบบภายนอกซึ่งใช้ตัวกำหนดชนิดของตัวแปรแบบ extern __shared__ ซึ่งผู้ใช้ต้องนับเองว่าใช้หน่วยความจำร่วมกันในแต่ละเคอร์เนลไปเป็นจำนวนเท่าไหร่ลงไปยังช่อง Shared Memory Per Block (bytes)




รูปที่ 3-3 กราฟแสดงการครอบครองของหน่วยประมวลผล

3. ปรับจำนวนเทรดต่อบล็อกในช่อง Threads Per Block เพื่อให้ได้ค่าการครอบครองมากที่สุด เพื่อให้การใช้หน่วยประมวลผลมีประสิทธิภาพมากที่สุดจากรูปที่ 3-3 จำนวนเทรดต่อบล็อกที่ทำให้จำนวนเหมาะสมที่สุด 48 วาร์ป (จะแตกต่างตามรุ่นของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิก) คือที่จำนวนเทรดต่อบล็อกเท่ากับ 192 ,256 ,384 ,512 และ 768

สำหรับการคำนวณการครอบครองนั้นเป็นเพียงวิธีหนึ่งที่ทำให้ประสิทธิผลการประมวลมากขึ้นแต่ความเร็วในการประมวลผลก็ยังขึ้นอยู่กับปัจจัยอื่นๆ อย่างเช่น การจัดเก็บข้อมูลในหน่วยความจำ ซึ่งถ้าสามารถจัดวางให้เรียงต่อกันจะทำให้อัตราการอ่านหรือเขียนข้อมูลมีประสิทธิภาพสูงขึ้น

### 3.2 การกำหนดตัวแปรและค่าเริ่มต้น

การกำหนดตัวแปรที่เป็นแบบทั่วไปซึ่งต้องใช้แลกเปลี่ยนข้อมูลทั้งอ่านและเขียนในการทำงานของเคอร์เนลที่เกี่ยวข้อง เมื่อเราพิจารณาขั้นตอนทั้ง 5 ขั้นตอนแล้วเราจะพบว่าจะต้องมีตัวแปรทั่วไปที่สำคัญดังนี้

1. ตัวแปรสำหรับเก็บตาราง จะถูกอ่านในขั้นตอนการกำเนิดประชากรและจะถูกเขียนเมื่ออยู่ในขั้นตอนปรับปรุงตัวกำเนิด

2. ตัวแปรสำหรับเก็บประชากร ในขั้นตอนกำเนิดประชากรจะสร้างประชากรซึ่งเป็นลำดับของเมืองที่ต่อเนื่องกันและนำลำดับนี้ไปเก็บในตัวแปรสำหรับเก็บประชากร ตัวแปรนี้จะถูกนำไปใช้อีกครั้งในขั้นตอนการปรับปรุงประชากร
3. ตัวแปรสำหรับเก็บระยะทางระหว่างเมือง ตัวแปรนี้จะถูกอ่านโดยเคอร์เนลที่ทำหน้าที่รวมระยะทางของลำดับเมืองที่ถูกสร้างจากขั้นตอนกำเนิดประชากร

## 3.3 การประยุกต์ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันบนหน่วยประมวลผลกราฟิก

ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันแบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอนหลักเช่นกันและนำมาออกแบบการทำงานแบบขนานได้ดังนี้

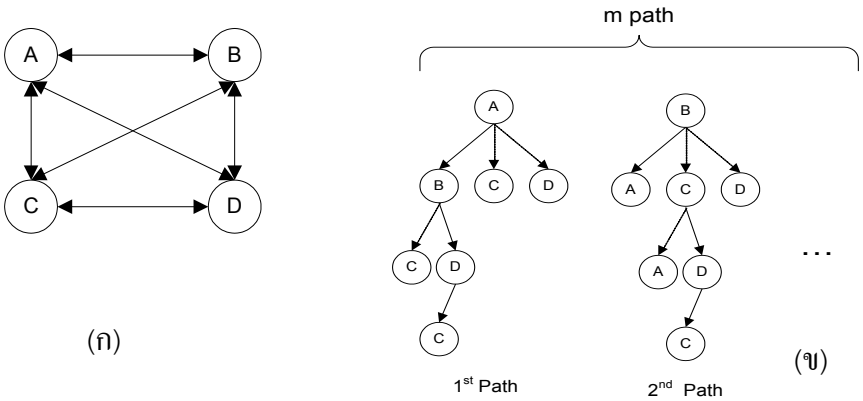
### 3.3.1 การกำหนดค่าเริ่มต้น

ในขั้นตอนนี้การทำงานไม่ต่างจากที่กล่าวถึงในทฤษฎีซึ่งจะทำงานครั้งเดียวตอนเริ่มต้น จึงไม่มีการออกแบบใดๆ เพื่อเพิ่มความเร็วและขั้นตอนนี้จะประมวลผลบนหน่วยประมวลผลกลางตามปกติ

### 3.3.2 การสร้างกลุ่มของประชากร

ก. ลักษณะงาน

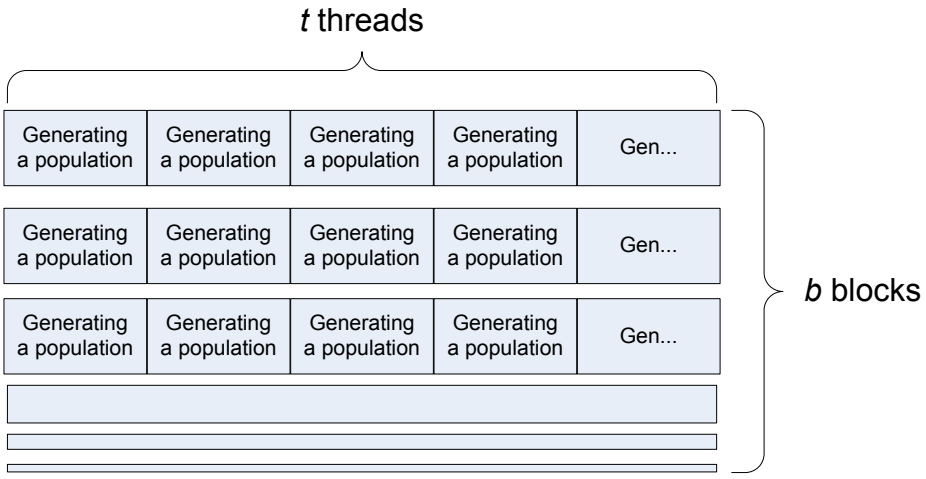
ขั้นตอนวิธีจะสร้างคำตอบซึ่งเป็นลำดับงานย่อยที่เรียงต่อกันออกมาจำนวนหนึ่งจากการสุ่มเลือกแต่ละโหนดตามความน่าจะเป็นที่อยู่ใน ตัวกำเนิด เมื่อเปรียบเทียบกับปัญหา TSP คำตอบคือ ลำดับของเส้นทางที่สามารถผ่านทุกเมืองได้โดยไม่ย้อนกลับมายังเมืองที่ไปมาแล้ว




ภาพที่ 3-4 (ก) แสดงเส้นทางระหว่างเมืองในปัญหา TSP (ข) แสดงการสร้างคำตอบซึ่งเป็นเส้นทางจากเมืองสู่เมืองจำนวน m เส้นทาง

