

บทที่ 5

ผลงานวิจัยและการวิเคราะห์ผล

งานวิจัยนี้แบ่งการศึกษาออกเป็น 3 ส่วนได้แก่ ส่วนของการสร้างแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กเทียมซึ่งข้อมูลสำหรับการฝึกได้มาจากแบบจำลองทางกายภาพ ส่วนที่สองเป็นการสร้างแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กเทียมซึ่งได้ข้อมูลสำหรับการฝึกมาจากการทดลอง และส่วนสุดท้ายเป็นการสร้างระบบควบคุมเชิงพลวัตของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงซึ่งใช้แบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กที่ได้จากส่วนที่หนึ่งให้เป็นเสมือนหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิง

5.1 แบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กเทียมจากระบบเซลล์เชื้อเพลิงพีอีเอ็ม

โครงสร้างของแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กเทียมจากระบบของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงแบบพีอีเอ็มจะมีจำนวนโหนดในแต่ละชั้นของนิรอลเน็ตเวิร์ก ประกอบด้วย ชั้นอินพุตจำนวน 4 โหนด, ชั้นซ่อนจำนวน 4 โหนดและชั้นเอาต์พุตจำนวน 3 โหนด ซึ่งเครือข่ายนิรอลเน็ตเวิร์กเทียมของหน่วยชั้นเซลล์เชื้อเพลิงพีอีเอ็มถูกแสดงไว้ดังแสดงในรูปที่ 3.14 ซึ่งมีข้อมูลที่กำหนดให้เป็นค่าอินพุตประกอบด้วย อุณหภูมิของเซลล์, อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจน, อัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนและค่าความหนาแน่นกระแส สำหรับข้อมูลด้านเอาต์พุตประกอบด้วย ค่าศักย์ไฟฟ้า, อัตราของน้ำและค่ากำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้น การคำนวณค่าข้อมูลของตัวแปรที่ต้องการจากสมการเป็นการสร้างข้อมูลที่จะนำมาฝึกในนิรอลเน็ตเวิร์กซึ่งในที่นี้จะเรียกว่าแบบจำลองทางกายภาพ เมื่อได้ข้อมูลต่าง ๆ แล้วนำข้อมูลที่เก็บรวบรวมไว้มาทำการแบ่งเป็นสองส่วน ส่วนแรกเพื่อที่จะนำไปใช้ในการฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กเทียม อีกส่วนหนึ่ง แบ่งไว้เพื่อใช้ทดสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของนิรอลเน็ตเวิร์กจะแบ่งเป็น 2 ลักษณะ ซึ่งจะแตกต่างกันตรงที่มีการเพิ่มจำนวนข้อมูลสำหรับใช้ในการฝึกให้มากขึ้น แบ่งได้ดังตารางที่ 5.1

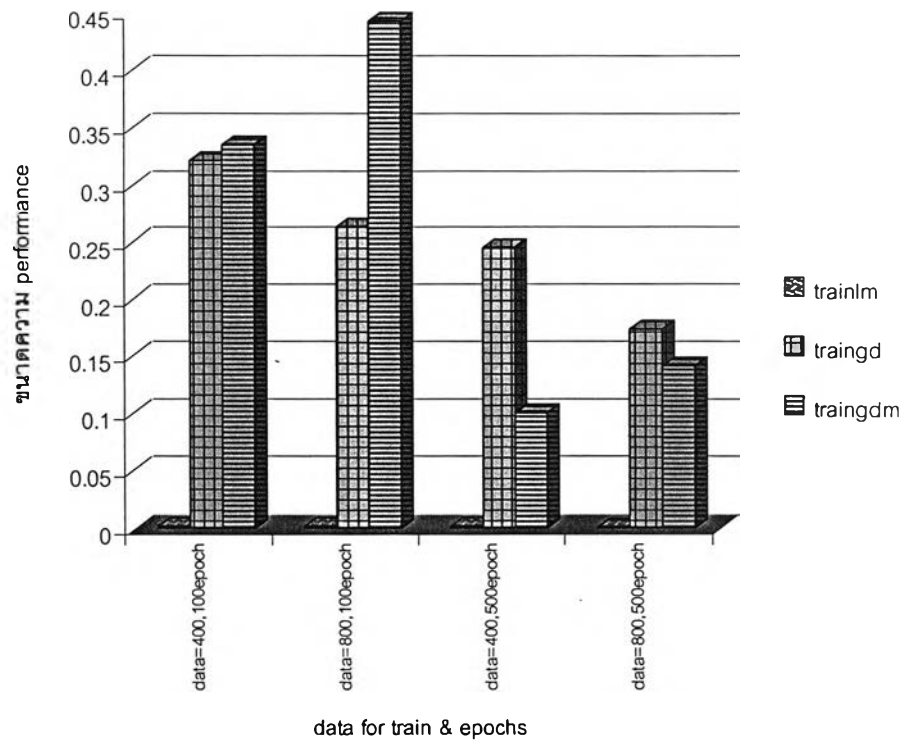
ตารางที่ 5.1 จำนวนข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพเพื่อใช้ในการฝึกแบบจำลอง

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึก (ชุด)	ข้อมูลค่าเป้าหมาย (ชุด)	ข้อมูลทดสอบแบบ จำลอง(ชุด)	ข้อมูลตรวจสอบ ความถูกต้อง(ชุด)
400	400	99	99
800	800	199	199

5.1.1 ผลการฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูลจากแบบจำลองทางกายภาพ

5.1.1.1 ผลของฟังก์ชันการฝึกของนิรอลเน็ตเวิร์ก

การเลือกใช้วิธีการฝึกเป็นปัจจัยที่มีผลต่ออัตราการเรียนรู้ของนิรอลเน็ตเวิร์ก ดังนั้นจึงได้ศึกษาเปลี่ยนวิธีการฝึกของแบบจำลอง 3 วิธี ได้แก่ การฝึกแบบ trainlm (Levenberg-Marquadt Back Propagation), การฝึกแบบ traingd (Batch gradient descent) และการฝึกแบบ traingdm (Batch gradient descent with momentum) โดยทำการทดลองที่จำนวนข้อมูล 400 และ 800 ชุด จำนวนรอบของการฝึกเท่ากับ 100 และ 500 รอบ ผลที่ได้จากการฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยวิธีการฝึกที่ต่างกันแสดงค่าสมรรถนะได้ดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 แสดงค่าสมรรถนะของนิวรอลเน็ตเวิร์กที่มีวิธีการฝึกต่างกัน

จากรูปที่ 5.1 จะเห็นได้ว่าที่จำนวนข้อมูลและรอบของการฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กเท่ากัน วิธีการฝึกแบบ trainlm จะให้ค่าสมรรถนะที่ต่ำกว่าค่าเป้าหมายซึ่งหมายความว่าให้ค่าสมรรถนะที่ดี และค่าสมรรถนะที่ได้จากวิธีการฝึกแบบ trainlm ยังต่ำกว่าวิธีการฝึกแบบ traingd ซึ่งเป็นการฝึกแบบเกรเดียนต์เดสเซนต์ธรรมดา และ traingdm ซึ่งเป็นการฝึกแบบเกรเดียนต์เดสเซนต์แต่จะมีตัวแปรเพิ่มเข้ามาเพื่อให้เน็ตเวิร์กค่อย ๆ เรียนรู้ไปจนกระทั่งเข้าสู่ค่าต่ำสุด จากการศึกษาจะพบว่าวิธีการฝึกแบบ trainlm นั้นจะมีอัตราการเข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ดีและเร็วกว่าวิธีการเรียนรู้แบบ traingd และ traingdm เช่นกัน ทั้งนี้วิธีการฝึกเกรเดียนต์เดสเซนต์นั้นจะปรับเวกเตอร์ถ่วงน้ำหนักในทิศทางของเวกเตอร์ตัวแปรด้านเข้า โดย E จะมีค่าเป็นบวกเสมอ ถ้า w_{ki} และ b_k ถูกปรับเข้าสู่ค่าที่ต้องการ ค่าของฟังก์ชันจะน้อยลงในลักษณะที่เข้าสู่ศูนย์เมื่อผ่านกระบวนการทำซ้ำไปเรื่อย ๆ วิธีการเกรเดียนต์เดสเซนต์จะปรับเปลี่ยนค่า w_{ki} และค่า b_k แต่ละตัวด้วยค่า Δw_{ki} และ Δb_k ซึ่งเป็นสัดส่วนกับค่าเกรเดียนต์ของฟังก์ชันค่าผิดพลาด ดังสมการที่ 3.12 ดังนี้

$$E = \frac{1}{2} \sum_k \left[t_k - f \left(\sum_i w_{ki} x_i + b_k \right) \right]^2$$

และวิธีการฝึกแบบ Levenberg-Marquadt Back Propagation จะปรับเวกเตอร์ถ่วงน้ำหนักในทิศทางของเวกเตอร์ตัวแปรด้านเข้า โดย E เป็นฟังก์ชันที่สามารถหาอนุพันธ์ได้อย่างต่อเนื่องทุกค่าของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส ซึ่งใช้อินเวอร์สเมตริกซ์ของ Hessian ในการทำหน้าที่เป็นผลของสัดส่วนการเรียนรู้คุณด้วยทิศทางการลดลงของค่าผิดพลาดแบบเกรเดียนต์ ซึ่ง Hessian เมตริกซ์จะเป็นดัชนีค่าความผิดพลาด (error index) สำหรับอนุพันธ์อันดับที่สองของค่าน้ำหนักและฟังก์ชันควอดราติก (quadratic function) เพื่อให้ได้ค่าที่จุดถัดไปต่ำที่สุดตามต้องการ ดังสมการที่ 3.19 ดังนี้

$$E = \frac{1}{2} \sum_k \left[t_k - f_y \left(\sum_j w_{jk} f_h \left(\sum_i v_{ij} x_i + b_{hj} \right) + b_{yk} \right) \right]^2$$

5.1.1.2 ผลของจำนวนโหนดในชั้นซ่อน

ทำการศึกษาผลของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของนิวรอลเน็ตเวิร์ก โดยกำหนดค่าเป้าหมายให้กับนิวรอลเน็ตเวิร์ก และทดลองลดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนให้มีจำนวนน้อยกว่าตัวแปรอินพุตซึ่งมีค่าเท่ากับ 4 โหนด จากนั้นเพิ่มจำนวนโหนดขึ้นเรื่อย ๆ เพื่อดูค่าสมรรถนะของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ค่าสมรรถนะที่ได้จากนิวรอลเน็ตเวิร์กแสดงในตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ค่าสมรรถนะของนิวรอลเน็ตเวิร์กเมื่อเปลี่ยนแปลงจำนวนโหนดในชั้นซ่อน

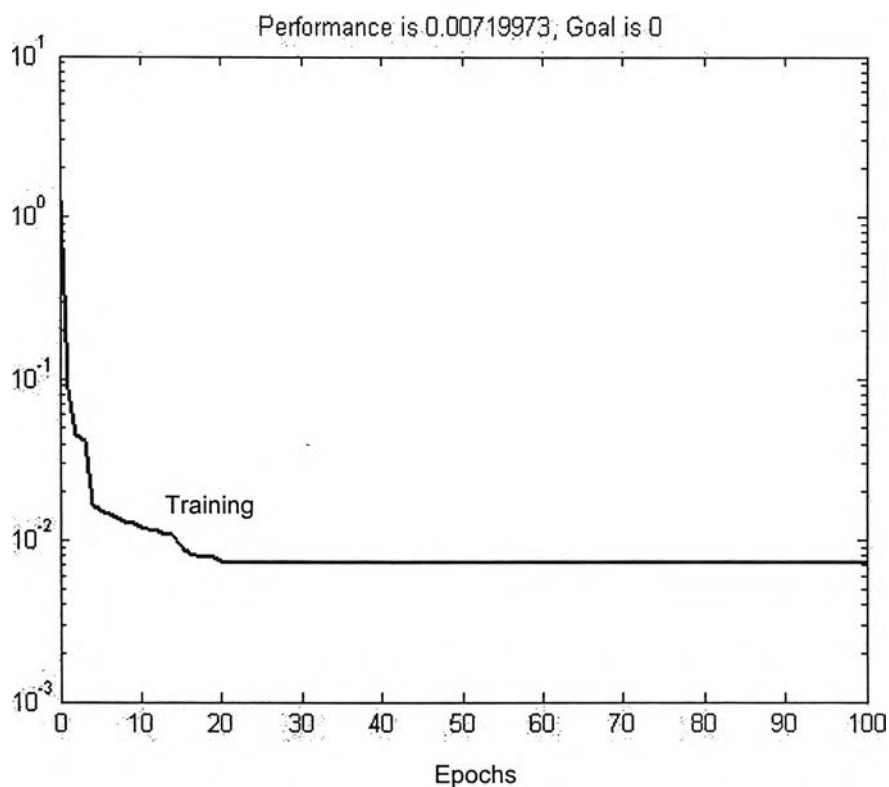
ข้อมูล 400 ชุด (ค่าสมรรถนะเป้าหมาย=0.0025)			ข้อมูล 800 ชุด (ค่าสมรรถนะเป้าหมาย=0.00125)		
จำนวน โหนด	performance	epoch	จำนวน โหนด	performance	epoch
2	0.00599008	100	2	0.00390879	100
4	0.00233526	10	4	0.00122449	8
6	0.00218164	45	6	0.00122238	17
8	0.0024054	11	8	0.00122967	23
10	0.00231123	7	10	0.00121428	18
20	0.00249882	5	20	0.00124772	7

จากตารางที่ 5.2 พบว่าเมื่อมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนน้อยกว่าจำนวนโหนดของชั้นอินพุต จะทำให้ค่าสมรรถนะที่ได้มีค่าสูงกว่าค่าเป้าหมาย เมื่อเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนให้เท่ากับจำนวนโหนดของชั้นอินพุตพบว่าค่าสมรรถนะของนิเวรอลเน็ตเวิร์กมีค่าต่ำกว่าค่าเป้าหมาย และเมื่อเพิ่มจำนวนโหนดขึ้นเรื่อย ๆ จนถึง 20 โหนดก็จะพบว่าค่าสมรรถนะที่ได้มีค่าไม่แตกต่างกันมากนัก สังเกตได้จากค่าสมรรถนะที่ได้เมื่อเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนให้มีค่าเป็น 5 เท่าของจำนวนโหนดในชั้นอินพุต จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าสมรรถนะเมื่อจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 4 โหนด ซึ่งเท่ากับจำนวนโหนดในชั้นอินพุต

เมื่อทำการทดลองเปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและวิธีการฝึกสำหรับนิเวรอลเน็ตเวิร์กเรียบร้อยแล้ว พบว่าควรเลือกใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนให้เท่ากับหรือมากกว่าจำนวนโหนดในชั้นอินพุตเนื่องจากจะให้ค่าสมรรถนะต่ำกว่าค่าเป้าหมายและควรเลือกใช้วิธีการฝึกแบบ Levenberg-Marquadt Back Propagation เนื่องจากจะทำให้อัตราการลู่เข้าสู่ค่าเป้าหมายมีอัตราที่เร็วและใช้จำนวนรอบไม่มากจึงใช้เวลาไม่นาน ดังนั้นจึงเลือกแบบจำลองที่มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน 4 โหนด และวิธีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquadt Back Propagation เพื่อนำไปใช้ในระบบควบคุมสำหรับหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงฟิวเซลล์แบบเซลล์เดี่ยว

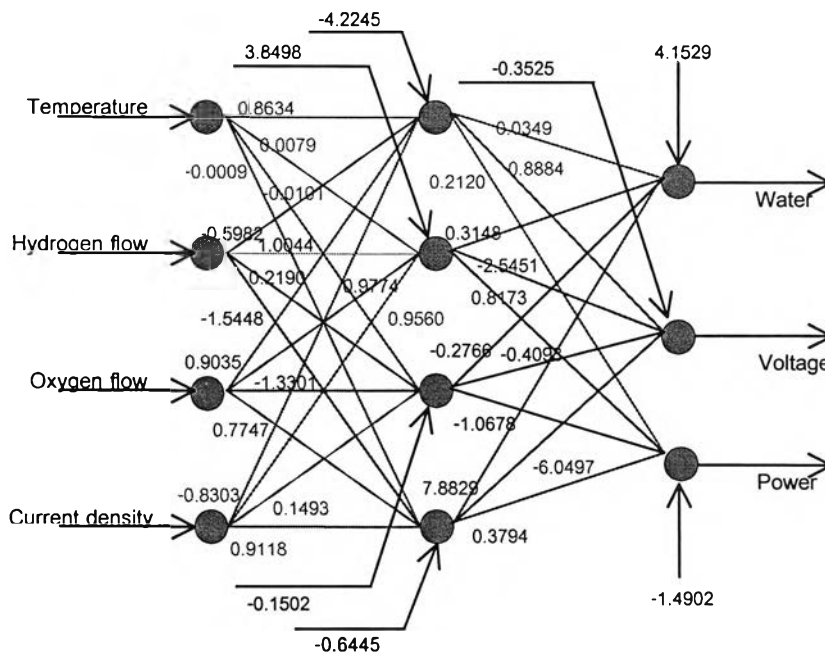
5.1.1.3 การฝึกเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูล 400 ชุด

ทำการฝึกเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูล 400 ชุด ด้วยฟังก์ชันแทนเจนทไฮเพอร์โบลิคเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นซ่อน, ฟังก์ชันเชิงเส้นอิมตัวเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นเอาต์พุต และผลของการฝึกข้อมูลพบว่าเมื่อทำการคำนวณซ้ำถึงรอบที่ 100 ค่าสมรรถนะที่ได้จากการคำนวณ เท่ากับ 0.00719973 ดังแสดงในรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 ค่าความผิดพลาดกำลังของสองโดยวิธีการฝึกแบบ Levenberg-Marquadt BP
สำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

หลังจากการฝึกข้อมูลของนิวรอลเน็ตเวิร์กแล้วจะได้ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของชั้นแต่ละชั้น และพบว่าที่โหนดของตัวแปรอินพุตที่เป็นค่าอัตราการใช้ของแก๊สไฮโดรเจนมีค่าเป็นบวกและมีค่ามากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับโหนดของตัวแปรอินพุตอื่น ทำให้ทราบว่าค่าอัตราการใช้ของแก๊สไฮโดรเจนมีความสำคัญต่อตัวแปรทางด้านเอาต์พุตมากกว่าตัวแปรอินพุตอื่น ๆ ดังแสดงในรูปที่ 5.3 และตารางที่ 5.3

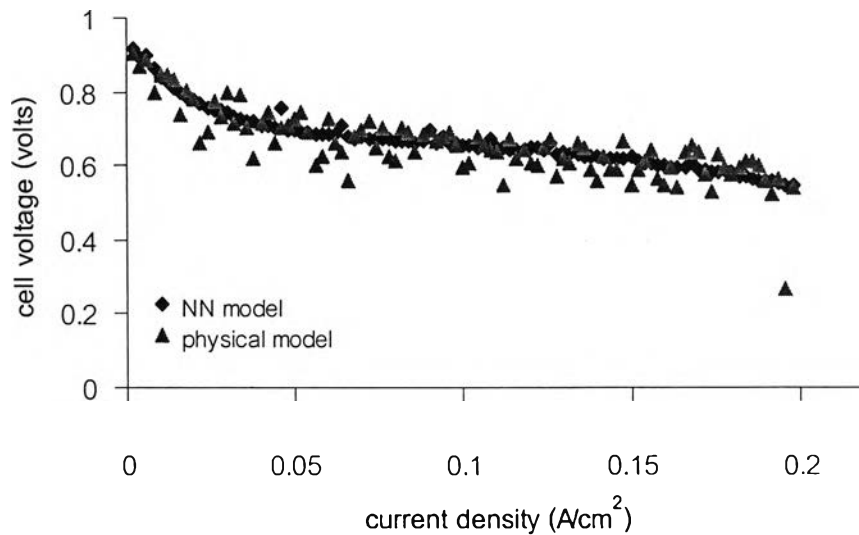


รูปที่ 5.3 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

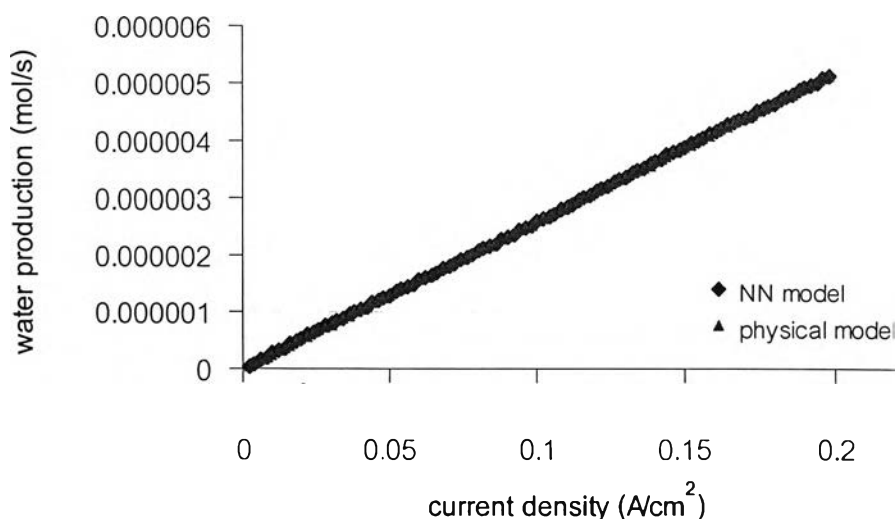
ตารางที่ 5.3 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กในชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อน สำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

	hidden	temperature	H ₂ flow	O ₂ flow	current density	bias(1)
layer 1 (input to hidden)	node 1	0.863465	-0.598241	0.903564	-0.830345	-4.224570
	node 2	0.007902	1.004404	0.977441	0.956016	3.849859
	node 3	-0.010154	0.219070	-1.330130	0.149322	-0.150217
	node 4	-0.000927	-1.544894	0.774789	0.911836	-0.644562
	hidden	water	volt	power		
layer 2 (hidden to output)	node 1	0.034951	0.888479	0.212054		
	node 2	0.314885	-2.545196	0.817330		
	node 3	-0.276632	-0.409326	-1.067870		
	node 4	7.882957	-6.049708	0.379439		
	bias(2)	4.152959	-0.352579	-1.490271		

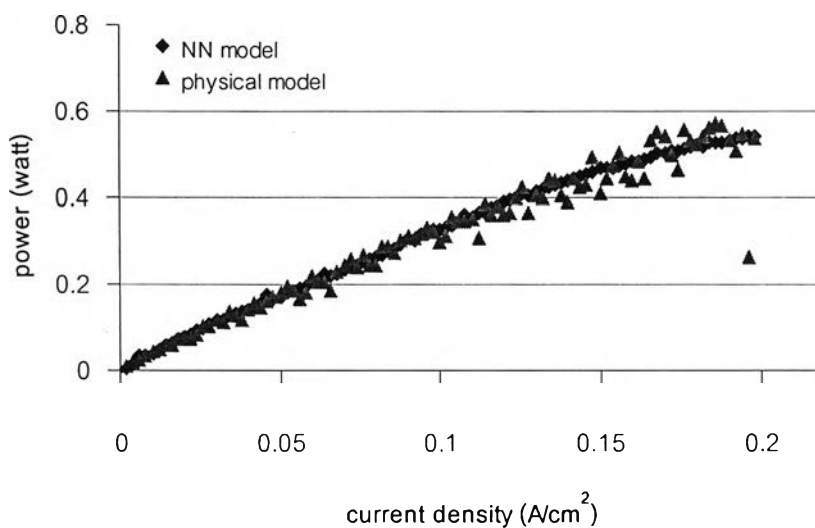
เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กสำหรับเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้ทำการฝึกมา ดังนั้นจึงนำแบบจำลองที่ได้มาทำการทดสอบกับข้อมูลอีกชุดหนึ่ง โดยทำการป้อนข้อมูลด้านอินพุตจากข้อมูลที่ได้มาจากการคำนวณและนำเอาผลจากการประมาณการที่ออกมาทางฝั่งเอาต์พุตของนิรอลเน็ตเวิร์กมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการคำนวณ เพื่อเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์ก ซึ่งในที่นี้ได้นำค่าที่ได้จากแบบจำลองมาพล็อตเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการคำนวณแล้วหาค่า Regression (R^2) พบว่าค่าความถูกต้องของค่าศักย์ไฟฟ้าเท่ากับ 61.03%, ค่าความถูกต้องของอัตราของน้ำที่เกิดขึ้นเท่ากับ 100 % และค่าความถูกต้องของค่ากำลังไฟฟ้าเท่ากับ 94.87 % ดังแสดงในรูปที่ 5.4, 5.5 และ 5.6 ตามลำดับ



รูปที่ 5.4 โพลาริเซชันของเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

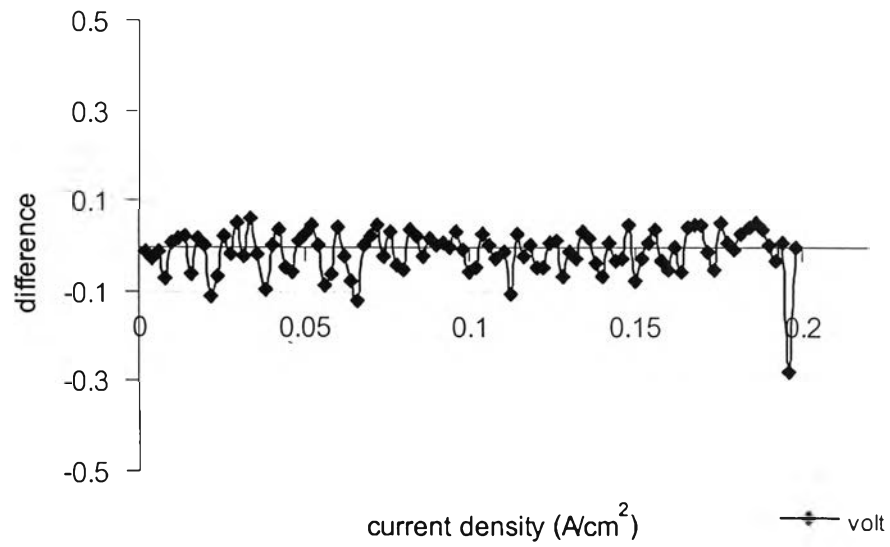


รูปที่ 5.5 อัตราการเกิดน้ำภายในเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

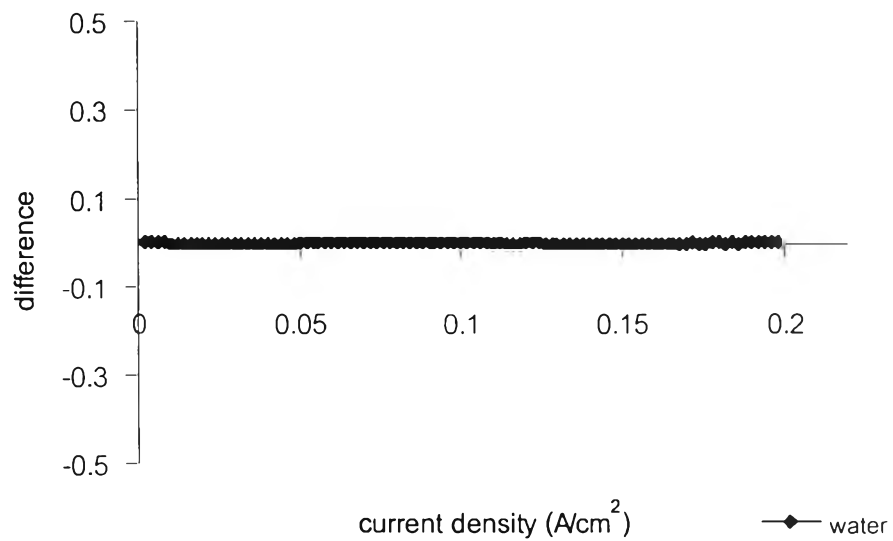


รูปที่ 5.6 กำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

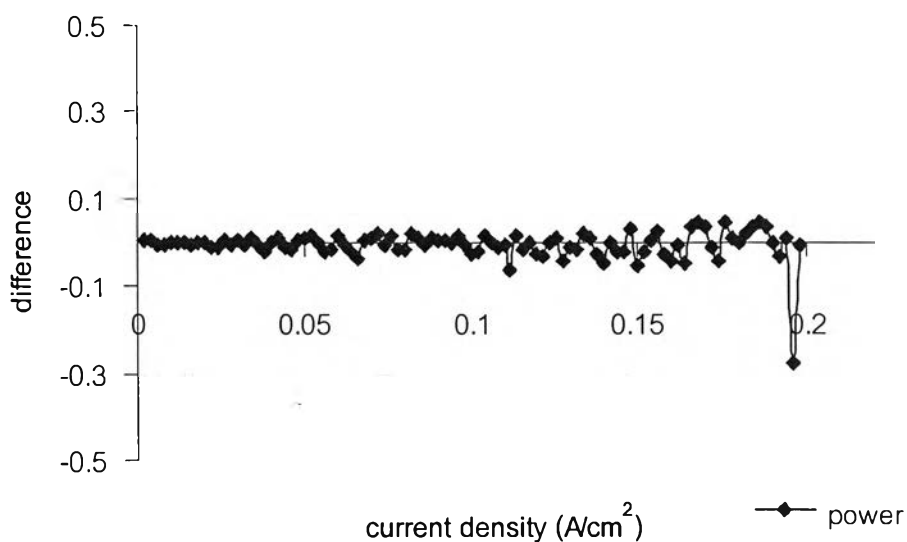
เมื่อเขียนกราฟเพื่อตรวจสอบค่าความแตกต่างของค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก และค่าที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพ พบว่ามีความแตกต่างกันอยู่ในช่วงที่เข้าใกล้ศูนย์ซึ่งเป็นค่าที่ยอมรับได้ดังแสดงในรูปที่ 5.7 สำหรับค่าผลต่างของค่าศักย์ไฟฟ้า, รูปที่ 5.8 สำหรับค่าผลต่างของอัตราการเกิดน้ำ และรูปที่ 5.9 สำหรับค่าผลต่างของค่ากำลังไฟฟ้า ตามลำดับ



รูปที่ 5.7 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของศักย์ไฟฟ้าระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิรพลเน็ตเวิร์ก กับผลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด



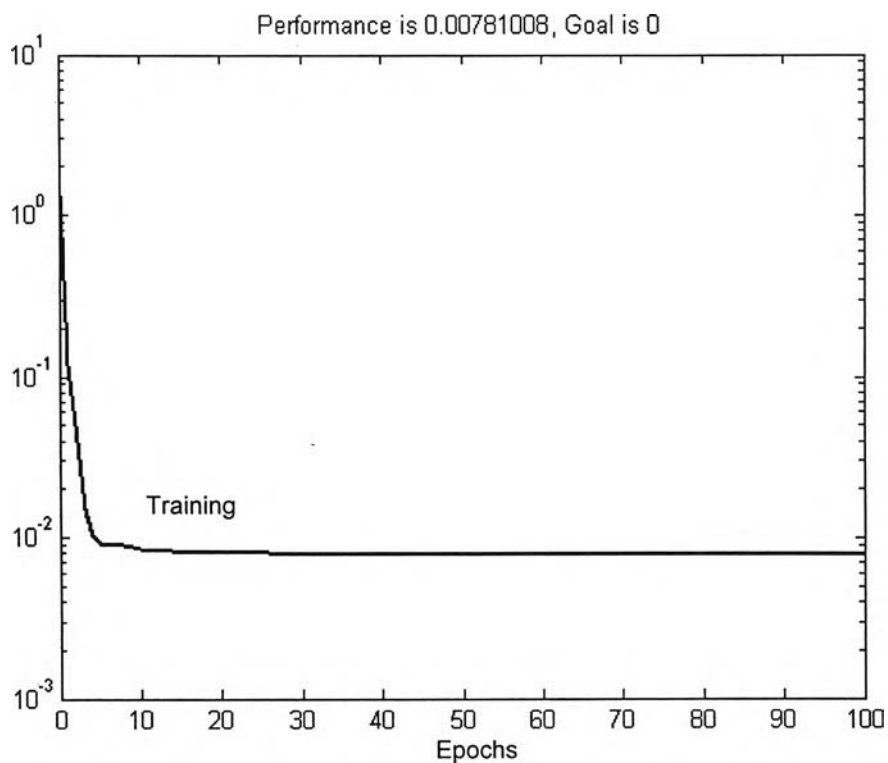
รูปที่ 5.8 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของอัตราการเกิดน้ำระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิรพลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด



รูปที่ 5.9 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของกำลังไฟฟ้าระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 400 ชุด

