

**การกำหนดทางเข้าที่เหมาะสมสำหรับแม่พิมพ์ฉีดขึ้นรูปโดยใช้
โครงข่ายประสาทเทียมและขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม**
**Determination of optimum gate for injection mold using
neural network and genetic algorithm**

ทิวากร อภิรักษ์ธนากร¹, วัชรพงษ์ ชูแก้ว¹, อัญชนา วงษ์โต¹ และ สมเจตน์ พัชรพันธุ์²
Thiwakorn Aphirakthanakorn¹, Watcharapong Chookaew¹, Anchana Wongsto¹
and Somjate Patcharaphun²

¹ ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

² ภาควิชาวิศวกรรมวัสดุ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

เลขที่ 50 ถ.งามวงศ์วาน เขต จตุจักร กรุงเทพฯ 10900

* ติดต่อ: โทรศัพท์: 0 2942 8555, โทรสาร: 0 2955 1851

E-mail: fengsjpc@ku.ac.th

บทคัดย่อ

ปัญหาของเสียที่เกิดจากกระบวนการฉีดขึ้นรูปผลิตภัณฑ์ เช่น การฉีดไม่เต็ม การเกิดรอยฟัน และรอยเชื่อมประสาน มีสาเหตุมาจากการออกแบบแม่พิมพ์และการกำหนดสภาวะในกระบวนการผลิตที่ไม่เหมาะสม การออกแบบทางเข้าขึ้นงานภายในแม่พิมพ์เป็นปัจจัยสำคัญในการป้องกันการเกิดขึ้นของปัญหาเหล่านี้ อย่างไรก็ตาม การออกแบบทางเข้ามักขึ้นอยู่กับทักษะและประสบการณ์ของผู้ปฏิบัติงานมากกว่าการวิเคราะห์ทางทฤษฎี แม้ว่าปัจจุบันคอมพิวเตอร์ช่วยวิเคราะห์ทางวิศวกรรมสามารถช่วยในการออกแบบแม่พิมพ์ได้ แต่ยังคงสิ้นเปลืองเวลาสำหรับการลองผิดลองถูก งานวิจัยนี้ได้พัฒนาแบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ค่าความดันฉีดมีค่าน้อยที่สุด คอมพิวเตอร์ช่วยวิเคราะห์ทางวิศวกรรมถูกนำมาใช้เพื่อสร้างและจำลองรูปแบบพฤติกรรมไหลในกระบวนการฉีดขึ้นรูปผลิตภัณฑ์ ค่าตัวแปรนำเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในกระบวนการฉีด รูปแบบของแม่พิมพ์ และตำแหน่งของทางเข้า จากตัวแปรเหล่านี้สามารถนำไปพัฒนาโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมถูกประยุกต์ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการค้นหาค่าพารามิเตอร์ตอบสนองที่เหมาะสมและสามารถนำไปใช้ค้นหาการออกแบบทางเข้าที่ดีที่สุด ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมเชิงวิวัฒนาการมีความเหมาะสม ต่อการนำไปใช้เป็นเครื่องมือในการค้นหาค่าการออกแบบทางเข้าที่เหมาะสมที่สุดในแม่พิมพ์ฉีดขึ้นรูปผลิตภัณฑ์

คำสำคัญ: การฉีดขึ้นรูปผลิตภัณฑ์ยาง, โครงข่ายประสาทเทียม, ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

Abstract

Defects in the injection molded parts, such as short shot, jetting and weld line, are usually caused by inappropriate mold design and processing conditions. Determination of proper gate designation is one of the most important factors in preventing these problems. However, it is usually based on operator's experience and skill rather than theoretical analysis. Although the present-day of Computer-aid engineering (CAE) software is valuable for helping in molding design, but it is still wasting time on trial and error. In this paper, a hybrid neural network and genetic algorithm method was developed and validated to find the optimized value of multi-response system leading to minimize the maximum injection pressure and maximum standard deviation of pressure at each gate. The CAE software was applied to simulate and construct the model of the flow behavior in the injection molding process. The model inputs were the values of various process parameters, mold geometry and gate locations. These inputs can be used to develop the proper neural network model. The genetic algorithm is applied to the network model for searching the parameter settings with an optimal response and has been successfully employed for optimizing the gate location. The results revealed that the evolutionary neural network was considerably capable of searching tool to the proper gate designation of rubber injection molding.

