

การทำนายปริมาณแก๊สไนโตรเจนออกไซด์และแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์ที่เกิดจากหัวพ่นไฟวีสตุพรุนชนิดเม็ดกลมอัดแน่น
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

The Prediction of Nitrogen oxide and Carbon dioxide from Packed-bed Sphere Porous Burner using
Artificial Neural Network

ปฎิวัติ วรามิตร* และบัณฑิต กฤตาคม

คณะวิศวกรรมศาสตร์และสถาปัตยกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี 30000 E-mail: pathiwat.wa@muti.ac.th

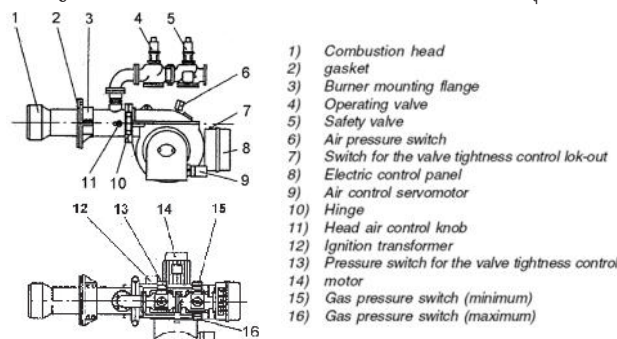
บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้นำเสนอการทำนายปริมาณแก๊สไนโตรเจนออกไซด์(NO_x) และแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์(CO) ที่เกิดจากการเผาไหม้ของแก๊สแอลพีจี (LPG) ในหัวพ่นไฟวีสตุพรุนเม็ดกลมอัดแน่นซึ่งทำมาจากหินดับลาเม็ดกลมที่มีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง (d) และค่าความพรุน (ϵ) เท่ากับ 1.55 cm และ 0.355 อัตราเร็วเชิงปริมาตรของเชื้อเพลิงแก๊สผสมก่อน (V_{mix}) ระหว่างแก๊สแอลพีจีกับอากาศถูกส่งเข้ามายังชั้นวีสตุพรุนในช่วงความเร็ว 5 – 40 m^3/hr อัตราส่วนสมมูลของเชื้อเพลิง (Φ) อยู่ในช่วง 0.50 – 0.80 โดยทำการวัดปริมาณแก๊ส NO_x และ CO ที่ระดับความสูงของชั้นวีสตุพรุนเท่ากับ 2.5– 12.5cm ตามลำดับ ซึ่งในบทความวิจัยนี้ได้ทำนายปริมาณแก๊สที่วัดค่าจากการทดลองมาเปรียบเทียบกับผลการทำนายปริมาณแก๊สโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ผลจากการศึกษาพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้าซึ่งมีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับของเลเวนเบิร์ก-มาควาตสามารถทำนายปริมาณแก๊ส NO_x และ CO ที่ปล่อยออกมาจากหัวพ่นไฟวีสตุพรุนเม็ดกลมอัดแน่นได้

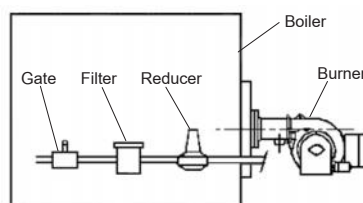
คำสำคัญ: หัวพ่นไฟวีสตุพรุน, วีสตุพรุนเม็ดกลมอัดแน่น, โครงข่ายประสาทเทียม

1. บทนำ

ปัจจุบันในงานอุตสาหกรรมนั้นนิยมใช้หัวพ่นไฟหรือหัวเผา (Burner) เนื่องจากหัวพ่นไฟเป็นอุปกรณ์ที่มีหน้าที่สันดาปเชื้อเพลิงกับอากาศในสัดส่วนที่เหมาะสมเพื่อทำให้เกิดเปลวไฟ (Flame) ซึ่งพลังงานความร้อนที่ได้จากเปลวไฟถูกนำไปใช้งานได้โดยตรงตามความต้องการในลักษณะต่างๆ เช่นให้ความร้อนกับหม้อน้ำอุตสาหกรรม (Industrial boiler) ให้ความร้อนในตู้อบเหล็ก (Furnace chamber) ใช้ในเตาเผาขยะ (Incinerator) เป็นต้นโดยทั่วไปขั้นตอนการทำงานของระบบการเผาไหม้ในงานอุตสาหกรรมประกอบไปด้วย 6 ขั้นตอน [1] คือ 1) การจ่ายอากาศ 2) การจ่ายเชื้อเพลิง 3) การควบคุมอัตราส่วนของอากาศกับเชื้อเพลิง 4) การผสมกันของอากาศกับเชื้อเพลิง 5) การจุดระเบิดและ 6) การควบคุมเปลวไฟจากขั้นตอนการทำงานทั้ง 6 ข้อพบว่าในบางครั้งหัวพ่นไฟอาจจะทำงานเพียงบางส่วนของขั้นตอนทั้งหมดแต่ในบางกรณีหัวพ่นไฟอาจจะต้องทำงานครบทุกขั้นตอนด้วยเหตุนี้หัวพ่นไฟจึงเป็นส่วนประกอบที่สำคัญของระบบการเผาไหม้และมีผลโดยตรงต่อการปรับปรุงประสิทธิภาพการเผาไหม้เชื้อเพลิง



