

บทที่ 4 วิธีการทดสอบและวิจัย

4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์

ชั้นดินของกรุงเทพมหานคร เป็นดินตะกอน (transported soil) ชนิด marine และ alluvial เป็นส่วนหนึ่งของชั้นดินราบลุ่มแม่น้ำเจ้าพระยา ตัวเมืองกรุงเทพฯ ตั้งอยู่บนสองฝั่งแม่น้ำเจ้าพระยาโดยอยู่ห่างจากทะเลฝั่งอ่าวไทยประมาณ 20 กิโลเมตร ความยาวเฉลี่ยจากเหนือถึงใต้และจากตะวันออกถึงตะวันตกประมาณ 250 และ 200 กิโลเมตรตามลำดับ พื้นที่โดยรวมประมาณ 53,400 ตารางกิโลเมตร

4.1.1 ลักษณะชั้นดินกรุงเทพฯ

ลักษณะชั้นดินของกรุงเทพฯ ได้เคยมีการศึกษาทางคุณสมบัติทางวิศวกรรมในอดีตที่ผ่านมามากมาย ซึ่งสามารถสรุปลักษณะชั้นแต่ละชั้นจากผิวดิน ดังตารางที่ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ดินชั้นบน (top soil or weather crust) มีลักษณะเป็นดินเหนียวสีเทาและสีน้ำตาล มีความหนาประมาณ 1-4 เมตร ซึ่งมักอยู่ในสภาพที่มีความแข็งปานกลางเนื่องจากดินชั้นนี้ถูกแปรสภาพมากในส่วนใหญ่ของกรุงเทพฯ ใกล้ปากอ่าวจะไม่ค่อยพบดินชั้นนี้ ชั้นดินนี้มีค่ากำลังรับแรงเฉือนแบบไม่ระบายน้ำ (S_u) อยู่ระหว่าง 3-5 t/m^2

ชั้นดินเหนียวอ่อนมากถึงแข็งปานกลาง (very soft to medium stiff marine clay) เป็นดินเหนียวที่มีสีเทาเข้มหรือปนเขียว หนาประมาณ 10-15 เมตร เป็นดินที่มีความไวตัว (sensitivity) สูง ค่าปริมาณความชื้นในมวลดินสูงเกือบเท่าปริมาณความชื้นที่ขีดเหลว (liquid limit) ประมาณ 70% และ S_u ประมาณ 1-2 t/m^2

ชั้นดินเหนียวแข็งถึงแข็งมาก (stiff to very stiff clay) เป็นดินเหนียวแข็งชั้นแรกสีเทาและน้ำตาล ที่มีความหนาประมาณ 5-10 เมตร ความหนาจะน้อยลงในบริเวณทางเหนือและทางตะวันตกของส่วนกลางกรุงเทพฯ ค่าปริมาณความชื้นประมาณ 20% และค่า S_u ประมาณ 10 t/m^2

ชั้นทรายชั้นแรก (first silty sand layer) จะพบที่ความลึกประมาณ 20-30 เมตร โดยมีความหนาไม่แน่นอน กล่าวคือมีความหนาประมาณ 5-15 เมตร ทรายชั้นนี้เป็นทรายเม็ด

ละเอียด ในบางพื้นที่อาจพบดินเหนียวหรือ silt ปนอยู่บ้าง ส่วนใหญ่ประกอบด้วย sand และ gravel ปะปนกัน ค่าความชื้น 20% โดยประมาณ

สำหรับชั้นดินที่อยู่ต่ำกว่าชั้นต่างๆ ดังกล่าวแล้ว การเรียงลำดับของชั้นดินไม่สามารถลำดับชั้นแต่ละชั้นที่แน่นอนได้ อย่างไรก็ตาม ก็ยังสามารถจำแนกลักษณะการเรียงลำดับของชั้นดินออกเป็นสองลักษณะใหญ่ๆ คือ

ชั้นดินเหนียวแข็งมากถึงดินเหนียวแข็งดินดาน (very stiff to hard clay) จะอยู่ถัดจากชั้นทรายชั้นแรกซึ่งในบางบริเวณของพื้นที่กรุงเทพฯ จะไม่พบดินชั้นนี้ ลักษณะดินมีแนวโน้มที่จะเป็นดินเหนียวที่มีสภาพอัดแน่นเกินตัวน้อยหรือสภาพอัดแน่นปกติ (slightly overconsolidated or normally consolidated clay) มีค่า S_u ประมาณ 20 t/m^2

ชั้นทรายชั้นที่สอง (second sand layer) บางที่อาจเรียกเป็นชั้นทรายที่ 2,3 หรือ 4 ชั้นทรายนี้จะพบได้ที่มีความลึกมากกว่า 50 ม. ชั้นทรายที่ 2,3 และ 4 เหล่านี้ มักจะคั่นด้วย very stiff to hard clay ที่มีความหนาอยู่ระหว่าง 5-20 เมตร

4.1.2 การรวบรวมข้อมูลการทดสอบน้ำหนักบรรทุกของเสาเข็ม

การรวบรวมข้อมูลการทดสอบน้ำหนักบรรทุกของเสาเข็มตามความอนุเคราะห์จาก บริษัท วิศวกรที่ปรึกษา และ บริษัทที่ทำการทดสอบกำลังรับน้ำหนักบรรทุกของเสาเข็ม ซึ่งในงานวิจัยนี้มีข้อมูลการทดสอบทั้งหมด 173 ข้อมูลสำหรับเสาเข็มตอก และ 109 ข้อมูลสำหรับเสาเข็มเจาะ โดยทั้งหมดมีแหล่งที่มาดังนี้

ตารางที่ 4.1 แหล่งที่มาข้อมูลการทดสอบเสาเข็ม

ที่มาของข้อมูลทดสอบ	จำนวนข้อมูล
รวบรวมจาก จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย	79
รวบรวมจาก Asian Institute of Technology	9
บริษัท เอสทีเอส เอ็นจิเนียริง คอนซัลแทนท์ จำกัด	100
บริษัท อินเตอร์-คอนซัลท์ จำกัด	94
รวมทั้งหมด	282

4.1.3 สร้างฐานข้อมูลรายละเอียด และการทดสอบของเสาเข็ม

ในการเก็บรวบรวมข้อมูลการทดสอบกำลังรับน้ำหนักบรรทุกของเสาเข็มโดยใช้โปรแกรม Microsoft Excel และ MATLAB เพื่อช่วยในการคำนวณ โดยแยกข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ ดังนี้

1. ข้อมูลรายละเอียดของเสาเข็ม (pile description) เป็นข้อมูลเบื้องต้นที่แสดงรายละเอียดของเสาเข็มที่ใช้ในการวิจัย เช่น ชื่อโครงการ สถานที่ตั้ง บริษัทผู้ทดสอบ วันที่ทดสอบ ชนิด ขนาด ความยาว และรูปร่างของเสาเข็ม ชนิดของดินที่ปลายเสาเข็ม

ตารางที่ 4.2 จำนวนเสาเข็มแต่ละชนิดที่ใช้ในการวิจัย

ชนิดของเสาเข็ม	จำนวน
เสาเข็มตอก	173
เสาเข็มเจาะ	109

ตารางที่ 4.3 วิธีการทดสอบเสาเข็ม

วิธีการทดสอบเสาเข็ม	จำนวน
Static pile load test	256
CAPWAP	26

2 ข้อมูลการทดสอบเสาเข็ม (test data) เป็นข้อมูลการตรวจวัดค่าน้ำหนักบรรทุกที่ใช้สัมพันธ์กับการทรุดตัวและเวลาที่แช่น้ำหนักไว้ ทุกๆขั้นตอนการทดสอบ ของเสาเข็มทั้งหมด 282 ต้น ทั้งเสาเข็มตอกและเสาเข็มเจาะ ทำให้สะดวกต่อการนำไปวิเคราะห์ โดยแบ่งออกเป็น

ตารางที่ 4.4 ชนิดของเสาเข็มตอก

ชนิดเสาเข็มตอก	จำนวน
I 22 cm - I 45 cm	49
SPUN 30 cm - SPUN 80 cm	85
SQUARE 22 cm – SQUARE 52.5 cm	39
รวมทั้งหมด	173

ตารางที่ 4.5 ข้อมูลเสาเข็มตอก

ข้อมูลเสาเข็มตอก	ช่วงข้อมูล
Pile area (m ²)	0.033 - 0.582
Pile perimeter (m)	0.88 - 2.6
Pile length (m)	15 - 44
Hammer weight (T)	2.5 - 14
Hammer drop (cm)	15 - 126
last10blow(cm)	0.1 - 9
ปลายเสาเข็มอยู่ในชั้นดินเหนียว	จำนวน 66 ตัวอย่าง
ปลายเสาเข็มอยู่ในชั้นทราย	จำนวน 107 ตัวอย่าง

ตารางที่ 4.6 ข้อมูลเสาเข็มเจาะ

ข้อมูลเสาเข็มเจาะ	ช่วงข้อมูล
Pile diameter (m)	0.35 – 2
Pile length (m)	16-62
ปลายเสาเข็มอยู่ในชั้นดินเหนียว	จำนวน 64 ตัวอย่าง
ปลายเสาเข็มอยู่ในชั้นทราย	จำนวน 45 ตัวอย่าง

3 ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนคือ ส่วนสำหรับสร้างแบบจำลอง (training set) ส่วนสำหรับทดสอบแบบจำลอง (testing set) ทั้งสองส่วนใช้สำหรับคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุด และส่วนที่สามส่วนสุดท้ายสำหรับตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง (validation set) ใช้ตรวจสอบความถูกต้องจากแบบจำลองที่คัดเลือกได้

ตารางที่ 4.7 การแบ่งกลุ่มของข้อมูล

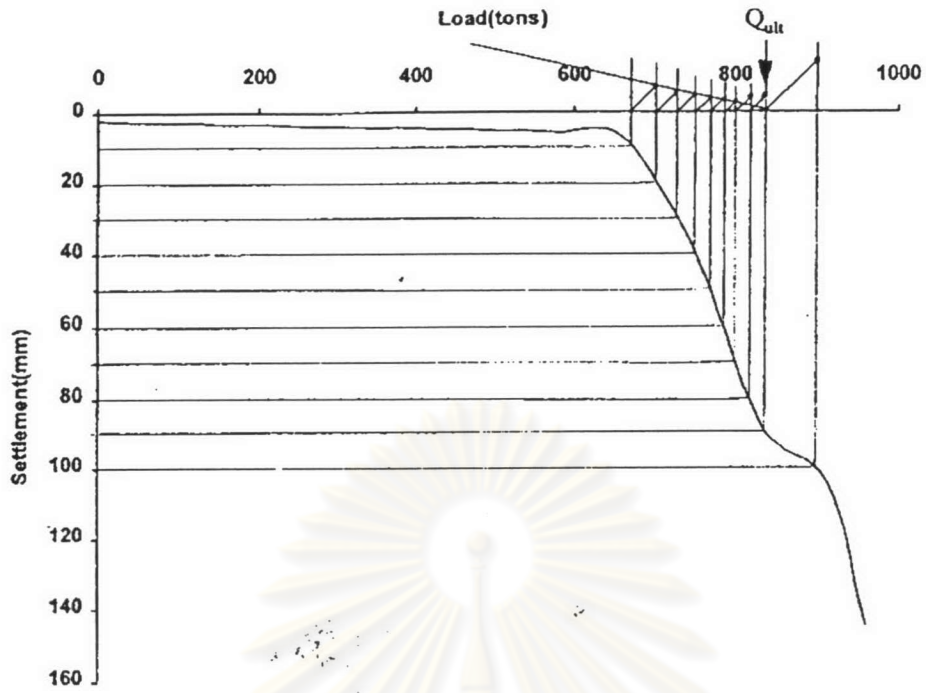
กลุ่มข้อมูล	เสาเข็มตอก	เสาเข็มเจาะ
Training set	40	30
Testing set	39	32
Validation set	93	47

4.1.4 การแปลผลการทดสอบเสาเข็ม เพื่อหาค่ากำลังรับน้ำหนักบรรทุกทุกเสาเข็ม

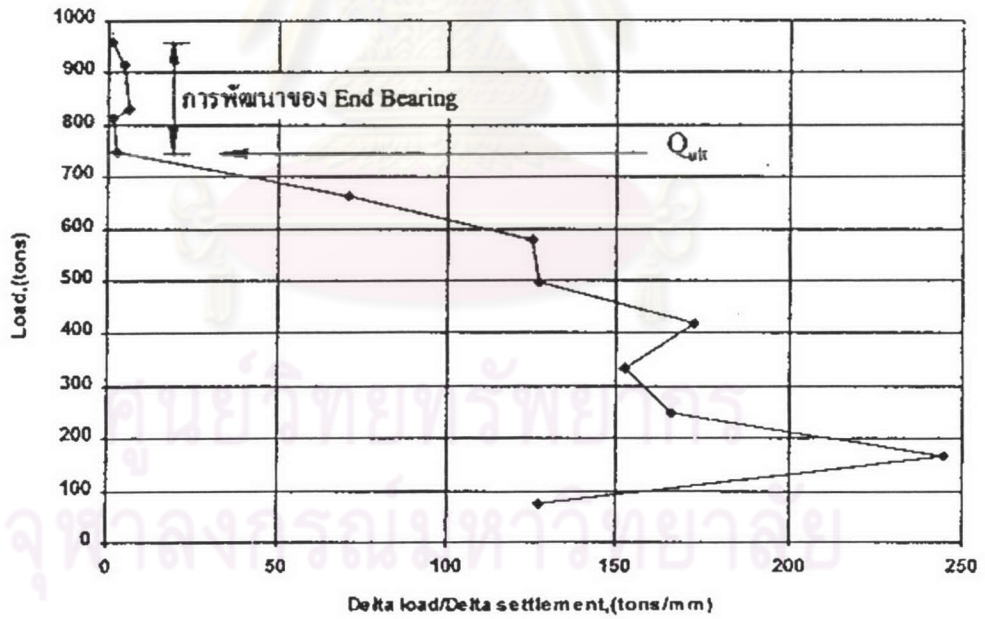
จากผลของระยะทดสอบกำลังรับน้ำหนักบรรทุกทุกของเสาเข็ม ผลที่ได้ คือ กราฟความสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักบรรทุกเสาเข็มและการทรุดตัวที่เกิดขึ้น ดังนั้นระยะที่จะหาน้ำหนักบรรทุกสูงสุด หรือค่ากำลังรับน้ำหนักบรรทุกที่จุดพิบัติ จึงมีวิธีการที่หลากหลายและจะทำให้ได้ผลที่แตกต่างกัน

ในวิทยานิพนธ์นี้สำหรับเสาเข็มต้นที่มีผลระยะทดสอบไม่ถึงจุดพิบัติ จะใช้วิธีของ Mazurkiewicz ทำนายหาค่ากำลังรับน้ำหนักสูงสุดของเสาเข็ม โดยใช้โปรแกรมของ ว.ส.ท. ตามรูปที่ 4.2 สำหรับเสาเข็มที่มีผลระยะทดสอบถึงจุดพิบัติจะใช้ค่ากำลังรับน้ำหนักเสาเข็มที่จุดพิบัติตามที่ทดสอบ ตามรูปที่ 4.3

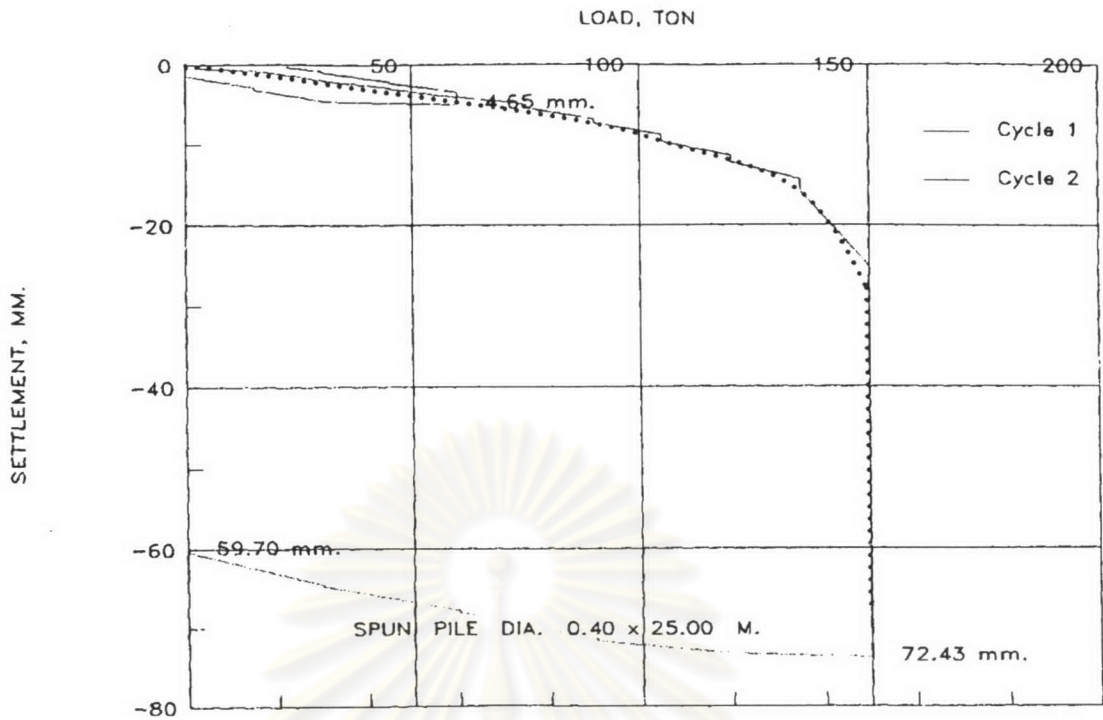
วิธี Mazurkiewicz จากหลักการเดิมของวิธีนี้ใช้วิธีการลากเส้นไปบนกราฟความสัมพันธ์ระหว่างน้ำหนักบรรทุกและค่าระยะทรุดตัวของเสาเข็มดังรูปที่ 4.1 ซึ่งพบว่ามีความยุ่งยากในระยะเขียนกราฟเพื่ออ่านค่า และกราฟที่ใช้อ่านค่ามีความไม่ชัดเจน จึงใช้คอมพิวเตอร์ในระยะช่วยวิเคราะห์ จึงได้มีระยะปรับเปลี่ยนวิธีการใหม่แต่ยังคงหลักการเดิมคือ ให้แกน X คือผลต่างของน้ำหนักบรรทุกทดสอบในช่วงติดกันหารด้วยผลต่างของค่าระยะทรุดตัวนั้น (Delta load/Delta settlement) และแกน y คือน้ำหนักบรรทุก ดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างกราฟของ Mazurkiewicz แบบเดิม



รูปที่ 4.2 ตัวอย่างกราฟของวิธี Mazurkiewicz ที่ใช้โปรแกรมของ ว.ส.ท.



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างภาพ static load test ที่ test จนถึงจุดวิบัติ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

4.2 วิธีดำเนินการวิจัย

ความพยายามที่จะออกแบบและควบคุมระบบการคิดของมนุษย์ นักวิทยาศาสตร์ค้นพบวิธีที่จะทำนายลักษณะที่ซับซ้อนเหล่านี้ได้ การทราบถึงลักษณะเฉพาะของระบบ แรงกระทำและขอบเขตต่างๆ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนี้สามารถจำลองลักษณะพฤติกรรมตามธรรมชาติเพื่อที่จะทำนายผล อย่างไรก็ตาม พฤติกรรมตามธรรมชาติเหล่านี้มักจะมีรูปแบบ พฤติกรรมที่ไม่เป็นลักษณะเชิงเส้นหลายตัวแปร (nonlinear multi-variable) บางครั้งไม่สามารถที่จะทราบความสัมพันธ์ของตัวแปรเหล่านั้น และข้อมูลมักจะมีค่าความผิดพลาดต่างๆปรากฏอยู่ (noisy) โดยในสภาวะแวดล้อมที่ไม่สามารถควบคุมได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับพฤติกรรมที่ซับซ้อนของดิน

ในบทที่ 2 กล่าวถึง ความสัมพันธ์ระหว่างสภาวะความสัมพันธ์ของดินที่อยู่รอบๆ กับเสาเข็ม และตัวแปรสำคัญที่เกี่ยวข้องกับกำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม ตามทฤษฎีพบว่าการจำลองความสัมพันธ์ต่างๆ ทำได้อย่างคร่าวๆเท่านั้น บางพารามิเตอร์ก็ถูกละทิ้ง อย่างไรก็ตามวิธีเหล่านั้นไม่สามารถวิเคราะห์กำลังรับน้ำหนักของเสาเข็มได้อย่างแม่นยำนัก อาจจะเพราะสมการเหล่านั้นไม่สามารถเข้าถึงลักษณะที่ซับซ้อนของพฤติกรรมของดิน และการเลือกตัวแปรบางตัวสำหรับการคำนวณขึ้นอยู่กับสภาพแวดล้อมจริงในงานก่อสร้างและประสบการณ์ของวิศวกรผู้คุมงาน

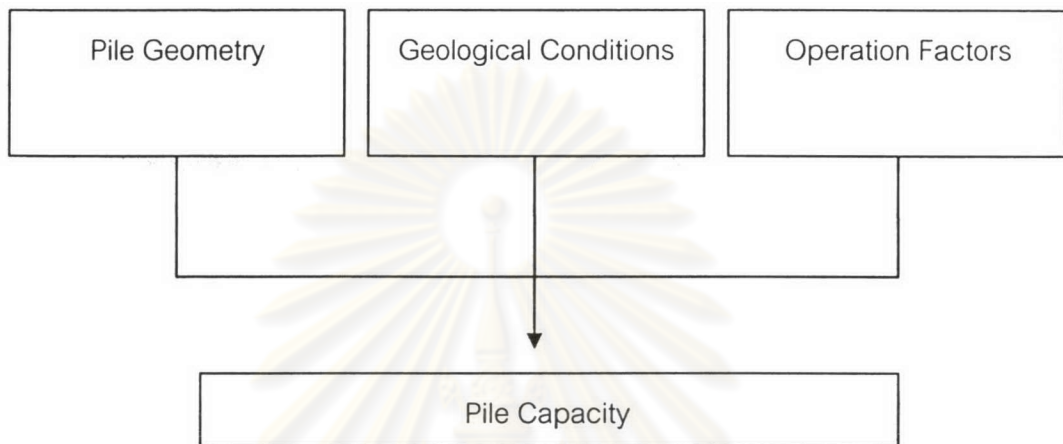
เพราะว่าข้อดีของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม คือสามารถที่จะจำลองความสัมพันธ์ของตัวแปรด้านเข้าไปสู่ตัวแปรด้านออกได้อย่างดี โดยการใช้ข้อมูลที่เคยเกิดขึ้นสร้างตัวแบบจำลอง ตัวแปรด้านเข้าต่างๆเช่น วิธีการก่อสร้าง ขนาดเสาเข็ม หรือชนิดของดินที่อยู่ใต้เสาเข็มแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำลองพฤติกรรมความสัมพันธ์เหล่านี้เพื่อวิเคราะห์หากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็มได้โดยไม่ต้องทราบความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์ต่างๆ

จุดประสงค์ในหัวข้อนี้คือ (1) เพื่อหาตัวแปรที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (2) เพื่อหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับหากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม เพื่อที่จะสามารถวิเคราะห์ตามจุดประสงค์ได้ จำเป็นต้องสร้างแบบจำลองโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นซ่อน จำนวนหน่วยประสาทในแต่ละชั้นซ่อน และจำนวนรอบของการทดสอบ หลายๆแบบจำลองสำหรับวิเคราะห์หาแบบจำลองที่เหมาะสม

4.2.1 การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากทฤษฎีหากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม (บทที่ 2) ตัวแปรที่สำคัญสำหรับวิเคราะห์หากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม น่าจะแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนหลักๆ คือ (1) ตัวแปรจากลักษณะของเสาเข็ม

(2) ตัวแปรจากลักษณะของดิน (3) ตัวแปรจากวิธีการก่อสร้าง ตัวแปรเหล่านี้จะถูกใส่เข้าไปเป็นตัวแปรด้านเข้าของแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์กำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหล่านี้เหมือนกับที่อธิบายไว้ในบทที่ 2 สรุปได้ตามรูป



รูปที่ 4.4 ตัวแปรสำหรับแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม

ตารางที่ 4.8 พารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับแบบจำลองเสาเข็มตอก

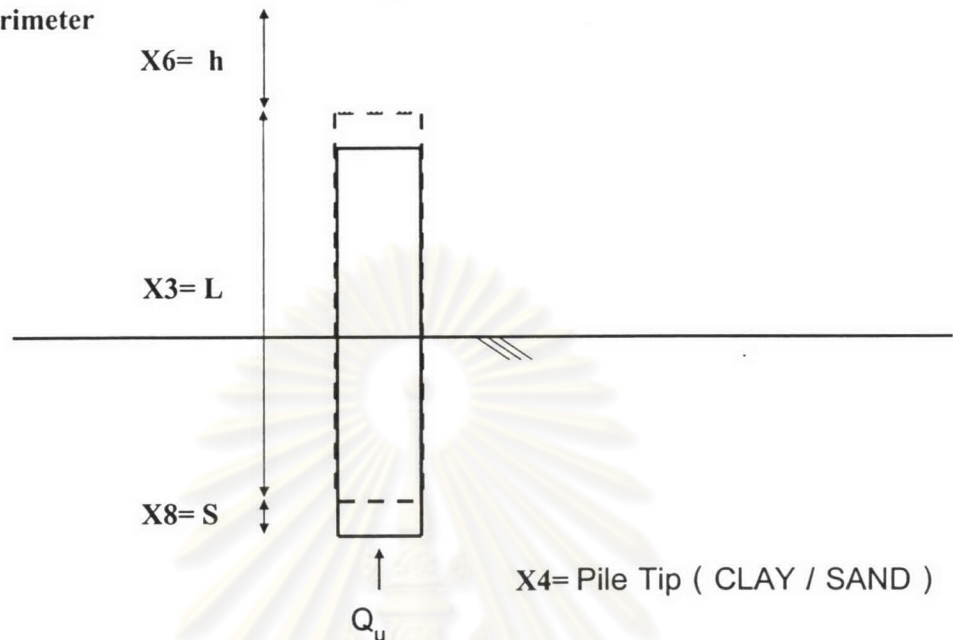
Category	Parameter	Detail Items	Input Node No.
Pile Geometry	(1) พื้นที่หน้าตัดเสาเข็ม		1
	(2) เส้นรอบรูป		2
	(3) ความยาวของเสาเข็ม		3
Geological Conditions	(4) ชนิดดินใต้เสาเข็ม	Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	4
		Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	5
Operation Factors	(5) น้ำหนักตุ้มตอก		6
	(6) ระยะยกของตุ้มตอก		7
	(7) ชนิดของตุ้มตอก	Hydraulic (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	8
		Drop (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	9
	(8) ระยะเคลื่อนตัวสุดท้าย		10

X1= Pile Area

X2= Pile Perimeter

X5= W_r

X7= Hydraulic Hammer / Drop Hammer



รูปที่ 4.5 ตัวแปรสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับเสาเข็มตอก

ตัวแปรสำหรับแบบจำลองของเสาเข็มตอกประกอบไปด้วยตัวแปรด้านเข้าทั้งหมด 8 ตัวแปร โดยอ้างอิงจากทฤษฎีการตอกเสาเข็มซึ่งใช้ Newton's law และ Impulse momentum ประกอบไปด้วย พื้นที่หน้าตัดของเสาเข็ม เส้นรอบรูปของเสาเข็ม ความยาวของเสาเข็ม ชนิดของดินใต้เสาเข็ม น้ำหนักของตุ้มตอก ระยะยกของตุ้มตอก ชนิดของตุ้มตอก และระยะเคลื่อนตัวสุดท้าย ถูกใช้เพื่อหา กำลังรับน้ำหนักสูงสุดของเสาเข็ม Q_u

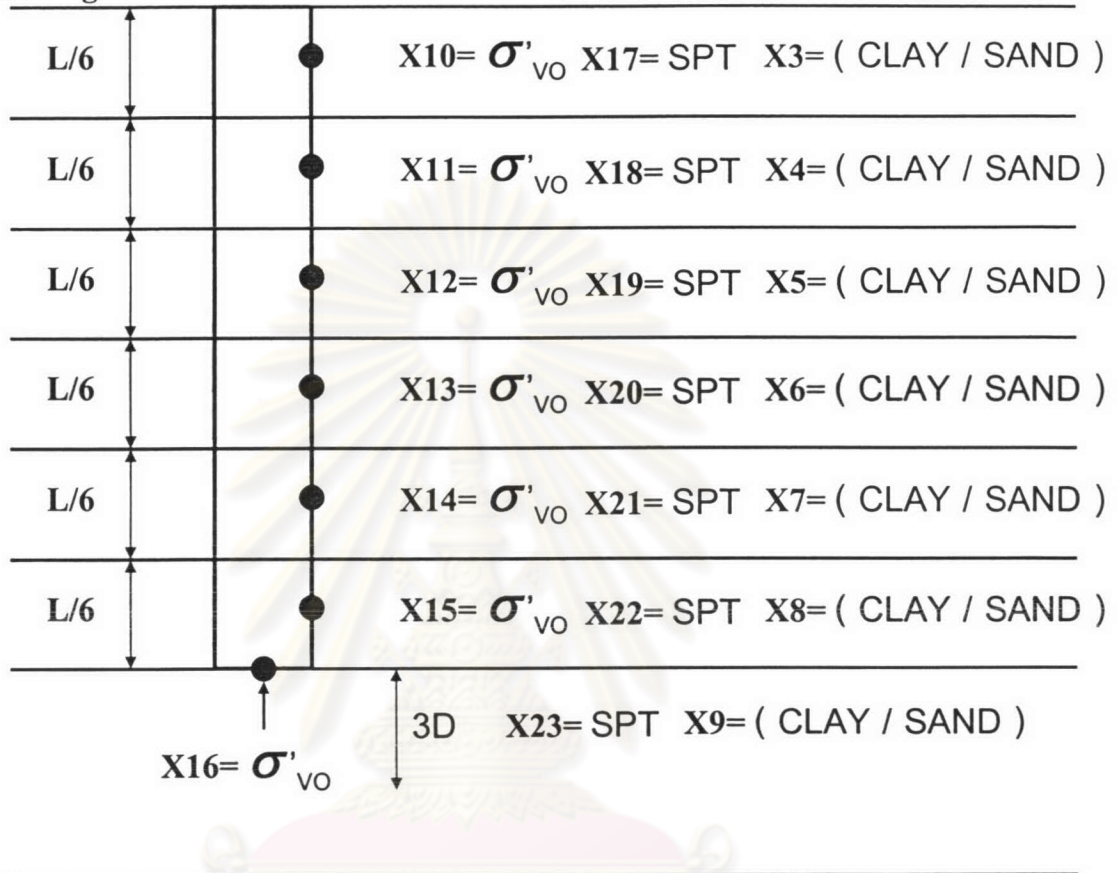
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.9 พารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับแบบจำลองเสาเข็มเจาะ

Category	Parameter	Detail Items	Input Node No.
Pile Geometry	(1) เส้นผ่านศูนย์กลางเสาเข็ม		1
	(2) ความยาวเสาเข็ม		2
Geological Conditions	(3) ชนิดดินในชั้นที่ 1	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	3
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	4
	(4) ชนิดดินในชั้นที่ 2	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	5
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	6
	(5) ชนิดดินในชั้นที่ 3	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	7
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	8
	(6) ชนิดดินในชั้นที่ 4	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	9
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	10
	(7) ชนิดดินในชั้นที่ 5	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	11
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	12
	(8) ชนิดดินในชั้นที่ 6	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	13
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	14
	(9) ชนิดดินที่ปลายเสาเข็ม	Clay (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	15
		Sand (1=ใช่,0=ไม่ใช่)	16
		(10) σ' ที่กึ่งกลางชั้นที่ 1	17
		(11) σ' ที่กึ่งกลางชั้นที่ 2	18
	(12) σ' ที่กึ่งกลางชั้นที่ 3	19	
	(13) σ' ที่กึ่งกลางชั้นที่ 4	20	
	(14) σ' ที่กึ่งกลางชั้นที่ 5	21	
	(15) σ' ที่กึ่งกลางชั้นที่ 6	22	
	(16) σ' ปลายเสาเข็ม	23	
Operation Factors	(17) SPT ที่กึ่งกลางชั้นที่ 1		24
	(18) SPT ที่กึ่งกลางชั้นที่ 2		25
	(19) SPT ที่กึ่งกลางชั้นที่ 3		26
	(20) SPT ที่กึ่งกลางชั้นที่ 4		27
	(21) SPT ที่กึ่งกลางชั้นที่ 5		28
	(22) SPT ที่กึ่งกลางชั้นที่ 6		29
	(23) SPT ที่ปลายเสาเข็ม		30

X1= Pile Diameter

X2= Pile Length



รูปที่ 4.6 ตัวแปรสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับเสาเข็มเจาะ

ตัวแปรสำหรับแบบจำลองของเสาเข็มเจาะนำมาจาก ทำการแบ่งชั้นดินออกเป็น 6 ชั้นเท่าๆ กัน โดยในแต่ละชั้น จะทำการหาค่า σ' และ SPT ที่กึ่งกลางของแต่ละชั้น ใช้ลักษณะของดินในแต่ละชั้นโดยให้เลือกเป็น clay หรือ sand ถ้าในชั้นใดชั้นหนึ่งมีดินชนิดไหนมากกว่า โดยประมาณให้ถือว่าเป็นดินชั้นนั้นเป็นการประมาณโดยสัดส่วน และใช้ค่า σ' และ SPT ที่บริเวณปลายของเสาเข็มแบบจำลองที่ใช้สำหรับเสาเข็มเจาะประกอบไปด้วยตัวแปรด้านเข้าที่สำคัญโดยสรุปทั้งหมด 5 ตัวแปร เส้นผ่านศูนย์กลางของเสาเข็ม ความยาวของเสาเข็ม ชนิดของดินระหว่างเสาเข็ม σ' กึ่งกลางชั้นดิน SPT กึ่งกลางชั้นดิน

ก่อนที่ข้อมูลทั้งหมดจะถูกนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลอง ข้อมูลต่างๆ จะถูกทำแปลงค่า (Normalized) เพื่อให้ขอบเขตของข้อมูลอยู่ในช่วงเดียวกับฟังก์ชันที่ใช้ในแบบจำลองโครงข่าย