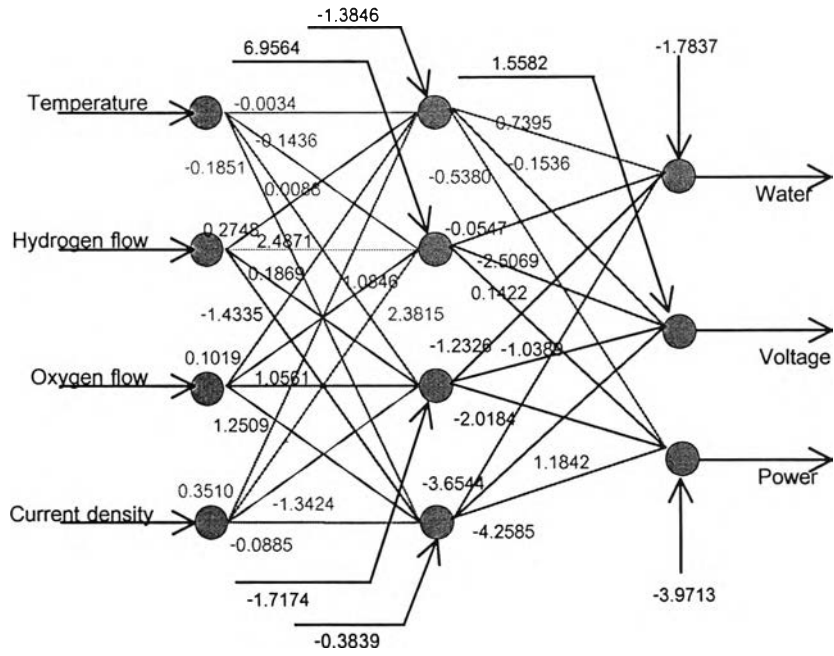
5.1.1.4 การฝึกเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูล 800 ชุด

ทำการฝึกเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูล 800 ชุด ด้วยฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิคเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นซ่อน, ฟังก์ชันเชิงเส้นอิมตัวเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นเอาต์พุต และผลของการฝึกข้อมูลพบว่าเมื่อทำการคำนวณซ้ำถึงรอบที่ 100 ค่าสมรรถนะที่ได้จากการคำนวณ เท่ากับ 0.00781008 ดังแสดงในรูปที่ 5.10



รูปที่ 5.10 ค่าความผิดพลาดกำลังของสองโดยวิธีการฝึกแบบ Levenberg-Marquadt BP
สำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด

หลังจากการฝึกข้อมูลของนิรอลเน็ตเวิร์กแล้วจะได้ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของชั้นแต่ละชั้น และพบว่าที่โหนดของตัวแปรอินพุตที่เป็นค่าอัตราการผลิตของแก๊สไฮโดรเจนมีค่าเป็นบวกและมีค่ามากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับโหนดของตัวแปรอินพุตอื่น ทำให้ทราบว่าค่าอัตราการผลิตของแก๊สไฮโดรเจนมีความสำคัญต่อตัวแปรทางด้านเอาท์พุตมากกว่าตัวแปรอินพุตอื่น ๆ ดังแสดงในรูปที่ 5.11 และตารางที่ 5.4

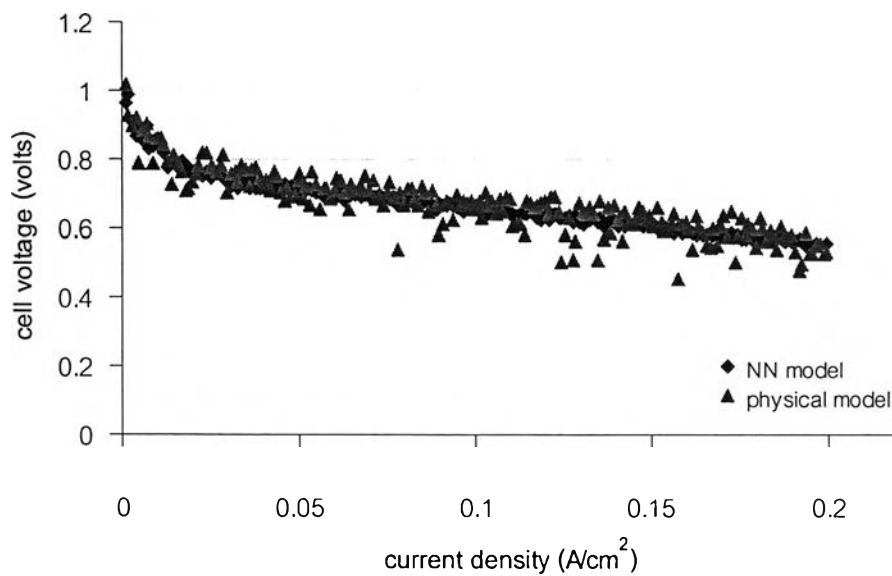


รูปที่ 5.11 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด

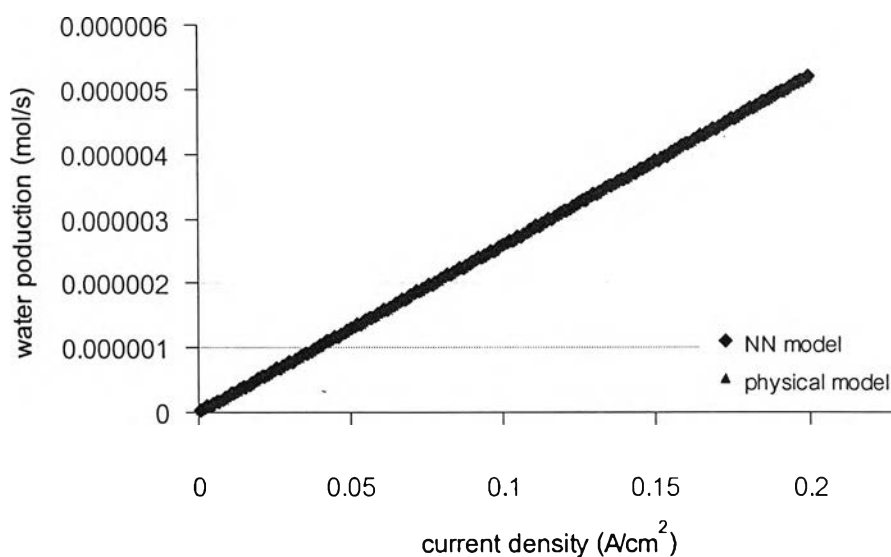
ตารางที่ 5.4 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กในชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด

	hidden	temperature	H ₂ flow	O ₂ flow	current density	bias(1)
layer 1 (input to hidden)	node 1	-0.003471	0.274886	0.101983	0.351040	-1.384650
	node 2	-0.143683	2.487107	1.084683	2.381564	6.956487
	node 3	-0.185162	0.186984	1.056118	-1.342434	-1.717419
	node 4	0.008826	-1.433522	1.250969	-0.088572	-0.383933
	hidden	water	volt	power		
layer 2 (hidden to output)	node 1	0.739594	-0.153673	-0.538068		
	node 2	-0.054711	-2.506951	0.142231		
	node 3	-1.232629	-1.038994	-2.018412		
	node 4	-3.654450	1.184255	-4.258574		
	bias(2)	-1.783754	1.558240	-3.971323		

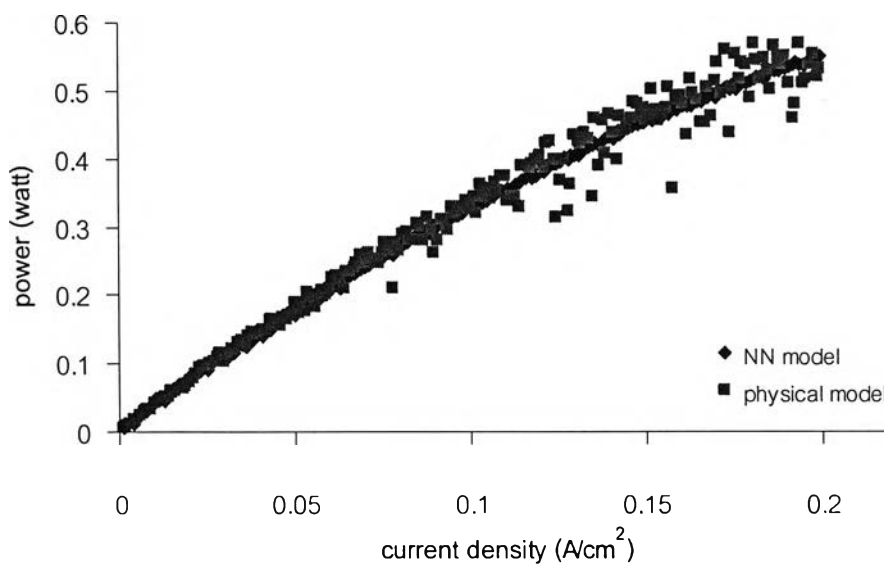
เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้ทำการฝึกมา ดังนั้นจึงนำแบบจำลองที่ได้มาทำการทดสอบกับข้อมูลอีกชุดหนึ่ง โดยทำการป้อนข้อมูลด้านอินพุตจากข้อมูลที่ได้มาจากการคำนวณและนำเอาผลจากการประมาณการที่ออกมาทางฝั่งเอาต์พุตของนิวรอลเน็ตเวิร์กมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการคำนวณ เพื่อเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก ซึ่งในที่นี้ได้นำค่าที่ได้จากแบบจำลองมาพล็อตเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการคำนวณแล้วหาค่า Regression (R^2) พบว่าค่าความถูกต้องของค่าศักย์ไฟฟ้าเท่ากับ 82.13 % , ค่าความถูกต้องของอัตราของน้ำที่เกิดขึ้นเท่ากับ 100 % และค่าความถูกต้องของค่ากำลังไฟฟ้าเท่ากับ 97.55 % ดังแสดงในรูปที่ 5.12, 5.13 และ 5.14 ตามลำดับ



รูปที่ 5.12 โพลลาไรเซชันของเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด



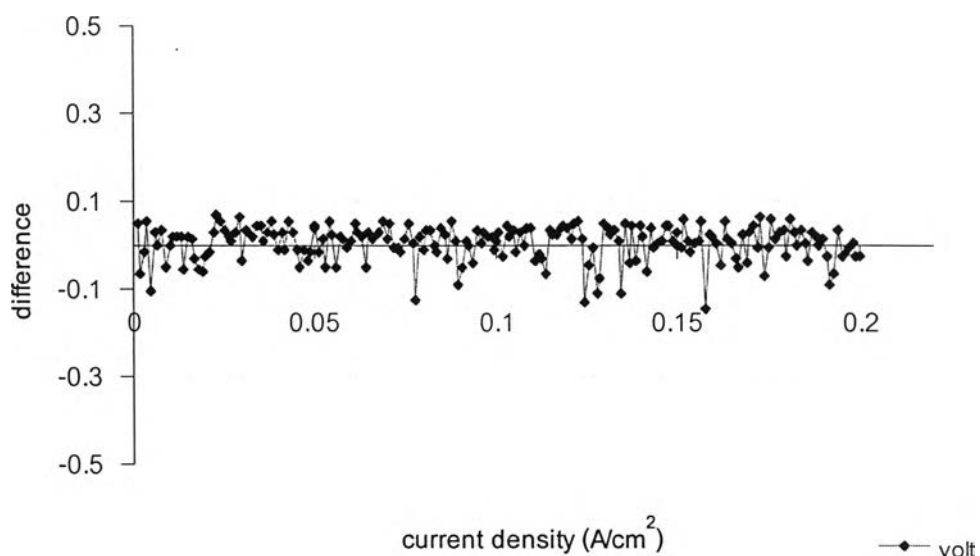
รูปที่ 5.13 อัตราการเกิดน้ำภายในเซลล์เชื้อเพลิง สำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด



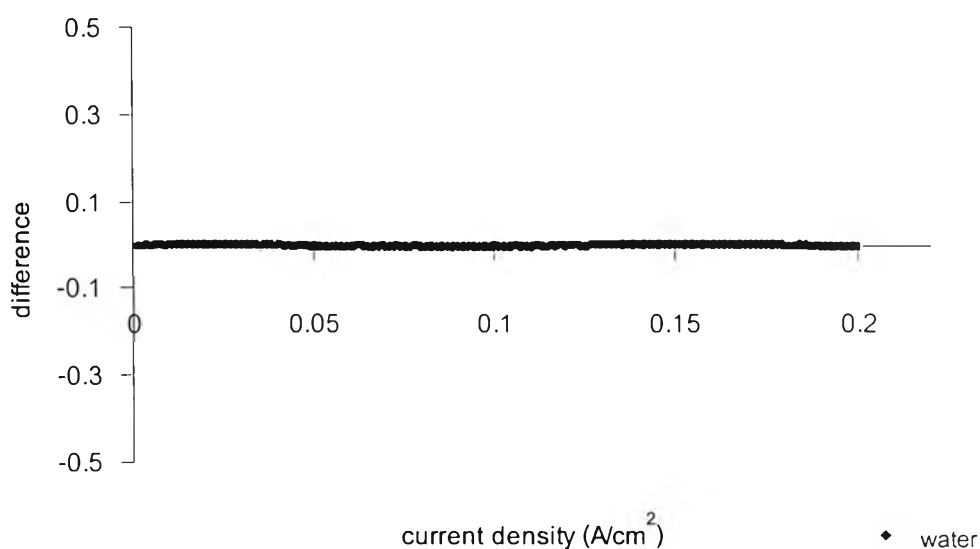
รูปที่ 5.14 กำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิง สำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด

และเมื่อเขียนกราฟเพื่อตรวจสอบค่าความแตกต่างของค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กและค่าที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพ พบว่ามีความแตกต่างกันอยู่ในช่วงที่เข้าใกล้ศูนย์

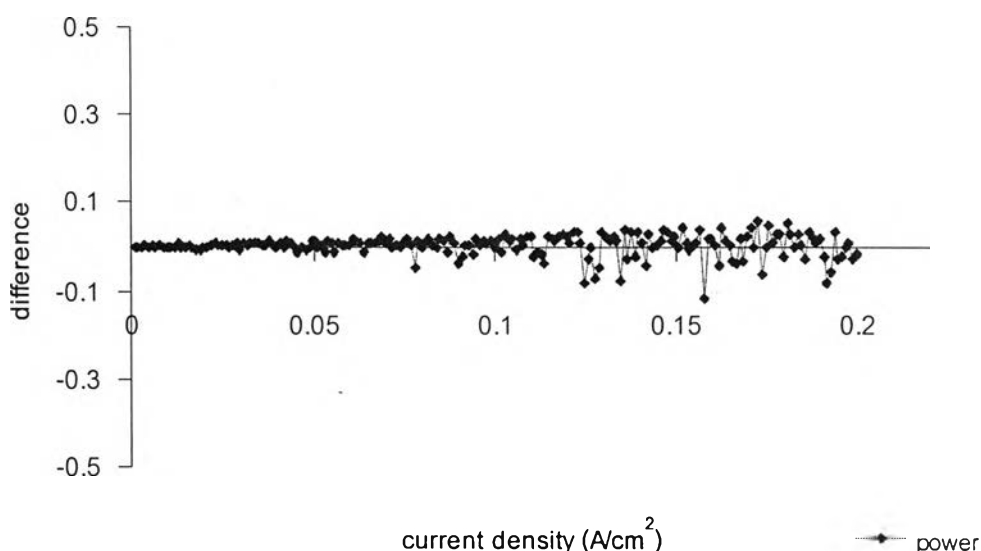
ซึ่งเป็นค่าที่ยอมรับได้ดังแสดงในรูปที่ 5.15 สำหรับค่าผลต่างของค่าศักย์ไฟฟ้า, รูปที่ 5.16 สำหรับค่าผลต่างของอัตราการเกิดน้ำ และรูปที่ 5.17 สำหรับค่าผลต่างของค่ากำลังไฟฟ้า ตามลำดับ



รูปที่ 5.15 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของศักย์ไฟฟ้าระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด



รูปที่ 5.16 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของอัตราการเกิดน้ำระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด



รูปที่ 5.17 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของกำลังไฟฟ้าระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิรพลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากแบบจำลองทางกายภาพสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 800 ชุด

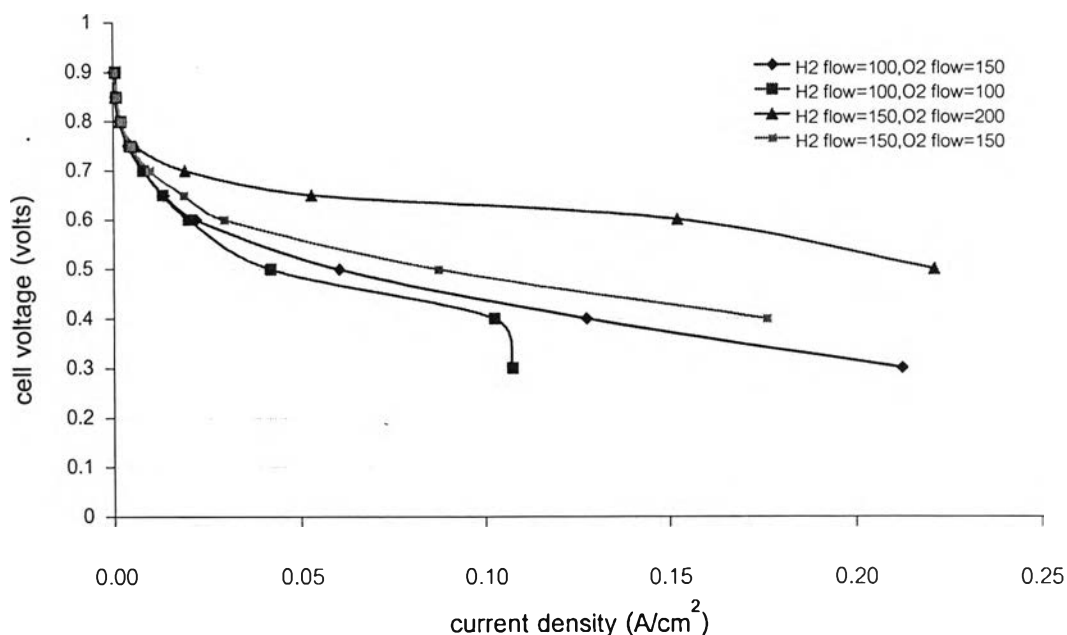
จากการศึกษาพบว่าเมื่อมีจำนวนข้อมูลสำหรับใช้ฝึกนิรพลเน็ตเวิร์กเพิ่มมากขึ้นจะทำให้ค่า Regression (R^2) มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น เนื่องจากมีข้อมูลในการสอนให้กับนิรพลเน็ตเวิร์กมากขึ้น ดังนั้นจึงทำให้นิรพลเน็ตเวิร์กเกิดการเรียนรู้และให้คำตอบที่ถูกต้องมากขึ้น และจากค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกเน็ตเวิร์กทั้งข้อมูลจำนวน 400 ชุดและ 800 ชุด จะพบว่าค่าน้ำหนักที่มากที่สุดในช่วงอินพุตจะอยู่ที่โหนดของตัวแปรอัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนซึ่งจะเชื่อมโยงไปยังชั้นซ่อนที่โหนดที่สองและจะมีค่าเชื่อมโยงมากที่สุดไปในชั้นเอาต์พุตที่โหนดของค่ากำลังไฟฟ้านั้นคือ อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนมีผลต่อการเกิดกำลังไฟฟ้าในเซลล์เชื้อเพลิง และเมื่อสังเกตค่าการเชื่อมโยงของทั้งสองเน็ตเวิร์กดังแสดงในรูปที่ 5.3 และ 5.11 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าค่าอัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนจะเชื่อมโยงไปยังชั้นซ่อนและเชื่อมโยงไปยังชั้นเอาต์พุตที่โหนดของค่ากำลังไฟฟ้าและค่าศักย์ไฟฟ้าตามลำดับ แสดงให้เห็นว่าค่าอัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนมีผลทั้งต่อค่ากำลังไฟฟ้าและค่าศักย์ไฟฟ้าในเซลล์เชื้อเพลิง

5.2 การฝึกนิรอลเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูลจากการทดลอง

ทำการทดลองเพื่อหาสมรรถนะของเซลล์เชื้อเพลิงแบบพีอีเอ็มแบบเซลล์เดี่ยวด้วยหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้ทำการปรับปรุงแล้ว โดยทำการเปลี่ยนภาวะของการทดลองของอัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจน เขียนกราฟโพลาริเซชันที่ได้จากการทดลองจะเป็นดังรูปที่ 5.18 จากนั้นทำการบันทึกค่าข้อมูลที่ต้องการใช้เพื่อนำไปฝึกในนิรอลเน็ตเวิร์กที่ออกแบบไว้เช่นเดียวกับการฝึกข้อมูลด้วยแบบจำลองทางกายภาพ ซึ่งภาวะที่ทำการทดลองจะเป็นดังตารางที่ 5.5 ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้นิรอลเน็ตเวิร์กนั้นสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2 มีตัวแปรทางด้านอินพุตประกอบด้วยอุณหภูมิเซลล์ อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจน อัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนและค่าความหนาแน่นกระแส สำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4 จะมีตัวแปรทางด้านอินพุตเพิ่มขึ้นมาอีกหนึ่งตัวแปรคือค่าความดันแตกต่างทางด้านขั้วแคโทด สำหรับตัวแปรทางด้านเอาต์พุตประกอบด้วยอัตราการเกิดของน้ำ ค่าศักย์ไฟฟ้าและค่ากำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นทั้ง 4 ภาวะการทดลอง

ตารางที่ 5.5 ภาวะการทดลองของเซลล์เชื้อเพลิง

ภาวะการทดลอง	อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจน(sccm)	อัตราการไหลของแก๊สออกซิเจน(sccm)
1	100	100
2	100	150
3	150	150
4	150	200

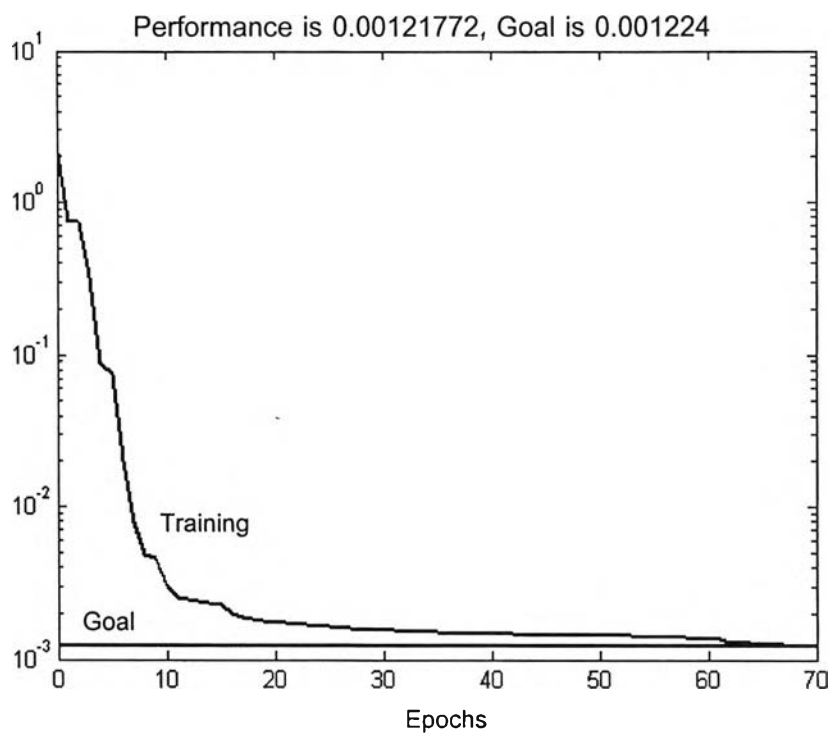


รูปที่ 5.18 โพลาริเซชันที่ได้จากการทดลอง

สำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และ 2 จะเก็บค่าตัวแปรทางด้านอินพุต ได้แก่ ค่าอุณหภูมิ อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจน อัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนและความหนาแน่นกระแส ส่วนตัวแปรทางด้านเอาต์พุตได้แก่อัตราการเกิดน้ำ ค่าศักย์ไฟฟ้าและค่ากำลังไฟฟ้า จากนั้นนำข้อมูลมาเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียม

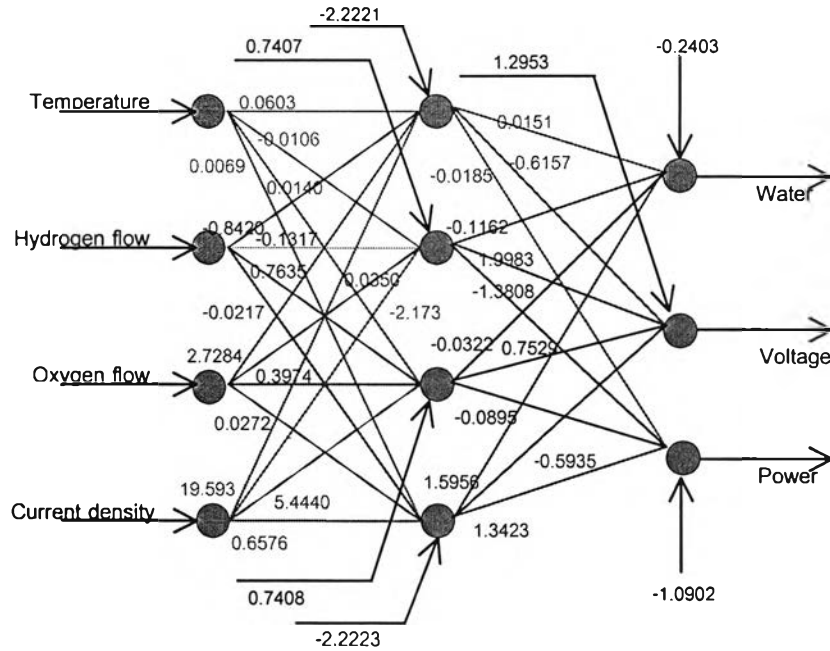
5.2.1 ภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

เมื่อให้อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนเท่ากับ 100 sccm และอัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนมีการเปลี่ยนแปลงคือ 100 sccm และ 150 sccm อุณหภูมิของเซลล์เป็น 60 องศาเซลเซียส ทำการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูล 817 ชุด ด้วยฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิกเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นซ่อน, ฟังก์ชันเชิงเส้นเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นเอาต์พุตผลของการฝึกข้อมูลพบว่าเมื่อทำการคำนวณซ้ำเป็นรอบที่ 70 ค่าสมรรถนะที่ได้จากการคำนวณ (สมรรถนะเท่ากับ 0.00121772) จะมีค่าต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้เป็นค่าเป้าหมาย (Goal = 0.001224) ดังรูปที่ 5.19



รูปที่ 5.19 ค่าความผิดพลาดกำลังที่สองโดยวิธีการฝึกแบบ Levenberg-Marquadt BP สำหรับ การฝึกข้อมูลจำนวน 817 ชุด

หลังจากการฝึกข้อมูลของนิรอลเน็ตเวิร์กแล้วจะได้ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของชั้นแต่ละชั้น และพบว่าที่โหนดของตัวแปรอินพุตที่เป็นค่าความหนาแน่นกระแสน้ำมีค่าเป็นบวกและมีค่ามากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับโหนดของตัวแปรอินพุตอื่น ทำให้ทราบว่าค่าความหนาแน่นกระแสน้ำมีความสำคัญต่อตัวแปรทางด้านเอาต์พุตมากกว่าตัวแปรอินพุตอื่น ๆ ดังแสดงในรูปที่ 5.20 และตารางที่ 5.6



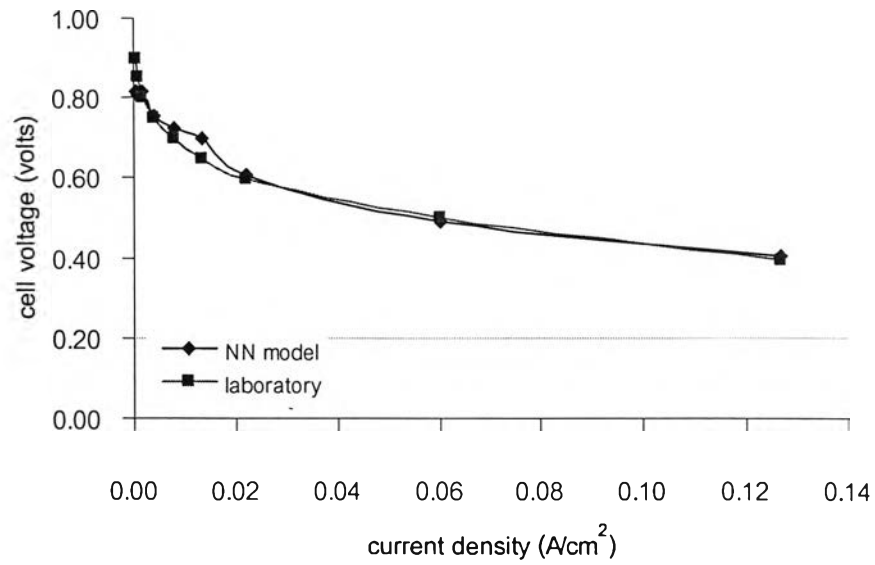
รูปที่ 5.20 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

จากการศึกษาพบว่าค่าน้ำหนักที่มากที่สุดที่สุดในชั้นอินพุตจะอยู่ที่โหนดความหนาแน่นกระแส ซึ่งจะเชื่อมโยงไปยังชั้นซ่อนที่โหนดที่หนึ่งและจะมีค่าเชื่อมโยงมากที่สุดไปในชั้นเอาต์พุตที่โหนดของอัตราการเกิดน้ำ นั่นคือ ค่าความหนาแน่นกระแสมีผลต่อการเกิดน้ำในเซลล์เชื้อเพลิง และเมื่อสังเกตค่าการเชื่อมโยงในรูปที่ 5.20 จะเห็นได้ว่าค่าอัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนจะเชื่อมโยงไปยังชั้นเอาต์พุตที่เป็นค่าศักย์ไฟฟ้าและอัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนจะเชื่อมโยงไปยังชั้นเอาต์พุตที่โหนดของอัตราการเกิดน้ำ

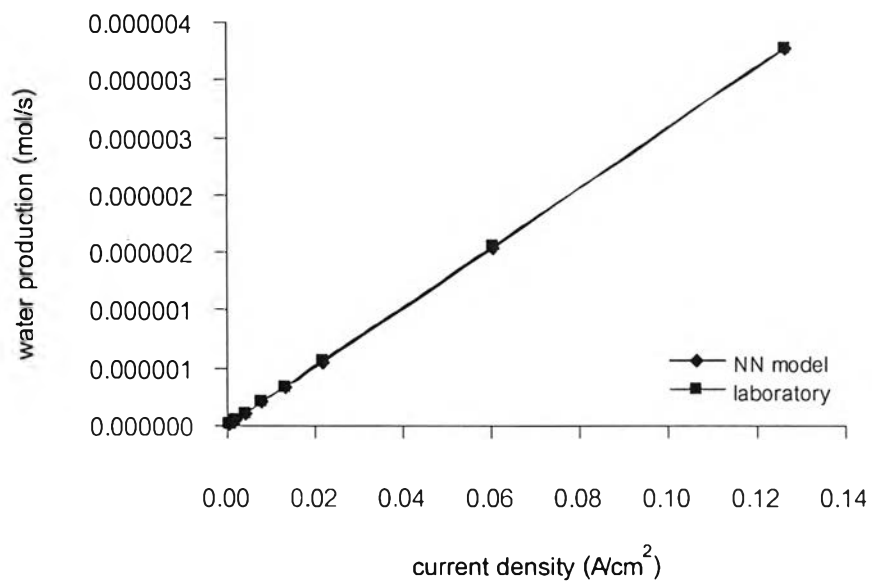
ตารางที่ 5.6 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กในชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนและชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาต์พุตสำหรับการฝึกข้อมูลของภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

	hidden	temperature	H ₂ flow	O ₂ flow	current density	bias(1)
layer 1 (input to hidden)	node 1	0.060367	-0.842044	2.728406	19.593029	-2.22218
	node 2	-0.010627	-0.131784	0.035072	-2.173347	0.740755
	node 3	0.014043	0.763520	0.397402	5.444093	0.740829
	node 4	0.006951	-0.021752	0.027255	0.657619	-2.22234
	hidden	water	volt	power		
layer 2 (hidden to output)	node 1	0.015116	-0.615781	-0.018526		
	node 2	-0.116280	1.998315	-1.380844		
	node 3	-0.032238	0.752987	-0.089528		
	node 4	1.595679	-0.593558	1.342340		
	bias(2)	-0.240383	1.295366	-1.090232		

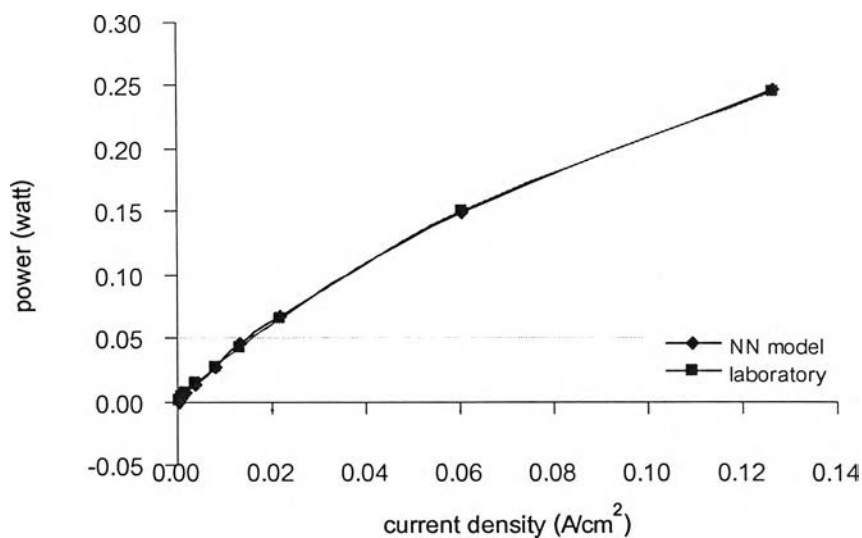
เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้ทำการฝึกมา ดังนั้นจึงนำแบบจำลองที่ได้มาทำการทดสอบกับข้อมูลอีกชุดหนึ่ง โดยทำการป้อนข้อมูลด้านอินพุตจากข้อมูลที่ได้มาจากการทดลองและนำเอาผลจากการประมาณการที่ออกมาทางฝั่งเอาต์พุตของนิวรอลเน็ตเวิร์กมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการทดลอง เพื่อเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก ซึ่งในที่นี้ได้นำค่าที่ได้จากแบบจำลองมาพล็อตเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการทดลองแล้วหาค่า Regression (R^2) พบว่าค่าความถูกต้องของค่าศักย์ไฟฟ้าเท่ากับ 89.07 %, ค่าความถูกต้องของอัตราของน้ำที่เกิดขึ้นเท่ากับ 99.99 % และค่าความถูกต้องของค่ากำลังไฟฟ้าเท่ากับ 99.82 % ดังแสดงในรูปที่ 5.21, 5.22 และ 5.23 ตามลำดับ



รูปที่ 5.21 โพลาริเซชันของเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

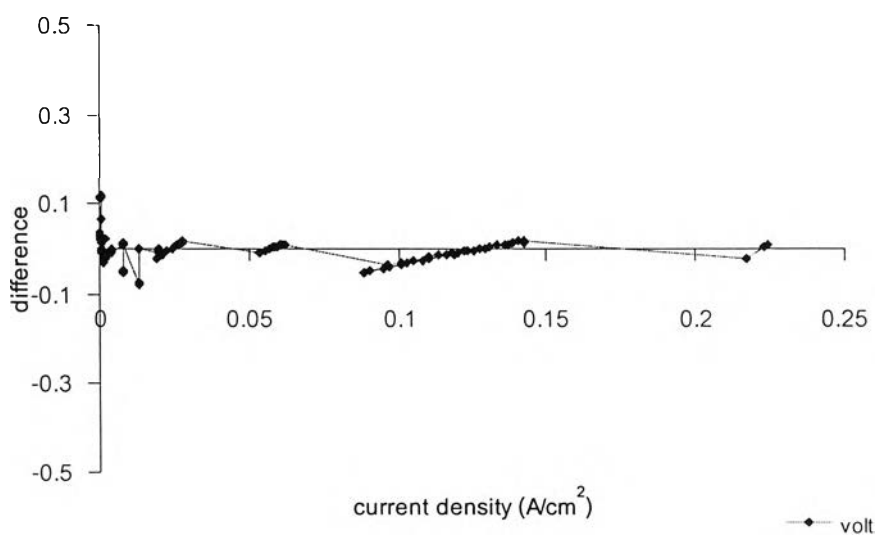


รูปที่ 5.22 อัตราการเกิดน้ำภายในเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

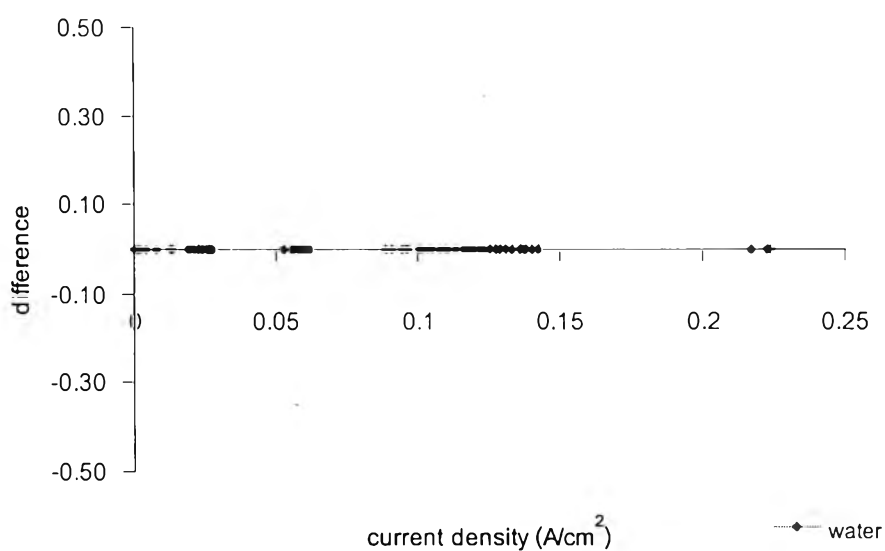


รูปที่ 5.23 กำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

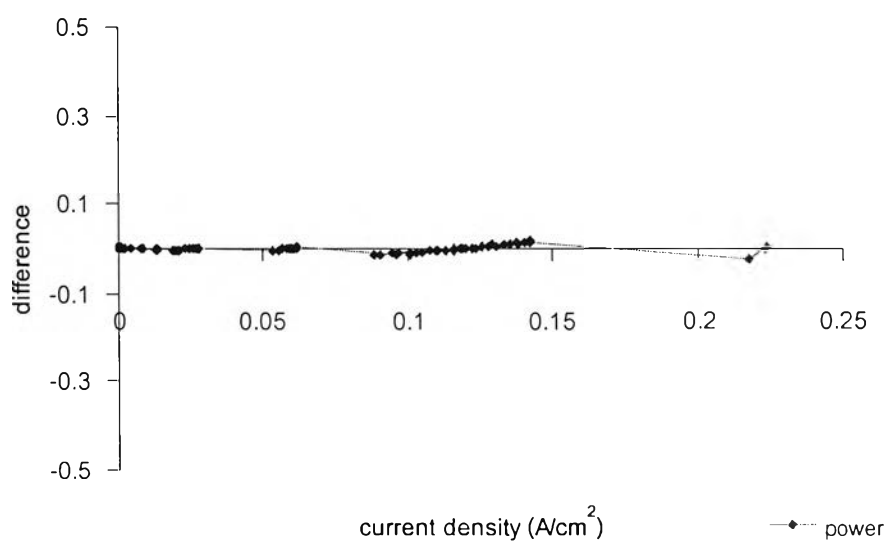
เมื่อเขียนกราฟเพื่อตรวจสอบค่าความแตกต่างของค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก และค่าที่ได้จากการทดลอง พบว่ามีความแตกต่างกันอยู่ในช่วงที่เข้าใกล้ศูนย์ซึ่งเป็นค่าที่ยอมรับ ได้ดังแสดงในรูปที่ 5.24 สำหรับค่าผลต่างของค่าศักย์ไฟฟ้า, รูปที่ 5.25 สำหรับค่าผลต่างของ อัตราการเกิดน้ำ และรูปที่ 5.26 สำหรับค่าผลต่างของค่ากำลังไฟฟ้า ตามลำดับ



รูปที่ 5.24 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของศักย์ไฟฟ้าระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก กับผลที่ได้จากการทดลองสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2



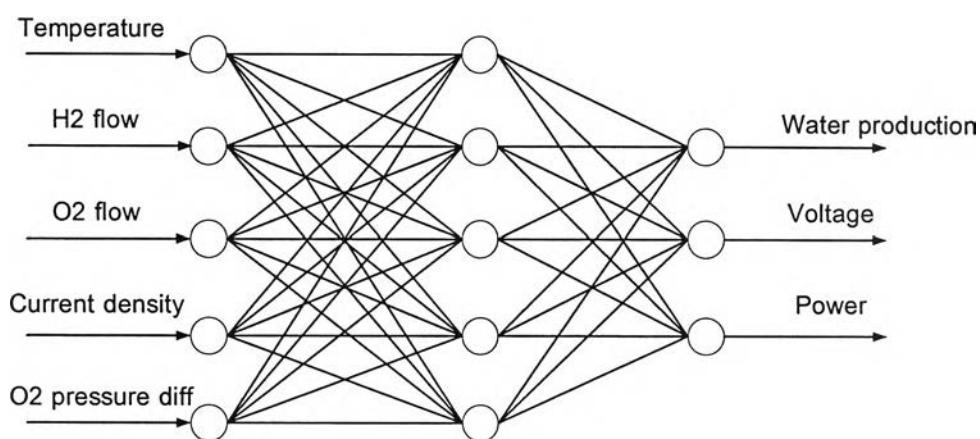
รูปที่ 5.25 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของอัตราการเกิดน้ำระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิรพลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากการทดลองสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2



รูปที่ 5.26 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของค่ากำลังไฟฟ้ระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิรพลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากการทดลองสำหรับภาวะการทดลองที่ 1 และภาวะการทดลองที่ 2

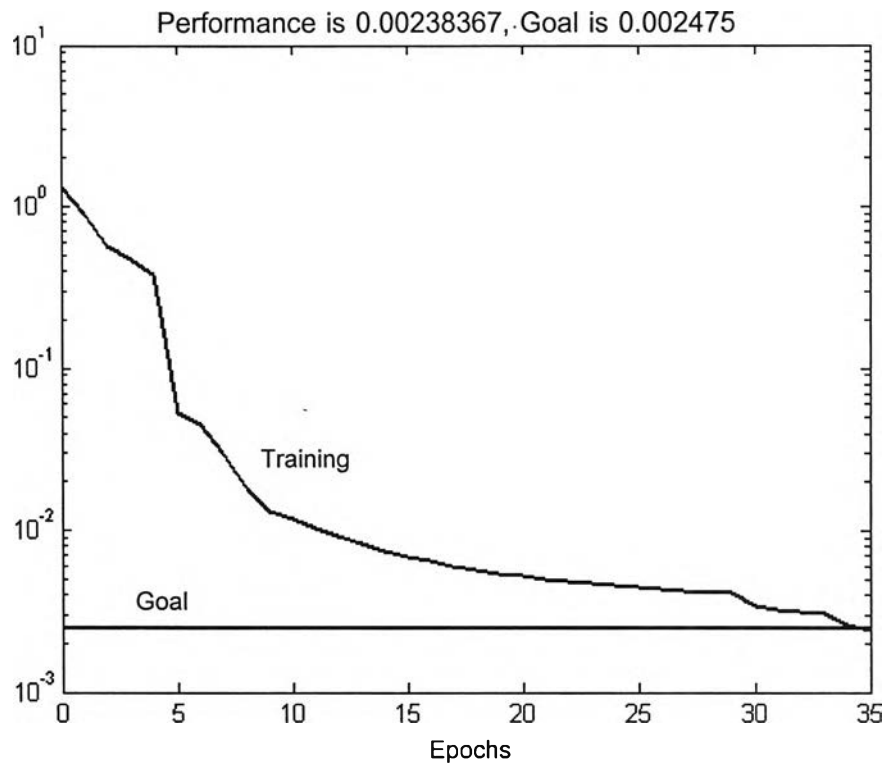
5.2.2 ภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4

เนื่องจากอิทธิพลของน้ำมีผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงเนื่องจากปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นในเซลล์เชื้อเพลิงนั้นนอกจากจะได้กระแสไฟฟ้าแล้วจะมีน้ำเกิดขึ้นทางด้านขั้วแคโทดด้วย ดังนั้นจึงได้ออกแบบโครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กใหม่โดยกำหนดให้มีตัวแปรอินพุตเพิ่มขึ้นหนึ่งตัวแปร คือค่าความดันแตกต่างของแก๊สที่ก่อนเข้าสู่เซลล์และออกจากเซลล์ทางด้านขั้วแคโทด ดังแสดงในรูปที่ 5.27



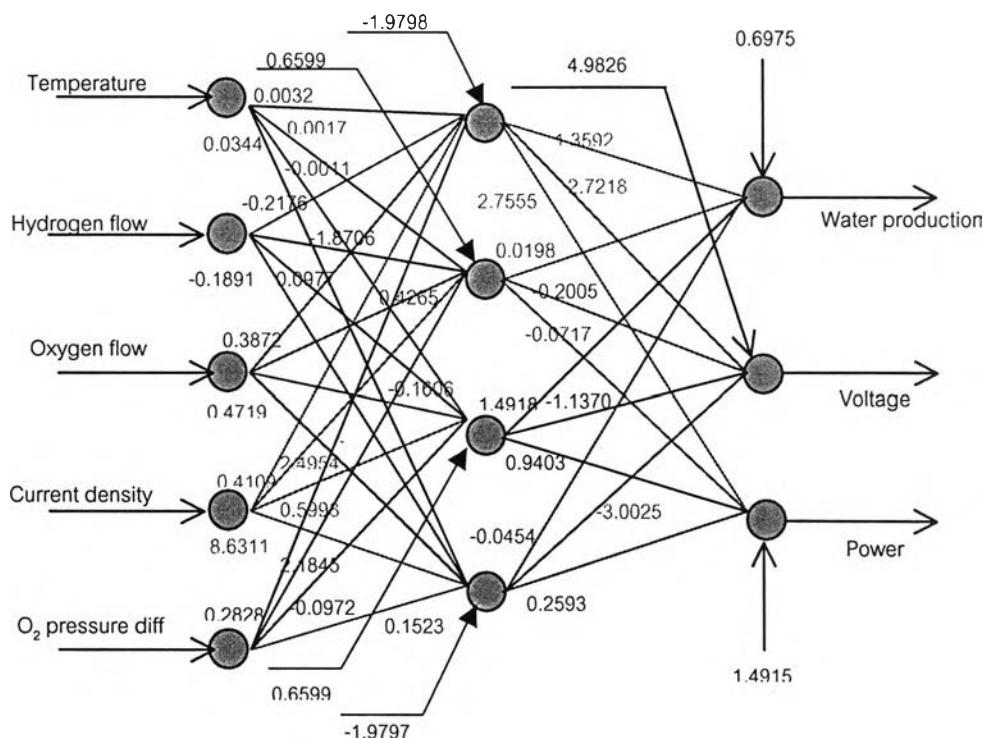
รูปที่ 5.27 โครงสร้างนิวรอลเน็ตเวิร์กของเซลล์เชื้อเพลิงแบบพีอีเอ็มเมื่อเพิ่มตัวแปรอินพุต

เมื่อให้อัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนเท่ากับ 150 sccm และอัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนมีการเปลี่ยนแปลงคือ 150 sccm และ 200 sccm อุณหภูมิของเซลล์เป็น 60 องศาเซลเซียส ทำการฝึกนิวรอลเน็ตเวิร์กด้วยข้อมูล 404 ชุด ด้วยฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิกเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นซ่อน, ฟังก์ชันเชิงเส้นเป็นแอคติเวชันฟังก์ชันในชั้นเอาต์พุตผลของการฝึกข้อมูลพบว่าเมื่อทำการคำนวณซ้ำเป็นรอบที่ 35 ค่าสมรรถนะที่ได้จากการคำนวณ (สมรรถนะเท่ากับ 0.00238367) จะมีค่าต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้เป็นค่าเป้าหมาย (Goal = 0.002475) ดังรูปที่ 5.28



รูปที่ 5.28 ค่าความผิดพลาดกำลังของสองโดยวิธีการฝึกแบบ Levenberg-Marquadt BP สำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 404 ชุด

หลังจากการฝึกข้อมูลของนิวรอลเน็ตเวิร์กแล้วจะได้ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของชั้นแต่ละชั้น และพบว่าที่โหนดของตัวแปรอินพุตที่เป็นค่าความหนาแน่นกระแสน้ำมีค่าเป็นบวกและมีค่ามากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับโหนดของตัวแปรอินพุตอื่น ทำให้ทราบว่าค่าความหนาแน่นกระแสน้ำมีความสำคัญต่อตัวแปรทางด้านเอาต์พุตมากกว่าตัวแปรอินพุตอื่น ๆ ดังแสดงในรูปที่ 5.29 และตารางที่ 5.7



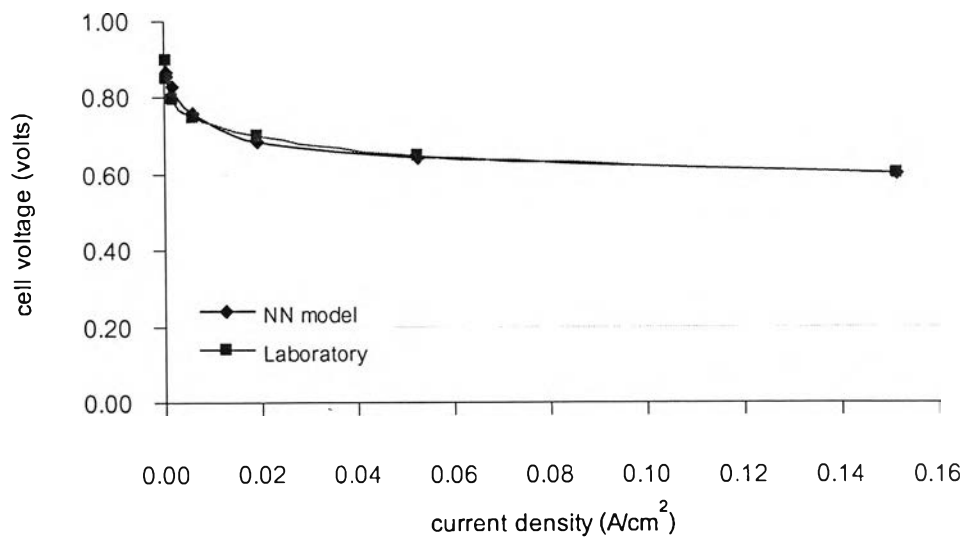
รูปที่ 5.29 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิวรอลเน็ตเวิร์กสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4

จากการศึกษาพบว่าค่าน้ำหนักที่มากที่สุดที่สุดในชั้นอินพุตจะอยู่ที่โหนดความหนาแน่นกระแส ซึ่งจะเชื่อมโยงไปยังชั้นซ่อนที่โหนดที่สี่และจะมีค่าเชื่อมโยงมากที่สุดไปในชั้นเอาต์พุตที่โหนดของค่ากำลังไฟฟ้า นั่นคือ ค่าความหนาแน่นกระแสมีผลต่อกำลังไฟฟ้า และเมื่อสังเกตค่าการเชื่อมโยงในรูปที่ 5.29 จะเห็นได้ว่าค่าอัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจนจะเชื่อมโยงไปยังชั้นเอาต์พุตที่เป็นค่าอัตราการเกิดน้ำ, อัตราการไหลของแก๊สออกซิเจนจะเชื่อมโยงไปยังชั้นเอาต์พุตที่โหนดของกำลังไฟฟ้าและค่าความดันแตกต่างของแก๊สออกซิเจนจะเชื่อมโยงไปยังชั้นเอาต์พุตที่โหนดของอัตราการเกิดน้ำ

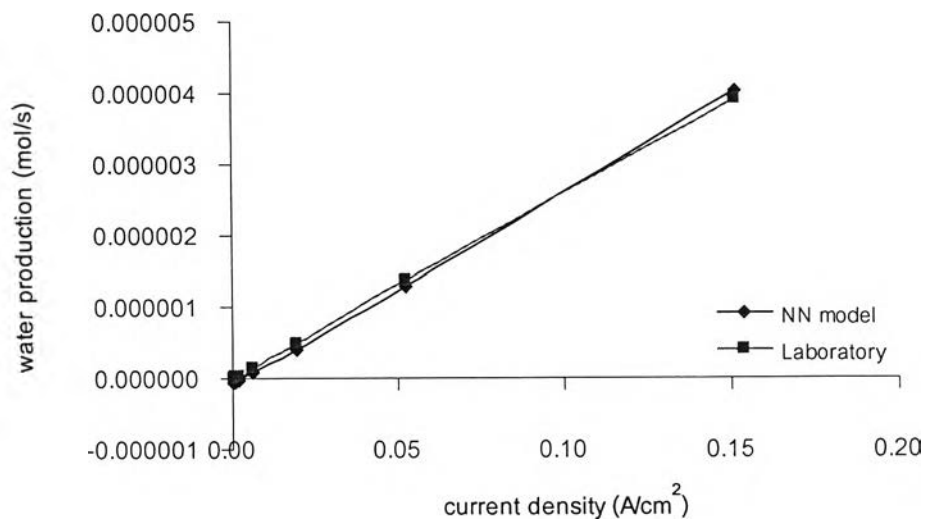
ตารางที่ 5.7 ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนดของนิรอลเน็ตเวิร์กในชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนและชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาต์พุตสำหรับการฝึกข้อมูลจำนวน 404 ชุด

	hidden	Temp.	H ₂ flow	O ₂ flow	current density	P _{O₂} diff	bias(1)
layer 1 (input to hidden)	node 1	0.00325	-0.21768	0.38723	0.41093	0.28288	-1.97988
	node 2	0.00174	-1.87069	-0.42655	2.49549	2.18454	0.65997
	node 3	-0.00119	0.09776	-0.16063	0.59985	-0.09721	0.65996
	node 4	0.03445	-0.18918	0.47195	8.63111	0.15235	-1.97979
	hidden	water	volt	power			
layer 2 (hidden to hidden)	node 1	1.35925	2.72183	2.75556			
	node 2	0.01983	-0.20050	-0.07178			
	node 3	1.49184	-1.13709	0.94303			
	node 4	-0.04549	-3.00256	0.25936			
	bias(2)	0.69758	4.98267	1.49153			

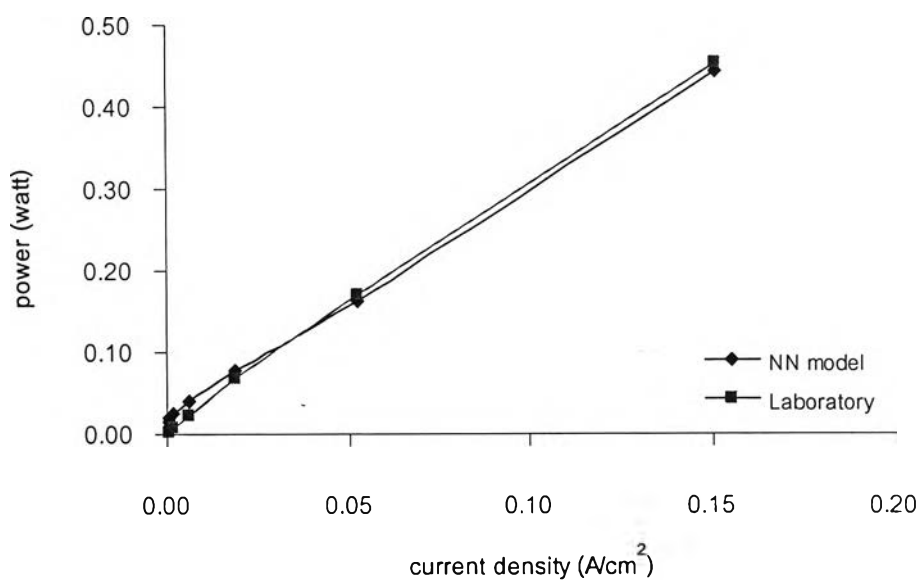
เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์กสำหรับเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้ทำการฝึกมา ดังนั้นจึงนำแบบจำลองที่ได้มาทำการทดสอบกับข้อมูลอีกชุดหนึ่ง โดยทำการป้อนข้อมูลด้านอินพุตจากข้อมูลที่ได้มาจากการทดลองและนำเอาผลจากการประมาณการที่ออกมาทางฝั่งเอาต์พุตของนิรอลเน็ตเวิร์กมาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการทดลอง เพื่อเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนิรอลเน็ตเวิร์ก ซึ่งในที่นี้ได้นำค่าที่ได้จากแบบจำลองมาพล็อตเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากการทดลองแล้วหาค่า Regression (R^2) พบว่าค่าความถูกต้องของค่าศักย์ไฟฟ้าเท่ากับ 96.63 %, ค่าความถูกต้องของอัตราของน้ำที่เกิดขึ้นเท่ากับ 99.96 % และค่าความถูกต้องของค่ากำลังไฟฟ้าเท่ากับ 99.95 % ดังแสดงในรูปที่ 5.30, 5.31 และ 5.32 ตามลำดับ



รูปที่ 5.30 โพลลาไรเซชันของเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4

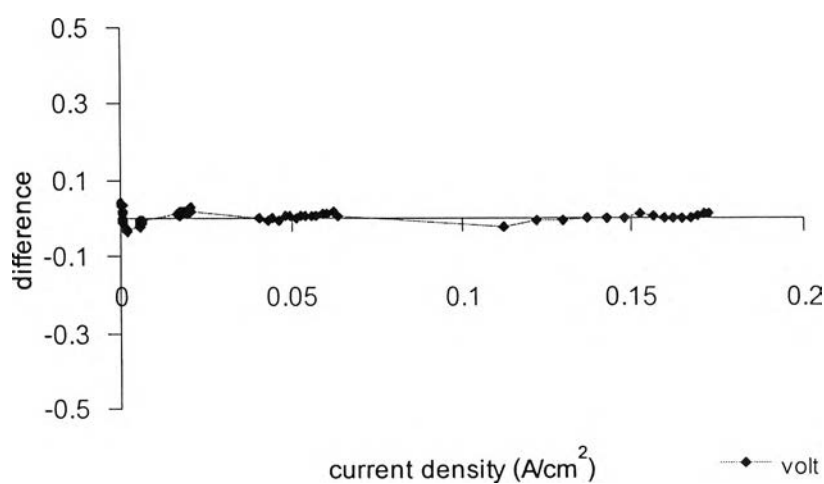


รูปที่ 5.31 อัตราการเกิดน้ำภายในเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4

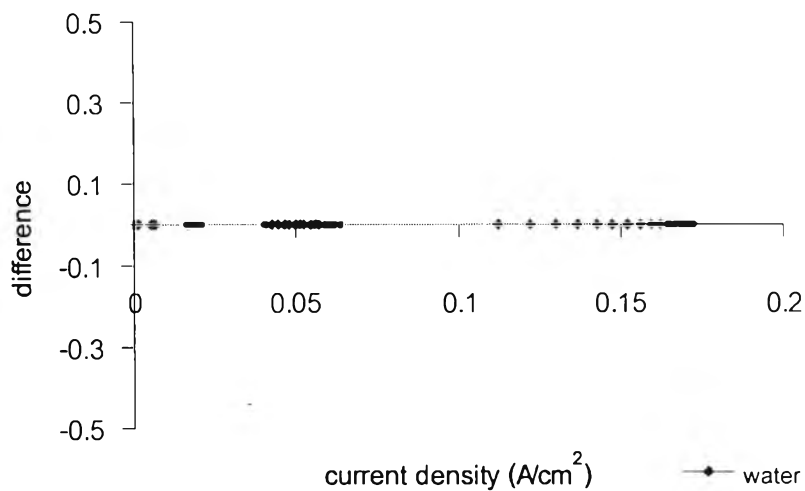


รูปที่ 5.32 กำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิงสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4

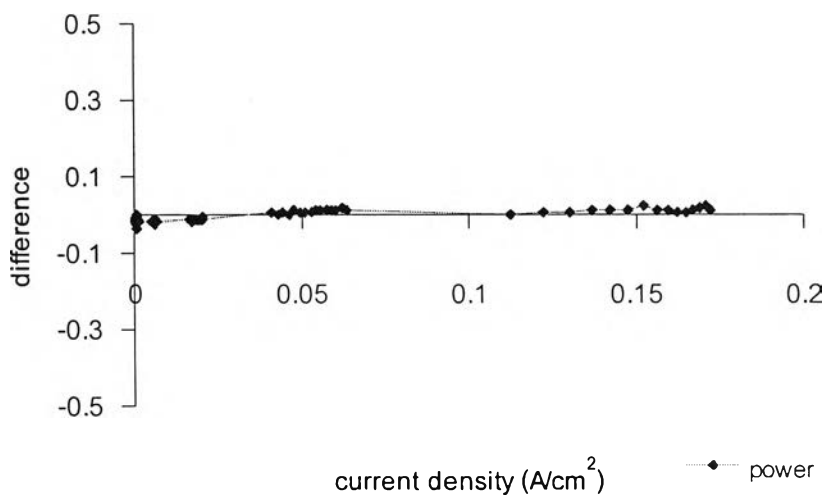
เมื่อเขียนกราฟเพื่อตรวจสอบค่าความแตกต่างของค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ก และค่าที่ได้จากการทดลอง พบว่ามีความแตกต่างกันอยู่ในช่วงที่เข้าใกล้ศูนย์ซึ่งเป็นค่าที่ยอมรับ ได้ดังแสดงในรูปที่ 5.33 สำหรับค่าผลต่างของค่าศักย์ไฟฟ้า, รูปที่ 5.34 สำหรับค่าผลต่างของ อัตราการเกิดน้ำ และรูปที่ 5.35 สำหรับค่าผลต่างของค่ากำลังไฟฟ้า ตามลำดับ



รูปที่ 5.33 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของศักย์ไฟฟ้าระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากการทดลองสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4



รูปที่ 5.34 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของอัตราการเกิดน้ำระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากการทดลองสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4



รูปที่ 5.35 การเปรียบเทียบค่าผลต่างของค่ากำลังไฟระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับผลที่ได้จากการทดลองสำหรับภาวะการทดลองที่ 3 และภาวะการทดลองที่ 4

สำหรับค่าเป้าหมายของนิวรอลเน็ตเวิร์กในแต่ละโครงสร้างจะมีค่าไม่เท่ากันเนื่องจากวิธีคิดค่าเป้าหมายจะต้องมีจำนวนข้อมูลมาเกี่ยวข้องด้วย โดยค่าเป้าหมายจะเป็นส่วนกลับกับจำนวนข้อมูลที่ใช้ ฉะนั้นเมื่อจำนวนข้อมูลสำหรับเรียนรู้ไม่เท่ากันจะทำให้ค่าเป้าหมายไม่เท่ากันด้วย

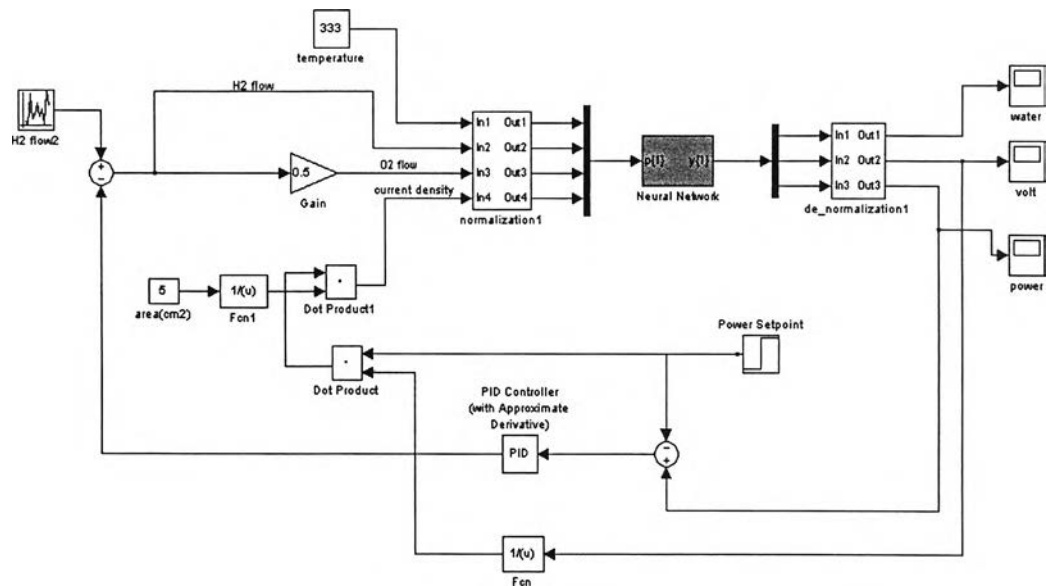
5.3 ระบบควบคุมของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงพีอีเอ็ม

5.3.1 ผลของการปรับแต่งเครื่องควบคุมโดยวิธีวงควบคุมแบบเปิด

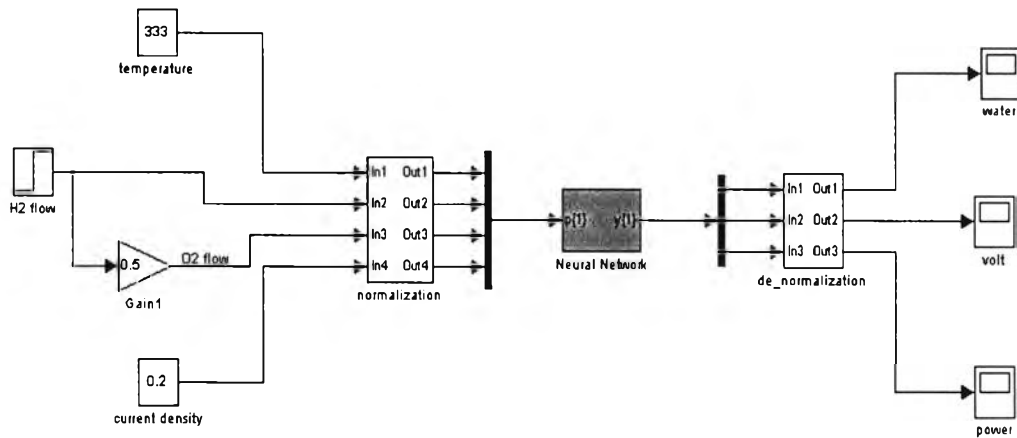
หลังจากได้แบบจำลองนิเวรอลเน็ตเวิร์กของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงแล้ว จึงสร้างระบบควบคุมโดยกำหนดให้แบบจำลองนิเวรอลเน็ตเวิร์กที่ผ่านการฝึกและตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองแล้วทำหน้าที่เสมือนเป็นหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงพีอีเอ็มแบบเซลล์เดียวดังแสดง การควบคุมหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงแบบพีอีเอ็มแบบเซลล์เดียวในรูปที่ 5.36 ในระบบควบคุมจำเป็นต้องกำหนดพารามิเตอร์ควบคุมที่เหมาะสมของเครื่องควบคุม ดังนั้นจึงหาค่าพารามิเตอร์ของระบบควบคุม โดยให้ระบบควบคุมเป็นแบบวงเปิดดังแสดงในรูปที่ 5.37 และเปลี่ยนตัวแปรขาเข้าของระบบแบบขั้นบันไดดังแสดงในรูปที่ 5.38 โดยการเปลี่ยนค่าอัตราการผลิตของแก๊สไฮโดรเจนโดยจะเริ่มการเปลี่ยนแปลงที่เวลา 20 วินาที ค่าของการเปลี่ยนแปลงจะเริ่มต้นที่ $2.00E-07$ และสิ้นสุดที่ $3.00E-07$ สำหรับผลตอบสนองที่ได้ของระบบจะแสดงในรูปที่ 5.39 ตามลำดับ จากนั้นนำผลตอบสนองมาคำนวณหาทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของกระบวนการอันดับที่หนึ่งรวมค่าเวลาหน่วง จะได้ค่าอัตราขยายเชิงสถิติเท่ากับ 1 ค่าเวลาหน่วงเท่ากับ 0.1 วินาที และค่าเวลาคงที่กระบวนการเท่ากับ 0.6 วินาที (ภาคผนวก ข) สามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$G_{prc}(s) = \frac{1e^{-0.1s}}{0.6s + 1} \quad (5.1)$$

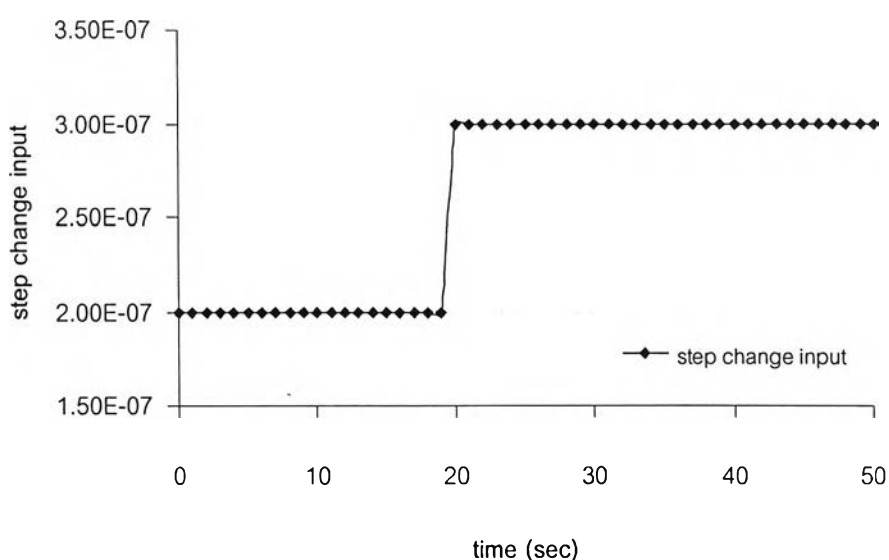
นำทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันที่ได้มาใช้ในการออกแบบและปรับแต่งค่าพารามิเตอร์เครื่องควบคุม



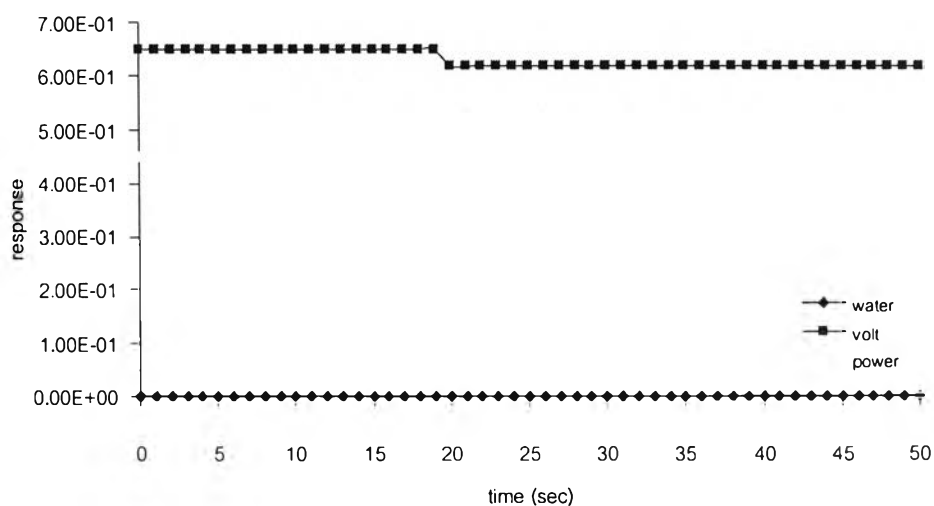
รูปที่ 5.36 ระบบควบคุมของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงฟิวเอ็ลแบบเซลล์เดี่ยวแบบวงปิด



รูปที่ 5.37 ระบบควบคุมของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงฟิวเอ็ลแบบเซลล์เดี่ยวแบบวงเปิด



รูปที่ 5.38 การเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดของอัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจน



รูปที่ 5.39 ผลตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดของอัตราการไหลของแก๊สไฮโดรเจน

จากรูปที่ 5.39 จะเห็นได้ว่าก่อนเวลา 20 วินาทีกระบวนการมีภาวะคงตัว เมื่อระบบมีการเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดของตัวแปรขาเข้าทำให้กระบวนการถูกรบกวนและเกิดการเปลี่ยนแปลงเพื่อปรับตัวเข้าสู่ภาวะคงตัวใหม่อีกครั้งหนึ่ง ซึ่งจากรูปผลตอบสนองของระบบจะเกิดการเปลี่ยนแปลงเร็วมาก แสดงให้เห็นว่าระบบมีการปรับตัวให้เข้าสู่ภาวะคงตัวได้อย่างรวดเร็ว

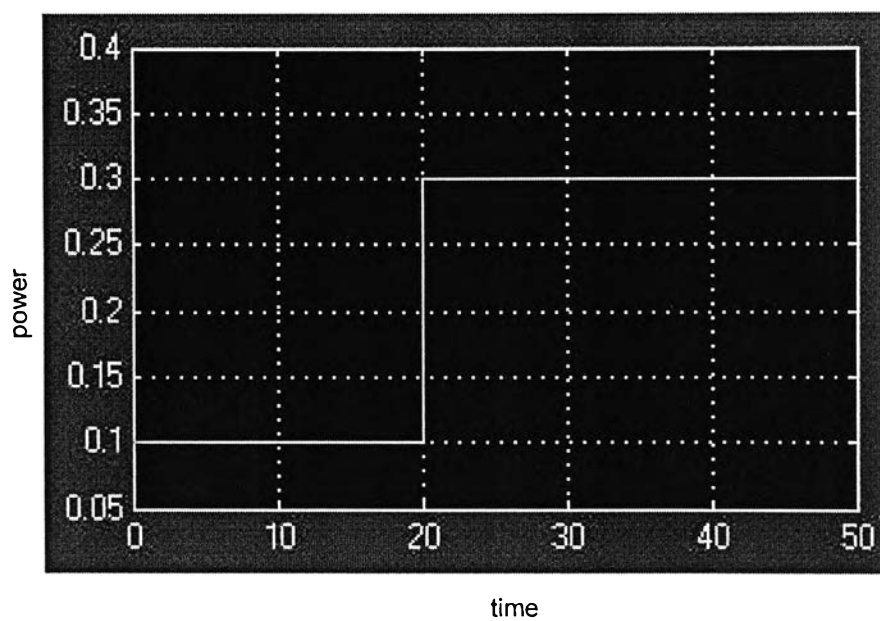
5.3.2 ผลของการปรับแต่งเครื่องควบคุมโดยวิธีวงควบคุมแบบปิด

นำค่าอัตราขยายเชิงสถิติ, ค่าเวลาหน่วงและค่าคงที่กระบวนการที่ได้จากการปรับแต่งเครื่องควบคุมแบบวงเปิดมาคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ในการปรับแต่งเครื่องควบคุมแบบ Ziegler & Nichols โดยเลือกใช้เครื่องควบคุมแบบพีไอดี จากนั้นคำนวณหาค่าอัตราขยายเชิงสถิติ ค่าอัตราการอินทิเกรตและค่าอัตราการดิฟเฟอเรนเชียลดังสมการที่ 5.2 เพื่อนำค่าดังกล่าวมาปรับแต่งเครื่องควบคุม ดังนั้นค่าอัตราขยายเชิงสถิติมีค่าเท่ากับ 7.2 ค่าอัตราการอินทิเกรตมีค่าเท่ากับ 0.2 และค่าอัตราการดิฟเฟอเรนเชียลเท่ากับ 0.05 จะได้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของระบบควบคุมแบบวงปิดดังสมการที่ 5.3 เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์สำหรับเครื่องควบคุมสำหรับระบบของหน่วยทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงแล้วนำค่าที่ได้มาทำการจำลองระบบควบคุมโดยทำการ run โปรแกรมจนถึงเวลาสิ้นสุดกระบวนการที่ 50 วินาที

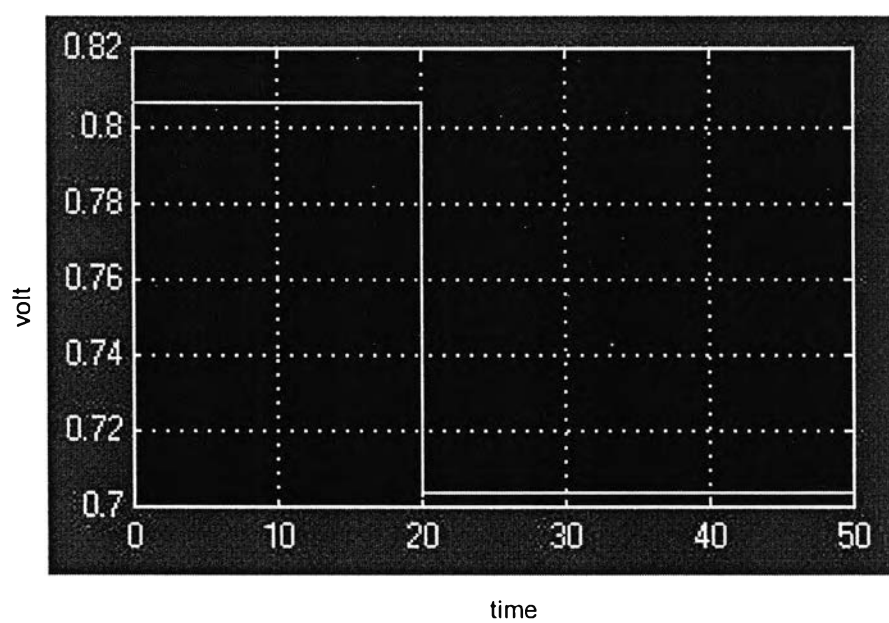
$$G_c(s) = K_c' \left(1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s \right) \quad (5.2)$$

$$G_c(s) = 7.2 \left(1 + \frac{1}{0.2s} + 0.05s \right) \quad (5.3)$$

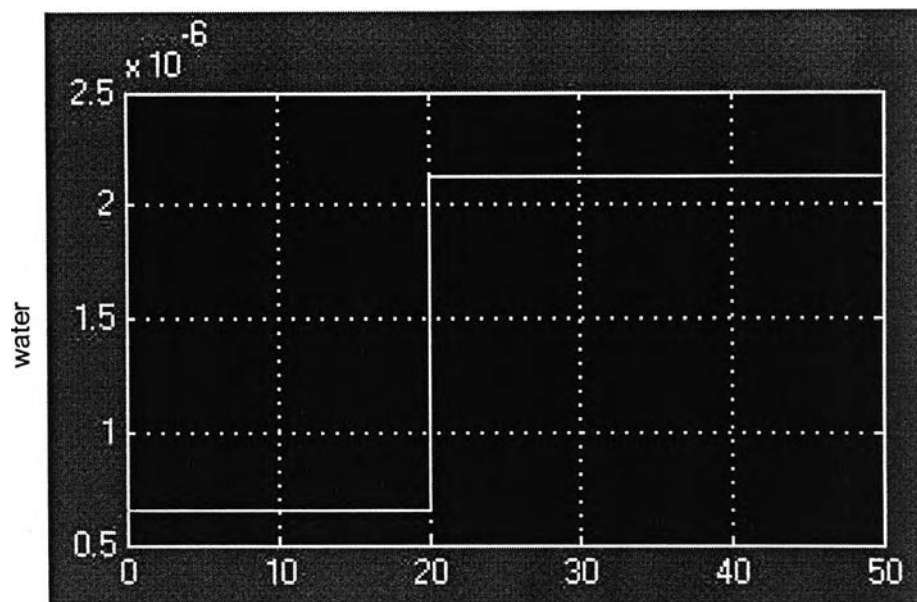
รูปที่ 5.40 แสดงผลตอบสนองของอัตราการเกิดกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบควบคุมแบบวงปิด เมื่อกำหนดให้มีการเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดของค่ากำลังไฟฟ้าซึ่งเป็นค่าเป้าหมายที่เวลา 20 วินาที จาก 0.1 วัตต์ไปเป็น 0.3 วัตต์ จากรูปจะเห็นว่าในช่วงแรกระบบมีค่าเท่ากับ 0.1 ซึ่งเท่ากับค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้และเมื่อเวลาผ่านไป 20 วินาทีค่าเป้าหมายของระบบเกิดการเปลี่ยนแปลงเป็น 0.3 ค่ากำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะเกิดการเปลี่ยนแปลงเพื่อปรับตัวให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายใหม่ จากนั้นระบบจะมีสภาวะคงตัวไปจนกระทั่งเวลาของกระบวนการสิ้นสุด และรูปที่ 5.41 แสดงค่าศักย์ไฟฟ้าของระบบที่เกิดขึ้นซึ่งจะเห็นได้ว่ามีลักษณะการเปลี่ยนแปลงคือเมื่อเวลาผ่านไป 20 วินาที ระบบจะเกิดการเปลี่ยนแปลงแต่ค่าศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะมีค่าลดลงเมื่อค่ากำลังไฟฟ้าเพิ่มขึ้น และรูปที่ 5.42 แสดงอัตราการเกิดน้ำของระบบซึ่งจะเห็นได้ว่ามีลักษณะเช่นเดียวกันกับการเกิดกำลังไฟฟ้า



รูปที่ 5.40 อัตราการเกิดกำลังไฟฟ้าเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.3

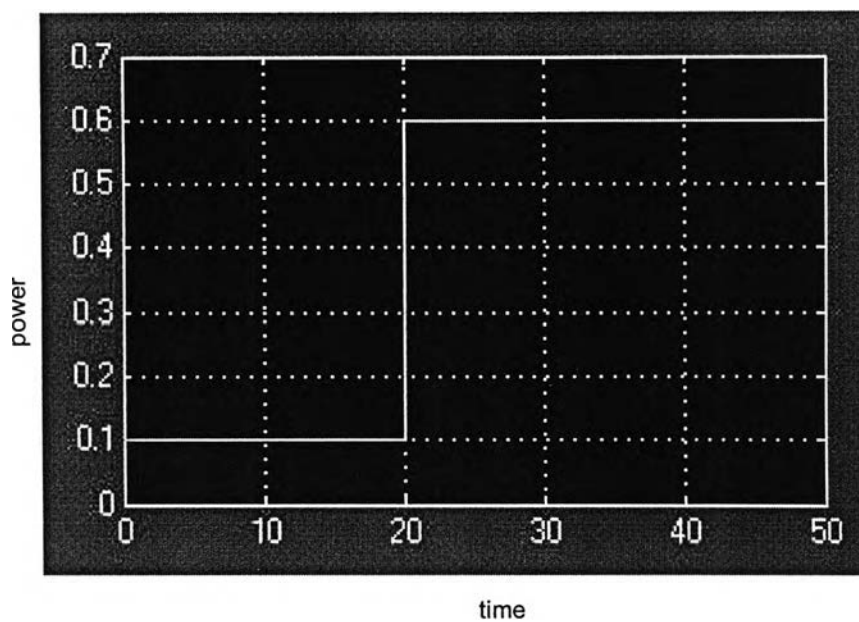


รูปที่ 5.41 ค่าศักย์ไฟฟ้าเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.3

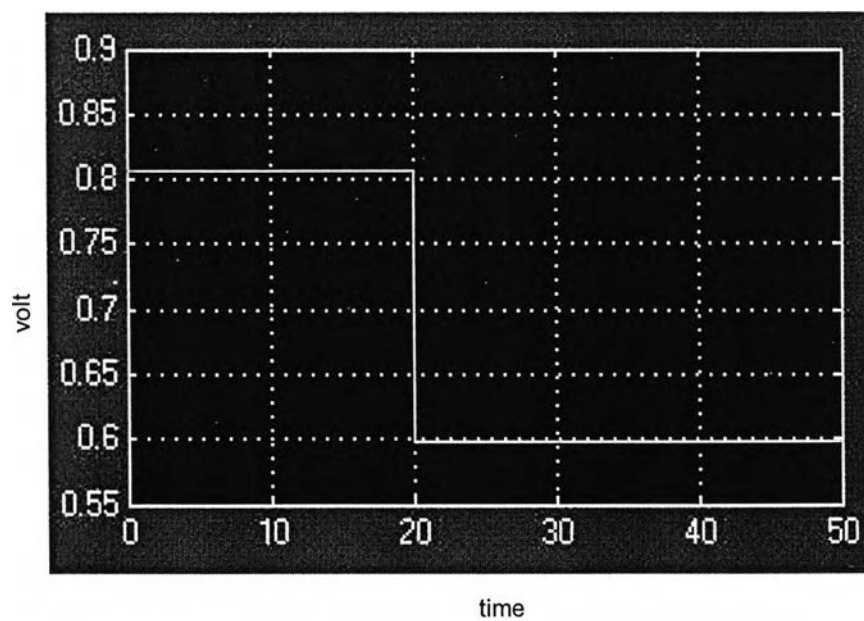


รูปที่ 5.42 อัตราการเกิดน้ำเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.3

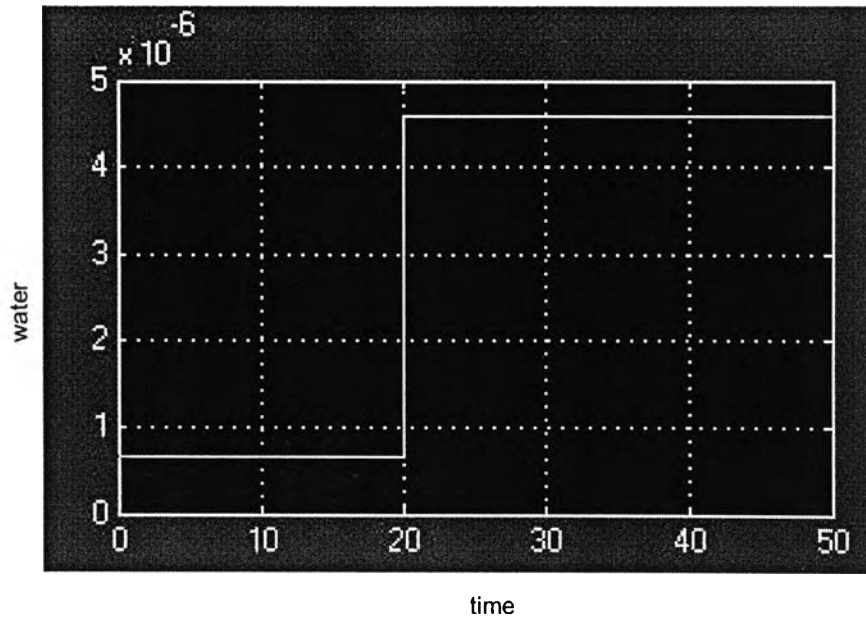
รูปที่ 5.43 แสดงผลตอบสนองของอัตราการเกิดกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบควบคุมแบบวงปิด เมื่อกำหนดให้มีการเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดของค่ากำลังไฟฟ้าซึ่งเป็นค่าเป้าหมายที่เวลา 20 วินาที จาก 0.1 วัตต์ไปเป็น 0.6 วัตต์ จากรูปจะเห็นว่าในช่วงแรกระบบมีค่าเท่ากับ 0.1 ซึ่งเท่ากับค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้และเมื่อเวลาผ่านไป 20 วินาทีค่าเป้าหมายของระบบเกิดการเปลี่ยนแปลงเป็น 0.3 ค่ากำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะเกิดการเปลี่ยนแปลงเพื่อปรับตัวให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายใหม่ จากนั้นระบบจะมีสภาวะคงตัวไปจนกระทั่งเวลาของกระบวนการสิ้นสุด และรูปที่ 5.44 แสดงค่าศักย์ไฟฟ้าของระบบที่เกิดขึ้นซึ่งจะเห็นได้ว่ามีลักษณะการเปลี่ยนแปลงคือเมื่อเวลาผ่านไป 20 วินาที ระบบจะเกิดการเปลี่ยนแปลงแต่ค่าศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะมีค่าลดลงเมื่อค่ากำลังไฟฟ้าเพิ่มขึ้น และรูปที่ 5.45 แสดงอัตราการเกิดน้ำของระบบซึ่งจะเห็นได้ว่ามีลักษณะเช่นเดียวกันกับการเกิดกำลังไฟฟ้า



รูปที่ 5.43 อัตราการเกิดกำลังไฟฟ้าเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.6

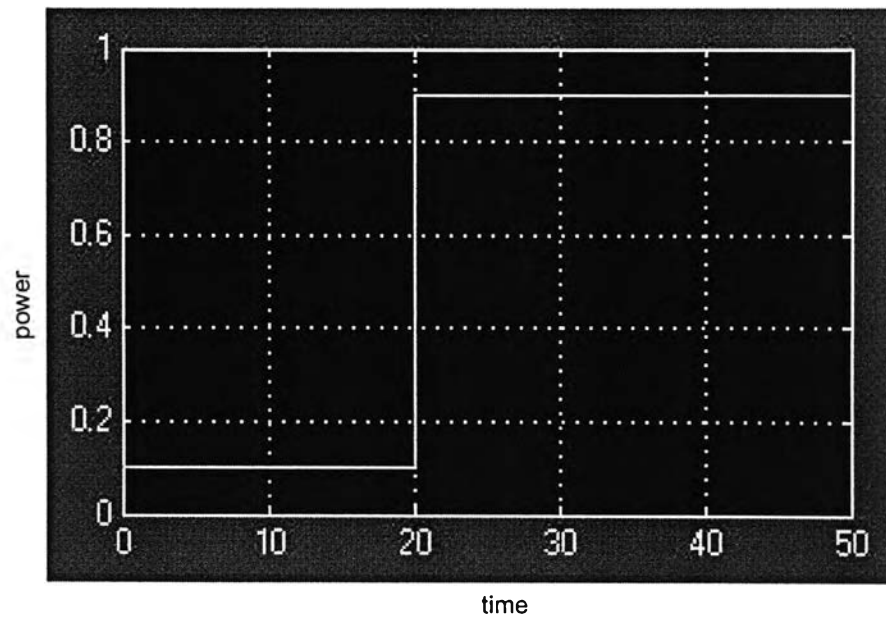


รูปที่ 5.44 ค่าศักย์ไฟฟ้าเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.6

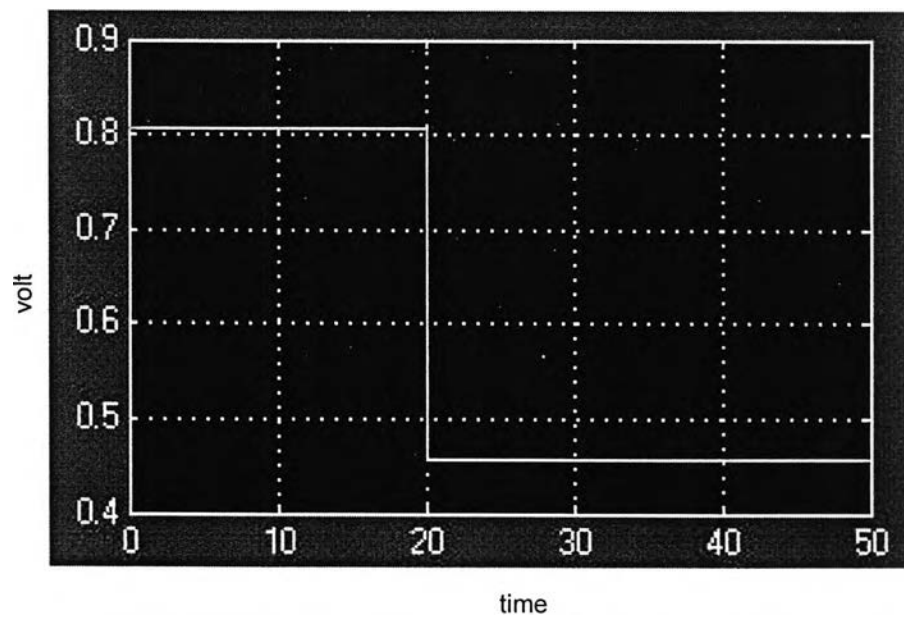


รูปที่ 5.45 อัตราการเกิดน้ำเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.6

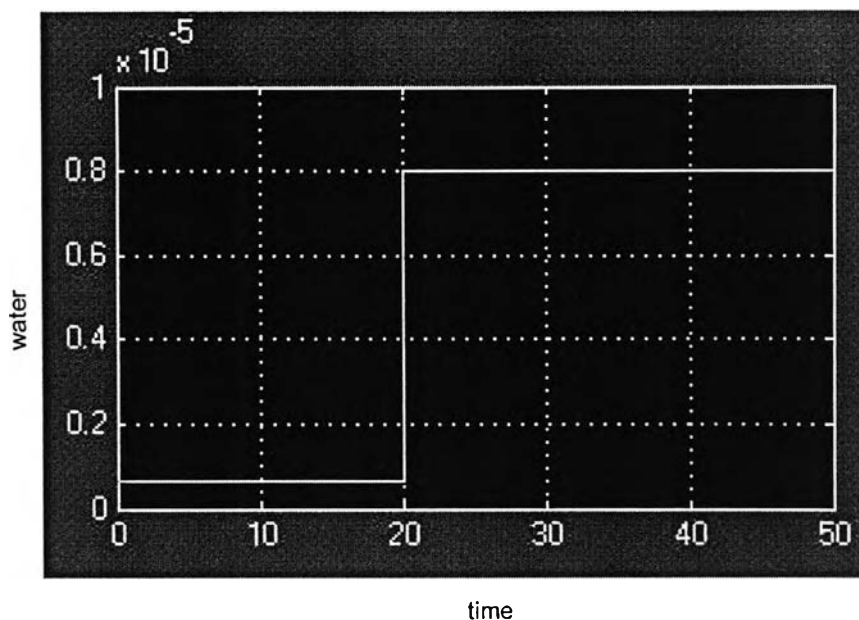
รูปที่ 5.46 แสดงผลตอบสนองของอัตราการเกิดกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบควบคุมแบบวงปิด เมื่อกำหนดให้มีการเปลี่ยนแปลงแบบขั้นบันไดของค่ากำลังไฟฟ้าซึ่งเป็นค่าเป้าหมายที่เวลา 20 วินาที จาก 0.1 วัตต์ไปเป็น 0.9 วัตต์ จากรูปจะเห็นว่าในช่วงแรกระบบมีค่าเท่ากับ 0.1 ซึ่งเท่ากับค่าเป้าหมายที่กำหนดไว้และเมื่อเวลาผ่านไป 20 วินาทีค่าเป้าหมายของระบบเกิดการเปลี่ยนแปลงเป็น 0.3 ค่ากำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะเกิดการเปลี่ยนแปลงเพื่อปรับตัวให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายใหม่ จากนั้นระบบจะมีสภาวะคงตัวไปจนกระทั่งเวลาของกระบวนการสิ้นสุด และรูปที่ 5.47 แสดงค่าศักย์ไฟฟ้าของระบบที่เกิดขึ้นซึ่งจะเห็นได้ว่ามีลักษณะการเปลี่ยนแปลงคือเมื่อเวลาผ่านไป 20 วินาที ระบบจะเกิดการเปลี่ยนแปลงแต่ค่าศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะมีค่าลดลงเมื่อค่ากำลังไฟฟ้าเพิ่มขึ้น และรูปที่ 5.48 แสดงอัตราการเกิดน้ำของระบบซึ่งจะเห็นได้ว่ามีลักษณะเช่นเดียวกันกับการเกิดกำลังไฟฟ้า



รูปที่ 5.46 อัตราการเกิดกำลังไฟฟ้าเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.9



รูปที่ 5.47 ค่าศักย์ไฟฟ้าเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.9



รูปที่ 5.48 อัตราการเกิดน้ำเมื่อเปลี่ยนค่าเป้าหมายจาก 0.1 ถึง 0.9

5.4 การเปรียบเทียบสมรรถนะของการควบคุม

5.4.1. ความทนทานของการควบคุม

ความทนทานของการควบคุมหมายถึง ความสามารถของการควบคุมในการรับการเปลี่ยนแปลงจากปัจจัยภายนอกได้ในช่วงกว้างโดยที่ยังคงรักษาเสถียรภาพของระบบไว้ได้ ซึ่งการทดสอบความทนทานของการควบคุมทำโดยเพิ่มค่าสิ่งรบกวนเข้าไปในกระบวนการเป็นแบบขั้นบันได รอจนกว่ากระบวนการปรับตัวเข้าสู่ค่าเป้าหมายและมีภาวะคงตัว แล้วเพิ่มค่าสิ่งรบกวนขึ้นอีก และรอจนกว่ากระบวนการปรับตัวเข้าสู่ค่าเป้าหมายและมีภาวะคงตัวอีก ระบบควบคุมยังคงมีภาวะการดำเนินการไปอย่างมีเสถียรภาพ สังเกตได้จากรูปที่ 4.40, 4.43 และ 4.46 คือเมื่อระบบถูกรบกวนแบบขั้นบันไดแล้วระบบเกิดการเปลี่ยนแปลงจากนั้นจึงเข้าสู่ภาวะสมดุลอีกครั้งจนกระบวนการสิ้นสุด

5.4.2. ความเร็วในการปรับกระบวนการเข้าสู่ค่าเป้าหมาย

ความเร็วในการปรับกระบวนการเข้าสู่ค่าเป้าหมายและความเร็วในการกำจัดผลของตัวแปรรบกวนของการควบคุม สามารถพิจารณาได้จากเกณฑ์การประเมินสมรรถนะของเครื่องควบคุม ถ้าการควบคุมที่ให้ค่าน้อยแสดงถึงความสามารถในการปรับกระบวนการเข้าสู่ค่า

เป้าหมายและกำจัดผลของตัวแปรรบกวนได้อย่างรวดเร็ว ค่าเกณฑ์การประเมินสมรรถนะของเครื่องควบคุมมีวิธีที่ใช้ในการพิจารณา 4 วิธีได้แก่ 1.ผลรวมค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าไอเออี (IAE) 2.ผลรวมค่ากำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าไอเอสอี (ISE) 3.ผลรวมค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนที่คิดน้ำหนักตามเวลาที่ผ่านไปหรือค่าไอทีเออี (ITAE) และ 4.ผลรวมค่ากำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนที่คิดน้ำหนักตามเวลาที่ผ่านไปหรือค่าไอทีเอสอี (ITSE) โดยในแต่ละวิธีจะมีวิธีการคำนวณที่แตกต่างกันแต่เนื่องจากผลงานวิจัยที่ได้ศึกษาทำให้สังเกตได้ว่าเมื่อระบบถูกรบกวนโดยการเปลี่ยนแปลงค่าเป้าหมายที่เวลา 20 วินาที ผลตอบสนองที่ได้จากระบบควบคุมมีการเปลี่ยนแปลงที่เร็วมาก ดังนั้นทำให้ทราบว่ากระบวนการสามารถปรับตัวเข้าสู่ค่าเป้าหมายได้เร็วและกำจัดผลของตัวแปรรบกวนของการควบคุมได้ดี