บทที่ 4

การคำนวณโหลดโฟลว์โดยใช้เครือข่ายประสาท

ในปัจจุบันได้มีการศึกษาและพัฒนาการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลัง เช่นการใช้เครือข่ายประสาทในการวิเคราะห์ความผิดพร่อง (Contingency analysis) ของระบบ การคำนวณฮาร์โมนิกส์ในระบบไฟฟ้ากำลัง การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น และการคำนวณโหลดโฟลว์ซึ่งทฤษฎีเครือข่ายประสาทสามารถทำการคำนวณโหลดโฟลว์ได้ใกล้เคียงกับวิธีฟาสต์ดีคัปเปิลและใช้เวลาในการคำนวณลดลง [9]

การใช้เครือข่ายประสาทคำนวณโหลดโฟลว์โดยทั่วไปจะใช้ กระบวนวิธีการแพร่กระจายกลับ (Back-propagation algorithm) [30,31] ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทที่อาศัยการแพร่กระจายกลับของค่าผิดพลาดที่เกิดจากผลลัพธ์ที่ต้องการกับผลลัพธ์ที่ได้จริงให้กับเครือข่ายประสาทเรียนรู้จนกระทั่งค่าผิดพลาดมีค่าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทจะใช้เวลาในการคำนวณน้อยมาก เนื่องจากเมื่อมีข้อมูลของระบบ ซึ่งสามารถคำนวณคำตอบได้โดยนำข้อมูลของระบบไฟฟ้ากำลังเป็นตัวแปรด้านเข้าของเครือข่ายประสาทและจะได้ผลลัพธ์ของโหลดโฟลว์ที่ตัวแปรด้านออกของเครือข่ายประสาท โดยที่เป็นการทำงานเพียงครั้งเดียวไม่ต้องมีการป้อนกลับแล้วคำนวณใหม่ จึงทำให้การคำนวณเร็วมาก ในขณะที่การปรับสอนเพื่อหาค่าถ่วงน้ำหนักเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลาค่อนข้างนาน แต่การปรับสอนไม่ได้ทำในขณะที่คำนวณโหลดโฟลว์ [30] จึงไม่ทำให้การคำนวณโหลดโฟลว์ใช้เวลาเพิ่มขึ้น

ในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการศึกษาการคำนวณโหลดโฟลว์โดยใช้ทฤษฎีทางเครือข่ายประสาทแบบสองชั้น (Two layer neural network) เนื่องด้วยการใช้แบบชั้นเดียวการปรับสอนเพื่อหาค่าถ่วงน้ำหนักลู่เข้าทำได้ยาก (Diverse problem) เพราะสมการสำหรับการคำนวณโหลดโฟลว์เป็นสมการไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นหากใช้แบบชั้นเดียวต้องเปลี่ยนกระบวนวิธีปรับสอนเป็นกระบวนวิธีโปรเจกชัน (Projection algorithm) ซึ่งเป็นวิธีทางสถิติทำให้การปรับสอนดีขึ้นแต่ผลการคำนวณโหลดโฟลว์ยังคงมีค่าผิดพลาดค่อนข้างมาก แต่สามารถปรับลดค่าผิดพลาดได้โดยใช้การป้อนกลับไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear feedback) เพื่อลดข้อผิดพลาดลง [30,31] แต่จะทำให้ใช้เวลาในการคำนวณเพิ่มขึ้น สำหรับการปรับสอนเครือข่ายประสาทแบบสองชั้นในวิทยานิพนธ์นี้

ใช้กระบวนวิธีการแพร่กระจายกลับและการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้โดยใช้กฎการเรียนรู้ของ Delta-Bar-Delta

4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการปรับสอนเครือข่ายประสาท

ก่อนคำนวณโหลดโฟลว์โดยใช้เครือข่ายประสาทจะต้องเตรียมข้อมูลในการปรับสอน (Training data) ให้แก่เครือข่ายประสาท ในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกใช้ข้อมูลของระบบ 6 บัส [6] และระบบ IEEE Test System [14] อีกสามระบบคือระบบ 14 บัส ระบบ 30 บัส และระบบ 57 บัส เป็นระบบในทดสอบ ซึ่งในแต่ละระบบจะมีวิธีการเตรียมข้อมูลเหมือนกันดังนี้

การปรับสอนเครือข่ายประสาทต้องใช้ข้อมูลของตัวแปรด้านเข้าและผลลัพธ์ที่ต้องการ โดยที่ข้อมูลดังกล่าวเป็นข้อมูลที่ได้จากการปฏิบัติงานในอดีตที่ผ่านมาหรือเป็นข้อมูลที่ต้องการให้เครือข่ายประสาทเรียนรู้ ถ้าไม่มีข้อมูลทั้งสองแบบนี้ในการปรับสอนจะใช้ข้อมูลที่ได้จากการสุ่มค่าแทน ซึ่งวิธีการสุ่มค่าข้อมูลจะนำมาใช้ในวิทยานิพนธ์นี้

ข้อมูลที่ใช้ในการปรับสอนเครือข่ายนั้น ทำได้โดยนำระบบทดสอบที่ต้องการคำนวณโหลดโฟลว์มาพิจารณาเป็นกรณีฐาน (Base case) ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลของระบบทดสอบนั้นๆ และผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากวิธีการคำนวณโหลดโฟลว์แบบดั้งเดิม ซึ่งมีการสุ่มค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่จ่ายให้แก่โหลดและกำลังที่โหลดต้องการที่แต่ละบัสแตกต่างกันไป ขั้นตอนในการคำนวณหาข้อมูลสำหรับการปรับสอนสามารถสรุปได้ดังนี้

(1) รับข้อมูลของระบบทดสอบ

(2) ในแต่ละรูปแบบ (Pattern) ของชุดข้อมูลที่ใช้ในการปรับสอนประกอบด้วยตัวแปรด้านเข้าและตัวแปรด้านออกที่เป็นผลลัพธ์จริงหรือเป้าหมายของโหลดโฟลว์ [30,31]

(2.1) ข้อมูลตัวแปรด้านเข้า แยกตามชนิดของบัสมีรายละเอียดดังนี้

บัสอ้างอิง คือ

- ขนาดของแรงดันไฟฟ้า
- มุมของแรงดันไฟฟ้า
- กำลังไฟฟ้าจริงของโหลด
- กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลด

บัสควบคุมแรงดัน คือ

- ขนาดของแรงดันไฟฟ้า
- กำลังไฟฟ้าจริงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

- กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลด
- กำลังไฟฟ้าจริงของโหลด

โหลดบัส คือ

- กำลังไฟฟ้าจริงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า (เมื่อเครื่องกำเนิดไฟฟ้านั้นจ่ายกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟคงที่)
- กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า (เมื่อเครื่องกำเนิดไฟฟ้านั้นจ่ายกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟคงที่)
- กำลังไฟฟ้าจริงของโหลด
- กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลด

(2.2) ข้อมูลตัวแปรด้านออกที่เป็นผลลัพธ์ที่ต้องการ คือ

- ขนาดของแรงดันไฟฟ้าที่ทุกบัส
- มุมของแรงดันไฟฟ้าที่ทุกบัส

ซึ่งสรุปได้ว่าตัวแปรด้านเข้าแต่ละบัสมี 4 ค่า และตัวแปรด้านออกที่เป็นผลลัพธ์ที่ต้องการแต่ละบัสมี 2 ค่า ทุกค่ามีหน่วยเป็นเปอร์ยูนิต ยกเว้นมุมแรงดันไฟฟ้ามีหน่วยเป็นเรเดียน ค่าตัวแปรด้านเข้าของแต่ละรูปแบบของข้อมูลด้านเข้าที่ใช้สำหรับการปรับสอน คือ ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่จ่ายให้แก่โหลดและกำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการที่แต่ละบัสซึ่งมีค่าแตกต่างกันไป

(3) จากขั้นตอนที่ 2 ค่าตัวแปรด้านเข้าต้องปรับเปลี่ยนในแต่ละรูปแบบ โดยใช้กรณีฐานเป็นตัวอ้างอิง ส่วนข้อมูลด้านเข้าอื่นๆ มีค่าคงที่ ในการปรับสอน (Training) จะปรับเปลี่ยนค่าตัวแปรด้านเข้าที่มีค่าไม่คงที่กี่ครั้ง ขึ้นอยู่กับจำนวนรูปแบบที่ต้องการใช้ในการทำวิทยานิพนธ์นี้จะแบ่งรูปแบบตัวแปรด้านเข้าออกเป็น 5 กรณีดังนี้

(3.1) สุ่มค่าระหว่าง 0.5-1.0 มาหนึ่งค่า จากนั้นนำค่านี้ไปคูณกับค่าตัวแปรด้านเข้าที่มีค่าไม่คงที่ของกรณีฐาน นั่นคือจะได้รูปแบบที่มีค่าต่างจากกรณีฐานระหว่าง 50-100% โดยที่ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน

(3.2) สุ่มค่า n ค่าให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0.5-1.0 โดยที่ n คือจำนวนของตัวแปรด้านเข้าที่ไม่คงที่แล้วนำค่าที่สุ่มทั้ง n ค่า ไปคูณกับค่าตัวแปรด้านเข้าที่มีค่าไม่คงที่ของกรณีฐาน นั่นคือจะได้รูปแบบที่มีค่าต่างจากกรณีฐานระหว่าง 50-100% โดยที่ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดเปลี่ยนเป็น

อิสระต่อกัน แต่ทั้งนี้กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลดต้องไม่เกิน 80% ของกำลังไฟฟ้าจริง

(3.3) สุ่มค่าระหว่าง 1.0-1.5 มาหนึ่งค่า จากนั้นนำค่านี้ไปคูณกับค่าตัวแปรด้านเข้าที่มีค่าไม่คงที่ของกรณีฐาน นั่นคือจะได้รูปแบบที่มีค่าต่างจากกรณีฐานระหว่าง 100-150% โดยที่ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดเปลี่ยนไปในทิศทางเดียวกัน

(3.4) สุ่มค่า n ค่าให้มีค่าอยู่ระหว่าง 1.0-1.5 โดยที่ n คือจำนวนของตัวแปรด้านเข้าที่ไม่คงที่แล้วนำค่าที่สุ่มทั้ง n ค่า ไปคูณกับค่าตัวแปรด้านเข้าที่มีค่าไม่คงที่ของกรณีฐาน นั่นคือจะได้รูปแบบที่มีค่าต่างจากกรณีฐานระหว่าง 100-150% โดยที่ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดที่เปลี่ยนแปลงเป็นอิสระต่อกัน แต่ทั้งนี้กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลดต้องไม่เกิน 80% ของกำลังไฟฟ้าจริงของโหลด

(3.5) สุ่มค่า n ค่าให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0.5-1.5 โดยที่ n คือจำนวนของตัวแปรด้านเข้าที่ไม่คงที่แล้วนำค่าที่สุ่มทั้ง n ค่า ไปคูณกับค่าตัวแปรด้านเข้าที่มีค่าไม่คงที่ของกรณีฐาน นั่นคือจะได้รูปแบบที่มีค่าต่างจากกรณีฐานระหว่าง 50-150% โดยที่ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดเปลี่ยนเป็นอิสระต่อกัน แต่ทั้งนี้กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลดต้องไม่เกิน 80% ของกำลังไฟฟ้าจริงของโหลด

เหตุที่ทำการสุ่มค่าแยกเป็น 5 กรณีนั้นเพราะว่าในการเปลี่ยนแปลงโหลดในระบบไฟฟ้าโหลดที่ต่ออยู่แต่ละบัสอาจเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันหรือเปลี่ยนแปลงไปคนละทิศทาง ขณะเดียวกันกำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดจ่ายให้กับโหลดแต่ละบัสก็ไม่คงที่ด้วย ดังนั้นจึงต้องสุ่มค่าให้ครอบคลุมทุกๆ กรณีที่เป็นไปได้ ซึ่งจะทำให้เครือข่ายประสาทเรียนรู้ระบบไฟฟ้าได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น และการกำหนดให้กำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลดไม่เกิน 80% ของกำลังไฟฟ้าจริงของโหลด เนื่องจากโหลดโดยทั่วไปกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟจะมีค่าไม่เกิน 80% ของกำลังไฟฟ้าจริง จึงไม่มีความจำเป็นที่ต้องให้เครือข่ายประสาทเรียนรู้ข้อมูลที่ไม่เกิดขึ้นจริงและยังทำให้เวลาในการปรับสอนนานขึ้น จากการสุ่มค่าตัวแปรด้านเข้าทั้ง 5 กรณี จะได้ข้อมูลที่ใช้ในการปรับสอนที่ปรับเปลี่ยนระหว่าง 50-150% ของกรณีฐาน ที่ใช้ขอบเขตบน 150% เนื่องจากเมื่อนำข้อมูลตัวแปรด้านเข้าไปเป็นข้อมูลให้โหลดโฟลว์แบบดั้งเดิมคำนวณ

