

การปรับปรุงเจเนติก อัลกอริทึม สำหรับการจัดวางตำแหน่ง
ของเสตนดาเวิร์ดเซล

A MODIFIED GENETIC ALGORITHM FOR
STANDARD CELL PLACEMENT

อภิชาติ วสุธาพิทักษ์
APICHART VASUTAPITUKS

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาทางคณิตศาสตร์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ. 2545
ISBN 974-324-151-5

การปรับปรุง เจเนติก อัลกอริทึม สำหรับการจัดวางตำแหน่ง
ของแอสตนดาร์ดเซลล์

A MODIFIED GENETIC ALGORITHM FOR
STANDARD CELL PLACEMENT

อภิชาติ วสุธาพิทักษ์

APICHART VASUTAPITUKS

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....45656
วัน, เดือน, ปี.....1 2 ก.พ. 2546

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2545

ISBN 974-324-151-5

**A MODIFIED GENETIC ALGORITHM FOR
STANDARD CELL PLACEMENT**

APICHART VASUTAPITUKS

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2002

ISBN 974-324-151-5

COPYRIGHT 2002

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

Thesis Title	A Modified Genetic Algorithm for Standard Cell Placement
Student	Mr.Apichart Vasutapituks
Student ID.	42061126
Degree	Master of Engineering
Programme	Electrical Engineering
Year	2002
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Bunjong Piyatamrong

ABSTRACT

This thesis presents modified genetic algorithm (MGA), which develops new genetic operator from genetic algorithm for use in standard cell layout placement optimization in VLSI physical design. MGA combines the knowledge of heuristic method and genetic algorithm into a new heuristic operator, greedy crossover and 3-Opt mutation. The new heuristic operator will help enhance the efficiency of the standard cell layout placement. To achieve the efficiency of the solution, the application of the high quality of initial small populations and the hierarchical layout design method with the good cost function is in need. MGA has yielded the overall results reported for set of MCNC standard cell benchmark circuits.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี ก็ด้วยคำแนะนำและให้คำปรึกษาความรู้ทางวิชาการที่สำคัญอย่างยิ่งพร้อมทั้งความห่วงใยจากท่าน รศ.บรรจง ปิยะธำรง ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยมีความรู้สึกซาบซึ้งและสำนึกในความอนุเคราะห์และความช่วยเหลือจากท่านด้วยดีตลอดมา และขอกราบขอบพระคุณท่านเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดาและครอบครัวของผู้วิจัยที่ได้สนับสนุนตัวผู้วิจัยและเป็นกำลังใจมาโดยตลอด จนสำเร็จงานต่างๆมาได้ด้วยดี

ขอกราบขอบพระคุณครูบาอาจารย์ทุกท่านที่อบรมสั่งสอนผู้วิจัย ตั้งแต่ระดับอนุบาล ระดับประถมศึกษา ระดับมัธยมศึกษา ระดับอุดมศึกษา และอาจารย์ทุกท่าน ณ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง แห่งนี้ เป็นอย่างสูง

ขอขอบคุณเพื่อนที่เรียนและช่วยเหลือมาด้วยกันตลอด เป็นอย่างดี นายต่อพงศ์ รามศิริ ขอขอบคุณผู้ที่ได้มีส่วนช่วยเหลือผู้วิจัยทั้งที่ทำงานและทุกท่านที่มีได้ออกนาม ณ. ที่นี้ด้วยสุดทายเป็น ความรู้จากวิทยานิพนธ์นี้จะ เป็นประโยชน์ไม่มากนักน้อยต่อผู้ที่สนใจความรู้ในสาขาแขนงนี้ หรือเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาความรู้ต่อไป ผู้วิจัยขอขอบพระคุณต่อผู้มีพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูง

อภิชาติ วสุธาพิทักษ์

ธันวาคม 2545

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	V
สารบัญภาพ.....	VI
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	3
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	3
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	4
1.5 ขอบเขตการวิจัยและขั้นตอนของการศึกษา.....	6
บทที่ 2 การออกแบบวงจรรวมในระดับกายภาพของแอสตนดาร์ดเซลล์.....	8
2.1 เจเนติก อัลกอริทึมกับการออกแบบวงจรรวมขนาดใหญ่.....	8
2.2 การออกแบบระดับกายภาพของแอสตนดาร์ดเซลล์.....	9
2.3 ประเภทของเซลล์ที่ใช้ในวงจรรวมแอสตนดาร์ดเซลล์.....	9
2.4 กฎการออกแบบ (Design Rules).....	10
2.5 ลักษณะทางกายภาพวงจรรวมแอสตนดาร์ดเซลล์.....	12
2.6 ขั้นตอนการออกแบบวงจรรวมทางกายภาพ.....	13
2.7 ปัญหาการออกแบบทางกายภาพ.....	14
บทที่ 3 เจเนติก อัลกอริทึม.....	15
3.1 เจเนติก อัลกอริทึม.....	15
3.1.1 เจเนติก อัลกอริทึมแบบพื้นฐาน.....	15
3.1.2 เจเนติก โอเปอเรเตอร์.....	16
3.2 การออกแบบ โมดิฟาย เจเนติก โอเปอเรเตอร์ สำหรับปัญหาการจัดวาง.....	20
ของแอสตนดาร์ดเซลล์	

สารบัญ (ต่อ)

3.2.1	การเข้ารหัสปัญหา.....	20
3.2.2	การสร้างประชากรเริ่มต้น.....	21
3.2.3	กรีดี้ คrossover (Greedy Crossover).....	21
3.2.4	มูเตชันแบบสาม โอฟีทรีวิวิสต์ติค (Mutation Based on..... 3-Opt Heuristic)	23
บทที่ 4	การจัดวางแสดงตนคาร์ดเซล.....	24
4.1	การออกแบบวงจรรวมแบบลำดับชั้น (Hierarchical Designs).....	24
4.2	การจัดวางแบบลำดับชั้น (Hierarchical Placement).....	24
4.2.1	การจัดกลุ่มเซลล์ (Cell Clustering).....	25
4.2.2	การวางผังเซลล์ (Cell Floorplanning).....	26
4.2.3	การวางเซลล์ (Cell Final Placement).....	27
4.3	ปัจจัยที่มีผลต่อการจัดวางแสดงตนคาร์ดเซล.....	28
4.4	สรุปอัลกอริทึม MGA สำหรับการจัดวางแสดงตนคาร์ดเซล.....	32
บทที่ 5	ผลการทดลองกับวงจร MCNC benchmark circuit.....	33
5.1	การทดลองและผลการทดลองกับ MCNC benchmark circuit.....	33
บทที่ 6	สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	38
6.1	สรุปผลการวิจัย.....	38
	เอกสารอ้างอิง.....	39
	ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	42
	ภาคผนวก ข. โปรแกรมการทดลอง MGA_Placement.....	43
	ภาคผนวก ค. MCNC benchmark circuit.....	55
	ประวัติผู้เขียน.....	57

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
5.1 รายละเอียดของวงจรทดสอบ.....	32
5.2 การจัดกลุ่มเซลล์แบบ Multiway Partitioning ของวงจร Fract.....	32
5.3 การจัดกลุ่มเซลล์แบบ Multiway Partitioning ของวงจร Struct.....	33
5.4 ประสิทธิภาพการจัดวางวงจร Fract โดยใช้อัลกอริทึมต่างๆ.....	34

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
รูปที่ 1.1 ประเภทวงจรรวม.....	1
รูปที่ 1.2 ขั้นตอนกรออกแบบวงจรรวม.....	2
รูปที่ 1.3 การออกแบบวงจรรวม.....	3
รูปที่ 1.4 กราฟแบบไม่มีทิศทางและแบบมีทิศทาง.....	5
รูปที่ 1.5 โครงสร้างข้อมูลแบบแอดจาเซ็นซีลิสต์.....	5
รูปที่ 2.1 ตัวอย่างวงจรแสดนคาร์ดเซล.....	10
รูปที่ 2.2 กฎการออกแบบของเลย์เอาต์.....	11
รูปที่ 2.3 การออกแบบวงจรรวมของแสดนคาร์ดเซล.....	12
รูปที่ 2.4 ขั้นตอนการออกแบบในระดับกายภาพ.....	13
รูปที่ 2.5 การจัดวางเครือข่ายวงจร.....	14
รูปที่ 3.1 เจเนติก อัลกอริทึมแบบพื้นฐาน.....	16
รูปที่ 3.2 Roulette Wheel Selection.....	17
รูปที่ 3.3 การครอสโอเวอร์แบบหนึ่งจุด.....	18
รูปที่ 3.4 มูเตชัน.....	19
รูปที่ 3.5 การเรียงตัวของเซลล์ที่สัมพันธ์กันในกลุ่มเดียวกัน.....	19
รูปที่ 3.6 ตัวอย่าง กริดี้ครอสโอเวอร์.....	20
รูปที่ 3.7 การมูเตชันแบบสามโอพีทีฮิวริสติก.....	21
รูปที่ 3.8 ประชากรก่อนและหลังการ มูเตชันแบบสาม โอพีทีฮิวริสติก.....	22
รูปที่ 4.1 การออกแบบวงจรรวมแบบลำดับชั้น.....	23
รูปที่ 4.2 การจัดวางแบบลำดับชั้น.....	24
รูปที่ 4.3 การแบ่งกลุ่มโดยใช้คัทไลน์.....	24
รูปที่ 4.4 การแบ่งกลุ่มในลักษณะ Multiway Partition.....	25
รูปที่ 4.5 การวางผังเซลล์ในแนวแกน x และแกน y.....	26
รูปที่ 4.6 Half Perimeter	28
รูปที่ 4.7 พื้นที่ของเลย์เอาต์.....	29
รูปที่ 4.8 เซนเนลที่ใช้เชื่อมสายสัญญาณ.....	30
รูปที่ 4.9 Multi-Point Net, MST, และ MRST.....	30
รูปที่ 5.1 การจัดกลุ่มเซลล์พร้อมแสดงคัทพีคของวงจร Fract.....	33
รูปที่ 5.2 การวางผังเซลล์พร้อมแสดงคัทพีคของวงจร Fract.....	34

สารบัญญภาพ (ต่อ)

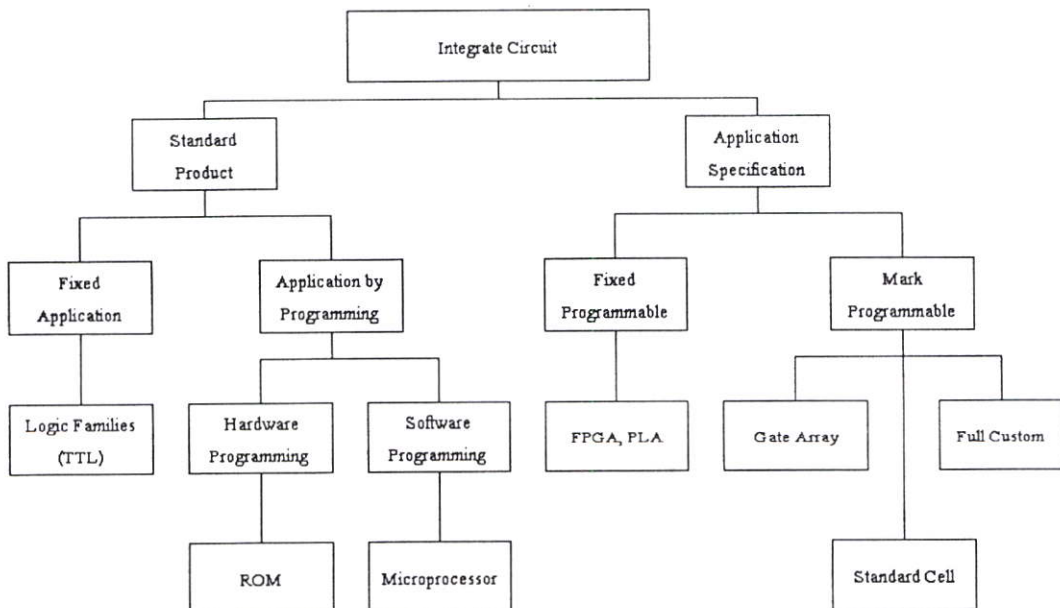
ภาพที่	หน้า
รูปที่ 5.3 การจัดวางเซลล์ของวงจร Fract.....	34
รูปที่ 5.4 กราฟการแปรเปลี่ยนค่าขนาดประชากรกับค่า Total net cut cost ของวงจร.....	36
รูปที่ 5.5 กราฟการแปรเปลี่ยนจำนวน Generation กับค่า Total net cut cost ของวงจร Fract.....	36
รูปที่ 5.6 กราฟประมาณพื้นที่เลอเอาต์ของวงจร Fract ในแต่ละ Generation.....	37

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

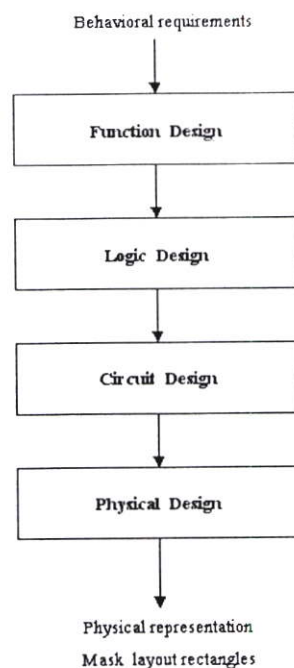
โลกของอิเล็กทรอนิกส์เริ่มต้นเมื่อนักวิทยาศาสตร์ได้ค้นพบการไหลไฟฟ้าในวงจรสามารถควบคุมได้ด้วยหลอดสุญญากาศ จึงมีการประดิษฐ์ หลอดสุญญากาศขึ้นเพื่อใช้กับเครื่องขยายเสียงวิทยุและหลอดไฟที่ใช้ในงานต่างๆ ในปี พ.ศ. 2483 นักวิทยาศาสตร์ได้ค้นพบว่าธาตุเจอร์เมเนียมเมื่อทำให้เป็นผลึกบริสุทธิ์และผ่านชั้นตอนบางอย่าง ก็สามารถทำงานได้อย่างเดียวกับหลอดหลอดสุญญากาศ ซึ่งนี่คือจุดเริ่มต้นของทรานซิสเตอร์ ต่อมาในปี พ.ศ. 2501 นักวิทยาศาสตร์ก็สามารถประดิษฐ์ทรานซิสเตอร์หลายๆตัว รวมกับชิ้นส่วนบางอย่างย่อขนาดให้เล็กลงและบรรจุรวมเป็นวงจรรวมในตัวเดียวกันได้ ซึ่งเรียกว่าวงจรรวมหรือไอซี (Integrated Circuit) ปัจจุบันเราได้พัฒนานำซิลิคอนมาทำไอซี แผ่นซิลิคอนเล็กๆ ที่เรียกว่าชิพ (Chip) ซึ่งชิ้นหนึ่งสามารถบรรจุ ทรานซิสเตอร์ได้นับแสนตัว จากจุดนี้ ทำให้ปัจจุบันสามารถสร้างอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ในงานด้านต่างๆ ให้มีขนาดเล็กและกระทัดรัด ราคาถูก สะดวกในการพกพา และสามารถพัฒนาอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่างๆ ที่ใช้งานในชีวิตประจำวันได้อีกมากมาย เช่น โทรศัพท์เคลื่อนที่ เครื่องคอมพิวเตอร์แบบส่วนบุคคลและโน้ตบุ๊คส์



รูปที่ 1.1 ประเภทวงจรรวม

การพัฒนาการสร้างไอซีเริ่มตั้งแต่ไอซีที่สามารถบรรจุทรานซิสเตอร์เพียงไม่กี่ตัว ซึ่งเรียกว่า เอสเอสไอ (Small-Scale Integration) เป็น เอ็มเอสไอ (Medium-Scale Integration) แอลเอสไอ (Large-Scale Integration) และ เป็นวีแอลเอสไอ (Very-Large Scale Integration) หรือ วงจรรวมขนาดใหญ่ ในปัจจุบัน จากรูป 1.1 โดยทั่วไปวงจรรวมแบ่งเป็นสองประเภทคือ วงจรรวมมาตรฐาน (Standard Product) ที่ใช้ในงานด้านต่างๆ ซึ่งมีจำหน่ายในท้องตลาดทั่วไป วงจรรวมประเภทนี้แต่ละตัวจะมีเบอร์กำกับอยู่ อีกประเภทหนึ่งคือวงจรรวมเฉพาะกิจ (ASIC : Application Specification Integrated Circuit) ที่ใช้ในงานเฉพาะเจาะจงที่ไม่มีขายในท้องตลาด ซึ่งจะต้องออกแบบเอง สำหรับการออกแบบสามารถกระทำได้หลายวิธี เช่น FPGA, PAL, Gate Array, Standard Cell, และ Full Custom ขั้นตอนหลักๆในการผลิตวงจรรวมเฉพาะกิจ แบ่งได้เป็นสองขั้นตอนคือการออกแบบ (Designed) และการเจือสาร (Fabrication)

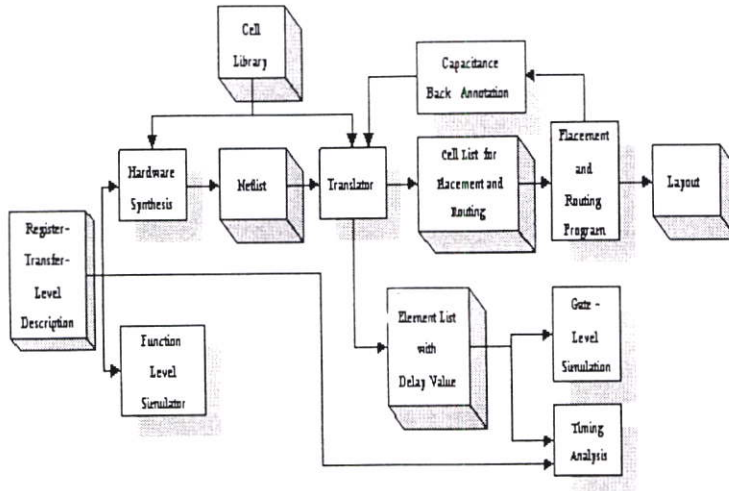
สำหรับการออกแบบวงจรรวมขนาดใหญ่นั้นเนื่องจากมีความซับซ้อนมากจึงได้แบ่งเป็นหลายขั้นตอน ในการออกแบบด้วยกันดังรูปที่ 1.2 คือการออกแบบระดับฟังก์ชัน (Function design) ระดับลอจิก (Logic Design) ระดับวงจร (Circuit Design) และระดับกายภาพ (Physical Design)



รูปที่ 1.2 ขั้นตอนการออกแบบวงจรรวม

ในงานวิจัยนี้จะเน้นการออกแบบการจัดวางตำแหน่ง (Placement) ของวงจรรวมในระดับกายภาพ โดยใช้แอสแตนคาร์เซล (Standard Cell) ซึ่งในระดับกายภาพจะแบ่งเป็นสองขั้นตอนที่สำคัญคือการจัดวางตำแหน่ง (Placement) และตามด้วยเชื่อมโยงสายสัญญาณ (Routing)

จากรูปที่ 1.3 ไฟล์ที่จะใช้ในงานวิจัยจะเป็นเน็ตลิสต์ไฟล์ (Netlist file) ซึ่งจะแสดงการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ เราจะนำเน็ตลิสต์ไฟล์ มาทำการแปลงโดยรวมกับไลบรารี (Library) เซลล์ที่ได้ ออกแบบไว้แล้วเป็นเป็นไฟล์ที่สามารถมาใช้ในการจัดวางตำแหน่งของเซลล์ได้



รูปที่ 1.3 การออกแบบวงจรรวม

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์

1. ศึกษาปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแอสแตนคาร์ดเซลล์ในระดับกายภาพ สำหรับการออกแบบวงจรรวมขนาดใหญ่
2. ศึกษาการใช้ เจเนติก อัลกอริทึม สำหรับแก้ปัญหาการจัดวางแอสแตนคาร์ดเซลล์
3. ประยุกต์ใช้ โมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึม ที่ผสมผสานความรู้วิธีวิวัฒนาการของการจัดวาง ซึ่งได้วิวัฒนาการ โอเปอเรเตอร์สำหรับแก้ปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแอสแตนคาร์ดเซลล์
4. ศึกษาปัจจัยของประชากรเริ่มต้นที่มีจำนวนน้อยแต่มีคุณภาพสูงจะส่งผลต่อการแก้ปัญหาอย่างไร โดยจะเปรียบเทียบกับวิธีการสร้างประชากรเริ่มต้นแบบสุ่มตัวอย่าง
5. ประยุกต์หลักการออกแบบลำดับชั้น (Hierarchical Design) สำหรับแก้ปัญหาการจัดวางแอสแตนคาร์ดเซลล์
6. ทดสอบอัลกอริทึมการ ในการแก้ปัญหาที่วงจร MCNC standard cell benchmark

