

การทำนายความต้านทานแรงตึงของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใย
คาร์บอนด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก



นางสาวกรุณามิตร แสนสุริวงศ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2565

THE FLEXURAL STRENGTH PREDICTION OF CARBON FIBER
COMPOSITE USING DEEP LEARNING APPROACH



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the Degree of
Master of Engineering in Mechanical and Process System Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2022

การทำนายความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใย
คาร์บอนด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(อ. ดร.ชชาติ เกิดผล)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร.วิณา พันเพ็ง)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ผศ. ดร.ไชยธร ธรรมแท้)

กรรมการ

(ผศ. ดร.ณัฐดนัย พรรณเจริญวงษ์)

กรรมการ

(อ. ดร.วิชรพงษ์ ปะตังทะโล)

กรรมการ

(รศ. ดร.ฉัตรชัย โชติษฐียงกูร)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ

(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

กรณีศึกษา : การทำนายความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (THE FLEXURAL STRENGTH PREDICTION OF CARBON FIBER COMPOSITE USING DEEP LEARNING APPROACH)

อาจารย์ที่ปรึกษา: ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิณา พันเพ็ง, 85 หน้า.

คำสำคัญ : วัสดุคอมโพสิต/เส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี/การเรียนรู้เชิงลึก

ในปัจจุบันมีการใช้วัสดุเพื่อสนองความต้องการต่าง ๆ ทางด้านอุตสาหกรรม คริว เรือ โลจิสติกส์ และอื่น ๆ โดยวัสดุที่นำมาใช้จะทำมาจากวัสดุธรรมชาติและวัสดุสังเคราะห์ ซึ่งในกระบวนการผลิตวัสดุรวมถึงกระบวนการทดสอบวัสดุเพื่อที่จะได้วัสดุที่มีความแข็งแรงและมีความปลอดภัยในการใช้งานจะต้องมีการประเมินพฤติกรรมของวัสดุจากการทดสอบ โดยประเภทการทดสอบจะมีการทดสอบแรงดึง การทดสอบแรงดัด และการทดสอบแรงกระแทก เป็นต้น หากวัสดุที่ต้องการมีหลายประเภทการตรวจสอบความแข็งแรงของวัสดุแต่ละชนิดจะต้องใช้เวลาในการทดสอบเป็นเวลานาน และทำให้มีการใช้วัสดุอย่างสิ้นเปลือง งานวิจัยนี้จึงได้ทำการศึกษาวิธีการทำนายความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เนื่องจากสามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลต่างรูปแบบกันได้และมีความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยข้อมูลเข้าจะมีการพิจารณาทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน จำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน กระบวนการขึ้นรูป ความกว้าง ความหนา และเปอร์เซ็นต์การเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ เพื่อให้ได้ข้อมูลออกเป็นค่าความต้านทานแรงดัด โดยนำมาเปรียบเทียบกับผลการทดลอง ซึ่งเป็นการตรวจสอบความถูกต้องและความแม่นยำของการใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกจากโปรแกรม MATLAB เมื่อมีการเปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดเรียบร้อยแล้วจึงทำการนำค่ามาวิเคราะห์ ซึ่งผลการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยพิจารณาจากค่า MSE และ R^2 ของข้อมูลทั้งหมดมีค่าเท่ากับ 0.003039 และ 0.95274 บ่งบอกถึงการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดมีความผิดพลาดในการทำนายต่ำและมีความแม่นยำในการทำนายผลที่ดี ซึ่งสามารถนำตัวโปรแกรมของงานวิจัยนี้ไปทำนายค่าความต้านทานแรงดัดที่มีขอบเขตข้อมูลเข้าเป็นไปดังงานวิจัยนี้ได้ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล
ปีการศึกษา 2565

ลายมือชื่อนักศึกษา กรกมล งามสง่า
ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา กัต พันเพ็ง

KARUNAMIT SAENSURIWONG : THE FLEXURAL STRENGTH PREDICTION OF
CARBON FIBER COMPOSITE USING DEEP LEARNING APPROACH.

THESIS ADVISOR : ASST. PROF. VEENA PHUNPENG, D.Eng., 85 PP.


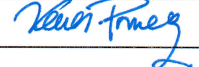
Keyword: Composite materials/Carbon fiber/epoxy resin/Deep learning

Nowadays, materials are used for human demand in industry, building, logistics, etc. The materials in daily life are made of natural and synthetic materials. In the material manufacturing process, including the material testing process to obtain a material that is strong and safe to use must be considering the behavior of the material from the test. The type of test has a lot of types (i.e., tensile test, bending test and impact testing) to get the mechanical properties. If the required material has more types, checking the strength of each material will require a long testing time and a waste of materials. In this study, the prediction of the flexural strength of carbon fiber composites with epoxy resin was studied using a deep learning method. Because the deep learning method has high accuracy in data analysis. The input data is ply orientation, manufacturing, width, thickness and percentage of graphite filler to obtain the data out is the flexural strength. This prediction is validated by deep learning methods from MATLAB programs. The prediction result is compared with the result from the experiment for checking the accuracy of the prediction data. Once the flexural strength was compared with the experimental, the values of MSE and R2 were analyzed. The flexural strength prediction results based on the MSE and R2 values of all data were 0.003039 and 0.95274, respectively. Indicating that the flexural strength prediction had a low predictive error and predictive good accuracy. The program by using the deep learning method to the prediction of this research can be used to predict the flexural strength of carbon fiber composite with the input data boundary as in this research by deep learning

School of Mechanical Engineering
Academic year 2022

Student's Signature

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จด้วยดีได้นั้นเนื่องจากการได้รับการสนับสนุนจากการให้ความช่วยเหลือข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิณา ฟั้นเพ็ง อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่มอบโอกาสทางการศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา ให้คำแนะนำ ให้คำปรึกษา ให้ความรู้ และให้วิธีการแก้ปัญหาด้วยความเมตตากรุณาอย่างดียิ่ง ตลอดจนความช่วยเหลือในการตรวจทานแก้ไขวิทยานิพนธ์นี้จนเสร็จสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์อันประกอบไปด้วย ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชงชาติ เกิดผล ประธานกรรมการสอบ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐดนัย พรรณูเจริญวงศ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สมศักดิ์ ศิวดำรงพงศ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชโลธร ธรรมแท้ และอาจารย์ ดร.วัชรพงษ์ ปะดั่งทะเล ที่ตรวจทานและให้คำแนะนำในการแก้ไขเพื่อให้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์และบุคลากรในสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล ที่คอยให้ความช่วยเหลือ และให้คำแนะนำในการจัดเตรียมเอกสารสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นอย่างดี

สุดท้ายนี้ ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และบุคคลในครอบครัวของข้าพเจ้าที่ให้การเลี้ยงดู อบรม ให้อคำแนะนำ และส่งเสริมการศึกษาในทุกด้านเป็นอย่างดีมาตลอด ซึ่งเป็นกำลังใจให้ข้าพเจ้าเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

กรณามิตร แสนสุริวงศ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญรูปภาพ.....	ฉ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	5
1.3 ขอบเขต.....	5
1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ	6
2 ปรัชญาวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	7
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1.1 วัสดุคอมโพสิต (Composite materials).....	7
2.1.2 การเสริมแรงด้วยอนุภาค (Particle Reinforcement).....	8
2.1.3 สารตัวเติมแกรไฟต์ (Graphite filler).....	9
2.1.4 คุณสมบัติเชิงกล (Mechanical properties).....	10
2.1.5 การทดสอบแรงดัด (Bending test)	10
2.1.6 อัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนัก (Strength-to-weight ratio).....	11
2.1.7 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI)	11
2.1.8 การประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์.....	14

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	15
3 วิธีการดำเนินงานวิจัย	19
3.1 ขั้นตอนการศึกษาวิจัย.....	19
3.1.1 ศึกษาข้อมูลปัจจัยที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุ.....	19
3.1.2 ทำชิ้นงานสำหรับทดสอบเพื่อเป็นค่าสำหรับให้โปรแกรมเรียนรู้	19
3.1.3 ให้ปัญญาประดิษฐ์เรียนรู้ปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด	19
3.1.5 วิเคราะห์ สรุปผลและเขียนรายงาน	20
3.2 สถานที่ในการศึกษาวิจัย	20
3.3 เครื่องมือและอุปกรณ์ในการศึกษาวิจัย	20
3.3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการศึกษา	20
3.3.2 การออกแบบการทดลองของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วย	21
เส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี.....	21
3.3.3 การทดสอบวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี.....	23
3.3.4 การใช้ปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB .	24
4 การศึกษาวัสดุแกนวิชคอมโพสิตโดยใช้โพลีโพรพิลีนเป็นแกนกลาง	25
4.1 การเตรียมวัสดุ.....	25
4.2 การเตรียมการทดลอง.....	26
4.3 การทดสอบแรงดัดดงอ	28
4.4 ผลการดำเนินงานวิจัย.....	28
5 การขึ้นรูปคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับสารตัวเติมแกรไฟต์ด้วย	
วิธีแวกคัมแบ็กกิ้งและแวกคัมอินพีวชั่น.....	32
5.1 วัสดุ.....	32
5.2 วิธีการ	32

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.2.1	การเตรียมชิ้นงาน	32
5.2.2	การขึ้นรูปแว็คคัมแบ็กกิ้งและขึ้นรูปแว็คคัมอินฟิวชั่น	33
5.2.3	การทดสอบความต้านทานแรงดัด	34
5.3	ผลการดำเนินงานวิจัย.....	34
5.3.1	การขึ้นรูปแว็คคัมแบ็กกิ้ง	34
5.3.2	การขึ้นรูปแว็คคัมอินฟิวชั่น	36
5.3.3	เปรียบเทียบวิธีการขึ้นรูป.....	38
5.3.4	เปรียบเทียบวัสดุคอมโพสิตและอะลูมิเนียม	39
5.3.5	ลักษณะการแตกหักของชิ้นงาน	40
6	การพิจารณาปัจจัยทางโครงสร้างของการเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกและปัจจัยที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด.....	44
6.1	ผลการเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอน	44
6.1.1	การเปลี่ยนแปลงจำนวนนิวรอน	44
6.1.2	การเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้น.....	46
6.2	การหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อค่าความต้านทานแรงดัด.....	47
6.3	การทำนายข้อมูลด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial..... Neural Network: ANN)	50 50
7	การเปรียบเทียบอัลกอริทึมการเรียนรู้ของวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซิน	53
7.1	การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล (Validation).....	53
7.2	การนอร์มัลไลเซชัน (Normalization).....	58
7.3	การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูล.....	60
7.4	การเปรียบเทียบผลการทำนายของอัลกอริทึมและค่าการทดลอง.....	61

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

8	การทำนายความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอน	
	ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก	64
8.1	การเตรียมข้อมูล	64
8.2	การนอร์มัลไลเซชัน	65
8.3	การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูลทั้งหมด	65
8.4	การเปรียบเทียบค่าการทำนายกับค่าจากการทดลอง	69
8.5	การทำนายค่าความต้านทานแรงดัด	70
9	สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	73
9.1	สรุปผลการวิจัย	73
9.2	ข้อเสนอแนะ	74
	ภาคผนวก ก	77
	ผลงานวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่ระหว่างการศึกษา	77
	รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา	78
	ภาคผนวก ข	79
	การเขียนโปรแกรมสำหรับทำนายค่าความต้านทานแรงดัดด้วย MATLAB	79
	ประวัติผู้เขียน	84

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1	การกำหนดรูปแบบการวางทิศทางและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน 22
4.1	คุณสมบัติทางกลของคาร์บอนไฟเบอร์และใยแก้ว 26
4.2	กรณีการออกแบบชิ้นงานของงานวิจัย 27
5.1	การขึ้นรูปของวัสดุไฮบริดคอมโพสิต 33
5.2	อัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนักของวัสดุ 40
6.2	การขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีและสารตัวเติมแกรไฟต์ .. 47
6.3	ปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด 49
7.1	พารามิเตอร์ของการตั้งค่า ANN เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัด 59
7.2	การเปรียบเทียบค่า MSE และ R^2 เพื่อหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูล 61
7.3	เปรียบเทียบการทำนายผลลัพธ์ด้วยอัลกอริทึม LMBP และ SCG 63
8.1	การตั้งค่าโปรแกรมจากชุดข้อมูลเพื่อการทำนายค่าความต้านทานแรงดัด 64
8.2	การเปรียบเทียบค่า MSE และ R^2 เพื่อหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับ 487 ชุดข้อมูล 66
8.3	ข้อมูลการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนหรือข้อมูลเข้าเพื่อทำนาย 71
8.4	การเปรียบเทียบผลการทดลองและผลจากการทำนาย 71
8.5	เปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดในงานวิจัยกับงานวิจัยอื่น 72

สารบัญรูปภาพ

รูปที่	หน้า
1.1	(ก) เส้นใยคาร์บอน (ข) วัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี..... 1
1.2	หลักการทดสอบแรงดัดงอ..... 2
1.3	(ก) ทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน (ข) จำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน 3
1.4	ปัญญาประดิษฐ์..... 3
1.5	เปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและการเรียนรู้เชิงลึก..... 4
2.1	ตัวอย่างของการรวมตัวของวัสดุสองชนิดในวัสดุคอมโพสิต..... 7
2.2	แสดงลักษณะและการจัดเรียงตัวของส่วนเสริมแรง (REINFORCEMENT) ในวัสดุคอมโพสิต..... 8
2.3	การทดสอบแรงดัดแบบ 3 จุด 10
2.4	การเรียนรู้ของเครื่อง (MACHINE LEARNING)..... 12
2.5	การเรียนรู้เชิงลึก (DEEP LEARNING) 12
2.6	โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK: CNN) 13
2.7	ส่วนประกอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม 13
3.1	ผ้าเส้นใยคาร์บอน..... 20
3.2	การขึ้นรูปด้วยวิธีแวกคัมแบ็กกิ้ง (VACUUM BAGGING PROCESS) 21
3.3	ขนาดของชิ้นงานที่ใช้ในการทดสอบ 23
3.4	การทดสอบความต้านทานแรงดัดแบบ 3 จุด..... 23
4.1	(ก) โครงสร้างการสานเส้นใยของผ้าเส้นใยคาร์บอนและใยแก้วที่มีการทอธรรมดา 1 X 1 และ (ข) ทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่มีมุม 0 องศา 26
4.2	การวางทิศทางผ้าเส้นใยคาร์บอน (ก) [45°/0°/0°/0°/0°/0°/45°] และ (ข) [90°/0°/0°/0°/0°/0°/90°]..... 26

สารบัญรูปรภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.3 การวางแนวชั้นของ (ก) 0° และ (ข) 45°	27
4.4 การควบคุมอุณหภูมิภายใต้ความดันสุญญากาศคงที่	28
4.5 ชั้นงานทดสอบแรงดัดงอ (ก) ขนาดของชั้นงานทดสอบ และ (ข) มุมมองด้านข้างของชั้นงาน	28
4.6 ความสัมพันธ์ระหว่างแรงที่กระทำกับชั้นงานทดสอบและระยะการโก่งตัว	29
4.7 แรงที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าเส้นใยและการเปลี่ยนแปลง ความดันสุญญากาศ	29
4.8 ค่าความเค้นแรงดัดและค่าความเค้นแรงดัดของวัสดุแซนวิชคอมโพสิต	30
4.9 ความเค้นแรงดัดที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าเส้นใยและการเปลี่ยนแปลง ความดันสุญญากาศ	30
4.10 ภาพประกอบของแบบจำลองการแตกหักของทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่ (ก) $0^\circ/90^\circ$ และ (ข) $45^\circ/-45^\circ$	30
5.1 การขึ้นรูปแฉีกคัมแบ็กกิ้ง	33
5.2 การขึ้นรูปแฉีกคัมอินฟิวชั่น	34
5.3 แรงสูงสุดที่กระทำต่อชั้นงานที่ขึ้นรูปด้วยวิธีแฉีกคัมแบ็กกิ้ง	35
5.4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้านทานแรงดัดและสารตัวเติมแกรไฟต์ของวิธีการขึ้นรูป วิธีการขึ้นรูปแฉีกคัมแบ็กกิ้ง	36
5.5 แรงสูงสุดที่กระทำกับชั้นงานในการทดสอบแรงดัดขึ้นรูปด้วยวิธีแฉีกคัมอินฟิวชั่น	37
5.6 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้านทานแรงดัดและสารตัวเติมแกรไฟต์ ของวิธีการขึ้นรูปแฉีกคัมอินฟิวชั่น	38
5.7 ค่าความต้านทานแรงดัดด้วยวิธีการขึ้นรูปแฉีกคัมแบ็กกิ้งและขึ้นรูปแฉีกคัมอินฟิวชั่น	39
5.8 ลักษณะการแตกหักของวัสดุไฮบริดคอมโพสิต (ก) $[0^\circ/90^\circ]_{45}$ และ (ข) $[-45^\circ/45^\circ]_{45}$	40

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.9	ภาพ MACRO-MICRO ของตัวอย่างชิ้นงานที่แตกหักที่ (ก) $[0^\circ/90^\circ]_{45}$ (ข) $[-45^\circ/45^\circ]_{45}$.. 41
5.10	SEM ของชิ้นงานทดสอบการแตกหักที่ทิศทางการวางผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{45}$ 42
6.1	การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนชั้นซ้อน 1 ชั้น 45
6.2	การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนชั้นซ้อน 3 ชั้น 45
6.3	การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนชั้นซ้อน 5 ชั้น 46
6.4	การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนนิวรอน 20 นิวรอน 46
6.2.1	กำหนดตัวแปรที่ใช้ในโปรแกรม IBM SPSS STATISTICS 48
6.2.2	การเลือกวิธีวิเคราะห์ที่ใช้ LINEAR REGRESSION..... 48
6.2.3	การกำหนดตัวแปรต้นและตามแปรตามในการทำนายข้อมูล 49
6.3.1	การป้อนคำสั่งใน MATLAB..... 50
6.3.2	R-SQUARED ของข้อมูล..... 51
6.3.3	การเปรียบเทียบค่าจากข้อมูลออกเป้าหมายและข้อมูลออกจากการทำนาย 51
7.1	การเลือกวิธีในการทำนายโดยใช้ FITTING APP 54
7.2	การเลือกข้อมูลที่ใช้ในการทำนาย..... 54
7.3	การเลือกวิธีการตรวจสอบข้อมูล (ก) BAYESIAN REGULARIZATION (ข) LAVENBERG-MARQUARDT 55
7.4	การเรียนรู้ข้อมูลของ (ก) BAYESIAN REGULARIZATION (ข) LAVENBERG-MARQUARDT 56
7.5	REGRESSION จากการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี BAYESIAN REGULARIZATION 57
7.6	REGRESSION จากการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี LAVENBERG-MARQUARDT 57
7.7	โครงสร้างในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดในแต่ละชั้น..... 58
7.8	การเลือกฟังก์ชันในการทำนอร์มัลไลเซชัน..... 59
7.9	การเขียนโค้ดเพื่อกำหนดขอบเขตของข้อมูล..... 60

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

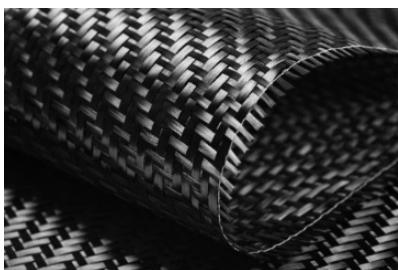
รูปที่	หน้า
7.10	ค่าของข้อมูลเมื่อทำการนอร์มัลไลเซชัน..... 60
7.11	การเปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดจากการทดลองและจากการทำนาย ด้วยอัลกอริทึม LMBP และ SCG..... 62
8.1	การตั้งค่าขอบเขตของการนอร์มัลไลเซชัน 65
8.2	ค่าข้อมูลเข้าเมื่อถูกนอร์มัลไลเซชัน..... 65
8.3	PERFORMANCE ของข้อมูลจากค่า MSE..... 67
8.4	ค่าผลต่างของข้อมูลจริงและค่าจากการทำนายในแต่ละข้อมูล 67
8.5	กราฟการถดถอย (REGRESSION PLOT) ของการทำนายด้วยการเรียนรู้เชิงลึก..... 68
8.6	แสดงโค้ดบางส่วนในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัด ที่อยู่ในขอบเขตของนอร์มัลไลเซชัน..... 69
8.7	โค้ดสำหรับการแปลงค่าจากการทำนายเป็นค่าความต้านทานแรงดัด ก่อนทำการนอร์มัลไลเซชัน..... 69
8.8	การเปรียบเทียบผลค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอน กับอีพ็อกซีจากการทำนายโดยใช้อัลกอริทึม LMBP เปรียบเทียบกับผลการทดลอง 70

บทที่ 1

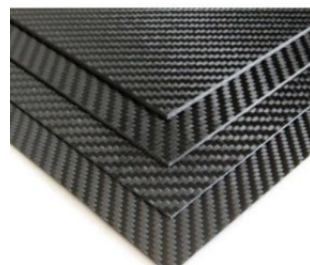
บทนำ

1.1 ความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันมีความต้องการในการใช้วัสดุธรรมชาติเพื่อใช้ในชีวิตประจำวันเพิ่มขึ้นตามจำนวนประชากร เช่น การก่อสร้าง อุตสาหกรรม และครัวเรือน เป็นต้น จากการใช้วัสดุธรรมชาติจะส่งผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม จึงมีการคิดค้นวัสดุทดแทนขึ้นเพื่อที่จะสนองความต้องการของมนุษย์ โดยคำนึงคุณสมบัติของวัสดุ เช่น ความแข็งแรง น้ำหนัก และการใช้งาน เป็นต้น มีการคิดค้นวัสดุทดแทนมากมาย โดยวัสดุที่เป็นที่นิยมคือวัสดุคอมโพสิตหรือวัสดุผสม (Composite materials) ซึ่งเป็นวัสดุที่มีโครงสร้างหรือองค์ประกอบทางเคมีที่แตกต่างกันตั้งแต่สองชนิดขึ้นไปมาผสมกัน ซึ่งวัสดุที่นำมาผสมกันเนื้อของวัสดุทั้งสองต้องสามารถแยกได้ด้วยตาเปล่าและจะต้องมีคุณสมบัติเชิงกลที่ดีขึ้น โดยวัสดุคอมโพสิตจะประกอบด้วยวัสดุเมทริกซ์ (Matrix) และเส้นใย (Fiber) ซึ่งทำหน้าที่ช่วยในการเสริมแรง (รำพึง เจริญยศ, 2558) ทำให้มีคุณสมบัติทางกลที่ดี สำหรับคุณสมบัติของวัสดุคอมโพสิตมีหลากหลาย เช่น มีความแข็งแรง น้ำหนักเบา ไม่นำความร้อน และดัดโค้งขึ้นรูปได้ง่าย เป็นต้น ซึ่งมีผลมาจากประเภทขององค์ประกอบในการทำวัสดุคอมโพสิต ในส่วนของเส้นใย สำหรับงานที่ต้องการความแข็งแรงสูงเส้นใยที่เป็นที่นิยมในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตคือเส้นใยคาร์บอน (Carbon fiber) แสดงดังรูปที่ 1.1(ก) และในส่วนของเมทริกซ์ที่เป็นที่นิยมคืออีพ็อกซีหรืออีพ็อกซีเรซิน (Epoxy resin) ซึ่งเป็นเทอร์โมเซตติงพอลิเมอร์ (Thermosetting Polymer) พอลิเมอร์ชนิดนี้มีคุณสมบัติแข็งแรงเป็นอย่างมาก และไม่คืนรูป จึงมีการนำสององค์ประกอบระหว่างเส้นใยคาร์บอนและอีพ็อกซีเรซินมาขึ้นรูปเป็นวัสดุคอมโพสิตดังแสดงในรูปที่ 1.1(ข) เพื่อตอบสนองความต้องการในการนำไปใช้งาน (กิตติพงษ์ และคณะ, 2553)



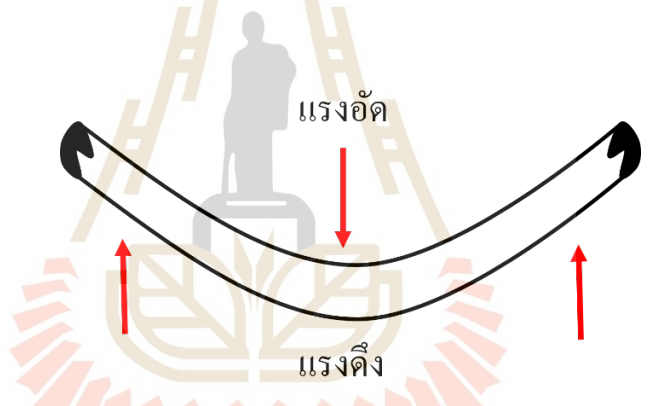
(ก)



(ข)

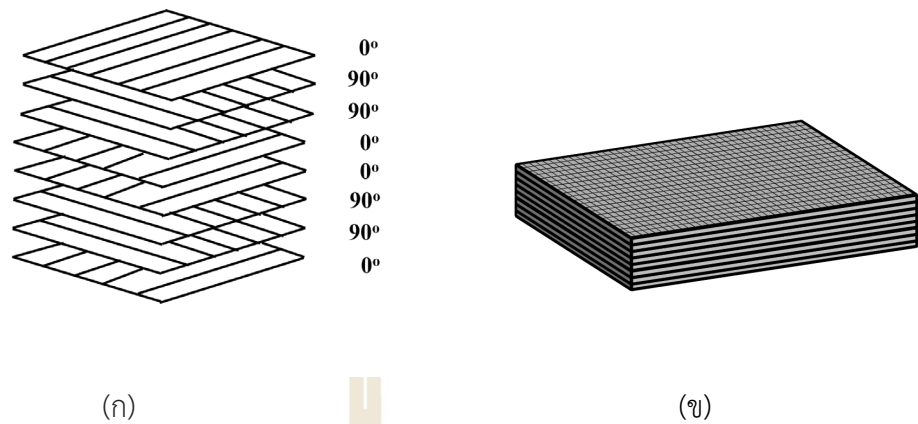
รูปที่ 1.1 (ก) เส้นใยคาร์บอน (ข) วัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี

วัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี (Carbon fiber/epoxy composite) เป็นวัสดุคอมโพสิตที่มีความแข็งแรงโดยมีการตรวจสอบค่าคุณสมบัติเชิงกล (Mechanical properties) ซึ่งเป็นค่าที่บอกว่าวัสดุสามารถรับแรงภายนอกหรือทนต่อแรงภายนอกที่มากกระทำได้มากเพียงใดในงานวิศวกรรมคุณสมบัติเชิงกลมีความสำคัญมาก เนื่องจากการเลือกใช้วัสดุให้เหมาะสมกับงานสิ่งแรกที่ต้องพิจารณาคือคุณสมบัติเชิงกล โดยใช้วิธีการทดสอบต่าง ๆ เช่น ทดสอบแรงดึง (Tensile test) ทดสอบแรงดัดงอ (Bending test) และทดสอบแรงกด (Compression test) เป็นต้น (William D. et al., 2003) โดยค่าที่สนใจในการพิจารณาคือค่าความต้านทานแรงดัดหรือค่าความแข็งแรงดัด (Flexural strength) ซึ่งเป็นค่าที่บอกถึงความสามารถในการรับน้ำหนักหรือรับแรงภายนอกที่กระทำสูงสุด เนื่องจากการทดสอบแรงดัดงอเป็นการทดสอบที่มีแรงภายนอกมากระทำโดยไม่สม่ำเสมอตลอดพื้นที่หน้าตัดแสดงดังรูปที่ 1.2 ซึ่งในชีวิตประจำวันแรงภายนอกที่กระทำต่อพื้นที่ของชิ้นงานจะกระจายแรงไม่สม่ำเสมอหรือไม่เท่ากับตลอดพื้นที่หน้าตัดของชิ้นงาน จึงมีการทดสอบแรงดัดงอโดยใช้การทดสอบดัดงอแบบ 3 จุด (Three-point bending test) (Joshua P., 2013)



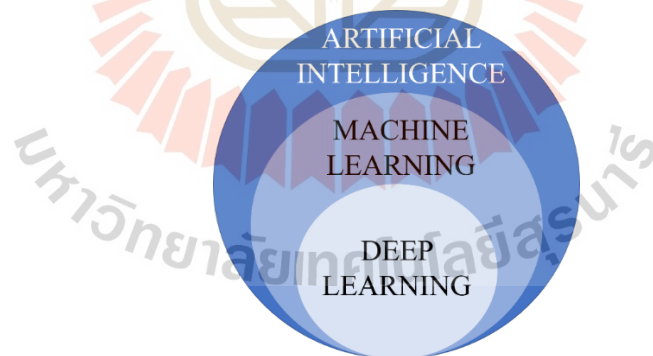
รูปที่ 1.2 หลักการทดสอบแรงดัดงอ

ค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีสามารถเปลี่ยนแปลงได้โดยการเปลี่ยนแปลงตัวแปรบางประเภทเช่น ทิศทางการวางผ้าของเส้นใยคาร์บอน จำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน กระบวนการผลิต และอื่น ๆ โดยจะมีการพิจารณาทิศทางการวางผ้าของเส้นใยคาร์บอนและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอนดังรูปที่ 1.3 เนื่องจากเป็นปัจจัยหลักที่สามารถทำให้ค่าความต้านทานแรงดัดและค่าคุณสมบัติเชิงกลตัวอื่นมีการเปลี่ยนแปลงได้อย่างชัดเจน (Ghasemi & Moradi, 2016) การทดสอบหาค่าความต้านทานแรงดัดในกรณีการเปลี่ยนทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอนและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอนโดยการทดสอบแรงดัดให้มีความน่าเชื่อถือจะต้องมีการทดสอบชิ้นงานหลายชิ้น ซึ่งส่งผลให้มีระยะเวลาในการผลิตชิ้นงานและการทดสอบเป็นเวลานาน จึงได้มีการคิดวิธีที่จะสามารถช่วยลดระยะเวลาและวัสดุที่ใช้ในการขึ้นรูปชิ้นงานทดสอบ โดยใช้วิธีทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุ ซึ่งในปัจจุบันสามารถทำนายสิ่งที่สนใจได้โดยใช้นวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI)



รูปที่ 1.3 (ก) ทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน (ข) จำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน

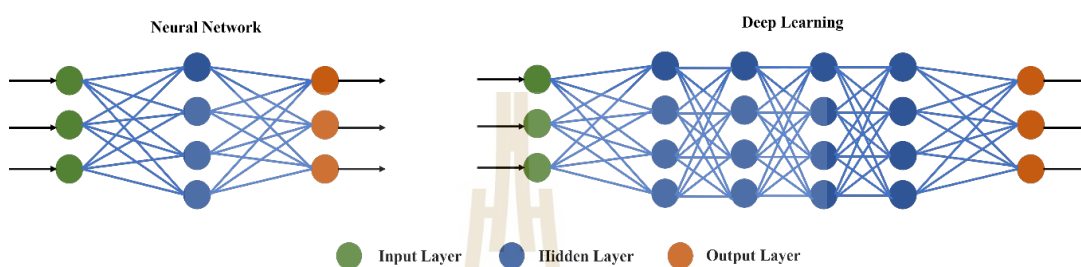
ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI) เป็นศาสตร์ทางด้านเทคโนโลยีที่มีการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์ให้มีพฤติกรรมเลียนแบบกระบวนการคิด การกระทำ การให้เหตุผล การปรับตัว หรือการอนุมาน และการทำงานของสมองของมนุษย์ ปัญญาประดิษฐ์ถูกใช้ในงานหลายด้านไม่ว่าจะเป็นทางด้านอุตสาหกรรม การสำรวจ และการวิจัย เป็นต้น ซึ่งมีหลายวิธีที่จะทำให้เกิดการประมวลผลเพื่อจะใช้ปัญญาประดิษฐ์เข้ามาทำนายค่าที่สนใจให้มีความแม่นยำ โดยมีสาขาย่อยของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) และ การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) ดังรูปที่ 1.4



รูปที่ 1.4 ปัญญาประดิษฐ์

วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) คือวิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Neurons) โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาซ้อนกันหลายชั้น (Layer) และทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบ (Pattern) หรือจำแนกข้อมูล (Classify the Data) โดยทั่วไปวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้ได้เพียงไม่กี่ชั้น เพื่อที่จะทำให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถคิดและประมวลผลซับซ้อนได้เหมือนสมองมนุษย์ ดังนั้นการเรียนรู้เชิงลึกในชั้นข้อมูลซ่อน (Hidden

Layer) จึงต้องมีหลาย ๆ ชั้นให้สามารถส่งข้อมูลประมวลผลต่อ ๆ กันทำให้มันสามารถคำนวณสิ่งที่ซับซ้อนได้มากขึ้น (Xing & Du, 2019) จึงได้นำการเรียนรู้เชิงลึก หรือ “Deep Learning” (รูปที่ 1.5) มาประยุกต์ใช้เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยใช้โปรแกรม MATLAB ในการประมวลผลข้อมูล ซึ่งมีข้อมูลเข้าคือทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน จำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน ความกว้าง ความยาว และความหนาของชิ้นงาน เพื่อให้ได้ข้อมูลออกเป็นค่าความต้านทานแรงดัดและน้ำหนักของชิ้นงาน



รูปที่ 1.5 เปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและการเรียนรู้เชิงลึก

จากการศึกษางานวิจัยของ Attasit et. al. (2021) มีการนำปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ในส่วนของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ให้มีบทบาทในการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายคุณสมบัติของวัสดุ โดยมีการนำวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) และระบบอนุมานฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro- Fuzzy Inference system: ANFIS) โดยใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งใช้ในการทำนายค่าความต้านทานการแตกหัก (Fracture toughness) ของวัสดุพอลิเมทิล-เมทาคริเลต (Polymethyl methacrylate: PMMA) โดยมีความหนา ความกว้าง ความยาวรอยแตก อัตราส่วนความกว้างของชิ้นงานทดสอบ และมุมเป็นข้อมูลเข้า สำหรับข้อมูลออกคือค่าความต้านทานการแตกหักเมื่อมีการประยุกต์ใช้โปรแกรมพบว่าค่าความต้านทานการแตกหักจากการใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานฟัซซี่แบบปรับตัวได้ให้ผลใกล้เคียงกับค่าจากการทดลอง (Wiangkham et al., 2021)

Ghasemi et. al. (2016) ได้ทำการศึกษาพอลิเมอร์เมทริกซ์คอมโพสิต (Polymer matrix composites: PMCs) โดยใช้วัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยแก้วกับอีพ็อกซี (Glass fiber/epoxy composite) ภายใต้การหมุนเวียนความร้อน ซึ่งมีการปรับค่า อุณหภูมิ ทิศทางการวางเส้นใยแก้ว ปริมาตรของเส้นใย และจำนวนรอบที่ให้ความร้อนที่แตกต่างกัน พบว่าคุณสมบัติเชิงกลของทิศทางการวางเส้นใยแก้วที่ 0 องศา ที่จำนวน 8 ชั้นให้ค่าคุณสมบัติทางกลที่ดีที่สุดในการศึกษาทั้งหมด และเมื่อมีการเพิ่มอุณหภูมิมากขึ้นจะทำให้การเชื่อมพันธะระหว่างเส้นใยและเมทริกซ์ดีขึ้นซึ่งเป็นอีกปัจจัยหนึ่งส่งผลให้ค่าคุณสมบัติเชิงกลมีค่าเพิ่มขึ้น (Ghasemi & Moradi, 2016)

