

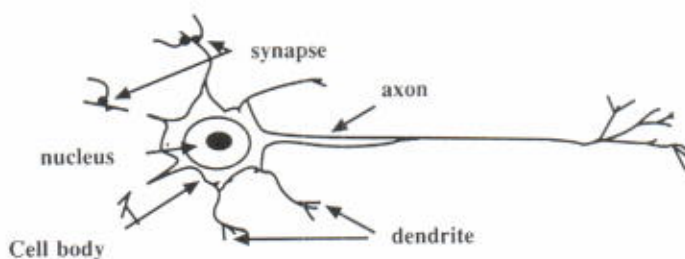
โครงข่ายประสาทแบบแพร่กลับ

ฤทธิศักดิ์ จริตงาม¹, ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล²,
สราวุธ จริตงาม³, ประสิทธิ์ สกนธวุฒิ⁴ และ มารินา มะหนิ⁵

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

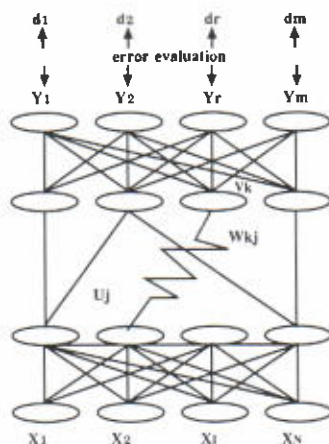
$$Y = f\left(\sum_{i=0}^h W_i X_i - \emptyset\right) \quad (1)$$

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



Output layer

$$W_{\mu}(t+1) = W_{\mu}(t) + \eta \delta_r V_{\mu}; \delta_r = Y_r(1-Y_r)(d_r - Y_r)$$

η : learning coefficient

2nd hidden layer

$$W_{\mu}(t+1) = W_{\mu}(t) + \eta \delta_{\mu} U_j; \delta_{\mu} = Y_{\mu}(1-Y_{\mu}) \sum \delta_j W_{\mu j}$$

1st hidden layer

$$W_{\mu}(t+1) = W_{\mu}(t) + \eta \delta_j X_i; \delta_j = U_j(1-U_j) \sum \delta_{\mu} W_{\mu j}$$

Input layer

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

จากรูปที่ 2 โครงร่างแบบจำลองการแพร่กลับ จะประกอบด้วยเซลล์ประสาทเรียงกันอยู่อย่างน้อย 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 เพื่อให้เอาต์พุตที่ได้มีความผิดพลาดในระดับหนึ่งที่สามารถยอมรับได้ การวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทจำเป็นต้องฝึกฝน (Train) โครงข่ายก่อนโดยการป้อนข้อมูลคู่อินพุต-เอาต์พุต เพื่อให้โครงข่ายประสาททราบว่าถ้าอินพุตแบบนี้ เอาต์พุตต้องเป็นแบบนี้ 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

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

- 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

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

- กำหนดให้ y_r เป็นเอาต์พุตลำดับที่ r ในชั้นเอาต์พุต
 d_r เป็นค่าเอาต์พุตในการเรียนรู้ ที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ลำดับที่ r

ชั้นซ่อนที่ 2 : คำนำน้หนักในชั้นนี้จะคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta_k \mu_j \quad \dots\dots (4)$$

กำหนดให้ μ_j เป็นเอาต์พุตลำดับที่ j ของชั้นซ่อนที่ 1
 δ_k เป็น ฟังก์ชันความผิดพลาดลำดับที่ k
 W_{kj} เป็นน้ำหนักระหว่าง เซลล์ประสาทลำดับที่ k กับ j ในชั้นซ่อนที่ 1 กับชั้นซ่อนที่ 2

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

$$\delta_k = V_k(1-V_k) \sum \delta_k W_{rk} \quad \dots\dots (5)$$

ชั้นซ่อนที่ 1 : คำนำน้หนักในชั้นนี้จะคำนวณได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_j X_i \quad \dots\dots (6)$$

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

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

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

การคำนวณในแต่ละชั้น ค่าความผิดพลาดจะถูกส่งจากชั้นเอาต์พุต ----> ชั้นซ่อนที่ 2 ----> ชั้นซ่อนที่ 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 โดยนำผลการทดลองที่ได้มาใช้เป็นข้อมูลในการวิเคราะห์โดยจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชนิดคือ ผลปกติและผลผิดปกติซึ่งในการจำแนกลักษณะอาการผิดปกติของผลมังคุดโดยวิธีโครงข่ายประสาทจะต้องแบ่งข้อมูลที่มีอยู่ออกเป็น 2 กลุ่ม คือ

กลุ่มที่ 1 เป็นกลุ่มข้อมูลสำหรับใช้ในการเรียนรู้ (Training) ประกอบด้วยผลมังคุดที่ปกติและผิดปกติประมาณครึ่งหนึ่งของมังคุดทั้งหมด

กลุ่มที่ 2 เป็นกลุ่มข้อมูลสำหรับใช้ในการทดสอบ (Testing) ประกอบด้วยผลมังคุดที่ปกติและผิดปกติประมาณครึ่งหนึ่งของมังคุดทั้งหมด

และกำหนดค่าเอาต์พุตที่ต้องการสำหรับกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อป้อนให้โครงข่าย โดยกำหนดให้มีจำนวน 2 เอาต์พุตคือ

- | | | |
|---|---|---------------------------|
| 0 | 1 | หมายถึงผลมังคุดที่ปกติ |
| 1 | 0 | หมายถึงผลมังคุดที่ผิดปกติ |

โดยกำหนดให้ผลการจำแนกที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทที่คอลัมภ์ที่ 2 ของผลการจำแนกถ้ามีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 ถือว่าเป็นผลมังคุดที่ปกติ และถ้ามีค่าน้อยกว่า 0.5 ถือว่าเป็นผลที่ผิดปกติซึ่งผลการทดลองพบว่าวิธีการวิเคราะห์หรือจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทแบบป้อนกลับนี้ให้ผลเป็นที่น่าพอใจและสามารถที่จะนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับงานวิจัยในสาขาอื่นๆได้อีกมากมาย

เอกสารอ้างอิง

1. พัทธกษ ธารรัตน์สุวรรณ. 2540. การตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณกล้ามเนื้อ โดยวิธีทาง Neural Network. วิทยานิพนธ์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
2. ฤทธิศักดิ์ จริตงาม. 2543. การศึกษาวิธีการวัดเพื่อตรวจจับการเกิดยางและเนื้อแก้วขึ้นในผลมังคุด. วิทยานิพนธ์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
3. ฤทธิศักดิ์ จริตงาม, สราวุธ จริตงาม, สมชาย ชูโณม. การวิเคราะห์คลื่นลมในทะเลโดยใช้โครงข่ายสมองกล. การสัมมนาเพื่อความร่วมมือด้านวิจัยและพัฒนาทางด้านเทคโนโลยีการสื่อสารด้วยคอมพิวเตอร์ และการออกแบบวงจรรวมในประเทศไทยครั้งที่ 1, 25-26 ธันวาคม 2543, ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
4. สราวุธ จริตงาม, สมชาย ชูโณม, ฤทธิศักดิ์ จริตงาม. การหาค่ารับน้ำหนักบรรทุกของเสาเข็มโดยใช้โครงข่ายสมองกล. การสัมมนาเพื่อความร่วมมือด้านวิจัยและพัฒนาทางด้านเทคโนโลยีการสื่อสารด้วยคอมพิวเตอร์ และการออกแบบวงจรรวมในประเทศไทย ครั้งที่ 1, 25-26 ธันวาคม 2543, ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.
5. สราวุธ 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.