ผลลัพธ์ที่ต้องการแล้วบางระบบจะไม่สามารถคำนวณคำตอบของโหลดโฟลว์ได้จึงเลือกใช้ค่านี้ และสำหรับขอบเขตล่างใช้เพื่อให้สมมาตรกับขอบเขตบน

(4) หลังจากทำขั้นตอนที่ 3 แล้ว ในแต่ละรูปแบบนำข้อมูลตัวแปรด้านเข้าไปเป็นข้อมูลของโหลดโฟลว์แบบดั้งเดิมด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสันแบบอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง และใช้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังไฟฟ้า (Power mismatch, ε) ε= 0.00001 จะสังเกตุได้ว่าใช้ค่า ε ต่ำมาก เพื่อให้การปรับสอนมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น และจำกัดจำนวนรอบการคำนวณไม่เกิน 30 รอบ ถ้าเกินจะไม่ใช้ข้อมูลรูปแบบนั้นๆ เพราะถือว่าการคำนวณโหลดโฟลว์ไม่สามารถหาคำตอบได้ ผลลัพธ์ของโหลดโฟลว์ที่ได้คือขนาดแรงดันไฟฟ้า (หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต, pu.) และมุมแรงดันไฟฟ้า (หน่วยเป็นเรเดียน, Radian) ของแต่ละบัส ซึ่งเป็นผลลัพธ์ที่ต้องการ (Target) โดยจะนำไปใช้ในการปรับสอนต่อไป

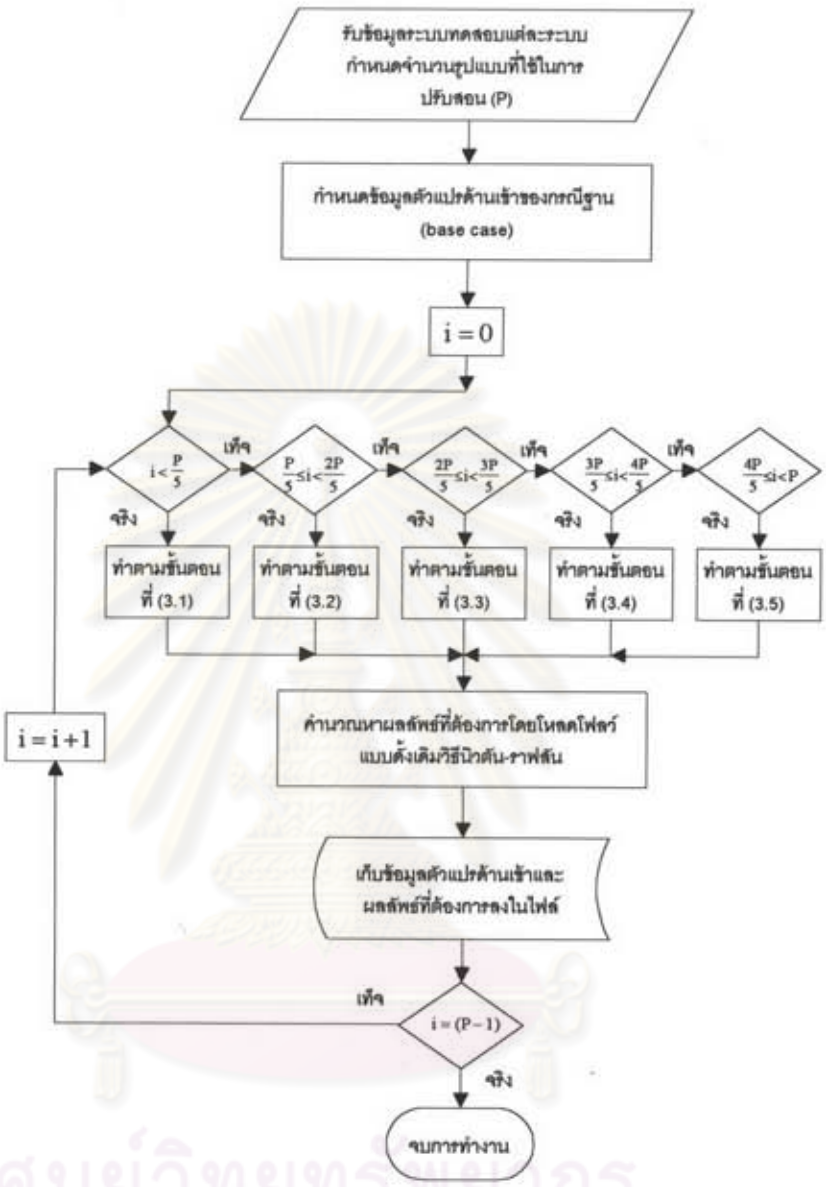
(5) นำข้อมูลทั้งตัวแปรด้านเข้าและผลลัพธ์ที่ต้องการเขียนในไฟล์เพื่อเก็บไว้ในการปรับสอน

จากขั้นตอนข้างต้น สามารถเขียนเป็นแผนผังการคำนวณหาข้อมูลในการปรับสอนเครือข่ายประสาทดังรูปที่ 4.1 และเพื่อให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจจะยกตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการปรับสอนโดยใช้ระบบ 6 บัส จำนวนรูปแบบที่ใช้ปรับสอนใช้เพียง 10 รูปแบบ โดยตารางที่ 4.1 (ก) แสดงข้อมูลของตัวแปรด้านเข้า (Input) ตารางที่ 4.1 (ข) แสดงข้อมูลของผลลัพธ์ที่ต้องการ (Target)

4.2 การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทในการคำนวณโหลดโฟลว์

ก่อนที่จะนำเครือข่ายประสาทไปใช้ในการคำนวณโหลดโฟลว์จำเป็นที่จะต้องทราบสถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาท (Neural network architecture) เสียก่อนซึ่งแสดงในรูปที่ 4.2 ในวิทยานิพนธ์นี้ใช้เครือข่ายประสาทที่มีสองชั้นประกอบด้วยชั้นซ่อนและชั้นตัวแปรด้านออก และมีจำนวนยูนิตในแต่ละชั้นดังนี้

