

การศึกษาเปรียบเทียบ วิธีดีฟเฟอเรนเชียลเอพวอลูชัน และวิธีดีฟเฟอเรนเชียลเอพวอลูชันแบบผสมผสานสำหรับปัญหาทางวิศวกรรม

ภาสุระ อังกุลานนท์*

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

63 หมู่ 7 ต.องค์รักษ์ อ.องค์รักษ์ จ.นครนายก 26120

*E-Mail: pasura@g.swu.ac.th

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันวิธีการทางเมตาฮิวริสติก ได้รับความนิยมในการแก้ปัญหาต่างๆ เช่น ปัญหาการขนส่ง ปัญหาการวางแผนการผลิต เป็นต้น งานวิจัยนี้ได้นำเสนอ วิธีดีฟเฟอเรนเชียลเอพวอลูชัน (DE) และวิธีดีฟเฟอเรนเชียลเอพวอลูชันแบบผสมผสาน (HDE) สำหรับการแก้ไขปัญหาระบบการทำงานจริงผ่านปัญหาชนิดไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร และปัญหานกกลิ้ง ผลการทดลองพบว่า วิธีการผสมผสานสามารถค้นหาคำตอบโดยรวมได้เหมาะสมกว่าวิธีดีฟเฟอเรนเชียลเอพวอลูชัน ทั้งในส่วนของค่าเฉลี่ย ความแปรปรวนของจำนวนข้อมูล และการกระจายตัวของข้อมูล

คำสำคัญ: เมตาฮิวริสติก, วิธีดีฟเฟอเรนเชียลเอพวอลูชัน, ปัญหาชนิดไม่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร

* อาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์

A Comparative Study of Differential Evolution Method and Hybridization Differential Evolution Method for Engineering Problems

Pasura Aungkulanon *

Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University
63 Moo 7, Ongkharak Subdistrict, Ongkharak District, Nakhon Nayok Province, 26120

*E-mail: pasura@g.swu.ac.th

Abstract

Nowadays, the meta-heuristic methods are powerful for various aspects including transportation and production planning. This study presents efficiency of Differential evolution (DE) and Hybridization differential evolution (HDE) for solving continuous unconstrained problems and machining problems. The results show that HDE is better than DE in terms of the mean, standard deviation and data distribution.

Keywords: Meta-Heuristics, Differential Evolution Algorithm, Unconstrained Problems

* Lecturer, Industrial Technology, Faculty of Engineering

1. วิธีเมตาฮิวริสติก (Meta-Heuristics)

วิธีการเมตาฮิวริสติก (Meta Heuristic Method) คือวิธีการที่ออกแบบมาเพื่อหาคำตอบที่ดีสำหรับปัญหาที่ต้องการหาค่าที่ดีที่สุดที่มีความยุ่งยากซับซ้อนในการแก้ปัญหา วิธีการเมตาฮิวริสติกมักจะถูกใช้ในการหาคำตอบภายใต้การหาคำตอบที่ขึ้นอยู่กับเลขสุ่มเพื่อให้เกิดการค้นหาพื้นที่ของคำตอบที่เป็นไปได้ให้กว้างที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ [1,2] เมตาฮิวริสติกที่มีความนิยมแพร่หลาย เช่น วิธีทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm, GA) วิธีชิมูเลเทดแอนนีลลิ่ง (Simulated Annealing, SA) [3,4] วิธีฝูงมด (Ant Colony Optimization, ACO) [5] วิธีหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization, PSO) [6] วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชัน (Differential Evolution, DE) [7] วิธีฮาร์โมนีซีร์ช (Harmony Search Algorithm, HSA) [8] วิธีโดยวิธีการเหล่านี้จะได้ผลเฉลยที่เป็นกลุ่มของคำตอบและจะใกล้เคียงค่าที่ดีที่สุด โดยกระบวนการทำงานจะวนซ้ำแล้วจะหยุดการทำงานเมื่อถึงเงื่อนไขของพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้ และในแต่ละวิธีจะมีรูปแบบและวิธีในการพัฒนาคำตอบที่แตกต่างกัน

2. วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชัน (Differential Evolution, DE)

การหาค่าเหมาะสมสูงสุดโดยใช้วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชันเป็นกระบวนการทางฮิวริสติกที่มีความคล้ายและใกล้เคียงวิธีทางพันธุกรรม แต่วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชันมีโครงสร้างที่ซับซ้อนน้อยกว่า เนื่องจากสามารถใช้ค่าที่เป็นค่าผลตอบสนองจริงของระบบ (Floating Point Number) ในการหาคำตอบของปัญหา มิได้ใช้การแปลงค่าตัวแปรการตัดสินใจ (Decision Variables) เป็นเลขฐาน 2 เช่นเดียวกับวิธีทางพันธุกรรม นอกจากนี้วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชันยังใช้กระบวนการมิวเทชัน (Mutation) เป็นกระบวนการหลักในการหาคำตอบ ขณะที่วิธีทางพันธุกรรมจะใช้กระบวนการครอสโอเวอร์ (Crossover) เป็นกระบวนการหลัก จึงทำให้วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชันมีความเร็วและมีประสิทธิภาพในการหาคำตอบสูงกว่า เหมาะสำหรับการแก้ปัญหาที่มีเงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากรและปัญหาที่มีเงื่อนไขและความซับซ้อนได้ดีกว่า โดยวิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชันมีขั้นตอนการหาคำตอบดังนี้

2.1 การกำหนดคำตอบเริ่มต้น (Initialization) เป็นการกำหนดขอบเขตประชากรของตัวแปรตัดสินใจแต่ละตัวให้อยู่ในช่วงที่สามารถให้คำตอบที่ดีที่สุดได้ จากนั้นจึงทำการสุ่มเลือกประชากรเริ่มต้น (Initial Population) ที่มีมิติเท่ากับ D และกำหนดจำนวนคำตอบที่เป็นไปได้เริ่มต้นให้มีค่าเท่ากับ NP โดยกำหนดให้ออกาสที่จะถูกเลือกของทุกคำตอบ (Decision Vector) มีค่าสม่ำเสมอ แล้วจึงคำนวณค่าของสมการวัตถุประสงค์ (Function Value) ของแต่ละคำตอบเริ่มต้นที่เป็นไปได้

2.2 กระบวนการมิวเทชัน (Mutation) เริ่มต้นด้วยการกำหนด Target Vector ($X_{i,G}$) โดย $i = 1, 2, 3, \dots, NP$ โดยที่ G = จำนวนประชากรเริ่มต้น จากนั้นทำการสุ่มเลือก Random Vector จำนวน 3 Vector ($X_{r1,G}, X_{r2,G}, X_{r3,G}$) จากประชากรตั้งต้น (Initial Population) ทั้งนี้จะต้องไม่ซ้ำกับ Target Vector แล้วจึงทำการคำนวณหา Mutant Vector ($v_{i,G+1}$) จากความสัมพันธ์

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

โดยที่ $X_{i,G}$ = Target Vector

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

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

F = Weighing Factor คือ จำนวนจริงที่มีค่าคงที่และมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 2

2.3 กระบวนการครอสโอเวอร์ (Crossover) เป็นกระบวนการที่ช่วยเพิ่มความหลากหลายของคำตอบ ซึ่งสุดท้ายจะได้ Trial Vector ($u_{i,G+1}$) ดังสมการ

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

โดยที่ $u_{ji,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1} & \text{if } (\text{randb}(j) \leq CR) \text{ or } j = \text{rnbr}(i) \\ X_{ji,G} & \text{if } (\text{randb}(j) > CR) \text{ or } j \neq \text{rnbr}(i) \end{cases}$

เมื่อ $u_{ji,G+1}$ = Trial Vector

$v_{ji,G+1}$ = Mutant Vector

$X_{ji,G}$ = Target Vector

$\text{randb}(j)$ = การสุ่มตัวเลขจำนวนจริงที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ครั้งที่ j

