บทที่ 3
ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและการประยุกต์ใช้

1. ความเบื้องต้น

ในปัจจุบันได้มีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในงานวิจัยด้านการค้นคืนสารสนเทศในหลาย ๆ รูปแบบด้วยกัน เช่น การจัดกลุ่มข้อความ การจำแนก โดยเป็นเพราะโครงข่ายประสาทเทียมสามารถที่จะปรับตัวให้สามารถรับรู้สภาพที่เปลี่ยนแปลงได้ สิ่งนี้เป็นประโยชน์อย่างมากในการแก้ปัญหาอีกหลายประเภทที่คอมพิวเตอร์อาจไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้งาน และอาจเป็นงานที่มีการคิดและวิเคราะห์เช่นการสกัดหรือค้นหาใจความสำคัญของเอกสาร ที่โดยทั่วไปแล้วมักจะต้องทำการวิเคราะห์โดยคนหรือผู้เชี่ยวชาญในด้านภาษาศาสตร์ เพราะสมองของมนุษย์เรานั้นสามารถที่จะคิดและวิเคราะห์ได้อย่างสลับซับซ้อน จึงได้มีการนำแนวคิดการทำงานของสมองมนุษย์นั้นมาประยุกต์ใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพความชาญฉลาดของคอมพิวเตอร์ โดยวิธีการนี้จะทำหน้าที่คล้ายกับสมองของมนุษย์ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม อันเป็นการลอกเลียนการทำงานของเซลล์ประสาท (nerve cells) ซึ่งมีชื่อเรียกอีกอย่างว่านิวรอน (neuron) จึงมีความจำเป็นที่จะต้องกล่าวถึงนิยามต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อเป็นความรู้เบื้องต้นที่สำคัญก่อนที่จะมีการนำไปประยุกต์ใช้งานต่อไป

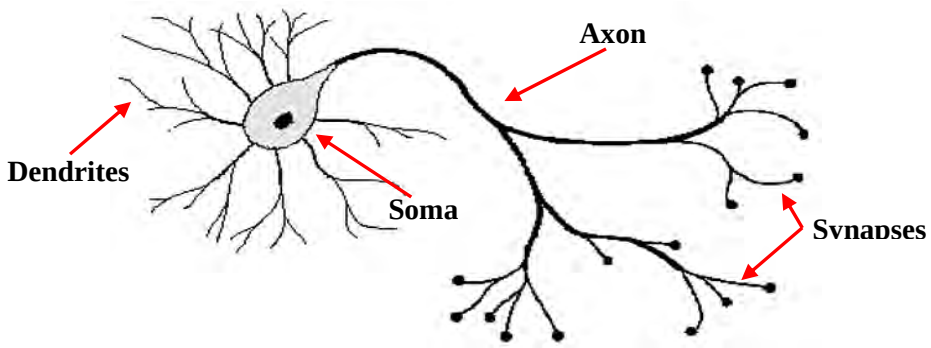
โครงข่ายประสาทเทียมถูกสร้างขึ้นเพื่อเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ มีการทำงานแบบขนานจำนวนมาก ในงานวิจัยนี้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (Multi-layer perceptron Neural Network) หรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Feed-forward Backpropagation Neural Network) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบต้องมีผู้สอน (Supervised Learning)

2. แบบจำลองของเซลล์ประสาท

เรื่องราวของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีพื้นฐานมากจากนิวรอนที่เป็นของจริงในสมองมนุษย์ นิวรอนหรือเซลล์ประสาทในสมองนั้นจะมีหน้าที่หลักสองประการ คือ การคำนวณ และทำการส่งผลที่ได้จากการคำนวณไปยังอีกปลายหนึ่งของเซลล์ประสาทอย่าง

รวดเร็ว เพื่อให้สามารถส่งผลดังกล่าวไปยังเซลล์อื่น ๆ ได้อย่างทันท่วงที ซึ่งทั้งหมดนี้จะทำงานโดยอาศัยหลักการทางไฟฟ้า โดยรูปร่างลักษณะของนิวรอนในสมองมนุษย์นั้นดังแสดงในภาพประกอบที่ 3 -1 ซึ่งจะมีลักษณะคล้ายกับต้นไม้ที่ปราศจากใบ ที่แต่ละกิ่งและรากที่เชื่อมโยงกันด้วยลำต้น โดยส่วนประกอบการทำงานหลักของข่ายประสาทคือเซลล์ประสาท และกลุ่มเซลล์ประสาทนั้นจะมีการรับรู้ โดยมีการทำงานคือจะรับอินพุต (Input) จากแหล่งต่างๆ นำมารวมเข้าด้วยกันและ มีการทำงานในแบบไม่เป็นเส้นตรง (Non-Linear) และส่งเอาต์พุตสุดท้ายออกมา

มนุษย์นั้นมีความซับซ้อนในกระบวนการคิดซ้ำ ทำให้เซลล์ประสาทมีความหลากหลายอย่างมาก อย่างไรก็ดีเซลล์ประสาทตามธรรมชาติทั้งหมดมีส่วนประกอบพื้นฐาน 4 ส่วนเหมือนๆ กัน ส่วนประกอบเหล่านี้เรียกตามชื่อทางชีววิทยาว่า เดนไดร์ท (Dendrites), โซม่า (Soma), แอ็คซอน (Axon) และซินแนปส์ (Synapses) ดังภาพประกอบที่ 3 -1



ภาพประกอบที่ 3-1 แสดงความสัมพันธ์ของระบบประสาททั้ง 4 ส่วน (Maureen Candill, 1989)

เดนไดร์ทเป็นส่วนขยายหรือส่วนต่อของโซม่า ซึ่งมีลักษณะคล้ายขนซึ่งทำหน้าที่เหมือนเป็นช่องทางนำเข้าของค่าอินพุต และเดนไดร์ทจะทำการรับอินพุตผ่านซินแนปส์ของเซลล์ประสาทอื่น โดยโซม่าจะคอยประมวลผลสัญญาณไฟฟ้าที่รับเข้ามาตลอดเวลา แล้วส่งผลการทำงานเป็นเอาต์พุตออกไปให้เซลล์ประสาทอื่น โดยผ่านทางแอ็คซอนและซินแนปส์