ข. การแบ่งงาน

ในขั้นตอนนี้ งานที่เกี่ยวข้องคือการสุ่มหาเส้นทางตามความน่าจะเป็นที่อยู่ในตัวกำเนิด เมื่อพิจารณาความเกี่ยวข้องของงานในการหาเส้นทางแต่ละเส้นทางแล้ว สามารถพิจารณาได้ว่าไม่มีความเกี่ยวเนื่องข้องกัน โดยการหาเส้นทางแต่ละเส้นจะใช้เฉพาะข้อมูลความน่าจะเป็นจากตัวกำเนิด ร่วมกันและไม่มีการเขียนค่าใดๆ กลับลงไปยังตัวกำเนิด ดังนั้นเราสามารแบ่งงานออกให้อยู่ในรูปของบล็อกและเทรด โดยแต่ละเทรดจะทำการกำเนิดเส้นทางเป็นอิสระโดยไม่เกี่ยวข้องกับเทรดอื่น




รูปที่ 3-5 การแบ่งงานของการกำเนิดเส้นทางออกเป็น *b* บล็อก และ *t* เทรด โดยงานในแต่ละเทรดนั้นทำงานเป็นอิสระไม่เกี่ยวข้องกับเทรดอื่นทั้งในบล็อกเดียวกันและต่างบล็อก

สำหรับการหาจำนวนเทรดที่เหมาะสมในแต่ละบล็อกนั้นยังคงใช้ตารางคำนวณ “CUDA Occupancy Calculator” โดยป้อนข้อมูลรีจิสเตอร์และหน่วยความจำร่วมกันที่ได้ออกมาจากการคอมไพล์รหัสต้นฉบับของโปรแกรม จากนั้นตารางจะแสดงจำนวนเทรดต่อบล็อกที่เหมาะสมที่สุดออกมาบนกราฟ ให้เราเลือกจำนวนเทรดต่อบล็อกที่มีการครอบครองหน่วยประมวลผลมากที่สุดมา สำหรับจำนวนบล็อกคือการนำจำนวนประชากร m ประชากรมาหารด้วยจำนวนเทรด *t* ดังนั้นจะได้ $b = \frac{m}{t}$ เมื่อเรากำหนดจำนวนบล็อกและเทรดแล้วจะสร้างเทรดออกมาทั้งหมด *b*×*t* ตัว ดังนั้นเคอร์เนลการกำเนิดประชากรจะถูกเรียกเป็นจำนวนเท่ากัน

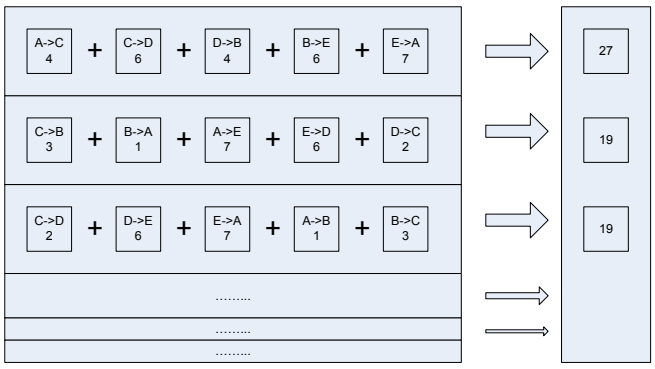
ขั้นตอนการทำงานของเคอร์เนลสามารถเขียนเป็นลำดับได้ดังนี้

1. สุ่มตัวเลขเพื่อหาเมืองแรก $X_1$ โดยสุ่มจากความน่าจะเป็น $\frac{1}{(n-1)}$ ที่ซึ่ง $n$ คือจำนวนเมือง
2. วนรอบตามจำนวนเมืองที่เหลือ $n-2$ รอบ
   ก. สุ่มตัวเลขเพื่อหาเมืองถัดไป $X_j$ โดยดูว่าตัวเลขที่ได้มาตกอยู่ในช่วงความน่าจะเป็นร่วม $h(X_i|X_j)$ ของ $X_i$ , $X_j$ ใดๆ
   ข. ลบเมืองที่เลือกแล้วออกจากเมืองที่สามารถเลือกได้
   ค. วนซ้ำจนครบตามจำนวนรอบ
3. ส่งคำตอบซึ่งอยู่ในรูปของลำดับเมืองกลับไปเก็บที่ตัวแปรแบบทั่วไป

### 3.3.3 การประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรแต่ละตัว

ก. ลักษณะงาน

การประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรคือการหาค่าความเหมาะสม (Fitness) ของแต่ละคำตอบ ซึ่งประเมินได้จากฟังก์ชันค่าความเหมาะที่จะแตกต่างกันไปตามลักษณะปัญหา หากเปรียบเทียบกับปัญหา TSP ในขั้นตอนนี้คือการหาระยะทางรวมของลำดับเมืองที่สร้างจากขั้นตอนกำเนิดประชากร โดยนำเอาระยะทางระหว่างเมืองมารวมกันออกมาเป็นค่าความเหมาะสมของแต่ละเส้นทาง

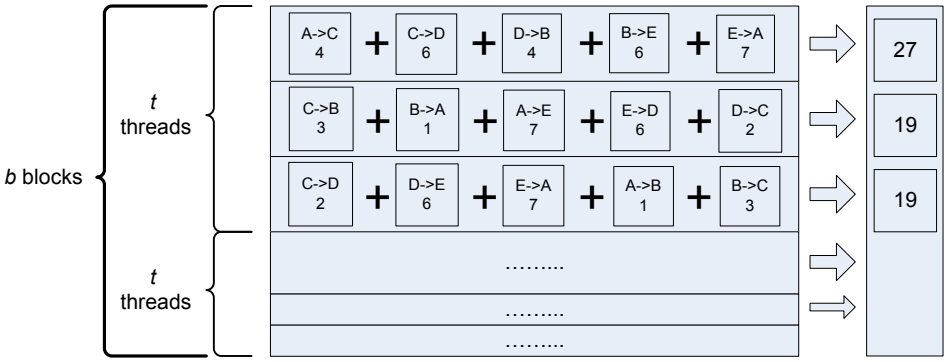



รูปที่ 3-6 การคำนวณระยะทางรวมของแต่ละเส้นที่สร้างขึ้นมาจากขั้นตอนสร้างประชากร

ข. การแบ่งงาน

การกระจายงานที่สามารถทำไปพร้อมกันเป็นวิธีที่ทำให้การประมวลผลรวมนั้นมีความเร็วที่สุด สามารถแบ่งงานของการรวมระยะทางของแต่ละเส้นทางให้ไปอยู่ใน บล็อกและเทรด โดยการคำนวณหาจำนวนเทรดต่อบล็อกที่เหมาะสม ใช้การป้อนค่ารีจิสเตอร์และ

หน่วยความจำร่วมที่ถูกใช้ไปในเคอร์เนลนี้ซึ่งหาได้จากการขั้นตอนการคอมไฟล์โปรแกรมลงไปยังตาราง “CUDA Occupancy Calculator” ท้ายที่สุดกราฟจะแสดงค่าเทรกต่อบล็อกที่เหมาะสม




รูปที่ 3-7 การแบ่งงานของการประเมินค่าความเหมาะสมของ m เส้นทาง ไปยัง m บล็อก และภายในแต่ละบล็อกแบ่งเป็น n+1 เทรด

สามารถแบ่งงานของการประเมินค่าความเหมาะสมออกได้เป็น b บล็อก และ t เทรด โดยจำนวนของบล็อกหาได้จากการนำจำนวนประชากรทั้งหมดหารด้วยจำนวนเทรดต่อบล็อก $b = \frac{m}{t}$ โดย m จำนวนประชากร สำหรับขั้นตอนการทำงานย่อยในแต่ละเทรดหรือแต่ละเคอร์เนลของการประเมินค่าความเหมาะสมมีดังนี้

