



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ ขั้นตอนวิธีสำหรับการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยเพื่อป้อน
เข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรม

ณัฐนนท์ ลีลาตระกูล

สุนิสา ริมเจริญ

สุภาวดี ศรีคำดี

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้
จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)
ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2560

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ ขั้นตอนวิธีสำหรับการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยเพื่อป้อน
เข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรม

ณัฐนนท์ สีลาตระกูล

สุนิสรา ริมเจริญ

สุภาวดี ศรีคำดี

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้ จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2560 มหาวิทยาลัยบูรพา ผ่านสำนักงานคณะกรรมการการวิจัยแห่งชาติ เลขที่สัญญา 33/2560

Acknowledgment

This work was financially supported by the Research Grant of Burapha University through National Research Council of Thailand (Grant no. 33/2560).

บทคัดย่อ

อ้อยเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญที่ใช้ในอุตสาหกรรมการผลิตน้ำตาล แต่ปริมาณอ้อยที่เกษตรกรผลิตเพื่อส่งเข้าสู่โรงงานมีความไม่แน่นอน ส่งผลให้โรงงานผลิตน้ำตาลมีความเสี่ยงในแง่ของวัตถุดิบในการผลิต การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยของเกษตรกรจะช่วยให้โรงงานผลิตน้ำตาลสามารถคาดการณ์และวางแผนการผลิตได้เหมาะสม งานวิจัยนี้จึงนำเสนอขั้นตอนวิธี (mu+lambda) adaptive evolution strategies สำหรับสร้างสมการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยของเกษตรกร ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอเป็นการนำเอาข้อดีของสองอัลกอริทึมมารวมกัน กล่าวคือนำความสามารถของ genetic algorithm ในการหารูปแบบของสมการมารวมกับความสามารถของ evolution strategies ในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ สมการที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่นำเสนอถูกนำมาทดสอบกับข้อมูลของเกษตรกรผู้ปลูกอ้อยใน 24 จังหวัดของประเทศไทย ในปี ค.ศ. 2010 – 2014 ผลการทดลองพบว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีความถูกต้องในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตประมาณ 88% ซึ่งเมื่อเทียบกับวิธีที่เป็นที่นิยมอย่าง back propagation neural network (BPNN) พบว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีความแม่นยำมากกว่าในทุกกรณีทดสอบ

นอกเหนือจากการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตแล้ว งานวิจัยนี้ยังนำเสนอโมเดลการพยากรณ์คุณภาพของผลผลิตอ้อยด้วย (CCS) ผู้วิจัยได้ศึกษาเปรียบเทียบโมเดลพยากรณ์ที่ได้จาก 3 ขั้นตอนวิธี กล่าวคือ back propagation neural network (BPNN), (mu+lambda) adaptive evolution strategies และ deep neural network ซึ่งผลการวิจัยพบว่าโดยเฉลี่ยแล้ว deep neural network ให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตน้อยที่สุด ส่วนในแง่ของการพยากรณ์คุณภาพ วิธี (mu+lambda) adaptive evolution strategies ให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุด

Abstract

Sugarcane is a very important crop in the sugar industry. However, the annual amount of harvested sugarcane is oftentimes uncertain, posing risks to sugarcane mills in terms of raw material supply. The forecast for the sugarcane yield would allow the mills to plan sugar production accordingly. This paper proposes $(\mu+\lambda)$ adaptive evolution strategies, which generate equations for accurately forecasting the sugarcane yield. Our proposed scheme combines the advantages of two algorithms: genetic algorithm and evolution strategies. Specifically, the genetic algorithm is good for determining patterns of forecasting equations, while the evolution strategies are used to tune the equations' coefficients. The test data is collected from sugarcane farmers in 24 provinces of Thailand during 2010 - 2014. The equations obtained by the proposed method are 80% accurate on average, outperforming the previous method (back propagation neural network) in all data set.

Moreover, this research presents three forecasting models (based on a backpropagation neural network (BPNN), $(\mu+\lambda)$ adaptive evolution strategies (A-ES) [2], and a deep neural network (DNN)) for predicting sugarcane quality levels (called commercial cane sugar, CCS) and yield. The performance analysis of the three models is also discussed. Comparatively analyzing the accuracies of forecasting the sugarcane CCS and yield obtained from the three models, we found that 1) the DNN- based model is promising in some cases where its errors are less than the other models, 2) A-ES- and DNN- based models have comparable predicting performance on average, and 3) the DNN-based model's prediction accuracy is sensitive to its initial values and the network structure (i.e, the train and testing error ranges are 10.0-11.6 and 12.25-13.76, respectively, while varying network structures and random seeds).

สารบัญ

บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ.....	2
บทที่ 2 เนื้อเรื่อง.....	3
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	3
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	28
2.3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	30
บทที่ 3 การพยากรณ์ผลผลิต.....	35
3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง.....	35
3.2 การออกแบบการทดลอง	36
3.3 ผลการทดลอง.....	37
บทที่ 4 การพยากรณ์ผลผลิตและคุณภาพอ้อย	42
4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง.....	42
4.2 การทดลองหาโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก.....	42
4.3 การพยากรณ์ปริมาณและคุณภาพอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรม.....	43
4.4 การวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์.....	44
บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินการและผลผลิต	47
บรรณานุกรม	48
ภาคผนวก	50

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อ้อยเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญชนิดหนึ่งของประเทศ อ้อยถูกใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตน้ำตาลและนำไปใช้ผลิตเป็นพลังงานทดแทน ในประเทศไทยมีพื้นที่ปลูกอ้อยประมาณ 6 ล้านไร่ ผลผลิตประมาณ 50 ล้านตัน/ปี ซึ่งผลผลิตที่ได้เฉลี่ยประมาณ 8-9 ตัน/ไร่ ซึ่งนับว่าต่ำมากเมื่อเปรียบเทียบกับประเทศคู่แข่ง ทั้งที่ประเทศไทยเป็นประเทศที่มีสภาพภูมิอากาศเหมาะต่อการปลูกอ้อยเป็นอย่างมาก ข้อจำกัดที่ทำให้ผลผลิตอ้อยของไทยต่ำเนื่องจากปัจจัยต่าง ๆ เช่น เกษตรกรส่วนใหญ่ปลูกอ้อยโดยอาศัยน้ำฝน ขาดการจัดการด้านน้ำ ดินและปุ๋ย รวมทั้งการขาดแคลนเทคโนโลยีที่เหมาะสมในแต่ละพื้นที่และในแต่ละขั้นตอนการผลิต ปัญหาส่วนใหญ่ที่เกษตรกรพบเจอคือ ผลผลิตอ้อยต่อไร่ต่ำ แต่ต้นทุนการผลิตสูงและราคารับซื้อผลผลิตไม่แน่นอนในแต่ละปี

จากการที่สำนักงานคณะกรรมการอ้อยและน้ำตาลทรายได้มีนโยบายในการสนับสนุนทางด้านการผลิตเพื่อให้ได้ปริมาณการส่งออกที่สูงเพิ่มขึ้นเพื่อให้อุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาลทรายของไทยสามารถแข่งขันได้ในตลาดโลก โรงงานน้ำตาลต่าง ๆ จึงเร่งหาแหล่งอ้อยในการผลิตน้ำตาลทราย เพื่อที่จะได้อ้อยตามที่ตลาดต้องการหรือตามนโยบาย ต้องสร้างความได้เปรียบในตัวสินค้าหรือการผลิตอ้อยให้ได้ตามที่ตลาดต้องการ แต่ปริมาณอ้อยที่เกษตรกรผลิตเพื่อส่งเข้าสู่โรงงานก็มีความไม่แน่นอน เนื่องจากปัจจัยหลายๆ ด้าน เช่น สภาพภูมิอากาศ ปริมาณน้ำ ศัตรูพืช และจำนวนพื้นที่เพาะปลูกที่ไม่แน่นอนในแต่ละปี สาเหตุเหล่านี้ทำให้โรงงานผลิตน้ำตาลเกิดความเสี่ยงในแง่ของวัตถุดิบในการผลิต การคาดการณ์ว่าปริมาณอ้อยที่เกษตรกรสามารถผลิตเพื่อป้อนเป็นวัตถุดิบให้กับโรงงานได้มีปริมาณเท่าใด จึงมีความสำคัญในการวางแผนการผลิต ไม่ว่าจะเป็นการผลิตเพื่อใช้บริโภคภายในประเทศ หรือเพื่อการส่งออก

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอโมเดลการประมาณการผลผลิตและคุณภาพอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานผลิตน้ำตาล โดยจะนำข้อมูลของเกษตรกรแต่ละรายที่ปลูกอ้อยมาสร้างตัวแบบในการคาดการณ์ปริมาณและคุณภาพอ้อยที่จะป้อนเข้าโรงงาน ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะช่วยให้ทางโรงงานสามารถวางแผนการผลิต ประมาณการต้นทุน รวมทั้งสามารถกำหนดโควตาในการรับซื้ออ้อยจากเกษตรกรแต่ละราย หรือกระทั่งวางแผนเพื่อหาแหล่งผลิตวัตถุดิบเพิ่มเติมในกรณีที่คาดการณ์ว่าในปีนั้นผลผลิตอ้อยจะไม่เพียงพอ

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

1. เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ในการประมาณการผลผลิตอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานผลิตน้ำตาล
2. เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ในการประมาณการคุณภาพของผลผลิตอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานผลิตน้ำตาล
3. เพื่อให้สามารถคาดเดาปริมาณอ้อยที่เกษตรกรสามารถปลูกและป้อนเป็นวัตถุดิบในการผลิตน้ำตาลได้
4. เพื่อนำข้อมูลที่ได้มาเสนอผู้บริหารของโรงงาน เพื่อใช้เป็นแนวทางในการกำหนดนโยบายการรับซื้ออ้อยรวมทั้งเป็นข้อมูลที่ช่วยในการตัดสินใจวางแผนการผลิตน้ำตาลของโรงงาน

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

1. ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย เป็นข้อมูลจริงของกลุ่มโรงงานน้ำตาลแห่งหนึ่ง
2. โมเดลในการพยากรณ์คำนึงถึงข้อมูลพื้นฐานของเกษตรกรแต่ละรายที่ปลูกอ้อยเพื่อส่งเข้าโรงงาน เช่น แหล่งเพาะปลูก สภาพพื้นที่ สภาพภูมิอากาศ ขนาดพื้นที่เพาะปลูก คุณภาพและปริมาณอ้อยที่เคยผลิตได้ในอดีต

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. ได้ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณและคุณภาพของผลผลิตอ้อย ที่จะป้อนเข้าสู่อุตสาหกรรมโรงงานผลิตน้ำตาล
2. ผลการพยากรณ์ที่ได้ สามารถนำไปเป็นแนวทางในการวางแผนการผลิตน้ำตาลของภาคอุตสาหกรรม และช่วยเกษตรกรในการวางแผนการเพาะปลูกอ้อยในปริมาณที่เหมาะสม ทั้งนี้เพื่อเป็นการควบคุมคุณภาพและราคาซื้อขาย

บทที่ 2

เนื้อเรื่อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องแบ่งเป็น 5 หัวข้อ คือ การปลูกอ้อยเพื่ออุตสาหกรรมการผลิตน้ำตาล ตัวแบบพยากรณ์ ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ และ โครงข่ายประสาทเทียม

2.1.1 การปลูกอ้อยเพื่ออุตสาหกรรมการผลิตน้ำตาล

อ้อยเป็นพืชชนิดหนึ่งซึ่งมีรสชาติดหวาน สำหรับประเทศไทย อ้อยนับเป็นพืชเศรษฐกิจ ที่นำมาใช้ทำน้ำตาลทราย อ้อยนั้นมีอายุประมาณ 10-12 เดือน ในประเทศไทยสามารถปลูกได้ในภาคเหนือ ภาคกลาง ภาคตะวันออก และภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

ในการปลูกอ้อย สภาพแวดล้อมและการบำรุงดูแล เป็นสิ่งสำคัญ เริ่มตั้งแต่การเตรียมพื้นที่ปลูกอ้อย ซึ่งสามารถปลูกได้ในดินเกือบทุกประเภทแต่ควรหลีกเลี่ยงดินเหนียว ดินลูกรัง ดินที่ใช้ปลูกอ้อยซ้ำติดต่อกันเป็นเวลานาน มักมีความอุดมสมบูรณ์ต่ำ ปริมาณอินทรีย์วัตถุอยู่ในเกณฑ์ต่ำและยังมีการชะล้างพังทลายของหน้าดินก็จะทำให้ดินเสื่อมโทรม ควรปรับปรุงดินด้วยปุ๋ยคอกหรือปุ๋ยพืชสดก่อน สภาพพื้นที่ที่จะปลูกอ้อยควรจะราบเรียบ ถ้ามีจอมปลวก ต่อไม้ ต้นไม้ ก้อนหิน ต้องขจัดออกหน้าดินควรลึกประมาณ 50 เซนติเมตร และถ้าพื้นที่เป็นที่ต่ำต้องจัดการระบายน้ำไม่ให้ท่วมขังในแปลง

การเตรียมพันธุ์อ้อย พันธุ์อ้อยนั้นมีหลากหลาย ควรเลือกพันธุ์ที่เจริญเติบโตได้ดี ปราศจากโรคหรือแมลง ซึ่งขั้นตอนการเตรียมพันธุ์อ้อยมี 2 ขั้นตอน คือ

ขั้นที่ 1 การจัดหาพันธุ์อ้อย เป็นอ้อยปลูกเพื่อทำพันธุ์โดยตรง อายุ 7-10 เดือน มีลำต้นสมบูรณ์ ปราศจากโรคและแมลง

ขั้นที่ 2 การแช่หรือชุบท่อนพันธุ์ จะช่วยควบคุมเชื้อโรคได้ระยะเวลาหนึ่ง จะมีวิธีแช่อยู่ 2 วิธี คือ แช่หรือชุบท่อนพันธุ์อ้อยด้วยสารเคมี และแช่หรือชุบท่อนพันธุ์อ้อยในน้ำร้อน 50 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 2 ชั่วโมง

ฤดูปลูกอ้อย ในปัจจุบันแบ่งเป็น 2 ช่วง ดังนี้

ช่วงที่ 1 ปลูกอ้อยต้นฝน ส่วนใหญ่จะปลูกช่วงเดือนกุมภาพันธ์ - เมษายน ในเขตชลประทาน และช่วงเดือนเมษายน - มิถุนายน ในเขตอาศัยน้ำฝน

ช่วงที่ 2 ปลุกอ้อยปลายฝนหรือการปลุกอ้อยข้ามแล้ง ซึ่งจะปลุกในช่วงเดือนตุลาคม – ธันวาคม การปลุกอ้อยแบบนี้จะสามารถปลุกได้เฉพาะบางพื้นที่ เช่น ภาคตะวันออก หรือตะวันออกเฉียงเหนือ ซึ่งมีปริมาณและการกระจายฝนดี เมื่อได้พื้นที่ปลุกและรู้ว่า จะปลุกช่วงระยะเวลาไหนแล้ว จะต้องทำการเตรียมดิน

การเตรียมดิน เป็นการกำจัดวัชพืชในขั้นต้น ซึ่งช่วยให้หน้าฝนไหลซึมผ่านลงไปดินได้ดี ทำให้รากอ้อยเจริญเติบโตลงในดินได้ง่าย ในพื้นที่ที่ปลุกอ้อยมาเป็นเวลานาน มักจะเกิดดินดาน ควรไถเตรียมดินเป็นรูปตารางหมากรุก พื้นที่ทั่วไป จะไถ 2-3 ครั้ง ลึกประมาณ 30-50 ซม ให้ดินมีความชื้นพอเหมาะแก่การปลุก เมื่อมีการรื้อต่อควรไถดินทุกครั้ง การเตรียมดินที่ลึกจะทำให้รากอ้อยหยั่งรากไปดูดน้ำอาหารได้ และการเตรียมดินที่ละเอียดจะช่วยเก็บความชื้นได้ดีโดยเฉพาะอ้อยข้ามแล้งต้องเตรียมละเอียดเป็นพิเศษ ถ้าปลุกต้นฤดูฝนการเตรียมดินรื้อต่อปลุกในช่วงนี้ ไม่จำเป็นต้องไถดินพรวนแตกละเอียดนัก ถ้าปลุกอ้อยปลายฝนหรือการเตรียมดินปลุกอ้อยข้ามแล้ง ต้องไถพรวนดินให้แตกละเอียดเพื่อลดการสูญเสียความชื้นในดิน เดือนสิงหาคม – กันยายน ไถหมักปุ๋ยพืชสด ถ้าดินหมดความชื้นแล้วยังปลุกไม่เสร็จให้ใช้น้ำราด

การกำจัดวัชพืช เป็นสิ่งจำเป็นในช่วง 4-5 เดือนแรก อาจใช้แรงงานคน แรงงานสัตว์ หรือสารเคมีกำจัดวัชพืชก็ได้ เกษตรกรนิยมใช้สารเคมีกำจัดวัชพืช ดังนี้

ขั้นที่ 1. ยาคุม ไซเม็อปลุกอ้อยใหม่ ๆ ก่อนหญ้าและอ้อยงอก ได้แก่ อาทราซีน อมีทรีน และเมทริบิวซีน อัตราตามคำแนะนำที่สลาก

ขั้นที่ 2. ยาฆ่าและคุม อ้อยและหญ้างอกอายุไม่เกิน 5 สัปดาห์ ได้แก่ อมีทรีน อมีทรีนผสม อาทราซีน และเมทริบิวซีนผสมกับ 2,4-ดี อัตราตามคำแนะนำที่สลาก

การกำจัดวัชพืช ให้มีประสิทธิภาพ เกษตรกรต้องรู้จักวิธีใช้ให้ถูกต้อง ฉีดสารเคมีกำจัดวัชพืชในขณะที่ดินมีความชื้น หัวฉีดควรเป็นรูปพัด นอกจากนี้ยังสามารถคุมวัชพืชโดยปลูกพืชอายุสั้นระหว่างแถวอ้อย เช่น ข้าวโพด ถั่วเขียว และถั่วเหลือง เป็นต้น นอกจากจะช่วยคุมวัชพืชแล้ว อาจเพิ่มรายได้และช่วยบำรุงดินด้วย

การตัดและขนส่งอ้อย ในการตัดอ้อยควรตัดให้ชิดดินเพื่อให้เกิดลำต้นใหม่จากใต้ดิน ซึ่งจะแข็งแรงกว่าต้นที่เกิดจากตาบนดิน และการขนส่งเกษตรกรต้องวางแผนร่วมกับโรงงานน้ำตาลในการขนส่งอ้อยเข้าสู่โรงงานเพื่อความสะดวกและให้อ้อยนั้นมีคุณภาพ