รูปที่ 1 ส่วนประกอบโดยละเอียดของหัวพ่นไฟชนิดใช้เชื้อเพลิงแก๊ส [2]



รูปที่ 2 การติดตั้งหัวพ่นไฟเพื่อใช้กับหม้อน้ำอุตสาหกรรม [2]



รูปที่ 1 แสดงส่วนประกอบโดยละเอียดของหัวพันไฟชนิดใช้เชื้อเพลิงแก๊สที่ใช้งานจริงในเชิงพาณิชย์ [2] พบว่ามีส่วนประกอบที่ค่อนข้างซับซ้อนแต่ก็พอแยกส่วนประกอบที่สำคัญได้ 4 ส่วนคือส่วนแรกหัวเผาไหม้ (Combustion head) เป็นส่วนที่เปลวไฟถูกพ่นออกเพื่อนำไปใช้งานส่วนที่สองระบบการจ่ายอากาศและควบคุมความดันอากาศ (หมายเลข 6, 9, 11 และ 14) ส่วนที่สามเป็นระบบการจ่ายแก๊สและการจุดระเบิด (หมายเลข 12, 15 และ 16) สำหรับส่วนสุดท้ายเป็นระบบอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ควบคุมการทำงานอุปกรณ์ต่างๆของหัวพันไฟ (หมายเลข 4, 5 และ 8) ซึ่งการใช้งานจริงของหัวพันไฟต้องมีการนำไปติดตั้งเข้ากับอุปกรณ์อื่นๆดังแสดงในรูปที่ 2 เป็นตัวอย่างการติดตั้งหัวพันไฟเพื่อใช้กับหม้อน้ำอุตสาหกรรม [2] ลักษณะการติดตั้งเช่นนี้เป็นการทำงานโดยทั่วไปของหม้อน้ำอุตสาหกรรมอย่างไรก็ตามประสิทธิภาพการเผาไหม้ของหัวพันไฟที่ใช้งานอยู่ยังมีค่าต่ำด้วยเหตุนี้นักวิจัยและวิศวกรจำนวนมากได้หาแนวทางที่จะปรับปรุงประสิทธิภาพของหัวพันไฟหนึ่งในแนวทางที่ให้ความสนใจคือการประยุกต์ใช้วัสดุพอร์นในหัวพันไฟซึ่งเรียกว่าหัวพันไฟแบบวัสดุพอร์น (Porous burner)

