การออกแบบสัญญาณอินพุทที่เหมาะสมเพื่อทำนายเอกลักษณ์ของระบบรองรับในรถยนต์โดยประยุกต์ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรม

Design of Optimum Input for System Identification Using Genetic Algorithms on Vehicle Suspension System

เขตพงศ์ อินทรชัยศรี [1*] สินชัย ชินวรรัตน์ [2]
[1,2] ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
1518 ถ. พิบูลสงคราม บางซื่อ กรุงเทพฯ 10800
โทร 0-29132500 ต่อ 8303 โทรสาร 0-225870026
[*]อีเมล์ ketpong_i@yahoo.com [1] อีเมล์ sch@kmitnb.ac.th

Ketpong Intarachaisri[1*], Sinchai Chonvorarat[2]
[1,2] Department of Mechanical Engineering ,Faculty of Engineering, King Mongkut Institue of Technology,
1518 Piboonsongkram Road ,Bangsue,Bangkok 10800, Thailand
Tel: 0-29132500 ext 8303 , Fax 0-225870026 , [*]E-mail: ketpong_i@yahoo.com [1] E-mail sch@kmitnb.ac.th

บทคัดย่อ

การหาเอกลักษณ์ของระบบ สัญญาณอินพุทที่กระตุ้นระบบเป็นส่วนสำคัญ สัญญาณอินพุทแบบสุ่มถูกใช้ทั้งทางตรงและทางอ้อม เพื่อให้แน่ใจว่าทุกโหมดของระบบถูกกระตุ้น ในบทความนี้ จะนำเสนอการออกแบบสัญญาณอินพุทที่เหมาะสมและมีข้อจำกัด ในการหาเอกลักษณ์แบบออนไลน์ของระบบรองรับในรถยนต์ โดยสัญญาณอินพุท จะถูกคำนวณซ้ำ จากข้อมูลที่มีประโยชน์ ที่อยู่ในเมตริกความสัมพันธ์ อินพุทแบบใหม่จะถูกคำนวณล่วงหน้าหนึ่งลำดับ โดยตัวกรองแบบทำนาย พร้อมทั้งเพิ่มข้อมูลที่สำคัญในเมตริกความสัมพันธ์ข้อมูลจะขยายขึ้น โดยประยุกต์ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรม ผลการจำลองเชิงตัวเลข แสดงถึงผลที่ดีกว่าของอินพุทแบบใหม่ เหนืออินพุทแบบเดิมที่ใช้สัญญาณรบกวนแบบไวท์-เกาส์เส้นท์ เป็นสัญญาณกระตุ้น

Abstract

The way to perform system identification by using excitation signal is crucial. A random input with gaussian and zero mean is normally used for direct or indirect system identification methods to guarantee that all unknown system modes are excited. This paper presented an efficient implementation of constrain optimum input design for online system identification on suspension system in car. The constraint optimal input is calculated recursively based on the imminent available information content in the inverse correlation matrix of the data. The new input is computed one step ahead of time with predictive filter so that it will increase the information content in the inverse correlation matrix. The information content is maximized using a simple genetic algorithm. A numerical example indicates superiority of the proposeing method over the traditional method where white gaussian noise is used as the input.