จากการค้นหาความรู้ดังกล่าวมางานวิจัยนี้จึงต้องการหาความแข็งแรงของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซิน ซึ่งในแต่ละกรณีที่จะต้องศึกษาจำเป็นต้องใช้ชิ้นงานใน

การทดสอบจำนวนมาก ส่งผลต่อค่าใช้จ่ายในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซินที่ค่อนข้างสูง จึงมีการศึกษาปัญญาประดิษฐ์เพื่อเข้ามาช่วยในการทำนายค่าความแข็งแรงของวัสดุ โดยค่าที่บ่งชี้ถึงความแข็งแรงของวัสดุที่งานวิจัยนี้สนใจคือค่าความต้านทานแรงดัดจากการทดสอบการดัดงอแบบ 3 จุด จึงทำการศึกษาวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซินเพื่อเก็บค่าในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดเพื่อใช้ในงานที่ต้องการขึ้นรูปหลายกรณีโดยไม่ต้องทำการขึ้นรูปเพื่อหาค่าความต้านทานแรงดัดที่เหมาะสม

1.2 วัตถุประสงค์

- 1.2.1 เพื่อศึกษาการทำนายโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) จากโปรแกรม MATLAB
- 1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดจากการใช้การเรียนรู้เชิงลึกเทียบกับผลการทดลอง
- 1.2.3 เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี

1.3 ขอบเขต

- 1.3.1 ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) มาประยุกต์ใช้เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยใช้โปรแกรม MATLAB ในการประมวลผลข้อมูล
- 1.3.2 ข้อมูลเข้า (Input) คือทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน (Ply orientation) กระบวนการขึ้นรูป (Manufacturing) เปอร์เซ็นต์การเติมผงแกรไฟต์ (wt% of graphite fillers) ความกว้าง และความหนา
- 1.3.3 ข้อมูลออก (Output) คือค่าความต้านทานแรงดัด (Flexural strength)
- 1.3.4 ผ้าเส้นใยคาร์บอน 3K การทอหลายขัดธรรมดา (Plain weave) น้ำหนัก 200 g/m² และอีพ็อกซีเรซิน (Epoxy resin) ชนิด ER550
- 1.3.5 ทิศทางการวางผ้าเส้นใยคาร์บอนที่ 0, 90, 45 และ -45 องศา และขึ้นรูปด้วยวิธี Vacuum bagging และ Vacuum infusion ที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส และที่ความดัน -0.8 bar
- 1.3.6 จำนวนชั้นที่ศึกษา คือ 4, 5, 6, 7 และ 8 ชั้น
- 1.3.7 ใช้การทดสอบแรงดัดแบบ 3 จุด (3-Point bending test) ในการทดสอบหาค่าความต้านทานแรงดัด โดยใช้มาตรฐานการทดสอบ ASTM D790-02 (ความเร็วในการเคลื่อนที่ของคานทดสอบ 5 mm/min)
- 1.3.8 ค่าการทำนายความต้านทานแรงดัดต้องมีค่า MSE น้อยกว่า 0.01 และ ค่า R² มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.95

1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยไม่สิ้นเปลืองวัสดุที่ใช้ในการทดสอบหาค่าคุณสมบัติเชิงกล

1.4.2 เพิ่มประสิทธิภาพในการออกแบบวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีให้เหมาะสมกับงานที่นำไปใช้

1.4.3 ผู้วิจัยมีการพัฒนาองค์ความรู้ทางด้าน Artificial Intelligence (AI) และด้านวัสดุศาสตร์เพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุด

1.4.4 สามารถประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้าน Artificial Intelligence (AI) ในงานวิจัยอื่น ๆ ได้ เช่น การทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุประเภทอื่นที่ไม่ใช่วัสดุคอมโพสิต การทำนายค่าคุณสมบัติเชิงกลตัวอื่นของวัสดุ เป็นต้น



บทที่ 2

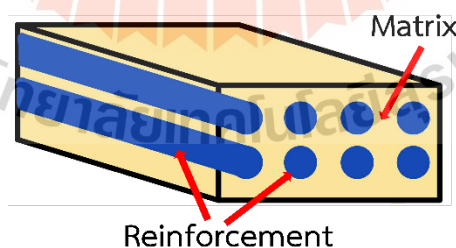
ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

เนื่องจากงานวิจัยนี้มีการศึกษาเกี่ยวกับวัสดุและการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ในการขึ้นรูปวัสดุเพื่อทดสอบหาค่าความต้านทานแรงดัด โดยค่าที่ได้จากการทดสอบจะนำมาให้โปรแกรมเรียนรู้โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) จึงมีทฤษฎีในส่วนของวัสดุคอมโพสิตและเทคโนโลยีการใช้โปรแกรม โดยทฤษฎีจะบอกถึงข้อมูลที่นำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้ ดังนั้นในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการทำการวิจัยการตรวจสอบความต้านทานแรงดัดของเส้นใยคาร์บอนด้วยวิธีโครนชางายประสาทเทียม โดยจะแบ่งออกเป็นสองส่วนคือทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 วัสดุคอมโพสิต (Composite materials)

วัสดุคอมโพสิตคือวัสดุมากกว่า 2 ชนิดหรือเฟส (Phase) มาผสมรวมกัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อทำให้วัสดุที่มีการขึ้นรูปเป็นวัสดุใหม่มีคุณสมบัติและมีประโยชน์มากกว่าวัสดุตั้งต้น วัสดุคอมโพสิตจัดเป็นวัสดุที่ไม่เป็นเนื้อเดียวกัน (Heterogeneous material) ดังตัวอย่างภาพตัดของวัสดุคอมโพสิตแสดงไว้ในรูปที่ 2.1 ซึ่งประกอบไปด้วยวัสดุเนื้อต่อเนื่อง (Continuous phase) หรือส่วนเสริมแรง (Reinforcement) และวัสดุระหว่างเนื้อผิวสัมผัส (Interfacial phase) หรือส่วนของเมทริกซ์ (Matrix) เพื่อช่วยประสานเนื้อของวัสดุต่อเนื่องเข้าด้วยกัน (Guellali et al., 2005)



รูปที่ 2.1 ตัวอย่างของการรวมตัวของวัสดุสองชนิดในวัสดุคอมโพสิต

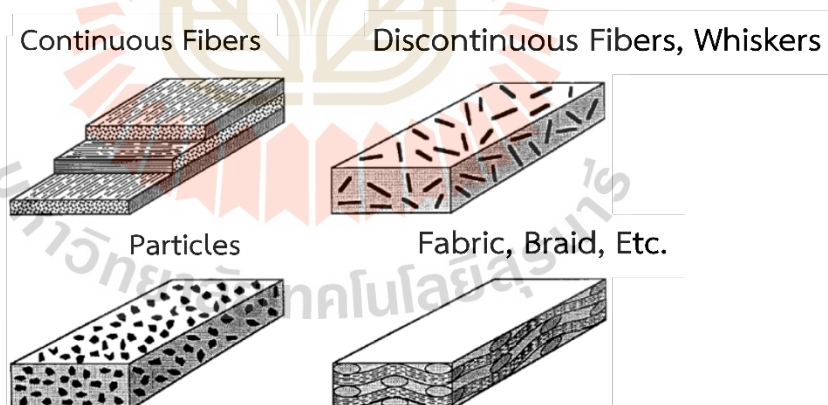
2.1.1.1 เมทริกซ์หรือวัสดุพื้น (Matrix)

เป็นส่วนที่ช่วยห่อหุ้มและยึดส่วนเสริมแรงเข้าด้วยกันเพื่อให้ส่วนเสริมแรงอยู่ในตำแหน่งคงที่ และมีการจัดเรียงตัวตามที่กำหนด โดยทั่วไปเมทริกซ์มักจะมีความเหนียวสูงแต่มีความแข็งแรงและมีโมดูลัสที่ต่ำกว่าส่วนเสริมแรง หน้าที่ของเมทริกซ์ในวัสดุคอมโพสิต คือ ช่วยรักษาความเสถียรของรูปร่างและขนาด รักษาการกระจายตัวของส่วนเสริมแรง ทำให้

วัสดุคอมโพสิตสามารถทนต่อการเสียดสีภายใต้อุณหภูมิหรือแรงกระทำได้ในระดับหนึ่ง และช่วยปกป้องส่วนเสริมแรงจากการเสียดสีจากสิ่งแวดล้อมได้ ในปัจจุบันเมทริกซ์ที่นิยมใช้ ส่วนมากได้แก่ อีพ็อกซี พอลิเมอร์โลหะ และเซรามิก เป็นต้น สำหรับพอลิเมอร์ที่นิยมใช้เป็นเมทริกซ์ สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ เทอร์โมพลาสติก (Thermoplastic) และเทอร์โมเซต (Thermoset) (สุภานิล, 2558)

2.1.1.2 วัสดุเสริมแรง (Reinforcement)

เป็นส่วนที่ทำหน้าที่เพิ่มความแข็งแรงให้กับวัสดุคอมโพสิต โดยทั่วไปมักจะมีความแข็งแรง และมีค่าโมดูลัสที่สูงมากกว่า ส่วนเมทริกซ์เป็นส่วนรับแรงหลักของวัสดุคอมโพสิตที่ส่งผ่านมาจากเมทริกซ์ประสิทธิภาพของส่วนเสริมแรงนั้นขึ้นอยู่กับขนาดและรูปร่างของสารเสริมแรงเป็นส่วนสำคัญ สารที่ใช้เสริมแรงอาจมีลักษณะและรูปร่างได้หลายแบบ เช่น แผ่นเส้นใย อนุภาคขนาดเล็ก และผืนผ้า เป็นต้น ดังเช่นแสดงในรูปที่ 2.2 ส่วนเสริมแรงที่นิยมใช้ส่วนใหญ่จะมีลักษณะเป็นเส้นใย (Fiber) โดยอาจเป็นเส้นใยยาวต่อเนื่อง หรือเส้นใยสั้นก็ได้ตัวอย่างเส้นใยที่นิยมใช้ในวัสดุคอมโพสิต เช่น เส้นใยแก้ว (Glass fiber) เส้นใยคาร์บอน (Carbon fiber) เส้นใยอะรามิด (Aramid fiber) และเส้นใยธรรมชาติ (Natural fiber) เป็นต้น (สุภานิล, 2557) ซึ่งวัสดุคอมโพสิตที่เกิดจากการรวมตัวของวัสดุพื้นและเส้นใยที่เป็นส่วนของการเสริมแรง จะมีการนำมาหาค่าความแข็งแรงของวัสดุเพื่อจะนำวัสดุที่ได้ไปประยุกต์กับงานได้เหมาะสม ซึ่งการหาค่าความแข็งแรงของวัสดุจะใช้การทดสอบตามมาตรฐานสากล (ASTM: American Society for Testing and Materials) เพื่อหาค่าคุณสมบัติเชิงกลซึ่งบอกถึงค่าความแข็งแรงของวัสดุ



รูปที่ 2.2 แสดงลักษณะและการจัดเรียงตัวของส่วนเสริมแรง (Reinforcement) ในวัสดุคอมโพสิต (สุภานิล, 2558)

2.1.2 การเสริมแรงด้วยอนุภาค (Particle Reinforcement)

การเสริมแรงประเภทนี้เป็นอนุภาค (Particle) หรือเป็นเม็ดขนาดใหญ่ (filler) เป็นต้น คอมโพสิตเสริมแรงด้วยอนุภาคสามารถแบ่งได้เป็นสองประเภทคือ คอมโพสิตเสริมแรงด้วยอนุภาคขนาดใหญ่ (large-particle composite) และคอมโพสิตที่เพิ่มความแข็งแรงด้วยการกระจายตัวของอนุภาค (dispersion-strengthened composite)

2.1.2.1 คอมโพลีเมอร์เสริมแรงด้วยอนุภาคขนาดใหญ่

คำว่าอนุภาคขนาดใหญ่ในที่นี้คือการมองภาพรวมของอนุภาคไม่ใช่การมองในระดับอะตอมหรือโมเลกุล เพื่อการเสริมแรงที่มีประสิทธิภาพขนาดของอนุภาคไม่ควรมีขนาดใหญ่จนเกินไปและอนุภาคควรมีการกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอในเมทริกซ์ รูปร่างของอนุภาคอาจเป็นได้หลายแบบแต่ควรมีลักษณะสมมาตร (equiaxed) ซึ่งมีขนาดเท่ากันในทุกทิศทาง และรวมถึงปริมาณของอนุภาคที่เพิ่มขึ้นจะทำให้สมบัติเชิงกลของคอมโพลีเมอร์ดีขึ้นด้วย ค่ามอดูลัสของความยืดหยุ่น (Young's modulus) ของคอมโพลีเมอร์ที่เกิดจากสององค์ประกอบจะขึ้นอยู่กับสัดส่วนโดยปริมาตรขององค์ประกอบทั้งสอง ตัวอย่างของคอมโพลีเมอร์ประเภทนี้ที่รู้จักกันดีคือคอนกรีต ซึ่งประกอบด้วยเมทริกซ์ของซีเมนต์ โดยมีทรายและกรวดทำหน้าที่เป็นเฟสที่กระจายตัวอยู่เพื่อช่วยในการเสริมแรง และนอกจากจะช่วยเสริมแรงแล้ว การที่ใส่ทรายกับกรวดลงไปผสมทำให้สามารถลดปริมาณของซีเมนต์ซึ่งมีราคาแพงกว่าจึงเป็นการลดต้นทุนอีกทางหนึ่งด้วย

2.1.2.2 คอมโพลีเมอร์ที่เพิ่มความแข็งแรงด้วยการกระจายตัวของอนุภาค

สำหรับคอมโพลีเมอร์เสริมแรงด้วยอนุภาคประเภทนี้อ่อนกว่าที่กระจายตัวอยู่จะมีขนาดเล็กกว่าคอมโพลีเมอร์ที่มีอนุภาคขนาดใหญ่อยู่มาก โดยทั่วไปแล้วอนุภาคจะมีเส้นผ่านศูนย์กลางประมาณ 10-100 นาโนเมตร การกระทำที่เกิดขึ้นที่มีผลซึ่งกันและกันระหว่างอนุภาคกับเมทริกซ์ (particle-matrix interaction) จะเป็นตัวช่วยเพิ่มความแข็งแรงในระดับอะตอมหรือโมเลกุล กระบวนการเพิ่มความแข็งแรงนี้จะคล้ายกับกระบวนการเพิ่มความแข็งแรงโดยการตกตะกอน (precipitation hardening) ตัวอย่างของคอมโพลีเมอร์ประเภทนี้ เช่น นิกเกิลที่ดี (TD nickel) คือ นิกเกิลอัลลอยที่ถูกเพิ่มความแข็งแรงที่อุณหภูมิสูงโดยการเติมอนุภาคของทอเรีย (Thoria, ThO_2) ประมาณ 3% โดยปริมาตรลงไปกระจายอยู่ในเมทริกซ์ของนิกเกิล อีกตัวอย่างหนึ่งคือยางรถยนต์ซึ่งได้จากการเติมผงคาร์บอนสีดำ (Carbon black) ที่มีขนาดอนุภาคอยู่ในช่วง 20-50 nm ปริมาณ 15% - 30% โดยปริมาตรลงไปในยางวัลคาไนซ์ (Vulcanised rubber) เพื่อช่วยเพิ่มความต้านทานแรงดึง ความแกร่ง และความต้านทานการสึกหรอให้กับวัสดุ

2.1.3 สารตัวเติมแกรไฟต์ (Graphite filler)

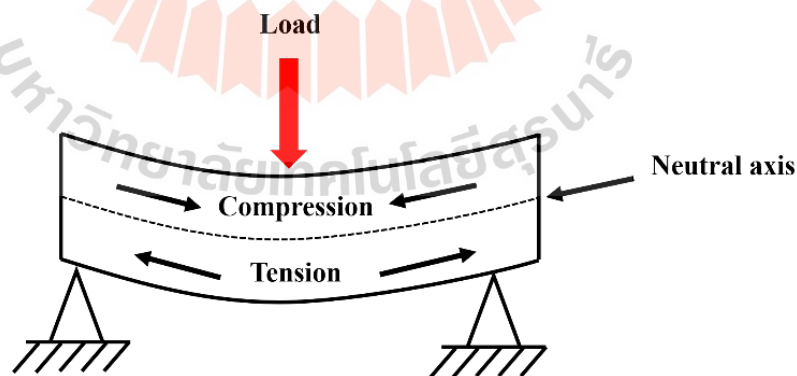
เป็นการนำการเสริมแรงด้วยอนุภาคขนาดเล็กโดยการเสริมแรงแบบเพิ่มความแข็งแรงด้วยการกระจายตัวของอนุภาค โดยสารตัวเติมแกรไฟต์ที่นำมาใช้ในงานวิจัยจะเป็นของเสียที่นำมาจากเครื่องถ่ายเอกสาร ซึ่งจะมีผงหมึก (Toner) ในเครื่องถ่ายเอกสารระบบแห้งเป็นผงหมึกที่มีส่วนผสมของผงคาร์บอนสีดำ (Carbon black) โดยทั่วไปผงหมึกจะมีส่วนผสมของผงคาร์บอนดำประมาณ 10% และมีส่วนผสมของโพลีสไตรีนอะคริลิก (Polystyrene acrylic) และ โพลีเอสเตอร์เรซิน (Polyester resin) ซึ่งเมื่อได้รับความร้อนจากเครื่องถ่ายเอกสารจะทำในพอลิเมอร์สองชนิดนี้ละลายและเข้าไปติดกับตัวกระดาษ จึงมีการประยุกต์ใช้ผงหมึกโดยการเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าสารตัวเติมแกรไฟต์ (Graphite filler) ซึ่งเมื่อมีการนำมารวมกับวัสดุคอมโพลีเมอร์จะส่งผลให้การยึดเกาะระหว่างเส้นใยคาร์บอนและอีพ็อกซีเรซินดีขึ้น และส่งผลให้ค่าคุณสมบัติเชิงกลของวัสดุคอมโพลีเมอร์เสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนดีขึ้นเช่นกัน

2.1.4 คุณสมบัติเชิงกล (Mechanical properties)

คุณสมบัติเชิงกล (Mechanical properties) หมายถึง ความสามารถในการตอบสนองเมื่อได้รับแรงภายนอกที่มากกระทำ เช่น แรงดัน แรงกด หรือแรงกระแทก เมื่อมีแรงกระทำวัสดุจะพยายามปรับตัวเพื่อลดผลของแรงที่มากกระทำโดยการเปลี่ยนแปลงรูปร่างเช่น หดเข้าเมื่อได้รับแรงกด หรือยืดออกเมื่อได้รับแรงดึง บางครั้งอาจสูญเสียสภาพเดิมหรือแตกหักเสียหายถ้าแรงที่มากกระทำต่อวัสดุนั้นเกินกว่าวัสดุจะรับได้ ดังนั้นก่อนจะนำวัสดุไปใช้งานจึงต้องทดสอบวัสดุว่าสามารถรับแรงได้มากน้อยเท่าใด เพื่อการเลือกใช้งานวัสดุได้ถูกต้องและปลอดภัย ในการทดสอบเพื่อหาค่าคุณสมบัติเชิงกล วิธีที่งานวิจัยนี้ได้เลือกมาใช้คือการทดสอบแรงดัด เนื่องจากวัสดุคอมโพสิตใช้ในการบินและอวกาศอย่างแพร่หลาย แรงที่วัสดุได้รับไม่ว่าจะเป็นในส่วนของ ปีก ลำตัว และหาง เป็นต้น ส่วนประกอบทั้งหมดจะต้องมีการทนต่อการรับแรงดัดที่เกิดจากการยึดของวัสดุและแรงต้านอากาศ (William D., 2003)

2.1.5 การทดสอบแรงดัด (Bending test)

การทดสอบแรงดัดถือเป็นอีกวิธีหนึ่งสำหรับการทดสอบแบบอัตราเร็วคงที่ มักใช้เป็นวิธีประมาณค่าความต้านทานแรงดึงของวัสดุ เนื่องจากวิธีนี้จะไม่ค่อยมีปัญหาซึ่งเกิดจากการเอียงศูนย์ระหว่างชิ้นงานและเครื่องทดสอบเหมือนการทดสอบแรงดึง นอกจากนี้การกระจายตัวของแนวแรงยังถูกจำกัดอยู่แต่ในบริเวณที่จะเสียหาย โดยมีการทดสอบแรงดัดแบบ 3 จุด (3-Point bending test) เป็นการทดสอบแรงดัดโค้งโดย มีจุดรองรับอยู่ 2 จุด และมีหัวกด 1 จุด ดังแสดงในรูปที่ 2.3 ซึ่งจุดประสงค์คือต้องการหาค่าความแข็งแรงแรงดัดหรือค่าความต้านทานแรงดัดเป็นค่าที่บอกความสามารถในการรับแรงดัดสูงสุด หรือระดับความเค้นดัดสูงสุดที่เกิดขึ้นบริเวณผิวของชิ้นทดสอบสามารถคำนวณได้จาก สมการที่ 1 (อภिरักษ์เมธาวงศ์, 2557)



รูปที่ 2.3 การทดสอบแรงดัดแบบ 3 จุด

$$\sigma_f = \frac{3PL}{2bd^2} \quad (1)$$

โดย σ_f คือ ความต้านทานแรงดัด (MPa)

P	คือ แรงที่กระทำกับชิ้นงานทดสอบ (N)
L	คือ ระยะห่างระหว่างจุดรองรับ (mm)
b	คือ ความกว้างของชิ้นงานทดสอบ (mm)
d	คือ ความหนาของชิ้นงานทดสอบ (mm)

ในการทดสอบหาค่าคุณสมบัติเชิงกลจะมีการคิดค่าความแข็งแรงต่อน้ำหนัก เนื่องจากวัสดุบางประเภทเช่น เหล็ก อะลูมิเนียม และสังกะสี เป็นต้น จะมีความแข็งแรงสูงแต่มีน้ำหนักมากจึงต้องมีการใช้วัสดุคอมโพสิตที่มีน้ำหนักเบาและมีความแข็งแรงสูง ซึ่งจะเรียกการคิดค่าความแข็งแรงเมื่อเทียบกับน้ำหนักว่า “อัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนัก (Strength-to-weight ratio)”

2.1.6 อัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนัก (Strength-to-weight ratio)

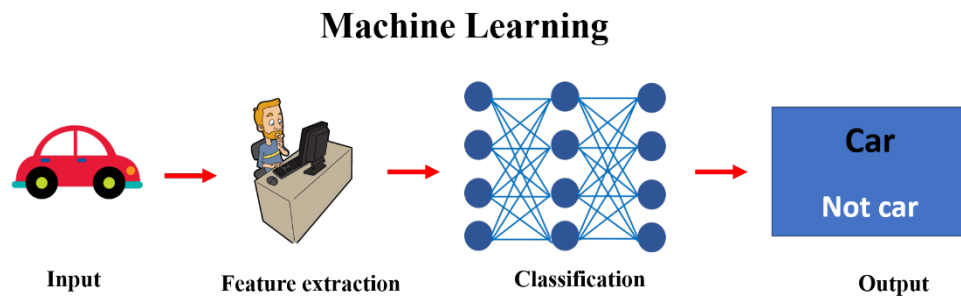
อัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนักเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ใช้พิจารณาค่าความแข็งแรงของวัสดุเนื่องจากการทำให้วัสดุมีความแข็งแรงมากขึ้นจะต้องมีการเพิ่มส่วนประกอบของวัสดุ เช่น เพิ่มส่วนเสริมแรง วัสดุพื้น และสารตัวเติม เป็นต้น โดยจะส่งผลถึงค่าน้ำหนักของวัสดุ หรือเปรียบเทียบระหว่างชนิดของวัสดุ เช่น อะลูมิเนียมและวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี เมื่อเทียบที่ความแข็งแรงเท่ากันน้ำหนักของอะลูมิเนียมจะมีน้ำหนักมากกว่าวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี จึงมีการคิดอัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนักมาคำนึงถึงความแข็งแรง เพื่อวิเคราะห์ทางวัสดุศาสตร์ช่วยในบอกถึงความแข็งแรงของวัสดุที่สนใจ (Knowlton et al., 2016)

งานวิจัยนี้ได้มีการศึกษาถึงการใช้เทคโนโลยีเพื่อนำมาพัฒนาเพื่อประยุกต์ใช้กับด้านวัสดุศาสตร์จึงต้องการศึกษาวิธีการที่เหมาะสมเพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุดในงานวิจัยนี้ได้สนใจการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI)

2.1.7 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI)

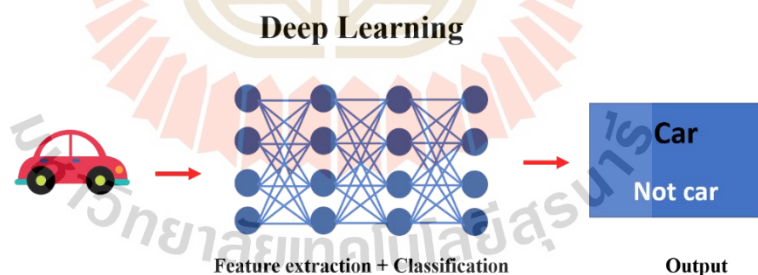
ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence: AI) เป็นศาสตร์ทางด้านเทคโนโลยีที่มีการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์ให้มีพฤติกรรมเลียนแบบกระบวนการคิด การกระทำ การให้เหตุผล การปรับตัว หรือการอนุมาน และการทำงานของสมองของมนุษย์ ปัญญาประดิษฐ์ถูกใช้ในงานหลายด้าน ไม่ว่าจะเป็นทางด้านอุตสาหกรรม การสำรวจ และการวิจัย เป็นต้น ซึ่งมีหลายวิธีที่จะทำให้เกิดการประมวลผลเพื่อจะใช้ปัญญาประดิษฐ์เข้ามาทำนายค่าที่สนใจให้มีความแม่นยำ โดยมีสาขาย่อยของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และ การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

2.1.7.1 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นการเรียนรู้ชนิดหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ โดยรวมศาสตร์หลายแขนงเข้าไว้ด้วยกันเช่น คณิตศาสตร์สถิติวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์และชีววิทยา การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งมีโครงสร้างการทำงานดังรูปที่ 2.4 เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งที่ทำให้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ได้ด้วยตนเองจากฐานข้อมูล สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 รูปแบบ คือ 1) Supervised Learning: การเรียนรู้โดยต้องอาศัยมนุษย์ในการสอน AI ในการเรียนรู้ข้อมูล 2) Unsupervised Learning: การเรียนรู้โดยไม่มีการสอนข้อมูล และ 3) Reinforcement Learning: คือการเรียนรู้ที่เกิดจากปฏิสัมพันธ์แบบลองผิดลองถูก



รูปที่ 2.4 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

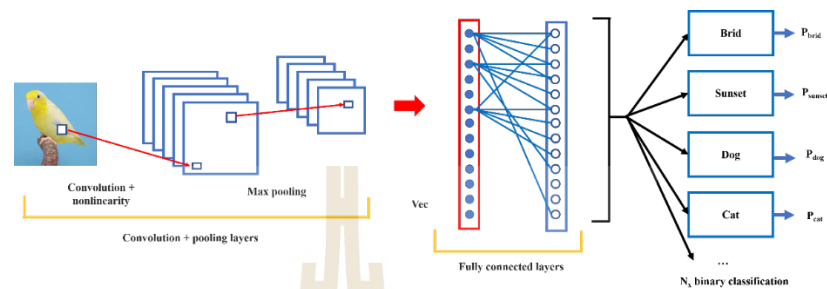
2.1.7.2 วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) คือ วิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ ด้วยการเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทของมนุษย์ (Neurons) โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาซ้อนกันหลายชั้น (Layer) และทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งข้อมูลที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบ (Pattern) หรือจำแนกข้อมูล (Classify the Data) ซึ่งวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเรียนรู้ได้เพียงไม่กี่ชั้นโดยมีโครงสร้างการทำงานดังรูปที่ 2.5 เพื่อที่จะทำให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถคิดและประมวลผลซับซ้อนได้เหมือนสมองมนุษย์ เมื่อเปรียบเทียบการเรียนรู้เชิงลึกกับสมองของมนุษย์จะเป็นกลไกการสร้างการมองเห็นที่ประกอบไปด้วยเซลล์ต่าง ๆ ดังนั้นการเรียนรู้เชิงลึกในชั้นข้อมูลซ่อน (Hidden Layer) จึงต้องมีหลาย ๆ ชั้นให้สามารถส่งข้อมูลประมวลผลต่อ ๆ กันไปทำให้มันสามารถคำนวณสิ่งที่ซับซ้อนได้มากขึ้น เนื่องจากมีการนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาซ้อนกันหลายชั้น



รูปที่ 2.5 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

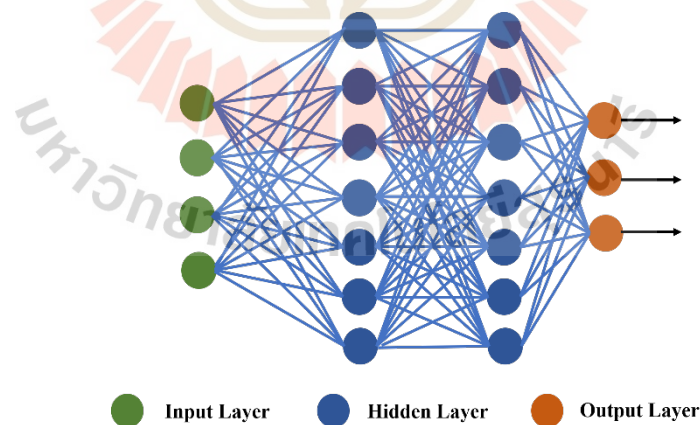
2.1.7.3 ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network: NN) คือ เทคนิคการสร้างการเรียนรู้ของเครื่องแบบต่าง ๆ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) และวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) เป็นต้น ซึ่งสามารถอธิบายวิธีการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละประเภทได้ดังนี้

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เป็นอัลกอริทึม (Algorithm) ที่ใช้ในการพัฒนาคอมพิวเตอร์ให้สามารถรับรู้หรือมองเห็นได้เหมือนกับตาของมนุษย์และการเรียนรู้เชิงลึกคือการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยเชื่อมโยงระบบประมวลผลที่เลียนแบบระบบเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์จำนวนหลายชั้นเข้าด้วยกันดังรูปที่ 2.6 (Jinming, 2008)



รูปที่ 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN)

วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) เป็นระบบที่พัฒนาขึ้นโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เลียนแบบการทำงานของสมองจำลองให้เหมือนกระบวนการเรียนรู้ของสมองมนุษย์ (Russell S. J., 2010) ซึ่งประกอบด้วยนิวรอน (Neurons) ที่ใช้ในการเชื่อมโยงเพื่อแก้ปัญหาต่าง ๆ โดยมีโครงสร้างการทำงาน ตามรูปที่ 2.7 (Zou, 2009) ประกอบด้วยชั้นข้อมูลเข้า (Input layer) 1 ชั้น ชั้นข้อมูลซ่อน (Hidden layer) โดยจำนวนชั้นขึ้นอยู่กับข้อมูลที่ต้องการให้ประมวลผล และชั้นข้อมูลออก (Output layer) 1 ชั้น



รูปที่ 2.7 ส่วนประกอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

จากการนำเสนอข้อมูลข้างต้นวิธีที่ในงานวิจัยเลือกคือวิธีการเรียนรู้เชิงลึก เนื่องจากเป็นการนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาซ้อนกันหลายชั้นเพื่อที่จะสามารถวิเคราะห์และคำนวณข้อมูลที่ป้อนให้โปรแกรมเรียนรู้ได้มากขึ้น และยังมีประสิทธิภาพในการคำนวณทำให้

ค่าความผิดพลาดในการทำนายค่าที่ต้องการศึกษามีค่าน้อยลง โดยมีการประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์

2.1.8 การประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์

เป็นการประเมินประสิทธิภาพของการทำนายค่าข้อมูลที่สนใจ โดยข้อมูลที่นำมาพิจารณาจะต้องเป็นชุดข้อมูลที่เป็นตัวเลข ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบค่าจากการทำนายด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกกับค่าจากการทดลอง โดยมีวิธีการประเมินค่าความผิดพลาด 3 วิธีดังต่อไปนี้

2.1.8.1 รากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็นค่าที่ใช้ประเมินค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด แสดงดังสมการที่ 2

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{1}{n} (Y_t^a - Y_t^s)^2} \quad (2)$$

โดย Y_t^a คือ ค่าที่แท้จริง ณ เวลาที่ t
 Y_t^s คือ ค่าจากการจำลอง ณ เวลาที่ t
 N คือ จำนวนข้อมูล

2.1.8.2 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดร้อยละสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) หรือ ค่าเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย เป็นค่าที่ใช้ ในการวัดความแม่นยำที่ โดยเปรียบเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์ แสดงดังสมการที่ 3

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{Y_t^a - Y_t^s}{Y_t^a} \right| \times 100 \quad (3)$$

โดย Y_t^a คือ ค่าที่แท้จริง ณ เวลาที่ t
 Y_t^s คือ ค่าจากการจำลอง ณ เวลาที่ t
 n คือ จำนวนข้อมูล

2.1.8.3 ค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error : MAE) เป็นค่าที่ใช้วัดการกระจายตัวของข้อมูล เพื่อดูว่าข้อมูลมีการกระจายตัวห่างจากค่าเฉลี่ยเท่าไร แสดงดังสมการที่ 4

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |Y_t^s - Y_t^a| \quad (4)$$

โดย Y_t^a คือ ค่าที่แท้จริง ณ เวลาที่ t

Y_t^s คือ ค่าจากการจำลอง ณ เวลาที่ t

n คือ จำนวนข้อมูล

2.1.8.4 ค่าความผันแปรของตัวแปรตอบสนอง (R-squared: R^2) เป็นค่าที่บอกถึงความใกล้เคียงหรือความกลมกลืนกับค่าของข้อมูล เพื่อดูว่าข้อมูลที่ทำนายมีค่าใกล้เคียงกับค่าข้อมูลจริงหรือไม่ สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 5 (แพสุวรรณ และคณะ, 2563)

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \right) \quad (5)$$

โดย N คือ จำนวนข้อมูล
 y_i คือ ค่าที่แท้จริงที่ข้อมูล i
 \hat{y}_i คือ ค่าจากการจำลองที่ข้อมูล i
 \bar{y} คือ ค่าเฉลี่ย

โดยวิธีการประเมินความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 4 วิธีที่กล่าวข้างต้นจะนำมาประเมินเพื่อหาวิธีที่ทำให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ซึ่งวิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้ 2 ประเภท

2.1.8.5 การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ การเรียนรู้ที่จะต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Train Set) ก่อนที่จะทำการทำนายชุดข้อมูลที่ต้องการ ซึ่งการเรียนรู้โดยมีผู้สอนของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning) เพื่อเป็นการนำค่าจากการทำนายกับค่าข้อมูลที่ต้องการเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมกลับมาปรับปรุงค่า

2.1.8.6 การเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) คือ การเรียนรู้ที่ไม่ต้องมีชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะใช้การเรียนรู้โดยการจัดกลุ่มเอง (Self-Organizing Maps: SOMs) โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้จะประกอบด้วยชั้นที่ใช้ในการทำงาน 2 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า และชั้นข้อมูลออก (Sathya & Abraham, 2013)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

