KKU Res. J. 2013; 18(3): 419-434
http : //resjournal.kku.ac.th

การประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมแบบวิวัฒนาการคำตอบ สำหรับการจัดสรรวัตถุดิบ ในการขนส่งมันสำปะหลัง แบบหลายระดับชั้น

An Application of the Differential Evolution Optimization Algorithm for Solving Raw Material Allocation Problems in Multi−Echelon Transportation.

เอกชัย คุปตาวาทิน[1] และ ระพีพันธ์ ปิตาคะโส[1]*
Aekachai Khuptawatin[1] and Rapeepan Pitakaso[1]*

[1] *สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี*
[*] *Correspondent author : Akekachai_mc@hotmail.com*

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบผลของอัลกอริทึ่ม ในการแก้ปัญหาการจัดสรรวัตถุดิบ ในการขนส่งมันสำปะหลัง แบบหลายระดับชั้น ระหว่าง การสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์แล้วแก้ปัญหาด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 และการประยุกต์ใช้ วิธีการหาค่าที่เหมาะสมแบบวิวัฒนาการคำตอบ(Differential Evolution: DE) โดยขั้นตอนการวิจัยมีสองขั้นตอนคือ 1) การเปรียบเทียบผลคำตอบในด้านเศรษฐศาสตร์ และ 2) ระยะเวลาในการคำนวณหาคำตอบที่น้อยที่สุด ในการทดสอบอัลกอริทึ่มที่นำเสนอ จะทำการทดสอบกับปัญหาที่ผู้วิจัยทำการจำลองสถานการณ์ขึ้น เพื่อใช้ในการวิจัยทั้งสิ้น 5 กรณีศึกษา จากผลการทดลองพบว่า วิธีการหาคำตอบของ DE แย่กว่าคำตอบที่ได้จากโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 เฉลี่ย 0.281 % แต่ใช้ระยะเวลาในการหาคำตอบที่เร็วกว่าเฉลี่ย 85.4 นาที เมื่อเทียบกับผลที่ได้จากโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11

Abstract

The purpose of this compares the effects of algorithm for solving allocation problem in cassava transportation. Formulate the mathematical model analysis is computed by Lingo V.11 and Differential Evolution (DE) application. Two stages of conducting this research are 1) comparing stage, which compares the efficiency of the two employed applications according to accuracy economic, and 2) comparing stage, which compares the minimum computation time. The test to the proposed algorithm is tested with a simulation study to be in this research all five case studies. The results show that DE generates 0.281% worse than that of Lingo V.11 while using 85.4 minutes faster computational time than that of Lingo V.11.

คำสำคัญ : ปัญหาการจัดสรรงาน, วิธีการวิวัฒนาการคำตอบ
Keywords: Allocation Problem, Differential Evolution

1. บทนำ

การจัดการด้านโลจิสติกส์ ถือได้ว่าเป็นสิ่งที่จำเป็นอย่างมากในอุตสาหกรรมต่างๆในปัจจุบันไม่ว่าจะเป็นด้านการจัดการขององค์กร การจัดการด้านการขนส่ง การคงคลังวัตถุดิบ กระจายสินค้า หรือการจัดสรรทรัพยากร ในการวิจัยในครั้งนี้จะกล่าวถึงปัญหาการจัดสรรทรัพยากร ซึ่งมีนักวิจัยหลายท่านให้ความสนใจ Zvi Drezner และ คณะ (1) ได้ทำการกำหนดรูปแบบในการหาที่ตั้งและการจัดสรรของการกระจายสินค้าเพื่อลดต้นทุนด้านการขนส่งและต้นทุนต่ำสุดของการกระจายสินค้าสู่ลูกค้าโดยการกำหนดรูปแบบที่สนใจลงไปในการแก้ปัญหาคือรูปแบบของการกระจายสินค้าบนเส้นของความต้องการของลูกค้า เช่นเดียวกับ Jeng-Fung Chen (2) ที่ได้ประยุกต์ใช้วิธีการผสมผสานการแก้ไขปัญหา การหาที่ตั้งและการกระจายสินค้า ของจุดกระจายสินค้าคือวิธี Simulated Annealing (SA) และ TS สามารถให้ผลของคำตอบที่ดีเมื่อปัญหามีขนาดเล็กซึ่งจะให้คุณภาพของคำตอบดีกว่าการใช้วิธีการหาคำตอบในกรณีที่ใช้ Simulated Annealing (SA) และ อัลกอริทึ่มพันธุกรรม (Genetic Algorithm, GA) ในการหาคำตอบ หลังจากนั้น Martin Bischoff และคณะ (3) ได้เสนอวิธีการแก้ปัญหาการที่ตั้งและจัดสรรของสถานที่ ซึ่งมีอุปสรรคหลายอุปสรรค โดยหาสถานที่ตั้งใหม่จากการพิจารณาสถานที่ตั้งเดิมเพื่อใช้ในการกระจาย การจัดสรรพบว่า ถ้าเป็นปัญหาในการหาที่ตั้งแบบเดี่ยว วิธีการที่เหมาะสมและให้คำตอบที่ดีในการจัดสรรทรัพยากรคือรูปแบบของการมอบหมายงานแบบหนึ่งต่อหนึ่ง แต่หากในการหาที่ตั้งนั้นมีอุปสรรค ประสิทธิภาพในการจัดสรรก็จะไม่ดี ดังนั้นควรมีการพัฒนาอัลกอลิทึ่ม GA ขึ้นมาเพื่อใช้ในการแก้ปัญหาในกรณีที่มีการหาสถานที่ตั้งหลายสถานที่ หลายอุปสรรค โดยผลปรากฏว่า อัลกอลิทึ่มที่พัฒนาขึ้นสามารถให้คำตอบที่ดีทั้งเรื่องของเวลาในการทดสอบและผลของคำตอบ โดยสามารถใช้ในการแก้ปัญหาของตัวเลขที่มีความหลากหลาย รวมไปถึงผลของฮิวริสติกที่มีประสิทธิภาพ ในการหาคำตอบของปัญหาเอ็นพีฮาร์ด จากการศึกษางานวิจัยข้างต้น ปัญหาการจัดสรรทรัพยากร นับเป็นปัญหาที่มีความสำคัญเป็นอย่างมาก หากสามารถจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่ได้อย่างคุ้มค่า ย่อมส่งผลดีต่อผู้ที่เกี่ยวข้อง

จากการลงสำรวจพื้นที่ตัวอย่างแห่งหนึ่ง เกี่ยวกับการขนส่งวัตถุดิบมันสำปะหลัง พบว่า ลักษณะของการนำผลผลิตไปขายให้กับลานมัน และโรงงานแป้งมันของเกษตรกรนั้น จะเป็นการเหมาซื้อของพ่อค้าคนกลางเป็นส่วนใหญ่ จากการสอบถามพ่อค้าคนกลางรายหนึ่งได้ให้ข้อมูลว่าการนำวัตถุดิบไปขายนั้นแต่ละรายก็จะมีลานมัน และโรงงานแป้งมันที่ทำข้อตกลงกัน ที่เกี่ยวข้องกับราคาการรับซื้อ คุณภาพของวัตถุดิบ ในส่วนของลานมันเอง เมื่อรับซื้อเต็มความจุแล้วก็ต้องส่งต่อไปยังโรงงานแป้งมัน เพื่อรอรับการซื้อวัตถุดิบใหม่ จะพบว่าเกษตรกรจะมีผลกำไรที่ค่อนข้างไม่แน่นอน เนื่องจากผลผลิตที่ขายไปอาจจะมีคุณภาพที่ดีกว่าราคาที่เหมาซื้อของพ่อค้าคนกลาง ดังนั้นหากสามารถหาวิธีการที่เกษตรกรเลือกที่จะจัดสรรวัตถุดิบให้กับลานมันและโรงงานแป้งมันแล้วทำให้เกษตรกรได้กำไรสูงสุดนั้นย่อมเป็นสิ่งที่ดี รวมไปถึงลานมัน และโรงงานแป้งมันก็จะได้วัตถุดิบตามที่สามารถรับซื้อได้ จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวกับการจัดสรรทรัพยากร พบว่า วิธีที่ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดคือ วิธีเจเนติก อัลกอลิทึ่ม (Genetic Algorithm Method) แต่วิธีนี้ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของขนาดของการแก้ปัญหา หากเป็นปัญหาขนาดเล็กจะค่อนข้างใช้เวลาในการหาคำตอบที่สั้น แต่หากปัญหาขนาดใหญ่มากและซับซ้อนก็จะใช้เวลาในการค้นหาคำตอบค่อนข้างนาน จึงได้มีนักวิจัยหลายท่านทำการศึกษาแล้วพบว่า มีอัลกอลิทึ่มตัวหนึ่งที่นักวิจัยได้พัฒนา การแก้ปัญหามาจากหลักการของ GA นั่นก็คือ วิธี Differential Evolution (DE) ซึ่งจากการทบทวนวรรณกรรมทำให้ทราบซึ่งข้อดีของวิธีการ DE ทั้งในด้านประสิทธิภาพของการค้นหาคำตอบที่ดี และระยะเวลาในการหาคำตอบที่ค่อนข้างน้อย ดังนั้นการวิจัยในครั้งนี้ผู้วิจัยจึงนำหลักการของวิธี DEมาใช้ในการจัดสรรวัตถุดิบมันสำปะหลัง กับข้อมูลที่ผู้วิจัยทำการสร้างขึ้นเพื่อเป็นกรณีศึกษา โดยทำการศึกษาและจำลองรูปแบบการขนส่งวัตถุดิบของ กลุ่มเกษตรกรผู้ปลูกมันสำปะหลัง ลานมัน และโรงงานแป้งมัน ตามลำดับ เพื่อ