Keywords: rubber injection molding, neural network, genetic algorithm

1. บทนำ

กระบวนการเติมเข้าสู่แม่พิมพ์ (Mold filling process) นับเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในกระบวนการฉีดขึ้นรูป ซึ่งจะส่งผลต่อทั้งลักษณะภายนอกและสมบัติทางกลของชิ้นงาน กระบวนการนี้ขึ้นอยู่กับ การออกแบบแม่พิมพ์เป็นหลัก โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การวางตำแหน่งทางเข้า (Gate location) Zhai and Chen (2005) ได้อธิบายถึงผลจากการเลือกตำแหน่งทางเข้าที่ไม่เหมาะสม ทำให้เกิดการไหลที่ไม่สมดุลอันเป็นสาเหตุทำให้ผลิตภัณฑ์ที่ได้ไม่มีคุณภาพ เช่น การเกิดรอยฟ่น การบิดตัวของชิ้นงาน ดังนั้นการกำหนดชนิดและการวางตำแหน่งทางเข้าควรคำนึงถึงการไหลของพอลิเมอร์ไหลมเกลวภายในแม่พิมพ์ โดยมีเส้นทางการไหลที่สั้น การสูญเสียความร้อนและแรงดันน้อยที่สุด รวมถึงไหลไปถึงทุกควาติในเวลาใกล้เคียงกันที่สุด การกำหนดตำแหน่งของทางเข้าโดยปกติจะขึ้นอยู่กับประสบการณ์และความชำนาญของผู้ออกแบบ ตำแหน่งของทางเข้าจะมีผลต่อทั้งระยะทางและรูปแบบการไหลของเนื้อวัสดุ ตำแหน่งที่

เหมาะสมจะทำให้เนื้อวัสดุถูกเติมเข้าไปเข้าพิมพ์อย่างสม่ำเสมอและมีการกระจายตัวไปยังส่วนต่างๆ ของแม่พิมพ์ได้ในเวลาใกล้เคียงกันมากที่สุด โดยไม่เกิดรอยเชื่อมประสาน ที่ทำให้ชิ้นงานมีสมบัติทางกลลดลง ปัจจุบันได้มีการนำคอมพิวเตอร์ช่วยวิเคราะห์ทางวิศวกรรม (Computer Aided Engineering, CAE) มาช่วยในการกำหนดตำแหน่งทางเข้า เพื่อลดต้นทุนการผลิตในส่วนใช้เวลาในออกแบบชิ้นงาน รวมทั้งการออกแบบและผลิตแม่พิมพ์ นอกจากนั้นการพัฒนาและประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network, ANN) ร่วมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm, GA) เพื่อกำหนดตำแหน่งทางเข้าที่เหมาะสมในกระบวนการฉีดขึ้นรูป ยังมีความเหมาะสมต่อการนำมาใช้งาน เนื่องจากมีราคาถูก ใช้เวลาในการประมวลผลรวดเร็ว และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ยังสามารถจำลองพฤติกรรมของวัสดุที่มีความไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linearity) ได้เป็นอย่างดีอีกด้วย