keyword : genetic algorithm, system identification

1. บทนำ

ในการออกแบบระบบควบคุมที่ดีและมีประสิทธิภาพ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เป็นสิ่งที่จำเป็น โดยทั่วไปมีกระบวนการหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์อยู่สองวิธี วิธีแรกใช้ความสัมพันธ์ทางกายภาพมาสร้างแบบจำลอง ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสมมติฐานที่นำมาใช้ วิธีที่สองใช้เทคนิคการหาเอกลักษณ์ของระบบ โดยข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท ในการสร้างแบบจำลอง[1] สัญญาณอินพุทแบบสุ่ม ถูกนำมากระตุ้นระบบเพื่อให้สามารถกระตุ้นทุกโหมดของระบบ มานะ และสินชัย [2] ได้มีการใช้อินพุทแบบสุ่ม มาใช้ในการหาเอกลักษณ์ของระบบมวล-สปริง โดยใช้การหาเอกลักษณ์ แบบออฟเซิรฟ์เวอร์คาลมานฟิลเตอร์ (Observer Kalman Filter Identification:OKID) ซึ่งให้ผลที่ดีพอสมควร แต่บางครั้งสัญญาณรบกวน ทำให้ไม่สามารถกระตุ้นโหมดที่แท้จริงของระบบได้ ใน[3] ได้มีการออกแบบสัญญาณอินพุทใหม่ ทำให้ความไวต่อสัญญาณรบกวนน้อยลง แต่ไม่สามารถใช้กับระบบแบบออนไลน์ได้

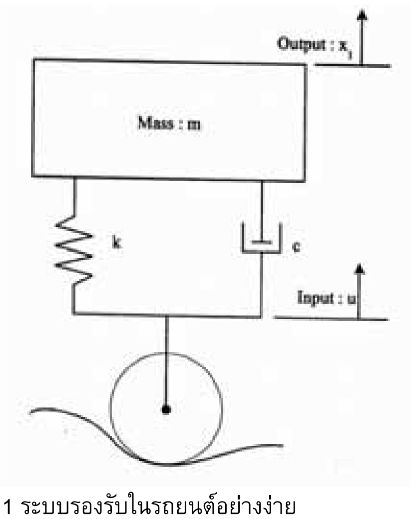
Schoen และคณะ [4] ได้มีการนำเสนอข้อมูลในการหาเอกลักษณ์เพื่อนำไปสู่การสร้างอินพุทใหม่ และใช้ในการกระตุ้นระบบครั้งที่สอง ผลของการกระตุ้น แสดงให้เห็นถึงความถูกต้อง ในการหาเอกลักษณ์ของระบบที่มากขึ้น

ในบทความนี้ จะเสนอการออกแบบอินพุทที่เหมาะสมในการกระตุ้นระบบ โดยสัญญาณอินพุทจะถูกคำนวณซ้ำ จากเมตริกความสัมพันธ์ โดยแนวความคิดหลักคือ การหลีกเลี่ยงข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท ที่ไม่มีส่วนในการเพิ่มข้อมูลให้เมตริกความสัมพันธ์ เมื่อระบบถูกกระตุ้นด้วยอินพุทแบบเดิมระยะหนึ่ง จากนั้นจะถูกนำมาสร้างเมตริกความสัมพันธ์ วิธีการเชิงพันธุกรรมจะถูกนำมาใช้เพิ่มข้อมูลที่จำเป็น อินพุทใหม่จะถูกสร้างจากการทำนายหนึ่งขั้น ในขณะเดียวกันก็มีการปรับข้อมูลในเมตริกความสัมพันธ์

2. แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบรองรับและแนวทางการออกแบบอินพุท

2.1 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบรองรับ

ระบบรองรับในรถยนต์ ประกอบด้วยมวล สปริงและตัวหน่วงดังรูป



รูปที่ 1 ระบบรองรับในรถยนต์อย่างง่าย

เมื่อ $m = 0.515kg, c = 5.17\,Ns/m, k = 561N/m$ จะมีแบบจำลองแบบดีสครีตเมื่อใช้เวลาในการแซมปลิ้ง 0.1 วินาทีคือ

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.5898 & 2.4300 \\ -0.0022 & -0.6122 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.0022 \\ 0.0015 \end{bmatrix} u(k)$$

(1)

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1089.3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} \tag{2}$$

โดยอินพุท u คือถนน

2.2 แนวทางการออกแบบอินพุท

ระบบเชิงเส้นแบบดีสครีต ที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา สามารถแสดงได้ด้วย แบบจำลองไฟไนต์ดิฟเฟอเรนซ์ที่เรียกว่า Auto Regressive with eXogenous input Model (ARX) ที่มีออร์เดอร์ p

$$y_k = \sum_{i=1}^{p} a_i y_{k-i} + \sum_{i=1}^{p} b_i r_{k-i} + \varepsilon_k \tag{3}$$

