บทที่ 3

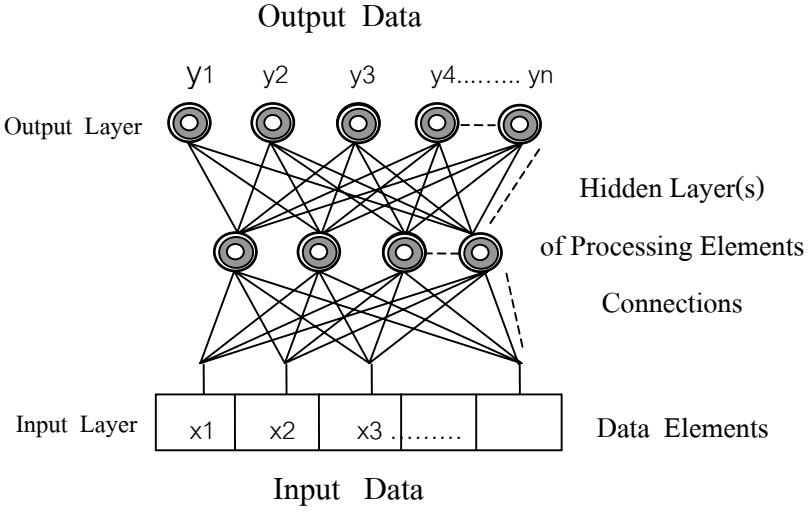
การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาท
ในการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น

3.1 โครงข่ายประสาท

3.1.1 ทฤษฎีโครงข่ายประสาท

โครงข่ายประสาท คือ ระบบที่ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลแบบง่าย ๆ หลาย ๆ ตัวที่อาจเชื่อมโยงกันอย่างทั่วถึงหรือไม่ทั่วถึงก็ได้ การทำงานของระบบนั้นขึ้นอยู่กับลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างหน่วยประมวลผลและค่าน้ำหนัก ซึ่งเป็นชุดสถาปัตยกรรมสำหรับการประมวลผลข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบต่างๆอาจเป็นซอฟท์แวร์หรือโครงสร้างของฮาร์ดแวร์ที่ถูกสอนให้รู้จักรูปแบบข้อมูลแบบต่าง ๆ สำหรับการทำงานของโครงข่ายประสาทจะทำการเรียนรู้จาก การจำแนกข้อมูลจำนวนมากโดยเทียบกับข้อมูลเข้า - ออกเพื่อปรับตัวแปร หรือค่าน้ำหนักที่จุดที่เซลประสาทติดต่อซึ่งกันและกัน จากนั้นชั้นของหน่วยประมวลผลในแต่ละระดับจะสื่อสารกัน หน้าที่ของหน่วยประมวลผลเหล่านี้และโครงสร้างของการเชื่อมโยงได้แนวคิดจากการศึกษาระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยส่วนประกอบหลัก ๆ ดังนี้

- ชั้นข้อมูลอินพุท (input layer)
- ชั้นซ่อนของหน่วยประมวลผล (hidden layer)
- ชั้นแสดงเอาท์พุท (output layer)



ภาพประกอบ 3-1 แสดงถึงส่วนประกอบหลักของโครงข่ายประสาท

คือ เซลประสาท

เนื่องจากสมองของมนุษย์มีความสามารถเหนือกว่าคอมพิวเตอร์ในงานหลายชนิด ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดคือ กระบวนการจดจำภาพหรือรูปแบบ หน้าตาและวัตถุ โดยสามารถตัดสินว่าภาพหน้าตาหรือวัตถุดังกล่าวเป็นอะไรหรือเป็นใคร กระบวนการจดและการตัดสินใจนี้เป็นกระบวนการที่มีความสามารถเร็วกว่าวิธีการจดจำภาพหรือรูปแบบที่ใช้ในระบบคอมพิวเตอร์ ดังนั้นจึงมีการศึกษาเพื่อหาแบบจำลองของเซลประสาท รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม และกระบวนการเรียนรู้ (learning algorithm) แล้วได้นำมาประยุกต์ใช้ในเครื่องคอมพิวเตอร์ โครงข่ายประสาทได้ถูกพัฒนาขึ้นตั้งแต่ปี พ.ศ. 2483 โดย McCullogh and Pitts และได้รับการพัฒนาต่อมาจนถึงปัจจุบัน ซึ่งได้เอาทฤษฎีนี้ไปประยุกต์ใช้กับงานต่าง ๆ เช่น งานในด้านการจดจำ การวินิจฉัยโรคทางการแพทย์ การบริหารฐานข้อมูลและการประมวลสัญญาณ เป็นต้น

3.1.2 ประวัติความเป็นมาและวิวัฒนาการ [ธิติพงศ์ ตันประเสริฐ, 2542]

โครงข่ายประสาท เป็นการคำนวณชนิดหนึ่งที่ได้รับแรงบันดาลจากโมเดลทางชีวภาพ นั่นคือมีความพยายามที่จะลอกเลียนความสามารถของสมองมนุษย์ ทฤษฎีของโครงข่ายประสาท เริ่มตั้งแต่ปีทศวรรษ 1950 โดยนักฟิสิกส์ วิศวกรและนักชีววิทยา ผู้บุกเบิกเหล่านี้เริ่มต้นประยุกต์โครงข่ายประสาทให้แก้ปัญหาในการจำแนกแยกแยะ เช่น การจำแนกแยกแยะตัวอักษร เป็นต้น

ปลายทศวรรษ 1950 Frank Rosenblatt จากมหาวิทยาลัยคอร์แนล ได้พัฒนา Perceptron คือระบบประสาทเทียมเลียนแบบการทำงานของระบบประสาทสมองมนุษย์ ระบบของ Rosenblatt สามารถแยกแยะตัวอักษรซึ่งทำให้เกิดการพัฒนาเติบโตในงานวิจัยด้านโครงข่ายประสาท

ปี ค.ศ. 1969 Marvin Minsky ซึ่งเป็นหนึ่งในผู้ก่อตั้งความคิดในเรื่องปัญญาประดิษฐ์ ได้ทำให้การพัฒนาด้านโครงข่ายประสาทนั้นต้องประสบความชะงักงันไปสิบกว่าปี โดยได้เขียนหนังสือชื่อว่า Perceptron ร่วมกับ Papert โจมตีว่า Perceptron ปราศจากคุณค่าทางวิทยาศาสตร์ และได้พิสูจน์ให้เห็นว่า Perceptron ขณะนั้นไม่สามารถแก้ปัญหาทางด้านแยกแยะรูปแบบบางอย่างได้ เช่น ไม่สามารถแยกตัว T กับตัว C ออกจากกันได้ (Minsky และ Papert, 1969)

กลุ่มทางด้านโครงข่ายประสาทไม่ได้มีผลงานอะไรอีกจนกระทั่งประมาณปี ค.ศ. 1978 จึงมีการรวมตัวของนักภาษาศาสตร์ นักปรัชญา นักคอมพิวเตอร์ นักชีววิทยา นักฟิสิกส์และนักจิตวิยา โดยมีศูนย์กลางอยู่ที่มหาวิทยาลัยซานดิเอโก และเรียกตัวเองว่า PDP Group (parallel distributed processing group) ได้ทำให้โครงข่ายประสาทได้เกิดใหม่อีกครั้ง และในปี 1986 หนังสือ 2 เล่ม ชื่อ Parallel Distributed Processing Vol.l-ll ซึ่งขณะนี้ถือกันว่าเป็นคัมภีร์ของโครงข่ายประสาทได้ตีพิมพ์จำหน่าย (มนตรี วงศ์ทองศรี, 2534)

ตาราง 3-1 แสดงถึงยุคต่าง ๆ ของการวิจัยทางโครงข่ายประสาท

เวลา	ผู้ค้นคว้า	งานวิจัย
แนวความคิดพื้นฐาน ค.ศ. 1940-1960	Mc Culloch & Pitts	Boolean Logic
	Farley & Clark/Hebb	Synaptic Learning Rule
	Rosenblatt	Perceptron
	Stienbuch,Taylor	Associative Memory
ทฤษฎีขั้นพื้นฐาน ค.ศ. 1960-1980	Widrow & Hoff	LMS Algorithm (Adaline/Madaline)
	Albus	Linear Associative Learning
	Anderson	NGO-Cognitron
	Von Der Malsburg	Adaptive Resonance
	Fukushima	Ttheory(ART) and Boundary Contour
	Grossberg&Carpenter	System (BCS)
ยุคเฟื่องฟู ค.ศ. 1980 - ปัจจุบัน	Kohonen	Feature Maps
	Feldman & Ballard	Connectionist Models
	Hopfield	Associative Memory Theory
	Reily,ET.AL.	Reduced Coulomb Energy
	Hinton & Sejnowski	Boltman Machine
	Rumelhart, Et.AL.	Backpropagation and PDP Books
	Edeman,Reeke	Dadrwin lll (Neural Darwinish)

ตาราง 3-2 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมในช่วงปี 1950-19867

ชื่อของแบบจำลอง	ผู้คิดค้น	ปีที่พัฒนา	การใช้งาน
1. Perceptron	F, Rosenblatt	1957	อ่านตัวพิมพ์ดีด
2. Madaline	B. Widrow	1960-62	Adaptive Equalizer
3. Avalanche	S. Grossberg	1967	เข้าใจคำพูด
4. Celebellatron	D. Mar,J.Albuss & A.Pellionez	1969-82	ควบคุมการเคลื่อนไหวแขนของหุ่นยนต์
5. Back Propagation	P.Werbos, D. Parker & D.Rumelhart	1974-85	เลียนแบบฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ อ่านตัวเขียน, คำพูด, ทำนายหุ้น
6. Brain state in a box	J Anderson	1977	สกัดข้อมูลบางอย่างจากฐานข้อมูล
7. Neocognition	K.Fukushima	1978-84	อ่านตัวเลขและตัวอักษรเขียน
8. Adaptive Resonance	G.Carpenter & S.Grossberg	1978-86	Pattern Recognition
9. Self organizing map	T.Kohonen	1980	จำลองลักษณะของพื้นผิววัตถุ เช่น ปีกเครื่องบิน
10. Hopfield	J.Hopfield	1982	ทำนายบางส่วนของข้อมูลที่หายไป เช่น บางส่วนของหน้าคน
11. Bidirection associative memory	B.Kosko	1985	Content addressable associative memory
12.Bolzman & Cauchy machine	J.Hinton, T.Sejnowsky & H.Szu	1985-86	Pattern Recognition
13.Counter Propagation	R.Hecht-Nielsen	1986	อัดข้อมูลของภาพให้น้อยลง Table look up

3.1.3 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาท [Wasserman, 1989]

โครงข่ายประสาทมีคุณสมบัติบางอย่างคล้ายกับสมองมนุษย์ เช่น สามารถเรียนรู้จากประสบการณ์ เช่น การปรับตัวเองเข้ากับสิ่งแวดล้อมได้เป็นอย่างดี และสามารถอนุมานจากสิ่งที่เรียนรู้ไปสู่สิ่งที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อนหรือที่เรียกว่าความสามารถในการบ่งชี้ทั่วไป (generalization)

โครงข่ายประสาทมีคุณสมบัติ 2 ประการคือ

1). <u>การเรียนรู้</u> (learning)

โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้จากชุดการสอนที่เราป้อนให้

2). <u>การระลึกหรือจดจำได้</u> (recall)

