

## บทที่ 5

### กระบวนการออกแบบและหาสถาปัตยกรรม

### โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

#### 5.1 บทนำ

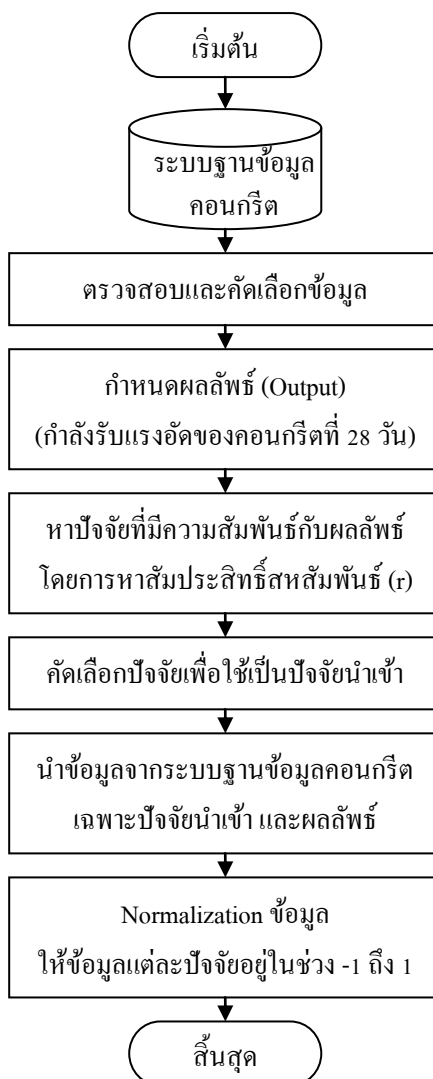
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งมีความสามารถในการแก้ไขปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดี ถูกนำมาศึกษาเพื่อพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีต โดยการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยนำเข้า (Input) และผลลัพธ์ (Output) จากข้อมูลในอดีต

ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวนการออกแบบและหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีต โดยเริ่มตั้งแต่ขั้นตอนกระบวนการเตรียมข้อมูลจากระบบฐานข้อมูล ก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม ซึ่งประกอบด้วยกระบวนการเรียนรู้, กระบวนการทดสอบ และการเลือกรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

#### 5.2 การเตรียมข้อมูล

กระบวนการเตรียมข้อมูลเป็นกระบวนการหนึ่งที่มีความจำเป็นและมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลจากระบบฐานข้อมูลจะถูกตรวจสอบความถูกต้องและคัดเลือกเพื่อลดความผิดพลาดของข้อมูล ก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการคัดเลือกปัจจัยนำเข้า (Input), ผลลัพธ์ (Output) และทำการ Normalization ข้อมูลก่อนเข้าสู่กระบวนการหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยมีขั้นตอนแสดงได้ดังรูปที่ 5.1

ข้อมูลจากระบบฐานข้อมูลจะถูกนำมาตรวจสอบความถูกต้อง เพื่อลดความผิดพลาดของข้อมูลอันเนื่องมาจากกระบวนการหล่อตัวอย่าง และการบันทึกข้อมูล โดยข้อมูลที่ทำการคัดเลือกเพื่อใช้ในการศึกษานี้มีความผิดพลาดของกำลังรับแรงอัดจากค่าเฉลี่ยไม่เกิน 5% คือตัวอย่างที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเกิน 5% จะถูกคัดออกไม่นำมาใช้ในการวิเคราะห์โครงข่าย



รูปที่ 5.1 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

### 5.2.1 การกำหนดผลลัพธ์ และปัจจัยนำเข้า

ผลลัพธ์ (Output) ของการศึกษานี้คือค่ากำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่อายุ 28 วัน ส่วนการคัดเลือกปัจจัยนำเข้า (Input) จะใช้การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient,  $r$ ) หาความสัมพันธ์ระหว่างผลลัพธ์กับปัจจัยนำเข้า โดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยใช้วิธีหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน (Pearson's Correlation Coefficient,  $r$ ) ซึ่งคำนวณตามสมการที่ 5.1 และผลสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แสดงดังภาคผนวก ง

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5.1)$$

โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 ค่าที่เป็นลบแสดงถึงความสัมพันธ์ของสองปัจจัยมีลักษณะผกผัน ค่าที่เป็นบวกแสดงความสัมพันธ์ของสองปัจจัยเป็นไปในทิศทางเดียวกัน ถ้าค่าสัมบูรณ์ของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าใกล้ 1 แสดงว่าปัจจัยทั้งสองมีความสัมพันธ์กันมาก

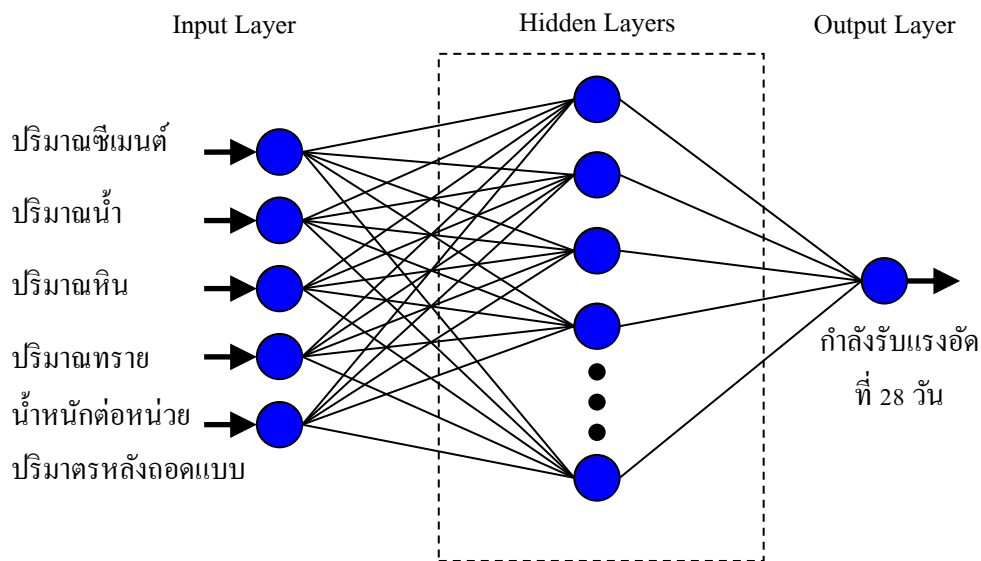
กระบวนการคัดเลือกปัจจัยนำเข้า (Input) มีปัจจัยที่ใช้ในการพิจารณาคัดเลือกดังต่อไปนี้

1. ปัจจัยมีความสัมพันธ์กับค่ากำลังรับแรงอัดสูง
2. มีความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยนำเข้าด้วยกันน้อย ถ้าปัจจัยใดมีความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยนำเข้าด้วยกันต้องมีการพิจารณาคัดเลือกปัจจัยใดปัจจัยหนึ่ง เพื่อไม่ให้โครงข่ายใหญ่เกินความจำเป็น
3. การหาค่าของปัจจัยต้องสะดวกในการจัดเก็บ
4. ค่าของปัจจัยควรคงที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามระยะเวลา

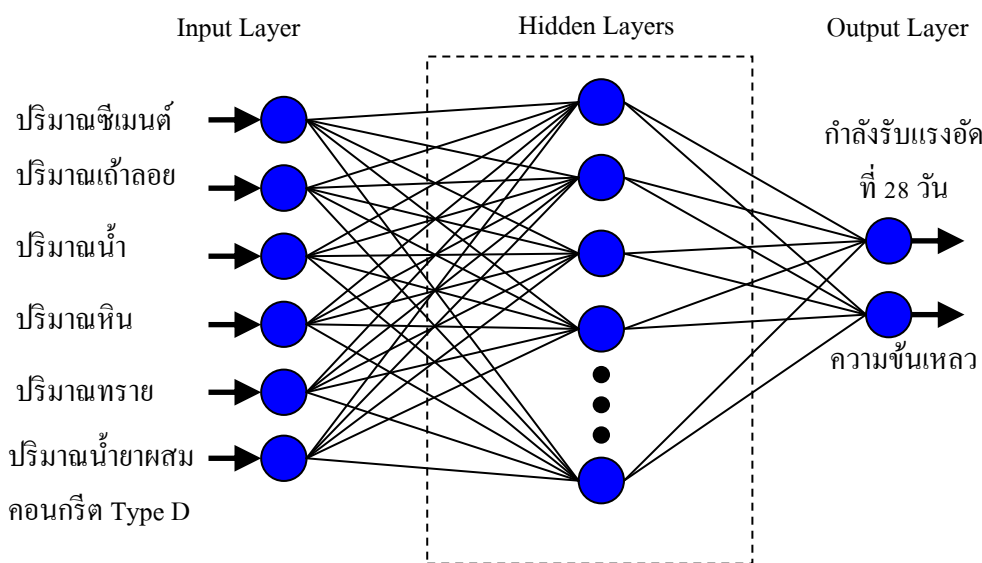
จากการวิเคราะห์เพื่อคัดเลือกปัจจัยนำเข้า (Input) ที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมสรุปได้ดังรูปที่ 5.2 สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาจากข้อมูลห้องทดลอง และรูปที่ 5.3 สำหรับโครงข่ายที่พัฒนาจากข้อมูลโรงผสมคอนกรีต

โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาจากข้อมูลห้องทดลอง เป็นโครงข่ายที่พัฒนาเพื่อศึกษาความสัมพันธ์ของรูปแบบโครงสร้างที่มีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่าย โดยข้อมูลคอนกรีตจากห้องทดลองเป็นคอนกรีตที่มีวัสดุผสมคือ ซีเมนต์, น้ำ, หิน และทราย ผลลัพธ์ของโครงข่ายคือค่ากำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน ของตัวอย่างคอนกรีตใดๆ จากผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พบว่าปัจจัยปริมาณซีเมนต์, ปริมาณน้ำ, ปริมาณหิน, ปริมาณทราย, ความชื้นเหลว, อุณหภูมิคอนกรีต, ค่าน้ำหนักต่อหน่วยปริมาตรเปียก, น้ำหนักต่อหน่วยปริมาตรหลังถอดแบบ มีความสัมพันธ์กับค่ากำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน จากนั้นทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายเบื้องต้นโดยใช้ปัจจัยนำเข้ดังกล่าวทั้งหมดและเปรียบเทียบกับการตัดปัจจัยนำเข้าบางปัจจัยออก พบว่าโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพสูงสุดคือโครงสร้างที่มีปัจจัยนำเข้า คือ ปริมาณซีเมนต์, ปริมาณน้ำ, ปริมาณหิน, ปริมาณทราย และน้ำหนักต่อหน่วยปริมาตรหลังถอดแบบ สรุปโครงสร้างของโครงข่ายได้ดังรูปที่ 5.2

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาจากข้อมูลโรงผสมคอนกรีต ผลลัพธ์คือค่ากำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่ 28 วัน และความชื้นเหลวของคอนกรีต วัสดุผสมประกอบด้วย ซีเมนต์, ทราย, น้ำ, หิน, ทราย และน้ำยาผสมคอนกรีตประเภทลดน้ำและหน่วงการก่อตัว (Admixture Type D) จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ และทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายโดยใช้ปัจจัยที่คัดเลือกเบื้องต้น สรุปโครงสร้างของโครงข่ายได้ดังรูปที่ 5.3



รูปที่ 5.2 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่อายุ 28 วัน โดยใช้ข้อมูลจากห้องทดลอง



รูปที่ 5.3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน และความชื้นเหวของคอนกรีต โดยใช้ข้อมูลจากโรงผสมคอนกรีต

### 5.2.2 การ Normalization ข้อมูล

การ Normalization หรือการจัดระเบียบข้อมูล เป็นวิธีการที่นำมาใช้เพิ่มความแม่นยำของผลลัพธ์ (Output) ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม และลดเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม การทำ Normalization ชุดข้อมูลของปัจจัยนำเข้า (Input) และผลลัพธ์ (Output) ต้องทำก่อนเริ่มกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม [38]

โดยการเลือกขอบเขตของการ Normalization ขึ้นอยู่กับฟังก์ชันถ่ายโอนของผลลัพธ์ สำหรับการศึกษานี้จะทำการ Normalization ข้อมูลให้อยู่ในช่วง  $[-1, 1]$  เนื่องจากฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นผลลัพธ์ (Output) เป็นประเภท Linear และ Tan-Sigmoid Transfer Function ซึ่งมีขอบเขตอยู่ระหว่าง  $[-\infty, \infty]$  และ  $[-1, 1]$  ตามลำดับ

การ Normalization จะทำทั้งชุดข้อมูลของปัจจัยนำเข้า (Input) และผลลัพธ์ (Output) ตามสมการที่ 5.2 ก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนของโครงข่าย หลังจากนั้นเมื่อได้ผลลัพธ์จากโครงข่ายก็จะมี การ Unnormalization ตามสมการที่ 5.3 เพื่อแปลงค่ากลับเป็นค่าในขอบเขตเริ่มต้น

$$p_n = \frac{2 \times (p - p_{\min})}{(p_{\max} - p_{\min})} - 1 \quad (5.2)$$

$$p = 0.5(p_n + 1) \times (p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min} \quad (5.3)$$