ให้เกิดการจัดสรรวัตถุดิบที่เหมาะสม และก่อให้เกิด กำไรจากการจัดสรรวัตถุดิบที่สูงสุดให้กับเกษตรกรผู้ปลูกมันสำปะหลัง ซึ่งมีวิธีการหาคำตอบสองวิธี คือการสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์ในการแก้ปัญหาโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 ในการประมวลผลคำตอบ และการนำเอาวิธี DE มาประยุกต์ในการแก้ปัญหา และเพื่อเป็นการยืนยันประสิทธิภาพของอัลกอลิทึ่มที่ออกแบบ

2. ทฤษฎี และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีในการค้นหาคำตอบด้วยวิธี Differential Evolution

ขั้นตอนและหลักการในการค้นหาคำตอบด้วยวิธี DE ที่เสนอโดย Price และ Storn (4) กรอบทฤษฎีของ DE เป็นรูปแบบง่ายๆ Bin และคณะ (5) ได้อธิบายว่าจากข้อได้เปรียบของความสัมพันธ์ของตัวแปรควบคุมนั้นค่อนข้างน้อย แต่การทำงานก็ยังมีประสิทธิภาพดีอยู่ การวิวัฒนาการถูกประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายและมีการแสดงจุดแข็งในหลายพื้นที่ที่มีการประยุกต์ใช้ การวิวัฒนาการของประชากรจะถูกดำเนินการโดยผ่านวิธีการทำซ้ำของ 3 ผู้ประกอบการหลักซึ่งก็คือ การกลายพันธุ์ ขั้นตอนทางพันธุกรรมแบบครอสโอเวอร์ และการคัดเลือก ด้วยกระบวนการทำงานในการวิวัฒนาการแบบคลาสสิค Price และคณะ (6) มีขั้นตอนและหลักการเช่นเดียวกันกับระเบียบวิธีวิวัฒนาการ แบ่งเป็นลำดับขั้นตอนที่สำคัญได้ดังนี้

1. Initial population คือขั้นตอนการสุ่มเลือกจำนวนประชากรตั้งต้นภายใต้ขอบเขต ข้อจำกัดจำนวนหนึ่งซึ่งสามารถกำหนดได้ หรือค่า *NP*: Number of Population เป็น Decision Vector กลุ่มหนึ่งนำมาคำนวณหาค่าคำตอบ เรียกว่า Cost Value หรือ Fitness Value หรือ Function Value ในความหมายเดียวกัน

2. Mutation คือ ขั้นตอนการคูณตัวแปรตัดสินใจด้วยปัจจัยตัวคูณ เรียกว่า Weighting Factor: *F* หรือ เรียกว่า Mutation Factor: *F* อีกชื่อหนึ่งเช่นกันเพื่อจุดประสงค์ของการผ่าเหล่า กลายพันธุ์ให้ได้คำตอบใหม่ที่แปลกแตกต่างไปจากกลุ่มจำนวนประชากรในข้อแรก มีขั้นตอนย่อย ดังนี้

2.1 ทำการกำหนด Target Vector ($X_{i,G}$) โดยที่ $i = 1,2,3, \ldots, NP$

2.2 สุ่มเลือกจำนวน 3 Vector ($X_{r1,G}$, $X_{r2,G}$, $X_{r3,G}$) จากประชากรตั้งต้นที่ไม่ซ้ำกับ Target Vector

2.3 ทำการคำนวณหา Mutant Vector ($V_{i,G+1}$) จากความสัมพันธ์

$$V_{i,G+1} = X_{r1,G} + F(X_{r2,G} - X_{r3,G}) \quad (1)$$

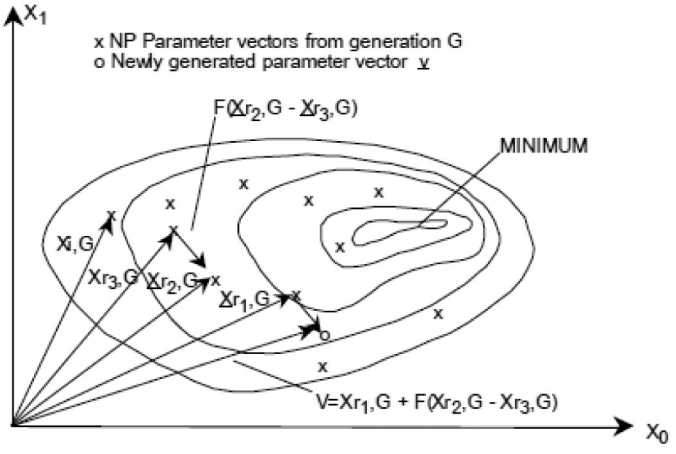
เมื่อ $X_{r1,G}$ = Target Vector

$V_{i,G+1}$ = Mutant Vector

$X_{r1,G}$, $X_{r2,G}$, $X_{r3,G}$ = Random Vector

F = Weighting Factor

ซึ่งลักษณะการค้นหา Mutant Vector ของฟังก์ชัน 2 ตัวแปรสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1. แสดงการค้นหา Mutant Vector ของฟังก์ชัน 2 ตัวแปร
(ที่มา: Price และ Storn, 1997)

3. Crossover หรือ Recombination คือขั้นตอนการประสมสายพันธุ์ อันจะได้ทั้งสายพันธุ์ใหม่ของคำตอบที่ดีกว่าและแย่กว่าออกมาอย่างหลากหลาย เพื่อเฟ้นหาสายพันธุ์จากตัวแปรตัดสินใจใหม่ๆ ซึ่งจะได้ Trial Vector ($U_{i,G+1}$) โดยแสดงในรูปที่ 2
เมื่อ

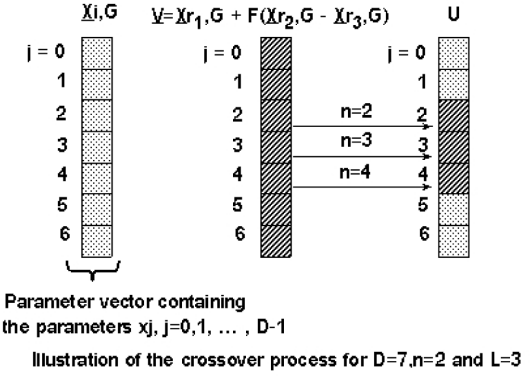
$$U_{ji,G+1} = (U_{1i,G+1}, U_{2i,G+1}, \dots, U_{Di,G+1}) \quad (2)$$

และ

$$V_{ji,G+1} \text{ if } (\text{randb}(j) \le CR) \text{ or } j = rnbr(i)$$
$$X_{ji,G+1} \text{ if } (\text{randb}(j) > CR) \text{ or } j \ne rnbr(i) \quad (3)$$

เมื่อ

$U_{ji,G+1}$ = Trial Vector
$V_{ji,G+1}$ = Mutant Vector
$X_{ji,G+1}$ = Target Vector
randb(j) = การสุ่ม จำนวนจริงมีค่า 0 ถึง 1 ครั้งที่ *j*
CR = Crossover Constant จำนวนจริงมีค่า 0 ถึง 1
rnbr(i) = Index จากการสุ่มเลือก จำนวนเต็ม *1,2, … ,D* และ *j = 1,2, … ,D*

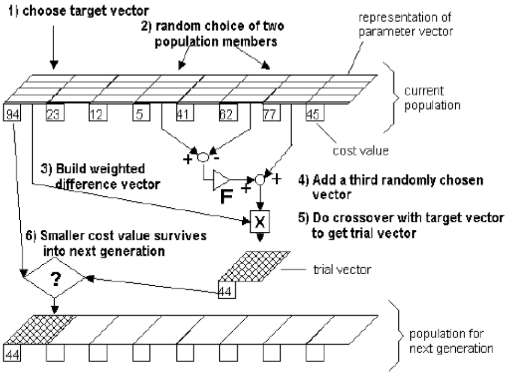


รูปที่ 2. แสดงการ Crossover ของ Target Vector และ Mutant Vector ที่มีค่า D=7
(ที่มา: Price และ Storn, 1997)