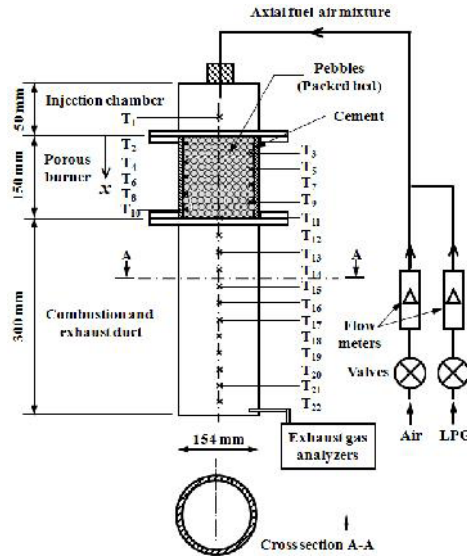
หัวพันไฟแบบวัสดุพอร์นมีข้อดีที่โดดเด่นกว่าแบบทั่วไปหลายประการ [3] กล่าวคืออัตราส่วนการหริเพิ่มขึ้นจากประมาณ 4:1 เป็นอย่างน้อย 20:1 กำลังความเข้มข้นการเผาไหม้ (Power of combustion intensity) เมื่อทำงานร่วมกับเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนที่ภาระเดียวกันหัวพันไฟแบบวัสดุพอร์นจะมีขนาดเล็กกว่าเกือบ 10 เท่าการเผาไหม้สามารถเกิดเสถียรของเปลวไฟได้ที่สภาวะส่วนผสมไอบาง (Lean combustion) ซึ่งมีค่าอัตราส่วนสมมูล (Equivalence ratios) อยู่ในช่วง 0.53 – 0.91 และอัตราการปลดปล่อยแก๊สไอเสียมีค่าต่ำกว่าโดยมีอัตราการปล่อยCO และNO_x น้อยกว่า 7 และ 25 mg/(kW*hr) ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบว่าหัวเผาหรือหัวพันไฟที่ทำการศึกษาที่ผ่านมาซึ่งมีส่วนที่ต้องปรับปรุงและค้นคว้าเพิ่มเติมอีกหลายอย่าง ไม่ว่าจะเป็นการสร้างหัวพันไฟให้มีโครงสร้างไม่ยุ่งยาก ผลิตหรือติดตั้งได้อย่างง่ายแต่สามารถทำให้เปลวไฟเสถียรได้ไม่ลำบาก มีการทำนายการเผาไหม้โดยใช้กลไกทางจลนศาสตร์ที่มีคณิตศาสตร์ไม่ซับซ้อนในการแก้ปัญหาแต่ให้ผลการทำนายที่แม่นยำในการพัฒนาประสิทธิภาพของหัวพันไฟวัสดุพอร์นนั้นจำเป็นต้องมีชุดทดลอง และทำการทดลองด้วยเงื่อนไขต่างๆ ซึ่งล้วนแล้วต้องใช้งบประมาณในการสร้างชุดทดลอง ใช้เวลาในการทดลองและทดสอบเป็นอย่างมากเพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลหรือเงื่อนไขที่เหมาะสมสำหรับการเพิ่มประสิทธิภาพของหัวพันไฟวัสดุพอร์น ซึ่งการทราบพฤติกรรมของการเผาไหม้หรือสามารถทำนายได้แม่นยำจึงเป็นสิ่งสำคัญในการออกแบบหรือจำลองกระบวนการเผาไหม้ให้มีความเหมาะสม และเป็นการลดค่าใช้จ่ายในการสร้างชุดทดลอง และลดเวลาที่ใช้ในการทดลองและทดสอบลงได้ ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural networks) จึงได้ถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหาทางวิศวกรรมเคมี [4] โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้ถูกใช้เพื่ออธิบายพฤติกรรมของการเผาไหม้ของวัสดุและเชื้อเพลิงที่แตกต่างกัน [5-8] ด้วยเหตุนี้งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายปริมาณแก๊สไนโตรเจนออกไซด์ที่เกิดจากหัวพันไฟวัสดุพอร์นเม็ดกลมอัดแน่นที่ใช้แก๊สแอลพีจีเป็นเชื้อเพลิง

2. อุปกรณ์และวิธีการทดลอง

2.1 อุปกรณ์การทดลอง

รูปที่ 3 แสดงอุปกรณ์การทดลองของหัวพันไฟวัสดุพอร์นแก๊สชนิดเม็ดกลมอัดแน่น (หินตุ้ปลา) ที่ใช้แอลพีจีเป็นเชื้อเพลิงซึ่งแบ่งออกได้เป็น 3 ขอบเขตที่สำคัญ ประกอบไปด้วย ขอบเขตที่หนึ่งเป็นส่วนที่ป้อนเชื้อเพลิง (Injection chamber zone) หรือการจ่ายไอดี (อากาศกับ LPG) เข้าสู่วัสดุพอร์นชนิดเม็ดกลมอัดแน่น ขอบเขตที่สองเป็นการอุ่นไอดีหรือตำแหน่งการติดตั้งวัสดุพอร์น (porous burner zone) ซึ่งวัสดุพอร์นเป็นชนิดเม็ดกลมอัดแน่นเรียงตัวบรรจุอยู่ข้างในท่อสแตนเลสที่มีเส้นผ่านศูนย์กลางภายนอกเท่ากับ 154 mm หนา 2 mm นอกจากนี้เพื่อกันความร้อนสูญเสียสู่ภายนอก จึงหล่อปูนทนไฟ (cement) หนา 2 mm ภายในท่อสแตนเลส ตลอดช่วงที่มีการบรรจุวัสดุพอร์น (150 mm) และขอบเขตสุดท้ายคือการเผาไหม้และท่อไอเสีย (combustion and exhaust duct zone)