H. Koushyar (2011) ได้ศึกษาเส้นใยคาร์บอน (Carbon fiber) ที่ใช้ epoxy resin เป็นเมทริกซ์ เพื่อตรวจสอบและศึกษาตัวแปรที่สำคัญในการบ่มทั้งหมดที่ส่งผลต่อสมบัติเชิงกลของการทดสอบแบบอุณหภูมิห้อง/แห้ง (Room temperature/dry: RT/D) และแบบร้อน/เปียก (Hot/wet: H/W) โดยชิ้นงานที่นำมาทดสอบมีการขึ้นรูปด้วยมือและมีการเปลี่ยนแปลง อุณหภูมิ ความดันการบ่ม และ

รักษาสภาพสูญญากาศ ซึ่งชั้นที่ 1-5 ถูกแบบมาเพื่อศึกษาผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิการบ่ม ชั้นที่ 6-8 ถูกออกแบบมาเพื่อตรวจสอบผลของการบ่มของการเปลี่ยนแปลงความดัน ชั้นที่ 9-14 ถูกออกแบบมาเพื่อศึกษาผลรวมของการเปลี่ยนแปลงการบ่มด้วยความดันและการรักษาสภาพสูญญากาศตลอดกระบวนการ พบว่าการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของความแข็งแรงของ RT/D and H/W พร้อมกับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ชิ้นงานที่ 1-14 เปอร์เซ็นต์การลดลงของความแข็งแรงที่การทดสอบ H/W น้อยลงเมื่อเทียบกับ RT/D สำหรับ ชั้นที่ 1-5 เปอร์เซ็นต์การเพิ่มขึ้นโดยการลดอุณหภูมิในการบ่ม ชั้นที่ 6-14 เปอร์เซ็นต์การลดลงระหว่าง RT/D และ H/W เมื่อลดความดันการบ่ม โดยรวมแล้วค่าความแข็งแรงของ H/W มีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิการบ่มมากกว่าการเปลี่ยนแปลงความดันในการบ่ม (Koushyar et al., 2012) ทางผู้วิจัยจึงได้มีการนำการควบคุมอุณหภูมิ ความดันการบ่ม และการรักษาสภาพสูญญากาศ มาใช้กับการขึ้นรูปในงานวิจัยเพื่อให้วัสดุคอมโพสิตที่จะนำไปใช้ในการทดสอบหาค่าความต้านทานแรงดัดให้ค่าที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

N.H. M. Zulfli et al. (2013) ได้มีการศึกษาโดยมุ่งเน้นไปที่การปรับปรุงคุณสมบัติเชิงกล เช่น คุณสมบัติการดัดงอ และคุณสมบัติแรงกระแทก เป็นต้น และคุณสมบัติความร้อนของ laminates glass fiber/epoxy ที่ผสมกับ precipitated nano-CaCO₃ (PNCC) โดยใช้วิธีการขึ้นรูปด้วยมือ ที่อุณหภูมิการอบ 110 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง โดยนำชิ้นงานที่ผ่านกระบวนการขึ้นรูปมาทดสอบ 3 การทดสอบคือ 1) Three-point bending ตามมาตรฐาน ASTM D790 2) Impact test หรือการทดสอบแรงกระแทก ตามมาตรฐาน ASTM 256-02 3) Morphological หรือการวิเคราะห์โดยสัญญาณวิทยาที่ความต่างศักย์ 15 kV ได้ผลการทดสอบและวิเคราะห์ดังนี้เมื่อเพิ่มปริมาณ PNCC ใน epoxy/GF/PNCC จะทำให้การรับแรงดัดและแรงกระแทกดีขึ้นตามปริมาณ PNCC ที่เพิ่มขึ้น และเมื่อเพิ่มอุณหภูมิการอบมากขึ้นจะส่งผลให้ epoxy/GF/PNCC มีค่าคุณสมบัติทางกลต่ำลง (Zulfli et al., 2014) จากการทดสอบในงานของ N.H. M. Zulfli et al. งานวิจัยนี้จึงมีการนำมาตรฐานการทดสอบแรงดัดมาใช้ในการทดสอบเพื่อหาค่าความต้านทานแรงดัด

H. Rahmani et al. (2013) ได้ทำการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อคุณสมบัติเชิงกลของวัสดุคาร์บอนไฟเบอร์คอมโพสิต/อีพ็อกซี โดยศึกษาการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางมุมของผ้า ปริมาณเส้นใย และจำนวนชั้น โดยจะเปลี่ยนแปลงมุมการวางทั้งหมด 7 แบบ เปลี่ยนแปลงปริมาณเส้นใยที่ 2 แบบคือ 60 wt% และ 40 wt% และเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้นทั้งหมด 2 แบบ คือ 3 ชั้น และ 5 ชั้น รวมเป็นจำนวนการทดสอบทั้งหมด 14 การทดสอบ โดยใช้วิธีการขึ้นรูปด้วยมือ โดยใช้เครื่อง Autoclave ชิ้นงานที่ผ่านกระบวนการขึ้นรูปเสร็จสมบูรณ์แล้ว นำชิ้นงานไปทดสอบหาค่าคุณสมบัติทางกลโดยทดสอบ Tensile test ตามมาตรฐาน ASTM D638 ทดสอบ Flexural test ตามมาตรฐาน ASTM D790 และทดสอบ Impact test ตามมาตรฐาน ASTM D256 ผลการทดสอบพบว่าวัสดุผสมที่มีเส้นใย 60 wt% มีคุณสมบัติทางกลที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวัสดุผสมที่ทำด้วย 40 wt% คุณสมบัติทางกลของวัสดุผสมที่ทำด้วยวัสดุผสม 5 ชั้นจะมากกว่าวัสดุผสม 3 ชั้นเล็กน้อย และวัสดุคอมโพสิตที่ทำมุมชั้น [0°, -35°, 0°, +35°, 0°] แสดงคุณสมบัติทางกลสูงสุดจากการทดสอบแรงดัด

การดัดงอ และแรงกระแทก (Rahmani et al., 2014)จากการศึกษางานวิจัยของ H. Rahmani จึงนำทิศทางการวางผ้าของเส้นใยคาร์บอนมาใช้ในงานวิจัยเพื่อทดสอบหามุมที่สามารถรับความต้านทานแรงดัดได้ดีที่สุด

M. Ghasemi et. al. (2016) ได้ทำการศึกษาพอลิเมอร์เมทริกซ์คอมโพสิต (Polymer matrix composites: PMCs) โดยใช้วัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยแก้วกับอีพ็อกซี (Glass fiber/epoxy composite) ภายใต้การหมุนเวียนความร้อน ซึ่งมีการปรับค่า อุณหภูมิ ทิศทางการวางเส้นใยแก้ว ปริมาตรของเส้นใย และจำนวนรอบที่ทำให้ความร้อนที่แตกต่างกัน พบว่าคุณสมบัติเชิงกลของทิศทางการวางเส้นใยแก้วที่ 0 องศา ที่จำนวนชั้น 8 ชั้นให้ค่าคุณสมบัติทางกลที่ดีที่สุดในการศึกษาทั้งหมดและเมื่อมีการเพิ่มอุณหภูมิเพิ่มขึ้นจะทำให้การเชื่อมพันธะระหว่างเส้นใยและเมทริกซ์ดีขึ้นซึ่งเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลให้ค่าคุณสมบัติเชิงกลมีค่าเพิ่มขึ้น (Ghasemi & Moradi, 2016) จากงานวิจัยของ M. Ghasemi ได้มีการนำจำนวนชั้นของผ้าเส้นใยคาร์บอนมาใช้ในการเป็นปัจจัยหนึ่งในการหาค่าความต้านทานแรงดัด โดยจะมีการดูแนวโน้มเมื่อจำนวนชั้นของผ้าเส้นใยคาร์บอนเพิ่มมากขึ้น

M. Ataefard (2014) ได้มีการศึกษาเกี่ยวกับผงหมึก (Toner) ที่มีการผสมของพอลิเมอร์ชนิดหนึ่งคือ โพลีสไตรีนอะคริลิกโดยใช้การส่องกล้องแบบส่องกราด (scanning electron microscopy: SEM) เพื่อศึกษาขนาดและรูปร่างและการเชื่อมประสานของพอลิเมอร์ พบว่าโพลีสไตรีนอะคริลิก (Polystyrene acrylic) เป็นปัจจัยที่ทำให้การเชื่อมประสานระหว่างวัสดุสองประเภทได้ดีขึ้นเมื่อมีการให้ความร้อนกับผงหมึกโดยวิเคราะห์ผลการศึกษาจากสัณฐานวิทยา (Morphology) และยังส่งผลถึงการนำไฟฟ้าอนุภาคคาร์บอนที่เป็นองค์ประกอบในผงหมึกทำให้การนำไฟฟ้าของวัสดุที่มีการผสมผงหมึกดีขึ้น (Ataefard, 2014)

A. Wiangkham et. al. (2021) มีการนำปัญญาประดิษฐ์ให้มีบทบาทในการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายคุณสมบัติของวัสดุ โดยมีการนำวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) และระบบอนุมานฟัซซี แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system: ANFIS) โดยใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งใช้ในการทำนายค่าความต้านทานการแตกหัก (Fracture toughness) ของวัสดุพอลิเมทิล-เมทาคริเลต (Polymethyl methacrylate: PMMA) โดยมีความหนา ความกว้าง ความยาวรอยแตก อัตราส่วนความกว้างของชิ้นงานทดสอบ และมุมเป็นข้อมูลเข้า สำหรับข้อมูลออกคือค่าความต้านทานการแตกหักเมื่อมีการประยุกต์ใช้โปรแกรมพบว่าค่าความต้านทานการแตกหักจากการใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานฟัซซีแบบปรับตัวได้ให้ผลใกล้เคียงกับค่าจากการทดลอง (Wiangkham et al., 2021) จึงได้นำวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามามีในงานวิจัยนี้เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้อย่างแม่นยำ

M. Kazi et. al. (2020) มีการนำเสนอแนวทางการใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) ในการออกแบบวัสดุคอมโพสิตพอลิเมอร์เสริมแรงด้วยเส้นใยฝ้ายกับพอลิโพรพิลีน เพื่อหาปริมาณการเติมเส้นใยฝ้ายที่ส่งผลต่อค่าคุณสมบัติเชิงกลที่เหมาะสมที่สุด โดยกำหนดให้ข้อมูลเข้าคือ พลังงานเริ่มต้น (Initiation energy), พลังงานการแพร่กระจาย (Propagation energy), พลังงานรวม (Total energy), ดัชนีความเหนียว (Ductility index), ความแข็งแรงดึง (Tensile strength), โมดูลัสของสภาพยืดหยุ่น (Modulus of elasticity), เปอร์เซ็นต์การยืดตัว (Percent elongation) และน้ำหนักสุทธิของเส้นใย (Net weight of fiber) ข้อมูลออกเป็นปริมาณที่เหมาะสมของเส้นใย (Predicted optimum filler content) จากผลการใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกพัฒนาขึ้นสามารถทำนายปริมาณสารตัวเติมของเส้นใยฝ้ายที่เหมาะสมที่สุดได้ โดยพิจารณาจากคุณสมบัติเชิงกลที่เป็นข้อมูลเข้า (Kazi et al., 2020) จึงได้มีการกำหนดขอบเขตการศึกษาโดยให้ข้อมูลเข้าเป็นทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน จำนวนชั้น ความกว้าง ความยาว และความหนาของชิ้นงาน เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัด

T. Varol et. al. (2013) นำวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มาใช้สำหรับการทำนายผลกระทบของคุณสมบัติทางกายภาพและคุณสมบัติทางกลของวัสดุคอมโพสิต Al₂O₃-B₄C ที่ผลิตโดยผงโลหะ โดยให้ข้อมูลเข้า คือ เปอร์เซ็นต์ของผงโลหะ ขนาดของผงโลหะ และเวลาที่ใช้ในการกัดกร่อน โดยมีการพิจารณาชั้นซ่อน 2 ชั้น และใช้จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อน 5 node เพื่อทำนายค่าความหนาแน่น ความแข็ง และความต้านทานแรงดึงซึ่งเป็นข้อมูลออก ผลออกมาว่าเมื่อมีการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจะส่งผลให้การตัดสินใจในการทำนายค่าข้อมูลออกได้มีความแม่นยำมากขึ้นโดยสังเกตจากค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean absolute percentage errors: MAPE) และค่าข้อมูลออกยังมีค่าใกล้เคียงกับผลการทดลองมากขึ้น (Varol et al., 2013) จึงมีการนำเอาข้อมูลการเพิ่มชั้นซ่อนและการเพิ่มจำนวนนิวรอนมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยเพื่อหาค่าชั้นซ่อนและการเพิ่มจำนวนนิวรอนที่เหมาะสม

A.R. Knowlton et. al. (2021) ทำการศึกษาวัสดุคอมโพสิตโดยใช้ท่อนาโนคาร์บอน (Carbon nanotube) มาใช้ร่วมกับซีเมนต์เพื่อพัฒนาวัสดุคอมโพสิต ทางผู้วิจัยได้นำวิธีปัญญาประดิษฐ์ (ANN) เข้ามาใช้ในการทำนายค่าคุณสมบัติเชิงกลของวัสดุคอมโพสิตท่อนาโนคาร์บอนกับซีเมนต์ ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันจึงมีการใช้การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล (Validation) และการนอร์มัลไรเซชัน (Normalization) เพื่อให้ข้อมูลมีความถูกต้องและมีค่าแต่ละค่าที่ใกล้เคียงกันก่อนทำการวิเคราะห์ จากการทำนายข้อมูลที่ผ่านการตรวจสอบความถูกต้องและการนอร์มัลไรเซชันจะนำมาหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนให้เหมาะสมกับข้อมูลพบว่าที่จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น ชั้นละ 20 นิวรอนจะให้ค่าการทำนายผลที่แม่นยำที่สุด (Knowlton et al., 2016)

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการศึกษานี้เป็นการศึกษาเชิงทดลองเพื่อหาค่าความต้านทานแรงดัด โดยสามารถลดระยะเวลาในการผลิตชิ้นงาน การทดสอบ และลดการใช้วัสดุในการทดสอบ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อนำมาหาค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยมีการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน เฟอร์เซนต์การเติมผงแกรไฟต์ กระบวนการขึ้นรูป ความกว้าง และความหนา โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก ในส่วนของปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ในโปรแกรม MATLAB

3.1 ขั้นตอนการศึกษาวิจัย

ขั้นตอนการศึกษาสามารถแบ่งหัวข้อการศึกษาได้ดังนี้

3.1.1 ศึกษาข้อมูลปัจจัยที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุ

- 1) ศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับคุณสมบัติเชิงกล เพื่อนำข้อมูลมาพิจารณาค่าความแข็งแรงของวัสดุ
- 2) ศึกษาข้อมูลและราคาของวัสดุที่ใช้ในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิต เพื่อเป็นแนวทางในการกำหนดทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอนเฟอร์เซนต์การเติมผงแกรไฟต์ กระบวนการขึ้นรูป ความกว้าง และความหนา
- 3) ศึกษาหลักการและทฤษฎีเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมของวิธีการเรียนรู้เชิงลึก
- 4) ศึกษาการกำหนดขอบเขตและการประมวลผลของปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการประมวลผลข้อมูลที่ได้จากการทดลอง

3.1.2 ทำชิ้นงานสำหรับทดสอบเพื่อเป็นค่าสำหรับให้โปรแกรมเรียนรู้

ในส่วนนี้ผู้วิจัยได้ทำการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีตามทิศทางการวางเส้นใยและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอนตามที่กำหนด เพื่อนำไปทดสอบแรงดัดและคำนวณหาค่าความต้านทานแรงดัดที่ได้จากการทดสอบ โดยนำมาเป็นข้อมูลพื้นฐานหรือค่าสำหรับเปรียบเทียบในโปรแกรม MATLAB เพื่อใช้เป็นค่าจากการทดลอง

3.1.3 ให้ปัญญาประดิษฐ์เรียนรู้ปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด

เมื่อทำการพิจารณาทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอนเฟอร์เซนต์การเติมผงแกรไฟต์ กระบวนการขึ้นรูป ความกว้าง และความหนาตัวแปรเหล่านี้จึงเป็นข้อมูลเข้า โดยจะมีการนำข้อมูลเข้า

และปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดเข้ามาใส่ในปัญหาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้โปรแกรมเรียนรู้ จดจำ และประมวลผลเพื่อให้ได้ข้อมูลออกซึ่งนั่นคือค่าความต้านทานแรงดัด

3.1.4 ปรับปรุงข้อมูลที่มีการทำนายได้จากโปรแกรม MATLAB

เมื่อมีการประมวลผลค่าความต้านทานแรงดัดจากโปรแกรม MATLAB โดยใช้วิธีปัญหาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมของการเรียนรู้เชิงลึก จึงต้องทำการตรวจสอบและปรับปรุง เพื่อให้ค่าที่ได้จากโปรแกรมมีค่าใกล้เคียงกับค่าจากการทดลองให้มีความแม่นยำมากที่สุด

3.1.5 วิเคราะห์ สรุปผลและเขียนรายงาน

นำค่าความต้านทานแรงดัดจากการใช้วิธีปัญหาประดิษฐ์มาเปรียบเทียบกับค่าจากการทดลอง จากนั้นนำผลที่ได้มาวิเคราะห์ ทำการอภิปรายผล และสรุปผลการทำวิจัย

3.2 สถานที่ในการศึกษาวิจัย

เก็บรวบรวมข้อมูลและศึกษาวิจัย ณ อาคารเครื่องมือ 5 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา

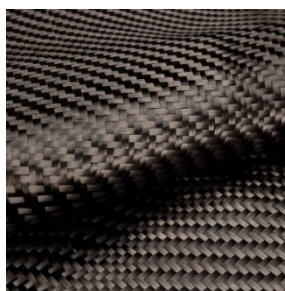
3.3 เครื่องมือและอุปกรณ์ในการศึกษาวิจัย

การตรวจสอบความต้านทานแรงดัดของเส้นใยคาร์บอนด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สามารถแบ่งเนื้อหาในส่วนของเครื่องมือและอุปกรณ์ในการศึกษาวิจัย ได้เป็น 4 ส่วน คือ อุปกรณ์ที่ใช้ในการศึกษาการออกแบบการทดลองของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี การทดสอบวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี และการใช้ปัญหาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB

3.3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการศึกษา

จากการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีมีวัสดุอุปกรณ์ดังนี้

1. ผ้าเส้นใยคาร์บอน (3K, 1 x 1 Plain Weave Carbon fiber fabric) ดังรูปที่ 3.1 เป็นเส้นใยที่ได้รับความนิยมมากในอุตสาหกรรมมอเตอร์สปอร์ต อุตสาหกรรมการบิน วิศวกรรมอวกาศ การทหาร และการแข่งขันกีฬาอื่นๆ เนื่องจากมีคุณสมบัติทางกลที่ดี และสามารถขึ้นรูปได้ง่าย



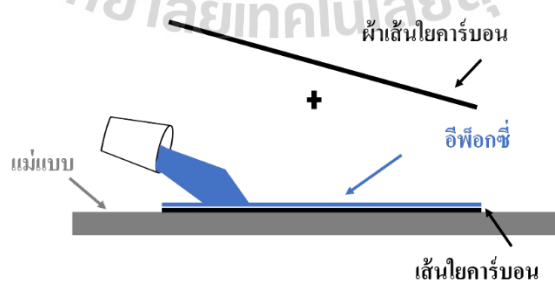
รูปที่ 3.1 ผ้าเส้นใยคาร์บอน (Group, 2021)

2. อีพ็อกซีเรซิน (Epoxy Resin) และ ฮาร์ดเทนเนอร์ (Hardener) ใช้สำหรับเป็นเมทริกซ์
3. ฝ้ายลอกชั้น (Peel ply) ใช้สำหรับนำเรซินส่วนเกินออกจากชิ้นงาน
4. แผ่นฟิล์มถอดแบบ (Release film) ใช้ป้องกันไม่ให้เรซินไหลขึ้นไปด้านบนมากเกินไป แต่ยอมให้อากาศผ่านไปได้
5. แผ่นนำอากาศ (Breather) ใช้ปูชิ้นงานชั้นใน เพื่อให้อากาศผ่านออก และดูดซับเรซินส่วนเกินใช้กับทั้งระบบ
6. แแบ็กกิ้งฟิล์ม (Bagging film) แผ่นฟิล์มสำหรับงานแว็คคัมในระบบสุญญากาศ
7. ซีแลนท์เทป (Sealant tape) แผ่นกาวปิดขอบเพื่อใช้ติดขอบรอบชิ้นงาน โดยติดฟิล์มแว็คคัมหรือแบ็กกิ้งฟิล์ม
8. ชุดควาล์วดูดอากาศ ใช้สำหรับเป็นตัวเชื่อมระหว่างชิ้นงานและถังสุญญากาศในการดูดอากาศออกจากชิ้นงาน
9. เครื่องสำหรับให้ความร้อนกับชิ้นงาน โดยเลือกใช้เครื่อง OV301 CURING OVEN
10. เครื่องทดสอบแรงดัด โดยใช้เครื่อง Universal Testing Machine 100 kN (UTM 100 kN)

3.3.2 การออกแบบการทดลองของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วย

เส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี

จากการใช้ปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีต้องมีการกำหนดขอบเขตงานวิจัยโดยคำนึงถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าคุณสมบัติเชิงกลของวัสดุ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ศึกษาสองปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าคุณสมบัติเชิงกล คือ ทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอนและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน จึงออกแบบการทดลองดังตารางที่ 3.1 โดยการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีจะใช้วิธีการขึ้นรูปแว็คคัมแบ็กกิ้ง (Vacuum bagging process) ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายและเป็นที่ยอมรับในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิต ซึ่งเป็นดังรูปที่ 3.2 จากนั้นนำชิ้นงานที่ขึ้นรูปไปทดสอบแรงดัดเพื่อหาค่าความต้านทานแรงดัด



รูปที่ 3.2 การขึ้นรูปด้วยวิธีแว็คคัมแบ็กกิ้ง (Vacuum bagging process)

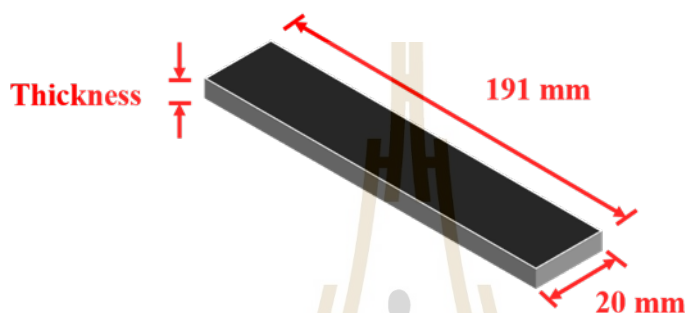
ตารางที่ 3.1 การกำหนดรูปแบบการวางทิศทางและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน

ชื่อ	จำนวนชั้นการวางเส้นใยคาร์บอน (ชั้น)	ทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน (องศา)
4CF1	4	$[0^{\circ}/90^{\circ}]_{2s}$
4CF2		$[45^{\circ}/-45^{\circ}]_{2s}$
4CF3		$[0^{\circ}/45^{\circ}]_{2s}$
4CF4		$[90^{\circ}/45^{\circ}]_{2s}$
4CF5		$[0^{\circ}/-45^{\circ}]_{2s}$
4CF6		$[90^{\circ}/-45^{\circ}]_{2s}$
5CF1	5	$[0^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}]$
5CF2		$[45^{\circ}/-45^{\circ}/45^{\circ}/-45^{\circ}/45^{\circ}]$
5CF3		$[0^{\circ}/45^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}/0^{\circ}]$
5CF4		$[90^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}]$
5CF5		$[0^{\circ}/-45^{\circ}/0^{\circ}/-45^{\circ}/0^{\circ}]$
5CF6		$[90^{\circ}/-45^{\circ}/90^{\circ}/-45^{\circ}/90^{\circ}]$
6CF1	6	$[0^{\circ}/90^{\circ}]_{3s}$
6CF2		$[45^{\circ}/-45^{\circ}]_{3s}$
6CF3		$[0^{\circ}/45^{\circ}]_{3s}$
6CF4		$[90^{\circ}/45^{\circ}]_{3s}$
6CF5		$[0^{\circ}/-45^{\circ}]_{3s}$
6CF6		$[90^{\circ}/-45^{\circ}]_{3s}$
7CF1	7	$[0^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}]$
7CF2		$[45^{\circ}/-45^{\circ}/45^{\circ}/-45^{\circ}/45^{\circ}/-45^{\circ}/45^{\circ}]$
7CF3		$[0^{\circ}/45^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}/0^{\circ}]$
7CF4		$[90^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}]$
7CF5		$[0^{\circ}/-45^{\circ}/0^{\circ}/-45^{\circ}/0^{\circ}/-45^{\circ}/0^{\circ}]$
7CF6		$[90^{\circ}/-45^{\circ}/90^{\circ}/-45^{\circ}/90^{\circ}/-45^{\circ}/90^{\circ}]$

3.3.3 การทดสอบวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี

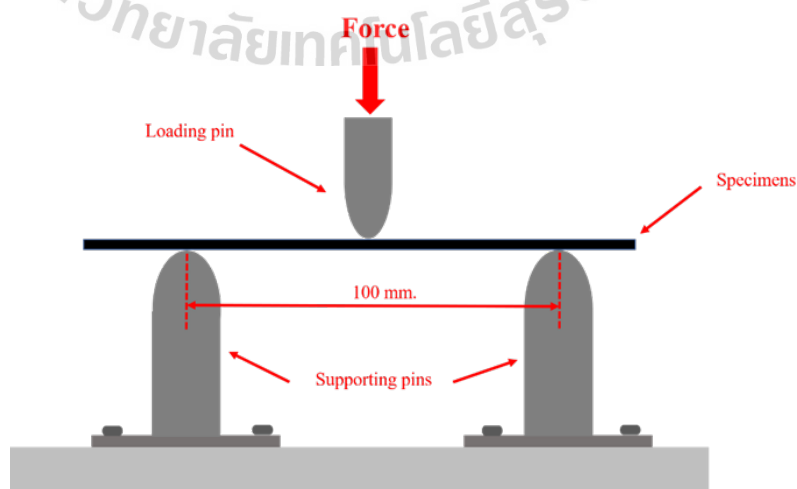
ชิ้นงานที่ได้จากกระบวนการการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีจะถูกนำมาทดสอบการต้านทานแรงดัดแบบ 3 จุด ซึ่งจะแสดงขั้นตอนการทดสอบดังต่อไปนี้

3.3.3.1 นำชิ้นงานจากการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนในกรณีศึกษาทั้งหมดมาทำการตัดโดยใช้เครื่องตัดใบเลื่อยโดยมีขนาดของชิ้นงานเป็นไปตามมาตรฐาน ASTM D790-02 แสดงดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 ขนาดของชิ้นงานที่ใช้ในการทดสอบ

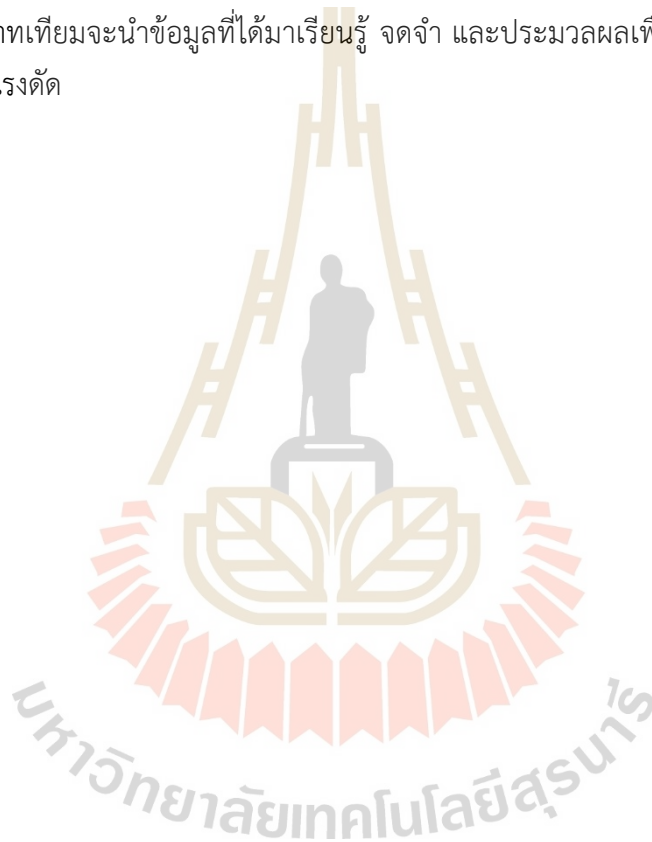
3.3.3.2 นำชิ้นงานที่ทำการตัดตามขนาดที่กำหนดมาใช้ในการทดสอบแรงดัดแบบสามจุดด้วยเครื่อง Universal Testing Machine (UTM) ขนาด 100 kN การทดสอบเป็นไปตามมาตรฐาน ASTM D790-02 ที่มีความเร็วในการเคลื่อนที่ของคานทดสอบ (Crosshead speed of testing) 5 mm/min และความกว้างของฐาน 100 mm ดังรูปที่ 3.4 โดยการทดสอบจะได้ค่าความเค้นสูงสุดเพื่อคำนวณหาความต้านทานแรงดัดเพื่อนำไปใช้ในการเก็บข้อมูลการทำนายด้วยการเรียนรู้เชิงลึก



รูปที่ 3.4 การทดสอบความต้านทานแรงดัดแบบ 3 จุด

3.3.4 การใช้ปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB

จากการทดสอบวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยคำนึงถึงทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอนและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน จะมีการนำสิ่งที่กำหนดและผลจากการทดลองเข้ามาเป็นข้อมูลใน MATLAB โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโมเดลปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากขอบเขตของข้อมูลมีความซับซ้อนจึงได้ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการทำนายเพื่อให้มีความแม่นยำในการทำนายเป็นไปตามขอบเขตที่กำหนดไว้ โดยตัวแปรสองตัวที่นำมาเป็นข้อมูลเข้า คือ ทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอนและจำนวนชั้นของเส้นใยคาร์บอน ซึ่งนำข้อมูลเข้ามาจากการทดลองที่กำหนดเพื่อนำมาเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด โดยปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมจะนำข้อมูลที่นำมาเรียนรู้ จัดจำ และประมวลผลเพื่อให้ได้ข้อมูลออกก็คือค่าความต้านทานแรงดัด



บทที่ 4

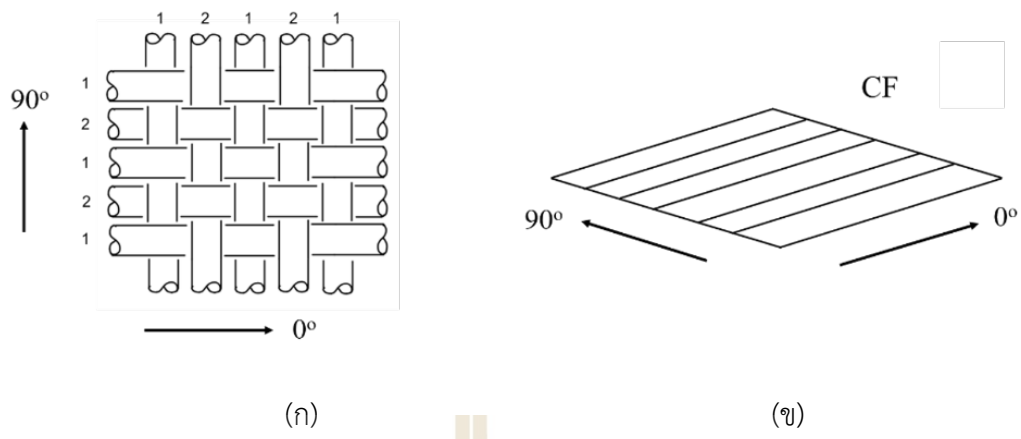
การศึกษาวัสดุแกนวิชคอมโพสิตโดยใช้โพลีพรพิลีนเป็นแกนกลาง

การขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตสามารถเปลี่ยนแปลงตัวแปรที่สนใจในการขึ้นรูปได้เพื่อให้ความแข็งแรงของวัสดุคอมโพสิตเหมาะสมกับงานที่นำไปใช้ เช่น จำนวนชั้น ทิศทางการเส้นใย การเติมสารตัวเติม ความดัน และการแกนกลางระหว่างผ้าเส้นใย เป็นต้น งานวิจัยนี้จึงได้เสนอการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตโดยควบคุมตัวแปรหลายตัวเพื่อเก็บข้อมูลค่าความต้านทานแรงดัดเมื่อมีตัวแปรที่สนใจเปลี่ยนไป โดยมีการขึ้นรูปที่แตกต่างกันดังต่อไปนี้

สำหรับการเพิ่มความแข็งแรงของวัสดุโดยใช้แกนกลางที่นำมาเสริมในการทำวัสดุไฮบริดคอมโพสิตสามารถเลือกวัสดุได้หลากหลายชนิด เช่น แกนโพลีพรพิลีน ซึ่งมีคุณสมบัติความแข็งแรงสูง โพรพิลีนจึงถูกใช้อย่างกว้างขวางในงานต่างๆ อาทิ วิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี และวิศวกรรม รวมถึงการใช้งานด้านอวกาศ ซึ่งได้ทำการศึกษาวัสดุไฮบริดคอมโพสิตจากเส้นใยคาร์บอนไฟเบอร์ (Carbon fiber: CF) และเส้นใยแก้ว (Glass fiber: GF) เพื่อประเมินคุณสมบัติเชิงกลโดยปรับค่าแรงดันการอบที่แตกต่างกันของชิ้นงานแต่ละชั้นด้วยการขึ้นรูปแก้วคัมแบ็กกิ้ง และมีการเปลี่ยนทิศทางการวางผ้าเส้นใยคาร์บอน ซึ่งการศึกษาครั้งนี้จะมีวิธีการและผลดังต่อไปนี้

4.1 การเตรียมวัสดุ

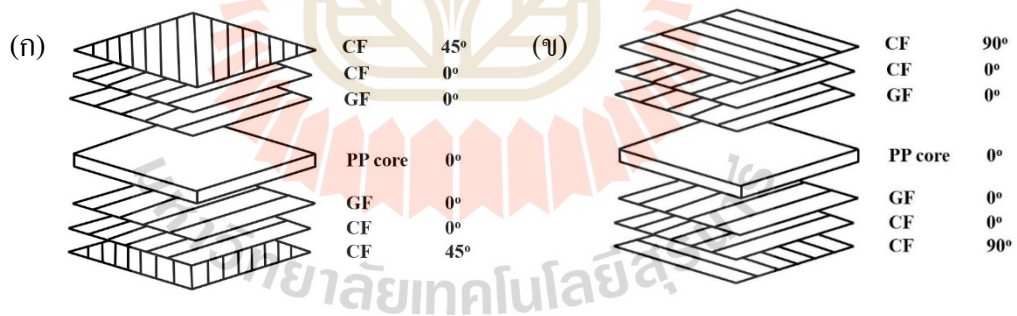
ผ้าเส้นใยคาร์บอนสานแบบธรรมดา (3K carbon fiber fabric 1 x 1 plain weave) ขนาด 200 g/m² ใช้สำหรับการผลิตวัสดุคอมโพสิตแบบแกนวิชเส้นใยแก้ว 1 x 1 สานแบบขึ้นหนึ่งลงหนึ่ง 80 g/cm³ โดยมีโครงสร้างการสานเส้นใยแสดงในรูปที่ 4.1(ก) อีพ็อกซี (ER550) และแกนกลางรังผึ้งโพลีพรพิลีน (Polypropylene based honeycomb core: PP-core) ที่เตรียมไว้สำหรับเป็นแกนกลางแกนวิช โดยมีทิศทางการผ้าดังแสดงในรูปที่ 4.1(ข) ซึ่งคุณสมบัติทางกลของคาร์บอนไฟเบอร์และใยแก้วแสดงไว้ในตารางที่ 4.1