4. Selection คือขั้นตอนการคัดเลือกประชากรในรุ่นต่อไป (G+1) โดยคัดเลือกเอาแต่เฉพาะ คำตอบที่ดีกว่า โดยการเปรียบเทียบ Function Value หรือ Cost Value ของ Trial Vector กับ Target Vector ในกรณีที่ค่า Function Value ของ Trial Vector ดีกว่า Target Vector จะถูกแทนที่ด้วย Trial Vector ในรุ่นต่อไป

5. Evaluation & Re-Generation ดำเนินการซ้ำจากข้อ 2. ถึง ข้อ 4. โดยเปลี่ยน Target Vector จนถึง $i = NP$

6. Reach Convergence Tolerance นำ Target Vector ที่ได้จากข้อ 4. มาทำซ้ำขั้นตอนทั้งหมดจนครบตามความต้องการ โดยสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3



รูปที่ 3. แสดงกระบวนการหาค่าความเหมาะสมโดยวิธี Differential Evolution จากขั้นที่ 1 ถึง 4
(ที่มา: Price และ Storn, 1997)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิธี วิวัฒนาการคำตอบเพื่อแก้ปัญหาทางวิศวกรรม

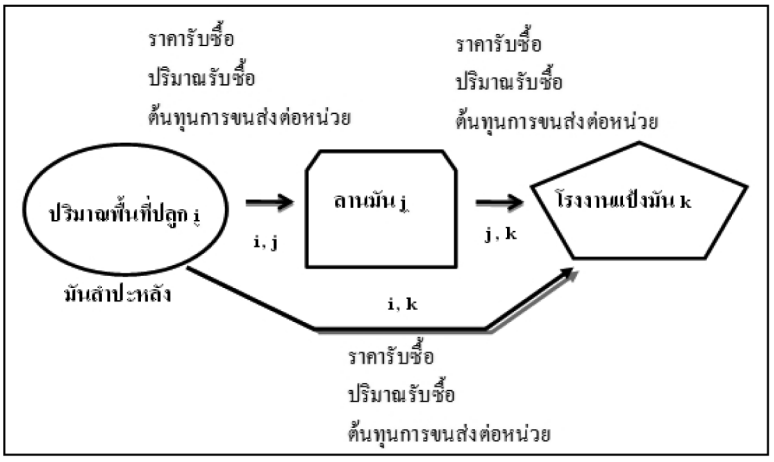
Jarmo และคณะ (7) นำเสนอว่า วิธีการเพิ่มประสิทธิภาพการวิวัฒนาการอีกมากที่มีช่องว่างในการค้นหาอย่างต่อเนื่อง DE เพิ่งได้รับการประสบความสำเร็จนำไปใช้กับโลกแห่งความจริง เกี่ยวกับปัญหาการเพิ่มประสิทธิภาพ และยังเสนอให้ใช้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม แต่ DE ยังไม่ได้รับการศึกษาทั่วถึงในบริบทของโครงข่ายประสาทเทียม เช่นน้ำหนัก ประโยชน์ของ DE สามารถหาค่าคำตอบที่ดีที่สุดได้ เมื่อเทียบกับความเร็วในการหาคำตอบ โดยได้ทำการศึกษา เปรียบเทียบวิธี DE กับวิธี Gradient Based Methods พบว่า DE มีแนวโน้มที่ดีและให้ผลของคำตอบที่เหมาะสม เช่นเดียวกับ Lopez Cruz และคณะ (8) ที่นำเสนอประสิทธิภาพของ DE กรณีที่มีปัญหาการควบคุมที่เหมาะสมหลายรูปแบบ โดยได้อธิบายว่ามีวิธีการมากมายในการแก้ปัญหาการควบคุมที่เหมาะสมไม่ว่าจะโดยตรงหรือโดยอ้อม อาศัยข้อมูลไล่ระดับ ก็อาจมีโอกาสที่จะเข้าหาพื้นที่ ที่เหมาะสม วิธีการเพิ่มประสิทธิภาพที่นิยมเช่น Evolutionary Algorithms จากการศึกษาพบว่าผลของการใช้ Evolutionary Algorithms, Differential Evolution Algorithms และ GA DEA จะมีความโดดเด่นในแง่ของประสิทธิภาพเมื่อเทียบกับ GA และมีค่าที่ต่างจากวิธี EA อาจเป็นเพราะว่า พารามิเตอร์ใน DE โดยมีพารามิเตอร์คือ ขนาดของประชากร,ครอสโอเวอร์คงที่ และแปรผันค่าสัมประสิทธิ์ ซึ่งการเลือก ขนาดของประชากร มีบทบาทสำคัญในการแก้ปัญหาการควบคุมที่เหมาะสม การเลือกขนาดของประชากรที่มีขนาดเล็ก เปรียบเสมือนโอกาสที่จะได้ค่าของคำตอบ Global Solution จะมีโอกาสที่น้อยตาม แต่ถ้าหากเพิ่มขนาดประชากรก็เหมือนการเพิ่มโอกาสที่ได้ Global Solution ซึ่งถ้าเปรียบเทียบระยะเวลาคำนวณอัลกอลิทึ่มที่มีประสิทธิภาพที่ดีด้านเวลาก็คือ DE นั่นเอง ต่อมา Dervis และ Selcuk (9) ได้อธิบายว่า DEA เป็นหนึ่งในวิธีการ EA ซึ่งเป็นหนึ่งในขั้นตอนวิธีการวิวัฒนาการที่เป็นเทคนิคใหม่ในการเพิ่มประสิทธิภาพความสามารถในการจัดการที่เป็นลักษณะของปัญหา Non-Differentiable, Non-Linear and Multimodal Objective Functions เนื่องจาก DE ต้องใช้เวลาในการทำงานเมื่อมีขนาดของปัญหาขนาดใหญ่ที่ซับซ้อน เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป้าหมาย ในการศึกษาแบบจำลองของ De Jong ก็พบว่าความเร็วในการบรรจบกันของ DE มีนัยสำคัญที่ ดีกว่า GA ดังนั้นอัลกอริทึ่ม DE น่าจะเป็นวิธีการที่มีแนวโน้มในการแก้ปัญหาและช่วยเพิ่มประสิทธิภาพทางด้านวิศวกรรม ซึ่งทำให้ Liu และ Lampinen (10) ได้ทำการปรับปรุงวิธี DE โดยการปรับค่าฟัซซี่ Fuzzy Adaptive Differential Evolution Algorithm ซึ่งทำการปรับค่า F และ CR วิธีการนี้จะปรับตัวแปรควบคุมการกลายพันธุ์และครอสโอเวอร์พารามิเตอร์การควบคุม การใช้ตรรกะวิธีการควบคุมฟัซซี่ พารามิเตอร์ของ FADE ตอบสนองต่อข้อมูลประชากรของคือ เวกเตอร์พารามิเตอร์ฟังก์ชั่นซึ่งช่วยให้ DE หาคำตอบได้เร็วขึ้น ค่า F และ CR ที่ปรับใหม่สามารถให้คำตอบที่ดีกว่า DE แบบเดิม เช่นเดียวกับ Omran (11) ที่ทำการ