โครงข่ายประสาทสามารถระลึกได้ทั้งชุดการสอนและชุดการทดสอบ หรือชุดทั่วไปได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ โดยชุดการทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดการสอนอยู่บ้าง ซึ่งความแตกต่างเรียกว่ามีสิ่งปนเปื้อน หรือสิ่งบิดเบือนของข้อมูลประเภทนั้น ๆ ซึ่งเป็นลักษณะของสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียมในทัศนะของคอมพิวเตอร์จะประกอบด้วย processing elements (PE) เชื่อมโยงกันหลายๆตัวทำงานในลักษณะขนานคล้ายกับเซลประสาทในสมองมนุษย์ เพื่อแปลงข้อมูลจากรูปหนึ่งเป็นอีกรูปหนึ่ง การใช้งานโครงข่ายประสาทนี้จะเป็นไปในรูปแบบของการ “สอน” แทนที่จะเป็นการป้อนโปรแกรม ส่วนจุดมุ่งหมายของการสอนโครงข่ายประสาทคือ การกระทำให้โครงข่ายนี้สามารถแสดงคำตอบที่ยอมรับได้ ส่วนการป้อนข้อมูลก็จะเป็นไปในรูปของการป้อนข้อมูลที่ถือว่ารู้อยู่แล้วเข้าไปในโครงข่ายประสาทพร้อมด้วยตัวเลขที่แสดงค่าน้ำหนักกำกับไว้ที่คอนเน็คชั่นต่าง ๆ ที่ปรากฏอยู่ในสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประเภทนี้ แล้วบอกให้โครงข่ายทำงาน ซึ่งในขณะที่โครงข่ายทำงานอยู่จะมีการปรับค่าของตัวเลขที่แสดงน้ำหนัก โดยใช้ criteria ต่าง ๆ เข้าช่วย จนกระทั่งเอาท์พุทที่ได้ออกมานั้นถูกต้องแม่นยำและจัดอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ ตัวเลขที่เป็นกลไกที่ทำให้โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้และจดจำได้จะอยู่ในรูปที่เรียกว่า weighted matrix of interconnections ลักษณะการทำงานแบบนี้จะทำให้ผู้ใช้โครงข่ายประสาทสามารถป้อนข้อมูลใหม่ ๆ เข้าไปแล้วปล่อยให้เป็นหน้าที่ของโครงข่ายเพื่อที่จะหาทางตอบรับเอาเองว่าจะจัดการกับข้อมูลที่เพิ่มในภายหลังอย่างไร

โครงข่ายประสาทต่างจากดิจิตอลคอมพิวเตอร์ตรงที่โครงข่ายประสาทไม่เหมาะที่จะใช้ในการคำนวณที่ต้องการความละเอียดสูง เนื่องจากโครงข่ายแบบนี้เหมือนสมองคนมากกว่าดิจิตอลคอมพิวเตอร์ นอกจากนี้ในขณะที่แก้ปัญหานั้น โครงข่ายประสาทจะบอกไม่ได้ว่าแก้ปัญหาให้อย่างไร ส่วนสถานภาพของเทคโนโลยีในด้านโครงข่ายประสาทเท่าที่เป็นอยู่ในขณะนี้ยังไม่มีโครงข่ายประสาทของแท้ที่เรียกว่า biological neural network clones จะมีเพียงความสามารถในการทำซิมูเลชันสำหรับอาร์ติฟิเชียลโครงข่ายประสาทในดิจิตอลแมชีนเท่านั้น จึงเหมาะสำหรับงานทางด้าน pattern recognition และ functional synthesis

ข้อเปรียบเทียบระหว่างการประมวลผลแบบดั้งเดิมกับโครงข่ายประสาท

1.) การประมวลผลแบบดั้งเดิม (traditional approach)

เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลโดยมนุษย์ ดังนั้นทรัพยากรมนุษย์จะถูกใช้ในการพัฒนาอัลกอริธึมและโปรแกรม ตัวอย่างเช่น การประมวลภาพในการระบุว่าเป็นแมว, สุนัข หรือกระต่าย ทำให้เกิดโปรแกรม 3 โปรแกรมในการบ่งบอกภาพแต่ละภาพ และเมื่อมีภาพชนิดใหม่ ๆ ขึ้นมา โปรแกรมก็ไม่สามารถที่จะบอกได้ ต้องทำการพัฒนาอัลกอริธึมและโปรแกรมขึ้นมาใหม่

2.) การประมวลผลแบบโครงข่ายประสาท (neural network approach)

จากตัวอย่างการประมวลภาพ เริ่มแรกเราจะให้ภาพแต่ละภาพเป็นข้อมูลอินพุท และเอาท์พุทเป็นข้อความที่ระบุชนิดของภาพนั้น เช่น แมว สุนัข หรือกระต่าย โดยผ่านกระบวนการสอนให้โครงข่ายประสาทรู้จักจำแนกชนิดของภาพต่าง ๆ โดยค่าน้ำหนักจะถูกปรับแต่งอยู่ตลอดเวลา

ในกระบวนการสอน จะมีการสอนวนซ้ำหลาย ๆ รอบ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเกิดการเรียนรู้เมื่อสิ้นสุดการสอนแล้วโครงข่ายประสาทก็จะสามารถจำแนกชนิดของภาพได้ และเมื่อมีภาพใหม่ ๆ ที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทรู้จักก็สามารถทำในทำนองเดียวกันและต้องมีการสอนใหม่ แต่ทำให้ประหยัดเวลาและแรงงานในการพัฒนาโปรแกรมขึ้นมาใหม่

การเก็บข้อมูลของโครงข่ายประสาทเป็นแบบกระจายและถูกใช้ร่วมกันโดยหลาย ๆ เซลประสาท ซึ่งต่างกับแบบดั้งเดิมคือข้อมูลจะเก็บไว้ในหน่วยความจำ การเก็บข้อมูลของโครงข่ายประสาทแบบกระจายนั้นทำให้เกิดความซ้ำซ้อน ซึ่งเป็นการเพิ่มความปลอดภัย คือเป็นระบบสำรองทดแทน (fault/error tolerance system) ได้อย่างดี

ชุดการสอนที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทมีผลต่อการเรียนรู้ ถ้าเป็นชุดตัวอย่างที่ดีจะทำให้เกิดการเรียนรู้ได้ดีและเร็ว แต่ถ้าเป็นชุดข้อมูลการสอนที่ไม่ดีทำให้การเรียนรู้ไม่ดีเท่าที่ควร หรือไม่เกิดการเรียนรู้เลย

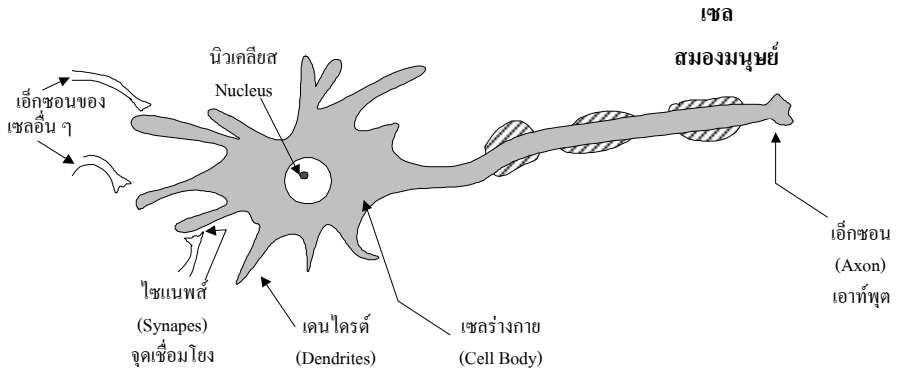
ตาราง 3-3 แสดงการเปรียบเทียบระหว่างการประมวลผลแบบดั้งเดิมกับโครงข่ายประสาท

การประมวลผลแบบดั้งเดิม	**โครงข่ายประสาท**
การพัฒนาเน้นไปที่อัลกอริธึมสำหรับทุกกรณีที่เกิดขึ้น	การพัฒนาเน้นที่ระบบการสอน
ต้องเขียนโปรแกรมล่วงหน้า-ใช้กฎและตรรกเพื่อสร้างเอาท์พุท	เรียนรู้จากตัวอย่างเพื่อเอาท์พุทที่ถูกต้อง
ขึ้นกับกฎ/ตรรก	ขึ้นกับความสัมพันธ์
ประมวลผลโดยอาศัยขั้นตอนต่าง ๆ ที่แน่นอนและให้ผลออกมาตามที่คาดคะเนเอาไว้	อาศัยวิธีการประมวลผลข้อมูลที่แตกต่างกันไปในแต่ละกรณีของปัญหา
การตัดสินใจต้องใช้ความรู้และข้อมูลทั้งหมด	สามารถจัดการกับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ หรือข้อมูลที่มีความสับสนได้
ตัดสินใจในรูปของ ใช่ หรือ ไม่ใช่ทางคณิตศาสตร์หรือตรรกศาสตร์	ตัดสินใจโดยอาศัยตัวเลขแสดงน้ำหนักบนฐานของข้อมูลตัวเลขที่สามารถแสดงความเอนเอียง (Fuzzy) ตลอดจนยอมรับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ได้
ได้คำตอบเดิมเสมอ	บางครั้งอาจผิดพลาด-จะเตรียมคำตอบที่ยอมรับได้ แต่ไม่จำเป็นต้องเป็นคำตอบที่ดีที่สุด
ให้คำตอบที่แน่นอน เมื่อให้เวลาคำนวณอย่างเพียงพอ	ให้คำตอบโดยประมาณสำหรับปัญหาที่ซับซ้อนมาก ๆ
เหมาะสำหรับระบบที่ต้องการความแม่นยำในการคำนวณ, มีการไหลของข้อมูลเป็นลำดับและมีตรรกที่ดี	เหมาะสมเมื่อไม่มีกฎที่แน่นอนและต้องการการตัดสิน
ประมวลผลข้อมูลในรูปไบนารี	ประมวลผลสัญญาณที่อยู่ในรูปของสัญญาณอนาล็อก ที่แปรปรวนอยู่ตลอดเวลา
อยู่บนพื้นฐานของสัญลักษณ์	อยู่บนพื้นฐานของรูปแบบ
สามารถอธิบายและตรวจสอบได้	ไม่สามารถอธิบายการตัดสินใจได้ทั้งหมด
ไม่สามารถจัดการกับข้อยกเว้นต่าง ๆ ได้	จัดการกับข้อยกเว้นต่าง ๆ ได้ดี
ค้นหาสิ่งที่ต้องการฐานข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อให้ได้สิ่งที่ตรงกับความต้องการ	ค้นหาข้อมูลจากฐานข้อมูลโดยอาศัยหลักของความใกล้เคียงที่สุดเป็นเกณฑ์
มีวิธีการเก็บข้อมูลจำเพาะแน่นอน	เก็บข้อมูลโดยอาศัยเนื้อที่มีอยู่ในสื่อบันทึกข้อมูลเป็นเครื่องบอกตำแหน่งที่เก็บข้อมูลมากกว่าการจำเป็นที่จะต้องรู้ตำแหน่งที่เก็บตั้งแต่แรก
ตายตัว	ปรับได้
แบบอนุกรม	แบบขนาน

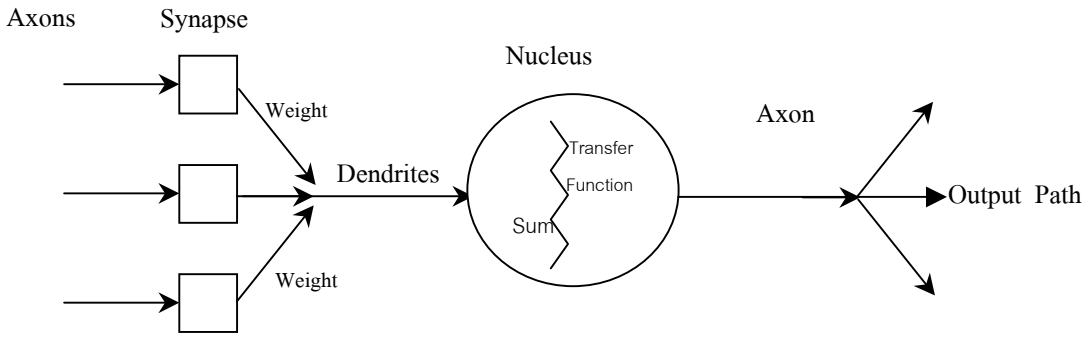
3.1.4 แบบจำลองของเซลประสาทและสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาท

3.1.4.1 แบบจำลองเซลประสาท

เราอาจจะจำลองแบบโครงสร้างพื้นฐานของเซลประสาทหรือเซลสมองของมนุษย์ได้ดังภาพประกอบที่ 3-2 โดยมีหลักการทำงานดังนี้ เซลเซลประสาทรับข้อมูลอินพุทจากเซลประสาทเซลอื่น โดยผ่านทางจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลที่เรียกว่า ไซแนพส์ (Synapse) สัญญาณข้อมูลจากไซแนพส์จะถูกส่งผ่านเดนไดรท์(Dendrite) ซึ่งเป็นส่วนที่ระโยงระยางรอบข้างของเซลร่างกาย (cell body) สัญญาณข้อมูลอินพุทนี้จะได้รับการประมวลผลจากขบวนการที่เกิดขึ้นภายในเซลร่างกาย และได้เป็นสัญญาณเอาท์พุทออกมา สัญญาณเอาท์พุทที่ได้จากเซลประสาทนี้จะถูกส่งออกทางส่วนหนึ่งของเซลที่เรียกว่า เอ็กซอน (Axon) แล้วสัญญาณดังกล่าวนี้ จะกระโดดข้ามผ่านไซแนพส์เป็นอินพุทของเซลประสาทเซลอื่นต่อไป



Biological processing element



A Neural network processing element

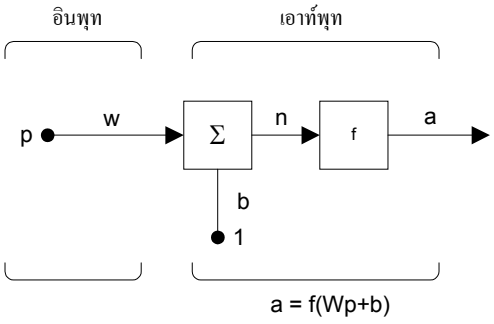
ภาพประกอบ 3-2 แสดงโครงสร้างพื้นฐานเซลประสาทของสมองมนุษย์

นักประสาทวิทยาได้พัฒนาโมเดล ซึ่งแสดงถึงวิธีที่สมองของมนุษย์ประมวลผลข้อมูลภายในสมองเซลประสาทเชื่อมโยงกันอย่างซับซ้อนผ่านโยงใยของเส้นทางนำข้อมูลอินพุทและเส้นทางเอาท์พุท ซึ่งนิวเคลียสของเซลประสาทเปรียบเสมือนหน่วยประมวลผลง่าย ๆ ที่รับสัญญาณไฟฟ้าจากเซลประสาทอื่นหลาย ๆ เซลประสาททางเส้นทางนำข้อมูลเข้า (Dendrites) เซลประสาทอื่น ๆ เป็นร้อย ๆ เซลประสาทจะรับข้อมูลอินพุทนั้นเช่นกัน ถ้าผลของข้อมูลอินพุทมากกว่าระดับการกระตุ้น (Threshold) ซึ่งขึ้นกับค่าความแข็งแกร่งและจำนวนครั้งของสัญญาณที่ได้รับจากแต่ละการเชื่อมโยง เซลประสาทจะส่งสัญญาณไปยังเส้นทางของเอาท์พุท (Axon)

เซลประสาทที่ถูกกระตุ้นอาจเป็นตัวกระตุ้นเซลประสาทอื่น แล้วเซลประสาทที่ถูกกระตุ้นก็อาจจะเป็นตัวกระตุ้นเซลประสาทอื่น อีกหลาย ๆ เซลประสาทด้วยสัญญาณไฟฟ้า ทุกครั้งที่เหตุการณ์นี้เกิดขึ้นจะทำให้การเชื่อมโยงแข็งแกร่งขึ้น นั่นคือเกิดการเรียนรู้ ในสมองมนุษย์จะประกอบด้วยเซลประสาทประมาณ 100 พันล้านเซลประสาท (10^{11}) และมีการเชื่อมโยงกันถึง 10^{15} ซึ่งทำให้เกิดสัญญาณ 10^{16} ครั้งต่อวินาที

ซึ่งสามารถแบ่งลักษณะของแบบจำลองเซลประสาทได้ดังนี้ [ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล, 2541]

1.) <u>เซลประสาทอินพุทเดียว</u>

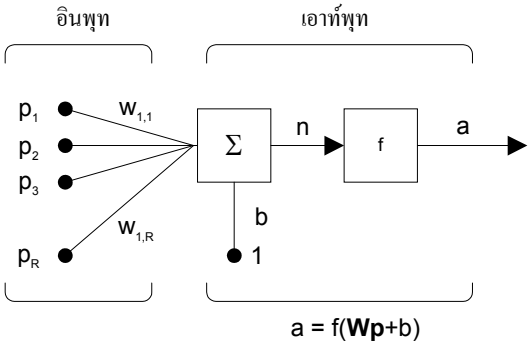


ภาพประกอบ 3-3 เซลประสาทที่มีอินพุทเดียว

อินพุท p ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนัก W รวมกับอีกอินพุทซึ่งมีค่าเท่ากับ 1 แล้วคูณด้วยไบอัส b ได้เป็นเอาท์พุทของวงจรรวม (net input, n) หลังจากนั้นเอาท์พุทของวงจรรวมจะผ่านทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน (transfer function, f) และให้เอาท์พุทเป็นเอาท์พุทของเซลประสาท (output, a) สามารถเขียนเป็นสมการได้เป็น

$$a = f(Wp + b) \qquad (3\text{-}1)$$

2.) <u>เซลประสาทหลายอินพุท</u>



ภาพประกอบ 3-4 เซลประสาทที่มีหลายอินพุท

โดยทั่วไปแล้วเซลประสาทจะมีอินพุทมากกว่า 1 อินพุท สมมติให้มี R อินพุท คือ $p_1,p_2,\ldots,p_R$ แต่ละอินพุทมีค่าน้ำหนักคือ $W_{1,1},W_{1,2},\ldots,W_{1,R}$ เซลประสาทมีไบอัสเท่ากับ b จะได้เอาท์พุทของวงจรรวม (net input, n) เท่ากับ

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \ldots\ldots + w_{1,R}p_R + b \qquad (3\text{-}2)$$

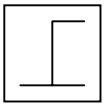
และได้สมการของเอาท์พุทของโครงข่ายเป็น $a = f(Wp+b)$

3.1.4.2 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย (transfer function)

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายอาจเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่ายประสาทมีหลายชนิด ที่นิยมใช้กันเช่น

1.) <u>Hard Limit Transfer Function</u>

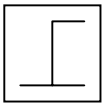
ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่นชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุท 2 ค่า ตามค่าเน็ตอินพุท กล่าวคือหาค่าเน็ตอินพุทมีค่าต่ำกว่า 0 จะให้เอาท์พุทเป็น 0 และหากค่าเน็ตอินพุทมีค่ามากว่าหรือเท่ากับ 0 จะให้ค่าเอาท์พุทเป็น 1



$a = hardlim(n) = hardlim(Wp+b)$, $a = \begin{cases} 0, n < 0 \\ 1, n \geq 0 \end{cases}$

2.) Linear Transfer Function

ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่นชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุทตามค่าเน็ตอินพุทที่ป้อนเข้ามา กล่าวคือ หากค่าเน็ตอินพุทมีค่าเท่าใดก็จะให้ค่าเอาท์พุทเป็นค่าเท่ากับเน็ตอินพุทนั้น ๆ



$a = purelin(n) = purelin(Wp+b) = n$

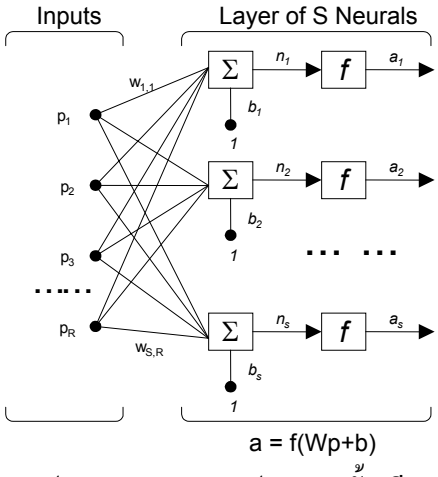
3.) Log-Sigmoid Transfer Function

ทรานเฟอร์ฟังก์ชั่นชนิดนี้จะให้ค่าเอาท์พุทระหว่าง 0 ถึง 1 โดยมีความสัมพันธ์ดังสมการข้างล่างนี้

$$a = logsig(n) = logsig(Wp+b) \qquad , a = \frac{1}{1+e^{-n}}$$

3.1.4.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่าย

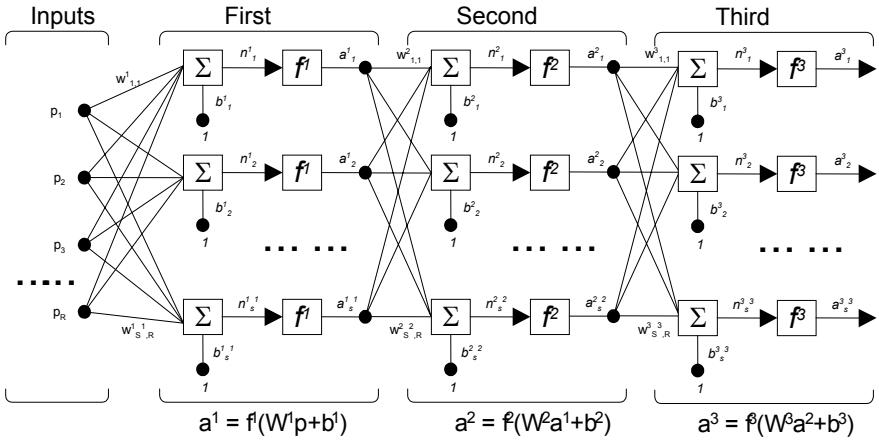
1.) เซลประสาทชั้นเดียว



ภาพประกอบ 3-5 เซลประสาทชั้นเดียว

โครงข่ายประสาทประกอบด้วยเมทริกซ์น้ำหนัก (**W**), วงจรรวม (Σ), เวกเตอร์ไบอัส (**b**), ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน (*f*), และเวกเตอร์เอาท์พุท (a)

2.) <u>เซลประสาทหลายชั้น</u>



ภาพประกอบ 3-6 เซลประสาทหลายชั้น

ภาพประกอบที่ 3-6 แสดงเซลประสาทหลายชั้น โดยตัวเลขยกกำลังเป็นตัวเลขกำกับชั้น ชั้นที่มีอินพุทเป็นอินพุทของโครงข่ายเรียกว่าชั้นอินพุท (input layer), ชั้นที่มีเอาท์พุทเป็นเอาท์พุทของโครงข่ายเรียกว่าชั้นเอาท์พุท (output layer) ส่วนชั้นอื่น ๆ เรียกว่าชั้นซ่อน (hidden layer)

ในการเรียกชื่อโครงสร้างของโครงข่ายจะเรียกตามโครงสร้างของแต่ละชั้น เช่น โครงข่าย “2-4-1” จะหมายถึง โครงข่ายที่มี 1 ชั้นอินพุท 1 ชั้นซ่อน และ 1 ชั้นเอาท์พุท โดยในชั้นอินพุทจะมี 2 อินพุท ในชั้นซ่อนจะมี 4 เซล และในชั้นเอาท์พุทจะมี 1 เอาท์พุท เป็นต้น

จากภาพประกอบ จะได้สมการเอาท์พุทของชั้นซ่อนชั้นแรกเป็น

$$a^1 = f^1(W^1 p + b^1) \qquad (3\text{-}3)$$

สมการเอาท์พุทของชั้นซ่อนชั้นที่สองจะได้

$$a^2 = f^2(W^2 a^1 + b^2) \qquad (3\text{-}4)$$

และสมการเอาท์พุทของชั้นเอาท์พุทจะได้ว่า

$$a^3 = f^3(W^3 a^2 + b^3) \qquad (3\text{-}5)$$

โดยเวกเตอร์อินพุท (p), เมทริกซ์ของค่าน้ำหนัก (**W**), เวกเตอร์ไบอัส (**b**), ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน (*f*), และเวกเตอร์เอาท์พุท (a) มีลักษณะเหมือนในเซลประสาทชั้นเดียว