2. การสร้างแบบจำลอง

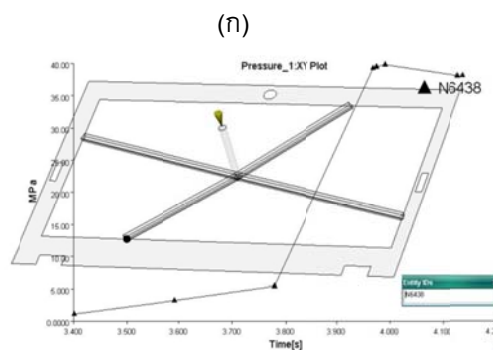
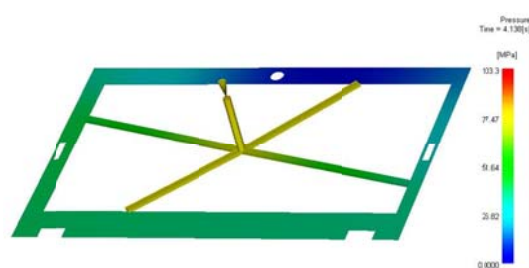
ผลิตภัณฑ์ตัวอย่างถูกนำมาใช้เป็นกรณีศึกษาในการทดลองเพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ให้สามารถทำนายการออกแบบทางเข้าของผลิตภัณฑ์ให้มีความเหมาะสม โดยผลิตภัณฑ์ที่นำมาเป็นกรณีศึกษามีปัญหาในด้านการกำหนดทางเข้าที่เหมาะสม เนื่องจากเป็นผลิตภัณฑ์ที่มีความบาง จึงไม่สามารถฉีดขึ้นรูปโดยใช้ตำแหน่งทางเข้าเพียงตำแหน่งเดียวได้ จึงต้องอาศัยการกำหนดทางเข้าให้มีการไหลที่สมดุลภายในแม่พิมพ์ ซึ่งเป็นปัจจัยหลักที่ทำให้ผลิตภัณฑ์ที่ได้มีคุณภาพ โดยตัวแปรที่ใช้ในการสอน คือ ตำแหน่งของทางเข้า โดยมีผลลัพธ์คือ ค่าความดันฉีดสูงสุดและค่าความแตกต่างสูงสุดของความดันในแต่ละตำแหน่งทางเข้า การเก็บข้อมูลความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้าและข้อมูลส่งออกเริ่มจากการแบ่งเอลิเมนต์ของผลิตภัณฑ์ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อมูลทางสถิติของเอลิเมนต์

Entity counts	
Surface triangles	5,780
Nodes	3,340
Beams	50
Connectivity regions	1
Mesh volume	54.225 cm ³
Runner volume	9.8107 cm ³
Mesh area	180.75 cm ²
Edge details	
Free edges	808
Manifold edges	8266
Non-manifold edges	0
Orientation details	
Element not oriented	0
Intersection details	
Element intersections	6
Fully overlapping elements	0
Duplicate beams	0

Surface triangle aspect ratio	
Minimum aspect ratio	1.159
Maximum aspect ratio	2.284
Average aspect ratio	1.348

วัสดุที่ใช้ในการทดลองเป็นวัสดุประเภทเทอร์โมพลาสติกอีลาสโตเมอร์ ที่มีพฤติกรรมการไหลคล้ายคลึงกับวัสดุยาง ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับวัสดุประเภทยางได้ งานวิจัยนี้กำหนดใช้กับแม่พิมพ์แบบ 2 แผ่น จึงกำหนดตำแหน่งทางเข้าแม่พิมพ์ทางด้านข้าง แล้ววิเคราะห์และเก็บข้อมูลค่าความดันฉีดสูงสุดและค่าความแตกต่างของความดันในแต่ละทางเข้า ดังแสดงในรูปที่ 1 เพื่อนำไปใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป



รูปที่ 1 ค่าความดันสูงสุด (ก) ในแม่พิมพ์
(ข) ที่ตำแหน่งทางเข้า

3. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network, NN)

โครงข่ายประสาทเทียมมีรูปแบบและการประมวลผลเลียนแบบจากสมองของสิ่งมีชีวิต ซึ่งสามารถปรับตัวต่อผลตอบแทนของข้อมูลนำเข้า

(Inputs) ได้ แต่ละพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่าย จำนวนนิวรอน (Neural) จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Neural in hidden layer) อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) และจำนวนรอบการฝึก (Epochs) จะนำไปสู่ผลและลักษณะการทำงานที่ต่างกันออกไป

นิวรอนเป็นหน่วยประมวลผลพื้นฐานที่สำคัญในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม มีองค์ประกอบ 3 ส่วน คือ [1]

1. กลุ่มของการเชื่อมโยงหรือไซแนปส์ ค่าการเชื่อมโยงจะเป็นตัวกำหนดการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน
2. ตัวบวก (Summation หรือ adder) สำหรับรวมข้อมูลป้อนเข้าที่คูณด้วยค่าการเชื่อมโยงแล้ว อาจเรียกว่าเป็นการรวมเชิงเส้น (Linear combination)
3. ฟังก์ชันแอคทิเวชัน เพื่อจำกัดช่วงข้อมูลป้อนออกให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ ดังแสดงในสมการที่ 1

$$y_i(t + 1) = f(\sum w_{ij}x_j(t) - \theta_i) \quad (1)$$

โดยที่ w_{ij} คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อ
 x_j คือ ค่าข้อมูลป้อนเข้า
 θ_i คือ ค่าเทรชโฮลด์
 y_i คือ ค่าข้อมูลป้อนออก
 f คือ ฟังก์ชันแอคทิเวชัน