- จำนวนยูนิตของตัวแปรด้านเข้าเท่ากับ 4 × จำนวนบัส
- จำนวนยูนิตของชั้นซ่อนเท่ากับ จำนวนบัส
- จำนวนยูนิตของชั้นตัวแปรด้านออกเท่ากับ 2 × จำนวนบัส



รูปที่ 4.1 แสดงแผนผังการคำนวณหาข้อมูลในการปรับสอนเครือข่ายประสาท

โดยที่ P คือจำนวนรูปแบบที่ต้องการใช้ในการปรับสอน

i คือลำดับที่ของการสุ่มข้อมูล ซึ่งข้อมูลที่ได้จะเรียงลำดับจากกรณีที่ 1 ถึงกรณีที่ 5 ($i = 1, 2, \ldots, P$)

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.1 (ก) แสดงข้อมูลตัวอย่างของตัวแปรด้านเข้าที่ใช้ปรับสอนของระบบ 6 บัส

กรณีที่	รูปแบบที่	ตัวแปรด้านเข้าที่แต่ละบัส											
		บัสที่ 1 (SL)				บัสที่ 2 (PV)				บัสที่ 3 (PV)			
		|V|	<V	PL	QL	|V|	PG	PL	QL	|V|	PG	PL	QL
1	1	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.4700	0.0000	0.0000	1.0700	0.3977	0.0000	0.0000
	2	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.3829	0.0000	0.0000	1.0700	0.3240	0.0000	0.0000
2	3	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.5529	0.0000	0.0000	1.0700	0.4067	0.0000	0.0000
	4	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.5680	0.0000	0.0000	1.0700	0.2911	0.0000	0.0000
3	5	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.7453	0.0000	0.0000	1.0700	0.6306	0.0000	0.0000
	6	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.8447	0.0000	0.0000	1.0700	0.7148	0.0000	0.0000
4	7	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.9068	0.0000	0.0000	1.0700	0.6141	0.0000	0.0000
	8	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.9193	0.0000	0.0000	1.0700	0.6393	0.0000	0.0000
5	9	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.7332	0.0000	0.0000	1.0700	0.4607	0.0000	0.0000
	10	1.0500	0.0000	0.0000	0.0000	1.0500	0.8096	0.0000	0.0000	1.0700	0.5231	0.0000	0.0000

ตารางที่ 4.1 (ก) แสดงข้อมูลตัวอย่างของตัวแปรด้านเข้าที่ใช้ปรับสอนของระบบ 6 บัส (ต่อ)

กรณีที่	รูปแบบที่	ตัวแปรด้านเข้าที่แต่ละบัส											
		บัสที่ 4 (PQ)				บัสที่ 5 (PQ)				บัสที่ 6 (PQ)			
		PG	QG	PL	QL	PG	QG	PL	QL	PG	QG	PL	QL
1	1	0.0000	0.0000	0.5061	0.5061	0.0000	0.0000	0.5061	0.5061	0.0000	0.0000	0.5061	0.5061
	2	0.0000	0.0000	0.4123	0.4123	0.0000	0.0000	0.4123	0.4123	0.0000	0.0000	0.4123	0.4123
2	3	0.0000	0.0000	0.4715	0.3772	0.0000	0.0000	0.6882	0.4221	0.0000	0.0000	0.6197	0.4958
	4	0.0000	0.0000	0.6129	0.4903	0.0000	0.0000	0.5040	0.3631	0.0000	0.0000	0.4567	0.3653
3	5	0.0000	0.0000	0.8026	0.8026	0.0000	0.0000	0.8026	0.8026	0.0000	0.0000	0.8026	0.8026
	6	0.0000	0.0000	0.9097	0.9097	0.0000	0.0000	0.9097	0.9097	0.0000	0.0000	0.9097	0.9097
4	7	0.0000	0.0000	0.7672	0.6138	0.0000	0.0000	0.7969	0.6375	0.0000	0.0000	0.7891	0.6313
	8	0.0000	0.0000	0.7554	0.6043	0.0000	0.0000	0.9622	0.7698	0.0000	0.0000	0.7282	0.5826
5	9	0.0000	0.0000	0.5257	0.4205	0.0000	0.0000	0.9136	0.6626	0.0000	0.0000	0.8944	0.7155
	10	0.0000	0.0000	0.8529	0.6823	0.0000	0.0000	0.8077	0.5792	0.0000	0.0000	1.0053	0.8042

หมายเหตุ บัสที่ 1 คือ Slack bus (SL)

บัสที่ 2 และบัสที่ 3 คือ Voltage controlled bus (PV)

บัสที่ 4 ถึงบัสที่ 6 คือ Load bus (PQ)

ตารางที่ 4.1 (ข) แสดงข้อมูลตัวอย่างของผลลัพธ์ที่ต้องการที่ใช้ปรับสอนของระบบ 6 บัส

กรณีที่	รูปแบบที่	ผลลัพธ์ที่ต้องการที่แต่ละบัส											
		บัสที่ 1		บัสที่ 2		บัสที่ 3		บัสที่ 4		บัสที่ 5		บัสที่ 6	
		|V|	∠V	|V|	∠V	|V|	∠V	|V|	∠V	|V|	∠V	|V|	∠V
1	1	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0363	1.0700	-0.0495	1.0089	-0.0468	1.0101	-0.0618	1.0230	-0.0691
	2	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0288	1.0700	-0.0404	1.0183	-0.0379	1.0216	-0.0505	1.0317	-0.0562
2	3	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0468	1.0700	-0.0709	1.0182	-0.0571	1.0121	-0.0877	1.0218	-0.0943
	4	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0375	1.0700	-0.0581	1.0088	-0.0546	1.0216	-0.0691	1.0334	-0.0745
3	5	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0626	1.0700	-0.0816	0.9780	-0.0772	0.9716	-0.1003	0.9939	-0.1132
	6	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0732	1.0700	-0.0946	0.9661	-0.0891	0.9567	-0.1155	0.9828	-0.1307
4	7	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0396	1.0700	-0.0614	0.9923	-0.0646	0.9880	-0.0879	1.0071	-0.0946
	8	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0426	1.0700	-0.0645	0.9914	-0.0672	0.9747	-0.0975	1.0084	-0.0964
5	9	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0719	1.0700	-0.1141	1.0111	-0.0785	0.9841	-0.1251	0.9989	-0.1439
	10	1.0500	0.0000	1.0500	-0.0863	1.0700	-0.1250	0.9872	-0.1002	0.9874	-0.1327	0.9925	-0.1600