ความสามารถของโครงข่ายแบบเซลประสาทหลายชั้น สามารถสรุปได้ดังนี้

- โครงข่ายเซลประสาทหลายชั้นจะมีความสามารถสูงกว่าโครงข่ายเซลประสาทชั้นเดียว
- จำนวนอินพุทและเอาท์พุทของโครงข่ายขึ้นอยู่กับลักษณะของแต่ละปัญหา
- โครงข่ายที่มีไบอัสจะมีความสามารถสูงกว่าโครงข่ายที่ไม่มีไบอัส

3.1.5 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท (learning of neural network) [Wasserman, 1989]

โดยทั่วไปการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท ก็คือ การสอนโครงข่ายให้ทำการคำนวณข้อมูลเอาท์พุทพร้อมกับปรับปรุงค่าน้ำหนักโดยใช้ข้อมูลอินพุทที่ป้อนให้กับโครงข่ายโดยอาศัยกระบวนการทำซ้ำ (iterative) สามารถแบ่งเป็น 3 ประเภท คือ

1.) <u>การเรียนรู้แบบมีครู</u> (supervised learning)

การเรียนรู้แบบมีครูต้องการชุดข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทธ์เป้าหมายเป็นชุดการสอนควบคู่ (training pair) โดยปกติการสอนโครงข่ายจะใช้ชุดการสอนควบคู่หลายชุด ในระหว่างการสอนโครงข่ายจะเกิดเอาท์พุทจริงซึ่งแตกต่างจากเอาท์พุทเป้าหมายทำให้ได้ค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาด โครงข่ายจะเรียนรู้ข้อมูลทั้งสองโดยการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อลดค่าความแตกต่างระหว่างค่าของตัวแปรเอาท์พุทของโครงข่ายกับค่าของข้อมูลเอาท์พุทที่ถูกต้องให้น้อยที่สุด การปรับค่าน้ำหนัก จะปรับค่าทีละน้อย ๆ โดยอาศัยกระบวนการทำซ้ำกับข้อมูลทีละชุด จนกระทั่งค่าน้ำหนักในโครงข่ายลู่เข้า (converge) ซึ่งทั้งหมดนี้เรียกว่า การเรียนรู้ (learning or training) จากนั้นเมื่อเราป้อนคำข้อมูลอินพุทล่าสุดซึ่งเป็นข้อมูลชุดใหม่ก็จะได้ค่าตัวแปรเอาท์พุทของโครงข่าย เช่น การให้โครงข่ายเรียนรู้ข้อมูลอินพุทเกี่ยวกับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด อุณหภูมิสูงสุดของวันในอดีต และข้อมูลเอาท์พุทเกี่ยวกับค่าความต้องการไฟฟ้าของวันถัดไปที่เกิดขึ้นในอดีต เมื่อโครงข่ายทำการเรียนรู้แล้วก็จะป้อนข้อมูลอินพุทล่าสุดให้กับโครงข่าย เพื่อที่จะหาค่าของตัวแปรเอาท์พุทซึ่งก็คือค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของวันถัดไป เป็นต้น ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ supervised learning เท่านั้น

การเรียนรู้ประเภทนี้ได้แก่ adaptive linear neural network (ADALINE) และ backpropagation neural network (BNN) เป็นต้น

2.) การเรียนรู้แบบไม่มีครู (unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีครูถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้ใกล้เคียงกับระบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มากยิ่งขึ้น โดยมีเพียงชุดข้อมูลอินพุท กระบวนการเรียนรู้จะใช้หลักการทางสถิติ โดยหาค่าทางสถิติของชุดการสอน และจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นระดับต่าง ๆ โครงข่ายประสาทจะหาค่าเอาท์พุทเองจากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท

การเรียนรู้ประเภทนี้ได้แก่ Hopfield network recognition และ self organizing feature map (SOFM) เป็นต้น

3.) การเรียนรู้เชิงบังคับ (reinforcement learning)

การเรียนรู้เชิงบังคับเป็นการเรียนรู้ทั้งแบบมีครูและไม่มีครู การเรียนรู้แบบไม่มีครู คือ ในระหว่างการสอนมีเพียงชุดข้อมูลอินพุท การเรียนรู้แบบมีครูคือเมื่อได้เอาท์พุทจะบอกว่าถูกหรือผิด แต่ไม่ได้บอกว่าเอาท์พุทที่ถูกคืออะไร

3.1.6 การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Backpropagation learning algorithm)

[สหัส พรหมสิทธิ์, 2538]

Werbos ได้เสนอแนวความคิดของการเรียนรู้แบบแพร่กลับในปี ค.ศ. 1974 จากนั้น Parker ได้นำเสนออีกครั้งในปี ค.ศ. 1982 และได้ทำให้เป็นที่รู้จักมากยิ่งขึ้นโดย Rumelhart และคณะในปี ค.ศ. 1986 ในหนังสือชื่อ Parallel distributed processing ซึ่งกล่าวถึงศักยภาพของโครงข่ายประสาทและการเรียนรู้แบบแพร่กลับ งานประยุกต์เริ่มแรกของการเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นโปรแกรม NETTALK ซึ่งสร้างโดย Sejnowlki และ Rosenberg ในมหาวิทยาลัยจอห์นฮอปกิน

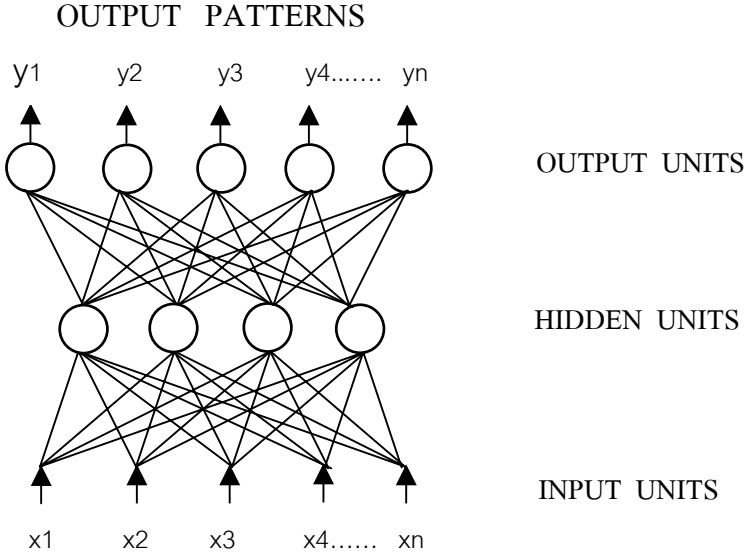
การเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทที่ใช้กันอย่างกว้างขวางและนำมาประยุกต์กับการศึกษาในงานประเภทต่าง ๆ เช่น ทางการทหาร การช่วยในการวินิจฉัยของแพทย์ การรู้จำคำพูด การรู้จำตัวอักษร เป็นต้น

การเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นการเรียนรู้แบบมีครูสามารถแก้ปัญหาที่ต้องการรูปแบบ โดยการป้อนรูปแบบเข้าไปให้กับโครงข่ายประสาทซึ่งก็จะให้รูปแบบเอาท์พุทที่เกี่ยวข้องกันออกมา และยังเป็นวิธีการหนึ่งของโครงข่ายประสาทที่ง่ายต่อความเข้าใจ เนื่องจากกระบวนการเรียนรู้และปรับปรุงแก้ไขนั้นเป็นไปด้วยตนเอง ถ้าโครงข่ายประสาทให้คำตอบที่ผิด ค่าน้ำหนักก็จะถูกปรับจนกว่าค่าความผิดพลาดจะน้อยลง หรืออยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ นั่นคือค่าที่ได้ในครั้งต่อไป จะมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

การเรียนรู้แบบแพร่กลับมีโครงข่ายเป็นชั้น ๆ โดยแต่ละชั้นเชื่อมโยงกันอย่างทั่วถึงกับชั้นที่อยู่ด้านบนและชั้นที่อยู่ด้านล่าง เมื่อโครงข่ายได้รับข้อมูลอินพุท จะทำการคำนวณค่าน้ำหนักของหน่วยประมวลผลจากชั้นอินพุทไปยังชั้นซ่อนและจากชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาท์พุท เมื่อเกิดผลต่างระหว่างเอาท์พุทจริงกับเอาท์พุทเป้าหมาย โครงข่ายจะนำค่าความผิดพลาดจากชั้นเอาท์พุทกลับไปยังชั้นซ่อน จากชั้นซ่อนไปยังชั้นข้อมูลอินพุท เพื่อปรับค่าน้ำหนักของแต่ละชั้น

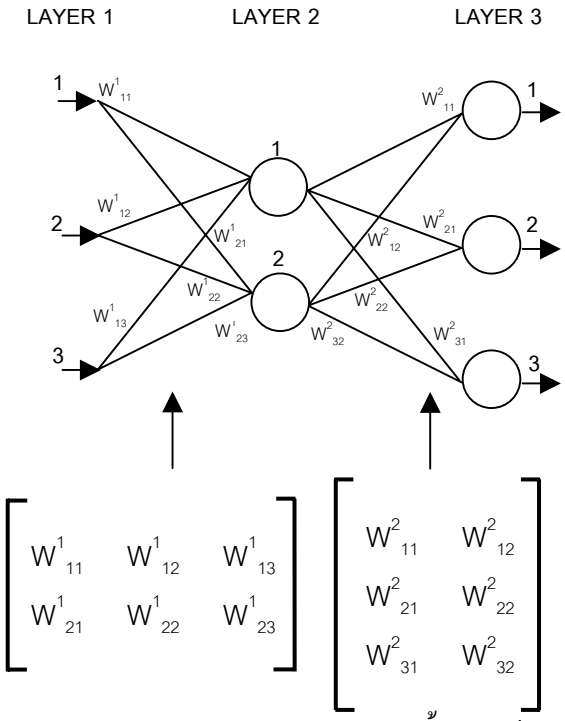
1). <u>โครงสร้างของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ</u>

การเรียนรู้แบบแพร่กลับมีโครงสร้างเป็นชั้น ๆ โดยมีโครงสร้างอย่างง่าย ๆ 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลอินพุท ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลเอาท์พุท แต่ละชั้นจะติดต่อกันอย่างสมบูรณ์ ดังภาพประกอบที่ 3-7



ภาพประกอบ 3-7 รูปแบบของการเรียนรู้แบบแพร่กลับชนิด 3 ชั้น

ภาพประกอบที่ 3-7 แสดงรูปแบบของการเรียนรู้แบบแพร่กลับชนิด 3 ชั้น ชั้นล่างคือ ชั้นข้อมูลอินพุท ซึ่งนำข้อมูลจากภายนอก ชั้นถัดมาคือ ชั้นซ่อน ซึ่งจะติดต่อกับ ทั้งชั้นข้อมูลอินพุท และชั้นแสดงเอาท์พุทที่อยู่ด้านบน