1. วนรอบเป็นจำนวน $n-1$ เมือง
2. อ่านคู่ลำดับของเมือง $X_i$ , $X_{i+1}$ จากตัวแปรทั่วไปที่เก็บประชากร
3. อ่านค่าระยะทางระหว่างเมืองของ $X_i$ , $X_{i+1}$ จากตัวแปรทั่วไปที่เก็บระยะทางระหว่างเมือง
4. บวกระยะทาง
5. เริ่มขั้นตอนสาม โดยเลื่อนไปยังคู่ลำดับถัดไป i = i + 1 จน $n-1$ รอบ

### 3.3.4 การเรียงค่าความเหมาะสม

ในการเรียงลำดับค่าความเหมาะสมนี้ เราได้เลือกการเรียงลำดับแบบประสาร เพราะมีความเร็วในการเรียงลำดับเร็วที่สุดแบบหนึ่ง คือ O(n log n) สำหรับข้อมูล n ตัว

ก. ลักษณะงาน

จากหัวข้อที่ 3.3.3 หลังจากที่เราได้ ข้อมูลชุดหนึ่งที่เก็บค่าความเหมาะสมของทุกตัวอย่างประชากรแล้วนำมาเรียงลำดับจากน้อยไปหามาก เมื่อประยุกต์ใช้กับปัญหา TSP การ

เรียงลำดับเส้นทางที่สั้นที่สุดไปหาเส้นทางที่ยาวมากที่สุดเพื่อเป็นข้อมูลให้การปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วม ในหัวข้อ 3.3.5 ต่อไป

ข. การแบ่งงาน

จากการทดลองพบว่าความเร็วในการใช้ GPU นั้นไม่ได้ให้ความเร็วมากนักเมื่อเทียบกับ CPU เนื่องจากจำนวนประชากรที่นำมาเรียงนั้นมีจำนวนไม่มากดังนั้นจึงไม่สามารถใช้การคำนวณของ GPU ได้อย่างเต็มที่ ดังนั้นในขั้นตอนนี้จึงให้ CPU เป็นตัวคำนวณแทน เวลาที่เกิดจากการส่งข้อมูลไปและกลับจากหน่วยประมวลผลกลางมายังหน่วยประมวลผลกราฟิกนั้นไม่ได้ใช้

### 3.3.5 การปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วม

สำหรับขั้นตอนสุดท้ายคือการเรียนรู้และปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นร่วมใน ตัวกำเนิด ตามคำตอบแต่ละตัว ทั้งกลุ่มที่ดีเพื่อนำไปปรับปรุงค่าเพิ่มค่าความน่าจะเป็นของการเกิดคำตอบที่ดี และลดความน่าจะเป็นของการเกิดของคำตอบที่ไม่ดี

ก. ลักษณะงาน

อินพุตของกลุ่มคำตอบที่ดี และกลุ่มที่ไม่ดี จำนวนของตัวอย่างของกลุ่มที่ดีและไม่ดีนั้นใช้วิธีแบ่งอย่างเท่ากันโดยเป็นสัดส่วน C เปอร์เซ็นต์ของจำนวนกลุ่มคำตอบทั้งหมด กลุ่ม C เปอร์เซ็นต์ของประชากรที่มีค่าความเหมาะสมจากมากที่สุดลงมาจะจัดว่าเป็นกลุ่มของตัวอย่างที่ดี และ C เปอร์เซ็นต์ของประชากรที่มีค่าความเหมาะสมน้อยที่สุดขึ้นไปยังมาก จะกลายเป็นกลุ่มตัวอย่างที่ไม่ดี

| | A | B | C | D | E |
|---|---|---|---|---|---|
| A | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| B | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| C | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 |
| D | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 |
| E | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 |

(ก)

| | A | B | C | D | E |
|---|---|---|---|---|---|
| A | 0 | 0.40 | 0.20 | 0.20 | 0.20 |
| B | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| C | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 |
| D | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 |
| E | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 |

(ข)

| | A | B | C | D | E |
|---|---|---|---|---|---|
| A | 0 | 0.10 | 0.30 | 0.30 | 0.30 |
| B | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 | 0.25 |
| C | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 | 0.25 |
| D | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 | 0.25 |
| E | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0.25 | 0 |

(ค)

รูปที่ 3-8 (ก) แสดงค่าเริ่มต้นของตัวกำเนิด (ข) แสดงการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในกรณีที่ (A,B) เป็นส่วนหนึ่งของเส้นทางกลุ่มดี ตำแหน่งที่ไม่ใช่ (A,B) จะถูกดึงค่าความน่าจะเป็นออกไป

0.05 และนำไปเพิ่มให้กับ (A,B) (ค) แสดงการกระจายค่าความน่าจะเป็นให้กับ คอลัมน์อื่น ในกรณีที่ (A,B) เป็นส่วนหนึ่งของเส้นทางกลุ่มไม่ดี

งานต่อมาที่ต้องทำ คือ การพิจารณาหน่วยย่อยของคำตอบที่ดีและไม่ดีมาเพิ่มหรือลดความน่าจะเป็นของ ตัวกำเนิด หากยกตัวอย่างปัญหา TSP กลุ่มตัวอย่างที่ดีคือ กลุ่มเส้นทางที่ค่าความเหมาะสมมากที่สุด หรือเป็นกลุ่มเส้นทางที่สั้นที่สุดจำนวน C เปอร์เซ็นต์ของเส้นทางทั้งหมด เส้นทางระหว่างเมือง A->B ซึ่งเป็นสมาชิกของกลุ่มเส้นทางที่ดี A->B->C->D->E->A แล้ว ค่าความน่าจะเป็นของ (A,B) , (A,C) ,(A,D) ,(A,E) จะถูกลดลงและรวบรวมไปเพิ่มให้กับ (A,B) ด้วยอัตราส่วนที่เท่ากัน ภาพที่ 3-8 (ก) แสดงค่าเริ่มต้น ซึ่งความน่าจะเป็นของการเลือกทุกเส้นทางจะมีค่าเท่ากัน คือ 0.25 ภาพที่ 3-8 (ข) เป็นการปรับปรุงค่าความน่าจะเป็นในกรณีที่ (A,B) เป็นส่วนหนึ่งของเส้นทางกลุ่มดี ตำแหน่งที่ไม่ใช่ (A,B) จะถูกดึงค่าความน่าจะเป็นออกไป 0.05 และนำไปเพิ่มให้กับ (A,B) ในทางตรงกันข้าม ถ้า (A,B) เป็นส่วนหนึ่งของเส้นทางกลุ่มไม่ดี ค่าจาก คอลัมน์ (A,B) จะถูกกระจายไปให้กับ คอลัมน์อื่นที่ไม่ใช่ (A,B) ดังภาพที่ 3-8 (ค)