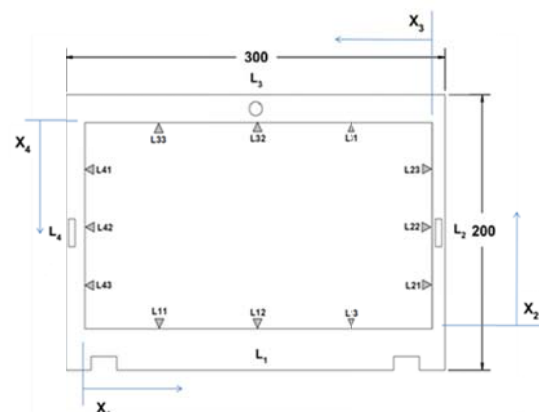
3.1 การออกแบบสถาปัตยกรรมที่เหมาะสมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม จัดเป็นสิ่งสำคัญประการแรกที่ต้องพิจารณา ซึ่งประกอบไปด้วยสองส่วนหลักคือ แบบจำลองของนิวรอน และสถาปัตยกรรมของโครงข่าย งานวิจัยนี้ได้ใช้วิธีการปรับเปลี่ยนสถาปัตยกรรมโครงข่าย ซึ่งได้แก่ จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Neural) อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) จำนวนรอบการฝึก (Epochs) และใช้การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแปรต่างๆ บอกเป็นค่าความ

ผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean square error) หรือค่าความแม่นยำ (Accuracy) ระหว่างข้อมูลของตัวแปรตามที่ใช้สอนและข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นตัวบอกความแม่นยำของการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้งาน [2] การเตรียมข้อมูลในการสร้างแบบจำลอง แบ่งข้อมูลที่ได้จากกระบวนการจัดขึ้นรูปเป็น 2 ส่วน ในส่วนแรกใช้ในการสอน (Training data) 72 ข้อมูล และ ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพ (Test data) 9 ข้อมูล การกำหนดตัวแปรต้นและตัวแปรตามในโครงข่ายประสาทเทียม ตัวแปรนำเข้าในโครงข่าย คือ ตำแหน่งของทางเข้า ซึ่งกำหนดเป็น L1, L2, L3 และ L4 โดยมีรายละเอียดของแต่ละตำแหน่งดังแสดงในรูปที่ 3 และค่าตัวแปรนำเข้าเหล่านี้ถูกนำไปปรับค่าให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เพื่อให้เข้ากับฟังก์ชันส่งผ่านโดยใช้สมการตามสมการที่ (2)

$$y_i = \frac{(y_{\max} - y_{\min})(x_i - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min}} \quad (2)$$

ตัวแปรตามที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม คือ ค่าความดันสูงสุด (Maximum pressure) ในแม่พิมพ์และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันในแต่ละตำแหน่งทางเข้า (Standard deviation of maximum pressure at each gate)



รูปที่ 2 ตำแหน่งทางเข้าต่างๆ ที่ใช้ในการทดลอง
(หน่วย: มิลลิเมตร)

3.1.1 การหาค่าอัตราการเรียนรู้และจำนวนรอบที่เหมาะสมในโครงข่ายประสาทเทียม

การทดลองเพื่อหาอัตราการเรียนรู้และจำนวนรอบการฝึกหัดที่เหมาะสมในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม 2 ตัวแปรตาม โดยใช้ระดับของอัตราการเรียนรู้ 3 ระดับ ระดับของจำนวนรอบการสอน 3 ระดับ ทดลองซ้ำ 3 ครั้ง รวม 54 การทดลอง จำนวนรอบการฝึกถูกแบ่งออกเป็น 3 ระดับ คือ 1,000 3,000 และ 5,000 รอบ ในขณะที่อัตราการเรียนรู้ได้แบ่งออกเป็น 3 ระดับเช่นกัน คือ 0.01 0.03 และ 0.05 ส่วนค่าตัวแปรอื่นๆ ถูกกำหนดให้มีค่าคงที่

