การทำนายค่าการดีดตัวกลับในการดัดรูปตัวยูเหล็กกล้าความแข็งแรงสูง ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ

Prediction of Spring-back Values in U-bending of High Strength Steel By Using Back Propagation Neural Network

อาคม สงเคราะห์[1*] และ ภาสพิรุฬห์ ศรีสำเริง[2]

Arkhom Songkroh[1*] and Bhadpiroon Sresomroeng[2]

บทคัดย่อ

เหล็กกล้าความแข็งแรงสูงถูกนำมาใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตชิ้นส่วนที่ต้องการให้มีน้ำหนักเบาแต่มีความแข็งแรงสูง เช่น ชิ้นส่วนรับแรงกระแทก และแชสซีของรถยนต์เป็นต้น ทั้งนี้ความแข็งแรงที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้ความแข็งของเหล็กเพิ่มขึ้น ทำให้ขึ้นรูปได้ยาก และที่สำคัญคือปัญหาการดีดตัวกลับของชิ้นงานหลังการขึ้นรูป ส่งผลทำให้ชิ้นงานไม่ได้รูปทรงตามต้องการ บทความนี้นำเสนอโมเดลในการทำนายค่าการดีดตัวกลับของชิ้นงานเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงชนิดรีดเย็นเกรด SPFC 980Y (JIS) ที่ผ่านกระบวนการดัดรูปตัวยูซึ่งเป็นกระบวนการที่นิยมใช้ในกระบวนการผลิตชิ้นส่วนโลหะ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบย้อนกลับ มีปัจจัยนำเข้าในการทำนายค่าดังกล่าวประกอบด้วย รัศมีพันช์ (R_p) รัศมีดาย (R_d) เคลียแรนช์ (C_l) และ แรงต้านการเคลื่อนที่พันช์ (F_c) โดยทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับด้วยผลการทดลองดัดรูปตัวยูจำนวน 67 ครั้ง ผลจากการทำนายให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการทำนายสูงสุดเท่ากับร้อยละ 0.11 และค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุดเท่ากับร้อยละ 0.04

คำสำคัญ : การดีดตัวกลับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ เหล็กกล้าความแข็งแรงสูง

Abstract

High strength steel (HSS) had been used as the raw material for production with requiring light and high strength components; for example, reinforcement sections, chassis and etc. However, the strength and the hardness of steel were relatively high leading to have low formability andlarge spring-back occurring after forming operation.

[1] สาขาวิชาระบบสารสนเทศและคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ พระนครศรีอยุธยา 13000

[2] สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องมือและแม่พิมพ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และสถาปัตยกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ นนทบุรี 11000

[1] Information System and Business Computer, Faculty of Business Administration and Information Technology, Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi, Phranakhon Si Ayutthaya 13000

[2] Department of Tool and Die Engineering, Faculty of Engineering and Architecture, Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi, Nonthaburi 11000

* Corresponding author. E-mail: songkroh@gmail.com

Therefore, the shapesof workpiece were changed. The study proposed the model to predict the spring-back values in U-bending of cold roll high strength steel grade SPFC 980Y (JIS) by using back propagation neural network. Thedataconsisted of the punch radius (R_p), the die radius (R_d), the clearance (C_l) and the counter punch force (F_c).The back propagationneural network model was trained by U-bending experimental data 67 times. The results showed the mean square error (MSE), the maximum percentage error (0.11) and the minimum percentage error (0.04).