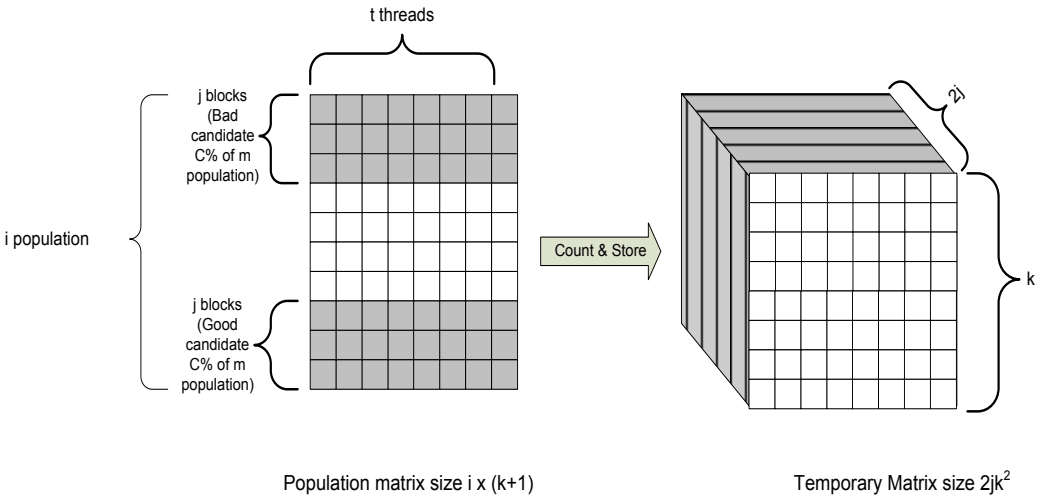
ข. การแบ่งงาน

จากทุกขั้นตอนด้านบน จะได้ตารางของประชากรที่เรียงลำดับตามค่าความเหมาะสมแล้ว ในขั้นตอนนี้จะดึงเอากลุ่มของประชากรที่ดีจำนวน j ตัวหรือ C% ของประชากรทั้งหมดและกลุ่มของประชากรที่ไม่ดีจำนวนอีก j ตัวหรือ C% เช่นกันรวมแล้ว 2j ตัวหรือ 2C% ของประชากรทั้งหมดมา ปรับปรุง ตัวกำเนิด จากลักษณะงานที่ได้อธิบายไป เมื่อนำประชากร 1 ตัว ขนาด k+1 ไปปรับปรุง ตัวกำเนิด แล้วจะเกิดงานขึ้น $k^2$ สำหรับการปรับปรุงตัวเลขความน่าจะเป็นร่วมทั้งหมดใน ตัวกำเนิด ขนาด kxk ตัว ดังนั้นเมื่อนำประชากรจำนวน 2j ตัว ไปปรับปรุง ตัวกำเนิด จะเกิดงานขึ้น $2jk^2$

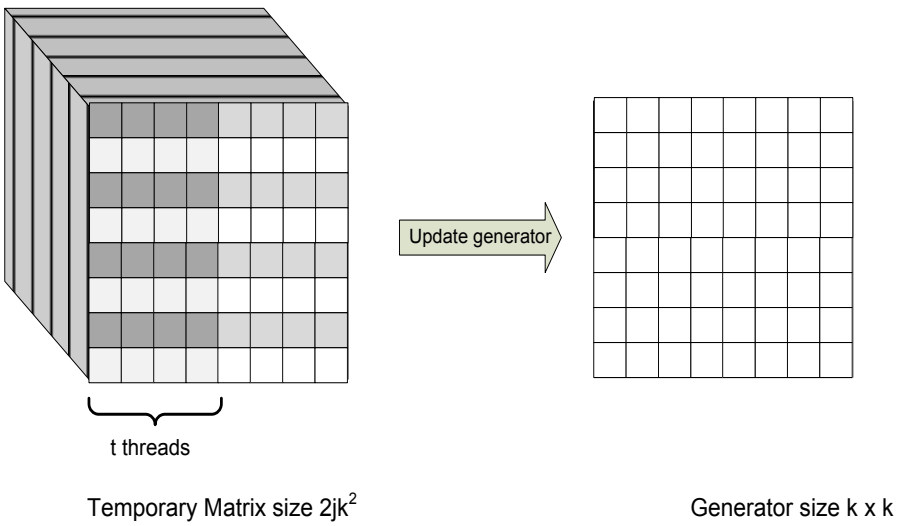
เมื่อมองลึกลงไปอีกสำหรับงานนี้ จุดประสงค์หลักในงาน คือ การค้นเข้าไปใน population matrix ขนาด i x (k+1) (เมื่อ i คือจำนวนประชากรที่สร้างขึ้นมาในแต่ละรุ่น และ k คือขนาดของปัญหา ) แล้วนับจำนวนคู่ลำดับ $X_c, X_r$ ที่พบในกลุ่มดีได้ผลรวมออกมาเป็น $r_{c,r}$ และคู่ลำดับ $X_c, X_p$ ที่พบในกลุ่มไม่ดีได้ผลรวมออกมาเป็น $p_{c,p}$ จากนั้นจึงนำเข้าสมการ (1),(2) เพื่อปรับปรุง ตัวกำเนิด

แบ่งงานออกเป็นสองขั้นตอนใหญ่สำหรับการประมวลผลแบบขนานคือ แบ่งงานการตรวจสอบว่ามีคู่ลำดับ $X_c, X_r$ และ $X_c, X_p$ ใน population matrix ออกเป็น 2j x k บล็อก

และนำผลไปเก็บไว้ในเมทริก 3 มิติ ซึ่งผลลัพธ์ชั่วคราวมีขนาด 2j x k x k ดังภาพ 3-9 (ก) ขั้นตอนที่สองรวมค่าในมิติ 2j ให้เหลือคำตอบเป็นเมทริก 2 มิติ ขนาด k x k งานจะถูกแบ่งออกให้อยู่ในรูปเทรด เพื่อใช้การรวมแบบขนานเช่นเดียวกับที่ใช้ในขั้นตอนประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรเพื่อเพิ่มความเร็ว ส่วนงานในมิติ k x k นั้นเป็นงานที่ไม่เกี่ยวเนื่องกันจึงสามารถแบ่งงานให้อยู่ในรูปแบบบล็อก k ได้ ดังเช่นภาพที่ 3-9 (ข)




(ก) Generate temporary matrix




(ข) Update generator matrix

รูปที่ 3-9 (ก) การปรับปรุงค่าในตัวกำเนิด เริ่มจากการนับจำนวนคู่ลำดับ $X_c, X_r$ และ $X_c, X_p$ และนำไปเก็บไว้ในตาราง (ข) แสดงการรวมค่าในมิติ 2j เพื่อนำไปปรับปรุงค่าในตัวกำเนิด

# บทที่ 4

# การทดลองและผลการทดลอง

## เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ในการทดลองใช้หน่วยประมวลผลกลาง Intel core i3 ความเร็วนาฬิกา 2.1 GHz หน่วยความจำ 8 GB ซึ่งจะใช้ประมวลผล วิธีอุบัติการณ์ร่วมกันแบบประมวลผลแบบลำดับต่อเนื่องและหน่วยประมวลผลกราฟิก NVIDIA Geforce GT 540 M ซึ่งมีความเร็วของสัญญาณนาฬิกา 1344 MHz ขนาดของหน่วยความจำภายใน 2 GB โดยจะใช้ทำสอบประมวลผลวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันแบบขนาน

## การทดลอง

การทดลองจะทำการประมวลผลวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันทั้งแบบประมวลผลแบบลำดับต่อเนื่องและแบบประมวลผลแบบขนาน ข้อมูลที่ได้จากการทดลองจะอยู่ในรูปของเวลา และค่าเหมาะสมที่สุดของปัญหา การเดินทางของนักขาย (TSP) ที่คำนวณออกมาได้จากวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันทั้งสองแบบ

*การวัดเวลา*

ฟังก์ชันที่ใช้เพื่อวัดเวลานั้นใช้ฟังชันก์ที่วัดเวลาของภาษา C ได้แก่ฟังก์ชัน QueryPerfomanceFrequency [11] และฟังก์ชัน QueryPerformanceCounter [12] ทำงานร่วมกันเพื่อเริ่มต้นการวัดเวลา

```
void startWatch()
{
      QueryPerformanceFrequency( (LARGE_INTEGER *)&pf );
      freq_ = 1.0 / (double)pf;
      QueryPerformanceCounter( (LARGE_INTEGER *)&baseTime_ );
}
```

