

## รายการอ้างอิง

- [1] Motard, R. L., and Joseph, B., "Wavelet applications in chemical engineering," Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [2] Pati, Y. C., and Krishnaprasad, P. S., "Approximation of stable linear systems via rational wavelets," Proc. IEEE Conf. Dec. and Cont., Vol. 2, pp. 1502-1507, 1992.
- [3] Elias-Juarez, A., and Kantor, J. C., "On the application of wavelets to model predictive control," American Cont. Conf., 1992.
- [4] Lee, J. H., Chikkula, Y., Yu, Z. H., and Kantor, J.C., "Improving the computational efficiency of the model predictive control algorithm using the wavelet transformation," Int. Jour. Cont., 1992.
- [5] Zhang, Q., and Benveniste, A., "Wavelet networks," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, Issue 6, pp. 889-898, 1992.
- [6] Bakshi, R., and Stephanopoulos, G., "Wave-Net: a multiresolution, hierarchical neural networks with localized leaning," Vol. 39. Issue 1. AIChE J. pp. 57-81, 1993.
- [7] Young, R. K., "Wavelet theory and its applications," Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [8] Daubechies, I., "Ten lectures on wavelets," SIAM, 1992.
- [9] Jacobs, R. A., "Increased rates of convergence through learning rate adaptation," neural networks 1, 1988.
- [10] มนชัย อิศวรุ่งเรืองโชติ, "การประยุกต์เครือข่ายนิเวรอลในการชดเชยแบบปรับตัวโดยตรงของแกนกล", กรุงเทพมหานคร: ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2537.
- [11] Åström, K. A., and Wittenmark, B., "Adaptive control," Addison Wesley Publishing Co., Inc., 2nd ed., 1995.

- [12] Bazaraa, M. S., Sherali, H. D., and Shetty, C. M., "Nonlinear programming: theory and algorithms," 2nd ed. USA.: John Wiley & Sons, Inc., 1993.
- [13] Birch, M., and Whiteley, K., "A knowledge base approach to the specification of real time system requirements," Second International Conference on Software Engineering for Real Time Systems. pp. 21-25, 1989.
- [14] Haesloop, D., and Holt, B. R., "Neural networks for process identification," IJCNN, Vol. 3, pp. 429-434, 1990.
- [15] Hoskins, J. C., Kaliyur, K. M., and Himmelblau, D.M., "Incipient fault detection and diagnosis using artificial neural networks," IJCNN, Vol. 1, pp. 81-86, 1990.
- [16] Leonard, J. A., and Kramer, M. A., "Diagnosing dynamic faults using modular neural nets," IEEE Expert, Vol. 8, Iss. 2, pp. 44-53, 1993.
- [17] Ogata, K., "Modern control engineering," 2nd ed. New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1990.
- [18] Pati, Y. C., Rezaifar, R., and Krishnaprasad, P. S., "A fast recursive algorithm for system identification and model reduction using rational wavelets," Conf. Sig., Syst. and Comp., Vol. 1, pp. 35-39, 1993.
- [19] Psychogios, D. C., and Ungar, L. H., "Nonlinear internal model control and model predictive control using neural networks," Proc. 5th IEEE, pp. 1082-7, 1990.
- [20] Rico-Martinez, R., Kevrekidis, I. G., and Adomaitis, R. A., "Noninvertibility in neural networks," IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 1, pp. 382-386, 1993.
- [21] Watanabe, K., and Hirota, S., "Incipient diagnosis of multiple faults in chemical processes via hierarchical artificial neural network," IEEE Proc. IECON, Vol. 2, pp. 1500-1505, 1991.