จากส่วนประกอบทั้งหมดของหัวพันไฟแก๊สแบบนี้จะมีหลักการทำงาน คือ เมื่อไอดี (อากาศผสมกับ LPG) ไหลผ่าน Injection zone เข้าสู่ Porous burner zone ไอดีจะไหลผ่านชั้นวัสดุพอร์น และจะมีระดับอุณหภูมิที่สูงขึ้น หลังจากนั้นไอดีจะไหลไปยังบริเวณทางออกของชั้นวัสดุพอร์นเข้าสู่ขอบเขตที่สาม ก่อให้เกิดการจุดติดไฟ (ignition) และเผาไหม้ในที่สุด (combustion zone) เปลวไฟที่เกิดขึ้นจะแผ่รังสีความร้อนย้อนกลับไปยังชั้นวัสดุพอร์นทำให้มีความร้อนหมุนเวียนภายในระบบเป็นวัฏจักรเกิดการเผาไหม้อย่างต่อเนื่อง ตรวจจับที่มีเชื้อเพลิงป้อนมายังชั้นวัสดุพอร์นเพื่อให้เข้าใจถึงปรากฏการณ์การเผาไหม้ และการส่งถ่ายความร้อนระหว่างชั้นวัสดุพอร์นกับเปลวไฟที่เกิดขึ้น อุณหภูมิตามแนวแกนและแก๊สไอเสียจึงถูกตรวจวัด ดังรายละเอียดต่อไปนี้ เทอร์โมคัปเปิลชนิดเค (K-type thermocouples) จำนวน 22 ชิ้น ที่มีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลาง 0.3 mm จะถูกติดตั้งในตำแหน่งกึ่งกลางของหัวพันไฟตามแนวแกน โดยแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม กล่าวคือ กลุ่มที่ 1 มีเทอร์โมคัปเปิลเพียงชิ้นเดียวเท่านั้น (T₁) ที่ติดตั้งไว้ที่ Injection zone เพื่อเฝ้าระวังไม่ให้อุณหภูมิในตำแหน่งนี้สูงกว่าอุณหภูมิจุดติดไฟด้วยตัวเอง (spontaneous temperature) [9] ของ LPG กลุ่มที่ 2 มีจำนวน 10 ชิ้น (T₂-T₁₁) จะติดตั้งไว้ใน Porous burner zone เพื่อดูพฤติกรรมการอุ่นเชื้อเพลิงและคุณลักษณะการเผาไหม้ สำหรับกลุ่มสุดท้ายมีจำนวน 11 ชิ้น (T₁₂-T₂₂) จะติดตั้งไว้ใน Combustion and exhaust duct zone เพื่อดูพฤติกรรมของเปลวไฟที่เกิดขึ้น โดยเทอร์โมคัปเปิลทั้งหมดนี้จะต่อเข้ากับเครื่อง Data logger รุ่น MW 100 ยี่ห้อ Yokokawa และเชื่อมต่อไปยังคอมพิวเตอร์เพื่อประมวลผลและบันทึกค่าแบบต่อเนื่องขณะทำการทดลอง



รูปที่ 3 แผนผังอุปกรณ์การทดลองของหัวพันไฟแก๊สวัสดุพูนชนิดเม็ดกลมอัดแน่น

ในส่วนของแก๊สไอเสียที่เกิดขึ้น จะไหลออกจากระบบทางด้านล่างของท่อสแตนเลส และถูกตรวจวัดหาปริมาณออกไซด์ของไนโตรเจน (NO_x) และคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ด้วยเครื่องวิเคราะห์แก๊ส ไอเสีย (exhaust gas analyzer) ยี่ห้อ Testo รุ่น M350 ซึ่งปริมาณแก๊สไอเสียที่วัดได้จะนำเสนอด้วยค่าที่มีการปรับเทียบกับออกซิเจนส่วนเกิน 0 % ในพื้นฐานแห้ง (Correction by 0% excess oxygen on dry basis) สำหรับหินตุ้ปลาที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางเฉลี่ยเท่ากับ 1.55 cm และมีค่าความพรุนเท่ากับ 0.355 ซึ่งแสดงไว้ในรูปที่ 4



รูปที่ 4 หินตุ้ปลา (The pebbles) ที่เลือกใช้เป็นวัสดุพูนชนิดเม็ดกลมอัดแน่นในการทดลอง

