การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทยครั้งที่ 19
19-21 ตุลาคม 2548 จังหวัดภูเก็ต

การพัฒนาตัวชดเชยแบบยูนิเวอร์แซลจากข้อมูลเชิงตัวเลข
(Development of Universal Compensators from Numerical Data)

ชัชพล ชังชู
ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
โทรศัพท์ 0-2942-8555 ต่อ 1820 โทรสาร 0-2579-4576 E-mail: fengcpc@ku.ac.th

Chatchapol Chungchoo
Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University
Tel. 0-2942-8555 ext. 1820, Fax. 0-2579-4576, E-mail: fengcpc@ku.ac.th

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันเครื่องจักรกลจำนวนมากมีการควบคุมด้วยระบบซีเอ็นซี (Computer Numerical Control – CNC) ซึ่งคอนโทรลเลอร์ (controller) ที่ใช้สำหรับระบบดังกล่าวนั้นจำเป็นจะต้องทราบตำแหน่ง (position) ที่แน่นอนของอุปกรณ์ที่ต้องการควบคุม ทั้งนี้เพื่อให้เกิดความแม่นยำในการควบคุม อย่างไรก็ตามการอ่านตำแหน่งจากตัวถอดรหัส (encoder) ก็ยังมีความคลาดเคลื่อนอยู่พอสมควร ซึ่งสาเหตุหลักประการหนึ่งเกิดจากความคลาดเคลื่อนเชิงกล (mechanical error) ดังนั้นผู้ผลิตเครื่องจักรประเภทดังกล่าวจึงจำเป็นจะต้องมีการชดเชยค่าที่คลาดเคลื่อนเสียก่อนที่จะมีการนำค่าตำแหน่งไปประมวลผลต่อไป

ในทางปฏิบัติวิธีการหนึ่งที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายและมีประสิทธิภาพคือการชดเชยผ่านทางสมการคณิตศาสตร์ หรือการชดเชยโดยการเทียบค่ากับตารางข้อมูลที่บรรจุอยู่ในอุปกรณ์นั้นๆ แต่อย่างไรก็ตามวิธีการทั้งสองการชดเชยจะต้องสัมพันธ์กันกับชนิดและประเภทของตัวควบคุมด้วย ซึ่งมีความหลากหลายอย่างมากในท้องตลาด ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีแนวคิดในการพัฒนาตัวชดเชยแบบยูนิเวอร์แซลขึ้นเพื่อให้สามารถใช้งานได้กับตัวควบคุมทุกรุ่น

จากผลการวิจัยพบว่าตัวชดเชยแบบยูนิเวอร์แซลที่ได้พัฒนาจากการโปรแกรมไมโครคอร์นโทรลเลอร์โดยใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (ทั้งแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม [Neural Network] และแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวม [Fuzzy Logic]) ซึ่งถูกสร้างขึ้นโดยอาศัยข้อมูลเชิงตัวเลขนั้น สามารถทำหน้าที่เป็นตัวชดเชยแบบยูนิเวอร์แซลได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่อย่างไรก็ตามจากการทดลองพบว่าในทางปฏิบัติแล้วการพัฒนาตัวชดเชยแบบยูนิเวอร์แซลบนพื้นฐานของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมมีความสะดวก รวดเร็วและคล่องตัวมากกว่าการพัฒนาบนพื้นฐานของแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวม

คำสำคัญ ตัวชดเชยแบบยูนิเวอร์แซล แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม ตรรกศาสตร์กำกวม

Abstract

Currently, many machines have been controlled by using Computer Numerical Control (CNC) system which the controller of this system needs to know the exact position of the controlled equipment for an accurate control. However, the position readed from encoder have an error due to several sources including mechanical error. Thus, manufacturers need to compensate that error by the beginning of the computational process.

Practically, the popular compensation methods are to compensate via mathematical model or compensating tables integrated in the controller. However, both methods have to design specially for each controller (Currently, there are many types of controller in the market). Therefore, a researcher tried to develop a universal compensator which can be used with every models of controller.

Experimental results indicated that the universal compensator, developed by using numerical data together with artificial intelligence models (both neural networks and fuzzy logic), could acting as high performance compensator. However, it was also found that, practically, the development of universal compensator by using neural networks was easier than by using fuzzy logic.