## ภาคผนวก

### วิธีการปรับค่าพารามิเตอร์

ต่อไปจะได้กล่าวถึงวิธีการปรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้ โดยจะกล่าวถึงการหาจุดต่ำสุดด้วยวิธี Extended Davies-Swan-Compey (EDSC) ซึ่งเป็นวิธีการที่ปรับมาจาก Davies-Swan-Compey จากนั้นจะกล่าวถึงวิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ในขณะใช้งาน ซึ่งจะมีทั้งวิธีการปรับแบบโมเมนตัม (Momentum) และเดลต้าบาร์เดลต้า (Delta Bar Delta: DBD)

#### การหาจุดต่ำสุดด้วยวิธี EDSC

วิธี EDSC นั้นเป็นวิธีการหาจุดต่ำสุดที่ได้รับการปรับปรุงมาจาก DSC ซึ่งเป็นการค้นหาค่าต่ำสุดใน 1 มิติ (Unidimensional search) ชนิดหนึ่งที่มีกระบวนการต่างไปจาก Golden Search, Bi-Sectional Search, หรือ ๑ วิธี DSC นั้นมีกระบวนการดังนี้

ให้  $x_i$  เป็นจุดเริ่มต้นและ  $h$  เป็นความยาวก้าวเริ่มต้น

- 1) ตัดสินใจว่าจะก้าวไปข้างหน้าหรือถอยหลัง โดยคำนวณ  $x_{i+1} = x_i + h$ 
  - ถ้า  $f(x_{i+1}) \leq f(x_i)$  ไปยัง 2)
  - ถ้า  $f(x_{i+1}) > f(x_i)$  ให้สลับค่าของ  $x_i$  กับ  $x_{i+1}$ , แทน  $h$  ด้วย  $-2 \cdot h$  แล้วไปยัง 3)
- 2) แทน  $h$  ด้วย  $2 \cdot h$
- 3) แทน  $i$  ด้วย  $i+1$  แล้วคำนวณ  $x_{i+1} = x_i + h$ 
  - ถ้า  $f(x_{i+1}) \leq f(x_i)$  ไปยัง 2)
  - ถ้า  $f(x_{i+1}) > f(x_i)$  แสดงว่าเลขจุดต่ำสุดแล้ว ให้เรียก  $x_{i+1}$  เป็น  $x_m$ ,  $x_i$  เป็น  $x_{m-1}$ , และ  $x_{i-1}$  เป็น  $x_{m-2}$
- 4) ถอยถอยหลัง หลังจากเลขจุดต่ำสุดแล้ว โดยแทน  $h$  ด้วย  $-h/2$  แล้วแทน  $i$  ด้วย  $i+1$  จากนั้นให้  $x_{i+1} = x_i + h$  โดยเรียก  $x_{i+1}$  เป็น  $x_{m+1}$
- 5) จาก  $x_{m-2}$ ,  $x_{m-1}$ ,  $x_m$  และ  $x_{m+1}$  ทั้ง 4 จุดต้องตัดจุดหนึ่งทิ้งไปโดยที่ยังมีวงล้อมจุดต่ำสุดอยู่ ดังนี้

- ถ้า  $f(x_{m-1}) \geq f(x_{m+1})$  ให้ตัด  $x_{m-2}$  ทิ้งแล้วเรียก  $x_{m-1}$  เป็น  $x_a$ , เรียก  $x_{m+1}$  เป็น  $x_b$  และเรียก  $x_m$  เป็น  $x_c$  แล้วไปยัง 6)
  - ถ้า  $f(x_{m-1}) < f(x_{m+1})$  ให้ตัด  $x_m$  ทิ้งแล้วเรียก  $x_{m-2}$  เป็น  $x_a$ , เรียก  $x_{m-1}$  เป็น  $x_b$  และเรียก  $x_{m+1}$  เป็น  $x_c$
- 6) สร้าง quadratic polynomial  $p(x) = A \cdot x^2 + B \cdot x + C$  ให้ผ่านพิกัด  $(x_a, f(x_a))$ ,  $(x_b, f(x_b))$  และ  $(x_c, f(x_c))$  จากนั้นหาจุดต่ำสุดของโพลีโนเมียล  $p(x)$  จาก  $\frac{dp}{dx} = 0$  สมมติให้คำตอบที่ได้เป็น  $x_p^*$  ซึ่งจะได้ค่าใกล้เคียงกับ  $x^*$
- 7) ให้  $x_p^*$  เป็นค่าเริ่มต้นและให้  $h$  มีค่าน้อยลงแล้วทำซ้ำตั้งแต่ 1) ถึง 6) และหยุดเมื่อ  $|x_a - x_c| \leq \varepsilon$

ในส่วนของ EDSC นั้น เป็นการแก้ไขข้อบกพร่องของ DSC นั่นคือการค้นหาที่มีค่าความยาวก้าวเริ่มต้นสูงเกินไป อันจะทำให้ได้ตำแหน่ง  $x_p^*$  ที่ผิดพลาด โดยมีกระบวนการเพิ่มเติม ดังรูปที่ ๘-1

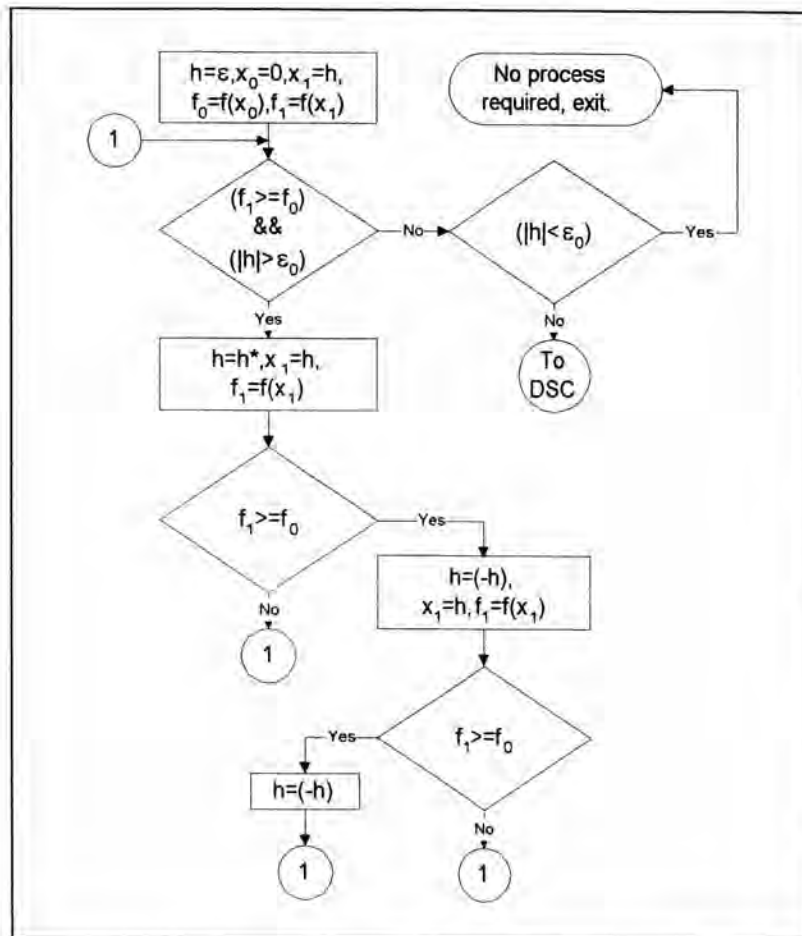
### วิธีการปรับค่าพารามิเตอร์ในขณะใช้งาน

ดังที่ได้กล่าวมาแล้วว่า วิทยานิพนธ์นี้จะเสนอวิธีการปรับพารามิเตอร์ในขณะใช้งาน 2 แบบ คือ โมเมนตัม และ DBD เนื่องจากวิธีการออปติไมเซชันโดยทั่วไปนั้นจำเป็นต้องมีการคำนวณฟังก์ชันต้นทุนอยู่บ่อยครั้ง ยิ่งวิธีที่ใช้การค้นหาใน 1 มิติ (unidimensional search) ก็ยิ่งต้องคำนวณฟังก์ชันต้นทุนหลายครั้งขึ้น ทำให้ไม่สะดวกอย่างมากในการใช้งาน และในบางครั้งยังทำให้เสียเวลาในการคำนวณดังกล่าว ส่วนวิธีโมเมนตัมและ DBD นี้จะมีการคำนวณเพียงทิศทางที่จะใช้ในการปรับพารามิเตอร์ซึ่งได้จากการคำนวณเกรเดียนท์ (gradient) เท่านั้น ดังนั้นทั้งสองวิธีจึงเป็นวิธีที่มีการคำนวณเฉพาะค่าอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง (first derivative) ซึ่งจะกล่าวถึงดังนี้