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

การแก้ปัญหาโดยใช้ โมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึมผนวกกับการจัดวางแบบลำดับชั้นจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแอสแตนคาร์ดเซลล์ดีกว่าการใช้ เจเนติก

อัลกอริทึมแบบพื้นฐาน โดย โมดิฟาย เจเนติก โอเปอเรเตอร์ และการสร้างประชากรเริ่มต้นที่มีจำนวนน้อยแต่มีคุณภาพจะเป็นตัวหลักสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแสดนคาร์ดเซต

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

1.4.1 คณิตศาสตร์การจัดลำดับและการจัดหมู่

1.4.1.1 หลักการนับ (Principles of Counting)

ในการทำงาน ถ้าแบ่งออกเป็น k ชั้นตอน โดยชั้นตอนแรกสามารถเลือกทำได้ m_1 วิธี และในชั้นตอนที่สองเลือกทำได้ m_2 วิธี และในชั้นตอนที่ k สามารถเลือกทำได้ m_k วิธี ดังนั้นจึงมีวิธีทั้งหมดที่สามารถทำงานนั้นได้เสร็จสิ้นเท่ากับ $m_1 \times m_2 \times m_3 \times \dots \times m_k$ วิธี

1.4.1.2 การจัดลำดับ (Permutation)

ถ้ามีสิ่งของอยู่ n สิ่ง ซึ่งแต่ละสิ่งมีลักษณะแตกต่างกัน การจัดลำดับหมายถึงการนำสิ่งของ ทั้ง n สิ่งหรือ r สิ่ง ($r \leq n$) มาจัดเรียงลำดับโดยถือลำดับเป็นสำคัญจะได้ $\frac{n!}{(n-r)!}$ วิธี

$$\text{หรือ } P_{n,r} = \frac{n!}{(n-r)!} \text{ วิธี}$$

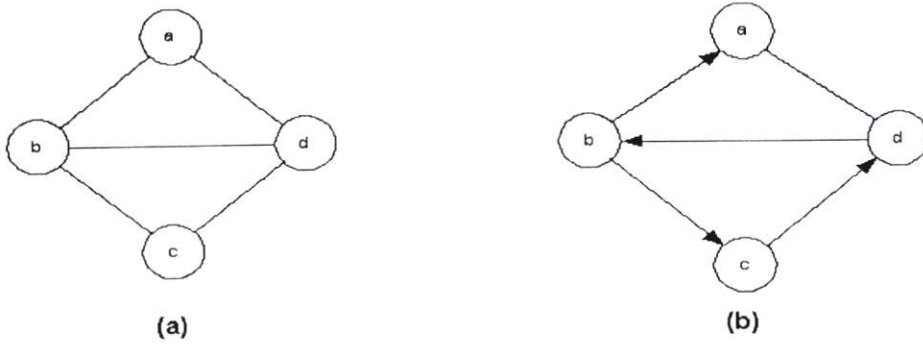
1.4.1.3 การจัดหมู่ (Combination)

ถ้ามีสิ่งของอยู่ n สิ่ง ซึ่งแต่ละสิ่งมีลักษณะแตกต่างกัน การจัดหมู่หมายถึงการนำสิ่งของ r สิ่ง ($r < n$) มาจัดเป็นกลุ่มหรือหมู่ โดยไม่คำนึงถึงลำดับ แต่เน้นเป็นสำคัญจะได้ $\frac{n!}{(n-r)!r!}$

$$\text{วิธีหรือ } C_{n,r} = \binom{n}{r} = \frac{n!}{(n-r)!r!}$$

1.4.2 ทฤษฎีกราฟ (Graph Theory)

กำหนดให้กราฟ $G = (V, E)$ ประกอบด้วยคู่อันดับของเซต (V, E) โดยที่ V คือเซตของจุด (Vertex) หรือเรียกว่า โหนด (Node) และ E คือเซตของเส้นเชื่อม (Edge) ระหว่างคู่ของจุดในกราฟ ตัวอย่างเช่นกราฟ $G = (V, E)$ ในรูปที่ 1.4 (a) มี $V = \{a, b, c, d\}$ และ $E = \{ \{a,b\}, \{b,c\}, \{b,d\}, \{a,d\}, \{c,d\} \}$ เป็นกราฟที่ไม่มีทิศทาง (Undirected Graph) แทนเส้นเชื่อมของจุดด้วยเซตของคู่อันดับที่จุดไม่มีผลต่อกราฟ มีกราฟอีกประเภทหนึ่งเรียกว่ากราฟมีทิศทาง (Directed Graph) เช่นกราฟในรูปที่ 1.4 (b) จะสังเกตว่ามีลูกศรกำกับทิศทางของเส้นเชื่อมแต่ละเส้นในกราฟ ในกรณีนี้เราจะใช้คู่อันดับของจุดแทนเส้นเชื่อมมีทิศทางเช่น (b,c)



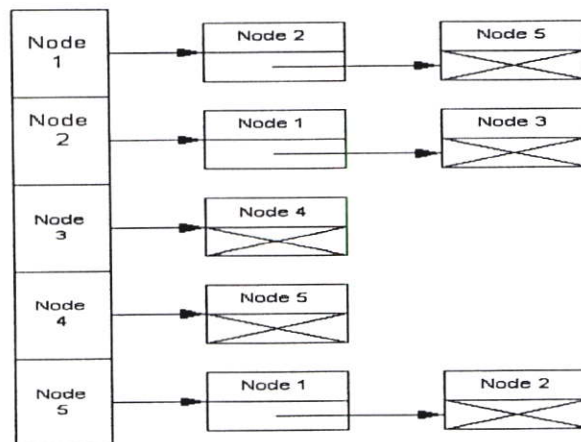
รูปที่ 1.4 กราฟแบบไม่มีทิศทางและแบบมีทิศทาง

1.4.3 ทฤษฎีความซับซ้อน (Complexity Theory)

ปัญหาใดก็ตามที่สามารถแก้ได้ภายในเวลาพหุนามเราเรียกว่าปัญหาประเภทนี้ว่าปัญหาพี (P-Problem : Polynomial Problem) ส่วนปัญหาใดก็ตามที่ไม่สามารถแก้ไขได้ภายในเวลาพหุนาม เราเรียกว่าปัญหาเอ็นพี (NP-Problem: Nondeterminitic Polynomial Problem) ส่วนปัญหาเอ็นพี (NP) ใดๆ ก็ตามที่สามารถแปลงจากปัญหาหนึ่งไปเป็นอีกปัญหาหนึ่งได้ภายในเวลาพหุนาม เราจะเรียกปัญหาประเภทนี้ว่าปัญหาเอ็นพีคัมพลีท (NP-Complete Problem)

1.4.4 โครงสร้างข้อมูลสำหรับกราฟ (Data Structure for Representtation of Graphs)

เราต้องการที่จะสร้างอัลกอริทึมที่เกี่ยวข้องกับกราฟจำเป็นต้องมีการแทนข้อมูลของกราฟในระบบคอมพิวเตอร์ซึ่งโครงสร้างข้อมูลสำหรับกราฟมีความจำเป็นโครงสร้างข้อมูลของกราฟแบ่งเป็นสองลักษณะคือ แอดจาเซนซีเมทริกซ์ (Adjacency Matrix) และ แอดจาเซนซีลิสต์ (Adjacency List) ซึ่งทั้งสองมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกันไป สำหรับในงานวิจัยนี้จะใช้แอดจาเซนซีลิสต์ ซึ่งมีความเร็วในการค้นหาข้อมูลมากกว่าแอดจาเซนซีเมทริกซ์ จากรูปที่ 1.5 กราฟจะถูกแทนในลักษณะลิงคิลิสต์ (Liked List) ตั้งแต่โหนดแรกจน โหนดสุดท้าย แต่ละโหนดจะแสดงการเชื่อมต่อไปยังโหนดต่างๆที่มีเส้นเชื่อม เชื่อมต่อกันอยู่



รูปที่ 1.5 โครงสร้างข้อมูลแบบแอดจาเซนซีลิสต์

1.5 ขอบเขตการวิจัยและขั้นตอนการศึกษา

การวิจัยเริ่มจากการศึกษาภาพรวมของการออกแบบวงจรรวมในระดับกายภาพ จากนั้นจะศึกษาขั้นตอนการจัดวางตำแหน่ง โดยจะเน้นการศึกษา การใช้แสดนคาร์เซลล์สำหรับการจัดวางตำแหน่งในลักษณะการจัดวางแบบแถว (Row-Based Design)

ศึกษารูปแบบของเน็ตริส ไฟล์ (Netlist File) ที่จะนำมาใช้ในการจัดวางตำแหน่งของแสดนคาร์เซลล์ดังรูปที่ 1.3 สำหรับเน็ตริสไฟล์ที่เราจะนำมาใช้งานเป็นเน็ตริสไฟล์แบบเยลเดสสคริปชัน (Yal Description) ซึ่งเป็นวงจร MCNC standard cell benchmark ที่นิยมใช้เป็นวงจรมาตรฐานที่ใช้ในการเปรียบเทียบค่าต่างๆ

ศึกษาเจเนติก อัลกอริทึมแบบพื้นฐาน และประยุกต์นำมาใช้ในการแก้ปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแสดนคาร์เซลล์ ทำการปรับปรุงเจเนติก อัลกอริทึมแบบพื้นฐานเป็น โมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึม ซึ่งเหมาะสำหรับแก้ปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแสดนคาร์เซลล์ ซึ่งปัญหาการจัดวางแสดนคาร์เซลล์ของการออกแบบวงจรรวมในระดับกายภาพเป็นปัญหาประเภทเอ็นพีคอมพลีท (NP-Complete) โดยถ้าเมื่อมีจำนวนเซลล์ของแสดนคาร์เซลล์จำนวนมาก ก็จะไม่สามารถหาคำตอบที่ดีที่สุดจาก คำตอบที่เป็นไปได้ภายในระยะเวลาที่เหมาะสม วิธีการแก้ปัญหาดังกล่าวโดยทั่วไปมีสองลักษณะคือ

วิธีแรกคือเริ่มจากการหาคำตอบเริ่มต้นก่อนและค่อยปรับปรุงคำตอบ จนได้คำตอบที่ดีที่สุด ซึ่งถ้านำมาใช้แก้ปัญหาที่เป็นปัญหาประเภทเอ็นพีคอมพลีทจะต้องใช้เวลาในการคำนวณมาก กว่าจะได้คำตอบที่ดีที่สุด

วิธีที่สองคือการหาคำตอบที่พอเหมาะ (Approximate Solution) โดยอัลกอริทึมที่จะใช้หาคำตอบจะต้องมีการประยุกต์ใช้วิธีการต่างๆเช่น วิธีฮิวริสติก (Heuristic Method), สิมูเลเตดอเนลลิง (Simulated Annealing), นิวรอล เน็ตเวอร์ค (Neural Network), เจเนติก อัลกอริทึม (Genetic Algorithms) และอื่นๆ วิธีนี้จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธีแรก

ในงานวิจัยนี้ได้ นำ โมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึม หรือเรียกว่า MGA มาประยุกต์ใช้กับการแก้ปัญหาในการจัดวางแสดนคาร์เซลล์ โดย MGA เป็นการผสมผสานของวิธี เจเนติก อัลกอริทึมซึ่งมีประสิทธิภาพสูงกับวิธีฮิวริสติก โดยปกติ เจเนติก อัลกอริทึม มีโอเปอเรเตอร์พื้นฐานที่สำคัญอยู่ 3 โอเปอเรเตอร์ คือ รีโพรดักชัน (Reproduction), ครอสโอเวอร์ (Crossover), และมูเตชัน (Mutation) [11] สำหรับงานวิจัยนี้โอเปอเรเตอร์รีโพรดักชัน เราจะใช้ ทัร์นาเมนต์ ซีเล็คชัน (Tournament Selection) [1] ส่วนโอเปอเรเตอร์ครอสโอเวอร์และมูเตชัน เราได้พัฒนาขึ้น ซึ่งได้ ฮิวริสติกโอเปอเรเตอร์ (Heuristic Operator) แบบใหม่คือกรี้ดี ครอสโอเวอร์ (Greedy Crossover) และ มูเตชันแบบสามโอพ็ทรี ฮิวริสติก (Mutation Based on 3-Opt Heuristic) [1] สำหรับใช้ในการแก้ปัญหาการจัดวางเซลล์ที่ยังไม่เคยมีใครใช้มาก่อน โดยปกติประชากรจะถูกสร้างโดยวิธีการสุ่มอย่างเดียวนำมาเป็นคำตอบ ซึ่งจะมีจำนวนของคำตอบมากในโซลูชันสเปซ (Solution Space) ทำให้การ

ค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดใช้เวลาานาน ในงานวิจัยเราจะเน้นการสร้างประชากรของคำตอบเริ่มต้นที่มีจำนวนน้อยแต่มีประสิทธิภาพสูง เพื่อนำไปสู่การค้นหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ในระยะเวลาอันรวดเร็ว เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดวางได้ใช้หลักการออกแบบผังวงจรรวมแบบลำดับชั้น (Hierarchical Layout Design Method) [3] และคอสฟังก์ชันหรือฟิตเนสฟังก์ชันที่เหมาะสม มาประยุกต์กับการจัดวาง การวิจัยจะเน้นในการออกแบบวงจรรวมแสดนคาร์ดเซล โดยอาศัยโมดูลหรือเซลที่มีการออกแบบไว้แล้วในไลบรารี

ขั้นตอนสุดท้ายเป็นการสร้างโปรแกรมการจัดวางตำแหน่งของแสดนคาร์ดเซล ซึ่งใช้ภาษาจาวา (Java) และทดสอบกับวงจร MCNC standard cell benchmark [6] โดยศึกษาตัวแปรต่างๆ ที่จะมีผลต่อการทำงานของ โมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึม เช่น จำนวนของประชากร (Population Size) และจำนวนรุ่น (Generation)

บทที่ 2

การออกแบบวงจรรวมในระดับกายภาพของแอสแตนคาร์ดเซล

2.1 เจเนติก อัลกอริทึมกับการออกแบบเลย์เอาต์ของวงจรรวมขนาดใหญ่

ปี ค.ศ. 1975 John Holland ได้นำเสนอเจเนติก อัลกอริทึม ซึ่งเลียนแบบการผสมยีนมาใช้ในการแก้ปัญหาเกี่ยวกับการหาค่ามากที่สุดและน้อยที่สุด

ปี ค.ศ. 1986 Jame Cohoon ได้พัฒนาเจเนติก อัลกอริทึมสำหรับการจัดวางเซลล์ เรียกว่า GENIE ซึ่งสามารถจะให้ผลของการจัดวางเซลล์ได้อย่างดี

ปี ค.ศ. 1991 Jame Cohoon ได้พัฒนาเจเนติก อัลกอริทึมแบบกระจาย (Distributed Genetic Algorithms) สำหรับการออกแบบการวางผัง

ปี ค.ศ. 1991 Hulin ได้ค้นพบความแตกต่างของการเข้ารหัสคำตอบ (Coding Schemes) สำหรับปัญหาการจัดกลุ่มเซลล์ของวงจร เพื่อที่จะค้นหาการเข้ารหัสคำตอบ ที่เหมาะสมสำหรับการจัดกลุ่มเซลล์ (Cell Clustering) โดยได้เสนอ เจเนติก อัลกอริทึมของการจัดกลุ่มซึ่งใช้ Bit-Slice Component

ปี ค.ศ. 1991 Khushroo Sahoo และ Pinaki Mazumder ได้เสนอการประยุกต์ใช้เจเนติก อัลกอริทึมสำหรับการจัดวางตำแหน่งของแอสแตนคาร์ดเซล ซึ่งใช้การแปลงโครโมโซม (Chromosome) ของเลย์เอาต์ โดยอัลกอริทึมจะทำงานในกลุ่มของจำนวนประชากรที่ค่าคงที่ การแปลงของโครโมโซมจะใช้โอเปอเรเตอร์ที่แตกต่างคนละชนิดกัน โดยครอสโอเวอร์โอเปอเรเตอร์จะสร้างลักษณะใหม่ของโครโมโซมเดิม ส่วนมูเตชันและอินเวอร์ชันโอเปอเรเตอร์จะถูกใช้สำหรับการเพิ่มค่าสำหรับการหาค่าคำตอบที่เหมาะสม และทำการเปรียบเทียบค่ากับการใช้ไซเคิลครอสโอเวอร์ (Cycle Crossover) และแปรเปลี่ยนตัวแปรอื่นๆ เพื่อหาค่าที่เหมาะสม เช่น อัตราการเกิดครอสโอเวอร์ (Crossover Rate) อัตราการเกิดมูเตชัน (Mutation Rate) และอัตราการอินเวอร์ชัน (Inversion Rate)

ปี ค.ศ. 1993 Abhijit Dey ได้ประยุกต์เจเนติก อัลกอริทึม ที่อยู่ในรูป โพลิช เอ็กซ์เพรสชัน (Polish Expression) เป็นตัวแทนของโครโมโซมใช้สำหรับการจัดกลุ่ม โดยแทนโครโมโซมเป็นแบบไบนารี (Binary Representation)

ปี ค.ศ. 1993 Pinaki Mazumder ได้ประยุกต์เจเนติก อัลกอริทึม เป็นแบบโปรแกรมแบบขนานสำหรับแก้ปัญหาการจัดวางเซลล์ ซึ่งช่วยลดเวลาการหาค่าคำตอบได้

ปี ค.ศ. 1994 Volker Schnecke และ Oliver Vornberger ได้เสนอ เจเนติก อัลกอริทึม สำหรับการออกแบบการจัดวางของทรานซิสเตอร์บนวงจรรวมขนาดใหญ่ เพื่อที่จะได้เลย์เอาต์ที่มีพื้นที่ขนาดเล็กที่สุด

ปี ค.ศ. 1996 Maurizio Rebaudengo และ Matteo Sonza Reorda ได้เสนอ เจเนติก อัลกอริทึม สำหรับการวางผัง (Floorplanning) โดยใช้ ฮิวริสติก โอเปอเรเตอร์ (Heuristic Operator) แบบต่างๆ สำหรับปรับปรุงการวางผัง

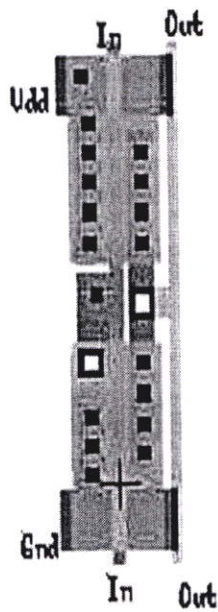
ปี ค.ศ. 1999 Pinaki Mazumder และ Elizabeth M. Rundnick ได้เสนอการใช้ เจเนติก อัลกอริทึม ซึ่งผสมการใช้โอเปอเรเตอร์แบบต่างๆ สำหรับการจัดวางตำแหน่งและเชื่อมโยงเซลล์ในการออกแบบวงจรรวมขนาดใหญ่

2.2 การออกแบบระดับกายภาพของวงจรรวมแสดนคาร์ดเซล

งานวิจัยการออกแบบจะเริ่มจากการนำเน็ทริสไฟล์มาแปลงและจัดให้อยู่ของเซลล์ริส (Cell list) ที่สามารถจะทำการจัดวางตำแหน่งเซลล์ได้ ซึ่งการจัดวางจะรวมแสดนคาร์ดเซลที่ได้ออกแบบไว้แล้วที่เก็บไว้ในไลบรารีมาทำการออกแบบ ดังรูปที่ 1.3 ซึ่งแสดนคาร์ดเซลจะมีความสูงคงที่แต่ความยาวและความกว้างจะแปรเปลี่ยนไปในแต่ละเซลล์ ตำแหน่งของอินพุทและเอาต์พุทจะอยู่ด้านบนและด้านล่างของเซลล์ ส่วนพาวเวอร์ (Power) จะอยู่ส่วนบน และกราวด์ (Ground) จะอยู่ด้านล่างของเซลล์ในระดับกายภาพวงจรรวมแสดนคาร์ดเซลใช้เทคนิคการออกแบบเซมิคัสตอม (Semi-Custom Design) หรือเซลล์เบส (Cell-Base Design) ที่ถูกออกแบบมาอย่างดีโดยผู้เชี่ยวชาญผู้ออกแบบเพียงแค่นำข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะเฉพาะของเซลล์ซึ่งจัดเก็บอยู่ในไลบรารี เช่น ขนาดความกว้างและความยาวของเซลล์ตำแหน่งอินพุทและเอาต์พุทหรือข้อมูลอื่นๆ ที่จำเป็นมาใช้ในการจัดวางตำแหน่ง