2.2 วิธีการทดลอง

ทำการจ่ายอากาศ (axial air) พร้อมทั้งแก๊สเชื้อเพลิง (LPG) ในอัตราส่วนทั้งสองที่เหมาะสมกัน โดยปกติให้มี Φ มากกว่าที่สภาวะอุณหภูมิจุดติดไฟด้วยตัวเองของ LPG[10] เพื่อให้เกิดการเผาไหม้จากนั้นทำการจุดเชื้อเพลิงแก๊สให้ติดโดยใช้ไฟล่อ (pilot flame) ตรงตำแหน่งช่องไฟล่อ (ignition port) ของห้องเผาไหม้ เมื่อไฟติดแล้วรอนจนกว่าอุณหภูมิของวัสดุพูนหรือระบบอยู่ในสภาวะคงที่ (steady state) ทำการปรับค่า Φ ให้อยู่ในสภาวะที่สนใจจะศึกษา หลังจากนั้นปรับ V_{mix} เริ่มจาก 5 m³/hr สังเกตการติดไฟและรอนระบบอยู่ในสภาวะคงที่อีกครั้ง ทำการเก็บข้อมูลผลการทดลองที่สภาวะนี้ ซึ่งข้อมูลการทดลองที่ทำการบันทึกค่านั้น ประกอบไปด้วยอุณหภูมิตลอดความยาวของหัวพันไฟ ปริมาณแก๊สไอเสียที่ปลดปล่อยออกมา ได้แก่ คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) และออกไซด์ของไนโตรเจน (NO_x) ด้วยเครื่องวิเคราะห์แก๊สไอเสีย (exhaust gas analyzer) ที่ด้านขาออกจากหัวพันไฟ เพื่อนำมายืนยันและช่วยอธิบายพฤติกรรมการเผาไหม้ของเชื้อเพลิงแก๊สในหัวพันไฟวัสดุพูนให้เข้าใจได้ถูกต้องยิ่งขึ้น

2.3 การหาค่าความพรุน

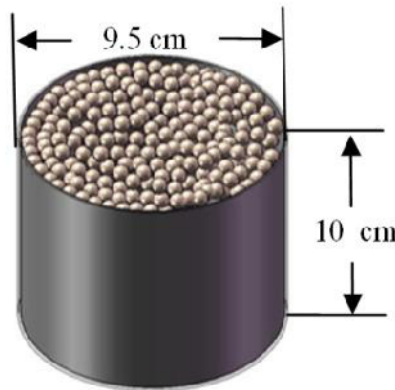
วิธีการหาค่าความพรุนของวัสดุพูนแบบเม็ดกลมอัดแน่นในงานวิจัยนี้ ซึ่งมีขนาดเส้นผ่าศูนย์กลางเฉลี่ย (d) เท่ากับ 1.55 cm มีวิธีการคือ นำวัสดุพูนใส่ลงไปในภาชนะรูปทรงกระบอกสูง (L) เท่ากับ 10 cm ขนาด เส้นผ่านศูนย์กลางทรงกระบอก (D) เท่ากับ 9.5 cm ทำให้ภาชนะบรรจุทรงกระบอกนี้มีปริมาตร (container volume, V_C) คือ $\pi D^2 L / 4 = 708.821 \text{ cm}^3$ ดังแสดงในรูปที่ 5 เหน้าให้เต็มภาชนะหรือถึงระดับด้านบนผิววัสดุพูนพอดีทิ้งไว้ 5 นาทีเพื่อให้หน้าสัมผัสเข้าไปใน เนื้อวัสดุพูน แล้วเทน้ำออกจากภาชนะทั้งหมด จากนั้นตวงน้ำที่ทราบปริมาตรแน่นอน (total volume, V_T) ด้วยภาชนะตวงในที่นี้ V_T = 500 cm³ แล้วเติมน้ำอีกครั้งให้เต็มภาชนะจนถึงระดับวัสดุพูนพอดี ทำการอ่าน ค่าปริมาตรน้ำที่เติมลงไป (filling

volume, V_{fill}) จากภาชนะตวง ปรากฏว่าปริมาตรน้ำ (V_T) 500 cm^3 จะเหลืออยู่ 248 cm^3 ทำให้ V_{fill} ที่เต็มลงไปในวัสดุพรุน มีค่าเป็น 252 cm^3 ($V_{fill} = 500 - 248 cm^3$) ปริมาตร V_{fill} นี้คือปริมาตรช่องว่างที่น้ำไปแทนที่ซึ่งก็คือปริมาตรความพรุน (void volume, V_v) นั้นเอง นำปริมาตร V_v นี้ไปหารกับปริมาตร V_c จะได้ค่าความพรุน (porosity, ϵ) โดยประมาณเท่ากับ 0.355 เพื่อให้เข้าใจยิ่งขึ้นจะขอแสดงวิธีการคำนวณหาค่าความพรุนเป็นสมการคณิตศาสตร์ตามลำดับดังสมการที่ 1-3