Keywords: Universal compensator, Neural networks, Fuzzy logic

1. บทนำ

การชดเชยตำแหน่งของเครื่องจักรกลซีเอ็นซีนั้นโดยทั่วไปแล้วจะสามารถกระทำได้หลายแนวทางยกตัวอย่างเช่น 1) การชดเชยโดยการปรับค่าโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์แก้ไข machine code และ 2) การชดเชยโดยการป้อนข้อมูลที่จำเป็นให้แก่คอนโทรลเลอร์ ซึ่งวิธีการแรก

นั้นผู้ประกอบการ (ผู้ใช้งานเครื่องจักร) จำเป็นต้องเสียค่าใช้จ่ายในการจัดหาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ค่อนข้างสูง (ซึ่งโดยทั่วไปจะมีค่าใช้จ่ายมากกว่าหนึ่งแสนบาทต่อเครื่อง) ส่วนวิธีที่สองนั้นจะสามารถกระทำได้กับคอนโทรลเลอร์บางรุ่นเท่านั้น

สำหรับเทคนิคในการสร้างตัวชดเชยนั้น เทคนิคที่ใช้กันอย่างแพร่หลายคือ การสร้างสมการของการชดเชยจากข้อมูลเชิงตัวเลขโดยใช้วิธีการของ linear และ/หรือ nonlinear interpolation / extrapolation ซึ่งทุกวิธีที่กล่าวมานั้นยังมีความคลาดเคลื่อนที่ค่อนข้างสูงอยู่

จากเหตุผลข้างต้นจึงทำให้ผู้วิจัยมีแนวคิดในการพัฒนาการชดเชยโดยใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (ซึ่งมีความแม่นยำสูง) ซึ่งจะเป็นแบบจำลองที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้ทั้งการชดเชยในลักษณะของโปรแกรมคอมพิวเตอร์และอุปกรณ์อิเลคทรอนิกส์ โดยในการวิจัยนี้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สำหรับการชดเชยค่าความคลาดเคลื่อนจะถูกพัฒนาขึ้นเป็นสองแนวทางคือ 1) การสร้างแบบจำลองโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมประสาทเทียมที่เป็นลักษณะ Universal Approximation {ซึ่งอาจสร้างได้จากหลายวิธีเช่น ก) Backpropragation Neural Network [1], ข) Radial Basis Function Neural Network [2] และ ค) Modified Backpropragation Neural Network [3]} และ 2) การสร้างแบบจำลองโดยใช้ตรรกศาสตร์กำกวม (fuzzy logic) 4]

2. การสร้างแบบจำลองจากข้อมูลเชิงตัวเลข

2.1 การกรองข้อมูล

ก่อนการสร้างแบบจำลองไม่ว่าจะเป็นแบบจำลองทางสถิติ แบบจำลองคณิตศาสตร์ แบบจำลองคอมพิวเตอร์ ฯลฯ สิ่งแรกที่จำเป็นต้องกระทำคือต้องพิจารณาระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นแต่ละตัวกับตัวแปรตามเสียก่อน ซึ่งบ่อยครั้งพบว่าตัวแปรต้นบางตัวไม่มีความสัมพันธ์หรือมีความสัมพันธ์ที่ไม่ชัดเจนกับตัวแปรตาม ซึ่งตัวแปรต้นประเภทนี้จำเป็นจะต้องถูกแยกออกไปก่อน ซึ่งวิธีการหนึ่งที่นิยมใช้คือ RC tchnique [5] แต่อย่างไรก็ตามเทคนิคดังกล่าวมีความยุ่งยากในการใช้งาน ดังนั้นในการวิจัยชิ้นนี้ทางคณะผู้วิจัยจึงได้ประยุกต์การใช้ค่า R^2 (R-squared) ของวิธีการทางสถิติในการแยกตัวแปรต้นที่ไม่เกี่ยวข้องออกไปก่อน ซึ่งโดยทั่วไปแล้วเมื่อพิจารณาตัวแปรต้นและตัวแปรตามคู่หนึ่งหากค่า R^2 มากกว่า 0.64 แสดงว่าตัวแปรต้นและตัวแปรตามที่กำลังพิจารณานั้นมีความสัมพันธ์กันอย่างชัดเจน [6] จากหลักการดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้ตั้งเกณฑ์การกรองข้อมูลในการทดลองดังนี้คือ

1) เมื่อพิจารณาตัวแปรต้นและตัวแปรตามคู่หนึ่งหากค่า R^2 น้อยกว่า 0.36 แล้วให้แยกตัวแปรต้นตัวนั้นออกเสีย (ค่า R^2 น้อยกว่า 0.36 แสดงว่าตัวแปรต้นและตัวแปรตามที่กำลังพิจารณานั้นมีความสัมพันธ์กันในระดับที่น้อย [6])

2) การสร้างแบบจำลองในขั้นตอนต่อไปจะใช้เฉพาะตัวแปรตามและตัวแปรต้นที่ผ่านกระบวนการกรองข้อมูลแล้วเท่านั้น