2.3 ประเภทของเซลล์ที่ใช้ในวงจรรวมแสดนคาร์ดเซล

ฟิกเซลล์ (Fixed-Cell) มีคุณสมบัติที่สำคัญคือจะมีขนาดความสูงคงที่แต่ความยาวเปลี่ยนแปลงไปตามชนิดของเซลล์ มีความเหมาะสมต่อการจัดวางในลักษณะแถวเนื่องจากมีจุดเชื่อมต่อของพาวเวอร์ (Power) และกราวด์ (Ground) อยู่ภายในเซลล์ทั้งด้านซ้ายและด้านขวา มีอินพุทและเอาต์พุทอยู่ด้านบนและด้านล่างของเซลล์ ทำให้เราสามารถเลือกจุดเชื่อมต่อที่ด้านบนหรือด้านล่างของเซลล์ก็ได้ ดังแสดงในรูปที่ 2.1 ซึ่งเป็นวงจรแสดนคาร์ดเซลของอินเวอร์เตอร์



รูปที่ 2.1 ตัวอย่างวงจรแสดนคาร์ดเซล

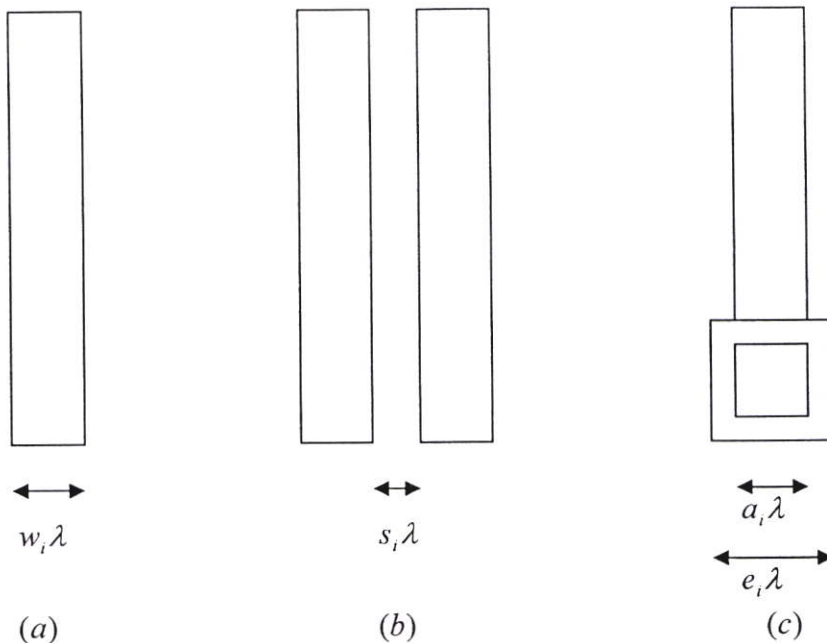
เซลประเภทนี้ไม่สามารถแก้ไขเปลี่ยนแปลงทางกายภาพของเซลได้ จึงเรียกเซลประเภทนี้ว่า Hard Coded Cell ยกตัวอย่างเช่น Gate, Latches, Adders เป็นต้น ส่วนใหญ่เป็นกลุ่มวงจรในระดับ SSI และ MSI ซึ่งถือว่าเป็นเซลพื้นฐาน (Basic Cell) หรือแสดนคาร์ดเซล สำหรับการออกแบบที่ต้องอาศัยความซับซ้อนของวงจรแล้วการใช้ฟลิกเซลเพียงอย่างเดียวจะไม่สามารถตอบสนองความต้องการบางประการของผู้ออกแบบได้ ดังนั้นอาจจะต้องอาศัยเซลขนาดใหญ่ซึ่งเราเรียกว่า แมคโครเซล (Macro Cell) ซึ่งขนาดของเซลไม่คงที่ ความสูงและความยาวเปลี่ยนแปลงไป เช่น Microprocessor, RAM, และ Rom สำหรับงานวิจัยนี้มิได้ศึกษาการออกแบบการใช้ แมคโครเซลร่วมด้วย

2.4 กฎการออกแบบ (Design Rules)

ในระดับกายภาพของการออกแบบของวงจรรวม ต้องอาศัยกฎเกณฑ์ระหว่างนักออกแบบและโรงงานที่เจือสาร เพื่อให้สามารถผลิตวงจรรวมนั้นไปใช้งานได้จริง ขั้นตอนอยู่มากมาย ตั้งแต่การทำหน้ากาก (Mask) การทำกระบวนการโฟโตริซิส (Photo Resist) การเจือสารเข้าไปในแต่ละชั้นสาร เป็นต้น ในแต่ละชั้นตอนมักจะมีคามผิดพลาดเกิดขึ้นเสมอ เช่น หน้ากากแต่ละชุดมีการเหลื่อมเกิดขึ้นที่ขอบของภาพ เมื่อนำวางซ้อนกันขอบของภาพที่ได้แพร่เลยออกจากขอบที่กำหนดไว้ ปัญหาเหล่านี้อาจทำให้วงจรรวมเกิดการลัดวงจร หรือเสียหายจนทำงานไม่ได้ ดังนั้นเพื่อให้

สามารถรับประกันได้ว่าวงจรรวมที่ผลิตขึ้นจะมีคุณสมบัติทางไฟฟ้า เช่นค่าความต้านทาน ค่าความจุไฟฟ้า ถูกต้องตามที่ต้องการจึงต้องมีการกำหนดมาตรฐานของแต่ละส่วนของวงจร ซึ่งรวมเข้าเป็นกฎเกณฑ์การออกแบบ แต่เนื่องจากเทคโนโลยีของขบวนการผลิตวงจรรวมได้พัฒนาไปอย่างรวดเร็วมาก ทำให้สามารถผลิตวงจรรวมที่มีขนาดเล็กลงได้ ดังนั้นขนาดมาตรฐานที่กำหนดไว้ในหน่วยวัดระยะทางจริง จึงต้องเปลี่ยนแปลงไปด้วย สร้างความยุ่งยากให้กับนักออกแบบวงจรรวมที่ต้องคอยเปลี่ยนกฎการออกแบบ สำหรับเครื่องมือที่ช่วยออกแบบจะจัดให้อยู่ในรูปของหน่วยวัดระยะทางอิสระ ที่สามารถอ้างอิงถึงหน่วยวัดระยะทางจริงได้ และสามารถลดขนาดลงตามเทคโนโลยีที่เปลี่ยนแปลงไปได้ง่าย โดยไม่มีผลกระทบต่อขั้นตอนการออกแบบเลย เช่น กฎการออกแบบของ Mead-Conway ที่ใช้เทคโนโลยีแบบ (NMOS) ซึ่งนิยมใช้กันแพร่หลาย และในภายหลังได้มีผู้ค้นคิดสร้างกฎการออกแบบในทำนองเดียวกันสำหรับเทคโนโลยีอื่นๆ อีกมากมาย เช่น MOSIS CMOS 2.0 เป็นต้น

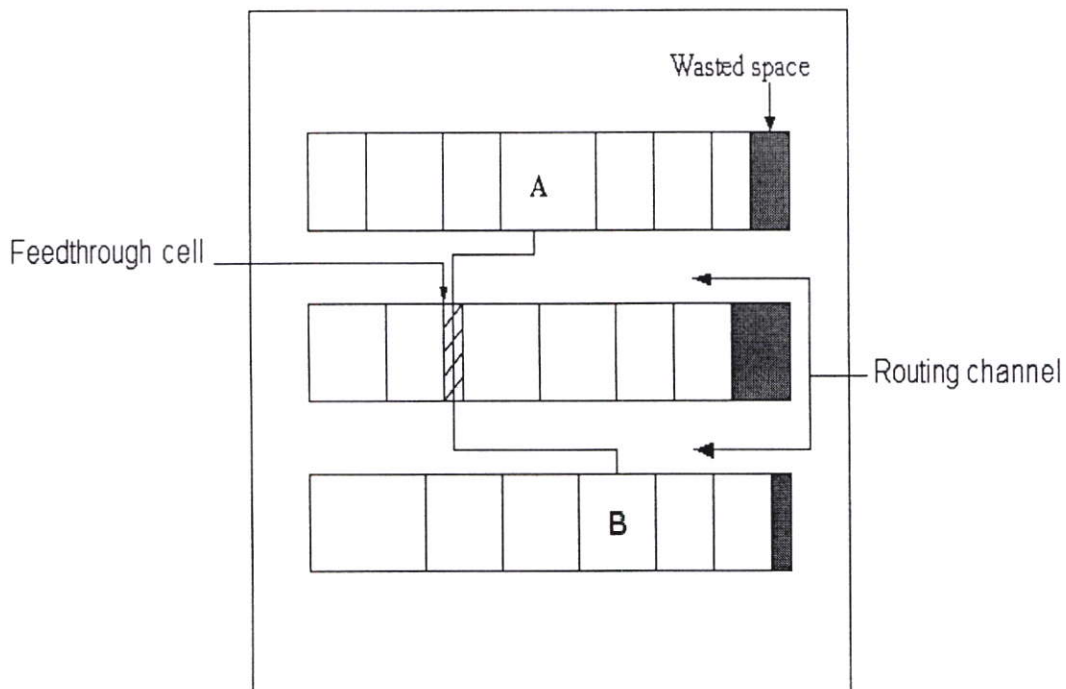
ดังนั้น การออกแบบในระดับกายภาพข้อมูลส่วนหนึ่งต้องอาศัยกฎการออกแบบ คือขนาดความกว้าง (Width) ดังรูป 2.2(a) ระยะห่าง (Separation) ดังรูป 2.2(b) ความยาวของส่วนเกิน (Extension) และความกว้างของคาบเกี่ยว (Overlap) ดังรูป 2.2(c) ที่โดยมีหน่วยวัดระยะทางอิสระตามกฎการออกแบบของ Mead-Conway คือ λ เป็นค่าที่ประมาณจากค่าผิดพลาดทางตำแหน่งที่มากที่สุดที่อาจเกิดขึ้นได้จากการใช้หน้ากากในขั้นตอนการผลิตวงจรรวม สำหรับค่า λ นั้นจะขึ้นกับความสามารถของเทคโนโลยีการผลิตวงจรรวม



รูปที่ 2.2 กฎการออกแบบของเลย์เอาต์

2.5 ลักษณะทางกายภาพของวงจรรวมแสดงมาตรฐานเซลล์

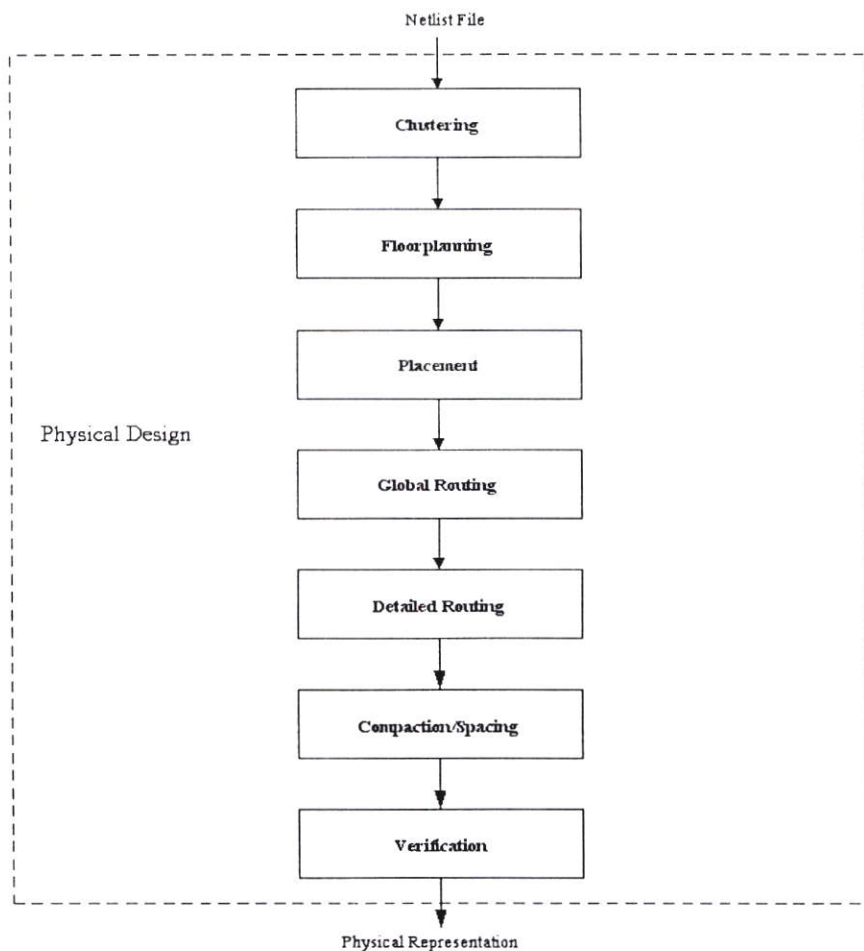
การวางผัง (Floorplan) ทางกายภาพของวงจรรวม แสดงมาตรฐานเซลล์เดี่ยว (Standard Cell Layout) ดังแสดงในรูปที่ 2.3 โดยยึดถือตามรูปแบบการวางผังของแสดงมาตรฐานเซลล์เดี่ยวเท่านั้น เนื่องจากลักษณะทางเรขาคณิตของเซลล์ประเภทนี้ มีขนาดความสูงคงที่ทุกเซลล์ แต่จะมีความกว้างแตกต่างกันขึ้นอยู่กับประเภทของเซลล์และจุดเชื่อมต่อของอินพุตและเอาต์พุตอยู่ที่ด้านบนและด้านล่างของเซลล์ ดังนั้นโครงสร้างทางกายภาพของวงจรรวมแสดงมาตรฐานเซลล์ที่มีความสูงคงที่ จึงใช้วิธีการจัดวางเซลล์ในลักษณะแถวหรือ Row-Base เป็นหลักง่ายต่อการออกแบบ ส่วนพื้นที่ระหว่างแถวของเซลล์ถูกใช้เป็นที่ในการเชื่อมโยงของสายสัญญาณจุดเชื่อมต่อที่เป็นอินพุตและเอาต์พุตของวงจรจะอยู่ที่ขอบเขตของเลย์เอาต์ทั้งสี่ด้านซึ่งเป็นโครงสร้างพื้นฐานทางกายภาพ วงจรรวมแสดงมาตรฐานเซลล์ ถ้ามีการเชื่อมต่อสายสัญญาณข้ามระหว่างแถว เราอาจจะแทรกฟีดทรูเซลล์ (Feedthrough Cell) เข้าไปในแถวที่ถูกข้ามเพื่อเป็นทางผ่านของสายสัญญาณ การออกแบบจะให้มีพื้นที่ท้ายแถวที่เหลือว่างเปล่า (Wasted Space) น้อยที่สุด เพื่อให้พื้นที่ของเลย์เอาต์มีขนาดเล็ก



รูปที่ 2.3 การออกแบบวงจรรวมของแสดงมาตรฐานเซลล์

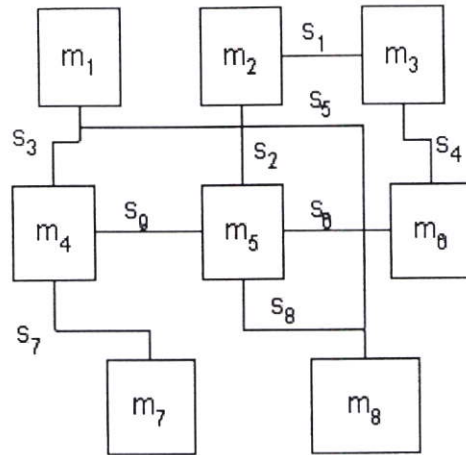
2.6 ขั้นตอนการออกแบบวงจรรวมระดับกายภาพ

การออกแบบวงจรรวมในระดับกายภาพ สำหรับวงจรรวมขนาดใหญ่จะแบ่งขั้นตอนออกเป็นหลายขั้นตอนดังนี้แสดงในรูปที่ 2.4 โดยขั้นตอนแรกจะมีผลต่อขั้นตอนถัดมาเสมอ แต่สำหรับในการวิจัยนี้เป็นการวิจัยที่เน้นการจัดวางตำแหน่งสำหรับแอสแตนคาร์ดเซล ซึ่งการแก้ปัญหการจัดวางเป็นการแก้ปัญหาที่อิสระต่อกัน แต่มีความสัมพันธ์กัน นั่นหมายถึงเราต้องทำการจัดวางก่อนแล้วจึงทำการเชื่อมโยงทีหลัง ผลที่ได้จากการจัดวางจึงมีอิทธิพลโดยตรงต่อการเชื่อมโยง สำหรับงานวิจัยนี้เราจะวิจัยเน้นเรื่องการจัดวางตำแหน่งของเซล ซึ่งประกอบด้วยสามขั้นตอนย่อยคือการจัดกลุ่ม (Clustering) การวางผัง (Floorplanning) และการจัดวาง (Placement)



รูปที่ 2.4 ขั้นตอนการออกแบบในระดั้กายภาพ

2.7 ปัญหาการออกแบบทางกายภาพ



รูปที่ 2.5 การจัดวางเครือข่ายวงจร

กำหนดปัญหาในการจัดวางของเสตนคาร์ดเซลล์โคหนดเครือข่ายวงจร (Circuit Network) ดังรูปที่ 2.5 ซึ่งประกอบด้วย $M = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_n\}$ เป็นเซตของเซลล์ m_i , $1 \leq i \leq n$ โดยแต่ละเซลล์มีความสูงคงที่ และเรียงกันเป็นแถว แต่ความกว้างขึ้นอยู่กับแต่ละเซลล์ $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$ เป็นสายสัญญาณที่เชื่อมระหว่างเซลล์ $L = \{l_1, l_2, l_3, \dots, l_p\}$ เป็นเซตของที่ตั้งของตำแหน่งแต่ละเซลล์ โดย $l_k = (x, y)$, $1 \leq k \leq n$ เป็นคู่ลำดับแสดงตำแหน่งบนเลเอาต์ จาก เครือข่ายวงจร แทนด้วย Undirected Graph $G(V, E)$ สำหรับใช้แก้ปัญหา โดย V เป็นเซตของโหนดซึ่งคือเซลล์ $v_i \in V$, $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ และ E เป็นเซตของเส้นเชื่อมซึ่งแทนสายสัญญาณ $e_{ij} = (v_i, v_j) \in E$ ค่า c_{ij} เป็นค่า จำนวนเส้นเชื่อม (Weight) ของ e_{ij} โดย $i \neq j$ การจัดวางเป็นการวางเซลล์ลงบนเลย์เอาต์ในลักษณะ 2 มิติ (2-D Placement)

บทที่ 3

เจเนติก อัลกอริทึม

3.1 เจเนติก อัลกอริทึม

เจเนติก อัลกอริทึม เป็นอัลกอริทึมที่ค้นหาคำตอบ (Search Algorithm) ที่มีประสิทธิภาพสูง ได้นำเสนอโดย John Holland ในปี ค.ศ. 1975 ร่วมกับเพื่อนและนักศึกษา ณ มหาวิทยาลัยของ มิชิแกน โดยอัลกอริทึมจะเลียนแบบวิวัฒนาการของสิ่งมีชีวิตในธรรมชาติ โดยในสิ่งมีชีวิต ภายใน เซลล์จะมีส่วนที่เก็บลักษณะเฉพาะตัวของสิ่งมีชีวิตนั้นๆ ซึ่งเรียกว่าโครโมโซม (Chromosome) โดย โครโมโซมจะอยู่เป็นคู่ๆ ซึ่งจะมีอยู่หลายคู่ในแต่ละเซลล์ ภายในโครโมโซมจะมีการเรียงตัวของ ยีน (Gene) การเรียงตัวของยีนจะมีตำแหน่งเฉพาะสำหรับสิ่งมีชีวิตแต่ละชนิด โดยยีนจะเป็นตัวเก็บ ข้อมูลต่างๆของสิ่งมีชีวิต ซึ่งจะเป็นตัวถ่ายทอดลักษณะเด่นและด้อยไปสู่ลูกหลาน การผสมของยีน จะทำการ ครอสโอเวอร์ (Crossover) หรือ มิวเตชัน (Mutation) ซึ่งยีนในโครโมโซมของสิ่งมีชีวิตลูก จะมีการสับเปลี่ยนตำแหน่งการเรียงตัวของยีนใหม่ การทำครอสโอเวอร์ คือการตัดบางส่วนของ กลุ่มยีนในโครโมโซมของพ่อแม่แล้วผสมกัน ซึ่งจะได้โครโมโซมใหม่สองโครโมโซม ส่วนการทำ มิวเตชัน คือการเรียงสับเปลี่ยนตำแหน่งของยีนในโครโมโซม โดยการสุ่มเลือกตำแหน่งการ สับเปลี่ยน ทำให้ได้การเรียงของยีนในโครโมโซมใหม่ทีอาจจะไม่เหมือนกับโครโมโซมของพ่อแม่ ดังนั้นประชากรของสิ่งมีชีวิตในรุ่นหลังจะไม่ค่อยได้รับยีนของประชากรรุ่นแรกๆที่ไม่ค่อยแข็งแรง ทำให้ประชากรในรุ่นหลังๆมีความแข็งแรงมากขึ้น