Keywords : Spring-Back, Back Propagation Neural Network, High Strength Steel

บทนำ

เหล็กกล้าความแข็งแรงสูง (High Strength Steel; HSS) ถูกนำมาใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตชิ้นส่วนที่ต้องการความแข็งแรงสูง เช่นชิ้นส่วนรับแรงกระแทกแชสซีของรถยนต์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดน้ำหนักให้กับตัวรถ โดยเริ่มมีการนำเหล็กกลุ่มนี้เข้ามาเป็นวัตถุดิบในการผลิตตั้งแต่ปี 2543 ปัญหาที่ผู้ผลิตชิ้นส่วนยานยนต์พบ คือเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงเป็นวัตถุดิบที่มีความแข็ง ขึ้นรูปยาก มีคุณสมบัติเฉพาะตัวมาก เกิดการยึดติดกับผิวแม่พิมพ์ (adhesion) ได้ง่าย และที่สำคัญคือมีการดีดตัวกลับ (spring-back) ของชิ้นงานหลังการขึ้นรูปสูง การดีดตัวกลับของชิ้นงานโลหะหลังการขึ้นรูปเกิดหลังจากนำชิ้นงานออกจากแม่พิมพ์ แล้วชิ้นงานไม่ได้ขนาดตามที่ได้ออกแบบไว้ สาเหตุเนื่องจากในเนื้อวัสดุชิ้นงานยังมีบางส่วนมีคุณสมบัติอยู่ในช่วงยืดหยุ่น (elasticity) ทำให้ชิ้นงานไม่ได้คุณภาพตามต้องการ ซึ่งกลไกการเกิดการดีดตัวกลับของชิ้นงานหลังการดัดขึ้นรูปแสดง (Figure 1) โดยที่การแก้ปัญหาการดีดตัวกลับดังกล่าวอาจทำได้โดยการลองผิดลองถูก (trial and error) ในขั้นตอนการออกแบบเครื่องมือ หากทดลองขึ้นรูปแล้วได้ชิ้นงานมีขนาดไม่เป็นไปตามที่ต้องการก็ทำการแก้ไขหรือปรับแต่งแม่พิมพ์ใหม่ ซึ่งวิธีการนี้ต้องใช้ช่างที่ชำนาญและมีประสบการณ์ด้านกระบวนการขึ้นรูปโลหะเป็นอย่างดี ดังนั้นในปัจจุบันจึงมีการพัฒนาซอฟท์แวร์ช่วยในการวิเคราะห์กระบวนการขึ้นรูปโลหะโดยการจำลองการทำงาน (simulation) ด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์ (Finite Element Method; FEM) ซึ่งวิธีการนี้ช่วยลดระยะเวลาและประหยัดค่าใช้จ่ายในขั้นตอนการลองผิดลองถูก แต่อย่างไรก็ดีซอฟต์แวร์ทางไฟไนต์เอลิเมนต์ก็มีราคาสูงมาก อีกทั้งในการจำลองการทำงานจำเป็นต้องมีข้อมูลสมบัติของวัสดุที่ถูกต้องเพื่อความแม่นยำในการคำนวณ และต้องใช้ระยะเวลาในการประมวลผลในแต่ละเงื่อนไขนาน ซึ่งในกระบวนการขึ้นรูปโลหะมีปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดการดีดกลับเป็นจำนวนมากเช่น รัศมีมุมดัดหรือพับ ค่าเคลียแรนซ์ของดาย (die clearance) และความหนาของวัสดุ เป็นต้น

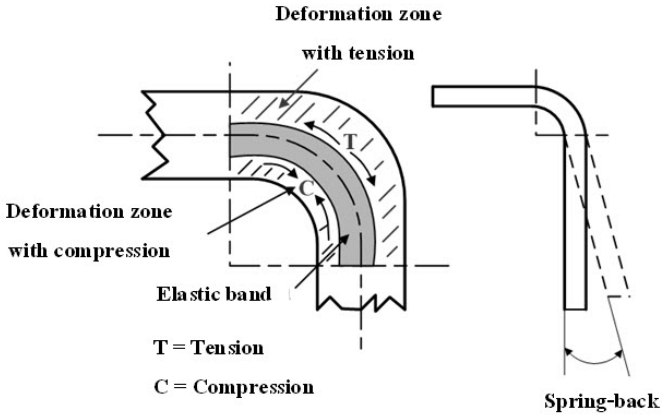

Figure 1 Spring-back mechanism of workpiece after bending (ภาสพิรุฬห์ และคณะ, 2550)

(Livatyali and Altan, 2001)ได้ทำการศึกษาตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการดีดตัวกลับโดยเลือกการพับปีกแบบตรงมาใช้ในการทดลอง โดยทำการทดลองเพื่อสืบค้นตัวแปรที่มีอิทธิพล เช่น รัศมีมุมดาย รัศมีพั้นช์ เคลียแรนซ์ แรงแผ่นกดชิ้นงานและวัสดุ และใช้ผลการทดลองบางส่วนมาวิเคราะห์ด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์ จากการทำการศึกษาพบว่ารัศมีดาย-เคลียแรนซ์ที่เพิ่มขึ้นทำให้การดีดตัวกลับเพิ่มขึ้น การลดแรงแผ่นกดชิ้นงานมีผลต่อปริมาณการดีดตัวกลับที่เพิ่มขึ้น อัตราส่วนเคลียแรนซ์กับความหนาที่เพิ่มขึ้น 10% ส่งผลให้ปริมาณการดีดตัวกลับเพิ่มขึ้น 10% เช่นกัน หลังจากที่ Livatyali and Altan, (2001) ทำการศึกษาและสรุปผลการทดลองจบ ในปีเดียวก็ Livatyali *et al*., (2001) ได้ศึกษาต่อในช่วงที่สอง ซึ่งเป็นการศึกษาเกี่ยวกับการลดการดีดตัวกลับโดยออกแบบแม่พิมพ์แบบ coining และทำการทดลองเปรียบเทียบผลกับการทำนายด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์ และยังประยุกต์กระบวนการ coining เพื่อไปปรับปรุงคุณภาพของการพับแบบ hemming (Livatyali *et al*., 2001) เพื่อที่จะลดการเคลื่อนตัวของโลหะระหว่างการพับ จากการศึกษาพบว่า การทำนายผลด้วยซอฟต์แวร์ DEFORM และ ABAQUS ให้ผลสอดคล้องกับการทดลอง โดยวิธี coining สามารถลดปัญหาการดีดตัวกลับของชิ้นงาน แต่การประยุกต์ใช้กระบวนการ coining ก่อนการพับแบบ Heming ไม่สามารถช่วยควบคุมระยะดัดได้ตามที่ต้องการ นอกจากรายงานวิจัยที่กล่าวมาแล้ว ยังมีคณะวิจัยกลุ่มอื่น ศึกษาถึงการแก้ปัญหาการดีดตัวกลับของชิ้นงานวัสดุชิ้นทดสอบต่างชนิดกันและที่ต่างกระบวนการกัน (Chang *et al*, 2002; Cho *et al*, 2003; Inamdar *et al*, 2002; Mori *et al*, 2007; Recep & Tiryaki, 2009; Ruffini & Cao, 1998; Sresomroeng *et al*, 2010; Zemin *et al*, 2010) อย่างไรก็ดีจากรายงานวิจัยที่ผ่านมา ยังมีการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาพฤติกรรมการดีดตัวกลับของชิ้นงานเหล็กกล้า

