CST-33

การพัฒนาแบบจำลองเชิงตัวเลขเพื่อทำนายความหนาของพาริสันโดยใช้ระเบียบวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์และโครงข่ายประสาทเทียม

Development of Numerical Model for the Parison Thickness Prediction using Finite Element Method and Artificial Neural Network

รวิวัฒน์ รักสัจ, ณัฐพร พลอยสุข, ชัยภัทร โฆสิตาภัย และ ชาคริต สุวรรณจำรัส*

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล ต.ศาลายา อ.พุทธมณฑล จ.นครปฐม 73170
*ติดต่อ: อีเมล์ chakrit.suv@mahidol.ac.th, โทรศัพท์ 662 889 2138 ต่อ 6416, โทรสาร 662 889 2138 ต่อ 6429

บทคัดย่อ

วิธีเชิงตัวเลขแบบผสมผสานโดยการใช้ระเบียบวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อคำนวณความหนาที่เหมาะสมของพาริสัน (Parison) ในกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูป (Extrusion Blow Molding) ของภาชนะบรรจุของเหลวที่มีรูปทรงซับซ้อนและไม่สมมาตร โดยมีเป้าหมายคือการควบคุมความหนาของผลิตภัณฑ์ให้สม่ำเสมอภายใต้น้ำหนักที่กำหนด แบบจำลองของกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปของขวดทดสอบได้ถูกสร้างขึ้นด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์เพื่อคำนวณการกระจายตัวของความหนาของขวดทดสอบจากความหนาเริ่มต้นของพาริสันที่กำหนด ผลการวิเคราะห์ความหนาของพาริสันได้ถูกนำไปป้อนให้กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เพื่อสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสัน และความหนาสุดท้ายของชิ้นงาน ผลการทำนายความหนาโดยใช้ฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาได้ถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์ภายใต้เป้าหมายน้ำหนักขวดใดๆ เพื่อตรวจสอบความแม่นยำ พบว่าผลการทำนายของฟังก์ชันความสัมพันธ์มีความคลาดเคลื่อนจากเป้าหมายเฉลี่ย 2.26 % ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาที่สร้างขึ้นโดยใช้วิธีเชิงตัวเลขแบบผสมผสานภายใต้ค่าคลาดเคลื่อนนี้ สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการทำนายความหนาของพาริสันในกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปได้ ช่วยลดการลองผิดลองถูกในการกำหนดความหนาของพาริสันของภาชนะที่มีรูปทรงซับซ้อน เป็นผลให้ลดเวลาและต้นทุนในการผลิตภาชนะบรรจุของเหลวได้ต่อไป

คำหลัก: แบบจำลอง; พาริสัน; กระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูป; ระเบียบวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์; โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

An integrated numerical method using finite element method (FEM) and artificial neural network (ANN) had been developed for a determination of an optimal parison thickness in the extrusion blow molding for a complex and non-axisymmetric shape container. The objective was the uniform wall thickness under the bottle weight specification. Extrusion blow molding process of a bottle was simulated to predict the final thicknesses of bottle wall from the initial thicknesses of parison by the finite element analysis (FEA). Parison thicknesses were inputs for an artificial neural network (ANN) model to relate with thicknesses of a bottle. The predicted thicknesses by the ANN relative function were compared with FEA

results for an evaluation of accuracy and obtained an average error of 2.26%. The result of this research shown that the integrated numerical model could apply for the parison thickness prediction in the extrusion blow molding process. The trial and error method for parison determination of complex shape bottles will be reduced by this model therefore time and cost for the liquid container production also will be reduced.

