

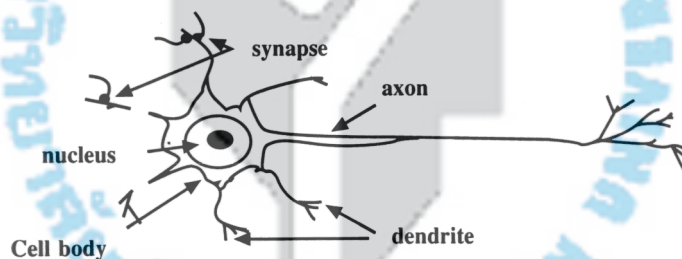
โครงข่ายประสาทแบบแพร่กลับ

อุทิศศักดิ์ จริตงาม¹, ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล²,
สรารุช จริตงาม³, ประสิทธิ์ สกนธวุฒิ⁴ และ มารีนา มะหฺนึ⁵

เริ่มต้นกับโครงข่ายประสาทแบบป้อนกลับ

ประโยชน์ของโครงข่ายประสาทที่นิยมใช้กันมากคือ การจำแนก (classification) โดยหลักการพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเกิดจากการจำลองของระบบประสาทซึ่งมีส่วนประกอบที่สำคัญ 4 ส่วน ดังต่อไปนี้ (รูปที่ 1) (Kosugi,1997)

- 1) ตัวเซลล์ ที่มีนิวเคลียสอยู่ตรงกลาง
- 2) เซลล์ประสาทที่ยื่นออกไปรับหรือส่งสัญญาณจากเซลล์ประสาทเรียกว่า Axon
- 3) ส่วนที่ปลายกิ่งที่แตกออกเป็น ก้านย่อยๆ เรียกว่า Dendrite
- 4) ส่วนรอยต่อระหว่างก้านเซลล์ประสาทที่ต่างกันเรียกว่า Synapse



รูปที่ 1 โครงสร้างและส่วนประกอบของเซลล์ประสาท
(ที่มา Kosugi,1997)

¹ (วศ.ม. ไฟฟ้า) อาจารย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ

² (วศ.ด. ไฟฟ้า) ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่

³ (วศ.ม. โยธา) อาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่

⁴ (กศ.ม. ฟิสิกส์) อาจารย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ

⁵ (วท.ม. พลังงาน) ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ

จากรูปที่ 1 เราสามารถจำลองการทำงานของเซลล์ประสาทด้วย ฟังก์ชันพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ ดังต่อไปนี้

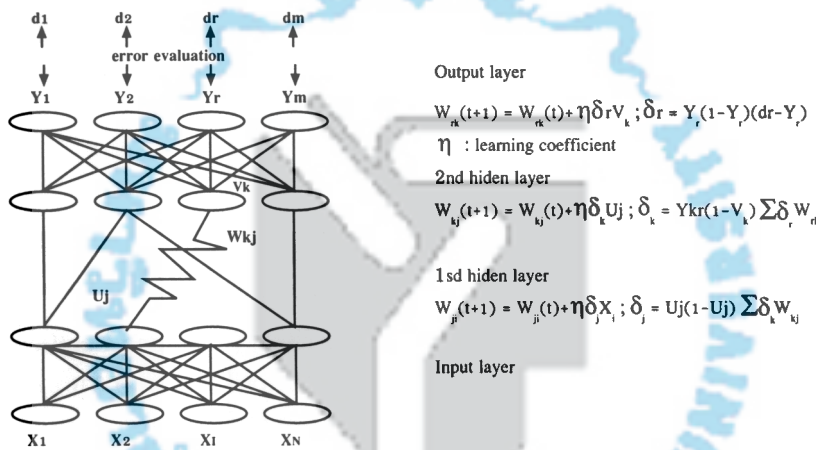
$$Y = f\left(\sum_{i=0}^h W_i X_i - \emptyset\right) \dots\dots (1)$$

เมื่อ

- h = ตำแหน่งของข้อมูล
- Y = ค่าของโครงข่ายประสาท
- X_i = ข้อมูลอินพุตตำแหน่งที่ i
- W_i = น้ำหนักของข้อมูลที่ i
- \emptyset = ค่าอ้างอิง