4.2.1. ขั้นตอนการปรับสอนเครือข่ายประสาท

สำหรับการปรับสอนเครือข่ายในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกใช้กฎการเรียนรู้ 2 แบบ คือกฎการแพร่กระจายกลับร่วมกับโมเมนตัม (Standard back-propagation with momentum, SBM) และกฎ Delta-Bar-Delta (DBD) เหตุที่ไม่เลือกใช้กฎการแพร่กระจายกลับ (Standard back-propagation) เพราะอัตราการลู่เข้าของค่าถ่วงน้ำหนักค่อนข้างช้าและอาจเกิดปัญหา Local minimum ได้ [25] ส่วนกฎ Modified back-propagation, MBP นั้นการเลือกใช้ค่าโมเมนตัมที่ไม่เหมาะสมจะทำให้ค่าถ่วงน้ำหนักแกว่งมาก

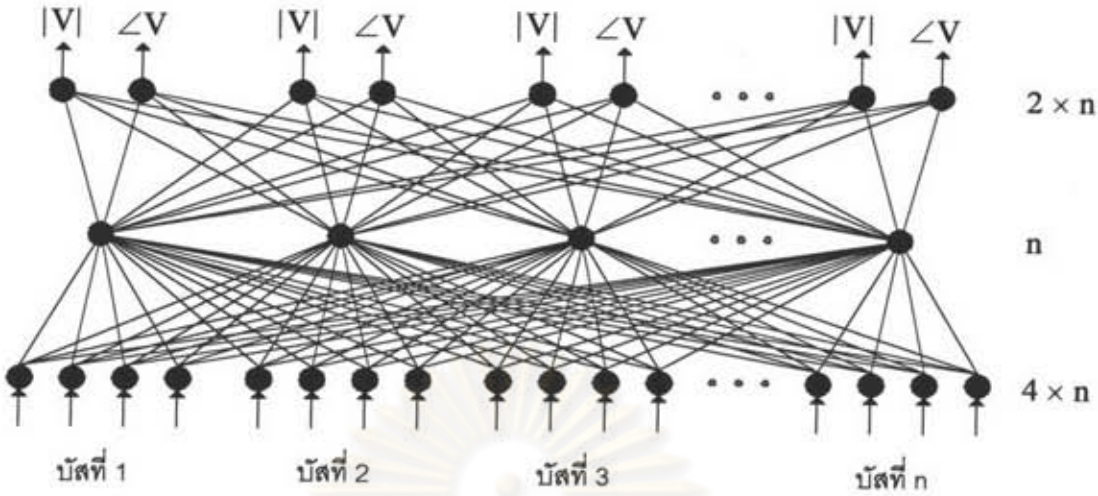
ค่าตัวแปร α, μ, β, ξ และ γ ที่ใช้ในกฎ MBP ที่เหมาะสมคือ 0.75, 0.3, 0.7, 0.01 และ 0.1 โดย Haykin [25] เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับกฎ DBD ในการคำนวณโหลดโฟลว์ของระบบ 6 บัส และใช้ข้อมูลในการปรับสอน 15,000 รูปแบบ สำหรับที่ตัวแปรของกฎ DBD ที่เหมาะสมคือ α, β, ξ และ γ คือ 0.9, 0.7, 0.035 และ 0.33 โดย Fausett [26] ดังรูปที่ 6.3 (ก) แสดงอัตราการลู่เข้าของค่าถ่วงน้ำหนักของกฎการเรียนรู้ MBP และรูปที่ 6.3 (ข) แสดงอัตราการลู่เข้าของค่าถ่วงน้ำหนักของกฎการเรียนรู้ DBD พบว่ากฎ MBP เมื่อคำนวณถึง 1,000 รอบ แล้วค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่อรูปแบบ (Average error per pattern, AEPP) ซึ่งคำนวณได้จากสมการที่ (3.52) ยังคงมีค่าสูงกว่า 0.00005 และค่า AEPP แกว่งพอสมควร ใช้เวลาในการปรับสอน 1 ชั่วโมง 35 นาที 5.85 วินาที แต่ของกฎ DBD นั้นใช้เพียง 65 รอบ ค่า AEPP น้อยกว่า 0.00005 และค่า AEPP ลดลงอย่างสม่ำเสมอ ใช้เวลาในการคำนวณ 5 นาที 45.69 วินาที ดังนั้นจึงสรุปได้ว่ากฎ

MBP อัตราการลู่เข้าใช้เวลานานกว่ากฎ DBD และค่า AEPP แกว่งมากกว่ากฎ DBD จากที่กล่าวมาจึงไม่เหมาะกับการคำนวณโหลดโฟลว์