ปรับเปลี่ยนค่า F ในสูตรการกลายพันธุ์ (Mutation) ของ DE ในการทดสอบกับกรณีศึกษา และ Dexuan zou และคณะ (12) ได้ทำการพัฒนาวิธีการ DE โดยทำการปรับปรุง 2 ส่วนที่สำคัญของพารามิเตอร์ในขั้นตอนของ DE คือ ขนาดของปัจจัย และค่าของ Crossover Rate (CR) โดยใช้วิธีที่เรียกว่า Improve Differential Evolution โดยให้ค่าของ Scale Factor สามารถปรับค่าได้และค่าของ CR มีการเปลี่ยนค่าเป็นลักษณะเป็นขั้นๆ โดยได้เอาตัวอย่างของปัญหามาเปรียบเทียบคำตอบกับวิธี DE สองวิธีได้แก่ Opposition-Based Differential Evolution และ Adaptive Differential Evolution (ADE) ผลปรากฏว่า IDE ที่พัฒนาขึ้นให้คำตอบดีกว่าทั้งสองวิธี ไม่ว่าจะเป็นลักษณะการลดต้นทุนและประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นในระบบ Qin (13) ใช้วิธีที่เรียกว่า Self-Adaptive Differential Evolution Algorithm For Numerical Optimization (SADE) ทำการปรับปรุงปัจจัยควบคุม F และ CR ไม่จำเป็นต้องกำหนดไว้ล่วงหน้า ในระหว่างการวิวัฒนาการพารามิเตอร์ที่จะค่อยๆปรับตัวเองตามประสบการณ์การเรียนรู้ ประสิทธิภาพการทำงานของ SADE มีรายงานเกี่ยวกับชุดของฟังก์ชั่น 25 มาตรฐาน ในกรณีของ CEC 2005 โดยใช้ค่าพารามิเตอร์จริง จากประสิทธิภาพที่ดีของ DE ทำให้ Chakraborty (14) คิดวิธีการใหม่ในการกลายพันธ์ของ DE โดยหาการจำลองรูปแบบของ DE สองแบบ เพื่อทดสอบการกลายพันธุ์ของ 3 Vector การนำเสนอนี้จะถูกแสดงให้เห็นว่านัยสำคัญทางสถิติที่ดีขึ้นกว่า 3 ปัจจัย สายพันธุ์ที่นิยมใน DE โดยใช้หกฟังก์ชั่นการทดสอบ เพื่อหามาตรการประสิทธิภาพ เช่น วิธีการแก้ปัญหาที่มีคุณภาพ, เวลาที่แก้ปัญหา, ความถี่ในการแก้ปัญหาและขนาดของการแก้ปัญหา ซึ่งในงานวิจัยของ Shaheen และคณะ(15) ก็เช่นเดียวกัน ที่เสนอวิธีการใหม่บนเงื่อนไขของวิธีการของ DE เพื่อหาตำแหน่งที่เหมาะสมและการตั้งค่าของพารามิเตอร์ของตัวควบคุมการไหล Unified Power Flow Controlle (UPFC) สำหรับการเพิ่มประสิทธิภาพของความปลอดภัยภายใต้กรณี หากเกิดเหตุฉุกเฉินในเส้นทางการไหล โดยเริ่มจากการวิเคราะห์เรื่องฉุกเฉินและการจัดอันดับกระบวนการที่อาจเกิดเหตุฉุกเฉิน เพื่อกำหนดเส้นฉุกเฉินในระบบโดยพิจารณาเรื่องของการรับภาระโหลดเกินที่เส้นเหล่านั้นรับได้ ต่อมานำหลักการของ DE มาประยุกต์เพื่อหาตำแหน่งและการตั้งค่าพารามิเตอร์ โดยการจำลองกับระบบกำลัง IEEE 14-bus และ IEEE 30-bus พบว่าวิธีการที่นำมาแก้ปัญหาโดยใช้ DE สามารถให้ค่าคำตอบที่เหมาะสม ตำแหน่งที่จะเกิดการรับภาระโหลดเกิน และการไหลของไฟฟ้าต่ำสุดได้เมื่อนำมาทดสอบอย่างมีนัยสำคัญ ในปัญหาของการแก้ปัญหาการมอบหมายงาน

3. ระเบียบวิธีวิจัย

3.1 ข้อมูลในการวิจัย

ผู้วิจัยได้จำลองสถานการณ์การขนส่งมันสำปะหลังและได้สร้างเป็นกรอบแนวความคิดของการวิจัย โดยข้อมูลที่ใช้ในการจำลองสถานการณ์เป็นข้อมูลที่ได้จากการศึกษาข้อมูลจริงบางส่วนในปัจจุบันของการขนส่งมันสำปะหลังในจังหวัดแห่งหนึ่ง ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ของประเทศไทย และอีกส่วนหนึ่งเป็นข้อมูลที่ผู้วิจัยทำการจำลองขึ้นมาเพื่อใช้ในการทดลอง ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลด้าน ต้นทุนการขนส่งวัตถุดิบ ราคารับซื้อของลานมัน และโรงงานแป้งมันเพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอลิทึ่ม DE ที่ออกแบบขึ้นมา โดยกรอบแนวคิดด้านการวิจัยสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4 และในส่วนของกรณีในการนำมาทดสอบมีการจำลองสถานการณ์ที่แตกต่างกันไม่ว่าจะเป็นขนาดของปัญหา จำนวนกลุ่มเกษตรกร ลานมัน โรงงานแป้งมัน สามารถแสดงดังตารางที่ 1



รูปที่ 4. กรอบแนวคิดในการวิจัยการส่งมันสำปะหลังไปยังลานมันและโรงงานแป้งมันสำปะหลัง

ตารางที่ 1. แสดงจำนวน กลุ่มเกษตรกร ลานมัน และโรงงานแป้งมัน ในแต่ละกรณีศึกษา

กรณีศึกษา	กลุ่มเกษตรกร (กลุ่ม)	ลานมัน (ลาน)	โรงงานแป้งมัน (โรงงาน)
Case 1	99	12	4
Case 2	200	24	8
Case 3	800	36	12
Case 4	800	36	36
Case 5	800	72	36

3.2 ตัวแบบทางคณิตศาสตร์

ตัวแบบทางคณิตศาสตร์ ประกอบไปด้วยฟังก์ชั่นเป้าหมายและเงื่อนไขต่างๆ และครอบคลุมไปถึงนิยามของดัชนีที่ใช้ ตัวแปรต่างๆสมมติฐานที่เกี่ยวข้องพร้อมทั้งคำอธิบายในแต่ละเงื่อนไข เพื่อให้เข้าใจถึงลักษณะของระบบการขนส่งมันสำปะหลังของกลุ่มเกษตร ซึ่งจะทำให้สามารถนำตัวแบบที่ได้นี้ไปประยุกต์ใช้ในการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อหาคำตอบได้ต่อไป

3.2.1 ดัชนี

i = จำนวนกลุ่มเกษตร i

j = ลานมันรับซื้อ j

k = โรงงานแป้งมัน k

3.2.2 ตัวแปรตัดสินใจ

$X_{i,j}$ = จำนวนวัตถุดิบมันสำปะหลังที่ขนส่งจากกลุ่มเกษตรกร i ไปลานมัน j

$Y_{i,k}$ = จำนวนวัตถุดิบมันสำปะหลังที่ขนส่งจากกลุ่มเกษตรกร i ไปโรงงานแป้งมัน k

$G_{j,k}$ = จำนวนวัตถุดิบมันสำปะหลังที่ขนส่งจากลานมัน j ไปโรงงานแป้งมัน k

$B_{i,j}$ = 1 เมื่อมีการขนส่งวัตถุดิบจากแหล่งวัตถุดิบ i ไปยังลานมันรับซื้อ j

0 เมื่อเป็นกรณีอื่นๆ

$F_{i,k}$ = 1 เมื่อมีการขนส่งวัตถุดิบจากแหล่งวัตถุดิบ i ไปยังโรงงานแป้งมัน k

0 เมื่อเป็นกรณีอื่นๆ

$L_{j,k}$ = 1 เมื่อมีการขนส่งวัตถุดิบจากลานมันรับซื้อ j ไปยังโรงงานแป้งมัน k

0 เมื่อเป็นกรณีอื่นๆ

3.2.3 พารามิเตอร์

M_j = ราคารับซื้อวัตถุดิบต่อหน่วยที่ลานมัน j

N_k = ราคารับซื้อวัตถุดิบต่อหน่วยที่โรงงานแป้งมัน k

S_i = จำนวนวัตถุดิบที่กลุ่มเกษตรกร i ผลิตได้

C_j = จำนวนวัตถุดิบที่ลานมันรับซื้อ j รับซื้อได้สูงสุด

P_k = จำนวนวัตถุดิบที่โรงงานแป้งมัน k รับซื้อได้สูงสุด

$D_{i,j}$ = ต้นทุนต่อหน่วยในการขนวัตถุดิบจากแหล่งวัตถุดิบ i ไปยังลานมันรับซื้อ j

$W_{i,k}$ = ต้นทุนต่อหน่วยในการขนวัตถุดิบจากแหล่งวัตถุดิบ i ไปยังโรงงานแป้งมัน k

$R_{j,k}$ = ต้นทุนต่อหน่วยในการขนวัตถุดิบจากลานมันรับซื้อ j ไปยังโรงงานแป้งมัน k

3.2.4 สมการเป้าหมาย (Objectives)

$$\textbf{Maximize} = \left(\sum_{j=1}^{J}\sum_{i=1}^{I} M_j X_{ij} B_{ij}\right) + \left(\sum_{k=1}^{K}\sum_{i=1}^{I} N_k Y_{ik} F_{ik}\right) + \left(\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{J} [(N)_k - M_j) G_{jk} L_{jk}\right) - \left[\left(\sum_{j=1}^{J}\sum_{i=1}^{I} X_{ij} B_{ij} D_{ij}\right) + \left(\sum_{k=1}^{K}\sum_{i=1}^{I} Y_{ik} F_{ik} W_{ik}\right) + \left(\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=1}^{J} G_{jk} L_{jk} R_{jk}\right)\right] \quad (3.1)$$

3.5.5 สมการขอบข่าย (Constraints)