ความแข็งแรงสูงจำนวนน้อยชิ้น โดย Zemin Fu *et al*., (2010) ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (neuron network) ในการพยากรค่ารัศมีของ พันช์ในการขึ้นรูปด้วยวิธีการดัดขึ้นรูปในอากาศ (air-bending) (Zemin Fu *et al*., 2010) เพื่อป้องกันความผิดพลาดในการขึ้นรูปที่อาจเกิดขึ้นได้ ซึ่งในการพยากรณ์ได้มีการสอน (Train) ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการขึ้นรูป และเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสามเทียมด้วย Genetic Algorithm จนได้ค่าที่ใกล้เคียงกับผลการทดลอง และ ทำการเปรียบเทียบกับการจำลองด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์ (finite element) ซึ่งผลที่ได้จากทั้ง 3 วิธีที่กล่าวมาแล้วข้างต้น มีผลที่ใกล้เคียงกัน และมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่เกิดขึ้น +0.61 / -0.62 ซึ่งถือว่าเป็นค่าที่ยอมรับได้ในกระบวนการผลิต ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับกระบวนการดัดขึ้นรูปโลหะ เพื่อช่วยทำนายการดีดตัวกลับของชิ้นงานเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงในกระบวนการดัดรูปตัวยู (U-bending)

บทความนี้นำเสนอโมเดลในการทำนายค่าการดีดตัวกลับของชิ้นงานเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงชนิดรีดเย็น (cold roll steel) เกรด SPFC 980Y (JIS) ที่ผ่านกระบวนการดัดรูปตัวยูซึ่งเป็นกระบวนการที่นิยมใช้ในกระบวนการผลิตชิ้นส่วนโลหะในอุตสาหกรรมยานยนต์ และอิเล็กทรอนิกส์ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบย้อนกลับ (multilayer neuron network with back propagation) มีปัจจัยนำเข้าในการทำนายค่าดังกล่าวประกอบด้วย รัศมีพันช์ (R_p) รัศมีดาย (R_d) เคลียแรนซ์ (C_l) และแรงต้านการเคลื่อนที่พันช์ (F_c) ทั้งนี้ผลที่ได้จะเป็นประโยชน์ในการทำนายค่าดีดตัวกลับของชิ้นงานเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงเกรด SPFC 980Y (JIS) ซึ่งกำลังได้รับความนิยมนำมาใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตชิ้นส่วนยานยนต์ในปัจจุบัน

วิธีการศึกษา

1. การทดลองดัดขึ้นรูปตัวยู

1.1 แม่พิมพ์ที่ใช้ในการทดลอง

แม่พิมพ์ดัดรูปตัวยูถูกออกแบบให้ง่ายต่อการถอดเปลี่ยนพันช์ และดายระหว่างการทดลองดัดรูปตัวยูชิ้นงานเหล็กกล้าความแข็งแรงสูง เพื่อศึกษาอิทธิพลของรัศมีพันช์ และรัศมีดายซึ่งเป็นตัวแปรที่สนใจศึกษา ซึ่งมีอิทธิพลต่อค่าการดีดตัวกลับของชิ้นงาน (ภาสพิรุฬห์ และคณะ, 2550; Donald & Reed, 1974) การปรับค่าเคลียแรนซ์ของแม่พิมพ์ทำโดยการเปลี่ยนสเปสเซอร์ (spacer) ตามที่ออกแบบไว้ แรงต้านการเคลื่อนที่พันช์ขนาด 7 kN ให้โดยแรงจากสปริง (coil spring) ผ่านตัวปลดชิ้นงาน ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวปลดชิ้นงานที่ผ่านการขึ้นรูปออกจากดาย ชุดแม่พิมพ์ดัดรูปตัวยูที่ใช้ในการทดลองแสดงใน (Figure 2) และค่าของตัวแปรที่ศึกษาในงานวิจัยนี้แสดงใน Table 1