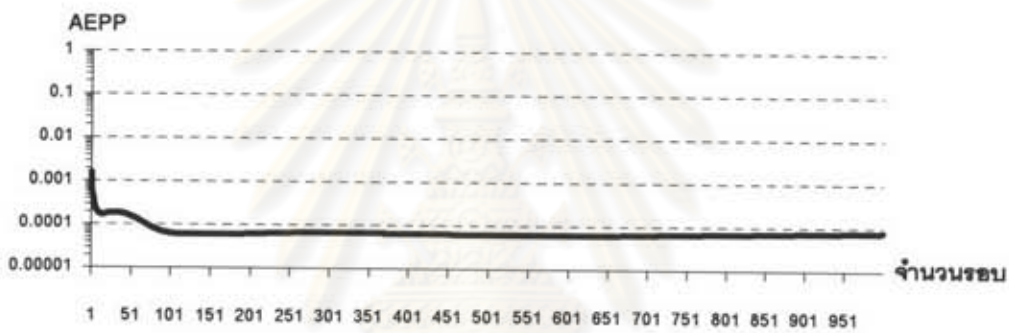
การปรับสอนด้วยกฎการแพร่กระจายกลับร่วมกับโมเมนตัม เริ่มจากการป้อนค่าตัวแปรด้านเข้าให้กับเครือข่ายแล้วสุ่มค่าน้อยๆ ให้กับค่าถ่วงน้ำหนัก จากนั้นใช้สมการที่ (3.40) ถึง (3.43) เพื่อคำนวณหาค่าตัวแปรด้านออก โดยที่ฟังก์ชันแอกติเวชันที่ยูนิตซ่อนใช้ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์ และที่ยูนิตตัวแปรด้านออกใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น เหตุที่ใช้ฟังก์ชันเชิงเส้นเพราะการคำนวณโหลดโฟลว์โดยใช้เครือข่ายประสาทชั้นเดียวใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น [30,31] และค่าขอบเขตของตัวแปรด้านออกสามารถมีค่าเกินหนึ่งได้ ส่วนที่ยูนิตซ่อนใช้ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์เพราะเครือข่ายประสาทสองชั้นโดยทั่วไปใช้ฟังก์ชันนี้ที่ยูนิตซ่อน [24-26] จากนั้นจึงคำนวณหาค่าการปรับเปลี่ยนความผิดพลาดของค่าถ่วงน้ำหนัก (δ_k และ δ_j) ดังสมการที่ (3.47) และ (3.49) โดยที่ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันเชิงเส้นคือ $f'(y_in_k) = 1$ และค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์ที่ยูนิตซ่อนคือ $f'(z_in_j) = f(z_in_j)(1 - f(z_in_j))$ จากนั้นจึงปรับค่าถ่วงน้ำหนักตามสมการที่ (3.55) ทีละรูปแบบจนครบทุกรูปแบบแล้วคำนวณค่าผิดพลาดเฉลี่ยต่อรูปแบบ ตรวจสอบว่าค่าถ่วงน้ำหนักลู่เข้าหรือไม่ โดยมีเงื่อนไขว่า $AEPP < \varepsilon$ (ε คือค่าความคลาดเคลื่อน (Tolerance)) โดยที่ $\varepsilon = 0.00005$ (ที่ใช้ค่านี้เพราะเมื่อทำการปรับสอนพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุดจะไม่ลดลงไปจากค่านี้มากนัก) และใช้จำนวนรอบการคำนวณน้อยกว่าหรือเท่ากับ 1000 รอบ (ที่จำกัดรอบไว้เนื่องจากบางระบบทดสอบค่าถ่วงน้ำหนักอาจจะไม่ลู่เข้าหรือลู่เข้าแต่ต้องใช้จำนวนรอบการคำนวณสูงมากซึ่งจะทำให้สิ้นเปลืองเวลาในการปรับสอนเครือข่ายนาน) ถ้าการปรับค่าถ่วงน้ำหนักนี้ยังไม่ทำให้เงื่อนไขเป็นจริงต้องทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักต่อไป หากเงื่อนไขเป็นจริงแสดงว่าผลการปรับค่าถ่วงน้ำหนักนั้นลู่เข้าและสามารถนำค่าถ่วงน้ำหนักนี้ไปใช้ในการคำนวณโหลดโฟลว์ต่อไปดังแสดงในรูปที่ 4.3 (ก)

ในการปรับสอนด้วยกฎ DBD ทำเหมือนกับการการใช้กฎ SBM แต่จะเพิ่มขั้นตอนการปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้สำหรับค่าถ่วงน้ำหนักก่อนที่จะปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ตามสมการที่ (3.63) และ (3.64) จากนั้นจึงปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยใช้สมการที่ (3.57) และ (3.58) แทนดังแสดงในรูปที่ 4.3 (ข)

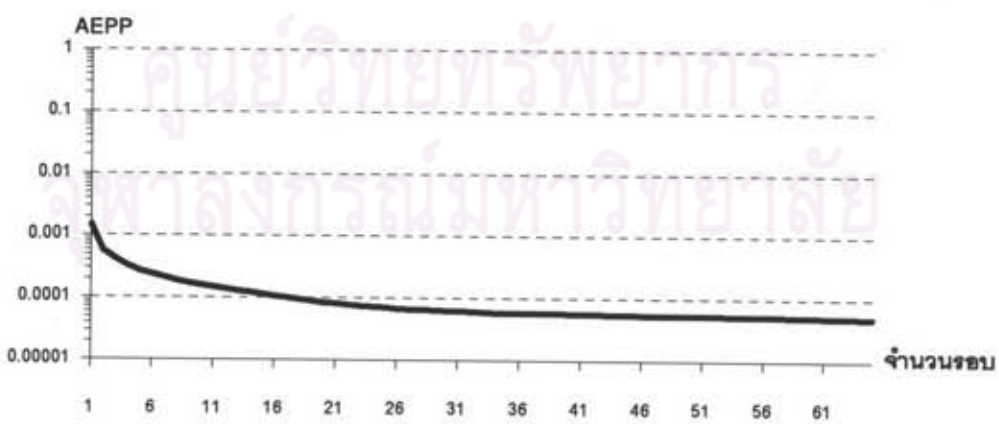
จากกฎการเรียนรู้ด้วยกฎ SBM และกฎ DBD ได้มีการแนะนำค่าตัวแปรที่ใช้ในการปรับสอนดังตารางที่ 4.2 โดย Fausett [26]



รูปที่ 4.2 แสดงสถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทที่ใช้ในการคำนวณโหลดโฟลว์



รูปที่ 4.3 (ก) แสดงการลู่เข้าของค่าถ่วงน้ำหนักของกฎการเรียนรู้ MBP ของระบบ 6 บัส ที่ใช้ข้อมูลปรับสอน 15,000 รูปแบบ



รูปที่ 4.3 (ข) แสดงการลู่เข้าของค่าถ่วงน้ำหนักของกฎการเรียนรู้ DBD ของระบบ 6 บัส ที่ใช้ข้อมูลปรับสอน 15,000 รูปแบบ

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 4.2 แสดงค่าตัวแปรที่แนะนำให้ใช้สำหรับการปรับสอน