***Keywords**:* Model; Parison; Extrusion Blow Molding; Finite Element Method; Artificial Neural Network.

1. บทนำ

กรรมวิธีการผลิต ขวด โดย การอัดรีดเป่าขึ้นรูป (Extrusion Blow Molding) จะใช้การเป่าอากาศให้ท่อพลาสติกร้อนที่อ่อนนุ่ม หรือพาริสัน (Parison) เกิดการยืดขยายออกภายในเบ้า (Cavity) ของแม่พิมพ์ การกำหนดความหนา ตามเส้นรอบวง ของพาริสันที่ระดับความสูงของ ขวดสามารถควบคุมได้จากหัวด าย (Die) ของเครื่องเป่า ความยุ่งยากในการกำหนดความหนาของพาริสันเพื่อให้ได้ความหนาขวดตามน้ำหนักที่ต้องการ ทำให้ต้อง ใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial and Error) หากขวดที่ผลิตมีรูปทรงซับซ้อนขึ้น การกำหนดความหนาของพาริสันก็จะยากยิ่งขึ้นตามมา เป็นผลให้เกิดพลาสติกสิ้นเปลือง อีกทั้งยังสูญเสียพลังงานและเวลาในการผลิตไปโดยไม่เกิดประโยชน์

ในปัจจุบันมีการนำซอฟ ต์แวร์ไฟไนต์เอลิเมนต์มาประยุกต์ใช้ในการจำลองกระบวนการเป่าพาริสัน เพื่อคำนวณการกระจายของความหนาสุดท้ายของชิ้นงานเป่า [1] อย่างไรก็ตามการใช้ซอฟ ต์แวร์ไฟไนต์เอลิเมนต์ช่วยในการจำลองกระบวนการเป่ายังคงมีข้อจำกัด คือ ไม่สามารถคำนวณย้อนกลับเพื่อหาความหนาเริ่มต้นของพาริสันที่เหมาะสม จากความหนาสุดท้ายของชิ้นงานที่ ต้องการได้ จึงทำให้เสียเวลาในทดลองปรับเปลี่ยนค่าความหนาเริ่มต้นของพาริสันโดยการลองผิดลองถูก และทำการวิเคราะห์ซ้ำไปซ้ำมาจนกว่าจะได้ความหนาขวดที่ต้องการ

งานวิจัยหลายงานได้มุ่งเน้นการสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสันและความหนาสุดท้ายของขวดซึ่งถูกเป่าขึ้นรูป โดยใช้แบบจำลองเชิงตัวเลข (Numerical Model) รวมถึงการนำเทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization Technique) มาประยุกต์ใช้ เพื่อให้ได้น้ำหนัก และการกระจายตัวของความหนาสุดท้ายของขวดตามที่ต้องการ และมีการวิเคราะห์สมรรถนะทางกลของขวดให้อยู่ในเกณฑ์ที่กำหนดพร้อมกันด้วย [2-3] อย่างไรก็ตามวิธีในงานวิจัยดังกล่าวมีข้อจำกัด คือ แบบจำลองเชิงตัวเลขที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้ทำนายความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสันและความหนาของขวดได้เพียงรูปทรงแบบสมมาตรรอบแกน (Axisymmetric) ซึ่งเป็นรูปทรงที่ไม่มีความซับซ้อน และวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดที่ใช้ในการแก้ปัญหาของงานวิจัยมีเพียงวิธีเกรเดียนท์ (Gradient Based Method) ซึ่งไม่สามารถใช้แก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนและมีความไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) สูงได้

แบบจำลอง โครง ข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสัน และความหนาสุดท้ายของ ขวด ในการจำลองกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปได้ เช่นเดียวกันกับวิธีเกรเดียนท์ โดยโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองกระบวนการเรียนรู้ และการทำงานของสมองโดยเลียนแบบระบบไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric) ที่ประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท หรือนิวรอน (Neural) และกระแสประสาท (Synapses) ซึ่งทำให้เกิดการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทจนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน โดยจุดเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมคือสามารถเลียนแบบพฤติกรรมที่มีความซับซ้อนสูงได้เป็นอย่างดี มีความเหมาะสมในการทำนายพฤติกรรมที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น อย่างไรก็ตามการนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการสร้างฟังก์ชันเพื่อช่วยทำนายความ