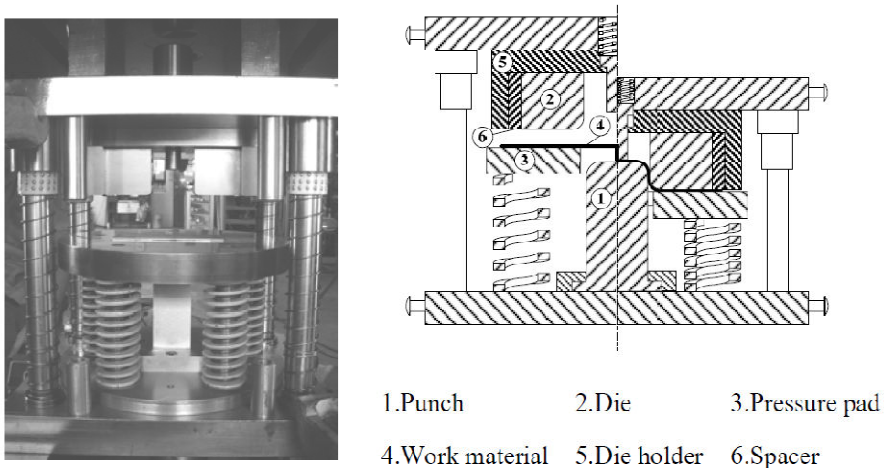

Figure 2 U-bending Die

Table 1 Value of factors that study in U-Bending Process

Factors	Value in the Experiment
Punch radius; R_p [mm]	0, 2, 6, 10, 15
Die radius; R_d [mm]	2, 5, 10
Clearance; C_l [mm]	0.9, 1.0, 1.1
Counter punch force; F_c [kN]	7

1.2 วัสดุที่ใช้ในการทดลอง

เหล็กกล้าความแข็งแรงสูงรีดเย็นเกรด SPFC 980Y (JIS) ถูกใช้ในการทดลอง โดยมีสมบัติทางกลที่ได้จากการทดสอบแรงดึง (tensile testing) ตามมาตรฐาน ASTM E8 จำนวน 5 ชิ้นทดสอบ และการทดสอบความแข็ง (hardness testing) แสดงใน Table 2

Table 2 Mechanical Properties of the workpiece material

Mechanical Properties	
Tensile Strength [N/mm^2]	1002
Yield Strength [N/mm^2]	712
Elongation [%]	16
Hardness [HV]	332

2. การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

การศึกษาวิจัยฉบับนี้ได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลการปั้มขึ้นรูปเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงชนิดรีดเย็นเกรด SPFC 980Y (JIS) ที่ผ่านกระบวนการดัดรูปตัวยู จำนวน 45 ตัวอย่าง ดังนี้

Table 3 Experiment data from U-Bending process of SPFC 980Y (JIS)

No.	R_p	R_d	C_l	F_c	Sb
1	0	2	0.9	7	85.17
2	0	2	1.0	7	83.73
3	0	2	1.1	7	86.53
4	0	5	0.9	7	90.51
5	0	5	1.0	7	89.15
6	0	5	1.1	7	87.27
7	0	10	0.9	7	89.66
8	0	10	1.0	7	89.07
9	0	10	1.1	7	87.60
10	2	2	0.9	7	85.47
11	2	2	1.0	7	85.45
12	2	2	1.1	7	85.60
13	2	5	0.9	7	85.45
14	2	5	1.0	7	86.34
15	2	5	1.1	7	85.12
16	2	10	0.9	7	86.19
17	2	10	1.0	7	85.55
18	2	10	1.1	7	84.57
19	6	2	0.9	7	86.60
20	6	2	1.0	7	86.11

Table 3 Experiment data from U-Bending process of SPFC 980Y (JIS) (cont.)

No.	R_p	R_d	C_l	F_c	Sb
21	6	2	1.1	7	87.84
22	6	5	0.9	7	88.18
23	6	5	1.0	7	88.60
24	6	5	1.1	7	90.17
25	6	10	0.9	7	88.39
26	6	10	1.0	7	88.28
27	6	10	1.1	7	89.05
28	10	2	0.9	7	88.48
29	10	2	1.0	7	89.17
30	10	2	1.1	7	89.19
31	10	5	0.9	7	91.78
32	10	5	1.0	7	91.50
33	10	5	1.1	7	94.02
34	10	10	0.9	7	94.36
35	10	10	1.0	7	93.64
36	10	10	1.1	7	95.33
37	15	2	0.9	7	88.92
38	15	2	1.0	7	89.88
39	15	2	1.1	7	92.07
40	15	5	0.9	7	95.12
41	15	5	1.0	7	96.87
42	15	5	1.1	7	99.45
43	15	10	0.9	7	97.54
44	15	10	1.0	7	97.51
45	15	10	1.1	7	98.31
Total	297.00	255.00	45.00	76.50	4034.79
Average	6.60	5.67	1.00	1.70	89.66

3. การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้ากับค่าการดีดตัวกลับ

จากข้อมูลดัง Table 3 ทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้ากับค่าองศาของการดีดตัวกลับ (Sb) ด้วยวิธีทดสอบ Pearson Correlation แบบ One-tailed เพื่อต้องการรู้ว่าตัวแปรนำเข้ามีความสัมพันธ์แบบใดเมื่อเทียบกับค่าการดีดตัวกลับ ตัวแปรนำเข้าที่ทำการศึกษาได้แก่ 1) รัศมีพั้นช์ (R_p) 2) รัศมีดาย (R_d) 3) เคลียแรนซ์ (C_l) และ 4) แรงต้านการเคลื่อนที่พันช์ (F_c)

Table 4 Correlation of input factors that study in the U-Bending Process

		R_p	R_d	C_l	F_c	Sb
R_p	Pearson Correlation	1	.000	.000	a	.783**
	Sig. (1-tailed)	.	.500	.500	.	.000
	N	45	45	45	45	45
R_d	Pearson Correlation	.000	1	.000	a	.339*
	Sig. (1-tailed)	.500	.	.500	.	.011
	N	45	45	45	45	45
C_l	Pearson Correlation	.000	.000	1	a	.069
	Sig. (1-tailed)	.500	.500	.	.	.327
	N	45	45	45	45	45
F_c	Pearson Correlation	a	a	a	a	a
	Sig. (1-tailed)	.	.	.	.	.
	N	45	45	45	45	45
Sb	Pearson Correlation	.783**	.339*	.069	a	1
	Sig. (1-tailed)	.000	.011	.327	.	.
	N	45	45	45	45	45

จากผลการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ทำการศึกษาจาก Table 4 พบว่า ตัวแปรนำเข้าที่มีความสัมพันธ์กับค่าการดีดตัวกลับได้แก่ รัศมีพั้นช์ (R_p) รัศมีดาย (R_d) ส่วนเคลียแรนซ์ (C_l) เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลเฉลี่ยของเคลียแรนซ์ทั้งหมดแล้วมีความแตกต่างกันค่อนข้างน้อยจึงไม่นำค่าดังกล่าวมาใช้ รวมทั้งค่าแรงต้านการเคลื่อนที่พันช์ไม่สามารถหาค่าความสัมพันธ์ได้เนื่องจากค่าดังกล่าวเป็นค่าคงที่ ดังนั้นสรุปได้ว่าค่าตัวแปรนำเข้าที่นำมาใช้ในการทำนายค่าการดีดตัวกลับได้แก่ รัศมีพั้นช์ (R_p) รัศมีดาย (R_d) เท่านั้น

4. การจัดข้อมูลให้เหมาะสมกับการสอนและเรียนรู้

ข้อมูลนำเข้ารวมทั้งข้อมูลเป้าหมาย จะต้องถูกลดทอนให้เหมาะสมกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คืออยู่ในย่าน (0-1) โดยใช้สมการที่ 1

$$X_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \qquad (1)$$

โดยที่ X_n คือ ค่าข้อมูลที่ผ่านการลดทอน

X คือ ค่าข้อมูลนำเข้าที่ต้องการลดทอนขนาด

$X_{\min}$ คือ ค่าข้อมูลนำเข้าที่มีค่าน้อยที่สุด

$X_{\max}$ คือ ค่าข้อมูลนำเข้าที่มีค่ามากที่สุด

Table 5 Maximum and Minimum data of factors that study in the U-Bending Process.

Factors	Maximum Value	Minimum Value
Punch radius (R_p)	15	0
Die radius (R_d)	10	2
Springback Angle (Sb)	99.45	83.73

ซึ่งค่าที่ผ่านการลดทอนดังกล่าวสามารถคำนวณย้อนกลับเพื่อแสดงค่าที่เป็นจริงได้ โดยแสดงสมการแยกเป็นแต่ละตัวแปรได้ดัง Table 6

Table 6 Invert equation of factors that study in the U-Bending Process.

No.	Factors	Invert equation
1	Punch radius (R_p)	$x = X_n(15)$
2	Die radius (R_d)	$x = X_n(8) + 2$
3	Springback Angle (Sb)	$x = X_n(15.72) + 83.73$

5. วิธีการคัดเลือกข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบระบบด้วย k-fold cross-validation

การคัดเลือกข้อมูลในการฝึกสอน ใช้วิธีการตรวจสอบแบบไขว้ (cross validation) ด้วยเทคนิค K-fold cross-validation เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่มีประสิทธิภาพสูงสุด เมื่อนำไปให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ในการทำนายค่าการดีดตัวกลับ โดยการวิจัยฉบับนี้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุดเท่าๆ กัน ซึ่งประกอบด้วยชุดละ 15 ข้อมูล ทั้งนี้กำหนดให้ข้อมูล 2 ชุดสำหรับใช้ในการฝึกสอน ส่วนข้อมูลอีก 1 ชุดใช้ในการทดสอบ โดยทำการทดสอบจำนวน 3 ครั้ง ได้ค่าความผิดพลาดในแต่ละชุดข้อมูล ดัง Table 7

Table 7 The results of collecting data with k-fold cross-validation

k-fold Cross	Total Mean Square Error (MSE)
1	0.020
2	0.015
3	0.019
Average	0.018

จากผลการทดสอบดังแสดงใน Table 7 พบว่าชุดข้อมูลที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยวัดด้วยเทคนิค Total Mean Square Error ได้แก่ ข้อมูลชุดที่ 2 ดังนั้นจึงเลือกข้อมูลชุดดังกล่าวมาใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการทำนายค่าการดีดตัวกลับต่อไป

Table 8 The weight of each neuron in the hidden layer, from learning with a second data set.

Id. of neuron in hidden layer	Weight value
1	0.690
2	0.099
3	0.183
4	0.160
5	0.834
6	0.795

6. การสร้างโครงข่ายประสาทเทียมและองค์ประกอบการสอนและเรียนรู้

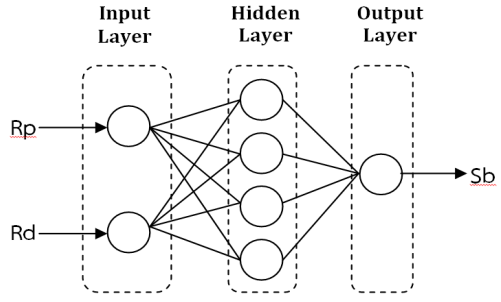

Figure 3 The structure of Neural Network.

จาก (Figure 3) แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับทำการศึกษา ซึ่งการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์นั้นไม่มีการกำหนดรูปแบบ และค่าพารามิเตอร์ในการศึกษาแบบตายตัว ดังนั้นจึงต้องทำการทดลองเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดมาใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งผลที่ได้จากการทดลอง โดยแบ่งตามชั้นการทำงานประกอบด้วย

6.1 ชั้นที่1 ได้แก่ชั้นนำเข้าข้อมูล(Input Layer) ประกอบด้วยตัวแปรนำเข้าได้แก่ ค่ารัศมีพั้นช์ (R_p) และค่ารัศมีดาย (R_d)

6.2 ชั้นที่ 2 ได้แก่ชั้นซ่อน(Hidden Layer) กำหนดให้มีหนึ่งชั้นซ่อน จำนวน 6 นิวรอน โดยใช้ฟังก์ชั่นการถ่ายโอนแบบ ซิกมอยด์

6.3 ชั้นที่ 3 ได้แก่ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) กำหนดให้มีเพียง 1 นิวรอน คือ ค่าการดีดตัวกลับ โดยใช้ฟังก์ชั่นการถ่ายโอนแบบ เส้นตรง

โครงข่ายประสาทเทียมกำหนดให้มีกระบวนเรียนรู้แบบย้อนกลับ โดยกำหนดค่า Learning Rate เท่ากับ 0.2 และ Error Rate เท่ากับ 0.01 ซึ่งผลที่ได้จากการเรียนรู้ในแต่ละรอบจะมีกระบวนการย้อนกลับ เพื่อปรับค่าน้ำหนักของนิวรอน ที่อยู่ในชั้นซ่อนจนค่าผลลัพธ์ที่ได้ มีค่า Error Rate เข้าสู่ค่าเป้าหมายที่กำหนด ซึ่งใช้การเรียนรู้ทั้งสิ้น 68 รอบ ดังแสดงใน (Figure 4)

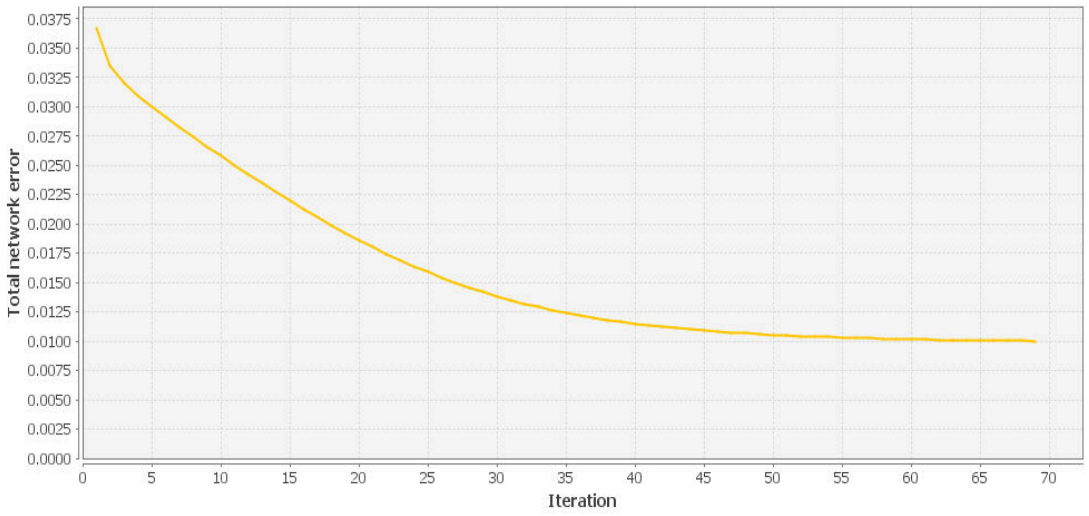

Figure 4 The result of neural network learning, from beginning until convergence.