โดยที่ ε_k คือค่าความแตกต่าง ระหว่าง เอาท์พุทประมาณและเอาท์พุทจริง a และ b เป็นสัมประสิทธิ์ของ แบบจำลองARX และ r คือ อินพุทที่ให้กับระบบ กำหนดเวคเตอร์พาราเมตริก Θ และเมตริกข้อมูล Φ

$$\Theta = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & a_2 & b_2 \ldots\ldots\ldots\ldots a_p\, b_p \end{bmatrix} \tag{4}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} y_p^T & r_p^T & y_{p-1}^T & r_{p-1}^T \ldots\ldots y_1^T & r_1^T \\ y_{p+1}^T & r_{p+1}^T & y_{p+2}^T & r_{p+2}^T \ldots\ldots y_2^T & r_2^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \quad \ddots \vdots & \vdots \\ y_{L-1}^T & r_{L-1}^T & y_{L-2}^T & r_{L-2}^T \ldots\ldots y_{L-p}^T & r_{L-p}^T \end{bmatrix} \tag{5}$$

โดยที่ L คือจำนวนข้อมูลปัจจุบัน และเวคเตอร์เอาท์พุท ξ มีค่า

$$\xi = \begin{bmatrix} y_{p+1} & y_{p+2} & \cdots & y_L \end{bmatrix}^T \tag{6}$$

ดังนั้นสามารถเขียนสมการแสดงความผิดพลาดได้คือ $\varepsilon = \xi - \Phi\Theta$ และฟังก์ชันจุดประสงค์คือ $J = \varepsilon^T \varepsilon$ ซึ่งใช้ในการมินิไมซ์กระบวนการ Least Square ของค่าประมาณ เวคเตอร์พาราเมตริก Θ

$$\Theta = \left(\Phi^T \Phi\right)^{-1} \Phi^T \xi \tag{7}$$

ถ้าต้องการหาเอกลักษณ์ของระบบ ในขณะที่ระบบทำงานอยู่ ทำให้ต้องใช้เทคนิครีเคอร์ซีฟ เพื่อช่วยเพิ่มความเร็วในการคำนวณ

ถ้าเรามีข้อมูลดีสครีตที่เวลา $k+1$ ค่าของเอาท์พุทของระบบสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของ แบบจำลองARX

$$y_{k+1} = \sum_{i=1}^{p} a_i y_{k-i+1} + \sum_{i=1}^{p} b_i r_{k-i+1} + \varepsilon_{k+1} \tag{8}$$

ถ้าระบบเป็นระบบที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา กำหนดให้ $\Theta_k = \Theta_{k+1}$

$$\vec{\Phi}_{k+1} = \begin{bmatrix} y_p^T & r_p^T & y_{p-1}^T & r_{p-1}^T \ldots\ldots y_1^T & r_1^T \\ y_{p+1}^T & r_{p+1}^T & y_{p+2}^T & r_{p+2}^T \ldots\ldots y_2^T & r_2^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \quad \ddots \; \vdots & \vdots \\ y_{L-1}^T & r_{L-1}^T & y_{L-2}^T & r_{L-2}^T \ldots\ldots y_{L-p}^T & r_{L-p}^T \\ y_L^T & r_L^T & y_{L-1}^T & r_{L-1}^T \ldots\ldots y_{L-p+1}^T & r_{L-p+1}^T \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \vec{\Theta}_k \\ \phi_{k+1} \end{bmatrix} \tag{9}$$

โดยที่ $L+1$ คือจำนวนข้อมูลชุดใหม่ ค่าเอาท์พุทที่สอดคล้องสามารถแสดงได้โดย

$$\xi_{k+1} = \begin{bmatrix} y_{p+1} & y_{p+2} & \cdots & y_L & y_{L+1} \end{bmatrix}^T \tag{10}$$