การเรียนรู้และความทรงจำเป็นคุณสมบัติที่สำคัญที่สุดในการนำมาใช้งาน การเรียนรู้ของมนุษย์ไม่ได้เกิดจากการเปลี่ยนแปลงทางเคมีชีวะภาพเพียงอย่างเดียว แต่ต้องมีการเปลี่ยนแปลงทางด้านกายวิภาค (anatomical alterations) ควบคู่ไปด้วย ซึ่งการเปลี่ยนแปลงทางกายวิภาคนี้จะไม่เกิดกับนิวรอนหรือซินแนปส์เพียงตัวเดียวหรือจุดเดียว คือ จะเกิดกับหลาย ๆ นิวรอน พร้อม ๆ กัน เมื่อถึงเวลาหนึ่งนิวรอนก็จะหมดหน้าที่ไป แต่การลบเลือนของความทรงจำจะไม่เหมือนกับการสลายไปของนิวรอน นิวรอนตัวหนึ่งจะร่วมงานกับนิวรอนอีกหลายตัวเพื่อ

ก่อให้เกิดรูปแบบของความทรงจำสำหรับเรื่องใดเรื่องหนึ่งขึ้นในสมอง หมายความว่าความจำในเรื่องหนึ่ง ๆ มักเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของนิวรอนหลาย ๆ ตัว และจะเกิดในส่วนใดส่วนหนึ่งของสมอง โดยแต่ละส่วนของสมองจะแบ่งหน้าที่และความถนัดในเรื่องที่ต่างกันออกไป

นิวรอนเหล่านี้ คือ รากฐานระบบประสาทของมนุษย์รวมทั้งการทำหน้าที่ในด้านการคิดคำนึงต่าง ๆ ด้วย โดยจำนวนนิวรอนที่มีอยู่ในสมองมนุษย์นั้นมีอยู่เป็นจำนวนมาก โดยนิวรอนแต่ละตัวจะเชื่อมโยงกับนิวรอนตัวอื่นอีกนักพันตัว และเชื่อกันว่าความรู้ทั้งหมดของมนุษย์นั้นจะเก็บไว้ในจุดเชื่อมโยง (connections) ต่าง ๆ โดยขึ้นอยู่กับความเข้มของการเชื่อมโยงด้วย สิ่งเหล่านี้ทำให้มนุษย์สามารถเรียน คิด จดจำ หรือระลึกถึงสิ่งที่จำไว้ เพื่อที่จะสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างฉับพลัน จึงเป็นความมหัศจรรย์ที่คอมพิวเตอร์ไม่สามารถทำได้

3. คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีคุณสมบัติที่เทียบเท่ากับสมองมนุษย์คนเรา ในด้านของการเรียนและจดจำ เช่น สมองของมนุษย์เรานั้น เมื่อได้รับการเรียนรู้บางสิ่งหลาย ๆ ครั้งนั้น ก็จะเกิดการจดจำ และเมื่อพบเห็นสิ่งที่ไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อนก็สามารถที่จะอนุมานได้ว่าสิ่งนั้นคืออะไร จากความรู้ที่ได้รับจากการเรียนรู้ในก่อนหน้าที่ผ่านมา

โครงข่ายประสาทมีคุณสมบัติ 2 ประการ คือ (Wasserman, 1998)

1) การเรียนรู้ (learning)

โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้จากชุดฝึกสอนที่ได้ทำการป้อนให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้

2) การระลึกหรือจดจำได้ (recall)

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถระลึกได้ทั้งชุดฝึกสอนและชุดทดสอบหรือชุดทั่วไปได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ โดยชุดทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดฝึกสอน ซึ่งความแตกต่างนั้นเรียกว่ามีสิ่งบิดเบือนของข้อมูลนั้น ๆ ซึ่งเป็นลักษณะของสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียมในทัศนะของคอมพิวเตอร์นั้น จะประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (processing elements (PE)) ที่เชื่อมโยงกันหลายตัว ทำงานในลักษณะขนานกันไปคล้ายกับนิวรอนในสมองของมนุษย์ เพื่อแปลงข้อมูลจากรูปแบบหนึ่งไปสู่อีกรูปแบบหนึ่ง การใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้จะเป็นไปรูปแบบของการสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้แทนที่จะเป็นการป้อนโปรแกรมให้กับคอมพิวเตอร์ โดยจุดมุ่งหมายของการสอนนิวรอนหรือการป้อนข้อมูลที่

ต้องการให้กับคอมพิวเตอร์เรียนรู้ คือ การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์นี้สามารถแสดงคำตอบในรูปแบบที่ต้องการได้ ซึ่งจะเป็นการป้อนข้อมูลที่ถือว่ารู้อยู่แล้วเข้าไปให้โครงข่ายประสาทเทียมพร้อมด้วยค่าเอาต์พุตที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นแสดงออกมา จากนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการคำนวณและปรับค่าตัวเลขน้ำหนักเองโดยใช้กฎเกณฑ์ต่าง ๆ เข้าช่วยจนกระทั่งเอาต์พุตที่ได้ออกมานั้นถูกต้องแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ ส่วนตัวเลขที่เป็นกลไกที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และจดจำได้นั้นจะอยู่ในรูปที่เรียกว่า “**เมตริกซ์น้ำหนัก**” โดยในงานวิจัยนี้ได้กำหนดในรูปแบบของ “ **เมตริกซ์ของคำและค่านำหนักของแต่ละคำหรือวลี** ” ลักษณะการทำงานแบบนี้จะทำให้ผู้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม สามารถที่จะป้อนข้อมูลใหม่ ๆ เข้าไปแล้วปล่อยให้เป็นหน้าที่ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนั้น ๆ ที่จะหาทางที่จะจัดการปรับตัวเพื่อที่จะหาคำตอบนั้นเอาเอง ความก้าวหน้าของโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันเป็นไปอย่างรวดเร็ว ทำให้สามารถแก้ปัญหาให้กับงานบางประเภทที่ไม่สามารถทำงานได้จนสัมฤทธิ์ผลและให้คำตอบในแบบที่ผู้ใช้งานพึงพอใจ