ผลการศึกษาและอภิปรายผล

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและการทดสอบการทำนายค่าการดีดตัวกลับของเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงในกระบวนการดัดรูปตัวยู ประกอบด้วยข้อมูลจำนวน 30 ข้อมูล และ 15 ข้อมูลตามลำดับ โดยชุดข้อมูลดังกล่าวได้ผ่านการคัดเลือกข้อมูล ด้วยเทคนิค k-fold cross-validation เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่มีประสิทธิภาพสูงสุด เมื่อนำไปให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ในการทำนายค่าการดีดตัวกลับ ซึ่งผลการทำนายค่าการดีดตัวกลับ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แสดงดัง Table 9

Table 9 The results of neural network prediction.

No.	(R_p , R_d)	Target Values	Predicted Values	Errors
1	0.000 , 0.000	0.000	0.094	0.094
2	0.000 , 0.375	0.345	0.135	-0.210
3	0.000 , 1.000	0.340	0.223	-0.117
4	0.133 , 0.000	0.109	0.132	0.023
5	0.133 , 0.375	0.166	0.185	0.019
6	0.133 , 1.000	0.116	0.290	0.174
7	0.400 , 0.000	0.151	0.258	0.107
8	0.400 , 0.375	0.310	0.338	0.028
9	0.400 , 1.000	0.289	0.464	0.175
10	0.667, 0.000	0.346	0.431	0.085
11	0.667 , 0.375	0.494	0.520	0.026
12	0.667 , 1.000	0.630	0.635	0.005
13	1.000 , 0.000	0.391	0.623	0.231
14	1.000 , 0.375	0.836	0.694	-0.142
15	1.000 , 1.000	0.877	0.772	-0.105

จาก Table 9 เมื่อทำการวัดค่าความคลาดเคลื่อนของผลการทำนายด้วยวิธีหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) พบว่าผลการทำนายค่าการดีดตัวกลับให้ค่าความแม่นยำเป็นที่น่าพอใจ โดยให้ค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนที่คำนวณจากแบบจำลองเท่ากับ 0.015 ทั้งนี้จากการทำนายให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด และ ค่าความคลาดเคลื่อนมากที่สุดเท่ากับ 0.004 และ 0.232 ตามลำดับ

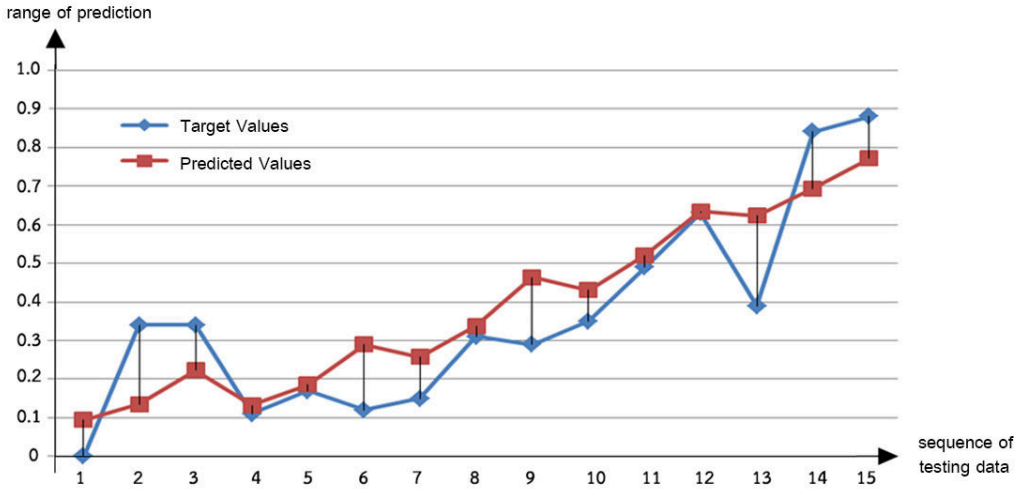

Figure 5 The results of neural network prediction.