ประสาทเทียม ในแบบจำลองนี้ใช้ Tangent sigmoid ดังนั้นทุกๆ ค่าของข้อมูลจะถูกแปลงค่าให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 โดยสมการ

$$P_n = 2 \frac{(P - P_{\min})}{(P_{\max} - P_{\min})} - 1 \quad (4.1)$$

โดยที่ P_n คือ ค่าที่ถูกแปลงค่า (normalized)

P คือ ค่าก่อนถูกแปลงค่า

P_{\max} คือ ค่าสูงที่สุดของกลุ่มข้อมูล

P_{\min} คือ ค่าต่ำที่สุดของกลุ่มข้อมูล

การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์หาค่ากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม ก่อนที่จะสามารถใช้แบบจำลองวิเคราะห์ผล การทำความเข้าใจเกี่ยวกับพฤติกรรมของเสาเข็ม ขั้นตอนนี้จำเป็นต้องศึกษาจากทฤษฎีต่างๆ แบบจำลองที่จะวิเคราะห์ให้ได้ผลดีจำเป็นต้องสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ขั้นที่ 2 เลือกตัวแปรที่จำเป็นนำมาใช้ในแบบจำลอง ขั้นที่ 3 เลือกชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานด้านวิศวกรรม และ สร้างระบบการคำนวณของแบบจำลองที่เหมาะสม ทั้งจำนวนตัวแปรด้านเข้า ตัวแปรด้านออก จำนวนชั้นซ่อน จำนวนรอบของการคำนวณ ขั้นที่ 4 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนโดย นำข้อมูลส่วนหนึ่งมาใช้สร้างแบบจำลอง และ นำข้อมูลส่วนที่เหลือมาทดสอบแบบจำลอง ขั้นที่ 5 วิเคราะห์หาแบบจำลองที่ดีที่สุดเพื่อใช้วิเคราะห์หาค่ากำลังรับน้ำหนักเสาเข็ม

4.2.2 สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้วิธีการคำนวณแบบ Error back-propagation ประกอบไปด้วย 10 ตัวแปรด้านเข้าสำหรับเสาเข็มตอก และ 22 ตัวแปรด้านเข้าสำหรับเสาเข็มเจาะ แต่ละค่าของตัวแปรด้านเข้าจะถูกแปลงค่าให้อยู่ในช่วงระหว่าง -1 ถึง 1 เพื่อที่จะได้แบบจำลองที่ดีที่สุดจึงมีการทดสอบแบบจำลองต่างๆ ที่สร้าง โดยเปลี่ยน (1) จำนวนชั้นซ่อน (2) จำนวนประสาทในชั้นซ่อน (3) จำนวนรอบในการคำนวณ โดยมี

(1) จำนวนชั้นซ่อน 1,2

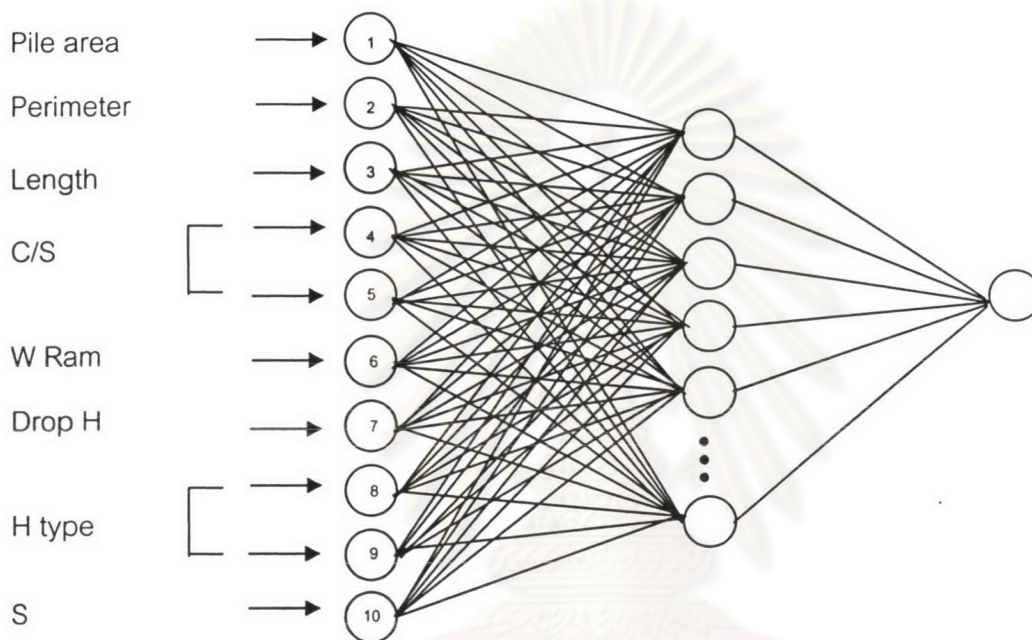
(2) จำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อน 10,20,30

(3) จำนวนรอบของการคำนวณ 1000,2000,3000

หลังจากนั้นแบบจำลองจะถูกนำไปทดสอบด้วยข้อมูลที่แบ่งไว้เพื่อตรวจสอบแบบจำลอง ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส จากแบบจำลองที่ทดสอบ เพื่อวิเคราะห์หาค่ากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม และ

ตรวจสอบค่าจากตัวแปรด้านออกของข้อมูล แบบจำลองที่ดีที่สุดคือแบบจำลองที่สามารถสร้างผลลัพธ์ได้ใกล้เคียงกับข้อมูลกำลังรับน้ำหนักของเสาเข็มที่ได้จาก pile load test มีความแตกต่างทางสถิติที่ยอมรับได้

แม้ว่าการทดสอบแบบจำลองด้วยวิธี Trial and error จะทำให้เสียเวลามาก แต่ก็ยังเป็นวิธีที่ดีที่สุดสำหรับสร้างและทดสอบแบบจำลอง เพื่อให้ผู้เข้าหาค่าผลลัพธ์ที่ต้องการ



รูปที่ 4.7 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์หาค่ากำลังรับน้ำหนักของเสาเข็มตอก

4.2.3 ทดสอบแบบจำลอง

ข้อมูลที่ใช้จะถูกแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม โดยที่ ชุดข้อมูลกลุ่มที่ 1 จะถูกใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง ชุดข้อมูลกลุ่มที่ 2 จะถูกใช้เพื่อทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น ชุดข้อมูลกลุ่มที่ 3 จะถูกใช้เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทั้งหมดในขั้นสุดท้าย วิธีทางสถิติจะถูกนำมาใช้เพื่อวิเคราะห์หาแบบจำลองที่ดีที่สุด

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \tag{4.2}$$

Coefficient of determination (R^2) เป็นค่าแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรด้านออก กับค่าผลลัพธ์ที่ต้องการ เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (o_i - t_i)^2}{N}} \quad (4.3)$$

โดยที่ N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ทดสอบ

o คือ ตัวแปรด้านออกที่ได้จากแบบจำลอง

t คือ ผลลัพธ์ที่ต้องการ

RMSE (root mean square error) เป็นหน่วยวัดทางสถิติที่ถูกใช้กันอย่างกว้างขวาง สำหรับใช้ทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

4.2.3 ผลกระทบต่อความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองถูกวิเคราะห์หาแบบจำลองที่ดีที่สุด โดยทำการปรับเปลี่ยน

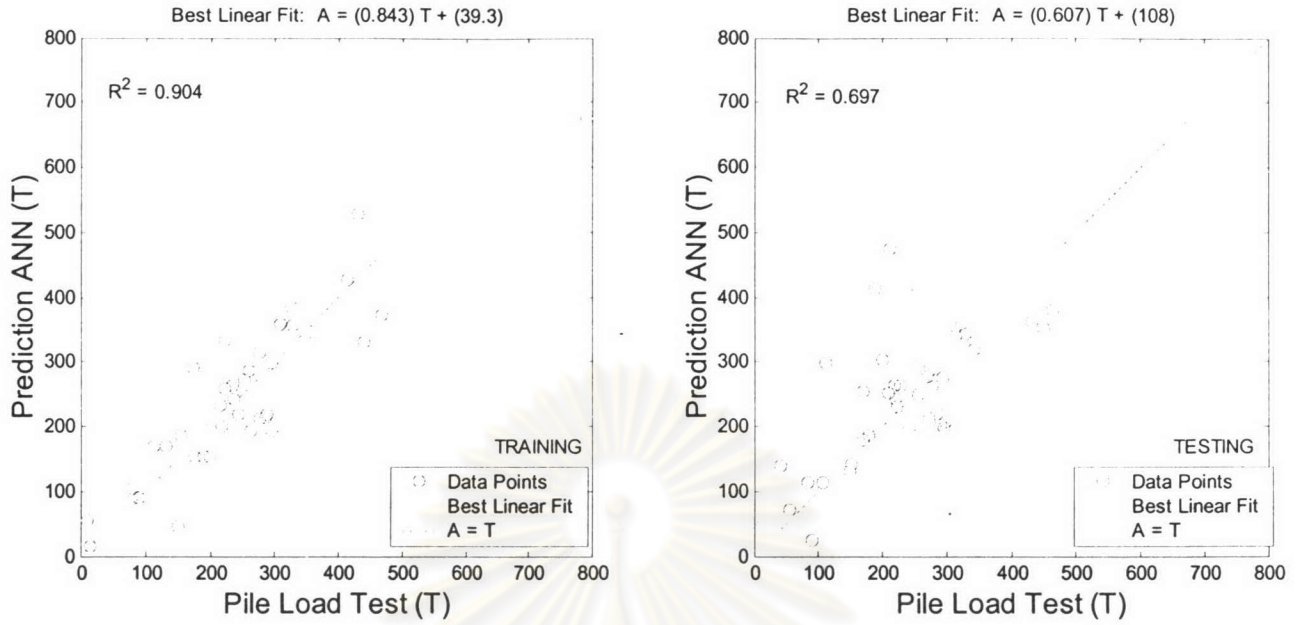
- 1) จำนวน hidden layer, hidden nodes, epochs
- 2) ชนิดของแบบจำลอง คือ Back-Propagation, RPROP, Scaled Conjugate, Powell-Beale, Fletcher-Powell และ Polak-Ribiere
- 3) ค่า α ใน activation function $y = \frac{e^{ax} - e^{-ax}}{e^{ax} + e^{-ax}}$

4.2.4 ผลการทดสอบแบบจำลอง

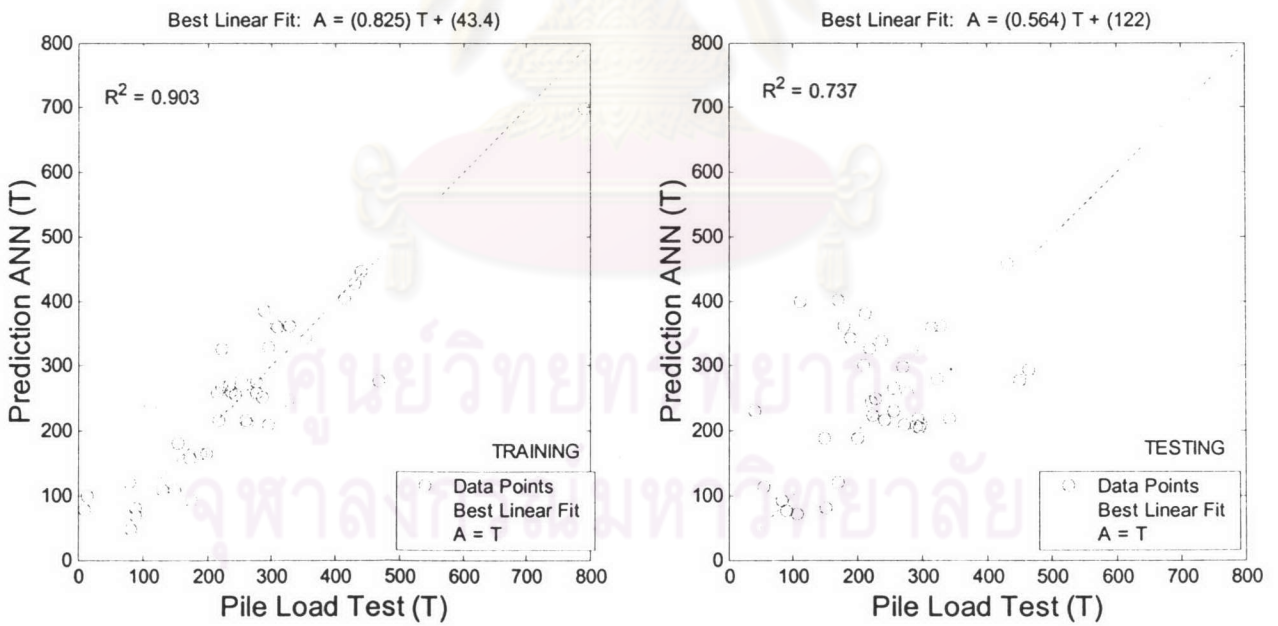
แบบจำลองถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ แบบจำลองสำหรับเสาะห้เมล็ดอก และแบบจำลองสำหรับเสาะห้เมล็ดเจาะ

ก) แบบจำลองสำหรับเสาะห้เมล็ดอก

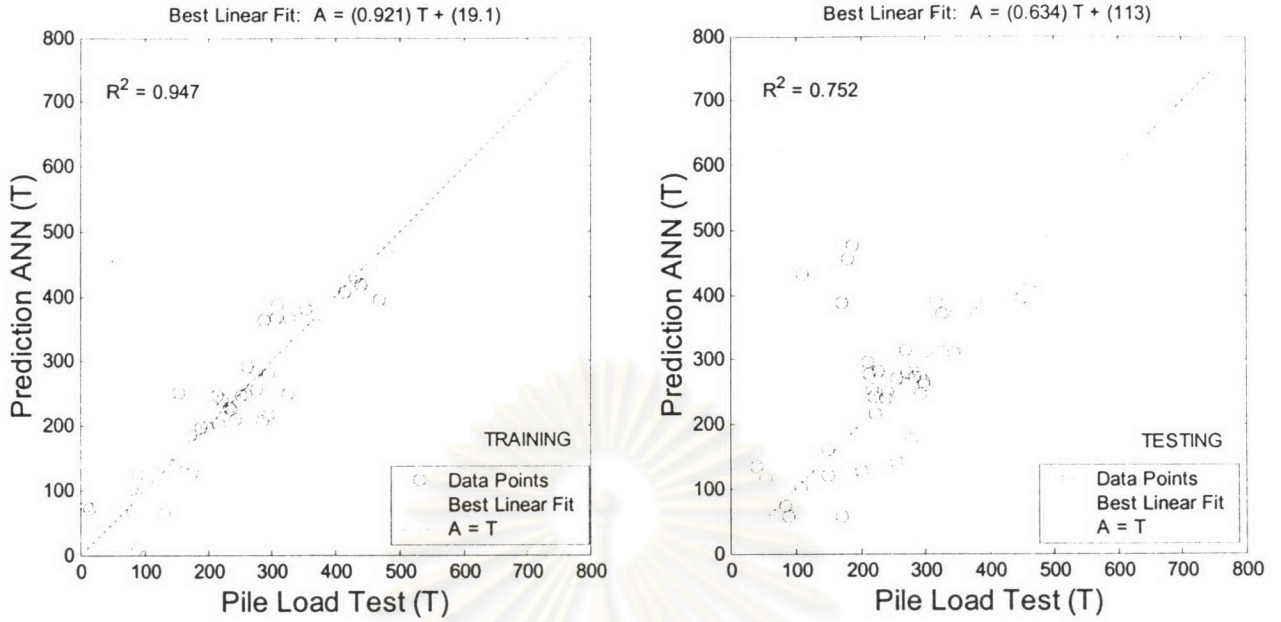
ช่วงชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น ชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจำนวน 40 ต้น และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจำนวน 39 ต้น แบบจำลองทั้งหมด 18 แบบจำลองถูกทดสอบด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบ Error back-propagation โดยมีแอกติเวชันฟังก์ชันแบบ Hyperbolic tangent function



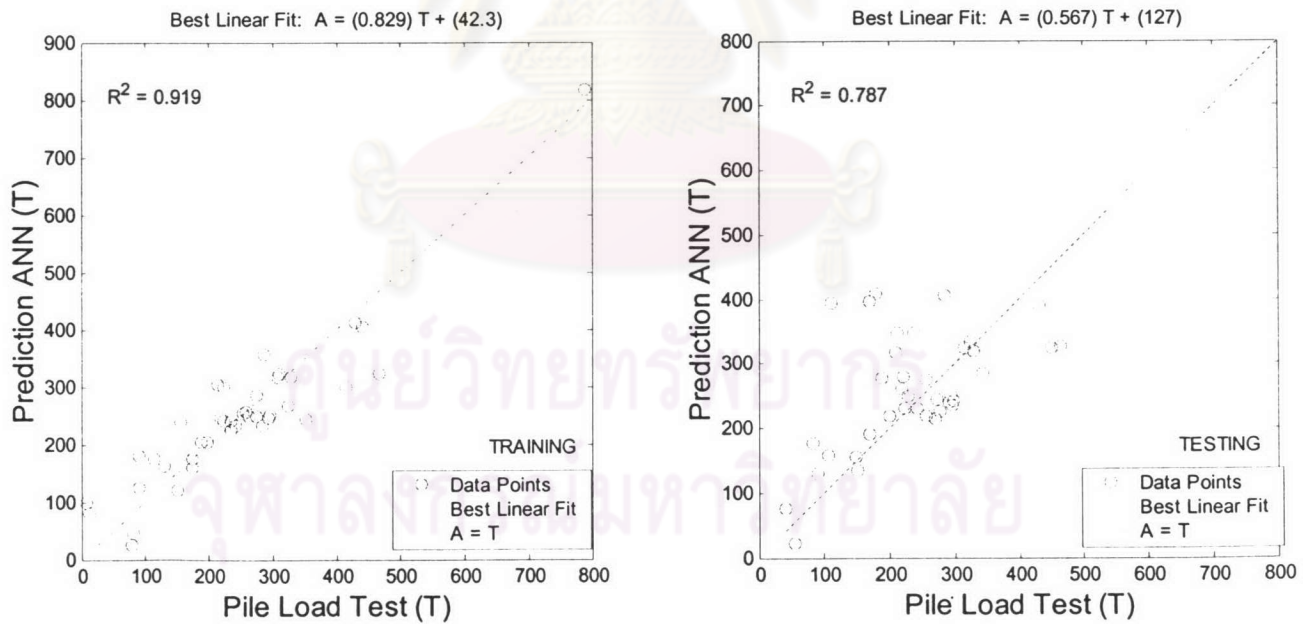
รูปที่ 4.8 BP Tan-Sig (10-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



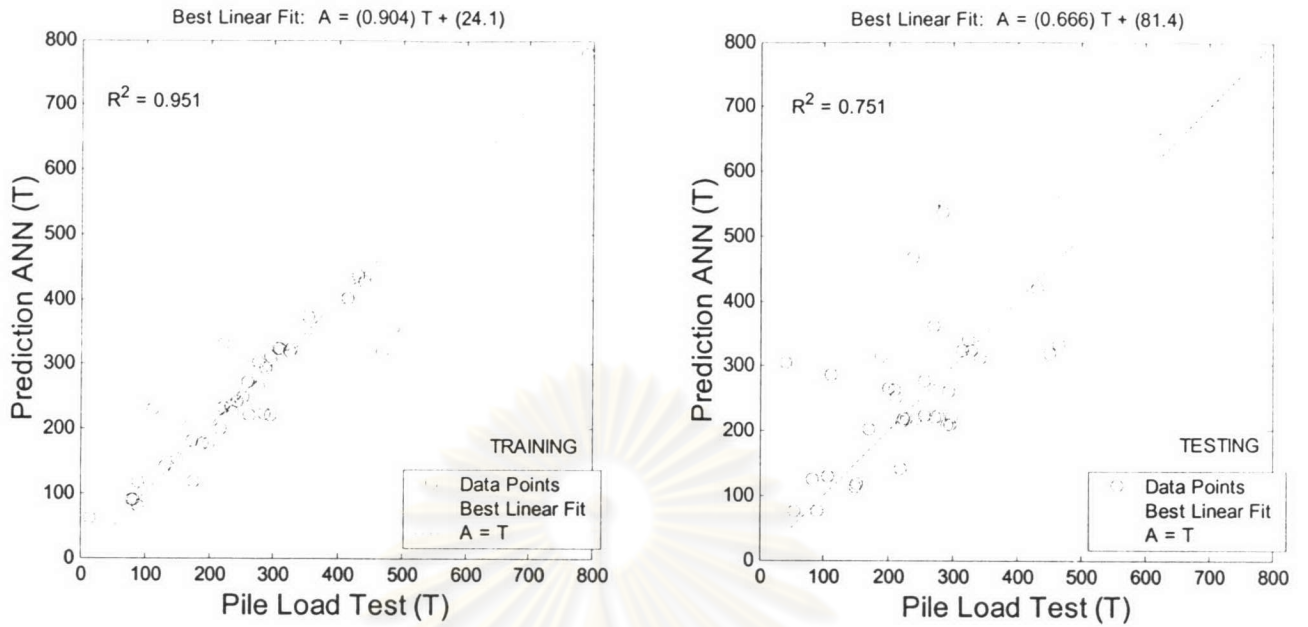
รูปที่ 4.9 BP Tan-Sig (20-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



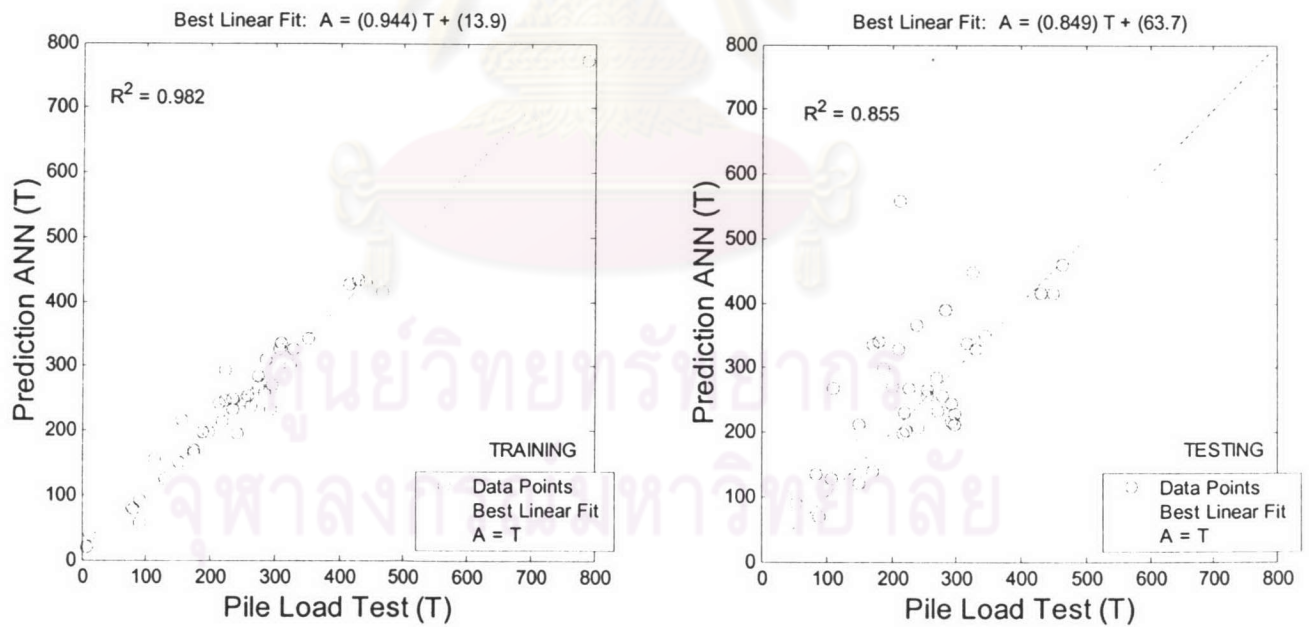
รูปที่ 4.10 BP Tan-Sig (30-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



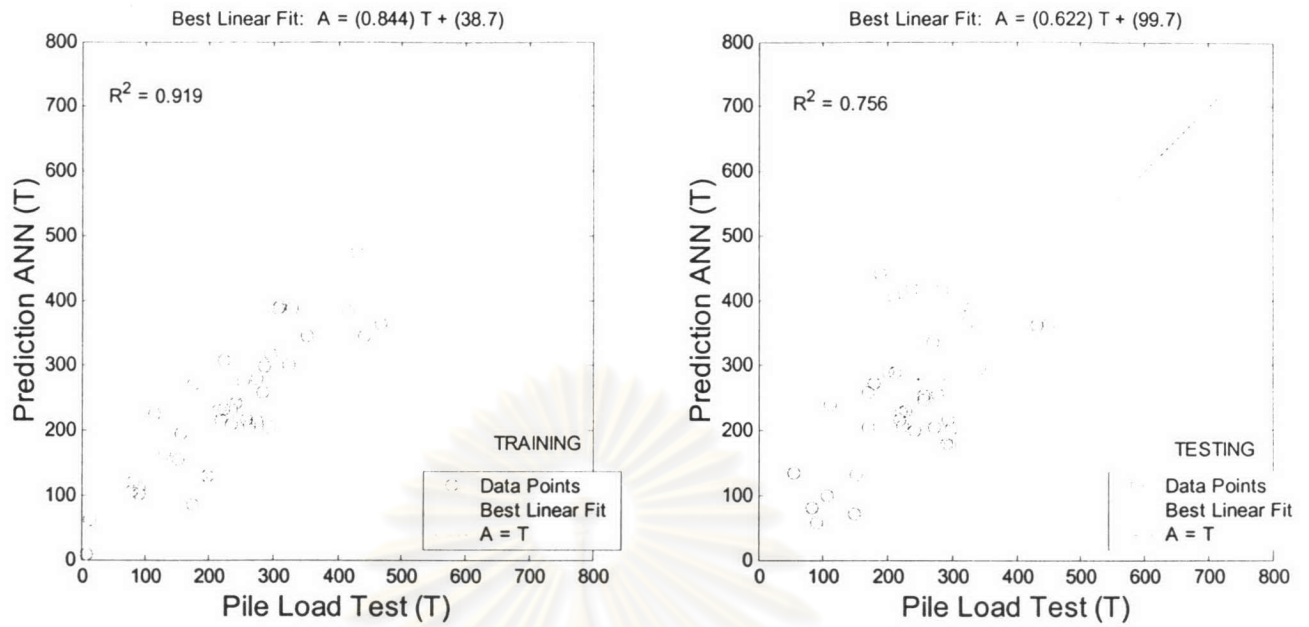
รูปที่ 4.11 BP Tan-Sig (10-10-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



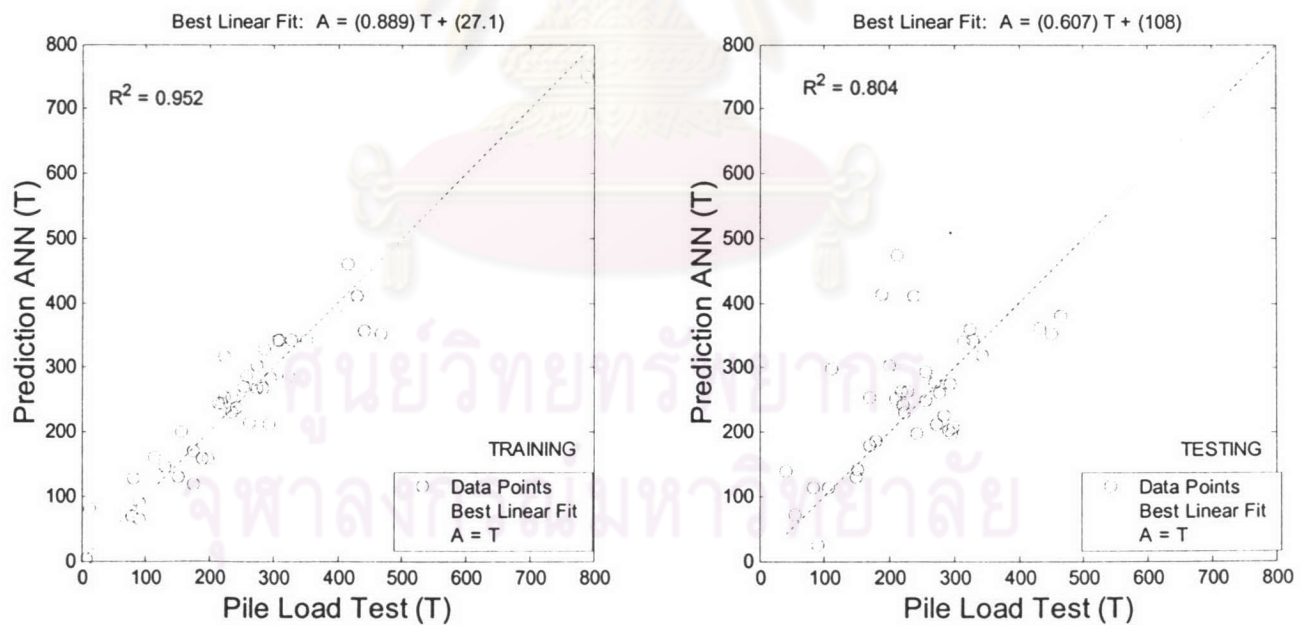
รูปที่ 4.12 BP Tan-Sig (20-20-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



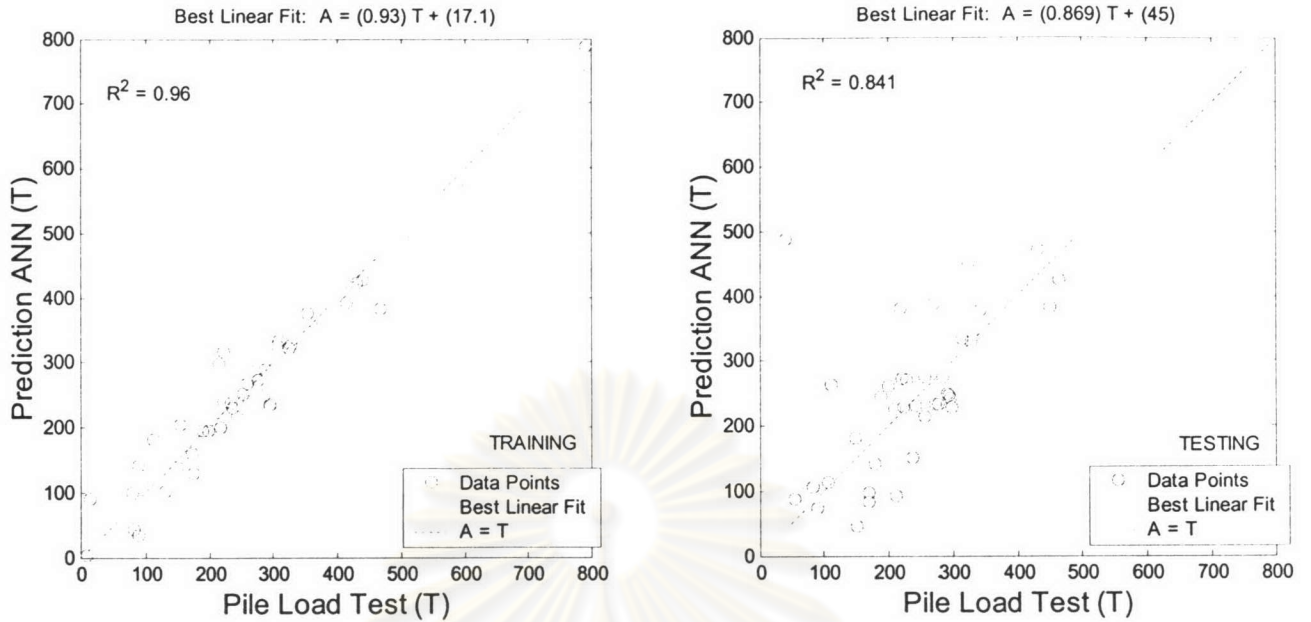
รูปที่ 4.13 BP Tan-Sig (30-30-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



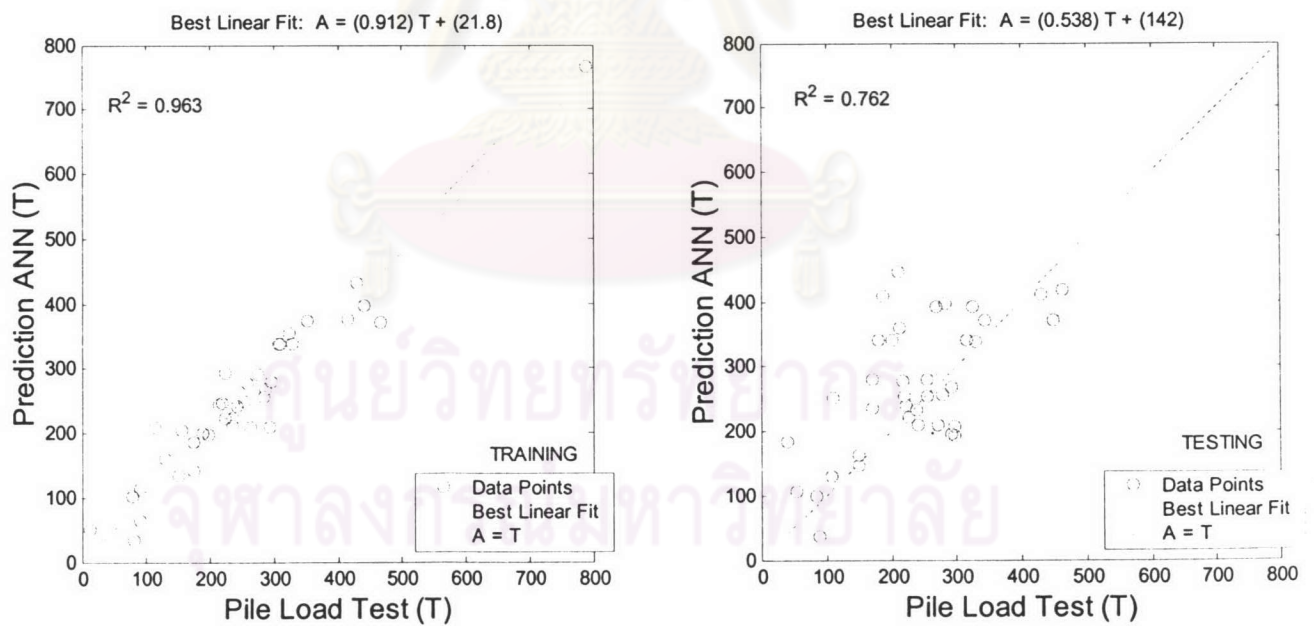
รูปที่ 4.14 BP Tan-Sig (10-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