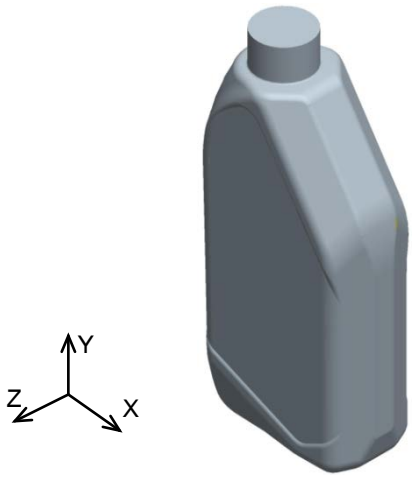
หนาของพาริสันในการจำลองกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปขวดที่ผ่านมายังจำกัดอยู่แค่เพียงรูปทรงขวดที่สมมาตรรอบแกนเท่านั้น [4-8]

การออกแบบเงื่อนไขในการกำหนดข้อมูลป้อนเข้า (Input) และข้อมูลนำออก (Output) เพื่อใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงการเก็บข้อมูลจากการวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์กระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปขวดรูปทรงไม่สมมาตรรอบแกนทำได้ยาก และต้องใช้จำนวนข้อมูลมากกว่าขวดรูปทรงสมมาตรรอบแกน ซึ่งจัดได้ว่าเป็นงานที่มีความท้าทายสูง

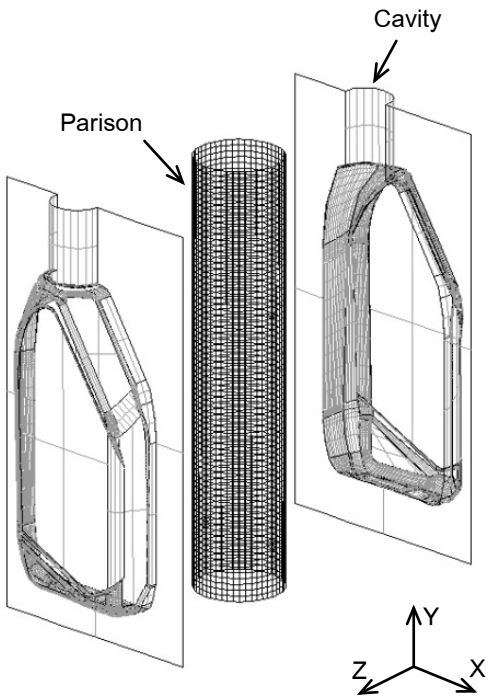
งานวิจัยนี้จึงได้มุ่งเน้นที่การสร้างแบบจำลองเชิงตัวเลขของกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูป เพื่อสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ของความหนาเริ่มต้นของพาริสันและความหนาของขวดรูปทรงไม่สมมาตรรอบแกน โดยนำผลการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงความหนาของพาริสันใน การจำลอง กระบวนการ อัดรีด เป่าขึ้นรูป มาเป็นข้อมูลป้อนเข้า เพื่อสอนแบบจำลอง โครง ข่ายประสาทเทียมให้เกิดการเรียนรู้แทนการใช้ผลการทดลองเป่าจริง และทำการลดจำนวนข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลนำออกที่จำเป็นต่อการสอนของโครงข่ายประสาทเทียมให้มากที่สุดด้วยการอาศัยเงื่อนไขสภาวะการผลิต โดยมีเป้าหมายในการควบคุมความหนาของขวดให้สม่ำเสมอภายใต้น้ำหนักที่กำหนดได้

2. แบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์ของกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปขวด

แบบจำลองพื้นผิว (Surface Model) ของขวดที่มีฐานสี่เหลี่ยมความจุ 1 ลิตร ซึ่ง ถูกสร้างขึ้นโด ยใช้ซอฟต์แวร์ CAD (รูปที่ 1) ถูกนำมาใช้สร้างเป็นพื้นผิวของเบ้าแม่พิมพ์ของแบบจำลองกระบวนการเป่าขึ้นรูปขวด โดยการ กำหนดคุณสมบัติวัตถุแข็งเกร็ง (Rigid Body) และคุณสมบัติการสัมผัส (Contact Boundary) ให้กับพื้นผิว การวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์จะสนใจเฉพาะ การยืดขยายของ พาริสันเท่านั้น และไม่สนใจการเปลี่ยนแปลงที่แม่พิมพ์ ดังนั้นพาริสันจึงถูกสร้างด้วยเอลิเมนต์ชนิดแผ่นบาง (Shell Element) มีความหนาเริ่มต้น 2 มิลลิเมตร และวางอยู่ระหว่างผิวของเบ้าแม่พิมพ์ทั้งสองซีกแสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 1 แบบจำลอง CAD ของขวดที่ไม่มีความสมมาตรรอบแกน Y