$$\epsilon = \frac{V_T - V_{fill}}{V_c} = \frac{V_v}{V_c} \quad (1)$$

$$\epsilon = \frac{500 cm^3 - 248 cm^3}{708.821 cm^3} = \frac{252 cm^3}{708.821 cm^3} \quad (2)$$

$$\epsilon = 0.362 \quad (3)$$



รูปที่ 5 อุปกรณ์ทดลองหาค่าความพรุน

3 การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า (multilayer feed forward neural network) และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับของเลเวนเบิร์ก-มาควาร์ดท์ (Levenberg-Maquardt's Back-Propagation) ซึ่งเป็นหนึ่งในโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้ที่สุด [11] เนื่องจากเป็นโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อนและใช้เวลาไม่นานในการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียม [12] Back-Propagation ยังเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนให้เหมาะสม โดยการปรับค่าน้ำหนักขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าคำตอบไม่ถูกต้อง วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นดังแสดงในสมการที่ 4 เมื่อ Δw_{ji} คือค่าปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักที่โหนด i และ j , η คืออัตราการเรียนรู้, δ คือค่าผลต่างระหว่างค่าจริงกับค่าที่ได้จากการคำนวณในรูปอนุพันธ์ของ Transfer function ที่โหนด j , α คือค่าโมเมนตัม, y_j คือค่าผลลัพธ์ของแบบจำลองที่โหนด j และ k คือรอบการปรับแก้

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta(n) \cdot y_j(n) + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad (4)$$

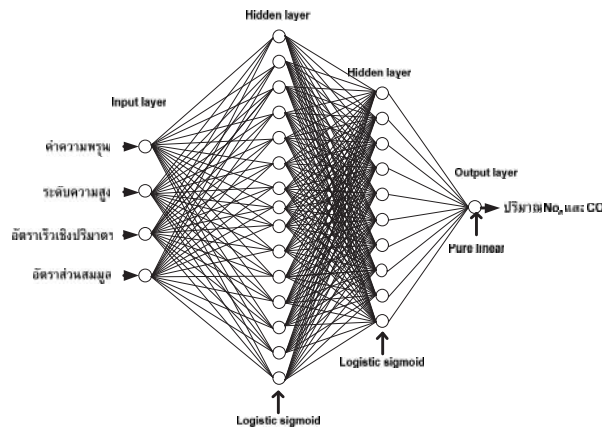
การเรียนรู้ของนิวรอนเน็ตเวิร์คทำได้โดยการส่งข้อมูลเข้ามายังส่วนที่เรียกว่าเพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) ซึ่งสามารถเทียบได้กับเซลล์สมองของมนุษย์โดยที่เพอร์เซ็ปตรอนทำการรับข้อมูลที่อยู่ในรูปของเมทริกซ์ซึ่งเป็นตัวเลขเข้ามาคำนวณสำหรับฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) มีการทำงานดังสมการที่ 5 เมื่อ s คือผลรวมที่ได้จากฟังก์ชันผลรวม, x_i คือค่าข้อมูลเข้าตัวที่ i , w_i คือค่าน้ำหนักของนิวรอนตัวที่ i , y_j คือค่าผลลัพธ์ของแบบจำลองที่โหนด j , z คือจำนวนนิวรอนชั้นข้อมูลเข้า, b คือค่าความโน้มเอียงและ f คือ Transfer function

$$s = \sum_{i=1}^z x_i w_i + b \quad (5)$$

และค่าเอาต์พุตของแต่ละโหนดสามารถหาได้จากสมการที่ 6

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^j x_i w_i'\right) \quad (6)$$

งานวิจัยนี้ได้ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านกล่องเครื่องมือโครงข่ายประสาทเทียม (neural network toolbox) โดยที่ข้อมูลอินพุต (input) ของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย ค่าความพรุน ระดับความสูงของชั้นวัสดุพรุน อัตราส่วนสมมูล และค่าอัตราเร็วเชิงปริมาตรของเชื้อเพลิงแก๊สก่อนผสม ข้อมูลเอาต์พุต (output) ของโครงข่ายประสาทเทียมคือปริมาณแก๊สไนโตรเจนออกไซด์ที่เกิดจากการเผาไหม้ และมีจำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) ของโครงข่ายประสาทเทียมสองชั้นซ่อนมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 15 นิวรอนและ 10 นิวรอนตามลำดับและใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ของโครงข่ายประสาทเทียมคือ logistic sigmoid function และ pure linear function ในชั้นซ่อนและชั้น output ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 6 โดยข้อมูลจากการเผาไหม้ของหัวฟันไรวัดสุญญากาศจะนำมาใช้ฝึกหัดและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายปริมาณแก๊สไนโตรเจนออกไซด์ จากข้อมูลทั้งสิ้น 665 ชุดข้อมูล โดยที่ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้เพื่อการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมและส่วนที่เหลือใช้เพื่อทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายปริมาณแก๊ส NO_x และ CO