ข้อเปรียบเทียบระหว่างการประมวลผลแบบดั้งเดิมกับโครงข่ายประสาทเทียม

1. การประมวลผลแบบดั้งเดิม (traditional approach)

เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลโดยมนุษย์ ดังนั้นทรัพยากรมนุษย์จะถูกใช้ในการพัฒนาอัลกอริทึมและโปรแกรม

2. การประมวลผลแบบโครงข่ายประสาทเทียม (neural network approach)

ในกระบวนการสอน จะมีการสอนวนซ้ำหลาย ๆ รอบ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ เมื่อสิ้นสุดการสอนแล้วโครงข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถจำแนกข้อมูลได้ และเมื่อมีข้อมูลใหม่ ๆ ที่ต้องการให้โครงข่ายรู้จักก็สามารถทำในทำนองเดียวกันและต้องมีการสอนใหม่ แต่ทำให้ประหยัดเวลาและแรงงานในการพัฒนาโปรแกรมขึ้นมาใหม่

การเก็บข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบกระจายและถูกใช้ร่วมกันโดยหลาย ๆ เซลล์ประสาท ซึ่งต่างกับแบบดั้งเดิม คือ ข้อมูลจะเก็บไว้ในหน่วยความจำ การเก็บข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบกระจายนั้นทำให้เกิดความซ้ำซ้อน ซึ่งเป็นการเพิ่มความทนทาน คือ เป็นระบบสำรองทดแทน (fault/error tolerance system)

รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนใหญ่จะมีองค์ประกอบที่สำคัญ เช่น รูปแบบการเรียนรู้ภายในส่วนโปรเซสซิ่ง มีการบวก การคูณ การลบตัวเลขบรรจุอยู่หน่วยโปรเซสซิ่งในโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานสัมพันธ์กันโดยขึ้นกับการเชื่อมโยงกันหมดทุกส่วนหรือเชื่อมโยงเพียงบางส่วนก็ได้ การสร้างโครงข่ายประสาทเทียมต้องเริ่มด้วยการพิจารณา

จากเรื่องของการเชื่อมต่อกันภายใน และสถาปัตยกรรมที่สนับสนุนการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นไปได้

คอมพิวเตอร์	โครงข่ายประสาทเทียม
Process digital data in binary form.	Process analog signals that fluctuate continuously
Make yes/no decision based on mathematical or logical functions.	Make weighted decision based on fuzzy, incomplete and contradictory data
Rigidly structured sequence of operations with predictable results.	Independently formulated methods of data processing.
Definitive answer, given enough time.	Approximate answer to highly complex problems.
Sort large databases for exact matches	Sort large data bases for close matches.
Specific data storage.	Associative data storage.

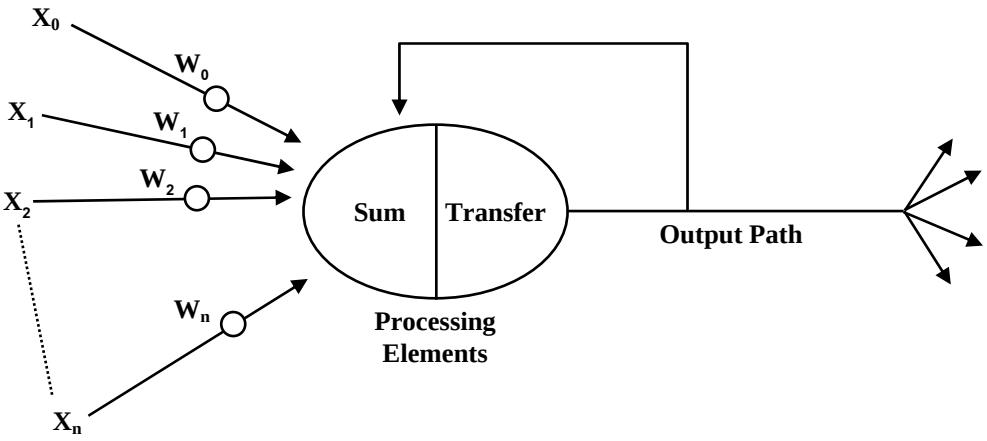
ตารางที่ 3-3 แสดงข้อแตกต่างของการคิดแบบโครงข่ายประสาทเทียมเทียมกับการคิดของคอมพิวเตอร์ (Nelson, 1991 : 68)

4. หลักการทำงาน

ข้อมูลการทดลองในปัจจุบันได้แสดงให้เห็นว่าเซลล์ประสาททางชีววิทยา (Biological neurons) ของมนุษย์นั้นมีความซับซ้อนทางโครงสร้างมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างโดยวงจรโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมอย่างมีนัยสำคัญ โดยเมื่อทางด้านชีววิทยานั้นสามารถให้ความเข้าใจเกี่ยวกับเซลล์ประสาทได้ดีกว่ารวมถึงเมื่อเทคโนโลยีในปัจจุบันที่ก้าวหน้าไปอย่างมากนั้น นักออกแบบวงจรโครงข่ายประสาทเทียมจึงสามารถที่จะพัฒนาระบบของโครงข่ายได้อย่างต่อเนื่อง โดยเป็นการสร้างที่มีความสามารถเหนือกว่าความเข้าใจของมนุษย์ในด้านของสมอง แต่ในปัจจุบันนี้ เป้าหมายของวงจรโครงข่ายประสาทเทียมไม่ใช่การสร้างสมองที่ยิ่งใหญ่หรูหรา แต่เป็นในทางตรงข้าม คือ นักวิจัยวงจรโครงข่ายเซลล์ประสาทได้กำลังค้นหาเพื่อที่ทำความเข้าใจเกี่ยวกับความสามารถของเซลล์ประสาทตามธรรมชาติของมนุษย์ เพื่อที่จะนำไปใช้ใน