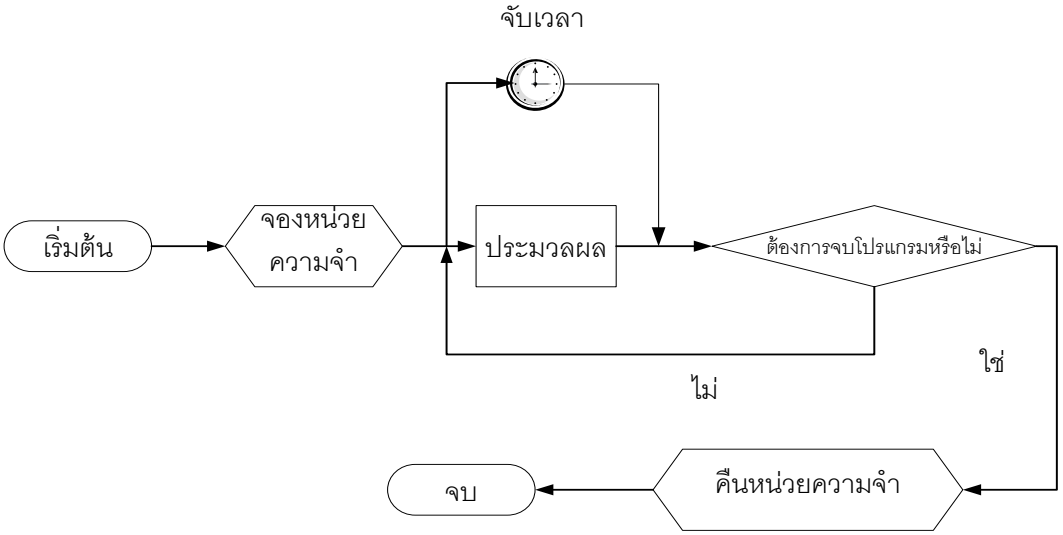
รูปที่ 4-1 ฟังก์ชันที่ใช้ในการเริ่มต้นจับเวลา ฟังก์ชัน startWatch ซึ่งภายในใช้ ฟังก์ชัน QueryPerformanceFrequency ใช้เพื่อหาความถี่ของของตัววัดประสิทธิภาพที่กำลังใช้อยู่ และฟังก์ชัน QueryPerformanceCounter ใช้เพื่อเริ่มต้นนับเวลา

ฟังก์ชัน QueryPerfomanceFrequency นั้นใช้เพื่อหาจำนวนหน่วยเวลาที่วัดได้ในหนึ่งวินาทีของตัววัดประสิทธิภาพความละเอียดสูงที่ใช้อยู่ ซึ่งถ้าหน่วยประมวลผลกลางที่ใช้อยู่นั้นไม่สนับสนุนตัววัดประสิทธิภาพความละเอียดสูงนี้ค่าที่ได้กลับมาจะเป็น 0 ค่าได้มาจากฟังก์ชันนี้เป็นจำนวนเวลาที่นับได้ในหนึ่งวินาที ดังนั้นความถี่ต้องนำมาหารด้วย หนึ่งเพื่อกลายเป็นความถี่ หลังจากนั้นฟังก์ชัน QueryPerformanceCounter จำทำการเริ่มจับเวลาโดยค่าที่คืนมาจะเป็นเวลา ณ จุดเริ่มต้น

```
void stopWatch()
{
      QueryPerformanceCounter( (LARGE_INTEGER *)&val );
      dif =  (val - baseTime_) * freq_;
      printf("Execute time %g",dif);
}
```

รูปที่ 4-2 ฟังก์ชันที่ใช้ในการหยุดจับเวลา ฟังก์ชัน startWatch ซึ่งภายในใช้ ฟังก์ชัน QueryPerformanceFrequency ใช้เพื่อหาความถี่ของของตัววัดประสิทธิภาพที่กำลังใช้อยู่ และฟังก์ชัน QueryPerformanceCounter ใช้เพื่อเริ่มต้นนับเวลา

หลังจากประมวลผลเสร็จ ฟังก์ชัน QueryPerformanceCounter จะถูกเรียกอีกครั้งและค่าที่ได้จากฟังก์ชันนี้ คือ เวลา ณ เวลาปัจจุบัน ดั้งนั้น เวลาที่ใช้ไปคือการนำค่าเวลาที่เราได้ตอนเริ่มต้นการจับเวลา มาลบออกจากค่าเวลาที่ได้ ณ เวลาปัจจุบัน




รูปที่ 4-3 ตำแหน่งการจับเวลาโดยเริ่มจากการจองหน่วยความจำและหยุดหลังจากประมวลผลเสร็จ

การวัดเวลาจะเริ่มต้นวัดจากการส่งข้อมูลนำเข้าที่อยู่ในรูปตารางของความยาวระหว่างเมืองของแต่ละเมือง ไปให้แก่ขั้นตอนการประมวลผลเพื่อให้ได้คำตอบหลังจากประมวลและได้คำตอบเป็นค่าที่เหมาะสำหรับปัญหาออกมา จะหยุดจับเวลา เวลาที่ได้จะอยู่ในรูปของวินาที

การวัดเวลาทั้งบนหน่วยประมวลผลกลางและบนหน่วยประมวลผลกราฟิกนั้นไม่แตกต่าง แต่เนื่องจากหลักการทำงานของคำสั่งที่เรียกไปยังเคอร์เนลของหน่วยประมวลผลกราฟิกนั้น เคอร์เนลจะคืนค่ากลับมายังฝั่งของหน่วยประมวลผลกลางทันทีโดยมิได้ต้องประมวลผลให้เสร็จสิ้นก่อน ดั้งนั้นหน่วยประมวลผลกลางจะเรียกไปยังเคอร์เนลถัดไปทันที เมื่อเป็นเช่นนี้การวัดเวลาสำหรับหน่วยประมวลผลกราฟิกโดยใช้ฟังก์ชัน QueryPerformanceFrequency และ QueryPerformanceCounter จะผิดพลาด เวลาที่ได้จะเป็นแค่เวลาที่หน่วยประมวลผลกลางใช้เรียกไปยังเคอร์เนลเท่านั้น ดังนั้น ก่อนที่จะเริ่มเรียกฟังก์ชันวัดเวลาต้องทำการทำให้ตรงกัน (synchronization) โดยใช้ฟังก์ชันของ CUDA คือ cudaThreadSynchronize() [3-1]สำหรับ CUDA เวอร์ชันต่ำกว่า 2.0 และสำหรับเวอร์ชันที่สูงกว่าหรือเท่ากับ 2.0 จะใช้ฟังก์ชัน cudaDeviceSynchronize() [3-2] เมื่อเรียกฟังก์ชันเหล่านี้ จะทำให้ ณ จุดที่เรียก เทรดของหน่วยประมวลผลกลางและตัวควบคุมของหน่วยประมวลผลกราฟิกมีการทำให้ตรงกันด้านเวลา หลังจากเรียกฟังก์ชัน cudaDeviceSynchronize() แล้วจึงค่อยเรียกฟังก์ชันวัดเวลา และทำเช่นเดียวกันหลังจากเรียกเคอร์เนลเพื่อประมวลผลเสร็จสิ้นแล้ว เมื่อต้องการวัดเวลาจะต้องเรียกฟังก์ชัน cudaDeviceSynchronize() อีกครั้งแล้วจึงเรียกฟังชันก์วัดเวลา

เวลาที่เกิดจากการจองหน่วยความจำเริ่มต้นและเวลาจากการคืนหน่วยความจำนั้นจะไม่ได้ถูกนำมาวัดด้วยเนื่องจากวัตถุประสงค์ในการใช้งานที่ต้องการให้สามารถทำการทดลองซ้ำ ได้เรื่อยอีกๆ เพื่อปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ และเก็บผลการทดลองโดยที่ไม่ต้องออกจากโปรแกรม ดังนั้นเราจึงวัดเฉพาะเวลาที่เกี่ยวข้องในแต่ละรอบจริง

**การเก็บข้อมูล**

ข้อมูลเวลาที่ได้จากการทดลอง 10 ครั้ง ทั้งการทดลองบนหน่วยประมวลผลกับหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิกจะถูกนำมาหาค่าเฉลี่ยเพื่อเปรียบเทียบความเร็วของทั้งสองหน่วยประมวลผล โดยจะนำเวลาเฉลี่ยที่ได้จากหน่วยประมวลผลกลางมาหารด้วยเวลาเฉลี่ยที่ได้จากหน่วยประมวลผลกราฟิก ดั้งนั้น ผลท้ายสุดของการเปรียบเทียบเวลาจะ

ออกมาอยู่ในรูปจำนวนเท่า มากกว่านั้นการเปรียบเทียบ จะรวมถึงการเปรียบเทียบความเร็วในแต่ละระดับประชากร ในการทดลองนี้เราได้ใช้ตัวอย่างประชากรที่ 500 และ 1000 ซึ่งเพียงพอสำหรับการแสดงความแตกต่างของความเร็วในการประมวลผลของทั้งสองหน่วยประมวล

การนำวิธีการแก้ปัญหาใดๆ ไปประยุกต์จากการประมวลผลแบบลำดับต่อเนื่องไปเป็นการประมวลผลแบบขนาน สิ่งที่ไม่เปลี่ยนแปลงคือลักษณะของการหาคำตอบ คำตอบที่ได้ควรมีค่าที่ใกล้เคียงกัน สำหรับ วิธีการอุบัติการณ์ร่วมกัน ค่าที่เหมาะสมที่ได้มาจากการประมวลผลจากการประมวลผลทั้งสองแบบต้องมีค่าใกล้เคียงกัน และไม่ห่างจากค่าที่ดีที่สุดของปัญหา

**ผลการทดลอง**

จากการทดลองโปรแกรมทั้งบนหน่วยประมวลผลกลางและบนหน่วยประมวลผลกราฟิกโดยใช้ฟังก์ชันวัดเวลาอันเดียวกัน ผลการทดลองสามารถแสดงดังตาราง 4-1

| ปัญหา | ประชากร | หน่วยประมวลผล | เวลาเฉลี่ย (วินาที) | ความเร็ว(เท่า) |
|---|---|---|---|---|
| grostel24 | 500 | CPU | 2.360 | 7.08 |
| | | GPU | 0.333 | |
| | 1000 | CPU | 4.672 | 8.74 |
| | | GPU | 0.534 | |
| grostel48 | 500 | CPU | 6.017 | 6.85 |
| | | GPU | 0.878 | |
| | 1000 | CPU | 12.815 | 9.50 |
| | | GPU | 1.349 | |
| pr76 | 500 | CPU | 14.121 | 6.48 |
| | | GPU | 2.179 | |
| | 1000 | CPU | 29.901 | 7.79 |
| | | GPU | 3.835 | |
| kroA100 | 500 | CPU | 18.776 | 5.31 |
| | | GPU | 3.536 | |
| | 1000 | CPU | 41.662 | 6.57 |
| | | GPU | 6.338 | |

ตารางที่ 4-1 เวลาที่ใช้ในการประมวลผลหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิกและจำนวนเท่าของความเร็วของหน่วยประมวลผลกราฟิกต่อหน่วยประมวลผลกลาง

ตารางที่ 4-1 เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ไปในการทดลองโปรแกรมระหว่างหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิกโดยใช้พารามิเตอร์เหมือนกัน โปรแกรมทำงานเป็นจำนวน 200 รอบหรือ 200 รุ่น จำนวนรุ่นซึ่งเป็นพารามิเตอร์ตัวหนึ่งของขั้นตอนวิธีพันธุกรรม ตัวเลข 200 ที่ใช้มิได้มีผลต่อการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของอัตราส่วนความเร็วในการทำงานของโปรแกรมเมื่อเปรียบเทียบทั้งสองหน่วยประมวลผล เวลาที่ใช้จะเพิ่มขึ้นแปรผันตรงต่อจำนวนรอบ ตัวเลขที่นำมาใช้นี้เป็นจำนวนรอบที่ขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันสามารถให้ค่าที่ดีที่สุดสำหรับคำตอบของปัญหาการเดินทางของนักขายที่ 24 เมืองคือ 1272

ความเร็วที่หน่วยประมวลผลกราฟิกสามารถทำได้เร็วกว่าหน่วยประมวลผลกลางนั้นจะเพิ่มขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนประชากรซึ่งเป็นพารามิเตอร์หนึ่งของขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกัน

สำหรับการประเมินว่าขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันสามารถประยุกต์ไปทำงานแบบขนานบนหน่วยประมวลผลกราฟิกได้หรือไม่นั้น สำหรับคำตอบที่ได้มีการสุ่มเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย ดังนั้นดูผลของคำตอบที่ได้จากขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันว่าใกล้เคียงกับผลที่ได้จากการทำงานบนหน่วยประมวลผลกลางหรือไม่ โดยค่าเฉลี่ยนั้นไม่ควรห่างกันมาก

| **ปัญหา** | **หน่วยประมวลผล** | **จำนวนประชากร** | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | 500 | | 1000 | |
| | | **ดีที่สุด** | **เฉลี่ย** | **ดีที่สุด** | **เฉลี่ย** |
| Grostel24 | CPU | 1272 | 1318 | 1272 | 1291 |
| | GPU | 1272 | 1283 | 1272 | 1275 |
| Grostel48 | CPU | 5648 | 5975 | 5606 | 5909 |
| | GPU | 5414 | 5529 | 5170 | 5379 |
| Padberg/Rinaldi 76 | CPU | 135218 | 142694 | 124292 | 134268 |
| | GPU | 137041 | 143889 | 131592 | 135548 |
| kroA100 | CPU | 38698 | 39950 | 35616 | 38417 |
| | GPU | 36127 | 37309 | 33065 | 34172 |

ตารางที่ 4-2 คำตอบที่ได้จากขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันบนหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิก

จากตารางที่ 4-2 สังเกตได้ว่าคำตอบที่ได้จากขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันบนหน่วยประมวลผลกราฟิกนั้นมีค่าที่ไม่แตกต่างจากหน่วยประมวลผลกลางอย่างมีนัยยะอีกทั้งที่จำนวนเมือง 24 เมืองยังให้ค่าที่เป็นคำตอบที่ดีที่สุดคือ 1272

| จำนวนประชากร / ขั้นตอน | 500 | | | | 1000 | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | CPU | | GPU | | CPU | | GPU | |
| กำเนิดประชากร | 0.0207 | 67.94% | 0.0025 | 54.19% | 0.0432 | 67.94% | 0.0034 | 45.88% |
| ประเมินค่าความเหมาะสม | 0.0003 | 0.93% | 0.0001 | 2.94% | 0.0005 | 0.93% | 0.0003 | 3.72% |
| จัดเรียงประชากร | 0.0007 | 2.19% | 0.0007 | 13.44% | 0.0011 | 2.19% | 0.0011 | 14.41% |
| ปรับปรุงตัวกำเนิด | 0.0088 | 28.94% | 0.0013 | 29.43% | 0.0177 | 28.94% | 0.0027 | 36.00% |
| รวมเวลา | 0.0305 | | 0.0045 | | 0.0624 | | 0.0074 | |