กำหนดให้เมตริกความสัมพันธ์ P_k มีค่า

$$P_k = \left(\Theta_k^T \Theta_k\right)^{-1} \tag{11}$$

จากวิธีรีเคอร์ซีฟ อินเวอร์สเมตริกความสัมพันธ์มีค่า

$$P_{k+1} = P_k - P_k \Phi_k^T \frac{\Phi_{k+1} P_k}{1 + \Phi_{k+1} P_k \Phi_{k+1}^T} \tag{12}$$

อินเวอร์สของของเมตริก P คือ Fisher Information matrix โหมดที่ต่ำของระบบ จะถูกกระตุ้นอยู่ในอินเวอร์สของเมตริก P ที่ค่าตำแหน่งสูงๆ Häglund [5] สังเกตว่า โหมดที่ต่ำสามารถใช้อินพุทหนึ่งขั้นในการกระตุ้นได้ โดยการมินิไมซ์ขนาดของค่าเหล่านี้ ในเมตริก P กำหนดให้เมตริกย่อย S มีค่า

$$S_{L-i,L-j} = \begin{bmatrix} y_{L-i} y_{L-j}^T & y_{L-i} r_{L-j}^T \\ r_{L-i} y_{L-j}^T & r_{L-i} r_{L-j}^T \end{bmatrix} \in \Re^{(no+ni)(no+ni)} \qquad 13)$$

โดยที่ no คือจำนวนเอาท์พุท ni คือจำนวนอินพุท และจัดลำดับเมตริก P ดังนี้

$$P^{(k)} = \begin{bmatrix} P_{1,1}^{(k)} & P_{1,2}^{(k)} & \ldots & P_{1,p}^{(k)} \\ P_{2,1}^{(k)} & P_{2,2}^{(k)} & \cdots & P_{2,p}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{p,1}^{(k)} & P_{p,2}^{(k)} & \ldots & P_{p,p}^{(k)} \end{bmatrix} \tag{14}$$

จาก (14) อิลิเมนท์ที่ i, j ของเมตริก P สามารถกำหนดความหมายได้ดังนี้

$$P_{i,j}^{(k+1)} = P_{i,j}^{(k)} - \sum_{v=1}^{p} \left\{ \sum_{u=1}^{p} P_{i,u}^{(k)} S_{L-u+1,L-v+1}^{(k+1)} \right\} P_{v,j}^{(k)} + \left\{ 1 + \phi^{(k+1)} P^{(k)} \phi^{(k+1)^T} \right\}^{-1} \tag{15}$$

ถ้าอิลิเมนท์ใหญ่ที่สุดของเมตริก P อยู่ในเมตริกย่อย $P_{i,j}^{(k+1)}$ ซึ่งสามารถมินิไมซ์ขนาดของอิลิเมนท์นี้ โดยการเลือก y_{L+1} ซึ่งเป็นการมินิไมซ์สมการที่ (15) ภายใต้เงื่อนไข ขอบเขตการทำงานของอุปกรณ์อินพุท

$$\psi_l < r_{L+1} < \psi_u \tag{16}$$

โดยที่ ψ_l และ ψ_u คือจุดต่ำสุดและสูงสุดของอุปกรณ์ ปัญหาการมินิไมซ์สมการที่ (15) ภายใต้ เงื่อนไขสมการที่ (16) จะประยุกต์ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรม มาช่วยในการแก้ปัญหา