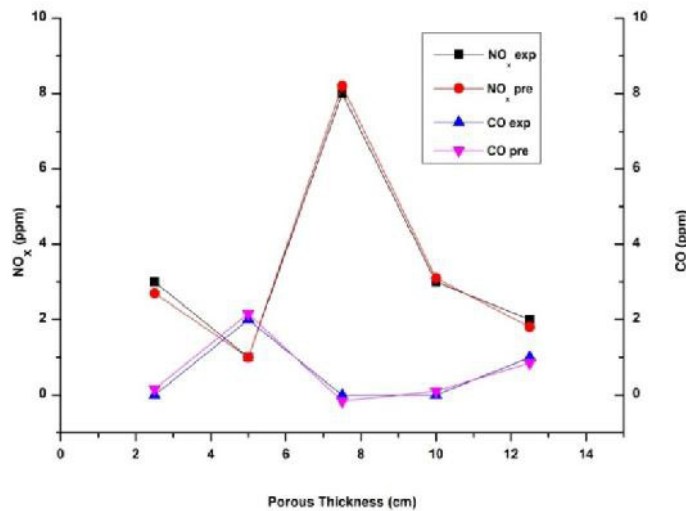
รูปที่ 6 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับทำนายปริมาณแก๊สไนโตรเจนออกไซด์

ซึ่งในงานวิจัยนี้ร้อยละ 75 ของข้อมูลการเผาไหม้ถูกใช้เพื่อฝึกหัดและอีกร้อยละ 25 ของข้อมูลการเผาไหม้ใช้เพื่อทดสอบการทำนายปริมาณแก๊ส NO_x และ CO ของโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นเปรียบเทียบผลการทำนายปริมาณแก๊สระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับปริมาณแก๊สจากการทดลองโดยใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของผลรวมของความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (r²) เป็นดัชนีชี้วัดในการเปรียบเทียบ RMSE คำนวณได้จากสมการที่ 7 เมื่อ V_{x,pre,i} คือปริมาณแก๊ส NO_x และ CO จากการทำนาย V_{x,exp,i} คือปริมาณแก๊ส NO_x และ CO จากการทดลอง และ N คือจำนวนข้อมูล

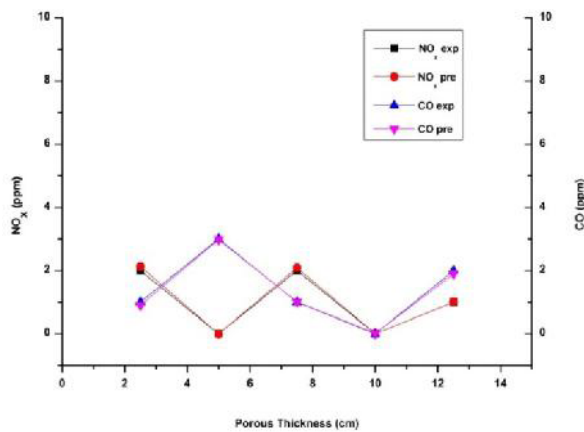
$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_{x,pre,i} - V_{x,exp,i})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

4. ผลการทดลองและวิจารณ์

ผลการทำนายปริมาณแก๊ส NO_x และ CO ที่เกิดจากการเผาไหม้ของแก๊สแอลพีจี (LPG) ในหัวฟันไรวัดสุญญากาศที่นำมาจากหินตู้ปลาเม็ดกลมอัดแน่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นการทดสอบการทำนายหลังจากที่ได้ทำการฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลการทดลองคิดเป็นร้อยละ 75 และทำการทดสอบการทำนายโดยเปรียบเทียบกับข้อมูลการทดลองอีกร้อยละ 25 ที่เหลือ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายปริมาณแก๊สที่เกิดจากการเผาไหม้ได้โดยมีค่า r² เท่ากับ 0.9988 และ RMSE เท่ากับ 0.0162 ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 7 และ 8