CR = Crossover Constant เป็นเลขจำนวนจริงที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

$\text{rnbr}(i)$ = ค่า Index จากการสุ่มเลือก มีค่าเป็นเลขจำนวนเต็มระหว่าง 1, 2, ..., D ; $j = 1, 2, \dots, D$

2.4 กระบวนการคัดเลือก (Selection) เป็นขั้นตอนสำคัญเพื่อคัดเลือกประชากรสำหรับการดำเนินการในรุ่นต่อไป (G+1) ซึ่ง Vector ที่ให้คำตอบที่ดีกว่าจะถูกเลือก โดยใช้วิธีการคือเปรียบเทียบ Function Value ของ Trial vector กับ Target vector ในกรณีที่ค่า Function Value ของ Trial Vector ดีกว่า Target Vector จะถูกแทนที่ด้วย Trial Vector ในรุ่นต่อไป

2.5 การดำเนินการจากข้อที่ 2.2 ถึงข้อที่ 2.4 โดยเปลี่ยน Target Vector จนถึง $i = NP$

2.6 การนำ Target Vector ที่ได้จากข้อ 2.4 มาทำซ้ำกระบวนการทั้งหมดจนครบตามต้องการ

3. วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชัน แบบผสมผสาน (Hybrid Differential Evolution, HDE)

ซึ่งเป็นวิธีการในการปรับปรุงโดยการผสมผสานวิธีการหลายแบบเข้าด้วยกัน โดยอาศัยการกำจัดจุดอ่อนและสร้างวิธีในการพัฒนาคำตอบขึ้นมาใหม่โดยอาศัยหลักการต่างๆ ซึ่งแต่ละวิธีจะมีกลยุทธ์ในการค้นหาผลเฉลยที่แตกต่างกันออกไป ในงานวิจัยนี้ใช้ วิธีดิฟเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชัน โดยทำการเปลี่ยนสมการปรับปรุงคำตอบจากสมการที่ (1) เป็นสมการที่ (3) ดังนี้

$$x_{i+1} = x_i + rand(-1,1) * (x_{max} - x_{min})/iteration \quad (3)$$

โดยที่ x_i คือ ข้อมูลของตัวแปร x ลำดับที่ i และ x_{i+1} ข้อมูลของตัวแปร x ลำดับที่ $i + 1$

$Rand(-1,1)$ คือ ค่าตัวแปรสุ่มมีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 radius คือค่าคงที่ของรัศมีในการค้นหาคำตอบ X_{max} และ X_{min} คือค่าที่มากที่สุดและน้อยที่สุดที่เป็นไปได้ของตัวแปร X

4. สมการพื้นผิวตอบสนองที่ถูกใช้ในงานวิจัย

สมการของพื้นผิวตอบสนอง ในงานวิจัยนี้ได้พิจารณาเลือกใช้ 8 สมการ โดยวิเคราะห์หาค่าผลตอบสนองที่ดีที่สุด (Maximize) โดยมีลักษณะทางกายภาพของสมการที่สำคัญประกอบด้วยสมการที่มีค่าที่สูงที่สุดเพียงจุดเดียว สมการที่มีค่าที่สูงที่สุดอยู่ ณ บริเวณขอบของพื้นที่ของสมการ สมการที่มีจุดที่สูงที่สุดหลายยอด เพื่อเป็นการสร้างความแตกต่างในการทดลอง และเป็นการจำลองระบบการผลิตในหลายๆ รูปแบบ โดยอยู่ภายในขอบเขตจำนวนปัจจัยเพียง 2 ปัจจัย ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ตารางที่ 1 ฟังก์ชันและสมการความสัมพันธ์สำหรับปัญหาพื้นผิวตอบสนอง