ได้มีการนำวิธีการดังกล่าวมาใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆมากมาย เช่น การแก้ปัญหาทางเลือก (Combinatorial Optimization Problem) ซึ่งเป็นปัญหาที่จะต้องใช้เวลาในการแก้ปัญหาเพื่อที่จะ ได้คำตอบที่ดีที่สุด ปัญหาหลายๆปัญหาในปัญหาประเภทนี้เป็นกลุ่มของปัญหาประเภทเอ็นพีคอม พลิต (NP-Complete) เช่น Bin packing, Traveling Salesman Problem (TSP), Multiprocessor Scheduling รวมทั้งปัญหาการจัดวางของแอสแตดคาร์ดเซลล์

3.1.1 เจเนติกอัลกอริทึมแบบพื้นฐาน (Simple Genetic Algorithm: SGA)

เจเนติกอัลกอริทึมแบบพื้นฐาน จะมีลำดับในการทำงานดังรูปที่ 3.1 โดยเริ่มต้นจากการสุ่ม ประชากร (Population) เริ่มต้นแล้วหาค่าแต่ละตัวของประชากร ทำการเลือกประชากร N_p ตัวเพื่อ สร้างประชากรรุ่นใหม่ โดยการเลือกประชากรนั้นจะมีหลายวิธีเช่นอาจจะเลือกโดยขึ้นอยู่กับ อัตราส่วนของค่า ฟิตเนส (Fitness) จากนั้นสุ่มจับคู่ประชากรที่เลือกเป็นประชากรรุ่นพ่อแม่เพื่อ สร้างประชากรรุ่นลูกหลาน โดยทำการทำครอสโอเวอร์ สำหรับการที่จะนำประชากรมาทำการ

ครอสโอเวอร์ นั้นจะขึ้นอยู่กับค่า P_C ซึ่งคือค่า Probability ของการทำครอสโอเวอร์ถ้าประชากรตัวไหนที่ไม่ได้ทำการทำครอสโอเวอร์ประชากรตัวนั้นจะถูกแทนเป็นประชากรรุ่นถัดไปโดยอัตโนมัติ จากนั้นจะนำประชากรไปทำการมูเตชัน ตามค่า P_M ซึ่งคือค่า Probability ของการการมูเตชัน จากนั้นประชากรทุกตัวจะเป็นตัวแทนรุ่นต่อไป

1. Initialization

สุ่มประชากรรุ่นแรก

2. Selection

2.1 ใช้การสุ่มเลือกประชากร เช่นอาจใช้การเลือกแบบ Roulette Wheel แล้วแทนที่ลงในประชากรปัจจุบัน

2.2 สุ่มจับคู่ประชากรที่ได้

3. Crossover

พิจารณาอัตราการเกิดครอสโอเวอร์ว่าคู่ของโครโมโซมจากขั้นตอนที่ สอง ควรเกิดเกิดครอสโอเวอร์หรือไม่ ถ้าควรเกิดการเกิดครอสโอเวอร์ ให้สุ่มตำแหน่งที่จะทำเกิดครอสโอเวอร์แล้วสร้างโครโมโซมคู่ใหม่แทนที่โครโมโซมที่เป็นพ่อแม่ ถ้าไม่ควรเกิดเกิดครอสโอเวอร์ให้คงโครโมโซมคู่เดิมไว้

4. Mutation

สำหรับทุกโครโมโซมให้พิจารณาตามอัตราการเกิดมูเตชันว่าควรเกิดมูเตชันหรือไม่ ถ้าควรเกิด ให้สุ่มตำแหน่งที่จะเกิดการเปลี่ยนแปลง

5. Reproduction

เป็นการสร้างประชากรรุ่นใหม่ โดยทำตามขั้นตอนที่ 2-4 ซ้ำจนกระทั่งได้ผลตามเงื่อนไข

รูปที่ 3.1 เจเนติก อัลกอริทึมแบบพื้นฐาน

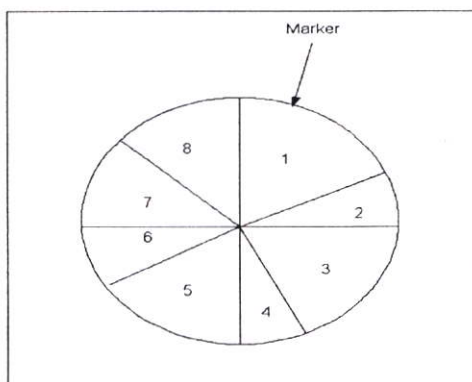
3.1.2 เจเนติก โอเปอเรเตอร์ (Genetic Operator)

เราจะกล่าวถึง เจเนติก โอเปอเรเตอร์ ของ เจเนติกอัลกอริทึมแบบพื้นฐาน เช่น การเลือก (Selection), ครอสโอเวอร์ และมูเตชัน

3.1.2.1 การเลือก (Selection)

การเลือก จะมีหลายวิธีการเช่น Roulette Wheel Selection, Binary Tournament Selection สำหรับ Roulette Wheel Selection ดังรูปที่ 3.2 วงล้อจะเป็นตัวแทนของประชากรทุกตัว สำหรับ Slot ของวงล้อคือประชากรแต่ละตัว โดยขนาดของ Slot จะเป็นอัตราส่วนกับค่า Fitness

ของประชากรแต่ละตัว กรรมวิธีในการเลือกจะใช้วิธีการหมุนวงล้อ ถ้า Marker ตรงกับ Slot ของประชากรตัวนั้นจะได้รับการคัดเลือก ค่า Probability ของการที่จะถูกเลือกนั้นขึ้นกับอัตราส่วนของค่า Fitness สำหรับ Binary Tournament Selection ประชากร 2 ตัวจะถูกเลือกโดยการสุ่มและค่าของประชากรที่มีค่าดีกว่า 1 ตัว จะถูกเลือก ถ้า Binary Tournament Selection ถูกกระทำโดยไม่ได้แทนที่ของประชากร แล้วประชากร 2 ตัวจะถูกลบออกจากกลุ่มของประชากรทุกครั้งที่มีการเลือก โดยจำนวนของประชากรจะมีขนาดคงที่จากรุ่นหนึ่งไปยังอีกรุ่นหนึ่ง ประชากรเริ่มต้น (Original Population) จะถูกเรียกนำกลับคืนมา หลังจากประชากรใหม่ถูกแทนที่ครั้งหนึ่ง ดังนั้นประชากรตัวที่ดีที่สุดอาจจะถูกเลือกถึง 2 ครั้ง และประชากรตัวที่แย่ที่สุดจะไม่ถูกเลือกเลยก็ได้ สำหรับ Binary Tournament Selection กกับการแทนที่ของประชากร ค่าประชากร 2 ตัว จะถูกแทนที่ในประชากรรุ่นเดิมเพื่อสำหรับการเลือกครั้งต่อไป



รูปที่ 3.2 Roulette Wheel Selection

วัตถุประสงค์ของเจเนติก อัลกอริทึม คือการลู่เข้าสู่ค่าที่เป็นคำตอบที่ Optimal โดยการเลือกจะเป็นตัวที่กำหนดอัตราของการลู่เข้าสู่ค่าประชากรมีค่า Optimal การที่มีอัตราการเลือกสูงจะนำไปสู่การที่ประชากรลู่เข้าสู่ค่า Suboptimal

Roulette Wheel Selection จะมีการเน้นการเลือกแบบอัตราการเลือกสูงใน รุ่นต้นๆของประชากร โดยเฉพาะเมื่อประชากรมีค่า Fitness สูงกว่าประชากรตัวอื่นๆ สำหรับ Tournament Selection จะเน้นในประชากรรุ่นหลังๆ โดยเมื่อค่า Fitness ของประชากรไม่แตกต่างกันมากนัก ดังนั้น Roulette Wheel Selection จะลู่เข้าสู่ Suboptimal ถ้าประชากรมีค่า Fitness ที่แตกต่างกันมาก

3.1.2.2 การครอสโอเวอร์ (Crossover)

ประชากร 2 ตัวจะถูกเลือกเพื่อนำมาทำการครอสโอเวอร์ การครอสโอเวอร์ จะสร้างประชากรรุ่นลูกหลาน 2 ตัว โดยการครอสโอเวอร์ จะมีหลายแบบเช่น ครอสโอเวอร์ 1 จุด หรือ 2 จุด โครโมโซมจะถูกเลือกตำแหน่งโดยการสุ่มระหว่างความยาวของโครโมโซม และโครโมโซมของพ่อแม่จะถูกตัดที่จุด ตำแหน่งที่สุ่ม จากรูปที่ 3.3 โครโมโซมรุ่นลูกตัวแรก จะเหมือนกับ โครโมโซมพ่อแม่ตัวแรกจนถึงจุดตัดหลังจากจุดตัดนั้นจะเหมือนกับจะเหมือนกับโครโมโซมของลูกตัวที่สอง ใน Uniform Crossover จุดตัดของโครโมโซมจะถูกตัดตามค่า Probability

การครอสโอเวอร์ เป็นกระบวนการแบบสุ่ม ซึ่งผลของกระบวนการจะรวมโครโมโซมพ่อแม่ที่ไม่ดี ซึ่งจะส่งผลไปสู่โครโมโซมลูกหลานที่ไม่ดีด้วย แต่จะถูกกำจัดโดยโอเปอเรเตอร์ของการเลือก ในรุ่นถัดไปจำนวนของครอสโอเวอร์ จะถูกควบคุมโดย Crossover Probability (P_c) ซึ่งกำหนดโดยอัตราส่วนของจำนวนของประชากรรุ่นลูกที่จะถูกสร้างในแต่ละรุ่นต่อจำนวนของประชากรทั้งรุ่น ค่า Crossover Probability สูงๆ จะทำให้หาค่าที่ดีใน Solution space และลดโอกาสที่จะได้รับค่าที่ไม่ดีได้ สำหรับค่า Crossover Probability ต่ำๆ จะทำให้ สามารถใช้ประโยชน์จากประชากรที่มีค่า Fitness สูงๆ

Parent 1:	1 0 1 1 0 1 1 0 1	1 1 1 0 0 1 1 0 0
Parent 2:	0 0 1 1 0 1 1 0 0	1 0 0 1 0 1 0 0 0
Offspring 1:	1 0 1 1 0 1 1 0 1	1 0 0 1 0 1 0 0 0
Offspring 2:	0 0 1 1 0 1 1 0 0	1 1 1 0 0 1 1 0 0

รูปที่ 3.3 การครอสโอเวอร์แบบหนึ่งจุด

นอกจากนี้ยังมีการครอสโอเวอร์หลายแบบเช่น ออร์เดอร์ ครอสโอเวอร์ (Order Crossover), ไซเคิล ครอสโอเวอร์ (Cycle Crossover), พาร์เชียล แมป ครอสโอเวอร์ (Partially-Mapped Crossover) ซึ่งได้มีการประยุกต์กับการแก้ปัญหาหลายๆแบบ ในที่นี้จะยกตัวอย่างออร์เดอร์ ครอสโอเวอร์ดังรูปที่ 3.4 สมมติว่าโครโมโซมแรกเรียงตามลำดับดังนี้ ABCDEFGHI และโครโมโซมตัวที่สองคือ DEBAHGFIC ก่อนที่จะสลับตำแหน่ง เราจะกำหนดตำแหน่งของกลุ่มโครโมโซมในยีนทั้งสองตำแหน่งที่กำหนดจะแบ่งยีนแต่ละอันออกเป็น 2 กลุ่ม โครโมโซมย่อยตำแหน่งที่กำหนดนี้เป็นแบบสุ่ม ไม่มีความแน่นอน จากรูปที่ 3.4 แสดงตัวอย่างการแบ่งยีนทั้งสองออกเป็น 4 กลุ่ม โครโมโซม เส้นที่ลากผ่านยีนทั้งสองเป็นตัวกำหนดตำแหน่งการแบ่งกลุ่ม ยีนอันใหม่ของโครโมโซมลูกตัวแรกได้จากการเอากลุ่มของโครโมโซมทางซ้ายของเส้นตั้งที่แบ่งกลุ่มในยีนอัน

แรกมาใส่ในยีนอันใหม่ กลุ่มโครโมโซมทางซ้ายของเส้นแบ่งกลุ่มในยีนอันแรกคือ ABCDEF จากนั้นเราจะพิจารณาโครโมโซมแต่ละอันจากซ้ายไปขวาในยีนอันที่ 2 เราเอาโครโมโซมที่ยังไม่ได้ปรากฏในยีนอันที่ 3 มาใส่ในยีนอันที่ 3 ตามลำดับทีละตัวจากซ้ายไปขวาโครโมโซมแรกที่ไม่ได้อยู่ในกลุ่ม ABCDEF คือ I เราเอา I มาใส่ต่อจาก F จากนั้นเอา G และ H มาใส่ต่อจาก I เราข้ามโครโมโซม A, C, D ในยีนอันที่ 2 เพราะว่าปรากฏอยู่แล้วในยีนอันที่ 3 เราข้ามไปจนถึงโครโมโซม K และ J หยิบ K และ J ในยีนอันที่ 2 มาใส่ในยีนอันที่ 3 ถัดจาก H ตามลำดับ สำหรับโครโมโซม ลูกตัวที่สองก็เกิดจากการสร้างเช่นเดียวกัน

Parent 1:	A B C D E F	G H I J K
Parent 2:	B E I G H F	A C D K J
Offspring 1:	A B C D E F	- - - - -
Offspring 2:	B E I G H F	- - - - -
Offspring 1:	A B C D E F	I G H K J
Offspring 2:	B E I G H F	A C D J K

รูปที่ 3.4 ออร์เดอร์ครอสโอเวอร์

3.1.2.3 มูเตชัน (Mutation)

ประชากรรุ่นลูกที่ถูกสร้างใหม่จะถูกการมูเตชันตามค่า Mutation Probability (P_M) การมูเตชันจะกระทำโดยการสลับยีน ดังรูปที่ 3.4 ซึ่งจะสร้างการเปลี่ยนแปลงแบบสุ่มหลังจากการครอสโอเวอร์ P_M จะเป็นตัวกำหนดอัตราส่วนของจำนวนของประชากรรุ่นลูกที่จะถูกสร้างใหม่ในแต่ละรุ่นต่อจำนวนของประชากรทั้งรุ่น ถ้า P_M มีค่าน้อยประชากรรุ่นลูกจะมีอัตราการเปลี่ยนค่าต่ำ ถ้า P_M มีค่ามาก ประชากรรุ่นลูกจะมีการเปลี่ยนแปลงค่าสูง แต่ส่งผลต่อประชากรรุ่นพ่อแม่และรุ่นลูกจะมีความแตกต่างกันมาก ซึ่งถ้ามีการปรับค่าที่ดีขึ้นก็จะเหมาะสม แต่ถ้ามีการปรับค่าที่แย่ลงโดยประชากรรุ่นลูกมีค่าแย่แก่รุ่นพ่อแม่

Before Mutation: 1 1 0 1 0 0 0 1 0 0 1 1

After Mutation: 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 1 1

รูปที่ 3.4 มูเตชัน

3.2 การออกแบบ ไฮบริด เจเนติก โอเปอเรเตอร์ สำหรับปัญหาการจัดวางของ

แสดนคาร์ดเชล

การพัฒนา โมดิฟาย เจเนติก โอเปอเรเตอร์ จะแบ่งเป็น การเข้ารหัสปัญหา การสร้างประชากรเริ่มต้น, กริดี้ครอสโอเวอร์, และ มูเตชันแบบ สามโอพ็ทิมิซึวริสติก ดังต่อไปนี้

3.2.1 การเข้ารหัสปัญหา

ในหัวข้อ 2.7 ปัญหาในการจัดวางแสดนคาร์ดเชลหรือ คำตอบของปัญหาจะอยู่ในรูปของ $M = \{m_3, m_5, m_4, m_2, m_8, m_6, m_1, m_7, \dots, m_n\}$ ซึ่งจะถูกเข้ารหัสเป็น โครโมโซมของเชล ซึ่งเชลจะถูกแทนเป็นตัวเลขจำนวนเต็มตามลำดับของเชลอยู่ในรูปของ $\{3, 5, 4, 2, 8, 6, 1, 7, \dots, n\}$ ดังรูปที่ 3.6 ในวิทยานิพนธ์จะกล่าวถึง $M = \{m_3, m_5, m_4, m_2, m_8, m_6, m_1, m_7, \dots, m_n\}$ แทนโครโมโซมของเชล $\{3, 5, 4, 2, 8, 6, 1, 7, \dots, n\}$ เราจะเพิ่มความรู้ของวิธีการฮิวริสติกในการจัดวางเชลให้กับ โมดิฟาย เจเนติก โอเปอเรเตอร์ โดยจะจัดประชากรให้เชลเรียงกันขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ โดยถ้ามีความสัมพันธ์มากคือเชลมีสายสัมพันธ์เชื่อมกันจำนวนมาก เชลก็จะเรียงตัวอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ดังรูปที่ 3.5 ซึ่งค่า k เป็นกลุ่มของเชล

m_3	m_5	m_4	m_2	m_8	m_6	m_1	m_7	*** $m_{(n-1)}$	m_n
กลุ่ม V_1			กลุ่ม V_2		กลุ่ม V_3			***กลุ่ม V_k	

รูปที่ 3.5 การเรียงตัวของเชลที่สัมพันธ์กันในกลุ่มเดียวกัน

3	5	4	2	8	6	1	7	***n-1	n
---	---	---	---	---	---	---	---	--------	---

รูปที่ 3.6 การเข้ารหัสเป็น โครโมโซม

3.2.2 การสร้างประชากรเริ่มต้น

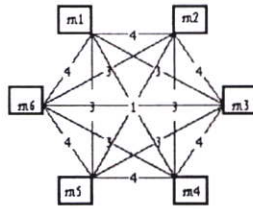
กำหนด **k-nearest-neighbour subgraph** เป็นเส้นกราฟที่เก็บทุกๆเส้นเชื่อม $e_{ij} = (v_i, v_j)$ แปลงให้อยู่ในรูปของเซตคือ $\langle m_i, m_j \rangle$ ซึ่งเซต m_i มีสายสัญญาณที่เชื่อมต่อกับเซต m_j เราจะสร้าง k-nearest-neighbour subgraph ให้กับเซต และเริ่มต้นการสร้างประชากรโดยเลือกจากเซตที่เป็น k-nearest-neighbour subgraph เพื่อจัดกลุ่มเซตที่มีจำนวนสายสัญญาณเชื่อมต่อกันมากให้อยู่กลุ่มเดียวกัน คือกลุ่ม V_1, V_2, \dots, V_k ดังรูปที่ 2 เราทำการแบ่งกลุ่มโดยใช้ Undirected Graph $G(V, E)$ ที่มีเงื่อนไขการแบ่งกลุ่มคือ $\cup_{n=1}^k V_n = V$ และ $\forall e_{ij}$ ซึ่ง $[v_i] \neq [v_j]$, โดยหาค่าต่ำสุดของ $C = \sum c_{ij}$ ซึ่ง C คือค่า Cost ของการแบ่งกลุ่ม, $V_n = [v_i]$ เป็น Subset ที่เก็บค่า v_i หรือเซต m_i

3.2.3 กริดีครอสโอเวอร์ (Greedy Crossover)

หลังจากหัวข้อที่ 3.2.2 แล้ว ให้ทำการ สุ่มเลือกประชากรในรุ่น ซึ่งมีค่า Cost ต่ำที่สุด เพื่อเป็นประชากรรุ่นพ่อแม่ 2 ประชากร ถูกแทนด้วย **P1** และ **P2** ประชากรรุ่นลูกจะถูกสร้างโดยเริ่มต้นจากการสุ่มเช่นสมมติเป็นเซต m_c และตรวจสอบว่ามีเส้นเชื่อมต่อไปยังเซต m_c หรือจากเซต m_c มีสายสัญญาณเชื่อมต่อไปยังเซตอื่นๆหรือไม่ เช่นมีเส้นเชื่อม $\langle m_c, m_{c(right)} \rangle$ หรือ เส้นเชื่อม $\langle m_{c(left)}, m_c \rangle$ ที่จะมีอยู่ในประชากรทั้ง **P1** และ **P2** ก็จะถูกเลือก ถ้าไม่มี เราจะเปรียบเทียบเส้นเชื่อมทางด้านขวาของเซต m_c ในแต่ละ **P1** และ **P2** โดยเส้นเชื่อมที่มีจำนวนสายสัญญาณที่มากจะถูกเลือก นอกจากมันจะเป็นเส้นเชื่อมแบบ cycle ซึ่งจะไม่ถูกเลือก แต่เราก็จะเลือกเส้นเชื่อมที่มีจำนวนสายสัญญาณที่น้อยกว่า ถ้าเส้นเชื่อมที่มีจำนวนสายสัญญาณที่น้อยกว่าเป็น cycle แล้วเราจะเลือกเส้นเชื่อมถัดไป ประชากรรุ่นลูกตัวที่สอง จะถูกสร้างในลักษณะที่คล้ายกัน แต่จะใช้เส้นเชื่อมทางด้านซ้ายของเซต m_c แทนการใช้เส้นเชื่อมทางด้านขวา