รูปที่ 4.1 (ก) โครงสร้างการสานเส้นใยของผ้าเส้นใยคาร์บอนและใยแก้วที่มีการทอธรรมดา 1 x 1 และ ข) ทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่มีมุม 0 องศา
 ตารางที่ 4.1 คุณสมบัติทางกลของคาร์บอนไฟเบอร์และใยแก้ว

เส้นใย	ความหนาแน่น (g/cm ³)	ค่าความแข็งแรงดึง (GPa)
เส้นใยคาร์บอน ¹	1.8	3.4
เส้นใยแก้ว ²	1.2	0.795

¹Torayca Innovation by Chemistry, 1999
²Compositesplaza, 2013

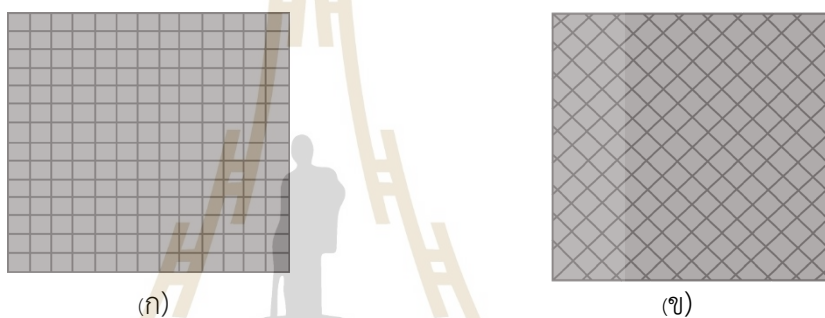


รูปที่ 4.2 การวางทิศทางผ้าเส้นใยคาร์บอน (ก) [45°/0°/0°/0°/0°/0°/45°] และ (ข) [90°/0°/0°/0°/0°/0°/90°]

4.2 การเตรียมการทดลอง

ผ้าเส้นใยคาร์บอนที่เตรียมไว้จะถูกตัดตามทิศทาง 45 ° จำนวน 2 ชั้น และตามทิศทาง 0 ° จำนวน 2 ชั้น (ขนาด 20 x 20 cm²) ใยแก้วที่เตรียมไว้ถูกตัดเป็น 2 ชั้น และตัดวัสดุแกนรังผึ้ง PP จำนวน 1 ชั้น (ขนาด: 20 x 20 cm²) ในส่วนของเมทริกซ์อีพ็อกซี ER550 ทางผู้ผลิตได้กำหนดการผสมกันระหว่างอีพ็อกซีเรซินและฮาร์ดเดนเนอร์ในอัตราส่วนการผสม (MR) ที่ 100:35 ตามลำดับ สาร

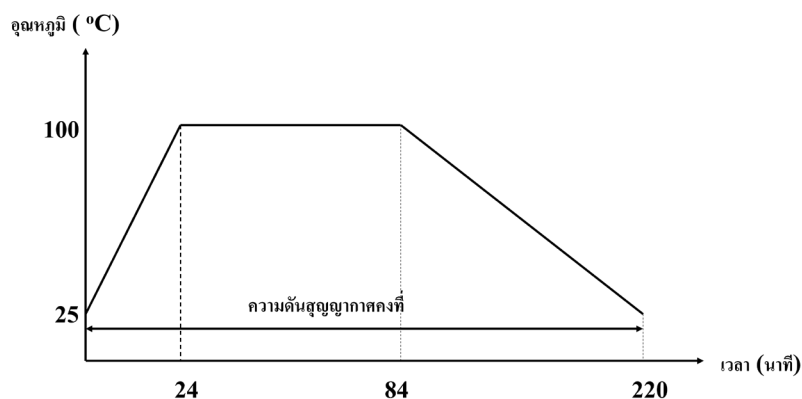
ผสมที่จะถูกเรียกว่าเมทริกซ์เพื่อนำไปใช้เพื่อขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตโดยลำดับการวางแผ่นคอมโพสิต คือ เส้นใยคาร์บอน ใยแก้ว และแกนรังผึ้ง PP ตามลำดับดังแสดงในรูปที่ 4.2 กระบวนการนี้เรียกว่า กระบวนการวางด้วยมือ โดยใช้แม่พิมพ์อะลูมิเนียมสำหรับเป็นแม่แบบ ซึ่งลำดับการวางผ้าของวัสดุคอมโพสิต คือ [CF/CF/GF/PP-core/GF/CF/CF] โดยใช้รูปแบบการวางชั้นที่แตกต่างกันระหว่าง $[45^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}]$ และ $[90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}]$ การวางแนวชั้นของ 0° และ 45° ดังรูปที่ 4.3 หลังจากขั้นตอนการวางแกนวิชคอมโพสิตแล้ว แกนวิชคอมโพสิตที่ถูกขึ้นรูปจะถูกวางในเตาอบภายใต้สภาวะการบ่มตามตารางที่ 4.2 ในระหว่างกระบวนการอบจะมีการเชื่อมต่อระหว่างชิ้นงานกับปั๊มสุญญากาศ ซึ่งส่งผลให้แกนวิชคอมโพสิตจะถูกแรงดันอากาศดื่อกำจัดฟองอากาศในแกนวิช-คอมโพสิต คุณสมบัติทางกลจะถูกตรวจสอบภายใต้ความแปรผันของแรงดันการบ่ม การควบคุมอุณหภูมิการบ่มภายใต้ความดันสุญญากาศคงที่จะแสดงในรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.3 การวางแนวชั้นของ (ก) 0° และ (ข) 45°

ตารางที่ 4.2. กรณีการออกแบบชิ้นงานของงานวิจัย

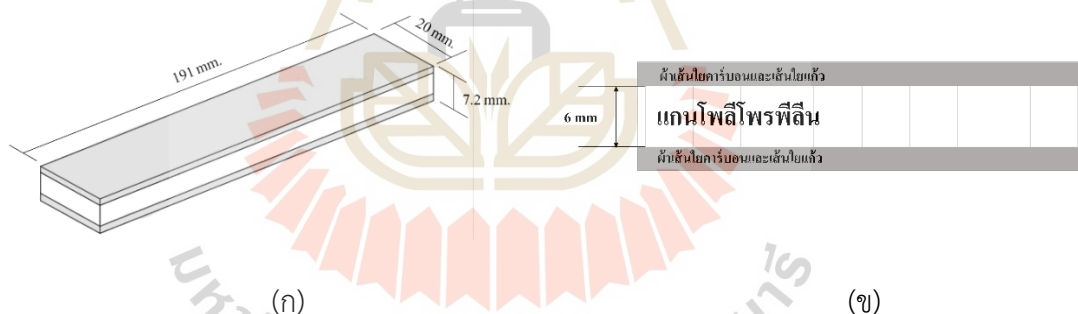
ชิ้นงานทดสอบ	อุณหภูมิ ($^{\circ}\text{C}$)	ความดันสุญญากาศ (bar)	ทิศทางการวางผ้าเส้นใยของแกนวิชคอมโพสิต [CF/CF/GF/PP-core/GF/CF/CF]
1	100	-0.8	$15^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}$
2	100	-0.4	$15^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}$
3	100	0	$15^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}$
4	100	-0.8	$90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}$
5	100	-0.4	$90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}$
6	100	0	$90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}$



รูปที่ 4.4. การควบคุมอุณหภูมิภายใต้ความดันสุญญากาศคงที่

4.3 การทดสอบแรงดัดงอ

เพื่อตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสภาวะการบ่มอันเป็นผลให้เกิดความล้าเหลวของชิ้นงานทดสอบ การทดสอบแรงดัดงอทำได้ภายใต้การทดสอบการดัดงอแบบ 3 จุดด้วยขนาดชิ้นงานทดสอบ $191 \times 20 \times 7.2 \text{ mm}^3$ ดังแสดงในรูปที่ 4.5 ตามมาตรฐาน ASTM D790M-03 ด้วยความเร็วของคานทดสอบที่ (Crosshead speed of testing) 1.2 mm/min และความกว้างของฐาน 100 mm โดยใช้เครื่อง Universal testing machine (UTM) ขนาด 100 kN



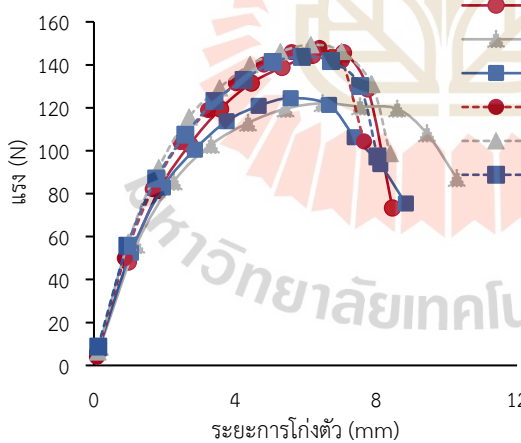
รูปที่ 4.5 ชิ้นงานทดสอบแรงดัดงอ (ก) ขนาดของชิ้นงานทดสอบ และ (ข) มุมมองด้านข้างของชิ้นงาน

4.4 ผลการดำเนินงานวิจัย

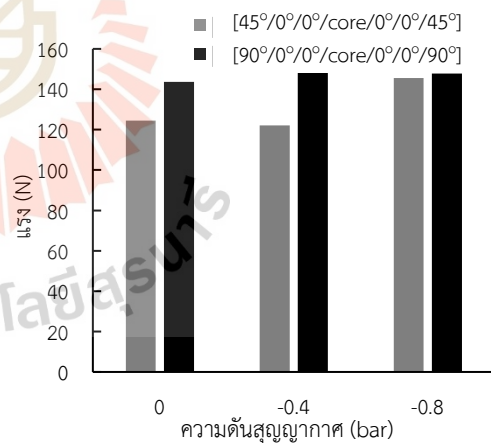
เมื่อชิ้นงานทดสอบได้รับการทดสอบแรงดัดงอตั้งแต่ชิ้นงานที่ 1 ถึง 6 จะแสดงการโก่งตัวของชิ้นงานที่แตกต่างกัน ภายใต้การพิจารณาแรงดันสุญญากาศและทิศทางการวางมุมผ้าเส้นใย เมื่อแรงดันสุญญากาศต่ำค่าแรงที่กระทำต่อชิ้นงานจะสูงขึ้นและความสามารถในการต้านทานการเสียรูปของวัสดุจะยิ่งดีขึ้นยิ่งขึ้น แม้ว่าแรงดันสุญญากาศจะแตกต่างกันเล็กน้อยแต่ก็มีผลต่อการโก่งตัวของวัสดุเป็นผลมาจากแรงดันสุญญากาศที่ต่ำกว่าจะทำให้ เส้นใย เมทริกซ์ และแกนโพลีพรพิลีนมีการยึดเกาะระหว่างกันที่แข็งแรงขึ้นเนื่องจากสามารถลดช่องว่างอากาศในชิ้นงานได้ นอกจากนี้การวางทิศทางของผ้าเส้นใยของวัสดุแกนวิหคอมโพสิตยังแสดงบทบาทสำคัญต่อค่าความเค้นที่ได้จากการ

ทดสอบแรงดัดงอแบบ 3 จุด เมื่อพิจารณาทิศทางการวางผ้าเส้นใยของวัสดุคอมโพสิตที่ $[90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/90^{\circ}]$ ให้ผลลัพธ์ในการรับแรงได้ดีกว่าทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่ $[45^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}/45^{\circ}]$ เนื่องจากที่ทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่ 0° และ 90° จะรับภาระตามแนวแกน เช่น ตามความยาวของเส้นใย ในส่วนของกราฟที่มีค่าความเค้นลดลงเนื่องจากวัสดุที่ทดสอบมีการแตกหักของเส้นใยภายในทำให้แรงที่กระทำต่อชิ้นงานมีค่าลดลงส่งผลให้ค่าความเค้นลดลง ดังแสดงในรูปที่ 4.6 และรูปที่ 4.7 ทำให้เส้นใยเสริมแรงสามารถรับภาระแรงตามแนวแกนได้ดีกว่า

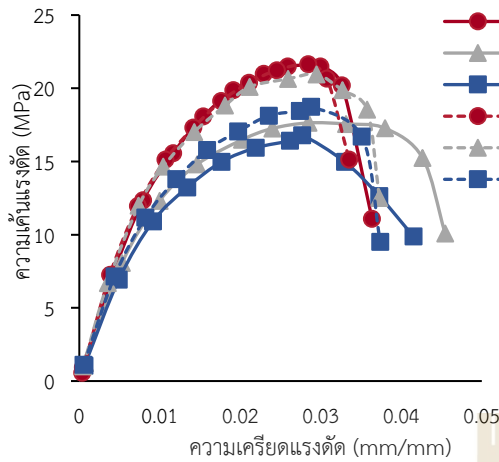
จากการศึกษาพบว่ายิ่งแรงดันสุญญากาศต่ำจะทำให้ชั้นของแซนวิชคอมโพสิตบางลงตามแรงดันการบ่มที่กระทำต่อวัสดุแซนวิชคอมโพสิต เมื่อชิ้นงานทดสอบถูกบีบอัดภายใต้แรงดันสุญญากาศจะส่งผลให้ช่องว่างของอากาศระหว่างส่วนเสริมแรงและเมทริกซ์ในชิ้นงานลดลงและยังส่งผลให้ความหนาของชิ้นงานทดสอบลดลงเมื่อแรงดันลดลง ในการยึดเกาะที่สมบูรณ์ระหว่างชั้นของส่วนเสริมแรงและเมทริกซ์โดยมีการตั้งค่าน้ำสุญญากาศให้ดูอากาศออกที่ความดันที่ต่ำในระหว่างกระบวนการบ่มวัสดุแซนวิชคอมโพสิต เมื่อแรงดันสุญญากาศเพิ่มขึ้นส่งผลให้ค่าความเค้นแรงดัดเพิ่มขึ้นเนื่องจากแรงดันสุญญากาศส่งผลต่อความหนาและกำลังรับแรงดัดงอ เช่น การเชื่อมกันของเส้นใยและเมทริกซ์การดูดซับอีพ็อกซีเรซิน เมื่อพิจารณาความแข็งแรงของชิ้นงานทดสอบในรูปที่ 4.8 รูปแบบการวางทิศทางการวางผ้าเส้นใยส่งผลต่อค่าความเค้นแรงดัด (Flexural stress) ที่ทำกับชิ้นงานทดสอบและที่รูปแบบการวางทิศทางการวางผ้าเส้นใยของ 45° แสดงค่าความเค้นของการต้านทานแรงดัดน้อยกว่ารูปแบบการวางทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่ 90° ดังแสดงในรูปที่ 4.9



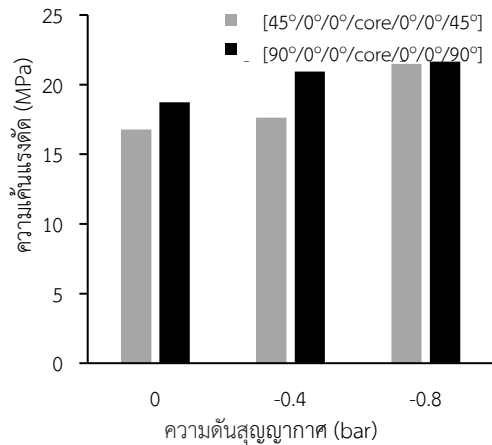
รูปที่ 4.6 ความสัมพันธ์ระหว่างแรงที่กระทำกับชิ้นงานทดสอบและระยะการโก่งตัว



รูปที่ 4.7 แรงที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าเส้นใยและการเปลี่ยนแปลงความดันสุญญากาศ

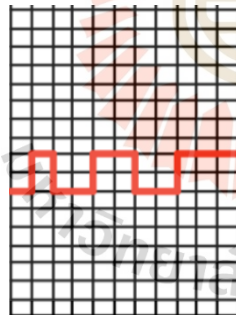


รูปที่ 4.8 ค่าความเค้นแรงดัดและค่าความเค้นแรงดัดของวัสดุเส้นใยคอมโพสิต

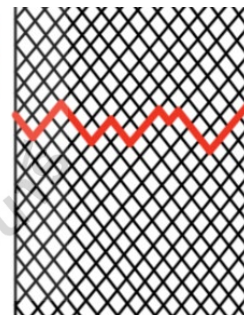


รูปที่ 4.9 ความเค้นแรงดัดที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าเส้นใยและการเปลี่ยนแปลงความดันสุญญากาศ

จากการทดสอบการดัดงอแบบ 3 จุด แรงที่กระทำต่อชิ้นงานทดสอบทำให้เกิดการแตกหัก โดย ลักษณะการแตกหักของวัสดุเส้นใยคอมโพสิตแต่ละรูปแบบการวางทิศทางผ้าเส้นใยแสดงไว้ในรูปที่ 4.10 ซึ่งลักษณะการแตกหักในรูปแบบการวางผ้าเส้นใยพบว่าการแพร่กระจายของรอยแตกเป็นไปตามทิศทางการวางผ้าเส้นใย



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.10 ภาพประกอบของแบบจำลองการแตกหักของทิศทางการวางผ้าเส้นใยที่ (ก) 0°/90° และ (ข) 45°/-45°

จากการศึกษาวัสดุเส้นใยคอมโพสิตโดยใช้โพลีโพรพิลีนเป็นแกนกลางการเปลี่ยนแปลงของแรงดันการป้อนและการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าเส้นใยของวัสดุเส้นใยคอมโพสิต จากการพิจารณากระบวนการผลิตด้วยแรงดันสุญญากาศและทิศทางการวางผ้าเส้นใยจะส่งผลต่อคุณสมบัติเชิงกล เมื่อแรงดันสุญญากาศลดค่าแรงและความเค้นแรงดัดของชิ้นงานทดสอบจะเพิ่มขึ้น ซึ่งการศึกษาวัสดุเส้นใยคอมโพสิตโดยใช้โพลีโพรพิลีนเป็นแกนกลางการเพิ่มขึ้นของแรงและความเค้น

ดัดแสดงให้เห็นว่าแรงดันสุญญากาศที่ -0.8 bar ทำให้ชิ้นงานทดสอบแข็งแรงที่สุดซึ่งเป็นผลมาจากความหนาของชิ้นงานทดสอบ เมื่อความหนาของชิ้นงานทดสอบลดลงความแข็งแรงและการยึดติดระหว่างเส้นใยกับเมทริกซ์จะดีขึ้น นอกจากนี้ลำดับการวางเส้นใยและการทิศทางวางผ้าเส้นใยของวัสดุแกนวิชคอมโพสิตยังมีบทบาทสำคัญที่ส่งผลต่อค่าคุณสมบัติเชิงกล เมื่อทิศทางวางผ้าเส้นใยเปลี่ยนไปจะทำให้ความสามารถในการรับแรงและความเค้นดัดของแกนวิชคอมโพสิตเปลี่ยนไปเช่นกัน และยังส่งผลต่อลักษณะการแตกหักของวัสดุแกนวิชคอมโพสิต ซึ่งลักษณะการแตกหักจะเป็นไปตามทิศทางวางผ้าเส้นใย การวางผ้าเส้นใยในทิศทาง 90° ช่วยให้ชิ้นงานทดสอบสามารถรับแรงตามแนวแกนได้ดีกว่าการเคลือบในทิศทาง 45°

จากการศึกษาพบนี้ผลที่ได้ในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีในบถัดไปจะเลือกใช้ความดันที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดให้มีค่ามากที่สุดคือความดันสุญญากาศที่ -0.8 bar อุณหภูมิที่ใช้ 100°C จากการศึกษางานวิจัย และที่ทิศทางวางผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ แบบสมมาตรจะทำให้ค่าความต้านทานแรงดัดมีค่าสูงที่สุดในบถัดไปจึงมีการขึ้นรูปทิศทางวางผ้าลักษณะนี้เช่นกันแต่นำแกนโพลีโพรพิลีนออกเพื่อหาค่าความต้านทานแรงดัดแบบมีเพียงส่วนเสริมแรงและเมทริกซ์



บทที่ 5

การขึ้นรูปคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับสารตัวเติมแกรไฟต์ด้วย วิธีแวก์คัมแบ็กกิ้งและแวก์คัมอินพิวชั่น

วัสดุไฮบริดคอมโพสิตที่ทำจากวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีมาผสมกับสารตัวเติมแกรไฟต์ โดยคำนึงถึงกระบวนการขึ้นรูปวัสดุไฮบริดคอมโพสิตซึ่งเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อค่าคุณสมบัติเชิงกลด้วยวิธีการขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้งเปรียบเทียบกับวิธีการขึ้นรูปแวก์คัมอินพิวชั่น รวมไปถึงการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ลงในเมทริกซ์ในอัตราส่วนที่แตกต่างกัน มากไปกว่านั้นมีการออกแบบทิศทางการวางเส้นใยผ้า 2 แบบคือ $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ และ $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ โดยจะเก็บค่าเพื่อนำไปประมวลผลในโปรแกรม MATLAB ซึ่งมีวิธีการขึ้นรูปดังต่อไปนี้

5.1 วัสดุ

การเตรียมวัสดุเพื่อขึ้นรูปวัสดุไฮบริดคอมโพสิตจะเริ่มเตรียมผ้าเส้นใยคาร์บอนสานแบบธรรมดา (3K carbon fiber fabric 1 x 1 plain weave) ขนาด 200 g/m^2 ความหนาแน่น 1.8 g/cm^3 สำหรับวัสดุเมทริกซ์จะใช้อีพ็อกซีเรซิน ER550 โดยมีอัตราส่วนระหว่างเรซิน (Resin) และตัวเร่งแข็ง (Hardener) ที่ 100:35 ตามลำดับ ในส่วนของสารตัวเติมจะใช้สารตัวเติมแกรไฟต์แบบอนุภาคขนาด $5 \mu\text{m}$ เพื่อเสริมความแข็งแรงในวัสดุไฮบริดคอมโพสิต แม่แบบสำหรับการขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้งจะใช้แม่แบบที่ทำจากอะลูมิเนียม และแม่แบบสำหรับขึ้นรูปแวก์คัมอินพิวชั่นจะใช้แม่แบบที่ทำจากกระจก

5.2 วิธีการ

5.2.1 การเตรียมชิ้นงาน

เตรียมผ้าเส้นใยคาร์บอนที่นำมาขึ้นรูปโดยการตัดผ้าเส้นใยคาร์บอนขนาด $25 \times 25 \text{ cm}^2$ ที่ทิศทาง $-45, 45, 0$ และ 90 องศา อย่างละ 40 แผ่น ในส่วนของการเตรียมวัสดุเมทริกซ์จะมีการเตรียมในส่วนของเรซินเพื่อผสมกับสารตัวเติมแกรไฟต์ในอัตราส่วน 5 wt%, 7.5 wt%, 10 wt%, 12.5 wt% และไม่ใส่สารตัวเติมแกรไฟต์ เมื่อผสมเรซินและสารตัวเติมตามที่กำหนดจึงเติมตัวเร่งแข็ง (hardener) เพื่อขึ้นรูปวัสดุไฮบริดคอมโพสิต โดยกำหนดการทดลองเป็นไปตามตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 การขึ้นรูปของวัสดุไฮบริดคอมโพสิต

วิธีการขึ้นรูป	ทิศทางการวางผ้าคาร์บอน	สารตัวเติมแกรไฟต์ (wt%)
แวก์คัมแบ็กกิ้ง	$[0^\circ/90^\circ]_{4s}$	0
	และ	5
แวก์คัมอินฟิวชัน	$[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$	7.5
		10
		12.5

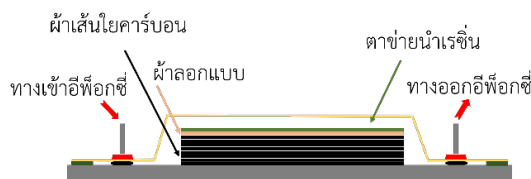
5.2.2 การขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้งและขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชัน

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการใช้วิธีการขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้งโดยนำอะลูมิเนียมมาใช้เป็นแม่แบบและวางผ้าเส้นใยคาร์บอน 8 ชั้น (ตารางที่ 5.1) พร้อมกับเติมเมทริกซ์ (อีพ็อกซีเรซินผสมกับสารตัวเติมแกรไฟต์และตัวเร่งแข็ง) ลงไปบนผ้าเส้นใยคาร์บอนในแต่ละชั้น หลังจากนั้นจะมีการวางผ้าลอกแบบ (Peel ply) รีลีสฟิล์ม (Release film) และผ้าซับเรซิน (Breather) ตามลำดับ เมื่อมีการวางส่วนประกอบการขึ้นรูปเสร็จเรียบร้อยแล้วจะวางทับด้วยแผ่นฟิล์มสุญญากาศ (Vacuum bagging) และปิดด้วยซีแลนท์เทป (Sealant tape) เพื่อเตรียมกระบวนการดูดอากาศออก แสดงดังรูปที่ 5.1 โดยใช้ความดัน -0.8 bar และอบขึ้นงานโดยตู้อบความร้อนที่อุณหภูมิ 100 °C เป็นเวลา 2 ชั่วโมง



รูปที่ 5.1 การขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้ง

การขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชันจะใช้แม่แบบกระจกในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี ซึ่งการขึ้นรูปด้วยวิธีนี้จะมีการวางผ้า 8 ชั้น ตามด้วยผ้าลอกแบบ ตาข่ายนำเรซิน (Infusion net) ฟิล์มสุญญากาศ และปิดด้วยซีแลนท์เทป ตามลำดับ จากนั้นนำเมทริกซ์ที่เติมสารตัวเติมหรือไม่เติมสารตัวเติม จากนั้นใช้ระบบสุญญากาศในการนำเมทริกซ์เหลวไหลเข้าไปในชั้นผ้าและกระจายทั่วทั้งเส้นใยคาร์บอนที่วางบนแม่แบบ (แสดงดังรูปที่ 5.2) ซึ่งมีการควบคุมความดันที่ -0.8 bar เป็นเวลา 15 นาที หลังจากนั้นทิ้งไว้จนแห้งเป็นเวลา 2 วัน แล้วนำเข้าสู่ตู้อบความร้อนที่อุณหภูมิ 100 °C เป็นเวลา 2 ชั่วโมง



รูปที่ 5.2 การขึ้นรูปแฉีกคัมอินฟิวชั่น

5.2.3 การทดสอบความต้านทานแรงดัด

การทดสอบเพื่อหาค่าคุณสมบัติเชิงกลสามารถทดสอบได้หลายวิธี งานวิจัยนี้ได้สนใจ การทดสอบความต้านทานแรงดัดโดยใช้การทดสอบแรงดัดแบบสามจุด ด้วยเครื่อง Universal testing machine (UTM) ขนาด 100 kN การทดสอบเป็นไปตามมาตรฐาน ASTM D790-02 ที่มีความเร็วในการเคลื่อนที่ของคานทดสอบ (Crosshead speed of testing) 5 mm/min และความกว้างของฐาน 100 mm ขนาดของชิ้นงานทดสอบ 191 x 20 x 2 mm³ ในการคำนวณหาค่าความต้านทานแรงดัดสามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

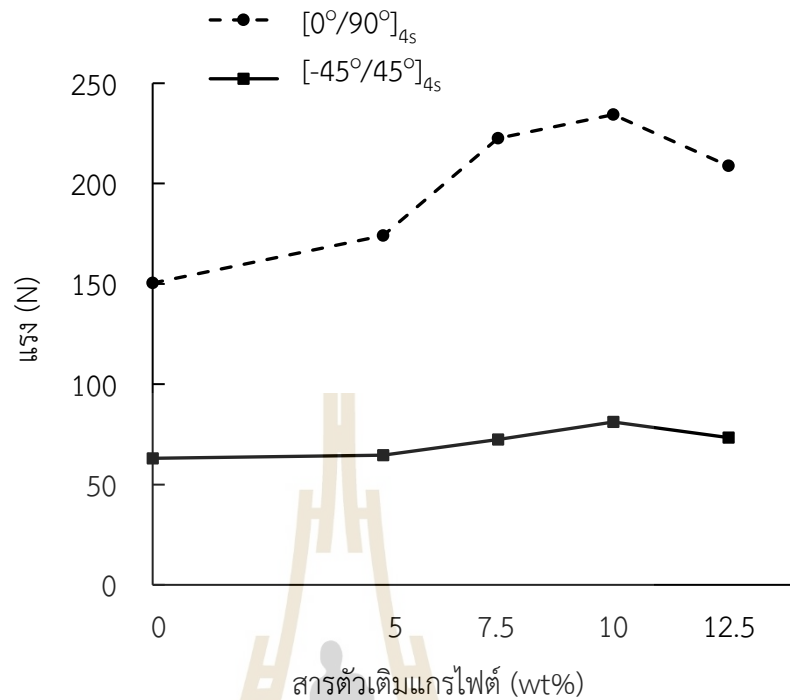
$$\sigma = 3FL/2bt^2$$

โดย σ คือค่าความต้านทานแรงดัด F คือแรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงาน L คือความกว้างของฐาน b คือความกว้างของชิ้นงานทดสอบ และ t คือความหนาของชิ้นงานทดสอบ

5.3 ผลการดำเนินงานวิจัย

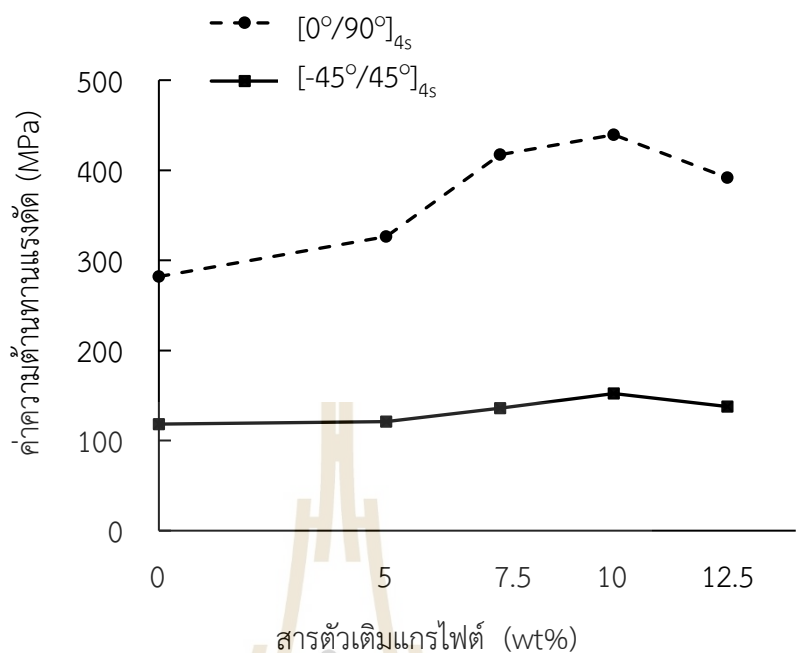
5.3.1 การขึ้นรูปแฉีกคัมแบ็กกิ้ง

ในงานวิจัยนี้แสดงค่าแรงดัดสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงานทดสอบ โดยผลการทดสอบความต้านทานแรงดัดแสดงในรูปที่ 5.3. ซึ่งแรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงานที่ขึ้นรูปด้วยวิธีแฉีกคัมแบ็กกิ้งในทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ และ $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ จะเห็นค่าแรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงานมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อมีการเพิ่มเปอร์เซ็นต์ของสารตัวเติมแกรไฟต์ อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% และ 12.5 wt% ในทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ และ $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ พบว่าแรงดัดสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงานทดสอบมีแนวโน้มลดลงเมื่อเพิ่มเปอร์เซ็นต์การเติมสารตัวเติมแกรไฟต์โดยลดลง 10.9% และ 9.6% ตามลำดับ การลดลงของแรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นทดสอบเนื่องจากการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์เป็นปริมาณมากจะทำให้เกิดการจับตัวของสารตัวเติมแกรไฟต์แล้วทำให้เกิดความพรุน (Porosity) ในเมทริกซ์ และส่งผลให้การยึดเกาะระหว่างเมทริกซ์และเส้นใยลดลง



รูปที่ 5.3 แรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงานที่ขึ้นรูปด้วยวิธีแวก์คัมแบ็กกิ้ง

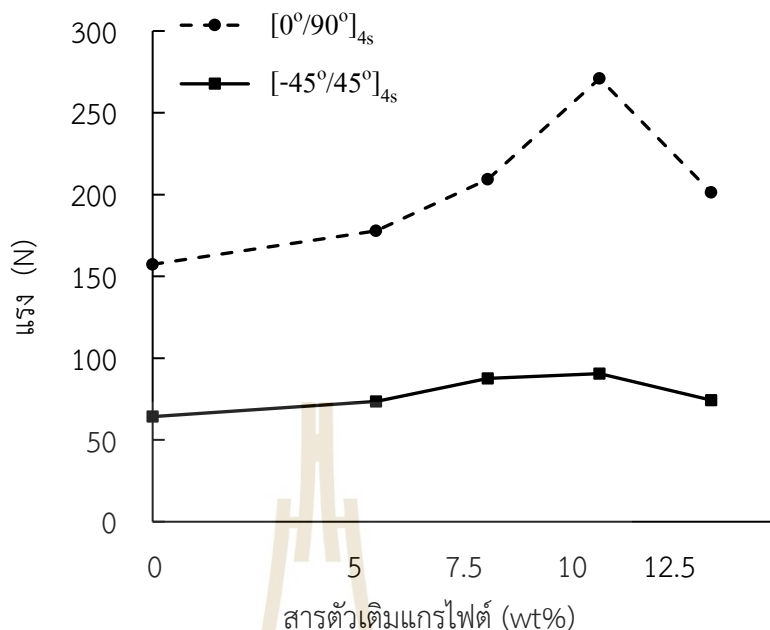
ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้านทานแรงดัดและเปอร์เซ็นต์สารตัวเติมแกรไฟต์สำหรับวิธีขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้ง เมื่อนำแรงที่กระทำสูงสุดมาคำนวณหาค่าความต้านทานแรงดัดโดยเปรียบเทียบทิศทางการวางเส้นใยผ้าที่ส่งผลต่อค่าคุณสมบัติเชิงกล ในรูปที่ 5.4 เมื่อพิจารณาทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ โดยการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 0, 5, 7.5, 10 และ 12.5 wt% จะมีค่าความต้านทานแรงดัดเพิ่มขึ้น 138.5%, 169.5%, 207.3% และ 188.7% ตามลำดับเมื่อเทียบกับทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ ซึ่งทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ สามารถรับแรงดัดที่กระทำจากการทดสอบการต้านแรงดัดได้ดี ในขณะที่ทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ มีการเอียงมุมของผ้าในแนวเฉียงทำให้สามารถรับแรงดัดได้ดี



รูปที่ 5.4 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้านทานแรงดึงและสารตัวเติมแกรไฟต์ของวิธีการขึ้นรูป
เว็คคัมแบ็กกิ้ง