ตารางที่ 4-3 เวลาที่ใช้ไปในแต่แต่ละขั้นตอน เปรียบเทียบบนหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิก ที่ 48 เมืองและจำนวนประชากร 500 และ 1000

เมื่อพิจารณาตารางที่ 4-3 พบว่าขั้นตอนที่ใช้เวลาทำงานมากที่สุดคือการกำเนิดประชากร ซึ่งใช้เวลา 67.94%, 54.19% และ 67.94% และ 53.51% ของเวลาที่ใช้ในประมวลผลทั้งหมดที่หน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิกที่ประชากร 500 และ 1000 ตามลำดับ และงานที่ใช้เวลาเป็นอันดับสอง คือ งานปรับปรุงตัวกำเนิด ใช้เวลาเป็น 28.94% ,29.43% และ 29.43 % ที่หน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิก ที่จำนวนเมือง 48 เมือง ซึ่งหากพิจารณาแล้วถ้าสามารถลดเวลาของการกำเนิดประชากรและปรับปรุงตัวกำเนิดได้มากเท่าไรจะเพิ่มความเร็วได้เท่านั้น

| ขั้นตอน | ตามทฤษฎี | ประชากร 500 | ประชากร 1000 | ประชากร 1500 | ประชากร 2000 |
|---|---|---|---|---|---|
| กำเนิดประชากร | 66.7% | 16% | 32.4% | 47.9% | 61.2% |
| ประเมินค่าความเหมาะสม | 100% | 16.3% | 31.9% | 46% | 61% |
| ปรับปรุงตัวกำเนิด (1) | 33.3% | 26.8% | 26.8% | 26.8% | 26.8% |
| ปรับปรุงตัวกำเนิด (2) | 100% | 74.1% | 74.3% | 74.4% | 74.5% |

ตารางที่ 4-4 เปอร์เซ็นต์การใช้งานหน่วยประมวลผลแต่ละขั้นตอน ที่ประชากร 500, 1000, 1500 และ 2000

จากการวัดเปอร์เซ็นต์การใช้งานหน่วยประมวลผลของอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกซึ่งได้จากการทดสอบบน NVIADIA visual profiler ซึ่งเป็นเครื่องมือที่อยู่ในชุดพัฒนาโปรแกรม CUDA เมื่อทำการประมวลผลโดยให้แสดงผลลัพธ์จากการวิเคราะห์การใช้งานหน่วยประมวลผล สังเกตได้ว่าเปอร์เซ็นต์เพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เมื่อเพิ่มจำนวนประชากรทั้งในขั้นตอนกำเนิดประชากรและประเมินค่าความเหมาะสม ในขณะที่ในขั้นตอนปรับปรุงตัวกำเนิดที่แบ่งเป็นขั้นตอนย่อยสองขั้นตอนไม่มีการใช้งานหน่วยประมวลผลเพิ่มขึ้นเลย ถือได้ว่าค่อนข้างคงที่

จากตารางที่ 4-4 จึงสอดคล้องกับตารางที่ 4-3 ที่ซึ่งความเร็วที่เพิ่มขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนประชากรนั้นได้มาจากขั้นตอนกำเนิดประชากรซึ่งใช้เวลาในการประมวลผลมากที่สุด ดังที่ได้กล่าวว่าหากลดเวลาในส่วนของการกำเนิดประชากรได้มากเท่าไรยิ่งมีส่วนในการลดเวลารวมในการประมวลผลทั้งหมดได้มากขึ้นเท่านั้น การลดของเวลาในขั้นตอนกำเนิดประชานั้นเป็นเพราะยิ่งเพิ่มจำนวนประชากรมากขึ้นการใช้หน่วยความจำยิ่งมากขึ้นตามลำดับ ทำให้เวลาที่หน่วยประมวลผลหยุดทำงาน (idle) น้อยลง หน่วยประมวลผลทำงานเต็มเวลามากขึ้นได้งานที่มากขึ้น

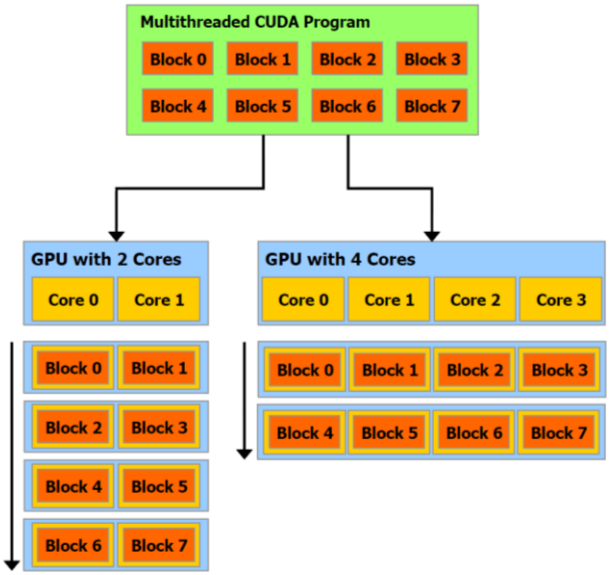
การเพิ่มขึ้นของเปอร์เซ็นต์การใช้งานหน่วยประมวลผลในขั้นตอนประเมินค่าความเหมาะสมนั้นเพิ่มขึ้นดังเช่นขั้นตอนการกำเนิดประชากร แต่ไม่ได้ทำให้เวลารวมลดลงมากนักเนื่องจาก การประมวลผลในขั้นตอนประเมินค่าความเหมาะสมนั้นถือว่าใช้เวลาน้อยมากเมื่อเทียบกับขั้นตอนอื่น เช่น ขั้นตอนการกำเนิดประชากร

**วิเคราะห์การทดลอง**

เพื่อเพิ่มความเข้าใจเกี่ยวกับความเร็วที่เพิ่มขึ้นบนหน่วยประมวลผลกราฟิก จะวิเคราะห์หลักการทำงานและเวลาที่ใช้ไปในแต่ละขั้นตอนเปรียบเทียบระหว่างหน่วยประมวลผลกราฟิกและหน่วยประมวลผลกลาง