กฎการเรียนรู้	α	μ	β	ξ	γ
SBM	0.75	0.25	-	-	-
DBD	0.9	-	0.7	0.035	0.33

4.2.2 ขั้นตอนการคำนวณโหลดโฟลว์

เมื่อเครือข่ายประสาทเรียนรู้ข้อมูลตัวแปรด้านเข้าและตัวแปรด้านออกที่เป็นผลลัพธ์ที่ต้องการจากหัวข้อ 4.2.1 แล้ว จึงนำค่าถ่วงน้ำหนักมาคำนวณโหลดโฟลว์ โดยป้อนข้อมูลด้านเข้าให้เครือข่ายประสาทเหมือนกับตัวแปรด้านเข้าที่ใช้ในการปรับสอน เมื่อป้อนตัวแปรด้านเข้าแล้ว เครือข่ายประสาทจะคำนวณค่าตัวแปรด้านออก คือ ขนาดและมุมของแรงดันไฟฟ้าที่แต่ละบัสหรือเป็นผลลัพธ์ของการคำนวณโหลดโฟลว์นั่นเอง แต่ค่ามุมที่คำนวณได้มีหน่วยเป็นเรเดียนเพราะข้อมูลในการปรับสอนมีหน่วยเป็นเรเดียน ถ้าต้องการหน่วยเป็นองศาต้องคูณค่ามุมด้วย $180/\pi$

4.2.3 ขั้นตอนการปรับลดค่าความคลาดเคลื่อนแรงดันไฟฟ้า

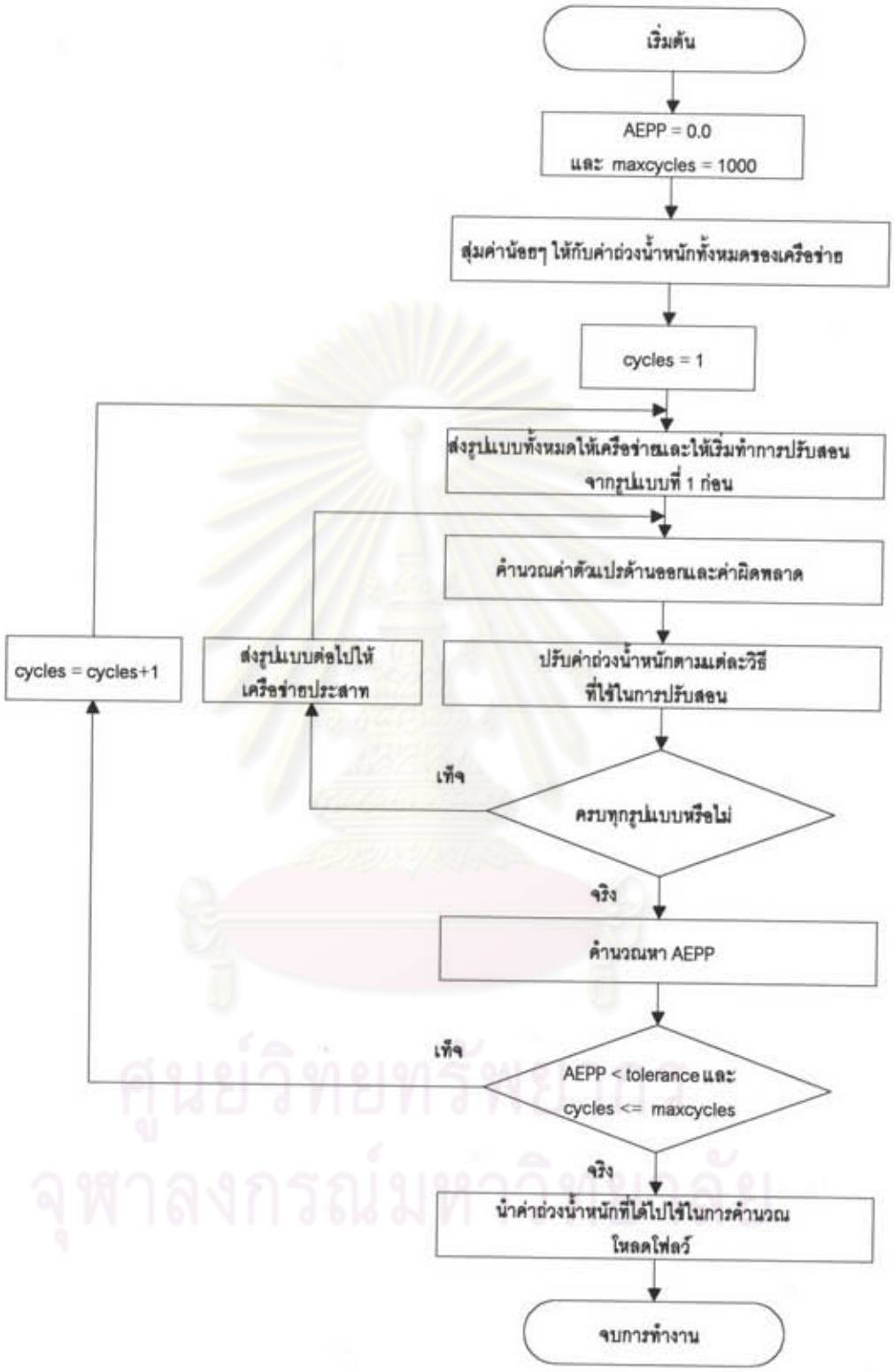
ผลการคำนวณโหลดโฟลว์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 4.2.2 จะมีความคลาดเคลื่อนอยู่บ้าง แต่ถ้าต้องการปรับลดค่าความคลาดเคลื่อนนี้ สามารถทำได้โดยนำผลลัพธ์ที่ได้จากเครือข่ายประสาทเป็นค่าเริ่มต้นของแรงดันไฟฟ้าที่แต่ละบัสของการคำนวณโหลดโฟลว์แบบดั้งเดิมดังรูปที่ 4.4 ซึ่งผลการคำนวณที่ได้จะมีความถูกต้องเท่ากับการคำนวณโหลดโฟลว์แบบดั้งเดิม แต่รอบการคำนวณของการคำนวณโหลดโฟลว์แบบดั้งเดิมจะน้อยกว่าการกำหนดค่าเริ่มต้นของแรงดันไฟฟ้าแบบทั่วไป (Flat start) เนื่องจากแรงดันไฟฟ้าเริ่มต้นมีค่าเข้าใกล้ค่าแรงดันไฟฟ้าผลลัพธ์ที่ต้องการแล้ว จำนวนรอบที่ใช้ในการคำนวณโหลดโฟลว์แบบดั้งเดิมจึงน้อยลงกว่าแบบ Flat start

4.3 สรุปขั้นตอนการคำนวณโหลดโฟลว์โดยใช้เครือข่ายประสาท

จากที่กล่าวมาทั้งหมดในบทนี้เป็นการนำเครือข่ายประสาทมาใช้คำนวณโหลดโฟลว์ การคำนวณของเครือข่ายประสาทมีขั้นตอนการทำงานโดยสรุปได้ดังนี้