การดูแลรักษาอ้อย

การบำรุงต่ออ้อย

1. ทำการตัดแต่งต่ออ้อยหลังจากตัดทันที หรือเสร็จภายใน 15 วัน ถ้าตัดอ้อยชิดดิน ก็ไม่ต้องตัดแต่งต่ออ้อย ทำให้ประหยัดเงินและเวลา
2. ใช้พรวนเอนกประสงค์ 1-2 ครั้ง ระหว่างแถวอ้อยเพื่อตัดและคลุกใบ หรือใช้คราดคราดใบอ้อยจาก 3 แถวมารวมไว้แถวเดียว เพื่อพรวนดินได้สะดวก
3. ใช้รีเปอร์หรือไถลี้วลระหว่างแถวอ้อย เพื่อระเบิดดินดาน ต้องระมัดระวังในเรื่องความชื้นในดินด้วย
4. การใส่ปุ๋ย ควรใส่มากกว่าอ้อยปลูก ใช้สูตรเช่นเดียวกับอ้อยปลูก
5. ในแปลงที่ไม่เผาใบอ้อยและตัดอ้อยชิดดิน ก็จะปล่อยทิ้งไว้ตามธรรมชาติ และเริ่มตายหญ้าใส่ปุ๋ยเมื่อเข้าฤดูฝน
6. การไว้ต่ออ้อยได้นานแค่ไหนขึ้นกับหลุมตายของอ้อยว่ามีมากน้อยเพียงใด ถ้ามีหลุมตายมาก ก็จะรื้อปลูกใหม่

การให้น้ำ ควรคำนึงถึงระยะการเจริญเติบโต แบ่งเป็น 4 ระยะดังนี้

ระยะงอก (0-1 เดือน) หลังจากการปลูก อ้อยต้องการความชื้นที่เหมาะสม

ระยะหลังจากงอก (1-2 เดือน) อ้อยต้องการน้ำมาก ควรให้น้ำทุก 10-14 วัน

ระยะแตกกอจนถึงระยะย่างปล้อง (อายุประมาณ 2-6 เดือน) อ้อยต้องการน้ำมาก อ้อยมีระบบรากสมบูรณ์สามารถดูดน้ำและธาตุอาหารที่อยู่ไกลจากโคน

ระยะก่อนเก็บเกี่ยว (อายุ 9-10 เดือนขึ้นไป) อ้อยต้องการน้ำน้อย เริ่มมีการสะสมน้ำตาล ควรลดให้น้ำแก่อ้อย 1-1.5 เดือน ก่อนเก็บเกี่ยว

วิธีการให้น้ำแก่อ้อย มี 3 แบบ คือ

การให้น้ำตามร่อง (furrow irrigation)

การให้น้ำแบบฝอยหรือฝนเทียม (sprinkler irrigation)

การให้น้ำแบบหยด (drip irrigation)

การพูนโคน

การพูนโคนควรทำหลังจากที่อ้อยมีการแตกกอแล้ว เพื่อทำให้กออ้อยแข็งแรงไม่ล้มง่าย เนื่องจากทำให้โคนอ้อยมีการเกิดรากและการเจริญเติบโตของรากดีขึ้น

ความเสี่ยงต่าง ๆ ในการปลูกอ้อย เกษตรกรไร้อ้อยจะต้องพบเจอกับความเสี่ยงซึ่งส่วนมากจะเป็น ฝนแล้งน้ำไม่เพียงพอทำให้ต่อไม่งอก เพราะอ้อยเป็นพืชที่ต้องการน้ำในการเจริญเติบโตอย่างมาก

ความเสี่ยงต่อมา ฝนตกมากทำให้ตอเน่า ต่อมาความเสี่ยงเกิดจากโรคเพลี้ยระบาด หรือหนอนกัด โรคใบเหลืองใบขาว ซึ่งจะทำให้เกิดความเสียหายกับอ้อย สูญเสียต้นทุนการผลิต

ราคาอ้อยและการประเมินคุณภาพ

จากการสำรวจของสมาคมเพื่อเกษตรกรภาคตะวันออกเฉียงใต้ในปี 54/55 เกษตรกรภาคตะวันออกเฉียงใต้มีต้นทุนการผลิตอ้อยเฉลี่ยตันละ 874 บาท ซึ่งต้นทุนต่ำกว่าปี 53/54 ที่มีต้นทุนเฉลี่ยตันละ 950 บาท เนื่องจากปีนี้ผลผลิตต่อไร่ของเกษตรกรเพิ่มมากขึ้นทำให้ต้นทุนการผลิตต่อไร่ลดลง และสมาคมฯ คาดว่าราคาอ้อยที่เกษตรกรจะได้รับควรจะอยู่ที่ราคาต้นทุนบวกเพิ่มกำไรอีกร้อยละ 30 ดังนั้น สมาคมฯ คาดว่าราคาอ้อยขั้นสุดท้ายในปี 54/55 ที่เกษตรกรภาคตะวันออกเฉียงใต้จะได้รับคือตันละ 1,136.20 บาท ซึ่งเป็นราคาที่มีโอกาสเป็นไปได้เกินจากที่สมาคมฯ คาดหวังไว้ เนื่องจาก ก่อน ได้ประกาศราคาอ้อยขั้นต้นในฤดูผลิตปี 54/55 อยู่ที่ประมาณ 1,000 บาท/ตัน ณ ความหวานที่ 10 ซี.ซี.เอส อัตราขึ้น/ลง 60 บาท/ซี.ซี.เอส ซึ่งหากกองทุนอ้อยและน้ำตาลทรายถูกเพิ่มชดเชยจากราคาอ้อยขั้นต้นให้อีกตันละ 200 บาท ก็เท่ากับเกษตรกรจะได้รับราคาอ้อยขั้นสุดท้ายถึงตันละ 1,200 บาท

การประเมินคุณภาพอ้อย จะต้องมีการวิเคราะห์ตรวจสอบคุณภาพซึ่งมีหลายวิธี ยกตัวอย่างเช่น การตรวจสอบคุณภาพอ้อยด้วยแสงเนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปี

2.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์

งานวิจัยเกี่ยวข้องกับการพยากรณ์มีจำนวนมาก และมีการนำเสนอโมเดลการพยากรณ์สำหรับข้อมูลหลาย ๆ ด้าน ทั้งในด้านการพยากรณ์ราคา การคาดการณ์ปริมาณผลผลิตการเกษตร ทางด้านการเงิน การธนาคาร เศรษฐกิจ และสังคม เช่น Chiraphadhanakul et al. (1997) พยากรณ์เงินฝากธนาคาร พาณิชย, Kendall et al. (2001) พยากรณ์อัตราเงินเฟ้อ, Sheta และ Mahmoud (2001) พยากรณ์กระแสไฟฟ้าของแม่น้ำไนล์, Iba และ Sasaki (1999) พยากรณ์ตลาดหุ้นญี่ปุ่น, Santini และ Tettamazi (2001) พยากรณ์ดัชนีดาวโจนส์, มนฤดี (2542) พยากรณ์ผลผลิตและราคาสินค้าเกษตร, นวลพรรณ (2542) พยากรณ์มูลค่าการส่งออกอุตสาหกรรมสิ่งทอไทย, จิตรัตน์ (2539) พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า, ยุพาภรณ์ (2542) พยากรณ์สินค้ายุทธศาสตร์เกษตรกรรมผักและผลไม้, รัศมี (2542) พยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของไทยเพื่อวางแผนการเพาะปลูกพืช, วัลลภา (2539) และ Kaboudan (2002) พยากรณ์ราคาน้ำมัน, Chantasut et al. (2004) พยากรณ์ปริมาณน้ำฝนสำหรับแม่น้ำเจ้าพระยา เป็นต้น ซึ่งเทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยต่าง ๆ ที่ผ่านมาพอจะสรุปได้เป็น 3 ประเภท คือ การใช้เทคนิคทางสถิติ, การใช้ข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) และ การใช้เทคนิคการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm)

1) ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้เทคนิคทางสถิติ

การวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis)

ศึกษาถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรตั้งแต่สองตัวขึ้นไป โดยมีวัตถุประสงค์ที่จะประมาณการหรือพยากรณ์ค่าของตัวแปรตัวหนึ่งจากตัวแปรตัวอื่น ๆ ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ โดยจะต้องมีการกำหนดหรือทราบค่าตัวแปรอื่น ๆ ล่วงหน้า เช่น ถ้าทราบความสัมพันธ์ระหว่างยอดขายกับค่าโฆษณาแล้ว จะทำให้สามารถประมาณ หรือ พยากรณ์ยอดขายเมื่อกำหนดหรือทราบงบประมาณในการโฆษณา และจะศึกษาถึงการเปลี่ยนแปลงของยอดขายเมื่องบประมาณการโฆษณาเปลี่ยนแปลงไป ในที่นี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของการวิเคราะห์ความถดถอย 2 ประเภทคือ

1. การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย
2. การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณหรือความถดถอยเชิงซ้อน

การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression) เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว หรือลักษณะที่สนใจศึกษา 2 ลักษณะ โดยที่ต้องทราบค่าของตัวแปรตัวหนึ่งหรือต้องกำหนดค่าของตัวแปรตัวหนึ่งไว้ล่วงหน้า เช่น ถ้าศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างรายจ่ายกับรายได้ หรือ ยอดขายกับโฆษณา ฯลฯ จะต้องทราบหรือกำหนดรายได้และค่าโฆษณาไว้ล่วงหน้า เช่น ทราบว่าเงินเดือนพนักงานทำความสะอาดของบริษัท แห่งหนึ่ง เป็น 2000, 2500, 3000 และ 4000 บาท ผู้วิเคราะห์จะต้องสอบถามพนักงานทำความสะอาดที่มีเงินเดือนดังกล่าวถึงรายจ่ายต่อเดือน จึงจะสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างรายจ่ายได้กับรายจ่ายได้ หรือในการหาความสัมพันธ์ระหว่างยอดขายกับค่าโฆษณาจะต้องทราบถึงงบประมาณในการโฆษณาที่บริษัทกำหนดไว้หรือใช้ไปจริง แล้วจึงจะทราบยอดขาย โดยจะเรียก รายได้และค่าโฆษณา ซึ่งเป็นตัวแปรที่ต้องกำหนดค่าไว้ล่วงหน้าว่า ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) และมักจะใช้สัญลักษณ์ X ส่วนยอดขายกับรายจ่ายจะเรียกว่า ตัวแปรตาม (Dependent Variable) และใช้สัญลักษณ์ Y ซึ่งหมายถึงยอดขายเป็นตัวแปรที่ขึ้นอยู่กับรายได้และรายจ่าย เป็นตัวแปรที่ขึ้นอยู่กับรายได้

สมการถดถอย คือ สมการเส้นตรง $Y = \alpha + \beta X$ ซึ่ง α และ β เป็นพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า จึงจะต้องประมาณค่าโดยใช้ข้อมูลจากตัวอย่าง โดยที่วิธีที่นิยมใช้ในการประมาณค่าของ α และ β ก็คือวิธี กำลังสองน้อยที่สุด (The Least Squares Method) ซึ่งจะแทนค่าของ α และ β ด้วยค่า a และ b โดย a ก็คือค่าคงที่ (Constant) เป็นค่าที่เส้นกราฟถดถอยตัดกับแกน Y ส่วน b เป็นความชัน (Slope) ของเส้นกราฟ ซึ่งแสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงของ Y เมื่อ X เปลี่ยนแปลง เรียกส่วนนี้ว่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) หรือสัมประสิทธิ์การพยากรณ์สมการถดถอยอย่างง่าย เขียนได้ดังนี้

$$Y = a + bX$$

เมื่อ

Y = ตัวแปรตาม (เนื่องจากค่าของ Y ขึ้นอยู่กับค่าของ X)

X = ตัวแปรอิสระหรือตัวแปรต้น

a = ค่าคงที่ (Constant) เป็นค่าที่ตัดกันแกน Y

b = ความชัน (Slope) ของเส้นกราฟ

สัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) หรือสัมประสิทธิ์การพยากรณ์ เป็นค่า b ที่ เป็นความชันของกราฟเส้นตรงที่เกิดจากสมการเชิงเส้น ถ้าทราบค่าของ b และค่าของ a แล้ว ก็จะสามารถพยากรณ์ค่าของตัวแปร Y ได้ซึ่งสรุปได้ดังนี้

1. ถ้า $b > 0$ แสดงว่า X และ Y มีความสัมพันธ์กันในทิศทางเดียวกัน กล่าวคือ ถ้า X มีค่าสูงขึ้น ค่าของ Y ก็จะมีค่าสูงขึ้นตามไปด้วย
2. ถ้า $b < 0$ แสดงว่า X และ Y มีความสัมพันธ์กันในทิศทางตรงกันข้าม กล่าวคือ ถ้า X มีค่าสูงขึ้น ค่าของ Y จะต่ำลง
3. ถ้า b มีค่าใกล้ 0 แสดงว่า X และ Y มีความสัมพันธ์กันน้อย
4. ถ้า $b = 0$ แสดงว่า X และ Y ไม่มีความสัมพันธ์กันเลย เส้นกราฟที่ได้จะเป็นเส้นตรง ค่าของ Y จะมีค่าเท่ากับค่าคงที่ (a)
5. ถ้า $b = 1$ แสดงว่าความชันของเส้นกราฟมีค่าเท่ากับ 45 องศา ค่า X และ Y จะมีค่าเท่ากัน ในกรณีที่ค่าคงที่ a เท่ากับศูนย์

วัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์ความถดถอยและสหสัมพันธ์

1. เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด ถ้า X และ Y มีความสัมพันธ์กันมาก แสดงว่า ถ้า X มีการเปลี่ยนแปลงไปจะมีผลกระทบต่อค่าของ Y เป็นอย่างมาก
2. ใช้ความสัมพันธ์ที่วิเคราะห์ได้มาประมาณค่าหรือพยากรณ์ค่า Y ในอนาคต เมื่อ กำหนดค่า X สำหรับการหาแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X และ Y นั้น ในขั้นแรกจะนำเอาข้อมูลของตัวแปรทั้งสองมาเขียนกราฟแสดงความสัมพันธ์ ซึ่งจะเรียกกราฟนี้ว่า แผนภาพการกระจาย (Scatter Diagram) ผู้วิเคราะห์จะต้องพิจารณาจากแผนภาพการกระจายว่า ความสัมพันธ์ของ ตัวแปรทั้งสองจะอยู่ในรูปแบบใด เช่น เส้นตรง พาราโบลา เส้นโค้ง หรืออื่น ๆ ฯลฯ โดยที่จะต้อง สามารถเขียนความสัมพันธ์ให้อยู่ในรูปแบบทางคณิตศาสตร์ได้ใน

ที่นี้จะศึกษาเฉพาะความสัมพันธ์ ของตัวแปร X และ Y ในรูปเชิงเส้นหรือเส้นตรงเท่านั้น จึงเรียกการวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย ที่ความสัมพันธ์ของตัวแปรอยู่ในรูปเชิงเส้นว่า การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple linear Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) จะเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหรือตัวแปรต้นที่ทำหน้าที่พยากรณ์ตั้งแต่ 2 ตัว ขึ้นไป กับตัวแปรตาม 1 ตัว เช่น ต้องการพยากรณ์ผลการเรียนของนักศึกษาแผนกคอมพิวเตอร์ (Y) โดยใช้ตัวพยากรณ์ 3 ตัวประกอบด้วย ความสนใจของผู้เรียน (X1) ความรู้พื้นฐานของผู้เรียน (X2) และคุณภาพการสอนของผู้สอน (X3) เป็นต้น ในการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณนั้น จะต้องหาความสัมพันธ์สหสัมพันธ์พหุคูณ (Multiple Correlation Coefficient) เพื่อให้ทราบถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหรือตัวแปรต้นจำนวนทั้ง 3 ตัวกับตัวแปรตามว่ามีความสัมพันธ์กันเช่นใด

สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ จะต้องหาสมการถดถอยเพื่อใช้ในการพยากรณ์ค่าของตัวแปรตาม (Y) เช่นเดียวกับการวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่ายและหาค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน รวมทั้งหาค่าสหสัมพันธ์พหุคูณ (Multiple Correlation) เพื่อหาความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงที่เป็นไปได้สูงสุดระหว่างตัวแปรอิสระหรือตัวแปรต้นกับตัวแปรตาม

2) ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ข่ายงานประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่พยายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งเป็นแนวความคิดที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกฝนได้ และสามารถนำความรู้ไปแก้ปัญหาได้ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่า นิวรอน (Neuron) ทุก ๆ นิวรอนสามารถมีได้หลายอินพุตแต่มีเอาต์พุตเพียงเอาต์พุตเดียว และทุก ๆ เอาต์พุตจะแยกไปยังอินพุตของนิวรอนอื่น ๆ ภายในโครงข่าย โดยโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและการจดจำ เช่น การจำแนกข้อมูล (Data classification) การทำนายเหตุการณ์ (Forecasting) การบีบอัดข้อมูล (Data Compression) การกรองสัญญาณรบกวน (Noise filter) เป็นต้น (อรนันท์ เชาว์พานิช, 2553)

3) ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ

ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการเป็นขั้นตอนวิธีการค้นหาคำตอบที่เลียนแบบกระบวนการวิวัฒนาการของธรรมชาติ ตามทฤษฎีของ Darwin ซึ่งพูดถึงการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมจากรุ่นหนึ่งสู่อีกรุ่นหนึ่ง ว่าพ่อแม่สามารถถ่ายทอดลักษณะต่าง ๆ ไปสู่รุ่นลูกได้ ดังจะเห็นได้จากการที่ลูกมี

หน้าตาเหมือนพ่อ ฉลาดเหมือนแม่ เป็นต้น สิ่งมีชีวิตในธรรมชาติอาศัยการถ่ายทอดพันธุกรรมนี้ เพื่อที่จะดำรงเผ่าพันธุ์อยู่ต่อไป สิ่งมีชีวิตที่มีลักษณะเหมาะสมและสามารถปรับตัวเพื่อความอยู่รอดใน สภาวะแวดล้อมต่าง ๆ ได้ ก็จะมีชีวิตรอดต่อไป แต่ถ้าสิ่งมีชีวิตใดไม่สามารถปรับตัวได้หรือไม่ เหมาะสมก็จะล้มตายลง และด้วยกระบวนการคัดเลือกสิ่งที่เหมาะสมที่จะได้อยู่รอดนี้เองทำให้เกิด กระบวนการวิวัฒนาการในธรรมชาติขึ้น สิ่งมีชีวิตต่าง ๆ จะต้องพยายามพัฒนาตัวเองขึ้นเพื่อให้อยู่ รอด และเมื่อผ่านเวลาไประยะหนึ่ง ก็จะได้สิ่งมีชีวิตที่ดีและเหมาะสม

จากหลักการวิวัฒนาการตามธรรมชาตินี้เอง ที่ทำให้เกิดแนวความคิดในการพัฒนาเทคนิค ทางการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Computation) ซึ่งเป็นการหาคำตอบโดยอาศัย ประชากร โดยที่ประชากรเหล่านี้จะถูกวิวัฒนาการผ่านรุ่นสู่รุ่นเพื่อให้เข้าใกล้คำตอบที่ดี ขั้นตอนวิธีที่ จัดอยู่ในการคำนวณประเภทนี้ เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm) การโปรแกรมเชิง พันธุกรรม (Genetic Programming) กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ (Evolution Strategies) เป็นต้น โดยขั้นตอน วิธีเชิงพันธุกรรมจะแทนคำตอบหรือผลเฉลยของปัญหาต่าง ๆ ในรูปแบบของโครโมโซม (Chromosome) ตามธรรมชาติสิ่งมีชีวิตหนึ่งๆ ก็จะประกอบด้วยโครโมโซมชุดหนึ่ง เทคนิคการ คำนวณนี้ก็เช่นเดียวกัน ประชากรหนึ่งตัว (Individual) ก็จะประกอบด้วยสายอักขระฐานสองชุดหนึ่ง และหลายๆ ประชากรรวมกันก็จะกลายเป็นกลุ่มของประชากร (Population) ส่วนการโปรแกรมเชิง พันธุกรรมจะแทนคำตอบหรือผลเฉลยของปัญหาต่าง ๆ ในรูปแบบของต้นไม้ (Tree) และกลยุทธ์เชิง วิวัฒนาการจะแทนคำตอบหรือผลเฉลยของปัญหาต่าง ๆ ในรูปแบบของเวกเตอร์จำนวนจริง

ปัจจุบันจะเห็นได้ว่าการนำขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการไปใช้ในเกือบทุกสาขาวิชา นอกจากนี้ ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการยังถูกนำไปใช้ร่วมกับเครื่องมืออื่น ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น ระบบฟัซซี ลอจิก (Fuzzy Logic) ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นต้น

2.1.3 ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA)

2.1.3.1 องค์ประกอบหลักของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

1) การเข้ารหัสโครโมโซม (Chromosome Encoding)

การเข้ารหัสโครโมโซมเป็นขั้นตอนแรกและเป็นขั้นตอนที่สำคัญเพราะเป็นการออกแบบให้ โครโมโซมเป็นตัวแทนคำตอบของระบบ ในขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมทั่วไปจะให้โครโมโซมอยู่ในรูปของตัว แปรแบบสตริง $S = (s_1, s_2, \dots, s_L)$ โดยที่ S คือโครโมโซมหนึ่ง ๆ และแต่ละ $s_i, i=1, 2, \dots, L$ คือแต่ละตัวแปรใน ชุดคำตอบของระบบ ซึ่งแต่ละระบบอาจมีจำนวนตัวแปรไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหา ความ ซับซ้อนและการออกแบบการแก้ปัญหาของระบบนั้น ๆ

เมื่อพิจารณาโครโมโซมหนึ่ง ๆ เราสามารถมองได้ว่าเป็นการนำเอาคำตอบทั้งชุดของระบบมาวาง เรียงต่อกันเป็นสาย ซึ่งขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะมองหนึ่งโครโมโซมเป็นหนึ่งคำตอบและโครโมโซมดังกล่าว

จะเป็นที่เก็บคุณลักษณะคำตอบของระบบไว้เพื่อใช้ในการสืบทอดสายพันธุ์ให้ประชากรรุ่นถัดไป การเข้ารหัสจึงเป็นการจัดวางรูปแบบคำตอบของระบบให้อยู่ในรูปแบบที่ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมสามารถเข้าใจและทำงานได้ ตัวอย่างวิธีการเข้ารหัสมีดังนี้

1.1) การเข้ารหัสแบบไบนารี (Binary Encoding) หรือเลขฐานสอง ซึ่งแต่ละตำแหน่งของยีน

ในโครโมโซมจะแทนด้วยค่า 1 หรือ 0 เท่านั้น ดังตัวอย่างในรูปที่ 2-1

โครโมโซม A:

0	1	0	1	0
---	---	---	---	---

โครโมโซม B:

1	1	1	0	0
---	---	---	---	---

รูปที่ 2-1 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบไบนารี

1.2) การเข้ารหัสแบบค่าต่าง ๆ (Value Encoding) แต่ละตำแหน่งของยีนในโครโมโซมจะแทนด้วยค่าต่าง ๆ โดยมีรูปแบบ เช่น ตัวอักษร จำนวนจริง และคำสั่งต่าง ๆ เป็นต้น ซึ่งรูปแบบของโครโมโซมนี้เหมาะสมกับปัญหาที่ค่อนข้างซับซ้อน ดังตัวอย่างในรูปที่ 2-2

โครโมโซม A:

b	m	e	o	e
---	---	---	---	---

โครโมโซม B:

1.29	0.28	3.25	1.97	2.46
------	------	------	------	------

โครโมโซม C:

back	left	left	right	back
------	------	------	-------	------

รูปที่ 2-2 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบค่าต่าง ๆ

1.3) การเข้ารหัสแบบเพอมิวเตชัน (Permutation Encoding) เป็นการเข้ารหัสที่แต่ละโครโมโซมเป็นรูปแบบหนึ่งของเพอมิวเตชันที่เป็นไปได้ของคำตอบ ค่าที่เก็บอยู่ในโครโมโซมแต่ละตำแหน่งจะไม่ซ้ำกัน เช่น ปัญหาการเดินทางของพนักงานขาย (Travelling Salesman Problem) ดังรูปที่ 2-3

โครโมโซม A:

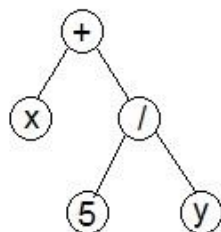
1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

โครโมโซม B:

9	8	7	6	5
---	---	---	---	---

รูปที่ 2-3 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบเพอมิวเตชัน

1.4) การเข้ารหัสแบบทรี (Tree Encoding) เหมาะกับปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาโปรแกรมโดยที่ทุกตำแหน่งของยีนในโครโมโซมจะเป็นโหนด (Node) ของต้นไม้ ดังรูปที่ 2-4



รูปที่ 2-4 การเข้ารหัสโครโมโซมแบบพรี

วิธีการเข้ารหัสแต่ละวิธีจะมีคุณสมบัติที่ไม่เหมือนกันซึ่งขึ้นอยู่กับปัจจัยหลาย ๆ อย่าง เช่น ชนิดของคำตอบหรือวิธีการคำนวณในระบบ ฯลฯ ปกติแล้วใน GA จะใช้โครโมโซมหลาย ๆ ชุดแทนคำตอบของระบบ นั่นคือ ในวัฏจักรหนึ่ง ๆ ของ GA จะมีคำตอบอยู่หลาย ๆ ชุด โดยงานวิจัยนี้จะใช้การเข้ารหัสแบบค่าต่าง ๆ (Value Encoding) ซึ่งจะใช้การเข้ารหัสแบบจำนวนจริง

2) การสร้างประชากรต้นกำเนิด (Initial Population)

เป็นการสุ่มเลือกประชากรต้นแบบขึ้นมาเพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นของขั้นตอนการวิวัฒนาการ โดยประชากรกลุ่มแรกหรือประชากรต้นกำเนิด จะเกิดจากการสุ่มเลือกมาจากคำตอบที่เป็นไปได้ โดยจะทำการสุ่มตามจำนวนของประชากรที่ได้กำหนดไว้เป็นพารามิเตอร์ของขั้นตอนวิธี

3) ฟังก์ชันสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม (Fitness Function)

เป็นขั้นตอนในการประเมินว่าโครโมโซมหนึ่ง ๆ ดีหรือไม่ดีอย่างไร ซึ่งในการประเมินค่าความเหมาะสมของโครโมโซมจะต้องมีการกำหนด ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective Function) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่แสดงความสัมพันธ์ของแต่ละตัวแปร พารามิเตอร์ เงื่อนไข หรือข้อกำหนดต่าง ๆ ของปัญหานั้น ๆ ที่ระบุคำตอบใดคำตอบหนึ่งที่สามารถเป็นไปได้อันเป็นกระบวนการสำคัญที่ใช้ในการประเมินผลคำตอบของปัญหาว่าดีหรือไม่ดีแค่ไหน โดยจะทำการประเมินคำตอบจากโครโมโซมเทียบกับเป้าหมายของปัญหา ในกรณีที่ปัญหาเป็นปัญหาของการค้นหาค่าต่ำสุด (Minimization Problem) โครโมโซมที่เป็นคำตอบที่ดีที่สุดของปัญหาจะมีค่าตัวเลขจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่น้อยที่สุด

4) การดำเนินการทางพันธุกรรม (Genetic Operator)

เป็นวิธีการดำเนินการต่าง ๆ ตามขั้นตอนของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม เพื่อให้การเกิดวิวัฒนาการไปสู่คำตอบที่ดีขึ้น ซึ่งได้แก่

1) การคัดเลือกสายพันธุ์ (Selection)

การคัดเลือกสายพันธุ์เป็นขั้นตอนในการคัดเลือกโครโมโซมที่ดีที่สุดจากภายในกลุ่มประชากรทั้งหมด โครโมโซมที่ได้รับการคัดเลือกจะถูกนำไปใช้เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ เพื่อใช้ในการให้กำเนิด

ลูกหลานในรุ่นถัดไป โดยปกติเพื่อให้ได้สายพันธุ์ที่ดี ต้นกำเนิดของสายพันธุ์จะต้องดีด้วย จึงกลายเป็นปัญหาว่าจะทำการคัดเลือกต้นกำเนิดสายพันธุ์ที่ดีได้อย่างไร

การคัดเลือกสายพันธุ์เป็นการจำลองการคัดเลือกโครโมโซมที่จะสามารถอยู่รอดได้ในแต่ละรุ่น สำหรับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะทำการคัดเลือกโครโมโซมโดยการพิจารณาที่ค่าความเหมาะสมของโครโมโซมนั้นๆ ดังนั้นโครโมโซมไหนมีค่าความเหมาะสมที่ดี ย่อมหมายถึงการเป็นโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมเป็นที่น่าพอใจจะได้รับการคัดเลือกไว้ ส่วนโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมต่ำกว่าจะมีโอกาสถูกเลือกน้อยกว่า หรือไม่ได้รับการคัดเลือกเลย

วิธีการคัดเลือกโครโมโซมที่ใช้กันแพร่หลายทั่ว ๆ ไป เช่น วิธีการแบ่งเป็นสัดส่วน (Proportionate) วิธีของโบลต์ซมันน์ (Boltzmann) วิธีการจัดอันดับ (Ranking) วิธีจัดการแข่งขัน (Tournament) วิธีของวงล้อรูเล็ต (Roulette Wheel sampling) วิธีสุ่มตัวอย่างแบบเฟ้นสุ่มครอบจักรวาล (Stochastic Universal Sampling หรือ SUS) และ วิธีเก็บตัวเก่ง (Elitist) เป็นต้น ในที่นี้จะยกตัวอย่างเพียง 2 วิธี ที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

- วิธีการจัดการแข่งขัน (Tournament Selection)

เป็นวิธีการเดียวกับการแข่งขันกีฬาทั่วไป ทำได้โดยการสุ่มแบ่งกลุ่มคัดเลือกโครโมโซมแล้วเลือกเอาโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่มนั้นเพื่อเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ จำนวนของโครโมโซมในแต่ละกลุ่มนั้นจะแตกต่างกันออกไป โดยปกติแล้วจะใช้วิธีสุ่มแบบจับคู่โครโมโซม (นั่นคือมีเพียง 2 โครโมโซมที่ถูกสุ่มเลือกเข้ามาในแต่ละการแข่งขัน) วิธีในการจัดการแข่งขันมีความเหมาะสมในการทำให้ปัญหาความเหลื่อมล้ำของค่าความเหมาะสมของโครโมโซมหมดไป

- วิธีเก็บตัวเก่ง (Elitist)

เป็นแนวคิดที่ป้องกันการหาของเส้นทางที่ดีที่สุด นั่นคือ มีการคัดลอกโครโมโซมที่ดีที่สุดไว้ก่อน ส่วนประชากรส่วนที่เหลือจะคัดเลือกโดยใช้วิธีการคัดเลือกแบบอื่น ๆ

หลังจากกระบวนการคัดเลือกได้ดำเนินไปจนเสร็จสมบูรณ์ โครโมโซมลูกหลานจะถูกสร้างจากโครโมโซมที่ถูกคัดเลือกมาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ โดยการนำเอาโครโมโซมที่เป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์นั้นมาทำการเปลี่ยนแปลงเพื่อให้เกิดโครโมโซมใหม่ ซึ่งมีการคาดหวังว่าโครโมโซมลูกหลานที่เกิดขึ้นมานั้นจะได้รับส่วนดีของโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ โดยผ่านกระบวนการทางสายพันธุ์

โดยปกติทั่วไปกระบวนการทางสายพันธุ์จะมีอยู่ 2 วิธีหลัก ๆ คือ การไขว้เปลี่ยน (Crossover) และการกลายพันธุ์ (Mutation) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

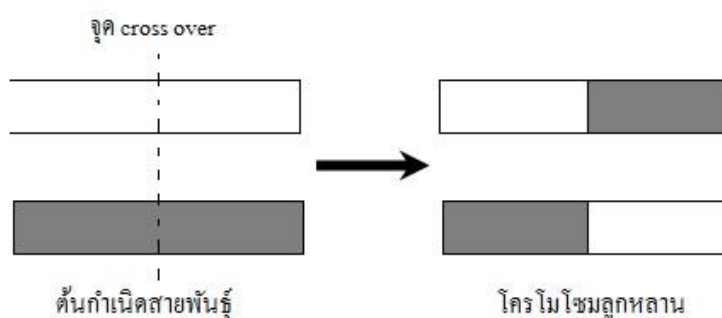
2) การไขว้เปลี่ยน (Crossover)

เป็นวิธีการรวมตัวใหม่ของโครโมโซม (Recombination Operator) โดยทำการรวมส่วนย่อยระหว่างโครโมโซมต้นกำเนิดสายพันธุ์ตั้งแต่สองโครโมโซมขึ้นไป เพื่อให้กลายเป็นโครโมโซมลูกหลาน ซึ่งโครโมโซมลูกหลานที่ได้จากการไขว้เปลี่ยนนี้จะมีพันธุกรรมจากต้นกำเนิดสายพันธุ์อยู่ในตัว โดยปกติทั่วไป

แล้วจะมีการกำหนดอัตราการทำไขว้เปลี่ยนเอาไว้ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้ความน่าจะเป็น (P_c) เป็นตัวกำหนดอัตราดังกล่าว วิธีการไขว้เปลี่ยนมีได้หลายแบบดังรายละเอียดในตัวอย่างต่อไปนี้

- การไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียว (Single-Point Crossover)

การไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียวนี้โครโมโซมลูกหลานจะมีสายพันธุ์ของต้นกำเนิดอยู่อย่างละหนึ่งส่วน จุดตัดในการไขว้เปลี่ยนนั้นโดยปกติจะได้อาจมาจากการสุ่มเลือก ตัวอย่างการไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียวแสดงดังรูปที่ 2-5



รูปที่ 2-5 ตัวอย่างการไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียว

- การไขว้เปลี่ยนแบบสม่ำเสมอ (Uniform Crossover)

เป็นการทำไขว้เปลี่ยนที่นิยมอีกแบบหนึ่ง โครโมโซมลูกหลานเกิดจากการสุ่มเลือกแต่ละยีนจากพ่อหรือแม่มาประกอบกันเป็นโครโมโซมใหญ่ ซึ่งมีข้อดีในการลดปัญหาความไม่สมดุลในการแบ่งจุดไขว้เปลี่ยนแบบจุดเดียวของโครโมโซมที่มีขนาดต่าง ๆ กัน

- การไขว้เปลี่ยนด้วยวิธี real-value crossover (Ioannis G. Tsoulos, 2008)

การไขว้เปลี่ยนวิธีนี้ทำได้โดยการสุ่มเลือกโครโมโซมมา 2 ตัวเป็นตัวแทนพ่อแม่ที่จะสร้างลูกหลานรุ่นถัดไป สมมติว่าพ่อแม่แทนด้วย $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ และ $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ ดังนั้นลูกหลานคือ x' และ y' จะถูกสร้างโดยใช้สมการดังนี้

$$x'_i = a_i x_i + (1-a_i) y_i,$$

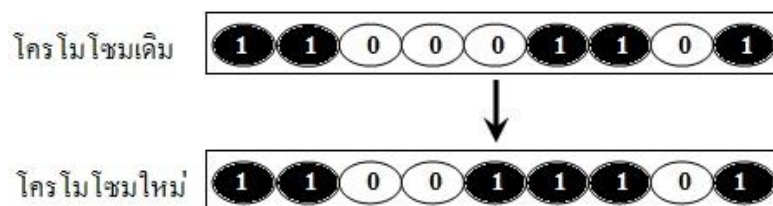
$$y'_i = a_i y_i + (1-a_i) x_i,$$

โดยที่ a_i เป็นค่าสุ่มที่อยู่ในช่วง $[-1, 1]$

3) การกลายพันธุ์ (Mutation)

เป็นวิธีการแปรผันยีนหรือส่วนย่อยของโครโมโซม ซึ่งสามารถเปรียบเทียบได้กับการกลายพันธุ์ของสิ่งมีชีวิตในทางชีววิทยา เนื่องจากการกลายพันธุ์คือการเปลี่ยนแปลงยีนในโครโมโซม โดยในทางปฏิบัติแล้ว

ยีนก็คือบิตในระบบตัวเลขของคอมพิวเตอร์ซึ่งแสดงดังรูป 2-6 ซึ่งขั้นตอนในการกลายพันธุ์โดยทั่วไป คือ ทำการสุ่มตำแหน่งที่ต้องการกลายพันธุ์ขึ้นมาภายใต้ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ (Probability of Mutation) จากนั้นทำการกลับค่าของบิตที่สุ่มมาได้จาก 0 เป็น 1 และจาก 1 เป็น 0 ในกรณีของโครโมโซมที่มีการเข้ารหัสแบบไบนารี



รูปที่ 2-6 ตัวอย่างการกลายพันธุ์ในบิตที่ 5 ของโครโมโซม

สำหรับกรณีที่โครโมโซมมีการเข้ารหัสแบบค่าต่างๆ (Value Encoding) เช่นกรณีที่แต่ละตำแหน่งของยีนถูกแทนด้วยจำนวนจริง รูปแบบของการกลายพันธุ์จะมีความซับซ้อนขึ้นกว่าการทำ กลายพันธุ์โดยทั่วไป โดยตัวอย่างเทคนิคการกลายพันธุ์ในลักษณะนี้ เช่น non-uniform mutation (Zbigniew Michalewicz and Marc Schoenauer, 1996) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

สมมติว่าโครโมโซมที่จะทำการกลายพันธุ์แทนด้วย $\square_{\square} = \langle \square_1, \dots, \square_m \rangle$ และ ตำแหน่งยีนที่ถูกสุ่มมาทำการกลายพันธุ์ของโครโมโซมนี้คือ \square_{\square} ผลลัพธ์หลังจากการกลายพันธุ์ของโครโมโซมนี้จะเป็น $\square_{\square}^{+1} = \langle \square_1, \dots, \square'_{\square}, \dots, \square_{\square} \rangle$ ซึ่ง

$$\square'_{\square} = \begin{cases} \square_{\square} + \Delta(\square, \square_{\square} - \square_{\square}) & \text{ถ้าค่าที่สุ่มได้มีค่าเท่ากับ 0} \\ \square_{\square} - \Delta(\square, \square_{\square} - \square_{\square}) & \text{ถ้าค่าที่สุ่มได้มีค่าเท่ากับ 1} \end{cases}$$

โดยที่ LB และ UB แทนขอบเขตบนและขอบเขตล่างของค่าในตัวแปร \square_{\square}

$$\text{และ } \Delta(\square, \square) = \square \cdot \left(1 - \square^{(1 - \frac{\square}{\square})^{\square}} \right)$$

ซึ่ง t แทน รุ่นปัจจุบัน ที่ทำการกลายพันธุ์ (Time generation)

T แทน จำนวนรุ่นสูงสุด (maximal generation number)

r ค่าที่ได้จากการสุ่มในช่วง $[0..1]$

b คือพารามิเตอร์ของระบบซึ่งเป็นตัวระบุระดับการขึ้นแก่กันบนจำนวนรอบการทำงาน (ค่าที่แนะนำคือ 5)

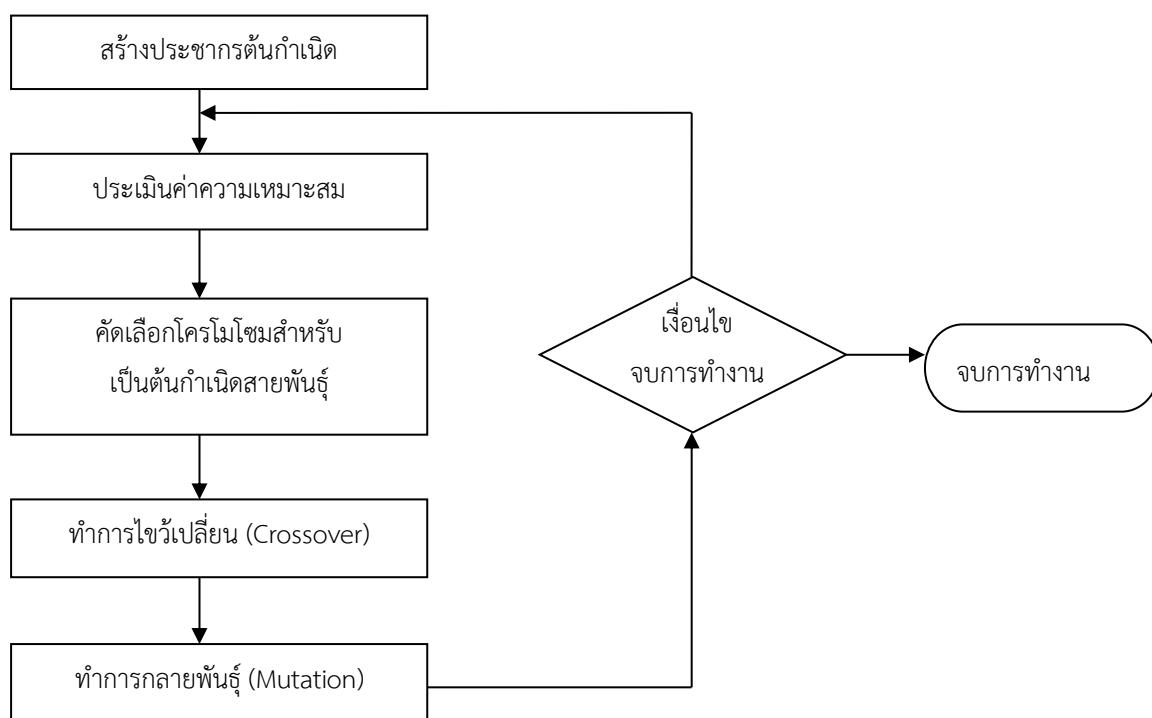
การกลายพันธุ์สามารถทำให้เกิดความหลากหลายขึ้นในกลุ่มประชากร มีผลให้คำตอบที่เกิดขึ้นในกระบวนการของ GA ครอบคลุมพื้นที่การค้นหาคำตอบทั่วถึงยิ่งขึ้น อย่างไรก็ตามอัตราในการกลายพันธุ์เป็นปัจจัยที่สำคัญอีกอย่างหนึ่งที่ต้องคำนึงถึงเพราะจะมีผลต่อพฤติกรรมการทำงานของ GA เนื่องจากในการนำโครโมโซมมาแก้ไขหรือตัดแปลงบางส่วนทำให้โครโมโซมสายพันธุ์ใหม่เปลี่ยนไปจากเดิม ซึ่งมีโอกาสที่จะเป็นโครโมโซมที่ดีหรือแย่กว่าเดิมก็ได้ หากโครโมโซมที่ได้ใหม่นั้นเป็นโครโมโซมที่แย่ลง โครโมโซมที่ดีนี้จะถูกตัดออกไปในขั้นตอนการคัดเลือกเอง

วัตถุประสงค์ของการกลายพันธุ์ คือ เพื่อสร้างความหลากหลายของข้อมูล ซึ่งมีผลการค้นคว้ารายงานว่าอัตราการกลายพันธุ์จะขึ้นอยู่กับขนาดของประชากร เพื่อให้การสำรวจพื้นที่ในการค้นหาคำตอบเป็นไปอย่างทั่วถึง ดังนั้นการกำหนดอัตราการกลายพันธุ์ต้องมีความเหมาะสมต่อปัญหาด้วย เพื่อให้ผลในการค้นหาคำตอบมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น โดยปกติแล้วการกลายพันธุ์จะมีอัตราการใช้งานที่ค่อนข้างต่ำ

กระบวนการทำงานของ GA เป็นวัฏจักรหมุนเวียนอยู่เช่นนี้จนกระทั่งถึงจุดหนึ่งตามเงื่อนไข โดยอาจสิ้นสุดเมื่อถึงรุ่นตามที่กำหนดหรือพบคำตอบที่ดีที่สุดตามที่กำหนดไว้

2.1.3.2 ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

ในรูปที่ 2-7 แสดงขั้นตอนการทำงานโดยรวมของ GA เพื่อทำการค้นหาคำตอบที่ต้องการ คำตอบของระบบที่ต้องการให้ GA ทำการค้นหาคำตอบจะอยู่ในรูปของโครโมโซมในกลุ่มของประชากร ซึ่งคำตอบที่ต้องการจะเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดในกลุ่ม ดังนั้นระบบจะสามารถรู้ได้ว่าคำตอบที่มีอยู่ใน GA ณ เวลาหนึ่ง ๆ นั้นดีหรือไม่ดีอย่างไรด้วยการประเมินค่าของโครโมโซมผ่านฟังก์ชันวัตถุประสงค์



รูปที่ 2-7 ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม

จากรูปขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆดังนี้

1. สร้างประชากร โดยปกติจะใช้การสุ่ม (Random)
2. ประเมินค่าโครโมโซมของกลุ่มประชากรทั้งหมดด้วยฟังก์ชันวัตถุประสงค์
3. ใช้ค่าความเหมาะสมทำการคัดเลือกโครโมโซมบางกลุ่มเพื่อนำมาเป็นต้นกำเนิดสายพันธุ์ ซึ่งจะใช้เป็นตัวแทนในการถ่ายทอดสายพันธุ์ให้กับรุ่นถัดไป
4. นำต้นกำเนิดสายพันธุ์มาทำการสร้างลูกหลานด้วยกระบวนการทางสายพันธุ์(Crossover and Mutation) โครโมโซมที่ได้ในขั้นตอนนี้คือโครโมโซมลูกหลาน
5. เริ่มต้นทำซ้ำจากขั้นตอนในข้อ 2 ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งได้คำตอบที่ต้องการ หรือทำงานจนครบจำนวนรอบสูงสุดที่กำหนดไว้

2.1.4 กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Strategy: ES)

กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการถูกพัฒนาโดย อิงโก เรเชนเบิร์ก Ingo Rechenberg และ ฮานส์-พอลล์ ชเวเฟล Hans-Paul Schwefel ในช่วง 1970s ซึ่งนำหลักการของการวิวัฒนาการทางธรรมชาติมาใช้ กล่าวคือ กระบวนการคัดเลือกตามธรรมชาติ และกฎการอยู่รอดของผู้ที่เหมาะสมที่สุด โดยในการทำซ้ำแต่ละครั้งจะมีการคัดเลือกเพื่อตัดคำตอบที่อ่อนแอกว่าออกไป และคำตอบที่เหลือที่มีค่าความเหมาะสม (Fitness Value) สูงกว่าจะถูกนำไปทำเป็นต้นแบบในการเปลี่ยนแปลงค่าของคำตอบต่างๆเล็กน้อย (Mutate) ในรูปแบบอื่น ๆ จากนั้นทำการคัดสรรคำตอบที่มีค่าความเหมาะสมที่สูงกว่าไปเป็นต้นแบบในรอบถัดไป ตัวแปรต่าง ๆ ในกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการจะถูกแทนในรูปแบบจำนวนจริงที่มีความยาวคงที่ (fixed-length real-valued vector) แต่ละตำแหน่งในเวกเตอร์จะสอดคล้องกับลักษณะของแต่ละตัวแปร โดยในการใช้กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการเพื่อหาค่าเหมาะสมที่สุด ยกตัวอย่างเช่น การหาค่าสูงสุดใช้สมการดังนี้

$$f^* = f(\vec{x}^*) = \max \{f(\vec{x}) | \vec{x} \in M \subseteq \mathbb{R}^n\}$$

เมื่อ	$f(\vec{x})$	คือ	ฟังก์ชันค่าเหมาะสมที่สุด
	\vec{x}	คือ	เวกเตอร์ของจำนวนจริง n มิติ
	\vec{x}^*	คือ	เวกเตอร์ที่ทำให้ $f(\vec{x})$ มีค่าสูงที่สุด
	M	คือ	เซตของคำตอบที่เป็นไปได้

กลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการอย่างง่ายเริ่มต้นด้วยการมีประชากร 1 ตัว ที่สร้างประชากรใหม่ 1 ตัว เรียกว่า (1+1)-ES โดยขั้นตอนการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการแบบ (1+1)-ES เริ่มต้นจากการสุ่มค่าเวกเตอร์จำนวนจริงและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) พร้อมทั้งหาค่าความเหมาะสมของประชากรเริ่มต้น แล้วสร้างประชากรใหม่ 1 ตัวด้วยการกลายพันธุ์โดยอาศัยการสุ่มค่าจำนวนจริงขึ้นมา

จากการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) ที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ σ จากนั้นทำการประเมินค่าความเหมาะสมของประชากรที่สร้างขึ้นใหม่โดยใช้ฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสม แล้วเลือกประชากรตัวที่เหมาะสมกว่าเป็นประชากรในรุ่นต่อไป รหัสเทียมของ (1+1)-ES แสดงในรูปที่ 2-8

```

Procedure (1+1)-ES
begin
    generation = 0
    Initialize ( $\bar{x}, \sigma$ )
    Evaluate ( $\bar{x}$ )
    while ( termination criterion not fulfilled ) do
        ( $\bar{x}', \sigma'$ ) = mutate ( $\bar{x}, \sigma$ )
        Evaluate ( $\bar{x}'$ )
        if ( $\bar{x}' \leq \bar{x}$ ) then
            ( $\bar{x}, \sigma$ ) = ( $\bar{x}', \sigma'$ )
            generation = generation + 1
        end while
    end

```

รูปที่ 2-8 รหัสเทียมของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการแบบ (1+1)-ES

รายละเอียดของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการดังรูปที่ 2-8 ประกอบด้วย การสร้างประชากรเริ่มต้น การประเมินค่าคำตอบ การสร้างประชากรรุ่นใหม่ด้วยการกลายพันธุ์ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.1.4.1. การสร้างประชากรเริ่มต้น

เริ่มต้นการทำงานของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ จะสร้างประชากรเริ่มต้นโดยการสุ่มค่าจำนวนจริงขึ้นมา n ค่า (เป็นเวกเตอร์ของจำนวนจริง n มิติ) และสุ่มค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานขึ้นมา 1 ค่า เช่น การกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับจำนวนจริง 5 ค่า แสดงดังตัวอย่างในรูปที่ 2-9

1.24	2.18	0.95	1.56	0.73	0.50
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	σ

รูปที่ 2-9 ตัวอย่างการกำหนดค่าเริ่มต้นสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

2.1.4.2 การประเมินค่าคำตอบ

การประเมินค่าคำตอบสำหรับกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ แตกต่างจากวิธีประเมินค่าตอบของขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมที่ได้อธิบายไว้ตอนต้น โดยกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการนั้นไม่ต้องทำการแปลงค่าที่ถูกเก็บอยู่แบบขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม แต่สามารถนำค่าจำนวนจริงมาคำนวณหาค่าความเหมาะสมโดยใช้ฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสมได้เลย เช่น ตัวอย่างการกำหนดค่าเริ่มต้นโครโมโซมดังรูปที่ 2-9 ถ้าฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสมคือ $f(x) = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5$ เมื่อนำโครโมโซมมาหาค่าความเหมาะสม จะได้ค่าความเหมาะสมเท่ากับ 6.66 ซึ่งคำนวณได้จาก $(1.24 + 2.18 + 0.95 + 1.56 + 0.73)$ เป็นต้น

2.1.4.3 การสร้างประชากรรุ่นใหม่ด้วยการกลายพันธุ์

การสร้างประชากรใหม่ของกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการก่อนอื่นจะทำการปรับค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานก่อน โดย (Rechenberg, 1973) ได้เสนอกฎความสำเร็จ $1/5$ ($1/5$ success rule) สำหรับ การปรับค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไว้ดังสมการ

$$\sigma = \begin{cases} \sigma \div 0.817 & \text{if } (p > 1/5) \\ \sigma \times 0.817 & \text{if } (p < 1/5) \\ \sigma & \text{if } (p = 1/5) \end{cases}$$

เมื่อ σ คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

P คือ อัตราส่วนที่กลายพันธุ์แล้วนำไปสู่คำตอบที่ดีขึ้นในการทำงานที่ผ่านมา

การกลายพันธุ์สำหรับจำนวนจริงแต่ละค่าในเวกเตอร์จำนวนจริง n มิติ ทำโดยการสุ่มค่ามาจากการกระจายปกติ นั่นคือ $Z_i \sim N(0, \sigma)$ แล้วจะนำค่าที่สุ่มได้จากการกระจายปกตินี้บวกกับค่าจำนวนจริงเดิมทุกตัวในเวกเตอร์ \vec{x} ทำให้ได้ประชากรรุ่นใหม่ เช่น ประชากรเดิมดังรูปที่ 2-9 เมื่อทำการกลายพันธุ์ตามวิธีดังกล่าวจะได้ประชากรใหม่ดังรูปที่ 2-10

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
ประชากรเดิม	1.24	2.18	0.95	1.56	0.73
$Z_i \sim N(0, \sigma)$	0.11	-0.23	0.07	-0.44	0.06
ประชากรใหม่	1.35	1.95	1.02	1.12	0.79

รูปที่ 2-10 ตัวอย่างการกลายพันธุ์ในกลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการ

การทำงานของ (1+1)-ES มีประชากรเพียงตัวเดียวเท่านั้น ทำให้มีการพัฒนากลยุทธ์เชิงวิวัฒนาการที่มีจำนวนประชากรเพิ่มขึ้นเรียกว่า $(\mu+\lambda)$ -ES โดยการทำงานของ $(\mu+\lambda)$ -ES เริ่มจากการสุ่มคำตอบขึ้นมา μ ตัว แล้วใช้คำตอบ μ ตัวนี้สร้างคำตอบใหม่ขึ้นมาอีก λ ตัว จากนั้นจะทำการเลือกคำตอบที่ดีที่สุดไว้เพียง μ

ตัว จากคำตอบทั้งหมด $\mu+\lambda$ ตัว โดยการสร้างคำตอบขึ้นมาใหม่จะใช้การกลายพันธุ์เช่นเดียวกับใน (1+1)-ES และยังสามารถสร้างคำตอบขึ้นมาใหม่โดยใช้คำตอบตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไปมาสร้างก็ได้ ขั้นตอนวิธีของ $(\mu+\lambda)$ -ES แสดงในรูปที่ 2-11

```

Procedure  $(\mu+\lambda)$ -ES
begin
  generation = 0
  Initialize  $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_\mu)$ 
  Initialize  $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_\mu)$ 
  Evaluate  $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_\mu)$ 
  while ( termination criterion not fulfilled ) do
    for i= 1 to  $\lambda$  do
       $\vec{x}_i'$  = mutate (recombination $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_\mu)$  )
      Evaluate  $(\vec{x}_i')$ 
    od
     $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_\mu)$  = selection $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_\mu, \vec{x}_1', \vec{x}_2', \dots, \vec{x}_\lambda')$ 
    generation = generation + 1
  od
end

```

รูปที่ 2-11 รหัสเทียมของ $(\mu+\lambda)$ -ES

2.1.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

2.1.5.1 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

ในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะออกแบบตามแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และทำงานโดยสร้างการเชื่อมต่อระหว่างหน่วยที่ใช้ในการประมวลผลซึ่งทำหน้าที่เหมือนเซลล์ประสาท (Neuron) การประมวลผลข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมจะเกิดขึ้นที่หน่วยพื้นฐานจำนวนมากที่เรียกว่า Neuron, Cell, Node หรือ Unit และสัญญาณข้อมูลจะส่งผ่านกันระหว่างเซลล์ประสาทได้โดยเส้นเชื่อมต่อ (Connection Links) ระหว่างเซลล์ประสาท ซึ่งแต่ละเส้นเชื่อมต่อนั้นจะได้รับการกำหนดค่าน้ำหนัก (Weight) ไว้เพื่อจะนำไปใช้คูณกับสัญญาณข้อมูลที่ส่งผ่านมาตามเส้นเชื่อมต่อนั้น ๆ จากนั้นแต่ละเซลล์ประสาทจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หรือเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) กับสัญญาณข้อมูลที่ส่งเข้ามาเพื่อคำนวณค่าสัญญาณผลลัพธ์ออกไป เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มเรียนรู้แล้ว โครงข่ายจะพยายามปรับหรือฝึกฝนเพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับค่าเป้าหมาย (Target) ลงเรื่อย ๆ

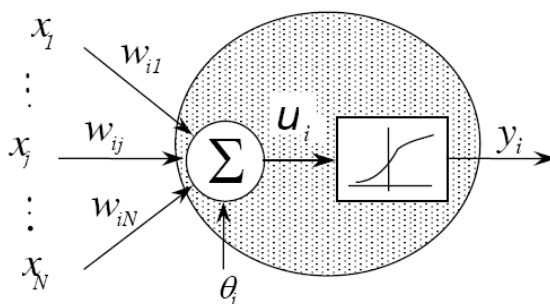
2.1.5.2 แบบจำลองเซลล์ประสาท (Neuron Model)

โครงข่ายข้อมูลที่มีค่าข้อมูลแบบหลายข้อมูลอินพุตในรูปเวกเตอร์ $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ มีข้อมูลอินพุต N ค่า จะนำแต่ละค่าข้อมูลอินพุตแต่ละตัวคูณด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก $w = [w_{i1} \ w_{i2} \ \dots \ w_{iN}]$ แล้วรวมค่าทั้งหมดกับค่าไบแอสเป็นข้อมูลเอ้าท์พุต y

สำหรับค่าไบแอส (b) เป็นการเพิ่มค่าให้กับผลรวมของผลคูณของค่าป้อนเข้ากับค่าน้ำหนัก ซึ่งค่าไบแอสนี้เป็นเหมือนค่าน้ำหนักโดยมีค่าป้อนเข้าเป็น 1 คงที่เสมอ

$$y = w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{iN}x_N + b$$

เมื่อคำนวณค่า y ตามสมการข้างต้นแล้ว ค่า y จะถูกป้อนเข้าฟังก์ชันถ่ายโอน f แล้วให้ค่าข้อมูลเอ้าท์พุตออกมา McCulloch-Pitts ได้เสนอแบบจำลองอย่างง่ายดังแสดงดังรูป 2-12



รูปที่ 2-12 แบบจำลองเซลล์ประสาทอย่างง่าย McCulloch-Pitts's Model

ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หรือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)

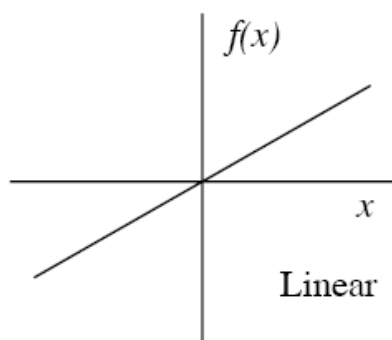
เป็นฟังก์ชันที่เซลล์ประสาทใช้กำหนดค่าข้อมูลอินพุตไปเป็นค่าข้อมูลเอ้าท์พุต ซึ่งค่าข้อมูลเอ้าท์พุตที่ได้นี้ อาจกลายเป็นค่าข้อมูลอินพุตของเซลล์ประสาทตัวอื่น หรือเป็นค่าข้อมูลเอ้าท์พุตของระบบโครงข่าย ฟังก์ชันถ่ายโอนนั้นมีใช้กันอยู่หลายชนิด แต่ในที่นี้จะขอกกล่าวถึงเพียง 3 ชนิด ได้แก่

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear Transfer Function)

จะรับค่าข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนจริงใด ๆ แล้วให้ค่าข้อมูลเอ้าท์พุตเท่ากับข้อมูลอินพุตนั้น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นแสดงดังรูป 2-13

รูปแบบสมการ

$$f(x) = x + b$$



รูปที่ 2-13 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

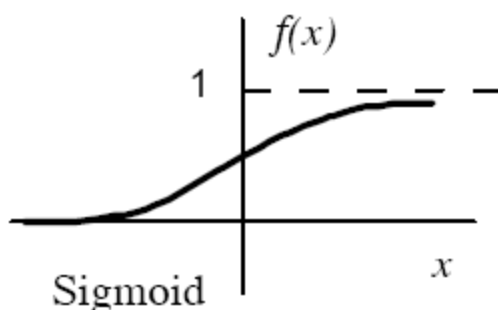
ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิสติกมอยด์ (Log-Sigmoid Transfer Function)

จะรับค่าข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนจริงใด ๆ แล้วให้ค่าข้อมูลเอาต์พุตเป็นค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิสติกมอยด์ดังรูป 2-14

รูปแบบสมการ

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



รูปที่ 2-14 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิสติกมอยด์

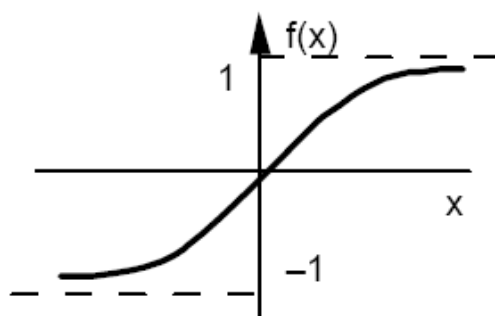
ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ (Hyperbolic tangent Sigmoid Transfer Function: Tan-Sigmoid Transfer Function)

จะรับค่าข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนจริงใด ๆ แล้วให้ค่าข้อมูลเอาต์พุตเป็นค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์แสดงดังรูป 2-15

รูปแบบสมการ

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



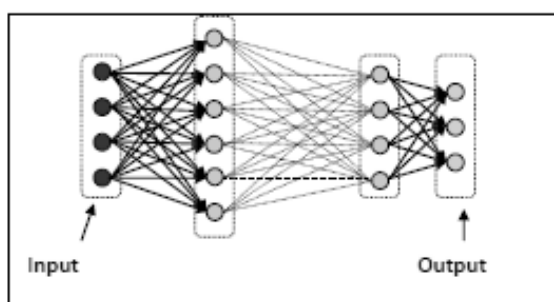
รูปที่ 2-15 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์

2.1.5.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Architecture of Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมาก รูปแบบการเชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทรูปร่างขึ้นอยู่กับการเลือกใช้ โดยสถาปัตยกรรมของโครงข่ายสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward Neural Network)

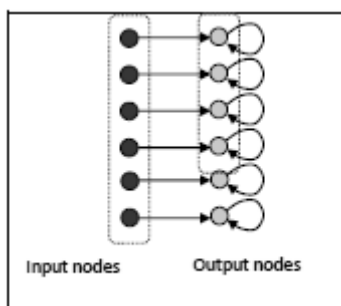
สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า นั้น ข้อมูลที่ประมวลผลในโครงข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากอินพุตโหนดส่งต่อมาเรื่อยๆ จนถึงเอาต์พุตโหนดโดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน ดังแสดงในรูป 2-16



รูปที่ 2-16 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ (Feedback Neural Network)

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับนั้นสัญญาณข้อมูลในโครงข่ายจะสามารถวิ่งได้ 2 ทิศทาง ซึ่งทำให้ในโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเกิดวงย้อนกลับ (Loop) ได้ สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้มีลักษณะเป็นแบบพลวัต (Dynamic) โดยสถานะของโครงข่ายจะเปลี่ยนแปลงตลอดจนกว่าจะถึงจุดสมดุล และคงอยู่ที่จุดสมดุลนั้นจนกว่าข้อมูลที่ป้อนเข้ามาจะเปลี่ยนไป แล้วจึงปรับเข้าหาจุดสมดุลใหม่ (มีลักษณะเป็นแบบ Interactive หรือ Recurrent) ดังนั้น สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้จึงมีสมรรถภาพสูงและสามารถรองรับระบบที่ซับซ้อนได้ดี ลักษณะของสถาปัตยกรรมแสดงดังรูป 2-17



รูปที่ 2-17 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ

กฎการเรียนรู้ (Learning Rule)

กฎการเรียนรู้เป็นกระบวนการที่ใช้ในการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อ ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้วิธีการแก้ปัญหาได้ โดยค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเมื่อมีการเรียนรู้ความรู้ใหม่เกิดขึ้น กระบวนการนี้อาจเรียกอีกอย่างว่า ขั้นตอนวิธีในการฝึกสอน (Training Algorithm) กฎการเรียนรู้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับตัว โดยชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก โครงข่ายประสาทเทียมก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น โดยกฎการเรียนรู้แบบนี้จะใช้กลุ่มข้อมูลตัวอย่างมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย โดเมนกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (Training Set) นี้ จะประกอบด้วยข้อมูลอินพุตและข้อมูลเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการ เมื่อโครงข่ายได้รับข้อมูลอินพุตและทำการคำนวณได้ข้อมูลเอาต์พุตแล้ว โครงข่ายจะเปรียบเทียบข้อมูลเอาต์พุตกับข้อมูลเป้าหมายแล้วปรับค่าน้ำหนักใหม่เพื่อให้เอาต์พุตในครั้งต่อไปเข้าใกล้ค่าเป้าหมายมากขึ้น

การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตนเองตามลักษณะข้อมูล และผลลัพธ์ที่ได้ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบนี้จะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ โดยกฎการเรียนรู้แบบนี้จะใช้แต่ข้อมูลอินพุต ไม่ใช่ข้อมูลเป้าหมาย โครงข่ายจะปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ข้อมูลอินพุตที่ใกล้เคียงกันหรือมีรูปแบบคล้ายกันแสดงค่าข้อมูลเอาต์พุตออกมาเหมือนกัน

โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบป้อนไปข้างหน้า (Multilayer Feedforward Neural Network)

โครงข่ายนี้มีสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า และประกอบด้วยเซลล์ประสาทเรียงตัวกันเป็นชั้น (Layer) โดยในแต่ละโครงข่ายจะประกอบด้วยชั้นประเภทต่าง ๆ 3 ประเภท คือ

1. ชั้นอินพุต (Input Layer)

ประกอบด้วยโหนดที่มีจำนวนเท่ากับจำนวนแอททริบิวต์ (Attribute) ของข้อมูลอินพุต ทำหน้าที่กระจายสัญญาณข้อมูลอินพุตของโครงข่ายไปสู่โหนดหรือเซลล์ประสาทในชั้นถัดไป โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงใดเกิดขึ้นกับสัญญาณที่ผ่านเข้ามา

2. ชั้นฮิดเดน (Hidden Layer)

ประกอบด้วยโหนดที่ทำหน้าที่เป็นเซลล์ประสาท ซึ่งจะรับสัญญาณข้อมูลที่มาจากโหนดในชั้นอินพุตหรือจากโหนดในชั้นฮิดเดนอื่น แล้วคำนวณค่าสัญญาณใหม่ส่งเป็นเอาต์พุตไปสู่โหนดในชั้นเอาต์พุตหรือโหนดในชั้นฮิดเดนอื่น ๆ ซึ่งอยู่ในระดับชั้นถัดไป

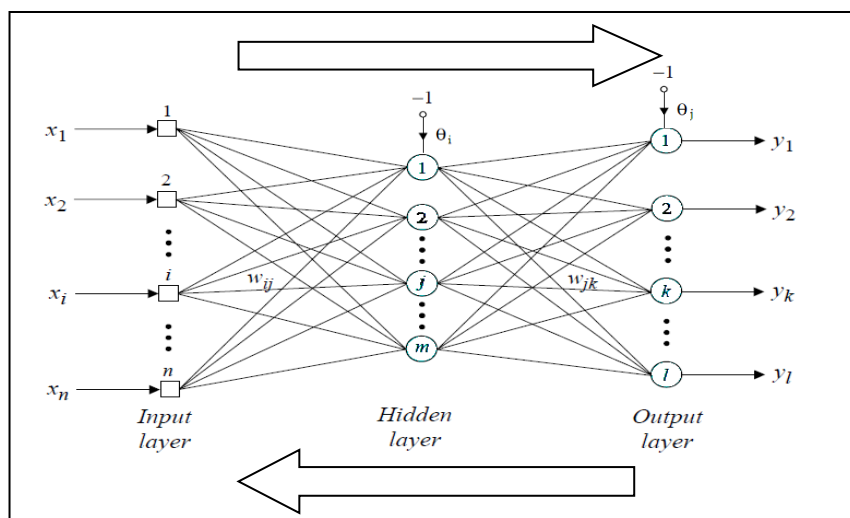
3. ชั้นเอาต์พุต (Output Layer)

ประกอบด้วยโหนดที่ทำหน้าที่เป็นเซลล์ประสาท ซึ่งทำหน้าที่เหมือนเซลล์ประสาทในชั้นฮิดเดนทุกประการ เอาต์พุตที่ได้ในชั้นนี้จะเป็นเอาต์พุตของโครงข่ายทั้งระบบ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network)

ขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ เป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่ง ซึ่งนิยมใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multilayer Neural Network) เพื่อใช้ใน

การปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้อาจจะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ พิจารณารูป 2-18 ด้านล่างประกอบ



รูปที่ 2-18 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ตัวอย่างในรูปข้างต้น แสดงโครงข่ายป้อนไปหน้าแบบหลายชั้นซึ่งประกอบไปด้วยชั้นอินพุต ชั้นฮิดเดนหรือชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต ในรูปแสดงชั้นฮิดเดนเพียงชั้นเดียวแต่อาจมีมากกว่าหนึ่งชั้นก็ได้ เส้นเชื่อมจะเชื่อมต่อเป็นชั้น ๆ ไม่ข้ามชั้นจากชั้นอินพุตไปชั้นฮิดเดน ถ้ามีชั้นฮิดเดนมากกว่าหนึ่งชั้นก็เชื่อมต่อกันไป และสุดท้ายจากชั้นฮิดเดนไปชั้นเอาต์พุต

ในการปรับค่าน้ำหนักโดยขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับนั้น เราต้องนิยามค่าผิดพลาดการสอนสำหรับโครงข่าย $E(\vec{w})$ จากนั้นจะหาค่าน้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำสุด นิยามค่าผิดพลาดแสดงดังสมการ

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \sum_{k \in \text{outputs}} (t_{kd} - o_{kd})^2$$

โดยที่ *outputs* คือเซตของเอาต์พุตโหนดในโครงข่ายประสาทเทียม t_{kd} และ o_{kd} เป็นค่าเอาต์พุตเป้าหมายและเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมตามลำดับของเอาต์พุตโหนดที่ k ของตัวอย่างที่ d ซึ่งเป้าหมายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะค้นหาค่าน้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำสุด

ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

1. กำหนดค่าอัตราเร็วในการเรียนรู้ (learning rate parameter : α)

2. สุ่มค่าน้ำหนักและพารามิเตอร์ที่จำเป็นของโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับแต่ละตัวอย่างอินพุตให้ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้จะจนกว่าได้ระดับการแสดงผล (Performance) ที่ต้องการ

- คำนวณหาค่าเอาต์พุตจริงของโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นฮิดเดนโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นที่ได้จากการสุ่มตามสมการ

$$y_j(p) = \text{sigmoid}[\sum_{i=1}^n x_i(p) \cdot w_{ij}(p) - \theta_j]$$

โดยที่ n คือจำนวนโหนดในชั้นอินพุต และ *sigmoid* คือ ฟังก์ชันการกระตุ้น (sigmoid activation function)

- คำนวณค่าเอาต์พุตจริงของโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นเอาต์พุตตามสมการ

$$y_k(p) = \text{sigmoid}[\sum_{j=1}^m x_{jk}(p) \cdot w_{jk}(p) - \theta_k]$$

โดยที่ m คือจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดน

- ปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในชั้นเอาต์พุตตามค่าความผิดพลาดที่สัมพันธ์กับค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมตามสมการ

$$\delta_k(p) = y_k(p) \cdot [1 - y_k(p)] \cdot e_k(p)$$

โดยที่ $e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p)$

และ $y_{d,k}(p)$ แทนเอาต์พุตเป้าหมาย

$y_k(p)$ แทนเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

จากนั้นค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไป

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p) \cdot \delta_k(p)$$

ดังนั้น ค่าน้ำหนักใหม่ในชั้นเอาต์พุตหลังจากการปรับค่าน้ำหนักจะมีค่าดังสมการ

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

- จากนั้นทำการปรับค่าน้ำหนักในชั้นฮิดเดนตามสมการ

$$\delta_j(p) = y_j(p) \cdot [1 - y_j(p)] \cdot \sum_{k=1}^l \delta_k(p) w_{jk}(p)$$

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \cdot x_i(p) \cdot \delta_j(p)$$

และในท้ายที่สุดค่าน้ำหนักใหม่ในชั้นฮิดเดนหลังจากการปรับค่าน้ำหนักจะมีค่าดังสมการ

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p)$$

โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network)

Deep neural network เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่ง ที่มีการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer) ให้มีจำนวนมากขึ้นกว่าโครงข่ายประสาทเทียมทั่วไป ขั้นตอนการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานหลากหลายประเภท เช่น งานรู้จำใบหน้าซึ่งเป็นหนึ่งในงานวิจัยด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing)

โครงสร้างทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ไม่ได้มีความแตกต่างจากรูปที่ 2-18 เพียงแต่มีจำนวนชั้นที่มากขึ้น

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1) การผลิตอ้อยส่งโรงงานและความต้องการสนับสนุนปัจจัยการผลิตของเกษตรกรในอำเภอปรือ จังหวัดมหาสารคาม นำเสนอโดย เสาวนุช ศรีวรรณธ์ และคณะ (2555)

งานวิจัยนี้เกี่ยวกับการผลิตอ้อยส่งโรงงานน้ำตาล ศึกษาเกษตรกรชาวไร่อ้อย โดย วิธีสุ่มตัวอย่างแบบง่าย รวบรวมข้อมูลโดยใช้แบบสัมภาษณ์ วิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรมสำเร็จรูปโดยใช้สถิติ คือ ค่าความถี่ ค่าร้อยละ ค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน การจัดอันดับ การ

แปลความหมาย และการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ ผลการวิจัยพบว่า เกษตรกรส่วนใหญ่มีความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับการผลิตอ้อยโรงงานและปัจจัยสนับสนุนการผลิต ระดับความรู้พื้นฐานของเกษตรกรเกี่ยวกับการผลิตอ้อยโรงงาน และได้รับความรู้จากแหล่งความรู้ในระดับปานกลาง เพื่อเพิ่มผลผลิตต้องให้ความรู้และการใช้เทคโนโลยีแก่เกษตรกร

2) แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม นำเสนอโดย อรณรงค์ บุเกตุ, พุชชิตี ศิริแสงตระกูล (2556)

งานวิจัยนี้นำเสนอโมเดล เพื่อการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยโดยใช้ Correlation และ Regression ผลการศึกษาพบว่าปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ได้แก่ ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ และพื้นที่ปลูกอ้อย ซึ่งจะเป็นข้อมูลนำเข้าตัวแบบ ANN2 และจากสมมติฐานด้านพืชแข่งขันทางเศรษฐกิจของอ้อยดังนั้นผู้วิจัยจึงได้เพิ่มปัจจัยด้านราคาพืชแข่งขันที่สำคัญ 3 ปัจจัยคือราคาอ้อยเฉลี่ย ราคาขางพาราเฉลี่ย และราคามันสำปะหลังเฉลี่ย เมื่อรวมกับปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยวิธีทางสถิติ ได้แก่ข้อมูลจังหวัด ปีการผลิต พื้นที่ปลูกอ้อย ผลผลิตอ้อยเฉลี่ยต่อไร่ และข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยจะเป็นข้อมูลนำเข้าของตัวแบบ ANN3 ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบ ANN3 ที่มีสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 8:4:1 ให้ผลพยากรณ์แม่นยำสูงที่สุด มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.9973 เมื่อเทียบกับ ANN1 ที่มีสถาปัตยกรรม 5:10:1 และ ANN2 ที่มีสถาปัตยกรรม 6:8:1 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.9794, 0.9822

3) Application of ARIMA Model for Forecasting Agricultural Productivity in India
นำเสนอโดย Purna Chandra Padhan (2012)

งานวิจัยนี้เสนอตัวแบบการพยากรณ์ผลผลิตทางการเกษตรรายปีของประเทศอินเดีย โดยคำถึงปัจจัยของปริมาณน้ำ ปุ๋ย สภาพแวดล้อมต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อการเพาะปลูกพืช ตัวแบบที่ผู้วิจัยใช้คือ ARIMA ซึ่งเป็นตัวแบบทางสถิติ เป็นการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 60 ปีมาสร้างตัวแบบพยากรณ์

4) Artificial Neural Network Based Model for Forecasting Sugar Cane Production
นำเสนอโดย O. O. Obe and D. K. Shangodoyin

งานวิจัยนี้เสนอการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยในประเทศไนจีเรีย โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโมเดลการพยากรณ์ได้คำนึงถึงปัจจัยทางเศรษฐกิจและปัจจัยทาง

สภาพแวดล้อมที่ส่งผลต่อการเพาะปลูก โดยใช้ข้อมูลในปี 1920 – 2005 ในการศึกษา และโมเดลที่ได้มีผลการพยากรณ์ซึ่งมีความแม่นยำ 85.70%

2.3 วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณผลผลิตจากการรวบรวมข้อมูลของเกษตรกรที่ปลูกอ้อยแต่ละราย อาทิ ข้อมูลการเพาะปลูก แหล่งเพาะปลูก พันธุ์อ้อย ปริมาณน้ำฝน โคเวตต้าอ้อยที่ได้รับ และปริมาณอ้อยที่เคยผลิตได้ในอดีต ซึ่งเป็นข้อมูลระหว่างปี 2553 – 2557 และนำเสนอการใช้ $\mu+\lambda$ Adaptive Evolution Strategies เพื่อสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานผลิตน้ำตาล ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะได้เป็นสมการที่ประกอบด้วยเทอมต่าง ๆ ที่เป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องพร้อมด้วยค่าสัมประสิทธิ์

2.3.1 ขั้นตอนการศึกษาและเตรียมข้อมูล

ปริมาณผลผลิตอ้อยในแต่ละปีไม่แน่นอนขึ้นอยู่กับหลากหลายปัจจัยตั้งแต่พันธุ์อ้อยที่เลือกใช้วิธีการเพาะปลูก การดูแลบำรุงรักษา ตลอดจนวิธีการเก็บเกี่ยว

พันธุ์อ้อย

พันธุ์อ้อยมีผลกระทบต่อคุณภาพอ้อย อ้อยแต่ละพันธุ์ให้คุณภาพผลผลิตไม่เท่ากันทั้งในแง่ของความหวานและปริมาณผลผลิตต่อไร่ การเลือกใช้พันธุ์อ้อยที่เหมาะสมกับพื้นที่และการจัดการที่เหมาะสมจะทำให้ได้ผลผลิตอ้อยที่มีคุณภาพดีขึ้น พันธุ์อ้อยที่ปลูกในประเทศไทยมีทั้งพันธุ์อ้อยจากต่างประเทศและพันธุ์ที่ปรับปรุงขึ้นเองภายในประเทศ เช่น

พันธุ์อ้อยจากกรมวิชาการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ ได้แก่ พันธุ์อู๋ทอง 1 - อู๋ทอง 7 และขอนแก่น 1

พันธุ์จากมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ได้แก่ พันธุ์กำแพงแสน 94-13

พันธุ์จากสำนักงานคณะกรรมการอ้อยและน้ำตาลทราย ได้แก่ K84-200 K95-156 K90-77 K93-219 K88-92 K84-69 K95-84 K91-247 K95-161 K76-4

หากเกษตรกรมีการเลือกพันธุ์อ้อยที่ดี ซึ่งมีค่าความหวานของอ้อยสูง ให้ผลผลิตต่อไร่มาก มีความทนทานต่อโรคและแมลงศัตรูพืช และเหมาะสมกับพื้นที่ของตนเองจะส่งผลให้เกษตรกรสามารถผลิตอ้อยที่มีคุณภาพดีและเป็นที่ต้องการของโรงงานน้ำตาล

การเพาะปลูก

อ้อยปลูกใหม่ (planted cane) คือ อ้อยที่เริ่มปลูกในปีแรก เมื่อถึงฤดูเก็บเกี่ยวอ้อยเข้าโรงงานเกษตรกรจะตัดอ้อย เมื่อตัดอ้อยไปแล้วยังมีตอเหลืออยู่ เกษตรกรจะใส่ปุ๋ยบำรุงตอเพื่ออ้อยจะเจริญเติบโตขึ้นมาใหม่เรียกว่า อ้อยตอ ซึ่งจะมีการจำแนกประเภทตออ้อย ดังนี้

อ้อยตอ 1 (first ratoon) หมายถึง อ้อยที่เจริญเติบโตขึ้นมาหลังจากตัดอ้อยปีแรกไปแล้ว

อ้อยตอ 2 (second ratoon) หมายถึง อ้อยที่เจริญเติบโตขึ้นมาหลังจากตัดอ้อยปีที่ 2 ไปแล้ว

อ้อยตอ 3 (third ratoon) หมายถึง อ้อยที่เจริญเติบโตขึ้นมาหลังจากตัดอ้อยปีที่ 3 ไปแล้ว ส่วนมากเกษตรกรจะปลูกอ้อยไว้แค่ 3 ปี หลังจากนั้นจะทำการรื้อตอออกเพื่อทำการปลูกอ้อยใหม่

การให้น้ำ

อ้อยต้องการน้ำประมาณ 1,000 – 1,500 มม. ต่อปี (เอกสารเพื่อการถ่ายทอดเทคโนโลยี ชุดความรู้และเทคโนโลยีการพัฒนาที่ดิน, 2550) เกษตรกรควรให้น้ำเสริมในบริเวณที่มีฝนน้อยกว่า 1000 มม. ต่อปี การให้น้ำอ้อยอย่างต่อเนื่อง และเหมาะสมจะทำให้ผลผลิตเพิ่มมากขึ้น 5-10 ตัน/ไร่ และสามารถไว้ต่อได้นานขึ้น โดยในช่วง 6 เดือนแรกของการปลูกอ้อยเป็นระยะที่อ้อยเจริญเติบโต การให้น้ำเสริมก่อนฤดูฝนจะทำให้ผลผลิตเพิ่มมากขึ้น เมื่ออ้อยอายุ 6-10 เดือนจะเป็นระยะที่อ้อยสะสมน้ำตาล ทำให้ไม่ต้องการน้ำมาก แต่ก็ขาดน้ำไม่ได้ ดังนั้น ในช่วงอายุนี้สามารถเว้นระยะการให้น้ำได้ถึง 30 วัน ก่อนตัดอ้อย 2 เดือนควรหยุดให้น้ำเพื่อให้อ้อยมีค่าความหวาน CSS สูงโดยไม่กระทบต่อปริมาณผลผลิตอ้อย

สภาพแวดล้อม และการดูแลรักษา

การปลูกอ้อยในประเทศไทยแบ่งตามฤดูปลูกได้ 2 ฤดู คือ

ปลูกต้นฤดูฝน

เกษตรกรเริ่มปลูกในช่วงเดือนเมษายนถึงมิถุนายน แบ่งเป็น 2 เขต ได้แก่ เขตชลประทาน คิดเป็นพื้นที่ประมาณ 20% ของพื้นที่ปลูกอ้อยทั้งประเทศ ส่วนอีก 80% เป็นเขตอาศัยน้ำฝน ซึ่งในเขตนี้มักมีความแปรปรวนในเรื่องผลผลิตสูง โดยผลผลิตเฉลี่ยต่ำกว่า 10 ตัน/ไร่ เนื่องจากปริมาณและการกระจายตัวของฝนไม่ดีและดินส่วนใหญ่มีความสมบูรณ์ต่ำ

ปลูกปลายฤดูฝนหรือปลูกข้ามแล้ง

ทำได้เฉพาะในบางพื้นที่ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และภาคตะวันออกที่มีปริมาณและการกระจายตัวของฝนดี เริ่มปลูกประมาณกลางเดือนตุลาคมถึงธันวาคม อ้อยเป็นพืชที่มีอายุเก็บเกี่ยวประมาณ 10-12 เดือน อ้อยตอจะเก็บเกี่ยวได้เร็วกว่าอ้อยปลูกใหม่ สามารถเจริญเติบโตได้ดีในพื้นที่ดอนหรือที่ลุ่มไม่มีน้ำท่วมขัง ดินควรมีการอุ้มน้ำที่ดี ไม่จับกันเป็นก้อน การปลูกอ้อยในสภาพดินเหนียวพันธุ์อ้อยมีศักยภาพในการไว้ตอที่ดีกว่าในดินทราย แต่พื้นที่ปลูกในเขตภาคตะวันออกเฉียงเหนือส่วนใหญ่เป็นดินทราย ดังนั้น จึงมีความสามารถในการไว้ตอที่ต่ำ

การเก็บเกี่ยว

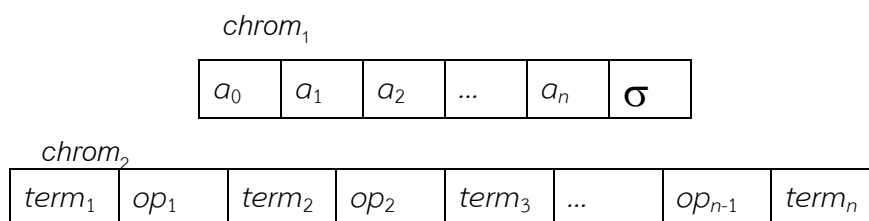
วิธีการเก็บเกี่ยวผลผลิตอ้อยเป็นอีกปัจจัยที่ส่งผลต่อคุณภาพของอ้อย (อรรถสิทธิ์ 2537) เกษตรกรส่วนใหญ่มักใช้วิธีการจุดไฟเผาก่อนการเก็บเกี่ยวด้วยแรงงานคน เนื่องจากมีความสะดวกในการเก็บเกี่ยว แต่ผลที่ตามมาคือวิธีการเช่นนี้ก่อให้เกิดความเสียหายต่อคุณภาพของอ้อยเป็นอย่างมาก กล่าวคือ การเผาใบอ้อยก่อนเก็บเกี่ยวมีแนวโน้มจะสูญเสียน้ำหนักสดและทำให้ค่าความหวานของอ้อยลดลง นอกจากนี้ ความร้อนจากการเผาไหม้จะทำให้ผิวลำต้นอ้อยปริแตก ทำให้จุลินทรีย์เข้าไปเปลี่ยนแปลงโครงสร้างโมเลกุลของอ้อยและก่อปัญหาต่อกระบวนการผลิตน้ำตาลทราย ดังนั้น วิธีการเก็บเกี่ยวอ้อยที่เหมาะสมที่สุด คือ การเก็บเกี่ยวอ้อยสด แต่ก็แลกมาด้วยต้นทุนทางด้านแรงงานคนหรือเครื่องจักร

2.3.2 การออกแบบขั้นตอนวิธี

The adaptive ES เป็นขั้นตอนวิธีที่นำเอาข้อดีของ evolutionary algorithm 2 วิธี คือ genetic algorithm และ evolution strategies มาใช้ร่วมกันเพื่อหารูปแบบของสมการพยากรณ์พร้อมทั้งค่าสัมประสิทธิ์ กล่าวคือ นำความสามารถในการ evolve functional form ของ GA มารวมกับความสามารถในการปรับค่าสัมประสิทธิ์ด้วยวิธี evolution strategies และประสบความสำเร็จในการนำไปใช้สร้างสมการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์ไทย

โดยปกติแล้ว วิธี ES มักจะถูกใช้เพื่อค้นหาค่าสัมประสิทธิ์ของสมการ หรือใช้ในการปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ โดยมีข้อแม้ว่ารูปแบบของสมการต้องเป็นที่ทราบอยู่แล้ว แต่ถ้าต้องการค้นหารูปแบบของสมการที่ไม่ทราบ เช่น ต้องการหาสมการสำหรับ fit curve ของข้อมูลชุดหนึ่ง ขั้นตอนวิธีที่นักวิจัยส่วนใหญ่นำมาใช้คือ Genetic Algorithm หรือ Genetic Programming ถึงแม้ว่าทั้งสองขั้นตอนวิธีนี้จะเป็นที่นิยมใช้สำหรับการหารูปแบบสมการต่าง ๆ แต่ขั้นตอนวิธีทั้งคู่ก็มีจุดอ่อนในการหาค่าคงที่ (สัมประสิทธิ์) ในสมการ (ephemeral random constants) เนื่องจากทั้ง GA และ GP ใช้วิธีการสุ่มเปลี่ยนค่าสัมประสิทธิ์ในสมการ ตรงข้ามกับ ES ที่ใช้วิธีการปรับปรุงค่าสัมประสิทธิ์โดยอิงจากค่าเดิม

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้วิธี ($\mu+\lambda$) adaptive ES ในการสร้างสมการสำหรับพยากรณ์ผลผลิตอ้อยที่จะเข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรม โดยสมการพยากรณ์ จะรับข้อมูลเข้าเป็นตัวแปรต่าง ๆ เกี่ยวกับการเพาะปลูกอ้อยของเกษตรกรแต่ละราย เช่น พื้นที่เพาะปลูก พันธุ์อ้อยที่ใช้ปลูก ปริมาณน้ำฝน ฯลฯ ตัวแปรเหล่านี้จะแทนด้วย $term_1, term_2, \dots, term_n$ และให้ผลลัพธ์เป็นปริมาณผลผลิต (ตัน) โดยขั้นตอนวิธี adaptive ES ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้มีการปรับรูปแบบของ chromosome encoding จากงานวิจัยก่อนหน้า โดยปรับลดจำนวนสัมประสิทธิ์และตัดรูปแบบที่ซับซ้อนของฟังก์ชันพื้นฐาน (primitive function) ออก และได้เพิ่มขั้นตอนของการทำ crossover โดยรูปแบบ chromosome encoding ที่ใช้ในงานวิจัยนี้แสดงดังรูปที่ 3-1

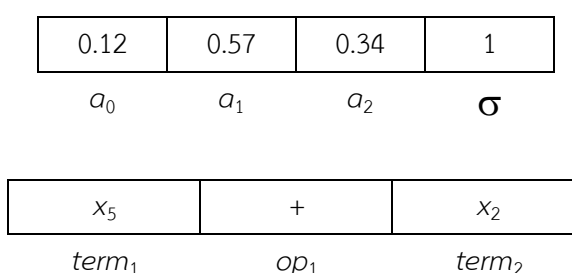


รูปที่ 3-1 Chromosome Encoding

ในรูปที่ 3.1, a_0 คือ ค่าคงที่; n คือ จำนวนพจน์ในสมการ; $a_1...a_n$ เป็นสัมประสิทธิ์ของแต่ละพจน์; $term_1...term_n$ คือ ตัวแปรที่เป็นปัจจัยในการพยากรณ์; $op_1...op_{n-1}$ คือ ตัวดำเนินการทางคณิตศาสตร์ ได้แก่ +, -, *, /; σ คือค่าความแปรปรวนที่ใช้สำหรับควบคุมกระบวนการค้นหาคำตอบ

ตัวอย่างในรูปที่ 3-2 ด้านล่าง แสดงรูปแบบของสมการที่สุ่มสร้างขึ้นมาได้ โดยวิธีการสุ่มสร้างสมการทำได้ โดยสุ่มจำนวนพจน์ในสมการขึ้นมา ตัวอย่างนี้สมมุติว่ามีจำนวน 2 พจน์ จากนั้นสุ่มตัวแปรขึ้นมาจำนวนเท่ากับจำนวนพจน์ ในที่นี้ สุ่มได้ x_5 กับ x_2 ตามลำดับ จากนั้นทำการสุ่มตัวดำเนินการ ในที่นี้สมมุติว่าสุ่มได้ตัวดำเนินการ + ดังนั้นจะได้รูปแบบสมการเป็น $x_5 + 4x_2$ ซึ่งรูปแบบสมการนี้จะถูกเก็บอยู่ใน $chrom_2$

เมื่อได้รูปแบบของสมการแล้ว ค่าสัมประสิทธิ์ของแต่ละตัวแปร บวกกับค่าคงที่อีก 1 ค่า จะถูกสุ่มขึ้นมาเก็บใส่ $chrom_1$ ไว้ ในที่นี้สมมุติว่าสุ่มค่าได้เป็น 0.12, 0.57 และ 0.34 ตามลำดับ ขั้นตอนวิธีนี้จะกำหนดให้ค่าเริ่มต้นของ $\sigma=1$ เสมอ ดังนั้นจะได้สมการ คือ $f(x) = 0.12 + 0.57x_5 + 0.34x_2$



รูปที่ 3-2 ตัวอย่างของฟังก์ชันที่สุ่มสร้างขึ้น

การวิวัฒนาการสมการที่สุ่มสร้างขึ้นได้ จะใช้วิธีการ ($\mu+\lambda$) adaptive ES ดังรายละเอียดด้านล่าง μ คือจำนวนประชากรรุ่นพ่อแม่ (Parent) และ λ คือ จำนวนประชากรที่สร้างขึ้นมาจากพ่อแม่ (Child) โดยกำหนดให้ $\lambda > \mu$ จากนั้นขั้นตอนวิธีจะทำการเลือกประชากรตัวที่ดีที่สุด μ ประชากร จากการพิจารณาประชากรทั้งหมดจำนวน ($\mu+\lambda$) มาเป็นประชากรรุ่นพ่อแม่ในรอบการทำงานถัดไป รายละเอียดดังรูปที่ 3-3

1. Randomly select μ parents.
2. Create λ child by crossover and mutation with the following steps:
 - 2.1 Update step-size (adjusting a variance)

$$\sigma' = \sigma \times \text{Exp}(N(0, \Delta\sigma^2))$$
 where $\Delta\sigma$ denotes learning rate
 - 2.2 Mutate real-value coefficients ($chrom_1$)

Real value coefficients are mutated by sampling a value from a normal distribution $Z_i \sim N(0, \sigma'^2)$ and add that to the coefficients.

$$chrom_1' = chrom_1 + N(0, \sigma'^2)$$
 - 2.3 Crossover the functional form ($chrom_2$) by randomly select a crossover position and exchange the chromosome structures. Mutate the functional form ($chrom_2$) by changing a function or an operator to another function or operator at a random position.

$$chrom_2' = \text{crossover}(chrom_2)$$

$$chrom_2'' = \text{mutate}(chrom_2')$$
3. Evaluate the fitness of each individual. Select μ most fit solutions for the next generation from all parents and offspring.
4. Repeat step 2 through 3 until a satisfactory solution is found or the computation time is exhausted.

รูปที่ 3-3 ขั้นตอนวิธี ($\mu+\lambda$) adaptive ES

บทที่ 3

การพยากรณ์ผลผลิต

เนื้อหาในบทนี้นำเสนอการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยของวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม ตั้งแต่การเตรียมข้อมูลสำหรับการสร้างโมเดล วิธีการทดสอบโมเดลการพยากรณ์ และผลการทดสอบที่ได้ รายละเอียดเป็นดังนี้

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลเกษตรกรแต่ละรายที่ทำการปลูกอ้อยและส่งขายให้กับโรงงานอุตสาหกรรมผลิตน้ำตาล จาก 24 จังหวัดตั้งแต่ปี 2553 - 2557 ได้แก่ กรุงเทพฯ กาญจนบุรี ภาพสินธุ์ ขอนแก่น ชลบุรี ชัยนาท ชัยภูมิ นครปฐม นครราชสีมา นครสวรรค์ นนทบุรี ปทุมธานี ปราจีนบุรี พระนครศรีอยุธยา เพชรบูรณ์ มหาสารคาม ร้อยเอ็ด ราชบุรี ลพบุรี สระบุรี สิงห์บุรี สุพรรณบุรี สุราษฎร์ธานี และ อ่างทอง ครอบคลุมพื้นที่เพาะปลูกทั่วทุกภาคในประเทศไทย จำนวนข้อมูลที่ได้จากเกษตรกรแต่ละราย สำหรับใช้ในการศึกษาแสดงดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 จำนวนข้อมูลในแต่ละปีที่นำมาใช้ในการศึกษา

ปี	จำนวนข้อมูล
2553	314
2554	284
2555	288
2556	312
2557	220

โดยได้รวบรวมข้อมูลปัจจัยต่างๆที่อาจส่งผลกระทบต่อผลผลิตอ้อยจำนวน 9 attributes ประกอบด้วย

1. พื้นที่เพาะปลูกอ้อยใหม่ (ไร่)
2. พื้นที่เพาะปลูกอ้อยต่อ 1 (ไร่)
3. พื้นที่เพาะปลูกอ้อยต่อ 2 (ไร่)
4. พื้นที่เพาะปลูกอ้อยต่อ 3 (ไร่)
5. ปริมาณโควต้าอ้อยที่เกษตรกรทำสัญญาไว้กับโรงงาน (ตัน)
6. พันธุ์อ้อยที่เกษตรกรใช้ ซึ่งประกอบด้วย 8 สายพันธุ์ ได้แก่ K84-200, LK11, K88-50, K90-77, K88-92, K88-50, อู๋ทอง 3, อู๋ทอง 1

7. ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยตลอดปีของพื้นที่เพาะปลูก (มิลลิเมตร)
8. จำนวนวันที่ฝนตกตลอดปีของพื้นที่เพาะปลูก (วัน)
9. ปริมาณฝนสูงสุดของพื้นที่เพาะปลูก (มิลลิเมตร)

โดยข้อมูลใน attribute 7-9 รวบรวมจากสำนักงานสถิติแห่งชาติ

ข้อมูลทั้ง 9 attribute จะถูกนำไปใช้สร้างโมเดลด้วยขั้นตอนวิธี adaptive ES ดังที่นำเสนอไปในบทที่ 2 เพื่อทำนายผลผลิตอ้อยรวม (ตัน) ซึ่งเป็นผลผลิตอ้อยรวมจากการเก็บเกี่ยวแบบอ้อยสดและเก็บเกี่ยวด้วยวิธีจุดไฟเผา

3.2 การออกแบบการทดลอง

การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอใช้ตัววัด Mean Absolute Percent Error (MAPE) ซึ่งคำนวณดังสมการ

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^N \left| \frac{actual_i - forecast_i}{actual_i} \right|}{N} \times 100$$

เมื่อ $actual_i$ คือ ผลผลิตอ้อยรวมที่เกษตรกรได้ทำการส่งให้โรงงาน $forecast_i$ คือผลผลิตอ้อยที่โมเดลทำนายได้ และ N คือ จำนวนข้อมูลทำการทดสอบ

การกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับขั้นตอนวิธี adaptive ES ในขั้นตอนการสร้างโมเดลพยากรณ์เป็นดังนี้

Nparent	50
Nchild	100
Generation	100
FORM_MUL_RATE	0.1
COEFF_MUT_RATE	0.1
Crossover rate	0.6 - 0.8

การสร้างโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมที่งานวิจัยนี้นำมาเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีที่นำเสนอได้จากโปรแกรม weka version 3.6 โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์เป็น ดังนี้

Hidden node	16
Learning rate	0.1
Momentum	0.1
Iteration	3000

3.3 ผลการทดลอง

ในหัวข้อนี้นำเสนอผลการทดสอบประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยงานวิจัยนี้แบ่งการทดสอบประสิทธิภาพออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกคือการทดสอบผลการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยระยะสั้น คือ ใช้ข้อมูลของปีที่ t สำหรับสร้างโมเดล และนำโมเดลที่ได้นี้ไปพยากรณ์ข้อมูลปีที่ $t+1$ และส่วนที่สองคือการทดสอบผลการทำนายผลผลิตอ้อยระยะยาว คือ ใช้ข้อมูลของปีที่ 2553 สำหรับสร้างโมเดล แล้วนำโมเดลที่ได้นี้ไปพยากรณ์ข้อมูลปีที่ 2554 – 2557 โดยนำเสนอผลลัพธ์แยกเป็นรายปี รายละเอียดดังนี้

3.3.1 การพยากรณ์ผลผลิตอ้อยระยะสั้น

ค่าความผิดพลาดสำหรับข้อมูลสอน (ข้อมูลที่ใช้สำหรับสร้างโมเดล) และค่าความผิดพลาดเมื่อนำโมเดลที่ได้ไปพยากรณ์ด้วยข้อมูลของปีถัดไป ของทั้งขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ และ ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังตารางที่ 3.2

จากตารางที่ 3.2 ค่าความคลาดเคลื่อนของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอสำหรับข้อมูลสอนมีค่าอยู่ในช่วง 9.64% – 11.65% ในขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนของขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทดสอบกับข้อมูลชุดเดียวกันมีค่าอยู่ในช่วง 10.27% – 84.31% ส่วนผลลัพธ์สำหรับข้อมูลทดสอบก็เป็นไปทำนองเดียวกัน กล่าวคือ ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีความแม่นยำในการทำนายผลผลิตอ้อยที่สูงกว่าขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมประมาณ 43%

หากพิจารณาในรายละเอียดของโมเดลพยากรณ์ที่ได้ซึ่งแสดงอยู่ในรูปของสมการในคอลัมน์สุดท้ายของตารางที่ 3.2 พบว่า ข้อมูลการเพาะปลูก ซึ่งประกอบด้วย พื้นที่ปลูกอ้อยใหม่ อ้อยต่อ1 อ้อยต่อ2 อ้อยต่อ3 และโคเวต้าที่เกษตรกรได้รับเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์ผลผลิต โดยปัจจัยเหล่านี้ถูกพบในทุกสมการพยากรณ์ ซึ่งจะสอดคล้องกับสมการที่โรงงานน้ำตาลส่วนใหญ่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยเบื้องต้น กล่าวคือ นำจำนวนพื้นที่ที่มีการปลูกอ้อยคูณกับผลผลิตต่อไร่ก็จะทราบว่าจะเกษตรกรจะส่งผลผลิตให้กับโรงงานประมาณกี่ตัน แต่โมเดลที่งานวิจัยนี้นำเสนอได้มีการคำนึงถึงรายละเอียดของการเพาะปลูกที่เฉพาะเจาะจงมากขึ้นว่าเกษตรกรมีพื้นที่เพาะปลูกแบ่งออกเป็นอ้อยใหม่และอ้อยต่อจำนวนเท่าไร และจากที่ทราบกันว่าผลผลิตต่อไร่ในแต่ละพื้นที่เพาะปลูกขึ้นกับหลากหลายปัจจัย อาทิ สภาพอากาศ พันธุ์อ้อยที่ใช้ และการบำรุงรักษาของเกษตรกร จึงเป็นการยากที่จะระบุว่าคุณสมบัติเพาะปลูกของ

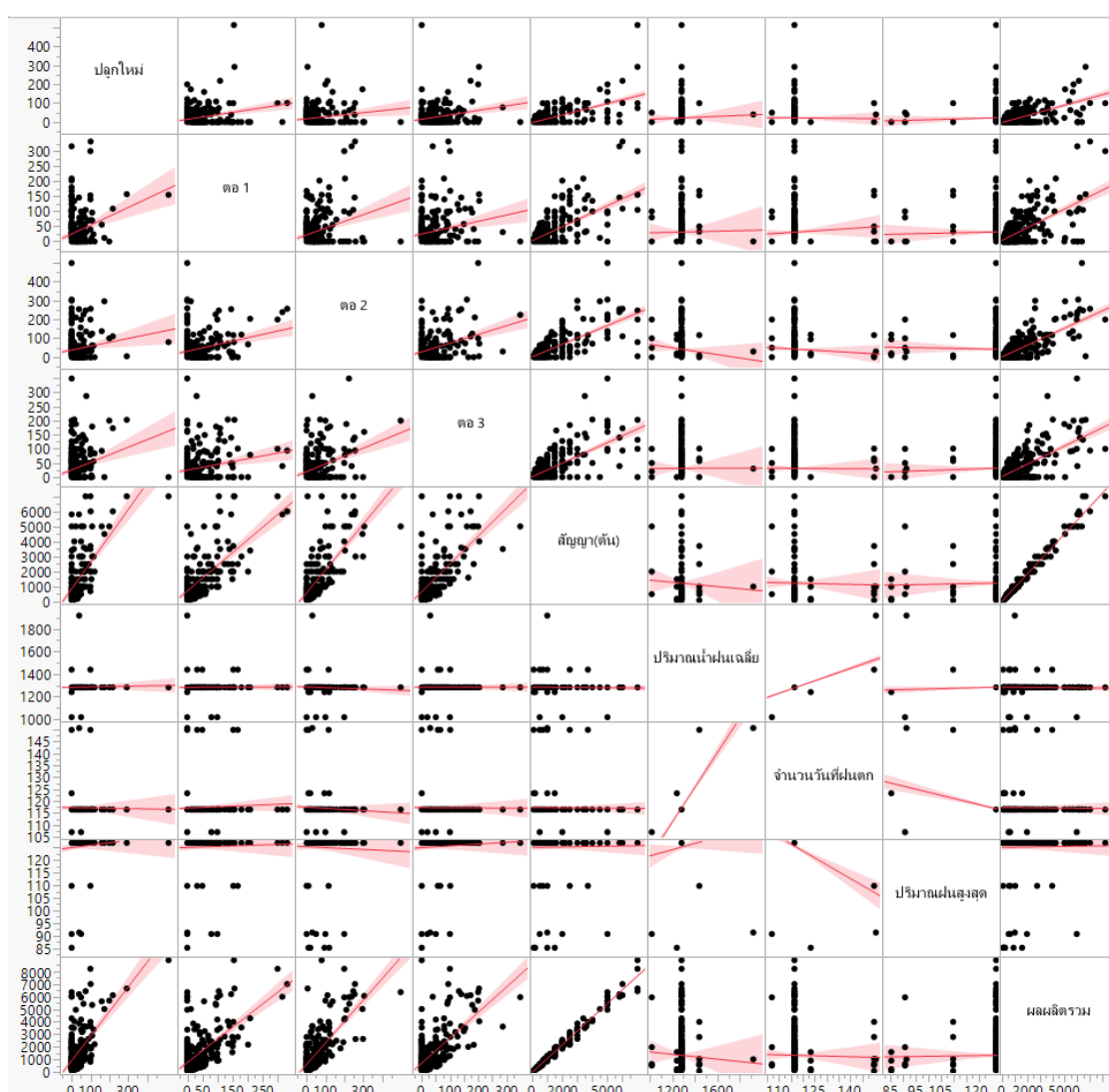
เกษตรกรที่จะนำผลผลิตมาส่งโรงงานนั้นควรมีผลผลิตต่อไร่เป็นเท่าไร นำไปสู่ค่าความคลาดเคลื่อนที่อาจมากขึ้นได้

ตารางที่ 3.2 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยระยะสั้นของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอและขั้นตอนโครงข่ายประสาทเทียม

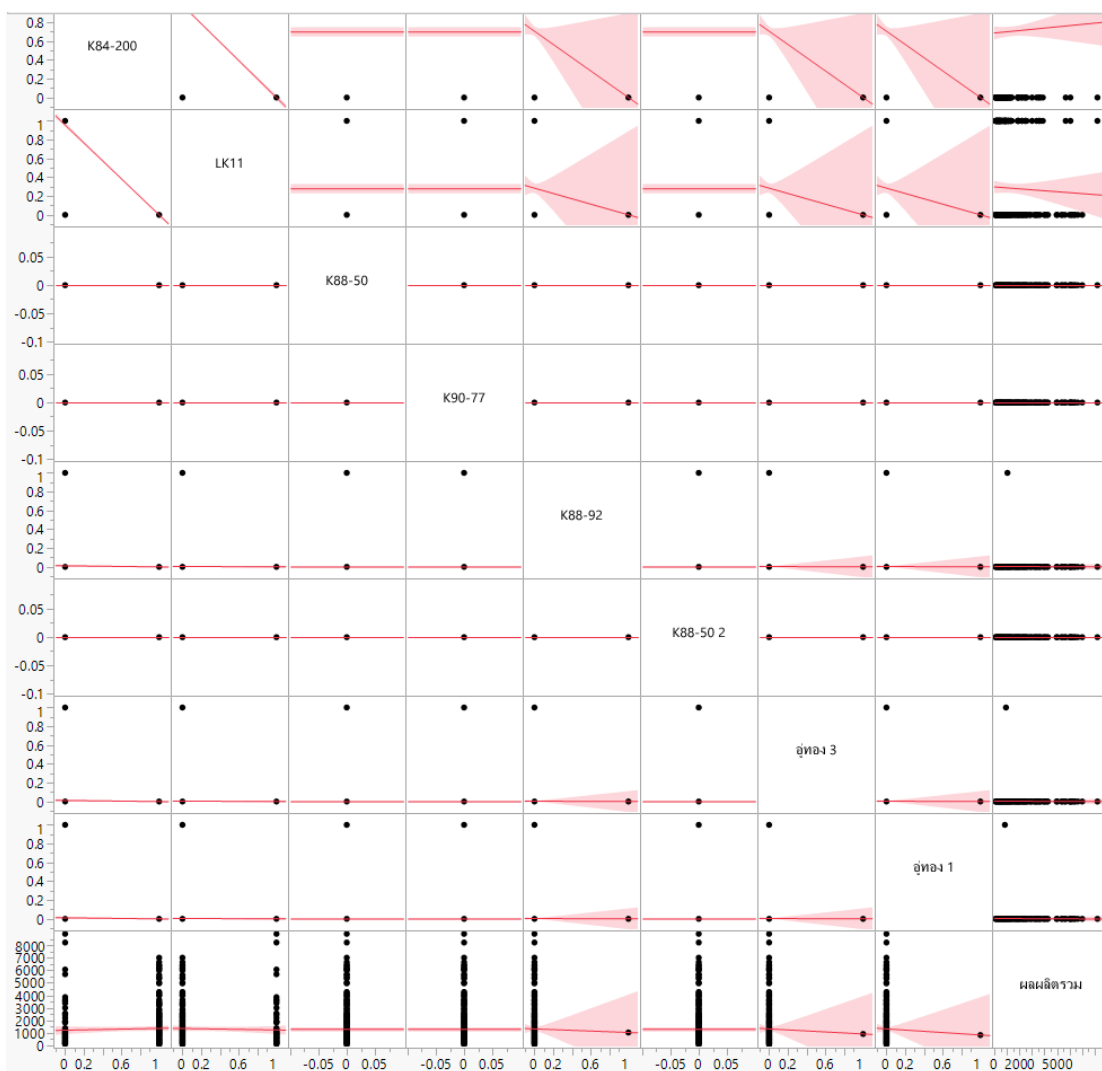
Trained year	Tested year	MAPE (train)		MAPE (test)		Equation
		GA	BPNN	GA	BPNN	
2553	2554	9.64	10.27	12.43	20.08	$0.9 + 3.4 \square \square \square 3 + 3.61 \square \square \square 1$ $- 8.8 \square \square \square \square \square_{88-50}$ $- 0.15 \square \square \square \square \square_{\text{อ้อยทอ้ง1}}$ $* 1.4 \square \square \square \square \square + 3.23 \text{ปลุกใหม่}$ $+ 0.7 \square \square \square \square \square$ $- 7.73 \square \square \square \square \square_{84-200}$ $+ 3.45 \square \square \square 2$
2554	2555	11.65	18.56	18.08	45.98	$2.4 \square \square \square 1 + 1.83 \square \square \square \square \square \square_{11}$ $+ 3.1 \square \square \square 3 + 2.39 \square \square \square 2$ $* 3.25 \square \square \square \square \square_{\text{อ้อยทอ้ง1}}$ $* 7.9 \square \square \square \square \square_{88-50}$ $+ 2.5 \square \square \square \square \square_{88-92}$ $+ 0.72 \square \square \square \square \square + 2.79 \text{ปลุกใหม่}$
2555	2556	10.93	84.31	11.03	77.62	$7.82 + 0.39 \square \square \square \square \square$ $+ 5.67 \square \square \square 2$ $+ 5.55 \square \square \square 3 + 5.85 \text{ปลุกใหม่}$ $- 8.44 \square \square \square \square \square_{11} * 1.04 \square \square \square 3$ $+ 5.39 \square \square \square 1$
2556	2557	11.42	38.45	11.29	81.73	$2.69 + 9.45 \square \square \square 3 + 10.16 \text{ปลุกใหม่}$ $- 3.09 \square \square \square \square \square_{88-50}$ $+ 9.54 \square \square \square \square \square_{84-200} * 0.01 \square \square \square 2$ $+ 60.29 \square \square \square \square \square_{88-92}$ $+ 9.44 \square \square \square 1$ $+ 9.34 \square \square \square 2$
2557	-	10.75	26.70	-	-	$6.17 + 9.71 \square \square \square 2$ $+ \frac{0.82 \text{ปลุกใหม่}}{1.18 \square \square \square \square \square_{11} * 1.61 \square \square \square 1}$ $+ 8.93 \square \square \square 3$ $* 6.96 \square \square \square \square \square_{11} + 9.03 \text{ปลุกใหม่}$ $+ 9.58 \square \square \square 1$
Average		10.88	35.66	13.21	56.35	

เมื่อทำการวิเคราะห์ค่า correlation ของ พื้นที่ปลูกอ้อยใหม่ อ้อยต่อ1 อ้อยต่อ2 อ้อยต่อ3 โคเวตา ที่เกษตรกรได้รับ เทียบกับปริมาณผลผลิตอ้อย ดังรูปที่ 3-1 ก็พบว่ามีผลสอดคล้องไปในทำนองเดียวกัน กล่าวคือ ปัจจัยดังกล่าวมีค่า correlation เท่ากับ 0.60, 0.62, 0.72, 0.66 และ 0.99 ตามลำดับ

ความน่าสนใจอีกประการของโมเดลที่สร้างได้ คือ แม้ข้อมูลเกี่ยวกับปริมาณน้ำฝนจะดูเหมือนเป็น ปัจจัยที่น่าจะส่งผลต่อผลผลิตอ้อย แต่กลับไม่พบตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับปริมาณน้ำฝนในสมการพยากรณ์ใด เลย ซึ่งจากการวิเคราะห์ correlation ก็พบว่าค่า correlation ระหว่างปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย จำนวนวันที่ฝน ตก และปริมาณฝนสูงสุด กับปริมาณผลผลิตมีค่าค่อนข้างต่ำ กล่าวคือ 0.03, 0.01 และ 0.01 ตามลำดับ ดัง รูปที่ 3-2



รูปที่ 3-1 Correlation ของข้อมูลการเพาะปลูก โคเวตา ปริมาณน้ำฝน และผลผลิต ในปี พ.ศ. 2553



รูปที่ 3-2 Correlation ของปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย จำนวนวันที่ฝนตก และปริมาณฝนสูงสุด กับปริมาณผลผลิตในปี พ.ศ. 2553

3.3.2 การพยากรณ์ผลผลิตอ้อยระยะยาว

เนื่องจากผลการพยากรณ์สำหรับข้อมูลสอนในปี 2553 มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด หัวข้อนี้จึงทำการทดสอบว่าเมื่อนำโมเดลที่สร้างจากข้อมูลในปีนี้ไปใช้พยากรณ์ข้อมูลในปีอื่นๆ แล้วค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จะเป็นเช่นไร เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของวิธีการที่นำเสนอในแง่ของการพยากรณ์ข้อมูลผลผลิตอ้อยในระยะยาว

ค่าความคลาดเคลื่อนของวิธีการที่นำเสนอและวิธีการกระจายประสาทเทียมเมื่อนำโมเดลที่สร้างจากข้อมูลปี 2553 ไปพยากรณ์ข้อมูลในปี 2554 – 2557 แสดงดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยระยะยาวของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอและขั้นตอนกระจายประสาทเทียม

Tested year	GA	BPNN
2554	12.43	20.08
2555	12.81	35.95
2556	12.37	37.51
2557	12.41	52.32
Average	12.50	36.47

จากตารางที่ 3.2 แม้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนสำหรับข้อมูลสอนของขั้นตอนวิธีที่นำเสนอและขั้นตอนวิธีกระจายประสาทเทียมจะไม่แตกต่างกันมากนัก คือ 9.64% สำหรับขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ และ 10.27% สำหรับ BPNN แต่เมื่อนำโมเดลที่ได้ไปพยากรณ์ข้อมูลในปี 2554 – 2557 ผลลัพธ์ที่ได้จากทั้ง 2 วิธีที่นำมาเปรียบเทียบค่อนข้างมีความแตกต่างกัน โดยขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ ยังคงมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 12.50% ในขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนของ BPNN มีค่าเป็น 36.5% ซึ่งสูงกว่าขั้นตอนวิธีที่นำเสนอถึง 24% แสดงให้เห็นว่า นอกเหนือจากความสามารถในการพยากรณ์ผลผลิตในระยะสั้นแล้ว ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอ ยังให้ผลลัพธ์ที่ดีสำหรับการพยากรณ์ผลผลิตในระยะยาวอีกด้วย ประโยชน์ที่จะได้รับคือ ผู้ที่นำขั้นตอนวิธีนี้ไปใช้ไม่ต้องการทำสร้างโมเดลการพยากรณ์บ่อยๆ เนื่องจากโมเดลที่สร้างได้มีประสิทธิภาพครอบคลุมการพยากรณ์ในระยะ 4-5 ปี

บทที่ 4

การพยากรณ์ผลผลิตและคุณภาพอ้อย

เนื้อหาในบทนี้นำเสนอการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตและคุณภาพของอ้อย โดยเปรียบเทียบวิธีการที่นำเสนอเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก รายละเอียดเป็นดังนี้

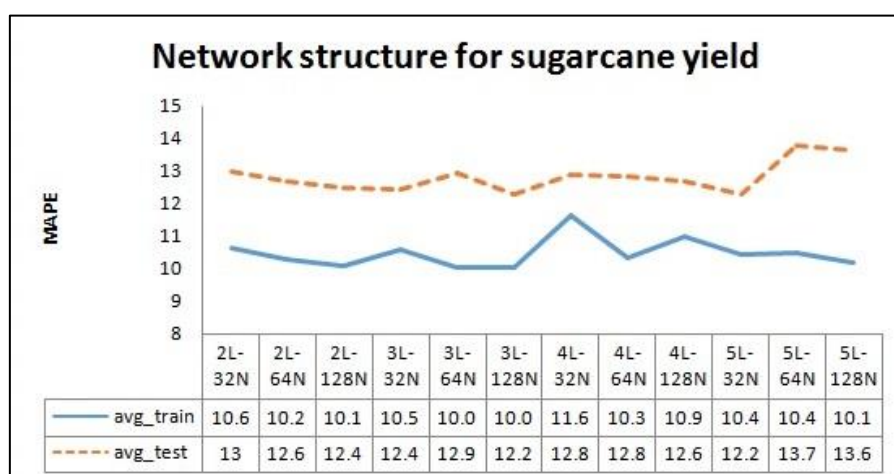
4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลเกษตรกรแต่ละรายที่ทำการปลูกอ้อยและส่งขายให้กับโรงงานอุตสาหกรรมผลิตน้ำตาล จาก 24 จังหวัดตั้งแต่ปี 2553 - 2557 ดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 3

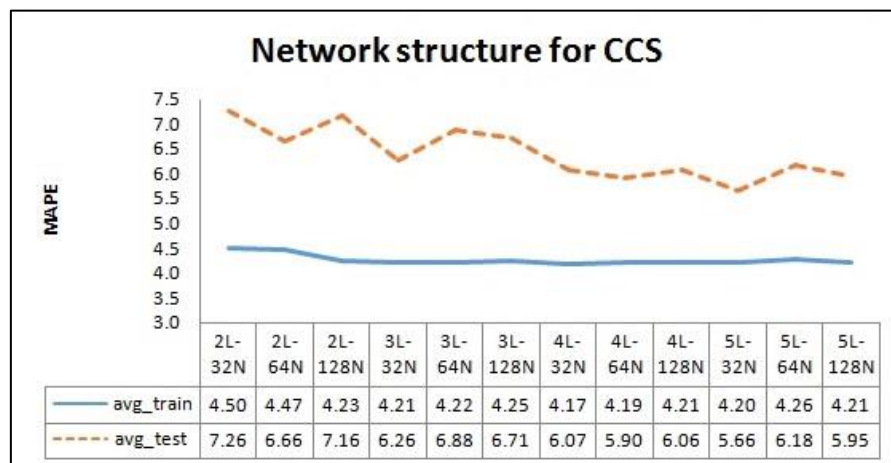
ข้อมูลทั้ง 9 attribute จะถูกนำไปใช้สร้างโมเดลด้วยขั้นตอนวิธี adaptive ES, โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ดังที่นำเสนอไปในบทที่ 2 เพื่อทำนายผลผลิตอ้อยรวม (ตัน) ซึ่งเป็นผลผลิตอ้อยรวมจากทั้งการเก็บเกี่ยวแบบอ้อยสดและเก็บเกี่ยวด้วยวิธีจุดไฟเผา และพยากรณ์คุณภาพของอ้อยในแง่ความหวาน (CCS)

4.2 การทดลองหาโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

ขั้นตอนวิธีที่คณะผู้วิจัยนำมาทดสอบเพิ่มในงานวิจัยในบทนี้ คือ โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก ผู้วิจัยได้ใช้เครื่องมือ Tensorflow ในการเขียนโปรแกรม และได้ทดลองปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้น เช่น ทดลองเปลี่ยนจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม ทดลองเปลี่ยนจำนวนโหนดในแต่ละชั้น ผลการทดลองปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์แสดงดังรูปที่ 4-1 และ 4-2



รูปที่ 4-1 ผลการพยากรณ์ปริมาณอ้อยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก



รูปที่ 4-2 ผลการพยากรณ์คุณภาพอ้อยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก

จากผลการทดลองในรูปที่ 4-1 และ 4-2 พบว่าจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกในการพยากรณ์ปริมาณอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรมคือ 3 ชั้น ชั้นละ 128 โหนด ส่วนจำนวนชั้นที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกในการพยากรณ์คุณภาพอ้อย คือ 4 ชั้น ชั้นละ 32 โหนด

4.3 การพยากรณ์ปริมาณและคุณภาพอ้อยเพื่อป้อนเข้าสู่โรงงานอุตสาหกรรม

คณะผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์โมเดลที่ดีที่สุดจากการเรียนรู้ (Training) ของแต่ละขั้นตอนวิธีมาเปรียบเทียบกัน ซึ่งโมเดลจาก A-ES ที่ได้เป็นดังตารางที่ 4-1 ส่วนตารางแสดงผลการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยที่ได้จากแต่ละอัลกอริทึม แสดงดังตารางที่ 4-2 และ ตารางแสดงผลการพยากรณ์คุณภาพของผลผลิตอ้อยที่ได้จากแต่ละอัลกอริทึม แสดงดังตารางที่ 4-3

ตารางที่ 4-1 สมการพยากรณ์คุณภาพผลผลิตอ้อย (CCS)

Training Data	Testing Data	Equation
2010	2011	$11.8621 + 0.511844\text{Ratoon1} - 2.61096\text{MaxRainfall} - 1.27713\text{Type}_{\text{K88_92}}$
2011	2012	$12.3818 + 2.79451\text{Type}_{\text{K84_200}} - 4.21822\text{DaysOfRain} / 16.9181\text{MaxRainfall}$
2012	2013	$11.6497 + 0.275961\text{Type}_{\text{LK11}} - 0.724346\text{Ratoon3} / 4.7858\text{Ratoon3}$
2013	2014	$12.5836 + -3.16223\text{Type}_{\text{LK11}} / 0.0515265\text{Quota} / 0.0336951\text{NewPlanted}$

ตารางที่ 4-2 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลผลิตเมื่อใช้โมเดลที่ดีที่สุดจากการเรียนรู้ของแต่ละขั้นตอนวิธี

Training Data	Testing Data	Training MAPE			Testing MAPE		
		BPNN	A-ES	DNN	BPNN	A-ES	DNN
2010	2011	10.27	9.64	9.16	20.08	12.43	13.64
2011	2012	18.56	11.65	8.97	45.98	18.08	15.28
2012	2013	84.31	10.93	9.25	77.62	11.03	13.78
2013	2014	38.45	11.42	9.61	81.73	11.29	12.62
Avg.		37.90	10.91	9.25	56.35	13.21	13.83

ตารางที่ 4-3 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์คุณภาพของผลผลิตเมื่อใช้โมเดลที่ดีที่สุดจากการเรียนรู้ของแต่ละขั้นตอนวิธี

Training Data	Testing Data	Training MAPE			Testing MAPE		
		BPNN	A-ES	DNN	BPNN	A-ES	DNN
2010	2011	3.97	4.04	4.11	8.62	4.58	4.07
2011	2012	3.64	3.49	3.48	5.50	5.60	6.09
2012	2013	5.35	4.74	4.83	11.98	8.14	7.85
2013	2014	4.14	4.13	4.21	5.98	5.64	5.71
Avg.		4.28	4.10	4.16	8.02	5.99	5.93

4.4 การวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์

ในหัวข้อที่ 4.3 ข้างต้น คณะผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์โมเดลที่ดีที่สุดจากการเรียนรู้แต่ละขั้นตอนวิธีมาเปรียบเทียบกัน ส่วนในหัวข้อนี้จะนำเสนอการวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากโมเดลที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการทดสอบ (Testing) กรณีเฉลี่ย

ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ปริมาณและคุณภาพผลผลิตอ้อย โดยพิจารณาผลจากโมเดลที่ให้ค่าความผิดพลาดตอนทดสอบน้อยที่สุด แสดงดังตารางที่ 4-4 และ 4-5

ตารางที่ 4-4 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลผลิตเมื่อใช้โมเดลที่ดีที่สุดจากการทดสอบของแต่ละขั้นตอนวิธี

Training Data	Testing Data	Training MAPE			Testing MAPE		
		BPNN	A-ES	DNN	BPNN	A-ES	DNN
2010	2011	10.27	9.64	10.20	20.08	12.43	12.04
2011	2012	18.56	11.65	10.82	45.98	18.08	11.90
2012	2013	84.31	10.93	10.97	77.62	11.03	12.05
2013	2014	38.45	11.42	9.98	81.73	11.29	11.75
Avg.		37.90	10.91	10.49	56.35	13.21	11.94

ตารางที่ 4-5 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์คุณภาพของผลผลิตเมื่อใช้โมเดลที่ดีที่สุดจากการทดสอบของแต่ละขั้นตอนวิธี

Training Data	Testing Data	Training MAPE			Testing MAPE		
		BPNN	A-ES	DNN	BPNN	A-ES	DNN
2010	2011	3.97	4.04	4.32	8.62	4.58	3.66
2011	2012	3.64	3.49	3.72	5.50	5.60	5.47
2012	2013	5.35	4.74	4.97	11.98	8.14	7.09
2013	2014	4.14	4.13	4.32	5.98	5.64	5.01
Avg.		4.28	4.10	4.33	8.02	5.99	5.31

ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ปริมาณและคุณภาพผลผลิตอ้อย โดยเฉลี่ย แสดงดังตารางที่ 4-6 และ 4-7

ตารางที่ 4-6 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลผลิตโดยเฉลี่ย

Training Data	Testing Data	Training MAPE			Testing MAPE		
		BPNN	A-ES	DNN	BPNN	A-ES	DNN
2010	2011	10.27	9.64	9.85	20.08	12.43	13.21
2011	2012	18.56	11.65	10.43	45.98	18.08	13.38
2012	2013	84.31	10.93	10.23	77.62	11.03	13.05
2013	2014	38.45	11.42	10.38	81.73	11.29	13.16
Avg.		37.90	10.91	10.22	56.35	13.21	13.20

ตารางที่ 4-7 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์คุณภาพของผลผลิตโดยเฉลี่ย

Training Data	Testing Data	Training MAPE			Testing MAPE		
		BPNN	A-ES	DNN	BPNN	A-ES	DNN
2010	2011	3.97	4.04	4.17	8.62	4.58	4.18
2011	2012	3.64	3.49	3.56	5.50	5.60	6.22
2012	2013	5.35	4.74	4.88	11.98	8.14	8.00
2013	2014	4.14	4.13	4.24	5.98	5.64	5.70
Avg.		4.28	4.10	4.21	8.02	5.99	6.03

บทที่ 5

สรุปผลการดำเนินการและผลผลิต

งานวิจัยนี้นำเสนอขั้นตอนวิธีสำหรับสร้างโมเดลการพยากรณ์ผลผลิตและคุณภาพอ้อยที่เกษตรกรจะนำส่งโรงงานอุตสาหกรรมผลิตน้ำตาล โดยทำการรวบรวมข้อมูลของเกษตรกรตั้งแต่ปี 2553 – 2557 จากพื้นที่เพาะปลูก 24 จังหวัด ข้อมูลที่นำมาใช้ในการสร้างสมการพยากรณ์ ได้แก่ ข้อมูลการเพาะปลูก พันธุ์อ้อย โคเวต้าที่เกษตรกรได้รับจากโรงงาน และปริมาณน้ำฝน รวมทั้งผลผลิตอ้อยที่เคยป้อนเข้าสู่โรงงานในอดีต

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลการพยากรณ์ที่ได้จากวิธีที่นำเสนอ เปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้งในการพยากรณ์ระยะสั้น และ การพยากรณ์ระยะยาว พบว่า ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอมีค่าความคลื่อนต่ำกว่าขั้นตอนที่นำมาเปรียบในทุกชุดข้อมูลที่ทำการศึกษา จากการวิเคราะห์สมการพยากรณ์ที่ได้ พบว่าปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยคือ ข้อมูลพื้นที่เพาะปลูกของเกษตรกรแยกตามอ้อยสดและอ้อยตอ รวมทั้งโคเวต้าที่เกษตรกรได้รับ ในอนาคตหากต้องการปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลให้มีความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตอ้อยมากขึ้นอาจต้องทำการศึกษาปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับผลผลิตอื่น ๆ เพิ่มเติม เช่น ช่วงเวลาของการเพาะปลูก ทักษะของเกษตรกร อุณหภูมิ และความชื้น เป็นต้น

ผลงานตีพิมพ์ในที่ประชุมวิชาการระดับนานาชาติ ดังรายละเอียดต่อไปนี้:-

Srikamdee, S., Rimcharoen, S., & Leelathakul N. (2018). Sugarcane Yield and Quality Forecasting Models: Adaptive ES vs. Deep Learning. The 2nd International Conference on Intelligent Systems, Metaheuristics & Swarm Intelligence (ISMSI-2018).

บรรณานุกรม

- ธิดารัตน์ จันทวี. (2539). การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเพื่อการวางแผนการผลิตไฟฟ้าระยะสั้น. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- นवलพรรณ มีนาทุ่ง. (2542). การพยากรณ์มูลค่าการส่งออกอุตสาหกรรมสิ่งทอของไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- มนฤดี เกิดสมบุญ. (2542). การพยากรณ์ผลผลิตและราคาสินค้าเกษตร. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ยุพาภรณ์ อารีพงษ์. (2542). การพยากรณ์สินค้าเกษตรศาสตร์เกษตร: กรณีผักและผลไม้. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- รัศมี หนานสายอ้อ. (2542). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในภาคตะวันออกเฉียงเหนือเพื่อวางแผนการเพาะปลูกพืช. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- วัลลภา อุนวิจิตร. (2539). การพยากรณ์อนุกรมเวลาสำหรับราคาน้ำมันโดยนิเวศเน็ตเวิร์ก. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- เสาวนุช ศรีวรรณ, สมจิต โยธะคง และ สุนันท์ สีสังข์. (2555). การผลิตอ้อยส่งโรงงานและความต้องการสนับสนุนปัจจัยการผลิตของเกษตรกรในอำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม. เอกสารประกอบการประชุมวิชาการ การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษามหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 2.
- อรนงค์ บุเกตุ และ พุทธดี ศิริแสงตระกูล. (2556). แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอ้อยของภาคตะวันออกเฉียงเหนือโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิทยาศาสตร์ มข. ปีที่ 41 ฉบับที่ 1.
- อรนันท์ เขาว์พาณิชย์. (2553). การรู้จำใบหน้ามนุษย์โดยใช้วิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลักร่วมกับวิธีการวิเคราะห์เชิงภูมิศาสตร์ใบหน้าและโครงข่ายประสาทเทียม. วิทยาสตรมหาบัณฑิต, เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์เพื่อการศึกษา, มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม.
- Chantasut, N., Charoenjit, C. and Tanprasert, C. (2004). Predictive Mining of Rainfall Predictions Using Artificial Neural Networks for Chao Phraya River. The 4th International Conference of the Asian Federation of Information Technology in Agriculture and the 2nd World Congress on Computers in Agriculture and National Resources.

- Chiraphadhanakul, S., Dangprasert, P. and Avatchanakorn, V. (1997). Genetic Algorithm in Forecasting Commercial Banks Deposit. IEEE International Conference on Intelligent Processing Systems.
- Iba H., Sasaki, T. (1999). Using Genetic Programming to Predict Financial Data. The Congress on Evolutionary Computation.
- Kaboudan, M. A. (2002). Compumetric Forecasting of Crude Oil Prices. Proceeding of the 2001 Congress on Evolutionary Computation.
- Kendall, G., Binner, J. M. and Gazely, A. M. (2001). Evolutionary strategies: A new macroeconomic policy tool?. IFAC Symposium on Modeling and Control of Economic Systems.
- Obe, O. O. and Shangodoyin. (2010). Artificial Neural Network Based Model for Forecasting Sugar Cane Production. Journal of Computer Science, 6 (4).
- Padhan, P. C. (2012). Application of ARIMA Model for Forecasting Agricultural Productivity in India. Journal of Agriculture & Social Sciences, 8 (2).
- Rimcharoen, S., Sutivong, D., Chongstitvatana, P. (2005) Curve Fitting Using Adaptive Evolution Strategies for Forecasting the Exchange Rate. In the 2nd ECTI Annual International Conference.
5. Rimcharoen, S., Sutivong, D., Chongstitvatana, P. (2005) Prediction of the Stock Exchange of Thailand Using Adaptive Evolution Strategies. In the 17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence.
- Santini, M., Tettamanzi A. (2001). Genetic Programming for Financial Time Series Prediction. European Conference on Genetic Programming.
- Sheta, A. F., Mahmoud, A. (2001). Forecasting Using Genetic Programming. The 33rd Southeastern Symposium on System Theory.

ภาคผนวก

การตีพิมพ์ผลงานวิจัย

The 2nd International Conference on Intelligent Systems, Metaheuristics & Swarm

Intelligence (ISMSI-2018)

March 24 - 25, 2018, Phuket, Thailand