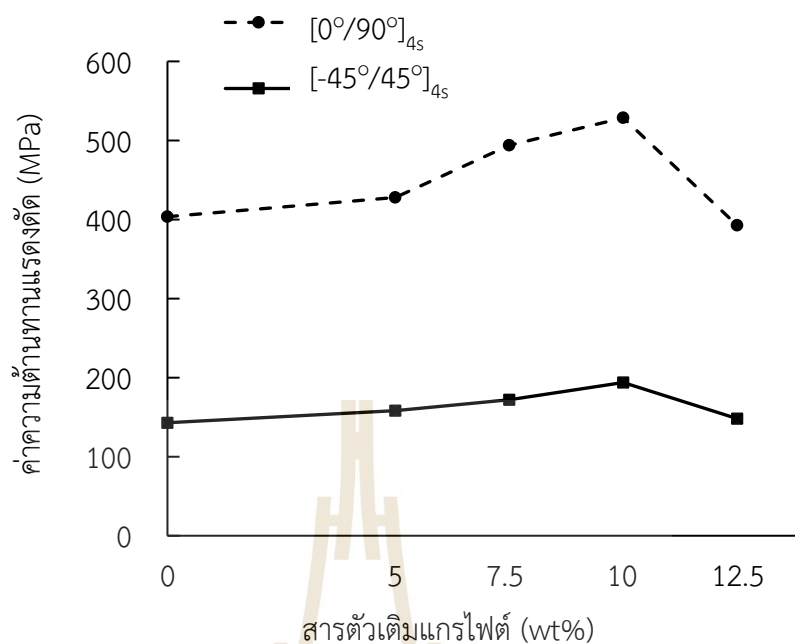
5.3.2 การขึ้นรูปเว็คคัมอินฟิวชั่น

รูปที่ 5.5 แรงสูงสุดที่กระทำกับชิ้นงานในการทดสอบแรงดัดด้วยวิธีการขึ้นรูปเว็คคัมอินฟิวชั่น เมื่อมีการเพิ่มสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 5, 7.5, 10 และ 12.5 wt% ค่าแรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นงานจะเพิ่มขึ้นเช่นเดียวกับกรณีของการขึ้นรูปด้วยวิธีเว็คคัมแบ็กกิ้งสำหรับทิศทางการวางเส้นใยผ้า [0°/90°]_{4s} และ [-45°/45°]_{4s} เมื่อพิจารณาการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% เปรียบเทียบกับ 12.5 wt% ของทิศทางการวางเส้นใยผ้าทั้งสองรูปแบบ จะเห็นว่าการลดลงของแรงสูงสุดที่กระทำต่อชิ้นทดสอบคิดเป็น 25.7% และ 17.9% ตามลำดับ



รูปที่ 5.5 แรงสูงสุดที่กระทำกับชิ้นงานในการทดสอบแรงดัดขึ้นรูปด้วยวิธีแวก์คัมอินฟิวชั่น

ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้านทานแรงดัดและเปอร์เซ็นต์สารตัวเติมแกรไฟต์ของการขึ้นรูปด้วยวิธีแวก์คัมอินฟิวชั่นแสดงดังรูปที่ 5.6 ที่ทิศทางการวางเส้นใย $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ มีค่าความต้านทานแรงดัดเพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ โดยเพิ่มขึ้น 6%, 22% และ 31 % เมื่อพิจารณาที่การเติมสารตัวเติม 5, 7.5 และ 10 wt% ตามลำดับ โดยเปรียบเทียบกับวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีที่ไม่เติมสารตัวเติมแกรไฟต์ (0 wt%) เมื่อพิจารณาการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 12.5 wt% จะส่งผลให้ค่าความต้านทานแรงดัดจะมีค่าลดลง 25.8% เมื่อเทียบกับการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% สำหรับกรณีทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของค่าความต้านทานแรงดัดเมื่อเปลี่ยนแปลงเปอร์เซ็นต์การเติมสารตัวเติมแกรไฟต์คล้ายกับรูปที่ 4 (ทิศทางการวางผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$) เมื่อพิจารณาสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 5, 7.5 และ 10 wt% ค่าความต้านทานแรงดัดจะเพิ่มขึ้น 10.6%, 20.4% และ 35.6% ตามลำดับ โดยเปรียบเทียบกับวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีที่ไม่เติมสารตัวเติมแกรไฟต์ และในกรณีที่มีการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 12.5 wt% พบว่าค่าความต้านทานแรงดัดมีค่าลดลง 23.7% เมื่อเทียบกับค่าความต้านทานแรงดัดที่สารตัวเติมแกรไฟต์ 10 wt% ในทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$

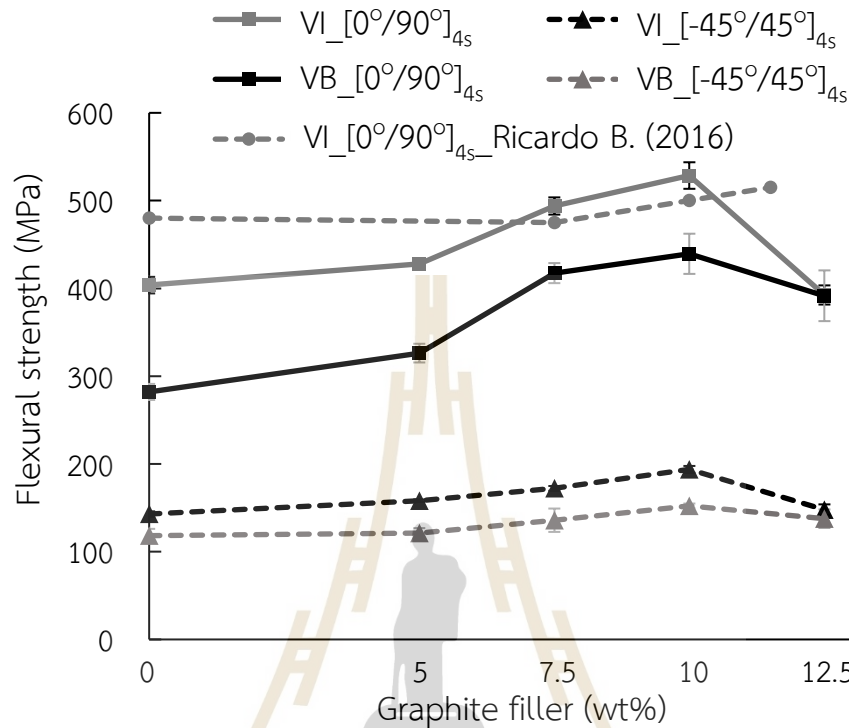


รูปที่ 5.6 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้านทานแรงดึงและสารตัวเติมแกรไฟต์ของวิธีการขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชั่น

5.3.3 เปรียบเทียบวิธีการขึ้นรูป

เมื่อพิจารณาจากรูปที่ 5.7 ได้นำค่าความต้านทานแรงดึงอ้างอิงจากงานวิจัยของ Richado B. et al. (2016) เพื่อเปรียบเทียบแนวโน้มของการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดึงเพื่อที่จะตรวจสอบความถูกต้องของงานวิจัยนี้ จะเห็นว่าแนวโน้มของค่าความต้านทานแรงดึงเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงสารตัวเติมแกรไฟต์มีแนวโน้มเดียวกันแต่มีค่าที่แตกต่างกันเล็กน้อยเนื่องจากงานวิจัยอ้างอิงได้ใช้เมทริกซ์คนละชนิด (อีพ็อกซี SR1500 และฮาร์ดเดนเนออร์ SD2505 อัตราส่วน 100:33 ตามลำดับ) จากการเปรียบเทียบวิธีการขึ้นรูประหว่างการขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้งและขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชั่น พบว่าการขึ้นรูปแบบแวก์คัมแบ็กกิ้งนั้นสามารถรับการต้านทานแรงดึงได้น้อยกว่าขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชั่นในกรณีการวางทิศทางเส้นใยผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ และ $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ หรือการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่เปอร์เซ็นต์เท่ากันซึ่งแสดงดังรูปที่ 5.7 เมื่อพิจารณาทิศทางการวางเส้นใยผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ ที่ 0, 5, 7.5, 10 และ 12.5 wt% ของการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์โดยใช้วิธีการขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชั่นจะมีค่าความต้านทานแรงดึงมากกว่า 43.1%, 31.2%, 18.3%, 20.3% และ 0.2% ตามลำดับ โดยเปรียบเทียบกับค่าความต้านทานแรงดึงของวัสดุไฮบริดคอมโพสิตด้วยวิธีการขึ้นรูปแวก์คัมแบ็กกิ้ง เช่นเดียวกับการวางทิศทางเส้นใยผ้า $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$ เมื่อใช้วิธีการขึ้นรูปแวก์คัมอินฟิวชั่นค่าความต้านทานแรงดึงจะเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับค่าความต้านทานแรงดึงของ

ชิ้นงานที่ขึ้นรูปด้วยวิธีขึ้นรูปแก้วคัมแบ็กกิ้งโดยเพิ่มขึ้น 20.8%, 30.6%, 26.7%, 27.4% และ 7.5% เมื่อเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 0, 5, 7.5, 10 และ 12.5 wt% ตามลำดับ



รูปที่ 5.7 ค่าความต้านทานแรงดัดด้วยวิธีการขึ้นรูปแก้วคัมแบ็กกิ้งและขึ้นรูปแก้วคัมแบ็กกิ้งอินพิวชัน

5.3.4 เปรียบเทียบวัสดุคอมโพสิตและอะลูมิเนียม

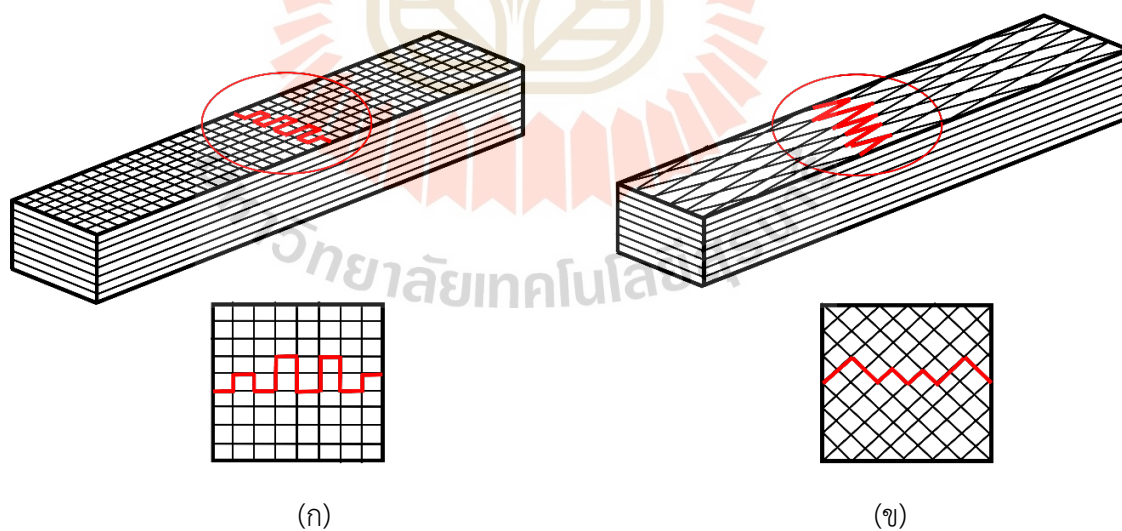
วัสดุที่ใช้ในการขึ้นรูปเพื่อเป็นส่วนประกอบของโครงสร้างอากาศยานส่วนมากทำมาจากอะลูมิเนียมซึ่งมีความแข็งแรงแต่น้ำหนักมากจึงส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการบินของอากาศยานไร้คนขับ งานวิจัยนี้จึงมีการนำความต้านทานแรงดัดของอะลูมิเนียมมาเปรียบเทียบกับค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุไฮบริดคอมโพสิต โดยใช้ Aluminium alloy 6061 ซึ่งเป็นอะลูมิเนียมที่ใช้ทำส่วนประกอบในเครื่องบินเปรียบเทียบกับวัสดุไฮบริดคอมโพสิตที่ทิศทางการวางผ้า $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ และเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ 10 wt% ด้วยวิธีการขึ้นรูปแก้วคัมแบ็กกิ้งและขึ้นรูปแก้วคัมแบ็กกิ้งอินพิวชัน จากตารางที่ 5.2 แสดงถึงค่าความต้านทานแรงดัดและน้ำหนักของวัสดุ ซึ่งวัสดุไฮบริดคอมโพสิตจากการขึ้นรูปทั้งสองวิธีมีค่าความต้านทานแรงดัดมากกว่า Aluminium alloy 6061 มากไปกว่านั้นค่าอัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนักของวัสดุไฮบริดคอมโพสิตมีค่ามากกว่า Aluminium alloy 6061 เช่นกัน ดังนั้นวัสดุไฮบริดคอมโพสิตจึงเป็นวัสดุทางเลือกที่สามารถนำไปใช้เป็นส่วนประกอบในโครงสร้างของอากาศยานไร้คนขับได้

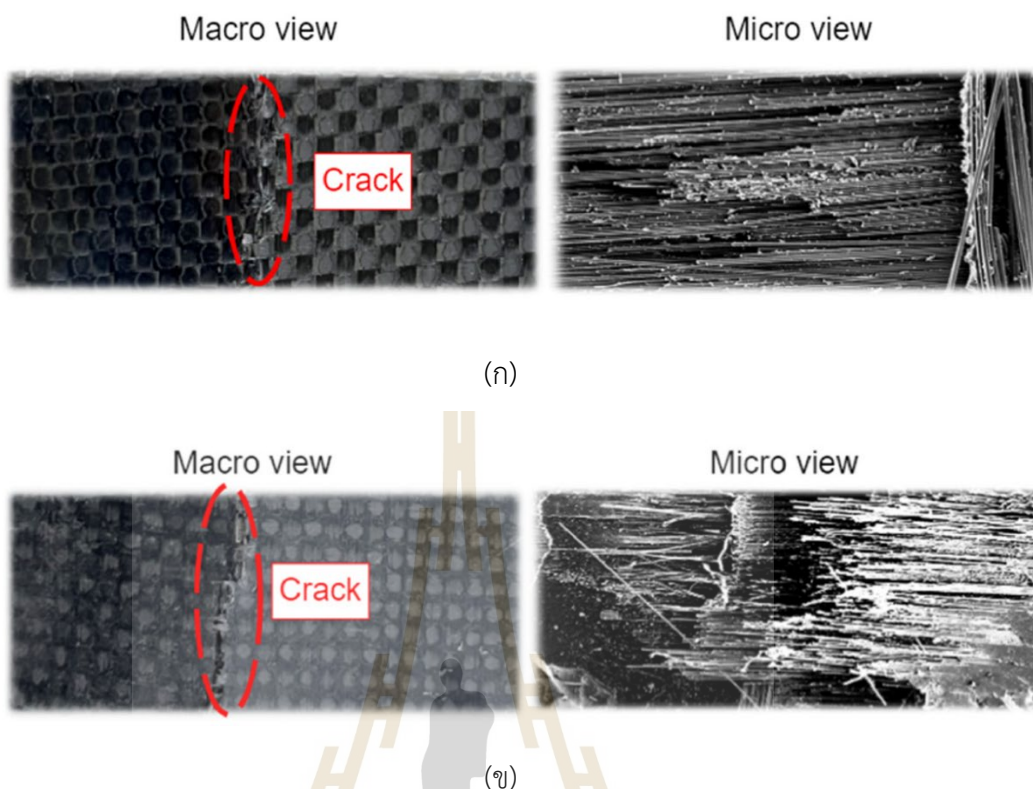
ตารางที่ 5.2 อัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนักของวัสดุ

วัสดุ	ค่าความต้านทาน แรงตัดสูงสุด (MPa)	น้ำหนัก (g)	อัตราส่วนความ แข็งแรงต่อน้ำหนัก (MPa/g)
Aluminium alloy 6061	187.5	27	6.9
ไฮบริดคอมโพสิตขึ้นรูปแว็คคัม แบ็กกิ้ง	439.4	11.75	37.4
ไฮบริดคอมโพสิตขึ้นรูปแว็คคัม อินฟิวชั่น	528.6	10	52.9

5.3.5 ลักษณะการแตกหักของชิ้นงาน

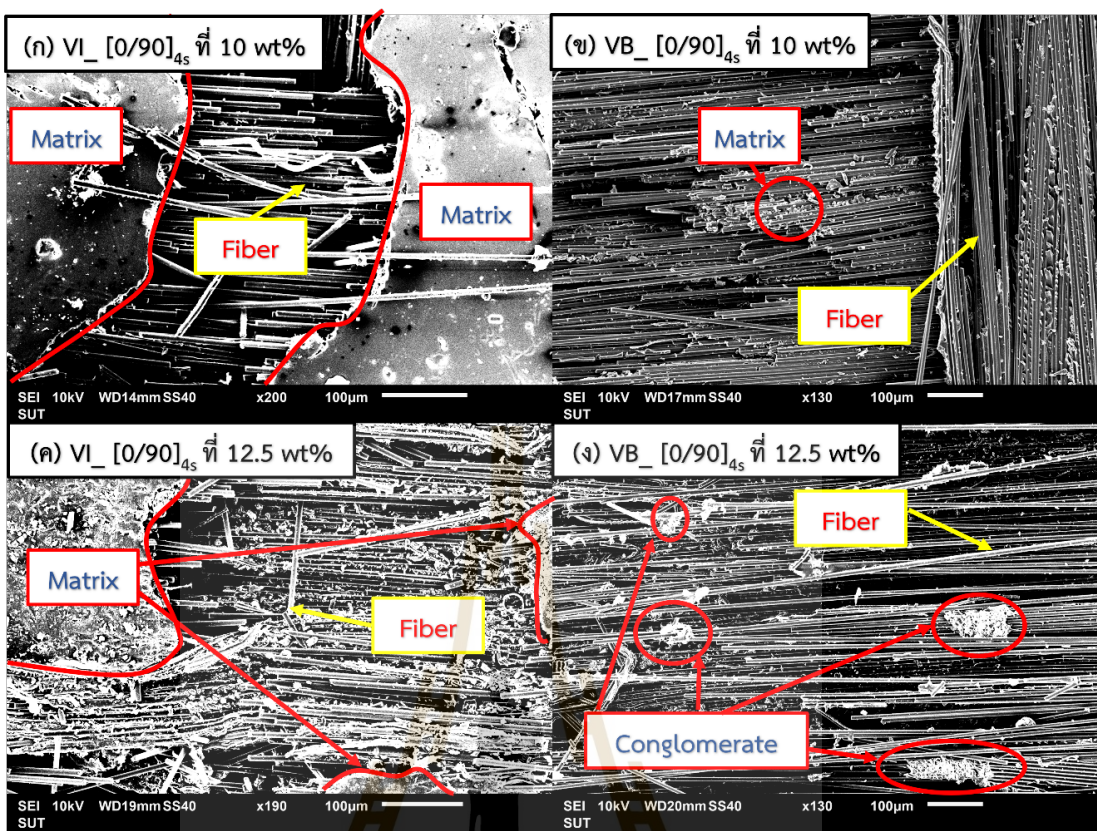
ความแข็งแรงของวัสดุจะส่งผลต่อการแตกหักของวัสดุเช่นเดียวกันกับทิศทางการวาง
ผ้า ซึ่งจะวิเคราะห์การแตกหักของวัสดุไฮบริดคอมโพสิตโดยรอยแตกที่เกิดจากแรงที่กระทำบนชิ้นงาน
ทดสอบที่ได้จากการทดสอบการดัดงอแบบสามจุดจะมีรูปแบบการแตกร้าวบนชิ้นงานทดสอบดังแสดง
ในรูปที่ 5.8 ซึ่งตัวอย่างที่นำมาศึกษาได้ผ่านกระบวนการผลิตที่มีการเชื่อมประสานระหว่างส่วน
เสริมแรง คือ ผ้าเส้นใยคาร์บอน และส่วนของเมทริกซ์ คือ อีพ็อกซีเรซิน เมื่อพิจารณาถึงการแตกหัก
ของชิ้นงานทดสอบจะแตกตามรอยของทิศทางการวางผ้าในแผ่นวัสดุไฮบริดคอมโพสิตซึ่งจะแสดงภาพ
macro-micro ในรูปที่ 5.9 เพื่อให้สังเกตพื้นที่รอยแตกของวัสดุ

รูปที่ 5.8 ลักษณะการแตกหักของวัสดุไฮบริดคอมโพสิต (ก) $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ และ (ข) $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$



รูปที่ 5.9 ภาพ macro-micro ของตัวอย่างชิ้นงานที่แตกหักที่ (ก) $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ (ข) $[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$

ในรูปที่ 5.10 การแตกหักของเส้นใยคาร์บอนได้รับการตรวจสอบโดยกล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด (Scanning Electron Microscope: SEM) ด้วยรุ่น JOEL JSM-6010LV โดยชิ้นงานที่ถูกนำมาพิจารณา มีการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% (แสดงดังรูปที่ 5.10(ก) และ 5.10(ข)) จะเห็นได้ว่าเมทริกซ์ของการขึ้นรูปแบบ VI เมทริกซ์จะถูกจัดเป็นกลุ่มและเข้าสู่เส้นใยซึ่งบ่งบอกถึงความเหนียวของเมทริกซ์และการประสานกันได้ดีระหว่างเส้นใยและเมทริกซ์ ในขณะที่เมทริกซ์ที่มีการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 12.5 wt% (ดูรูปที่ 5.10(ค) และ 5.10(ง)) เมทริกซ์มีการกระจายเป็นชิ้นเล็ก ๆ บ่งบอกถึงการรับแรงดัดงอหรือความเหนียวมีค่าน้อยกว่า (ดูรูปที่ 5.7) ซึ่งแสดงถึงความไม่แข็งแรงแข็งแรงของวัสดุ ในกรณีของกระบวนการขึ้นรูปแบบ VI (ดูรูปที่ 5.10(ก) และ 5.10(ค)) จะเห็นได้ว่าเมทริกซ์การจับตัวเป็นกลุ่มใหญ่ซึ่งเคลือบเส้นใยไว้ซึ่งบ่งชี้ถึงการยึดติดที่แน่นหนา ระหว่างเส้นใยและเมทริกซ์เมื่อถูกแรงกระทำกับชิ้นงาน ในขณะที่การขึ้นรูปแบบ VB มีการรวมตัวของเมทริกซ์และสารตัวเติมแกรไฟต์ทำให้เกิดการจัดกลุ่มเป็นก้อน (Conglomerate) ส่งผลให้เกิดการแตกหักได้ง่าย (ดูรูปที่ 5.10(ข) และ 5.10(ง)) ดังนั้นกระบวนการขึ้นรูปแบบ VI ที่การเติมสารตัวเติมที่ 10 wt% จะให้ประสิทธิภาพในการรับแรงดัดงอได้ดีกว่ากระบวนการขึ้นรูปแบบ VB



รูปที่ 5.10 SEM ของชิ้นงานทดสอบการแตกหักที่ทิศทางการวางผ้า $[0^{\circ}/90^{\circ}]_{4s}$ (ก) สารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% กระบวนการขึ้นรูปแบบ VI (ข) สารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% กระบวนการขึ้นรูปแบบ VB (ค) สารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 12.5 wt% กระบวนการขึ้นรูปแบบ VI และ (ง) สารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 12.5 wt% กระบวนการขึ้นรูปแบบ VB

วัสดุไฮบริดคอมโพสิตในงานวิจัยนี้เป็นการนำวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีผสมร่วมกับสารตัวเติมแกรไฟต์ โดยศึกษาค่าความต้านทานแรงดัดจากการทดสอบแรงดัดแบบสามจุด เพื่อนำวัสดุไฮบริดคอมโพสิตไปประยุกต์ใช้ในอากาศยานไร้คนขับแทนอะลูมิเนียม จากการศึกษพบว่าวัสดุไฮบริดคอมโพสิตมีค่าความต้านทานแรงดัดและค่าอัตราส่วนความแข็งแรงต่อน้ำหนักมากกว่า อะลูมิเนียม มากไปกว่านั้นการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์เป็นปัจจัยที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด โดยปริมาณสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% จะให้ค่าความต้านทานแรงดัดมากที่สุดในกลุ่มทิศทางการวางเส้นใยผ้าทั้ง 2 กรณี และเมื่อพิจารณาค่าความต้านทานแรงดัดในทิศทางการวางเส้นใยผ้าที่ $[0^{\circ}/90^{\circ}]_{4s}$ จะมีค่ามากกว่าทิศทางการวางเส้นใยผ้าที่ $[-45^{\circ}/45^{\circ}]_{4s}$ ในทุกกรณีเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงวิธีการขึ้นรูปและเติมสารตัวเติม ดังนั้นทิศทางการวางเส้นใยผ้าเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดอย่างมีนัยสำคัญ จากการขึ้นรูปโดยใช้วิธีแวกคัมแบ็กกิ้งและแวกคัมอินพิวชันสามารถแสดงให้เห็นว่าวิธีการขึ้นรูปเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด ซึ่งการขึ้นรูปด้วยวิธีแวกคัมอินพิวชันจะทำให้ชิ้นงานมีค่าความต้านทานแรงดัดที่สูงเมื่อเทียบกับการ

ขึ้นรูปด้วยวิธีแว็คคัมแบ็กกิ้ง โดยสามารถนำวิธีการขึ้นรูปแบบแว็คคัมอินฟิวชันไปใช้ในการขึ้นรูปวัสดุ เพื่อทำเป็นชิ้นส่วนในอากาศยานไร้คนขับแทนอะลูมิเนียม

ในส่วนของบทนี้จะเห็นว่าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าค่าความต้านทานแรงดัดก็จะเปลี่ยนไปดังนั้นจึงมีการนำทิศทางการวางผ้าแบบ $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ เป็นทิศทางการผ้าที่ให้ค่าความต้านทานแรงดัดที่ดีที่สุด ในส่วนของการเติมสารตัวเติมจะส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดด้วยเช่นกันโดยหากมีการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์มากกว่า 12.5 wt% จะทำให้ค่าความต้านทานแรงดัดมีค่าลดลง ผู้วิจัยจึงนำทิศทางการวางผ้าและการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์มาพิจารณาในงานวิจัยและจะนำตัวแปรทั้ง 2 ข้อมูลไปหาว่าส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่



บทที่ 6

การพิจารณาปัจจัยทางโครงสร้างของการเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกและปัจจัยที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด

ในบทนี้จะกล่าวถึงปัจจัยทางโครงสร้างของการเรียนรู้ด้วยปัญญาประดิษฐ์โดยมีการเปลี่ยนแปลงโครงสร้าง เช่น จำนวนชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอน ค่าการทำนายจะเปลี่ยนแปลงอย่างไร พร้อมลองนำข้อมูลไปทำนายเพื่อดูความแม่นยำในการทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) และเมื่อดูการทำนายว่าสามารถทำนายได้แม่นยำหรือไม่ ทางผู้วิจัยจะเริ่มนำข้อมูลจากการทดสอบแรงดัดจากบทที่ 5 มาใช้ในการหาปัจจัยที่ส่งผลต่อความต้านทานแรงดัดเพื่อหาตัวแปรที่จะใช้เป็นข้อมูลเข้าการพิจารณาปัจจัยทางโครงสร้างของการเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกและปัจจัยที่มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด

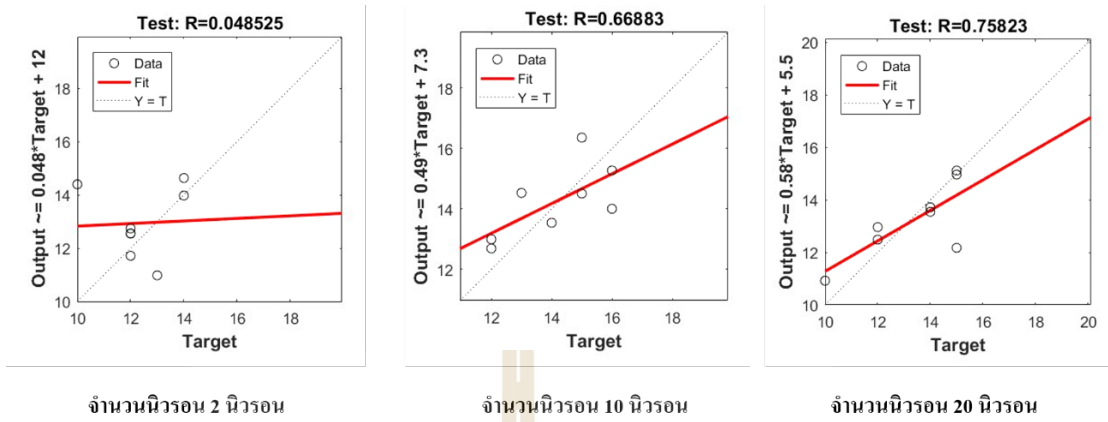
6.1 ผลการเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอน

จากการศึกษาการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) จะมีส่วนประกอบคือ ชั้นข้อมูลเข้า (Input layers) ชั้นซ่อน (Hidden layers) และชั้นข้อมูลออก (Output layers) โดยแต่ละชั้นจะมีนิวรอน (Neuron) ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวรวบรวมค่า และส่งข้อมูลไปยังชั้นถัดไป จึงมีการศึกษาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนมีผลต่อการประมวลผลข้อมูลอย่างไร โดยใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ในโปรแกรม MATLAB@2016 ซึ่งมีกรณีศึกษาทั้งหมด 2 กรณีดังต่อไปนี้

6.1.1 การเปลี่ยนแปลงจำนวนนิวรอน

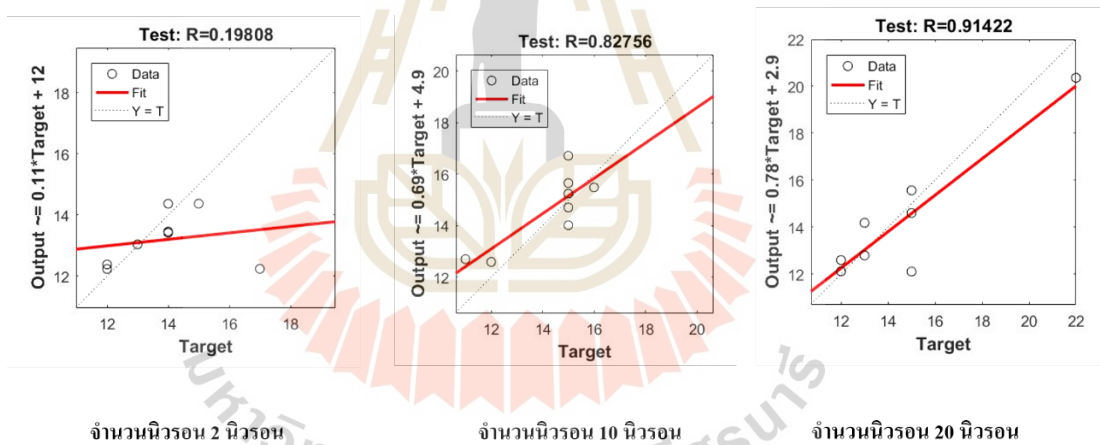
ในกรณีนี้จะมีการนำชั้นซ่อนมาใช้ในการประเมินข้อมูลจำนวน 1, 3 และ 5 ชั้น เพื่อให้ค่าแนวโน้มเมื่อการเปลี่ยนแปลงจำนวนนิวรอนมีความแม่นยำจึงศึกษาที่กรณีที่มีจำนวนชั้นซ่อนเพิ่มขึ้น และมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนนิวรอนในชั้นคือ 2, 10 และ 20 นิวรอน ซึ่งนำข้อมูลมา 51 ตัวอย่าง โดยจะพิจารณาค่าการทดสอบ (Test set) ว่าค่าการทดสอบมีค่าใกล้เคียงกับค่าจากข้อมูลการสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Train set) อย่างไรเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงขอบเขต โดยจะแบ่งขอบเขตออกเป็น 3 กรณีเพื่อดูค่า R^2 ดังนี้

6.1.1.1 จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น



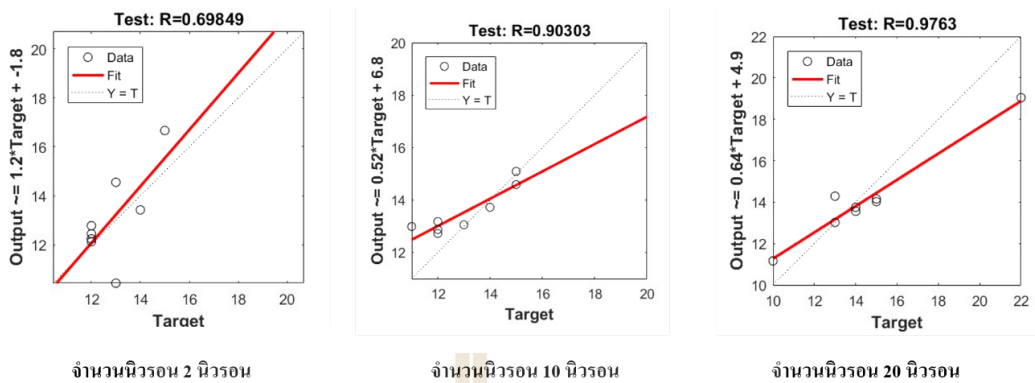
รูปที่ 6.1 การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น

6.1.1.2 จำนวนชั้นซ่อน 3 ชั้น



รูปที่ 6.2 การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนชั้นซ่อน 3 ชั้น

6.1.1.3 จำนวนชั้นซ่อน 5 ชั้น

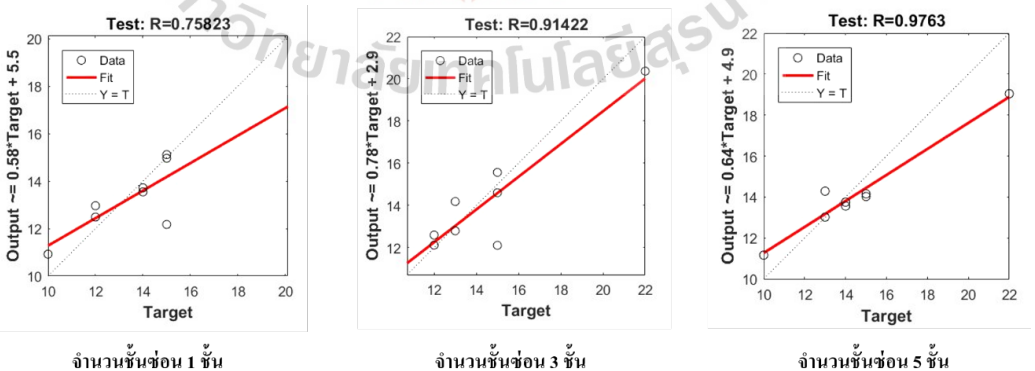


รูปที่ 6.3 การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนชั้นซ่อน 5 ชั้น

จากผลการทำนายจากค่าการทดสอบเมื่อพิจารณาค่า R^2 ในทุก ๆ ชั้นจะเห็นว่ามีความแม่นยำเพิ่มขึ้นเมื่อมีจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นมากขึ้นซึ่งค่า R^2 บอกถึงความแม่นยำในการทำนายค่า ยิ่งค่า R^2 (มีค่าใกล้ 1) มีค่ามากความแม่นยำในการทำนายมากขึ้น และเมื่อพิจารณาข้อมูล (Data) เส้นข้อมูลจากการทดสอบ (Fit) และเส้นข้อมูลการสอน ($Y=T$) จะเห็นว่าเมื่อมีการเพิ่มจำนวนนิวรอนมากขึ้น Data จะเข้าใกล้เส้นข้อมูลจากการทดสอบมากขึ้น และเมื่อจำนวนนิวรอนเพิ่มขึ้นเส้น Fit และเส้น $Y=T$ จะเข้าใกล้กันมากขึ้น เนื่องจากการเพิ่มจำนวนนิวรอนจะทำให้การประมวลข้อมูลและรับข้อมูลได้มากขึ้น ทำให้มีความแม่นยำในการทำนายมากขึ้น