การแก้ปัญหาที่ไม่สามารถแก้ได้โดยวิธีการคำนวณดั้งเดิม โดยเซลล์ประสาทเทียมนั้นได้ถูกจำลองขึ้นมาตามหน้าที่พื้นฐานทั้ง 4 ของเซลล์ประสาทธรรมชาติดังแสดงในภาพประกอบที่ 3-1

โครงข่ายประสาทเทียมจะมีอินพุตหลายค่าเข้ามาในโครงข่าย โดยจะถูกแทนด้วยสัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ X(n) และแต่ละอินพุตนั้นจะถูกคูณด้วยค่าความรู้หรือเป็นค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งแทนด้วย W(n) โดยที่ปกติผลคูณของค่าน้ำหนักและอินพุตที่เข้าสู่โครงข่ายนั้น จะถูกนำมารวมกันและส่งผ่านเข้าไปในฟังก์ชั่น(transfer function) เพื่อที่จะหาเอาต์พุตหรือผลลัพธ์ออกมา โดยกระบวนการนี้นั้นทำให้ง่ายต่อการใช้งานและสามารถนำไปใช้กับโครงสร้างวงจรโครงข่ายอื่นที่ใช้ฟังก์ชั่นผลรวม (summing functions) และฟังก์ชั่นการส่งผ่านที่ต่างกันได้ โดยที่บางแอพพลิเคชั่นนั้น ต้องการคำตอบที่เป็น “ใช่หรือไม่ใช่” หรือค่าไบนารี (binary) โดยแอพพลิเคชั่นนั้นอาจจะรวมถึงการจดจำข้อความ การชี้เฉพาะคำพูด และการแปลความหมายรูปภาพของเหตุการณ์ดังแสดงในรูปที่ 3-2



ภาพประกอบที่ 3-2 แสดงการทำงานของเซลล์ประเทียม

(Dave Anderson and George McNeill, 1992)

4.1 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (learning of neural network)

โดยทั่วไปการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ก็คือ การสอนโครงข่ายให้ทำการคำนวณข้อมูลเอาต์พุตพร้อมกับปรับปรุงค่าน้ำหนักโดยใช้ข้อมูลอินพุตที่ป้อนให้กับโครงข่าย โดยอาศัยกระบวนการทำซ้ำ (iterative) สามารถแบ่งเป็น 3 ประเภท คือ

4.1.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

การเรียนรู้แบบมีผู้สอนนั้นต้องการชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตเป้าหมายเป็นชุดฝึกสอนควบคู่ (training pair) โดยปกติการสอนโครงข่ายนั้นจะใช้ชุดฝึกสอนควบคู่กันหลายชุด ในระหว่างการสอนโครงข่ายจะเกิดเอาต์พุตจริงซึ่งแตกต่างจากเอาต์พุตเป้าหมายทำให้ได้ค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาด โดยโครงข่ายจะเรียนรู้ข้อมูลทั้งสองโดยการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความแตกต่างหรือค่าความผิดพลาดระหว่างค่าของตัวแปรเอาต์พุตของโครงข่ายกับค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ถูกต้องให้น้อยที่สุด การปรับค่าน้ำหนักจะปรับทีละน้อย ๆ โดยกระบวนการทำซ้ำกับข้อมูลทีละชุด จนกระทั่งค่าน้ำหนักในโครงข่ายลู่เข้า ซึ่งทั้งหมดนี้เรียกว่า การรียนรู้ จากนั้นเมื่อเราป้อนค่าข้อมูลอินพุตล่าสุดซึ่งเป็นข้อมูลชุดใหม่ก็จะได้ค่าตัวแปรเอาต์พุตของโครงข่าย เมื่อโครงข่ายทำการเรียนรู้แล้วก็จะป้อนข้อมูลอินพุตล่าสุดให้กับโครงข่าย เพื่อที่จะหาค่าของตัวแปรเอาต์พุตซึ่งคือ ค่าผลการทำนายหรือระบุคำหรือวลีสำคัญ เป็นต้น ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนเท่านั้น

4.1.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนั้นได้ถูกพัฒนาเพื่อให้ใกล้เคียงกับระบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มากยิ่งขึ้น โดยจะมีเพียงชุดข้อมูลอินพุตเท่านั้น จากนั้น กระบวนการเรียนรู้จะใช้หลักทางสถิติ โดยหาค่าทางสถิติของชุดฝึกสอน และทำการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นระดับต่าง ๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะหาค่าเอาต์พุตเองจากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

4.1.3 การเรียนรู้เชิงบังคับ (reinforcement learning)

การเรียนรู้เชิงบังคับนั้นเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอนและไม่มีผู้สอน โดยจะใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนในระหว่างการสอนที่มีเพียงชุดข้อมูลอินพุต และจะใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนคือเมื่อได้ค่าเอาต์พุตและจะทำการบอกว่าถูกหรือผิดแต่จะไม่บอกว่าเอาต์พุตที่ถูกคืออะไร

5. ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

จาก (Dave Anderson and George McNeill, 1992) แนวคิดของเซลล์ประสาทเทียมที่ต้องมีการเชื่อมต่อและมีการคำนวณค่าแอคติเวชั่นฟังก์ชั่น โดยมากจะเป็นตัวบ่งบอกโครงสร้างทางสถาปัตยกรรม ซึ่งจะมีกฎกำหนดวิธีการของโครงข่ายโดยแบ่งออกเป็นประเภทได้ 5 ประเภท ดังนี้

1. ประเภทการคาดเดา (Prediction)
2. ประเภทการจัดลำดับหมวดหมู่ (Classification)
3. ประเภทการเชื่อมโยงข้อมูล (Data association)
4. ประเภทกระบวนการสร้างความคิด (Data conceptualization)
5. ประเภทการกลั่นกรองข้อมูล (Data filtering)