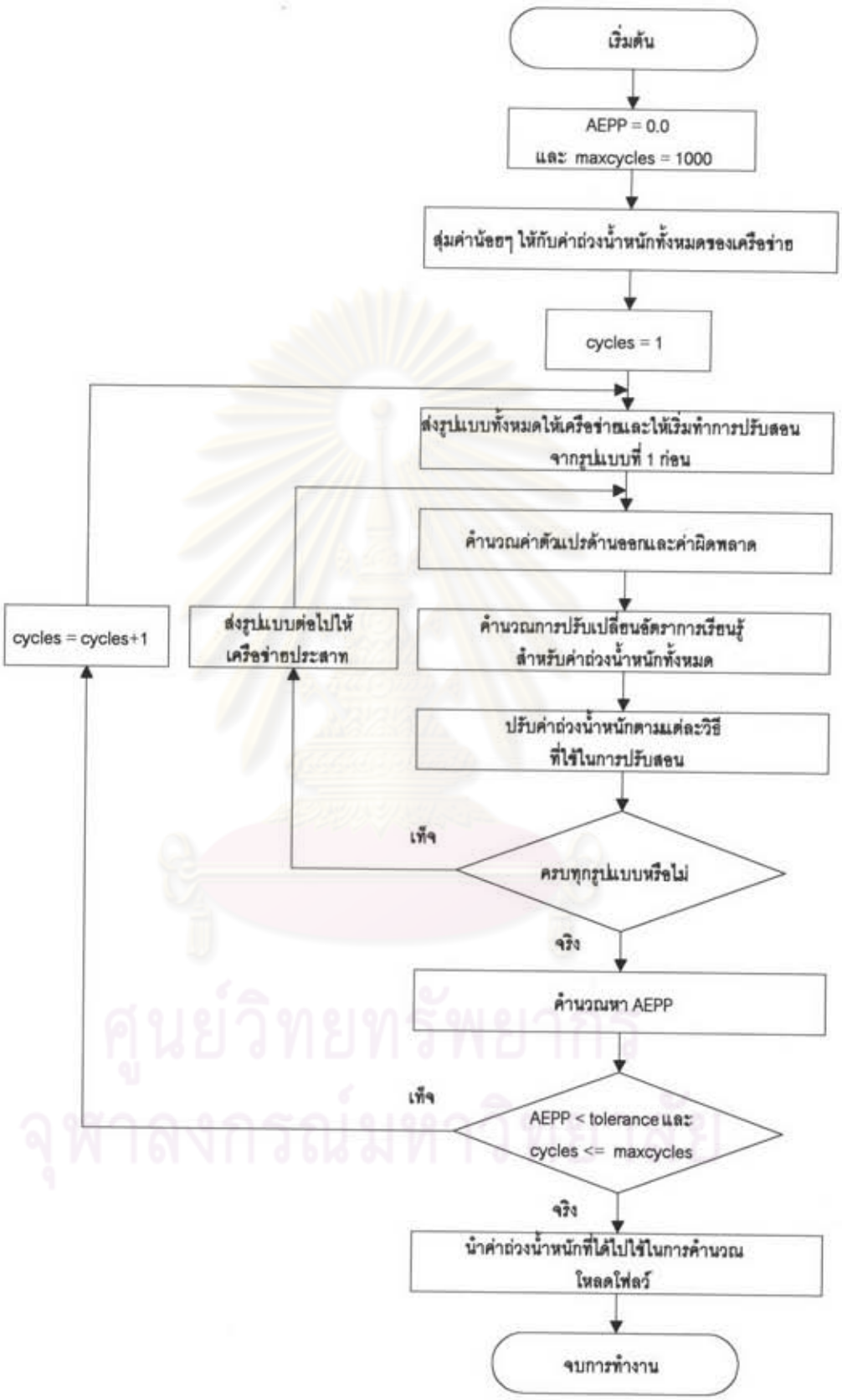
(1) การคำนวณหาข้อมูลสำหรับปรับสอนเครือข่ายประสาทดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.1

(2) นำชุดข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 มาใช้ปรับสอนเครือข่ายประสาท ซึ่งจากขั้นตอนนี้จะได้ค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดของเครือข่ายประสาทดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.2.1



รูปที่ 4.4 (ก) แสดงขั้นตอนการปรับสอนของเครือข่ายประสาท
ด้วยกฎการแพร่กระจายกลับร่วมกับโมเมนตัม

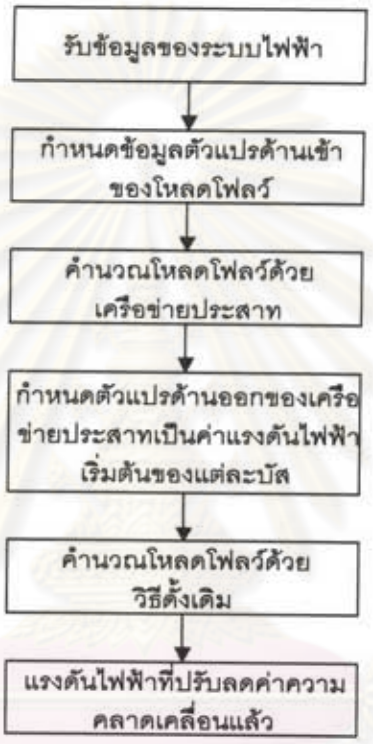
ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.4 (ข) แสดงขั้นตอนการปรับสอนของเครือข่ายประสาทด้วยกฎ Delta-Bar-Delta

(3) นำค่าถ่วงน้ำหนักนี้ไปใช้คำนวณโหลดโฟลว์ดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.2.2

(4) เมื่อได้ผลลัพธ์ของโหลดโฟลว์จากเครือข่ายประสาทแล้ว แต่ยังมีค่าความคลาดเคลื่อนสูงกว่าที่ต้องการ การปรับลดค่าความคลาดเคลื่อนทำได้โดยนำผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณเครือข่ายประสาทเป็นค่าแรงดันไฟฟ้าเริ่มต้นให้แก่โหลดโฟลว์แบบดั้งเดิมดังที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.2.3



รูปที่ 4.5 แสดงการปรับลดค่าความคลาดเคลื่อนของแรงดันไฟฟ้าของเครือข่ายประสาท

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย