บทที่ 2

แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การจำแนกภาพดาวเทียมเป็นกระบวนการในการกำหนดชนิดของจุดภาพให้มีความหมายตรงตามความเป็นจริงของพื้นที่ โดยอาศัยคุณสมบัติของวัตถุบนพื้นโลกที่มีความสามารถในการสะท้อนต่อคลื่นในแต่ละช่วงคลื่นได้ต่างกัน โดยนำเอาลักษณะเฉพาะของวัตถุแต่ละชนิดมาสร้างวิธีการจำแนก แยกแยะสิ่งต่างๆ ออกจากกัน ซึ่งในปัจจุบันวิธีการจำแนกมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี

สำหรับงานวิจัยในครั้งนี้จะเป็นการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมกับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด เนื่องจาก การจำแนกโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุดเป็นวิธีการจำแนกที่ปรากฏอยู่ในซอฟท์แวร์ส่วนใหญ่ที่ใช้ในด้านการสำรวจระยะไกลโดยใช้ภาพดาวเทียม และเป็นวิธีที่ให้ผลการจำแนกที่มีความถูกต้องสูง สามารถลดข้อจำกัดที่มีในวิธีการจำแนกวิธีอื่น แต่ก็ยังเป็นวิธีที่มีข้อจำกัดของการจำแนกข้อมูลที่ต้องอาศัยสมมุติฐานการกระจายตัวของข้อมูลที่เป็นเส้นโค้งปรกติรูประฆังคว่ำ และเนื่องจากค่า Spectral Signature ของข้อมูลในแต่ละช่วงคลื่นส่วนใหญ่มีลักษณะการกระจายตัวไม่เป็นไปตามสมมุติฐานของเส้นโค้งปรกติ จึงทำให้มีความพยายามทำการศึกษาวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม ซึ่งเป็นวิธีการจำแนกที่ให้ความถูกต้องในการจำแนกสูง โดยไม่อาศัยสมมุติฐานการกระจายตัวของข้อมูล

ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวนการในการจำแนกภาพดาวเทียม และตัวอย่างงานวิจัยที่ทำการศึกษาเกี่ยวการใช้โครงข่ายใยประสาทเทียมในการจำแนกแนกภาพดาวเทียม

2.1 การจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

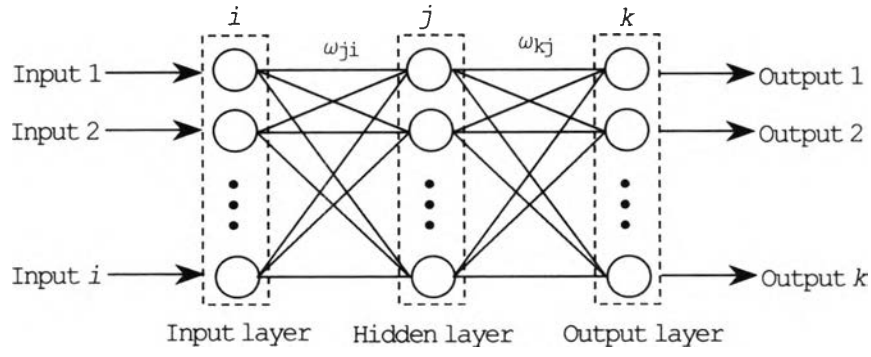
การจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นการกำหนดชนิดการจำแนกของข้อมูลภาพดาวเทียมโดยอาศัยกระบวนการแปลงข้อมูลค่าความสว่างของจุดภาพ เป็นชุดข้อมูลซึ่งสามารถตีความเป็นชนิดการจำแนกแต่ละชนิดได้ โดยผ่านโครงข่ายใยประสาทเทียมซึ่งสร้างมาจากชุดข้อมูลตัวอย่าง (Training Data) ที่ใช้สำหรับการจำแนกแบบกำกับ

2.1.1 ส่วนประกอบของโครงข่ายใยประสาทเทียม

โครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นโครงข่ายที่ประกอบขึ้นจากหน่วยย่อย(Node) หลายๆ หน่วยรวมกันเป็นชั้นของโครงข่าย โดยในโครงข่ายแต่ละชั้น (Layer) จะถูกเชื่อมโยงกันด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) ดังแสดงในรูปที่ 2.1 ซึ่งโดยทั่วไปโครงข่ายใยประสาทเทียมจะประกอบไปด้วย ชั้นโครงข่าย 3-ประเภท คือ

1) ชั้นโครงข่ายรับค่าข้อมูล (Input layer)

เป็นชั้นโครงข่ายชั้นแรก มีหน้าที่ในการรับข้อมูลที่จะทำการจำแนกเข้าสู่กระบวนการคำนวณในโครงข่าย ซึ่งในชั้นโครงข่ายนี้ค่าที่จะจำแนกจะถูกทำการแปลงค่าโดยกระบวนการคำนวณในหน่วยย่อย และจะถูกส่งผ่านไปยังชั้นโครงข่ายถัดไป



รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบของการจำแนกโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

2) ชั้นโครงข่ายภายใน (Hidden layer)

เป็นชั้นโครงข่ายที่เพิ่มความสามารถให้กับโครงข่ายใยประสาทเทียมในกระบวนการแปลงค่าให้มีจำนวนครั้งของการแปลงค่าข้อมูลได้มากกว่าหนึ่งครั้งเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ ซึ่งหมายถึง ชั้นโครงข่ายภายในสามารถมีได้มากกว่าหนึ่งชั้น โดยค่าที่ส่งผ่านให้ชั้นโครงข่ายภายในจะถูกทำการแปลงค่า และส่งต่อไปยังชั้นโครงข่ายภายในที่อยู่ในชั้นถัดไป (ในกรณีที่มีชั้นโครงข่ายภายในมากกว่าหนึ่งชั้น) หรือชั้นโครงข่ายผลลัพธ์ (ในกรณีที่เป็นชั้นโครงข่ายภายในที่อยู่ติดกับชั้นโครงข่ายผลลัพธ์)

3) ชั้นโครงข่ายผลลัพธ์ (Output layer)

เป็นชั้นโครงข่ายที่เกิดกระบวนการแปลงค่าในชั้นสุดท้าย ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกนำมาตีความหมายเป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม

2.1.2 การกำหนดรูปแบบของข้อมูลในการจำแนก

กระบวนการที่เกิดขึ้นในการจำแนกภาพดาวเทียมด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นการคำนวณโดยอาศัยการอธิบายกระบวนการที่เกิดขึ้นโดยใช้รูปโครงข่าย ซึ่งแท้จริงแล้วกระบวนการที่เกิดขึ้นในการคำนวณผลลัพธ์ของวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม เกิดจากกระบวนการทางคณิตศาสตร์ในรูปของเมติกซ์ ซึ่งประกอบด้วย เมตริกซ์ของข้อมูลที่จะทำการจำแนก ซึ่งก็คือ ชั้นโครงข่ายรับค่าข้อมูล เมตริกซ์ผลลัพธ์ของการจำแนก ซึ่งก็คือชั้นโครงข่ายของผลลัพธ์ และเมตริกซ์ของค่าน้ำหนัก ที่มีส่วนสำคัญในการให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้อง โดยเป็นค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยย่อย และเป็นตัวกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม ซึ่งขนาดของเมตริกซ์แต่ละชุดจะกำหนดขึ้นจากจำนวนหน่วยย่อยที่อยู่ในแต่ละชั้นโครงข่าย

1) การกำหนดรูปแบบการนำเข้าข้อมูล

ในการจำแนกภาพดาวเทียม ข้อมูลที่ใช้สำหรับการจำแนกจะเป็นค่าความสว่างของจุดภาพในแต่ละช่วงคลื่นโดยความละเอียดของค่าความสว่างขึ้นอยู่กับ Radiometric Resolution ของตัวรับสัญญาณของดาวเทียม ซึ่งส่วนใหญ่จะมีความละเอียด 8 บิต หรือ 256 ระดับ ในการจำแนกโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม จำเป็นจะต้องทำการกำหนดรูปแบบของค่าที่นำมาจำแนกใหม่เพื่อให้เกิดความถูกต้องและความรวดเร็วในการจำแนก ซึ่งสามารถทำได้หลายวิธี แต่สำหรับการจำแนกภาพดาวเทียมพบว่าวิธีการกำหนดรูปแบบการนำเข้าข้อมูลโดยการทำ Normalization เป็นวิธีการที่ให้ผลความถูกต้องในการจำแนกสอดคล้องกับความเป็นจริงมากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับการนำเข้าข้อมูลด้วยวิธีอื่น (Chong el al., 1994) โดยการทำ Normalization เป็นกระบวนการที่ทำให้ค่าของข้อมูลค่าความสว่างของจุดภาพในแต่ละช่วงคลื่น อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยอาศัยการคำนวณค่าความสว่างของจุดภาพจากค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดของข้อมูลตัวอย่างตามสมการ 2.1

$$\text{Input} = \frac{X - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \qquad (2.1)$$

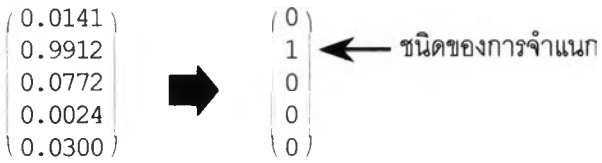
เมื่อ X เป็นค่าความสว่างของจุดภาพ

Max เป็นค่าความสว่างที่สูงที่สุดของข้อมูลตัวอย่าง

Min เป็นค่าความสว่างที่ต่ำที่สุดของข้อมูลตัวอย่าง

2) การกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนก

การกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม เป็นสิ่งสำคัญที่จะต้องทำการกำหนดรูปแบบ ตั้งแต่ขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่าย เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนการจำแนกจะมีลักษณะใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่กำหนดไว้ในตอนต้น ซึ่งโดยทั่วไป จะกำหนดให้จำนวนหน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายในชั้นผลลัพธ์มีจำนวนเท่ากับ จำนวนชนิดการจำแนก โดยที่ความหมายของการจำแนกจะขึ้นอยู่กับค่าผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละหน่วยย่อย ซึ่งโดยทั่วไปผลลัพธ์ของการจำแนกจะมีค่าเท่ากับชนิดการจำแนกที่ให้ผลลัพธ์จากหน่วยย่อยสูงที่สุด ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 2.2



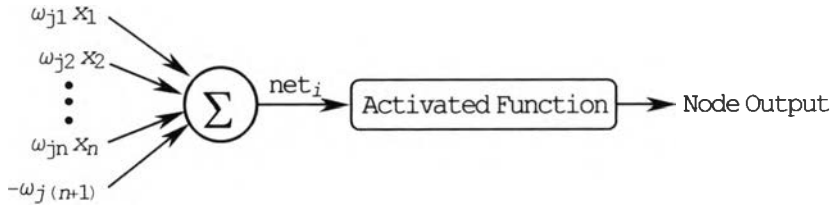
รูปที่ 2.2 ตัวอย่างการกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ ในการจำแนกด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

จากรูปที่ 2.2 เป็นตัวอย่างของการกำหนดรูปแบบผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม โดยจากตัวอย่างทางด้านขวามือ เป็นการกำหนดผลลัพธ์ของข้อมูลตัวอย่างในขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักจะกำหนดให้ผลลัพธ์ที่ได้จากหน่วยย่อยที่ตรงกับชนิดการจำแนกมีค่าเท่ากับ 1 ในขณะที่หน่วยย่อยอื่นที่ไม่ใช่ผลลัพธ์ของการจำแนกจะทำการกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0 เมื่อถึงขั้นตอนการจำแนกภาพดาวเทียมผ่านโครงข่ายใยประสาทเทียมที่สร้างขึ้น หน่วยย่อยซึ่งเป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกจะมีค่าใกล้เคียง 1 ในขณะที่หน่วยย่อยที่ไม่ใช่ผลลัพธ์จะมีค่าใกล้เคียง 0 ดังแสดงในรูป ซึ่งเป็นตัวอย่างของผลลัพธ์การจำแนกซึ่งถูกจำแนกเป็นชนิดการจำแนกชนิดที่ 2 จากชนิดการจำแนกทั้งหมด 5 ชนิด โดยสามารถอธิบายการกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ เมื่อ d_{jk} เป็นหน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายผลลัพธ์ ได้จาก

$$d_{jk} = \begin{cases} 1 \text{ เมื่อจุดภาพที่ถูกจำแนกเป็นชนิด x} \\ 0 \text{ เมื่อจุดภาพที่ถูกจำแนกไม่เป็นชนิด x} \end{cases} \qquad (2.2)$$

2.1.3 กระบวนการที่เกิดขึ้นภายในหน่วยย่อยของโครงข่ายใยประสาทเทียม

กระบวนการจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม จำเป็นจะต้องอาศัยกระบวนการที่เกิดขึ้นภายในหน่วยย่อยซึ่งเป็นส่วนหนึ่งที่ทำให้โครงข่ายสามารถแปลงค่าข้อมูลไปสู่ผลลัพธ์ของการจำแนก ซึ่งกระบวนการที่เกิดขึ้นภายในหน่วยย่อย สามารถอธิบายตามรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 กระบวนการที่เกิดขึ้นในหน่วยย่อยของโครงข่ายใยประสาทเทียม

กระบวนการที่เกิดขึ้นในหน่วยย่อยมีทั้งการรับค่า และส่งค่าระหว่างชั้นโครงข่ายภายในโครงข่ายใยประสาทเทียม โดยค่าที่ส่งให้กับหน่วยย่อย ได้แก่ ผลรวมที่ได้จากผลคูณระหว่างค่าที่เชื่อมโยงมายังหน่วยย่อยกับค่าน้ำหนัก แทนด้วย net ซึ่งสามารถเขียนอยู่ในรูปสมการ ดังนี้

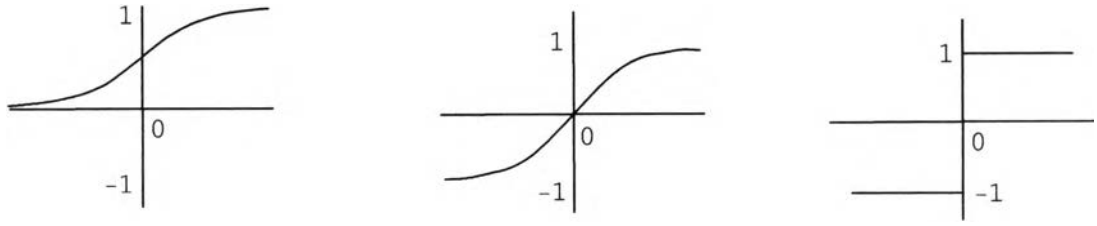
$$net_j = \sum_{i=1}^{n} \omega_{ji}\, x_i + \omega_{j(n+1)}\,(-1) \tag{2.3}$$

$$net_j = \omega_{j1}\, x_1 + \omega_{j2}\, x_2 + \ \ldots\ + \omega_{jn}\, x_n + \omega_{j(n+1)}\,(-1) \tag{2.4}$$

สามารถเขียนสมการที่ 2.3 ให้อยู่ในรูปผลคูณเมตริกซ์ ได้ดังนี้

$$net_j = \begin{pmatrix} \omega_{j1} & \omega_{j2} & \ldots & \omega_{jn} & \omega_{j(n+1)} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \\ -1 \end{pmatrix} \tag{2.5}$$

หลังจากที่ได้ค่า net ของแต่ละหน่วยย่อยค่า net ที่ได้จะถูกคำนวณผ่านสมการ Activated Function ซึ่งมีคุณสมบัติในการให้ผลลัพธ์อยู่ในช่วงที่จำกัดคือ (0,1) หรือ (-1,1) ขึ้นอยู่กับชนิดของสมการที่เลือกใช้ โดยทั่วไปในการจำแนกด้วยโครงข่ายใยประสาทเทียม จะนิยมใช้สมการ Activated Function อยู่ 3 สมการ ตามแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 Activated Function ที่ใช้ในการจำแนกด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

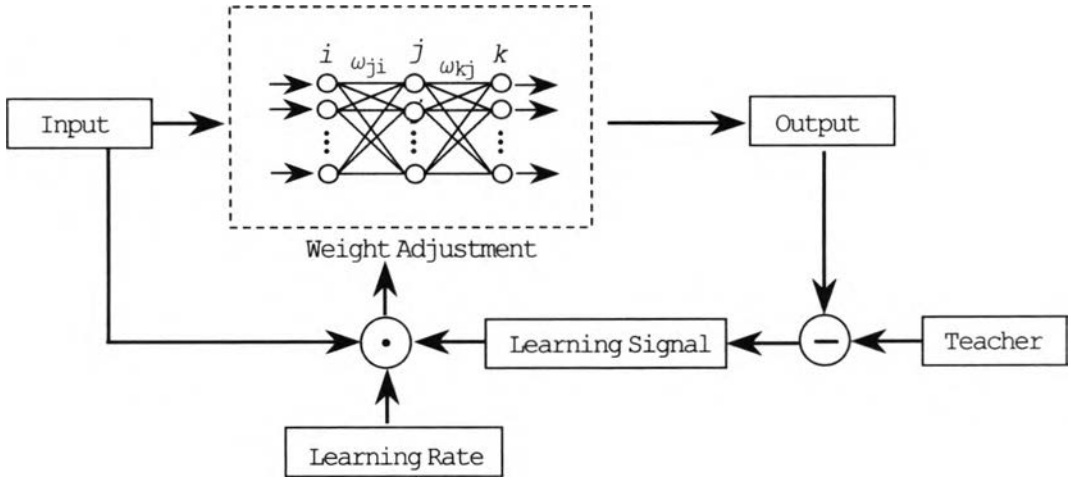
จากรูปที่ 2.4 ซึ่งแสดงลักษณะของ Activated Function ที่ใช้ในการจำแนกด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม จะสังเกตเห็นว่า แต่ละสมการมีคุณสมบัติในการแปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่สามารถทำการตัดสินใจผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนก ได้แก่ (0,1) หรือ (-1,1) ซึ่งหากค่าที่ทำการคำนวณผ่านสมการ Activated Function มีค่ามากหรือน้อย จะถูกทำให้มีค่าเท่ากับ 1 และ 0 หรือ 1 และ –1 ขึ้นอยู่กับสมการที่เลือกใช้ ในขณะที่ค่าซึ่งอยู่บริเวณใกล้เคียงค่า 0 จะถูกทำให้เพิ่มขึ้นหรือลดลง จนสามารถนำผลลัพธ์ในแต่ละหน่วยย่อยที่ได้มาใช้สำหรับแสดงผลของการจำแนกที่ได้ โดยผลลัพธ์ที่ได้จากหน่วยย่อย คำนวณจาก

$$o_j = f(\text{net}_j) \tag{2.6}$$

ผลลัพธ์ที่ได้จากหน่วยย่อยในสมการที่ 2.6 จะเป็นค่าที่ใช้ในการคำนวณผลลัพธ์ของหน่วยย่อยที่อยู่ในโครงข่าย ซึ่งจะเป็นค่าที่ส่งให้กับหน่วยย่อยที่อยู่ในชั้นถัดไป (ในกรณีที่ไม่ใช่หน่วยย่อยในชั้นผลลัพธ์) โดยกระบวนการที่เกิดขึ้นจะเป็นไปอย่างต่อเนื่องจนถึงหน่วยย่อยที่อยู่ในโครงข่ายชั้นผลลัพธ์ ซึ่งจะให้ผลลัพธ์จากการคำนวณในโครงข่ายใยประสาทเทียม และจะถูกนำมากำหนดผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกต่อไป

2.1.4 กระบวนการปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่ายใยประสาทเทียม

กระบวนการปรับค่าน้ำหนักเป็นวิธีการที่ทำให้โครงข่ายใยประสาทเทียมมีความสามารถที่จะจำแนกภาพดาวเทียมได้อย่างถูกต้อง โดยอาศัยชุดข้อมูลตัวอย่างในการคำนวณค่า $\Delta\omega$ เพื่อใช้ในการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบของการคำนวณ จนทำให้ความคลาดเคลื่อนระหว่างผลของการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม กับผลลัพธ์ที่ถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่างอยู่ในระดับต่ำกว่าความคลาดเคลื่อนที่ต้องการ ซึ่งกระบวนการปรับค่าน้ำหนักที่เกิดขึ้นแสดงในรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 กระบวนการปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่ายใยประสาทเทียม

กระบวนการปรับค่าน้ำหนักที่แสดงในรูปที่ 2.5 เป็นการคำนวณในลักษณะของการวนซ้ำเพื่อปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบจนทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการจำแนกมีขนาดลดลง ค่าที่ใช้สำหรับการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบจะมีขนาดแปรผันตามขนาดของ Learning Signal ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการคำนวณผลต่างระหว่างผลลัพธ์ของการจำแนกที่ได้จากโครงข่ายใยประสาทเทียมและผลลัพธ์ที่ทราบค่าของข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งสามารถเขียนสมการแสดงการหาขนาดของการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบโดย

$$\Delta\omega = \eta.R.X \tag{2.7}$$

เมื่อ $\Delta\omega$ เป็นค่าที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก

η เป็นค่า Learning Rate ใช้สำหรับกำหนดอัตราการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใยประสาทเทียมในแต่ละรอบมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.9

R เป็นค่า Learning Signal ที่ได้จากการคำนวณความผิดพลาดของผลลัพธ์ที่ได้

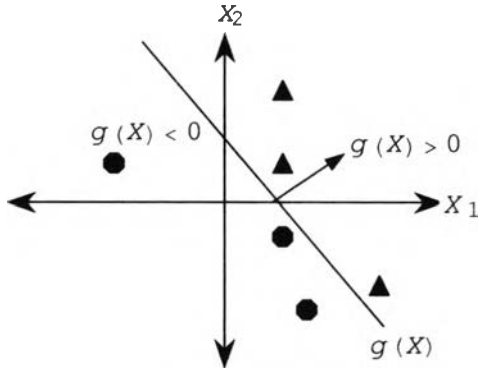
X เป็นชุดข้อมูลตัวอย่างที่ทำการคำนวณโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม

จากค่า $\Delta\omega$ ที่ได้ในสมการที่ 2.6 จะถูกนำมาใช้ในกระบวนการปรับค่าน้ำหนัก ซึ่งเป็นกระบวนการที่เกิดขึ้นในลักษณะของการคำนวณซ้ำ ตามสมการ

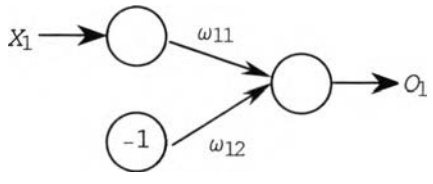
$$\omega(t+1) = \omega(t) + \eta.R.X \tag{2.8}$$

2.1.5 กระบวนการจำแนกโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

จากกระบวนการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใยประสาทเทียม เป็นการสร้างสมการการตัดสินใจที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลภาพดาวเทียมเป็นชนิดการจำแนกแต่ละชนิด ซึ่งหากแทนสมการการตัดสินใจการจำแนกด้วย $g_i(X)$ โดยที่ i เป็นชนิดของการจำแนก ข้อมูลที่ทำการจำแนกจะถูกจำแนกเป็นเป็นชนิดการจำแนกi เมื่อ $g_i(X) \geq g_j(X)$ ขณะที่ $i \neq j$ โดยหากพิจารณาตามตัวอย่างการจำแนกในรูปที่ 2.6 สามารถที่จะอธิบายกระบวนการสร้างสมการการตัดสินใจการจำแนกข้อมูล 2 ช่วงคลื่น โดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม ในการจำแนกข้อมูล 2 ชนิด จากข้อมูลตัวอย่าง 6 ชุด



ก) ข้อมูลที่สามารถจำแนกจากกันโดยใช้สมการเส้นตรง



ข) โครงข่ายใยประสาทเทียมในการสร้างสมการเส้นตรง

รูปที่ 2.6 ตัวอย่างการสร้างขอบเขตการจำแนกโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

จากรูปที่ 2.6 (2) เป็นโครงข่ายใยประสาทเทียมที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลในรูปที่ 2.6 (1) ซึ่งสามารถเขียนสมการในการคำนวณจากหน่วยย่อย โดย

$$g(X) = \omega_{11} X_1 - \omega_{12} \tag{2.9}$$

ค่าผลลัพธ์ของการจำแนกได้จากการคำนวณค่า $g(X)$ เมื่อผ่านสมการ Activated Function จะได้ผลลัพธ์ อยู่ในช่วง (0,1) หรือ (-1,1) ขึ้นอยู่กับสมการ Activation Function ที่เลือกใช้ โดยหากเลือกสมการ Log-Sigmoidal Function เป็นสมการ Activation Function สามารถคำนวณผลลัพธ์ที่ได้จากสมการ 2.8 ดังนี้

$$O_i = \mathrm{Sgn}(g_i(X)) = \begin{cases} 0 \text{ เมื่อ } g_i(X) < 0 \\ 1 \text{ เมื่อ } g_i(X) > 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

จากสมการที่ 2.8 จะเห็นว่าผลลัพธ์ของค่า $g(X)$ ที่ทำให้ผลการจำแนกมีความถูกต้องขึ้นอยู่กับขนาดของค่าน้ำหนัก ω_{ij} ที่เชื่อมโยงระหว่างหน่วยย่อยภายในโครงข่ายใยประสาทเทียม และหากพิจารณาจากรูปสมการของตัวอย่างที่เป็นการจำแนกข้อมูล 2 ช่วงคลื่น จะพบว่าสมการของการจำแนกที่ได้เป็นรูปแบบของสมการเชิงเส้นที่เป็นสมการเส้นตรง โดยมีค่าน้ำหนักเป็นค่าสัมประสิทธิ์ในการกำหนดลักษณะของสมการเส้นตรงที่ใช้ในการจำแนก

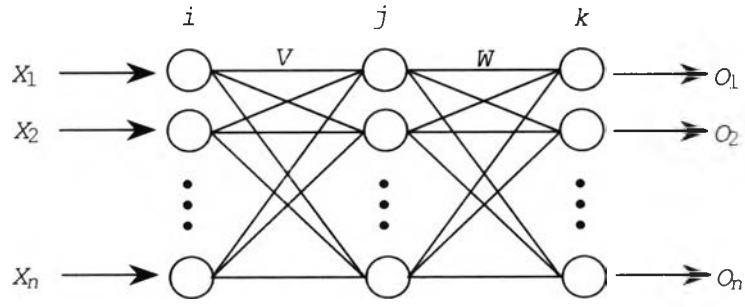
2.1.6 ชั้นโครงข่ายภายใน กับการจำแนกข้อมูลโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม

ชั้นโครงข่ายภายในเป็นองค์ประกอบสำคัญในการทำให้การสร้างขอบเขตการตัดสินใจการจำแนกด้วยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นไปอย่างถูกต้อง การเพิ่มจำนวนชั้นโครงข่ายภายในให้กับโครงข่ายใยประสาทเทียมเปรียบเสมือนกระบวนการเพิ่มจำนวนครั้งของการแปลงค่าจากข้อมูลที่จะจำแนกในชั้นโครงข่ายการรับค่าข้อมูล เป็นผลลัพธ์ของหน่วยย่อย ซึ่งผลลัพธ์จากหน่วยย่อยจะถูกส่งไปยังชั้นโครงข่ายภายใน เพื่อทำการจำแนกเป็นผลลัพธ์ในโครงข่ายชั้นสุดท้าย โดยทั่วไปจะสังเกตเห็นว่า การกำหนดรูปร่างของโครงข่ายใยประสาทเทียมเพื่อการจำแนกภาพดาวเทียม จะทำการกำหนดจำนวนหน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายภายในเป็นจำนวนมากๆ เนื่องจากปัญหาการจำแนกข้อมูลเป็นปัญหาที่มีความซับซ้อน โดยเฉพาะปัญหาการจำแนกที่มีชนิดการจำแนกจำนวนมาก จำเป็นจะต้องอาศัยการสร้างขอบเขตการตัดสินใจการจำแนกที่สามารถจำแนกข้อมูลออกจากกันได้อย่างถูกต้อง ซึ่งหมายถึงการมีจำนวนหน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายภายในที่มากพอที่จะสามารถสร้างขอบเขตในการตัดสินใจการจำแนกข้อมูลได้อย่างถูกต้อง

สำหรับปัญหาของการจำแนกภาพดาวเทียม ที่ข้อมูลจุดภาพที่จะจำแนกประกอบด้วยข้อมูลหลายช่วงคลื่น ไม่สามารถอธิบายโดยใช้สมการเส้นตรงหรือรูปภาพในสองหรือสามมิติ แต่จะใช้หลักการเดียวกันในการจำแนก ซึ่งการกำหนดจำนวนหน่วยย่อยให้กับชั้นโครงข่ายภายในของโครงข่ายใยประสาทเทียม มีความสำคัญต่อกระบวนการจำแนกที่ถูกต้อง โดยหากจำนวน

หน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายภายในมีจำนวนน้อยเกินไป จะทำให้ไม่สามารถทำการจำแนกได้อย่างถูกต้อง ในขณะที่จำนวนหน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายภายในที่มากเกินไปจะทำให้ต้องเสียเวลาในคำนวณมากกว่าที่ควรจะเป็น ซึ่งในปัจจุบันยังไม่มีทฤษฎีหรือข้อสรุปที่แน่ชัดในการกำหนดขนาดของโครงข่ายใยประสาทเทียมที่เหมาะสม เพื่อใช้ในการจำแนก ยังจะต้องใช้วิธีการทดลองเดาสุ่มเพื่อหาจำนวนหน่วยย่อยที่มีความเหมาะสม

2.1.7 กระบวนการปรับค่าน้ำหนักในโครงข่ายใยประสาทเทียมด้วยวิธี Error-Back Propagation



รูปที่ 2.7 การคำนวณผลลัพธ์ในโครงข่ายใยประสาทเทียม

กระบวนการปรับค่าน้ำหนักเป็นกระบวนการที่ทำให้โครงข่ายใยประสาทเทียมสามารถใช้ในการจำแนกได้อย่างถูกต้องตามชุดข้อมูลตัวอย่าง โดยเป็นการทำให้ความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์ที่เกิดจากโครงข่ายใยประสาทเทียมมีค่าน้อยกว่าระดับความคลาดเคลื่อนที่ต้องการ ซึ่งจากรูปที่ 2.7 ผลลัพธ์ที่ได้เกิดจากโครงข่ายใยประสาทเทียมสามารถคำนวณได้จาก

$$O = \Gamma(W\Gamma(VX)) \tag{2.11}$$

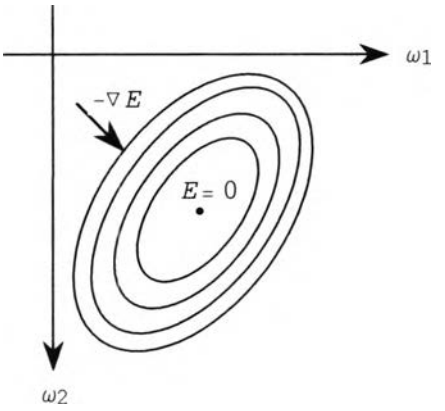
เมื่อ VX เป็นค่า net_i ในชั้นโครงข่ายภายใน และ $W\Gamma(VX)$ เป็นค่า net_j ในชั้นโครงข่ายผลลัพธ์ เมื่อผ่านการคำนวณโดย Activated Function จะได้ผลลัพธ์ของโครงข่าย O ซึ่งสามารถนำมาคำนวณความคลาดเคลื่อนที่ได้เทียบกับ d ที่เป็นผลลัพธ์ที่ถูกต้องของชุดข้อมูลตัวอย่าง โดยจะคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดที่ได้จากการจำแนกข้อมูลตัวอย่างจากค่า Mean Square Error ซึ่งคำนวณได้จาก

$$E = \frac{1}{2}\sum_k e_k^2 = \frac{1}{2}\sum_k (d_k - o_k)^2 \tag{2.12}$$

จากสมการที่ 2.13 และสมการที่ 2.14 แสดงให้เห็นว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการจำแนกที่เกิดจากโครงข่ายใยประสาทเทียม ขึ้นอยู่กับระดับความแตกต่างของผลลัพธ์ที่ได้ (o_k) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้เกิดจากข้อมูลที่ทำการจำแนกคูณกับค่าน้ำหนัก ดังนั้นการเปลี่ยนแปลงของค่าน้ำหนักมีผลโดยตรงต่อระดับความคลาดเคลื่อนที่ได้จากโครงข่ายใยประสาทเทียม ซึ่งสามารถคำนวณหาค่า Error Gradient (∇E) ที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก ได้จาก

$$\frac{\partial E}{\partial \omega} = \nabla E = -(d - o) \cdot \Gamma'(WX) \cdot X \qquad (2.13)$$

การปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบมีขนาดของการเปลี่ยนค่าน้ำหนักเท่ากับ ∇E โดยมีทิศทางที่เป็นลบ (-) เพื่อเป็นการทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนถูกทำให้ลดลงจนมีค่าใกล้เคียงศูนย์ ดังแสดงในรูปที่ 2.8

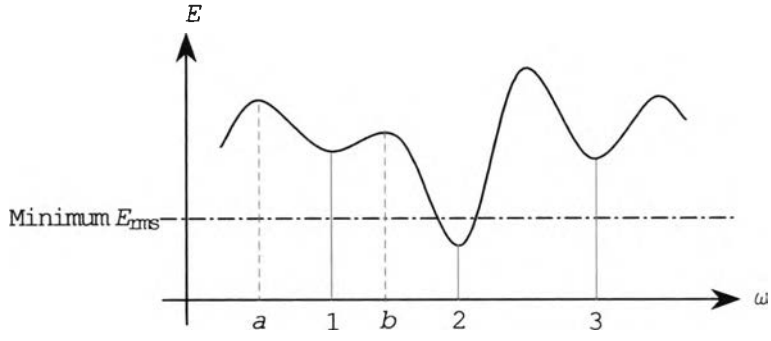


รูปที่ 2.8 การปรับค่าน้ำหนักจากค่า Error Gradient (∇E)

จากรูป แสดงการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใยประสาทเทียมจากค่า Error Gradient เพื่อให้ได้ชุดน้ำหนักของโครงข่ายที่ทำให้ระดับความคลาดเคลื่อนของการจำแนกน้อยกว่าค่าระดับความคลาดเคลื่อนที่ต้องการจากจำแนกข้อมูลตัวอย่างโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม ($E \approx 0$) โดยมีทิศทางของการปรับค่าน้ำหนักที่ทำให้ระดับความคลาดเคลื่อนลดลง และจะถูกกำหนดขนาดของการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบด้วยค่า Learning Rate ตามสมการ

$$\Delta\omega = -\eta \cdot (d_i - o_i) \cdot \Gamma'(\omega_i^t X) \cdot X \qquad (2.14)$$

เมื่อค่า η เป็นค่า Learning rate มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ใช้สำหรับกำหนดสัดส่วนของการปรับค่าน้ำหนักจากค่า ∇E ซึ่งเป็นค่าที่มีความสำคัญต่อความถูกต้องของค่าน้ำหนักที่ได้จากกระบวนการปรับค่าน้ำหนัก ดังแสดงในรูปที่ 2.9

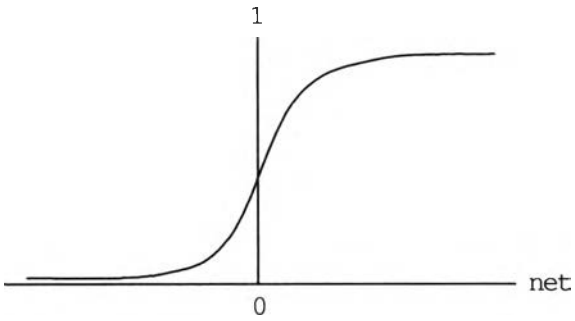


รูปที่ 2.9 ตัวอย่างแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าน้ำหนักและความคลาดเคลื่อนในกระบวนการปรับค่าน้ำหนัก

จากรูปที่ 2.9 พบว่าในกรณีที่เกิดขึ้นมีสภาวะค่าน้ำหนักที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าลดลงทั้งหมด 3 ตำแหน่ง เมื่อพิจารณาจากสภาวะของค่าน้ำหนักแต่ละตำแหน่งเทียบกับสภาวะที่อยู่ใกล้เคียง คือ ตำแหน่งที่ 1 ตำแหน่งที่ 2 และ ตำแหน่งที่ 3 โดยจะสังเกตเห็นว่าตำแหน่งที่ 2 เป็นสภาวะที่ค่าน้ำหนักของโครงข่ายให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และมีค่า E_{rms} น้อยกว่าค่า E_{min} ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่ต้องการจากกระบวนการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่าย โดยการเลือกค่า Learning Rate (η) ที่เหมาะสม เป็นปัจจัยที่สำคัญในการจะได้ค่าน้ำหนักที่มีความถูกต้อง ดังแสดงตัวอย่างตำแหน่งที่ 2 ในรูปที่ 2.10 เป็นตำแหน่งที่ค่าน้ำหนักให้ความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และเป็นตำแหน่งที่มีอัตราการเปลี่ยนแปลงของความคลาดเคลื่อนต่อการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักสูง ดังนั้นการเลือกค่า η ที่มากเกินไปจะทำให้การปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบมีค่าสูง และเป็นไปอย่างรวดเร็วจนบางครั้งทำให้โครงข่ายไม่สามารถเข้าสู่สภาวะที่ต้องการ ($E \leq E_{min}$) ซึ่งการกำหนดค่า η ที่มีค่าน้อยจะเป็นเครื่องช่วยยืนยันได้ว่าสามารถปรับค่าน้ำหนักจนได้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ในขณะเดียวกันการเลือกค่า η ที่มีขนาดน้อยเกินไปจะทำให้ต้องใช้จำนวนรอบของการคำนวณปรับค่าน้ำหนักเพิ่มขึ้น ดังนั้นการกำหนดค่า η ที่มีความเหมาะสมจึงเป็นสิ่งสำคัญในการทำให้กระบวนการปรับค่าน้ำหนักมีความถูกต้อง รวดเร็ว ซึ่งโดยทั่วไปค่า η จะได้มาจากกระบวนการทดลองสุ่มจนได้ค่า Learning Rate ที่เหมาะสม

2.1.8 สมการ Activated Function

สมการ Activated Function เป็นอีกองค์ประกอบหนึ่งที่มีส่วนสำคัญในการจำแนกภาพดาวเทียมด้วยโครงข่ายใยประสาทเทียม เนื่องจาก เป็นองค์ประกอบที่ใช้ในการกำหนดผลลัพธ์ของหน่วยย่อยให้มีค่าอยู่ในช่วงที่จำกัด ขอบเขตของค่าที่ได้จะขึ้นอยู่กับลักษณะของสมการที่เลือกใช้ โดยผลลัพธ์จะมีค่าอยู่ในช่วง [0,1] เมื่อเลือกใช้สมการ log-sigmoidal function และผลลัพธ์อยู่ในช่วง [-1,1] เมื่อเลือกใช้สมการ tan-sigmoidal function ซึ่งสมการ Activated Function มีหน้าที่ในการช่วยกระตุ้นให้ผลลัพธ์อยู่ในช่วงที่สามารถทำการตัดสินใจง่ายขึ้น โดยเฉพาะผลลัพธ์ที่ใกล้ขอบเขตของการจำแนกซึ่งยังไม่มีความชัดเจนระหว่างการจำแนกเป็นชนิดการจำแนกแต่ละชนิด ซึ่งหากเลือกใช้สมการ log-sigmoidal function เป็นสมการ Activated Function จะพบว่าค่า net ซึ่งได้จากหน่วยย่อยที่มีค่าต่ำกว่า 0 จะถูกทำให้มีค่าใกล้เคียง 0 ในขณะที่ค่า net ที่มีค่าใกล้เคียง 0 แต่มีขนาดสูงกว่า เมื่อผ่านการคำนวณโดยสมการ log-sigmoidal function จะถูกทำให้มีค่าใกล้เคียง 1 ดังแสดงในรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 การเลือกใช้สมการ Log-Sigmoidal Function เป็นสมการ Activated Function

ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละหน่วยย่อย จะเป็นสิ่งที่ใช้ประกอบการตัดสินใจการจำแนกข้อมูลที่ได้จากการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม

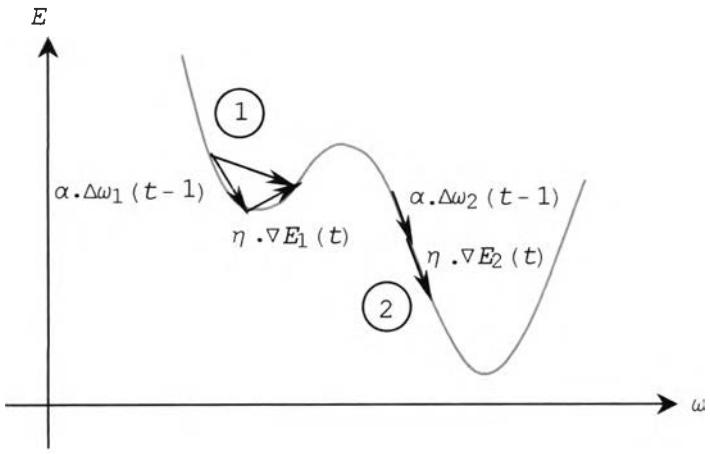
2.1.9 การใช้ค่า Momentum term ในการปรับค่าน้ำหนัก

วิธีการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้ Momentum term เป็นวิธีการที่ช่วยลดเวลาที่ใช้ในกระบวนการปรับค่าน้ำหนักและ เป็นวิธีการที่ช่วยทำให้กระบวนการปรับค่าน้ำหนักเป็นไปในทิศทางที่ถูกต้อง ซึ่งการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้ Momentum term เป็นการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบโดยพิจารณาการปรับค่าน้ำหนักจากรอบการคำนวณที่ผ่านมา โดยหากพิจารณารอบการคำนวณ

ปรับค่าน้ำหนักรอบที่ t สมการที่ 2.14 เป็นสมการของการปรับค่าน้ำหนักในรอบที่ t โดยใช้ Momentum term

$$\Delta\omega(t) = -\eta . \nabla E(t) + \alpha . \Delta\omega(t-1) \qquad (2.14)$$

เมื่อ $\alpha . \Delta\omega(t-1)$ เป็น Momentum term และมี α เป็นค่าคงที่ เรียกว่า Momentum constant มีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.8 ซึ่งสามารถอธิบายกระบวนการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้ momentum ที่เกิดขึ้นได้จากรูปที่ 2.11

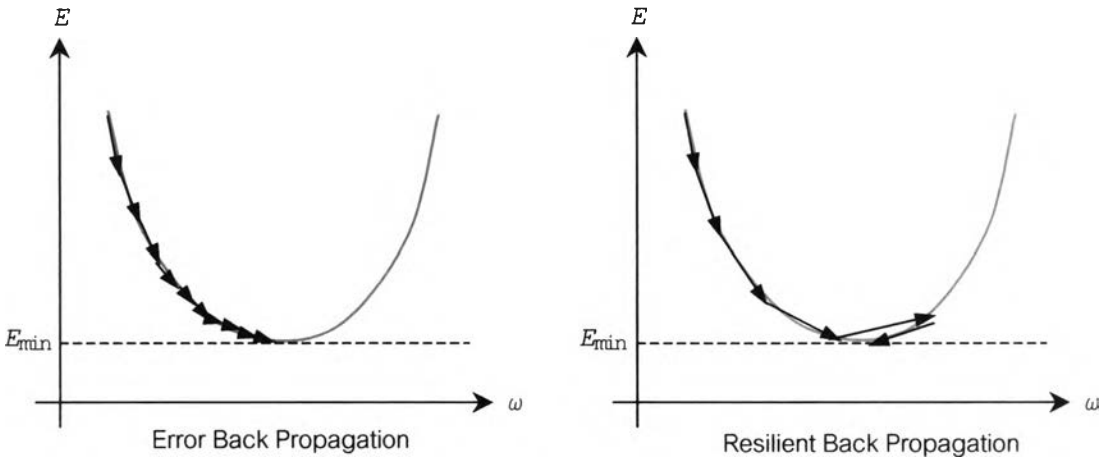


รูปที่ 2.11 การปรับค่าน้ำหนักโดยใช้ Momentum term

จากรูปที่ 2.11 แสดงการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ได้ความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายต่ำที่สุด จะพบว่าตำแหน่งที่ 1 เป็นตำแหน่งที่โครงข่ายมีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าสภาวะค่าน้ำหนักที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งในการปรับค่าน้ำหนักในสภาวะเช่นเดียวกับตำแหน่งที่ 1 นี้หากกระทำโดยไม่ใช้ค่า Momentum term จะต้องใช้จำนวนรอบในการคำนวณมาก เนื่องจากเป็นสภาวะที่การเปลี่ยนแปลงของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อย จึงทำให้การปรับค่าน้ำหนักเป็นไปอย่างช้าๆ และอาจจะทำให้สภาวะของค่าน้ำหนักแกว่งตัว (Oscillation) ไปมาอยู่ระหว่างจุดที่ 1 จนโครงข่ายไม่สามารถให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ในขณะที่ การเพิ่มค่า Momentum term จะช่วยทำให้กระบวนการปรับค่าน้ำหนักเป็นไปในทิศทางที่ถูกต้อง และเมื่อทิศทางของค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการปรับค่าน้ำหนักเป็นไปในทิศทางเดียวกัน momentum term จะช่วยทำให้กระบวนการปรับค่าน้ำหนักเป็นไปอย่างรวดเร็วขึ้น ดังแสดงตัวอย่างของจุดที่ 2 ในรูปที่ 2.11

2.1.10 เทคนิคการปรับค่าน้ำหนักโดยวิธี Resilient Back Propagation

วิธี Resilient Back Propagation เป็นเทคนิควิธีการหนึ่งที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใยประสาทเทียมด้วยวิธี Error Back Propagation ซึ่งถูกคิดค้นโดย Martin et al. (1993) เป็นเทคนิควิธีการที่พยายามลดข้อจำกัดของเวลาที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักในโครงข่ายใยประสาทเทียมให้สั้นลง ซึ่งการปรับค่าน้ำหนักโดยวิธี Resilient Back Propagation จะทำการปรับค่าน้ำหนักโครงข่าย โดยขนาดของการปรับค่าน้ำหนักในแต่ละรอบจะไม่ขึ้นอยู่กับขนาดความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากโครงข่าย แต่ค่าที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักซึ่งจะถูกทำให้เพิ่มขึ้นและลดลง ขึ้นอยู่กับลักษณะของการเปลี่ยนแปลงของค่าความคลาดเคลื่อนเทียบกับกับการเปลี่ยนแปลงน้ำหนัก ($\frac{\Delta E}{\Delta \omega}$) ซึ่งขนาดของการปรับค่าน้ำหนักจะถูกทำให้เพิ่มขึ้นโดยคูณด้วยค่าคงที่ ที่มากกว่า 1 เมื่อทิศทางของ $\frac{\Delta E}{\Delta \omega}$ ไม่เปลี่ยนแปลง และขนาดของการปรับค่าน้ำหนักจะถูกทำให้ลดลงเมื่อทิศทางของ$\frac{\Delta E}{\Delta \omega}$ มีการเปลี่ยนแปลงโดยการคูณด้วยค่าคงที่ ที่น้อยกว่า 1



รูปที่ 2.12 เปรียบเทียบการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้เทคนิค Resilient Back Propagation กับวิธี Error Back Propagation

ในการคำนวณปรับค่าน้ำหนักโดยใช้เทคนิค Resilient Back Propagation จะเริ่มจากการคำนวณหาเครื่องหมายของ $\frac{\Delta E}{\Delta \omega}$ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบทิศทางการเปลี่ยนแปลงในการคำนวณปรับค่าน้ำหนักในรอบถัดไป โดยจะมีค่าที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก ซึ่งจะเพิ่มขึ้นเมื่อเครื่องหมายของ $\frac{\Delta E}{\Delta \omega}$ ไม่มีการเปลี่ยนแปลง และจะถูกทำให้ลดลงเมื่อเครื่องหมายของ $\frac{\Delta E}{\Delta \omega}$ มีการเปลี่ยนแปลงเกิดขึ้น ส่งผลให้กระบวนการปรับค่าน้ำหนักใช้เวลาสั้นลง โดยเฉพาะการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายจนถึงสภาวะที่โครงข่ายให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำ ซึ่งเป็นช่วงที่ใช้เวลาส่วนใหญ่ของกระบวนการปรับค่าน้ำหนัก เนื่องจากวิธี Error Back Propagation ทำการคำนวณปรับค่าน้ำหนัก

โดยอาศัยขนาดของความคลาดเคลื่อนที่ได้จากโครงข่ายในแต่ละรอบ ดังนั้นสภาวะที่โครงข่ายมีระดับความคลาดเคลื่อนต่ำ ค่าที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักจึงมีค่าน้อย ในขณะที่การปรับค่าน้ำหนักโดยเทคนิควิธี Resilient Back Propagation ไม่อาศัยขนาดของการปรับค่าน้ำหนักตามค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากโครงข่าย ซึ่งสามารถอธิบายเปรียบเทียบกระบวนการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้เทคนิควิธี Resilient Back Propagation กับวิธี Error Back Propagation ตามรูปที่ 2.13

2.2 การจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด

วิธีความคล้ายคลึงมากที่สุดเป็นวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมที่นักสำรวจส่วนใหญ่เลือกใช้ เพราะเป็นวิธีการจำแนกที่ให้ความถูกต้องในการจำแนกสูง และมีความสะดวกในการใช้งาน เนื่องจาก เป็นวิธีการจำแนกที่บรรจุอยู่ในซอฟท์แวร์ส่วนใหญ่ทางด้านการสำรวจระยะไกลโดยใช้ภาพดาวเทียม และยังเป็นวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมที่ได้รับการยอมรับว่า เป็นวิธีการที่มีความเหมาะสมที่สุดในการจำแนกภาพดาวเทียม เมื่อข้อมูลมีลักษณะการกระจายตัวเป็นแบบเส้นโค้งปรกติรูประฆังคว่ำ (Paola et al., 1993)

การจำแนกด้วยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุดเป็นวิธีการกำหนดรูปแบบของการจำแนกแต่ละชนิดจากค่าทางสถิติ ซึ่งได้แก่ ค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวน โดยอาศัยคุณสมบัติของวัตถุที่แตกต่างกันจะมีความสามารถในการสะท้อนต่อช่วงคลื่นแต่ละช่วงคลื่นได้แตกต่างกัน และ วัตถุชนิดเดียวกันจึงมีลักษณะของการสะท้อนต่อคลื่นในแต่ละช่วงคลื่นที่คล้ายคลึงกัน ในการจำแนกจะเป็นการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็นของจุดภาพเปรียบเทียบกับค่า Signature ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์ทางสถิติของแต่ละชนิดการจำแนก โดยพิจารณาการจำแนกจุดภาพจากค่าความน่าจะเป็นของชนิดการจำแนกที่ข้อมูลจุดภาพมีค่าความน่าจะเป็นสูงที่สุด ซึ่งสามารถแสดงสมการคำนวณค่าความน่าจะเป็นของชนิดการจำแนกชนิด i จาก

$$g_i(X) = p(X \mid \omega_i)\, p(\omega_i) = \frac{p(\omega_i)}{(2\pi)^{n/2} \mid \sum_i \mid^{1/2}} \cdot e^{-(1/2)(X-U_i)^T \Sigma_i^{-1} (X-U_i)} \quad (2.15)$$

เมื่อ n เป็นจำนวนช่วงคลื่นของข้อมูลของแต่ละจุดภาพที่ใช้ในการจำแนก

X เป็นเวคเตอร์ข้อมูลของจุดภาพที่จะทำการจำแนก

U_i เป็นเวคเตอร์ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตัวอย่างชนิดการจำแนกชนิด i

Σ_i เป็นเมตริกซ์ค่าความแปรปรวนของข้อมูลตัวอย่างชนิดการจำแนกชนิด i

$p(\omega_i)$ เป็นค่าความน่าจะเป็นของจุดภาพที่จะถูกจำแนกเป็นชนิดการจำแนกชนิด i

เวคเตอร์ค่าเฉลี่ย (U_i) และเมตริกซ์ค่าความแปรปรวน (Σ_i) ของข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ในการจำแนก สามารถคำนวณได้จาก

$$U_i = \frac{1}{p_i} \sum_{i=1}^{p_i} X_i \tag{2.16}$$

$$\Sigma_i = \frac{1}{p_i - 1} \sum_{i=1}^{p_i} (X_i - U_i)\ (X_i - U_i)^T \tag{2.17}$$

เมื่อ p_i เป็นจำนวนข้อมูลตัวอย่างของชนิดการจำแนกชนิด i

ในการจำแนกข้อมูลจุดภาพจะถูกนำมาคำนวณ $g_i(X)$ ของแต่ละชนิดการจำแนก โดยจุดภาพจะถูกจำแนกเป็นชนิดการจำแนกที่ให้ค่าความน่าจะเป็น $g_i(X)$ สูงที่สุด

2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม กับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด เป็นเรื่องที่ได้รับความสนใจในงานสำรวจระยะไกลโดยใช้ภาพดาวเทียม นับตั้งแต่ปี ค.ศ.1988 (Kanellopoulos et al., 1995) ที่การจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม เริ่มปรากฏในวารสารงานวิจัยเกี่ยวการสำรวจระยะไกลโดยใช้ภาพถ่ายดาวเทียม ซึ่งมีผู้ให้ความสนใจในการนำมาเปรียบเทียบกับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด เนื่องจากเป็นวิธีที่นิยมใช้อย่างแพร่หลาย และปรากฏอยู่ในซอฟทแวร์ ทางด้านการสำรวจโดยใช้ภาพดาวเทียม และวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ยังเป็นวิธีการที่ยังมีข้อจำกัดสำหรับการจำแนกข้อมูล ที่ต้องอาศัยค่าตัวแปรที่ใช้แทนลักษณะของกลุ่มข้อมูล บนสมมุติฐานการกระจายตัวของข้อมูลที่เป็นเส้นโค้งปรกติ ทำให้วิธีการจำแนกโดยวิธีความคล้ายคลึงยังไม่ใช่เป็นวิธีที่ดีที่สุด สำหรับการจำแนกข้อมูลซึ่งมีลักษณะการกระจายตัวที่ไม่เป็นไปตามสมมุติฐานของการจำแนก ในขณะที่วิธีการจำแนกโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม เป็นวิธีการที่ไม่อาศัยตัวแปรและไม่อาศัยสมมุติฐานการกระจายตัวของข้อมูลที่เป็นเส้นโค้งปรกติ แต่ถึงอย่างไรวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม ยังเป็นวิธีที่ใช้เวลานาน และมีความซับซ้อนในการกำหนดรูปแบบของโครงข่าย ด้วยเหตุผลดังกล่าว จึงทำให้โครงข่ายใยประสาทเทียม เป็นวิธีที่ได้รับความสนใจและ มีผู้พยายามทำการศึกษาและพัฒนาวิธีการให้มีความสะดวก และใช้เวลาที่สั้นลงในการสร้างโครงข่าย เพื่อประโยชน์ในด้านความเหมาะสมต่อการใช้งานจริง โดยแบ่งหัวข้องานวิจัยที่เกี่ยวกับการพัฒนาวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม ออกเป็น 3 หัวข้อหลัก คือ การกำหนดรูปแบบข้อมูล การกำหนดรูป

ร่างโครงข่าย และกระบวนการปรับค่าน้ำหนักในโครงข่าย ซึ่งผู้วิจัยได้นำข้อสรุป และแนวคิดจากงานวิจัยที่ผ่านมา นำมาใช้สำหรับการพัฒนาวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม และเปรียบเทียบกับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด เพื่อทำการศึกษา ข้อดี ข้อเสีย และความเหมาะสมกับการใช้งานในปัจจุบัน โดยประยุกต์ใช้วิธีการจำแนก ตามข้อสรุปของงานวิจัยที่ผ่านมา

2.3.1 การกำหนดรูปแบบข้อมูล

1) กระบวนการนำเข้าข้อมูล

ข้อมูลที่มีผู้ทำการศึกษา คือ ข้อมูลดาวเทียม LANDSAT นอกจากนั้นยังมีข้อมูลจากแหล่งอื่นได้แก่ ข้อมูลจากดาวเทียม SPOT, HIRIS, AVHRR, SMMR, SSMI และภาพถ่ายทางอากาศ ซึ่งในแต่ละงานวิจัย มีวิธีการนำเข้าข้อมูลที่แตกต่างกัน โดย Kanellopoulos et al. (1996) ได้เสนอแนะในงานวิจัย สำหรับข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม ต้องผ่านกระบวนการที่ทำให้ข้อมูลอยู่ในช่วงเดียวกับ Activated function ซึ่งมีอยู่หลายวิธีการได้แก่ Principle component analysis, Temperature coding, Binary coding etc. ในการทำให้ข้อมูลของจุดภาพอยู่ในช่วง [0,1] เพื่อป้องกันการอิ่มตัวของค่า (Saturate) เนื่องจากพฤติกรรมของ Sigmoidal function ซึ่งจะมีค่าเข้าใกล้ 0 และ 1 เมื่อค่าเข้าใกล้อนันต์ โดย Chong et al. (1994) ทำการการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการนำเข้าข้อมูล โดยพิจารณาจากเวลาที่ใช้ในการ train และความถูกต้องที่ได้จากการจำแนก พบว่า การนำเข้าข้อมูลโดยวิธี Normalizing เป็นวิธีการที่ให้ความถูกต้องสูงกว่าวิธีอื่น

ในการวิจัยครั้งนี้จึงเลือกการนำเข้าข้อมูลโดย การทำ Normalize ข้อมูลภาพดาวเทียมจากช่วง [0,255] ให้อยู่ในช่วง [0,1]