2.2 การสร้างแบบจำลองโดยเครือข่ายประสาทเทียม

ในการวิจัยนี้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมจะถูกสร้างโดยอาศัยโครงสร้างพื้นฐานของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมประภท Backpropragation Neural Network โดยที่ไม่มีการใช้ค่าโมเมนต์ตัม (momentum) แต่อย่างใด สำหรับการหาจำนวนหน่วยซ่อน (hidden unit) ที่เหมาะสมจะใช้วิธีการของ Hirose, Yamashita and Hijiya [7] แต่เนื่องในบางกรณีแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่มีเพียง 1 ชั้นซ่อน (hidden layer) อาจไม่เพียงพอที่จะทำนายผลได้อย่างแม่นยำ ดังนั้นชั้นซ่อนที่สอง สาม และสี่อาจมีอาจจำเป็นที่จะต้องถูกใส่เพิ่มเติม ซึ่งในการวิจัยนี้วิธีการในการเพิ่ม hidden layer จะใช้เทคนิคที่แนะนำในงานวิจัยของ Sietsma and Dow [8]

2.3 การสร้างแบบจำลองโดยตรรกศาสตร์กำกวม

ในอดีตที่ผ่านมาการสร้างแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวมจากข้อมูลเชิงตัวเลขจะเป็นการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการ Sugeno and T. Yasukawa [4] ซึ่งแม้จะเป็นวิธีที่มีความยุ่งยากซับซ้อน แต่ก็เป็นวิธีมีความแม่นยำสูง ซึ่งวิธีการดังกล่าวจะเริ่มต้นด้วย 1) การกรองข้อมูล 2) การหาจำนวนกฎที่เหมาะสม 3) การสร้างสมาชิกกำกวม (fuzzy member) ในลักษณะเชิงเส้น และ 4) การปรับแต่งสมาชิกกำกวมด้วยอัตราการเปลี่ยนแปลง

สำหรับการวิจัยนี้การสร้างแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวมก็ยังคงใช้วิธีการสร้างแบบจำลองโดยวิธีของ M. Sugeno and T. Yasukawa [4] ซึ่งมีความแม่นยำสูงอยู่

3. การออกแบบการทดลอง

การทดลองในบทความทางวิชาการชิ้นนี้จะใช้กลุ่มข้อมูลเชิงตัวเลขที่สร้างจากสมการแบบไม่เชิงเส้น (สมการที่ 1) ซึ่งจากสมการดังกล่าวจะพบว่าตัวแปรต้นจะมีจำนวน 2 ตัวแปรคือ X_1 และ X_2 ส่วนตัวแปรตามจะมีจำนวน 1 ตัวแปรคือ Y อย่างไรก็ตามทางผู้วิจัยจะทำการเพิ่มตัวแปรต้นเพิ่มอีกของตัวแปรคือ X_3 และ X_4 โดยตัวแปรทั้งสองที่เพิ่มเข้ามานี้เพื่อที่จะใช้ในการทดสอบความสามารถในการคัดเลือกตัวแปรต้นที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลอง ส่วนค่าของตัวแปรทั้งสองจะเกิดจากการสุ่ม (Random)

$$y = \left(1 + x_1^{-2} + x_2^{-1.5}\right)^2 \qquad \ldots (1)$$

ในการทดลองนี้ทางผู้วิจัยจะทำการทดลองสร้างแบบจำลองจากข้อมูลเชิงตัวเลขจำนวน 50 ชุด ซึ่งแต่ละชุดจะประกอบด้วยตัวแปรต้น X_1 X_2 X_3 และ X_4 และตัวแปรตาม Y โดยมีรายละเอียดดังแสดงในตารางที่ 1

ในส่วนของขั้นตอนในการทดลองนั้นจะประกอบด้วย 2 ส่วนใหญ่ๆ ซึ่งส่วนแรกคือการคัดเลือกตัวแปรต้นและตัวแปรตามที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลอง ซึ่งในบทความนี้จะทำการคัดเลือกจาก 2 วิธีคือ 1) วิธีทางสถิติ และ 2) วิธีฟัซซีซีมีน สำหรับส่วนที่สองนั้นจะเป็นการสร้างแบบจำลองจากข้อมูลเชิงตัวเลข โดยข้อมูลดังกล่าวนี้จะผ่านกระบวนการในส่วนแรกมาแล้ว ซึ่งการสร้างแบบจำลองในการทดลองนี้

จะกระทำทั้งหมด 2 วิธีคือ 1) การสร้างแบบจำลองโดยแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม และ 2) การสร้างแบบจำลองโดยตรรกศาสตร์กำกวม

ตารางที่ 1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

Group A

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	y
1	1.40	1.80	3.00	3.80	3.70
2	4.28	4.96	3.02	4.39	1.31
3	1.18	4.29	1.60	3.80	3.35
4	1.96	1.90	1.71	1.59	2.70
5	1.85	1.43	4.15	3.30	3.52
6	3.66	1.60	3.44	3.33	2.46
7	3.64	2.14	1.64	2.64	1.95
8	4.51	1.52	4.53	2.54	2.51
9	3.77	1.45	2.50	1.86	2.70
10	4.84	4.32	2.75	1.70	1.33
11	1.05	2.55	3.03	2.02	4.63
12	4.51	1.37	3.97	1.70	2.80
13	1.84	4.43	4.20	1.38	1.97
14	1.67	2.81	2.23	4.51	2.47
15	2.03	1.88	1.41	1.10	2.66
16	3.62	1.95	4.93	1.58	2.08
17	1.67	2.23	3.93	1.06	2.75
18	3.38	3.70	4.65	1.28	1.51
19	2.83	1.77	2.61	4.50	2.40
20	1.48	4.44	1.33	3.25	2.44
21	3.37	2.13	2.42	3.95	1.99
22	2.84	1.24	4.42	1.21	3.42
23	1.19	1.53	2.54	3.22	4.99
24	4.10	1.71	2.54	1.76	2.27
25	1.65	1.38	4.57	4.03	3.94

Group B

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	y
26	2.00	2.06	2.25	2.37	2.52
27	2.71	4.13	4.38	3.21	1.58
28	1.78	1.11	3.13	1.80	4.71
29	3.61	2.27	2.27	3.61	1.87
30	2.24	3.74	4.25	3.26	1.79
31	1.81	3.18	3.31	2.07	2.20
32	4.85	4.66	4.11	3.74	1.30
33	3.41	3.88	1.27	2.21	1.48
34	1.38	2.55	2.07	4.42	3.14
35	2.46	2.12	1.11	4.44	2.22
36	2.66	4.42	1.71	1.23	1.56
37	4.44	4.71	1.53	2.08	1.32
38	3.11	1.06	2.91	2.80	4.08
39	4.47	3.66	1.23	3.62	1.42
40	1.35	1.76	3.00	3.82	3.91
41	1.24	1.41	1.92	2.25	5.05
42	2.81	1.35	4.96	4.04	1.97
43	1.92	4.25	3.24	3.89	1.92
44	4.61	2.68	4.89	1.03	1.63
45	3.04	4.97	2.77	2.63	1.44
46	4.82	2.80	4.73	2.69	1.39
47	2.58	1.97	4.16	2.95	2.29
48	4.14	4.76	2.63	3.88	1.33
49	4.35	3.90	2.55	1.65	1.40
50	2.22	1.35	2.75	1.01	3.39

<u>หมายเหตุ</u> ในการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีทางสถิติและเครือข่ายประสาทเทียมไม่ต้องแบ่งข้อมูลเป็นสองกลุ่มแต่สำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีตรรกศาสตร์กำกวมจำเป็นต้องแบ่งเป็น กลุ่ม A และกลุ่ม B

4. ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง

4.1 การกรองข้อมูล

จากการเก็บข้อมูลเชิงตัวเลขจากการทำงานจริงของเครื่องจักรโดยทั่วไปแล้วข้อมูลที่ได้บ่อยครั้งตัวแปรต้นที่พิจารณาอาจมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามน้อยมากหรือไม่มีเลย (เทียบได้กับ x_3 และ x_4 ในตารางที่ 1) ซึ่งก่อนการสร้างแบบจำลองไม่ว่าจะเป็นแบบจำลองใดก็ตาม ผู้สร้างแบบจำลองจำเป็นจะต้องกรองข้อมูลดังกล่าวทิ้งไปเสียก่อน ซึ่งการกรองข้อมูลในการวิจัยนี้จะทำการทดลองกรองข้อมูลด้วยวิธีทางสถิติ (ใช้การพิจารณาค่า R^2 ระหว่างตัวแปร x แต่ละตัวกับ y) และวิธี RC technique [5]

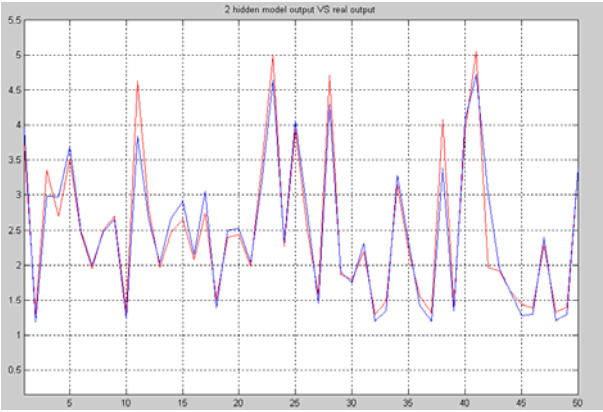
ผลการทดลองกรองข้อมูลด้วยวิธีทางสถิติปรากฏว่า ค่า R^2 ของ x_1 และ x_2 มีค่า 0.579 และ 0.704 ตามลำดับ ส่วน x_3 และ x_4 มีค่า 0.167 และ 0.009 ตามลำดับ ซึ่งผลดังกล่าวได้แสดงให้เห็นว่าตัวแปร x_3 และ x_4 สัมพันธ์กับค่า y อย่างไม่มีนัยยะสำคัญ นอกจากนี้เมื่อทดลองทำการกรองข้อมูลด้วยวิธีการ RC technique ผลปรากฏว่าตัวแปร x_3 และ x_4 ไม่มีความสัมพันธ์กับ y อย่างมีนัยยะเช่นเดียวกัน

4.2 แบบจำลองจากข้อมูลเชิงตัวเลข

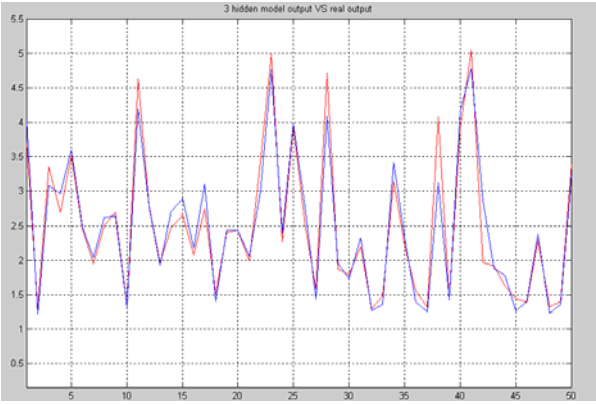
4.2.1 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม

จากข้อมูลในตารางที่ 1 ที่ผ่านการกรองแล้วก่อนที่จะนำมาใช้ในสร้างเป็นแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมนั้น ข้อมูลดังกล่าวมีความจำเป็นจะต้องทำการ normalization เสียก่อนเพื่อป้องกันการเกิดการลู่ออก (divergence) ขึ้นระหว่างการสอนเครือข่ายอันเป็นผลจากข้อจำกัดของฟังก์ชั่นถ่ายโอน (transfer function) ที่ใช้ในเครือข่ายประสาทเทียมซึ่งจะมีค่าผลลัพธ์ในช่วง -1 ถึง 1 ซึ่งในการวิจัยนี้การ normalization จะ

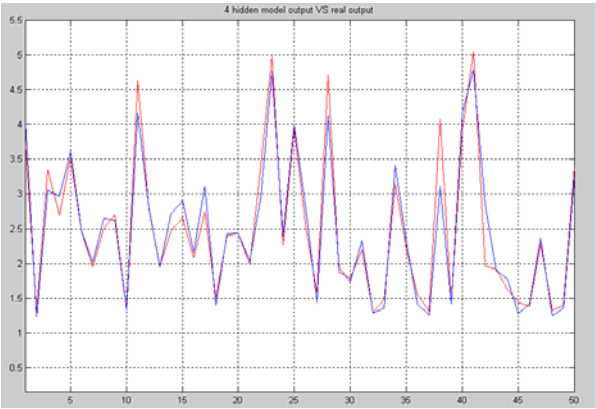
ทำทั้งตัวแปร x และ y โดยตัวเลขที่จะใช้ในการทำ normalization คือค่า 1.5 เท่าของค่าสูงสุดของตัวแปรแต่ละตัว ซึ่งข้อมูลที่ผ่านการ normalization มาแล้วเมื่อนำมาใช้สอนเครือข่ายประสาทเทียมจะทำให้ได้ผลดังรูปที่ 1-4



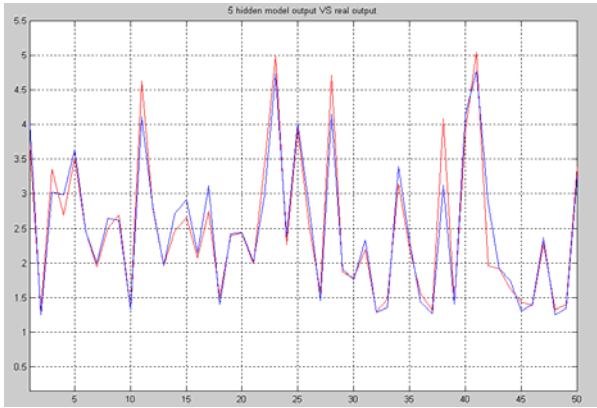
รูปที่ 1 ตัวอย่างผลการทำนายค่า y (เส้นสีแดง) โดยใช้โครงสร้าง 2-2-1



รูปที่ 2 ตัวอย่างผลการทำนายค่า y (เส้นสีแดง) โดยใช้โครงสร้าง 2-3-1



รูปที่ 3 ตัวอย่างผลการทำนายค่า y (เส้นสีแดง) โดยใช้โครงสร้าง 2-4-1



รูปที่ 4 ตัวอย่างผลการทำนายค่า y (เส้นสีแดง) โดยใช้โครงสร้าง 2-5-1

อย่างไรก็ตามค่าที่แสดงในรูปที่ 1-4 จะเป็นการเปรียบเทียบค่า y ที่ได้จากการทำนายกับค่าจริงในตาราง ดังนั้นค่าที่ได้จากการทำนายของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมก่อนที่จะนำมาใช้ในการเปรียบเทียบ (หรือนำไปใช้งานอื่นๆ แล้วแต่กรณี) จำเป็นจะต้องทำการขยายค่าคำตอบให้เป็นค่าจริงด้วยการคูณด้วย 1.5 เท่าของค่าสูงสุดของตัวแปร y เสียก่อน

จากผลการทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้ค่าของดัชนีความสามารถ (performance index - PI) หรืออาจเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (mean square error) ซึ่งสามารถหาได้จากสมการที่ 2 นั้น พบว่าแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมทุกโครงสร้าง (2-2-1 จนถึง 2-5-1) มีความสามารถในการทำนายผลในระดับค่า PI ที่ 0.0014 ได้ ดังนั้นเพื่อความสะดวกในการสร้างอุปกรณ์ตัวชดเชย ทางคณะผู้วิจัยจึงเลือกโครงสร้างที่เล็กที่สุดคือ 2-2-1 ไปใช้สำหรับหัวข้อที่ 4.3

$$PI = \sum_{i=1}^{m} \left(y^{i} - y^{\wedge i} \right)^{2} / m \qquad \ldots (2)$$

โดยที่ PI คือ performance index

y^{i} คือ ค่า y ในตารางที่ 1

$y^{\wedge i}$ คือ ค่า y ที่ได้จากการทำนาย

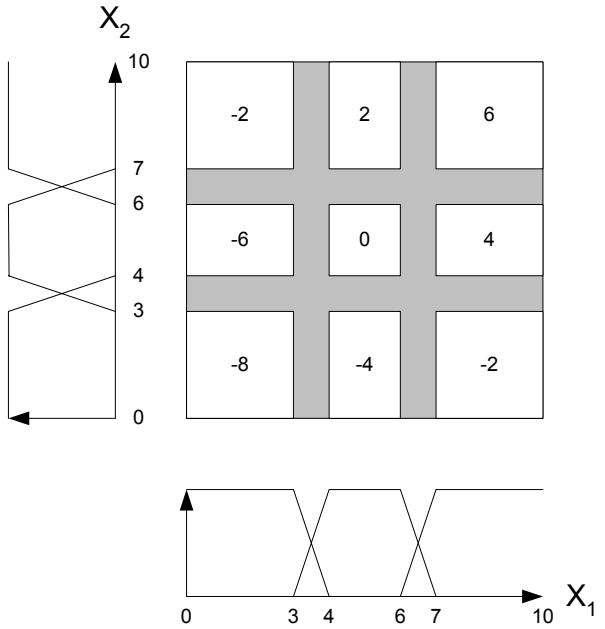
m คือ จำนวนข้อมูล

อนึ่งเนื่องจากแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่มีเพียง 1 ชั้นซ่อน (hidden layer) ก็มีความแม่นยำสูงมากแล้ว ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงมิได้ทำการทดลองเพิ่มเติมในส่วนของ 2 ชั้นซ่อน (hidden layer) หรือมากกว่า

4.2.2 แบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวม

จากการนำข้อมูลในตารางที่ 1 ในส่วนที่ได้ผ่านการกรองตัวแปรต้นที่ไม่มีนัยยะสำคัญกับตัวแปรตามออกแล้ว (จะเหลือตัวแปร y, x_1

และ x_2 เท่านั้น) มาทำการสร้างแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวมด้วยวิธีการของ Sugeno and Yasukawa [4] ซึ่งเป็นวิธีการสร้างแบบจำลองจากข้อมูลเชิงตัวเลขที่ โดยได้มีการประยุกต์ใช้ position-gradient และ linguistic approximation ซึ่งผลปรากฏว่าแบบจำลองที่ได้จะประกอบด้วยกฎจำนวนทั้งหมด 6 ข้อ (ดังแสดงในตารางที่ 2) และมีระบบกำกวม (fuzzy system) ดังแสดงในรูปที่ 5



รูปที่ 5 ระบบกำกวมที่ได้จากข้อมูลในตารางที่ 1

ตารางที่ 2 กฎตรรกศาสตร์กำกวม (fuzzy rule set) ที่ได้จากการทดลอง

Rule 1: If x_1 is more than MEDIUM and x_2 is more than MEDIUM, then y is SMALL, $\partial y/\partial x_1$ is sort of NEGATIVE, and $\partial y/\partial x_2$ is sort of NEGATIVE.

Rule 2: If x_1 is not SMALL but less than MEDIUM BIG and x_2 is not SMALL but less than MEDIUM BIG, then y is MEDIUM SMALL, $\partial y/\partial x_1$ is sort of NEGATIVE, and $\partial y/\partial x_2$ is sort of NEGATIVE.

Rule 3: If x_1 is not SMALL but less than MEDIUM BIG and x_2 is more or less MEDIUM BIG, then y is more or less MEDIUM SMALL and MEDIUM, $\partial y/\partial x_1$ is sort of NEGATIVE, and $\partial y/\partial x_2$ is sort of NEGATIVE.

Rule 4: If x_1 is less than MEDIUM and x_2 is less than MEDIUM BIG, then y is MEDIUM and more or less MEDIUM BIG, $\partial y/\partial x_1$ is sort of NEGATIVE, and $\partial y/\partial x_2$ is sort of NEGATIVE.

Rule 5: If x_1 is more or less MEDIUM SMALL or MEDIUM and x_2 is more or less SMALL, then y is MEDIUM BIG, $\partial y/\partial x_1$ is sort of NEGATIVE, and $\partial y/\partial x_2$ is sort of NEGATIVE.

Rule 6: If x_1 is SMALL and x_2 is more or less SMALL or MEDIUM SMALL, then y is BIG, $\partial y/\partial x_1$ is very NEGATIVE, and $\partial y/\partial x_2$ is very NEGATIVE.

จากผลการทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้ค่าของดัชนีความสามารถพบว่าค่า PI ของแบบจำลองมีค่าเพียง 0.01 เท่านั้น ซึ่งผลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวมที่สร้างขึ้นนี้มีความแม่นยำสูงมาก โดยตัวอย่างผลการทดลองได้แสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ตัวอย่างผลการทดลองที่ได้จากแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวม

No.	x_1	x_2	y	y'
1	1.40	1.80	3.70	3.57
2	4.28	4.96	1.31	1.37
3	1.18	4.29	3.35	3.36
4	1.96	1.90	2.70	2.68
5	1.85	1.43	3.52	3.49
6	3.66	1.60	2.46	2.54
7	3.64	2.14	1.95	1.92
8	4.51	1.52	2.51	2.61

โดยที่ ค่า y หมายถึง ค่าที่ได้จากสมการ
ค่า y' หมายถึง ค่าที่ได้จากแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวม

4.3 การสร้างอุปกรณ์ตัวชดเชยจากแบบสำรองการชดเชยความคลาดเคลื่อน

ในขั้นตอนสุดท้ายของการทดลองในการวิจัยนี้ คณะผู้วิจัยได้ทำการทดลองสร้างแผงวงจรอิเลคทรอนิกส์เพื่อทำหน้าที่เป็นตัวชดเชยความคลาดเคลื่อน ซึ่งจากการศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองตรรกศาสตร์กำกวมแล้วพบว่าแบบจำลองทั้งสองสามารถถูกสร้างเรียนแบบขึ้นในลักษณะวงจรอิเล็คทรอนิกส์ทั้งคู่ แต่อย่างไรก็ตามคณะผู้วิจัยได้ตัดสินใจเลือกแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม (โครงสร้าง 2-2-1) มาใช้เป็นต้นแบบสำหรับการสร้างวงจรอิเลคทรอนิกส์เพื่อทำหน้าที่เป็นตัวชดเชยความคลาดเคลื่อน ทั้งนี้เนื่องจากมีความสะดวกในการสร้างวงจรมากกว่า

ซึ่งผลการทดลองสร้างแผงวงจร (ในที่นี้ PIC16F62X ร่วมกับบอร์ด NX-84 V2.0) พบว่าแผงวงจรดังกล่าวสามารถสร้างขึ้นได้จากอุปกรณ์ง่ายๆ โดยใช้งบประมาณไม่เกิน 5,000 บาท (ราคา ณ เดือน มี.ค. 2548) โดยเมื่อทำการใส่โปรแกรมคอมพิวเตอร์ให้แก่วงจรดังกล่าวและทดลองจ่ายแรงดันไฟฟ้าเข้าสู่วงจรแล้วพบว่า วงจรที่สร้างขึ้นสามารถให้คำตอบที่แม่นยำ (ในรูปของแรงดันไฟฟ้า) ได้เช่นเดียวกันกับแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่ได้พัฒนาไว้เป็นต้นแบบ ดังตัวอย่างผลการทดลองในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ตัวอย่างผลการทดลองที่ได้จากแผงวงจรอิเล็คทรอนิคที่ได้พัฒนาขึ้น

แรงดันไฟฟ้า x1 (V)	แรงดันไฟฟ้า x2 (V)	แรงดันไฟฟ้า y (V)	ค่าที่ควรจะเป็น (V)
1.40	1.80	3.69	3.70
3.66	1.60	2.46	2.46
4.84	4.32	1.33	1.33
3.62	1.95	2.08	2.08
1.48	4.44	2.44	2.44
2.00	2.06	2.51	2.52
1.81	3.18	2.20	2.21
2.66	4.42	1.55	1.56

5. สรุปผลการวิจัย

จากผลการทดลองพบว่าจากข้อมูลเชิงตัวเลขนั้นแบบจำลองสามารถสร้างขึ้นได้จากวิธีต่างๆ ดังต่อไปนี้คือ 1) เครือข่ายประสาทเทียม และ 2) ตรรกศาสตร์กำกวม ซึ่งผลการทดลองได้แสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของแบบจำลองที่สร้างโดยวิธีทั้งสองนั้นมีความแม่นยำมาก

อย่างไรก็ตามจากการทดลองจะพบว่าการสร้างแบบจำลองโดยใช้ตรรกศาสตร์กำกวมนั้นมีความซับซ้อนกว่าการสร้างแบบจำลองโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมเป็นอย่างมากซึ่งทำให้ต้องใช้เวลาในการสร้างแบบจำลองสูงกว่ามาก ที่แบบจำลองทั้งสองมีค่าความแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่ดีมากเช่นเดียวกัน ดังนั้นจากผลการทดลองจึงกล่าวได้ว่าเครือข่ายระบบประสาทเทียมมีความเหมาะสมที่สุดในการนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองจากข้อมูลเชิงตัวเลขทั้งนี้เนื่องจากวิธีดังกล่าวไม่ซับซ้อนมากนักในการสร้างและยังมีความแม่นยำสูงมากอีกด้วย

นอกจากนี้ผลการวิจัยในตอนต้นยังสามารถสรุปได้ว่าการกรองประเภทของตัวแปรต้นที่ไม่เกี่ยวข้องหรือมีความเกี่ยวข้องที่น้อยมากกับตัวแปรตามสามารถกระทำได้โดยใช้วิธีทางสถิติและวิธี RC technique แต่อย่างไรก็ตามในทางปฏิบัติแล้ววิธีการแรกจะสามารถกระทำได้ง่ายกว่าวิธีที่สอง

เอกสารอ้างอิง

[1] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, “Learning Representations by Back-Propagating Error”, Nature, Vol. 323, 1986, pp. 533-536

[2] S. Chen, C. F. N. Cowan and P. M. Grant, “Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 2, 1991, pp. 302-309.

[3] Y. Li, A. B. Rad and W. Peng, “An Enhanced Training Algorithm for Multilayer Neural Networks based on Reference Output of Hidden Layer”, Neural Computing and Applications, Vol. 8, 1999, pp. 218-225.

[4] M. Sugeno and T. Yasukawa, “A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1, No. 1, 1993, pp. 7-31.

[5] J. Ihara, “Group Method of Data Handing Towards A Modeling of Complex Systems - IV”, Systems and Control (in Japanese), Vol. 24, 1980, pp. 158-168.

[6] กัลยา วานิชย์บัญชา *การใช้ SPSS for Windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล* โรงพิมพ์ ห้างหุ้นส่วนจำกัด ซี เค แอนด์ เอส โฟโต้สตูดิโอ พ.ศ. 2544 (พิมพ์ครั้งที่ 5, 2545)

[7] Y. Hirose, K. Yamashita and S. Hijiya, “Back-Propagation Algorithm Which Varies the number of Hidden Units”, Neural Networks, Vol. 4, 1991, pp. 61-66.

[8] J. Sietsma and R. J. F. Dow, “Creating Artificial Neural Network that Generalize”, Neural Networks, Vol. 4, 1991, pp. 67-79.