โดยที่  $p$  คือ ค่าของปัจจัยที่จะทำการ Normalization

$P_{\min}$  คือ ค่าน้อยสุดของปัจจัย

$P_{\max}$  คือ ค่ามากที่สุดของปัจจัย

$P_n$  คือ ค่าของปัจจัยที่ผ่านการ Normalization โดยมีค่าอยู่ในช่วง  $[-1, 1]$

สรุปขอบเขตของข้อมูลที่ผ่านมากระบวนการเตรียมข้อมูลโดยแยกตามแต่ละปัจจัย ได้ดังตารางที่ 5.1 สำหรับข้อมูลจากห้องทดลอง และตารางที่ 5.2 สำหรับข้อมูลจากโรงผสมคอนกรีต

ตารางที่ 5.1 ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของปัจจัยจากห้องทดลอง

ปัจจัย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด
ปัจจัยนำเข้า (Input)		
1. ปริมาณซีเมนต์ (kg)	259	532
2. ปริมาณน้ำ (kg)	162	286
3. ปริมาณหิน (kg)	624	1180
4. ปริมาณทราย (kg)	632	1144
5. น้ำหนักหลังถอดแบบต่อหน่วยปริมาตร ( $\text{kg}/\text{m}^3$ )	2230	2437
ผลลัพธ์ (Output)		
1. กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่ 28 วัน (ksc)	151	549

ตารางที่ 5.2 ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของปัจจัยจากโรงผสมคอนกรีต

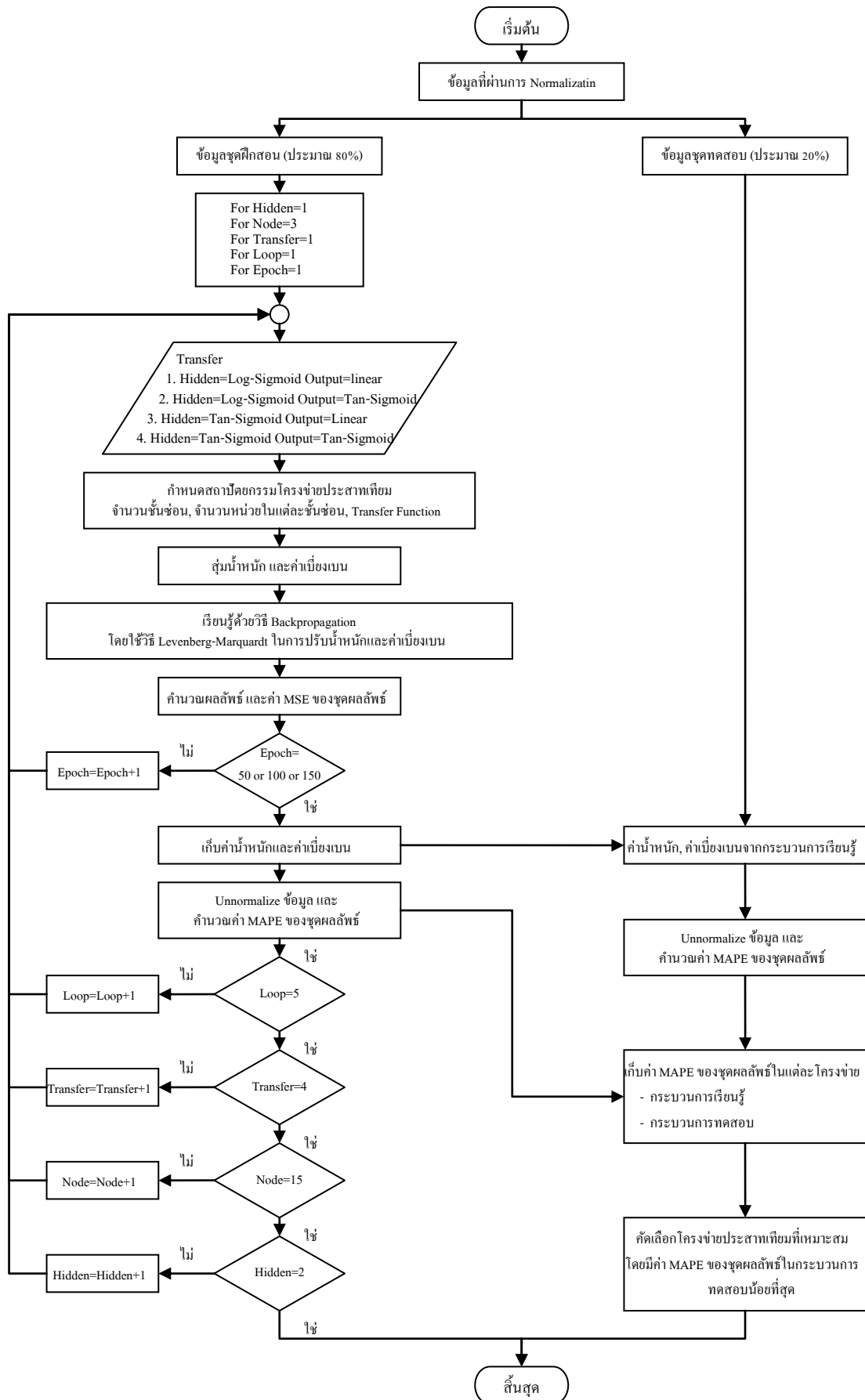
ปัจจัย	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด
<b>นครหลวงคอนกรีต</b>		
ปัจจัยนำเข้า (Input)		
1. ปริมาณซีเมนต์ (kg)	220	500
2. ปริมาณเถ้าลอย (kg)	0	145
3. ปริมาณหิน (kg)	0	1120
4. ปริมาณทราย (kg)	720	1560
5. ปริมาณน้ำ (kg)	165	250
6. ปริมาณน้ำยาผสมคอนกรีต Type D (kg)	0.5	1.79
ผลลัพธ์ (Output)		
1. กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่ 28 วัน (ksc)	154	545
2. ความชื้นเหลว (cm)	7.5	24.0
<b>คอนกรีตผสมเสร็จซีแพค</b>		
ปัจจัยนำเข้า (Input)		
1. ปริมาณซีเมนต์ (kg)	204	442
2. ปริมาณเถ้าลอย (kg)	0	211
3. ปริมาณหิน (kg)	1084	1152
4. ปริมาณทราย (kg)	730	944
5. ปริมาณน้ำ (kg)	149	181
6. ปริมาณน้ำยาผสมคอนกรีต Type D (kg)	0.19	2.14
ผลลัพธ์ (Output)		
1. กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่ 28 วัน (ksc)	295	531
2. ความชื้นเหลว (cm)	9.5	18.0
<b>ทีพีไอคอนกรีต</b>		
ปัจจัยนำเข้า (Input)		
1. ปริมาณซีเมนต์ (kg)	219	450
2. ปริมาณเถ้าลอย (kg)	0	69
3. ปริมาณหิน (kg)	1028	1165
4. ปริมาณทราย (kg)	722	1049.4
5. ปริมาณน้ำ (kg)	156	227.1
6. ปริมาณน้ำยาผสมคอนกรีต Type D (kg)	0.77	1.98
ผลลัพธ์ (Output)		
1. กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่ 28 วัน (ksc)	188	516
2. ความชื้นเหลว (cm)	8.0	20.0

### 5.3 การหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

ในการศึกษานี้ได้มีการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าชนิดการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Feedforward Network with Back Propagation Algorithm) โดยมีการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm โดยมีขั้นตอนในกระบวนการหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมดังรูปที่ 5.4

สามารถอธิบายสรุปได้ดังนี้

1. นำข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนกระบวนการเตรียมข้อมูล มาแบ่งเป็นชุดฝึกสอน (ประมาณ 80% ของข้อมูลทั้งหมด) และชุดทดสอบ (ประมาณ 20% ของข้อมูลทั้งหมด)
2. ทำการออกแบบสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างดังนี้
  - 2.1 จำนวนชั้นซ่อน
  - 2.2 จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อน
  - 2.3 จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน
  - 2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)
    - 2.4.1 ชั้นซ่อน  
Log-Sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function
    - 2.4.2 ชั้นผลลัพธ์  
Linear Transfer Function และ Tan-Sigmoid Transfer Function
3. ทดสอบรอบในการปรับค่าน้ำหนัก และค่าเบี่ยงเบน (Epochs) เบื้องต้น เพื่อหาจำนวนรอบที่เหมาะสม คือ จำนวนรอบที่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด จากการทดสอบเบื้องต้นพบว่าจำนวนรอบที่เหมาะสมอยู่ที่ประมาณ 100 รอบ สำหรับข้อมูลจากห้องทดลอง
4. สุ่มค่าน้ำหนักและค่าน้ำหนักสำหรับกระบวนการเรียนรู้
5. เข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ โดยกำหนดจำนวนรอบในการปรับค่าน้ำหนัก และค่าเบี่ยงเบน (Epochs) เท่ากับ 50, 100 และ 150 รอบ
6. นำค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้เข้าสู่กระบวนการทดสอบ
7. Unnormalization ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบ
8. คำนวณ และบันทึกค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ
9. สุ่มค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน อย่างน้อย 5 ครั้งต่อ 1 โครงสร้าง
10. คัดเลือกโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม คือ โครงข่ายที่มีค่า MAPE ในกระบวนการทดสอบต่ำสุด



รูปที่ 5.4 ขั้นตอนการหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม



### 5.3.1 เงื่อนไขในกระบวนการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ในการศึกษานี้เลือกรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าชนิดการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Feedforward Network with Back Propagation Algorithm) โดยมีการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm (trainlm) ซึ่งพัฒนาบน Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB โดยมีเงื่อนไขในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนและการสิ้นสุดกระบวนการเรียนรู้ดังนี้

#### 5.3.1.1 ค่า Gradient Factor

ค่า Gradient Factor (g) หาได้จากสมการที่ 3.4 เป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้พิจารณาถึงการสิ้นสุดของกระบวนการเรียนรู้ ในขั้นตอนการเปลี่ยนค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน (Epoch) ในแต่ละรอบนั้น ค่า Gradient Factor จะเปลี่ยนแปลงไปซึ่งขึ้นอยู่กับค่าผิดพลาด (e) ที่เกิดขึ้นในรอบการเปลี่ยนค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนนั้นๆ โดยกระบวนการเรียนรู้จะสิ้นสุดเมื่อ Gradient Factor มีค่าน้อยกว่า  $1 \times 10^{-10}$

#### 5.3.1.2 ค่า Mu Factor

ค่า Mu Factor ( $\mu$ ) หรือ Learning Factor ในสมการที่ 3.3 เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งอัตราการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนให้ลู่เข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า  $\mu$  ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มลดลง จากนั้นค่า  $\mu$  จะถูกปรับลดลงเรื่อยๆและมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น โดยค่า  $\mu$  มีค่าดังต่อไปนี้

- ค่า  $\mu$  เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001
- การปรับค่า  $\mu$  เพิ่มขึ้นนั้นจะทำโดยการคูณด้วย Increase Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10
- การปรับค่า  $\mu$  ลดลงนั้นจะทำโดยการคูณด้วย Decrease Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1
- การฝึกสอนจะสิ้นสุดเมื่อค่า  $\mu$  มีค่ามากกว่า  $1 \times 10^{10}$

### 5.3.2 การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายเป็นตัวชี้วัดความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ที่แสดงค่าผิดพลาดในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ซึ่งบ่งบอกถึงค่าผิดพลาดได้ชัดเจนและเข้าใจง่ายกว่าการแสดงในรูปแบบที่มีหน่วย และมีความเหมาะสมกับข้อมูลที่มีขอบเขต

ต่างกันมาก จึงถูกเลือกขึ้นมาเพื่อวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายในการศึกษานี้ โดยมีการคำนวณดังสมการที่ 5.4

$$MAPE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Target_i - Forecast_i}{Target_i} \right| \times 100 \quad (5.4)$$

โดยที่	<i>Target</i>	คือ	ค่าเป้าหมาย หรือค่ากำลังรับแรงอัดของคอนกรีตที่ได้จากการทดสอบ
	<i>Forecast</i>	คือ	ค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม หรือค่ากำลังรับแรงอัดที่ได้จากโครงข่าย
	<i>n</i>	คือ	จำนวนข้อมูล