2) กระบวนการกำหนดรูปแบบผลลัพธ์

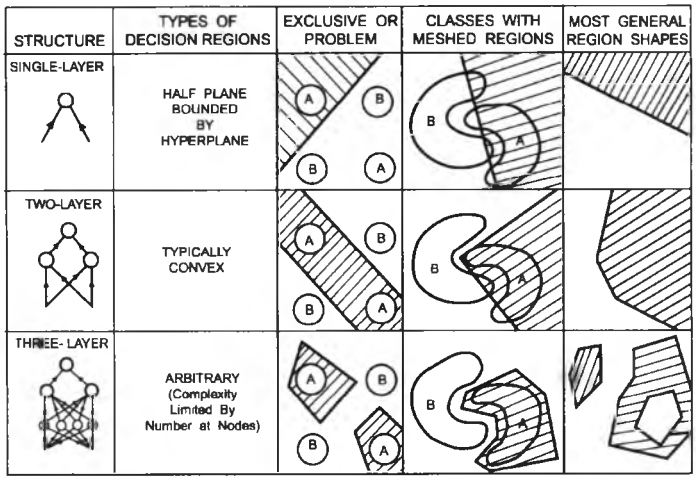
การกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ โดยทั่วไปจะใช้ 1 หน่วยย่อย ต่อ 1 ชนิดของการจำแนก โดยพิจารณาผลการจำแนกจากผลลัพธ์ในหน่วยย่อยที่มีค่าสูงที่สุด ซึ่งจะพิจารณาตามระดับความใกล้เคียงของผลลัพธ์ เช่น ผลลัพธ์ที่ได้ในหน่วยย่อยมีค่าเท่ากับ 0.998 มีค่าใกล้เคียง 1 มากกว่า 0 ดังนั้นค่าที่ได้จากหน่วยย่อยจะถูกกำหนดให้เป็น 1 และพิจารณาชนิดการจำแนกตามลำดับของหน่วยย่อยที่อยู่ในชั้นผลลัพธ์

Benediktsson et al. (1990) ได้เสนอ 2 วิธีการในการกำหนดรูปแบบของผลลัพธ์ของโครงข่าย ได้แก่ วิธี Binary output ซึ่งทำให้จำนวน node ของผลลัพธ์มีค่าเท่ากับ $log_2 M$ โดยที่ M แทนจำนวนชนิดของการจำแนก ส่งผลให้เวลาในการคำนวณในแต่ละรอบลดลงเนื่องจากจำนวนหน่วยย่อยลดลง และ วิธี temperature coding ซึ่งเป็นการกำหนดรูปแบบของหน่วยย่อยในชั้นผลลัพธ์ให้มีค่าเท่ากับ 1 เท่ากับชนิดการจำแนกโดยเริ่มนับจากหน่วยย่อยลำดับที่ 1 ทำให้มีคุณสมบัติในการแสดงความแตกต่างของผลลัพธ์ได้ดี และต่อมา Civco (1993) ได้เสนอผลงานวิจัยที่แสดงให้เห็นว่า วิธี Binary output ของ Benediktsson et al. (1990) มีผลทำให้ผลลัพธ์ที่ได้อาจเป็นได้มากกว่าหนึ่งชนิด ถึงแม้นจะใช้เวลาในการคำนวณที่น้อยกว่า แต่ผลลัพธ์ที่เด่นชัดเป็นสิ่งที่จำเป็นมากกว่าสำหรับการจำแนกภาพดาวเทียม ดังนั้น งานวิจัยในครั้งนี้จึงเลือกวิธีการกำหนดผลลัพธ์ โดยให้หนึ่งหน่วยย่อย แทนแต่ละชนิดของการจำแนก

2.3.2 การกำหนดรูปร่างโครงข่าย

1) การกำหนดจำนวนชั้นของโครงข่าย

จากงานวิจัยของ Lippmann (1987) ซึ่งอธิบายเกี่ยวกับความหมายของขอบเขตการจำแนกที่สร้างขึ้นโดยโครงข่ายใยประสาทเทียมที่มีชั้นโครงข่ายภายในที่แตกต่างกัน พบว่า โครงข่ายที่ประกอบด้วยจำนวนชั้นโครงข่ายสองชั้น (ไม่มีชั้นโครงข่ายภายใน) จะสามารถสร้างระนาบการจำแนก (hyperplane) เพื่อแบ่งชนิดของการจำแนกออกจากกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.9 สำหรับโครงข่ายใยประสาทเทียมที่ประกอบด้วยจำนวนชั้นโครงข่ายสามชั้นสามารถที่จะจำแนกพื้นที่ซึ่งไม่มีขอบเขตที่จำกัดโดยสามารถสร้างขอบเขตการจำแนกเป็นพื้นที่หลายเหลี่ยม (convex region) ซึ่งในงานวิจัยได้อธิบายลักษณะหน้าที่ของหน่วยย่อยที่อยู่ในชั้นที่สองของโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นสองชั้น ว่าเปรียบเสมือนการตัดสินใจด้วยคำว่า AND ซึ่งเมื่อจำนวนชั้นโครงข่ายภายในหนึ่งชั้นจะทำให้เกิดระนาบการจำแนกที่ต่อกันเป็นรูปหลายเหลี่ยม และหากเพิ่มจำนวนของชั้นโครงข่ายภายในเป็นสองชั้น ในชั้นโครงข่ายภายในชั้นสุดท้ายจะเปรียบเสมือนการตัดสินใจด้วยคำว่า OR ซึ่งสามารถที่จะจำแนกข้อมูลที่ไม่มีความต่อเนื่องกันได้ โดยข้อสรุปจากงานวิจัยพบว่าการที่โครงข่ายที่มีชั้นโครงข่าย 4 ชั้น ซึ่งประกอบด้วยจำนวนชั้นโครงข่ายภายใน 3 ชั้น สามารถแก้ปัญหาการจำแนกที่มีความซับซ้อน จึงไม่มีความจำเป็นที่จะต้องใช้จำนวนชั้นโครงข่ายที่มากกว่า 4 ชั้น



รูปที่ 2.13 แสดงขอบเขตที่สร้างขึ้นจากจำนวน hidden layer ที่ต่างกัน ของการจำแนก (Paola et al., 1995)

2) การกำหนดจำนวนหน่วยย่อยในชั้นโครงข่าย

จำนวนหน่วยย่อย สำหรับชั้นโครงข่ายที่รับข้อมูล และชั้นโครงข่ายผลลัพธ์ จะถูกกำหนดจากปัจจัยภายนอก ซึ่งได้แก่ วิธีการกำหนดรูปแบบการนำเข้าข้อมูล และจำนวนของชนิดในการจำแนก แต่สำหรับจำนวนหน่วยย่อยในชั้นโครงข่ายภายในจะได้จากการทดลอง ซึ่ง Lippmann (1988) ได้อธิบายลักษณะของการจำแนกที่ขึ้นกับจำนวนหน่วยย่อย ดังแสดงในรูปที่ 2.13 โดยการเลือกจำนวนชั้นโครงข่ายภายในหนึ่งชั้นในการจำแนก และสำหรับข้อมูลที่มีความซับซ้อนก็อาจจะเพิ่มจำนวนชั้นโครงข่ายภายในเป็น 2 ชั้น ซึ่งมีความเพียงพอสำหรับการแก้ปัญหาการจำแนกที่มีความซับซ้อน และสำหรับการเลือกใช้จำนวนหน่วยย่อยในแต่ละชั้นโครงข่ายยังเป็นเรื่องที่ไม่มีทฤษฎีและข้อสรุปที่แน่นอนที่มีความเหมาะสม ดังนั้น Paola et al. (1994) จึงได้ทำการรวบรวมตัวอย่างของลักษณะโครงข่ายที่ใช้ในงานวิจัย ดังแสดงในตารางที่ 2.1 เพื่อใช้เป็นแนวทางสำหรับพิจารณาการเลือกใช้จำนวนหน่วยย่อยโดยคร่าว

Authors	Imagery	Input data Encoding	Output data Encoding	Network Structure
Benediktsson et al.(1990a)	MSS, elevation slope,aspect data	Grey coding	Temperature and binary coding	56-32-10 56-32-4
Benediktsson et al.(1990b)	60 bands of Simulated HIRIS	Binary coding, 12 bits per band	3 outputs, one per class	240-15-3 480-15-3 720-20-3
Bishof et al. (1992)	7 TM bands	Coarse coding requiring 13 inputs per band. Also with 5 by 5 , 7 by 7 window in band 5	4 outputs, one per class	91-5-4 116-8-4 140-8-4
Civco (1993)	6 TM bands	Individual pixel values	15 outputs, one per class	6-15-15
Dreyer (1993)	3 SPOT bands, texture calculation	Individual pixel values	9 outputs, one per class	3-13-12-9 6-8-8-9 42-7-7-9
Heermann Khazenie (1992)	3 TM bands	Binary data, 8 bits per band	5 outputs, one per class	24-24-5
Hepner et al. (1990)	4 TM bands	3 by 3 window of pixel values in each band	4 outputs, one per class	36-10-4
Kannellopoulos et al. (1991)	2 date SPOT	Individual pixel values	20 outputs, one per class	6-18-54-20
Key et al. (1990)	Merged AVHRR and SMMR	Individual pixel values	12 outputs, one per class	7-10-12
Li and Si (1992)	10 band airborne Spectrometer	Individual pixel values. Input patterns are normalized first	3 outputs for 5 classes, coding unspecified	10-7-3
Wilkinson et al. (1992)	2 dates of 3 SPOT Bands	Individual pixel values	7 outputs, one per class	3-15-7 6-21-7

ตารางที่ 2.1 ตัวอย่างการเลือกเทคนิควิธีการในการนำเข้าข้อมูล ลักษณะการแสดงผลลัพธ์ และรูปร่าง ของโครงข่าย จากงานวิจัยที่ผ่านมา โดย Paola et al. (1994)

จากตารางที่ 2.1 จะเห็นได้ว่า ผู้ทำวิจัยส่วนใหญ่เกี่ยวกับการจำแนกภาพดาวเทียมโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม เลือกใช้รูปร่างโครงข่ายที่แตกต่างกัน ซึ่งมีทั้งที่ใช้ชั้นโครงข่ายภายในชั้นเดียว และสองชั้น โดยจำนวนหน่วยย่อยที่เลือกใช้มีความแตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับข้อมูลที่ใช้ และการกำหนดลักษณะของผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนก

2.3.3 กระบวนการปรับค่าน้ำหนักในโครงข่ายใยประสาทเทียม

จากข้อเสียของวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม ที่ต้องใช้เวลามากสำหรับขั้นตอนการทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากการส่งข้อมูลให้กับโครงข่าย กับผลลัพธ์ถูกต้องที่ต้องการจากการคำนวณ มีค่าน้อยกว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ต้องการ ซึ่งมี รูปร่างของโครงข่าย และค่า Learning rate เป็นตัวแปรสำคัญที่มีผลต่อเวลาในการ train

Rumelhart et al. (1986) เสนอการเพิ่ม momentum term ในขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่าย เพื่อทำให้สามารถเพิ่มค่า learning rate สำหรับการ train ซึ่งส่งผลให้ระยะเวลาในการ train สั้นลง โดยจะพบว่าผลจากการ train โดยไม่ใช้ momentum term กับค่า learning rate ที่ต่ำ ให้ผลที่คล้ายคลึงกับผลที่ได้จากการใช้ค่า momentum term และค่า learning rate ที่สูงต่อมา Li et al. (1993) และ Herrmann and Khazenie(1992) ได้เสนอวิธี adaptive learning rate ซึ่งสามารถเพิ่มความเร็วของการ train และหลีกเลี่ยงการแกว่งของการปรับค่าน้ำหนัก (oscillation) โดยค่า learning rate จะมีการเปลี่ยนแปลงตามค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ซึ่งใช้เวลาน้อยกว่า เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการที่ค่า learning คงที่ และยังสามารถตัดปัญหาการกำหนดค่า learning rate ที่ไม่เหมาะสม ซึ่งนอกจากวิธีการที่กล่าวมา Martin et al. (1993) ได้เสนอวิธีการ Resilient propagation ซึ่งเป็นการพิจารณาเพียงเครื่องหมายของ $\frac{\partial E}{\partial \omega}$ ในการปรับค่าน้ำหนัก โดยมีค่าตัวแปรอีกชุดสำหรับการปรับค่าซึ่งเปลี่ยนแปลงตามการเปลี่ยนเครื่องหมายของ $\frac{\partial E}{\partial \omega}$ และมีค่าเท่ากันทั้งโครงข่ายในการปรับค่าน้ำหนักหนึ่งรอบ ทำให้วิธีการนี้เป็นวิธีการ train ที่เร็วกว่าวิธี Adaptive learning

2.3.4 งานวิจัยเปรียบเทียบที่ผ่านมา

ในการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม กับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ไม่ได้เป็นเรื่องใหม่ที่พึ่งมีการทำวิจัย แต่เป็นเรื่องที่นักวิจัยหลายท่านให้ความสนใจ เนื่องจากมีความเป็นไปได้สำหรับการนำมาใช้งาน และเป็นวิธีที่ไม่อาศัยตัวแปรและสมมุติฐานการกระจายตัว ผลของการวิจัยส่วนใหญ่มีความสอดคล้องกันในเรื่องของความถูกต้องที่ได้จากการจำแนก ซึ่งให้ความถูกต้องใกล้เคียงกันทั้งสองวิธี โดยความเห็นที่ได้จากงานวิจัยที่ผ่านมาสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่มีความเห็นว่าวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุดหรือวิธีที่ใช้ตัวแปรทางสถิติ ดีกว่าวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม (ตัวอย่างงานวิจัยของ Solaiman and Machot (1994); Mulder and Spreeuwers (1991)) โดย Mulder (1994) ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการ

จำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม กับวิธี K-nearest neighbor ซึ่งเป็นวิธีการจำแนกแบบ minimum distance ที่ประเทศเนเธอรแลนด์ โดยใช้ข้อมูลดาวเทียม LANDSAT TM ในการศึกษา ซึ่งพบว่า วิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมใช้เวลาในการจำแนกนานกว่าถึง 300 เท่าตัว ในขณะที่ความถูกต้องที่ได้น้อยกว่าวิธี K-nearest neighbor ถึง 30%

Solaiman and Mouchot (1994) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม กับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ใช้ข้อมูลภาพดาวเทียม LANDSAT TM ใน 2 พื้นที่ศึกษา ทำการเปรียบเทียบจากหลายวิธีการ ทั้งจากวิธีการที่อาศัยค่าตัวแปรทางสถิติ ได้แก่ วิธี K-Means วิธี K-Nearest Neighbor วิธี Maximum Likelihood และวิธีการสร้างโครงข่ายใยประสาทเทียมโดย ได้แก่ วิธี Multi Layer Perceptron วิธี Competitive learing วิธี non supervised learning และ วิธี hybrid non supervised learning ซึ่งจากผลที่ได้พบว่า การจำแนกโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ให้ผลในการจำแนกที่ดีกว่าทุกวิธีของโครงข่ายใยประสาทเทียม

สำหรับผลของงานวิจัยอีกกลุ่มมีความเห็นว่า วิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม เป็นวิธีการที่ดีกว่าการจำแนกโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด (ตัวอย่างงานวิจัยของ Blonda et al. (1993); Fierens et al. (1994); Yoshida and Omatu (1994); Kenellopoulos et al. (1993); Bichof et al. (1992); Heermann and Khazenie (1992); Hepner (1990); Key et al. (1989)) ซึ่งเป็นผลการวิจัยส่วนใหญ่ที่พบ ในการเปรียบเทียบวิธีการจำแนกภาพดาวเทียม โดย Bichof et al. (1992) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด กับวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม จากภาพดาวเทียม LANDSAT TM พบว่า วิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมให้ความถูกต้องในการจำแนก ได้เท่าเทียมกับวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด แต่หากพิจารณา texture ของจุดภาพประกอบการจำแนก ซึ่งสามารถทำได้อย่างสะดวกในวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม จะให้ผลการจำแนกที่ดีกว่าวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด

Kanellopoulos et al. (1993) ทำการศึกษา โดยมีแนวคิดที่ว่า วิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม ให้ความถูกต้องในการจำแนกสูงกว่าวิธีการจำแนกโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด จึงเสนอวิธีการจำแนกแบบผสม ซึ่งใช้วิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมในการทำให้ความถูกต้องในการจำแนกสูงขึ้น

Hepner (1990) ทำการศึกษาเกี่ยวกับ จำนวนข้อมูลตัวอย่างที่มีผลต่อความถูกต้องของการจำแนก โดยเปรียบเทียบกันระหว่าง วิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด กับวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม หลังจากที่พบว่าวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมให้ความถูกต้องในการจำแนกสูงกว่า ทำการศึกษาจากภาพดาวเทียม LANDSAT TM จากผลการวิจัย พบว่าความถูกต้องในการจำแนกโดยวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมที่สร้างขึ้นจากข้อมูลตัวอย่างที่ได้จากเพียงตำแหน่งเดียวในภาพ มีความถูกต้องเทียบเท่ากับผลจากจำแนกที่ได้จากวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุดจากข้อมูลตัวอย่าง 4 ตำแหน่ง เป็นการแสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการจำแนกภาพดาวเทียมโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม

Paola and Schowengert (1995) ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกทั้งสองวิธี จากภาพดาวเทียม LANDSAT TM 2 ภาพ จากผลการทดลองของเขา พบว่า ทั้งสองวิธีให้ความถูกต้องในการจำแนกที่ใกล้เคียงกัน และได้ตั้งข้อสังเกตว่า วิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นวิธีที่ไม่ต้องอาศัยตัวแปรและสมมุติฐานทางสถิติ และการเลือกข้อมูลตัวอย่างที่ไม่ดีสำหรับการจำแนกมีผลต่อความถูกต้องที่ได้จากวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม น้อยกว่าวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ซึ่งขึ้นกับค่าทางสถิติของข้อมูลตัวอย่าง แต่ถึงอย่างไรวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียมก็ยังใช้เวลานาน

Heermann and Khazenie (1992) ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการจำแนกภาพดาวเทียม LANDSAT TM โดยใช้เทคนิค Adaptive Back Propagation ซึ่งเป็นเทคนิคในการปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่ายใยประสาทเทียม ส่งผลให้การจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียมใช้เวลาในการ train ที่สั้นลง และเป็นการลดข้อเสียในเรื่องเวลาของการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม ให้อยู่ในระดับที่สมเหตุผลในการใช้จำแนกภาพดาวเทียม

Benediktsson et al. (1990) ได้ศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกภาพดาวเทียมจากภาพดาวเทียม LANDSAT MSS โดยอาศัยข้อมูลจากแหล่งอื่นประกอบการจำแนก ได้แก่ ข้อมูลความสูง ข้อมูลความชัน ข้อมูลทิศทางของการลาด พบว่าวิธีการจำแนกโดยโครงข่ายใยประสาทเทียมมีศักยภาพในการใช้ข้อมูลจากหลายแหล่งในการจำแนกสูงกว่าวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ทั้งในด้านความถูกต้องที่ได้จากการจำแนก และความสะดวกในการนำข้อมูลจากหลายแหล่งซึ่งเป็นข้อมูลที่แตกต่างกัน มาใช้สำหรับการจำแนก

จากผลงานวิจัย ที่ได้มีการทำการศึกษาเกี่ยวกับวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม ผู้วิจัยได้เลือกวิธีการที่เหมาะสมในการลดข้อจำกัดที่เป็นข้อเสียของวิธีโครงข่ายใยประสาทเทียม ทั้งในการกำหนดรูปร่างของโครงข่าย และวิธีการที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก ซึ่งทำให้ระยะเวลา และความยุ่งยากที่เกิดในขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายใยประสาทเทียมลดน้อยลง และทำการเปรียบเทียบผลที่ได้กับการจำแนกภาพดาวเทียมโดยวิธีความคล้ายคลึงมากที่สุด ถึงความถูกต้องและความเหมาะสมในการใช้งาน เพื่อการพัฒนาให้เป็นทางเลือกหนึ่งของวิธีการจำแนกภาพดาวเทียมต่อไป