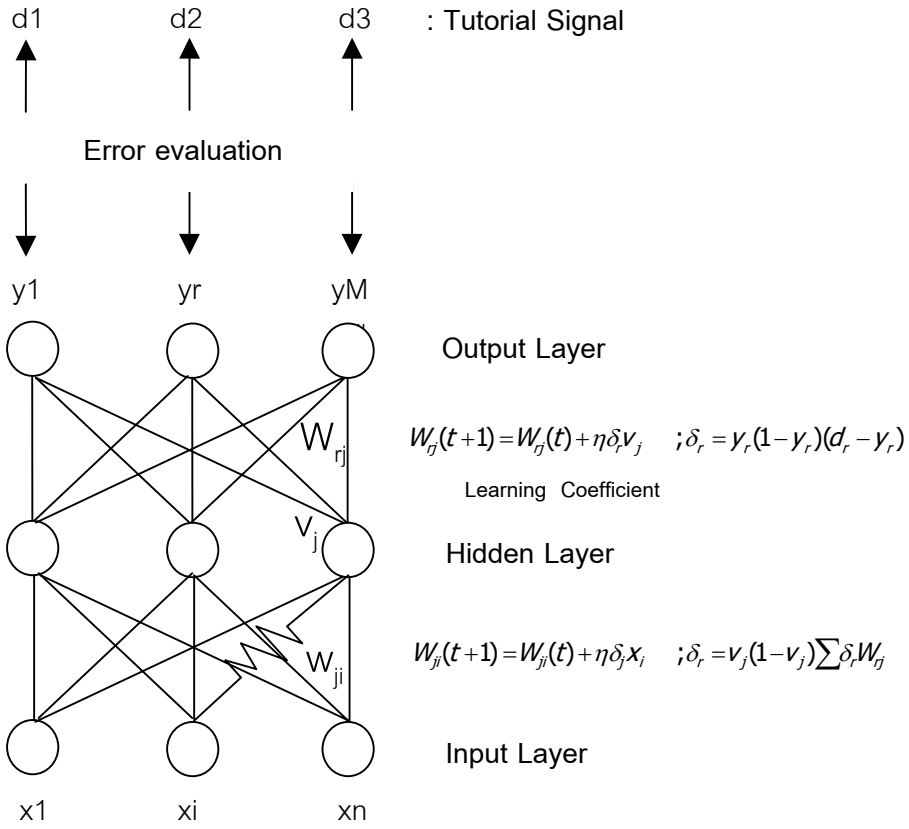


ภาพประกอบ 3-8 การแทนค่าน้ำหนักด้วยเมตริกซ์

ภาพประกอบที่ 3-8 แสดงงการแทนค่าน้ำหนักด้วยเมตริกซ์ โดยมีค่ากำกับด้านบนบ่งบอกถึงชั้นที่ต่างกัน เช่น W^1_{21} หมายถึงค่าน้ำหนักจากอินพุทที่ 1 ของหน่วยประมวลผลที่ 2 ในระดับชั้นที่ 1

2.) <u>การสอนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ</u> [วรเชษฐ์ อุบลสูตรวนิช, 2541]

การสอนโครงข่ายชนิดการเรียนรู้แบบแพร่กลับ เป็นการสอนแบบมีครู โดยมีการกำหนดรูปแบบข้อมูลอินพุทควบคู่กับรูปแบบเป้าหมาย มีการกำหนดชุดการสอนหลาย ๆ รูปแบบเพื่อให้โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้



ภาพประกอบที่ 3-9 โครงสร้างแบบจำลองที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

จากภาพประกอบที่ 3-9 เป็นการคำนวณหาค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นโดยวิธีการแพร่กลับ โดยที่

d_r = ค่าเอาท์พุทที่ใช้ในการฝึกสอน

y_i = ค่าเอาท์พุทที่ได้จากการประมวลผลของโครงข่ายประสาทในชั้นเอาท์พุท

v_j = ข้อมูลอินพุทลำดับที่ j ในชั้นซ่อน

w_{rj} = ค่าน้ำหนักของเซลประสาทลำดับที่ r กับ j ในระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาท์พุท

w_{ji} = ค่าน้ำหนักของเซลประสาทลำดับที่ j กับ i ในระหว่างชั้นอินพุทกับชั้นซ่อน

x_i = ข้อมูลอินพุทลำดับที่ i ในชั้นอินพุท

ในการคำนวณหาค่าน้ำหนักจะเริ่มคำนวณจากชั้นเอาท์พุทผ่านไปยังชั้นซ่อนและผ่านไปยังชั้นอินพุท ตามลำดับ ซึ่งสามารถคำนวณจากสมการ

$$w_{rj}(t+1) = w_{rj}(t) + \eta\delta_r v_j \qquad (3\text{-}6)$$

เมื่อ w_{rj} เป็นน้ำหนักระหว่างชั้นเอาท์พุทกับชั้นซ่อน

η เป็นค่าสัมประสิทธิ์ของการเรียนรู้ (learning coefficient)

δ_r เป็นฟังก์ชั่นความผิดพลาด (error function) ลำดับที่ r

v_j เป็นเอาท์พุทลำดับที่ j ในชั้นซ่อน

จากสมการ 3-6 สามารถคำนวณหาน้ำหนัก w_{rj} ตัวใหม่ได้จาก w_{rj} ตัวเดิมรวมกับผลคูณของค่าสัมประสิทธิ์ของการเรียนรู้ (η) ฟังก์ชั่นความผิดพลาดที่ r (δ_r) และเอาท์พุทลำดับที่ j ของชั้นซ่อน ซึ่งค่าของ δ_r หาได้จากเอาท์พุทลำดับที่ r ของชั้นเอาท์พุทกับเอาท์พุทในการเรียนรู้มาหาความสัมพันธ์ดังนี้

$$\delta_r = y_r(1 - y_r)(d_r - y_r) \qquad (3\text{-}7)$$

ชั้นอินพุท ค่าน้ำหนักในชั้นนี้จะคำนวณจากสมการที่ 3-8

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta\delta_j x_i \qquad (3\text{-}8)$$

เมื่อ w_{ji} เป็นน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุทกับชั้นซ่อน

η เป็นค่าสัมประสิทธิ์ของการเรียนรู้

δ_j เป็นฟังก์ชันความผิดพลาดลำดับที่ j

x_i เป็นอินพุทลำดับที่ i

การคำนวณจะแทนที่น้ำหนัก w_{ji} ใหม่ด้วยน้ำหนัก w_{ji} ตัวเดิมรวมผลคูณของค่าคงที่ของการเรียนรู้ (η), ค่าความผิดพลาดลำดับที่ j(δ_j) และอินพุทลำดับที่ i ของชั้นอินพุท ซึ่งค่าของ δ_j ได้จากการนำค่าเอาท์พุทลำดับที่ j ของชั้นซ่อน กับน้ำหนัก w_{ji} มาหาความสัมพันธ์ดังนี้

$$\delta_j = v_j(1 - v_j)\Sigma\delta_r w_{rj} \qquad (3\text{-}9)$$

จะเห็นว่าการคำนวณในแต่ละชั้น ค่าความผิดพลาดจะถูกส่งจากชั้นเอาท์พุทไปยังชั้นซ่อนและไปยังชั้นอินพุท ตามลำดับ น้ำหนักที่เชื่อมต่อของแต่ละเซลจะถูกปรับค่าไปตามความ

มากน้อยของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการการส่งค่าความผิดพลาดจะทำซ้ำ ๆ เพื่อให้โครงข่ายปรับค่าน้ำหนักที่จะทำให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่าค่าความผิดพลาดที่ได้ตั้งไว้ จึงจะหยุดกระบวนการการปรับค่าน้ำหนัก กระบวนการดังกล่าวเรียกอีกอย่างว่า กระบวนการการเรียนรู้ และเนื่องจากการคำนวณปรับค่าน้ำหนักจะเริ่มจากชั้นเอาท์พุทผ่านมายังชั้นซ่อนและชั้นอินพุท ตามลำดับ กระบวนการการปรับค่าน้ำหนักหรือการเรียนรู้ในลักษณะนี้ถูกเรียกว่า วิธีการแพร่กลับ หลังจากผ่านขั้นตอนการเรียนรู้เพื่อให้เซลแต่ละชั้นทำการปรับค่าน้ำหนักของเซลแต่ละชั้นจนได้ค่าที่เหมาะสมในการเรียนรู้และจดจำลักษณะที่แตกต่างของอินพุทแล้ว จึงจะนำโครงข่ายที่ได้ไปทำการจำแนกข้อมูลอินพุทอื่น ๆ ตามความต้องการ ในปัจจุบันวิธีการแพร่กลับก็แบ่งย่อยอีกได้หลายวิธี เช่นการแพร่กลับแบบที่มีการเปลี่ยนแปลงอัตราการเรียนรู้ วิธี Conjugate Gradient และ วิธี Levenberg-Marquardt เพื่อทำการเปรียบเทียบผลการจำแนกข้อมูลที่ได้จากโครงข่ายที่ได้โดยมีการเรียนรู้ในวิธีการที่แตกต่างกันซึ่งสมการ 3-10 และสมการ 3-11 เป็นสมการการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของการเรียนรู้แบบที่มีค่าโมเมนตัม ตามลำดับ

$$\Delta W^m(k) = \gamma\Delta W^m(k-1) - (1-\gamma)\alpha S^m(a^{m-1})^T \qquad (3\text{-}10)$$

$$\Delta b^m(k) = \gamma\Delta b^m(k-1) - (1-\gamma)\alpha S^m \qquad (3\text{-}11)$$

ในสมการที่ 3-10 และ 3-11 เป็นสมการการคำนวณหาค่าการเปลี่ยนแปลงของค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับแบบมีค่าโมเมนตัม ซึ่งจะมีสมการเช่นเดียวกับสมการของโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบมีการเปลี่ยนแปลงอัตราการเรียนรู้แต่จะมีข้อแตกต่างกันตรงเงื่อนไขของการเปลี่ยนค่าโมเมนตัมและค่าอัตราการเรียนรู้ซึ่งการคำนวณจะเริ่มจากการกำหนดค่าโมเมนตัม(γ) , ค่าอัตราการเรียนรู้ (α) ,ค่าน้ำหนักเริ่มต้น (w) และ ค่าไบอัส (b) เริ่มต้นจากนั้นก็จะป้อนอินพุทให้กับโครงข่ายเพื่อหาค่าเอาท์พุทไปทำการหาค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าเป้าหมายทำให้ได้ค่าความผิดพลาดกำลังสอง นำ Δw และ Δb ที่คำนวณได้ไปรวมกับค่าน้ำหนักเริ่มต้นและไบอัสเริ่มต้น ต่อจากนั้นก็จะป้อนอินพุทให้กับโครงข่ายประสาทเทียมอีกครั้ง ซึ่งอินพุทที่ป้อนจะถูกนำไปคำนวณกับค่านำหนักและค่าไบอัสที่เปลี่ยนไป จะทำให้ได้ค่าเอาท์พุทออกมาอีกค่าหนึ่งแล้วนำค่าเอาท์พุทที่ได้ไปทำการหาค่าความผิดพลาดกำลังสอง ซึ่งหากว่าค่าความผิดพลาดกำลังสองตัวใหม่มีค่าเพิ่มขึ้นมากกว่าค่าที่ตั้งไว้ (โดยทั่วไปจะมีอยู่ในช่วง 1-5 %) ค่าน้ำหนักตัวใหม่จะไม่ถูกนำมาใช้ ค่าอัตราการเรียนรู้จะถูกคูณด้วยค่าคงที่ ρ ที่มีค่ามากกว่าศูนย์แต่น้อยกว่าหนึ่ง

ส่วนค่าโมเมนตัมจะถูกปรับให้เป็นศูนย์ หากว่าค่าความผิดพลาดกำลังสองมีค่าลดลงจะนำค่าน้ำหนักตัวใหม่ที่เปลี่ยนไปนั้นนำไปใช้งานในรอบต่อไป ค่าอัตราการเรียนรู้จะถูกคูณด้วยค่าคงที่ η ที่มีค่ามากกว่าหนึ่ง ส่วนค่าโมเมนตัมหากก่อนหน้าถูกปรับให้เป็นศูนย์ก็จะปรับให้มีค่ากลับไปสู่ค่าเริ่มต้นที่ได้ตั้งค่าเอาไว้ แต่หากว่า ค่าความผิดพลาดกำลังสองมีค่าเพิ่มขึ้นไม่มากไปกว่าค่าที่ได้ตั้งไว้ ค่าน้ำหนักใหม่จะถูกนำไปใช้ในการคำนวณรอบต่อไปส่วนค่าอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมจะไม่เปลี่ยนแปลง ซึ่งขั้นตอนที่ได้กว่ามาจะกระทำซ้ำไปจนกว่าค่าความผิดพลาดจะมีค่าน้อยกว่าค่าความผิดพลาดที่ได้กำหนดไว้