อภิปรายผล

บทความนี้นำเสนอโมเดลในการทำนายค่าการดีดตัวกลับของชิ้นงานเหล็กกล้าความแข็งแรงสูงชนิดรีดเย็นเกรด SPFC 980Y (JIS) ที่ผ่านกระบวนการดัดรูปตัวยูซึ่งเป็นกระบวนการที่นิยมใช้ในกระบวนการผลิตชิ้นส่วนโลหะ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบย้อนกลับ มีปัจจัยนำเข้าในการทำนายค่าดังกล่าวประกอบด้วย รัศมีพันช์ (R_p) รัศมีดาย (R_d) เคลียแรนซ์ (C_l) และ แรงต้านการเคลื่อนที่พันช์ (F_c) ซึ่งหลังจากที่ทำการวิเคราะห์ศึกษาถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรนำเข้ากับค่าการดีดตัวกลับด้วย Pearson Correlation แบบ One-tailed พบว่ามีเพียงตัวแปร รัศมีพันช์ (R_p) รัศมีดาย (R_d) เท่านั้นที่เหมาะสมที่จะนำมาเป็นตัวแปรนำเข้าในการทำนายค่าดีดตัวกลับด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

การทำนายค่าการดีดตัวกลับด้วยโครงข่ายประสามเทียม ใช้วิธีการคัดเลือกข้อมูลแบบ k-fold cross-validation เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายให้กับระบบเครือข่าย โดยข้อมูลฝึกสอนประกอบด้วยข้อมูลจำนวน 30 ข้อมูล และข้อมูลในการทดสอบจำนวน 15 ข้อมูล ซึ่งจากผลทดสอบการทำนายค่าการดีดตัวกลับด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการวัดค่าความคลาดเคลื่อนของการทำนายด้วยวิธีหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) พบว่าการทำนายค่าการดีดตัวกลับให้ค่าความแม่นยำเป็นที่น่าพอใจ โดยให้ค่าผลรวมความคลาดเคลื่อนที่คำนวณจากแบบจำลองเท่ากับ 0.015 ทั้งนี้จากการทำนายให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด และ ค่าความคลาดเคลื่อนมากที่สุดเท่ากับ 0.004 และ 0.232 ตามลำดับ

จากการทดลองพบว่าผลการทำนายด้วยเครือข่ายประสาทเทียมจะมีค่าความแม่นยำที่น่าเชื่อถือขึ้นอยู่กับ 1) การคัดเลือกตัวแปรในการศึกษา 2) การคัดเลือกข้อมูลที่ดี ในการฝึกสอนให้กับเครือข่าย 3) การเลือกรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ ที่ให้ทุนสนับสนุนโครงการวิจัยฉบับนี้

เอกสารอ้างอิง

ภาสพิรุฬห์ ศรีสำเริง คมกริช ละวรรณวงษ์ วารุณี เปรมานนท์ พงศ์พันธ์ แก้วตาทิพย์ และ อนรรฆ ขันธะชวนะ. 2550. อิทธิพลของเคลียแรนซ์ที่มีผลต่อการดีดตัวกลับในการดัดงอรูปยูเหล็กกล้าความแข็งแรงสูง. รายงานการประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทยครั้งที่ 21. ชลบุรี.

Chang, S.H., J. M. Shin, Y. M. Heo and D. G. Seo. 2002. Springback characteristics of the tailor - welded strips in U- Bending.Journal of Materials Processing Technology. 131:14-19.

Cho, J.R., S.J. Moon, Y.H. Moon, and S.S. Kang. 2003. Finite element investigation on spring-back characteristics in sheet metal Ubending process. Journal of Materials Processing Technology. 141:109–116.

Donald, F. E. and E. A. Reed.1974.Technique of press working sheet metal, 2nd Edition, Prentice-Hall, Inc.

Inamdar, M.V., P.P. Date and S.V. Sabnis. 2002. On the effects of geometric parameters on springback in sheets of five materials subjected to air vee bending. Journal of Materials Processing Technology. 123:459-463.

Livatyali, H. and T. Altan. 2001. Prediction and elimination of springback in straight flanging using computer aided design methods Part 1 Experimental investigations. Journal of Materials Processing Technology. 117:262-268.

Livatyali, H., T. Altan and H.C. Wu. 2001. Prediction and elimination of springback in straight flanging using computer aided design methods Part 2 FEM predictions and tool design. Journal of Materials Processing Technology. 120:348-354.

Mori, K., K. Akita, and Y. Abe. 2007. Springback Behavior in Bending of Ultra-High-Strength Sheets Using CNC Servo Press. International Journal of Machine Tools and Manufacture. 47:321-325.

Recep, K., M. Firat and A. E. Tiryaki. 2009. Prediction of springback in wipe-bending process of sheet metal using neural network. Materials and Design. 30:418–423.

Ruffini, R. and J. Cao. 1998. Using Neural Network for Springback Minimization in a Channel Forming Process. Journal of Materials & Manufacturing. 107:65-73.

Sresomroeng, B., V. Premanond, P. Kaewtatip, A. Khantachawana and N. Koga. Investigation of the Influences of Bending Die Clearance on Springback Values of High Strength Steel Using FEM. the proceeding of International Conference on Materials Processing Technology 2010. Bangkok.

Zemin, F., J. Mo, L. Chen and W. Chen. 2010. Using genetic algorithm-back propagation neural network prediction and finite-element model simulation to optimize the process of multiple-step incremental air-bending forming of sheet metal. Materials and Design. 31:267–277.