Subject to;

$$\sum_{j=1}^{J} X_{ij} + \sum_{k=1}^{K} Y_{ik} = S_i \qquad \forall i \qquad (3.2)$$

$$\sum_{i=1}^{I} X_{ij} \leq C_j \qquad \forall j \qquad (3.3)$$

$$\sum_{i=1}^{I} Y_{ik} + \sum_{j=1}^{J} G_{jk} \leq P_k \qquad \forall k \qquad (3.4)$$

$$\sum_{j=1}^{J} B_{ij} + \sum_{k=1}^{k} F_{ik} = 1 \qquad \forall i \qquad (3.5)$$

$$\sum \quad = \sum \qquad \forall j \qquad (3.6)$$

$$\sum_{j=1}^{J} L_{jk} = 1 \qquad \forall j \qquad (3.7)$$

$$B_{ij} = \{0,1\} \qquad \forall i,j \qquad (3.8)$$

$$F_{ik} = \{0,1\} \qquad \forall i,k \qquad (3.9)$$

$$F_{ik} = \{0,1\} \qquad \forall i,k \qquad (3.9)$$

$$L_{jk} = \{0,1\} \qquad \forall j,k \qquad (3.10)$$

$$X_{ij} \geq 0 \qquad \forall i,j \qquad (3.11)$$

$$Y_{ik} \geq 0 \qquad \forall i,k \qquad (3.12)$$

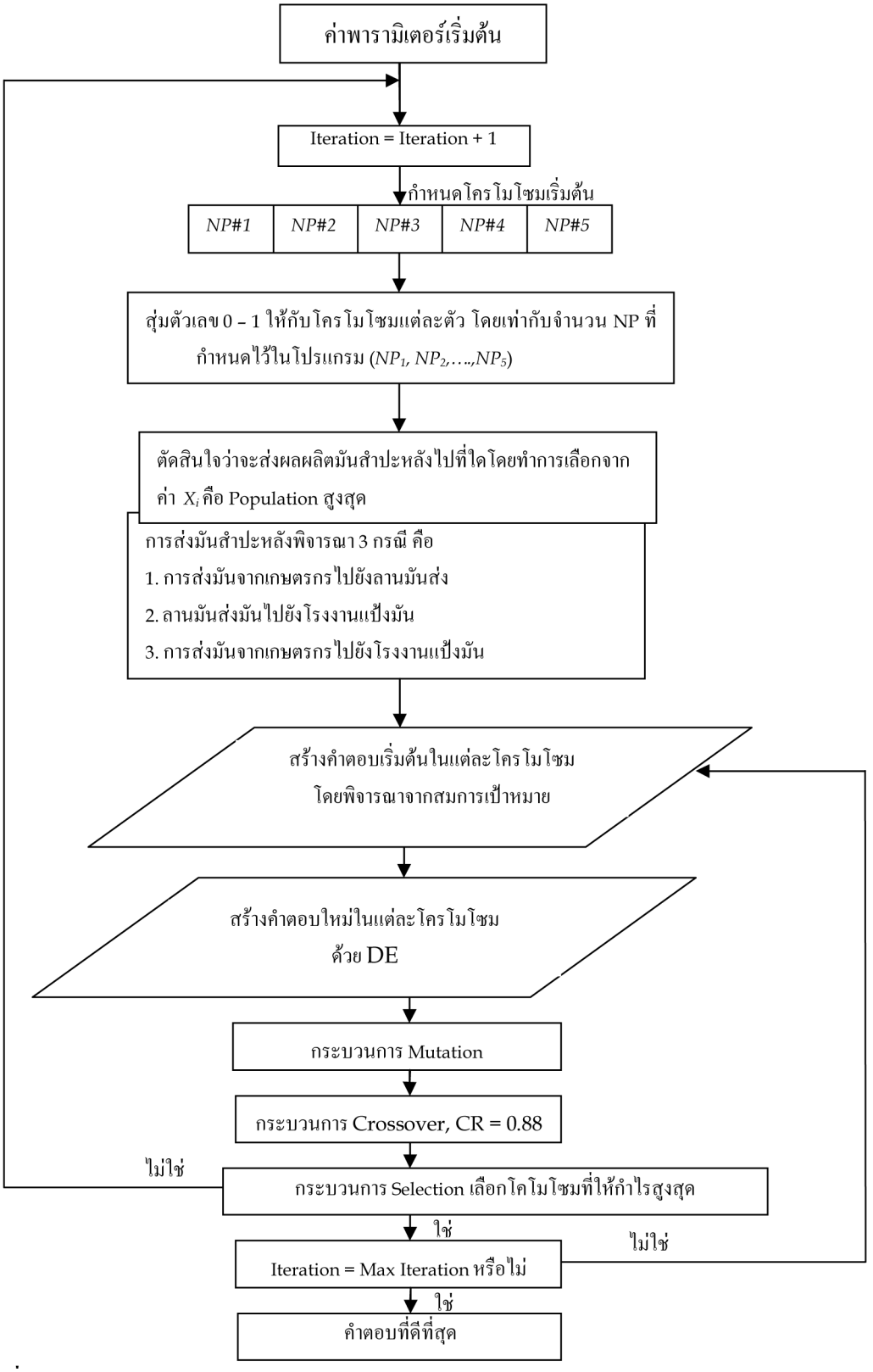
$$G_{jk} \geq 0 \qquad \forall j,k \qquad (3.13)$$

สมการเป้าหมายประกอบด้วย 6 พจน์ (3.1) คือ พจน์ที่ (1) เป็นสมการต้นทุนของการรับซื้อมันสำปะหลังของลานมัน พจน์ที่ (2) และพจน์ที่ (3) สมการต้นทุนของการรับซื้อมันสำปะหลังของโรงงานแป้งมัน พจน์ที่ (4) เป็นสมการต้นทุนการขนส่งวัตถุดิบต่อหน่วยของเกษตรกรไปยังลานมัน พจน์ที่ (5) เป็นสมการต้นทุนการขนส่งวัตถุดิบต่อหน่วยของเกษตรกรไปยังโรงงานแป้งมัน และพจน์ที่ (6) เป็นสมการต้นทุนการขนส่งวัตถุดิบต่อหน่วยของเกษตรกรไปยังโรงงานแป้งมัน

สมการเงื่อนไขประกอบไปด้วยสมการขอบข่ายที่ (3.2)เป็นสมการที่เป็นข้อจำกัดของปริมาณวัตถุดิบจากแหล่งปลูก i ไป j และ i ไป k จะต้องสมดุลกับปริมาณของวัตถุดิบที่มี ณ แหล่งปลูก i สมการขอบข่ายที่ (3.3) เป็นสมการที่ระบุว่าปริมาณวัตถุดิบ i จะถูกส่งไปยังลานมัน j ต้องไม่เกินความจุที่ลานมัน j รับได้ สมการขอบข่ายที่ (3.4) เป็นสมการที่ระบุว่าปริมาณวัตถุดิบ i ที่ถูกส่งไปยังโรงงานแป้งมัน k เมื่อรวมกับ ปริมาณวัตถุดิบ j ที่ส่งไปยังโรงงานแป้งมัน k ต้องไม่เกินความจุที่โรงงานแป้งมัน k รับได้ สมการขอบข่ายที่ (3.5) เป็นตัวแปรตัดสินใจในการเลือกส่งวัตถุดิบของเกษตรกร i ไปยังลานมัน j หรือโรงงาน k ได้เพียง 1 แห่งเท่านั้น สมการขอบข่ายที่ (3.6) เป็นสมการสมดุลของลานมัน j เมื่อรับปริมาณวัตถุดิบ i มาแล้วต้องส่งต่อที่โรงงาน k ให้หมดไม่มีการเก็บคงคลัง สมการขอบข่ายที่ (3.7) เป็นตัวแปรตัดสินใจในการเลือกส่งวัตถุดิบของลานมัน j สามารถเลือกส่งไปที่โรงงาน k ได้เพียง 1 แห่งเท่านั้น สมการขอบข่ายที่ (3.8, 3.9 และ 3.10) เป็นสมการแสดงตัวแปรแบบไบนารี สมการขอบข่ายที่ (3.11, 3.12 และ 3.13) เป็นสมการเงื่อนไขที่ระบุว่าค่าตัวแปรที่คำนวณได้ติดลบไม่ได้หรือเรียกว่า Non -Negativity Constraints

3.3 การประยุกต์ใช้วิธี วิวัฒนาการคำตอบ กับกรณีศึกษา

กรณีศึกษาในงานวิจัยนี้เป็นการจำลองสถานการณ์ของการจัดสรรวัตถุดิบ ในการขนส่งมันสำปะหลังแบบหลายระดับชั้น โดยค่าของพารามิเตอร์ในการวิจัยนี้ เป็นเพียงค่าที่สร้างขึ้นเพื่อใช้ในการวิจัยเปรียบเทียบผลของ วิธี Differential Evolution (DE) โดยใช้โปรแกรม Dev C++ V. 4.9.9.2 ในการประมวลผลกับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้น แล้วทำการประมวลผลด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V. 11 ซึ่งผู้วิจัยได้ออกแบบขั้นตอนในการหาคำตอบของวิธี DE ดังแสดงในรูปที่ 5