ในรูปที่ 3.7 เป็นตัวอย่างกริดีครอสโอเวอร์ โดยประชากรรุ่นพ่อแม่ 2 ประชากรถูกแทนด้วย **P1** และ **P2** ประชากรรุ่นลูกจะถูกสร้าง โดยเริ่มต้นเราสุ่มได้จากเซต m_6 ดังนั้นเส้นเชื่อมด้านขวาคือ $\langle m_6, m_1 \rangle$ ในประชากร **P1** และ $\langle m_6, m_5 \rangle$ ในประชากร **P2** จำนวนสายสัญญาณระหว่างเซตแสดงว่า $\langle m_6, m_1 \rangle$ และ $\langle m_6, m_5 \rangle$ มีจำนวนสายสัญญาณที่เท่ากัน ถ้าเป็นเช่นนั้นเส้นเชื่อมใน **P1** จะถูกเลือกก่อนสำหรับแปลงไปเป็นประชากรรุ่นลูกตัวที่ 1 และเส้นเชื่อมใน **P2** จะถูกนำไปสร้างเป็นประชากรรุ่นลูกตัวที่ 2 อย่างไรก็ตามในตัวอย่างเส้นเชื่อม $\langle m_6, m_5 \rangle$ คือเส้นเชื่อมปกติในประชากรรุ่นพ่อแม่ทั้งสองประชากร คือทั้ง **P1** และ **P2** ดังนั้น $\langle m_6, m_5 \rangle$ จะถูกเลือก ถัดจากเซต m_5 จะมีเส้นเชื่อมด้านขวา 2 เส้นเชื่อม คือ $\langle m_5, m_6 \rangle$ และ $\langle m_5, m_4 \rangle$ เวลานี้เราเลือก $\langle m_5, m_4 \rangle$ เพราะว่าเส้นเชื่อม $\langle m_5, m_6 \rangle$ จะสร้าง cycle จากเซต m_4 เส้นเชื่อมคือ $\langle m_4, m_2 \rangle$ และ $\langle m_4, m_1 \rangle$ จำนวนสายสัญญาณที่มากกว่าที่ถูกเลือกคือ $\langle m_4, m_2 \rangle$ จากนั้นจากเซต m_2 ซึ่งมีเส้นเชื่อมคือ $\langle m_2, m_3 \rangle$ และ $\langle m_2, m_5 \rangle$ จำนวนสายสัญญาณที่มากกว่าที่ถูกเลือกคือ $\langle m_2, m_3 \rangle$ ในที่สุดเรามีเฉพาะ

เซลล์ m_1 ที่เหลืออยู่ สำหรับประชากรรุ่นลูกตัวที่สองจะใช้เส้นเชื่อมทางด้านซ้าย จะเห็นว่าเส้นเชื่อมที่
 ดั้งจะถูกถ่ายทอดจากพ่อแม่ไปสู่รุ่นลูก



จำนวนสายสัญญาณระหว่างเซลล์

m_1	0					
m_2	4	0				
m_3	3	4	0			
m_4	1	3	4	0		
m_5	3	1	3	4	0	
m_6	4	3	1	3	4	0
เซลล์	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6

Parent 1 (P1) : (m_1 m_3 m_4 m_2 m_5 m_6)

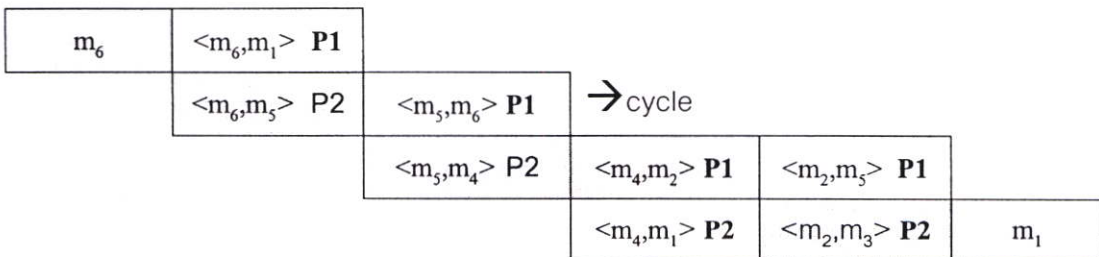
Parent 2 (P2) : (m_1 m_2 m_3 m_6 m_5 m_4)

Offspring 1 (ถ้าสุ่มที่เซลล์ 6)

(m_6 m_5 m_4 m_2 m_3 m_1) \rightarrow (m_1 m_3 m_2 m_4 m_5 m_6)

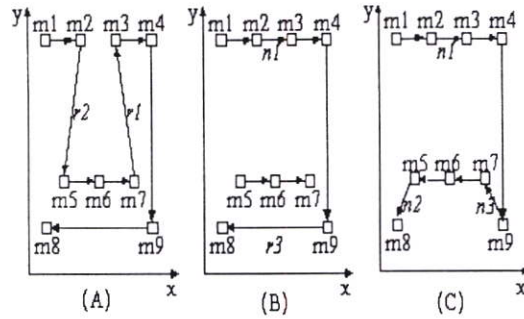
Offspring 2 (ถ้าสุ่มที่เซลล์ 3)

(m_3 m_2 m_1 m_6 m_5 m_4) \rightarrow (m_1 m_6 m_5 m_4 m_3 m_2)



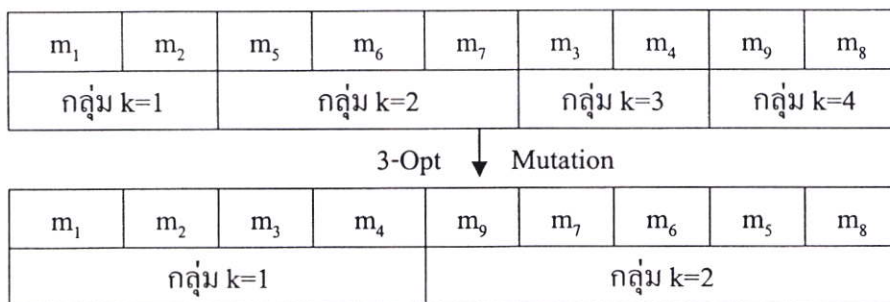
รูปที่ 3.7 ตัวอย่าง กริดโครสโอเวอร์

3.2.3 การมูเตชันแบบสามโอพทีฮีริสติก (Mutations Based on 3-Opt Heuristic)



รูปที่ 3.8 การมูเตชันแบบสามโอพทีฮีริสติก

การมูเตชันเป็นการป้องกันการเข้าสู่ Local Optimal เร็วเกินไป จากรูปที่ 3.8(A) เป็นการเลือกประชากรของ คำตอบ สองตัวจากขั้นตอน การเลือกและการสร้างประชากรโดยถ้าประชากร ทั้งสองที่เลือกมีคำตอบเหมือนกัน จะถูกนำมาทำการมูเตชัน แทน กริดี้ครอสโอเวอร์โดยจะเริ่มจาก การจัดวางเซลล์ตามแกน x และ แกน y โดยพิจารณาถึง k-nearest neighbour subgraph ซึ่ง เปรียบเสมือนเป็นการวางเลเอาต์ จากรูปที่ 3.8(A) เป็นการเรียงตัวของคำตอบที่ไม่ถูกต้อง ส่วนใน รูปที่ 3.8(B) เป็นการ 3-Opt Move โดยจะลบเส้นเชื่อม 3 เส้นเชื่อม และ เพิ่มเส้นเชื่อมอีก 3 เส้น เชื่อม จากรูปที่ 3.8(C) เส้นเชื่อมที่จะถูกลบ 3 เส้น คือ r_1, r_2, r_3 , และเพิ่มเส้นเชื่อมใหม่คือ n_1, n_2 , และ n_3 จากรูปที่ 3.8(C) และ รูปที่ 3.9 แสดงให้เห็นว่าการเรียงตัวของคำตอบหลังการมูเตชัน ทำให้ คำตอบถูกต้องมากยิ่งขึ้นตามความเป็นจริงและส่งผลให้การแบ่งกลุ่มถูกต้องด้วย



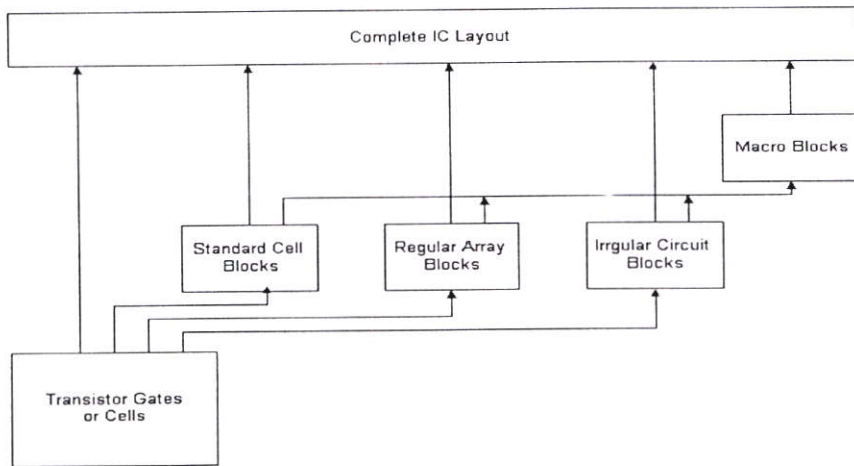
รูปที่ 3.9 ประชากรก่อนและหลังการมูเตชันแบบสามโอพทีฮีริสติก

บทที่ 4

การจัดวางแสดงตนคาร์ดเซล

4.1 การจัดวางแบบลำดับชั้น (Hierarchical Placement)

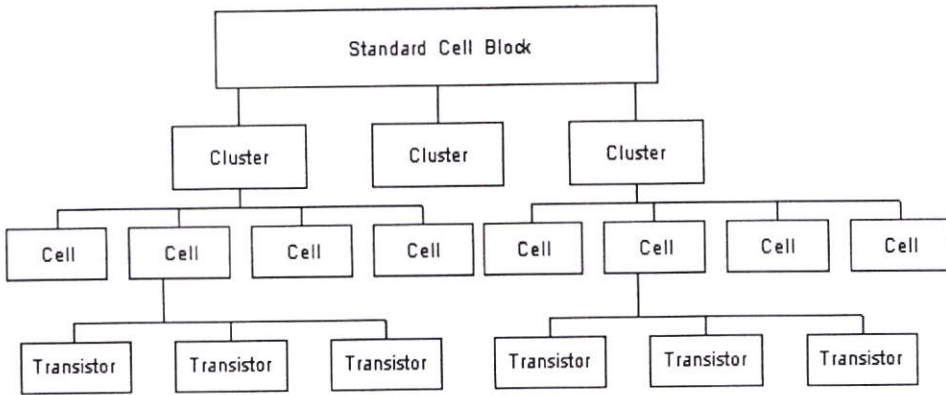
การออกแบบวงจรรวมแบบลำดับชั้น (Hierarchical Designs) เริ่มจากการทำจัดวาง ในระดับฟังก์ชันบล็อก ก่อนเพื่อเป็นการหาขนาดของพื้นที่โดยรวมของแต่ละบล็อก จากนั้นจึงจะจัดวางในระดับ Macro Block และบล็อกชนิดต่างๆตามลำดับดังรูปที่ 4.1 โดยหลักการพื้นฐานการออกแบบแบบลำดับชั้นคือการแบ่งแล้วเอาชนะ (Divided and Conquer)



รูปที่ 4.1 การออกแบบวงจรรวมแบบลำดับชั้น

4.2 การจัดวางแบบลำดับชั้น (Hierarchical Placement)

สำหรับงานวิจัยนี้จะเน้นการออกแบบแสดงตนคาร์ดเซลเพียงอย่างเดียว ดังนั้นปัญหาจะอยู่ในรูปของ Standard Cell Block หรือกลุ่มของเซล ดังรูปที่ 4.2 การที่จะจัดวางกลุ่มของเซลที่มีจำนวนมากเพื่อให้ได้พื้นที่เลเอาต์น้อยที่สุดนั้นเราแบ่งเป็น 3 ขั้นตอนโดยขั้นตอนแรก คือการจัดกลุ่มเซลให้เป็นกลุ่มย่อยหรือเรียกว่า Cluster โดยคำนึงถึงความเหมาะสมสำหรับการออกแบบเลเอาต์ที่เป็นแถว (Row-Based) ขั้นตอนที่สองคือการนำเซลที่ถูกจัดกลุ่มแล้วมาทำการวางผัง โดยพิจารณาถึงเนื้อที่ของเลเอาต์ ส่วนในขั้นตอนสุดท้ายเป็นการวางเซลภายในกลุ่ม โดยไม่มีการซ้อนทับระหว่างเซลเพื่อกำหนดตำแหน่งของเซลภายในแถว



รูปที่ 4.2 การจัดวางแบบลำดับชั้น

4.2.1 การจัดกลุ่มเซลล์ (Cell Clustering)

การจัดกลุ่มเป็นการแบ่งกลุ่ม (Partitioning) เซลล์ โดยเราจะใช้หลักการพื้นฐานของคัทไลน์ (Cut Line) แสดงในรูปที่ 4.3 โดยพิจารณาถึง

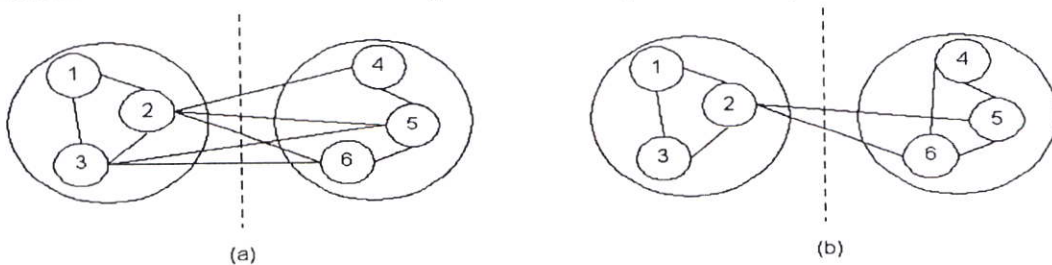
1. ความสัมพันธ์ โดยจัดเซลล์ที่มีความสัมพันธ์กันให้อยู่ภายในกลุ่มเดียวกัน

2. เราได้ใช้การแบ่งกลุ่มแบบ Two-Way Partitioning มาประยุกต์กับการแบ่งกลุ่มในลักษณะ Multiway Partitioning เพื่อให้จำนวนกลุ่มมีมากกว่า 2 กลุ่มขึ้นไป โดยทั่วไปการแบ่งกลุ่มมีอยู่ 2 วิธี

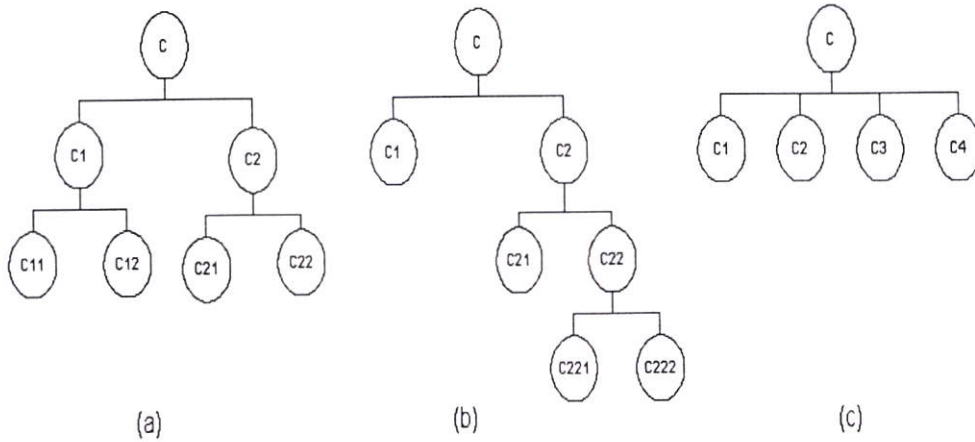
วิธีแรกแสดงในรูปที่ 4.4(a) แบ่งกลุ่มของเซลล์ออกเป็น 2 กลุ่มแต่ละกลุ่มถูกแบ่งออกไปอีกจนได้จำนวนกลุ่มตามต้องการ

วิธีที่สองคือแบ่งกลุ่มของเซลล์ออกเป็น 2 กลุ่มแล้วเลือกแบ่งกลุ่มที่มีขนาดใหญ่กว่าจนได้จำนวนกลุ่มตามที่ต้องการ ดังแสดงในรูปที่ 4.4(b) ข้อเสียก็คือถ้าจำนวนเซลล์มากขึ้นจำเป็นต้องใช้เวลาในการแบ่งมากขึ้น

เราได้ใช้วิธีที่เหมาะสมสำหรับการจัดวางแสดงคาร์ดเซลล์โดยการแบ่งกลุ่มออกเท่ากับจำนวนที่กำหนดตั้งแต่เริ่มต้นแล้วใช้ MGA แก้ปัญหาในการแบ่งกลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.4(c)



รูปที่ 4.3 การแบ่งกลุ่มโดยใช้คัทไลน์



รูปที่ 4.4 การแบ่งกลุ่มในลักษณะ Multiway Partition

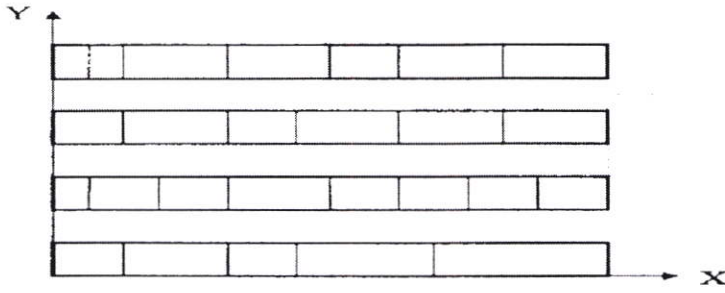
จาก Undirected Graph $G(V,E)$ เราแบ่งกลุ่มเซลล์ทั้งหมดออกเป็น R กลุ่ม โดยใช้ Cost function

$$G = \alpha \sum_{j=1, j \neq i+1}^R CF_{ij} + \beta \sum_{i=1}^N CPL_i \quad (1)$$

เมื่อ α, β เป็นค่าคงที่, CF =Cut Feed, CPL =Critical Path Length

4.2.2 การวางผังเซลล์ (Cell Floorplanning)

เป็นการนำเซลล์ที่ถูกแบ่งกลุ่มแล้วมาจัดวางในลักษณะแถวดังรูปที่ 4.5 โดยเซลล์ที่ถูกแบ่งให้อยู่ในกลุ่มเดียวกันจะจัดให้อยู่ในแถวเดียวกัน และปรับความกว้างของแถวให้ใกล้เคียงกัน สำหรับเซลล์ที่ไม่มีฟีดทรูพิน (Feed through pin) จะต้องแทรกฟีดทรู (Feed through) เซลล์เข้าไปในแถว แต่จำเป็นต้องทราบทางเดินของสายสัญญาณเสียก่อน โดยใช้มินิมัมสแพนนิ่งทรี (Minimum Spanning Tree) [5] จึงจะทราบจำนวนฟีดทรูเซลล์โดยประมาณและสามารถควบคุมพื้นที่ที่ท้ายแถวได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้นขั้นตอนนี้จึงเป็นการจัดวางผสมกับการทำ Global Route แบบหยาบ เพื่อให้ความกว้างของแถวแต่ละแถวใกล้เคียงกับ Aspect Ratio



รูปที่ 4.5 การวางผังเซลล์ในแนวแกน x และแกน y

กำหนดให้ R เป็นเซตของกลุ่ม $r_i \in R, R = \{r_1, r_2, r_3, \dots, r_n\}$ และ M_{r_i} เป็นเซตของเซลล์ในแถวใด ๆ $m_i \in M_{r_i}, M_{r_i} = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_n\}$ ให้ W เป็นเซตของความกว้างของแถว $w_i \in W_{r_i}, W_{r_i} = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\}$ วางเซลล์ลงบนแถวแล้วให้มีเนื้อที่ว่างเปล่าน้อยที่สุด กำหนด Cost function

$$D = \sum_{i=1}^R S_i \quad (2)$$

โดย D เป็นเนื้อที่ว่างเปล่า, เมื่อ $s_i = |w_i - \bar{W}|$

$W_i = \sum_{i=1}^n w_i$ เป็นความยาวรวมของเซลล์ที่อยู่แถวที่ i

$\bar{W} = \frac{\sum_{i=1}^R W_i}{R}$ เป็นความกว้างที่ได้จากการประมาณ

4.2.3 การวางเซลล์ (Cell Final Placement)