ชนิดฟังก์ชัน	สมการความสัมพันธ์
บรานิน (Branin)	$f(x_1, x_2) = 5 - \log_{10}[(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6)^2 + (10 - \frac{5}{4\pi} \cos(x_1)) + 10]$
โรเซนบร็อก (Rosenbrock)	$f(x_1, x_2) = 70[(\{20 - ((-x_1/a_1)^2 + \sum_{j=2}^k [(x_j/a_j) - (x_1/a_1)^2]^2)\} + 150)/170] + 10$
เช็คเกิล (Shekel)	$f(x_1, x_2) = 100 \sum_{i=1}^n \frac{1}{c_i + \sum_{j=1}^k (x_j - a_{ij})^2}$

5. ปัญหามานกิล (Machining Problem)

เป้าหมายคืออัตราการเปลี่ยน วัสดุดิบที่เร็วที่สุด (Material removal rate , MRR)

$$MRR = 1.42 - 1.83 \cdot A - 0.9 \cdot B + 10 \cdot C + 103 \cdot AB - 112 \cdot AC + 0.000014BC \quad (6)$$

สมการเป้าหมายคือ *Maximize* $MRR = f(A, B, C)$

เงื่อนไขข้อจำกัดทางทรัพยากร

$$0.62 \leq A \leq 0.98 \text{ (Mm/rev)}; \quad 40 \leq B \leq 1000 \text{ (rpm)}; \\ 3.5 \leq C \leq 95.5 \text{ (m/min)}$$

โดยที่ A อัตราความเร็วการป้อนมีดกลึง (feed rate) หน่วยเป็น (mm/rev) B คือความเร็วรอบมีหน่วยเป็น (rpm); and C ความเร็วการกัดชิ้นงาน มีหน่วยเป็น (m/min).

6. ผลการทดลอง (Experimental Results)

งานวิจัยนี้มุ่งประเด็นที่จะทำศึกษาวิธีฝังมดและวิธีฮาร์โมนีเซิร์ช โดยทำการเปรียบเทียบสมรรถนะข้อดีข้อเสียของทั้ง 2 วิธีผ่านโปรแกรมคอมพิวเตอร์ c# 2008 โดยทำการทดลองทั้งหมด 15 ครั้ง เพื่อทำการวิเคราะห์หาค่าที่

เหมาะสมที่สุดในแต่ละวิธี (ตารางที่ 2-5) ค่าพารามิเตอร์ (Parameters) ของวิธีดิวเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชันจำนวนวนซ้ำ (Iteration) เท่ากับ 2000, ค่า NP เท่ากับ 40, F เท่ากับ 0.5, CR เท่ากับ 0.5

ตารางที่ 2 ผลการประมวลผลกรณีฟังก์ชันบรานิน

Response	DE	HDE
Average	4.7870	4.9257
Std. Dev.	0.2632	0.3092
Max	5.1785	5.3697
Min	4.2318	4.5302

ตารางที่ 3 ผลการประมวลผลกรณีฟังก์ชันโรเซนบ্লอก

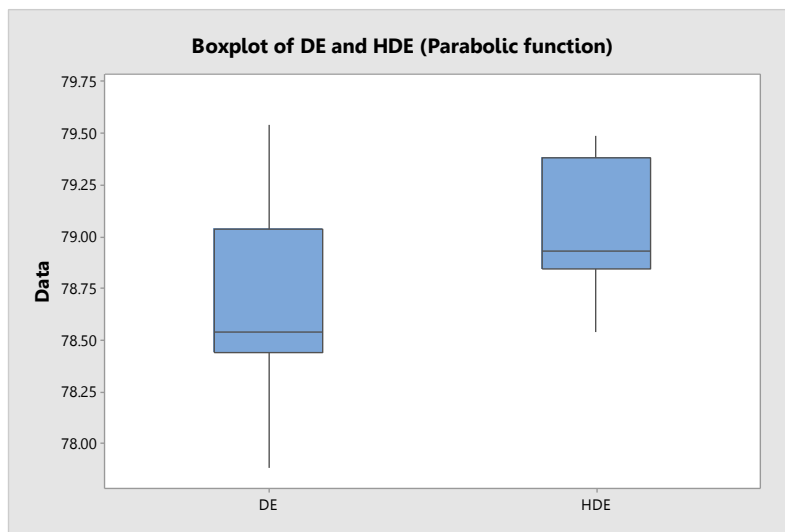
Response	DE	HDE
Average	78.6662	79.0713
Std. Dev.	0.4550	0.3055
Max	79.5459	79.4928
Min	77.8848	78.5401

ตารางที่ 4 ผลการประมวลผลกรณีฟังก์ชันแซ็คเกล

Response	DE	HDE
Average	17.4295	17.5981
Std. Dev.	0.4338	0.5394
Max	18.0662	18.6263
Min	16.8079	16.8165

ตารางที่ 5 ผลการประมวลผลปัญหานกกลิ้ง

Response	DE	HDE
Average	99486.281	99546.702
Std. Dev.	190.213	80.576
Max	99762.974	99685.348
Min	99087.759	99434.346



รูปที่ 1 Box plot ของ สมการพหุนามตอบสนองโรเซนบลิค

7. สรุปผลการทดลอง

ค่าเฉลี่ย (Average), ค่าที่ดีที่สุด (Maximize), ค่าที่น้อยที่สุด (Minimize) และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) จากทั้ง 2 วิธีพบว่า ความสามารถในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดใกล้เคียงกัน และประสิทธิภาพในการค้นหาค่าตอบค่อนข้างที่จะทำได้อย่างรวดเร็ว ยกเว้นในกรณีของสมการพหุนามตอบสนองโรเซนบลิค วิธีดิวเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชัน แบบผสมผสานสามารถหาค่าตอบได้ดีกว่า และการกระจายตัวของข้อมูลน้อยกว่าอย่างเห็นได้ชัดเจน ในกรณีของปัญหาทางกลึง วิธีดิวเฟอเรนเชียลเอฟโวลูชัน แบบผสมผสานสามารถหาค่าได้ดีกว่า ทั้งในส่วนของคุณค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

8. ข้อเสนอแนะ

8.1 งานวิจัยฉบับนี้ ตัวแปรของวิธี เมตาฮิวริสติกสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามระดับความเหมาะสม [9]

8.2 การประยุกต์ใช้ การออกแบบการทดลอง (Design of experiments) ผู้วิจัยได้แนะนำเพื่อใช้ในการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของวิธีการเมตาฮิวริสติก [10]

9. เอกสารอ้างอิง

1. Zang, H., Zhang S. and Hapeshi, K., 2010, "A Review of Nature-Inspired Algorithms", Journal of Bionic Engineering, vol. 7, pp. 232–237.
2. Emad, E., Tarek, H. and Donald, G., 2005, "Comparison among Five Evolutionary-based Optimisation Algorithms," Advanced Engineering Informatics, vol. 19, pp. 43-53.
3. Granville, V., Krivanek, M. and Rasson, J.P., 1994, "Simulated Annealing: a Proof of Convergence", Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, vol. 16, Issue 6, pp. 652 – 656
4. Dorigo, M., Maniezzo V. and Colomi, A., 1996, "Ant System: Optimisation by a Colony of Cooperating Agents," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, vol. 26, numéro 1, pp. 29-41.
5. Clerc, M. and Kennedy, J., 2002, "The Particle Swarm-Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, pp.58-73.

6. Storn, R., 1999, "System Design by Constraint Adaptation and Differential Evolution", IEEE Trans. on Evolutionary Computation, vol. 3, no. 1, pp. 22-34.
7. Kang Seok Lee and Zong Woo Geem, 2005, "A New Meta-Heuristic Algorithm for Continuous Engineering Optimisation: Harmony Search Theory and Practice", Computer. Methods Apply. Mech. Eng. U 194, p. 3902–3933.
8. Mahdavi, M., Fesanghary, M. and Damangir, E., 2007, "An Improved Harmony Search Algorithm for Solving Optimisation Problems", Applied Mathematics and Computation, Vol. 188, p. 1567–1579.
9. Montgomery, D. C., 2001, Design and Analysis of Experiments. 5th Edition. USA: John Wiley and Sons, p. 427-500.

(หน้านี้เว้นว่างไว้)