**การวิเคราะห์จากหลักการทำงาน**

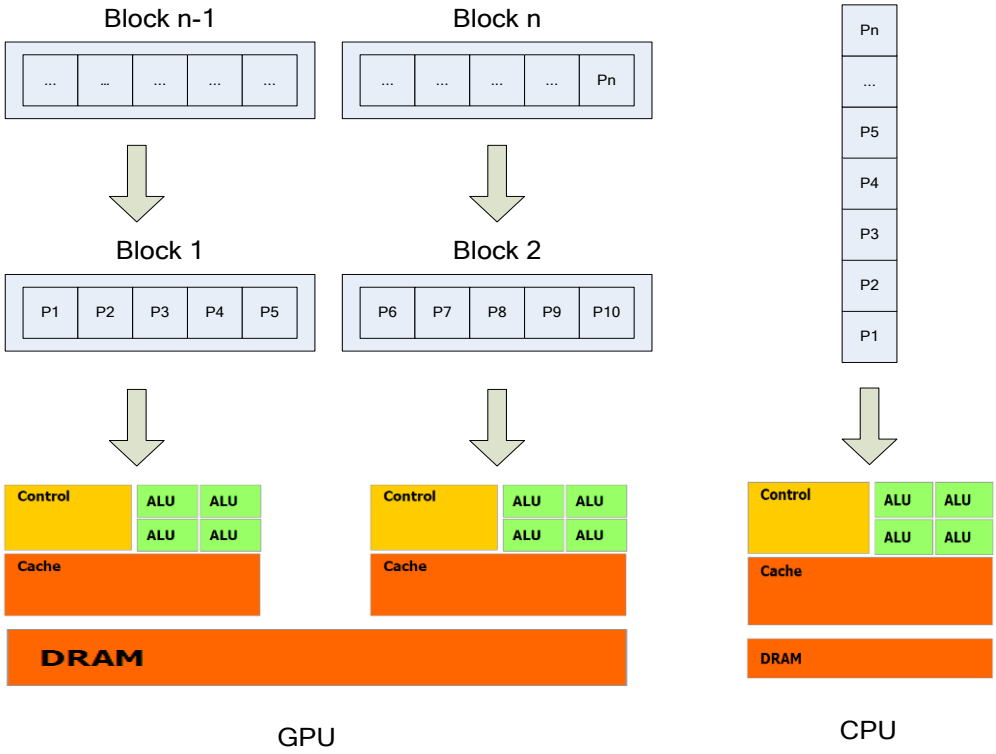
จากผลการทดลองเห็นได้ว่าจำนวนประชากรมีผลกับความเร็วในการประมวลผลของทั้งหน่วยประมวลผลกลางและหน่วยประมวลผลกราฟิกที่แตกต่างกัน




รูปที่ 4-4 แสดงการจัดแบ่งบล็อกเข้าไปประมวลผลในแกนประมวลผลของหน่วยประมวลผลกราฟิก

เพื่อให้เห็นความเกี่ยวข้องของความเร็วที่เพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนประชากรเพิ่มขึ้น พิจารณาการทำงานของหน่วยประมวลผลกราฟิกซึ่งมีการจัดเรียงการทำงานของแต่ละบล็อกที่แบ่งไว้ก่อนแล้วเข้าไปยังแกนประมวลผลแต่ละแกนและทำการประมวลผลพร้อมๆกันเมื่อเปรียบเทียบการทำงานของหน่วยประมวลผลกลางที่ทำงานของแต่ละขั้นตอนเป็นลำดับ ดังนั้นเวลาที่ใช้ในการกำเนิดประชากรแต่ละตัวบนหน่วยประมวลผลกลางจะแปรผันต่อจำนวนประชากร ขณะที่บนหน่วยประมวลผลกราฟิกนั้นจะไม่แปรผันตรงต่อจำนวนประชากรแต่จะขึ้นอยู่กับจำนวนแกนประมวลผลของอุปกรณ์ประมวลผลแต่ละรุ่น รูปที่ 4-4 การทำงานของหน่วยประมวลผล

กราฟิกจะจัดเรียงบล็อกเข้าไปประมวลผลตามจำนวนแกนประมวลผลที่มี ดังนั้นหากว่าแกนประมวลในอุปกรณ์ประมวลผลกราฟิกมีมากจะเกิดการประมวลแบบขนานพร้อมกันเป็นการเพิ่มความเร็วในการประมวลผลใช้เวลาไม่แปรผันกับจำนวนบล็อก




รูปที่ 4-5 ตัวอย่างเปรียบเทียบงานของการกำเนิดประชากร P1 ถึง Pn ของขั้นตอนการกำเนิดประชากรระหว่างหน่วยประมวลผลกราฟิกและหน่วยประมวลผลกลาง

เราสามารถอธิบายโดยยกตัวอย่างงานในการกำเนิดประชากร จากรูปที่ 4-5 งานในการกำเนิดประชากร P1 ถึง P5 อยู่ภายในบล็อกเดียวกัน และงาน P6 ถึง P10 ซึ่งอยู่ในบล็อกที่ 2 สามารถถูกประมวลผลพร้อมกันโดยใช้แกนประมวลผลแยกกันเป็นอิสระ ในขณะที่หน่วยประมวลผลกลางงาน P2 สามารถใช้หน่วยประมวลผลเมื่อเสร็จงาน P1 แล้ว จากรูปที่ 4-5 เป็นเพียงตัวอย่างเมื่อพิจารณาว่าหน่วยประมวลผลกลางมีแกนผลมวลผลเดียว ในขณะที่ในปัจจุบันหน่วยประมวลผลกลางมีจำนวนแกนประมวลผลเพิ่มขึ้น แต่เช่นกันจำนวนแกนหน่วยประมวลผลกราฟิกก็เพิ่มมากกว่าและมากขึ้นเรื่อยๆ

จากการอธิบายเกี่ยวกับการประมวลผลแบบขนานด้วยแกนประมวลผลกราฟิกซึ่งมีจำนวนมากกว่าจำนวนแกนประมวลผลของหน่วยประมวลผลกลาง เช่น ในงานวิจัย จำนวนแกน

ประมวลผลของ NVIDIA GeForce 540M นั้นมีจำนวน 96 แกนประมวลผล ที่ความเร็วนาฬิกา 1344 MHz ดังนั้น จากการออกแบบเช่นรูปที่ 4-5 เมื่อมีจำนวนประชากรเพิ่มมากขึ้นจะทำให้เวลาที่ถูกใช้ไม่แปรผันกับจำนวนประชากรเช่นในหน่วยประมวลผลกลาง แต่แปรผันกับจำนวนแกนประมวลผล

# บทที่ 5

# สรุปผลการวิจัย และแนวทางในการพัฒนาต่อ

## สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาวิธีขั้นตอนอุบัติการณ์ร่วมกันให้ประมวลผลแบบขนานบนหน่วยประมวลผลกราฟิก และทำการเปรียบเทียบความเร็วหน่วยประมวลผลทั้งสองแบบ จากผลการทดลองทั้งหมดเราได้ทราบว่าการทำงานแบบขนานบนหน่วยประมวลผลกราฟิกของขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันนั้นทำงานได้เร็วกว่าบนหน่วยประมวลผลกลาง ซึ่งจำนวนเท่าของความเร็วนั้นเพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนประชากรที่เพิ่มขึ้น เป็นผลมาจากสถาปัตยกรรมของหน่วยประมวลผลกราฟิกที่ทำมาเพื่อการประมวลผลแบบขนานและการประมวลผลปริมาณมาก อีกทั้งการออกแบบการโปรแกรมของขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันเสียใหม่เพื่อให้ทำงานแบบขนานบนหน่วยประมวลผลกราฟิก

## แนวทางในการพัฒนาต่อ

อย่างที่ได้อธิบายในการวิเคราะห์ผลการทดลอง เวลาส่วนใหญ่ได้ถูกใช้ไปในขั้นตอนการกำเนิดประชากร ซึ่งถ้าเราสามารถลดเวลาในส่วนนี้ได้มากเท่าไรก็หมายถึงสามารถเพิ่มความเร็วของขั้นตอนวิธีอุบัติการณ์ร่วมกันบนหน่วยประมวลผลกราฟิกให้ยิ่งมากขึ้น การออกแบบการทำงานแบบขนานโดยพิจารณาการใช้หน่วยความจำที่นำมาใช้ไม่ว่าจะเป็นหน่วยความจำคงที่ หน่วยความจำร่วมกันซึ่งให้ความเร็วในการเข้าถึงที่แตกต่างกันมาร่วมด้วยในการออกแบบเพิ่มเติมอาจสามารถเพิ่มความเร็วมากยิ่งขึ้น