### 5.3.3 การหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมโดยใช้ข้อมูลจากห้องทดลอง

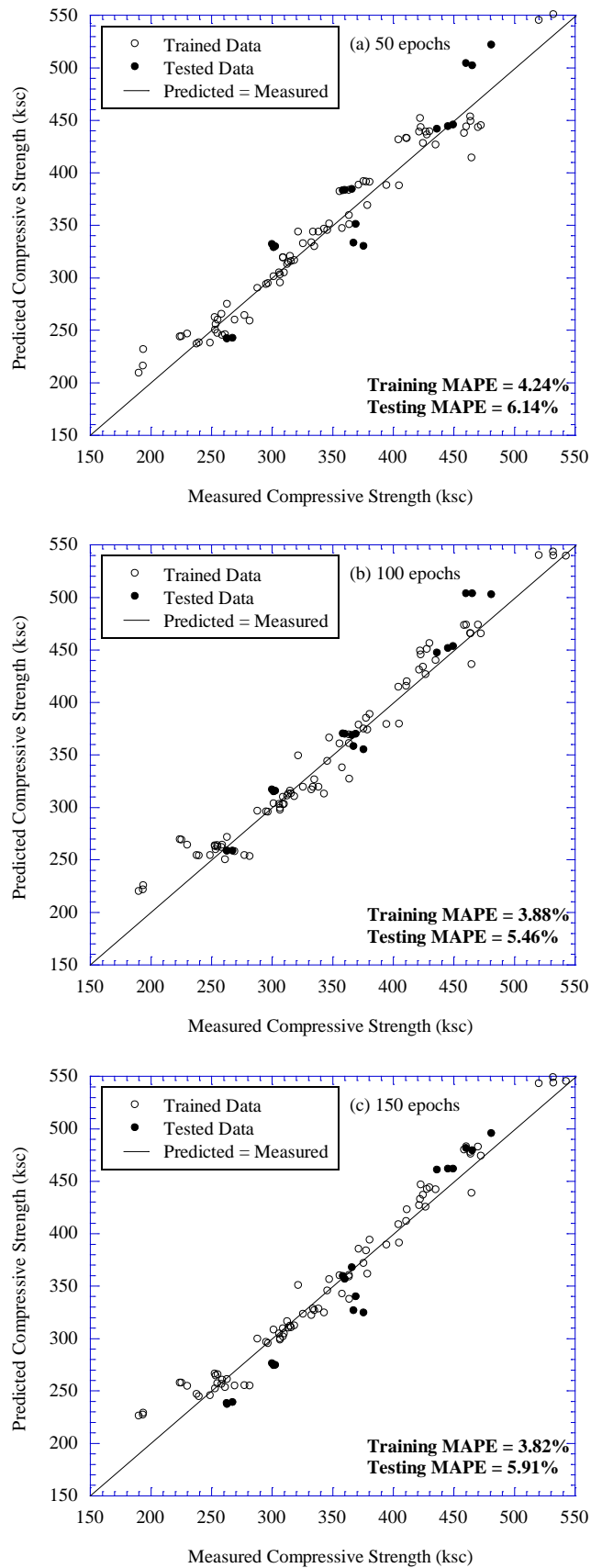
โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมในรูป 5.2 ที่มีปัจจัยนำเข้า 5 ปัจจัย และข้อมูลที่ผ่านการ Normalization ถูกนำเข้าสู่กระบวนการหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม โดยการลองผิดลองถูกเพื่อหาจำนวนชั้นซ่อน, จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อน, จำนวนรอบในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน และ รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ค่ากำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน สูงสุด โดยมีการออกแบบโครงสร้างทั้งหมด 24 รูปแบบ โครงสร้าง ซึ่งมีการปรับโครงสร้างในช่วง

1. จำนวนชั้นซ่อน: 1, 2
2. จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อน: 3, 4, 5, 6
3. จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน: 50, 100, 150

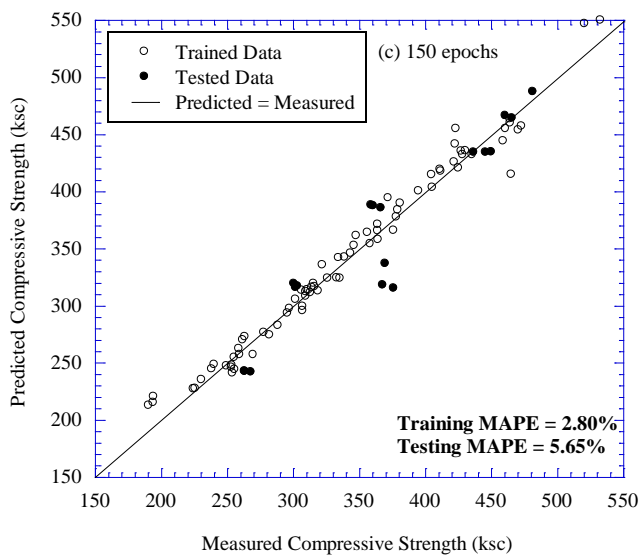
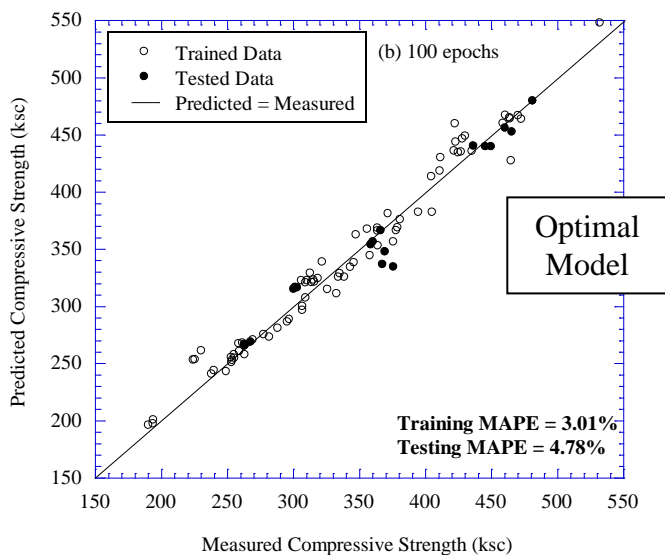
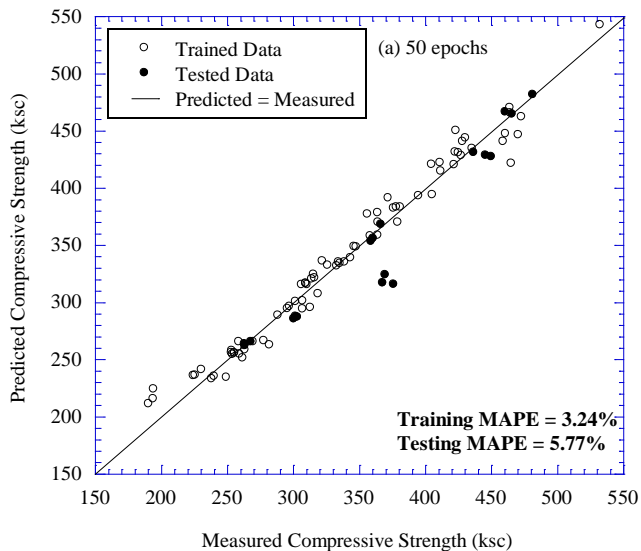
จากนั้นเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบของแต่ละโครงสร้าง และทำการบันทึกค่า MAPE ในกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบของแต่ละ โครงสร้าง สรุปได้ดังตารางที่ 5.3 และเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าทดสอบกำลังรับแรงอัดได้ดังรูปที่ 5.5-5.12

ตารางที่ 5.3 ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละ โครงสร้าง ในกรณีใช้ชุดข้อมูลจาก ห้องทดลอง

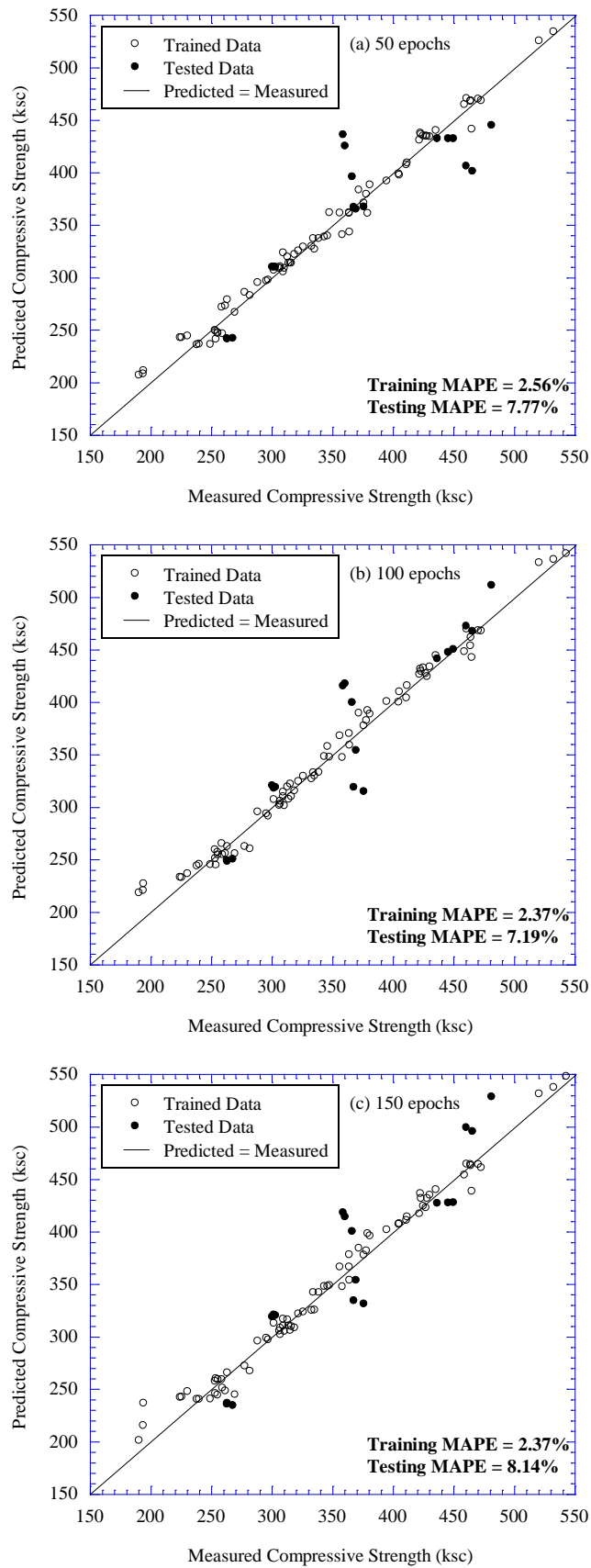
โครงสร้าง	สถาปัตยกรรมโครงข่าย		รอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน (รอบ)	MAPE (%)	
	จำนวนชั้นซ่อน (ชั้น)	จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อน		กระบวนการเรียนรู้	กระบวนการทดสอบ
1	1	3	50	4.24	6.14
2	1	3	100	3.88	5.46
3	1	3	150	3.82	5.91
4	1	4	50	3.24	5.77
5	1	4	100	3.01	4.78
6	1	4	150	2.80	5.65
7	1	5	50	2.56	7.77
8	1	5	100	2.37	7.19
9	1	5	150	2.37	8.14
10	1	6	50	1.81	8.54
11	1	6	100	1.74	7.41
12	1	6	150	1.74	8.03
13	2	3	50	3.95	6.39
14	2	3	100	3.43	6.89
15	2	3	150	3.04	5.98
16	2	4	50	2.48	7.12
17	2	4	100	2.71	9.95
18	2	4	150	1.61	10.44
19	2	5	50	1.26	11.18
20	2	5	100	1.00	12.59
21	2	5	150	0.83	12.44
22	2	6	50	1.24	8.88
23	2	6	100	0.71	11.71
24	2	6	150	0.71	15.70



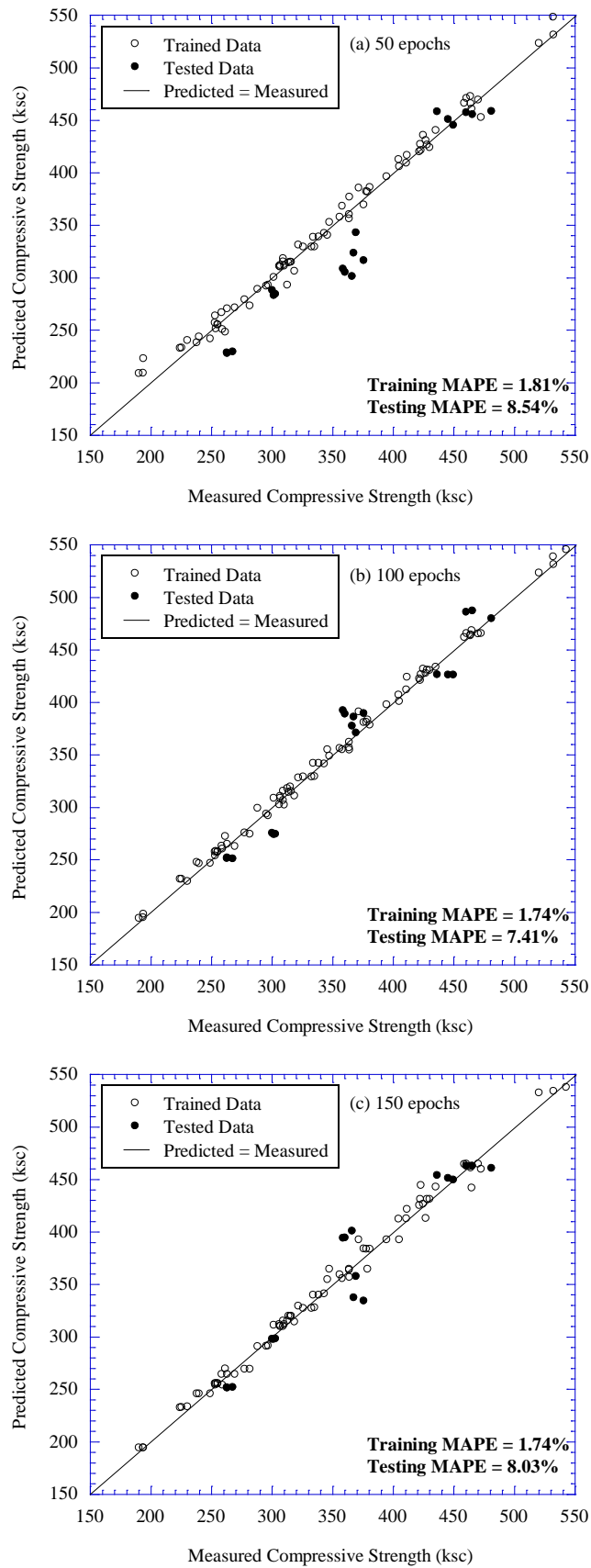
รูปที่ 5.5 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน 3 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs



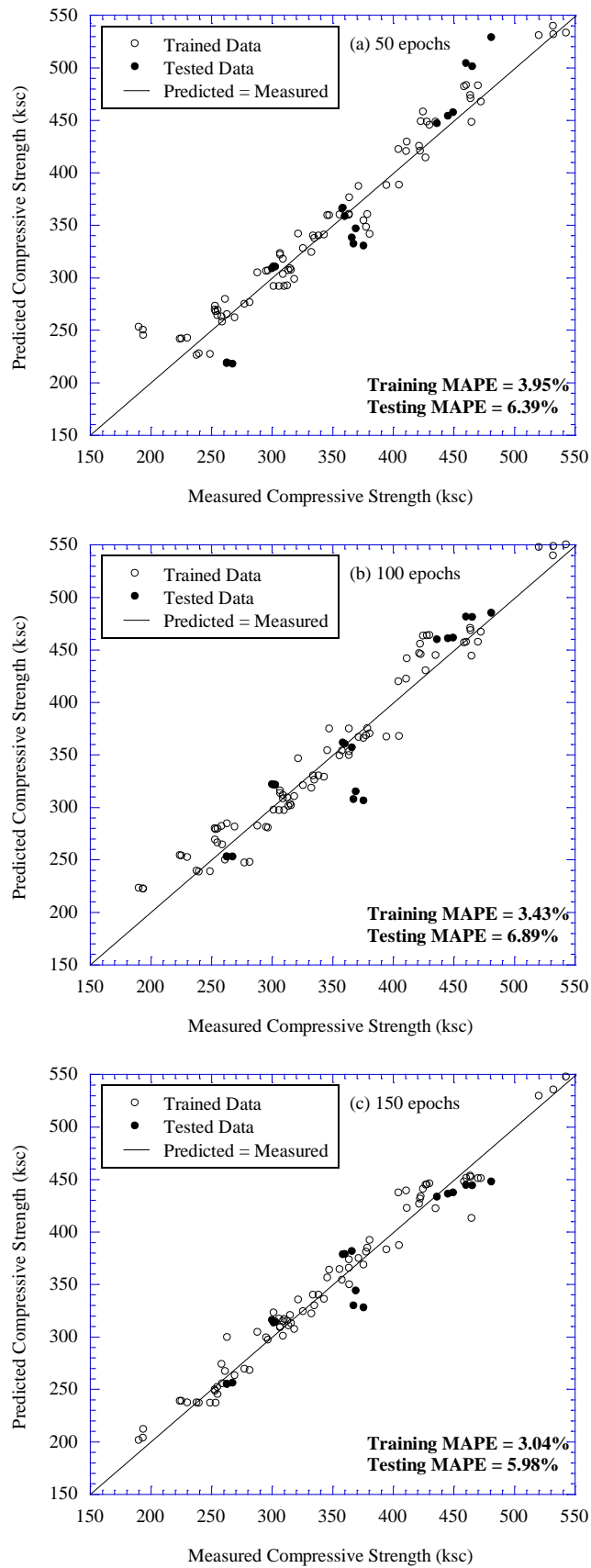
รูปที่ 5.6 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน 4 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs



รูปที่ 5.7 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน 5 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs

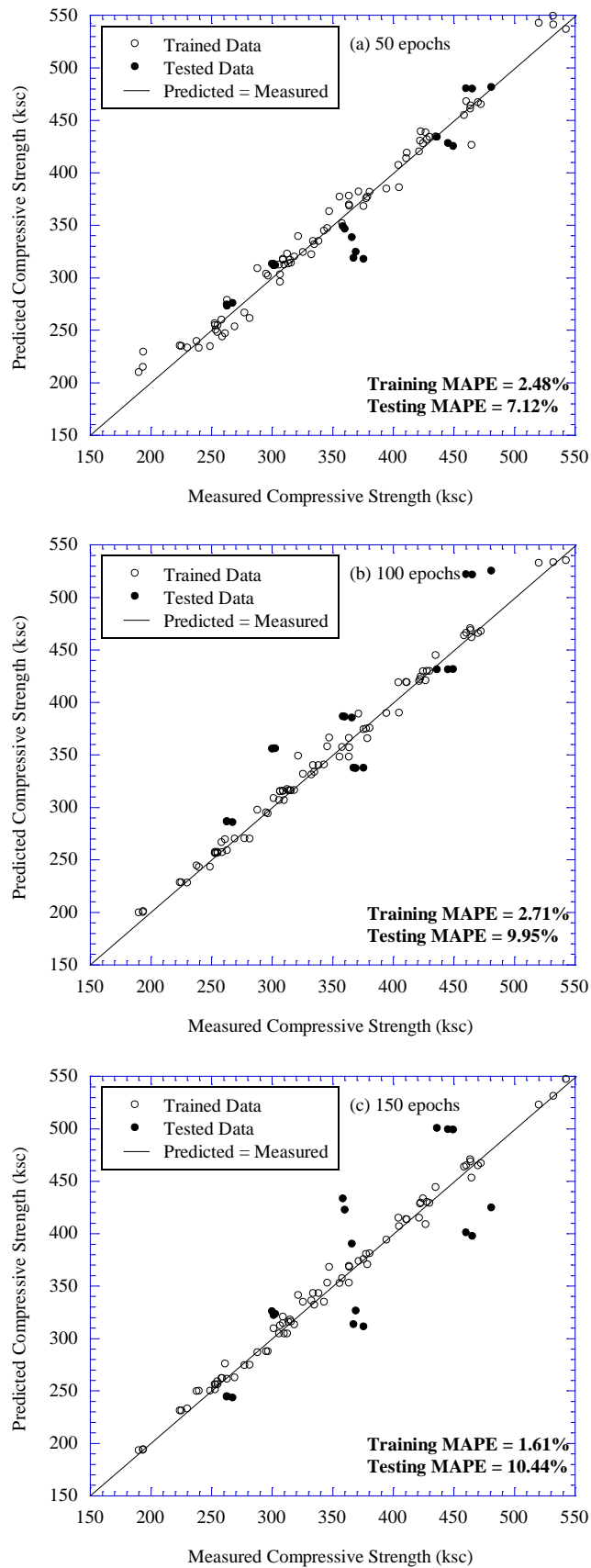


รูปที่ 5.8 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน 6 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs

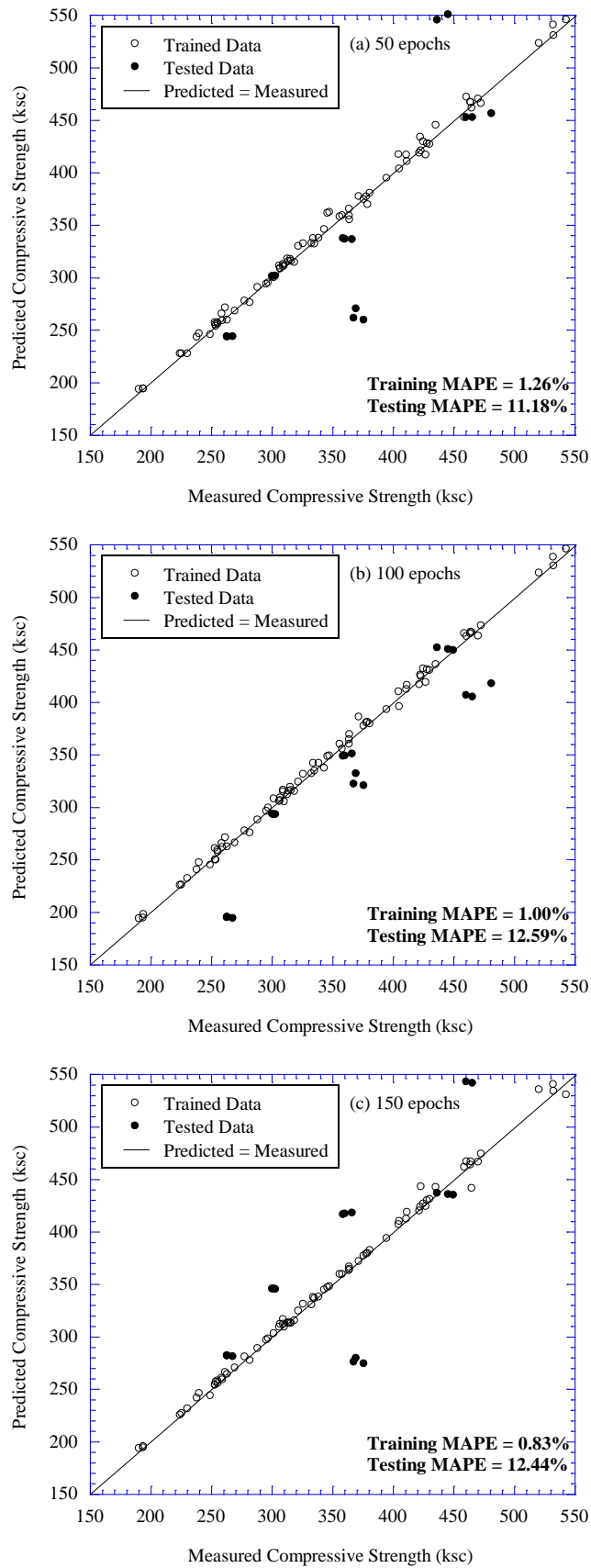


รูปที่ 5.9 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 3 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs

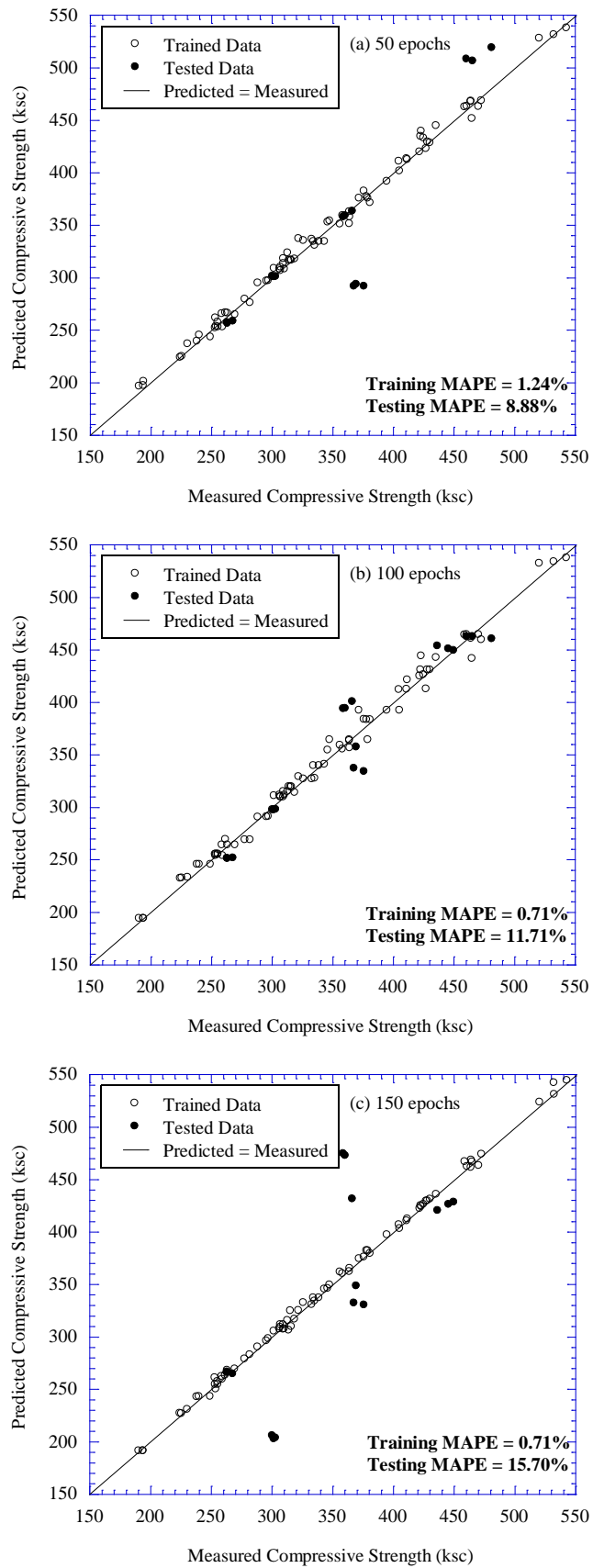




รูปที่ 5.10 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 4 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs

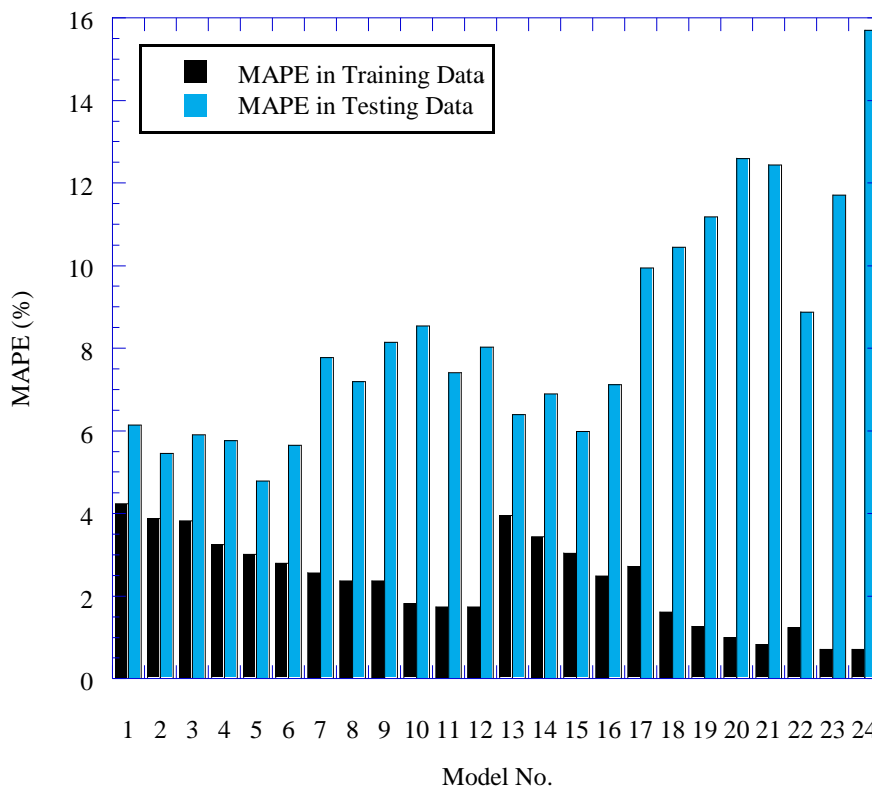


รูปที่ 5.11 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 5 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs



รูปที่ 5.12 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 6 หน่วย (a) 50 epochs, (b) 100 epochs และ (c) 150 epochs

จากผลทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายด้วยการวิเคราะห์ MAPE ในกระบวนการเรียนรู้และ กระบวนการทดสอบ แสดงได้ดังรูปที่ 5.13 พบว่าโครงสร้างที่ 5 เป็นโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงสุด โดยมีค่า MAPE ในกระบวนการทดสอบเท่ากับ 4.78% ซึ่งสรุปสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจากห้องทดลองได้ดังตารางที่ 5.4



รูปที่ 5.13 เปรียบเทียบความผิดพลาดของการพยากรณ์ในกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบ

ตารางที่ 5.4 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจากห้องทดลอง

โครงข่ายประสาทเทียม	Feedforward with Backpropagation
จำนวนชั้นซ่อน	1 ชั้น
จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน	4 หน่วย
จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน	100 รอบ
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน	Log-Sigmoid
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นผลลัพธ์	Tan-Sigmoid
MAPE ในกระบวนการเรียนรู้ (%)	3.01
MAPE ในกระบวนการทดสอบ (%)	4.78

### 5.3.4 การหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมโดยใช้ข้อมูลจากโรงผสมคอนกรีต

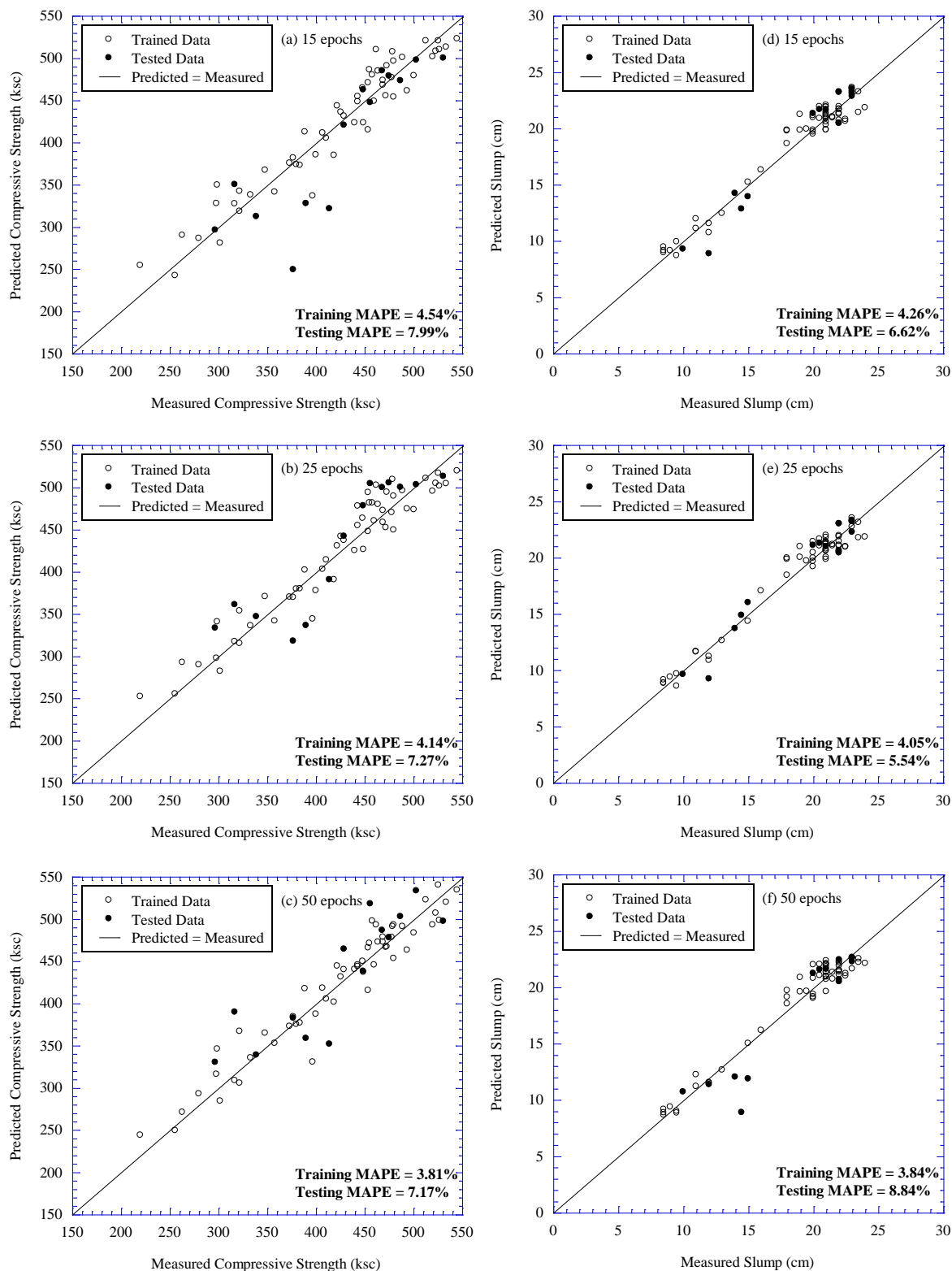
โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมในรูป 5.3 ที่มีปัจจัยนำเข้า 6 ปัจจัย และข้อมูลของโรงผสมคอนกรีตนครหลวงคอนกรีตที่ผ่านการ Normalization ถูกนำเข้าสู่กระบวนการหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม โดยการลองผิดลองถูกเพื่อหาจำนวนชั้นซ่อน, จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อน, จำนวนรอบในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน และ รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ ที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ค่ากำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน และความชื้นเหลือสูงสุด โดยออกแบบโครงสร้างทั้งหมด 18 รูปแบบ โครงสร้าง ซึ่งมีการปรับโครงสร้างอยู่ในช่วง

1. จำนวนชั้นซ่อน: 1, 2
2. จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อน: 4, 5, 6
3. จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน: 15, 25, 50

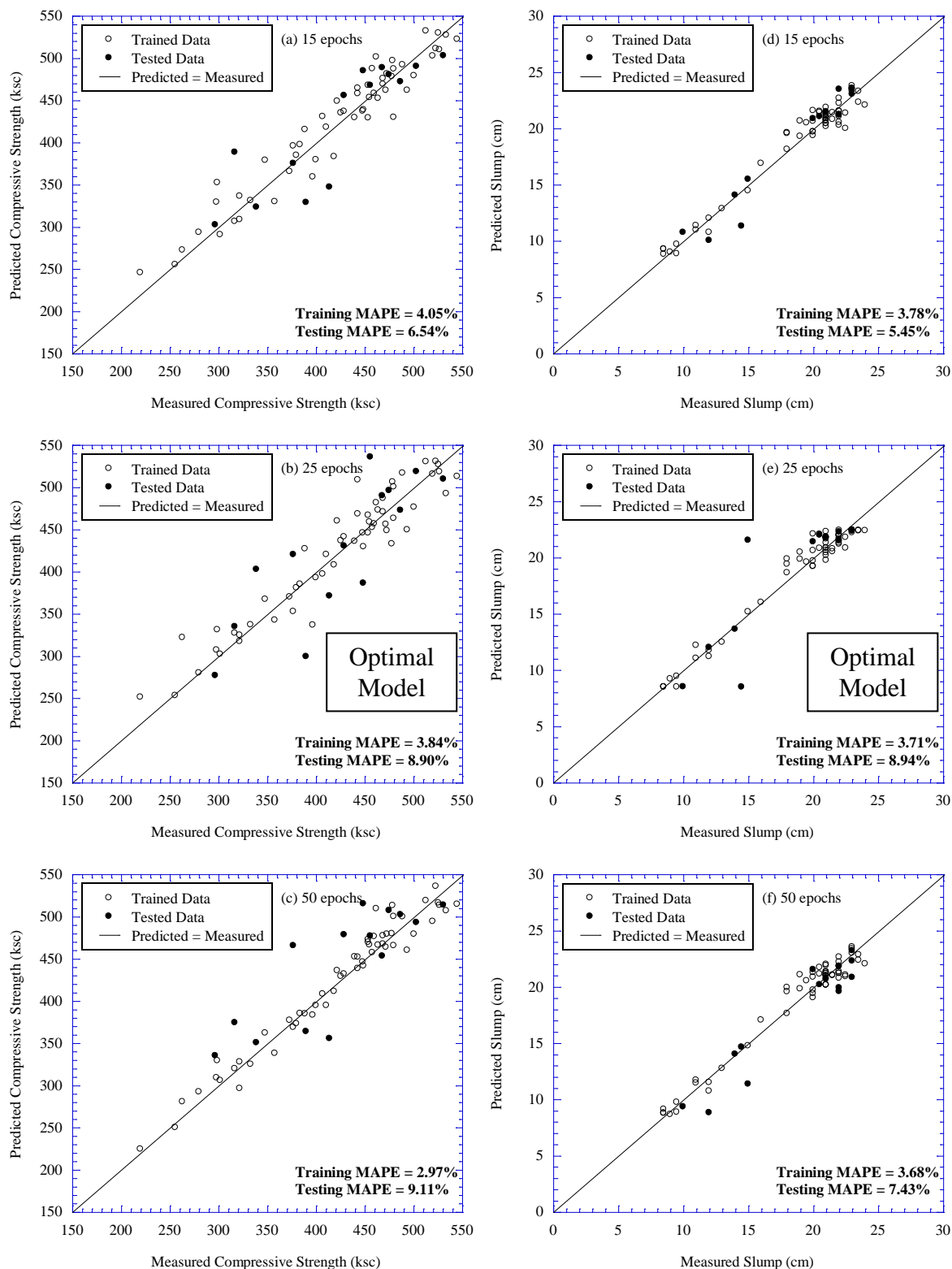
จากนั้นเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบของแต่ละโครงสร้าง และทำการบันทึกค่า MAPE ในกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบของแต่ละโครงสร้าง สรุปได้ดังตารางที่ 5.5 และเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าทดสอบกำลังรับแรงอัดได้ดังรูปที่ 5.14-5.19

ตารางที่ 5.5 ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละโครงสร้าง ในกรณีใช้ชุดข้อมูลจากโรง  
ผสมคอนกรีตนครหลวงคอนกรีต