การออกแบบการทดลองเพื่อหาค่าอัตราการเรียนรู้และจำนวนรอบที่เหมาะสมในโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อมีค่าความดันสูงสุดและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันในแต่ละตำแหน่งทางเข้าเป็นตัวแปรตามแสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การออกแบบการทดลองเพื่อหาค่าอัตราการเรียนรู้และจำนวนรอบการฝึกที่เหมาะสมในโครงข่ายประสาทเทียม

ออกแบบตัวแปร	ระดับตัวแปร		
อัตราการเรียนรู้	0.01	0.03	0.05
จำนวนรอบการฝึก	1000	3000	5000

3.1.2 การหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

เป็นการทดลองเพื่อหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน โดยช่วงของจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมแสดงดังสมการที่ 1 และ 2 ซึ่งงานวิจัยนี้ได้วิเคราะห์อิทธิพลของจำนวนนิวรอนจากสมการที่ (3) และ (4) และได้จำนวนนิวรอน 3 ถึง 9 ตัว ในชั้นซ่อนที่ 1 โดยทำการทดลองซ้ำ 5 ครั้ง

$$\text{Minimum neuron} = \frac{\text{Input neuron} + \text{Output neuron}}{2} \quad (3)$$

$$\text{Maximum neuron} = 2(\text{Input neuron}) + 1 \quad (4)$$

ตารางที่ 2 การออกแบบการทดลองเพื่อหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

ออกแบบตัวแปร	ระดับตัวแปร
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแรก	3, 4, 5, ..., 9

3.1.3 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

เกณฑ์ในการเลือกตัวแปรเพื่อใช้พัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนี้ ได้ใช้หลักการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติเป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจ เพื่อให้ข้อมูลที่ได้มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ใช้หลักการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANalysis Of VAriance, ANOVA) ในการทดลองได้อาศัยโปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ ซึ่งสามารถคำนวณเป็นค่า P-value เพื่อเปรียบเทียบกับค่านัยสำคัญ ซึ่งหลักทางสถิติส่วนใหญ่กำหนดให้มีค่า 0.05 โดยเมื่อค่า P-value มีค่ามากกว่า 0.05 แสดงว่าตัวแปรนั้นไม่มีผลต่อความแม่นยำในการทำนาย นอกจากการวิเคราะห์ความแปรปรวนแล้ว แผนภาพกล่อง (Boxplot) ถูกนำมาใช้ในการอธิบายรายละเอียดของข้อมูล ซึ่งสามารถอธิบายได้ทั้ง ค่าตำแหน่งค่ากลาง การกระจาย รูปแบบการแจกแจง และข้อมูลที่ผิดปกติ ค่าตำแหน่งควอไทล์ที่ 2 เป็นค่าที่ชี้ถึงค่ากลางของระบบ และรูปแบบการแจกแจงของระบบ การกระจายหรือความแตกต่างของข้อมูลที่ศึกษาถูกชี้ด้วยขอบเขตของกล่อง และข้อมูลที่ผิดปกติ จะอยู่จากจุดที่อยู่นอกขอบเขตกล่อง โดยแผนภาพกล่องนี้ ยังสามารถใช้เปรียบเทียบผลความแตกต่างของค่าเฉลี่ยในแต่ละระดับของปัจจัยในการออกแบบการทดลอง หรือการวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อกำหนดค่าที่เหมาะสม จากการทดลองได้โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

โครงข่ายประสาทเทียม	ค่าที่เหมาะสม	
	ความดันสูงสุด	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงสุด
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแรก	8	3
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2	11	5
อัตราการเรียนรู้	0.03	0.05
จำนวนรอบการฝึกสอน	1000	5000
ฟังก์ชันส่งผ่านที่ชั้นซ่อนแรก	Logsig	Logsig
ฟังก์ชันส่งผ่านที่ชั้นซ่อนที่ 2	Purelin	Purelin
สถาปัตยกรรมโครงข่าย	4-8-11-1	4-3-5-1