เป็นการหาตำแหน่งที่ตั้งของเซลล์บนเลย์เอาต์ เพื่อให้การเชื่อมสายสัญญาณสั้นที่สุด สำหรับแสดนคาร์ดเซลล์ i ใดๆ จะมีความกว้าง b_i และความสูง c_i ซึ่งจะมีพื้นที่ $a_i = b_i \cdot c_i$ การจัดวางเซลล์จะถูกกำหนดตำแหน่ง $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ ซึ่ง (x_i, y_i) จะเป็นจุดศูนย์กลางเซลล์ i การประมาณความยาวของสายสัญญาณโดยใช้ Rectilinear (Manhattan) Distance [7] $D_{ij} = |x_i - x_j| + |y_i - y_j|$, D_{ij} คือระยะระหว่างจุดกึ่งกลางของเซลล์ i และ j ที่เชื่อมสายสัญญาณ, N_{ij} คือจำนวนสายสัญญาณระหว่างเซลล์ i และ j , ω_{ij} คือ weight ของสายสัญญาณ N_{ij} นอกจากนี้จะมีสายสัญญาณจากเซลล์ i ไปยังพิน (pin) อินพุตและเอาต์พุตถูกแทนด้วย $D_{i,out}$, $D_{i,out} = \min(x_i, y_i, h - x_i, h - y_i)$ โดย ขนาดพื้นที่ที่พิน $= h \times h$, $h = \sqrt{\sum_{i=1}^n a_i}$ ดังนั้น Cost function ของผลรวมความยาวของสายสัญญาณ คือ

$$L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{i-1} \omega_{ij} N_{ij} D_{ij} + \sum_{i=1}^n \omega_{i,out} N_{i,out} D_{i,out} \quad (3)$$

4.3 ปัจจัยที่มีผลต่อการจัดวางแสดนคาร์ดเซล

การวัดประสิทธิภาพการจัดวางตั้งแต่ในอดีตที่ผ่านมาคือการใช้ความยาวโดยประมาณของสายสัญญาณที่ใช้ในการเชื่อมโยง (Total Wire Length) ซึ่งการใช้ความยาวของสายเพียงอย่างเดียวทำให้เลเอาท์ที่ได้จากการออกแบบมักเกิดปัญหาในเรื่องของประสิทธิภาพทางไฟฟ้า ดังนั้นในงานวิจัย จึงพยายามคำนึงถึงปัจจัยที่มีผลต่อเลเอาท์เพื่อเป็นการกำหนดฟังก์ชันเป้าหมายที่เหมาะสมต่อการออกแบบแสดนคาร์ดเซลขึ้นมาใช้งานดังต่อไปนี้คือ

4.3.1 การใช้เนื้อที่ของเลย์เอาท์

การใช้เนื้อที่ของเลย์เอาท์มีประสิทธิภาพเพียงใด ขึ้นอยู่กับปัจจัยที่สำคัญดังต่อไปนี้คือ การจัดวางตำแหน่งของเซล, จำนวนฟีลทรูเซล (Feedthrough Cell) และเนื้อที่ว่างเปล่า (Waste Space)

ปัจจัยแรกคือการจัดวางเซล เนื่องจากการเชื่อมโยงของแสดนคาร์ดเซลเป็นแบบ Channel Route เกิดจากการเชื่อมต่ออินพุทและเอาต์พุทของเซลอย่างน้อย 2 เซลหรือมากกว่า สายสัญญาณที่เชื่อมต่อถูกแบ่งออกเป็น เวกติคัลเซ็กเมนต์ (Vertical Segment) และฮอริซซอลทัลเซ็กเมนต์ (Horizontal Segment) โดยที่ความยาวของฮอริซซอลทัลเซ็กเมนต์ ขึ้นอยู่กับความยาวของสายสัญญาณโดยตรง ถ้าสามารถลดความยาวของฮอริซซอลทัลเซ็กเมนต์ลงได้มากเท่าไรจำนวนแทรค (Track) ที่จะใช้ในการเชื่อมโยงจะลดลงตามไปด้วย ซึ่งจะส่งผลดีต่อการเชื่อมโยงและการใช้เนื้อที่ของเลย์เอาท์ในทางบวกมากกว่าทางลบ

ปัจจัยที่สองคือฟีลทรูเซล ในกรณีการเชื่อมโยงระหว่างเซลที่มีแถวของเซลวางอยู่ เราไม่สามารถเชื่อมโยงสายสัญญาณทับลงบนเซล ถ้าการเชื่อมโยงเป็นการเชื่อมโยงแบบสองเลเยอร์ จำเป็นต้องใช้ฟีลทรูเซลเพื่อเป็นช่องทางผ่านของสายสัญญาณซึ่งสามารถทำได้ 2 วิธีดังนี้

(1) ใช้ฟีลทรูพิน (Feedthrough Pin) ซึ่งเป็น Electrical Equivalent Terminal ที่อยู่ในเซล ในกรณีนี้เซลที่ออกแบบไม่ต้องมีฟีลทรูพินมาด้วย

(2) ใช้ฟีลทรูเซลเพิ่มเข้าไปในแถวซึ่งจะมีผลกระทบต่อเนื้อที่และ Aspect Ratio โดยตรง การลดจำนวนของฟีลทรูเซล จึงเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลดีต่อเนื้อที่ของเลย์เอาท์เช่นกัน การกำหนดฟังก์ชันเป้าหมายที่ควบคุมฟีลทรูเซลสำหรับการออกแบบแสดนคาร์ดเซลที่ไม่มี Electrical Equivalent Terminal จึงจำเป็นอย่างยิ่ง

ปัจจัยที่สามคือ พื้นที่ว่างเปล่าที่หายแถวเกิดขึ้นเนื่องจากแต่ละแถวมีจำนวนเซลไม่เท่ากัน แต่ละเซลมีขนาดความกว้างของเซลไม่เท่ากัน จึงทำให้เนื้อที่ว่างเปล่าที่หายแถวไม่เท่ากัน การควบคุมพื้นที่ว่างเปล่าให้เหลืออยู่เท่าๆกัน จะทำให้การใช้เนื้อที่ของเลย์เอาท์เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ

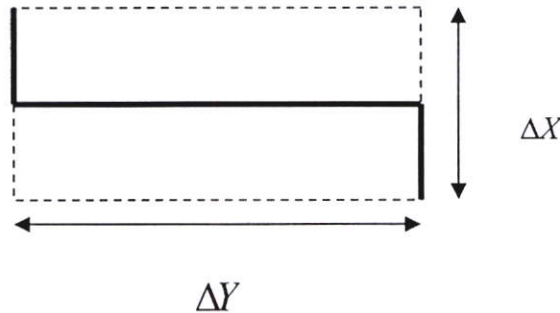
4.3.2 ประสิทธิภาพทางไฟฟ้า

ประสิทธิภาพทางไฟฟ้าของวงจรขึ้นอยู่กับระยะทางการเชื่อมโยงของสายสัญญาณ สำหรับในวงจรรวมเมื่อป้อนกระแสไฟฟ้าเข้าสู่อินพุต กระแสไฟฟ้าไหลผ่านเซลล์และสายสัญญาณที่ต่อกันเป็นวงจร เพื่อไปออกที่เอาต์พุต ต้องใช้เวลาช่วงหนึ่ง เรียกว่า Propagation Delay เวลาที่ใช้มากที่สุดจะต้องไม่เกินเวลาที่กำหนด ในการออกแบบเลเอาต์เพื่อแก้ปัญหาคลิทธิคัลพาท (Critical Path) ที่เกิดจาก Propagation Delay นั้น เงื่อนไขของความล่าช้าเกิดจาก สาเหตุหลายประการด้วยกัน เช่น Intrinsic Delay ของ Device , Drive Factor, Temperature, Voltage และ Track Length ซึ่งมีผลสืบเนื่องมาจากการจัดวางและการเชื่อมโยง จึงจำเป็นที่ต้องนำเอาเงื่อนไขความยาวของสายสัญญาณมาเป็นส่วนหนึ่งของฟังก์ชันเป้าหมาย

การควบคุมปัญหาคลิทธิคัลพาทสามารถทำได้หลายวิธี วิธีที่ง่ายก็คือการใช้ความยาวของสายสัญญาณทุกเส้นที่อยู่ภายใต้คลิทธิคัลพาท เป็นตัวควบคุม โดยกำหนดให้ $L(p)$ เป็น Critical Path Length

$$L(P) = \sum_{n \in p} \text{Half_perimeter}_n \quad (4)$$

Half Perimeter ของสายสัญญาณ ใด ๆ หาได้จาก $\Delta x + \Delta y$ ของเส้นรอบเซลล์ทั้งหมดที่เป็นสายสัญญาณนั้น ดังแสดงในรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 Half Perimeter

4.3.3 การเชื่อมโยงที่สมบูรณ์

การเชื่อมโยงของแสดนคาร์ดเซลล์เป็นการเชื่อมโยงภายในเซนเน็ล พื้นที่ในการเชื่อมโยงอยู่ระหว่างแถวของเซลล์ ขนาดของพื้นที่ระหว่างแถวสามารถปรับเปลี่ยนได้ โดยการขยับแถวของเซลล์ ต่างจากการเชื่อมโยงของ Gate Array ที่มีขนาดของพื้นที่คงที่ ทำให้เกิดปัญหา Routing Congestion ทำให้การเชื่อมโยงไม่สมบูรณ์ร้อยเปอร์เซ็นต์ การเกิด Routing Congestion สาเหตุหนึ่งสืบเนื่องมาจากไม่มีเนื้อที่เพียงพอต่อการเชื่อมโยงสำหรับวงจรรวมแสดนคาร์ดเซลล์ ขึ้นอยู่กับ

การจัดวางเป็นหลัก ซึ่งมีโอกาสเกิด Routing Congestion ได้เช่นกัน วิธีการแก้ปัญหา Routing Congestion สามารถทำได้โดย

- (1) การเชื่อมต่อของสายสัญญาณ ควรใช้จำนวนแขนเน็ลและจำนวนแทร็คให้น้อยที่สุด
- (2) กระจายฮอริซอลทลเช็กเมนต์ ไปยังแขนเน็ลใกล้เคียงที่อยู่ติดกันที่มีจำนวนความหนาแน่นของแทร็ค (Track Density) น้อยกว่าซึ่งจะกล่าวโดยละเอียดในเรื่อง Global Routing

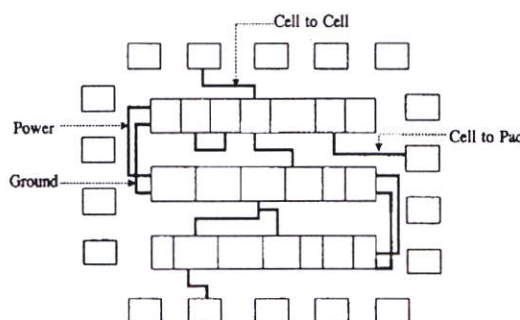
4.3.4 Aspect Ratio

ทุกแถวหลังจากจัดวางต้องมีความกว้าง (Width) ไม่เกิน Core Area ที่กำหนดเนื่องจากขณะที่มีการจัดวางเซลล์มีการสลับตำแหน่งของเซลล์ส่งผลกระทบต่อความกว้างของแถวการควบคุมความกว้างของแถวให้อยู่ภายใต้เงื่อนไข ทำได้โดยกำหนดให้ S เป็นความแตกต่างความกว้างของแถว กับความกว้างที่กำหนด

การควบคุมความสูง (Height) ขึ้นอยู่กับจำนวนแถวและพื้นที่ในการเชื่อมโยงก่อนทำการจัดวางและการเชื่อมโยงได้มีการคำนวณพื้นที่โดยประมาณ (Area Estimate) มาก่อนซึ่งเป็นการกำหนด Aspect Ratio ในระดับหนึ่งแล้ว

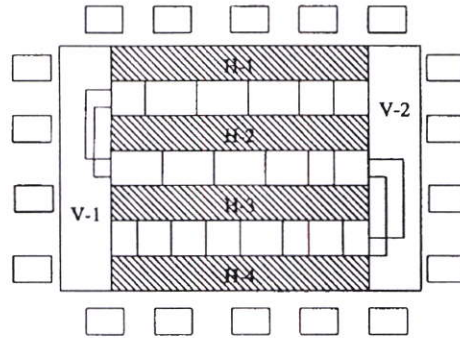
4.3.5 การคำนวณพื้นที่โดยประมาณ (Area Estimate)

การคำนวณหาพื้นที่โดยประมาณของ Core Area ก่อนทำการจัดวางและการเชื่อมโยงจริง เพื่อตรวจสอบจำนวนแถวที่กำหนด สามารถให้เลย์เอาต์ใกล้เคียงตาม Aspect Ratio ที่ต้องการหรือไม่ ก่อนดำเนินการจัดวางและเชื่อมโยง โดยกำหนดให้พื้นที่เลย์เอาต์ถูกแบ่งออกเป็นสองส่วนคือ Core Area กับ Pad Area ดังแสดงในรูปที่ 4.7 การที่จะประมาณพื้นที่ จึงจำเป็นต้องกำหนดช่องทางเดินของสายสัญญาณ (Global Routing)



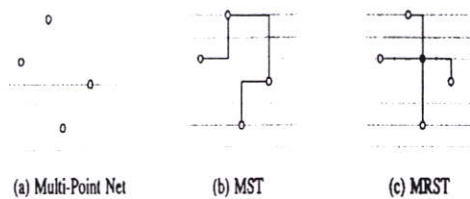
รูปที่ 4.7 พื้นที่ของเลย์เอาต์

นอกจากนี้ยังสามารถหาความยาวของสายสัญญาณ เพื่อจะใช้ในการปรับปรุงการจัดวางตำแหน่งต่อไป การเชื่อมสายสัญญาณจะกระทำในลักษณะสองมิติ โดยพื้นที่แบ่งเป็น ฮอริซอนทัลแชนแนล (Horizontal Channel) ซึ่งประกอบด้วย H-1, H-2, H-3, H-4 และ เวททิคัลแชนแนล (Vertical Channel) ซึ่งประกอบด้วย V-1, V-2, V-3 ดังรูปที่ 4.8



รูปที่ 4.8 แชนแนลที่ใช้เชื่อมสายสัญญาณ

การหาเส้นทางคร่าวๆ ของสายสัญญาณกระทำโดยใช้วิธีสายสัญญาณที่มีจุดเชื่อมมากกว่า 2 จุด (Multi-Point Net) ดังแสดงในรูปที่ ต้องแบ่งเป็น Two-Point Segment โดยใช้มินิมัมแพนนิ่งทรี (MST: Minimum Spanning Tree) หรือมินิมัมเรคติลิเนียสแพนนิ่งทรี (MRST: Minimum Rectilinear Steiner Tree) ดังแสดงในรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 Multi-Point Net, MST, และ MRST

ความแตกต่างของ MST และ MRST อยู่ที่จำนวนจุดของการเชื่อมต่อและความยาวของสายสัญญาณ โดย MRST จะสั้นกว่าหรือเท่ากับ MST เสมอ ส่วน MRST จะมีจำนวนจุดที่มากกว่า MST ก็เพราะมีจำนวนจุดเพิ่มเข้ามาเรียกว่าสไตเนอร์พอยท์ (Steiner Point) ในงานวิจัยนี้จะใช้ทั้งคู่ MRST จะใช้เมื่อเป็นกรณีพิเศษ ส่วนสายสัญญาณอื่นๆใช้ MST

4.4 สรุปอัลกอริทึม MGA สำหรับการจัดวางของแสดนคาร์ดเซล

การใช้ MGA สำหรับการจัดวางเซลแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนหลักคือ
 ขั้นตอนที่แรก จะใช้ MGA สำหรับหาคำตอบที่ดีที่สุดของการจัดกลุ่มก่อน ขั้นตอนที่สองจะนำคำตอบจาก ขั้นตอนที่แรกไปใช้ สำหรับวางผังและวางเซลและหาคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้ MGA เราสรุป MGA สำหรับการจัดวางดังนี้

1. อ่านไฟล์วงจรทดสอบ (Netlist File) นำข้อมูลที่ได้ ไปเข้ารหัสปัญหาและสร้างประชากรเริ่มต้นโดยใช้วิธี k-nearest-neighbour และสร้างกลุ่มให้กับประชากร ในตอน 3.2.1 และ 3.2.2 (ข้อนี้จะใช้เฉพาะขั้นตอนแรกเท่านั้น)
2. จับคู่ประชากรทั้งหมดและตรวจสอบว่าทั้งคู่มีคำตอบเหมือนกันหรือไม่ ถ้าไม่เหมือนทำการ Greedy Crossover ถ้าเหมือนกันทั้งคู่จะนำประชากรมา 1 ตัวทำการ 3-Opt Mutation จากนั้นนำประชากรหาค่า Cost ของขั้นตอนแรกตามสมการ 1 (หลังจากเสร็จขั้นตอนแรกส่วนนี้จะเป็นการหาค่า Cost ของขั้นตอนที่สองตามสมการ 2, 3)
3. สร้างประชากรรุ่นใหม่ เราใช้ Tournament Selection โดยจะเลือกสุ่มประชากรมา 2 ประชากร และจะเลือกประชากรที่มีค่า Cost ต่ำที่สุดเพื่อนำไปสร้างประชากรรุ่นใหม่ ถ้าในประชากรรุ่นใหม่มีค่า Cost น้อยกว่า ประชากรรุ่นปัจจุบัน เราจะเลือกประชากรรุ่นปัจจุบัน ที่มีค่า Cost ต่ำที่สุด ซึ่งจะถูกลำนำไปเป็นตัวแทนประชากรรุ่นใหม่
4. สร้างประชากรรุ่นถัดไปโดยกลับไปทำข้อ 2 แต่ถ้าคำตอบที่ดีที่สุด ไม่ได้ถูกปรับปรุงมากกว่า N รุ่นให้หยุดคำนวณ

บทที่ 5

ผลการทดสอบกับวงจร MCNC benchmark circuit

5.1 การทดลองและผลการทดลองกับวงจร MCNC benchmark circuit

ระบบ MGA เขียนโดยใช้ภาษา Java ทำงานบน ไมโครคอมพิวเตอร์ CPU Pentium 4 1.8 GHz ทดสอบกับวงจร MCNC benchmark [6] ดังตารางที่ 5.1 กำหนดสร้างประชากร 500 รุ่น โดยมีขนาดของประชากร 10 และรันโปรแกรมจำนวน 30 ครั้ง และหาค่าเฉลี่ย ตารางที่ 5.2, 5.3 แสดงผลการจัดกลุ่มโดยเปรียบเทียบกับผลที่ใช้อัลกอริทึม MGA, Genetic Algorithm (GA) [8] และ F-M Algorithm [8] ที่ได้รายงานผลไว้ใน [8] ซึ่ง HGA สามารถให้ค่า Cut Size ที่ดีกว่าอัลกอริทึมอื่นในหลายกรณี

ตารางที่ 5.1 รายละเอียดวงจรทดสอบ

Benchmark	#Cell	#Net	#I/O	Pin/Net	Pin/Cell
Fract	125	147	24	2.79	3.63
Struct	1888	1920	64	2.82	2.86

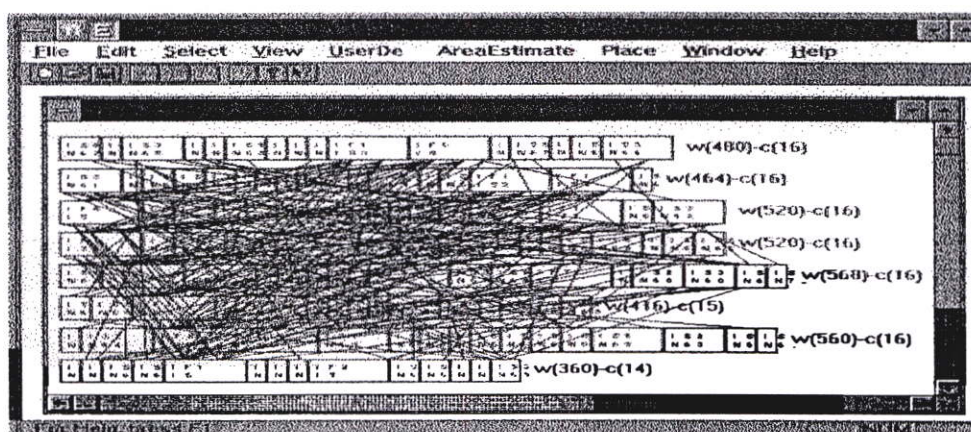
ตารางที่ 5.2 การจัดกลุ่มเซลล์ Multiway Partitioning วงจร Fract

Partitions	Cut/Balance weight	F-M Algorithm [8]		Genetic Algorithm (GA) [8]		Modified Genetic Algorithm (MGA)	
		Min	Ave	Min	Ave	Min	Ave
		Cut	Cut	Cut	Cut	Cut	Cut
4	100/15	36	49.9	24	41.0	26	45.3
8	100/20	80	101.3	69	97.7	64	92.4
16	100/30	172	206.4	160	197.8	152	190.3
32	100/75	305	409.5	328	383.8	312	374.7

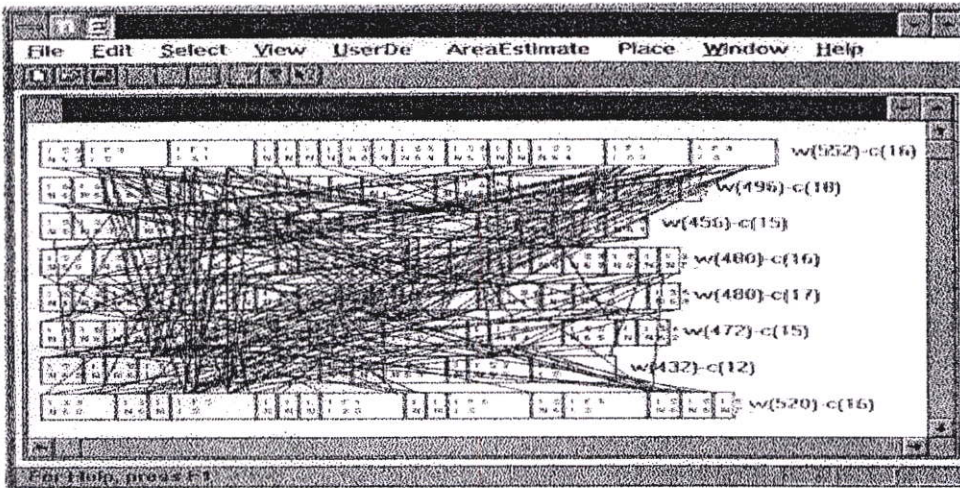
ตารางที่ 5.3 การจัดกลุ่มเซต Multiway Partitioning วงจร Struct

Partitions	Cut/Balance weight	F-M		Genetic Algorithm (GA) [8]		Modified Genetic Algorithm (MGA)	
		Algorithm [8]					
		Min	Ave	Min	Ave	Min	Ave
		Cut	Cut	Cut	Cut	Cut	Cut
4	200/10	417	480.9	393	439.6	384	421.2
8	500/10	875	986.5	764	913.4	750	904.7
16	200/10	1605	1854.8	1792	1964.9	1684	1821

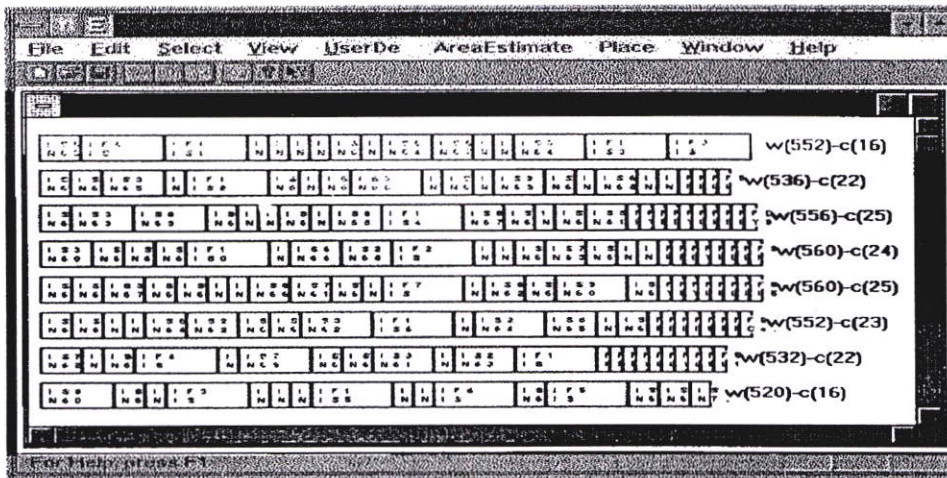
เราได้นำวงจร Fract ที่จัดกลุ่มแล้วโดยมี Partition=8, Min Cut=64, Ave Cut=92.4 ดังแสดง ตารางที่ 2 มาทำการวางผังและจัดวางเซลล์ดังแสดงในรูปที่ 5.1, 5.2, และ 5.3 โดยใช้ MGA และ GA แบบ Steady state genetic algorithm [8] (Mutation probability=0.02, ขนาดประชากร=10) และ เปรียบเทียบผลกับ SA (Simulated Annealing) ที่ได้รายงานค่าใน [5] ผลปรากฏว่า MGA จะได้ผล ของค่าต่างๆดีกว่า GA และ SA ดังตารางที่ 5.4 จึงส่งผลให้พื้นที่เลเอาท์ของวงจร Fract โดยใช้ MGA จะมีค่าน้อยกว่า GA อยู่ 8.14%



รูปที่ 5.1 การจัดกลุ่มเซลล์พร้อมแสดงคัทพีคของวงจร Fract



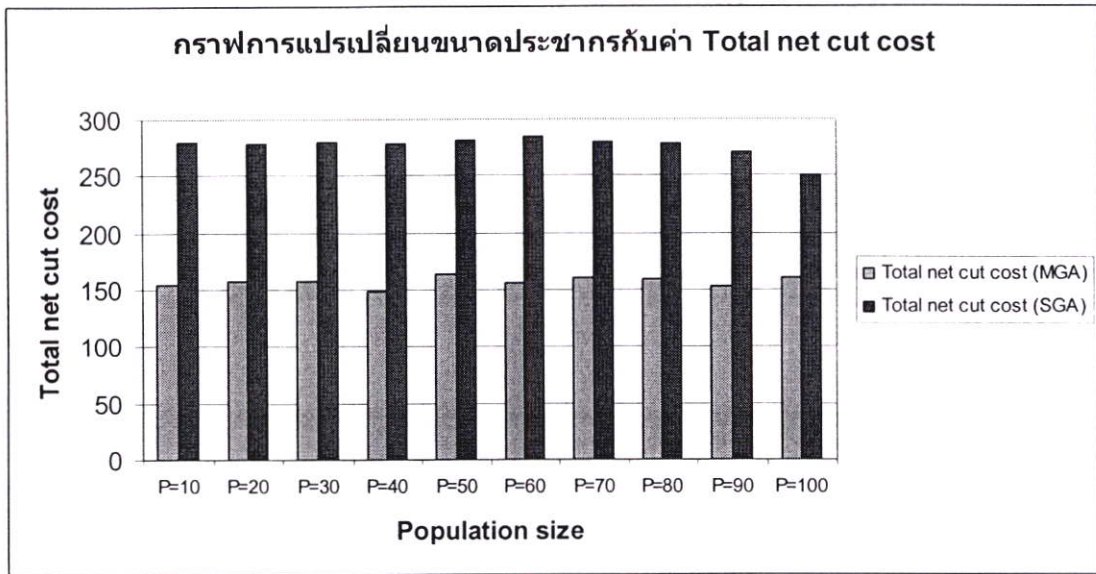
รูปที่ 5.2 การวางผังเซลล์พร้อมคัทไฟคของวงจร Fract



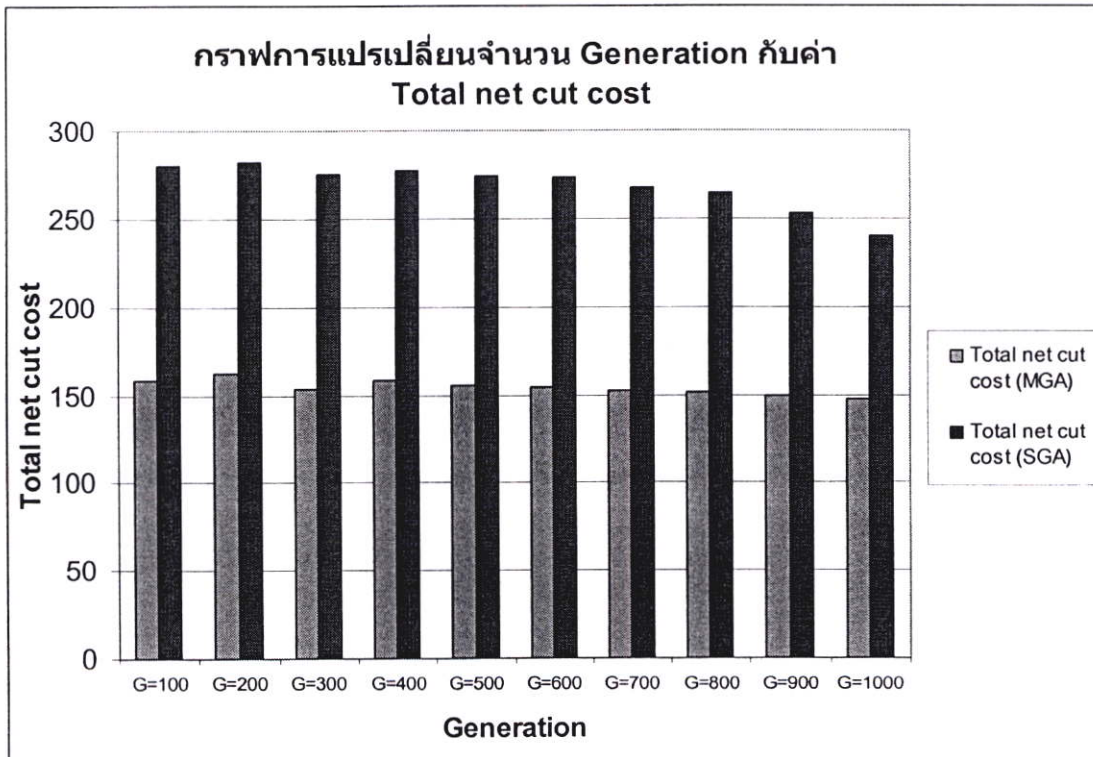
รูปที่ 5.3 การจัดวางเซลล์ของวงจร Fract

ตารางที่ 5.4 ประสิทธิภาพของการจัดวางวงจร Fract โดยใช้อัลกอริทึมต่างๆ

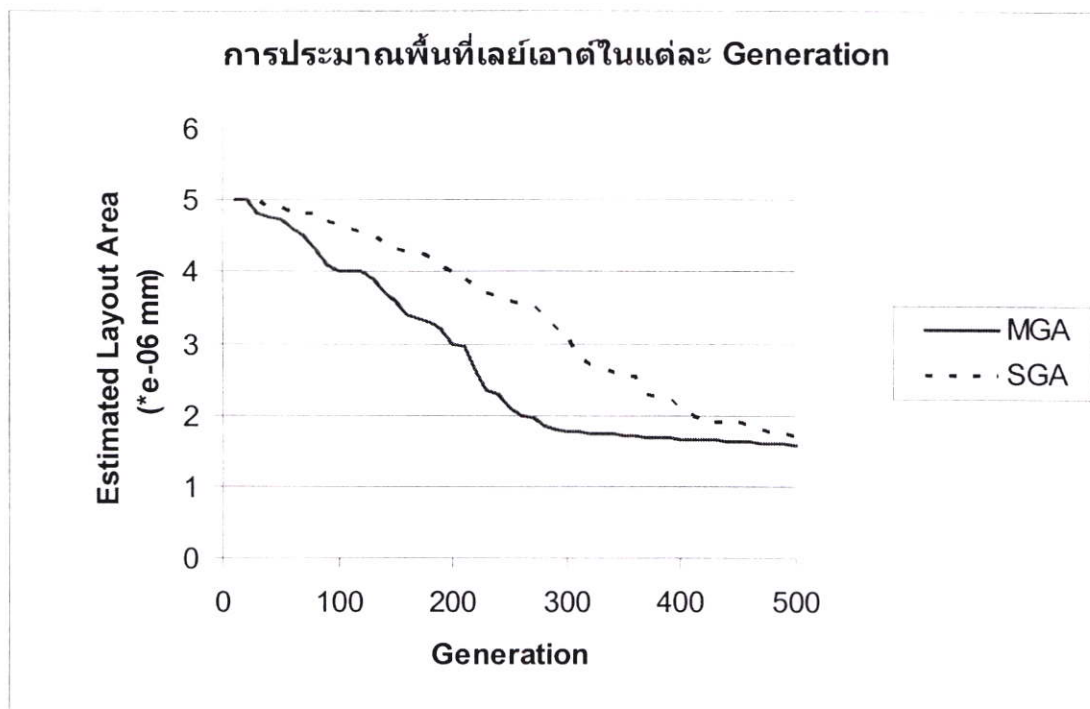
Quantity	SA [5]	GA [8]	MGA
Feed-through Cell (Cell)	51	45	42
Critical Path Length (μm)	335	328	320
Max Row Width (μm)	616	595	580
จำนวน Track	140	134	128
Total Wire length	-	63,014	62,185
Layout Area (μm^2)	-	1.72×10^6	1.58×10^6



รูปที่ 5.4 กราฟการแปรเปลี่ยนค่าขนาดประชากรกับค่า Total net cut cost ของวงจร Fract



รูปที่ 5.5 กราฟการแปรเปลี่ยนจำนวน Generation กับค่า Total net cut cost ของวงจร Fract



รูปที่ 5.6 กราฟประมาณพื้นที่เลย์เอาต์ของวงจร Fract ในแต่ละ Generation

เรายังได้ทดสอบโดยใช้วงจร Fract ที่มีขนาดกลุ่ม 8 กลุ่มกับ MGA และ SGA (ซึ่งเป็นเจเนติก อัลกอริทึมแบบพื้นฐาน) และเปรียบเทียบค่า Total net cut cost ระหว่างทั้งสองอัลกอริทึม โดยแปรเปลี่ยนค่าขนาดประชากรตั้งแต่ 10 จนถึง 100 โดยจำนวนรุ่นประชากรคงที่เท่ากับ 100 รุ่น รันโปรแกรม 30 ครั้งแล้วหาค่าเฉลี่ย ปรากฏว่า MGA สามารถให้ค่า Total net cut cost ได้ดีกว่า SGA ดังรูปที่ 5.4 โดยการแปรเปลี่ยนขนาดของประชากรมิได้มีผลกระทบต่อค่า Total net cut cost ของ MGA มากนัก แต่จะมีผลกระทบในกรณีของ SGA ซึ่งถ้ายังมีขนาดประชากรมากจะทำให้ค่า Total net cut cost ของ SGA คีขึ้น แต่จะใช้เวลาในการรันโปรแกรมมากขึ้นตามไปด้วย

รูปที่ 5.5 เราได้แปรเปลี่ยนจำนวนรุ่นของประชากร โดยให้มีขนาดประชากรคงที่เท่ากับ 10 ปรากฏว่า ค่า Total net cut cost ของ MGA ดีกว่า SGA และแนวโน้มค่าของทั้งสองอัลกอริทึมคีขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนรุ่นมากขึ้นด้วย สำหรับ รูปที่ 5.6 เป็นกราฟประมาณพื้นที่เลย์เอาต์ของวงจร Fract ในแต่ละรุ่นของประชากรเปรียบเทียบระหว่าง MGA กับ SGA

บทที่ 6

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการวิจัย

เราได้นำเสนอโมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึม สำหรับการจัดวางตำแหน่งของแสดงนคาร์ดเซล สำหรับโมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึม มีขั้นตอนหลัก 4 ขั้นตอน คือขั้นตอนการเข้ารหัสปัญหา โดยเราจะแทนปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแสดงนคาร์ดเซลให้อยู่ในรูปโครโมโซมของเวกเตอร์จำนวนเต็ม (Integer Vector) ขั้นตอนที่สองจะเป็นการสร้างประชากรเริ่มต้น ซึ่งจะทำการสร้าง k-nearest-neighbour subgraph ให้กับเซต และสร้างประชากรจากการเลือกเซตที่เป็น k-nearest-neighbour subgraph เพื่อทำการสร้างกลุ่มของเซตที่มีสายสัญญาณเชื่อมต่อกันให้อยู่กลุ่มเดียวกัน โดยในขั้นตอนนี้จะเป็นการสร้างประชากรที่มีคุณภาพแต่มีจำนวนน้อย เพื่อที่จะสามารถค้นหาคำตอบที่เหมาะสมได้อย่างรวดเร็ว ขั้นตอนที่สามกริด์ครอสโอเวอร์ ขั้นตอนนี้จะเลือกประชากรโดยวิธี Tournament Selection เพื่อมาทำการกริด์ครอสโอเวอร์ การครอสโอเวอร์มีหลายแบบด้วยกัน เช่น การครอสโอเวอร์แบบหนึ่งจุด การครอสโอเวอร์แบบหลายจุด พาร์เชียลแมปครอสโอเวอร์ ออร์เดอร์ครอสโอเวอร์ ไซเคิลครอสโอเวอร์ โดยแต่ละแบบมีการประยุกต์ใช้แก้ปัญหาแตกต่างกันไป กริด์ครอสโอเวอร์ เป็นแบบใหม่แบบหนึ่งที่มีการนำเสนอเพื่อใช้แก้ปัญหา TSP เราได้ประยุกต์กริด์ครอสโอเวอร์ เพื่อใช้แก้ปัญหการจัดวางตำแหน่งของแสดงนคาร์ดเซล การเลือกประชากรนำมาในขั้นตอนนี้ ถ้าประชากรตัวไหนที่เลือกมาแล้วเหมือนกันจะนำไปทำขั้นตอนที่สี่ต่อไป ขั้นตอนที่สี่เป็นการมูเตชันแบบสามโอพิตีริวิริสติกจากขั้นตอนที่สามประชากรสองตัวที่เหมือนกันจะถูกนำมาทำการมูเตชันแบบสามโอพิตีริวิริสติกหนึ่งตัว ซึ่งเป็นการปรับตำแหน่งของยีนใหม่โดยอาศัย k-nearest-neighbour subgraph โดยจัดวางเซลล์ตามแกน x และแกน y และทำการจัดเรียงตัวใหม่ของยีน

นอกจากนี้เราได้ประยุกต์หลักการออกแบบผังวงจรแบบลำดับชั้น มาใช้ในการแก้ปัญหาการจัดวางตำแหน่งของแสดงนคาร์ดเซล โดยนำโมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึมมาใช้ในการแก้ปัญหาในการจัดวางตำแหน่งของแสดงนคาร์ดเซลซึ่งแบ่งเป็นสามปัญหาย่อยๆคือ ปัญหาการจัดกลุ่มเซลล์ ปัญหาการวางผังเซลล์ และปัญหาการวางเซลล์ ขั้นแรกจะนำโมดิฟาย เจเนติก อัลกอริทึมมาใช้แก้ปัญหาการจัดกลุ่มเซลล์ตามค่าฟิตเนสฟังก์ชันหรือคอสฟังก์ชันในแต่ละปัญหา เมื่อเราได้คำตอบที่พึงพอใจ จะนำคำตอบไปทำการแก้ปัญหาในขั้นตอนการวางผังเซลล์ และปัญหาการวางเซลล์เป็นลำดับต่อไป นอกจากนี้เรายังคำนึงถึงประสิทธิภาพทางไฟฟ้า การใช้เนื้อที่ของเลย์เอาต์ และ Aspect Ratio เพื่อให้ได้วงจรที่ออกแบบสามารถใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้นด้วย

เอกสารอ้างอิง

- [1] Yang, R. "Solving Large Travelling Salesman Problems with Small Populations." In Proceeding of GALESIA97, 1997, pp.157-162.
- [2] Sun W.-J., Sechen, C. "Efficient and Effective Placement for Very Large Circuits." IEEE Trans. Computer-Aided Design, Vol. 14, 1995, pp.349-359.
- [3] Wei, Y.C., Cheng, C.K. "Ratio Cut Partitioning for Hierarchical Designs." IEEE Trans. Computer-Aided Design, Vol. 10, 1991, pp.911-921.
- [4] Swartz, W. P. "Automatic Layout of Analog and Digital Mixed Macro/Standard Cell Integrated Circuits." Ph.D. Thesis of Yale University, May 1993, pp. 118-146.
- [5] Maisalee, S. "Cell-Based Placement and Routing Optimization." Master thesis, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 1997.
- [6] Kozminski, K. "Benchmarks for layout synthesis." in Proc. 28th Design Automation Conf., 1991, pp. 265-270.
- [7] David E. Goldberg, Deb, K. "A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms." in G. Rawlins, ed., Foundations of Genetic Algorithms, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1991, pp. 69-93.
- [8] Pinaki Mazumder, Elizabeth M. Rudnick. **Genetic Algorithms for VLSI Design, Layout & Test Automation.** Prentice Hall PTR, 1999.
- [9] Koren, I. and Koren, Z. "Incorporating Yield Enhancement into the Floorplanning Process." IEEE Trans. On Computer, Vol. 49, 2000, pp.532-541.
- [10] Rebaudengo, M. and Reorda, M.S. "GALLO: A Genetic Algorithm for Floorplan Area Optimization." IEEE Trans. Computer-Aided Design, Vol. 15, 1996, pp.943-951.
- [11] David E. Goldberg. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.** Addison-Wesley, 1989.
- [12] Alexandria Virginia. **Understanding Computers the Chipmaker.** The Editors of Time Life Books, Time-Life Books., 1988.
- [13] Stanley L. Hurst. **Custom VLSI Microelectronics.** Prentice Hall International (UK) Ltd., 1992.
- [14] บวร ปภัสราทร, ประเสริฐ คันทมนานนท์ และ สุเมธ อังคะศิริกุล. **เทคโนโลยีการออกแบบวงจรรวม.** 2533.