รูปที่ 2 แบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์ (FEM) ของกระบวนการอัดรีดเป่าขวด

เงื่อนไขขอบเขต (Boundary Condition) ของแบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์ของกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปประกอบด้วยการกำหนด เงื่อนไขตรึง (Fix) ในทิศแกน Y ให้กับโหนดที่บริเวณปากด้านบนของพาริ

สัน และกำหนด ภาระความดันเป็นบวกให้กับพาริสั น จากด้านใน เสมือนกับการเป่าลมเข้าไปอัดพาริสันให้ขยายตัวจนติดแม่พิมพ์

การสัมผัสระหว่างพาริสันและแม่พิมพ์จะถูกกำหนดให้เป็นแบบติดแน่น (Glued) หรือไม่มีการเคลื่อนที่หลังการสัมผัสเพื่อจำลอง การเย็นและแข็งตัวของพาริสันในทันทีที่สัมผัสกับแม่พิมพ์ ทำให้ส่วนที่สัมผัสกับแม่พิมพ์ไปแล้วไม่เกิดการเสียรูปหรือเกิดการเปลี่ยนแปลงความหนาอีก โดยพาริสันจะถูกกำหนดให้เป็นวัตถุยืดหยุ่น (Deformable Body) และกำหนดให้ แบบจำลองพื้นผิวของแม่พิมพ์ มีการเคลื่อนที่เพื่อจำลองการปิดของแม่พิมพ์

แบบจำลองของพาริสันถูกกำหนดให้มีคุณสมบัติเป็นวัสดุวิสโคอีลาสติก เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการเสียรูปของโพลีเมอร์ที่อุณหภูมิสูง โดยใช้แบบจำลองทั่วไปของแมกซ์เวลของ HDPE ที่อุณหภูมิ 150 °C ซึ่งอยู่ในรูปเสป็คตรัมการผ่อนคลายความเค้นเฉือน (Shear Relaxation Modulus) ได้ดังนี้ [9]

$$G(t) = G_0 - \sum_{i=1}^{n} G_i \left(1 - e^{-t/\tau_i}\right) \qquad (1)$$

โดย $G(t)$ คือ โมดูลัสการผ่อนคลายความเค้นเฉือน

τ คือ เวลาคลายตัว

และมีการใช้ฟังก์ชันการเลื่อนเวลา -อุณหภูมิ (Time-Temperature Shift Function) จากสมการวิลเลียม-แลนเดรล-เฟอรี่ (WLF) สำหรับอธิบายความสัมพันธ์ของโมดูลัสการผ่อนคลายความเค้นที่อุณหภูมิที่ มีการเปลี่ยนแปลงเทียบกับอุณหภูมิเดิมของวัสดุวิสโคอีลาสติกดังแสดงในสมการที่ 2

$$\log a_T = \frac{-C_1\left(T - T_{ref}\right)}{C_2 + \left(T - T_{ref}\right)} \qquad (2)$$

โดย a_T คือ ฟังก์ชันเลื่อนเวลาของอุณหภูมิ

C_1 คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของอุณหภูมิ (ไม่มีหน่วย)

C_2 คือ ค่าคงที่ (°C)

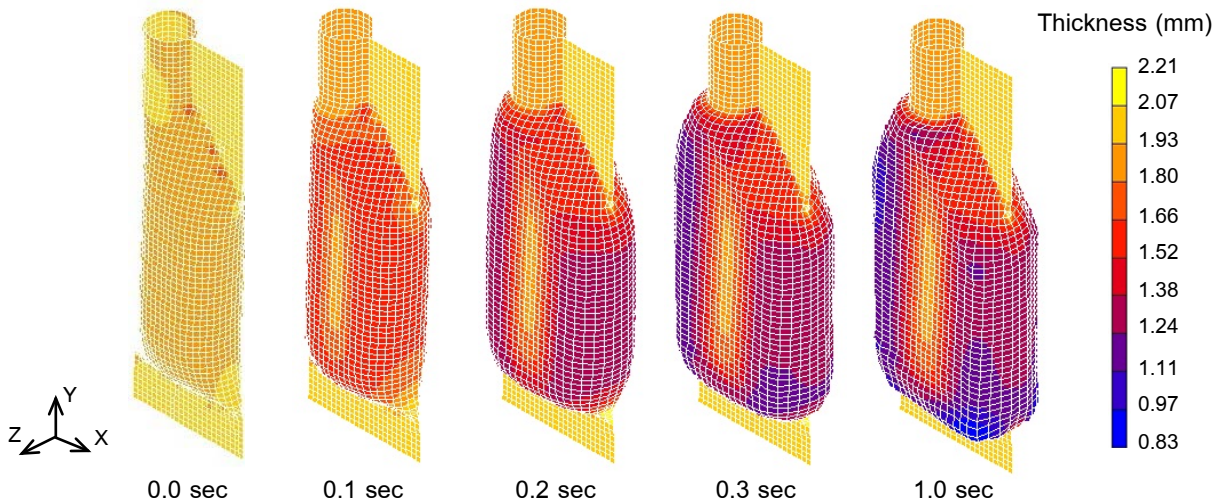
T คือ อุณหภูมิที่สนใจ (°C) และ

T_{ref} คือ อุณหภูมิอ้างอิง (°C)

ทั้งนี้วัสดุ HDPE ที่มีช่วงอุณหภูมิ 140 ถึง 200 °C ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ค่า C_1 = 6.928, C_2 = 350 และ T_{ref} = 150 °C ตามลำดับ

3. ผลการจำลองกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปขวด

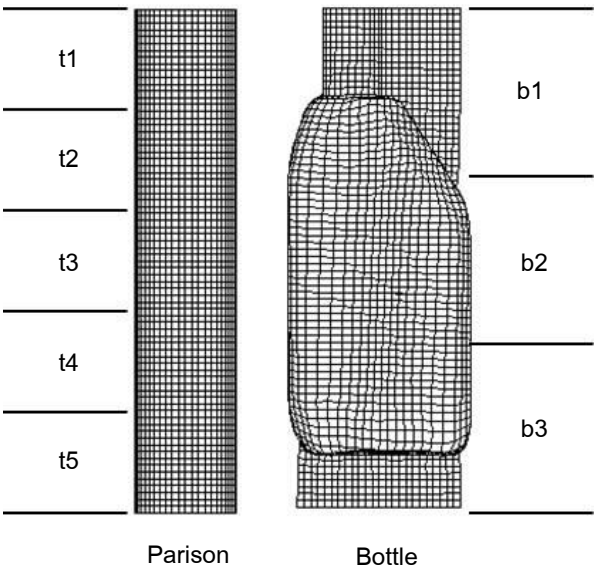
ผลการวิเคราะห์ การเป่าขึ้นรูปขวดซึ่งมีรูปทรงไม่สมมาตรรอบแกน ภายใต้ความดัน 1 เมกกะปาสคาล ทำให้สามารถคำนวณเวลาในการเป่าพาริสันจนเต็มแม่พิมพ์ได้เป็นเวลา 1 วินาที ผลการคำนวณความหนาสุดท้ายของพาริสันหรือผนังขวดจากความหนาเริ่มต้นพาริสัน 2 มิลลิเมตร ด้วยวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์สามารถแสดงเป็นระดับชั้นสีของความหนาบนเอลิเมนต์ของแบบจำลองพาริสันที่ถูกเป่าให้ยืดขยายตามลำดับขั้น ณ เวลาต่างๆ ได้ ดังแสดงในรูปที่ 3 โดยใช้เวลาคำนวณทั้งสิ้น 5 นาที ต่อการจำลองการเป่าขวด 1 ครั้ง ด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์ซึ่งมีหน่วยประมวลผล Core 2 Duo 2.4 GHz



รูปที่ 3 ผลการจำลองการเป่าพาริสันโดยใช้ขวดไม่สมมาตรที่เวลา 0.0, 0.1, 0.2, 0.3 และ 1.0 sec

4. การออกแบบการทดลองด้วยการสร้างชุดข้อมูลป้อนเข้าและนำออก

ชุดข้อมูลป้อนเข้าของกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปได้ถูกออกแบบภายใต้เงื่อนไขของสภาวะการผลิต ซึ่งกำหนดให้ความหนาของขวดสม่ำเสมอมีค่าเท่ากับ 1.16 มิลลิเมตร ความหนาที่กำหนดนี้ได้มาจากผลการวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์ด้วยการทดสอบภาระด้านบน (Top Load) และเมื่อนำความหนาไปคำนวณน้ำหนักขวดจะทำให้มีน้ำหนักไม่เกิน 80 กรัม ดังนั้นการสร้างชุดข้อมูลทำได้จากแบบจำลองการเป่าขวด โดยการกำหนดให้ความหนาเริ่มต้นของพาริสันเป็นข้อมูลป้อนเข้า และกำหนดให้ความหนาของขวดที่เป่าได้เป็นข้อมูลนำออกแสดงในรูปที่ 4 ข้อมูลป้อนเข้าได้มาจากการแบ่งโซนความหนาเริ่มต้นของพาริสันออกเป็น 5 โซนตามแนวความสูง และกำหนดให้เป็นตัวแปรข้อมูลป้อนเข้าทั้งหมด ซึ่งมี 5 ตัวแปร ได้แก่ t1, t2, t3, t4 และ t5 ตามลำดับ ส่วนข้อมูลนำออกจะแบ่งความหนาขวดที่ถูกจำลองการเป่าออกเป็น 3 โซนตามส่วนประกอบหลักของขวด ได้แก่ ส่วนคอ (Neck) และไหล่ขวด (Shoulder) ส่วนผนังขวด (Wall) และส่วนก้นขวด (Bottom) โดยกำหนดให้เป็นตัวแปรข้อมูลนำออกทั้งหมด 3 ตัวแปร ได้แก่ b1, b2 และ b3 ตามลำดับ



รูปที่ 4 แผนภาพการแบ่งตัวแปรป้อนเข้าและตัวแปรนำออกจากความหนาของ FEM

ความหนาเริ่มต้นของพาริสันในแต่ละโซนสามารถคำนวณได้โดยใช้อัตราการเป่าเชิงทฤษฎี (Theoretical Blow Ratio) เพื่อนำมากำหนดเป็นตัวแปรป้อนเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม ดังแสดงในสมการที่ 3

$$t_i = \frac{A_{bottle,i}}{\pi D h_i} t_{bottle,i} \qquad (3)$$

โดย i คือ โซนต่างๆ ของพาริสัน

D คือ เส้นผ่าศูนย์กลางของพาริสัน

h_i คือ ความสูงของพาริสันในแต่ละโซน

$t_{bottle,i}$ คือ ความหนาขวดที่ต้องการ (1.16 มิลลิเมตร)

ค่าของตัวแปรป้อนเข้าแต่ละตัวจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ระดับเป็นไปตามเงื่อนไขควบคุมของน้ำหนักขวด ซึ่งความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสันในแต่ละโซน น้ำหนักรวมของขวด และเงื่อนไขน้ำหนักขวดสามารถแสดงได้ดังสมการที่ 4

$$M = \rho \sum_{i=1}^{n} \pi (D t_i - t_i^2) h_i \le 80g \qquad (4)$$

ความหนาเริ่มต้นของพาริสันจะถูกปรับเปลี่ยนระดับความหนาจนครบ 3 ระดับ โดยการปรับทีละ 2 โซนซึ่งอยู่ติดกัน ส่วน 3 โซนที่เหลือจะถูกกำหนดให้เป็นค่าความหนาระดับกลางเพื่อลดจำนวนข้อมูลป้อนเข้า ดังนั้นจำนวนชุดข้อมูลของตัวแปรป้อนเข้าทั้ง 5 ตัว เมื่อนำเงื่อนไขการผลิตจากสมการที่ 3 และ 4 มาพิจารณาจะสามารถแสดงได้ดังสมการที่ 5

$$n^2 (i-1) = 36 \qquad (5)$$

โดย n คือ จำนวนระดับความหนาเท่ากับ 3 ระดับ

i คือ จำนวนโซนของพาริสันเท่ากับ 5 โซน

ข้อมูลป้อนเข้าทั้งหมดจะถูกนำมาบวกจำนวนสุ่ม (Random) ค่าหนึ่งเพื่อป้องกันการจำข้อมูลแทนการเรียนรู้ระหว่างการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ชุดข้อมูลป้อนเข้าที่ประกอบด้วยตัวแปรความหนาเริ่มต้นของพาริสันจำนวน 5 ตัว จะถูกนำไปใช้เป็นเงื่อนไขเริ่มต้น (Initial Condition) ในการวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์ของกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูป ความหนาแต่

ละส่วนของขวดที่ได้จากการวิเคราะห์จะถูกนำไปเก็บเป็นค่าตัวแปรนำออกสามตัวเพื่อสอนโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนต่อไป

5. การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า (Multilayer Feed Forward Neural Network) และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back Propagation) ชนิด Levenberg - Marquardt เนื่องจากโครงสร้างแบบนี้มีลักษณะที่ไม่ซับซ้อนยุ่งยาก และสามารถทำการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เวลาไม่นาน โดยสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกกำหนดให้ประกอบด้วย 2 ชั้นซ่อน (Hidden Layers) ซึ่งในแต่ละชั้นซ่อนประกอบด้วย 20 และ 10 นิวรอน ตามลำดับ ทั้งนี้ในทางปฏิบัติโครงข่ายประสาทเทียมจะมี 2 หรือ 3 ชั้นเท่านั้น ส่วนโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นหรือมากกว่าจะไม่นิยมนำมาใช้ในการฝึกหัดเนื่องจากจะทำให้ความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้นส่งผลกระทบต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกหัด และการจดจำข้อมูลระหว่างการเรียนรู้สูงขึ้น [10]

ตัวแปรป้อนเข้าของโครงข่ายประสาทเทียมจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อให้เหมาะสมต่อการสอนโดยใช้ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันแบบลอการิทึมซิกมอยด์ (Logarithm Sigmoid) ดังนั้นก่อนที่จะนำค่าตัวแปรป้อนเข้ามาใช้ในการฝึกหัดต้องมีการปรับค่าหรือการทำนอมัลไลเซชั่น (Normalization) ก่อน โดยสมการที่ใช้ในการแปลงค่าตัวแปรป้อนเข้าของความหนาเริ่มต้นของพาริสันสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 6

$$t_{i,norm} = \frac{\left(t_i - t_{i,\min}\right)}{\left(t_{i,\max} - t_{i,\min}\right)} \qquad (6)$$

ค่าความหนาเริ่มต้นของพาริสันในแต่ละโซน และความหนาแต่ละส่วนของขวดที่ได้จากการวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์ จะถูกกำหนดเป็นข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลนำออกเพื่อใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม งานวิจัยนี้ได้ใช้ชุดข้อมูลที่ไม่ซ้ำกันจำนวน 36 ชุด ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม หลังจากนั้นแบบจำลองแบบแพร่ค่าย้อนกลับจะทำการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และไบแอส (Bias) จนเหมาะสม แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการสอนแล้วจะสามารถนำมาใช้เป็นฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสัน และความหนาสุดท้ายของขวดได้

6. ผลการทดลองและวิจารณ์

ฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสันและความหนาขวดที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการสอนแล้วได้ถูกนำมาทดสอบ โดยการกำหนดความหนาเริ่มต้นของพาริสันซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่ได้ถูกสอนจำนวนทั้งหมด 20 ชุดข้อมูล จะใช้เวลาในการคำนวณแต่ละชุด 1 วินาที และถูกนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์ความหนาด้วยระเบียบวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์เพื่อตรวจสอบความถูกต้องแม่นยำของฟังก์ชันความสัมพันธ์โดยการใช้ความหนาเฉลี่ยที่ทำนายได้ในช่วง b1, b2 และ b3 ของขวด ผลการตรวจสอบความแม่นยำสามารถแสดงในรูปค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square, RMS) ร้อยละของค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Percentage Root Mean Square, %RMS) ค่าสัมประสิทธิ์ของการตัดสินใจ (Coefficient of Determination, R^2) และค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Percentage Mean Absolute Error, %MAE) ซึ่งแสดงผลได้ในตารางที่ 1 ซึ่งจะสังเกตุเห็นว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีความแม่นยำสูง และคำนวณได้รวดเร็วกว่าการใช้แบบจำลองไฟไนต์เอลิเมนต์เพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 1 ผลการตรวจสอบความแม่นยำของฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาพาริสันและขวด

RMS	%RMS	R^2	%MAE
0.0579	3.4527	0.9748	2.2592

7. สรุปผลการทดลอง

ผลการทำนายความหนาโดยใช้ฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาเริ่มต้นของพาริสันและความหนาขวดที่ถูกสร้างขึ้นโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลการวิเคราะห์ไฟไนต์เอลิเมนต์เพื่อตรวจสอบความแม่นยำ พบว่าผลการทำนายความหนาของฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนามีความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย 2.26 % ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าฟังก์ชันความสัมพันธ์ระหว่างความหนาที่สร้างขึ้นโดยใช้วิธีเชิงตัวเลขแบบผสมผสานระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับระเบียบวิธีไฟไนต์เอลิเมนต์นี้มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยมาก และสามารถนำฟังก์ชันไปประยุกต์ใช้ในการทำนายความหนาของพาริสันในกระบวนการอัดรีดเป่าขึ้นรูปของขวดที่มีรูปทรงซับซ้อน และไม่สมมาตรได้ ช่วยลดการลองผิดลองถูกของการกำหนดความหนาพาริสันเพื่อเป่าขวดที่มีรูปทรงซับซ้อน เป็นผลให้ลดเวลา และต้นทุนในการผลิตขวดได้ต่อไป

8. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนทางด้านสถานที่และอุปกรณ์จากห้องปฏิบัติการกลศาสตร์เชิงคอมพิวเตอร์เพื่อการออกแบบ (Laboratory of Computer Mechanics for Design, LCMD) ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล มหาวิทยาลัยมหิดล

9. เอกสารอ้างอิง

[1] Isayev, A.I. (1991). Modeling of Polymer Processing, Hanser Publishers, Munich.

[2] Lee, D.K. and Soh, S.K. (1996). Prediction of optimal preform thickness distribution in blow molding, *Polymer Engineering & Science*, vol. 36(11), pp. 1513-1520.

[3] Gauvin, C., Thibault, F. and Laroche, D. (2003). Optimization of blow molded part performance through process simulation, *Polymer Engineering & Science*, vol. 43 (7), pp. 1407-1414.

[4] Hsu, Y.L., Liu, T.C., Thibault, F. and Lanctot, B. (2004). Design optimization of the blow moulding process using a fuzzy optimization algorithm, *Journal of Engineering Manufacture*, vol. 218(2), pp. 197-212.

[5] Yu, J.C., Chen, X.X., Hung, T.R. and Thibault, F. (2004). Optimization of extrusion blow molding processes using soft computing and Taguchi's method, *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 15(5), pp. 625-634.

[6] Huang, H.X. and Lu, S. (2005). Neural modeling of parison extrusion in extrusion blow molding, *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, vol. 24(10), pp. 1025-1034.

[7] Huang, G.Q. and Huang, H.X. (2007). Optimizing parison thickness for extrusion blow molding by hybrid method, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 182(1-3), pp. 512-518.

[8] Yu, J.C. and Juang, J.Y. (2010). Design optimization of extrusion-blow-molded parts using prediction-reliability-guided search of evolving network modeling, *Journal of Applied Polymer Science*, vol. 117(1), pp. 222-234.

[9] Laroche, D., Kabanemi, K.K., Pecora, L. and Diraddo, R.W. (1999). Integrated numerical modeling of the blow molding process, *Polymer Engineering & Science*, vol. 39(7), pp. 1223-1233.

[10] Hagan, M.T., Demuh, H.B. and Beals, M. (1996). Neural Network Design. PWS Publishing Company, Boston.