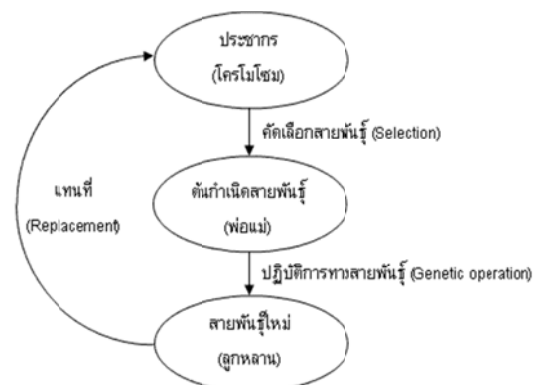
4. การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

4.1 ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm, GA)

ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เป็นวิธีการค้นหาคำตอบโดยเลียนแบบวิธีการคัดเลือกทางธรรมชาติ และการวิวัฒนาการทางสายพันธุ์ ถูกคิดขึ้นโดย John Holland ซึ่งได้ตีพิมพ์หลักการของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเป็นครั้งแรก เค้าโครงทางคณิตศาสตร์ของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมถูกพัฒนาขึ้นในช่วงทศวรรษ ค.ศ. 1960 โดยมีการใช้งานหลักของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม 2 แขนงคือ หาผลลัพธ์ที่ดีที่สุด (Optimization) และการเรียนรู้ในเครื่องจักร (Machine learning) ในแขนงการหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดนั้น อัลกอริทึมการถ่ายทอดทางพันธุกรรมถูกนำมาใช้ในหลายๆ งาน เช่น การหาฟังก์ชันที่ดีที่สุด การประมวลผลภาพ และการควบคุม เป็นต้น ในงานทางด้านกระบวนการขึ้นรูปด้วยแม่พิมพ์ ขั้นตอนวิธี

เชิงพันธุกรรมถูกนำมาใช้ในการหาตัวแปรในกระบวนการผลิตที่เหมาะสม ตัวอย่างเช่น กระบวนการที่ทำให้เกิดการหดตัว (Shrinkage) หรือบิดตัว (Warpage) น้อยที่สุด [4] การหาตำแหน่งทางเข้าที่เหมาะสม รวมทั้งตำแหน่งช่องระบายอากาศภายในแม่พิมพ์ [5] ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเป็นวิธีการที่สามารถใช้งานกับปัญหาต่างๆ ได้

จากวัฏจักรของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ดังรูปที่ 4 แม้ว่าขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมสามารถหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุดได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่หากมีการกำหนดฟังก์ชันความเหมาะสม (Fitness function) และช่วงของตัวแปรที่ไม่เหมาะสม อาจทำให้เกิดการลู่เข้าคำตอบก่อนถึงคำตอบที่เหมาะสม การกำหนดขอบเขตของค่าตัวแปรและความถูกต้องของข้อมูลจึงมีผลกระทบต่อการกำหนดฟังก์ชันเป็นอย่างมาก นอกจากนี้ตัวแปรต่างๆ ในกระบวนการพัฒนาขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เช่น ขนาดประชากร (Population size) อัตราการแลกเปลี่ยนสายอักขระ (Crossover rate) และอัตราการกลายพันธุ์ (Mutation rate) จำเป็นต้องกำหนดให้มีความเหมาะสม

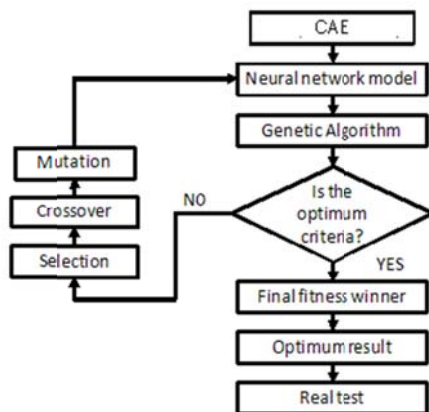


รูปที่ 3 วัฏจักรของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

4.2 การประยุกต์ใช้ NN/GA เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

ในปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ ในการจำลองระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นสูง (Highly nonlinear) [7] เช่นเดียวกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ก็ถูกนำมา

