



วารสารวิชาการ วิศวกรรมศาสตร์ ม.อบ. UBU Engineering Journal

บทความวิจัย

วิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมายร่วมกับแบบจำลองเซอโรเกทสำหรับออกแบบหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของระบบแขวนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

Surrogate-Assisted Multi-Objective Population Based Incremental Learning for Structural Shape and Sizing Optimisation of a Hard Disk Drive Suspension

ธวัฒน์ชัย คุณะโคตร^{1*} ณัฏฐิวัฒน์ พลดี² สุจินต์ บุรีรัตน์²

¹ สาขาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม อ.กันทรวิชัย จ.มหาสารคาม 44150

² ศูนย์วิจัยและพัฒนาโครงสร้างมูลฐานอย่างยั่งยืนภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น อำเภอเมือง จังหวัดขอนแก่น 40002

Tawatchai Kunakote^{1*} Nantiwat Pholdee² Sujin Bureerat²

¹ Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Mahasarakham University, Kantarawichai, Mahasarakham 44150

² Sustainable and infrastructure research and development centre, Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University, Muang, Khon Kaen 40002

* Corresponding author.

E-mail: tawatchai.k@msu.ac.th; Telephone: 0 4375 4321

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการผสมผสานการทำงานของวิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมาย (MOPBIL) ร่วมกับแบบจำลองเซอโรเกทเพื่อเพิ่มสมรรถนะของกระบวนการหาขอบหน้าพาเรโต (Pareto front) สำหรับการออกแบบจริงของขั้นตอนการหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของระบบแขวนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยมีหลายเป้าหมายออกแบบซึ่งประกอบด้วยค่าความถี่ธรรมชาติในโหมดแรกของการส่ายด้านข้างต้องมากที่สุดพร้อมกันนั้นค่าความแข็งแรงดึงของการติดตั้งต่ำสุดด้วยและต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขบังคับหรือข้อจำกัดในการออกแบบ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบ คือ ขอบหน้าพาเรโตพร้อมด้วยขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของระบบแขวนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ จากนั้นจะถูกนำมาเปรียบเทียบเพื่อประเมินสมรรถนะของวิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมายทั้งที่ใช้และไม่ใช้แบบจำลองเซอโรเกท ผลจากการเปรียบเทียบบ่งชี้ให้เห็นถึงสมรรถนะที่สูงกว่าของวิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมายที่ทำงานร่วมกับแบบจำลองเซอโรเกทกับขั้นตอนการออกแบบหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุด

คำสำคัญ

วิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมาย แบบจำลองเซอโรเกท ขอบหน้าพาเรโต ระบบแขวนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

Abstract

This paper proposes the hybridization of multi-objective population based incremental learning (MOPBIL) and surrogate models to enhance the performance of the optimiser when solving design problems with expensive function evaluations. The hybrid optimisation is implemented on structural shape and sizing optimisation of a hard disk drive

suspension system. A multi-objective design problem for finding Pareto optimum solutions is to maximise the first sway mode natural frequency and simultaneously minimise bending stiffness of the suspension. Bending stiffness, first bending and torsion mode frequencies are set as design constraints. The results obtained from using MOPBIL and MOPBIL with surrogate are illustrated and compared. It is illustrated that MOPBIL and a surrogate model for finding optimal shape and sizing of a hard disk drive suspension system is more effective and practical.

Keywords

multi-objective population based incremental learning (MOPBIL); surrogate model; Pareto optimum solutions; hard disk drive suspension system

1. บทนำ

ในการออกแบบโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดนั้น จำเป็นต้องอาศัยขั้นตอนในการออกแบบ เพื่อใช้ค้นหาโครงสร้างที่เหมาะสมและให้สมรรถนะในการทำงานสูงสุด ในปัจจุบันได้มีการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการแบบหลายเป้าหมาย (multi-objective evolutionary algorithms, MOEAs) กับการออกแบบทางด้านวิศวกรรมอย่างกว้างขวาง [1–14] ตัวอย่าง เช่น ในงานวิจัย [7] ที่นำเสนอการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการซึ่งมีชื่อเรียกว่าวิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมาย (multi-objective population based incremental learning, MOPBIL) กับการออกแบบจริงสำหรับกระบวนการออกแบบหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุด (shape and sizing optimisation) ซึ่งเป็นการออกแบบขั้นต้น (preliminary design) ของระบบแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยได้โครงสร้างของโครงสร้างจากขั้นตอนการออกแบบเชิงแนวคิด (topology optimisation) [4] โดยมีเป้าหมายเพื่อเพิ่มสมรรถนะในการเข้าถึงข้อมูลของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ ซึ่งหมายถึงต้องเพิ่มความถี่ธรรมชาติในแต่ละโหมดที่ใช้ออกแบบของระบบสั่นพ้องให้มากที่สุด จากลักษณะที่ซับซ้อนของปัญหาออกแบบพร้อมกับการออกแบบที่มีหลายเป้าหมาย ภายใต้ข้อจำกัดและเงื่อนไขต่าง ๆ อีกทั้งยังเป็นที่ทราบกันดีว่ากระบวนการค้นหาคำตอบของวิธีวิวัฒนาการนั้นลู่เข้าหาคำตอบได้ช้าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีที่ใช้อนุพันธ์ [1,2] จึงทำให้การออกแบบต้องใช้เวลาอันยาวนานแต่ข้อเด่นของการประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการคือสามารถหาผลเฉลยของปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุดได้เกือบทุกรูปแบบ [2–5,7]

ในปัจจุบันมีหลายงานวิจัยได้ทำการศึกษาเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวโดยใช้แบบจำลองเซอโรเกท (surrogate model, SM) [2–4,10–14] ผสมรวมการทำงานร่วมกับขั้นตอนวิธี