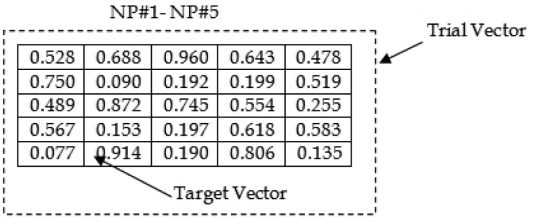


รูปที่ 5. รูปแบบการหาคำตอบเฉพาะแบบกระบวนการ Differential evolution (DE)

จากรูปที่ 5 สามารถอธิบายขั้นตอนการประยุกต์ใช้วิธี DE ในงานวิจัยโดยจะเริ่มจาก การสร้างค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังที่ได้กล่าวไว้ในตัวแบบทางคณิตศาสตร์ จากนั้นทำการกำหนดรอบในการวนซ้ำหาคำตอบซึ่งในการวิจัยครั้งนี้ใช้รอบสูงสุดจำนวน 1,000 รอบ โดยกำหนดให้จำนวนของโครโมโซมเริ่มต้น NP เท่ากับ 5 โครโมโซม สุ่มตัวเลข 0-1 แทนค่าการตัดสินใจของเกษตรกร ในการจัดส่งวัตถุดิบโดยพิจารณาการส่งวัตถุดิบทั้งสิ้นจำนวน 3 กรณี หากค่าตัวเลขสุ่มของเกษตรกรแต่ละรายจุดใดที่มีค่าสูงสุดจะถูกกำหนดให้ส่งวัตถุดิบไปยังจุดนั้นทันที จากนั้นทำการสร้างคำตอบเริ่มต้นจากค่าคำตอบของโครโมโซม NP ทุกค่าแล้วทำการเลือกค่า NP ที่ทำให้สมการเป้าหมายมีค่าสูงสุด แล้วนำมาเป็นคำตอบเริ่มต้นในการสร้างคำตอบของวิธี DE ต่อไป ตามขั้นตอนดังนี้

3.3.1 การสร้างคำตอบเริ่มต้น (Number of Population (NP))

การสร้างคำตอบเริ่มต้นของวิธี DE ในงานวิจัยนี้เป็นการสร้างคำตอบใหม่โดยใช้ค่าที่ได้จาก การสร้างคำตอบเริ่มต้นโดยใช้โคโมโซมเริ่มต้น NP เท่ากับ 5 แล้วจะเลือกโคโมโซมมาเพียง 1 โคโมโซมจากจำนวน 5 โคโมโซม ซึ่งได้ผ่านการพิจารณาจากฟังก์ชั่นวัตถุประสงค์แล้วว่าเป็นโคโมโซมที่ส่งผลให้เกิดกำไรสูงสุดในการจัดสรรวัตถุดิบจากเกษตรกรไปยังลานมันและโรงงานแป้งมัน มาเป็นโคโมโซมเริ่มต้นในการพัฒนาคำตอบใน DE ดังแสดงในรูปที่ 5 ซึ่งค่าทั้งหมดจะถูกเรียกว่า Trial Vector และตัวเลขสุ่มแต่ละตำแหน่งใน Trial Vector จะถูกเรียกว่า Target Vector โดยกำหนดค่าของ NP ของ DE มีจำนวนเท่ากับ 5 เช่นเดียวกับการสร้างคำตอบเริ่มต้น หมายความว่า ทุกๆค่าของ NP จะเริ่มต้นด้วย Trial Vector ชุดเดียวกัน สามารถแสดงตัวอย่างลักษณะของตารางตัวเลขสุ่ม Trial Vector ได้ดังรูปที่ 6



รูปที่ 6. ตัวอย่างลักษณะของตารางตัวเลขสุ่ม Trial Vector ของ NP#1- NP#5

3.3.2 กระบวนการ Mutation

หลังจากที่ได้ทำการสร้าง Trial Vector แล้วนำค่าของ Target Vector ทำการคำนวณหา Mutant Vector ($V_{i,G+1}$) ทีละค่า โดยสูตร Mutation

$$V_{i,G+1} = X_{r1,G} + F(X_{r2,G} - X_{r3,G})$$

เมื่อ

$X_{r1,G}$ = Target Vector

$V_{i,G+1}$ = Mutant Vector

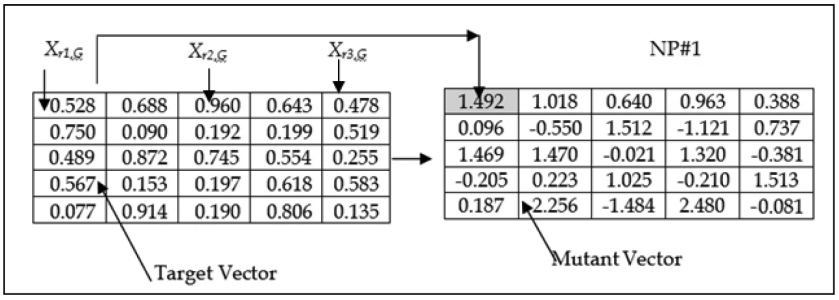
$X_{r2,G}$, $X_{r3,G}$ = Random Vector

F = Weighting Factor ในงานวิจัยครั้งนี้ใช้ค่า F = 2

ตัวอย่างการ Mutation เช่น ในค่าคำตอบ NP#1 สมมติว่าเราต้องการหาค่าของ Mutant Vector จาก Target Vector ด้วยกระบวนการ Mutation ในตำแหน่งที่ 1 ($X_{r1,G}$) ตำแหน่งของ $X_{r2,G}$ และ $X_{r3,G}$ ในสูตร Mutation จะเป็นตำแหน่งที่เกิดจากการสุ่มตำแหน่งในแถวแนวนอนเดียวกัน โดยตำแหน่งจะไม่ซ้ำกันกับตำแหน่งที่ทำการ Mutation สมมติว่าได้ตำแหน่งที่ 3 กับ ตำแหน่งที่ 5 ก็นำค่าตัวเลขสุ่มที่ได้นำไปคำนวณในในสูตรที่นี้จะได้ว่า

$$V_{1,G+1} = 0.528 + 2*(0.96 - 0.478) = 1.492$$

โดยจะต้องทำการคำนวณเปลี่ยนค่าของ Target Vector ให้เป็นค่า Mutant Vector ทุกค่าจากสูตรการคำนวณ ตัวอย่างการ Mutation สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 7



รูปที่ 7. ตัวอย่างการคำนวณหาค่าของ Mutant Vector แต่ละค่า จากสูตรของ NP#1

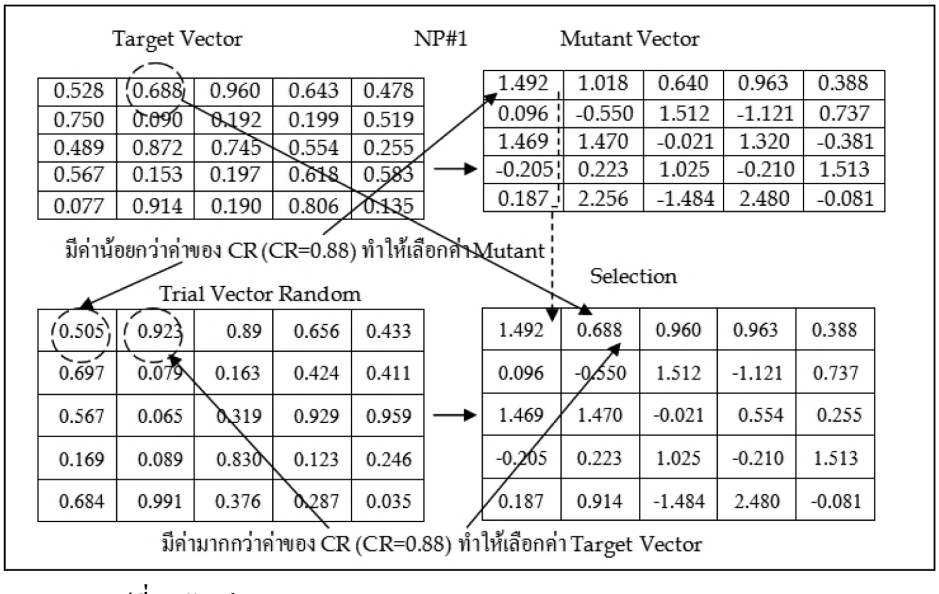
3.3.3 กระบวนการ Crossover

เมื่อทำกระบวนการ Mutation จนหมดทุกค่าของ Mutant Vector และทุกคำตอบ NP ขั้นตอนต่อไปจะเป็นขั้นตอนการประสมสายพันธุ์ อันจะได้ทั้งสายพันธุ์ใหม่ของคำตอบที่ดีกว่าและแย่กว่าออกมาอย่างหลากหลาย เพื่อเฟ้นหาสายพันธุ์จากตัวแปรตัดสินใจใหม่ๆ โดยการสร้าง Trial Vector $(U_{i,G+1})$ มาใช้ในการตัดสินใจจากสูตร

$$V_{ji,G+1} \quad \text{if (randb } (j) \leq CR) \text{ or } j = \text{rnbr}(i) \qquad (1)$$

$$X_{ji,G+1} \quad \text{if (randb}(j) > CR) \text{ or } j \neq \text{rnbr}(i) \qquad (2)$$