ชนิดโครงข่าย	โครงข่าย	การใช้
การคาดเดา Prediction	- Back-propagation - Delta Bar Delta - Extended Delta Bar Delta - Directed Random Search - Higher Order Neural Networks - Self-organizing map into Back-propagation	ใช้ค่าอินพุตเพื่อคาดเดาเอาท์พุต
การจัดหมวดหมู่ Classification	- Learning Vector Quantization - Counter-propagation - Probabilistic Neural Networks	ใช้ค่าอินพุตเพื่อกำหนดการจัดหมวดหมู่
การเชื่อมโยงข้อมูล Data Association	- Hopfield - Boltzmann Machine - Hamming Network - Bidirectional associative Memory	เหมือนกับ Classification แต่มันจะจดจำข้อมูลที่มี error ด้วย
กระบวนการสร้างความคิด Data Conceptualization	- Adaptive Resonance Network - Self Organizing Map	วิเคราะห์อินพุตเพื่อการจัดกลุ่ม
การกลั่นกรองข้อมูล Data Filtering	- Recirculation	ทำให้สัญญาณอินพุตเรียบสม่ำเสมอ

ตารางที่ 3-4 แสดงความแตกต่างระหว่างประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

(Dave Anderson and George McNeill, 1992)

โดยโครงข่ายที่จะกล่าวถึงในงานวิจัยนี้ ขอกล่าวถึงเพียงแค่โครงข่ายที่ใช้สำหรับในงานวิจัยนี้เพียงเท่านั้น คือ โครงข่ายเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น หรือ โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ดังที่จะกล่าวต่อไป

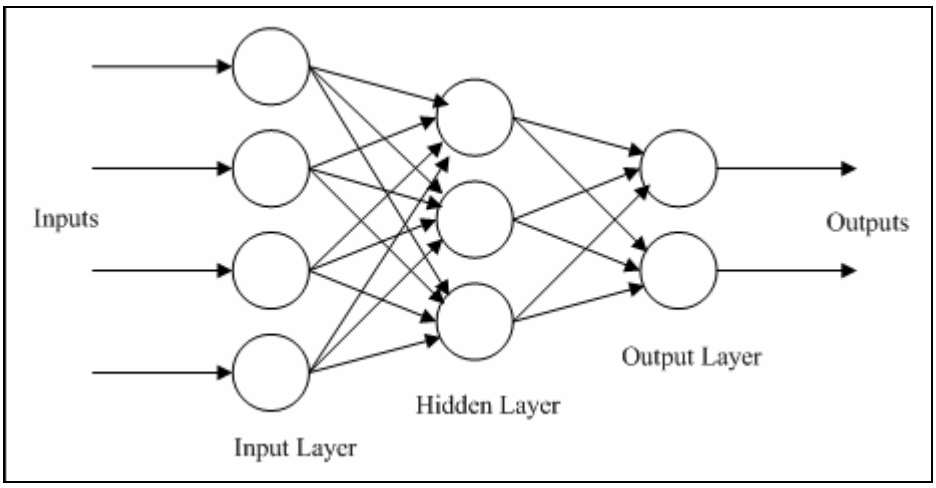
6. โครงข่ายประสาทเทียมพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น

สถาปัตยกรรมโครงข่ายเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายประเภทการคาดเดา (Networks for Prediction) ที่มักใช้ทำงานกับงานคาดเดาสามารถช่วยกำหนดลำดับความสำคัญได้ โดยในงานวิจัยนี้นำมาใช้สำหรับการคาดเดาและทำนายว่าคำหรือวลีนั้นเป็นคำหรือวลีสำคัญหรือไม่

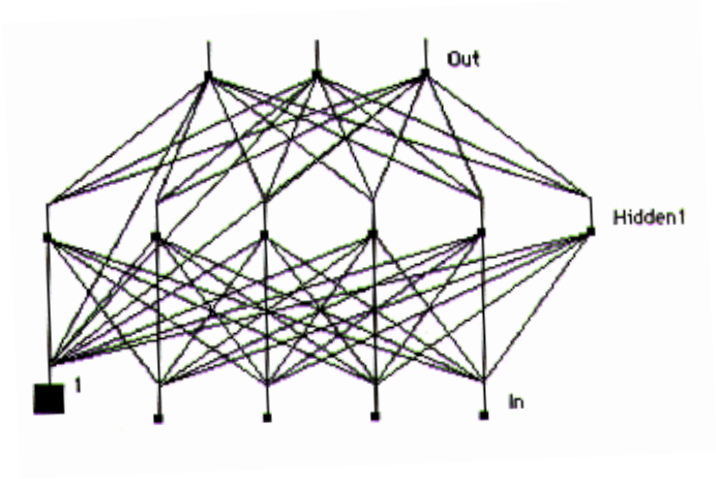
6.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น

สถาปัตยกรรมโครงข่ายเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น หรือ โครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าโดยมีการเรียนรู้แบบย้อนกลับ นั้นถูกพัฒนาในต้นปี 1970 โดยจากหลายๆ แหล่งและเป็นการทำงานพัฒนาร่วมกันอย่างอิสระ โดยในปัจจุบันสถาปัตยกรรมแบ็คพรอพาเกชั่นหรือแบบแพร่ย้อนกลับนี้เป็นที่นิยมสูงสุดและยังมีประสิทธิภาพมาก รวมถึงยังมีความง่ายสำหรับการเป็นต้นแบบสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความซับซ้อนมากขึ้นที่เป็นแบบหลายเลเยอร์ โดยเทคนิคการแพร่ย้อนของสถาปัตยกรรมแบบนี้นั้นได้ถูกใช้ในหลายแอพพลิเคชั่นด้วยกัน และยังมีผลต่อชนิดของโครงข่ายขนาดใหญ่ในด้านของรูปร่างและวิธีการฝึกที่แตกต่างกันไป เพราะมีจุดแข็งที่สำคัญของเทคนิค คือ วิธีการทำงานแบบไม่เชิงเส้น (non-linear) ที่มีความเหมาะสมต่อการแก้ปัญหาที่มีความไม่ชัดเจน

โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้นนั้น มีลักษณะต้นแบบ คือ จะมีจำนวนหนึ่งชั้นอินพุต (Input Layer) หนึ่งชั้นเอาท์พุต (Output Layer) และอย่างน้อยหนึ่งชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ไม่มีข้อจำกัดทางทฤษฎีต่อจำนวนของชั้นซ่อน แต่ตามแบบต้นฉบับจะมีเพียงหนึ่งชั้นหรือสองชั้นเท่านั้น โดยบางการทำงานที่แก้ปัญหาที่ซับซ้อนจะต้องมีอย่างน้อยที่สุดสี่ชั้น (สามชั้นซ่อน กับหนึ่งชั้นเอาท์พุต) แต่ละชั้นเชื่อมต่อกับชั้นที่ตามมา ดังแสดงในภาพประกอบที่ 3-3



ภาพประกอบที่ 3-3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Chester, M., 1993)



ภาพประกอบที่ 3-4 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward Back-Propagation (Dave Anderson and George McNeill, 1992)

จาก (Dave Anderson and George McNeill, 1992) นั้น ชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นการแสดงถึงการไหลของข้อมูล (Information) ในกระบวนการของการเรียกซ้ำหรือการแพร่กลับ โดยการเรียกซ้ำนั้น เป็นกระบวนการนำข้อมูลอินพุตสู่โครงข่ายที่ได้รับการฝึกสอนแล้ว และรอรับคำตอบที่เอาต์พุตโดยการเปรียบเทียบค่าความแตกต่างหรือค่าความผิดพลาดจากการแพร่ย้อนกลับในช่วงของการเรียกซ้ำ โดยจะใช้ในขณะที่โครงข่ายกำลังเรียนรู้จากข้อมูลชุดฝึกสอน จำนวนชั้นและจำนวนโหนดในแต่ละชั้นนั้นเป็นมีผลต่อการทำงาน

ของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าและมีการเรียนรู้แพร่ย้อนกลับ โดยสิ่งเหล่านี้เป็นสิ่งที่ละเอียดอ่อนมาก และเป็นศิลปะของนักออกแบบโครงข่าย โดยไม่มีคำตอบที่ตายตัวหรือแน่นอน สำหรับการออกแบบโครงข่าย จะมีเพียงกฎทั่วไปที่นักวิจัยและวิศวกรส่วนใหญ่หยิบยกขึ้นมาและทำตามกฎนั้นดังต่อไปนี้

กฎที่ 1 เมื่อข้อมูลอินพุตและเอาท์พุตที่ต้องการมีความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนมากขึ้น จำนวนของหน่วยประมวลผลในชั้นซ่อนก็ควรจะมากขึ้นด้วย

กฎที่ 2 ถ้ากระบวนการสามารถแยกเป็นหลายขั้นตอนได้ ก็ต้องเพิ่มชั้นซ่อนแต่ถ้ากระบวนการไม่สามารถแยกเป็นขั้นตอนได้ชั้น ที่เพิ่มเข้าไปอาจทำให้สามารถจดจำอย่างง่ายได้ แต่จะไม่ใช่วิธีการธรรมดา

กฎที่ 3 ปริมาณข้อมูลการฝึกสร้างขอบเขตบนของหน่วยประมวลผลในชั้นซ่อน

6.2 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ หรือแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้นซึ่งใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ มีลักษณะหลักๆ ดังนี้คือ

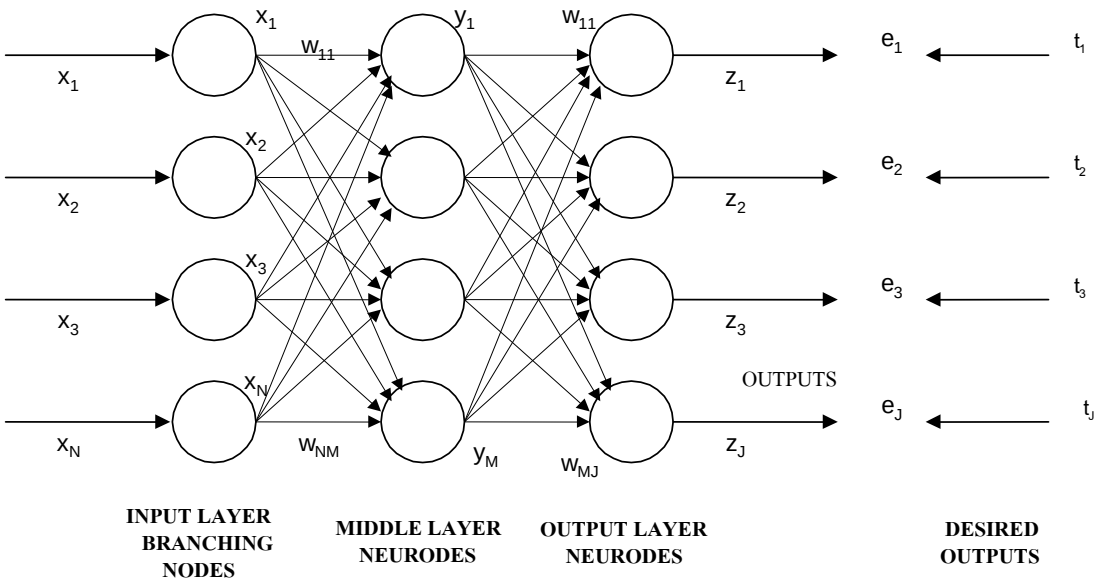
6.2.1 จำนวนชั้นต่างๆ โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยชั้นต่างๆ คือ ชั้นอินพุต ชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนซึ่งจะอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต

6.2.2 การเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่างๆ นั้น จะมีลักษณะที่ทุกๆ โหนดในชั้นอินพุตนั้นจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ โหนดในชั้นซ่อน และทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนจะทำการส่งสัญญาณต่อไปยังโหนดในชั้นเอาต์พุต