รูปที่ 7 ผลการทำนายปริมาณแก๊สNO_xและ CO ที่ระดับ $V_{mix} 15 \text{ m}^3/\text{h}$ และอัตราส่วนสมมูล 0.60



รูปที่ 8 ผลการทำนายปริมาณแก๊สNO_xและCO ที่ระดับ $V_{mix} 30 \text{ m}^3/\text{h}$ และอัตราส่วนสมมูล 0.60

จากรูปที่ 7 และ 8 จะพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายปริมาณแก๊สได้โดยที่ผลการทำนายมีความสอดคล้องกับผลการทดลองอย่างแม่นยำ แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายปริมาณแก๊สโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ทั้งนี้เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นในการเรียนรู้ สังเคราะห์ ทำนายผลลัพธ์ของปัจจัยแบบมีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี และโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่นด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต มีการส่งผ่านข้อมูลที่ประมวลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุต ดังนั้นการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปอย่างแม่นยำ

5. บทสรุป

ผลจากการทำนายปริมาณแก๊สNO_xและ CO โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีผลการทำนายปริมาณแก๊สที่สอดคล้องกับผลการทดลองและแม่นยำโดยมีค่า r^2 กับ 0.9988 และมีค่า RMSE เท่ากับ 0.0162 ซึ่งความสามารถในการทำนายปริมาณแก๊สนี้จะเป็นประโยชน์ต่อการวางแผนออกแบบหัวพ่นไฟฟัดูพุน ทดสอบและลดขั้นตอนการทดลองเพื่อพัฒนาประสิทธิภาพของหัวพ่นไฟฟัดูพุนได้ อีกทั้งยังเป็นการประหยัดพลังงานและค่าใช้จ่ายที่จะใช้ในกระบวนการสร้างและทดสอบหัวพ่นไฟฟัดูพุนลงด้วย

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรีที่สนับสนุนทุนวิจัยในครั้งนี้

บรรณานุกรม

- [1] กองทุนเพื่อส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน สำนักงานคณะกรรมการนโยบายพลังงานแห่งชาติ “การประหยัดพลังงานในเตาเผา”, กรุงเทพฯ, 2545.
- [2] Baltur Technology Per Il Clima “คู่มือ Instruction for burners model” 2006.
- [3] Mobbauer, S. Pickenacker, O. Pickenacker, K. and Trimis, D., “Application of the porous burner technology in energy- and heat-engineering” Proceeding of the Fifth International Conference on Technologies and Combustion for a Clean Environment



- (Clean Air V), Lisbon, Portugal. 12-15 July, Vol. 1, Lect. 20.2, 1999, pp. 519 – 523 [4] Ballou, R.H., 2004, Business Logistics / Supply Chain Management, 5e, Prentice Hall.
- [4] Baughman, D.R. and Liu, Y.A. Neural Networks in Bio-Processing and Chemical Engineering. Academic Press, New York, USA. 1995.
- [5] A. Sanz, J. Ballester, R. Hernández, L.M. Cerecedo, Advanced monitoring of industrial burners based on fluctuating flame signals. Fuel 2008; 87: 1063-1075.
- [6] T. Boushaki, S. Guessasma, J.C. Sautet, Predictive analysis of combined burner parameter effects on oxy-fuel flames. Applied Thermal Engineering 2011; 31: 202-212
- [7] FikretInala, GokmenTayfur, Tyler R. Melton, Selim M. Senkan, Experimental and artificial neural network modeling study on soot formation in premixed hydrocarbon flames. Fuel 2003; 82: 1477-1490
- [8] M. Ali Akcayol, Can Cinar, Artificial neural network based modeling of heated catalytic converter performance. Applied Thermal Engineering 2005; 25: 2341-2350
- [9] บัณฑิต กฤตาคม และทวีศิลป์ เล็กประดิษฐ์. 2554. อิทธิพลของวัสดุพรมตัวแผ่รังสีต่อการเผาไหม้ของหัวพ่นไฟชนิดวัสดุพรมโดยใช้เชื้อเพลิงเหลว. วารสารวิชาการวิศวกรรมศาสตร์ ม.อบ., 4(2): 10-17.
- [10] สำเร็จ จักรใจ. 2547. การเผาไหม้. สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพฯ.
- [11] Movaghamejad, K. and Nikzad, M. (2007). Modeling of tomato drying using artificial neural network, Computers and electronics in agriculture, vol. 59, pp. 78-85.
- [12] Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beals, M. (1996). Neural Network Design, PWS Publishing Company, USA