วิธีการเชิงพันธุกรรมคือโครงสร้างการพัฒนาการ ซึ่งอาศัยหลักการอยู่รอดของประชากรที่เหมาะสมที่สุดของ ดาร์วิน เสมือนโครโมโซมที่ประกอบไปด้วยยีนหลายตัว โครโมโซมเหล่านี้จะมีการพัฒนาไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้โครโมโซมที่ดีที่สุด ประชากรรุ่นแรกถูกสร้างโดยวิธีสุ่ม จำนวนประชากรรุ่นต่อไปบางส่วน จะถูกเลือกตามค่าความแข็งแรงที่วัดจากฟังก์ชันจุดประสงค์ ส่วนที่เหลือจะใช้การจับคู่ในกระบวนการจับคู่จะประกอบไปด้วยเซทของตัวพ่อและแม่ โดยตัวแม่คือกลุ่มของประชากรที่มีความแข็งแรงกว่าตัวพ่อ เมื่อได้ประชากรใหม่จากการจับคู่แล้ว ประชากรจะเข้าสู่กระบวนการกลายพันธ์ตามลำดับ จนกว่าจะได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุด ผลที่ได้จากวิธีการเชิงพันธุกรรมจะได้เซตคำตอบที่เหมาะสม y_L สังเกตว่าแบบจำลองไฟไนต์ดิฟเฟอร์เรนซ์ในสมการ (3) แสดงความสัมพันธ์ ระหว่างเอาท์พุทในอดีตและเอาท์พุทในปัจจุบัน ในทำนองเดียวกัน ฟิลเตอร์แบบทำนายของแบบจำลองARX ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง เอาท์พุทในอนาคตและอินพุทในปัจจุบัน [6]สามารถสร้างได้ โดยวิธีฟิลเตอร์แบบทำนายหนึ่งขั้น โดยที่

$$\hat{y}_{k+1} = \sum_{i=1}^{p} a_i^{(1)} y + \sum_{j=0}^{p} b_j^{(1)} r_{k+j} \tag{17}$$

โดยเมตริกสัมประสิทธิ์ของค่าพารามิเตอร์ มีค่า

$$\begin{array}{cc} a_1^{(1)} = a_1 a_1 + a_2 & b_0^{(1)} = a_1 b_0 + b_1 \\ a_2^{(1)} = a_1 a_2 + a_3 & b_1^{(1)} = a_1 b_1 + b_2 \\ \vdots & \vdots \\ a_{p\;1}^{(1)} = a_1 a_{p\;1} + a_p & b_{p\;1}^{(1)} = a_1 b_{p\;1} + b_p \\ a_p^{(1)} = a_1 a_p & b_p^{(1)} = a_1 b_p \end{array} \tag{18}$$

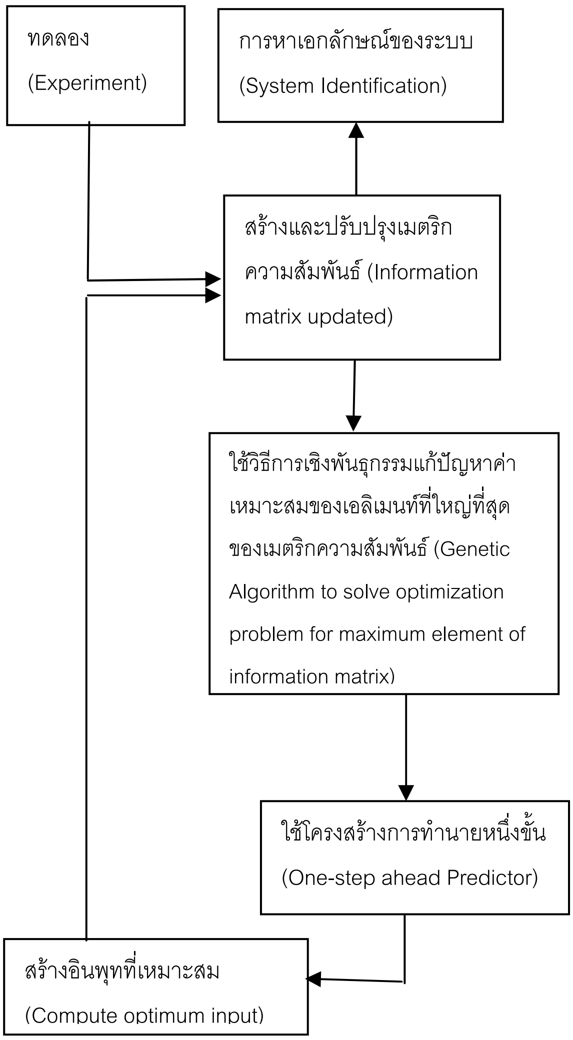
ตัวเลขในวงเล็บหมายถึง จำนวนขั้นในการทำนายไปข้างหน้า จะเห็นว่าเมตริกสัมประสิทธิ์ของพารามิเตอร์ทำนาย เป็นฟังก์ชันของเมตริกสัมประสิทธิ์ของพารามิเตอร์ประมาณ ซึ่งแสดงในสมการที่ (4) โดยที่