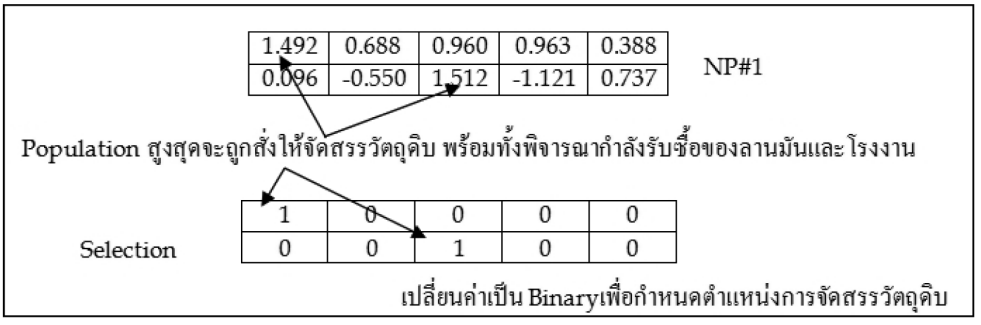
โดยหากทำการเปรียบเทียบค่าของ Trial Vector กับค่า CR = Crossover Constant โดยการเปรียบเทียบทุกตำแหน่งที่อยู่ใน Target Vector ของแต่ละค่าของ NP โดยที่ค่าของ Trial Vector เป็นตารางตัวเลขสุ่ม 0 -1 โดยหากเปรียบเทียบแล้ว พบว่าค่าของ Trial Vector มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่าของ CR จะทำให้การเลือกในตำแหน่งนั้นๆ เป็นค่าของ Mutant Vector ตามเงื่อนไขในสมการ(1) หากมีค่ามากว่าค่าของ CR ให้ใช้ค่า Target Vector ค่าเดิม ตามเงื่อนไขในสมการ (2) โดยงานวิจัยครั้งนี้ใช้ค่า CR = 0.88 รอบคำนวณ 1,000 รอบในงานวิจัยครั้งนี้ โดยสามารถแสดงตัวอย่างการ ครอสโอเวอร์ ดังแสดงในรูปที่ 8



รูปที่ 8. ตัวอย่างผลของการคำนวณของกระบวนการ Crossover ของ NP#1

3.3.4 กระบวนการ Selection

ในกระบวนการขั้นตอนการคัดเลือกประชากรในรุ่นต่อไป (G+1) โดยในงานวิจัยนี้ใช้การกำหนดให้ การจัดสรรวัตถุดิบในการขนส่งมันสำปะหลังของกรณีศึกษาโดยใช้ค่า Population สูงสุดจะถูกกำหนดให้ส่งทันที จากนั้นทำการเปรียบเทียบจากผลของคำตอบที่สามารถทำให้ค่าของสมการวัตถุประสงค์สูงสุด จะทำการเลือกโครโมโซมนั้นเป็นคำตอบเพื่อจะถูกนำไปหาคำตอบในรุ่นต่อไป ดำเนินการซ้ำจากกระบวนการ Mutation, Crossover และ Selection จนครบทุก NP โดยที่ตัวอย่างการคัดเลือกประชากรเพื่อใช้เป็นคำตอบสามารถแสดงในรูปที่ 9



รูปที่ 9. ตัวอย่างการคัดเลือกประชากร ของ NP#1

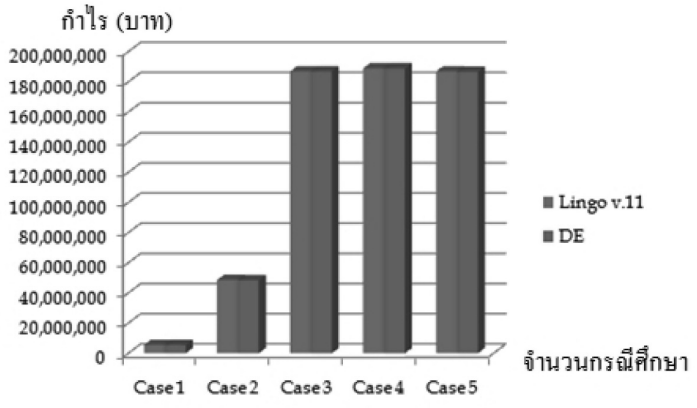
หลังจากดำเนินการตามกระบวนการของวิธี DE จนครบ 1,000 รอบ ของการวนซ้ำในการคำนวณ คำตอบ จะมีการพิจารณาเปรียบเทียบค่าของ NP แต่ละค่าเพื่อเลือกค่า NP ที่ให้คำตอบในด้านกำไรที่สูงที่สุด จากการจัดสรรมันสำปะหลัง ของกลุ่มเกษตรกร ลานมัน และโรงงานแป้งมัน เพื่อใช้เป็นคำตอบในการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 ต่อไป

4. ผลการวิจัย

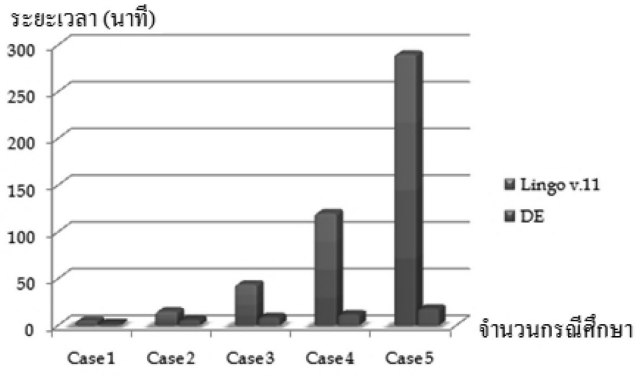
เมื่อนำเอาวิธี Differential Evolution (DE) มาใช้ในการแก้ปัญหาในแต่ละกรณีที่ทำการทดลอง พบว่าขนาดของปัญหาในการทดลองที่ต่างกัน มีผลทำให้การประมวลผล ด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 ใช้ระยะเวลาในการหาคำตอบ ที่มากขึ้นตามขนาดของปัญหา แต่วิธีการหาคำตอบของวิธี DE ยังคงที่สามารถหาคำตอบในระยะเวลาที่สั้นกว่าในทุกกรณี ถึงแม้ว่าขนาดของปัญหาจะมีขนาดที่ใหญ่ขึ้นก็ตาม โดยสามารถแสดง ผลการคำนวณได้ดังตารางที่ 2 และ รูปแสดงการเปรียบผลของคำตอบด้านกำไรสูงสุด ดังรูปที่ 10 และรูปแสดงการเปรียบผลของระยะเวลาในการคำนวณคำตอบดังรูปที่ 11

ตารางที่ 2. แสดงผลการหาคำตอบจากโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 และ ผลการหาคำตอบด้วยวิธี DE ในแต่ละกรณีศึกษา

	โปรแกรม Lingo V.11		DE		ค่าความแตกต่างของคำตอบ	
กรณีศึกษา	คำตอบ(บาท)	ระยะเวลา(นาที)	คำตอบ(บาท)	ระยะเวลา(นาที)	คำตอบ %	ระยะเวลา(นาที)
Case 1	5,447,884	5	5,387,873	2	1.101	3
Case 2	48,593,800	15	48,459,800	6	0.275	9
Case 3	186,925,000	44	186,911,000	9	0.007	35
Case 4	188,938,800	120	188,932,620	12	0.003	108
Case 5	186,924,800	290	186,890,640	18	0.018	272
				เฉลี่ย	0.281	85.4



รูปที่ 10. แสดงผลของการเปรียบเทียบค่าคำตอบของกรณีศึกษาโดยใช้การหาคำตอบด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 และวิธี DE



รูปที่ 11. แสดงผลของการเปรียบเทียบด้านเวลาของการหาคำตอบในแต่ละกรณีศึกษาของการหาคำตอบด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V.11 และ วิธี DE