6.1.2 การเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้น

ในกรณีนี้จะมีการตั้งค่าจำนวนนิวรอนคงที่ที่ 20 นิวรอน และมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้น 1, 3 และ 5 ชั้น เพื่อดูแนวโน้มของค่า R-squared โดยแสดงผลดังรูปที่ 6.4



รูปที่ 6.4 การประมวลผลจากค่าการทดสอบที่จำนวนนิวรอน 20 นิวรอน

เมื่อพิจารณาค่า R^2 จากการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนพบว่า การเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนค่า R-squared จะเพิ่มขึ้น และเมื่อพิจารณา Data เส้น Fit และเส้น $Y=T$ จะเห็นว่าเมื่อมีการเพิ่มจำนวนนิรอนมากขึ้นข้อมูล จะเข้าใกล้เส้นข้อมูลจากการทดสอบมากขึ้น และเมื่อจำนวนนิรอนเพิ่มขึ้นเส้น Fit และเส้น $(Y=T)$ จะเข้าใกล้กันมากขึ้น

6.2 การหาปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด

การเลือกค่าความต้านทานแรงดัดเป็นข้อมูลออกต้องคำนึงถึงข้อมูลเข้าที่เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด โดยมีการเก็บข้อมูลตัวอย่างจากการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีและสารตัวเติมแกรไฟต์ในอัตราส่วนน้ำหนักที่ต่างกัน (5, 7.5, 10 และ 12.5 wt%) ด้วยวิธีการขึ้นรูปที่แตกต่างกันสองวิธีคือ การขึ้นรูปด้วยแวคคัมแบ็กกิ้ง (Vacuum bagging: VB) และการขึ้นรูปด้วยแวคคัมอิมฟิวชัน (Vacuum Infusion: VI) โดยมีทิศทางการวางผ้าที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 6.2

ตารางที่ 6.2 การขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีและสารตัวเติมแกรไฟต์

Specimens	Reinforcement	Graphite filler (wt%)	Process
1		0	Vacuum bagging (VB)
2		5	
3	$[0^\circ/90^\circ]_{4s}$	7.5	
4		10	
5		12.5	
6		0	
7		5	
8	$[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$	7.5	
9		10	
10		12.5	
11		0	Vacuum infusion (VI)
12		5	
13	$[0^\circ/90^\circ]_{4s}$	7.5	
14		10	
15		12.5	
16		0	
17		5	
18	$[-45^\circ/45^\circ]_{4s}$	7.5	
19		10	
20		12.5	

เมื่อขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีและสารตัวเติมแกรไฟต์เสร็จสิ้นแล้วจะนำมาทดสอบหาค่าความต้านทานแรงดัดซึ่งได้จากการทดสอบแรงดัดแบบสามจุด (3-point bending test) ซึ่งจะทำการเก็บค่าความต้านทานแรงดัด เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของ ความกว้าง ความหนา การวางแนวผ้าคาร์บอน (Ply orientation) วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์ โดยจะนำค่าที่ได้ไปใช้ในการวิเคราะห์เพื่อหาปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดด้วยโปรแกรม IBM SPSS Statistics โดยมีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดตัวแปรเพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการทดสอบแรงดัดแบบสามจุดเข้ามาวิเคราะห์ ซึ่งค่าที่นำมาวิเคราะห์ในการหาปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดมี ความกว้าง ความหนา การวางแนวผ้าคาร์บอน (Ply orientation) วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์

	Name	Type	Width	Decimals	Label	Values	Missing	Columns	Align	Measure	Role
1	Load	Numeric	8	2		None	None	8	Right	Scale	Input
2	Flexural	Numeric	8	2		None	None	8	Right	Scale	Input
3	Thick	Numeric	8	2		None	None	8	Right	Scale	Input
4	width	Numeric	8	2		None	None	8	Right	Scale	Input
5	ply	Numeric	8	2		{1.00, 45}...	None	8	Right	Nominal	Input
6	Manu	Numeric	8	2		{1.00, in}...	None	8	Right	Nominal	Input
7	grahite	Numeric	8	2		{.00, 1}...	None	8	Right	Nominal	Input

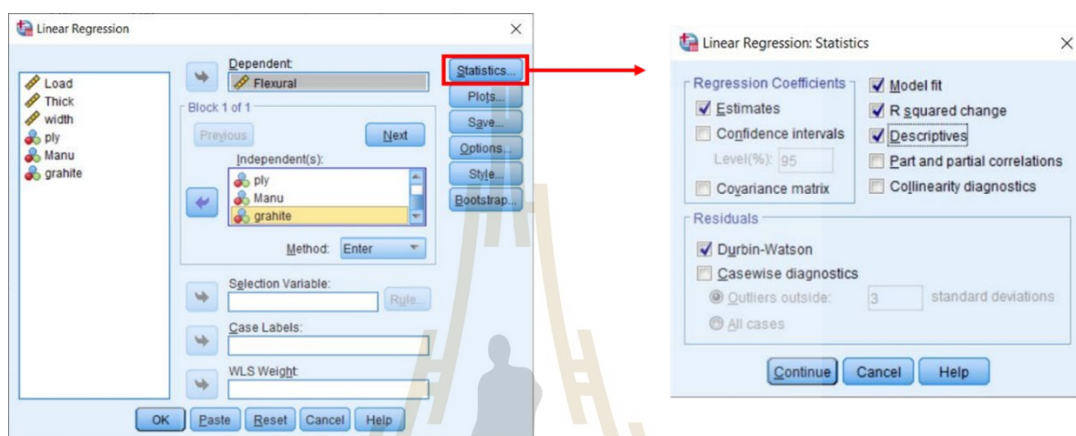
รูปที่ 6.2.1 กำหนดตัวแปรที่ใช้ในโปรแกรม IBM SPSS Statistics

2. นำค่าจากการทดสอบจากการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีและสารตัวเติมแกรไฟต์ตามตารางที่ 6.2 มาใช้ในการวิเคราะห์จำนวน 103 ข้อมูล โดยเลือกคำสั่ง Analyze และเลือกวิธี Linear Regression ในการวิเคราะห์ข้อมูล

The screenshot shows the 'Analyze' menu in IBM SPSS Statistics. The 'Regression' option is selected, and the 'Linear...' option is highlighted in the submenu. The main window displays a data grid with 27 rows and 7 columns of variables.

รูปที่ 6.2.2 การเลือกวิธีวิเคราะห์โดยใช้ Linear regression

3. ในการวิเคราะห์ข้อมูลของโปรแกรมต้องมีการเลือกตัวแปรต้นและตัวแปรตามเพื่อให้การวิเคราะห์ข้อมูลเป็นไปตามที่ทางนักวิจัยต้องการ โดยทางผู้วิจัยได้กำหนดให้ตัวแปรต้นคือ ของ ความกว้าง ความหนา การวางแนวผ้าคาร์บอน (Ply orientation) วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์ ตัวแปรตามคือค่าความต้านทานแรงดัด จากนั้นให้กำหนดผลการวิเคราะห์จาก Statistics กำหนดให้ Regression Coefficients เป็น Estimates โดยดูค่า R^2 ในการบอกความแม่นยำของสมการในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดจากตัวแปรต้น และเลือก Residual เป็น Durbin-Watson



รูปที่ 6.2.3 การกำหนดตัวแปรต้นและตามแปรตามในการทำนายข้อมูล

4. จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการหาปัจจัยที่ส่งผลต่อตัวแปรตามจะมีการกำหนดค่า Criteria มีค่า 0.05 หรือเป็นการกำหนดว่าตัวแปรที่กำลังศึกษาส่งผลต่อตัวแปรตาม 95 เปอร์เซ็นต์ โดยเปรียบเทียบกับค่า Significant จากผลการวิเคราะห์หาก Significant น้อยกว่า 0.05 ตัวแปรต้นที่กำหนดจะเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดอย่างมีนัยสำคัญ ดังที่แสดงตารางที่ 6.3 จะเห็นว่าความหนา การวางทิศทางผ้าคาร์บอน (Ply orientation) มีผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดมากที่สุด วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์ เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดมีผลเป็นลำดับถัดมา

ตารางที่ 6.3 ปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัด

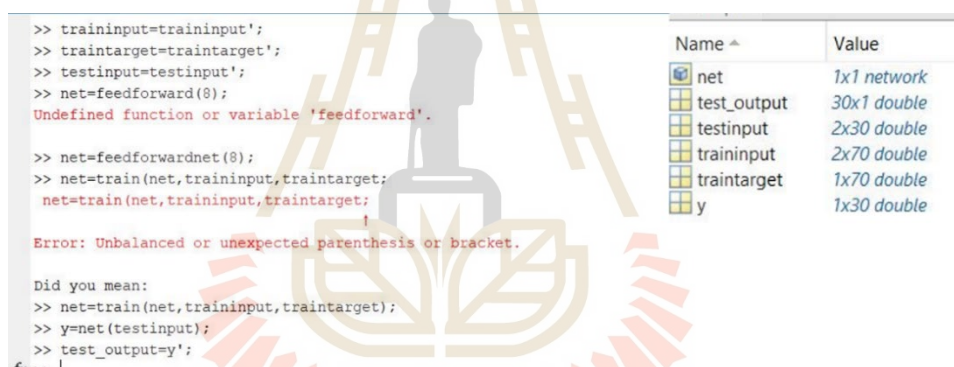
Coefficient ^a	
Model	Significant
Thickness	0.000
Width	0.240
Ply orientation	0.000
Manufacturing	0.001
wt% of Graphite	0.001

a. Dependent Variable Flexural strength

จากวิธีการหาค่าปัจจัยที่ส่งผลถึงค่าความต้านทานแรงดัดจากโปรแกรม IBM SPSS Statistics งานวิจัยนี้จึงได้เลือก ความหนา การวางแนวผ้าคาร์บอน (Ply orientation) วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์ เป็นข้อมูลเข้า (Input data) ที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดซึ่งเป็นข้อมูลออก (Output data)

6.3 การทำนายข้อมูลด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

ในการทำนายผลครั้งนี้มีการนำข้อมูลตัวอย่างมา 70 ข้อมูลโดยมีค่าข้อมูลเข้าของการสอน (Train input) ข้อมูลเข้าของการทดสอบ (Test input) และ ข้อมูลเป้าหมายของการสอน (Train target) เพื่อที่จะหาค่าข้อมูลออกของการทดสอบ (Test output) โดยใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม ในโปรแกรม MATLAB@2016 เพื่อดูการทำนายของระบบโดยมีการกำหนดคำสั่งดังรูปที่ 6.3.1



```
>> traininput=traininput';
>> traintarget=traintarget';
>> testinput=testinput';
>> net=feedforward(8);
Undefined function or variable 'feedforward'.

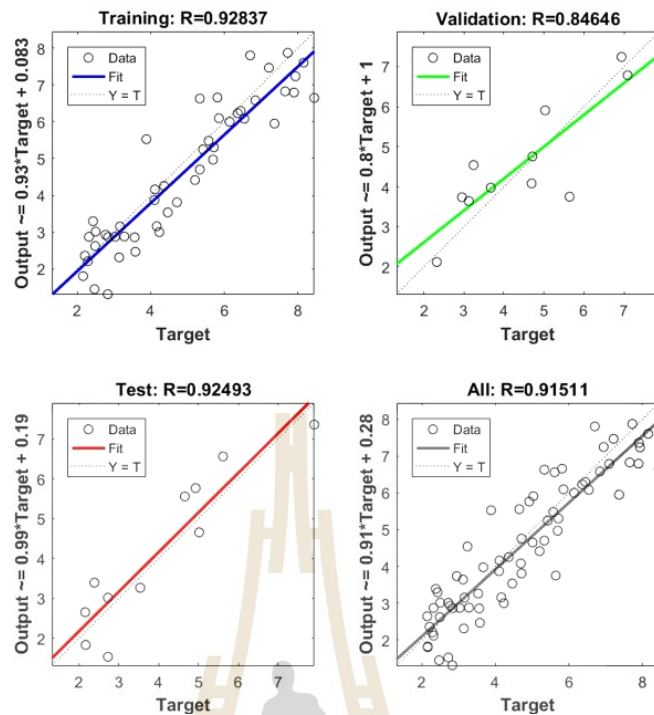
>> net=feedforwardnet(8);
>> net=train(net,traininput,traintarget);
net=train(net,traininput,traintarget);
Error: Unbalanced or unexpected parenthesis or bracket.

Did you mean:
>> net=train(net,traininput,traintarget);
>> y=net(testinput);
>> test_output=y';
```

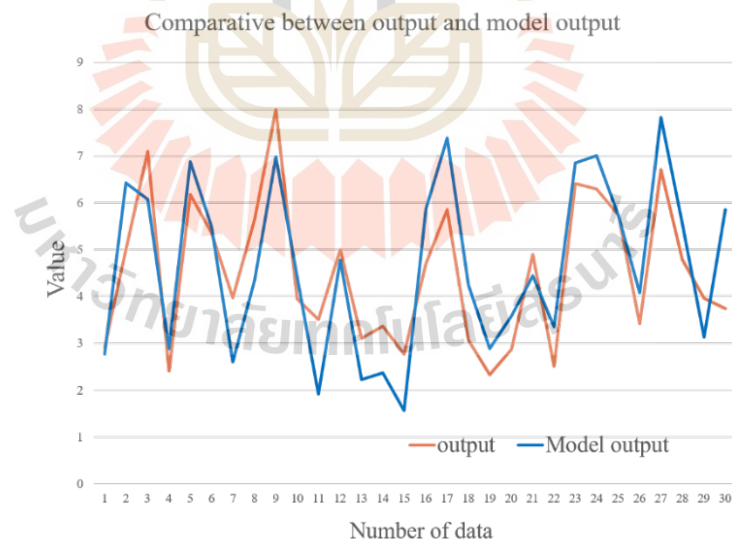
Name ^	Value
net	1x1 network
test_output	30x1 double
testinput	2x30 double
traininput	2x70 double
traintarget	1x70 double
y	1x30 double

รูปที่ 6.3.1 การป้อนคำสั่งใน MATLAB

เมื่อมีการประมวลผลข้อมูลจะต้องตั้งค่าจำนวนชั้นซ่อน กำหนดข้อมูลเข้า 2 ตัวคือ Train input และ Test input โดยกำหนดจำนวนนิรอน 8 นิรอน และจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น ผลการประเมินแสดงดังรูปที่ 6.3.2 จะเห็นได้ว่าค่าการทำนายข้อมูลเข้าใกล้เส้นข้อมูลเข้าการทดสอบ และเส้นข้อมูลเข้าการสอน จึงมีการนำค่าข้อมูลออกเป้าหมาย (Model output) และข้อมูลออกจากการทำนาย (Output) มาเปรียบเทียบดังรูปที่ 6.3.3 ซึ่งจะเห็นว่าเส้นข้อมูลออกเป้าหมาย (Model output) มีความใกล้เคียงกับเส้นของข้อมูลออกจากการทำนาย (Output) จึงแสดงถึงความแม่นยำในการใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายค่าข้อมูล



รูปที่ 6.3.2 R-squared ของข้อมูล



รูปที่ 6.3.3 การเปรียบเทียบค่าจากข้อมูลออกเป้าหมายและข้อมูลออกจากการทำนาย

จากการทำนายข้อมูลข้างต้นจะเห็นว่าวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) สามารถทำนายข้อมูลทดสอบได้แม่นยำ 92.493 เปอร์เซ็นต์ ทางผู้วิจัยจึงจะใช้วิธี ANN ในการประยุกต์ใช้ร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก

จากการพิจารณาปัจจัยที่มีผลต่อโครงสร้างของวิธีปัญญาประดิษฐ์ที่มีการเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนสามารถสรุปได้ว่าค่าความแม่นยำของการทำนายเมื่อพิจารณาค่า R^2 ค่าความแม่นยำในการทำนายมีความแม่นยำมากขึ้นเมื่อมีการเพิ่มจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอน เมื่อนำค่าจากการทดสอบแรงตัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีมาหาปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงตัดจะเห็นได้ว่า ทิศทางการวางผ้า ความหนา วิธีการขึ้นรูป และเปอร์เซ็นต์ของการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงตัดอย่างมีนัยสำคัญ ในส่วนของความกว้างมีผลต่อค่าความต้านทานแรงตัดแต่ไม่มีผลแบบนัยสำคัญ ทางผู้วิจัยจึงเลือกในส่วนของความกว้างด้วยเช่นกัน เนื่องจากส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงตัด ทั้ง 5 ตัวแปรจึงถูกใช้เป็นข้อมูลเข้าในการทำนายค่าความต้านทานแรงตัดด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก และเมื่อลองนำค่ามาทำนายด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียมพบว่าค่าการทำนายมีความแม่นยำสูงจึงได้เลือกใช้วิธีนี้ในการทำนายด้วยการเรียนรู้เชิงลึก



บทที่ 7

การเปรียบเทียบอัลกอริทึมการเรียนรู้ของวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม สำหรับวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซิน

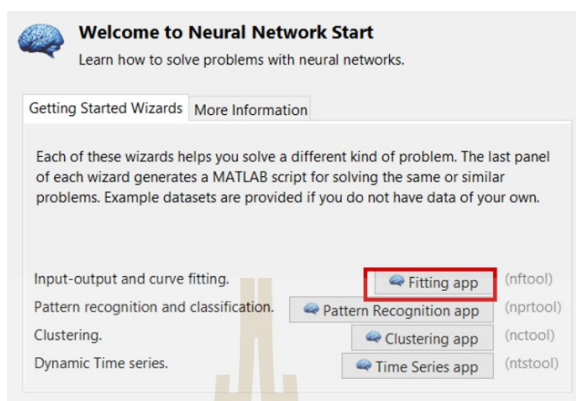
จะกล่าวถึงการนำข้อมูลที่ได้จากเก็บค่าขึ้นงานที่ใช้เป็นข้อมูลเข้า และเก็บค่าความต้านทานแรงดัดจากการทดสอบแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีจากการขึ้นรูปบทที่ 5 โดยมีข้อมูลเข้าคือ เฟอร์เซนต์สารตัวเติมแกรไฟต์ วิธีการขึ้นรูป ทิศทางการวางผ้า ความกว้าง และความหนา โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม ในงานจะต้องมีการเลือกอัลกอริทึมเพื่อใช้ในการทำนายโดยผู้วิจัยจะพิจารณาค่าความแม่นยำจาก MSE และ R^2 จากการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของแต่ละอัลกอริทึม ซึ่งจะพิจารณาทั้งหมดสามอัลกอริทึม คือ Bayesian Regularization (BS), Levenberg-Marquardt (LMBP) และ Scaling Conjugate Gradient (SCG) เป็นอัลกอริทึมของ ANN ที่ใช้ในการพิจารณาว่าอัลกอริทึมใดเหมาะสมที่สุดในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซี

7.1 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล (Validation)

จากการศึกษาวิจัยและวิทยานิพนธ์ของการตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล (Validation) มีหลากหลายวิธี ซึ่งการทำนายข้อมูลของวัสดุคอมโพสิตด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้โปรแกรม MATLAB จะใช้วิธีการตรวจสอบข้อมูล 3 วิธีที่เป็นที่นิยมคือ BS, SCG และ LMBP ทางผู้วิจัยจึงได้นำข้อมูลจากการทดสอบความต้านทานแรงดัดโดยมีความหนา การวางแนวผ้าคาร์บอน (Ply orientation) วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์ เป็นข้อมูลเข้า (Input data) และค่าความต้านทานแรงดัดเป็นข้อมูลออก (Output data) จากการขึ้นรูปตามตารางที่ 6.2 มาเป็นข้อมูลในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดเพื่อเปรียบเทียบวิธีการตรวจสอบข้อมูลโดยจะทำการเปรียบเทียบระหว่าง BS และ LMBP เป็นลำดับแรกเนื่องจาก LMBP และ SCG มีการตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลแต่ BS ไม่มีฟังก์ชันสำหรับตรวจสอบข้อมูลจึงได้ทำการตรวจสอบเพื่อเลือกวิธีที่เหมาะสมที่สุดที่ ซึ่งมีวิธีการตรวจสอบดังต่อไปนี้

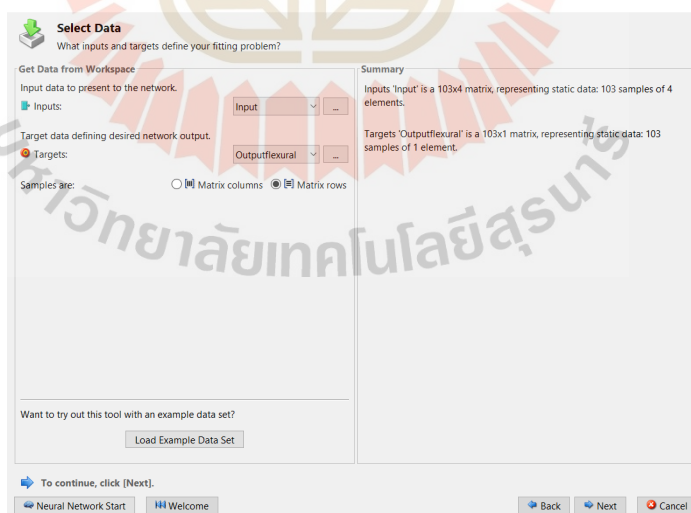
1. นำค่าที่เป็นข้อมูลเข้าของความหนา การวางแนวผ้าคาร์บอน (Ply orientation) วิธีการขึ้นรูป และสารตัวเติมแกรไฟต์ ใช้เป็นข้อมูลใน MATLAB ซึ่งมีข้อมูลจำนวน 103 ข้อมูลในแต่ละปัจจัย และกำหนดข้อมูลออกเป็นค่าความต้านทานแรง
2. เปิดใช้ฟังก์ชันปัญญาประดิษฐ์โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network start) โดยพิมพ์คำสั่ง nnstart ที่ Command Window ซึ่งจะต้องเลือกวิธีให้เข้ากับผลที่ต้องการทางผู้วิจัยต้องการ

เปรียบเทียบการตรวจสอบข้อมูลโดยใช้วิธีที่ต่างกันดังกล่าวมาข้างต้น จึงต้องการทราบถึงค่าความแม่นยำที่ทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยดูจาก Curve Fitting จึงเลือกวิธี Fitting app ดังรูปที่ 7.1



รูปที่ 7.1 การเลือกวิธีในการทำนายโดยใช้ Fitting app

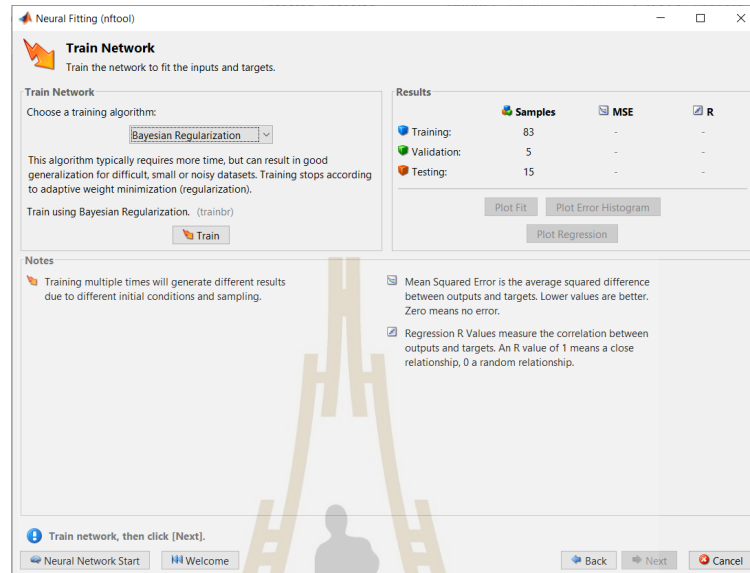
3. เมื่อทำการเลือกวิธี Fitting app ตัวโปรแกรมจะแสดงถึงขั้นที่ใช้ในการทำนายในส่วนของข้อมูลเข้า ชั้นซ่อน ชั้นข้อมูลออก และข้อมูลออก ซึ่งเป็นการแสดงโครงสร้างในการทำนายผลเท่านั้น ให้เลือก Next เพื่อทำการทำขั้นตอนเลือกข้อมูล โดย Inputs ให้เลือกเป็นข้อมูลเข้าที่ได้กำหนดตั้งข้างต้น ในส่วนของ Targets ให้เลือกเป็นข้อมูลออกคือค่าความต้านทานแรงดัด และ Sample ให้เลือกเป็น Matrix rows ดังรูปที่ 7.2 เนื่องจากการเมื่อป้อนข้อมูลทางผู้วิจัยได้ทำการป้อนข้อมูลให้พิจารณาเป็นแถว (Rows) จากนั้นให้ทำการกด Next เพื่อไปขั้นตอนถัดไป



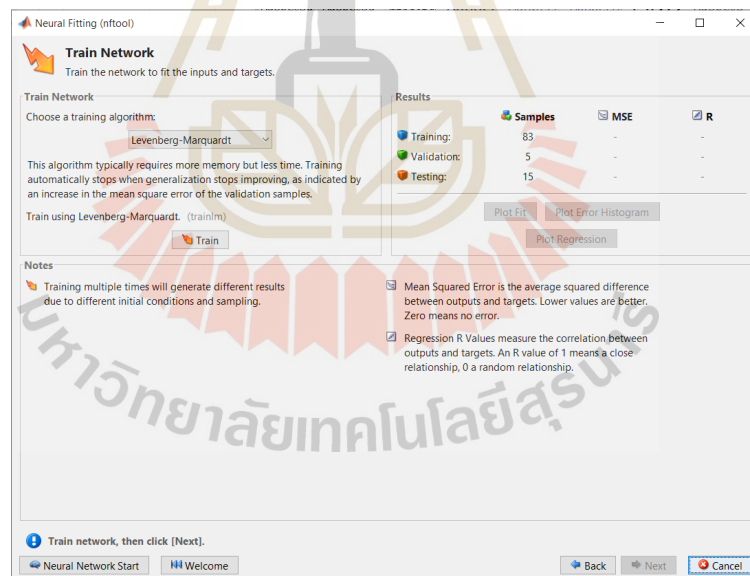
รูปที่ 7.2 การเลือกข้อมูลที่ใช้ในการทำนาย

4. ทำการกำหนดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ (Training data) 80 % ข้อมูลที่ใช้ในการตรวจสอบ 5% (Validation data) และข้อมูลทดสอบ (Test data) 15% เมื่อคิดเป็นจำนวนข้อมูลจาก 103 ข้อมูล

จะได้ ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ 83 ข้อมูล ข้อมูลที่ใช้ในการตรวจสอบ 5 ข้อมูล และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ 15 ข้อมูล โดยใช้วิธีการตรวจสอบด้วยวิธี BS และ LMBP เมื่อเลือกวิธีการตรวจสอบข้อมูลเรียบร้อยแล้วให้กด Train ดังรูปที่ 7.3



(ก)

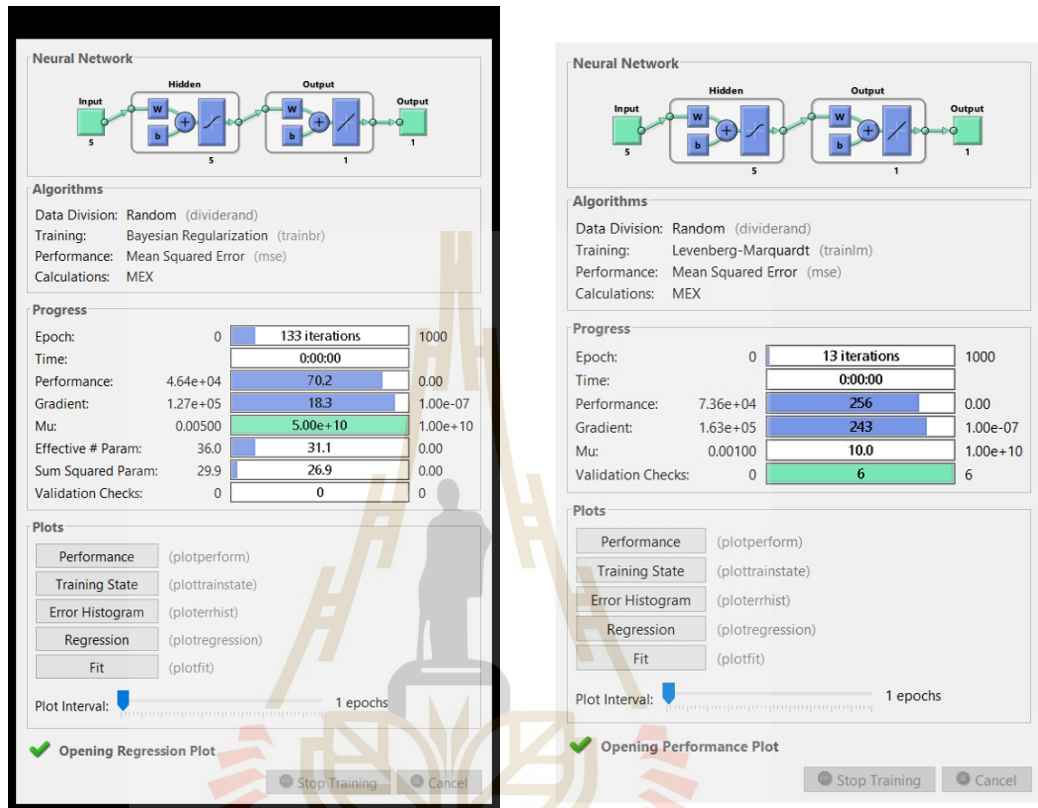


(ข)

รูปที่ 7.3 การเลือกวิธีการตรวจสอบข้อมูล (ก) Bayesian Regularization (ข) Lavenberg-Marquardt

5. เมื่อโปรแกรมทำการฝึกฝน (Train) ข้อมูลที่ให้กับโปรแกรม การตรวจสอบข้อมูลโดยใช้วิธี Bayesian Regularization จะมีรอบการฝึกฝนข้อมูล 133 รอบ แต่ไม่มีการนำข้อมูลการตรวจสอบ

มาใช้ในการฝึกฝน และการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี Lavenberg-Marquardt มีรอบการฝึกฝน 13 รอบ และมีการตรวจสอบข้อมูลจากข้อมูลที่ให้ 5 ข้อมูล จึงเป็นการเปรียบเทียบวิธีที่มีการคำนึงตัวแปรที่แตกต่างคือ รอบการฝึกฝนและข้อมูลที่ใช้ฝึกฝน ดังแสดงในรูปที่ 7.4

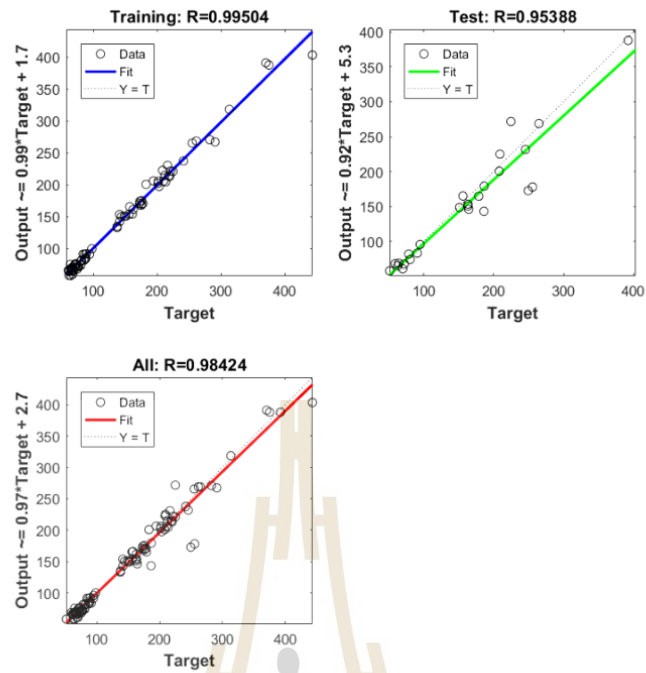


(ก)

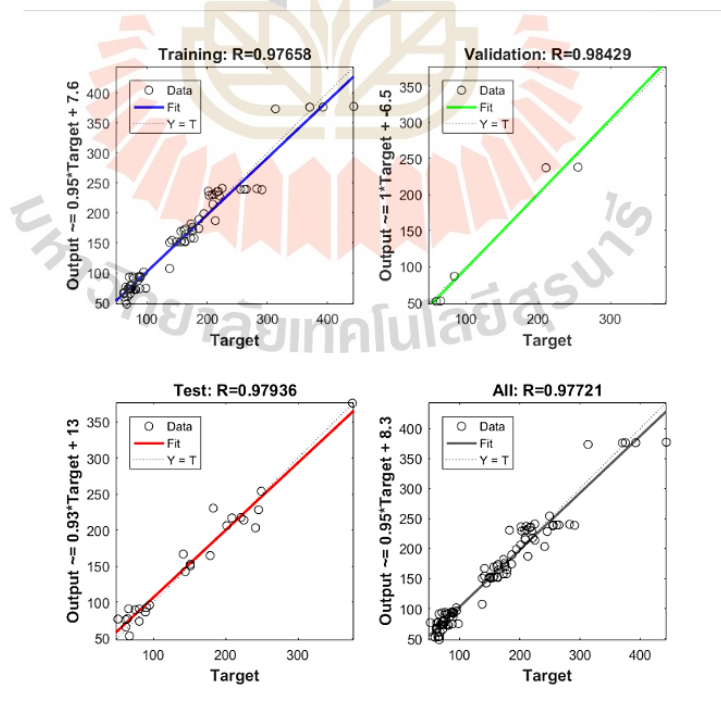
(ข)

รูปที่ 7.4 การเรียนรู้ข้อมูลของ (ก) Bayesian Regularization (ข) Lavenberg-Marquardt

6. เมื่อทำการดูผลความแม่นยำข้อมูลจากการทำนายข้อมูลโดยดูจาก Regression ผลการทำนายข้อมูลเมื่อพิจารณาค่า MSE และ R^2 ของข้อมูลทั้งหมดที่แสดงดังรูปที่ 7.5 และ 7.6 พบว่าการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี Bayesian Regularization มีค่า MSE เท่ากับ 70.24 ค่า R^2 เท่ากับ 0.98424 ซึ่งมากกว่าการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี Lavenberg-Marquardt มีค่า MSE เท่ากับ 338.4 ค่า R^2 เท่ากับ 0.97721 เมื่อพิจารณา รูปที่ 7.5 และ 7.6 ของการ Testing เส้น $Y = T$ เป็นเส้นข้อมูลจากการทดลอง เส้น Fit เป็นเส้นการทำนายหากเส้น Fit กราฟของ LMBP ไม่เริ่มที่ 0 แสดงว่ามีความคลาดเคลื่อนของการทำนาย จึงไม่ตัดกันที่ 0 แต่ในส่วนอื่นของเส้นกราฟได้ทับกันจึงมีการทำนายที่ดีกว่า BS



รูปที่ 7.5 Regression จากการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี Bayesian Regularization