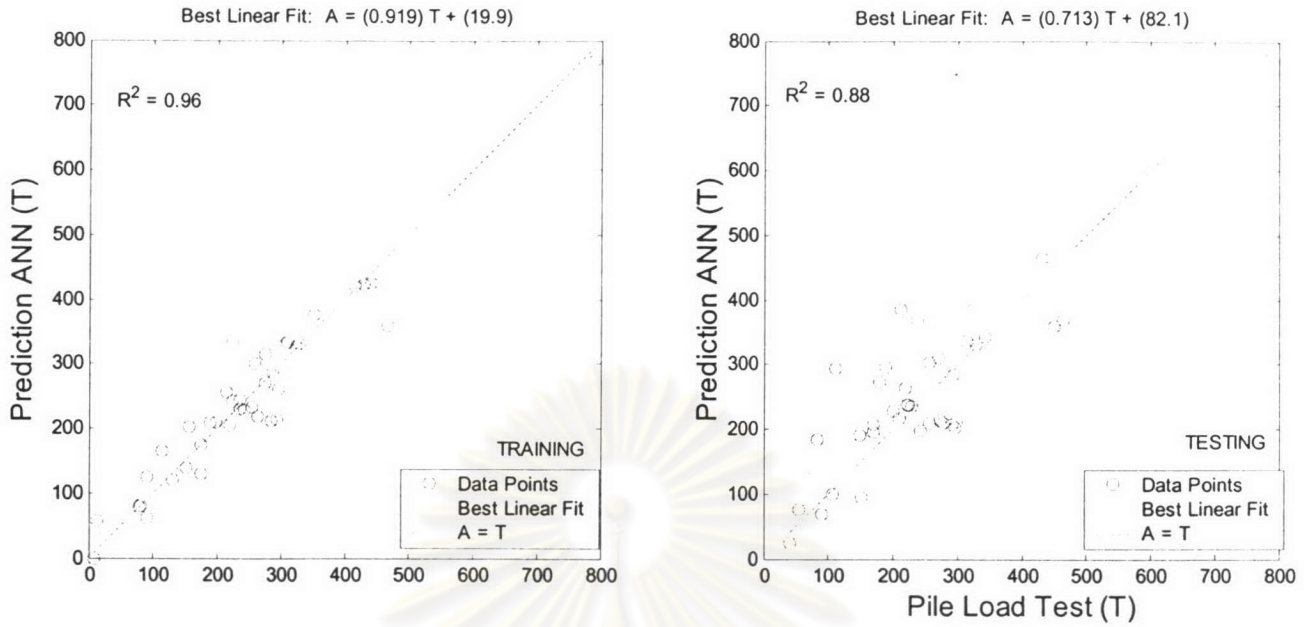
รูปที่ 4.15 BP Tan-Sig (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



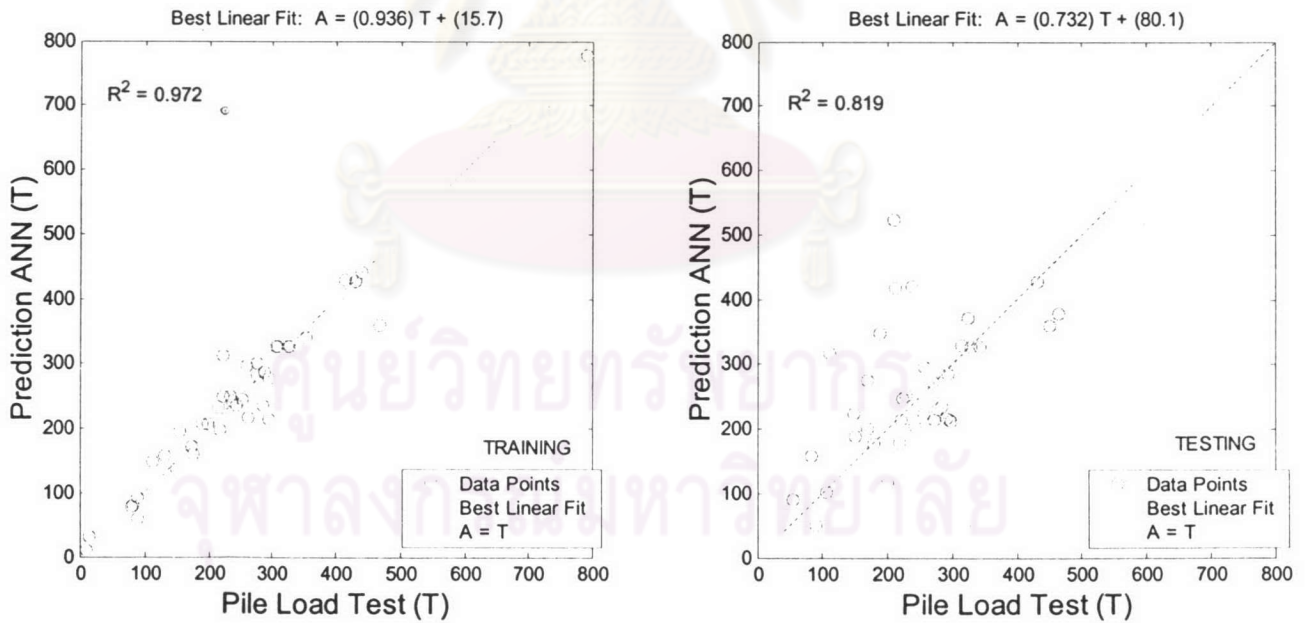
รูปที่ 4.16 BP Tan-Sig (30-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



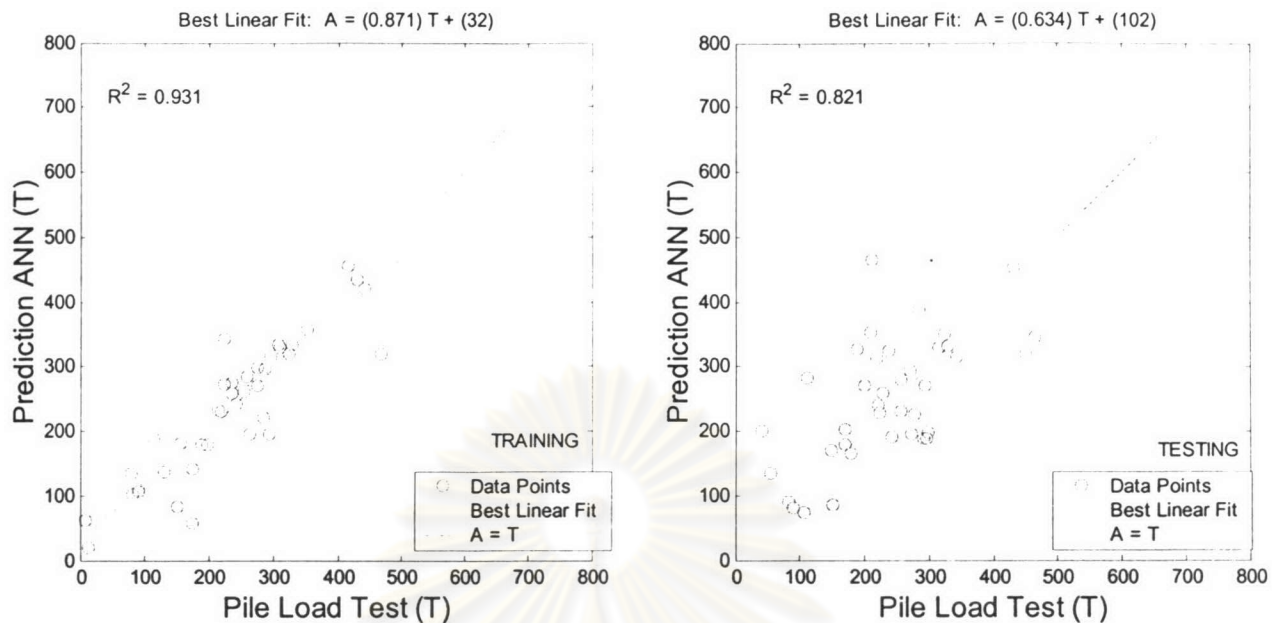
รูปที่ 4.17 BP Tan-Sig (10-10-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



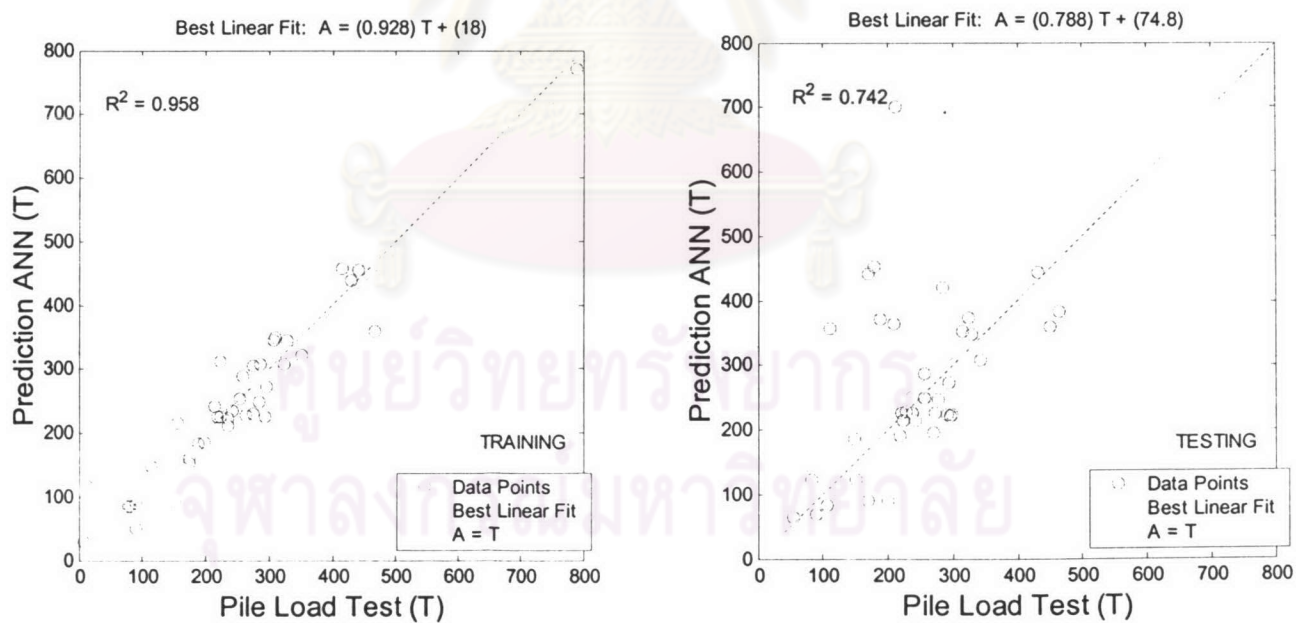
รูปที่ 4.18 BP Tan-Sig (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



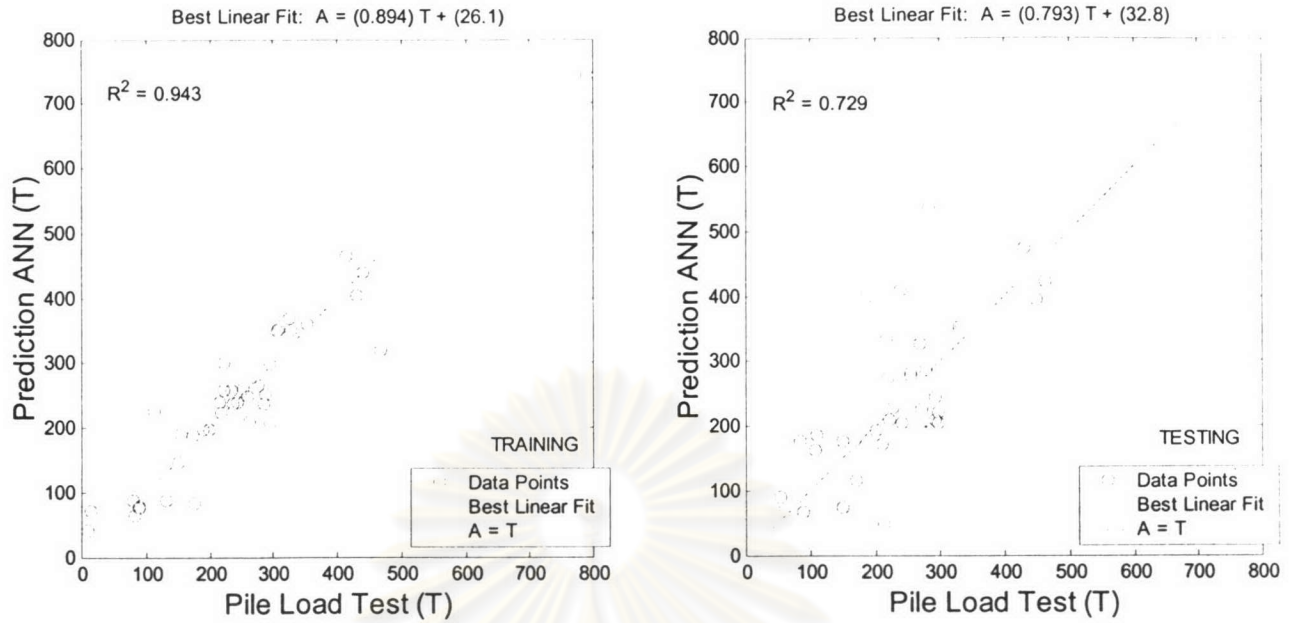
รูปที่ 4.19 BP Tan-Sig (30-30-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



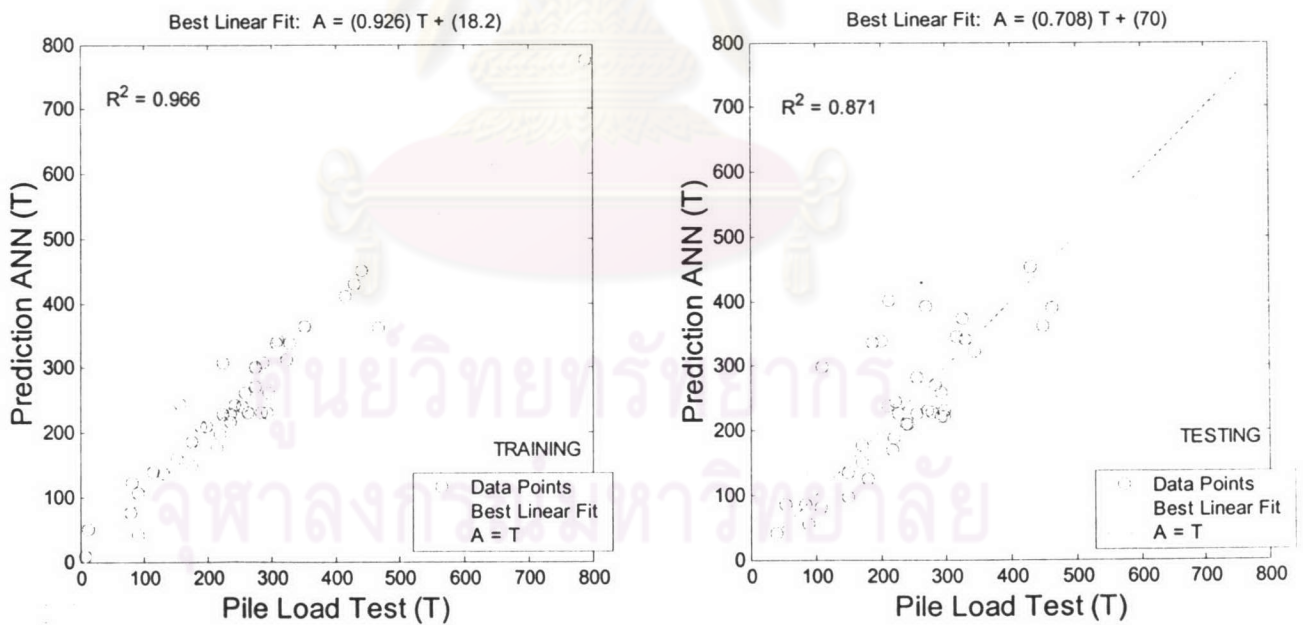
รูปที่ 4.20 BP Tan-Sig (10-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



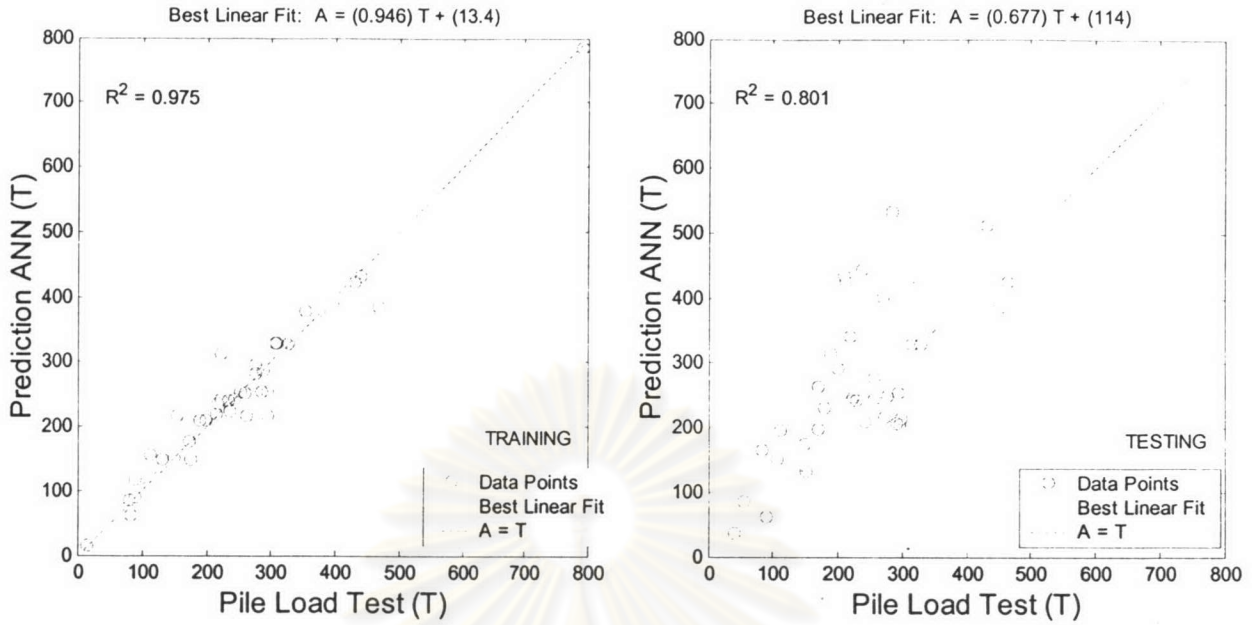
รูปที่ 4.21 BP Tan-Sig (20-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



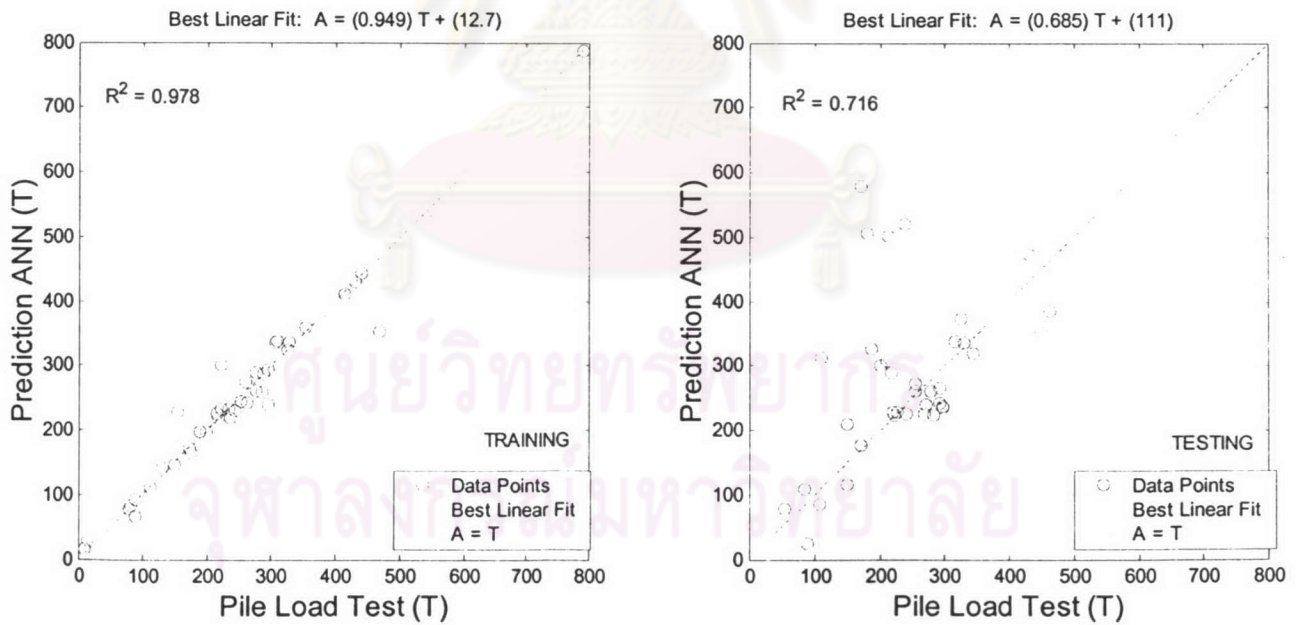
รูปที่ 4.22 BP Tan-Sig (30-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.23 BP Tan-Sig (10-10-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.24 BP Tan-Sig (20-20-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)

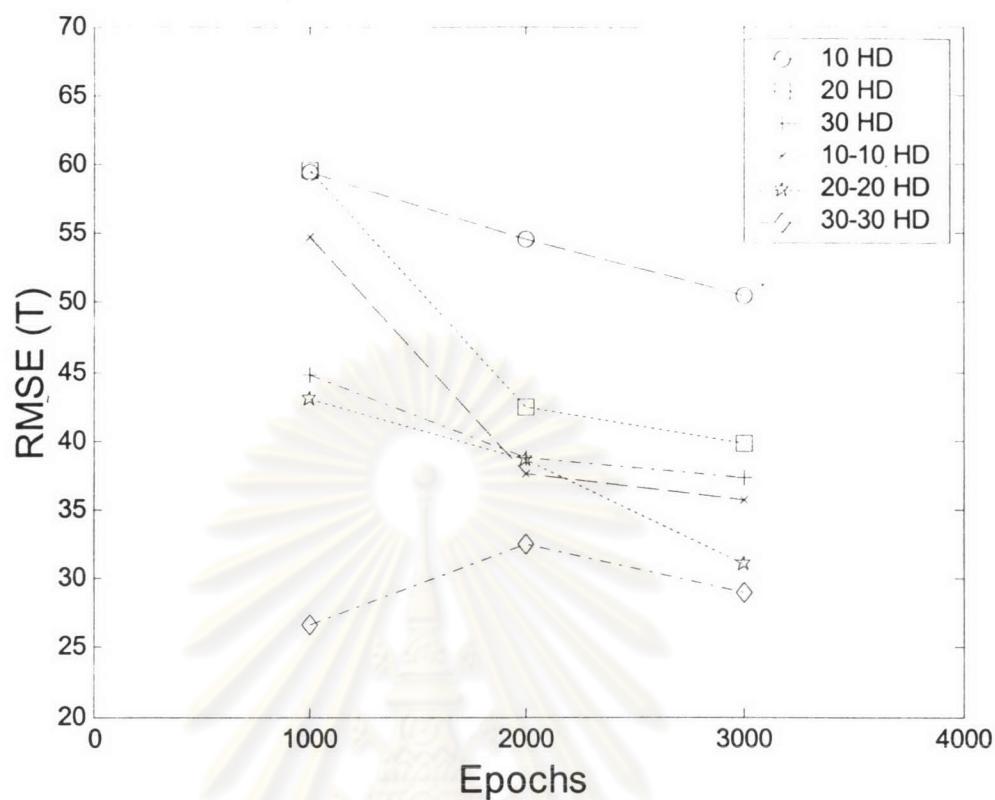


รูปที่ 4.25 BP Tan-Sig (30-30-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)

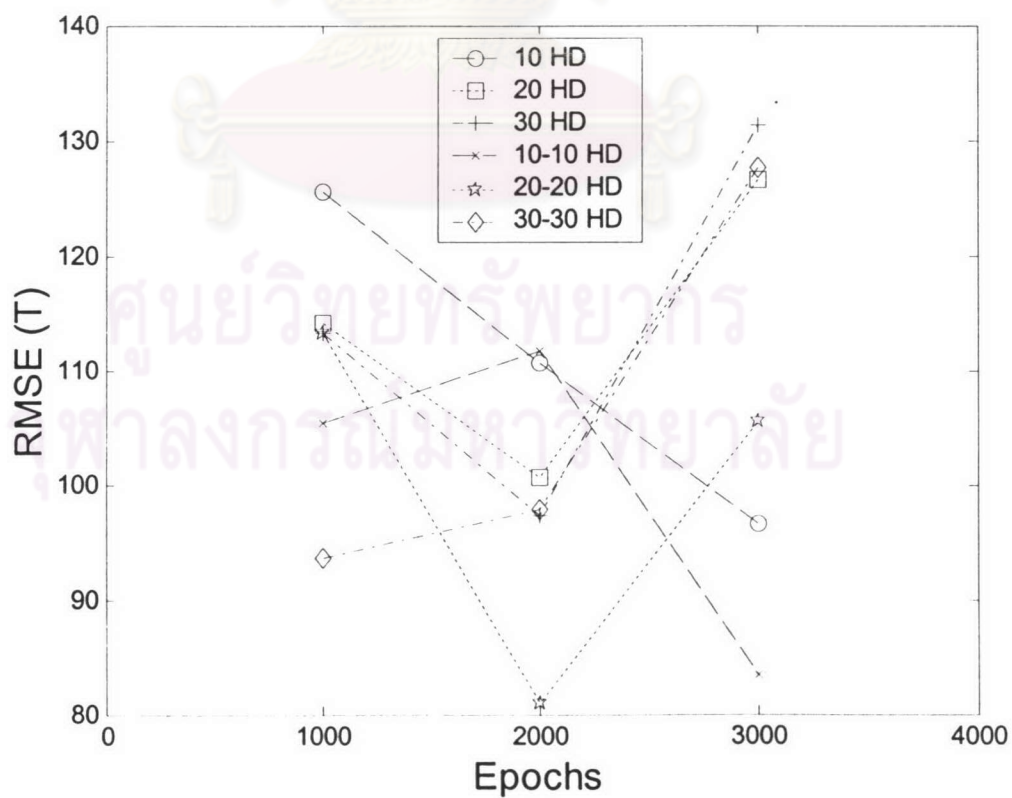
ตารางที่ 4.10 ผลการทดสอบแบบจำลองสำหรับเส้าเชื่อมต่อ

Model	Network Architecture	Epochs	Training (R ²)	Testing (R ²)	Training (RMSE)(t)	Testing (RMSE)(t)
1	10 hidden nodes	1000	0.904	0.697	59.33	125.48
2	20 hidden nodes	1000	0.903	0.737	59.60	114.12
3	30 hidden nodes	1000	0.947	0.752	44.71	114.32
4	10-10 hidden nodes	1000	0.919	0.787	54.74	105.38
5	20-20 hidden nodes	1000	0.951	0.751	42.98	114.28
6	30-30 hidden nodes	1000	0.982	0.855	26.63	94.58
7	10 hidden nodes	2000	0.919	0.756	54.57	110.55
8	20 hidden nodes	2000	0.952	0.804	42.51	100.59
9	30 hidden nodes	2000	0.960	0.841	38.83	97.30
10	10-10 hidden nodes	2000	0.963	0.762	37.61	111.66
11	20-20 hidden nodes	2000	0.960	0.880	38.67	81.03
12	30-30 hidden nodes	2000	0.972	0.819	32.55	97.85
13	10 hidden nodes	3000	0.931	0.821	50.50	96.64
14	20 hidden nodes	3000	0.958	0.742	39.80	126.51
15	30 hidden nodes	3000	0.963	0.729	37.30	131.29
16	10-10 hidden nodes	3000	0.966	0.870	35.69	84.37
17	20-20 hidden nodes	3000	0.975	0.801	31.08	105.44
18	30-30 hidden nodes	3000	0.978	0.716	29.01	127.66

การทดสอบสำหรับการสร้างแบบจำลองแบบจำลองสำหรับเส้าเชื่อมต่อด้วย 1 ชั้นซ่อน และรอบการคำนวณ 1000 รอบ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทพยายามที่จะสร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลด้านเข้ากับข้อมูลด้านออก ถึงแม้ว่าจะใช้เพียง 10 ชั้นซ่อนในแบบจำลองที่ 1 แบบจำลองก็สามารถที่จะสร้างความสัมพันธ์ได้เป็นอย่างดี การเพิ่มขึ้นของจำนวนหน่วยประสาทของชั้นซ่อน จาก 10 หน่วยถึง 20 หน่วย จนถึง 30 หน่วย จะเพิ่มความสามารถในการสร้างความสัมพันธ์มากขึ้นตามลำดับ

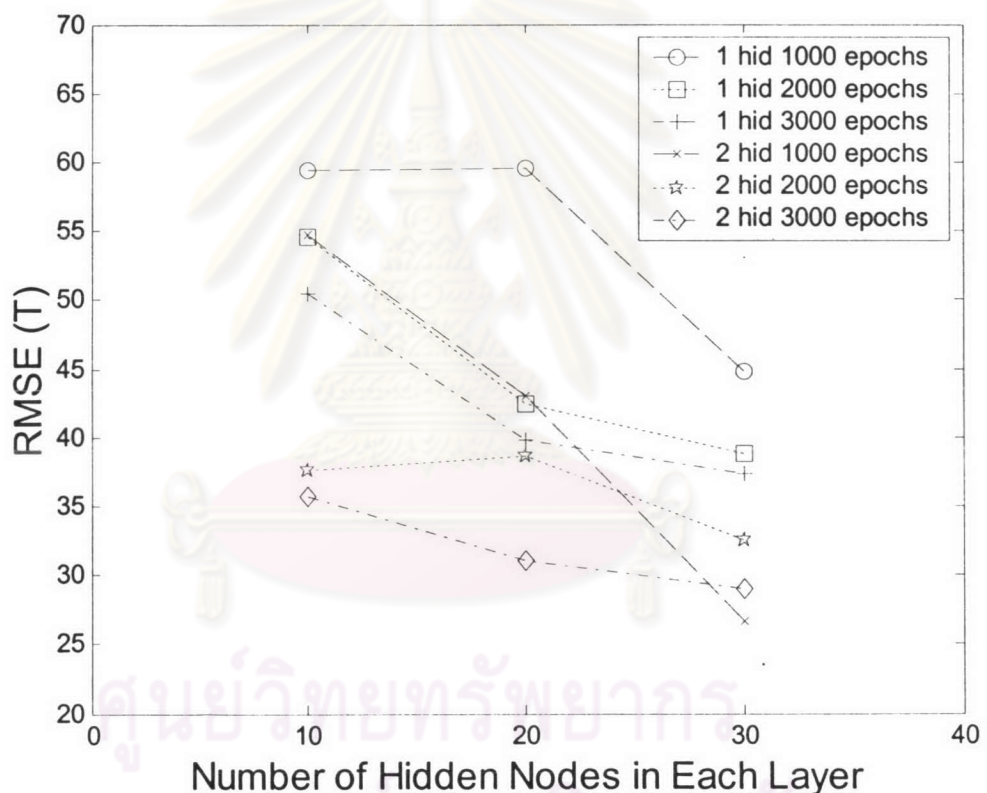


รูปที่ 4.26 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับรอบของการคำนวณในกลุ่มชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง

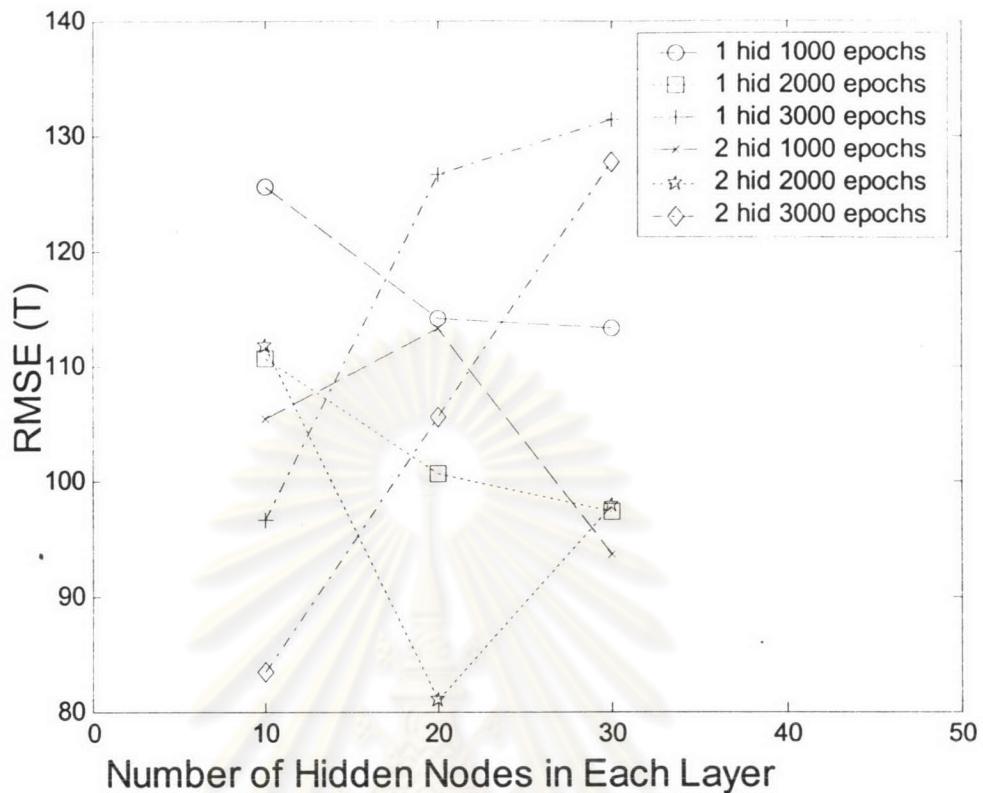


รูปที่ 4.27 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับรอบของการคำนวณในกลุ่มชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง

เมื่อแบบจำลองถูกนำมาทดสอบในกลุ่มข้อมูลชุดทดสอบ จากผลการทดสอบ ทำให้ทราบว่าแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมเพิ่มความสามารถในการรู้จำค่าตัวแปรด้านออก เมื่อเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณจาก 1000 รอบไปถึง 2000 รอบ ความผิดพลาดจากตัวอย่างลดลงจากจำนวนเพียง 1000 รอบ ดังนั้นจึงเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณไปจนถึง 3000 รอบ แบบจำลองแสดงความสามารถในการสร้างความสัมพันธ์ได้ค่อนข้างดีในข้อมูลชุดสร้างแบบจำลอง แต่เมื่อนำไปทดสอบในข้อมูลชุดทดสอบแบบจำลอง ตัวแบบจำลองไม่ได้แสดงให้เห็นถึงการสร้างความสัมพันธ์ที่ดีขึ้นมากนัก ค่าความผิดพลาดกลับมีค่ามากกว่าการคำนวณที่ 2000 รอบ



รูปที่ 4.28 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับจำนวนหน่วยประสาทในกลุ่มชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง



รูปที่ 4.29 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับจำนวนหน่วยประสาทในกลุ่มชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง

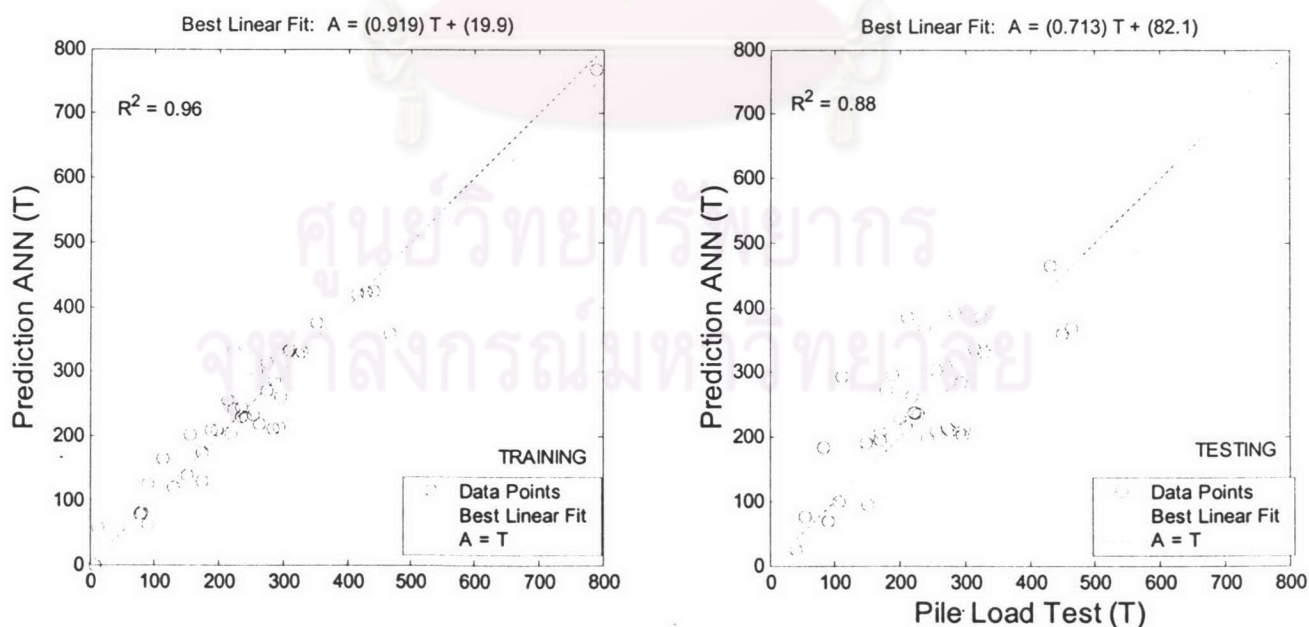
อีกวิธีหนึ่งของการลดความผิดพลาดจากแบบจำลอง คือการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน เมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเพื่อสร้างความสัมพันธ์จาก 1 ชั้นเป็น 2 ชั้น ค่าความผิดพลาดที่จำนวนรอบ 1000 รอบแบบจำลองที่ทดสอบแสดงถึงความผิดพลาดที่ลดลงเพียงเล็กน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ใช้ชั้นซ่อน 1 ชั้น ในจำนวนรอบการคำนวณเดียวกัน อย่างไรก็ตามเมื่อนำแบบจำลองไปทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบพบว่าผลของความผิดพลาดยังไม่ดีพอ เมื่อลองเพิ่มจำนวนรอบการคำนวณเป็น 2000 รอบ พบว่าผลลัพธ์ที่ได้ก็ยังคงไม่ดี

สุดท้าย ใช้แบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้นกับรอบการคำนวณ 3000 รอบ ผลลัพธ์ที่ได้แบบจำลองสามารถแสดงความผิดพลาดน้อยมากในกลุ่มชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง แต่เมื่อนำไปใช้กับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลองแล้ว พบว่าผลลัพธ์ที่ได้ไม่ได้ดีขึ้นเลย

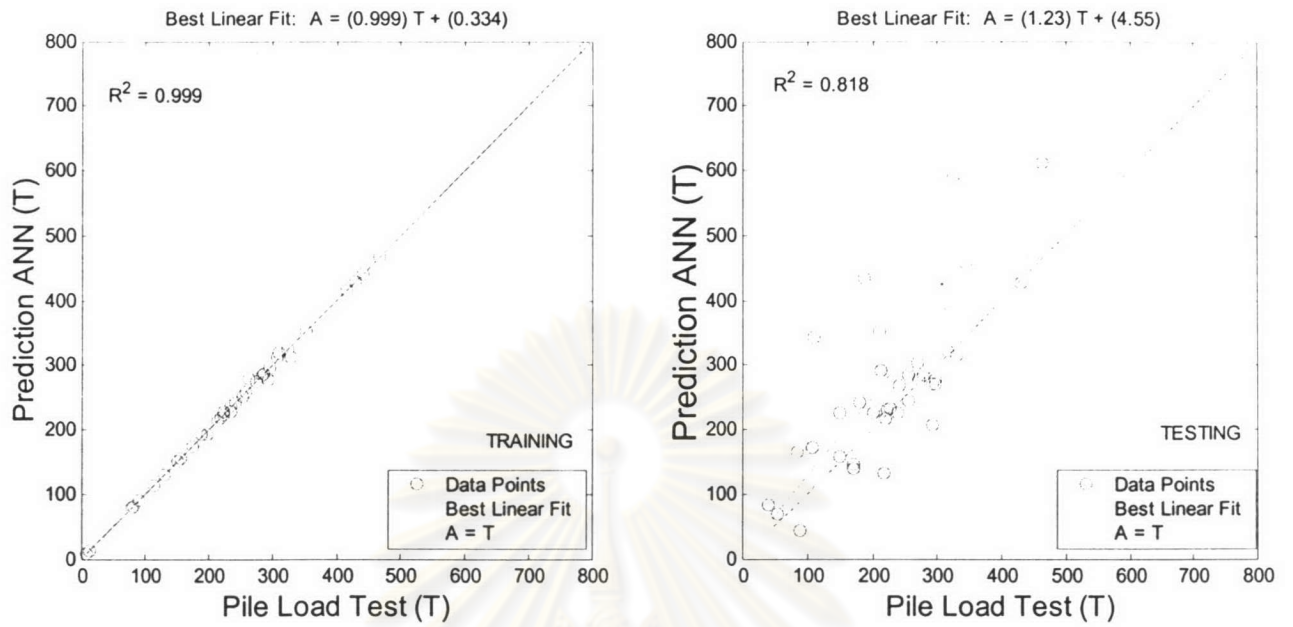
ผลลัพธ์แบบจำลองจากชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองชี้ให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน หน่วยประสาทในชั้นซ่อน หรือจำนวนรอบการคำนวณ สามารถที่จะสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้านเข้ากับตัวแปรด้านออกได้ดียิ่งขึ้น จากผลรอบการคำนวณที่ 3000 รอบจะเห็นได้ว่า แบบจำลอง

สร้างความผิดพลาดน้อยมากกับชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง เห็นได้ชัดว่ายิ่งหน่วยประสาทในชั้นซ่อนยิ่งมากขึ้นทำให้แบบจำลองสร้างผลลัพธ์ที่ลู่เข้าหาผลลัพธ์ที่ต้องการได้มากยิ่งขึ้น อย่างไรก็ตามยิ่งลดค่าความผิดพลาดมากยิ่งขึ้นนำไปสู่การสร้างความสัมพันธ์ที่ไม่ใช่ของจริง (Overfitting) ตัวอย่างจะเห็นได้ว่า ค่าความผิดพลาดที่ได้จากชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองมีค่าน้อยมากแต่เมื่อเทียบกับการทดสอบกับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองที่ให้ค่าความผิดพลาดที่ค่อนข้างมาก หมายความว่าแบบจำลองไม่ได้สร้างความสัมพันธ์ที่เหมือนกับปรากฏการณ์จริง ค่าความผิดพลาดที่ได้จากชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจึงมีความสำคัญมากกว่า

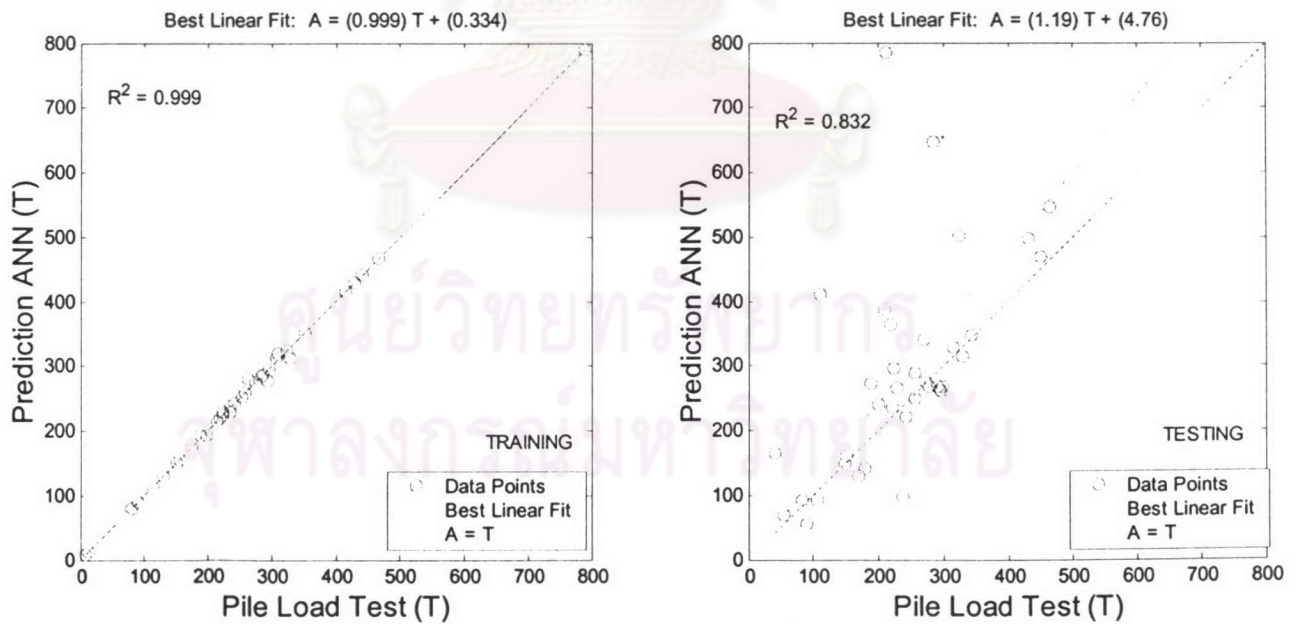
จากการทดสอบที่ผ่านมา แบบจำลองที่ดีที่สุดคือ แบบจำลองที่มี 2 ชั้น มีจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนแต่ละชั้นเท่ากับ 20 หน่วยประสาท รอบการคำนวณที่ 2000 รอบแบบจำลองจะถูกนำมาทดสอบหากระบวนการเรียนรู้ที่ดีที่สุดจากชุดกลุ่มข้อมูลเดิม โดยใช้ ชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจำนวน 40 ต้น และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจำนวน 39 ต้น แบบจำลองทั้งหมด 6 แบบจำลองถูกทดสอบด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบต่างๆ



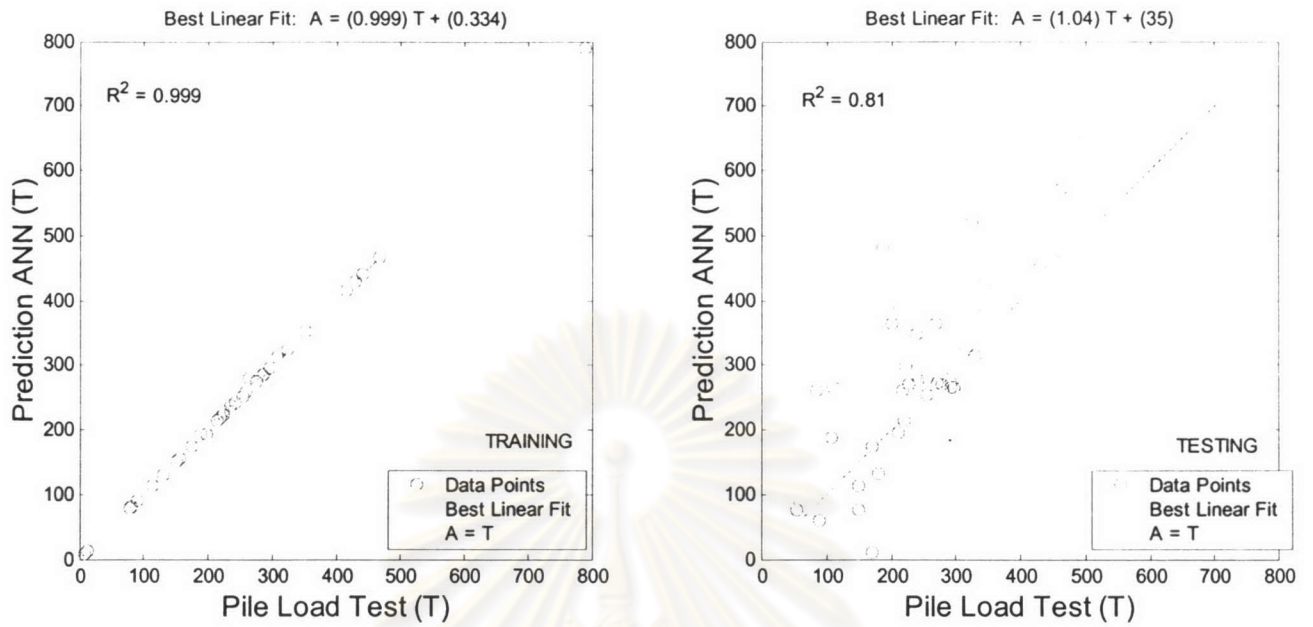
รูปที่ 4.30 BP Tan-Sig (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



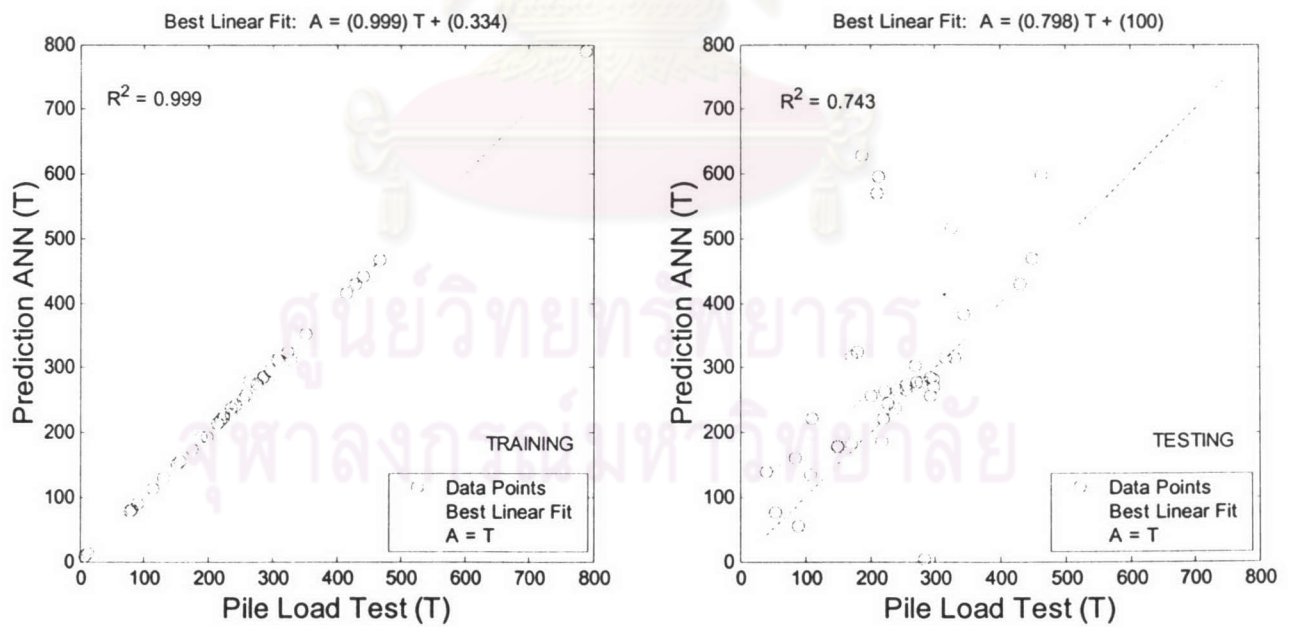
รูปที่ 4.31 RPROP (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



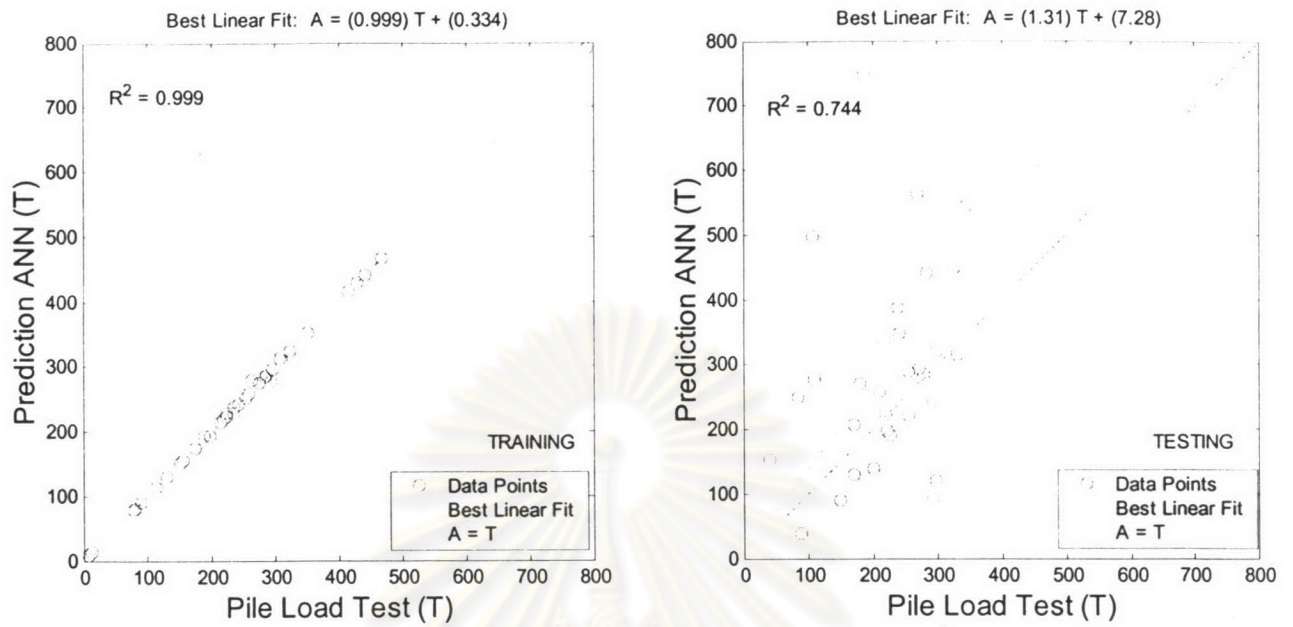
รูปที่ 4.32 Powell-Beale Conjugate (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.33 Fletcher-Powell Conjugate (20–20–1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.34 Polak-Ribiere Conjugate (20–20–1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.35 Scaled Conjugate Gradient (20–20–1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)

ตารางที่ 4.11 ผลการทดสอบกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองสำหรับเสาเข็มตอก

Model	Network Architecture	Training (R^2)	Testing (R^2)	Training (RMSE)(t)	Testing (RMSE)(t)
1	Back-Propagation (TanSig)	0.960	0.880	38.67	81.03
2	RPROP	0.999	0.818	2.69	147.41
3	Powell-Beale Conjugate	0.999	0.790	5.08	134.52
4	Fletcher-Powell Conjugate	0.999	0.810	6.11	134.92
5	Polak-Ribiere Conjugate	0.999	0.832	6.22	147.13
6	Scaled Conjugate	0.999	0.744	2.49	224.51

เมื่อแบบจำลองถูกนำมาทดสอบกับฟังก์ชันกระบวนการเรียนรู้แบบต่างๆ เพื่อหากระบวนการเรียนรู้ที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองสำหรับเสาเข็มตอก จะเห็นได้ว่า แบบจำลองที่ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Back-propagation ยังให้ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นสูงที่สุดในกลุ่มข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองเมื่อเทียบกับกระบวนการเรียนรู้แบบอื่นๆ แต่กลับให้ผลของค่าความผิดพลาดจากกลุ่มข้อมูลทดสอบแบบจำลองต่ำที่สุด อย่างไรก็ตาม เป็นไปได้ว่าอาจจะเกิดจากผลของการสร้างความสัมพันธ์ที่ผิดพลาด (overfitting) ของกระบวนการเรียนรู้แบบอื่นๆ ที่สร้างความสัมพันธ์เฉพาะกับกลุ่มข้อมูลบางกลุ่มได้อย่างดีเยี่ยม แต่ความสัมพันธ์นั้นนำไปใช้กับกลุ่มของข้อมูลกลุ่มอื่นๆ ที่นอกเหนือจากกลุ่มข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองได้ไม่ดีมาก จนถึงแย่มาก

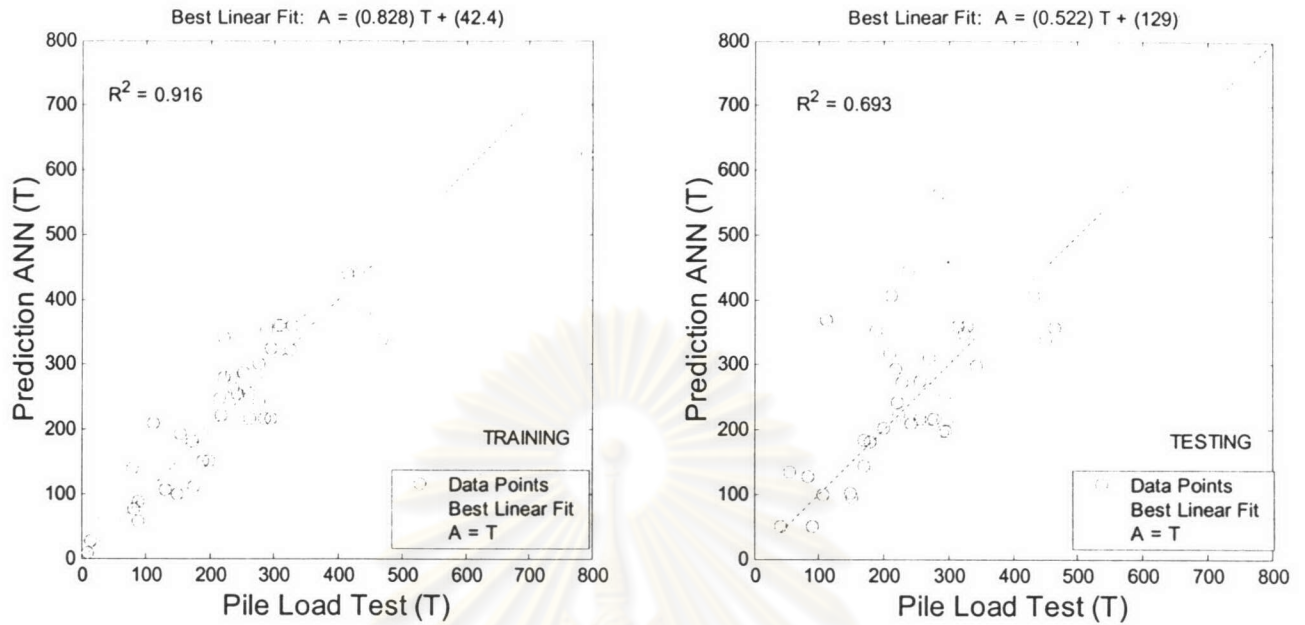
จากการทดสอบที่ผ่านมา แบบจำลองที่ดีที่สุดคือ แบบจำลองที่มี 2 ชั้น มีจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนแต่ละชั้นเท่ากับ 20 หน่วยประสาท รอบการคำนวณที่ 2000 รอบ และใช้กระบวนการการเรียนรู้แบบ Back-propagation แบบจำลองจะถูกนำมาทดสอบหาแอกติเวชันฟังก์ชันที่ดีที่สุดจากชุดกลุ่มข้อมูลเดิม โดยใช้ ชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจำนวน 40 ต้น และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจำนวน 39 ต้น แบบจำลองทั้งหมด 10 แบบจำลองถูกทดสอบด้วยการเปลี่ยนแอกติเวชันฟังก์ชัน

โดย Hyperbolic Tangent คือ

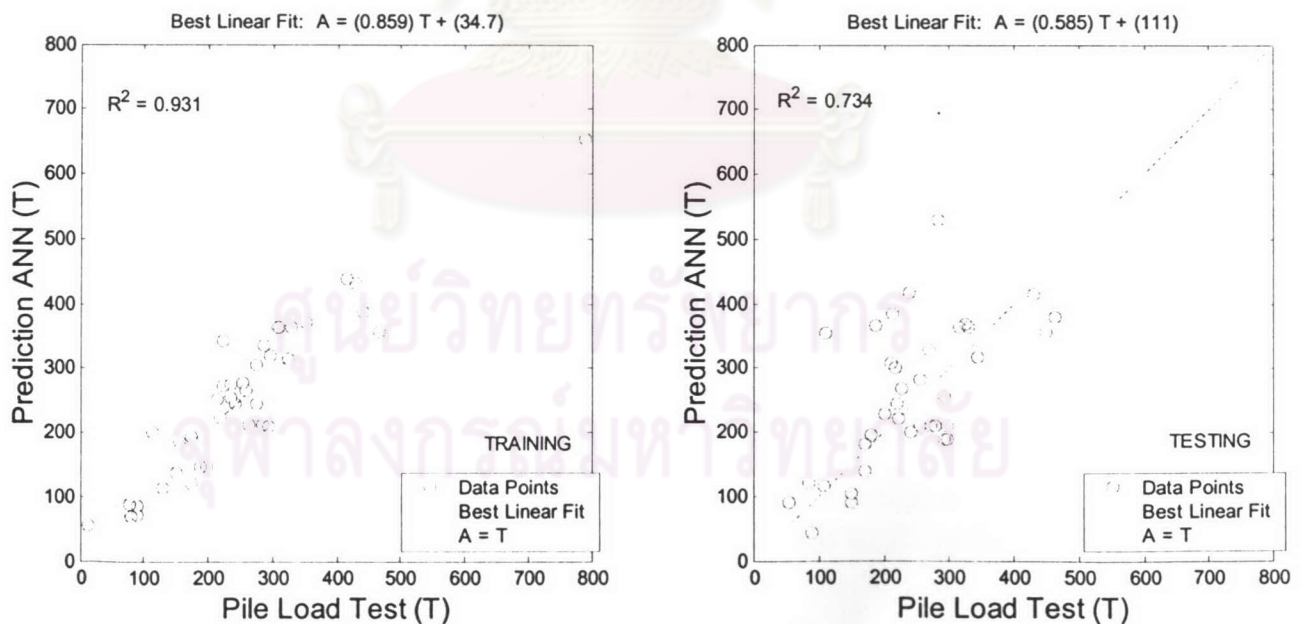
$$\text{Tanh}(z) = \frac{e^{az} - e^{-az}}{e^{az} + e^{-az}} \quad (4.4)$$

การทดสอบจะทดสอบโดย เปลี่ยนค่า α จากสมการ (4.4) เพื่อทดสอบแบบจำลอง

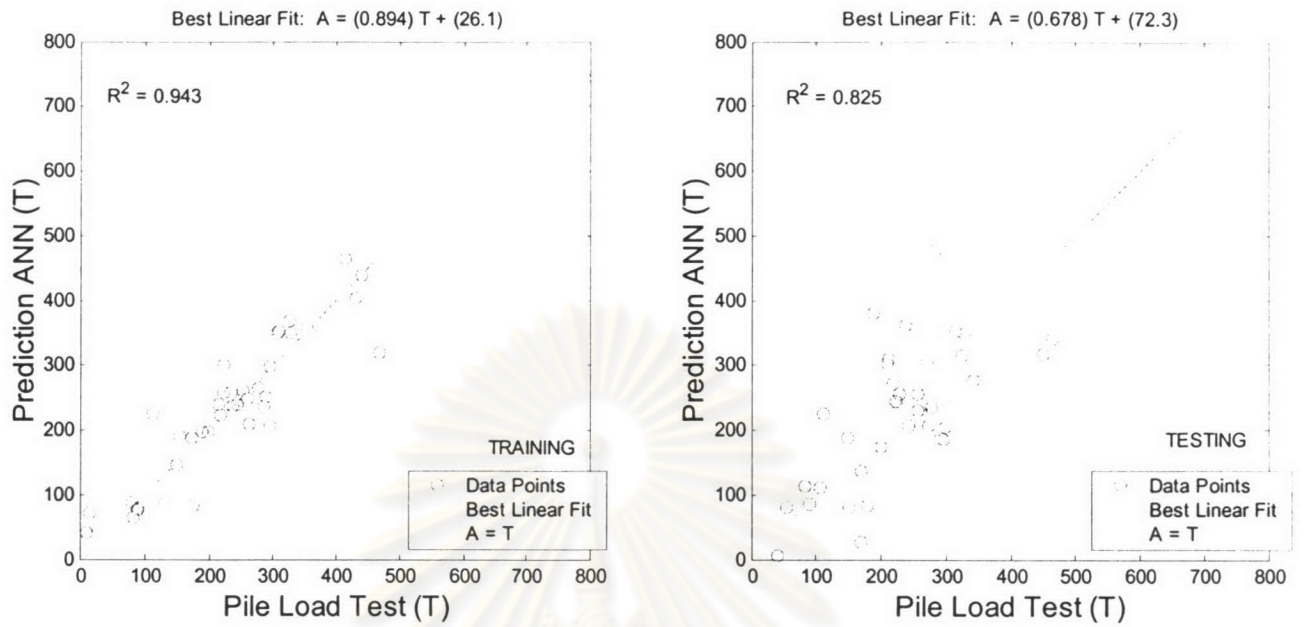
ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



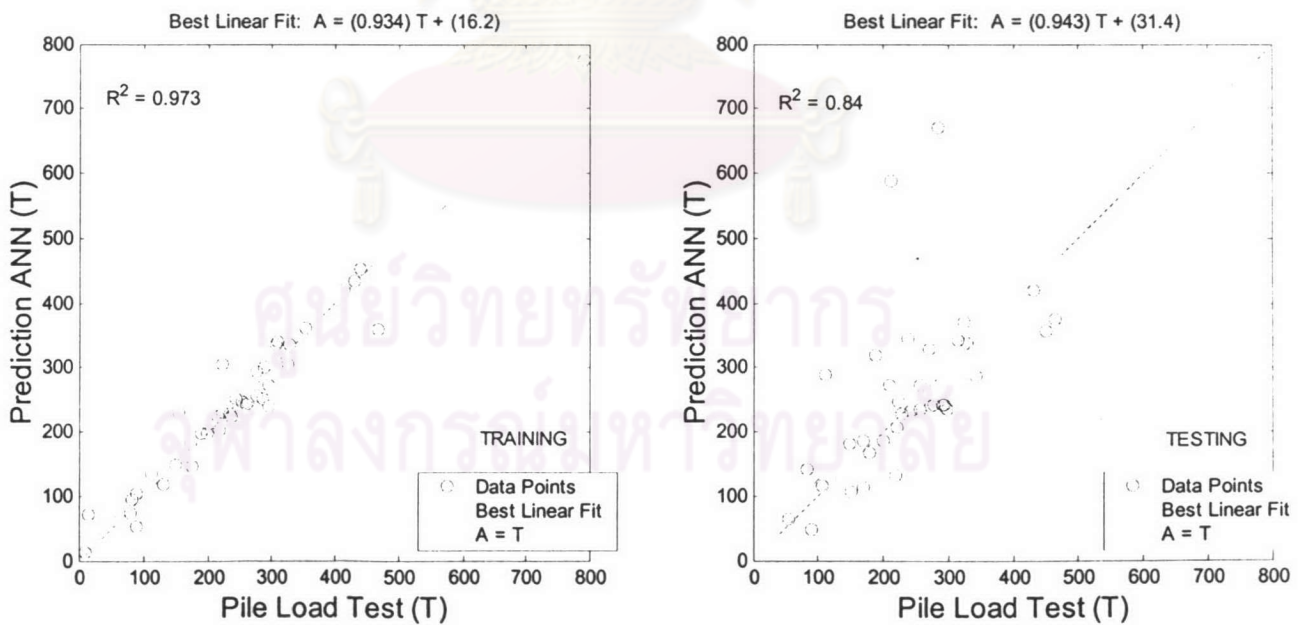
รูปที่ 4.36 Tansig $\alpha = 0.10$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



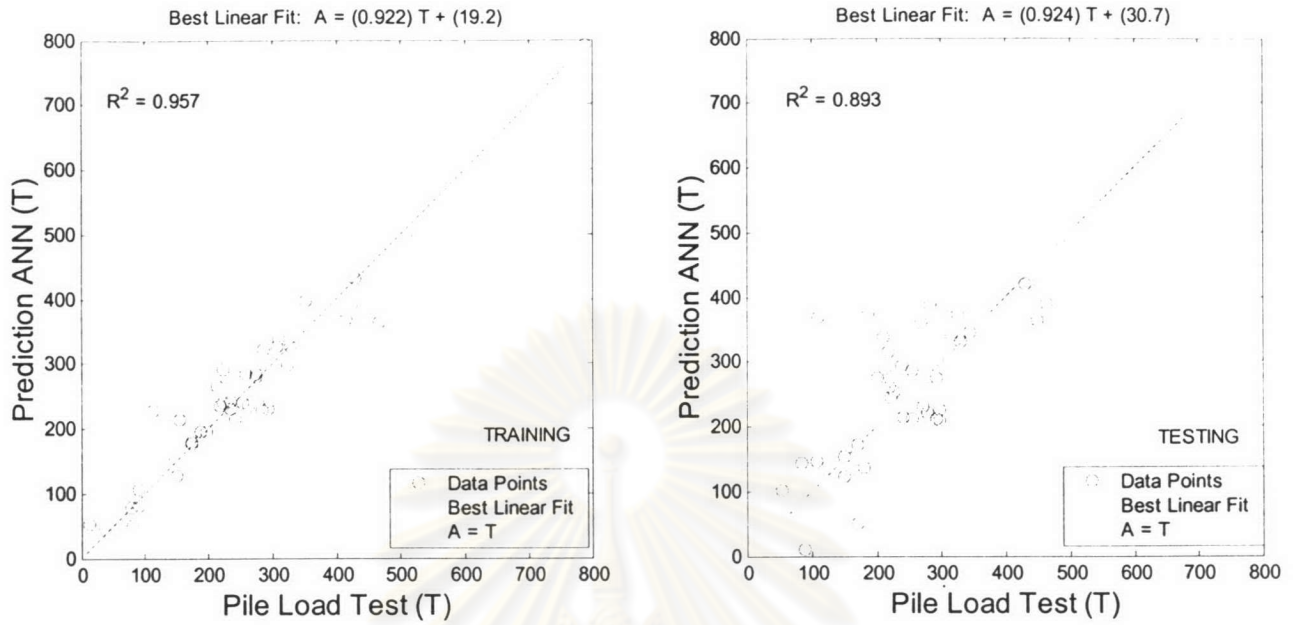
รูปที่ 4.37 Tansig $\alpha = 0.25$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



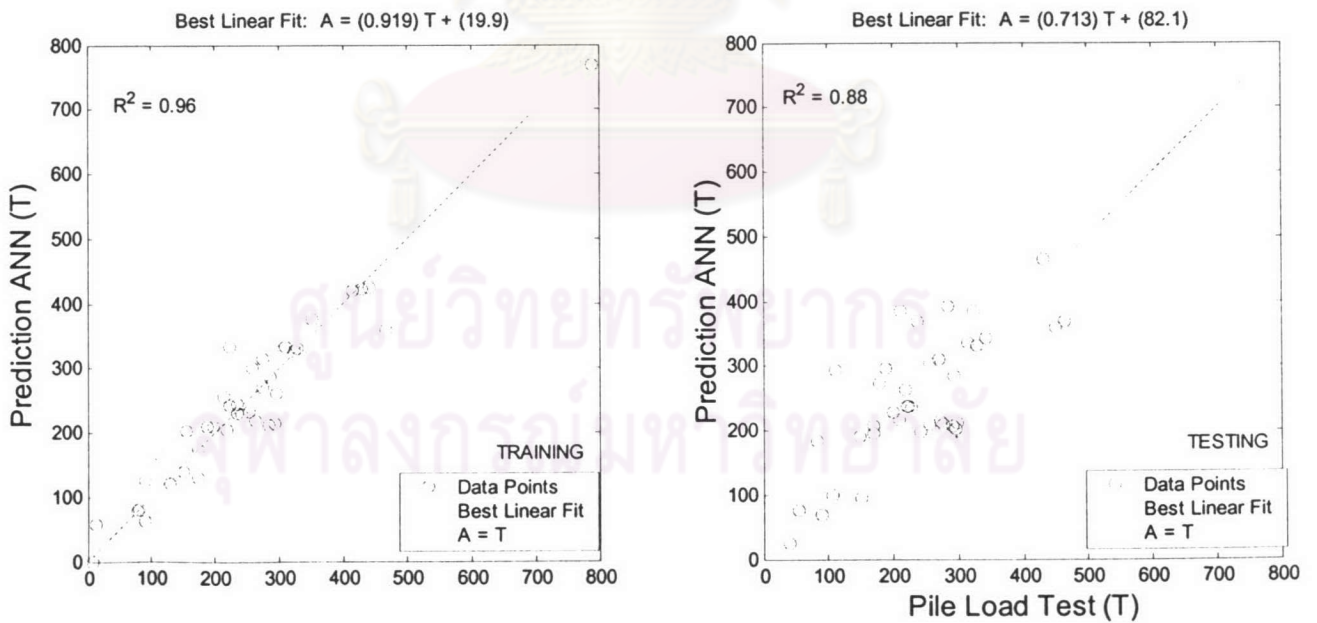
รูปที่ 4.38 Tansig $\alpha = 0.50$ (20–20–1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



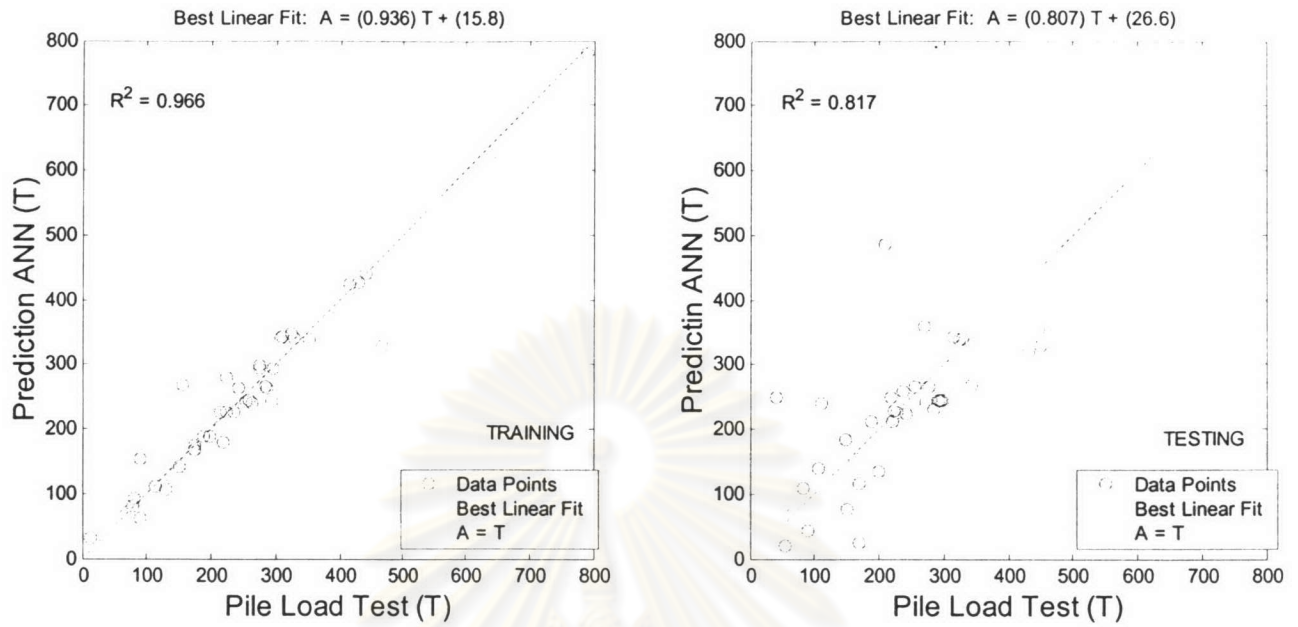
รูปที่ 4.39 Tansig $\alpha = 0.75$ (20–20–1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



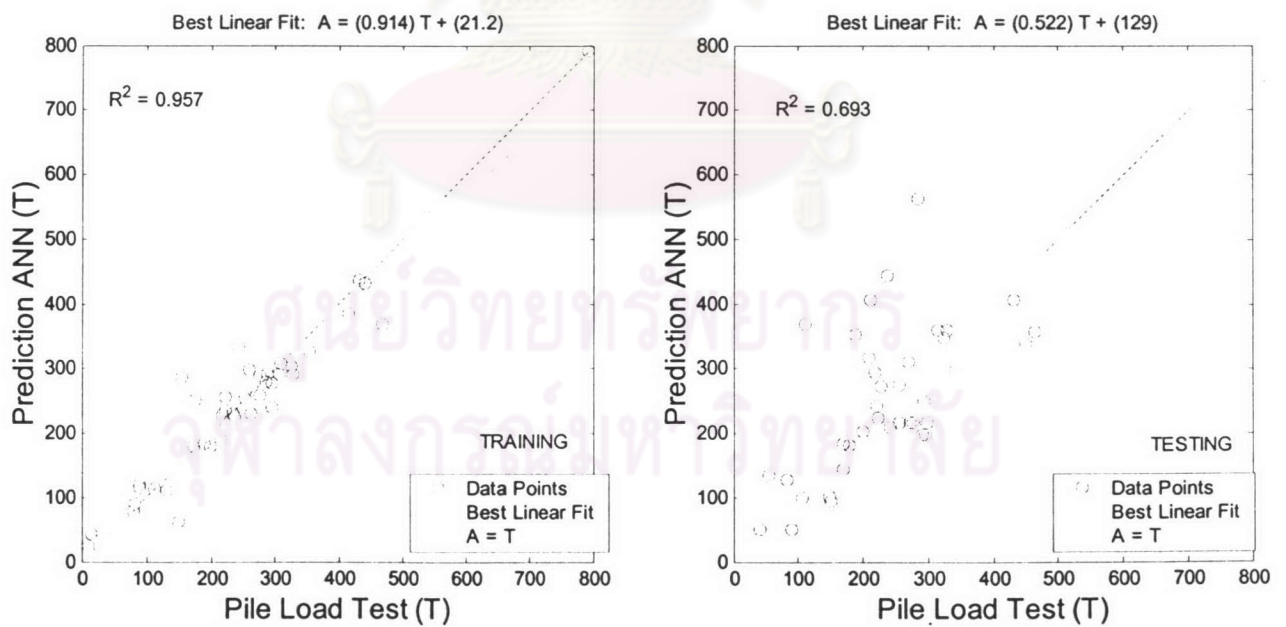
รูปที่ 4.40 Tansig $\alpha = 0.90$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



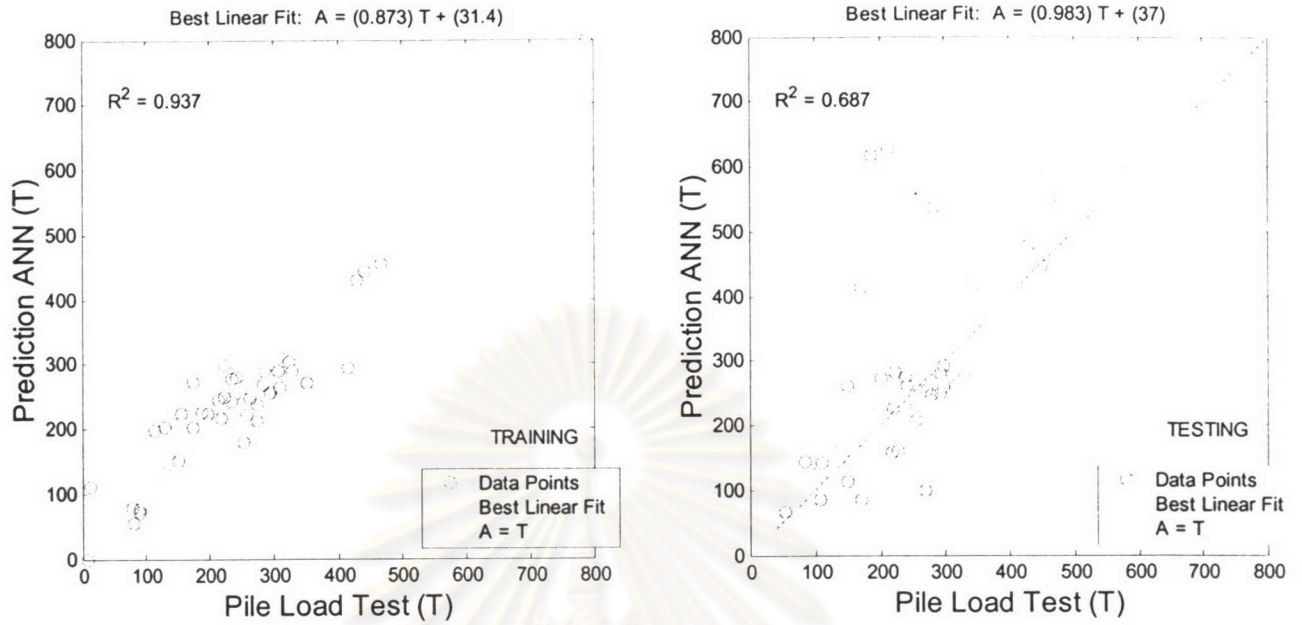
รูปที่ 4.41 Tansig $\alpha = 1.00$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



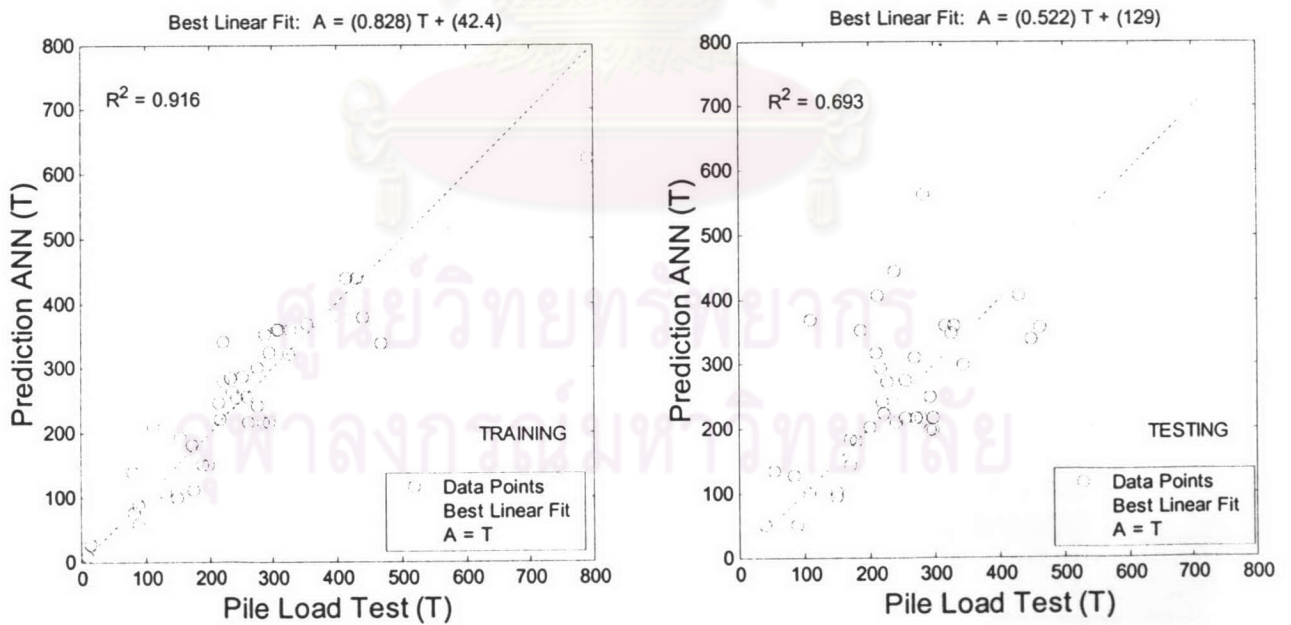
รูปที่ 4.42 Tansig $\alpha = 2.00$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.43 Tansig $\alpha = 3.00$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.44 Tansig $\alpha = 4.00$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.45 Tansig $\alpha = 10.00$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)

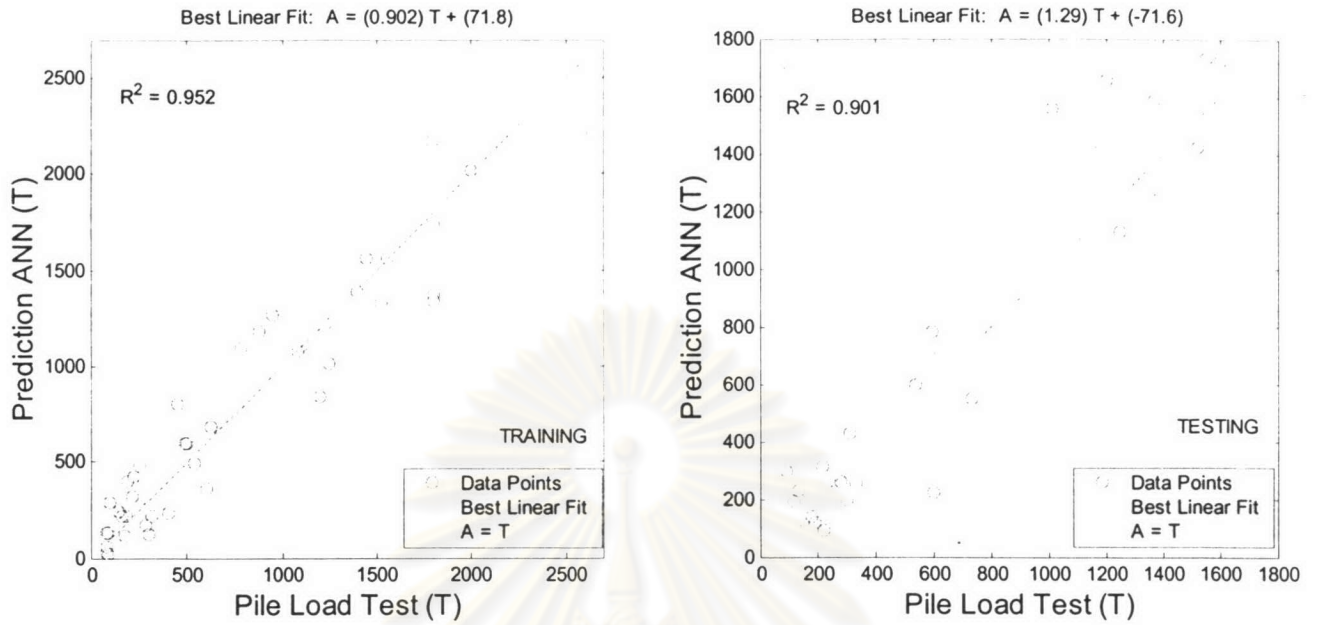
ตารางที่ 4.12 ปรับเปลี่ยนค่า α ของแอกติเวชันฟังก์ชันของแบบจำลองสำหรับเสาเข็มตอก

Model	Network Architecture	α	Training (R^2)	Testing (R^2)	Training (RMSE)(t)	Testing (RMSE)(t)
1	Back-Propagation	0.10	0.916	0.693	55.64	121.73
2	Back-Propagation	0.25	0.931	0.734	50.79	114.66
30	Back-Propagation	0.50	0.943	0.825	46.26	95.49
4	Back-Propagation	0.75	0.973	0.840	31.79	104.18
5	Back-Propagation	0.90	0.957	0.893	40.32	80.06
6	Back-Propagation	1	0.960	0.880	38.67	81.03
7	Back-Propagation	2	0.966	0.817	36.11	104.77
8	Back-Propagation	30	0.957	0.729	40.34	136.16
9	Back-Propagation	4	0.937	0.687	48.48	177.68
10	Back-Propagation	10	0.966	0.443	35.76	201.90

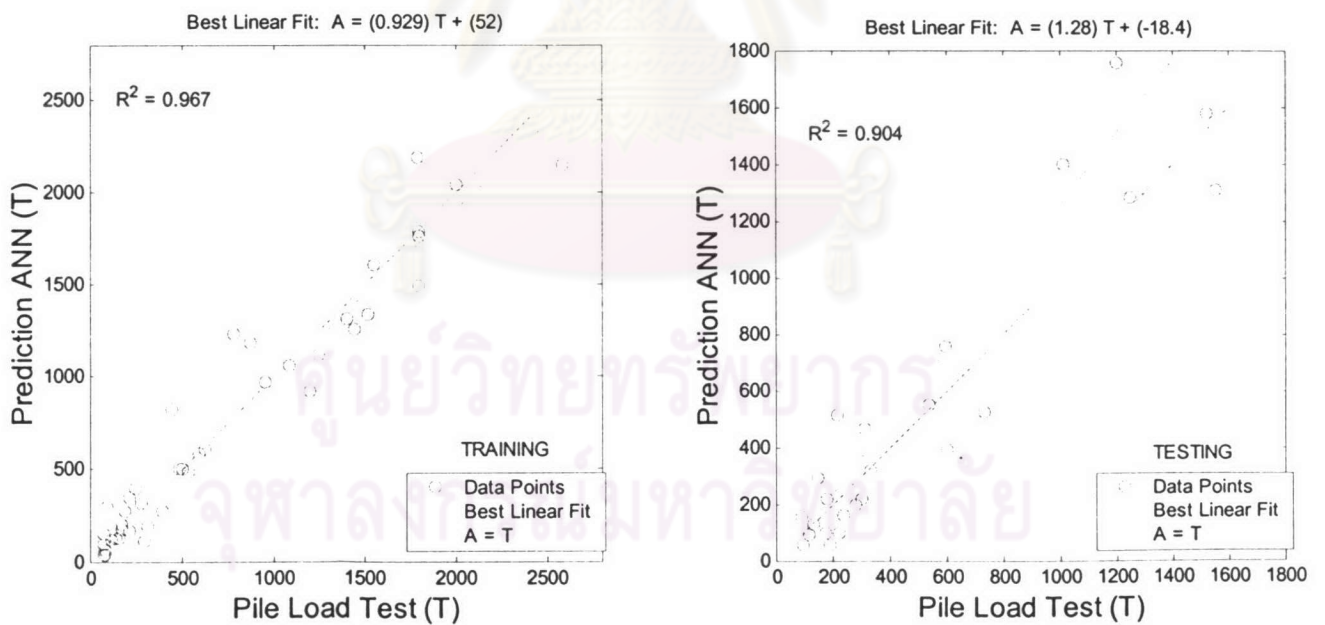
แบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้นนำมาทำการทดสอบสุดท้ายหาแอกติเวชันฟังก์ชันที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองสำหรับเสาเข็มตอก การทดสอบจะทดสอบโดย เปลี่ยนค่า α ของฟังก์ชัน Hyperbolic tangent โดยมีค่าระหว่าง $\alpha = 0.10$ จนถึง $\alpha = 10$ ดังตาราง 4.12 จากผลการทดสอบพบว่า เมื่อปรับเปลี่ยนค่าจาก 0.1 จนถึง 1.0 จะเพิ่มความสามารถในการสร้างความสัมพันธ์ได้มากขึ้นตามลำดับโดยดูจากค่าความผิดพลาดที่ลดลงเรื่อยๆ แต่เมื่อเพิ่มค่าต่อไปจาก 1 จนถึง 10 ค่าความผิดพลาดกลับมีค่าเพิ่มมากขึ้น ดังนั้นค่า α ที่เหมาะสมและสามารถให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด คือ $\alpha = 0.90$

ข) แบบจำลองสำหรับเสาเข็มเจาะ

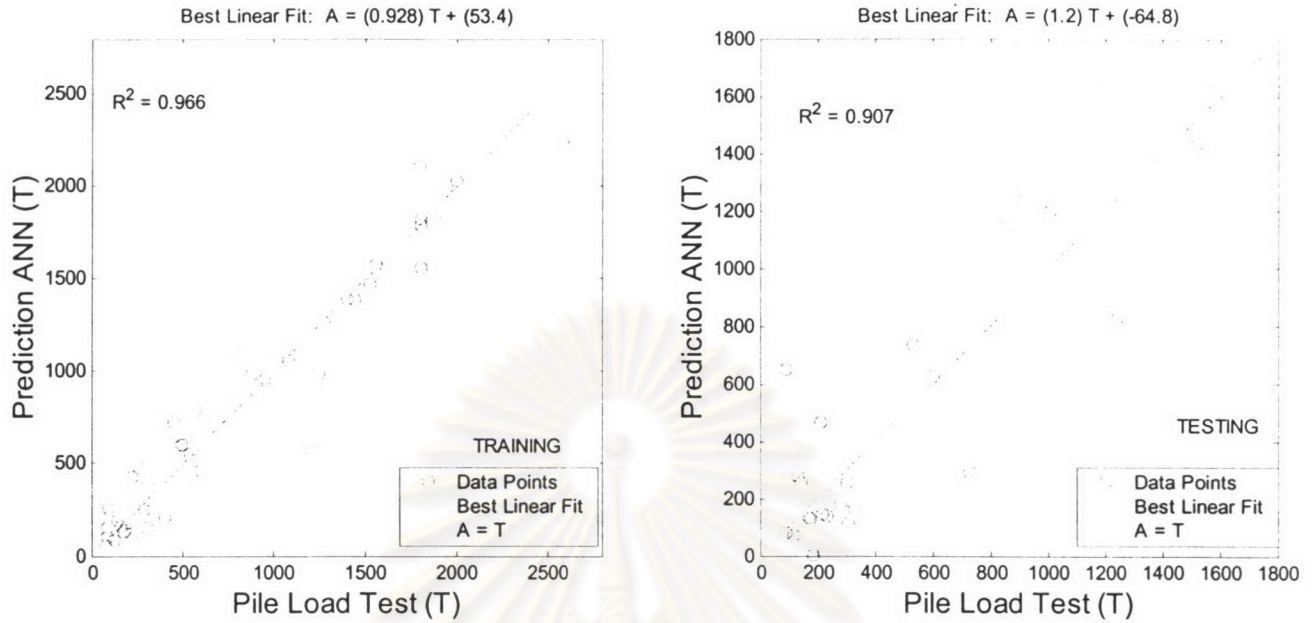
ชุดข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น ชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจำนวน 30 ต้น และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจำนวน 32 ต้น แบบจำลองทั้งหมด 18 แบบจำลองถูกทดสอบด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบ Error back-propagation โดยมีแอกติเวชันฟังก์ชันแบบ Hyperbolic tangent function



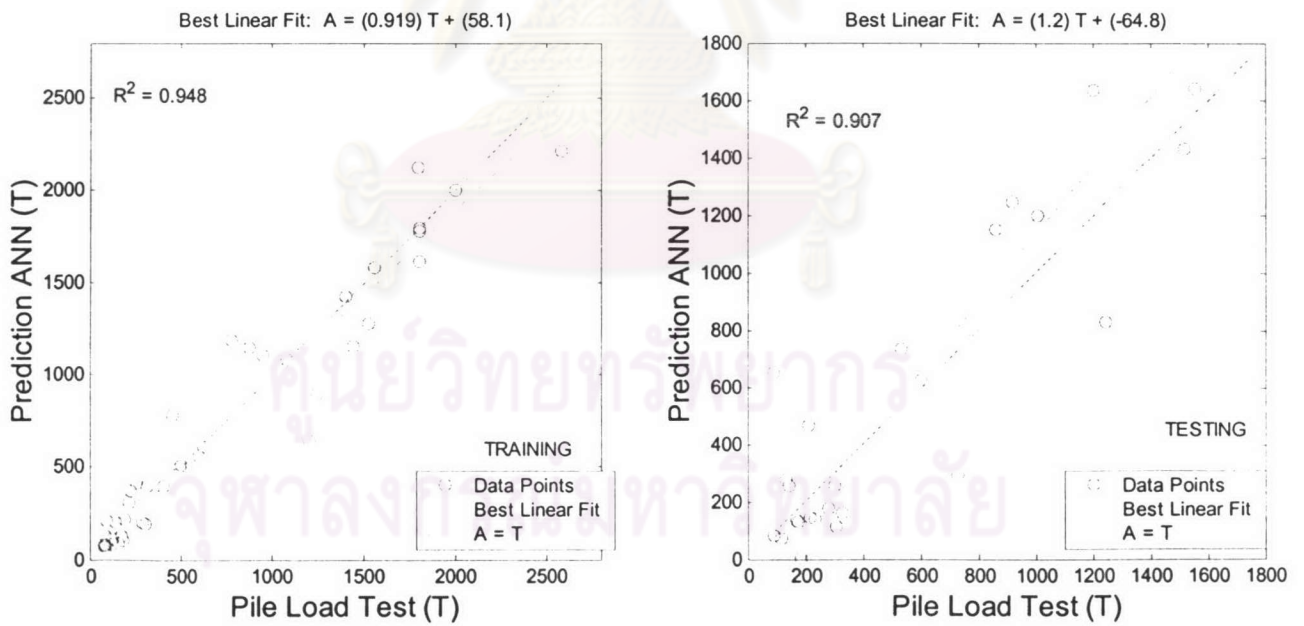
รูปที่ 4.46 BP Tansig (10-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



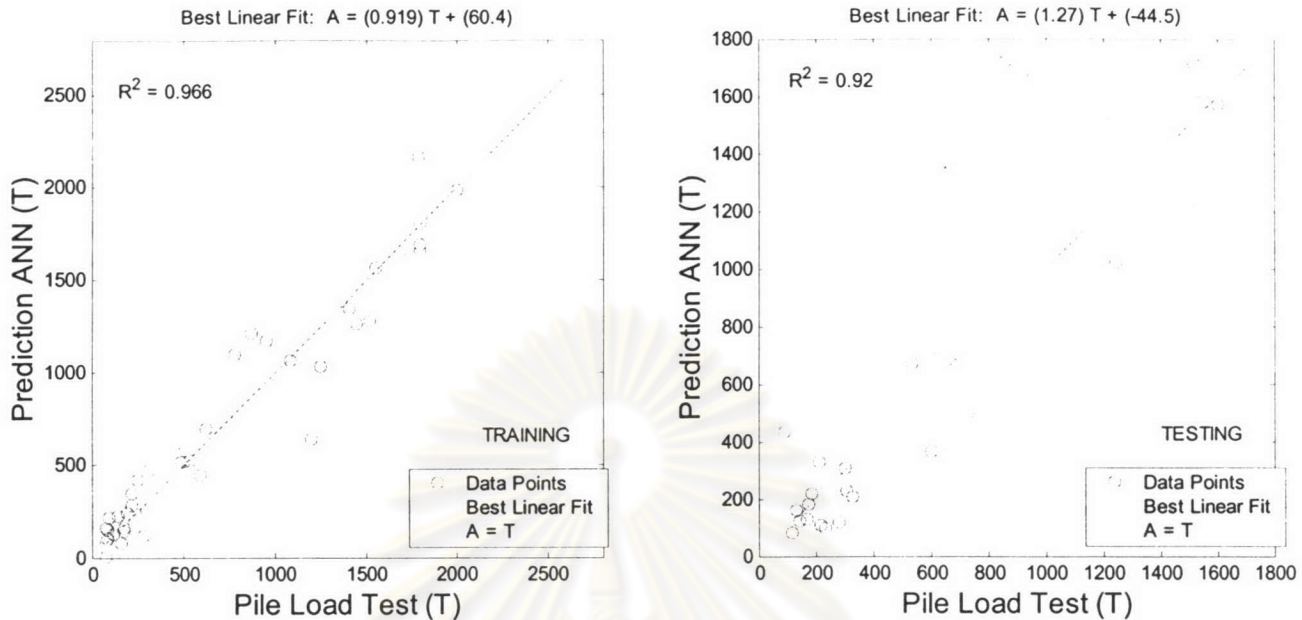
รูปที่ 4.47 BP Tansig (20-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



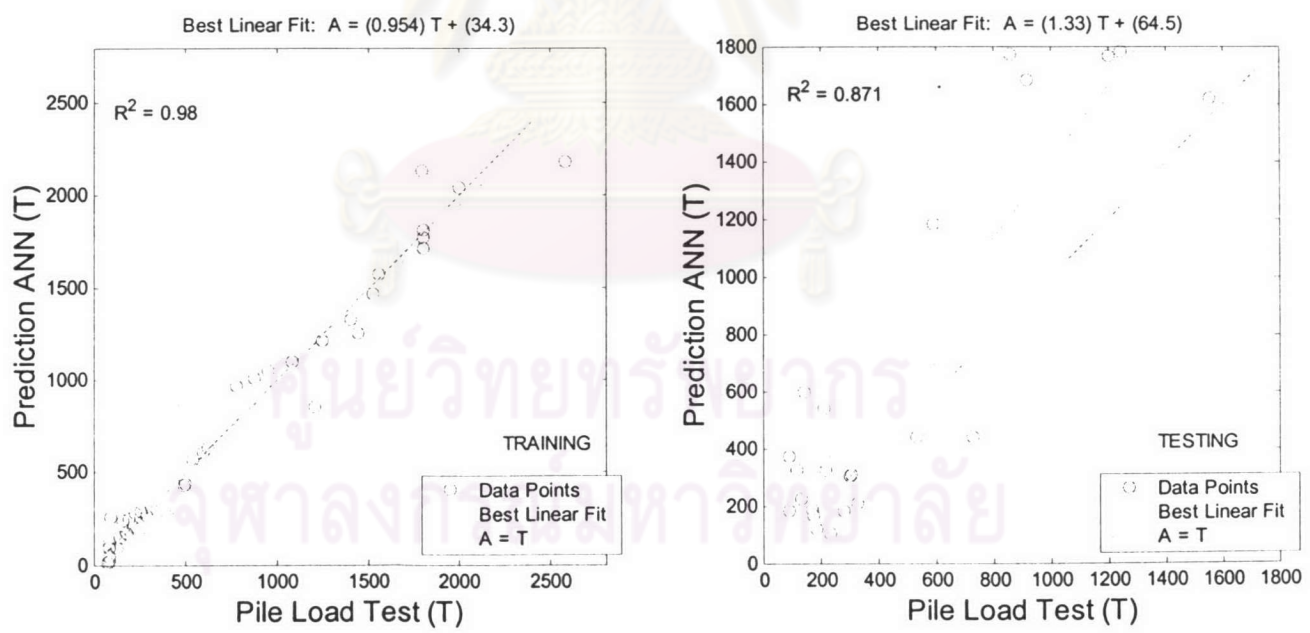
รูปที่ 4.48 BP Tansig (30-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