โครงสร้าง	สถาปัตยกรรมโครงข่าย		รอบการ ปรับค่า น้ำหนักและ ค่าเบี่ยงเบน (รอบ)	MAPE ในกระบวนการ เรียนรู้ (%)		MAPE ในกระบวนการ ทดสอบ (%)	
	จำนวนชั้น ซ่อน (ชั้น)	จำนวน หน่วยในแต่ละ ชั้นซ่อน		กำลังรับ แรงอัด	ความชื้น เหลว	กำลังรับ แรงอัด	ความชื้น เหลว
1	1	4	15	4.54	4.26	7.99	6.62
2	1	4	25	4.14	4.05	7.27	5.54
3	1	4	50	3.81	3.84	7.17	8.84
4	1	5	15	4.05	3.78	6.54	5.45
5	1	5	25	3.84	3.71	8.90	8.94
6	1	5	50	2.97	3.68	9.11	7.43
7	1	6	15	3.80	3.53	7.87	7.47
8	1	6	25	3.40	3.35	10.32	8.25
9	1	6	50	2.42	3.22	12.02	9.69
10	2	4	15	4.09	4.24	7.93	6.22
11	2	4	25	3.75	3.64	8.72	6.49
12	2	4	50	3.75	3.67	8.90	7.48
13	2	5	15	3.79	3.27	8.53	7.75
14	2	5	25	3.14	3.45	9.68	9.52
15	2	5	50	2.65	3.17	13.80	6.93
16	2	6	15	2.80	3.08	8.83	7.13
17	2	6	25	2.61	3.22	12.32	7.36
18	2	6	50	1.53	2.50	9.03	8.38

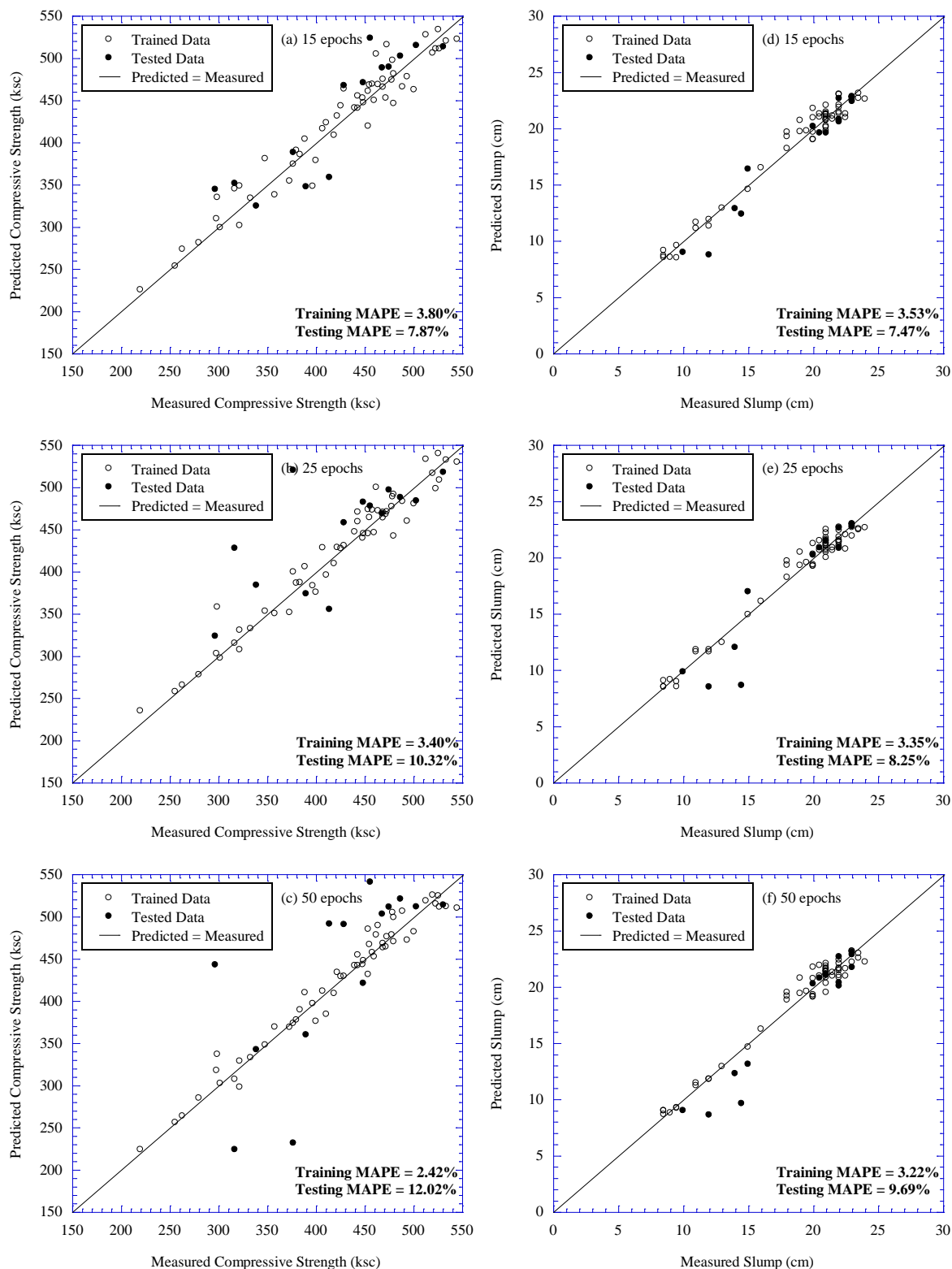


**รูปที่ 5.14** ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 4 หน่วย: กำลังรับแรงอัด (a) 15 epochs, (b) 25 epochs, (c) 50 epochs และ ความชื้นเหลือ (d) 15 epochs, (e) 25 epochs, (f) 50 epochs

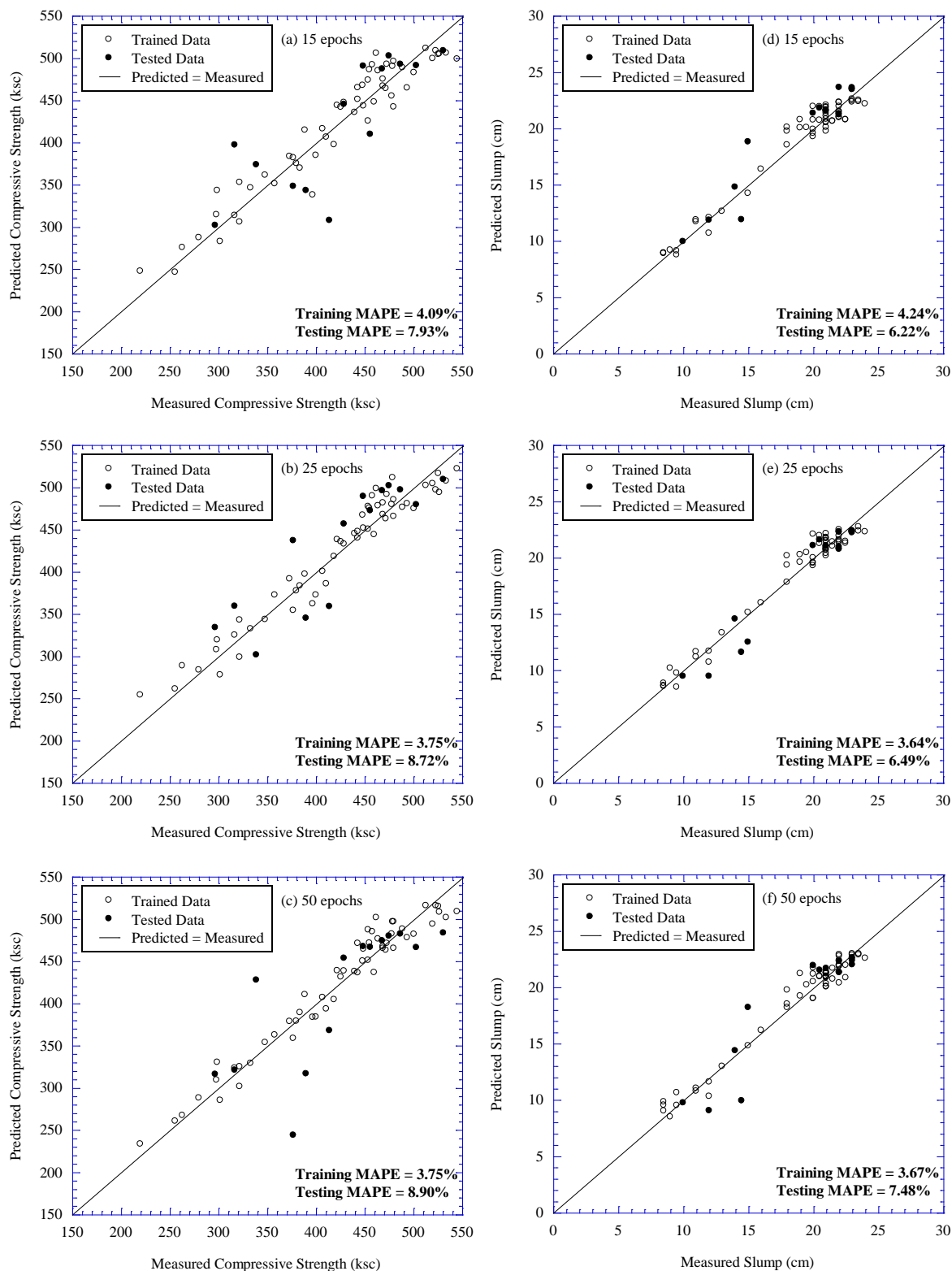


**รูปที่ 5.15** ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 5 หน่วย: กำลังรับแรงอัด (a) 15 epochs, (b) 25 epochs, (c) 50 epochs และ ความชื้นเหลือ (d) 15 epochs, (e) 25 epochs, (f) 50 epochs