5. สรุปและอภิปรายผล

ผลจากการนำวิธี Differential Evolution (DE) โดยใช้โปรแกรม Dev C++ V.4.9.9.2ในการเขียนอัลกอลิทึ่มในหาคำตอบ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับการแก้ปัญหาโดยใช้ โปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V. 11 จำนวน 5 กรณีศึกษา ผลการทดลองเป็นดังนี้ 1) การเปรียบเทียบคุณภาพของคำตอบด้านเศรษฐศาสตร์ ในกรณีที่ 1 ใช้กลุ่มเกษตรกรจำนวน 99 กลุ่ม ลานมันจำนวน 12 ลาน และ โรงงานแป้งมันจำนวน 4 โรงงาน พบว่า มีค่าความแตกต่างของคำตอบ 1.1 % กรณีที่ 2 ใช้กลุ่มเกษตรกรจำนวน 200 กลุ่ม ลานมันจำนวน 24 ลาน และ โรงงานแป้งมันจำนวน 8 โรงงาน พบว่า มีค่าความแตกต่างของคำตอบ 0.27 % กรณีที่ 3 ใช้กลุ่มเกษตรกรจำนวน 800 กลุ่ม ลานมันจำนวน 36 ลาน และ โรงงานแป้งมันจำนวน 12 โรงงาน พบว่า มีค่าความแตกต่างของคำตอบ 0.007 % กรณีที่ 4 ใช้กลุ่มเกษตรกรจำนวน 800 กลุ่ม ลานมันจำนวน 36 ลาน และ โรงงานแป้งมันจำนวน 36 โรงงาน พบว่า มีค่าความแตกต่างของคำตอบ 0.003 % และกรณีที่ 5 ใช้กลุ่มเกษตรกรจำนวน 800 กลุ่ม ลานมันจำนวน 72 ลาน และ โรงงานแป้งมันจำนวน 36 โรงงาน พบว่า มีค่าความแตกต่างของคำตอบ 0.018 % 2) ระยะเวลาในการคำนวณคำตอบ ในกรณีที่ 1 วิธี DE ใช้เวลาคำนวณ 2 นาทีโปรแกรม Lingo ใช้เวลา 5 นาที ในกรณีที่ 2 วิธี DE ใช้เวลาคำนวณ 6 นาที โปรแกรม Lingo ใช้เวลา 15 นาที ในกรณีที่ 3 วิธี DE ใช้เวลาคำนวณ 9 นาที โปรแกรม Lingo ใช้เวลา 44 นาที ในกรณีที่ 4 วิธี DE ใช้เวลาคำนวณ 12 นาที โปรแกรม Lingo ใช้เวลา 120 นาที และในกรณีที่ 5 วิธี DE ใช้เวลาคำนวณ 18 นาที โปรแกรม Lingo ใช้เวลา 290 นาที จะเห็นได้ว่าเมื่อขนาดของปัญหาเพิ่มขึ้นจะทำให้ระยะเวลาของการประมวลผลด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Lingo V. 11 มีค่าเพิ่มขึ้นตามไปด้วย แต่วิธี DE ยังคงมีระยะเวลาในการหาคำตอบที่น้อยกว่าทุกกรณีศึกษา

ทั้งนี้การวิจัยในครั้งนี้เป็นเพียงการจำลองสถานการณ์ของกรณีศึกษาจำนวน 5 กรณี เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบสิทธิภาพของวิธีการ DE ในการแก้ปัญหาการจัดสรรวัตถุดิบ การขนส่งมันสำปะหลังแบบหลายระดับชั้น ซึ่งวิธีการDE สามารถให้ผลของการแก้ปัญหาเป็นที่น่าพอใจในด้านการหากำไรสูงสุดจากการจัดสรรวัตถุดิบ มันสำปะหลัง โดยในด้านเศรษฐศาสตร์มีค่าคำตอบที่แย่กว่า โปรแกรม Lingo ซึ่งมีค่าความแตกต่างของคำตอบทั้ง 5 กรณีศึกษาเฉลี่ย 0.281% และมีระยะเวลาในการคำนวณคำตอบที่เร็วกว่าเฉลี่ย 85.4 นาที และมีแนวโน้มที่จะให้คำตอบดีขึ้นเรื่อยๆ ในการประมวลผลของโปรแกรม Lingo หากขนาดของปัญหามีขนาดเล็ก ระยะเวลาการหาคำตอบก็น้อย เช่นในกรณีศึกษาที่1ใช้กลุ่มเกษตรกรจำนวน 99 กลุ่ม ลานมันจำนวน 12 ลาน และโรงงานแป้งมันจำนวน 4 โรงงาน ซึ่งหากเปรียบกับกรณีศึกษา 2 ซึ่งมีขนาดของปัญหาที่ใหญ่กว่าจะเห็นได้ว่าจะมีระยะเวลาในการคำนวณเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน แสดงให้เห็นว่าเมื่อขนาดของปัญหามีขนาดเพิ่มขึ้น จะทำให้ระยะเวลาการประมวลผลของโปรแกรม Lingo มีแนวโน้มที่จะสูงขึ้นเช่นกัน ในอนาคตผู้วิจัยมีความสนใจที่จะนำวิธีการนี้ไปใช้กับการจัดสรรวัตถุดิบกับปัญหาจริง ในการขนส่งมันสำปะหลังเพื่อเป็นประโยชน์ให้กับเกษตรกร ผู้ประกิจการลานมัน ผู้ประกอบการโรงงานแป้งมัน หน่วยงานหรือผู้ที่สนใจ ต่อไป

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยครั้งนี้คงสำเร็จลุล่วงลงไม่ได้หากไม่ได้รับความร่วมมือ และความช่วยเหลือเป็นอย่างดียิ่งจาก ท่าน รองศาสตราจารย์ ดร. ระพีพันธ์ ปิตาคะโส อาจารย์ที่ปรึกษา ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณมา ณ โอกาสนี้ และขอกราบขอบพระคุณสิ่งศักดิ์สิทธิ์ที่ดลบันดาลให้การวิจัยในครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

7. เอกสารอ้างอิง

(1) Zvi Drezner, George O. Wesolowsky. Location-allocation on a line with demand-dependent costs, European Journal of Operational Research. 1996; 90 : 444 - 50.

(2) Jeng-Fung Chen. A hybrid heuristic for the uncapacitated single allocation hub location problem, Omega. 2007; 35 : 211 – 20.

(3) Martin Bischoff, Tina Fleischmann, Kathrin Klamroth. The multi-facility location–allocation problem with polyhedral barriers, Computers and Operations Research.2009; 36 : 1376 – 92.

(4) Storn, R. and Price, K. Differential evolution – a simple and efficient adaptive schemefor global optimization over continuous spaces. Technical Report TR-95-012, International Computer Science, Berkeley, CA, 1997.

(5) Bin Q., Ling W., De-Xian H., and Xiong W. Scheduling multi-objective job shop using a memetic algorithm based on differential evolution, International Journal of Advanced Manufacturing and Technology.2008; 35 : 1014-27.

(6) Price, K., Storn, R.M., and Lampinen, J.A. Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization (Natural Computing Series). Springer, New York, 2005.

(7) Jarmo Ilonen .,et al. Differential Evolution Training Algorithm for Feed-Forward Neural Networks. Neural Processing Letters.2003; 17: 93–105.

(8) I.L. Lopez Cruz, L.G. Van Willigenburg, G. Van Straten. Efficient Differential Evolution algorithms for multimodal optimal control problems, Applied Soft Computing.2003; 3: 97–122.

(9) Dervis and Selcuk . A Simple and Global Optimization Algorithm for Engineering Problems: Di_erential Evolution Algorithm. Turk J Elec Engin, 2004; 12, NO.1.

(10) Liu, J. and Lampinen, J. A fuzzy adaptive differential evolution algorithm", Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies, and Applications.2005; 9(6): 448–62.

(11) Omran, M. G.H, Salmon, A., Engelbrecht, A. P. Self-adaptive differential evolution. In Lecture Notes in Artificial Intelligence. Berlin,Germany: Springer-Verlag, 2005.

(12) Dexuan Zou , HaikuanLiu , LiqunGao , StevenLi. An improved differential evolution algorithm for the task assignment problem. Engineering Applications of Artificial Intelligence.2011; 24 : 616–24 .

(13) Qin, A.K. and Suganthan, P.N. Self-adaptive differential evolution algorithm for numerical optimization, Proceedings of the 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2005 ; 2 : 1785–91.

(14) Chakraborty, U.K., Das, S., & Konar, A. Differential evolution with local neighborhood. IEEE Congress on Evolutionary Computation, NJ: IEEE Press, 2006.

(15) Husam I. Shaheen , Ghamgeen I. Rashed, S.J. Cheng. Optimal location and parameter setting of UPFC for enhancing power system security based on Differential Evolution algorithm .Electrical Power and Energy Systems .2011; 33: 94–105.