#### 1. วิธีโมเมนตัม

กำหนดให้การปรับพารามิเตอร์  $\theta$  จากเวลาชกตัวอย่างที่  $k$  ไปสู่เวลา  $k+1$  เป็น

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \Delta\theta(k) \quad (๘-1)$$



รูปที่ ผ-1 แสดงแผนภูมิกระบวนการ EDSC

โดยที่  $\Delta\theta(k)$  นั้น หาจาก

$$\Delta\theta(k) = -(1-\alpha) \cdot \varepsilon \cdot \frac{\partial J_{On-line}(k)}{\partial \theta(k)} + \alpha \cdot \Delta\theta(k-1) \quad (\text{ผ-2})$$

วิธีนี้พบว่ามีค่าคงที่อยู่ 2 ตัวคือ  $\varepsilon$  เป็นค่าความยาวก้าว (step size หรือ learning rate), และ  $\alpha$  เป็นค่าโมเมนต์ัม ซึ่งจะเป็ค่าสัดส่วนของผลจากการปรับพารามิเตอร์  $\theta$  ในช่วงเวลาชักตัวอย่างครั้งก่อน และถ้า  $\alpha$  เป็น 0 วิธีนี้จะกลายเป็นวิธีเกรเดียนท์ (Gradient Method) นั้นเอง

## 2. วิธี DBD

สำหรับวิธี DBD นั้น ค่าความยาวก้าวจะมีค่าไม่คงที่ และพารามิเตอร์ทุกตัวจะมีค่าความยาวก้าวเป็นของตัวเอง ซึ่งค่าความยาวก้าวจะขึ้นอยู่กับทิศทางของอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของฟังก์ชันต้นทุน ณ เวลาชักตัวอย่างที่ติดกัน การคำนวณมีดังนี้

กำหนดให้  $\theta_i(\bullet)$  เป็นพารามิเตอร์ตัวที่  $i$  ของโครงข่ายและ  $\varepsilon_i(\bullet)$  เป็นค่าความยาวก้าวสำหรับพารามิเตอร์ตัวที่  $i$  การปรับค่าพารามิเตอร์เป็นดังนี้

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) - \varepsilon_i(k+1) \cdot \frac{\partial J_{On-line}(k)}{\partial \theta_i(k)} \quad (M-3)$$

$\varepsilon_i(k+1)$  นั้น ได้จาก

$$\varepsilon_i(k+1) = \varepsilon_i(k) + \Delta \varepsilon_i(k) \quad (M-4)$$

$\Delta \varepsilon_i(k)$  ขึ้นกับทิศทางของอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งดังนี้

$$\Delta \varepsilon_i(k) = \begin{cases} K & ; \text{if } \bar{\delta}(k-1) \cdot \delta(k) > 0 \\ -\phi \cdot \varepsilon_i(k) & ; \text{if } \bar{\delta}(k-1) \cdot \delta(k) < 0 \\ 0 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (M-5)$$

โดยที่

$$\delta(k) = \frac{\partial J_{On-line}(k)}{\partial \theta(k)} \quad (M-6)$$

และ

$$\bar{\delta}(k) = (1-\lambda) \cdot \delta(k) + \lambda \cdot \bar{\delta}(k-1) \quad (M-7)$$

จากสมการ (M-5) ถึง (M-7) เห็นได้ว่าวิธีนี้มีค่าคงที่อยู่ 3 ตัวคือ  $K$ ,  $\phi$ , และ  $\lambda$

อย่างไรก็ดี ค่าคงที่จากทั้งสองวิธีจะมีผลต่อการลู่เข้า (convergence) ของฟังก์ชันต้นทุนเป็นอย่างมาก ซึ่งถ้ากำหนดให้ไม่เหมาะสมอาจทำให้เกิดภาวะไม่มีเสถียรภาพขึ้นได้

## ประวัติผู้เขียน

นาย ชัยภัทร์ ต้นสกุล เกิดเมื่อวันที่ 20 สิงหาคม พ.ศ. 2515 ที่กรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต จากภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปี พ.ศ. 2537 หลังจากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สาขาวิชาระบบควบคุม ณ สถาบันเดียวกัน ระหว่างปีการศึกษา 2537 ถึง 2540