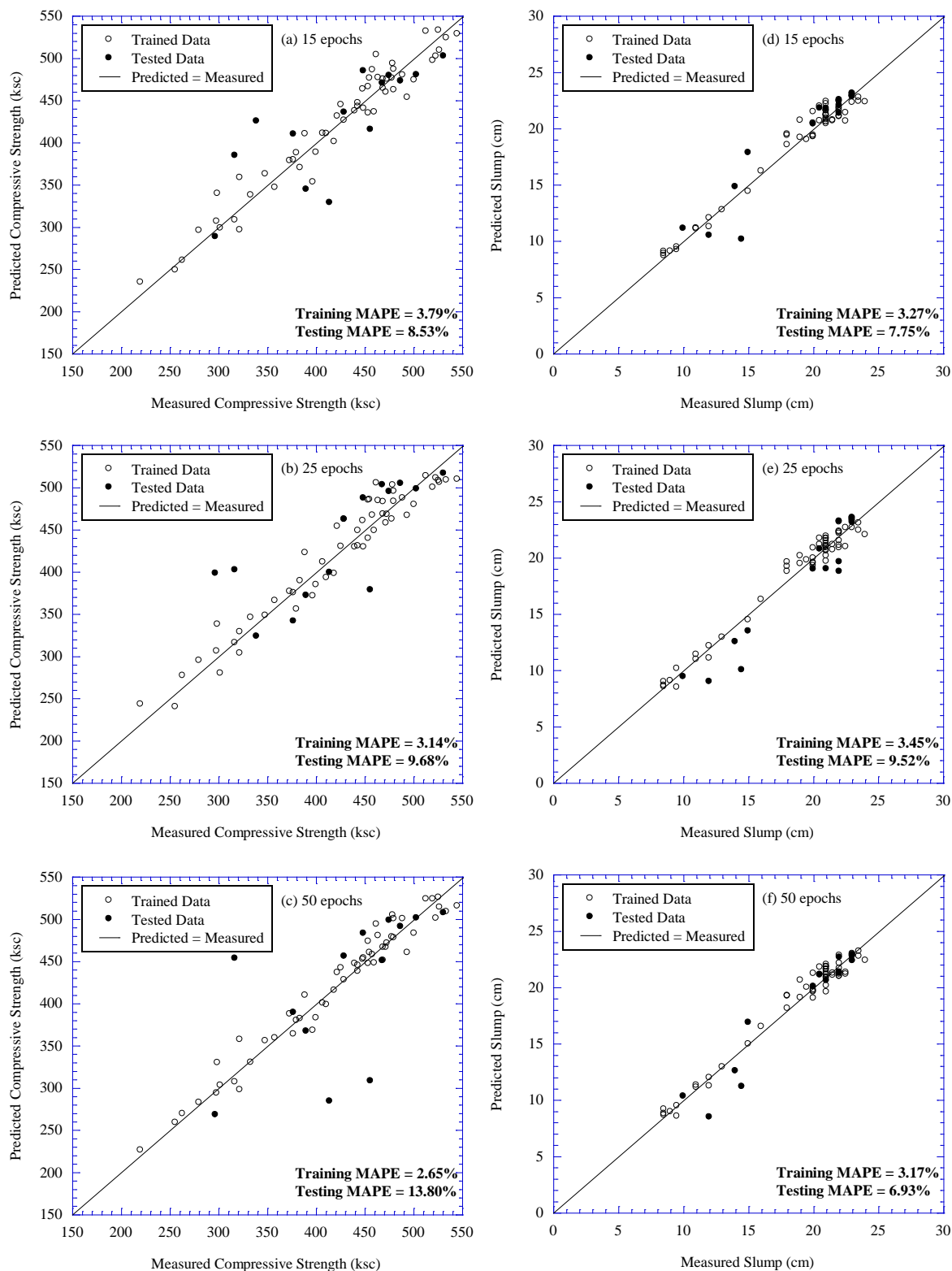




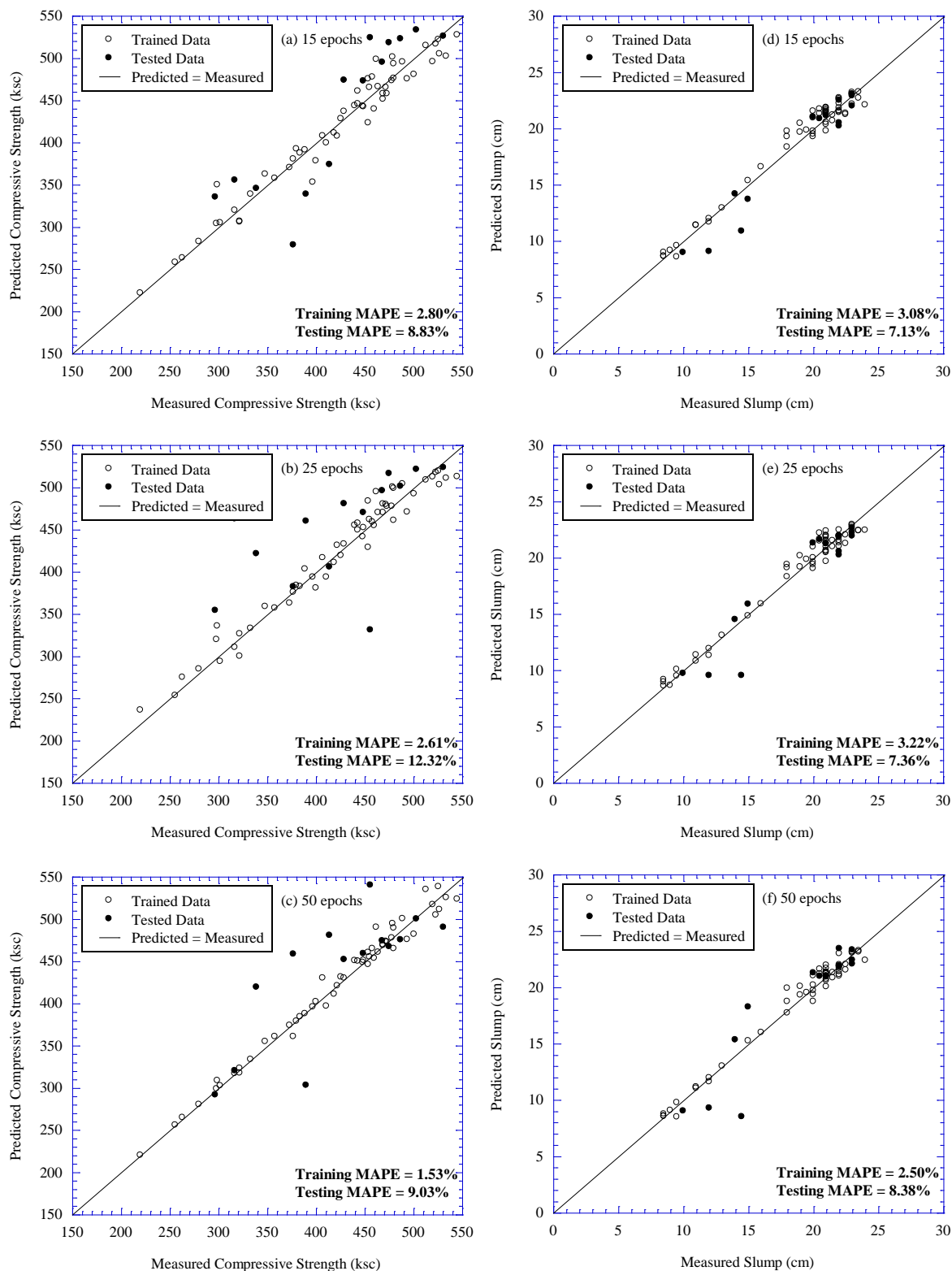
**รูปที่ 5.16** ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม 1 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 6 หน่วย: กำลังรับแรงอัด (a) 15 epochs, (b) 25 epochs, (c) 50 epochs และ ความชื้นเหลือ (d) 15 epochs, (e) 25 epochs, (f) 50 epochs



**รูปที่ 5.17** ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 4 หน่วย: กำลังรับแรงอัด (a) 15 epochs, (b) 25 epochs, (c) 50 epochs และ ความชื้นเหลือ (d) 15 epochs, (e) 25 epochs, (f) 50 epochs

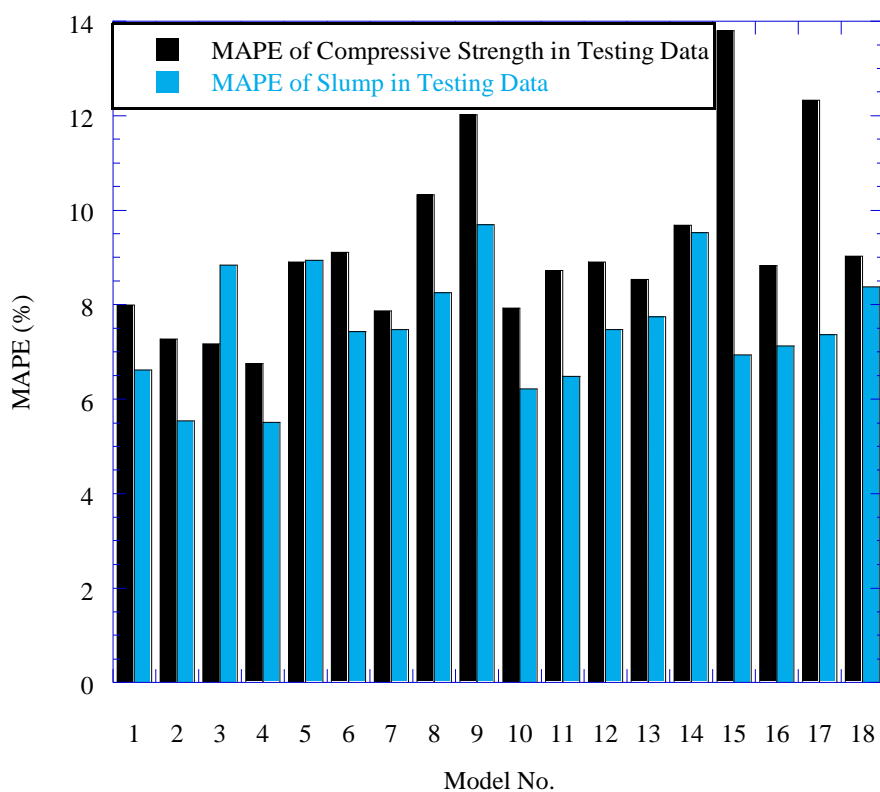


**รูปที่ 5.18** ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 5 หน่วย: กำลังรับแรงอัด (a) 15 epochs, (b) 25 epochs, (c) 50 epochs และ ความชื้นเหลือ (d) 15 epochs, (e) 25 epochs, (f) 50 epochs

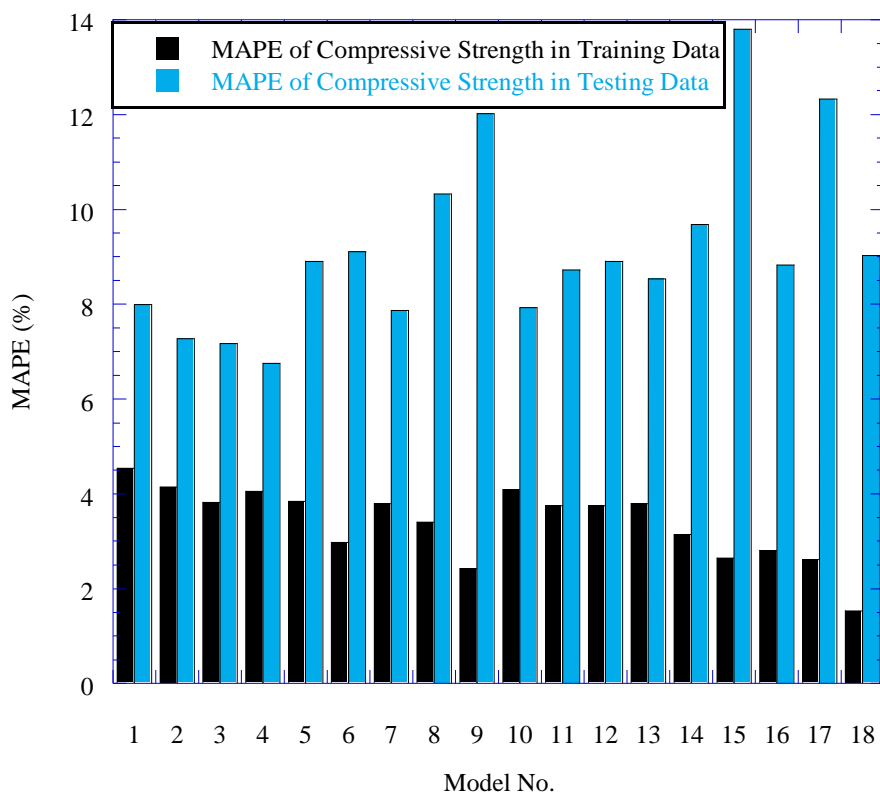


**รูปที่ 5.19** ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน หน่วยในแต่ละชั้นซ่อน 6 หน่วย: กำลังรับแรงอัด (a) 15 epochs, (b) 25 epochs, (c) 50 epochs และ ความชื้นเหลือ (d) 15 epochs, (e) 25 epochs, (f) 50 epochs

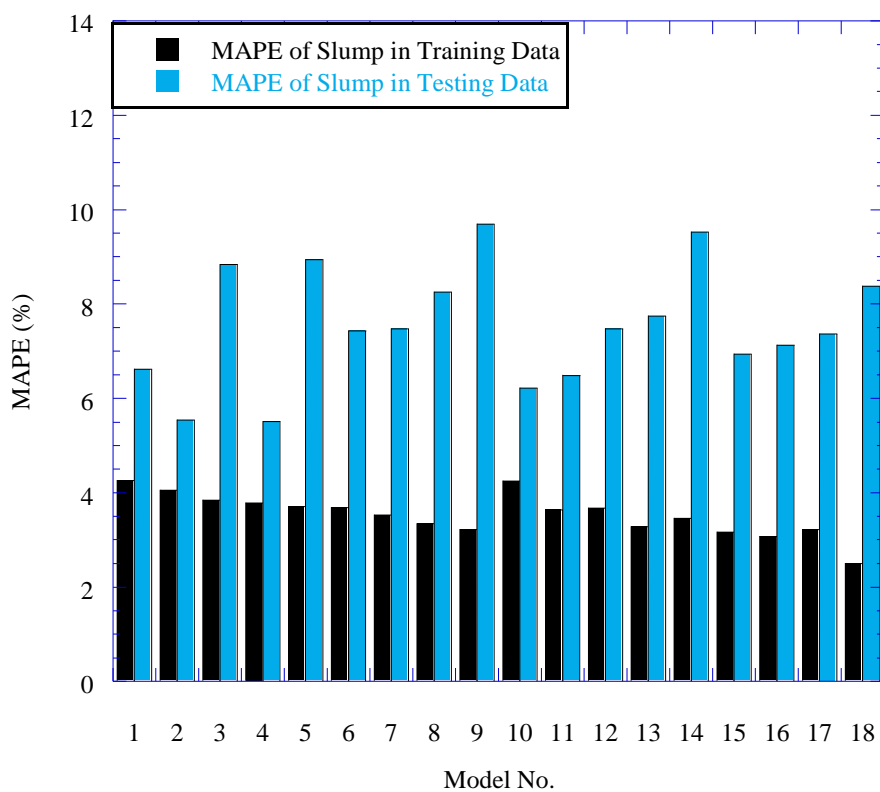
ผลทดสอบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน และความชื้นเหลือของโครงข่ายในกระบวนการทดสอบ โดยการวิเคราะห์ MAPE แสดงได้ดังรูปที่ 5.20 พบว่า โครงสร้างที่ 4 (โครงสร้าง 1 ชั้นซ้อน หน่วยในชั้นซ้อน 5 หน่วย รอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน 15 รอบ) เป็นโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงสุด โดยมีค่า MAPE ในกระบวนการทดสอบ ของการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดที่ 28 วันและความชื้นเหลือ เท่ากับ 6.54% และ 5.45% ตามลำดับ ส่วนรูปที่ 5.21 และ 5.22 แสดงความผิดพลาดในกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบ ของการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน และความชื้นเหลือ ตามลำดับ ตารางที่ 5.6 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจากนครหลวงคอนกรีต



รูปที่ 5.20 เปรียบเทียบความผิดพลาดในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัด และความชื้นเหลือของคอนกรีตในกระบวนการทดสอบ



รูปที่ 5.21 เปรียบเทียบความผิดพลาดของค่ากำลังรับแรงอัดในกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการทดสอบ



รูปที่ 5.22 เปรียบเทียบความผิดพลาดของค่าความชื้นเหลวในกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการทดสอบ

ตารางที่ 5.6 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลจากโรงงานผสม  
คอนกรีตนครหลวงคอนกรีต

โครงข่ายประสาทเทียม	Feedforward with Backpropagation
จำนวนชั้นซ่อน	1 ชั้น
จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน	5 หน่วย
จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน	15 รอบ
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน	Log-Sigmoid
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นผลลัพธ์	Tan-Sigmoid
MAPE ในกระบวนการเรียนรู้ (%) กำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน ความชื้นเหลว	4.86 4.28
MAPE ในกระบวนการทดสอบ (%) กำลังรับแรงอัดที่ 28 วัน ความชื้นเหลว	6.54 5.45

### 5.3.5 ผลของจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน

ความสัมพันธ์ระหว่างประสิทธิภาพของโครงข่ายในกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบในรูปของค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) กับจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อนแสดงได้ดังรูปที่ 5.23 และ 5.24 สำหรับกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการทดสอบตามลำดับ โดยกำหนดให้รอบในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนเท่ากับ 100 รอบ โดยสรุปความสัมพันธ์ได้ดังนี้

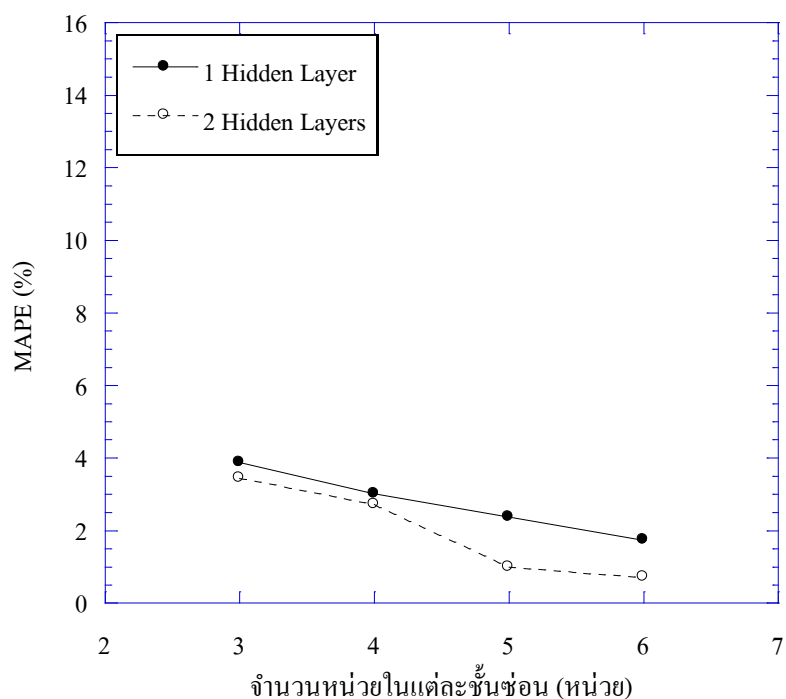
1. ค่า MAPE ของกระบวนการเรียนรู้มีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนมีมากขึ้น และที่จำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อนเท่ากันโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นมากกว่าจะให้ค่า MAPE ที่ต่ำกว่า

2. จากรูปที่ 5.24 ค่า MAPE ของกระบวนการทดสอบมีแนวโน้มลดลงเมื่อจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นจนโครงข่ายที่มีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนจำนวนหนึ่ง ก่อนที่ค่า MAPE จะเพิ่มขึ้นอีกเมื่อจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้น ซึ่งโครงข่ายที่ค่า MAPE ในกระบวนการทดสอบมีค่าน้อยสุดจะเป็นเกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณาโครงข่ายที่มีความเหมาะสม

นอกจากนั้นการที่โครงข่ายมีความซับซ้อนเกินไปก็มีชั้นซ่อน 2 ชั้น ซึ่งมีค่า MAPE ในกระบวนการเรียนรู้ต่ำไม่ได้ส่งผลให้ค่า MAPE ของกระบวนการทดสอบดีขึ้น แต่กลับเป็นค่า MAPE มีแนวโน้มสูงกว่าเมื่อเทียบกับโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนชั้นเดียว

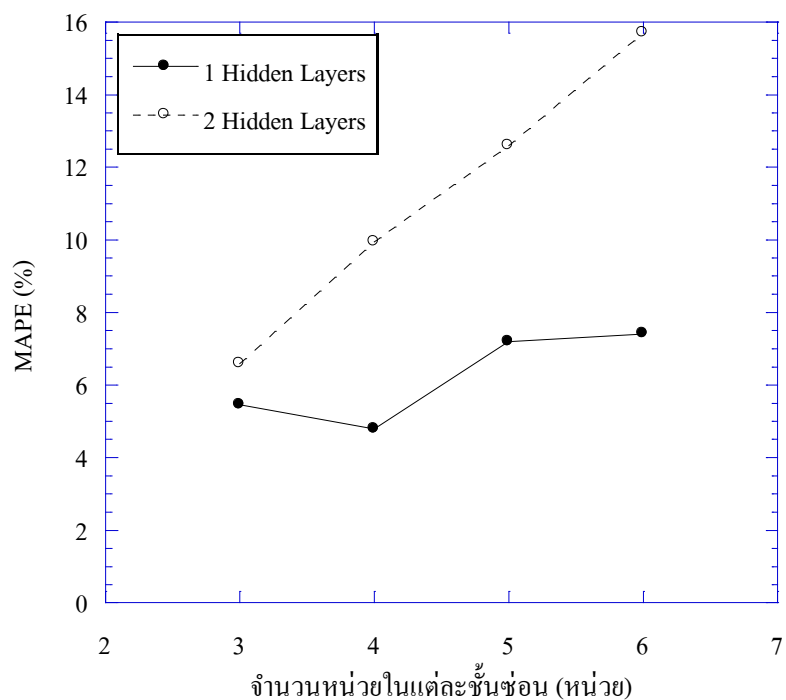
ดังนั้นจำนวนชั้นซ่อน และจำนวนหน่วยในแต่ละชั้นซ่อนส่งผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีตโดยตรง โดยโครงข่ายที่มีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนมากมีแนวโน้มที่ประสิทธิภาพของโครงข่ายในกระบวนการเรียนรู้จะสูงกว่าโครงข่ายที่มีจำนวนหน่วยน้อย ส่วนประสิทธิภาพในกระบวนการทดสอบจะดีขึ้นเมื่อมีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนที่เหมาะสมก่อนที่ความผิดพลาดในการพยากรณ์สูงขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน

ส่วนจำนวนชั้นซ่อนส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่าย คือโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นซ่อนมากจะมีประสิทธิภาพสูงกว่าโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นซ่อนน้อย ส่วนประสิทธิภาพในกระบวนการทดสอบมีแนวโน้มที่ลดลงเมื่อมีจำนวนชั้นซ่อนเพิ่มขึ้น



รูปที่ 5.23 ประสิทธิภาพของโครงข่ายในกระบวนการเรียนรู้เนื่องจากจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน



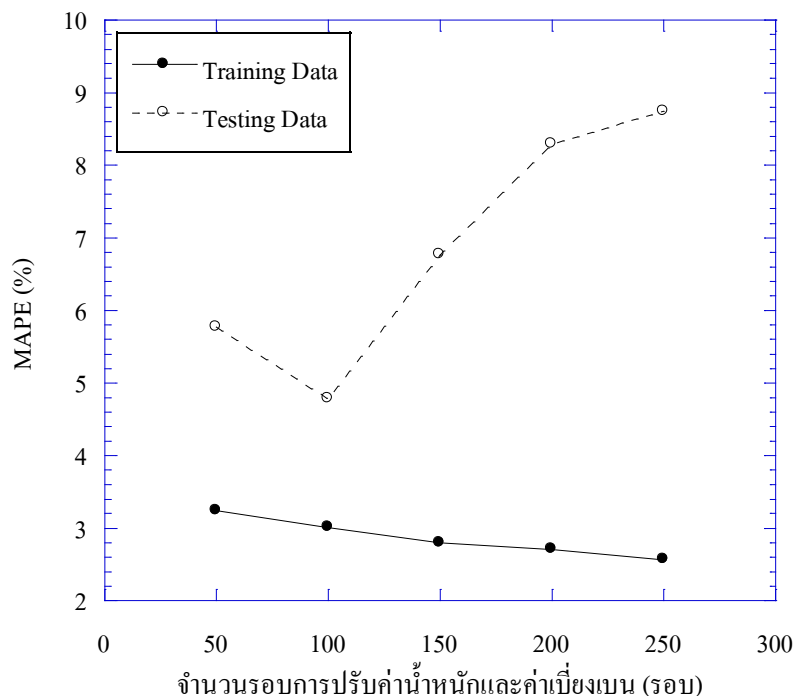


รูปที่ 5.24 ประสิทธิภาพของโครงข่ายในกระบวนการทดสอบเนื่องจากจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน

### 5.3.6 ผลของจำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน

จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่าย ดังรูปที่ 5.25 ในกระบวนการเรียนรู้จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนที่เพิ่มขึ้นทำให้ค่า MAPE ในกระบวนการเรียนรู้ลดลง แต่ค่า MAPE ในกระบวนการทดสอบจะลดลงจนถึงจำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนค่าหนึ่งก่อนที่ค่า MAPE จะเพิ่มขึ้นเมื่อรอบการปรับค่าเพิ่มขึ้น ซึ่งแสดงว่าเกิดการ Over fitting คือโครงข่ายให้ผลที่มีความแม่นยำสำหรับชุดข้อมูลเรียนรู้ แต่ความแม่นยำของการพยากรณ์ในชุดทดสอบที่ไม่เคยเห็นข้อมูลมาก่อนต่ำ เนื่องจากโครงข่ายปรับตัวตามรูปแบบของชุดข้อมูลเรียนรู้มากจนเกินไป

นอกจากนั้นรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนที่ให้ค่า MAPE ในกระบวนการทดสอบต่ำที่สุด อาจมีการเปลี่ยนแปลงได้บ้างเล็กน้อย เนื่องจากการสุ่มค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนในแต่ละครั้งจะให้ประสิทธิภาพในการรู้เข้าคำตอบที่ต่างกัน



รูปที่ 5.25 ประสิทธิภาพของโครงข่ายในกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบเนื่องจากจำนวนรอบในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน

#### 5.4 สรุปกระบวนการออกแบบและหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมตั้งแต่การกำหนดปัจจัยนำเข้า (Input) และผลลัพธ์ (Output) การเตรียมข้อมูลที่นำมาจากระบบฐานข้อมูลเพื่อใช้ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม การจัดแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลสำหรับกระบวนการเรียนรู้เพื่อปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนของโครงข่าย และชุดข้อมูลสำหรับกระบวนการทดสอบเพื่อหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม โดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) เป็นตัววัดประสิทธิภาพของแต่ละโครงข่าย

โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าชนิดการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Feedforward Network with Back Propagation Algorithm) โดยมีการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบนด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm (trainlm) ซึ่งพัฒนาบน Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB ถูกออกแบบเพื่อพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีต ในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีต โดยการศึกษาเพื่อหารูปแบบโครงสร้างสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมจะพิจารณาปัจจัยซึ่งประกอบไปด้วย

1. จำนวนหน่วย (Nodes) ในชั้นปัจจัยนำเข้า (Input Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer)
2. จำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layers)

3. จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน
4. ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ในชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์
5. จำนวนรอบในการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน (Epochs)

โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมสำหรับข้อมูลในห้องทดลองสรุปได้ดังนี้

โครงข่ายประสาทเทียม	Feedforward with Backpropagation
จำนวนชั้นซ่อน	1 ชั้น
จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน	4 หน่วย
จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน	100 รอบ
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน	Log-Sigmoid
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นผลลัพธ์	Tan-Sigmoid

ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมสำหรับข้อมูลจากโรงผสมคอนกรีต (นครหลวงคอนกรีต) สรุปได้ดังนี้

โครงข่ายประสาทเทียม	Feedforward with Backpropagation
จำนวนชั้นซ่อน	1 ชั้น
จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน	5 หน่วย
จำนวนรอบการปรับค่าน้ำหนักและค่าเบี่ยงเบน	15 รอบ
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน	Log-Sigmoid
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นผลลัพธ์	Tan-Sigmoid

โดยในบทต่อไปจะเป็นการทดสอบประสิทธิภาพและข้อจำกัดของโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์กำลังรับแรงอัดของคอนกรีต