ในกระบวนการสอนเพื่อให้โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้ได้ดีนั้น จะต้องใช้การวนซ้ำสอนหลายๆ รอบ การสอนโครงข่ายประสาทจะสำเร็จหรือไม่ดูจากค่า RMS ดังสมการที่ 3-12

$$RMS = \sqrt{\sum_p \sum_j \left(t_{jp} - a_{jp}\right)^2 / n_p n_o} \qquad (3\text{-}12)$$

โดย n_p = จำนวนของรูปแบบในชุดการสอน

n_o = จำนวนหน่วยในชั้นเอาท์พุท

t_{jp} = ค่าเป้าหมายของเซลประสาทลำดับที่ j หลังจากเสนอรูปแบบ p

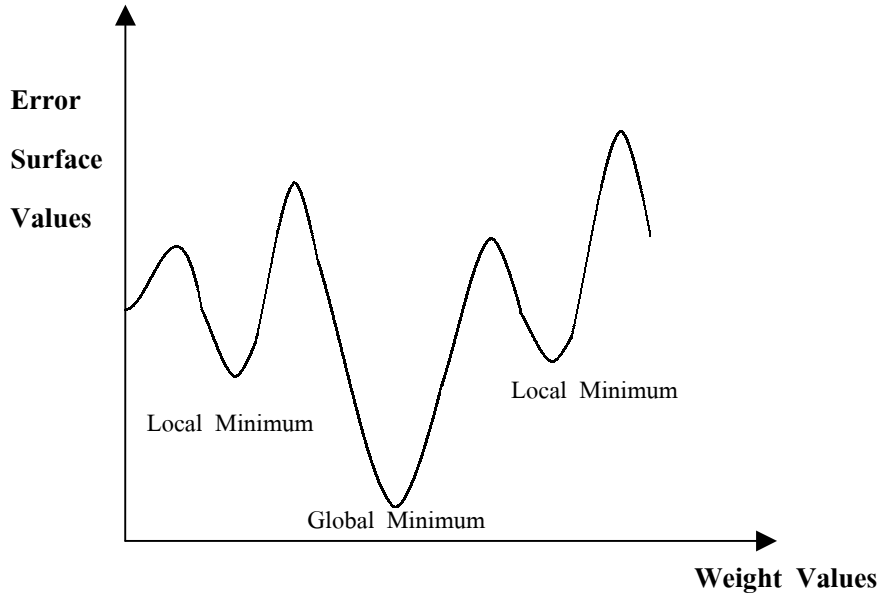
a_{jp} = ค่าเอาท์พุทที่ได้จากเซลประสาทลำดับที่ j หลังจากเสนอรูปแบบ p

ซึ่งสมการนี้ใช้ในการพิจารณาหาจุดเหมาะสมสำหรับรูปแบบหรือสมการการพยากรณ์ ด้วยการประมาณค่าพารามิเตอร์ของสมการที่ทำให้ค่า RMS มีค่าน้อยที่สุดด้วยเช่นกัน (สุพล ดุรงค์วัฒนา, 2537)

เมื่อค่า RMS เข้าใกล้ศูนย์ หรือลดลงต่ำกว่า 0.1 หมายความว่าโครงข่ายได้เกิดการเรียนรู้แล้ว

ถ้าโครงข่ายตกอยู่ภายใต้จุดต่ำสุดท้องถิ่น (local minimum) นั่นคือโครงข่ายได้หยุดการเรียนรู้แล้ว หรือไม่สามารถระลึกชุดการทดสอบได้เลย แต่อาจจะให้ค่าเอาท์พุทที่มีค่าไม่ถูกต้องเมื่อทำการทดสอบ

ถ้าโครงข่ายตกอยู่ต่ำสุดโดยรวม (global minimum) นั่นคือ ค่า RMS ของโครงข่ายได้ถึงจุดต่ำสุดแล้ว และสามารถระลึกได้ทั้งชุดการสอนและชุดการทดสอบได้ในระดับที่พอใจ



ภาพประกอบ 3-10 จุดต่ำสุดท้องถิ่นและจุดต่ำสุดโดยรวม

3.) <u>ข้อดีและข้อจำกัดของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ</u> (Dayhoff, 1990)

ข้อดี คือ มีความสามารถในการจดจำรูปแบบของปัญหา (pattern mapping) ซึ่งการเรียนรู้แบบแพร่กลับสามารถที่จะเรียนรู้ความสัมพันธ์ของรู้แบบได้มากมาย โดยการเรียนรู้แบบแพร่กลับต้องการตัวอย่างรูปแบบที่จะเรียนรู้ ไม่ต้องการความรู้ทางด้านคณิตศาสตร์เพื่อแมพ (map) รูปแบบของข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท ความยืดหยุ่นของการเรียนรู้อยู่ที่ความหลากหลายในการออกแบบทางเลือกต่าง ๆ เช่น จำนวนชั้น เส้นเชื่อมโยง จำนวนของเซลประสาท ความสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ ค่าโมเมนตัม ที่เรากำหนดขึ้นและการแทนรูปแบบของข้อมูล ความยืดหยุ่นนี้ ทำให้การเรียนรู้แบบแพร่กลับสามารถแก้ปัญหางานประยุกต์ได้อย่างมากมาย

ข้อจำกัด คือ การใช้เวลามากในการสอนเซลประสาทให้เกิดการเรียนรู้ (convergence time) สำหรับการเรียนรู้การแก้ปัญหา สำหรับระบบงานจริงอาจมีชุดตัวอย่างถึง 1,000 ตัวอย่างและต้องใช้เวลาในการคำนวณเป็นวันหรือมากกว่านั้นเพื่อให้การสอนสมบูรณ์

จุดอ่อนอีกข้อหนึ่งของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ คือ ความล้มเหลวในการสอนนั่นคือ โครงข่ายตกอยู่ที่จุดต่ำสุดท้องถิ่น โดยที่การเพิ่มชุดการสอนไม่สามารถปรับโครงข่ายได้ ซึ่งหมายถึงโครงข่ายหยุดการเรียนรู้แล้ว แต่ข้อจำกัดนี้สามารถแก้ไขได้โดย ปรับค่า η และ α เพิ่มจำนวนเซลประสาทในชั้นซ่อนหรือเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน เปลี่ยนฟังก์ชันการแปลงค่า เปลี่ยนชุดการสอน หรือเปลี่ยนโครงสร้างของโครงข่าย

3.2 หลักการพื้นฐานของการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาท

3.2.1 การกำหนดข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่าย

3.2.1.1 ข้อมูลภูมิอากาศ

เนื่องจากการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด/ต่ำสุดในแต่ละวัน มีความเกี่ยวข้องอย่างมากกับอุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุด โดยเฉพาะสำหรับประเทศไทยซึ่งโหลดส่วนใหญ่เป็นเครื่องทำความเย็น และเนื่องจากประเทศไทยมีภูมิอากาศที่แตกต่างกัน 6 เขต (เขตของอุตุนิยมวิทยา) ดังนี้

1 เขตภาคเหนือ
2 เขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือ
3 เขตภาคกลาง
4 เขตภาคตะวันออก
5 เขตภาคใต้ฝั่งตะวันออก
6 เขตภาคใต้ฝั่งตะวันตก

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกข้อมูลตัวอย่างจากจังหวัดเชียงใหม่ จังหวัดนครราชสีมา จังหวัดกรุงเทพ จังหวัดระยอง จังหวัดสงขลาและจังหวัดภูเก็ต เป็นตัวแทนของทั้ง 6 เขตตามลำดับ โดยจะนำข้อมูลทั้งอุณหภูมิสูงสุดและอุณหภูมิต่ำสุดมาใช้

เนื่องจากอุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดนั้น มีค่าใหญ่มากสำหรับเป็นค่าตัวแปรอินพุทของโครงข่ายประสาท จึงจำเป็นที่จะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์เสียก่อนที่จะนำไปใช้คำนวณ ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการหารค่าอุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุด ด้วย 50

3.2.1.2 ข้อมูลความต้องการกำลังไฟฟ้า

นอกจากค่าอุณหภูมิสูงสุด (ต่ำสุด) ที่มีผลต่อความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (ต่ำสุด) แล้ว ค่าของความต้องการกำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงและค่าพลังงานไฟฟ้า ของวันชนิดเดียวกันในอดีตก็มีผลต่อการพยากรณ์เช่นกัน สำหรับข้อมูลความต้องการกำลังไฟฟ้าซึ่งข้อมูลที่ได้ทำวิจัยนั้น เป็นค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมงในอดีตของทั้งประเทศ ซึ่งจะต้องนำข้อมูลเหล่านี้มาแยกชนิดของกลุ่มวัน โดยได้ทำการศึกษารูปแบบของโหลดสามารถแยกชนิดของวันที่จะพยากรณ์ได้ ดังนี้

ตาราง 3-4 รูปแบบของโหลดแยกตามชนิดของกลุ่มวัน

Code Number	Day Type	Describe
1	Weekly	วันอังคาร-วันศุกร์
2	Monday	วันจันทร์
3	Sunday	วันอาทิตย์
4	Holiday-A	วันเสาร์-วันหยุดราชการ*-วันหยุดทางศาสนา
5	Holiday-B	วันพิเศษ (วันหยุดเทศกาลนาน ๆ)**

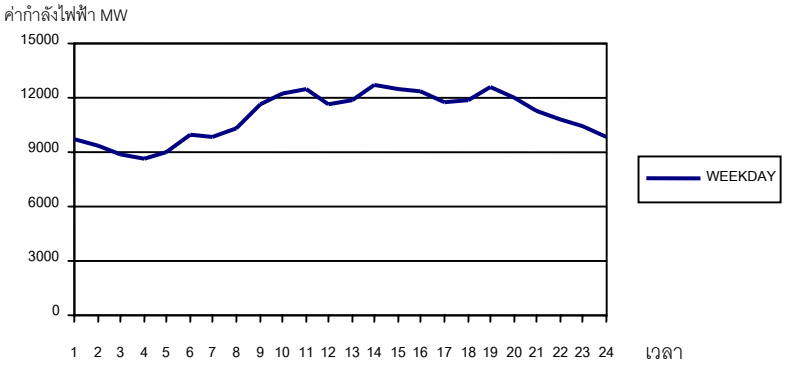
<u>หมายเหตุ</u>

* เป็นวันหยุดราชการที่หยุดเพียง 1 วัน

** เป็นวันหยุดเทศกาลนาน ๆ ที่มากกว่า 2 วันขึ้นไป

ก. วันทำงาน (Weekday)

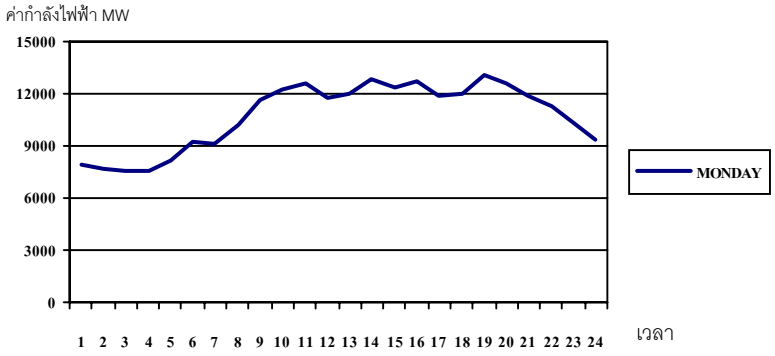
วันทำงานเป็นวันที่มีความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดในบรรดาวันชนิดต่าง ๆ ตั้งแต่ช่วงเวลา 8.00 น. จนถึง 20.00 น. ดังภาพประกอบที่ 3-11



ภาพประกอบ 3-11 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง ในวันทำงาน

ข. วันจันทร์ (Monday)