$$\hat{\Theta}_{k+1} = \hat{\Theta}_k + P_k\phi_{k+1}^T\left[1+\phi_{k+1}P\phi_{k+1}^T\right]\{y_{L+1}-\phi_{k+1}\Theta_k\} \quad (19)$$

เทอม $P_k\phi_{k+1}^T\left[1+\phi_{k+1}P\phi_{k+1}^T\right]^{-1}$ สามารถพิจารณาเป็นแฟคเตอร์น้ำหนัก และเทอม $\{y_{L+1}-\phi_{k+1}\Theta_k\}$ พิจารณาเป็นค่าผิดพลาดของค่าประมาณ $\hat{\Theta}$ กับข้อมูล y_{L+1} และ ϕ_{k+1} อินพุทที่ต้องการคือ

$$r_k = \frac{1}{b_1}\left\{\hat{y}_{k+1} - \sum_{i=1}^{p} a_i^{(1)}y_{k-i} + \sum_{i=1}^{p} b_i^{(1)}r_{k-i}\right\} \quad (20)$$

กระบวนการคำนวณแสดงได้ดังรูป



รูปที่ 2 กระบวนการออกแบบอินพุทที่เหมาะสม

ขั้นตอนการคำนวณ

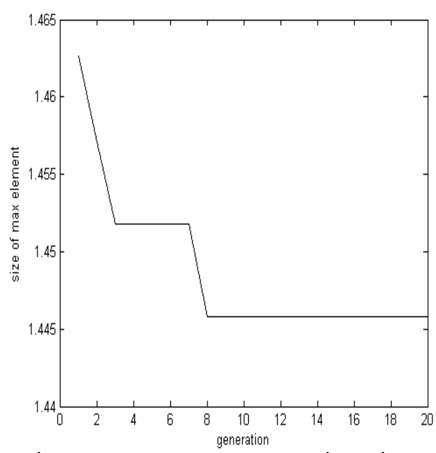
1. ให้อินพุทแบบสุ่มกระตุ้นระบบจนมีข้อมูลพอสมควร
2. สร้างเมตริกข้อมูล P ตามสมการ (11)
3. หาอิลิเมนท์ที่ใหญ่ที่สุดของเมตริก P แล้วใช้วิธีการเชิงพันธุกรรมหาค่าที่เหมาะสม y_{L+1} จากสมการที่ (15)ภายใต้เงื่อนไขสมการที่ (16)
4. ประมาณค่าเวคเตอร์สัมประสิทธิ์จากสมการ (7)และ (19)นำเวคเตอร์สัมประสิทธิ์ไปคำนวณเวคเตอร์แบบทำนายจากสมการ (17),(18)
5. คำนวณอินพุทจากสมการที่ (20)

3. ผลการจำลองเชิงตัวเลข

ตารางที่ 1 แสดงค่าคุณสมบัติทางพลวัตของระบบ

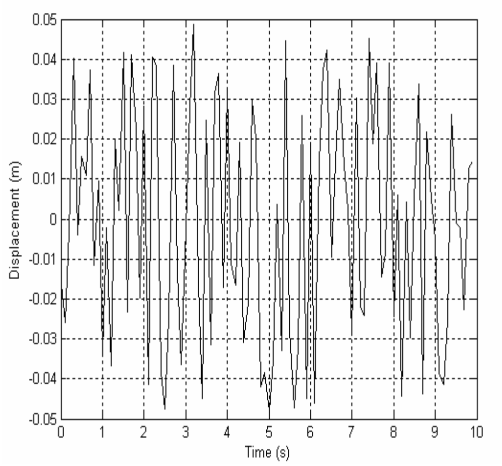
แบบจำลอง (Model)	ราก (Roots)
ระบบจริง (True System)	$-0.6010 \pm 0.0728i$
แบบจำลองที่ได้จากสัญญาณแบบสุ่ม (Identified with random Input)	$-0.5010 \pm 0.0728i$
แบบจำลองที่ได้จากสัญญาณที่ออกแบบไว้ (Identified with design input)	$-0.5404 \pm 0.0907i$

ค่าอินพุทแบบสุ่ม 25 ค่าแรกถูกใช้ในการสร้างเมตริกข้อมูล เพื่อให้มีข้อมูลที่เพียงพอ ในการสร้างเมตริกความสัมพันธ์เริ่มต้น จากนั้นกระบวนการสร้างอินพุทที่เหมาะสมจะทำงาน การหาเอกลักษณ์จะเกิดขึ้นทุกลำดับเวลา ออร์เดอร์ของแบบจำลองARX กำหนดให้เท่ากับ 4 ค่ารบกวนของกระบวนการและจากการวัดมีค่า 1 เปอร์เซ็นต์ ขอบเขตของอินพุทของสัญญาณทั้ง 2 แบบ อยู่ระหว่าง $0.05m$ และ $-0.05m$ เนื่องจากความขรุขระของถนนไม่ควรจะมากเกินไป การเข้ารหัสของโครโมโซมแบบจำนวนจริง กำหนดให้มีประชากรเริ่มต้น 40 คำตอบ มีการจับคู่เพื่อสร้างประชากรใหม่ 10 คู่ มีอัตราการกลายพันธ์เท่ากับ 4 เปอร์เซ็นต์ เมื่อใช้จำนวนรุ่นของประชากร 10 รุ่น จะทำให้ลู่เข้าคำตอบที่ดีที่สุดค่าหนึ่งดังแสดงดังรูปที่ 3

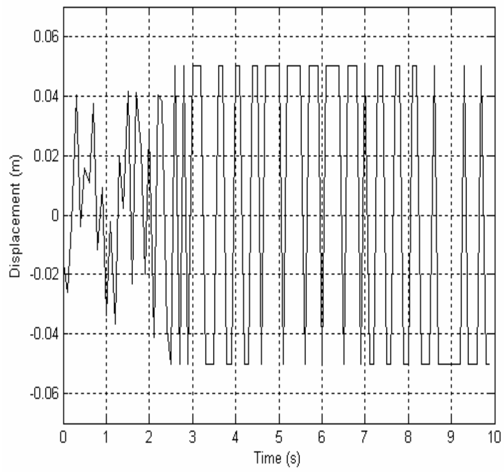


รูปที่ 3การลู่เข้าของขนาดเอลิเมนท์ที่ใหญ่ที่สุด โดย generation แสดงจำนวนรุ่นของประชากร

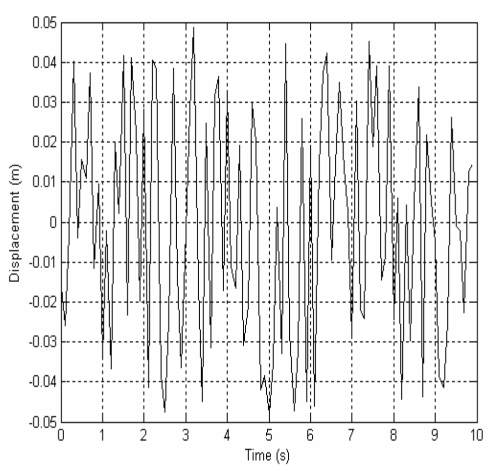
รูปที่ 4 และ 5 แสดงค่าอินพุทแบบสุ่มและอินพุทที่ได้ออกแบบไว้ ส่วนรูปที่ 6 และ 7 แสดงค่าเอาท์พุทที่ได้จากอินพุทแบบสุ่ม และอินพุทแบบใหม่ ตามลำดับ



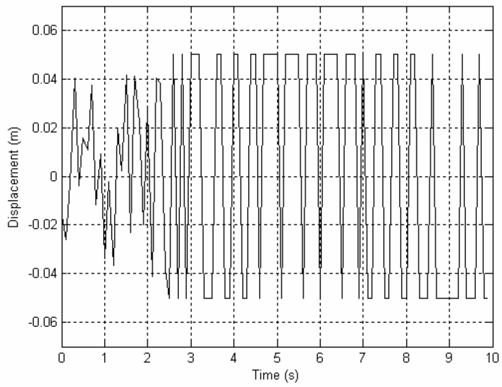
รูปที่ 4 อินพุทแบบสุ่ม



รูปที่ 5 อินพุทที่เหมาะสมที่ออกแบบโดยประยุกต์ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรม



รูปที่ 6 เอาท์พุทที่ได้จากอินพุทแบบสุ่ม



รูปที่ 7 เอาท์พุทที่ได้จากอินพุทที่ออกแบบโดยประยุกต์ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรม

4. สรุป

อินพุทที่ออกแบบโดยประยุกต์ใช้วิธีการเชิงพันธุกรรม ซึ่งมีข้อจำกัดของอินพุท ช่วยเพิ่มข้อมูลที่จำเป็นให้เมตริกซ์ความสัมพันธ์ เมตริกความสัมพันธ์ถูกปรับปรุงตลอดเวลา ข้อมูลในการทำนายเอกลักษณ์มีความเหมาะสมมากขึ้น ทำให้ผลของการทำนายเอกลักษณ์ได้ค่ารากของระบบ ใกล้เคียงกับระบบจริง มากกว่าใช้อินพุทแบบเดิม

เอกสารอ้างอิง

[1] Juang, J.-N., Applied System Identification,PRT Prentice-Hall,Inc.,Englewood Cliffs, New Jersey,1994

[2] มานะ วิเชียรพงษ์ และ สินชัย ชินวรรัตน์ , 2544. การทำนายเอกลักษณ์โดยวิธีออฟเซิรฟเวอร์/คาลมานฟิลเตอร์ ผลการทดลองและการใช้งานบนระบบ มวล-สปริง. การประชุมทางวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลครั้งที่ 15, หน้า 91-95

[3] สินชัย วินวรรัตน์ , 2544. การออกแบบอินพุทสำหรับการทำนายเอกลักษณ์. การประชุมทางวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลครั้งที่15, หน้า 82-85

[4] Schoen M. P.and Mahajan A., "Input design for the system Identification (IDSI) of an Ultrasonic 3D Position Estimation System," ASME Winter Meeting, Nashvile, Tennessee, pp. 765-770, Nov 1999.

[5] Hägglund T., "Recursive Estimation of Slowly Time – Varying Parameters, "IFAC Proceedings, Vol.2, pp. 1137-1142, 1985

[6] Chinvoratat S., Lu B., Huang J.-K., and Schoen M.P., "Setpoint Tracking Predictive Control by System Identification Approach," American Control Conferrence, San Diego, pp. 331-335, June 1999.

[7] Marco P. Schoen, Sinchai Chinvorarat, Gerhard M. Schoen, " Optimum Input for Systems Identification for Systems with Actuator Saturation using Genetic Algorithm."IMECE New Orleans, LA, November 17 – 22, 2002