6.2.3 การทำงานของชั้นต่างๆ นั้น ในชั้นอินพุตจะไม่มีการประมวลผลใด ๆ ทั้งสิ้น จะทำหน้าที่เพียงแค่รับสัญญาณหรือข้อมูลเข้าแล้วกระจายออกไปยังแต่ละโหนดในชั้นซ่อน ส่วนชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตนั้น จะเป็นชั้นที่มีการประมวลผล โดยภาพที่ 3-5 จะเป็นการแสดงถึงลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น ซึ่งจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต ชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น และชั้นของเอาต์พุต โดยแต่ละโหนดจะถูกเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่าย

6.3 วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้นมีรายละเอียดดังนี้ ดังในภาพที่ 3-5



ภาพประกอบที่ 3-5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

(Winston, Patrick Henry 1992 : 443-469)

6.3.1 ความหมายของตัวแปรต่างๆที่ใช้ แสดงตัวแปลต่างๆ พร้อมความหมาย ดังภาพที่ 3-6

x_n = อินพุตโหนดที่ n มีทั้งหมด N โหนด

s_m = เอาต์พุตของชั้นซ่อน ก่อนทำการปรับค่า (activation) เป็น y_m

y_m = เอาต์พุตของชั้นซ่อน หลังทำการปรับค่าของโหนดที่ m มีทั้งหมด M โหนด

v_j = เอาต์พุตของชั้นเอาต์พุต ก่อนทำการปรับค่า (activation) เป็น z_j

z_j = ค่าเอาต์พุตที่ได้ทำการปรับค่าแล้วของชั้นเอาต์พุตโหนดที่ j มีทั้งหมด J โหนด

t_j = ค่าเอาต์พุตที่ต้องการที่ชั้นเอาต์พุตโหนดที่ j มีทั้งหมด J โหนด

w_{nm} = น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นอินพุต กับชั้นซ่อน

w_{mj} = น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นซ่อน กับชั้นเอาต์พุต

η = อัตราการเรียนรู้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

r = จำนวนรอบที่จะทำการเรียนรู้ มี R เป็นจำนวนรอบที่กำหนด

q = จำนวนชุดของข้อมูลตัวอย่าง มี Q เป็นตัวกำหนด

$e^{(q)}$ = ค่าผิดพลาดของข้อมูลตัวอย่าง

E = ค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ยของข้อมูลตัวอย่าง

ภาพประกอบที่ 3-6 ตัวแปลต่างๆ พร้อมความหมาย (Winston, Patrick Henry 1992 : 443-469)

6.3.2 ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

แบ่งเป็นขั้นตอนดังต่อไปนี้

6.3.2.1 กำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต (N), จำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต (J), จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (M) จำนวน 1 ชั้นซ่อน และกำหนดจำนวนข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต ต่อจากนั้นจะทำการกำหนดจำนวนรอบสูงสุดที่จะทำการเรียนรู้ (R) รวมถึงค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้

6.3.2.2 กำหนดค่าพารามิเตอร์ของอัตราการเรียนรู้ (η) ที่อยู่ในช่วง [0, 1]

6.3.2.3 การสุ่มน้ำหนักเริ่มต้นให้กับทุกๆเส้นเชื่อมโยงภายในโครงข่ายประสาท-เทียมในทั้ง 2 ชั้น โดยให้มีค่าอยู่ระหว่าง [-1,1]

6.3.2.4 รับค่าอินพุตของข้อมูลชุดแรกหรือข้อมูลแถวแรก เพื่อใช้ในการคำนวณหาค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

6.3.2.5 คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน (S_m) ก่อนทำการปรับค่ารวมด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ ซึ่งจะได้ค่าของโหนดในชั้นซ่อนที่อยู่ในช่วง [0, 1] โดยมีรายละเอียดดังสมการ 3-1 ถึง 3-3

ค่าเอาต์พุตของชั้นซ่อนก่อนทำการปรับค่า ดังสมการที่ 3-1

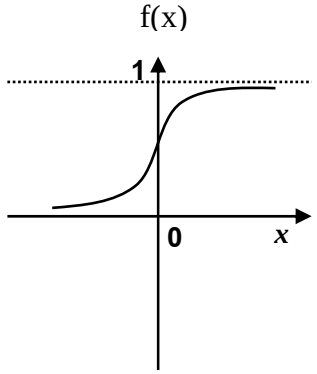
$$s_m = \sum_{n=1}^{N} x_n * w_{nm} \qquad \text{...(3-1)}$$

ค่าเอาต์พุตของชั้นซ่อนหลังทำการปรับค่า ดังสมการที่ 3-2

$$y_m = f(s_m) \qquad \text{...(3-2)}$$

ฟังก์ชั่นที่ใช้ปรับค่า f(x) ดังสมการที่ 3-3

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad \text{...(3-3)}$$



c) SIGMOID

ภาพประกอบที่ 3-7 แสดงค่าที่ได้จากฟังก์ชันซิกมอยด์

6.3.2.6 คำนวณค่าเอาต์พุตของโหนดในชั้นเอาต์พุตด้วยสมการที่ 3-4 จากนั้นทำการปรับค่าผลรวมด้วยฟังก์ชันกระตุ้นฟังชันซิกมอยด์ ดังสมการที่ 3-3 ซึ่งจะได้ค่าของโหนดในชั้นเอาต์พุตที่อยู่ในช่วง [0, 1] สำหรับค่าของผลลัพธ์ในโหนดของชั้นเอาต์พุตนั้น หลังทำการปรับค่าแสดงดังสมการที่ 3-5

$$v_j = \sum_{m=1}^{M} y_m * w_{mj} \qquad \ldots(3\text{-}4)$$

ค่าเอาต์พุตของชั้นเอาต์พุตหลังทำการปรับค่า ดังสมการที่ 3-5

$$z_j = f(v_j) \qquad \ldots(3\text{-}5)$$

6.3.2.7 การหาค่าความผิดพลาดของโหนดในชั้นเอาต์พุตและทำการปรับน้ำหนักนั้น โดยการนำเอาต์พุตที่คำนวณได้จริงเปรียบเทียบกับเอาต์พุตที่ได้กำหนดไว้ เพื่อหาค่าความผิดพลาดของข้อมูล โดยถ้าค่าผิดพลาดของข้อมูลน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้แล้วนั้น โครงข่ายประสาทเทียมก็จะทำการรับข้อมูลชุดต่อไปเข้าสู่โครงข่าย โดยถ้าไม่ได้ทำการปรับน้ำหนักแล้วนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการรับข้อมูลแถวถัดไป และจะกลับไปทำ ข้อ 6.3.2.5 แต่ถ้าเป็นข้อมูลชุดสุดท้ายของข้อมูลแล้วนั้น จะไปทำข้อ 6.3.2.8