- [15] John. P. Uyemura. **Physical Design of CMOS Integrated Circuits Using L-EDIT™**. PWS Publishing Company, 1995.
- [16] ดร.สุชาย ฆนวเสถียร และคณะ. **การออกแบบวงจรรวม VLSI Design**. กรุงเทพฯ, ศรีอนันต์การพิมพ์, 2535.
- [17] John. P.Huber, Mark W. Rosneck. **Successful ASIC Design the First Time Through**. Van Nostrand Reinhold 1991.
- [18] Hicks, P.J. **Semi-Custom IC Design and VLSI**. Peter Peregrinus Ltd., 1983.
- [19] Malcolm R. Haskard, **An Introduction to Application Specific Integrated Circuits**. Prentice Hall of Australia Pty Ltd., 1990.
- [20] Sadiq M.Sait, Habib Youssef. **VLSI Physical design Automation**. McGraw –Hill Book Company, 1995.
- [21] Sara Baase. **Computer Algorithms Introduction to Design and Analysis**. Addison Wesley Publishing Company, 1989.
- [22] P.R. Adby, M. A. H. Dempstek. **Introduction to Optimization Methods**. London Chapman and Hall , 1974.
- [23] Cheung Y.S., Lee Y.W., and Yeung C.S.K. “Hierarchical Simulated Annealing For Standard Cell Placement.” Proc.ISIC – 91,No.2, 1991, pp.17-22.
- [24] Sun W.J., Sechen C. “Efficient and Effective placement For Very Large Circuits.” IEEE Transactions on Computer – Aided Design of integrated circuits and System, Vol.14. No.3, March 1995, pp.349-359.
- [25] Fadi J. Kurdasi, Alice C. Parker ,” Techniques For Area Estimation of VLSI Layouts.” IEEE Transactions on Computer –Aided Desing ,VOL.8 ,No.1,January 1989.
- [26] Bryan T. Preas, Michael J. Lorenzetti. **Physical Design automation of VLSI Systems**. The BenJamin / Cummings Publishing company Inc.,1988.
- [27] Wei Y.W., Cheng C.K., “Ratio Cut Partionting for Hierarchical Designs.” IEEE Transections on Computer-Aided Desing ,Vol.10,No.7, July 1991, pp.911-921.
- [28] Cheng C.K., Wei,Y.C. “An Improved Two-Way Partitioning Algorithm With Stable Performance.” IEEE Transections on Computer-Aided Design Vol.10,No.12, December 1991, pp.1502-1511.
- [29] Sanchis L.A. ”Multiple-Way Network Partionting.” IEEE Transections on Computers Vol.38,No.1, January 1989, pp.62-81.

- [30] Micheal Pecht. **Placement and Routing of Electronic Models**, Marcel Dekker, Inc.,1993.
- [31] Griffith, J., Robins G., Salowe J.S., and Zhang T. "Closing the Gap: Near-Optimal Stener Trees in Polynomial Time", Department of Computer Science,University of Virginia, Charlottesville, Va 22903-2442.
- [32] T. Ohtsuki. **Layout Design and Vertification**. Elsevier Science Publishing Company Inc.,1986.

ภาคผนวก ก. ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

- [1] อภิชาติ วสุธาพิทักษ์, บรรจง ปิยะธำรง. “การปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดวางเลเอาต์ของแอสตนคาร์ดเซลโดยใช้ไฮบริด เจเนติก อัลกอริทึม.” การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 24, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 22-23 พฤศจิกายน 2544, หน้า 1350-1355.

ภาคผนวก ก. โปรแกรมการทดลอง MGA_Placement

```

/*
 * MGA_PLACEMENT.java    version 1.00    8 March 2002

import java.io.*;
import Utilities.*;
import GAutilities.*;
import Chromosomes.*;
import Selections.*;
import Crossovers.*;
import t7.*;
class MGA {

    // give fundamental parameters controlling the GA default values
    private static int    populationSize = 10;
    private static int    greedyXoverPoints;
    private static boolean doElitism    = true;
    private static double crossoverRate = 0.7;
    private static double optmutationRate;

    // these parameters control the running of the program
    private static int    printPerGens = 2; // print every this often
    private static int    maxGenerations = 100; // quit when reached
    private static String logFileName = "pm30.dat";

    // record the time the program started
    private static final long startTime = System.currentTimeMillis();
    private static long age() {
        return System.currentTimeMillis() - startTime;
    }
}

```

```

public static void main(String[] args) {

    // process command line arguments, overriding GA parameter defaults
    GetOpt go = new GetOpt(args, "Udp:x:c:m:P:G:EF:");
    go.optErr = true;
    String usage = "Usage: -d -p populationSize -x numXoverPoints\n"
        + "    -E -c crossoverRate -m mutationRate\n"
        + "    -P printPerGens -G maxGenerations -F logFileName";
    int ch = -1;
    while ((ch = go.getopt()) != go.optEOF) {
        if ((char)ch == 'U') {
            System.err.println(usage); System.exit(0);
        }
        else if ((char)ch == 'd') Debug.flag = true;
        else if ((char)ch == 'p')
            populationSize = go.processArg(go.optArgGet(), populationSize);
        else if ((char)ch == 'x')
            numXoverPoints = go.processArg(go.optArgGet(), numXoverPoints);
        else if ((char)ch == 'c')
            crossoverRate = go.processArg(go.optArgGet(), crossoverRate);
        else if ((char)ch == 'm')
            mutationRate = go.processArg(go.optArgGet(), mutationRate);
        else if ((char)ch == 'E') doElitism = true;
        else if ((char)ch == 'P')
            printPerGens = go.processArg(go.optArgGet(), printPerGens);
        else if ((char)ch == 'G')
            maxGenerations = go.processArg(go.optArgGet(), maxGenerations);
        else if ((char)ch == 'F')
            logFileName = go.optArgGet();
        else { // undefined option
            System.err.println(usage); System.exit(1);
        }
    }
}

```

```

    }
}

Defaults.logFileName = logFileName;

Globals.stdout.println
    ("The GA parameters are:\n" +
    " populationSize    = " + populationSize    + "\n" +
    " numXoverPoints    = " + numXoverPoints    + "\n" +
    " crossoverRate     = " + crossoverRate     + "\n" +
    " mutationRate      = " + mutationRate      + "\n" +
    " doElitism         = " + doElitism         + "\n" +
    " printPerGens      = " + printPerGens      + "\n" +
    " maxGenerations    = " + maxGenerations    + "\n" +
    " Debug.flag        = " + Debug.flag        + "\n" +
    " logFileName       = " + logFileName);

// force loading class MyChromosome and setting static variables
new MyChromosome();

Globals.stdout.println("GA: the number of row = " +
    Chromosome.getRow());

Globals.stdout.println("GA: chromosome length = " +
    Chromosome.getChromosomeLength());

sGA theGA = new sGA();
theGA.mainLoop();
}

private sGA() { super(); } // only GA.main() can create GA

private void printChromosome(String name, Chromosome c) {
    Globals.stdout.println(name +
        "\n " + c.toGenotype() +

```

```

// "\n " +
    "\n fitness= " + c.getFitness()); // + c.toPhenotype() +
}

private final Chromosome theBest = new MyChromosome();
private int theBestGeneration; // generation theBest first showed up
// 0..popSize-1 holds population and theBest holds the most fit
private Chromosome[] population = new Chromosome[populationSize];
private Chromosome[] newPopulation = new Chromosome[populationSize];

private int generationNum; // current generation number
private int numCrossovers, numMutations; // tabulate for report()

private Selection theSelection = null;
private Crossover theCrossover = null;

private void mainLoop() {
    Globals.stdout.println("GA: mainLoop");
    if (Chromosome.isSolutionFitnessKnown()) {
        Globals.stdout.println("Known solution fitness is " +
            Chromosome.getSolutionFitness());
    }
    initialize();
    findTheBest();
    report("Initial population");
    while (!terminated()) {
        generationNum++;
        try {
            theSelection.select(population, newPopulation, populationSize);
            swapPopulationArrays();
        } catch (FitnessSumZeroException e) {
            // replace current population with a new random one;

```

```

// other possibilities are to do nothing and hope mutation
// fixes the problem eventually
if (Debug.flag) Globals.stdout.println(e + " (randomizing)");
for (int i = 0; i < populationSize; i++) {
    population[i].initializeChromosomeRandom();
    System.out.println( " population "+i);
}
} catch (SelectionException e) {
    if (Debug.flag) Globals.stdout.println(e);
}
if (Debug.flag) report("Selection");
crossover();
if (Debug.flag) report("Crossover");
mutate();
if (Debug.flag) report("Mutation");
if (doElitism) elitism();
else justUpdateTheBest();
if (Debug.flag || (generationNum % printPerGens) == 0) {
    report("Report");
}
}
Globals.stdout.println("Simulation completed in " + generationNum +
    " generations and " + age()/1000.0 + " seconds");
printChromosome("Best member (generation="+theBestGeneration+")",
    theBest);
System.exit(0);
}

private void initialize() {

    generationNum = 0; numCrossovers = 0; numMutations = 0;

```

```

theSelection = new ProportionalSelection();

if (numXoverPoints == 0) theCrossover = new UniformCrossover();
else if (numXoverPoints == 1) theCrossover = new OnePointCrossover();
else if (numXoverPoints == 11) theCrossover = new GreedyCrossover();
else theCrossover = new NPointCrossover(numXoverPoints);

for (int j = 0; j < populationSize; j++)
    {

        population[j] = new MyChromosome();
        population[j].initializeChromosomeRandom();
        newPopulation[j] = new MyChromosome();

    }

if (Debug.flag) {
    for (int j=0; j<populationSize; j++) {
        printChromosome("p" + j, population[j]);
    }
}

private void findTheBest() { // called on the initial population only
    double currentBestFitness = population[0].getFitness();
    double next = -1;
    int currentBest = 0; // index of the current best individual

    for (int j = 1; j < populationSize; j++) {
        if ((next = population[j].getFitness()) > currentBestFitness ) {
            currentBest = j;
            currentBestFitness = next;
        }
    }
}

```

```

// once the best member in the population is found, copy the genes
population[currentBest].copyChromosome(theBest);

if (Debug.flag) {
    printChromosome("currentBest (generation="+theBestGeneration+",
        theBest);
}
}

private boolean terminated() {
    return (theBest.isSolutionFitnessKnown() &&
        theBest.getFitness() == theBest.getSolutionFitness()) ||
        generationNum >= maxGenerations;
}

private void swapPopulationArrays() {
    Chromosome[] temp = population;
    population = newPopulation;
    newPopulation = temp;
}

/*****/
/* Crossover selection: selects two parents that take part in */
/* the crossover. For each population member, flip a weighted */
/* coin. Every two times it comes up < crossoverRate, then */
/* crossover those two chromosomes. */
/*****/

private void crossover() {
    int one = -1; // compiler complains not being initialized
    int first = 0; // count of the number of members chosen

    for (int mem = 0; mem < populationSize; ++mem) {

```

```

    if (MyRandom.dblRandom() < crossoverRate) {
        ++first;
        if (first % 2 == 0) {
            numCrossovers++;
            if (Debug.flag) {
                Globals.stdout.println("crossing " + one + " and " + mem);
            }
            theCrossover.xOver(population[one], population[mem]);
        } else one = mem;
    }
}

}

}

/*****
/* Mutation: Random uniform mutation. A variable selected for */
/* mutation is replaced by a random value between lower and */
/* upper bounds of this variable */
*****/

private void mutate() {
    int chromosomeLength = Chromosome.getChromosomeLength();
    int row = Chromosome.getRow();
    for (int i = 0; i < populationSize; i++)
    {
        for (int j = 0; j < row; j++)
        {
            for (int k = 0; k < chromosomeLength; k++)
            {
                if (MyRandom.dblRandom() < mutationRate)
                {
                    numMutations++;
                    population[i].mutateGene(j,k);
                    if (Debug.flag) {
                        printChromosome("mutation, i=" + i + ", gene=" + j,

```

```

        population[i]);
    }
}
}
}

/*****
/* Report function: Reports progress of the simulation.
*****/

private void report(String title) {
    double best_val;    // best fitness in this population
    double most_fit;   // most fit seen in previous generations
    double avg;        // avg population fitness
    double stddev;     // std. deviation of population fitness
    double sum_square; // sum of square for std. calc
    double square_sum; // square of sum for std. calc
    double sum;        // total population fitness
    double fitness;

    sum = 0.0;
    sum_square = 0.0;
    best_val = -1.0;

    for (int i = 0; i < populationSize; i++) {
        fitness = population[i].getFitness();
        sum += fitness;
        sum_square += fitness * fitness;
        if (fitness > best_val) best_val = fitness;
    }
}

```

```

avg = sum/(double)populationSize;
square_sum = sum * sum/(double)populationSize;
stddev = Math.sqrt((1.0/(double)(populationSize - 1))
    *(sum_square - square_sum));
most_fit = theBest.getFitness();

Globals.stdout.println(title + ": generation=" + generationNum
    + " best value=" + best_val + " avg=" + avg + " stddev=" + stddev);
printChromosome("most fit (previous generation=" + theBestGeneration
    + ")", theBest);
Globals.stdout.println("number of crossovers and mutations: "
    + numCrossovers + " and " + numMutations);

if (Debug.flag) {
    for (int j=0; j<populationSize; j++) {
        printChromosome("p" + j, population[j]);
    }
}

Globals.stdout.flush();
}

/*****/
/* Elitist function: The best member of the previous generation */
/* is stored in theBest Chromosome. If the best member of */
/* the current generation is worse then the best member of the */
/* previous generation, the latter one would replace the worst */
/* member of the current population */
/*****/

private void elitism() {

    double best, worst;    // best and worst fitness values
    int bestMember, worstMember; // indexes of the best and worst member

```

```

int start; // index used to start the loop

if (populationSize % 2 == 0) {
    best = -1; bestMember = -1;
    worst = Double.MAX_VALUE; worstMember = -1;
    start = 0;
} else {
    best = population[0].getFitness(); bestMember = 0;
    worst = population[0].getFitness(); worstMember = 0;
    start = 1;
}

for (int i = start; i < populationSize - 1; i+=2) {
    if (population[i].getFitness() > population[i+1].getFitness()) {
        if (population[i].getFitness() > best) {
            best = population[i].getFitness(); bestMember = i;
        }
        if (population[i+1].getFitness() < worst) {
            worst = population[i+1].getFitness(); worstMember = i + 1;
        }
    } else {
        if (population[i].getFitness() < worst) {
            worst = population[i].getFitness(); worstMember = i;
        }
        if (population[i+1].getFitness() > best) {
            best = population[i+1].getFitness(); bestMember = i + 1;
        }
    }
}

// if best individual from the new population is better than
// the best individual from the previous population, then
// copy the best from the new population; else replace the
// worst individual from the current population with the

```

```

// best one from the previous generation
if (best > theBest.getFitness()) {
    population[bestMember].copyChromosome(theBest);
    theBestGeneration = generationNum;
} else {
    theBest.copyChromosome(population[worstMember]);
}
if (Debug.flag) {
    printChromosome("elitism, best (index="+bestMember+)",
        population[bestMember]);
    printChromosome("elitism, worst (index="+worstMember+)",
        population[worstMember]);
}
}
private void justUpdateTheBest() {
    double currentBestFitness = population[0].getFitness();
    double next = -1;
    int currentBest = 0; // index of the current best individual
    for (int j = 1; j < populationSize; j++) {
        if ((next = population[j].getFitness()) > currentBestFitness ) {
            currentBest = j;
            currentBestFitness = next; }
    }if (currentBestFitness > theBest.getFitness()) {
        population[currentBest].copyChromosome(theBest);
        theBestGeneration = generationNum;
    }
    if (Debug.flag) {
        printChromosome("theBest (generation="+theBestGeneration+)",
            theBest);
    }
}
}
}

```

ภาคผนวก ข. MCNC benchmark circuit

This directory contains the following standard cell benchmarks:

Name	YAL datafile/library	VPNR datafile/library	#cells	#nets	#I/O
SC0		fract.vpnr/db.vpnr	125	147	24
SC1	primary1.yal/sclib.yal	primary1.vpnr/sclib.db	752	904	81
SC2		struct.vpnr/db.vpnr	1888	1920	64
SC3		industry1.vpnr	2271	2594	814
SC3a		industry1a.vpnr	2271	2479	580
SC4	primary2.yal/sclib.yal	primary2.vpnr/sclib.db	2907	3029	10
SC5		biomed.vpnr/db.vpnr	6417	5766	97
SC6		industry2.vpnr	12142	13915	495
SC7		industry3.vpnr	15059	21966	375

Notes:

Please treat ALL benchmarks as 'PRIMARY' - they are all of equal importance and cover a wide spectrum of circuit sizes.

Plot magnifications will be specified at a later time.

Benchmarks SC0, SC2, SC5, SC6, and SC7 use SCMOS MOSIS rules. The width of the P/G rails in the cells is 6 microns.

Here are SCMOS rules:

```
metal_1 wire width      : w1 = 3
metal_1 wire-wire spacing : s1 = 3
metal_2 wire width      : w2 = 3
metal_2 wire-wire spacing : s2 = 4
via size                 : svia = 2
via surrounding          : vsur = 1
```

Benchmarks SC1 and SC4 use design rules specified in sclib.yal. See the beginning of the 'sclib.yal', even if you are using 'sclib.db'. The width of the P/G rails in the cells is 8 microns.

Benchmark SC3 uses the following design rules:

w1 = s1 = s2 = svia = 2 microns

w2 = 2.8 microns

vsur1 = 1 micron

vsur2 = 0.4 micron

Due to the specifics of the cells used in SC3, only VPNR description is available.

Unless specified otherwise, all signal ports in all cells are on METAL2 layer, and all power/ground ports are on METAL1.

SC0: This benchmark was used in the Physical Design Workshop 1989. It is also used in the ISCAS'89 Sequential Testability Benchmarks.

SC1: This is the old 'Primary1' benchmark from Physical Design Workshop '87 and Workshop on Placement & Routing 1988.

SC2: This circuit contains a fair amount of repetitive subcircuits.

SC3: Benchmark 'industry1' contains 115 'pass-through' signals that occur only at the pins but do not connect to any cell. If your software cannot handle such nets, please use 'industry1a' which is the same circuit, but with the 'pass-through' I/Os removed.

The cells used in SC3 differ significantly from the other cells.

The signal ports are actually metal1/metal2 vias; metal 2 can route anywhere over the cells, metal1 is forbidden over the cells.

Please route this benchmark with metal2 running vertically and metal1 running horizontally (parallel to the cell rows).

SC4: This is the old 'Primary2' benchmark from Physical Design Workshop '87 and Workshop on Placement & Routing 1988.

SC5: This circuit contains a number of buses, hence it has fewer nets than cells.

SC0 and SC5: These benchmarks can be routed with or without the scan chain.

The scan chain is not connected in the benchmark files; your software is free to connect it in any manner that will be suitable. The only cell that goes into the scan chain is 'dsr2s', and the scan_in input is the second terminal of this cell. If your software cannot handle automatic scan chaining, please leave this input unconnected and make a note of it when presenting the benchmark results.

ประวัติผู้เขียน

นายอภิชาติ วสุธาพิทักษ์ เกิดเมื่อวันที่ 1 มิถุนายน 2517 สำเร็จมัธยมศึกษาจาก
โรงเรียน บดินทรเดชา (สิงห์ สิงหเสนี) สำเร็จวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (ไฟฟ้า)
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ พ.ศ. 2539 ปัจจุบันทำงานที่ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยหัวเฉียวเฉลิมพระเกียรติ