ประยุกต์ใช้ในงานวิจัยที่หลากหลายเพื่อหาตัวแปรที่เหมาะสม [3] สองเทคนิคนี้มีความเหมาะสมในการหาตัวแปรในกระบวนการฉีดขึ้นรูปพลาสติกและการหาตำแหน่งทางเข้าที่เหมาะสม ซึ่งมีนักวิจัยจำนวนหนึ่งได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในกระบวนการฉีดขึ้นรูป [3,4,6] มีการนำเสนอแผนผังการหาตำแหน่งทางเข้าที่เหมาะสมโดยใช้ค่าความต้านทานการไหล (Flow Resistance search scheme, FR) [8] เพื่อหาตำแหน่งทางเข้าที่ใช้เวลาในการเติมที่ต่ำกว่าเป็นเกณฑ์ในการหาตำแหน่งทางเข้าที่เหมาะสม การย้ายตำแหน่งทางเข้าตามทิศทางที่เกิดความต้านทานการไหลสูงสุด ทำให้เวลาที่ใช้ในการเติมลดลง และมีรูปแบบการไหลที่ดีขึ้น วิธีการนี้มีประสิทธิภาพเหมือนวิธีการค้นหาตามความชัน แต่มีข้อได้เปรียบที่สามารถประยุกต์ใช้กับชิ้นงานที่รูปร่างซับซ้อนได้ดีกว่า การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม กับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมแสดงดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ร่วมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

ในงานวิจัยนี้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้เพื่อหาฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า (ตำแหน่งทางเข้า) และตัวแปรส่งออก (ค่าความดันสูงสุดในแม่พิมพ์และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันสูงสุดที่หัวฉีด) เพื่อประยุกต์ใช้กับ

ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมตามสมการฟังก์ชันวัตถุประสงค์

Find

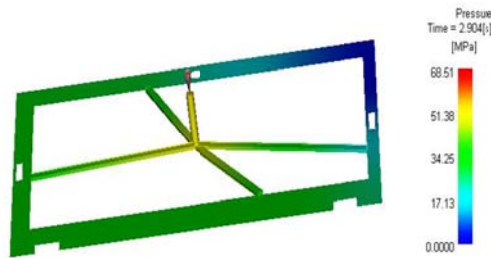
$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (5)$$

To minimize

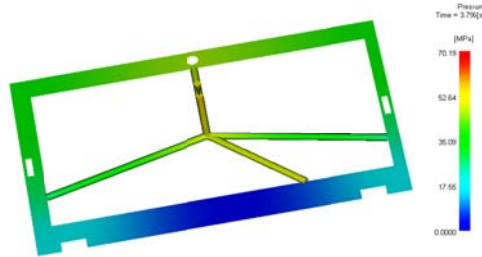
$$F(x) = af_1(x) + bf_2(x) \quad (6)$$

โดยที่ x เป็นตัวแปรนำเข้า อยู่ในรูปของระยะทาง (L) N คือจำนวนทางเข้าในแม่พิมพ์ $f_1(x)$ เป็นฟังก์ชันของค่าความดันสูงสุดของแม่พิมพ์ และ $f_2(x)$ เป็นฟังก์ชันของค่าความแตกต่างสูงสุดของความดันที่ตำแหน่งทางเข้า โดยผลรวมค่าถ่วงน้ำหนัก a และ b เท่ากับ 1

เมื่อนำโครงสร้างที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในการหาค่าด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมแบบหลายวัตถุประสงค์พบว่า จะได้ชุดของกลุ่มคำตอบที่เหมาะสมมาชุดหนึ่ง และทำการเลือกคำตอบที่เหมาะสมโดยพิจารณาถึงค่าอื่นๆ เช่น การเกิดจุดตกอากาศ หรือ รอยเชื่อมประสาน ดังแสดงในรูปที่ 5 จากการทดลองนี้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดอยู่ที่ตำแหน่ง $[x_1, x_2, x_3, x_4] = [187.32, 36.31, 180.49, 89.76]$ ได้ค่าน้อยที่สุดของความดันสูงสุดของแม่พิมพ์เท่ากับ 68.72 MPa และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันสูงสุดที่หัวฉีดเท่ากับ 16.44 MPa เมื่อนำไปทดลองโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วยวิเคราะห์ทางวิศวกรรม ได้ค่าความดันสูงสุดอยู่ที่ 68.51 MPa และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันสูงสุดที่หัวฉีด 15.6 MPa เห็นได้ว่าความแม่นยำจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมเทียบกับผลวิเคราะห์จากโปรแกรมคอมพิวเตอร์ช่วยทางวิศวกรรม ของค่าความดันสูงสุดมีค่าอยู่ที่ 99.69% และของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันสูงสุดที่หัวฉีดอยู่ที่ 94.61% ค่าวิธีการนี้จึงมีความเหมาะสมต่อการนำไปหาค่าตำแหน่งที่เหมาะสมในการออกแบบทางเข้าของแม่พิมพ์ได้



(ก) 68.51 MPa



(ข) 70.91 MPa

รูปที่ 5 ค่าความดันสูงสุดที่ได้จากขั้นตอนวิธีเชิง
พันธุกรรมแบบหลายวัตถุประสงค์
(ก) คำตอบที่ 1 (ข) คำตอบที่ 2

5. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาวิธีการกำหนดตำแหน่งทางเข้าเป่าพิมพ์ที่เหมาะสมในกระบวนการฉีดขึ้นรูปโดยใช้ผลจากการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์แล้วสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นใช้ขั้นตอนเชิงพันธุกรรมสำหรับการกำหนดทางเข้าที่เหมาะสม และใช้ความดันสูงสุดกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความดันในแต่ละทางเข้า เป็นเกณฑ์กำหนดความเหมาะสมโดยทั้งสองค่านี้แปรผันแบบผกผันกัน ซึ่งเหมาะกับการใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมแบบหลายวัตถุประสงค์เพื่อหาชุดคำตอบพारेโต (Pareto solutions) และสามารถหาค่าที่เหมาะสมที่สุดได้โดยใช้วิธีการถ่วงน้ำหนักค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Weight sum method) ผลของวิธีการที่ใช้ในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมสามารถหาตำแหน่งทางเข้าที่เหมาะสมได้

เป็นอย่างดี รวมทั้งสามารถนำมาพัฒนาและประยุกต์ใช้ในการหาตำแหน่งทางเข้าในแม่พิมพ์ฉีดได้

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนทุนวิจัยจากสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย (สกว.) ภายใต้โครงการวิจัยขนาดกลางเรื่องยางพารา (MPR) ประจำปี 2553 สัญญาเลขที่ RDG5350059

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] ประมินทร์ มณีโรจน์. 2544. การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมพันธุกรรมกับนิวรัลเน็ตเวิร์กแบบย้อนกลับเพื่อการเรียนรู้ค่าตัวแปรและสถาปัตยกรรมของเน็ตเวิร์ก. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- [2] Ahmed, O., M. Nordin, S. Sulaiman and W. Fatimah. 2009. Study of genetic algorithm to fully-automate the design and training of artificial neural network. **International Journal of Computer Science and Network Security** 9(1): 217-226.
- [3] Alam K. and M. R. Kamal. 2005. A robust optimization of injection molding runner balancing. **Computers & Chemical Engineering** 29: 1934-1944.
- [4] Kurtaran H., B. Ozcelik, T. Erzurumlu, 2005. Warpage optimization of a bus ceiling lamp base using neural network model and genetic algorithm. **Journal of Materials Processing Technology** 169: 314-319.
- [5] Mathur R., S. G. Advani and B.K. Fink. 1998. Optimization of Gate and Vent Locations for Resin Infusion Processes Using Genetic Algorithms. *In Proceedings of the American Control Conference*. 24-26 June 1998, Philadelphia, Pennsylvania, USA.

- [6] Ozcelik, B. and T. Erzurumlu. 2006. Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm. **Journal of Materials Processing Technology** 171: 437-445.
- [7] Shen C., L. Wang and Q. Li. 2007. Optimization of injection molding process parameters using combination of artificial neural network and genetic algorithm method. **Journal of Materials Processing Technology** 183: 412-418.
- [8] Zhai, M. and C. Shen. 2005. An optimization scheme based on flow resistance to locate optimum gate of complex part. **Journal of Reinforced Plastics and Composites** 24(15): 1559-1566.