ค่าความผิดพลาดในแต่ละแถวของข้อมูล ดังสมการที่ 3-6

$$e^{(q)} = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{J}(t_j - z_j)^2 \qquad \ldots(3\text{-}6)$$

การปรับน้ำหนักระหว่างโหนดในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต ดังสมการที่ 3-7

$$w_{mj}^{(r+1)} = w_{mj}^{(r)} + \eta\{(t_j^{(q)} - z_j^{(q)}) * [z_j^{(q)}(1 - z_j^{(q)})] * y_m^{(q)}\} \quad \ldots(3\text{-}7)$$

การปรับน้ำหนักระหว่างโหนดในชั้นอินพุตและชั้นซ่อน มีสมการที่ 3-8

$$w_{nm}^{(r+1)} = w_{nm}^{(r)} + \eta\{\sum_{j=1}^{J}(t_j^{(q)} - z_j^{(q)})[z_j^{(q)}(1 - z_j^{(q)})]w_{mj}^{(r)}\} * [y_m^{(q)}(1 - y_m^{(q)})][x_n^{(q)}] \quad \ldots(3\text{-}8)$$

6.3.2.8 คำนวณค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย (Mean Squared Error : MSE) ในทุก ๆ แถวข้อมูล โดยนำค่าผิดพลาดของแต่ละแถวของชุดข้อมูลมารวมกัน แล้วทำการหาค่าเฉลี่ย เพื่อใช้ในการตรวจสอบว่าผลลัพธ์ของทุกๆ ข้อมูลในแต่ละรอบนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ในทุกๆ แถวข้อมูลหรือไม่ โดยถ้าค่าความผิดพลาดยอมรับได้ให้จบการเรียนรู้ แต่ถ้าค่าความผิดลาดเฉลี่ยมากกว่าค่าที่ยอมรับได้ให้ตรวจสอบว่าได้ทำการเรียนรู้ครบตามจำนวนรวบที่กำหนดไว้หรือไม่ ถ้าครบแล้วให้จบการเรียนรู้ แต่ถ้ายังไม่ครบให้กลับไปทำข้อ 6.3.2.4 ใหม่ ซึ่งก็คือเริ่มต้นการเรียนรู้รอบใหม่

การค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย ดังสมการที่ 3-9

$$E = \frac{1}{Q}\sum_{q=1}^{Q} e^{(q)} \quad \ldots(3\text{-}9)$$

ข้อดีและข้อเสียของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Dayhoff, 1990)

ข้อดี คือ การเรียนรู้แบบแพร่กลับนั้นจะมีความสามารถในการจดจำรูปแบบ ซึ่งการเรียนรู้แบบแพร่กลับสามารถที่จะเรียนรู้ความสัมพันธ์ของรูปแบบได้มากมาย โดยการเรียนรู้แบบแพร่กลับต้องการตัวอย่างรูปแบบที่จะเรียนรู้ ความยืดหยุ่นของการเรียนรู้อยู่ที่ความหลากหลายในการออกแบบทางเลือกต่าง ๆ เช่น จำนวนชั้น เส้นเชื่อมโยง จำนวนโหนดในแต่ละชั้นที่ได้ทำการกำหนดขึ้น โดยความยืดหยุ่นนี้เอง ทำให้การเรียนรู้แบบแพร่กลับสามารถแก้ปัญหางานประยุกต์ได้อย่างมากมาย

ข้อจำกัด คือ การใช้เวลามากในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดการเรียนรู้สำหรับการเรียนรู้แก้ปัญหา

8. การวัดประสิทธิภาพ

$$\text{ค่าความถูกต้องของข้อมูล (\%)} = \frac{\text{จำนวนแถวข้อมูลที่ทำนายถูก}}{\text{จำนวนแถวข้อมูลทั้งหมด}} * 100$$

9. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในงานด้านต่าง ๆ

เนื่องจากความสามารถในการเรียนรู้ การจดจำ และจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลชุดฝึกสอนที่ป้อนให้กับโครงข่าย ซึ่งเป็นการทำงานที่ซับซ้อน และในด้านผลการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ถ้าได้รับข้อมูลการฝึกสอนที่ดีนั้น โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถทำงานในด้านต่าง ๆ สำหรับชุดทดสอบที่มีค่าความแม่นยำสูง จึงได้มีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลากหลาย ดังนี้

9.1 งานในด้านของการสกัดองค์ความรู้จากฐานข้อมูลขนาดใหญ่

9.2 งานในด้านของการจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน เช่น ลายมือ ลายเซนต์ ตัวอักษรรูปหน้า

9.3 งานในด้านการประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์ (โดยมีการกำหนดอินพุตและเอาต์พุต แต่ไม่ได้มีการระบุว่าอินพุตและเอาต์พุตนั้น มีความสัมพันธ์กันอย่างไร)

9.4 งานในด้านการจัดหมวดหมู่และการแยกแยะสิ่งของหรือข้อมูล

9.5 งานในด้านการทำนาย เช่น พยากรณ์อากาศ พยากรณ์หุ้น

9.6 งานในด้านการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับการควบคุมกระบวนการทางเคมีโดยวิธีพยากรณ์แบบจำลอง (Model Predictive Control)

9.7 งานในด้านการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายกลับในการทำนายพลังงานความร้อนที่สะสมอยู่ในตัวอาคาร

9.8 งานในด้านการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการหาไซโครเมตริกชาร์ท การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทควบคุมระบบ HVAC