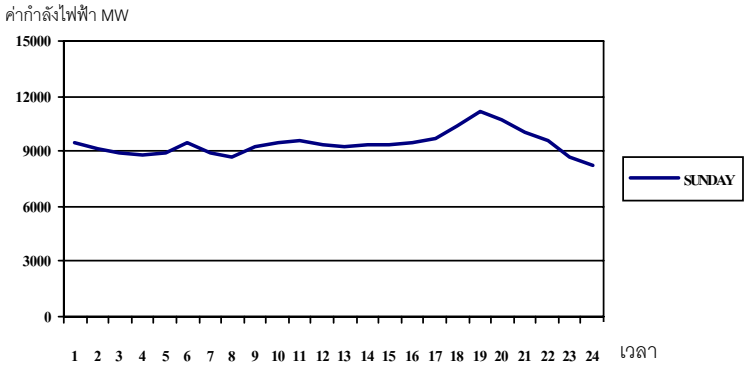
วันจันทร์เป็นวันที่มีรูปแบบโหลดคล้ายคลึงกับวันทำงานแต่จะต่างกันในช่วงเวลา 1.00 จนถึง 6.00 น. ดังภาพประกอบที่ 3-12 ซึ่งจะมีความต้องการกำลังไฟฟ้าน้อยกว่าวันทำงาน อันเป็นผลสืบเนื่องมาจากอยู่ถัดจากวันอาทิตย์ ซึ่งมีกิจกรรมการใช้ไฟฟ้าค่อนข้างน้อย



ภาพประกอบ 3-12 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง ในวันจันทร์

ค. วันอาทิตย์ (Sunday)

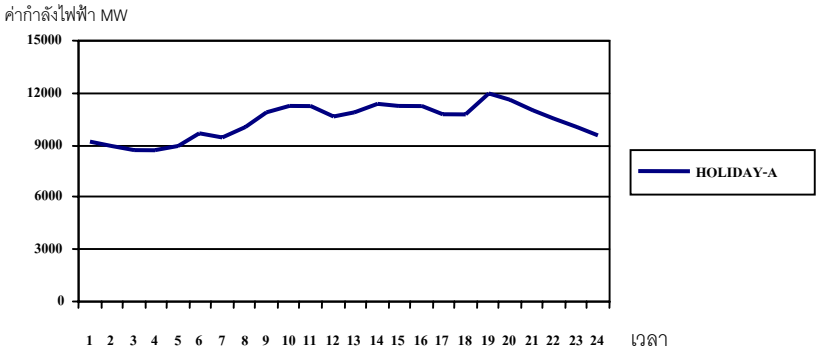
วันอาทิตย์เป็นวันที่มีความต้องการกำลังไฟฟ้าน้อยกว่าวันทำงานและวันจันทร์มาก โดยเฉพาะตั้งแต่เวลา 9.00 น. จนถึง 17.00 น. ดังภาพประกอบที่ 3-13



ภาพประกอบ 3-13 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง ในวันอาทิตย์

ง. วันเสาร์ (Holiday-A)

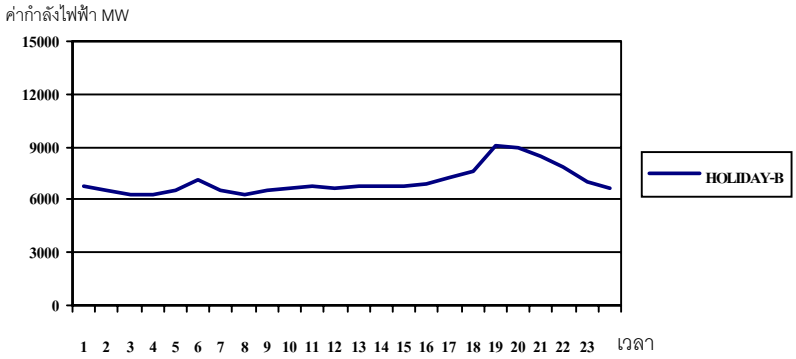
วันเสาร์ ซึ่งจะรวมไปถึงวันหยุดราชการหรือวันสำคัญทางศาสนา ซึ่งจะเป็นวันที่มีความต้องการกำลังไฟฟ้าน้อยกว่าวันทำงาน ตั้งแต่เวลาประมาณ 8.00 จนถึง 22.00 ดังภาพประกอบที่ 3-14



ภาพประกอบ 3-14 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมงในวันเสาร์- วันหยุดราชการ

จ. วันพิเศษ (Holiday-B)

วันพิเศษ ได้แก่วันหยุดเทศกาลต่าง ๆ ที่หยุดกันยาวนาน เช่นเทศกาลวันสงกรานต์ เป็นต้น ซึ่งเป็นวันที่ความต้องการกำลังไฟฟ้าน้อยที่สุดในบรรดาวันชนิดต่าง ๆ ดังภาพประกอบที่ 3-15



ภาพประกอบ 3-15 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง ในวันพิเศษ

เนื่องจากค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด (ต่ำสุด) นั้นมีค่าที่ใหญ่มาก สำหรับเป็นค่าตัวแปรอินพุทและตัวแปรเอาท์พุทของโครงข่ายประสาท เช่นเดียวกับค่าอุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุด ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะหารค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด (ต่ำสุด) ด้วย 15000

3.2.2 รูปแบบโครงสร้างที่ใช้ในการสอนโครงข่าย

ได้จัดการทดลองไว้ 3 ส่วนใหญ่ ๆ ตามลำดับการทดสอบ ซึ่งประกอบไปด้วย 5 โมเดลโครงข่ายของการเรียนรู้ ทั้งในส่วนของ input และ output unit ดังนี้

3.2.2.1 ทำการเรียนรู้ข้อมูลค่ากำลังไฟฟ้าในส่วนของ input unit ในระยะเวลา 14 วัน (2 สัปดาห์) ติดต่อกัน ได้แก่ โมเดลที่ 1 และ 2 (MODEL 1 and MODEL 2) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

รูปแบบข้อมูลต่าง ๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทโมเดลที่ 1

Input Unit จะประกอบไปด้วย

- วันที่[1] (Date) เดือน[2] (Month) ชนิดของวัน[3] (Day) และอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุด[4]จริง (T1-T12) ของวันที่ทำการพยากรณ์*	15	อินพุท
- วันที่ ($Date_{01}$) เดือน ($Month_{01}$) ชนิดของวัน (Day_{01}) อุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง ($T1_{01}$-$T12_{01}$) และค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริง[5] ($L1_{01}$- $L24_{01}$) ของวันก่อนวันที่ทำการพยากรณ์ 1 วัน	39	อินพุท
- ชนิดของวัน (Day_{02}) อุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง ($T1_{02}$-$T12_{02}$) และค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริงของวันในอดีต ($L1_{02}$- $L24_{02}$) ที่เป็นวันชนิดเดียวกันกับวันพยากรณ์**ล่าสุด	37	อินพุท
รวม จำนวนอินพุท ทั้งหมดในชั้นอินพุท	**91**	**อินพุท**

* เป็นวันที่ทำการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงของวันพยากรณ์**

** เป็นวันที่ต้องการทราบค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมง

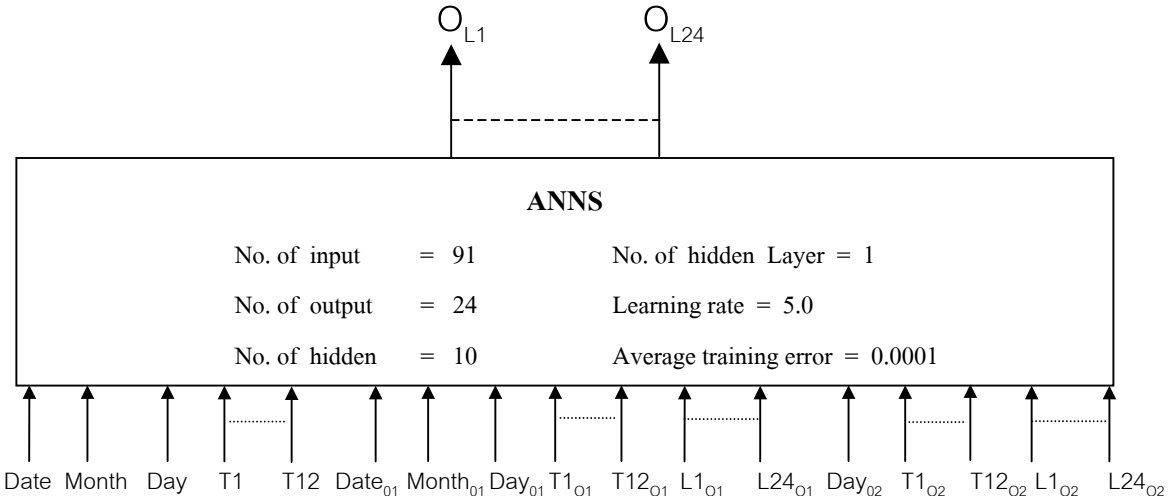
[1] เป็นค่าตัวเลขวันที่ในเดือนนั้นๆซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์ โดยทำการหารด้วย 31

[2] เป็นค่าตัวเลขของเดือนนั้น ๆ โดยใช้ตัวเลขแทนสัญลักษณ์ เช่น เดือนมกราคม แทนด้วย 1, เดือนกุมภาพันธ์ แทนด้วย 2 ..... เดือนธันวาคม แทนด้วย 12 ตามลำดับ ซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์ โดยทำการหารด้วย 12

[3] เป็นค่าตัวเลขแทนรูปแบบของโหลดแยกตามชนิดของกลุ่มวัน ดังตาราง 3-4 ซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์ โดยทำการหารด้วย 5

[4] เป็นค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดทั้ง 6 จังหวัด ได้แก่จังหวัดเชียงใหม่ นครราชสีมา กรุงเทพ ระยอง สงขลาและภูเก็ต เป็นตัวแทนของทั้ง 6 เขตตามลำดับ จังหวัดละ 2 อินพุท จึงรวมแล้วได้ค่า 12 อินพุท ซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์เสียก่อนก่อนที่จะนำไปใช้คำนวณโดยทำการหารค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุด ด้วย 50

[5] เป็นค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงทั้ง 24 ชั่วโมงในวันนั้น ๆ เริ่มตั้งแต่เวลา 01.00 น. จนถึง 24.00 น. รวมเป็น 24 อินพุท ซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์ โดยทำการหารด้วย 15000



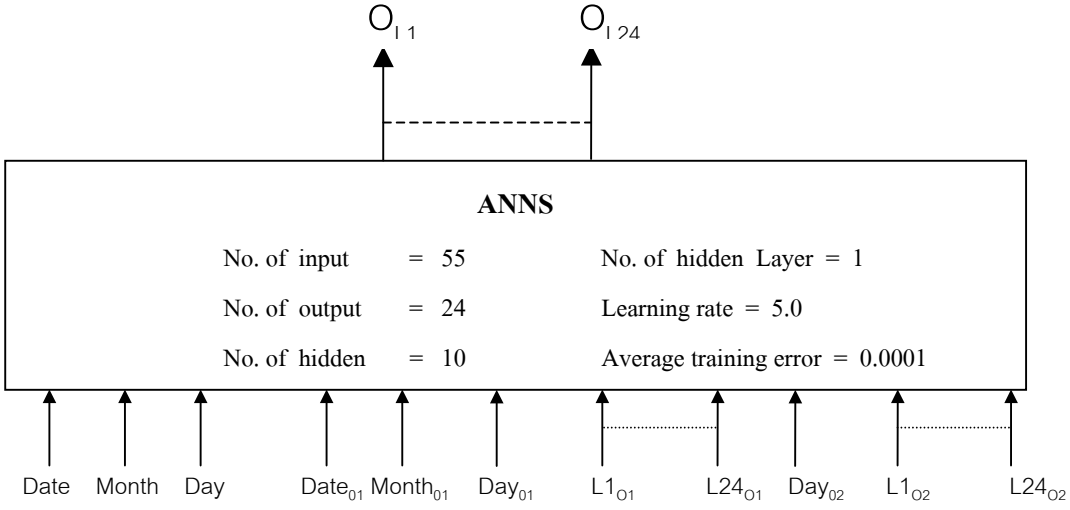
ภาพประกอบที่ 3-16 แสดงไดอะแกรมของการเรียนรู้โครงข่ายประสาทโมเดลที่ 1

<u>รูปแบบข้อมูลต่าง ๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทโมเดลที่ 2</u>

<u>Input Unit</u> จะประกอบไปด้วย

- วันที่ (Date) เดือน (Month)และชนิดของวัน (Day) 3 อินพุท
  ของวันที่ทำการพยากรณ์
- วันที่ ($Date_{01}$) เดือน ($Month_{01}$) ชนิดของวัน (Day_{01}) 27 อินพุท
  และค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริง ($L1_{01}$- $L24_{01}$)
  ของวันก่อนวันที่ทำการพยากรณ์ 1 วัน
- ชนิดของวัน (Day_{02}) 25 อินพุท
  และค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริงของวันในอดีต ($L1_{02}$- $L24_{02}$)
  ที่เป็นวันชนิดเดียวกันกับวันพยากรณ์ล่าสุด

รวม จำนวนอินพุท ทั้งหมดในชั้นอินพุท **<u>55</u>** **อินพุท**



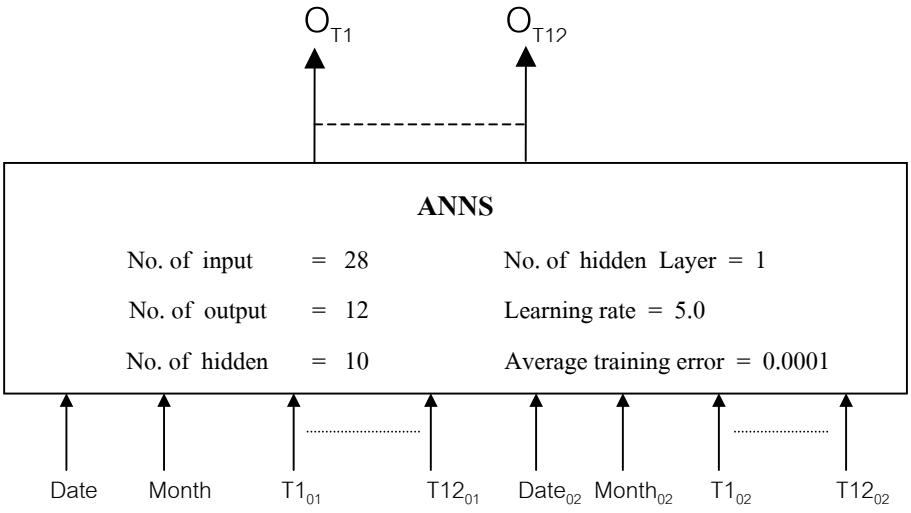
ภาพประกอบที่ 3-17 แสดงไดอะแกรมของการเรียนรู้โครงข่ายประสาทโมเดลที่ 2

3.2.2.2 ทำการเรียนรู้ข้อมูลค่าอุณหภูมิในส่วนของ input unit ดังโมเดลที่ 3 (MODEL 3)

<u>รูปแบบข้อมูลต่าง ๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทโมเดลที่ 3</u>

<u>Input Unit</u> จะประกอบไปด้วย

-	วันที่ (Date) เดือน (Month) และอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง ($T1_{01}$-$T12_{01}$) ของวันก่อนวันที่ทำการพยากรณ์ 1 วัน	14	อินพุท
-	วันที่ ($Date_{02}$) เดือน ($Month_{02}$) และอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง ($T1_{02}$-$T12_{02}$) ของวันก่อนวันที่ทำการพยากรณ์ 2 วัน	14	อินพุท
	รวม จำนวนอินพุท ทั้งหมดในชั้นอินพุท	**<u>28</u>**	**อินพุท**



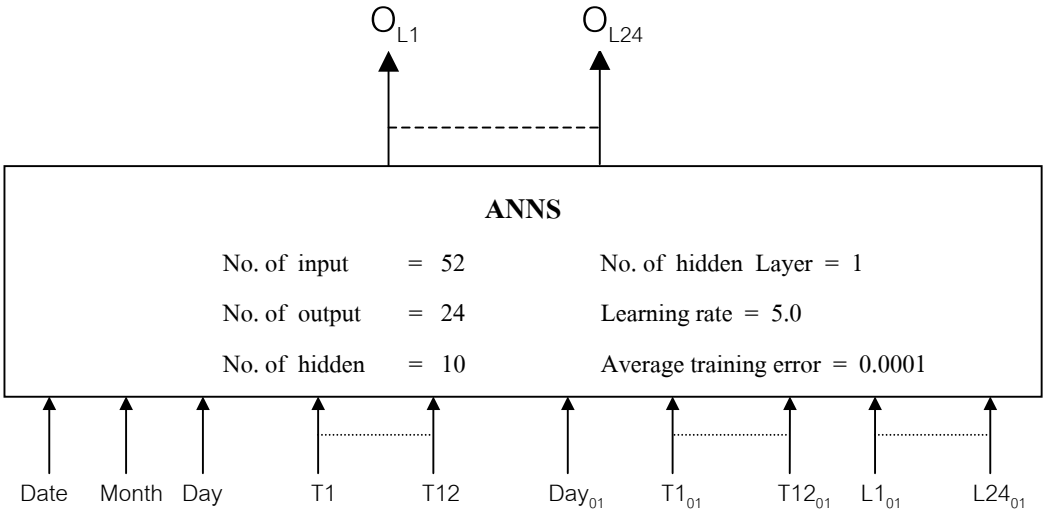
ภาพประกอบที่ 3-18 แสดงไดอะแกรมของการเรียนรู้โครงข่ายประสาทโมเดลที่ 3

3.2.2.3 ทำการเรียนรู้ข้อมูลค่ากำลังไฟฟ้าในส่วนของ input unit โดยแบ่งประเภทของกลุ่มวัน ได้แก่ โมเดลที่ 4 และ 5 (MODEL 4 and MODEL 5) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

<u>รูปแบบข้อมูลต่าง ๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทโมเดลที่ 4</u>

<u>Input Unit</u> จะประกอบไปด้วย

-	วันที่ (Date) เดือน (Month) ชนิดของวัน (Day) และอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง (T1-T12) ของวันที่ทำการพยากรณ์	15	อินพุท
-	ชนิดของวัน (Day_{01}) อุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง ($T1_{01}$-$T12_{01}$) และค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริง ($L1_{01}$- $L24_{01}$) ของวันก่อนวันที่ทำการพยากรณ์ 1 วัน ที่เป็นกลุ่มวันชนิดเดียวกันกับวันพยากรณ์ที่ติดต่อกัน	37	อินพุท
	รวม จำนวนอินพุท ทั้งหมดในชั้นอินพุท	**<u>52</u>**	**อินพุท**



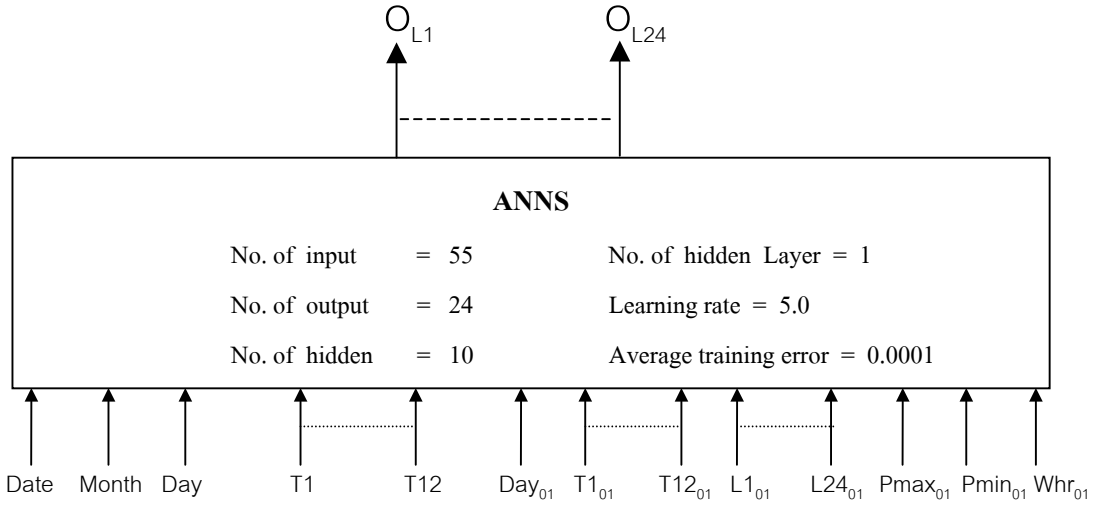
ภาพประกอบที่ 3-19 แสดงไดอะแกรมของการเรียนรู้โครงข่ายประสาทโมเดลที่ 4

รูปแบบข้อมูลต่าง ๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทโมเดลที่ 5

Input Unit จะประกอบไปด้วย

- วันที่ (Date) เดือน (Month) ชนิดของวัน (Day) 15 อินพุท
  และอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง (T1-T12)
  ของวันที่ทำการพยากรณ์
- ชนิดของวัน (Day_{01}) อุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริง ($T1_{01}$-$T12_{01}$) 40 อินพุท
  ค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริง ($L1_{01}$- $L24_{01}$)
  ค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุด/ต่ำสุดจริง[6] ($Pmax_{01}$) / ($Pmin_{01}$)
  และพลังงานไฟฟ้าจริง[7] (Whr_{01}) ของวันก่อนวันที่ทำการพยากรณ์ 1 วัน
  ที่เป็นกลุ่มวันชนิดเดียวกันกับวันพยากรณ์ที่ติดต่อกัน

รวม จำนวนอินพุท ทั้งหมดในชั้นอินพุท **55** **อินพุท**



ภาพประกอบที่ 3-20 แสดงไดอะแกรมของการเรียนรู้โครงข่ายประสาทโมเดลที่ 5

[6] เป็นค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดของวันนั้น ๆรวมเป็น 2 อินพุทซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์ โดยทำการหารด้วย 15000

[7] เป็นค่าพลังงานไฟฟ้าในวันนั้น ๆ ซึ่งจะต้องทำให้เป็นค่ามาตรฐานด้วยการนอร์มอลไลซ์ โดยทำการหารด้วย 360000

hidden unit ในที่นี้ จะใช้เพียง 1 ชั้นเท่านั้น

แต่อาจจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวนเซลในชั้นซ่อน โดยจะทำการปรับเปลี่ยนที่ 5 10 15 และ 20 เซล ซึ่งจะใช้ทดสอบทุก ๆ โมเดล เพื่อหาค่าการพยากรณ์ที่ให้ผลดีที่สุด

output unit

- ค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง (โมเดลที่ 1 2 4 และ 5) 24 เอาท์พุท
- ค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุด (โมเดลที่ 3) 12 เอาท์พุท

ตาราง 3-5 สรุปความแตกต่างทั้ง 5 โมเดลของโครงข่ายการเรียนรู้

โมเดลที่	ลักษณะของโมเดล
1	เป็นโมเดลการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมง ซึ่งจะป้อนข้อมูลค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุด และค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงในอดีต ช่วงระยะเวลา 14 วัน ติดต่อกัน
2	เป็นโมเดลการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมง เหมือนกับโมเดลที่ 1 ต่างกันตรงที่โมเดลนี้จะไม่ใช้ค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดในอดีต
3	เป็นโมเดลการพยากรณ์ค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุด
4	เป็นโมเดลการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมง ซึ่งจะป้อนข้อมูลค่าอุณหภูมิสูงสุด/ต่ำสุดจริงและค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมงจริงในอดีต โดยจะแบ่งประเภทของกลุ่มวัน
5	เป็นโมเดลการพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้ารายชั่วโมง เหมือนกับโมเดลที่ 4 ต่างกันตรงที่จะเพิ่มอีก 3 อินพุท ได้แก่ ค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุด/ต่ำสุดจริงและพลังงานไฟฟ้าจริง