วิวัฒนาการ เพื่อใช้สำหรับเร่งอัตราการลู่เข้า ตัวอย่าง เช่น ในงานวิจัย [2,4] ได้ประยุกต์ใช้แบบจำลองเซอโรเกทที่มีชื่อว่า quadratic response surface model ร่วมกับวิธีวิวัฒนาการที่มีชื่อว่า strength Pareto evolutionary algorithm (SPEA) เพื่อค้นหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของโครงสร้างแขนรับแรงบิด (torque arm) ภายใต้หลายเป้าหมายในการออกแบบและผลที่ได้จากการทดสอบนั้นขั้นตอนวิธี SPEA-Q: SPEA using a quadratic response surface model ให้สมรรถนะสูงสุดโดยรวมในกลุ่มที่นำมาทดสอบกับทั้ง 6 ปัญหาออกแบบ โดยใช้ค่า Hypervolume (HV) หรือค่าการครอบครองพื้นที่เป้าหมายออกแบบ [5,7] มาเป็นเกณฑ์สำหรับพิจารณาการลู่เข้าของคำตอบซึ่งใช้เป็นตัวบ่งชี้ถึงสมรรถนะของขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการแบบหลายเป้าหมาย SPEA ร่วมกับแบบจำลองเซอโรเกท

จากข้อเด่นและสมรรถนะของแบบจำลองเซอโรเกทที่กล่าวมาข้างต้น ในงานวิจัยนี้จึงได้นำแบบจำลองเซอโรเกท quadratic response surface มาประสานรวมกับวิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมาย (MOPBIL-Q) เพื่อใช้ออกแบบหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของระบบแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

2. วิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมายร่วมกับแบบจำลองเซอโรเกท

2.1 วิธี MOPBIL

การหาผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้วิธี MOPBIL [1,4–7] ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ชุดประชากร และแต่ละชุดนั้นจะประกอบด้วยระบบเลขฐาน 2 (binary number system) ซึ่งใช้เป็นเครื่องมือในการหาผลเฉลยที่เหมาะสมที่สุด และในแต่ละประชากรนั้นจะใช้เวกเตอร์ของความน่าจะเป็นมากกว่าหนึ่งเวกเตอร์เรียกว่า เมตริกซ์ของความน่าจะเป็น (probability matrix)

เขียนแทนด้วย P สำหรับขั้นตอนในการทำงานนั้น เริ่มต้นด้วย กำหนดให้ออกาสการมีเอลิเมนต์ทุกเอลิเมนต์ของเมตริกซ์ของความน่าจะเป็นในการมีเลข “1” เท่ากับ 0.5 ซึ่งหมายความว่ามีการกระจายตัวเลข “0” และ “1” ในแนวคอลัมน์ของประชากร (แต่ใช้แนวแถวสำหรับหาผลเฉลี่ย) ให้มีจำนวนเท่ากันโดยกำหนดให้ N คือ ขนาดของประชากรหรือจำนวนผลเฉลี่ย l คือ จำนวนเวกเตอร์ของความน่าจะเป็นที่ต้องการใช้ และ n_b คือ ความยาวของตัวเลขฐานสองสำหรับผลเฉลี่ยใด ๆ ดังนั้นจะได้เมตริกซ์ของความน่าจะเป็นมีขนาดเป็น $l \times n_b$ โดยที่แต่ละแถวของเมตริกซ์คือเวกเตอร์ของความน่าจะเป็นย่อยที่ใช้ในการผลิตประชากรย่อยเป็นจำนวน N/l ผลเฉลี่ยในตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างรูปแบบการสร้างประชากรเลขฐาน 2 จากเวกเตอร์ของความน่าจะเป็นหรือโอกาสของการมีเลข 1 ในชุดประชากร เช่น ที่ความน่าจะเป็นของการมีเลข 1 ที่ 3/5 หรือ 0.6 (ร้อยละ 60 ของ 5 บิต) หมายถึง ประชากรชุดนี้ประกอบไปด้วยเลข “1” จำนวน 3 ตัว ที่เหลืออีก 2 ตัวเป็นเลข “0” และพิจารณาเช่นเดียวกันกับการกำเนิดเลขฐาน 2 ของประชากรที่ค่าความน่าจะเป็นอื่น ๆ

สำหรับการสร้างประชากรในแต่ละรุ่น (หรือรอบของการคำนวณ (iteration)) เกิดจากการรวมกลุ่มประชากรย่อย l กลุ่มเข้าด้วยกัน หลังจากนั้นคำนวณหาค่าฟังก์ชันเป้าหมายของกลุ่มประชากรที่สร้างขึ้น และนำค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ได้เข้าสู่กระบวนการคัดสรรผลเฉลี่ยที่ไม่ถูกครอบงำ (non-dominated sorting) จากการรวมกลุ่มของผลเฉลี่ยจากประชากรใหม่ที่ได้กับผลเฉลี่ยที่ไม่ถูกครอบงำในรอบการคำนวณที่ผ่านมา เมื่อได้ผลเฉลี่ยที่ไม่ถูกครอบงำในรอบล่าสุดแล้ว หลังจากนั้นนำผลเฉลี่ยที่ได้ไปปรับปรุงเมตริกซ์ของความน่าจะเป็นในการแปลงค่าเอลิเมนต์ของเมตริกซ์ สำหรับแถวที่ i^{th} ของเมตริกซ์ เราสามารถคำนวณค่าใหม่สำหรับเอลิเมนต์ของ P ได้ตามสมการ (1) [1]

$$P_{ii}^{new} = P_{ii}^{old} (1 - L_R) \bar{b}_i L_R \quad (1)$$

เมื่อ $L_R \in [0,1]$ หมายถึงค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) $\bar{b}_j$ คือ เอลิเมนต์ที่ j^{th} ของผลเฉลี่ยที่เป็นเลขฐานสองและยัง

ตารางที่ 1 เวกเตอร์ของความน่าจะเป็นและประชากรเลขฐานสอง ($N = 12, l = 3, n_b = 4$)

ประชากร 1	ประชากร 2	ประชากร 3
1 1 0 1	0 0 0 1	0 0 1 0
0 0 1 0	1 1 1 0	1 0 1 1
1 1 0 0	0 0 1 1	1 0 1 0
1 0 1 0	1 0 1 0	1 0 1 0
1 0 1 0	1 1 0 1	0 0 0 0
เวกเตอร์ของความน่าจะเป็น		
5/1, 3/5, 2/5, 2/5	5/2, 2/5, 3/5, 4/5	5/1, 4/5, 0/5, 3/5
0.2, 0.6, 0.4, 0.4	0.4, 0.4, 0.6, 0.8	0.2, 0.8, 0.0, 0.6

สามารถปรับปรุงค่าเมตริกซ์ของความน่าจะเป็นด้วยกระบวนการมิวเทชัน (mutation) ดังสมการ (2)

$$P_{ij}^{new} = P_{ij}^{old} (1 - m_s) + \text{rand} \cdot (0 \text{ or } 1) \cdot m_s \quad (2)$$

เมื่อ m_s คือ ค่าการเลื่อนของการเปลี่ยนแปลง สมการนี้ถูกกำหนดให้ทำงานภายใต้ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดการมิวเทชัน ส่วนค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ใช้สำหรับการออกแบบในวิธี MOPBIL นี้ ใช้เหมือนกับในงานวิจัย [7] ซึ่งประกอบด้วยกำหนดให้เมตริกซ์ความเป็นไปได้ของการเกิดกลุ่มประชากร P ขนาด 10×120 จำนวนประชากร = 50 ค่าอัตราการเรียนรู้ $L_R = 0.5$ อัตราการเกิดมิวเทชัน = 0.05 และ $m_s = 0.2$ โดยกำหนดให้เมตริกซ์เก็บผลเฉลี่ยของพารेटอ (Pareto archive: Pareto^k) มีขนาดเท่ากับ 150 และมีจำนวนรอบในการคำนวณหาผลเฉลี่ย 250 รอบ ส่วนรูปแบบของการสร้างกลุ่มประชากรเพื่อให้เกิดการวิวัฒนาการนั้นจะอาศัยเลขฐานสองโดยที่กลุ่มตัวแปรออกแบบที่ใช้้นั้นเป็นเลขจำนวนจริง (ได้จากการแปลงเลขฐานสอง) และใช้กลุ่มเลขจำนวนจริงนี้ไปสร้างแบบจำลองเซอร์โรเกท

2.2 แบบจำลองเซอร์โรเกท

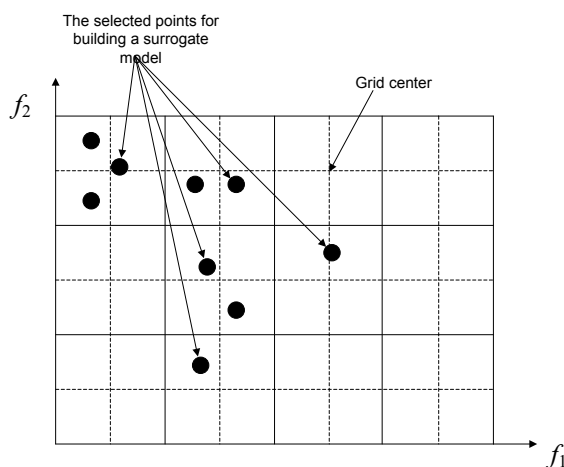
การออกแบบหาขนาดและรูปร่างเหมาะที่สุดของระบบแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ในงานวิจัย [7] ซึ่งมีหลายเป้าหมายในการออกแบบและมีลักษณะซับซ้อนภายใต้ข้อจำกัดและเงื่อนไขบังคับต่าง ๆ จึงเป็นผลทำให้ต้องใช้เวลานานสำหรับการวิเคราะห์หาคุณสมบัติทางกายภาพของระบบโครงสร้างสเฟนชันของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ เพื่อแก้ปัญหานี้จึงได้นำแบบจำลองเซอร์โรเกท (surrogate model, SM) [4]

มาทำงานร่วมกับ วิธี MOPBIL และที่นำมาใช้ในการทดสอบคือ แบบพหุนามหรือแบบจำลองพื้นผิวดอปสองซึ่งเป็นแบบจำลองพหุนามอันดับสองหรือ a quadratic response surface model ดังแสดงตามสมการ (3)

$$\bar{y} = \beta_0 + \sum \beta_i x_i + \sum \beta_{ij} x_i x_j \quad (3)$$

เมื่อ β_i คือ สัมประสิทธิ์พหุนามซึ่งหาได้จากการวิเคราะห์การถดถอย (regression) หรือ เทคนิควิธีกำลังสองน้อยสุด (least-square technique) โดยที่ $i = 0, \dots, (n+1)(n+2)/2$ และนำสมการ (3) มาประยุกต์การทำงานร่วมกับ วิธี MOPBIL หรือ เขียนโดยย่อคือ MOPBIL-Q โดยที่กระบวนการหาค่าเหมาะที่สุดนั้น จะใช้แบบจำลองเซอร์โรเกทในการประมาณค่าฟังก์ชันเป้าหมายและฟังก์ชันเงื่อนไขบังคับของการออกแบบ สำหรับการเลือกค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่ได้จากประชากรของตัวแปรออกแบบเพื่อนำไปสร้างแบบจำลองเซอร์โรเกทนั้น ค่าฟังก์ชันเป้าหมายของกลุ่มประชากรต้องมีลักษณะการกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอซึ่งมีรายละเอียดของรูปแบบการเลือกผลเฉลยดังนี้คือ สร้างกริดรอบทุกจุดออกแบบบนโดเมนของฟังก์ชันเป้าหมายของชุดประชากรที่นำมาคัดเลือกและผลเฉลยที่ใกล้จุดศูนย์กลางที่สุดของแต่ละกริดจะถูกเลือก (เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่กระจายตัวอย่างสม่ำเสมอ) ไปสร้างฟังก์ชันสำหรับประมาณค่า ดังแสดงในรูปที่ 1

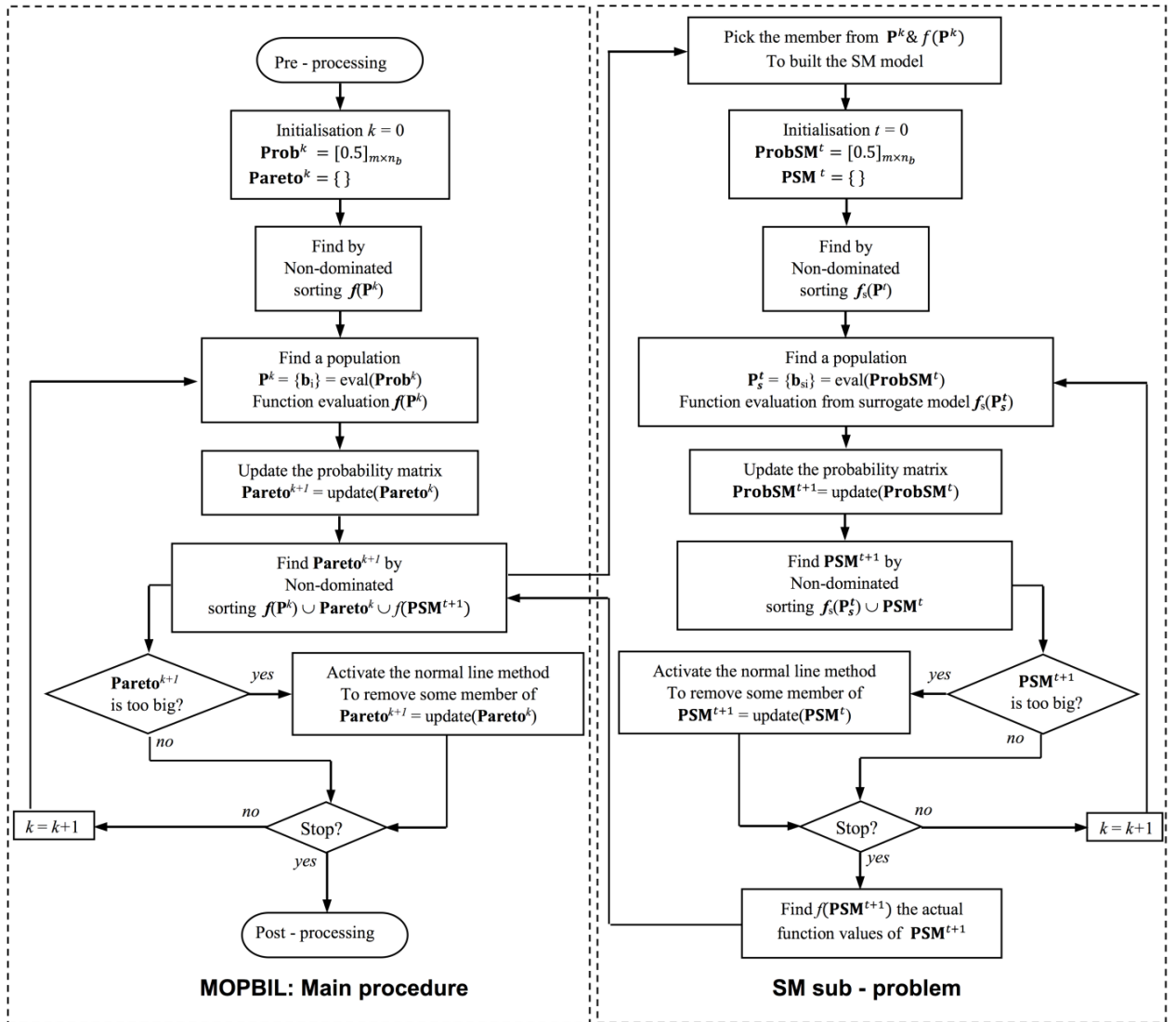
โดยมีขั้นตอนวิธีดังรูปที่ 2: SM sub-problem และมีจำนวนรอบในการหาผลเฉลยเท่ากับ 2 เท่าของจำนวน n loop ใน main procedure ซึ่งในการทดสอบนี้ เรามีจำนวนรอบของการคำนวณหาผลเฉลย 50 รอบ ดังนั้นในแบบจำลองเซอร์โรเกทจะมีจำนวนรอบเท่ากับ 100 รอบ จะเห็นว่าในแบบจำลองเซอร์โรเกทมากกว่า main procedure เนื่องจากการคำนวณหาค่าคุณสมบัติทางกายภาพของโครงสร้างจริงด้วยการวิเคราะห์ทางด้านไฟไนต์เอลิเมนต์ต้องใช้เวลานานในการวิเคราะห์ แต่ในแบบจำลองเซอร์โรเกทเราสร้างชุดแบบจำลองทางคณิตศาสตร์หรือฟังก์ชันโดยประมาณจากข้อมูลจริงเพื่อนำไปใช้ประมาณค่าของชุดประชากรในแต่ละรอบของการวิวัฒนาการ ด้วยเหตุนี้จึงใช้เวลาเล็กน้อยเท่านั้น [2] เมื่อได้ผลเฉลยพาเรโตโดยประมาณในรอบสุดท้ายแล้วจึงนำไปหาค่าคุณสมบัติทางกายภาพจริงจากการวิเคราะห์ด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์ แล้วนำส่งกลับเข้าไปใน main procedure



รูปที่ 1 รูปแบบการเลือกผลเฉลยเพื่อนำไปสร้างแบบจำลองเซอร์โรเกท [4]

2.3 การทำงานร่วมกันระหว่างวิธี MOPBIL และแบบจำลองเซอร์โรเกท

การทำงานร่วมกันระหว่าง วิธี MOPBIL และแบบจำลองเซอร์โรเกท หรือ วิธี MOPBIL-Q มีขั้นตอนการดำเนินการดังแสดงในรูปที่ 2 โดยที่การหาค่าเหมาะที่สุดจะใช้แบบจำลองเซอร์โรเกทซึ่งสร้างจากสมาชิกของผลเฉลยพาเรโต (Pareto) ใน main procedure ของรอบการวิวัฒนาการนั้น ๆ สำหรับการประมาณค่าฟังก์ชันเป้าหมายและฟังก์ชันเงื่อนไขบังคับสำหรับการออกแบบจนกระทั่งได้ผลเฉลยพาเรโตจากฟังก์ชันโดยประมาณ PSM^{t+1} ซึ่งได้มาจากแบบจำลองเซอร์โรเกท (ดูรายละเอียดเพิ่มเติมใน [4]) หลังจากนั้นนำประชากรของตัวแปรออกแบบ PSM^{t+1} ไปหาค่าฟังก์ชันเป้าหมายของการออกแบบจริง f (PSM^{t+1}) โดยการวิเคราะห์โครงสร้างด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์พร้อมนำค่าที่ได้ไปรวมกลุ่ม (union set) กับผลเฉลยหรือขอบหน้าพาเรโตในขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการหลัก (main procedure) เพื่อทำการคัดแยกผลเฉลยที่ไม่ถูกรอบนำ (non-dominated sorting) ของทั้ง main procedure และ SM: sub-problem จากนั้นนำชุดผลเฉลยที่ได้นี้เข้าสู่กระบวนการให้กำเนิดหรือสร้างชุดประชากรในรอบถัดไปขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการจะหยุดเมื่อครบรอบที่กำหนด ส่วนตัวบ่งชี้สมรรถนะในการหาค่าตอบหรือการครอบครองพื้นที่ของฟังก์ชันเป้าหมายทั้งสองจะใช้ค่า hypervolume (HV) [4,5,7] เป็นตัวชี้วัดเพื่อเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างวิธี MOPBIL กับวิธี MOPBIL-Q ซึ่งค่า HV จะหมายถึงปริมาตร (สำหรับปัญหา



รูปที่ 2 แผนผังขั้นตอนการทำงานร่วมกันระหว่างวิธี MOPBIL และแบบจำลองเซอร์โพรเกท

3 ฟังก์ชันเป้าหมาย) หรือ พื้นที่ (สำหรับปัญหา 2 ฟังก์ชันเป้าหมาย) ที่ครอบคลุมโดยขอบหน้าของ Pareto front ถึงจุดอ้างอิง และสมรรถนะในการหาคำตอบ (Pareto front) ระหว่าง 2 วิธีการนั้นจะชี้วัดโดยวิธีการใด ที่ได้ค่าดีกว่าจะมีพื้นที่มากกว่า (ค่า HV มากกว่า) เมื่อคำนวณจากจุดอ้างอิงเดียวกันสำหรับปัญหาการหาค่าต่ำสุด

3. การหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของระบบแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

การผนวกวิธี MOPBIL และแบบจำลองเซอร์โพรเกทให้มีการทำงานประสานกันเพื่อนำไปปรับปรุงสมรรถนะในการ

ค้นหาคำตอบของงานวิจัย [7] สำหรับออกแบบในขั้นตอนการหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของโครงสร้างแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ด้วยเหตุนี้รายละเอียดของฟังก์ชันเป้าหมาย เงื่อนไขบังคับและการกำหนดตัวแปรออกแบบนั้นได้อ้างอิงในงานวิจัย [7] ซึ่งมีปัญหาในการออกแบบดังนี้

3.1 ปัญหาในการออกแบบ

Objective functions

$$\min: K_{BS}(x) \text{ \& \; } \max: \omega_{1sw}(x) \quad (4)$$

Subject to

$$K_{BS} \leq 15 \text{ N/m}$$

$$\omega_{IB} \geq 3.5 \text{ kHz}$$

$$\omega_{IT} \geq 8.0 \text{ kHz}$$

เมื่อ K_{BS} คือ ค่าความแข็งตึงของการดัด (bending stiffness) ของแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียน ω_{ISW} คือ ค่าความถี่ธรรมชาติค่าแรกในโหมดของการส่ายด้านข้าง (1st sway mode frequency) ω_{IB} คือ ค่าความถี่ธรรมชาติค่าแรกในโหมดของการดัด (1st bending mode frequency) ω_{IT} คือ ค่าความถี่ธรรมชาติค่าแรกในโหมดของการบิด (1st torsion mode frequency) และ x คือ เวกเตอร์ของตัวแปรออกแบบหรือพิกัดตำแหน่งที่ใช้สร้างเส้นโค้งกำลังสาม (cubic spline)

ค่าความถี่ธรรมชาติในแต่ละโหมดของหัวอ่านสามารถคำนวณได้จากวิเคราะห์การสั่นสะเทือนแบบอิสระ (free vibration) ด้วยระเบียบวิธีทางไฟไนต์เอลิเมนต์ ซึ่งมีสมการควบคุมพื้นฐาน (governing equations) คือ

$$[K]\{\phi_j\} - \lambda_j[M]\{\phi_j\} = 0 \quad (5)$$

เมื่อ $[K]$ และ $[M]$ คือ เมทริกซ์ความแข็งตึงของโครงสร้างและเมทริกซ์รวมของมวล ซึ่งสามารถหาได้จากการรวมเมทริกซ์ย่อยของแต่ละเอลิเมนต์ ส่วนค่า ϕ_j และ λ_j คือค่าไอเกนเวกเตอร์ (eigenvector) และ ค่าไอเกนแวลู (eigenvalue) ของแต่ละโหมดการสั่นตามลำดับ และค่าความถี่ธรรมชาติของแต่ละโหมดการสั่นสามารถคำนวณได้จากสมการ

$$\omega_j = \sqrt{\lambda_j} \quad (6)$$

3.2 ตัวแปรออกแบบ

ตัวแปรที่ใช้สำหรับออกแบบหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดจะเป็นเลขจำนวนจริงแต่ขั้นตอนวิวัฒนาการของวิธี MOPBIL ใช้เลขฐานสอง (เลข “0” และ “1”) เป็นตัวดำเนินการเพื่อให้เกิดการวิวัฒนาการของกลุ่มประชากร ดังนั้นจึงต้องแปลงเลขฐานสองเป็นเลขจำนวนจริงตามสมการ (7)

$$x_i = x_{l,i} + (x_{u,i} - x_{l,i}) \frac{bt}{2^N b - 1} \quad (7)$$

เมื่อ b คือ เมทริกซ์ขนาด $1 \times N_b$ ซึ่งประกอบด้วยเลข “0” หรือ “1” t คือ เมทริกซ์สำหรับแปลงค่าขนาด $N_b \times 1$ โดยที่ $t_i = 2^{(N_b - i)}$ N_b คือ จำนวนของเลขฐานสอง $x_{l,i}$ คือ

ตารางที่ 2 ขอบเขตของตัวแปรออกแบบ: x (มิลลิเมตร)

b	0.4	1.0	0.4	0.9	0.4	0.3
x	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
a	0.1	0	0.1	0.1	0.1	0.1

ขีดจำกัดล่าง และ $x_{u,i}$ คือ ขีดจำกัดบนของ x_i ตัวอย่างเช่น เราสามารถแปลงเลขฐานสอง 10101 ให้อยู่ในช่วง $x \in [1, 5]$ โดยมี $N_b = 5$ ดังนั้นจะได้

$$t_i = 2^{(N_b - i)} = [2^4 2^3 2^2 2^1 2^0]^T \text{ และ}$$

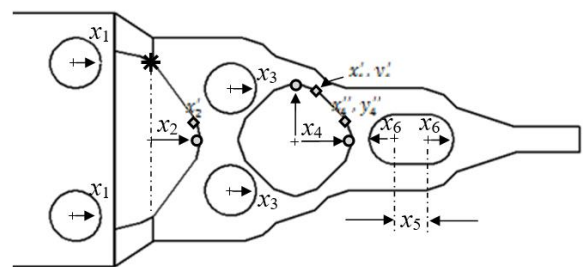
$$\begin{aligned} b_i &= [10101] [2^4 2^3 2^2 2^1 2^0]^T \\ &= [1 \cdot 2^4 + 0 \cdot 2^3 + 1 \cdot 2^2 + 0 \cdot 2^1 + 1 \cdot 2^0] \\ &= 21 \end{aligned}$$

ดังนั้นจากสมการ (7) จะได้ค่าตัวแปรที่เป็นเลขจำนวนจริง คือ $x = 1 + (5 - 1) \frac{21}{2^5 - 1} = 3.709$ ส่วนค่าคุณลักษณะทาง

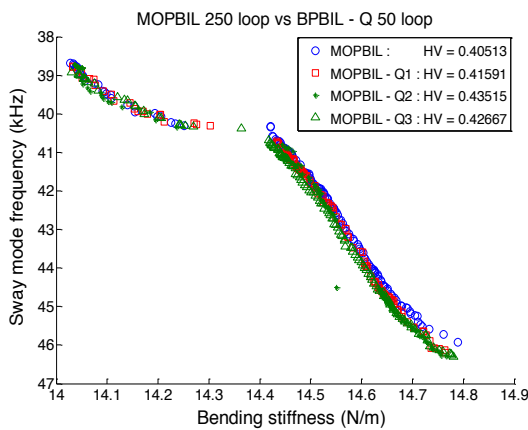
กายภาพของโครงสร้างที่ใช้เป็นเป้าหมายและเงื่อนไขในการออกแบบได้จากโปรแกรมวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์ โดยมีลำดับขั้นการวิเคราะห์ดังแสดงใน [7] ส่วนการกำหนดตัวแปรออกแบบนั้นเป็นไปตามรูปที่ 3 ซึ่งตัวแปรที่ใช้ในการออกแบบมี 6 ตัวคือ x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 และ x_6 ส่วน x_2', x_4' และ x_4'' เป็นระยะที่ทำให้ได้จากตัวประกอบตำแหน่งตามแนวแกน x และมีขอบเขตของตัวแปรออกแบบดังตารางที่ 2

4. ผลการทดสอบและการอภิปราย

โครงสร้างที่ใช้ทดสอบนี้ยังคงเป็นโครงสร้างต้นแบบที่ใช้ในการทดสอบหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดในงานวิจัย [7] ดังรูปที่ 4 และได้ดำเนินการหาคำตอบเป็นจำนวน 3 ครั้ง เพื่อตรวจสอบความคงเส้นคงวา (consistency) ของวิธีวิวัฒนาการ



รูปที่ 3 ตำแหน่งพิกัดของตัวแปรที่ใช้ออกแบบ



รูปที่ 4 ขอบหน้าพาเรโตของ MOPBIL และ MOPBIL-Q จากการรันหาคำตอบ3 ครั้ง พร้อม ค่า Hypervolume: HV ที่ได้

ที่ผนวกรวมกับแบบจำลองเซอร์โรเกทในการค้นหาขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของโครงสร้างแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียนฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์และขอบหน้าพาเรโตผลที่ได้จากการทดสอบดังแสดงในรูปที่ 4 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการค้นหาคำตอบของวิธี MOPBIL-Q ที่เหนือกว่าวิธี MOPBIL ที่ทำงานตามลำพัง พิจารณาเปรียบเทียบโดยใช้ค่า HV ซึ่งหมายถึงพื้นที่ในการครอบครองพื้นที่เป้าหมายเป็นตัวชี้วัดสมรรถนะหรือประสิทธิภาพการทำงานของทั้ง 2 รูปแบบ จากผลเฉลยขอบหน้าพาเรโตที่ได้ทั้งวิธี MOPBIL และวิธี MOPBIL-Q จะนำมาหาค่า HV โดยได้ขอบหน้าพาเรโตและค่า HV ดังแสดงในรูปที่ 4

จากรูปจะเห็นได้ว่าการประยุกต์ใช้แบบจำลองฟังก์ชันโดยประมาณ a quadratic response surface model ร่วมกับขั้นตอนวิธีวิวัฒนาการ MOPBIL หรือวิธี MOPBIL-Q ให้สมรรถนะที่สูงกว่าวิธี MOPBIL ที่ทำงานโดยลำพังเพียงรอบการวิวัฒนาการค้นหาคำตอบแค่รอบที่ 50 ซึ่งใช้เวลาในการคำนวณโดยเฉลี่ย 5.830 ชั่วโมงก็สามารถให้ค่าตัวชี้วัด HV ที่สูงกว่าวิธี MOPBIL ที่ทำงานโดยลำพังซึ่งใช้รอบการคำนวณทั้งหมด 250 รอบที่ใช้เวลาในการคำนวณโดยเฉลี่ย 10.675 ชั่วโมง (ทั้งสองวิธีการรันด้วยคอมพิวเตอร์ Intel(R) Core(TM) i3-3220 CPU@3.30Ghz, RAM4.00 GB) โดยใช้จุดอ้างอิง [4,7] เดียวกันสำหรับหาค่า HV จากการยูเนียนเซตขอบหน้าพาเรโตของ วิธี MOPBIL และ วิธี MOPBIL-Q ทั้ง 3 ครั้งในการหาคำตอบเพื่อครอบขอบหน้าพาเรโตของทุกชุดด้วยเหตุผลดังกล่าวจึงทำให้ค่า HV ของวิธี MOPBIL ที่ใช้ในการ

ตารางที่ 3 ตารางแสดงชุดผลเฉลย 6 จุด บนขอบหน้าพาเรโตของวิธี MOPBIL และ วิธี MOPBIL-Q2

No.	MOPBIL [7]		MOPBIL - Q2	
	K_{BS} (N/m)	ω_{1SW} (kHz)	K_{BS} (N/m)	ω_{1SW} (kHz)
1	14.0275	38.6896	14.0357	38.7239
2	14.1939	39.9903	14.1956	40.1511
3	14.4306	40.6696	14.4443	40.8072
4	14.5461	42.4541	14.5375	42.5420
5	14.6421	44.4471	14.6371	44.6078
6	14.7892	45.9306	14.7661	46.2739

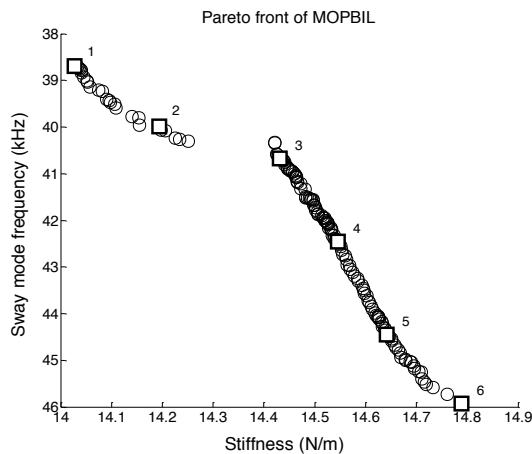
เปรียบเทียบกับนี้จึงมีค่าแตกต่างจาก [7] และจากตัวชี้วัด HV นี้แสดงให้เห็นถึงสมรรถนะที่เพิ่มขึ้นทั้งด้านการครอบครองพื้นที่เป้าหมายและเวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบของขั้นตอนวิธี MOPBIL-Q จากตารางที่ 3 เป็นการเปรียบเทียบสมรรถนะของ วิธี MOPBIL และ วิธี MOPBIL-Q2 (การรันหาคำตอบครั้งที่ 2) โดยยกมาแสดงตัวอย่างในรายละเอียดของค่าฟังก์ชันเป้าหมายของครั้งที่ให้ค่า Hypervolume มากที่สุดดังแสดงในรูปที่ 5 พร้อมทั้งขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดจากผลเฉลยที่เลือกมาแสดงดังรูปที่ 6 ของวิธี MOPBIL และ รูปที่ 7 พร้อมทั้งขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดจากผลเฉลยที่เลือกมาแสดงดังรูปที่ 8 ตามลำดับ

ผลเฉลยที่ได้หรือขอบหน้าพาเรตั้นทุกจุดเป็นผลเฉลยที่ดีที่สุดภายใต้เงื่อนไขออกแบบ ด้วยเหตุที่ว่าเราต้องการชัสนเพนชันที่มีค่าสทิพเนสเชิงพลวัตสูงสุดซึ่งหมายถึงความสามารถในการทำงานที่ความเร็วรอบของ hard disk ที่สูงขึ้น อย่างไรก็ตามในการออกแบบชัสนเพนชันมีความจำเป็นที่จะต้องได้ค่าความแข็งตึงของการดัดน้อยกว่า 15 N/m [4,7] เพื่อความคล่องตัวในการอ่านข้อมูล ดังนั้นผู้ออกแบบต้องตัดสินใจเลือกว่าต้องการสมรรถนะด้านใด (trade-off) เช่น ต้องการความคล่องตัวในการอ่านข้อมูล (ค่า K_{BS} ต่ำ) ก็ต้องแลกมาด้วยความเร็วรอบในการทำงานที่ต่ำลงด้วย (ค่า ω_{1SW} ต่ำ)

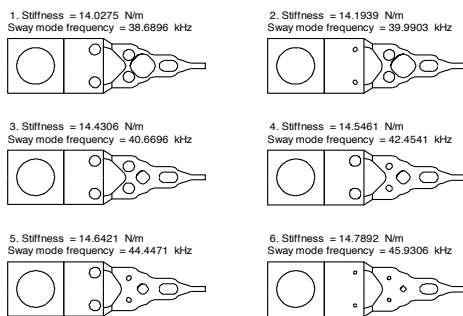
5. สรุป

จากการประยุกต์ใช้วิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมายผสานการทำงานร่วมกับแบบจำลองเซอร์โรเกท หรือ a quadratic response surface model หรือวิธี MOPBIL-Q กับ การออกแบบหาขนาดและ

รูปร่างที่เหมาะสมที่สุดของโครงสร้างระบบแขนยึดจับหัวอ่าน/เขียน



รูปที่ 5 ตำแหน่งผลเฉลยที่เลือกนำมาแสดงขนาดและรูปร่างเหมาะสมที่สุดของขอบหน้าพาเรโตของวิธี MOPBIL



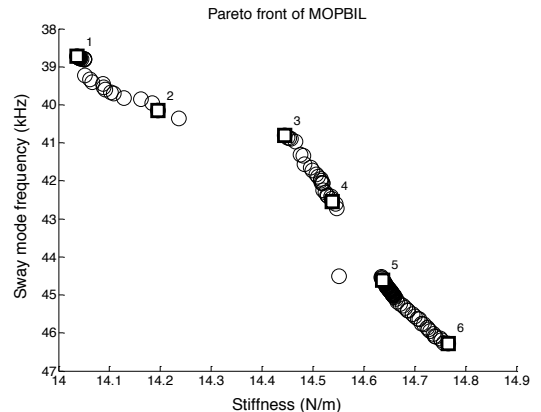
รูปที่ 6 ขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดจากผลเฉลยที่เลือกมาแสดงของรูปที่ 5

ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์และค่า Hypervolume indicator ที่ได้จากขอบหน้าพาเรโตพร้อมทั้งขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดซึ่งแสดงให้เห็นถึงสมรรถนะที่เพิ่มขึ้นทั้งด้านพื้นที่ในการครอบครองเป้าหมายและเวลาที่ใช้ในการค้นหาคำตอบที่ลดลงมากเมื่อเทียบกับ วิธี MOPBIL ที่ค้นหาคำตอบตามลำพัง และเพื่อหาแบบฟังก์ชันโดยประมาณให้เหมาะสมที่สุดจากการกระจายตัวของประชากรสร้างแบบจำลอง สามารถทดสอบนำเข้าจำนวนประชากรในแต่ละรอบว่าจะกำหนดเลือกกี่เปอร์เซ็นต์ของประชากรที่จะนำไปสร้างฟังก์ชันโดยประมาณ

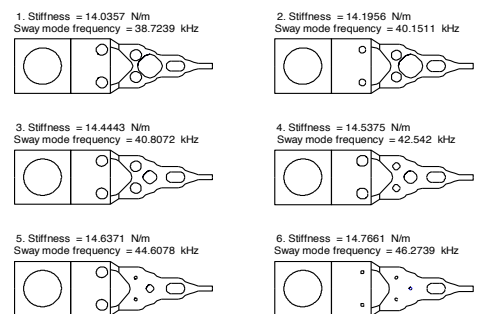
กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยมหาสารคาม และศูนย์วิจัยและพัฒนาโครงสร้างมูลฐานอย่าง

ยั่งยืน ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยขอนแก่น



รูปที่ 7 ตำแหน่งผลเฉลยที่เลือกนำมาแสดงขนาดและรูปร่างเหมาะสมที่สุดของขอบหน้าพาเรโตของวิธี MOPBIL - Q2



รูปที่ 8 ขนาดและรูปร่างที่เหมาะสมที่สุดจากผลเฉลยที่เลือกมาแสดงของรูปที่ 7

เอกสารอ้างอิง

- [1] สุจินต์ บุรีรัตน์. การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของระบบทางวิศวกรรมเครื่องกล. ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล, คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น; 2556.
- [2] Kunakote T, Bureerat S. Surrogate-Assisted Multiobjective Evolutionary Algorithms for Structural Shape and Sizing Optimisation. *Mathematical Problems in Engineering*. 2013: 13 pages.
- [3] Srisomporn S, Bureerat S. Geometrical Design of Plate-Fin Heat Sinks Using Hybridization of MOEA and RSM. *IEEE Transaction on Components and Packaging Technologies*. 2008; 31(2): 351–359.

- [4] Kunakote T. Multiobjective Structural Topology Optimisation Using Evolutionary Algorithms. *The Degree of Doctor of Philosophy, Mechanical Engineering, Khon Kean University*; 2011.
- [5] ธวัชชัย คุณะโคตร, สุจินต์ บุรีรัตน์. การหาค่าเหมาะที่สุดสองขั้นตอนแบบหลายเป้าหมายของโครงสร้างแบบแผ่นโดยใช้วิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากร. *วารสารวิจัย มช.* 2557; 19(2): 233–244.
- [6] Bureerat S, Srisomporn S. Optimum plate-fin heat sinks by using a multi-objective evolutionary algorithm. *Engineering Optimisation*. 2010; 42(40): 305–323.
- [7] ธวัชชัย คุณะโคตร, สุจินต์ บุรีรัตน์. การออกแบบขนาดและรูปร่างของระบบแลกเปลี่ยนความร้อนด้วยวิธีเรียนรู้แบบเพิ่มพูนโดยอาศัยกลุ่มประชากรแบบหลายเป้าหมาย. *วารสารวิชาการวิศวกรรมศาสตร์ ม.อบ.* 2558; 8(1): 26–36.
- [8] Pholdee N, Bureerat S. Hybridisation of real-code population-based incremental learning and differential evolution for multiobjective design of trusses. *Information Sciences*. 2013; 223: 136–152.
- [9] Kaveh A, Massoudi MS. Multi-objective optimization of structures using Charged System Search. *Scientialranica*. 2014; 21: 1845–1860.
- [10] Costas M, Díaz J, Romera L, Hernández S. A multi-objective surrogate-based optimization of the crashworthiness of a hybrid impact absorber. *International Journal of Mechanical Sciences*. 2014; 88: 46–54.
- [11] Pholdee N, et al. Process optimization of a non-circular drawing sequence based on multi-surrogate assisted meta-heuristic algorithms. *Journal of mechanical Science and Technology*. 2015; 29(8): 3427–3436.
- [13] Wansaseub K, Pholdee N, Bureerat S. Optimal U-shaped baffle square-duct heat exchanger through surrogate-assisted self-adaptive differential evolution with neighbourhood search and weighted exploitation-exploration. *Applied Thermal Engineering*. 2017; 118: 455–463.
- [14] Zhang M, Gou W, Li L, Yang F, Yue Z. Multidisciplinary design and multi-objective optimization on guide fins of twin-web disk using Kriging surrogate model. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 2017; 55(1): 361–373.