โดยที่ $f(n) = 1/(1+\exp(-n))$

จากสมการที่ 1 เป็นสมการพื้นฐานจำลองการทำงานของโครงข่ายระบบเซลล์ประสาท ค่าของโครงข่ายประสาทได้จากการหาฟังก์ชันของข้อมูลอินพุตคูณด้วยน้ำหนักของข้อมูลซึ่งสมการพื้นฐานนี้ได้มีการพัฒนาในลำดับต่อมาทำให้เกิดแบบจำลองของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทหลายแบบด้วยกันแต่แบบที่นิยมนำไปใช้ในการจำแนกสัญญาณไฟฟ้าคือแบบจำลองการแพร่กลับ (Back Propagation) ซึ่งเราจะนำมาใช้โดยมีโครงสร้างดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โครงสร้างของ แบบจำลองการแพร่กลับ(Back Propagation)
 (ที่มา Kosuqi, 1997)

จากรูปที่ 2 โครงร่างแบบจำลองการแพร่กลับ จะประกอบด้วยเซลล์ประสาทเรียงกันอย่างน้อย 3 ชั้น ประกอบด้วยชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต

- โดยที่
- d_i = ค่าเอาต์พุตที่ใช้ในการฝึกสอน
 - y_i = ค่าเอาต์พุตที่ได้จากการประมวลผลของโครงข่ายประสาท ในชั้นเอาต์พุต
 - x_i = ข้อมูลอินพุต ลำดับที่ i ในชั้นอินพุต

- u_j = ข้อมูลอินพุต ลำดับที่ j ในชั้นซ่อนที่ 1
- v_k = ข้อมูลอินพุต ลำดับที่ k ในชั้นซ่อนที่ 2
- W_{ij} = ค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาท ลำดับที่ i กับ j ในระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อนที่ 1
- W_{kj} = ค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาทลำดับที่ k กับ j ในระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 กับชั้นซ่อนที่ 2
- W_{rk} = ค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาทลำดับที่ r กับ K ในระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 กับชั้นเอาต์พุต

การเรียนรู้แบบแพร่กลับ จะทำงานโดยใช้เทคนิคการปรับค่าน้ำหนักของเซลล์ในแต่ละชั้น เพื่อให้เอาต์พุตที่ได้มีค่าความผิดพลาดในระดับหนึ่งที่สามารถยอมรับได้ การวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทจำเป็นต้องฝึกฝน (Train) โครงข่ายก่อนโดยการป้อนข้อมูลคู่อินพุต-เอาต์พุต เพื่อให้โครงข่ายประสาททราบว่าถ้าอินพุตแบบนี้เอาต์พุตต้องเป็นแบบนี้ ข้อมูลอินพุตที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทจะถูกประมวลผล และส่งผลลัพธ์ไปประมวลผลต่อในแต่ละชั้น จนให้เอาต์พุตออกมา ค่าของเอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเอาต์พุตจริง ซึ่งค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตทั้งสองนี้จะถูกนำกลับไปใช้ในการปรับค่าน้ำหนักแล้วคำนวณตามขั้นตอนต่อไป การคำนวณค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นสามารถคำนวณได้ดังนี้

การคำนวณค่าน้ำหนักในแต่ละชั้น

จากรูปที่ 2 แสดงโครงร่าง แบบจำลองการแพร่กลับ ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น การคำนวณเริ่มจากชั้นเอาต์พุต ---> ชั้นซ่อนที่ 2 ---> ชั้นซ่อนที่ 1 ---> ชั้นอินพุต ตามลำดับ ดังนั้นค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นจะคำนวณได้ดังนี้ (Kosugi,1997)

ชั้นเอาต์พุต ค่าน้ำหนักที่ชั้นนี้จะคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$W_{rk}(t+1) = W_{rk}(t) + \eta \delta_r v_k \quad (2)$$

- กำหนดให้ v_k เป็นเอาต์พุตลำดับที่ k ในชั้นซ่อนที่ 2
- η เป็น ค่าสัมประสิทธิ์ของการเรียนรู้ (Learning Coefficient)
- δ_r เป็นฟังก์ชันความผิดพลาด (Error Function) ลำดับที่ r
- W_{rk} เป็น น้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้นซ่อนที่ 2

จากสมการที่ 2 สามารถคำนวณค่าน้ำหนัก W_{rk} ตัวใหม่ได้จาก W_{rk} ตัวเดิม รวมกับ ผลคูณของค่าสัมประสิทธิ์ของการเรียนรู้ (η) , ฟังก์ชันความผิดพลาดที่ r (δ_r) และ

เอาต์พุตลำดับที่ k ของชั้นซ่อนที่ 2 ซึ่งค่าของ δ_r หาได้จากนำค่าเอาต์พุตลำดับที่ r ของชั้นเอาต์พุต กับเอาต์พุตในการเรียนรู้ มาหาความสัมพันธ์ดังนี้

$$\delta_r = y_r(1-y_r)(d_r-y_r) \quad \dots (3)$$

- กำหนดให้ y_r เป็นเอาต์พุตลำดับที่ r ในชั้นเอาต์พุต
- d_r เป็นค่าเอาต์พุตในการเรียนรู้ ที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ลำดับที่ r

ชั้นช่อนที่ 2 : คำน้หนักในชั้นนี้จะคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta_k \mu_j$$

กำหนดให้ μ_j เป็นเอาต์พุตลำดับที่ j ของชั้นช่อนที่ 1
 δ_k เป็น ฟังก์ชันความผิดพลาดลำดับที่ k
 W_{kj} เป็นน้ำหนักระหว่าง เซลล์ประสาทลำดับที่ k กับ j ในชั้นช่อนที่ 1 กับชั้นช่อนที่ 2

การคำนวณจะแทนที่น้ำหนักของ W_{kj} ด้วย W_{kj} ตัวเดิม กับ ผลคูณของค่าสัมประสิทธิ์ในการเรียนรู้ (η) , ฟังก์ชันความผิดพลาดที่ k (δ_k) และ เอาต์พุตลำดับที่ k ของชั้นช่อนที่ 1 ซึ่งค่าของ δ_k ได้จากนำค่าเอาต์พุตลำดับที่ k ของชั้นเอาต์พุต กับน้ำหนัก W_{rk} มาหาความสัมพันธ์ดังสมการที่ 5

$$\delta_k = V_k(1-V_k) \sum \delta_k W_{rk}$$

ชั้นช่อนที่ 1 คำน้หนักในชั้นนี้จะคำนวณได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_j X_i$$

กำหนดให้ X_i เป็นอินพุตลำดับที่ i ของชั้นอินพุต
 δ_j เป็นฟังก์ชันความผิดพลาดลำดับที่ j
 W_{ji} เป็นน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นช่อนที่ 1

จะเห็นว่าการคำนวณจะแทนที่น้ำหนัก W_{ji} ใหม่ ด้วยน้ำหนัก W_{ji} ตัวเดิม รวมกับผลคูณของค่าคงที่ของการเรียนรู้ (η) , ค่าความผิดพลาดลำดับที่ j (δ_j) และอินพุตลำดับที่ i ของ ชั้นอินพุต ซึ่งค่าของ δ_j ได้จากนำค่าเอาต์พุตลำดับที่ j ของชั้นช่อนที่ 1 กับ น้ำหนัก W_{kj} มาหาความสัมพันธ์ดังนี้

$$\delta_j = \mu_j (1-\mu_j) \sum \delta_k W_{kj} \dots\dots (7)$$

การคำนวณในแต่ละชั้น ค่าความผิดพลาดจะถูกส่งจากชั้นเอาต์พุต ---> ชั้นช่อนที่ 2 ---> ชั้นช่อนที่ 1 ชั้นอินพุต ตามลำดับ น้ำหนักที่เชื่อมต่อของแต่ละเซลล์จะถูกปรับค่าไปตามความมากน้อยของสัญญาณค่าความผิดพลาดที่ได้รับ ขบวนการส่งค่าความผิดพลาดจะทำซ้ำๆ เพื่อให้โครงข่ายปรับค่าต่างๆ ที่จะทำให้ค่าของความผิดพลาดที่ต่ำกว่าค่าที่กำหนดได้แล้วจึงหยุดการคำนวณ หลังจากผ่านขบวนการเรียนรู้เพื่อให้เซลล์แต่ละชั้นทำการปรับค่าน้ำหนักของเซลล์ ในแต่ละชั้นจนได้ค่าที่เหมาะสม ในการเรียนรู้และจดจำลักษณะที่แตกต่างของสัญญาณอินพุตแล้ว จึงนำผลของการเรียนรู้ไปใช้การทดสอบข้อมูล(Data Test) เพื่อจำแนกข้อมูลสัญญาณอินพุตอื่นๆ ตามความต้องการ

ตัวอย่างกรณีศึกษา ในการวิเคราะห์สัญญาณเพื่อจำแนกหาอาการผิดปกติของผลมังคุด (ฤทธิ์ศักดิ์และชูศักดิ์) ได้ใช้โปรแกรมโครงข่ายประสาท ของ Assoc.Prof. Yukio Kosugi เขียนด้วยภาษาซีและพัฒนาเพิ่มเติมโดยพิทักษ์(2540) มาช่วยในการจำแนก โดยนำผลการทดลองที่ได้มาใช้เป็นข้อมูลในการวิเคราะห์หโดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชนิดคือ ผลปกติและผลผิดปกติซึ่งในการจำแนกลักษณะอาการผิดปกติของผลมังคุดโดยวิธีโครงข่ายประสาทจะต้องแบ่งข้อมูลที่มีอยู่ออกเป็น 2 กลุ่ม คือ

กลุ่มที่ 1 เป็นกลุ่มข้อมูลสำหรับใช้ในการเรียนรู้ (Training) ประกอบด้วยผลมังคุดที่ปกติและผิดปกติ ประมาณครึ่งหนึ่งของมังคุดทั้งหมด

กลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มข้อมูลสำหรับใช้ในการทดสอบ (Testing) ประกอบด้วยผลมังคุดที่ปกติและผิดปกติ ประมาณครึ่งหนึ่งของมังคุดทั้งหมด

และกำหนดค่าเอาต์พุตที่ต้องการสำหรับกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อป้อนให้โครงข่าย โดยกำหนดให้มีจำนวน 2 เอาต์พุตคือ

0	1	หมายถึงผลมังคุดที่ปกติ
1	0	หมายถึงผลมังคุดที่ผิดปกติ

โดยกำหนดให้ผลการจำแนกที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทที่คอลัมภ์ที่ 2 ของผลการจำแนก ถ้ามีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 ถือว่าเป็นผลมังคุดที่ปกติ และถ้ามีค่าน้อยกว่า 0.5 ถือว่าเป็นผลที่ผิดปกติซึ่งผลการทดลองพบว่าวิธีการวิเคราะห์หรือจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทแบบป้อนกลับนี้ให้ผลเป็นที่น่าพอใจและสามารถที่จะนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับงานวิจัยในสาขาอื่น ๆ ได้อีกมากมาย

เอกสารอ้างอิง

1. พัทธกันท์ ทางรัตน์สุวรรณ. 2540. การตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณกล้ามเนื้อ โดยวิธีทาง **Neural Network**. วิทยานิพนธ์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
2. ฤทธิศักดิ์ จริตงาม. 2543. การศึกษาวิธีการวัดเพื่อตรวจจัดการเกิดยางและเนื้อแก้วขึ้นในผลมังคุด. วิทยานิพนธ์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
3. ฤทธิศักดิ์ จริตงาม. สรวุฑ จริตงาม, สมชาย ชูโณม. การวิเคราะห์คลื่นลมในทะเลโดยใช้โครงข่ายสมองกล. การสัมมนาเพื่อความร่วมมือด้านวิจัยและพัฒนาทางด้านเทคโนโลยีการสื่อสารด้วยคอมพิวเตอร์ และการออกแบบวงจรรวมในประเทศไทยครั้งที่ 1, 25-26 ธันวาคม 2543, ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
4. สรวุฑ จริตงาม, สมชาย ชูโณม, ฤทธิศักดิ์ จริตงาม. การหาค่ารับน้ำหนักบรรทุกของเสาเข็มโดยใช้โครงข่ายสมองกล. การสัมมนาเพื่อความร่วมมือด้านวิจัยและพัฒนาทางด้านเทคโนโลยีการสื่อสารด้วยคอมพิวเตอร์ และการออกแบบวงจรรวมในประเทศไทย ครั้งที่ 1, 25-26 ธันวาคม 2543, ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
5. สรวุฑ จริตงาม, Teh, C.I., Goh, A.T.C และ Wong, K.S. (2540) "**Neural Network: เครื่องมือสำหรับการตรวจสอบประสิทธิภาพของงานตอกเสาเข็มเพื่อความปลอดภัยของโครงสร้าง**", การประชุมทางวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติครั้งที่ 3, 16-18 มกราคม 2540, สมาคมวิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทย
6. Kosugi, Y.1997. "**Basic of Neural Networks**", Interdisciplinary Graduate School of Science And Engineering, Tokyo Institute of Technology.
7. C.I. Teh, K.S. Wong, A.T.C. Goh and S. Jaritngam (1997) "**Prediction of Pile Capacity Using Neural Networks**" Journal of Computing in Civil Engineering, Vol. 11, No. 2, April 1997, ASCE, p. 129-137.
8. A.T.C. Goh, C.I. Teh and K.S. Wong (1995) "**Practical Geotechnical Application of back-propagation Neural Networks**" Bengt B. Broms Symposium on Geotechnical Engineering, Singapore, 13-15 December 1995, p. 149-163.

9. Adams T.M., Christiano P. & Hendrickson C. (1989), Some expert system applications in Geotechnical Engineering, in Foundation Engineering: Current principles and practices, ASCE: New York, pp 885-902.
10. Agrawal, G., Frost, J.D. & Chameau, J.L. (1994) Data Analysis and Modeling using an Artificial Neural Network, Proc. 13th Conference of Int. Soc. Soil Mechanics and Foundation Engineering, New Delhi: New Delhi, Oxford & IBH Publ.Co., Vol.4, pp 1441-1444.
11. Asgian M.I., Arulmoli K., Miller W.O. & Sanjeevan K. (1988), An expert system for diagnosis and treatment of dam seepage problems, in Microcomputer knowledge-based expert systems in Civil Eng. (ed. Adeli, H.), ASCE: New York, pp 118-126.
12. Ast, J.P., Ke, C., Faure, R.M. & Mascarelli, D. (1995) The SISYPHE And XPENT Projects - Expert-Systems For Slope Instability, Proc. 6th Int. Symp. Landslides, Christchurch (ed. Bell, D.H.), Rotterdam: Balkema, pp 1647-1652.
13. Cal, Y. (1995) Soil Classification by Neural-Network, Advances in Engineering Software, Vol. 22, No. 2, pp 95-97.
14. Chahine J.R. & Janson B.N. (1987), Interfacing Databases with Expert Systems: a Retaining Wall Management Application, Microcomputers in Civil Eng., 2, 1, pp 19-38.
15. Chameau J-L. & Santamarina J.C. (1989), Knowledge-Based System for Soil Improvement, Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 3, 3, pp 253-267.
16. Ellis, G.W., Yao, C., Zhao, R. & Penumadu, D. (1995) Stress-Strain Modeling of Sands using Artificial Neural Networks, Journal of Geotechnical Engineering-ASCE, Vol. 121, pp 429-435.
17. Elton D.L. & Brown D.A. (1991), Expert System for Driven Pile Selection, in Proc. Geotechnical Engineering Congress, Geotechnical Special Publication No. 27, (eds. McLean F.G., Campbell D.W.A. and Harris D.W.), Boulder, Colorado: ASCE, , pp 253-263.
18. Faure, R.M., Mascarelli, D., Zelfani, M., Charveriat, L., Gandar, J. & Mosuro, O. (1991) XPENT - An Expert System for Slope Stability, in Artificial Intelligence and Civil Engineering (ed. Topping, B.H.V.), Edinburgh: Civil-Comp Press, pp 143-147.