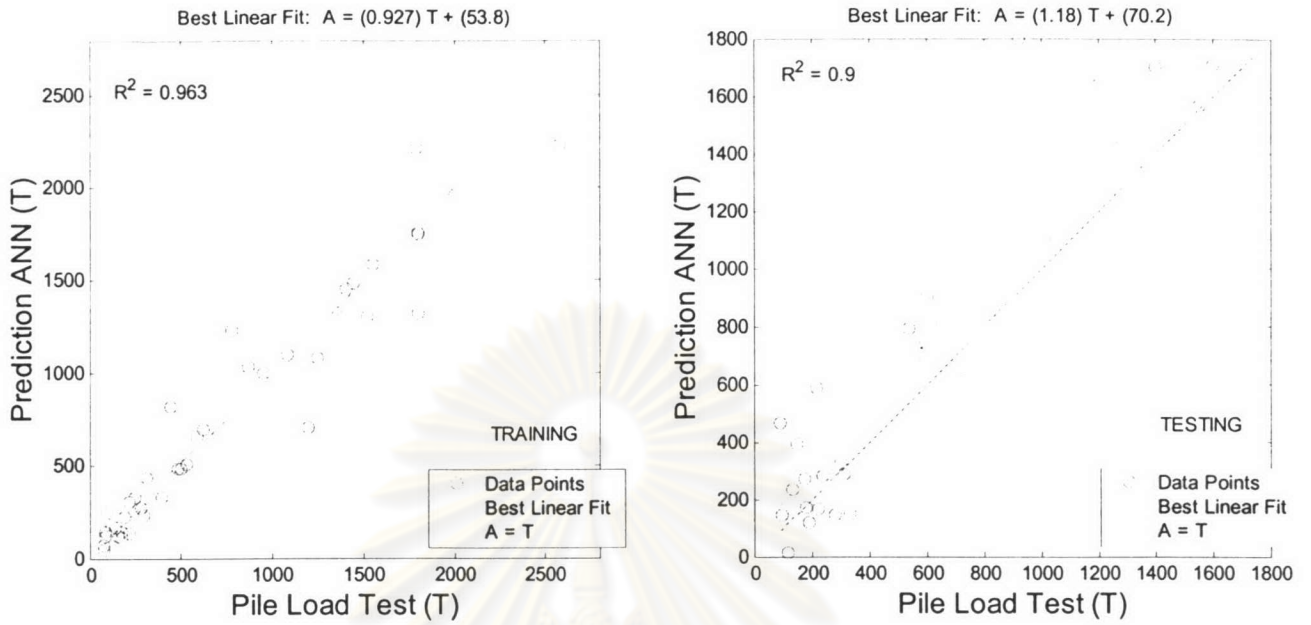
รูปที่ 4.49 BP Tansig (10-10-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



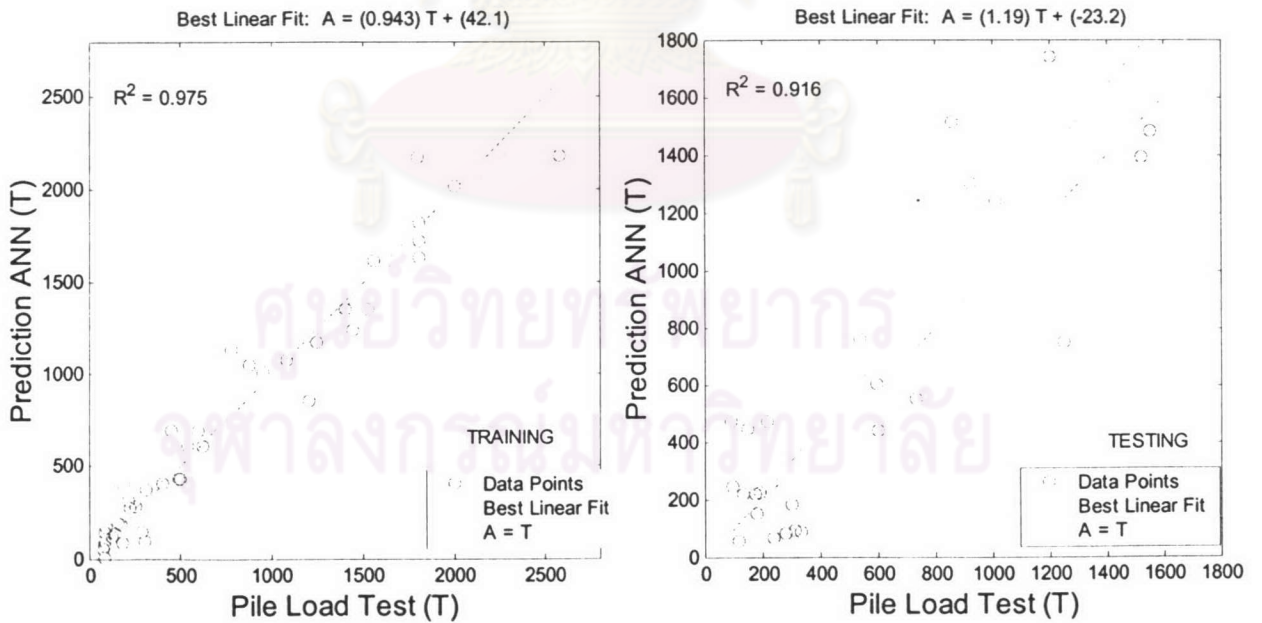
รูปที่ 4.50 BP Tansig (20-20-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



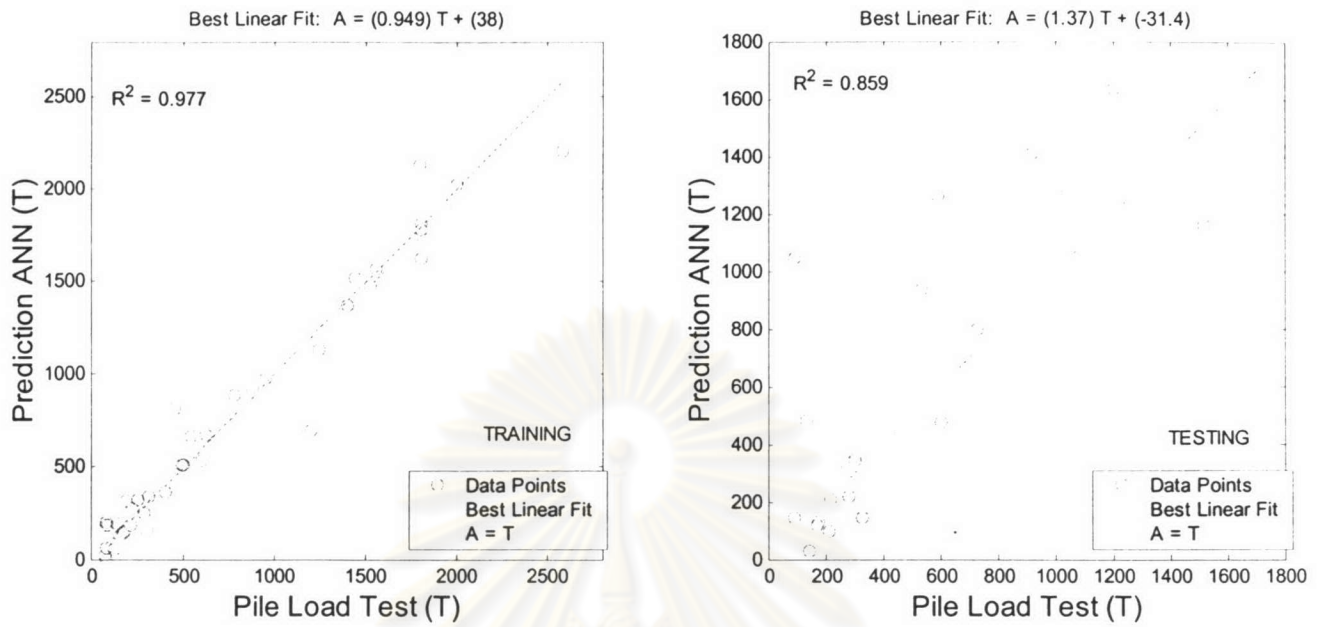
รูปที่ 4.51 BP Tansig (30-30-1) Epoch = 1000 (Training) และ (Testing)



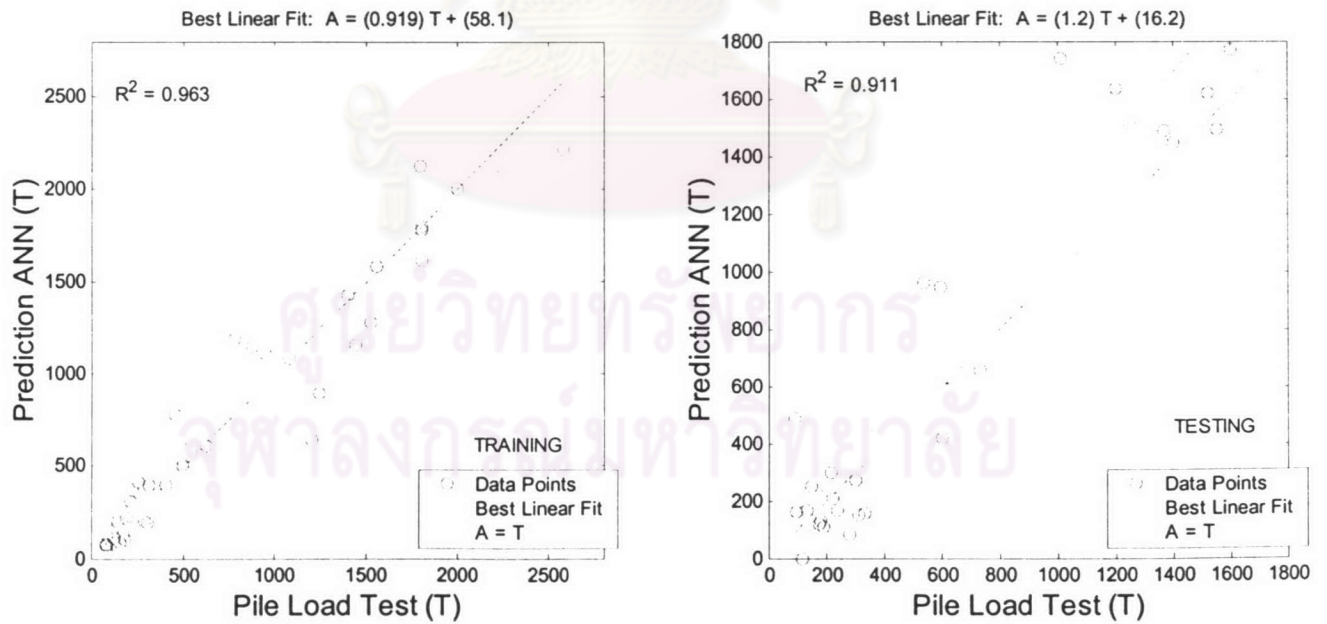
รูปที่ 4.52 BP Tansig (10-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



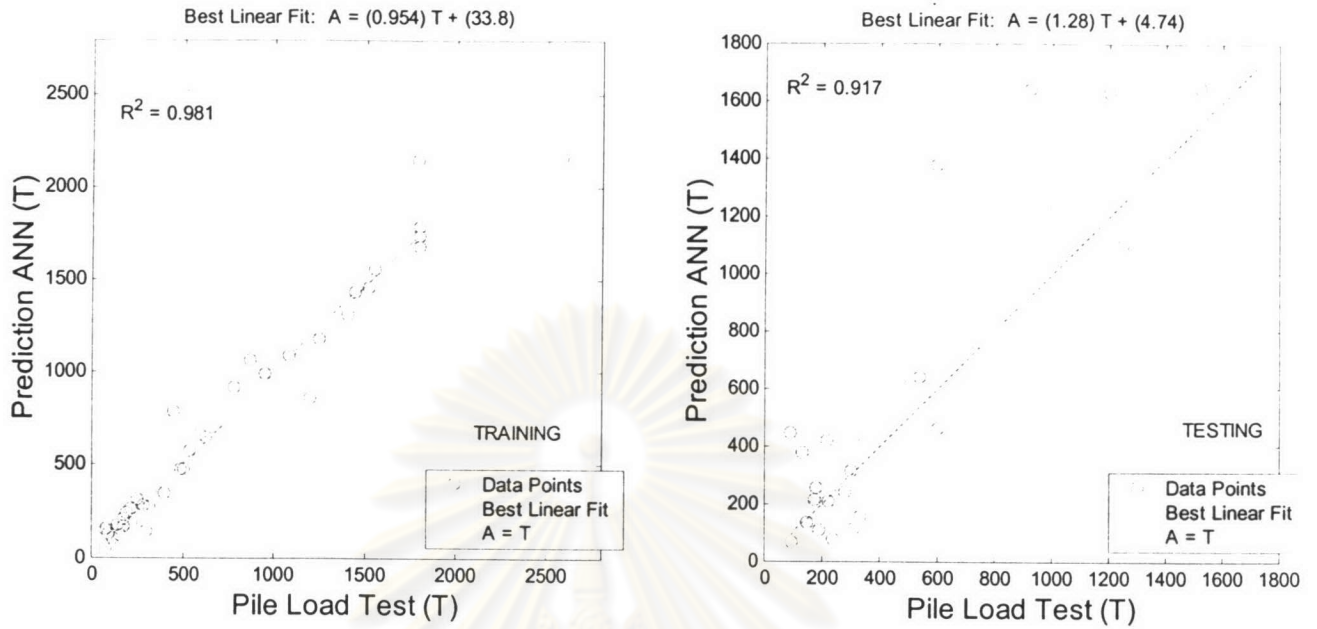
รูปที่ 4.53 BP Tansig (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



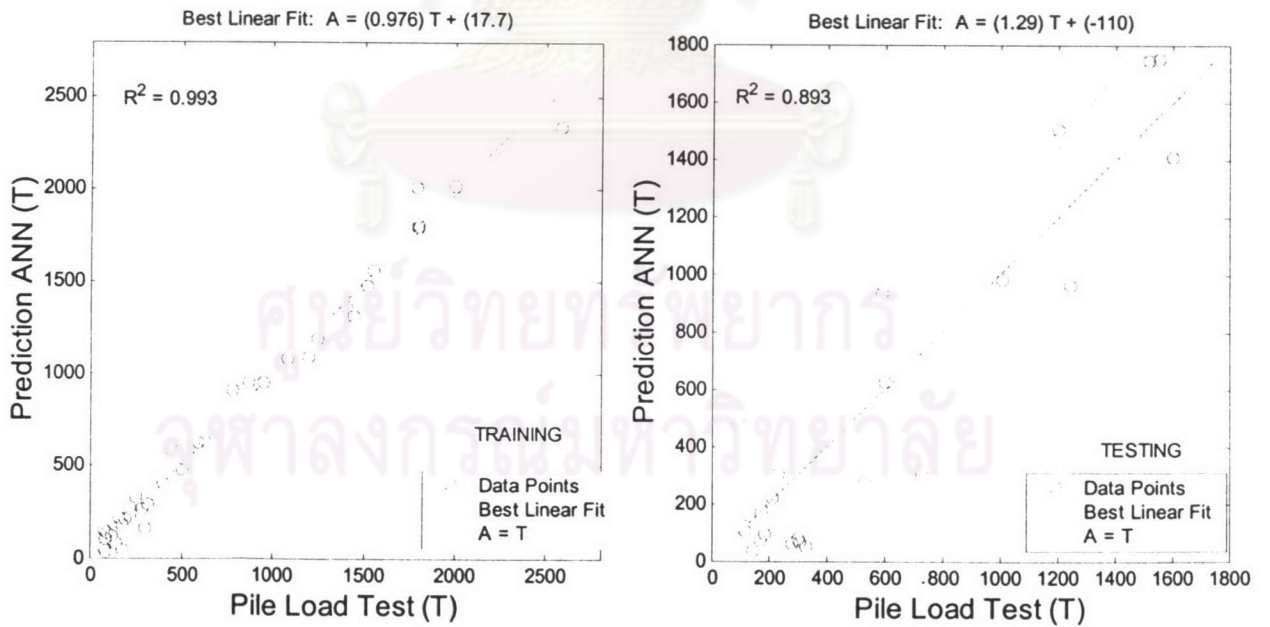
รูปที่ 4.54 BP Tansig (30-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



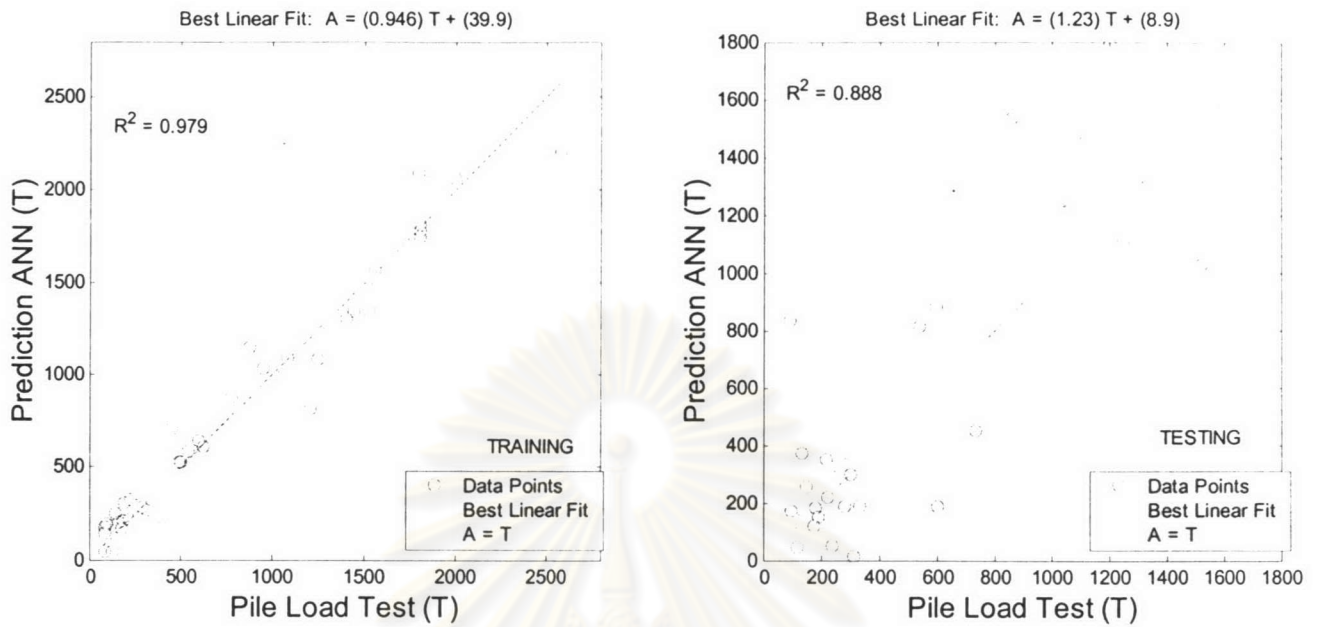
รูปที่ 4.55 BP Tansig (10-10-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



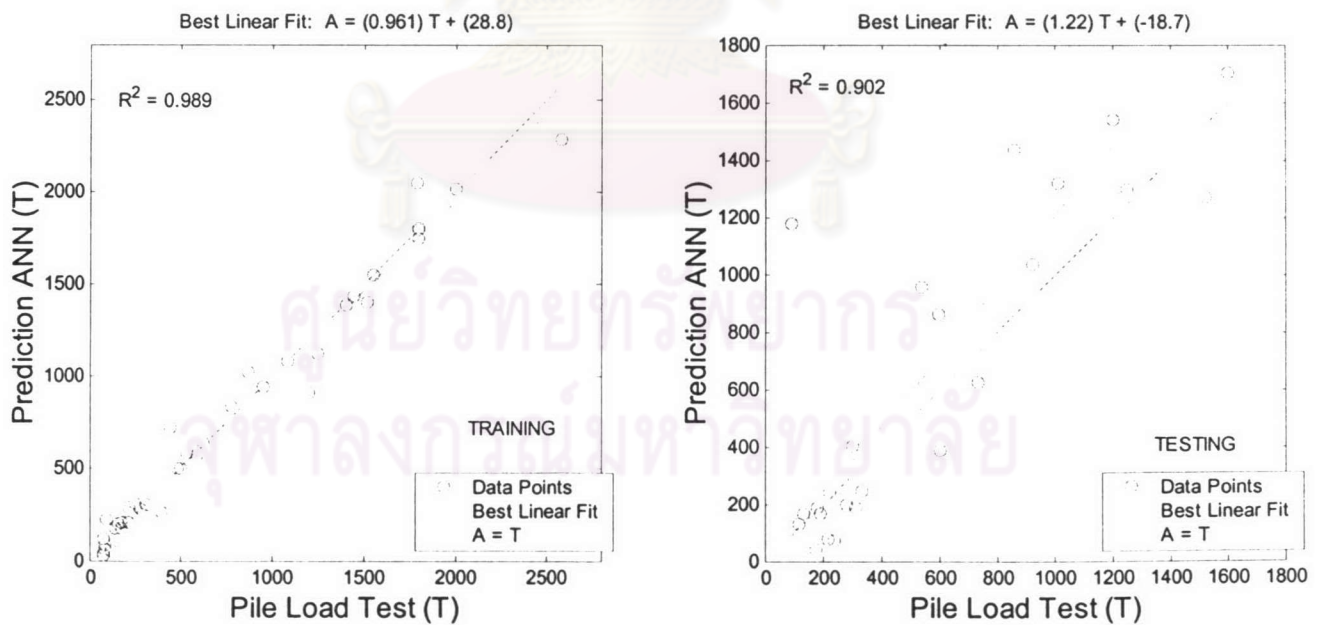
รูปที่ 4.56 BP Tansig (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



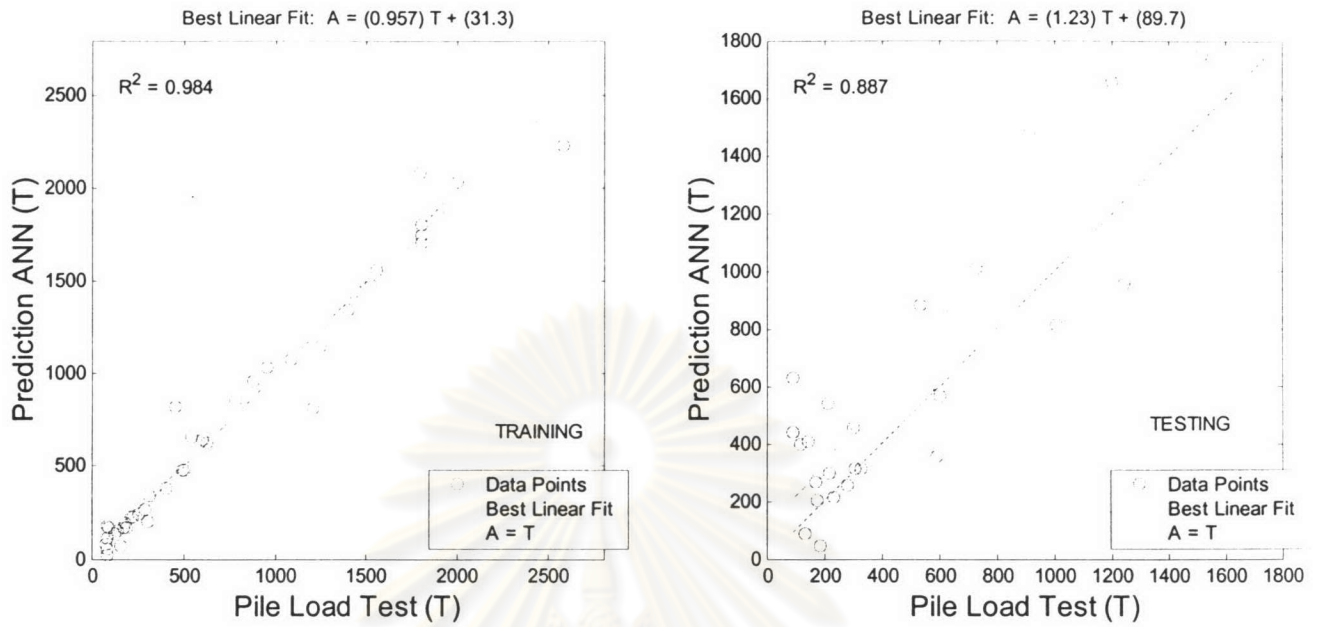
รูปที่ 4.57 BP Tansig (30-30-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



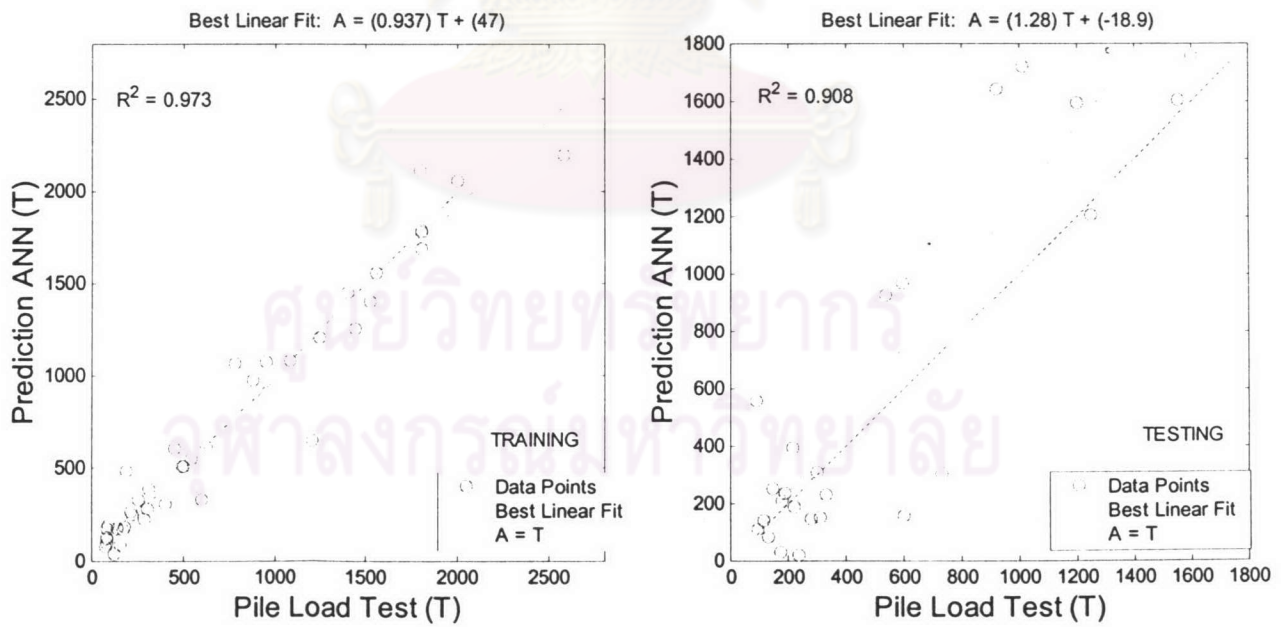
รูปที่ 4.58 BP Tansig (10-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



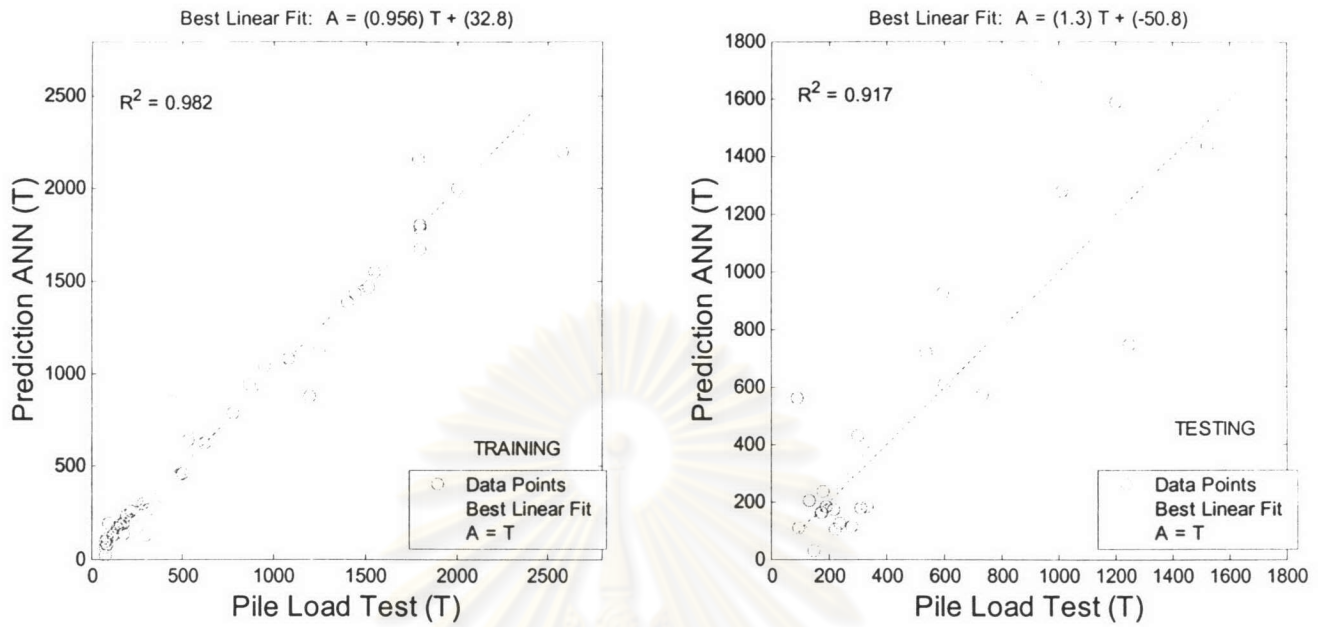
รูปที่ 4.59 BP Tansig (20-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



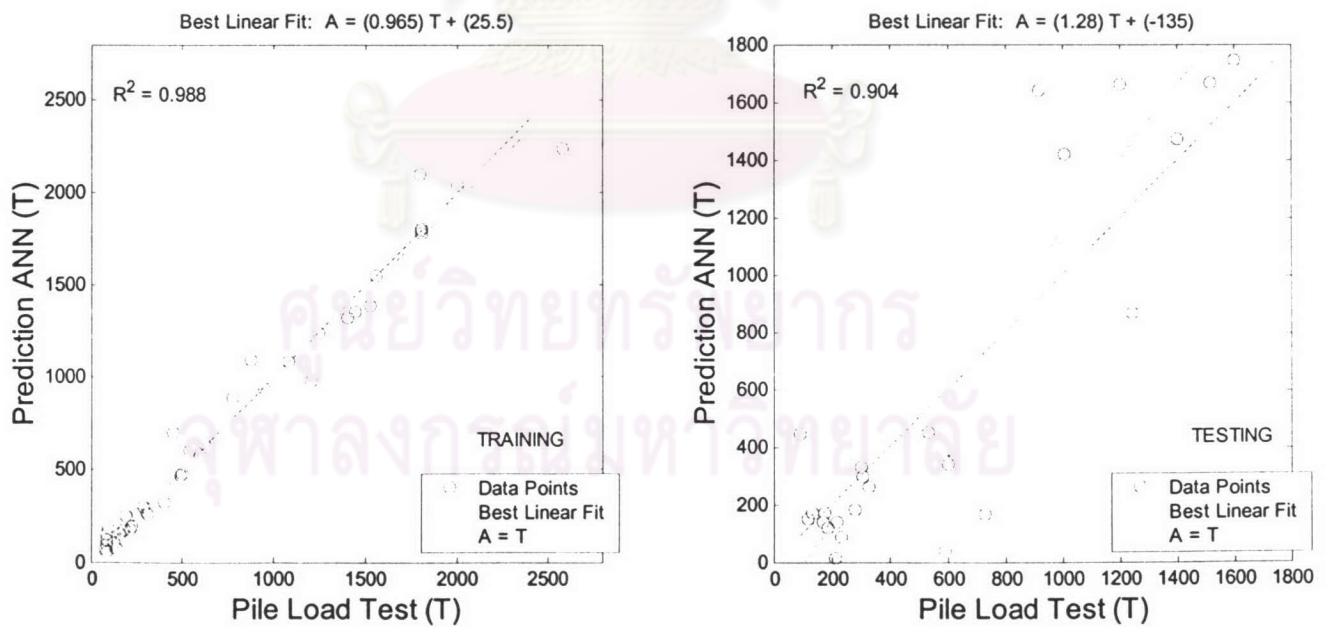
รูปที่ 4.60 BP Tansig (30-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.61 BP Tansig (10-10-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.62 BP Tansig (20-20-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)

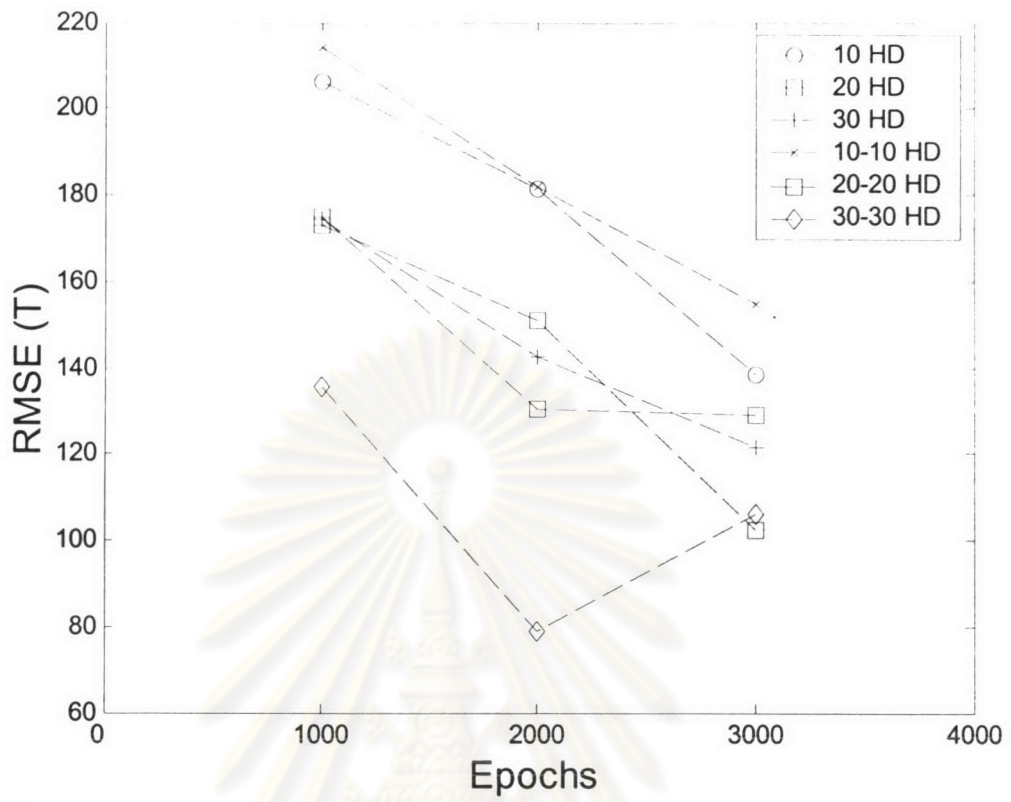


รูปที่ 4.63 BP Tansig (30-30-1) Epoch = 3000 (Training) และ (Testing)

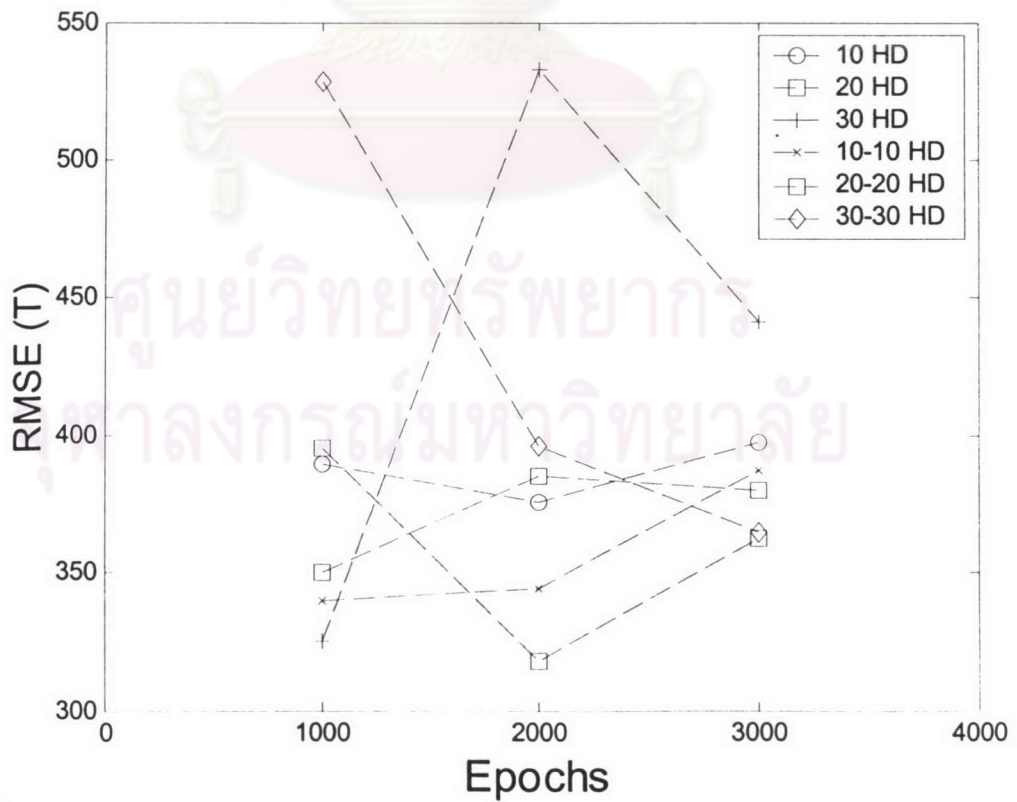
ตารางที่ 4.13 ผลการทดสอบแบบจำลองสำหรับเสาชิมเจาะ

Model	Network Architecture	Epochs	Training (R ²)	Testing (R ²)	Training (RMSE)(t)	Testing (RMSE)(t)
1	10 hidden nodes	1000	0.952	0.901	206.21	389.28
2	20 hidden nodes	1000	0.967	0.904	172.86	395.43
30	30 hidden nodes	1000	0.967	0.907	174.30	325.48
4	10-10 hidden nodes	1000	0.948	0.903	214.00	339.70
5	20-20 hidden nodes	1000	0.966	0.920	174.88	350.21
6	30-30 hidden nodes	1000	0.980	0.871	135.68	528.60
7	10 hidden nodes	2000	0.963	0.900	181.63	375.37
8	20 hidden nodes	2000	0.975	0.916	151.00	317.64
9	30 hidden nodes	2000	0.978	0.859	142.49	534.06
10	10-10 hidden nodes	2000	0.963	0.911	181.89	344.13
11	20-20 hidden nodes	2000	0.981	0.917	130.19	385.07
12	30-30 hidden nodes	2000	0.993	0.893	78.95	395.91
13	10 hidden nodes	3000	0.979	0.888	138.19	397.85
14	20 hidden nodes	3000	0.989	0.902	102.27	362.64
15	30 hidden nodes	3000	0.984	0.887	121.74	441.81
16	10-10 hidden nodes	3000	0.973	0.908	154.66	387.71
17	20-20 hidden nodes	3000	0.981	0.917	129.22	380.28
18	30-30 hidden nodes	3000	0.988	0.904	106.26	364.28

การทดสอบการสร้างแบบจำลองสำหรับเสาชิมเจาะ จะเห็นได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพยายามสร้างความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลด้วยเข้ากับข้อมูลด้านออก การเพิ่มขึ้นของหน่วยประสาทในชั้นซ่อนมีผลให้ค่าความผิดพลาด (RMSE) มีแนวโน้มที่จะลดลง ในชุดกลุ่มข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง พบว่า ความสัมพันธ์แทบจะลู่เข้าหาผลลัพธ์ที่ต้องการ

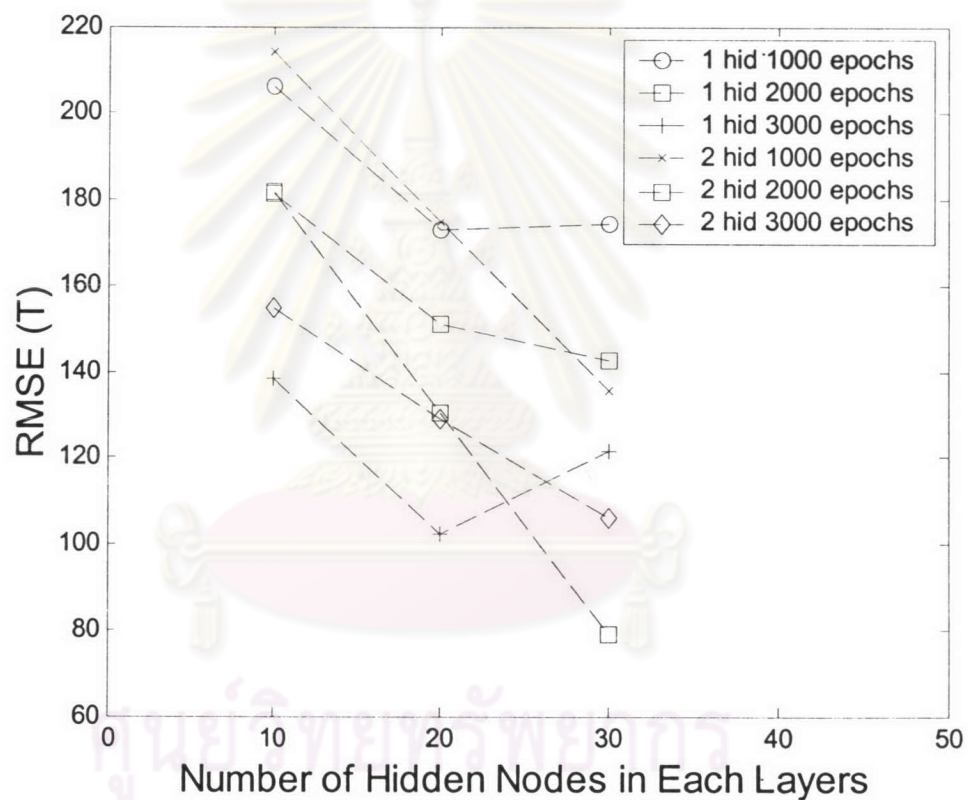


รูปที่ 4.64 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับรอบของการคำนวณในกลุ่มชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง

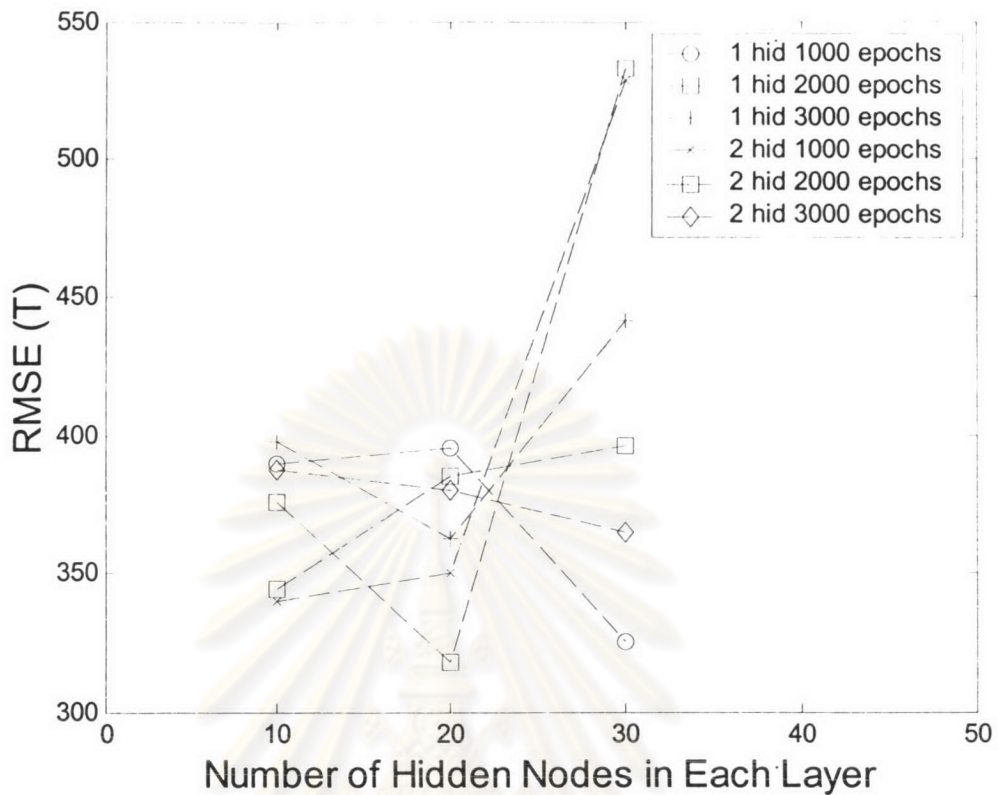


รูปที่ 4.65 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับรอบของการคำนวณในกลุ่มชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง

จากผลการทดสอบแบบจำลอง ค่าของความผิดพลาดมีแนวโน้มที่จะลดลงเรื่อยเมื่อเพิ่มรอบของการคำนวณจาก 1000 รอบ จนถึง 3000 รอบ อย่างไรก็ตาม เมื่อนำแบบจำลองไปทดสอบกับชุดกลุ่มข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองกลับพบว่าค่าของความผิดพลาดยังคงมีค่าสูงอยู่ แต่ค่าของความผิดพลาดมีแนวโน้มที่จะลดลงไปจนถึงจุดหนึ่ง แล้วมีแนวโน้มสูงขึ้น โดยที่แบบจำลองส่วนมากให้ผลลัพธ์ที่ดีเมื่อใช้กับชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง แต่กลับให้ผลลัพธ์ที่ไม่ดีเมื่อใช้กับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง โดยส่วนมากค่าของความผิดพลาดที่รอบการคำนวณ 3000 รอบมีค่ามากกว่าที่ 2000 รอบการคำนวณ ในทางกลับกันแบบจำลองที่สร้างจากรอบการคำนวณ 1000 รอบก็ให้ผลลัพธ์ที่ไม่ค่อยดีทั้ง 2 ชุดข้อมูล



รูปที่ 4.66 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับจำนวนหน่วยประสาทในกลุ่มชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง



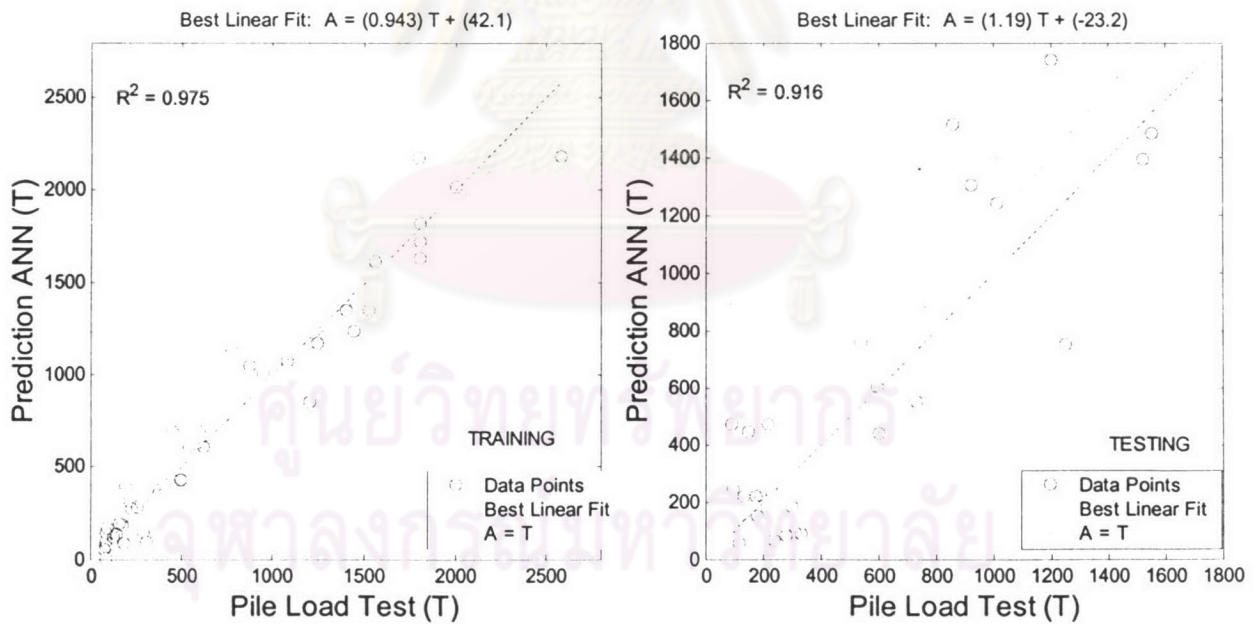
รูปที่ 4.67 ความสัมพันธ์ระหว่าง RMSE กับจำนวนหน่วยประสาทในกลุ่มชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง

การเพิ่มขึ้นของจำนวนชั้นซ่อนหรือการเพิ่มขึ้นของจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อน มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยตามทฤษฎีเมื่อเพิ่มจำนวนหน่วยประสาทคือการเพิ่มของความสามารถของแบบจำลองในการสร้างความสัมพันธ์ ซึ่งมีผลให้ค่าความผิดพลาดลดลง อย่างไรก็ตามการเพิ่มขึ้นของจำนวนชั้นซ่อน จาก 10 หน่วยประสาทในแต่ละชั้นเป็น 20 และ 30 ตามลำดับ มีผลให้ค่าความผิดพลาดลดลงในกลุ่มชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง แต่กับข้อมูลชุดทดสอบแบบจำลองค่าความผิดพลาดกลับเพิ่มขึ้น โดยมีเพียงที่ 1 ชั้นซ่อน 20 หน่วยประสาทเท่านั้นที่มีค่าความผิดพลาดลดลง และต่ำที่สุด

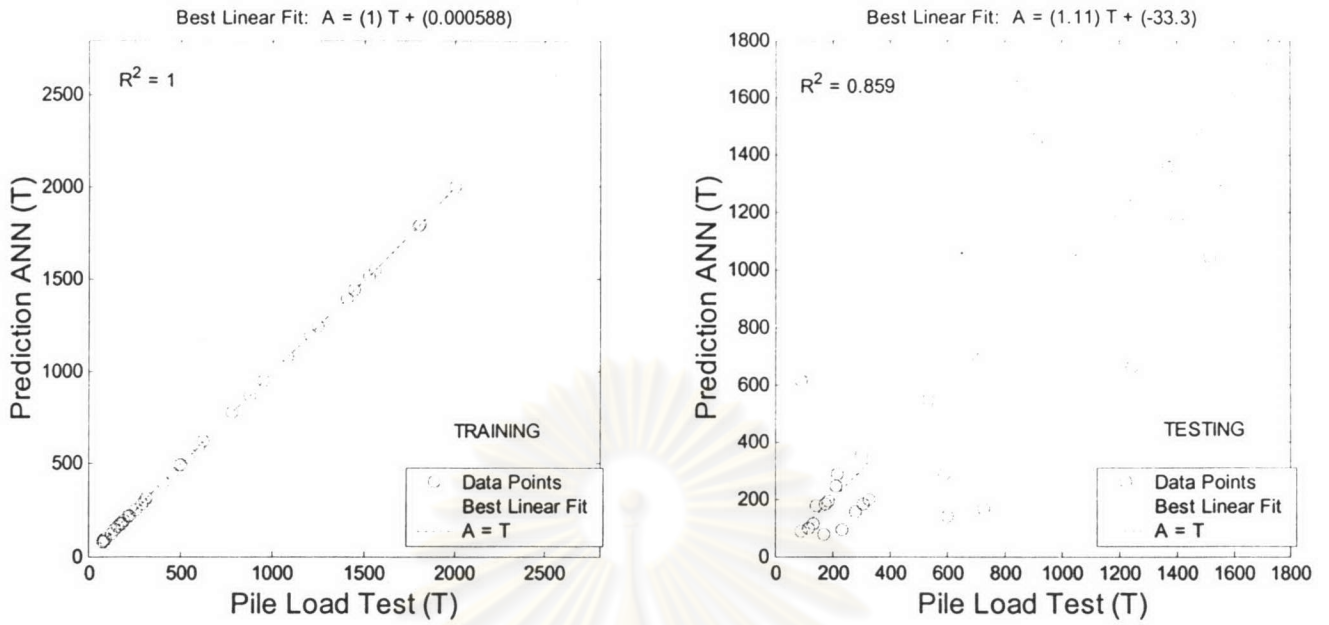
จากการทดสอบที่ผ่านมา แบบจำลองที่ดีที่สุดคือ แบบจำลองที่มี 1 ชั้น มีจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนเท่ากับ 20 หน่วยประสาท รอบการคำนวณที่ 2000 รอบ แบบจำลองเดิมนี้จะถูกนำมาทดสอบหากระบวนการเรียนรู้ที่ดีที่สุดจากชุดกลุ่มข้อมูลเดิม โดยใช้ ชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจำนวน 30 ต้น และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจำนวน 32 ต้น แบบจำลองทั้งหมด 6 แบบจำลองถูกทดสอบด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบต่างๆ

ตารางที่ 4.14 ผลการทดสอบกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองสำหรับเสาเข็มเจาะ

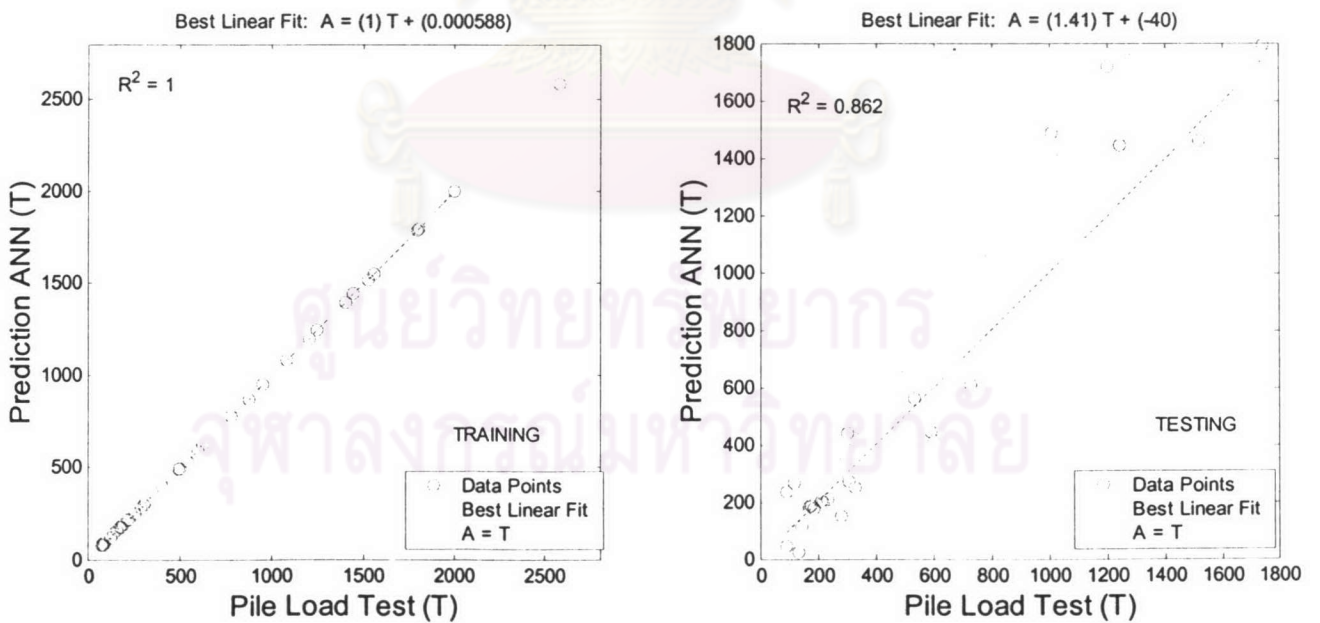
Model	Network Architecture	Training (R^2)	Testing (R^2)	Training (RMSE)(t)	Testing (RMSE)(t)
1	Back-Propagation (TanSig)	0.975	0.916	151.00	317.64
2	RPROP	1	0.859	1.07	364.75
3	Powell-Beale Conjugate	1	0.862	1.87	549.78
4	Fletcher-Powell Conjugate	1	0.827	1.55	514.22
5	Polak-Ribiere Conjugate	1	0.906	1.21	324.34
6	Scaled Conjugate	1	0.903	0.98	425.91



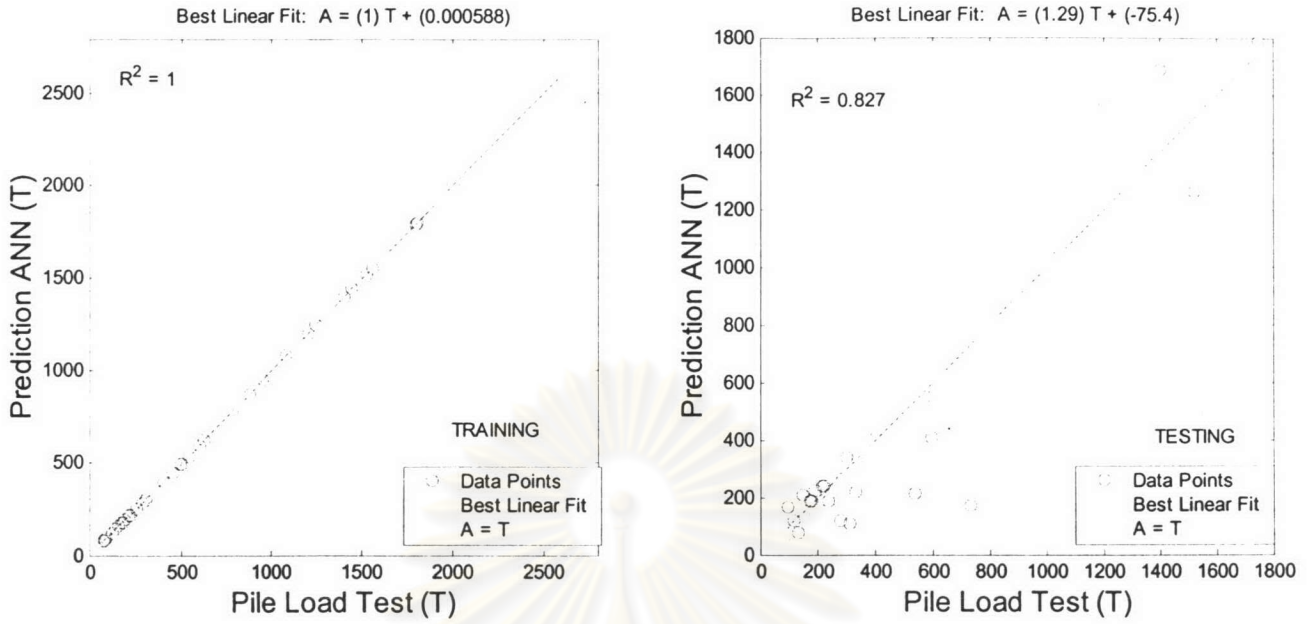
รูปที่ 4.68 BP Tansig (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



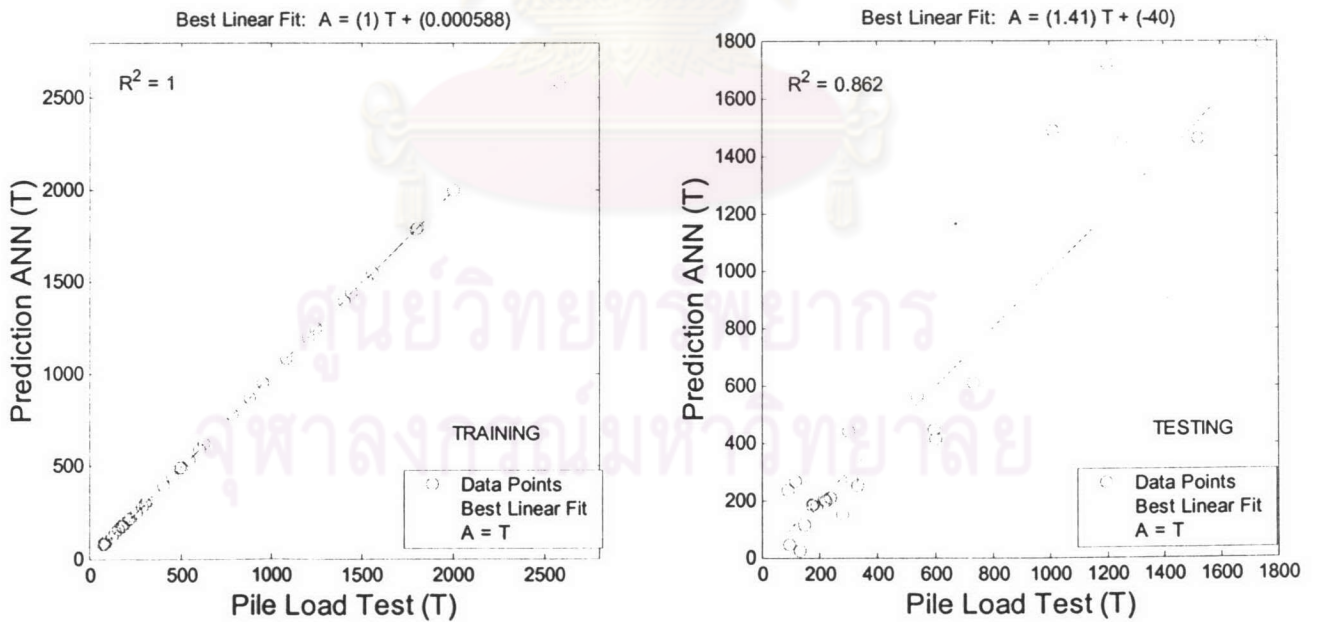
รูปที่ 4.69 RPROP (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



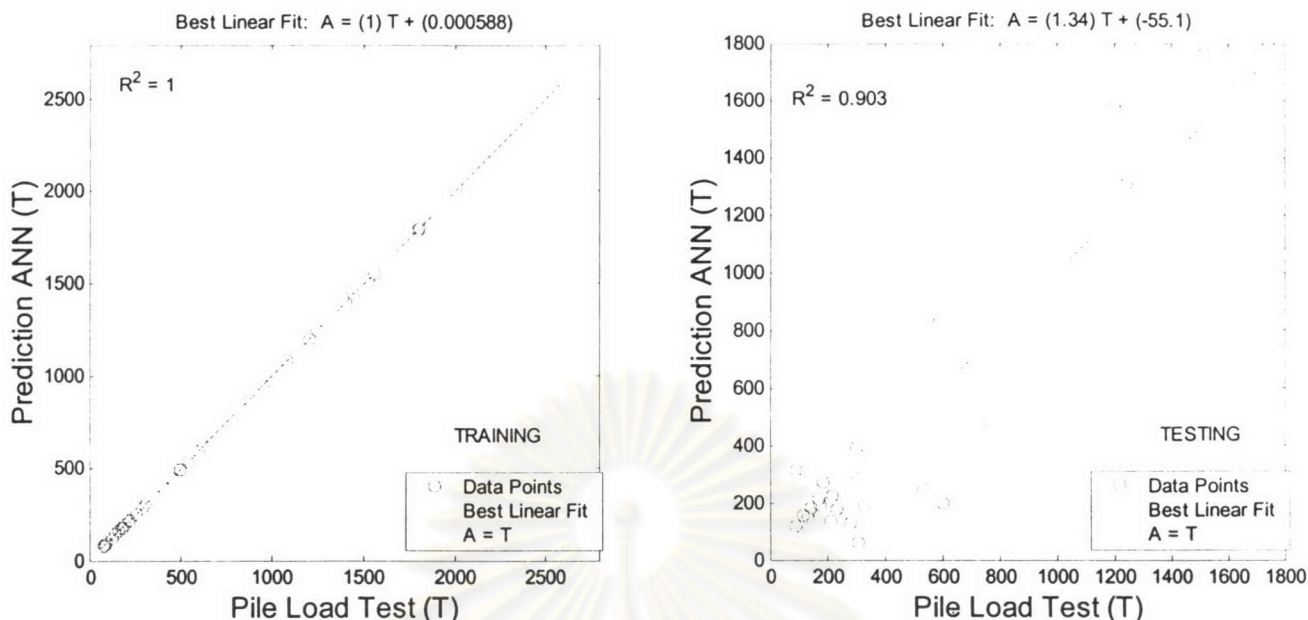
รูปที่ 4.70 Powell-Beale Conjugate (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.71 Fletcher-Powell Conjugate (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



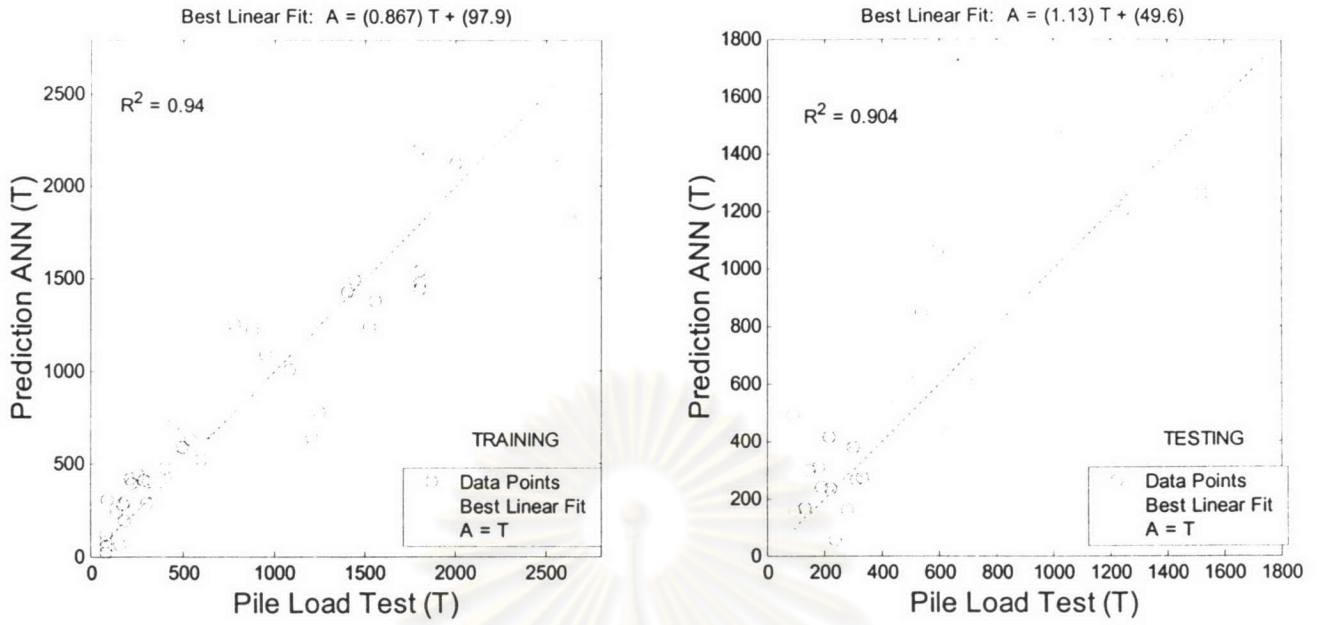
รูปที่ 4.72 Polak-Ribiere Conjugate (20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



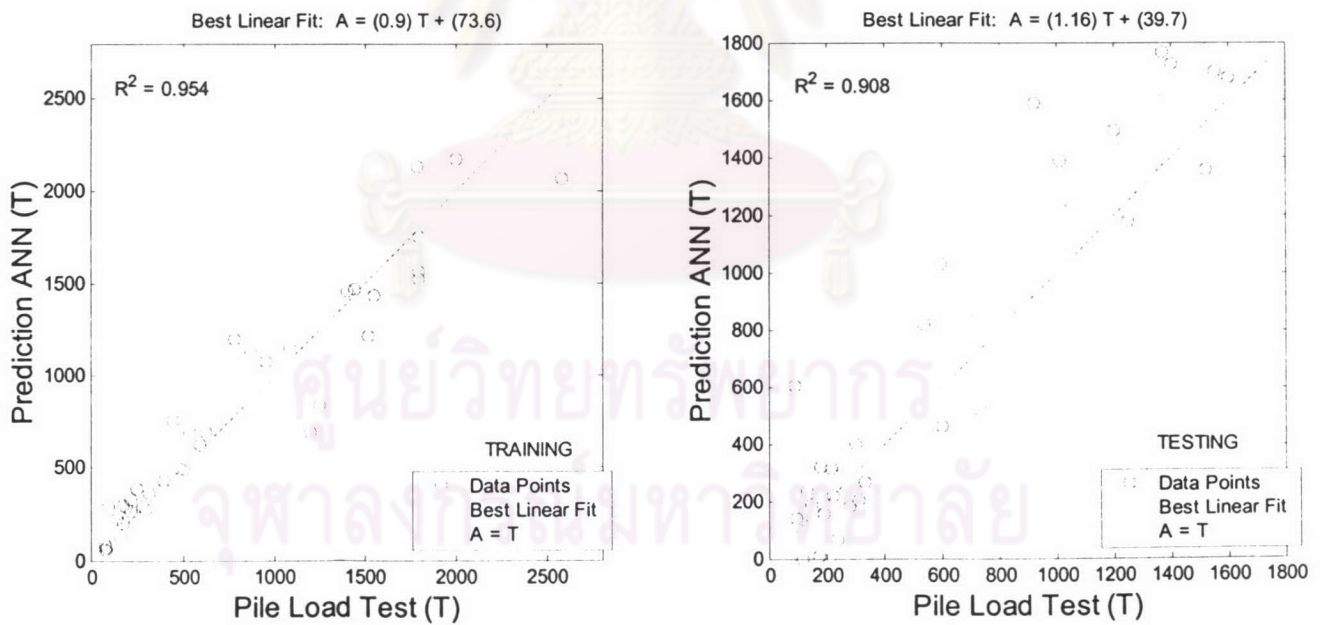
รูปที่ 4.73 Scaled Conjugate Gradient (20–1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)

เมื่อแบบจำลองถูกนำมาทดสอบกับฟังก์ชันกระบวนการเรียนรู้แบบต่างๆ เพื่อหากระบวนการเรียนรู้ที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองสำหรับเสาเข็มเจาะ จะเห็นได้ว่า แบบจำลองที่ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Back-propagation ยังให้ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นสูงสุดในกลุ่มข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองเมื่อเทียบกับกระบวนการเรียนรู้แบบอื่นๆ แต่กลับให้ผลของค่าความผิดพลาดจากกลุ่มข้อมูลทดสอบแบบจำลองต่ำที่สุด อย่างไรก็ตาม เป็นไปได้ว่าอาจจะเกิดจากผลของการสร้างความสัมพันธ์ที่ผิดพลาด (overfitting) ของกระบวนการเรียนรู้แบบอื่นๆ ที่สร้างความสัมพันธ์เฉพาะกับกลุ่มข้อมูลบางกลุ่มได้อย่างดีเยี่ยม แต่ความสัมพันธ์นั้นนำไปใช้กับกลุ่มของข้อมูลกลุ่มอื่นๆ ที่นอกเหนือจากกลุ่มข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองได้ไม่ดีมาก จนถึงแย่มาก

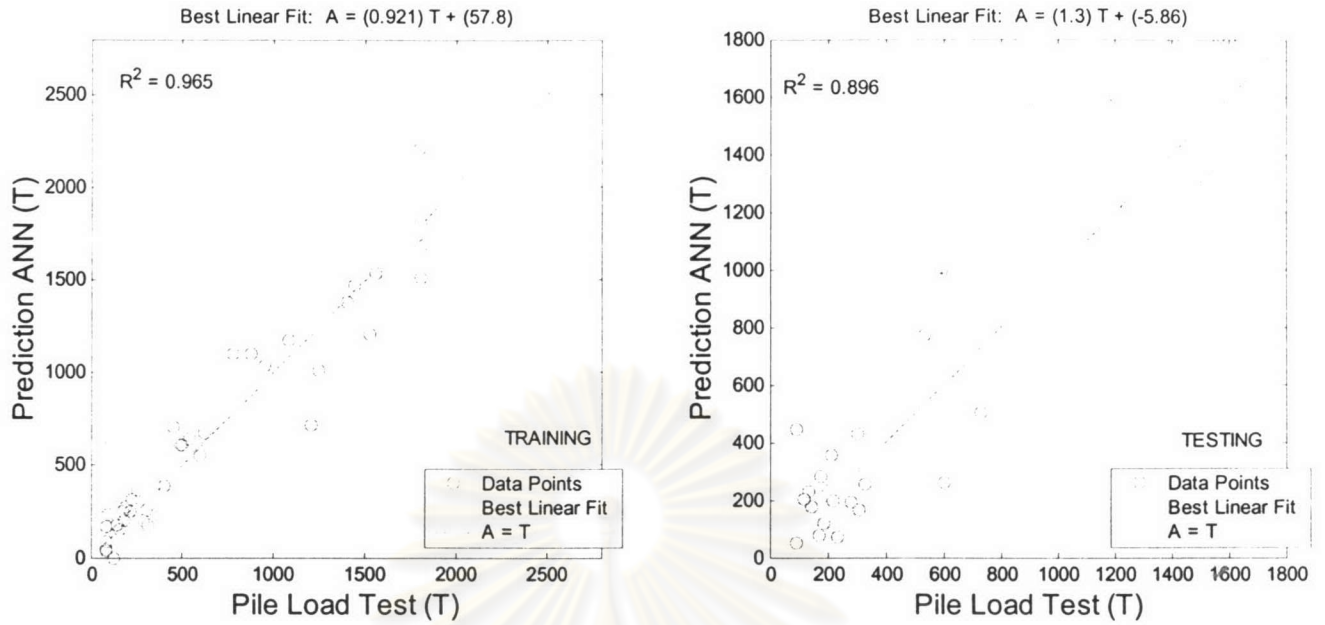
จากการทดสอบที่ผ่านมา แบบจำลองที่ดีที่สุดคือ แบบจำลองที่มี 2 ชั้น มีจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนแต่ละชั้นเท่ากับ 20 หน่วยประสาท รอบการคำนวณที่ 2000 รอบ และใช้กระบวนการการเรียนรู้แบบ Back-propagation แบบจำลองจะถูกนำมาทดสอบหาแอกติเวชันฟังก์ชันที่ดีที่สุดจากชุดกลุ่มข้อมูลเดิม โดยใช้ ชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองจำนวน 30 ต้น และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองจำนวน 32 ต้น แบบจำลองทั้งหมด 10 แบบจำลองถูกทดสอบด้วยการเปลี่ยนแอกติเวชันฟังก์ชัน การทดสอบจะทดสอบโดย เปลี่ยนค่า α จากสมการ (5.4) เพื่อทดสอบแบบจำลอง



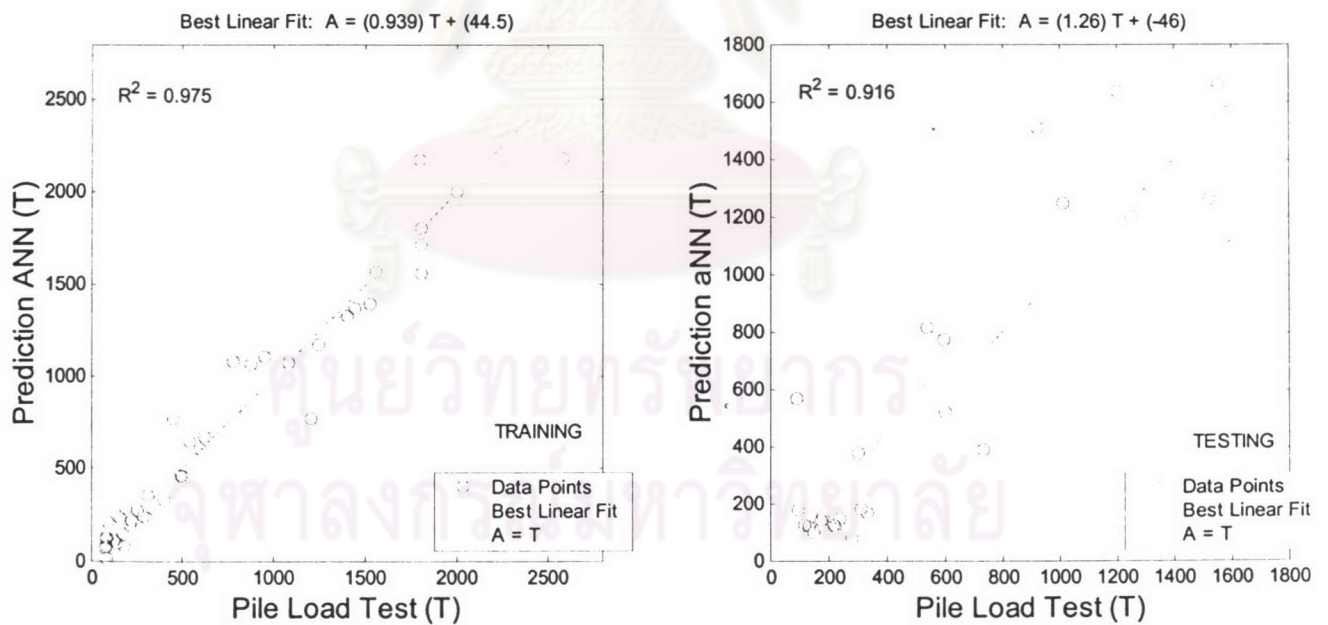
รูปที่ 4.74 BP Tansig $a=0.10$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



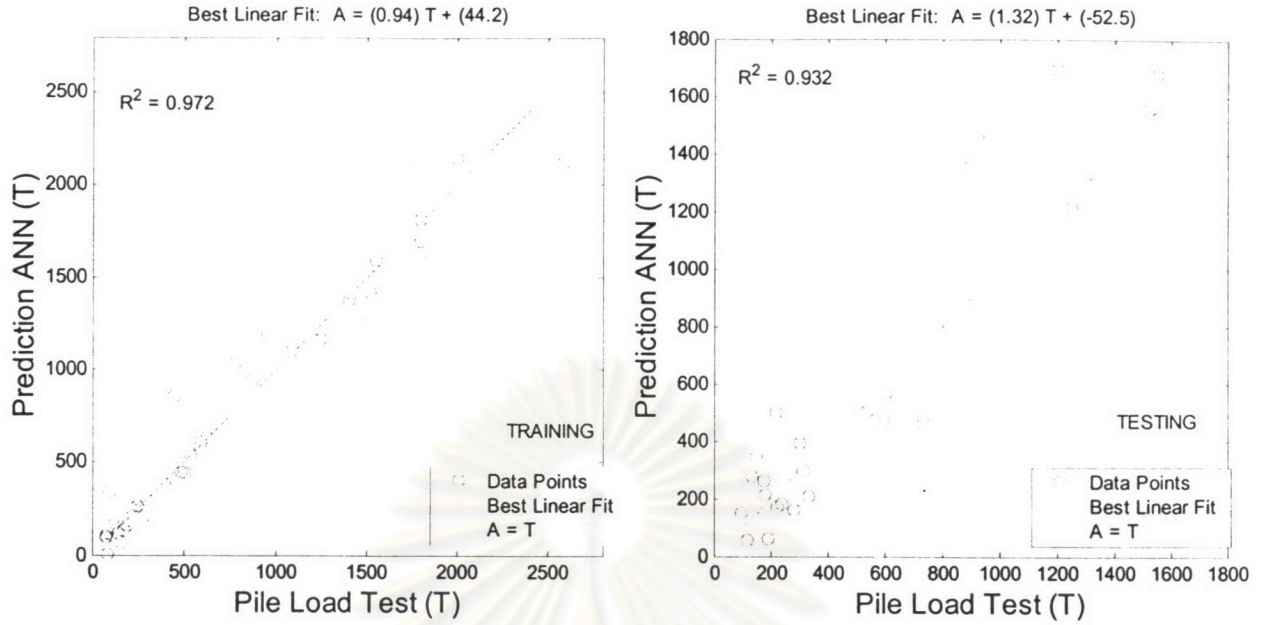
รูปที่ 4.75 BP Tansig $a=0.25$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



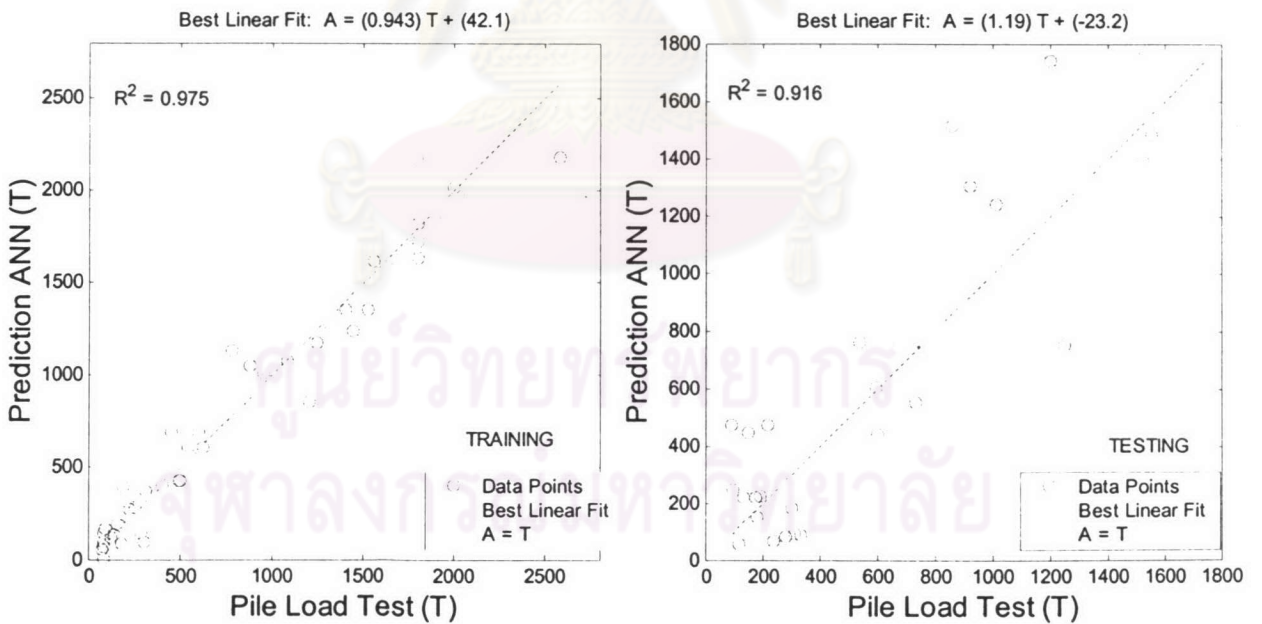
รูปที่ 4.76 BP Tansig a=0.50 (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



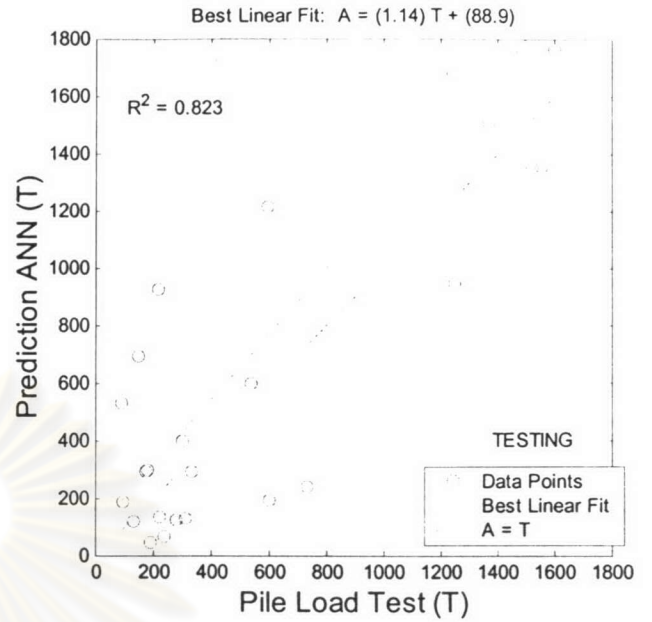
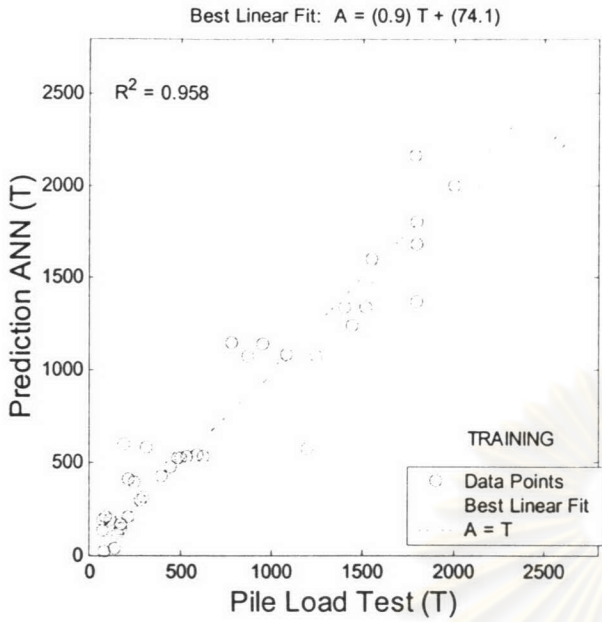
รูปที่ 4.77 BP Tansig a=0.75 (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



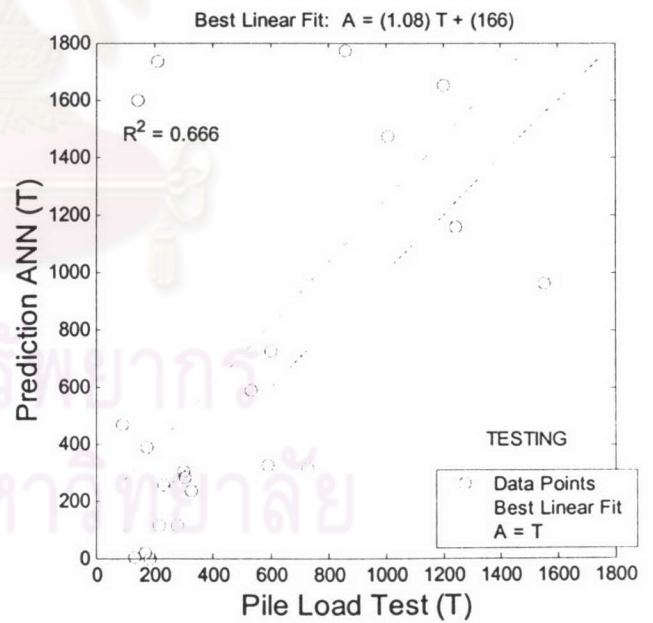
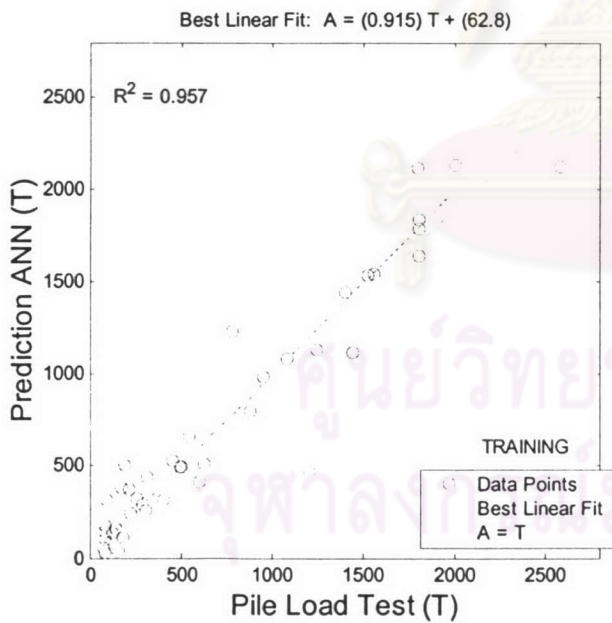
รูปที่ 4.78 BP Tansig $a=0.90$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



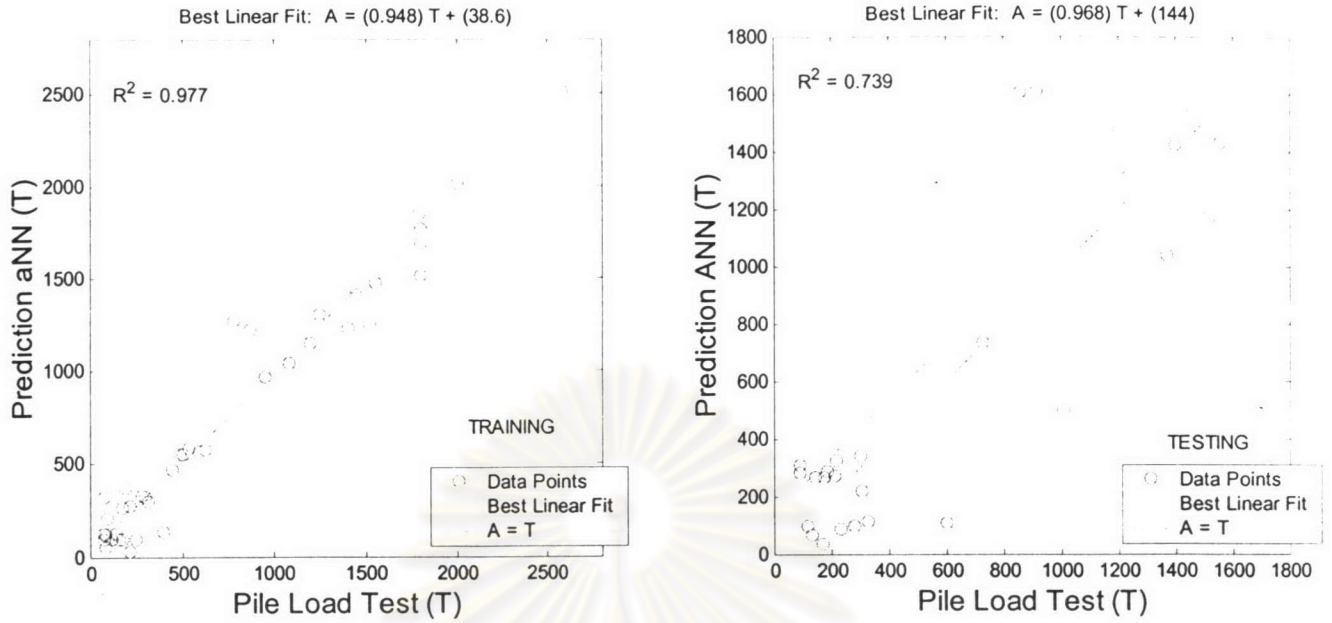
รูปที่ 4.79 BP Tansig $a=1.00$ (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



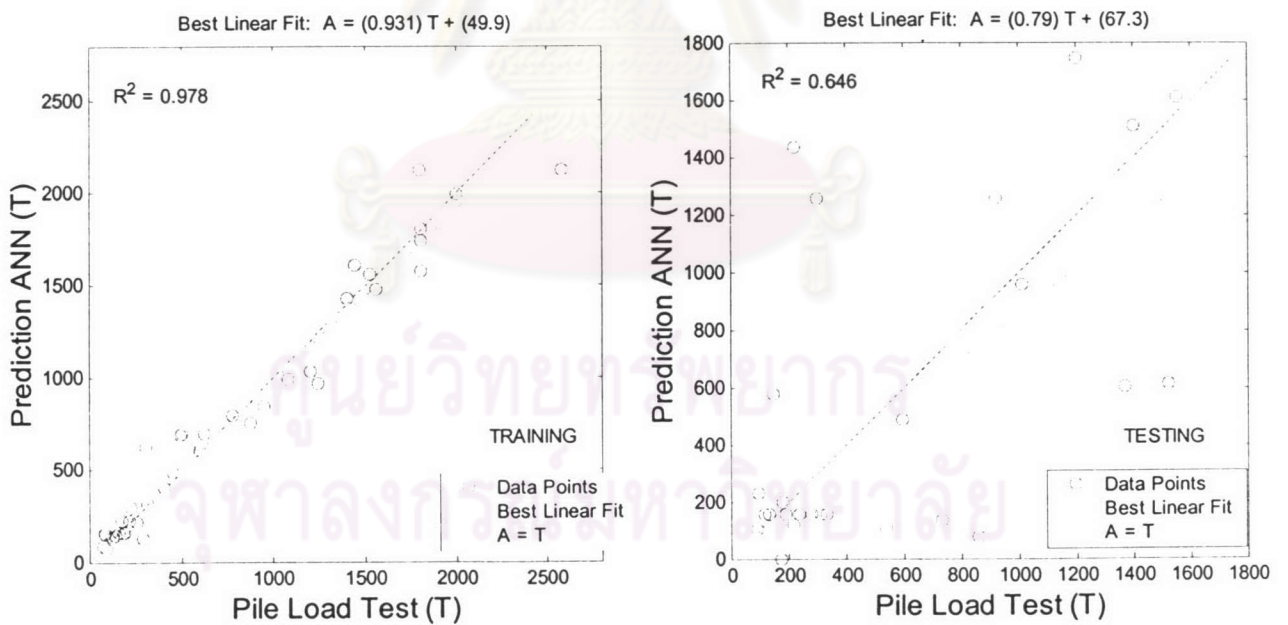
รูปที่ 4.80 BP Tansig a=2.00 (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.81 BP Tansig a=3.00 (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.82 BP Tansig a=4.00 (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)



รูปที่ 4.83 BP Tansig a=10.00 (20-20-1) Epoch = 2000 (Training) และ (Testing)

ตารางที่ 4.15 ปรับเปลี่ยนค่า α ของแอกติเวชันฟังก์ชันของแบบจำลองสำหรับเสาเข็มเจาะ

Model	Network Architecture	α	Training (R^2)	Testing (R^2)	Training (RMSE)(t)	Testing (RMSE)(t)
1	Back-Propagation	0.10	0.940	0.904	220.00	324.97
2	Back-Propagation	0.25	0.954	0.908	201.91	334.95
3	Back-Propagation	0.50	0.965	0.896	176.29	428.20
4	Back-Propagation	0.75	0.975	0.916	150.41	355.34
5	Back-Propagation	0.90	0.972	0.933	158.99	361.04
6	Back-Propagation	1	0.975	0.916	151.00	317.64
7	Back-Propagation	2	0.958	0.823	194.56	469.09
8	Back-Propagation	3	0.957	0.666	195.11	694.39
9	Back-Propagation	4	0.977	0.739	145.14	494.49
10	Back-Propagation	10	0.978	0.646	141.43	524.27

แบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้นนำมาทำการทดสอบสุดท้ายหาแอกติเวชันฟังก์ชันที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองสำหรับเสาเข็มตอก การทดสอบจะทดสอบโดย เปลี่ยนค่า α ของฟังก์ชัน Hyperbolic tangent โดยมีค่าระหว่าง $\alpha = 0.10$ จนถึง $\alpha = 10$ ดังตาราง 4.15 จากผลการทดสอบพบว่า เมื่อปรับเปลี่ยนค่าจาก 0.1 จนถึง 1.0 จะเพิ่มความสามารถในการสร้างความสัมพันธ์ได้มากขึ้นตามลำดับโดยดูจากค่าความผิดพลาดที่ลดลงเรื่อยๆ แต่เมื่อเพิ่มค่าต่อไปจาก 1 จนถึง 10 ค่าความผิดพลาดกลับมีค่าเพิ่มมากขึ้น ดังนั้นค่า α ที่เหมาะสมและสามารถให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด คือ $\alpha = 1.0$

เมื่อใช้วิธีการคำนวณแบบ Back-propagation แบบจำลองที่สามารถที่จะเรียนรู้สร้างความสัมพันธ์ได้ใกล้เคียงมากยิ่งขึ้นในแต่ละรอบของการคำนวณ ยิ่งจำนวนรอบการคำนวณมากขึ้นแบบจำลองจะลดความผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ต้องการกับตัวแปรด้านนอกได้มากยิ่งขึ้น แบบจำลองจะมีค่า RMSE ลดลง จากผลการทดสอบที่จำนวนรอบการคำนวณ 3000 รอบ พบว่า ความสัมพันธ์แบบจะลู่ออกหาผลลัพธ์ที่ต้องการ

อย่างไรก็ตาม เมื่อนำแบบจำลองที่ได้จากรอบการคำนวณ 3000 รอบไปทำการทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง พบว่าค่าของความผิดพลาดกลับยังคงมีค่าสูงอยู่ เมื่อเทียบกับการคำนวณที่ 2000 รอบ คือแบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีเมื่อใช้กับชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง แต่กลับให้

ผลลัพธ์ที่ไม่ดีเมื่อใช้กับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง ในทางกลับกันแบบจำลองที่สร้างจากรอบการคำนวณ 1000 รอบก็ให้ผลลัพธ์ที่ไม่ค่อยดีทั้ง 2 ชุดข้อมูล

แบบจำลองที่ถูกสร้างเมื่อมีรอบการคำนวณมากขึ้น เพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างแบบตัวแปรด้านเข้ากับตัวแปรด้านออก แบบจำลองจะเริ่มทำการเรียนรู้มากยิ่งขึ้น ในรอบการคำนวณต่ำๆ แบบจำลองยังไม่สามารถสร้างความสัมพันธ์ได้ดีมากนัก ผลลัพธ์ที่ได้มีค่าความผิดพลาดอยู่มาก ทั้งในชุดข้อมูลสร้างแบบจำลองและชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง แต่ในรอบการคำนวณที่มาก แบบจำลองสามารถที่จะสร้างความสัมพันธ์ได้ใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ต้องการกับชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง

โดยทั่วไป การเพิ่มขึ้นของจำนวนชั้นซ่อนหรือการเพิ่มขึ้นของจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อน มีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง ตามทฤษฎี จำนวนหน่วยประสาทนำไปสู่การเพิ่มขึ้นของความสัมพันธ์ที่ถูกต้องของแบบจำลอง อย่างไรก็ตามการเพิ่มขึ้นของจำนวนชั้นซ่อนหรือหน่วยประสาทในชั้นซ่อนไม่ได้หมายถึงการลดลงของความผิดพลาด (RMSE) จากผลของข้อมูลชุดสร้างแบบจำลอง การเรียนรู้จะเพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนมีค่าเพิ่มขึ้น หรือการเพิ่มขึ้นของจำนวนชั้นซ่อนจะเพิ่มความถูกต้องของผลลัพธ์ที่จะลู่ออกค่าผลลัพธ์ที่ต้องการได้มากยิ่งขึ้น

อย่างไรก็ตามแบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนมากกว่าไม่ได้หมายความว่าสร้างความสัมพันธ์ได้ดีกว่า ถึงแม้ว่าแบบจำลองจะให้คำตอบที่ค่อนข้างถูกต้องกับผลลัพธ์ที่ได้มาจากชุดข้อมูลการสร้างแบบจำลอง แต่อาจจะให้ค่าที่ไม่ถูกต้องเมื่อนำมาใช้กับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลอง อาจจะเป็นผลมาจาก สร้างความสัมพันธ์ที่มากเกินไป (Overfitting) ตัวอย่าง จากแบบจำลองสำหรับเสาเข็มเจาะ 2 ชั้นซ่อนและ 20 หน่วยประสาทในชั้นซ่อน จำนวนที่ 2000 รอบ แสดงความสามารถในการสร้างแบบจำลองได้ดีกับชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง แต่เมื่อนำไปทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลองกลับให้ผลที่ค่อนข้างแย่ ในทางตรงกันข้ามแบบจำลองที่มีเพียง 1 ชั้นซ่อน 20 หน่วยประสาทในชั้นซ่อน และจำนวนรอบการคำนวณ 2000 รอบ กลับทำค่าความผิดพลาดได้ดีที่สุด เมื่อทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลอง แบบจำลองนี้สามารถที่จะวิเคราะห์ผลกำลังของเสาเข็มได้ดีที่สุด ถึงแม้ว่าจะยังมีค่าความผิดพลาดอยู่บ้างในชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ

จากการทดสอบแบบจำลองทั้งหมดเราสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.16 โดยเลือกจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานวิจัย ที่วิเคราะห์กำลังรับน้ำหนักของเสาเข็ม

โดยสร้างค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด แสดงถึงความสามารถในการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้านเข้ากับผลลัพธ์ที่ต้องการ(กำลังรับน้ำหนักของเส้าเข็ม) ได้ดีที่สุด เพื่อนำไปใช้ในการวิจัยในบทต่อไป

ตารางที่ 4.16 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุด

Model	Network Architecture	Layers	Epochs
แบบจำลองสำหรับเส้าเข็มตอก	Back-propagation	20-20	2000
แบบจำลองสำหรับเส้าเข็มเจาะ	Back-propagation	20	2000

บทนี้ศึกษาถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์ทำนายกำลังรับน้ำหนักของเส้าเข็มตอกและเส้าเข็มเจาะ พบว่าเมื่อใช้แบบจำลองแบบ feedforward back-propagation สามารถสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลเส้าเข็มได้ค่อนข้างใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ทราบ การใช้วิธีการลองผิดลองถูก (Trial and error) สร้างแบบจำลองกับชุดข้อมูลทั้ง 2 ชุด ผลที่ได้คือจำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนหน่วยประสาทในชั้นซ่อนเป็นส่วนประกอบสำคัญของการคำนวณจำนวนชั้นซ่อนและหน่วยประสาทในชั้นซ่อนมากอาจจะสร้างความสัมพันธ์ได้ดีกับข้อมูลในชุดสร้างแบบจำลองแต่อาจจะนำไปสู่การสร้างความสัมพันธ์ที่ไม่ถูกต้อง (Overfitting) กับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลอง โดยพบได้จากการนำไปทดสอบกับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบแบบจำลองแบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อนและหน่วยประสาทในชั้นซ่อนมากอาจจะไม่ประสบความสำเร็จในการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรก็ได้

ค่าความผิดพลาดจากการทดสอบแบบจำลองกับชุดข้อมูลสร้างแบบจำลองแทบไม่มีความสำคัญ เพราะค่าความผิดพลาดจากการทดสอบแบบจำลองกับชุดข้อมูลทดสอบแบบจำลองซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพในการสร้างความสัมพันธ์มีความสำคัญมากกว่า ดังนั้นแบบจำลองที่ดีที่สุดคือแบบจำลองที่สามารถเรียนรู้และสร้างความสัมพันธ์ที่ใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ต้องการได้ดี การลองผิดลองถูกจึงมีความสำคัญอย่างมากในการสร้างแบบจำลอง เพื่อหาแบบจำลองที่ดีที่สุด