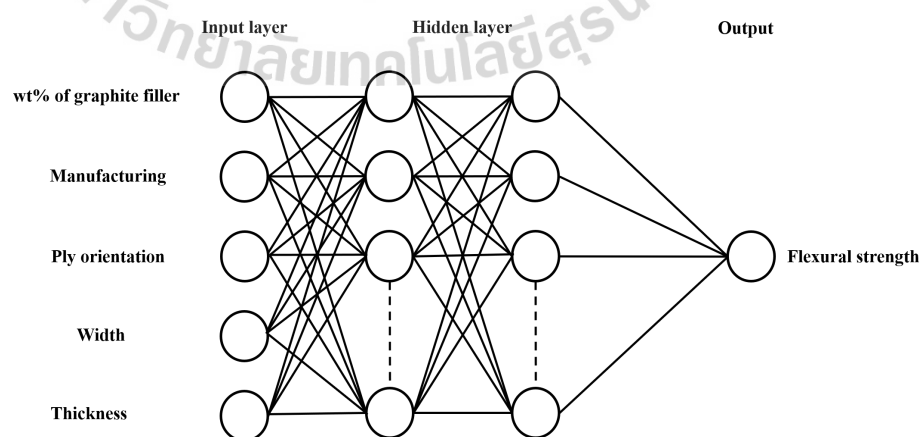
รูปที่ 7.6 Regression จากการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธี Lavenberg-Marquardt

จากการตรวจสอบข้อมูลด้วยวิธีคือ BS และ LMBP ทั้งสองวิธีสามารถใช้เป็นวิธีการตรวจสอบข้อมูลเพื่อให้การทำนายข้อมูลแม่นยำยิ่งขึ้น หากพิจารณาวิธีการตรวจสอบที่งานวิจัยนี้ได้ศึกษาการตรวจสอบแบบ BS สามารถทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้แม่นยำกว่าวิธี LMBP เมื่อดูจากค่า MSE และ R^2 แต่ค่าของ MSE มีค่าเกิน 0.01 ทั้งสองอัลกอริทึมซึ่งบ่งบอกถึงค่าความคลาดเคลื่อนของการทำนายออกมา มีความผิดพลาดสูง แต่เมื่อพิจารณาที่วิธีการทำนายโดยตรวจสอบที่ค่า R^2 ของการ Test ข้อมูลผลของ R^2 โดยวิธี LMBP มีค่ามากกว่า ของ BS จึงเลือกวิธี LMBP มาใช้ในงานวิจัยเพื่อเปรียบเทียบกับวิธี SCG โดยเมื่อดูจากผล MSE ของ LMBP พบว่ามีค่าสูงมากจึงต้องทำการปรับข้อมูลเพื่อลดการ overfitting ของข้อมูลด้วยวิธีนอร์มัลไลเซชัน

7.2 การนอร์มัลไลเซชัน (Normalization)

เป็นวิธีการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลจากระบบฐานข้อมูลหรือการลด overfitting ของข้อมูล เพื่อสามารถควบคุมความซ้ำซ้อนของข้อมูลและหลีกเลี่ยงความผิดปกติของข้อมูล จากการทำการตรวจสอบข้อมูล (Validation) โดยใช้วิธีการตรวจสอบด้วยวิธี LMBP พบว่าค่า R^2 มีค่าที่ให้ความแม่นยำที่อยู่ให้เกณฑ์ที่มีความน่าเชื่อถือ แต่ค่า MSE มีค่าที่สูงเนื่องจากความผิดปกติของข้อมูล ผู้จัดทำจึงได้นำวิธีการการนอร์มัลไลเซชันเพื่อมาแก้ไขปัญหาเพื่อให้ค่า MSE มีค่าที่ต่ำที่สุดและค่า R-squared มีค่าใกล้เคียง 1 เพื่อให้ข้อมูลมีความถูกต้องและน่าเชื่อถือ โดยมีวิธีการดังนี้

1. ข้อมูลสำหรับใช้ในการทำนายด้วยอัลกอริทึม LMBP และ SCG ซึ่งเป็นอัลกอริทึมของ ANN ดังแสดงในรูปที่ 7.7 ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลเข้า 5 ข้อมูล (เปอร์เซ็นต์ของสารตัวเติมแกรไฟต์ วิธีการขึ้นรูป ทิศทางการวางผ้า ความกว้างและความหนา) ข้อมูลออกหนึ่งข้อมูล (ค่าความต้านทานแรงดัด) และชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน (ชั้นซ่อน 1-10 ชั้น) การฝึกอบรมข้อมูลและข้อมูลที่นำมาตรวจสอบเป็นชุดข้อมูลเดียวกัน โดยการทำนายจะใช้การเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี ANN อัลกอริทึม LMBP ด้วยโปรแกรม MATLAB® R2022a พารามิเตอร์ ANN ที่จะตั้งค่าจะแสดงในตารางที่ 7.1

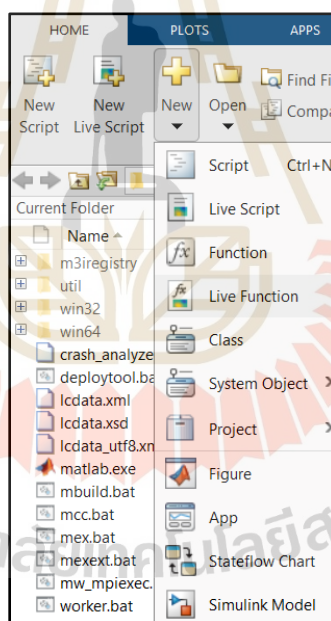


รูปที่ 7.7 โครงสร้างในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดในแต่ละชั้น

ตารางที่ 7.1 พารามิเตอร์ของการตั้งค่า ANN เพื่อทำนายค่าความต้านทานแรงดัด

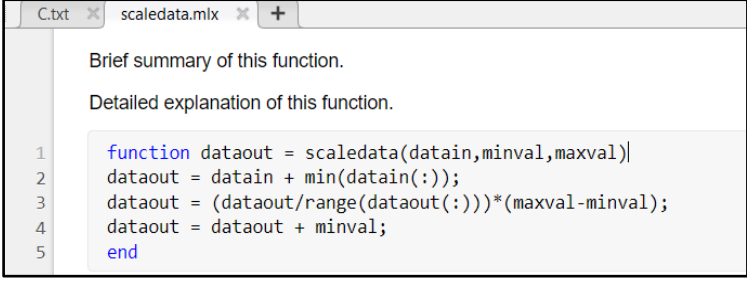
Parameters	Description
Number of neurons in the input layer	5
Number of neurons in the output layer	1
Number of hidden layers	1-10
Training algorithm	LMBP and SCG
Number of samples in the dataset	103
Training dataset	70% (73 data)
Validation dataset	15% (15 data)
Testing dataset	15% (15 data)

2. เลือก Live Function เพื่อทำการเขียนโค้ดในการทำนอร์มัลไลเซชันดังรูปที่ 7.8



รูปที่ 7.8 การเลือกฟังก์ชันในการทำนอร์มัลไลเซชัน

3. ทำการเขียนโค้ดดังรูปที่ 7.9 และนำข้อมูลเข้าโดยข้อมูลที่นำเข้าจะทำเป็นฐานข้อมูล C ซึ่งมีค่าความต้านทานแรงดัด ความหนา ความกว้าง ทิศทางการวางเส้นใย เปอร์เซ็นการเติมสารตัวเติม แกรไฟต์และวิธีการขึ้นรูป เพื่อให้ได้เป็น dataout ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีการทำนอร์มัลไลเซชันเสร็จสิ้นแล้ว โดยกำหนดให้ข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง -1 และ 1 เพื่อเป็นการกำหนดขอบเขตข้อมูลเพื่อลดความซ้ำซ้อน



```

Brief summary of this function.

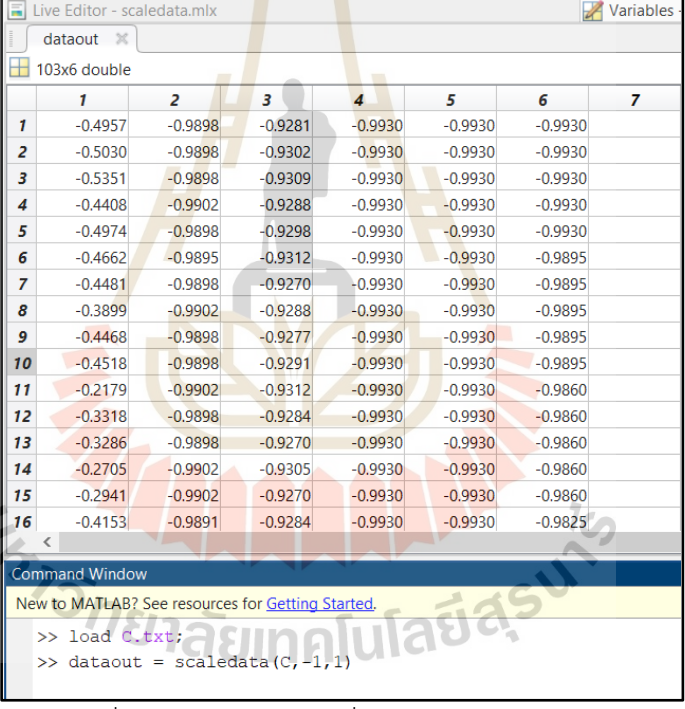
Detailed explanation of this function.

1 function dataout = scaledata(datain,minval,maxval)
2 dataout = datain + min(datain(:));
3 dataout = (dataout/range(dataout(:)))*(maxval-minval);
4 dataout = dataout + minval;
5 end

```

รูปที่ 7.9 การเขียนโค้ดเพื่อกำหนดขอบเขตของข้อมูล

4. เมื่อทำการนอร์มัลไลเซชันข้อมูลที่ได้จะเป็นไปตามขอบเขตค่าข้อมูลที่กำหนดซึ่งค่าที่ได้จะถูกแปลงผลดังรูปที่ 7.10



	1	2	3	4	5	6	7
1	-0.4957	-0.9898	-0.9281	-0.9930	-0.9930	-0.9930	
2	-0.5030	-0.9898	-0.9302	-0.9930	-0.9930	-0.9930	
3	-0.5351	-0.9898	-0.9309	-0.9930	-0.9930	-0.9930	
4	-0.4408	-0.9902	-0.9288	-0.9930	-0.9930	-0.9930	
5	-0.4974	-0.9898	-0.9298	-0.9930	-0.9930	-0.9930	
6	-0.4662	-0.9895	-0.9312	-0.9930	-0.9930	-0.9895	
7	-0.4481	-0.9898	-0.9270	-0.9930	-0.9930	-0.9895	
8	-0.3899	-0.9902	-0.9288	-0.9930	-0.9930	-0.9895	
9	-0.4468	-0.9898	-0.9277	-0.9930	-0.9930	-0.9895	
10	-0.4518	-0.9898	-0.9291	-0.9930	-0.9930	-0.9895	
11	-0.2179	-0.9902	-0.9312	-0.9930	-0.9930	-0.9860	
12	-0.3318	-0.9898	-0.9284	-0.9930	-0.9930	-0.9860	
13	-0.3286	-0.9898	-0.9270	-0.9930	-0.9930	-0.9860	
14	-0.2705	-0.9902	-0.9305	-0.9930	-0.9930	-0.9860	
15	-0.2941	-0.9902	-0.9270	-0.9930	-0.9930	-0.9860	
16	-0.4153	-0.9891	-0.9284	-0.9930	-0.9930	-0.9825	

Command Window

```

New to MATLAB? See resources for Getting Started.
>> load C.txt;
>> dataout = scaledata(C,-1,1)

```

รูปที่ 7.10 ค่าของข้อมูลเมื่อทำการนอร์มัลไลเซชัน

7.3 การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูล

เพื่อเปรียบเทียบการทำนายจากค่า MSE ของการแบ่งข้อมูลเป็นสามกลุ่ม คือ ข้อมูลการฝึกอบรม (Training data) ข้อมูลการตรวจสอบ (Validation) และข้อมูลทดสอบ (Test data) โดยมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนชั้นซ่อน เพื่อหาชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับชุดข้อมูล จำนวนชั้นซ่อนจะถูกเปลี่ยนตั้งแต่ 1 ชั้น จนกระทั่งถึง 10 ชั้นซ่อนโดยพิจารณาจากค่า MSE ของข้อมูลทดสอบพารามิเตอร์ที่ต่ำที่สุด ซึ่งผลของการทดสอบจะแสดงดังตารางที่ 7.2 ผลปรากฏว่าที่โครงสร้าง 5-7-1-1 (5 ข้อมูลเข้า 7

ชั้นซ่อน 1 ชั้นข้อมูลออก และ 1 ชั้นข้อมูลออก) เป็นโครงสร้างที่ให้ค่า MSE ที่ต่ำที่สุดแสดงถึงการทำนายมีความคลาดเคลื่อนต่ำ

ตารางที่ 7.2 การเปรียบเทียบค่า MSE และ R^2 เพื่อหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูล

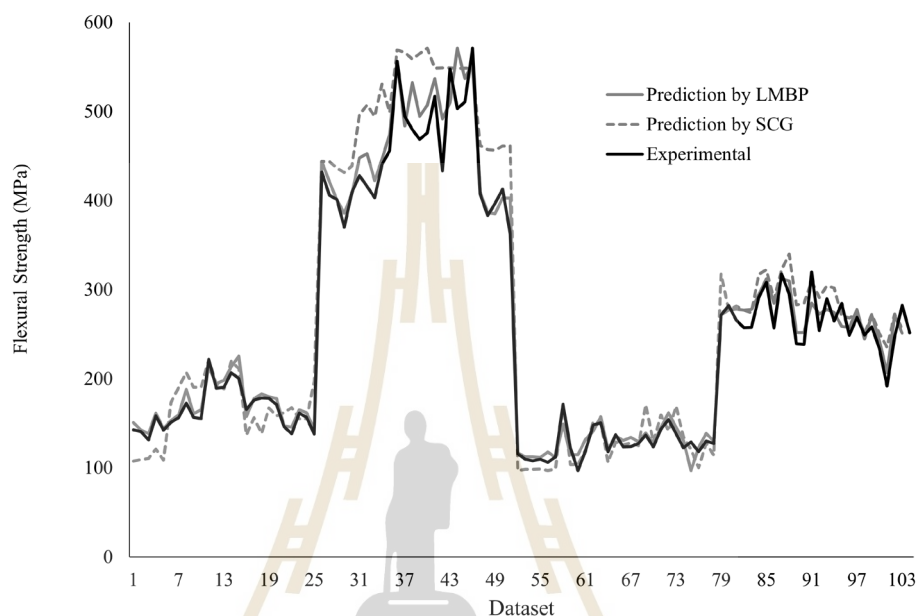
Network Structure	Training MSE		Validating		Test	
	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2
5-1-1-1	1.37E-02	9.69E-01	1.05E-02	9.53E-01	2.61E-02	9.55E-01
5-2-1-1	1.01E-02	9.79E-01	1.88E-02	9.69E-01	8.92E-03	9.79E-01
5-3-1-1	8.73E-03	9.78E-01	5.06E-03	9.90E-01	1.53E-02	9.65E-01
5-4-1-1	3.79E-03	9.91E-01	1.13E-02	9.88E-01	8.96E-03	9.77E-01
5-5-1-1	2.14E-02	9.64E-01	9.81E-03	9.58E-01	1.11E-02	9.67E-01
5-6-1-1	2.79E-03	9.94E-01	3.75E-03	9.87E-01	5.78E-03	9.90E-01
5-7-1-1	2.08E-03	9.92E-01	2.41E-03	9.91E-01	4.40E-03	9.93E-01
5-8-1-1	3.54E-03	9.92E-01	1.63E-02	9.78E-01	5.22E-03	9.41E-01
5-9-1-1	2.80E-03	9.94E-01	7.89E-03	9.81E-01	1.40E-02	9.53E-01
5-10-1-1	1.14E-02	9.62E-01	1.07E-02	9.57E-01	1.61E-02	9.50E-01

จากตารางที่ 7.2 พบว่าค่า MSE มีค่าที่ต่ำและมีค่า R^2 ที่ใกล้เคียง 1 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าข้อมูลที่นำมาประมวลผลนั้นมีคุณภาพในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดที่ดีและมีความคลาดเคลื่อนต่ำ โดยจำนวนชั้นซ่อนที่ทำให้การทำนายค่าความต้านทานแรงดัดมีความน่าเชื่อถือมากที่สุดคือ 7 ชั้นซ่อนของ LMBP ซึ่งจะนำจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูลนี้ไปใช้สำหรับทำนาย ANN ในอัลกอริทึม LMBP และ SCG

7.4 การเปรียบเทียบผลการทำนายของอัลกอริทึมและค่าการทดลอง

จากการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในอัลกอริทึมของ LMBP และ SCG ค่าการทำนายผลค่าความต้านทานแรงดัดของทั้งสองอัลกอริทึมถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าจากการทดลอง ซึ่งแสดงดังรูปที่ 7.11 เมื่อพิจารณาสรุปพบว่าทั้ง 2 อัลกอริทึมสามารถทำนายผลค่าความต้านทานแรงดัดได้ใกล้เคียงกับค่าจากการทดลองมาก โดยการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยใช้ อัลกอริทึม LMBP จะมีการนำค่าความผิดพลาดเข้ามาเรียนรู้ในชั้นซ่อนอีกครั้ง (Backpropagation Neural Network) เข้ามาร่วมด้วย เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักและความผิดพลาดของข้อมูลของฟังก์ชัน ANN ซึ่งทำให้การทำนายผลลัพธ์ของการใช้ LMBP algorithm มีค่าการทำนายความต้านทานแรงดัดใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการทดลอง โดยมีค่า MSE ของ Training, Validation และ Testing เท่ากับ 0.00208, 0.00241 และ 0.0044 ตามลำดับ ในส่วนของอัลกอริทึม SCG สามารถทำนายผลลัพธ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีช่วงขนาดกว้าง ซึ่งค่าของงานวิจัยนี้มีช่วงของข้อมูลห่างกันมาก ทำให้วิธีนี้ถูกเลือกนำมาใช้ในการทำนายผล ซึ่งผลการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดที่ได้จาก

อัลกอริทึมนี้มีค่าใกล้เคียงกับค่าจากการทดลองค่อนข้างมาก โดยมีค่า MSE ของ Training, Validation และ Testing เท่ากับ 0.00748, 0.00598 และ 0.00838 ตามลำดับ ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบผลการทำนายด้วยค่า MSE ของอัลกอริทึม LMBP และ SCG มีค่าน้อยกว่า 0.01 บ่งบอกถึงทั้งสองอัลกอริทึมนี้สามารถทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้อย่างแม่นยำและมีความน่าเชื่อถือ



รูปที่ 7.11 การเปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดจากการทดลองและจากการทำนายด้วยอัลกอริทึม LMBP และ SCG

เมื่อมีการเปรียบเทียบการทำนายผลของค่าความต้านทานแรงดัดโดยใช้อัลกอริทึม LMBP และ SCG โดยพิจารณาจากค่า MSE and R^2 ของข้อมูล Testing ที่แสดงในตารางที่ 7.3 การทำนายโดยใช้อัลกอริทึม LMBP มีการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้แม่นยำมากกว่าอัลกอริทึม SCG โดยค่า MSE จาก Testing เท่ากับ 0.0044 ซึ่งน้อยกว่าการทำนายด้วยอัลกอริทึม SCG ที่มีค่า MSE จาก Testing เท่ากับ 0.00838 บ่งบอกถึงว่าค่าความผิดพลาดในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของอัลกอริทึม LMBP มีความผิดพลาดในการทำนายน้อยกว่าอัลกอริทึม SCG algorithm เมื่อพิจารณา ค่าของ R^2 จาก Testing ด้วยอัลกอริทึม LMBP มีค่าเท่ากับ 0.9926 ซึ่งใกล้เคียง 1 มากกว่าการทำนายด้วยอัลกอริทึม SCG ที่มีค่า R^2 เท่ากับ 0.9791 แสดงถึงอัลกอริทึม LMBP มีความเหมาะสมในการทำนายผลค่าความต้านทานแรงดัดมากกว่าอัลกอริทึม SCG เนื่องจากอัลกอริทึม LMBP จะใช้เวลาในการปรับน้ำหนักกับชุดข้อมูลได้ดีกว่าวิธีอัลกอริทึม SCG

เมื่อพิจารณาการทำนายผลค่าความต้านทานแรงดัดของทั้งสองอัลกอริทึมในส่วนของ Testing อาจไม่เพียงพอในการวิเคราะห์ผลการทำนายข้อมูลทั้งหมดเนื่องจากข้อมูลที่ถูกนำมา training, validation และ testing เป็นการเลือกชุดข้อมูลแบบสุ่มจึงต้องดูการทำนายความแม่นยำ

ของภาพรวมข้อมูลทั้งหมดด้วย (overall) จากตารางที่ 7.3 พิจารณาจาก overall ค่า MSE และ R^2 ของอัลกอริทึม LMBP เท่ากับ 0.003 และ 0.986 ตามลำดับ ซึ่งมีค่าการทำนายที่แม่นยำกว่าอัลกอริทึม SCG ที่มีค่า MSE and R^2 เท่ากับ 0.0067 และ 0.968 จึงสามารถวิเคราะห์ได้ว่าวิธีที่เหมาะสมในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของชุดข้อมูลนี้คืออัลกอริทึม LMBP

ตารางที่ 7.3 เปรียบเทียบการทำนายผลลัพธ์ด้วยอัลกอริทึม LMBP และ SCG

Method	R^2		MSE	
	Test	Over all	Test	Over all
LMBP ^a	0.9926	0.986	4.4E-03	3.02E-03
SCG	0.9791	0.968	8.38E-03	6.70E-03

^a LMBP เป็นวิธีที่เหมาะสมกับการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของชุดข้อมูลนี้

ในบทนี้ได้ทำการนำข้อมูลจากการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยมีการเก็บค่า เปอร์เซ็นต์สารตัวเติมแกรไฟต์ วิธีการขึ้นรูป ทิศทางการวางผ้า ความกว้างและความหนา เพื่อใช้เป็นข้อมูลเข้า ในส่วนของข้อมูลออกได้จากการทดสอบแรงดัดงอเพื่อหาค่าความต้านทานแรงดัด โดยเก็บข้อมูลจำนวน 103 ชุดข้อมูล ซึ่งถูกนำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยใช้อัลกอริทึม LMBP และ SCG ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยฟังก์ชัน ANN มาใช้ในการทำนายโดยนำค่า MSE and R^2 ของแต่ละอัลกอริทึมมาพิจารณา พบว่าการทำนายโดยใช้ ANN ของชุดข้อมูลที่ใช้ในการ train, validation และ testing ของอัลกอริทึม LMBP ที่โครงสร้างการทำนายมีผลต่อการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลที่เลือกนำมาให้โปรแกรมเรียนรู้ สำหรับชุดข้อมูลนี้ได้โครงสร้างการทำนายแบบ 5-7-1-1 ซึ่งเป็นโครงสร้างการทำนายที่เหมาะสมที่สุดเนื่องจากให้ค่า MSE ที่ต่ำที่สุด และค่า R^2 ใกล้เคียง 1 มากที่สุด จึงถูกเลือกนำมาใช้เป็นโครงสร้างการทำนายค่าความต้านทานแรงดัด

บทที่ 8

การทำนายความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอน ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

จากการทำการทดลองตามขอบเขตการขึ้นรูปดังตารางที่ 3.1 และ 5.1 จะได้จำนวนชิ้นงานจากการขึ้นรูปเพื่อนำไปทดสอบจำนวน 487 ชิ้น ดังนั้นจำนวนชุดข้อมูลที่จะถูกนำไปใช้ในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดจะมีจำนวน 487 ชุดข้อมูล และจากบทที่ 7 ทำให้ทางผู้วิจัยทราบว่าเมื่อจำนวนชุดข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงจำเป็นต้องทำขั้นตอนนอร์มัลไลเซชันและการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมทุกครั้งที่มีการเปลี่ยนแปลงจำนวนชุดข้อมูลเนื่องจากต้องมีการปรับช่วงของค่าข้อมูลให้เหมาะสมกับโปรแกรมและเพื่อให้ได้ค่า MSE และ R^2 เป็นไปตามขอบเขตที่ตั้งไว้ เมื่อโปรแกรมทำการทำนายข้อมูลจากการนอร์มัลไลเซชันข้อมูลที่ได้จะต้องถูกนำมาแปลงข้อมูลกลับเพื่อดูค่าการทำนายจากวิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี ANN อัลกอริทึม LMBP โดยมีการดำเนินการและผลดังต่อไปนี้

8.1 การเตรียมข้อมูล

จากการทดสอบชิ้นงานทั้งหมดจำนวน 487 ชิ้นทำให้ชุดข้อมูลที่ถูกพิจารณาจำนวน 487 ชุดข้อมูล จึงต้องมีการแบ่งข้อมูลในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งขอบเขตข้อมูลเข้าและข้อมูลออกจะเป็นไปดังรูปที่ 7.7 และมีการตั้งค่าโปรแกรมและข้อมูลซึ่งแสดงดังตารางที่ 8.1

ตารางที่ 8.1 การตั้งค่าโปรแกรมจากชุดข้อมูลเพื่อการทำนายค่าความต้านทานแรงดัด

Parameters	Description
Number of neurons in the input layer	5
Number of neurons in the output layer	1
Number of hidden layers	1-10
Training algorithm	LMBP
Number of samples in the dataset	487
Training dataset	70% (341 data)
Validation dataset	15% (73data)
Testing dataset	15% (73 data)

8.2 การนอร์มัลไลเซชัน

จากหัวข้อที่ 7.2 การนอร์มัลไลเซชันคือการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลจากรับฐานข้อมูล เมื่อมีการเพิ่มจำนวนข้อมูลตามขอบเขตที่เปลี่ยนไปส่งผลให้ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบชิ้นงานมีช่วงของค่ามากขึ้น จึงต้องลดขอบเขตการนอร์มัลไลเซชันซึ่งช่วงของข้อมูลในบทที่ 7 มีจำนวน 103 ชุดข้อมูลซึ่งขอบเขตที่ตั้งในการนอร์มัลไลเซชันคือ -1 ถึง 1 แต่ในบทนี้จำนวนชุดข้อมูลเพิ่มขึ้นเป็น 487 ชุดข้อมูล ดังนั้นขอบเขตของการนอร์มัลไลเซชันจึงถูกเปลี่ยนเป็น 0 ถึง 1 ซึ่งบ่งบอกถึงมีค่าต่ำสุดของชุดข้อมูลคือ 0 และสูงสุด คือ 1 ซึ่งแสดงในรูปที่ 8.1 และ 8.2

```
Command Window
New to MATLAB? See resources for Getting Started.
fx >> dataout = scaledata(data, 0, 1);
```

รูปที่ 8.1 การตั้งค่าขอบเขตของการนอร์มัลไลเซชัน

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.2045	3.8676e-06	2.9079e-05	0.0014	0.0014	0.0014						
2	0.2015	3.8676e-06	2.8219e-05	0.0014	0.0014	0.0014						
3	0.1884	3.8676e-06	2.7933e-05	0.0014	0.0014	0.0014						
4	0.2269	3.7244e-06	2.8792e-05	0.0014	0.0014	0.0014						
5	0.2038	3.8676e-06	2.8363e-05	0.0014	0.0014	0.0014						
6	0.2165	4.0109e-06	2.7790e-05	0.0014	0.0014	0.0029						
7	0.2239	3.8676e-06	2.9509e-05	0.0014	0.0014	0.0029						
8	0.2477	3.7244e-06	2.8792e-05	0.0014	0.0014	0.0029						
9	0.2245	3.8676e-06	2.9222e-05	0.0014	0.0014	0.0029						
10	0.2224	3.8676e-06	2.8649e-05	0.0014	0.0014	0.0029						
11	0.3179	3.7244e-06	2.7790e-05	0.0014	0.0014	0.0043						
12	0.2714	3.8676e-06	2.8936e-05	0.0014	0.0014	0.0043						
13	0.2727	3.8676e-06	2.9509e-05	0.0014	0.0014	0.0043						
14	0.2965	3.7244e-06	2.8076e-05	0.0014	0.0014	0.0043						
15	0.2868	3.7244e-06	2.9509e-05	0.0014	0.0014	0.0043						

รูปที่ 8.2 ค่าข้อมูลเข้าเมื่อถูกนอร์มัลไลเซชัน

8.3 การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับข้อมูลทั้งหมด

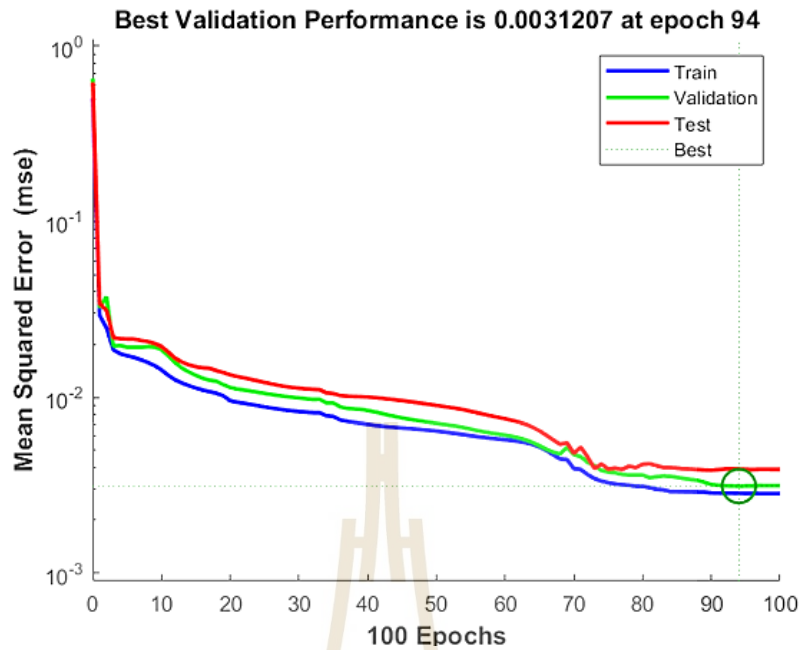
8.3.1 เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนชุดข้อมูลหรือมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลในการนอร์มัลไลเซชันจะต้องทำการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับชุดข้อมูล โดยพิจารณาจำนวนชั้นซ่อนที่ทำให้ค่า MSE น้อยที่สุดและมีค่า R^2 ใกล้เคียง 1 มากที่สุด ซึ่งขอบเขตการพิจารณาจำนวนชั้นซ่อนเป็นดังตารางที่ 8.1 คือพิจารณาจำนวนชั้นซ่อน 1 ถึง 10 ชั้นซ่อน ซึ่งจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลจำนวน 487 ชุดข้อมูลจะแสดงดังตารางที่ 8.2 จำนวนชั้นที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่ถูกเลือกใช้

ในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดครั้งนี้คือ 5-10-1-1 (จำนวนข้อมูลเข้า 5 ข้อมูล จำนวนชั้นซ่อน 10 ชั้น จำนวนชั้นข้อมูลออก 1 ชั้น และจำนวนข้อมูลออก 1 ข้อมูล) ซึ่งโครงสร้างการทำนายนี้แสดงค่า MSE ต่ำกว่า 0.01 และมีค่า R^2 ของ Training, Validation และ Testing มากกว่าหรือเท่ากับ 0.95 โดยส่งผลให้ค่าความผิดพลาดของการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดไม่เกินตามที่ขอบเขตกำหนด

ตารางที่ 8.2 การเปรียบเทียบค่า MSE และ R^2 เพื่อหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับ 487 ชุดข้อมูล

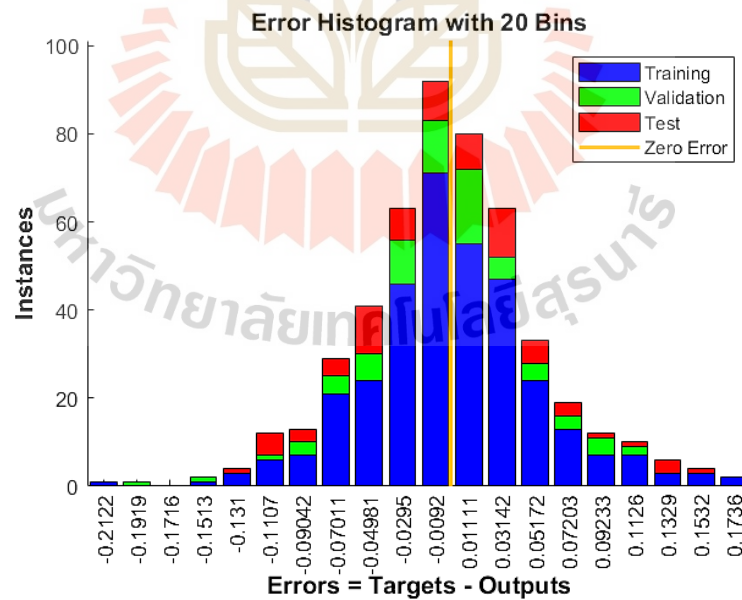
Network Structure	Training MSE		Validating		Test	
	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2
5-1-1-1	2.24E-02	0.57	2.67E-02	0.39	2.40E-02	0.55
5-2-1-1	1.25E-02	0.79	1.15E-02	0.79	1.86E-02	0.70
5-3-1-1	1.36E-02	0.76	1.05E-02	0.81	1.09E-02	0.85
5-4-1-1	1.05E-02	0.83	1.10E-02	0.82	1.16E-02	0.79
5-5-1-1	9.13E-03	0.83	1.45E-02	0.82	1.17E-02	0.84
5-6-1-1	5.88E-03	0.90	9.33E-03	0.86	1.06E-03	0.84
5-7-1-1	3.95E-03	0.93	7.02E-03	0.93	4.90E-03	0.93
5-8-1-1	5.47E-03	0.91	6.60E-03	0.91	9.70E-03	0.85
5-9-1-1	3.29E-03	0.95	3.91E-03	0.94	3.83E-03	0.94
5-10-1-1	2.84E-03	0.95	3.12E-03	0.95	3.90E-03	0.95

8.3.2 เมื่อพิจารณาโครงสร้างการทำนายที่ 5-10-1-1 จะมีการแสดงการลู่เข้าของข้อมูล เมื่อพิจารณาที่ค่าความผิดพลาดหรือค่า MSE ที่แสดงดังรูปที่ 8.3 แสดงถึงข้อมูลเริ่มมีการปรับค่าความผิดพลาดให้ลดลงเพื่อให้ข้อมูลที่ได้มีความแม่นยำโดยทั้ง 3 ข้อมูล (Train, Validation และ Test) จะลู่เข้าเส้นที่บอกถึงการลดค่าความผิดพลาดที่ดีที่สุดหรือต่ำที่สุด



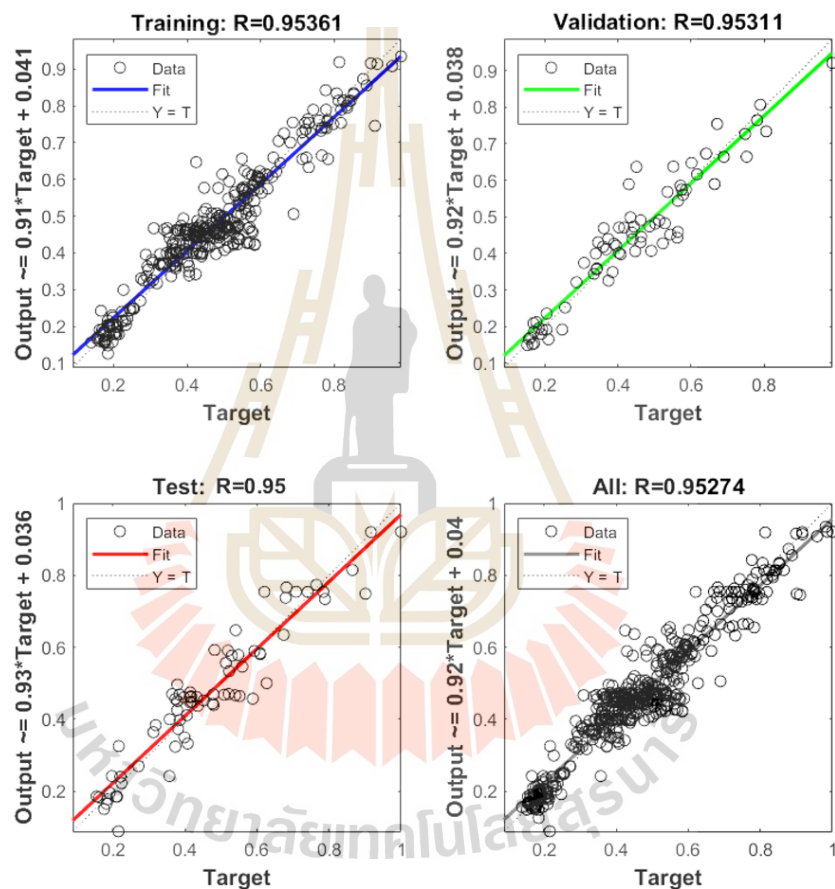
รูปที่ 8.3 Performance ของข้อมูลจากค่า MSE

8.3.3 เมื่อพิจารณาค่า Error (ที่เป็นผลค่าผลต่างของข้อมูลจริงและค่าจากการทำนาย) จะเห็นว่าข้อมูลมีค่าความผิดพลาดต่ำตามจำนวนของข้อมูลที่แสดงดังรูปที่ 8.4



รูปที่ 8.4 ค่าผลต่างของข้อมูลจริงและค่าจากการทำนายในแต่ละข้อมูล

8.3.4 หากพิจารณาข้อมูลเพื่อเฝ้าความแม่นยำของการทำนายข้อมูลออก (ค่าความต้านทานแรงดัด) จากกราฟการถดถอย (Regression Plot) ในส่วนนี้จะดูผลของค่า R^2 ในส่วนของข้อมูล Training, Validation, testing และของข้อมูลทั้งหมด (All data) ซึ่งแสดงดังรูปที่ 8.5 จะแสดงค่า R^2 ของทุกข้อมูลที่ถูกแยกในส่วนของข้อมูลต่าง ๆ จะเห็นว่าข้อมูล (สัญลักษณ์วงกลม) มีการเกาะกลุ่มเข้าหาเส้น Fit หรือเส้น Regression บ่งบอกถึงแนวโน้มของข้อมูลที่ทำนายมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง หากเส้นกราฟ Fit ยิ่งเข้าใกล้เส้นปะหรือเส้น $Y=T$ จะบอกถึงค่าที่ได้นั้นมีความผิดพลาดในการทำนายต่ำและบอกถึงว่าชุดข้อมูลมีความเหมาะสมกับการตั้งค่าของการทำนาย



รูปที่ 8.5 กราฟการถดถอย (Regression plot) ของการทำนายด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

8.3.5 เมื่อมีการพิจารณาค่า MSE และค่า R^2 ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลแล้วทางผู้วิจัยได้ทำการนำโค้ด (Code) แสดงดังรูปที่ 8.6 จากการใช้โปรแกรมทำนายค่าความต้านทานแรงดัดมาป้อนค่าข้อมูลเข้า (Input) เพื่อให้โปรแกรมทำนายค่าความต้านทานแรงดัดที่ได้ยังอยู่ในขอบเขตของการนอร์มัลไลเซชันซึ่งคือข้อมูลออก (Output) โดยข้อมูลออกที่ได้ออกมาจะเป็นค่าที่โปรแกรมทำนายทุกข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าไป ซึ่งเป็นการให้โปรแกรมเรียนรู้ไปพร้อมกับทำนายชุดข้อมูลทั้งหมดนั้นก็คือ

การเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) นั้นเอง เมื่อโปรแกรมทำนายออกมาครบทุกตัว จะต้องทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในขอบเขตของค่าความต้านทานแรงดัดที่ได้จากการทดลอง

```
mfunction [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1)
%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Auto-generated by MATLAB, 05-Nov-2022 16:58:15.
%
% [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1) takes these arguments:
%   x = Qx5 matrix, input #1
% and returns:
%   y = Qx1 matrix, output #1
% where Q is the number of samples.
|
%#ok<*RPMT0>

% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====

% Input 1
x1_step1.xoffset = [2.29192337822996e-06;4.01086591190243e-06;0.00143359807308284;0.0014335980730
x1_step1.gain = [517113.790296297;64046.2033853211;116.350602816667;1396.2072338;349.051808451;
```

รูปที่ 8.6 แสดงโค้ดบางส่วนในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดที่อยู่ในขอบเขตของนอร์มัลไลเซชัน

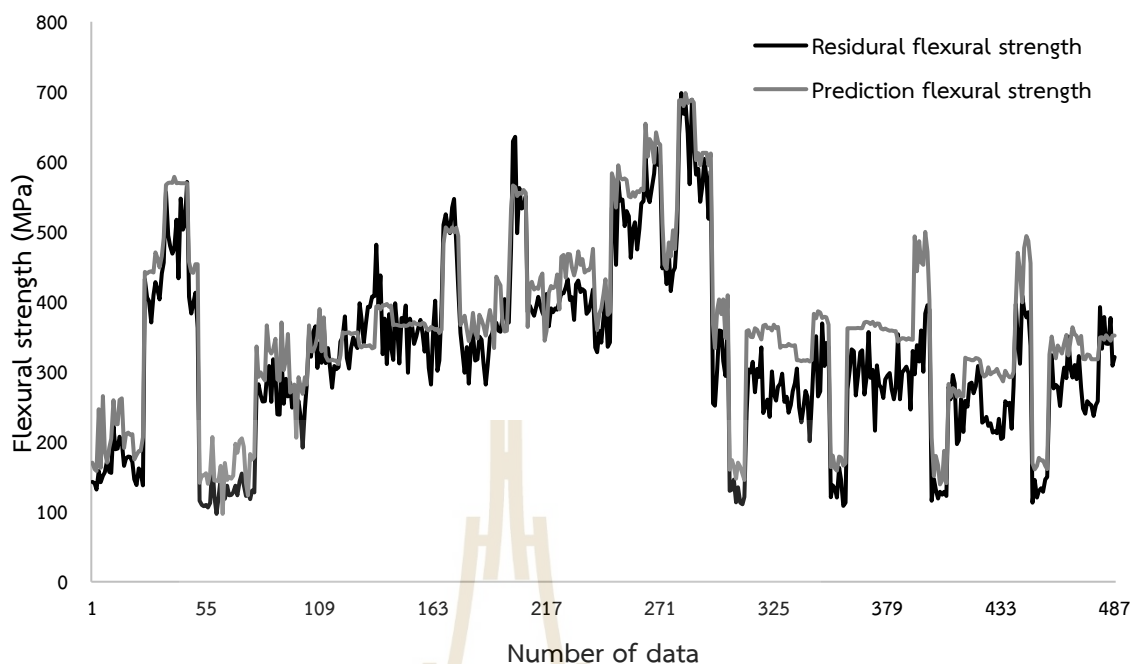
8.3.6 ในการแปลงค่าจากการนอร์มัลไลเซชันจะต้องทำการเขียนโค้ดในส่วนของ Live function ใหม่อีกครั้ง โดยมีการเปลี่ยนแปลงขอบเขตของค่าต่ำสุดและสูงสุดในการแปลงค่ากลับมาอยู่ในรูปของค่าความต้านทานแรงดัดที่เป็นค่าจริงในหน่วยของ MPa ซึ่งโค้ดที่จะทำการแปลงค่ากลับจะแสดงดังรูปที่ 8.7 โดยมีค่าขอบเขตสูงสุดคือ 689.4044169 MPa และ ขอบเขตต่ำสุดคือ 96.94 MPa

```
function dataout = scaledataback(dapredicted)
dataout = (dapredicted - min(dapredicted))/(max(dapredicted)-min(dapredicted));
dataout = dataout*(698.1044169-96.9400)+(96.9400);
end
```

รูปที่ 8.7 โค้ดสำหรับการแปลงค่าจากการทำนายเป็นค่าความต้านทานแรงดัดก่อนทำการนอร์มัลไลเซชัน

8.4 การเปรียบเทียบค่าการทำนายกับค่าจากการทดลอง

การทำนายค่าความต้านทานแรงดัดจากการเรียนรู้เชิงลึกด้วยอัลกอริทึม LMBP เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากการทดลองจะแสดงดังรูปที่ 8.8 ซึ่งพบว่าค่าความต้านทานแรงดัดจากการทำนายโดยใช้อัลกอริทึม LMBP มีค่าใกล้เคียงกับค่าความต้านทานแรงดัดจากผลการทดลองค่อนข้างสูง และมีค่า MSE และ R^2 ของการทำนายข้อมูลทั้งหมดเท่ากับ 0.003039 และ 0.95274 ตามลำดับ ซึ่งแสดงว่าการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกให้ผลที่มีความแม่นยำสูง



รูปที่ 8.8 การเปรียบเทียบผลค่าความต้านทานแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีจากการทำนายโดยใช้อัลกอริทึม LMBP เปรียบเทียบกับผลการทดลอง

จากการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยการเปลี่ยนแปลง เฟอร์เซนต์ของสารตัวเติมแกรไฟต์ วิธีการขึ้นรูป ทิศทางการวางผ้า ความกว้างและความหนา ซึ่งเป็นข้อมูลเข้าจำนวน 5 ข้อมูล โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย ANN ในส่วนของอัลกอริทึม LMBP พบว่าการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดมีค่า MSE ของ Testing และ All data เท่ากับ 0.0039 และ 0.003039 ซึ่งเป็นไปตามขอบเขตที่ตั้งไว้ คือ ค่า MSE ต้องต่ำกว่า 0.01 จะทำให้ค่าความผิดพลาดต่ำและทำให้การทำนายผลมีความถูกต้องมากขึ้น สำหรับค่า R^2 ของ Testing และ All data มีค่าเท่ากับ 0.95 และ 0.95274 มีค่าใกล้เคียง 1 บ่งบอกถึงข้อมูลที่ทำนายออกมามีความแม่นยำสูงและมีความเหมาะสมกับอัลกอริทึมนี้

8.5 การทำนายค่าความต้านทานแรงดัด

จากการเปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดจากการทำนายด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกเปรียบเทียบกับค่าความต้านทานแรงดัดจากผลการทดลองทำให้ทราบถึงความแม่นยำของโมเดลนี้ จึงนำมาประยุกต์ใช้ในชีวิตประจำวันโดยการให้ทำนายค่าความต้านทานแรงดัดเมื่อมีข้อมูลเข้าที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลที่นำไปใช้ทำโมเดล โดยจะพิจารณาข้อมูลที่ให้ทำนาย 3 ชุดข้อมูลเพื่อทดสอบความแม่นยำของการทำการและการนำไปใช้งานจริงซึ่งกำหนดข้อมูลการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนหรือข้อมูลเข้าดังตารางที่ 8.3

ตารางที่ 8.3 ข้อมูลการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนหรือข้อมูลเข้าเพื่อทำนาย

ชุดข้อมูล	ความหนา	ความกว้าง	ทิศทางการวางเส้นใย	วิธีการขึ้นรูป	เปอร์เซ็นต์การเติมสารตัวเติม (wt%)
1	0.0021	0.023	[-45/45] _{4s}	1	12.5
2	0.002	0.017	[0/90] _{4s}	1	10
3	0.0009	0.018	[0/-45] _s	1	5

ในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดจะต้องทำกระบวนการจะต้องนำข้อมูลที่ต้องการทำนายไปทำการนอร์มัลไลเซชันกับข้อมูลที่มีเพื่อให้ได้ขอบเขตค่าที่อยู่ระหว่าง 0 และ 1 ตามขอบเขตของการนอร์มัลไลเซชัน และทำตามขั้นตอนของ 8.2 และ 8.3 เพื่อให้ได้ค่าจากการทำนายโดยผลของการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของข้อมูลในตารางที่ 8.3 แสดงการทำนายดังตารางที่ 8.4

ตารางที่ 8.4 การเปรียบเทียบผลการทดลองและค่าจากการทำนาย

ชุดข้อมูล	ค่าความต้านทานแรงดัดจากการทำนาย (MPa)	ค่าความต้านทานแรงดัดจากการทดลอง (MPa)	MSE	R ²
1	167.8931	152.5143	2.33E-07	0.9977
2	394.8466	384.621	4.38E-07	0.9797
3	128.1012	122.5136	8.49E-10	0.9999

ซึ่งผลจากการทำนายของโมเดลนี้มีค่าใกล้เคียงกับค่าจากผลการทดลองโดยมีค่า MSE น้อยกว่า 0.01 ซึ่งบ่งบอกถึงความผิดพลาดในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดมีความผิดพลาดน้อย และ R² มีค่ามากกว่า 0.95 บอกลักษณะมีความแม่นยำในการทำนายสูง งานวิจัยนี้จึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้โดยไม่ต้องเปลี่ยนเปลืองวัสดุ และลดระยะเวลาในการทดสอบได้โดยเป็นไปตามผลที่คาดหวังของงานวิจัยนี้

จากการทำนายควรมีการเปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดกับงานวิจัยอื่นด้วย เพื่อทดสอบว่าโมเดลการทำนายสามารถทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของงานอื่นซึ่งเป็นการตรวจสอบความน่าเชื่อถือของการขึ้นรูปในงานวิจัยนี้ด้วยว่ามีแนวโน้มความถูกต้องในการทำค่าความต้านทานแรงดัด จึงมีการเปรียบเทียบผลการทำนายของค่าความต้านทานแรงดัดในงานวิจัยนี้ การทำนายค่าความต้านทานแรงดัด และค่าจากงานวิจัยอื่นแสดงดังตารางที่ 8.5

ตารางที่ 8.5 เปรียบเทียบค่าความต้านทานแรงดัดในงานวิจัยกับงานวิจัยอื่น

ผู้แต่งงานวิจัย	ค่าความต้านทานแรงดัดจากงานวิจัยที่อ้างอิง (MPa)	ค่าความต้านทานแรงดัดจากการทำนายในงานวิจัยนี้ (MPa)	ค่าความต้านทานแรงดัดจากงานวิจัยนี้ (MPa)
C. Volkan et al. (2008)	105.49	92.78	96.13
H. Rahmani et al. (2013)	754	648.5	635.89
K. Naresh et al. (2017)	184.8	135.01	149.06

จะเห็นว่าค่าความต้านทานแรงดัดของการทำนายด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกกับค่าผลจากการทดลองมีความใกล้เคียงกัน แต่เมื่อเปรียบเทียบกับค่าความต้านทานแรงดัดกับงานวิจัยอื่นพบว่ามีค่าใกล้เคียงกับการทำนายและค่าจากงานวิจัยนี้ แต่ที่มีค่าความต้านทานแรงดัดแตกต่างกันเนื่องจากความหนาแน่นของเส้นใยคาร์บอนของงานวิจัยที่นำมาใช้นั้นใช้ความหนาแน่น 400 g/m², 12k และซึ่งส่งผลต่อความต้านทานแรงดัดอย่างมากและให้ผลที่ดีกว่าของงานวิจัยนี้ซึ่งใช้เส้นใยคาร์บอน 200 g/m², 3k จึงทำให้สรุปได้ว่าโมเดลในการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของงานวิจัยนี้สามารถนำไปทำนายงานวิจัยอื่นได้โดยขอบเขตเป็นตามที่งานวิจัยกำหนด

บทที่ 9

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

9.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้จึงต้องการทำนายค่าความแข็งแรงของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซินโดยค่าที่บ่งบอกถึงความแข็งแรงที่จะพิจารณาคือค่าความต้านทานแรงดัด โดยมีการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีเรซินเป็นจำนวน 487 ชิ้น ซึ่งจะมีการกำหนดข้อมูลเข้า คือ ทิศทางการวางเส้นใยคาร์บอน (Ply orientation) กระบวนการขึ้นรูป (Manufacturing) เปอร์เซ็นต์การเติมผงแกรไฟต์ (wt% of graphite fillers) ความกว้าง และความหนา ในส่วนของข้อมูลออก คือ ค่าความต้านทานแรงดัด โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกในโปรแกรม MATLAB โดยงานวิจัยมีรายละเอียดโดยสรุปดังนี้

เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงทิศทางการวางผ้าค่าความต้านทานแรงดัดก็จะเปลี่ยนไป ในส่วนของทิศทางการวางผ้าแบบ $[0^\circ/90^\circ]_{4s}$ เป็นทิศทางการวางผ้าที่ให้ค่าความต้านทานแรงดัดที่ดีที่สุด และการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์จะส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดด้วยเช่นกันโดยการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ 10 wt% จะให้ค่าความต้านทานแรงดัดที่ดีที่สุด และหากมีการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์มากกว่า 12.5 wt% จะทำให้ค่าความต้านทานแรงดัดมีค่าลดลงเนื่องจากการเกาะกลุ่มกันของสารตัวเติมแกรไฟต์ที่ผสมอยู่ในเมทริกซ์

เมื่อนำค่าจากการทดสอบแรงดัดของวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีมาหาปัจจัยที่ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดจะเห็นได้ว่า ทิศทางการวางผ้า ความหนา วิธีการขึ้นรูป และเปอร์เซ็นต์ของการเติมสารตัวเติมแกรไฟต์ส่งผลต่อค่าความต้านทานแรงดัดอย่างมีนัยสำคัญ

อัลกอริทึมที่สามารถทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้แม่นยำโดยมีข้อมูลเข้าเป็นขอบเขตที่งานวิจัยได้กำหนด คือ อัลกอริทึม LMBP และ SCG เนื่องจากมีการทำนายความแม่นยำได้สูงและลดค่าความผิดพลาดในการทำนายได้ ซึ่งพิจารณาจากค่า MSE และ R^2 ให้มีขอบเขตที่งานวิจัยกำหนด คือ MSE มีค่าต่ำกว่า 0.01 และค่า R^2 มีค่ามากกว่าหรือเท่า 0.95

หากมีการเปลี่ยนแปลงชุดข้อมูลหรือค่าขอบเขตของข้อมูลที่ต้องการศึกษาจะต้องทำการนอร์มัลไลเซชันข้อมูลใหม่ทุกครั้งเนื่องจากต้องตั้งของเขตของค่าการนอร์มัลไลเซชันให้เหมาะสมกับข้อมูล ไม่เช่นนั้นการทำนายค่าที่ต้องการจะมีความแม่นยำต่ำ

จากการทำนายข้อมูลโดยการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีครบทุกกรณีที่ต้องการศึกษาจะได้ชุดข้อมูลที่นำมาให้โปรแกรมเรียนรู้จำนวน 487 ข้อมูล โดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกด้วย ANN ในส่วนของอัลกอริทึม LMBP พบว่าการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดมีค่า MSE ของ Testing และ All data เท่ากับ 0.0039 และ 0.003039 ในส่วนของ R^2 ของ

Testing และ All data มีค่าเท่ากับ 0.95 และ 0.95274 ซึ่งเป็นไปตามขอบเขตที่ตั้งไว้ ซึ่งบ่งบอกถึงข้อมูลที่ทำนายออกมามีความแม่นยำสูงและมีความเหมาะสมกับอัลกอริทึมนั้น

หากต้องการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยใช้งานวิจัยนี้จะต้องมีข้อมูลเข้าและข้อมูลออกเป็นไปตามขอบเขตที่งานวิจัยนี้กำหนดเท่านั้นจึงจะให้ค่าความต้านทานแรงดัดที่แม่นยำดังขอบเขตของ MSE และ R^2 กำหนด

9.2 ข้อเสนอแนะ

1. ในการขึ้นรูปวัสดุคอมโพสิตเสริมแรงด้วยเส้นใยคาร์บอนกับอีพ็อกซีหากมีการเปลี่ยนแปลงขอบเขตข้อมูลเข้ามาขึ้นจะสามารถทำให้โปรแกรมมีการทำนายค่าความต้านทานแรงดัดได้มากขึ้น
2. สามารถพัฒนาโปรแกรมให้มีค่าความแม่นยำที่มากขึ้นได้โดยการปรับค่าขอบเขตของข้อมูลให้แคบลง
3. ควรเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลในแต่ละกรณีที่ศึกษาที่เข้ามาให้โปรแกรมเรียนรู้เพื่อที่จะทำให้ข้อมูลที่ทำนายได้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น



รายการอ้างอิง

- Ataeefard, M. (2014). Production of carbon black acrylic composite as an electrophotographic toner using emulsion aggregation method: Investigation the effect of agitation rate. *Composites Part B: Engineering*, 64, 78–83. <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2013.08.076>
- Ghasemi, A. R., & Moradi, M. (2016). Low thermal cycling effects on mechanical properties of laminated composite materials. *Mechanics of Materials*, 96, 126–137. <https://doi.org/10.1016/j.mechmat.2016.01.012>
- Guellali, M., Oberacker, R., & Hoffmann, M. J. (2005). Influence of the matrix microstructure on the mechanical properties of CVI-infiltrated carbon fiber felts. *Carbon*, 43(9), 1954–1960. <https://doi.org/10.1016/j.carbon.2005.03.006>
- Hossein Rahmani, S. Heydar Mahmoudi Najafi, Shohreh Saffarzadeh-Matin, A. A. (2014). Mechanical Properties of Carbon Fiber/Epoxy Composites: Effects of Number of Plies, Fiber Contents, and Angle-Ply Layers Hossein. *POLYMER ENGINEERING AND SCIENCE*, 1–10. <https://doi.org/10.1002/pen>
- Jinming Zou, Yi Han, S.-S. S. (2008). Overview of Artificial Neural Networks. *Springer*, 458(1), 14–22. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-1-60327-101-1_2
- Joshua Pelleg. (2013). *Mechanical Properties of Materials*. Springer Dordrecht. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-94-007-4342-7>
- Kazi, M. K., Eljack, F., & Mahdi, E. (2020). Optimal filler content for cotton fiber/PP composite based on mechanical properties using artificial neural network. *Composite Structures*, 251, 112654. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2020.112654>
- Knowlton, A. R., Robbins, J., Landry, S., McKenna, H. A., Kraus, S. D., & Werner, T. B. (2016). Effects of fishing rope strength on the severity of large whale entanglements. *Conservation Biology*, 30(2), 318–328. <https://doi.org/10.1111/cobi.12590>
- Koushyar, H., Alavi-Soltani, S., Minaie, B., & Violette, M. (2012). Effects of variation in autoclave pressure, temperature, and vacuum-application time on porosity and mechanical properties of a carbon fiber/epoxy composite. *Journal of Composite Materials*, 46(16), 1985–2004. <https://doi.org/10.1177/0021998311429618>
- Sathya, R., & Abraham, A. (2013). Comparison of Supervised and Unsupervised Learning

- Algorithms for Pattern Classification. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, 2(2), 34–38. <https://doi.org/10.14569/ijarai.2013.020206>
- Varol, T., Canakci, A., & Ozsahin, S. (2013). Artificial neural network modeling to effect of reinforcement properties on the physical and mechanical properties of Al2024-B4C composites produced by powder metallurgy. *Composites Part B: Engineering*, 54(1), 224–233. <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2013.05.015>
- Wiangkham, A., Ariyarit, A., & Aengchuan, P. (2021). Prediction of the mixed mode I/II fracture toughness of PMMA by an artificial intelligence approach. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 112. <https://doi.org/10.1016/j.tafmec.2021.102910>
- William D., C. J. (2003). *Materials Science and Engineering an Introduction* (6th ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Xing, W., & Du, D. (2019). Dropout Prediction in MOOCs: Using Deep Learning for Personalized Intervention. *Journal of Educational Computing Research*, 57(3), 547–570. <https://doi.org/10.1177/0735633118757015>
- Zulfli, N. H. M., Bakar, A. A., & Chow, W. S. (2014). Mechanical and thermal properties improvement of nano calcium carbonate-filled epoxy/glass fiber composite laminates. *High Performance Polymers*, 26(2), 223–229. <https://doi.org/10.1177/0954008313507961>
- กิตติพงษ์ กิมะพงศ์, ศิริชัย ต่อสกุล, นรพร กลั่นประชา และ อนินท์ มีมนต์. (2553). *วัสดุวิศวกรรม (Engineering Materials)*. เซนเทจ เลิร์นนิ่ง (ประเทศไทย) จำกัด.
- จันทร์จิรา อภิรักษ์เมธาวงศ์. (2557). *การศึกษาศสมบัติเชิงกลของพอลิเมอร์คอมโพสิตระหว่างพอลิเอทิลีนความหนาแน่นสูงและเศษจากกระบวนการผลิตผลิตภัณฑ์เมลามีน*.
- ธีรภัทร์ สุภานิล. (2558). *การศึกษาศสมบัติเชิงกลของวัสดุคอมโพสิตพอลิแลคติกแอซิดที่มีผ้าทอจากใยเส้นธรรมชาติเป็นวัสดุเสริมแรง*.
- โสธยา แพสุวรรณ, สมพร ปันโกษา และบำรุง พ่วงเกิด. (2563). การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก. *การประชุมนำเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 15 ปี การศึกษา 2563*, 2606–2617.



ภาคผนวก ก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่ระหว่างการศึกษา

รายชื่อบทความวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

Karunamit Saensuriwong, Thongchart Kerdpool, and Veena Pumping. (2021).

Laboratory Study of Polypropylene-based Honeycomb Core for Sandwich Composites. The 2nd SUT International Virtual Conference on Science and Technology (IVCST), 6th August 2021, Nakhon Ratchasima, Thailand.

Saensuriwong, K., Kerdphol, T., & Phunpeng, V. (2021). **Laboratory Study of**

Polypropylene-based Honeycomb Core for Sandwich Composites. Spektrum Industri, 19(2), 97.

Veena Phunpeng, Karunamit Saensuriwong and Thongchart Kerdphol. (2021).

Comparative study between aluminium and hybrid composites for UAV. International Symposium on Sustainable Aviation (ISSA), 25 – 27 November 2021, Bangkok, Thailand. [Pending]

กรุณามิตร แสนสุริวงค์, ธงชาติ เกิดผล, วิณา ฟันเพ็ง และพิจิตรา เอื่องไพโรจน์. (2022). การเปรียบเทียบวิธีการขึ้นรูปด้วยเว็คคัมแบ็กกิ้งและเว็คคัมอินฟิวชั่นของวัสดุไฮบริดคอมโพสิตสำหรับงานอากาศยานไร้คนขับ. การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 36, 19-22 กรกฎาคม 2565, ประจวบคีรีขันธ์, ประเทศไทย.

Veena Phunpeng, Karunamit Saensuriwong and Thongchart Kerdphol. (2022).

Comparative Manufacturing of Hybrid Composites with Waste Graphite Fillers for UAVs. Materials, 15(19), 6840.

Karunamit Saensuriwong, Veena Phunpeng, Pichitra Uangpairoj and Kontorn

Thammakul. (2022). **Comparative study of Training Algorithm of Artificial Neural Network for Carbon Fiber/Epoxy Composite Materials.** 12th TSME-International Conference on Mechanical Engineering 2022, 13 – 16 December 2022, Phuket, Thailand.



ภาคผนวก ข

การเขียนโปรแกรมสำหรับทำนายค่าความต้านทานแรงดัดด้วย MATLAB

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

การทำนายค่าความต้านทานแรงดัดโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยวิธี Artificial Neural Network (ANN) ของอัลกอริทึม LMBP ด้วยโปรแกรม MATLAB

1. การนอ้มัลไลเซชัน

```
function dataout = scaledata(datain,minval,maxval)
dataout = datain + min(datain(:));
dataout = (dataout/range(dataout(:)))*(maxval-minval);
dataout = dataout + minval;
end
```

2. การนอ้มัลไลเซชันกลับ

```
function dataout = scaledataback(dapredicted)
dataout = (dapredicted - min(dapredicted))/(max(dapredicted)-
min(dapredicted));
dataout = dataout*(698.1044169-96.9400)+(96.9400);
end
```

3. การทำนายค่าความต้านทานแรงดัดของชุดข้อมูล

```
mfunction [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1)
%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Auto-generated by MATLAB, 05-Nov-2022 16:58:15.
%
% [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1) takes these arguments:
% x = Qx5 matrix, input #1
% and returns:
% y = Qx1 matrix, output #1
% where Q is the number of samples.
%#ok<*RPMT0>
% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====
% Input 1
```

```

x1_step1.xoffset = [2.29192337822996e-06;4.01086591190243e-
06;0.00143359807308284;0.00143359807308284;0.00143359807308284];

x1_step1.gain =
[517113.790296297;64046.2033853211;116.350602816667;1396.2072338;349.0
5180845];

x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1

b1 = [-5.2935603980015599745;-
1.8998712076764789902;13.781741868817160679;-
2.3128771520214339574;1.5232594672985884099;10.120314305203049088;3.7
849640721478587935;-2.2296981349365645464;4.5742805797536307821;-
5.5611078965310696276];

IW1_1 = [4.0286835921530945726 -0.71323146896699196606 -
4.9895540374804525641 0.41281002254090354286 -3.5691951692993382217;-
1.1613867211250226141 0.22303256440101640323 -10.189430888815406817 -
3.8823727677689947591 0.048146194516813803355;-6.3338062936541206227
0.385602405985097485 16.16615822305583805 0.25182283028052288021
1.1369870741696124217;2.2843582289810675512 -0.40886810747709062541 -
0.079356037041304713919 1.1435350427158799125 -
3.7651798590363636521;-1.8010969598280748283 -0.37706009205864232658
-1.7362138608538866258 1.1556633627974377543
3.8870691488723427831;33.744904557650805543 -2.6881071881452802685 -
6.247108175275324804 1.1706513778728484532 -
9.9823670701893583157;6.5857596858531799455 -0.96933196410444988356
4.2043112012321204318 2.5571666694424513011
2.6385336914197763392;0.44485347809882830328 -0.0305342066063117 -
0.2259730404939497006 -0.047409692251717899802 -
3.4441354578501321981;-2.704307047407484621 0.25842326357459655117 -
25.17492523963813511 5.0927124163415244951 -
5.6797200681490007668;0.98505912446118903958 -0.93589477547368160604
-11.399658293886460569 9.1533259435383627078 -9.7420243910247901198];

% Layer 2

b2 = -0.97785428125749740413;

```

```

LW2_1 = [1.2078396530295261169 -2.0195639058816072797
0.67422718739251352726 -1.9034582794391212701 1.6699986543346603263
0.30114408185109098337 0.46584795904197157101 1.8257316209564915521
1.8334741982044158171 -0.58944219636196271139];

% Output 1

y1_step1.ymin = -1;

y1_step1.gain = 2.32250478329999;

y1_step1.xoffset = 0.138863053640197;

% ===== SIMULATION =====

% Dimensions
Q = size(x1,1); % samples

% Input 1
x1 = x1';
xp1 = mapminmax_apply(x1,x1_step1);

% Layer 1
a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*xp1);

% Layer 2
a2 = repmat(b2,1,Q) + LW2_1*a1;

% Output 1
y1 = mapminmax_reverse(a2,y1_step1);

y1 = y1';

end

% ===== MODULE FUNCTIONS =====

% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x,settings)

y = bsxfun(@minus,x,settings.xoffset);

```



```
y = bsxfun(@times,y,settings.gain);  
y = bsxfun(@plus,y,settings.ymin);  
end  
  
% Sigmoid Symmetric Transfer Function  
function a = tansig_apply(n,~)  
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;  
end  
  
% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function  
function x = mapminmax_reverse(y,settings)  
x = bsxfun(@minus,y,settings.ymin);  
x = bsxfun(@rdivide,x,settings.gain);  
x = bsxfun(@plus,x,settings.xoffset);  
end
```



ประวัติผู้เขียน

นางสาวกรุณามิตร แสนสุริวงค์ เกิดเมื่อวันที่ 29 สิงหาคม พ.ศ.2540 จบการศึกษาในระดับมัธยมศึกษาตอนปลายจากโรงเรียนสกลราชวิทยานุกูล อ.เมือง จ.สกลนคร และสำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิตในหลักสูตรวิศวกรรมอากาศยาน มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี พ.ศ. 2562

ในปี พ.ศ.2563 ภาคการศึกษาที่ 2 เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ได้รับการสนับสนุนทุนการศึกษาแก่นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาที่คณาจารย์ได้รับทุนวิจัยจากแหล่งทุนภายนอก เป็นระยะเวลา 2 ปี ในระหว่างการศึกษาดำเนินการได้รับมอบหมายให้เป็นผู้ช่วยสอน รายวิชา 525341/525340 ปฏิบัติการเครื่องกล 1 รายวิชา ENG25 1010 การเขียนแบบวิศวกรรม 1 รายวิชา 537342/537343 ปฏิบัติการอากาศยาน 1 และ 2 รายวิชา 551261 วิธีการขึ้นรูปและวัสดุทางวิศวกรรม ทั้งนี้ ผู้วิจัยได้สะสมความรู้ จากประสบการณ์การทำงานในห้องปฏิบัติการวัสดุวิศวกรรมอาคารเครื่องมือ 5 และนำความรู้จากการศึกษาวัสดุในระดับบัณฑิตศึกษามาประยุกต์ใช้กับงานวิจัย ซึ่งมีโอกาสได้ทำวิจัยในด้านปัญญาประดิษฐ์และวัสดุคอมโพสิต จนได้รับการเผยแพร่ผลงานจำนวนทั้งสิ้น 5 งาน คือ

1. Karunamit Saensuriwong, Thongchart Kerdpool, and Veena Pumping. (2021). **Laboratory Study of Polypropylene-based Honeycomb Core for Sandwich Composites.** The 2nd SUT International Virtual Conference on Science and Technology (IVCST), 6th August 2021, Nakhon Ratchasima, Thailand.
2. Saensuriwong, K., Kerdphol, T., & Phunpeng, V. (2021). **Laboratory Study of Polypropylene-based Honeycomb Core for Sandwich Composites.** Spektrum Industri, 19(2), 97.
3. Veena Phunpeng, Karunamit Saensuriwong and Thongchart Kerdphol. (2021). **Comparative study between aluminium and hybrid composites for UAV.** International Symposium on Sustainable Aviation (ISSA), 25 – 27 November 2021, Bangkok, Thailand. [Pending]
4. กรุณามิตร แสนสุริวงค์, ธงชาติ เกิดผล, วิณา พันเพ็ง และพิจิตรา เอื้องไพโรจน์. (2022). **การเปรียบเทียบวิธีการขึ้นรูปด้วยเว็คคัมแบ็กกิ้งและเว็คคัมอินพิวชั่นของวัสดุไฮบริดคอมโพสิตสำหรับงานอากาศยานไร้คนขับ.** การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องแห่ง ประเทศไทย ครั้งที่36, 19-22 กรกฎาคม 2565, ประจวบคีรีขันธ์, ประเทศไทย.
5. Veena Phunpeng, Karunamit Saensuriwong and Thongchart Kerdphol. (2022).

Comparative Manufacturing of Hybrid Composites with Waste Graphite Fillers for UAVs. *Materials*, 15(19), 6840.

6. Karunamit Saensuriwong, Veena Phunpeng, Pichitra Uangpairoj and Kontorn Thammakul. (2022). **Comparative study of Training Algorithm of Artificial Neural Network for Carbon Fiber/Epoxy Composite Materials.** 12th TSME-International Conference on Mechanical Engineering 2022, 13 – 16 December 2022, Phuket, Thailand.

