



ใบรับรองวิทยานิพนธ์
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต (การจัดการเทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร)

ปริญญา

การจัดการเทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร

เทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร

สาขา

ภาควิชา

เรื่อง การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมด้วยแบบจำลองเชิงปริมาณ

Forecasting of Vanamide Shrimp Production Volume Using Quantitative Models

นามผู้วิจัย นายเสกศักดิ์ ดวงมณี

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์วิพิมพ์ ญีวิสุข, Ph.D.)

กรรมการ

(อาจารย์ระวี สุวรรณเดโชไชย, Ph.D.)

หัวหน้าภาควิชา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์วิพิมพ์ ญีวิสุข, Ph.D.)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์รับรองแล้ว

()

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ เดือน พ.ศ.

สิงสีทงี มตาวิตยาสัยเกษตรศาสตร์

วิทยานิพนธ์

เรื่อง

การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมด้วยแบบจำลองเชิงปริมาณ

Forecasting of Vanamide Shrimp Production Volume Using Quantitative Models

โดย

นายเสกศักดิ์ ดวงมณี

เสนอ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

เพื่อความสมบูรณ์แห่งปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (การจัดการเทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร)

พ.ศ. 2553

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

เสกศักดิ์ ควงมณี 2553: การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมด้วยแบบจำลองเชิงปริมาณ
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (การจัดการเทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร) สาขาการจัดการ
เทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร ภาควิชาเทคโนโลยีอุตสาหกรรมเกษตร
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผู้ช่วยศาสตราจารย์วิพิมพ์ ฉวีสุข, Ph.D. 117 หน้า

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการพยากรณ์ 2 เทคนิค ได้แก่
เทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้ง
ขาวแวนาไม โดยในส่วนของเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรจะศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองเครือข่าย
ประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (Backpropagation neural network; BPN) และแบบจำลองการถดถอย
เพื่อจำลองความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าซึ่งอยู่ในรูปตัวแปรทั้งหมด 12 ตัว
แปร และอยู่ในรูปกลุ่มปัจจัยจำนวน 3 กลุ่มซึ่งได้จากการวิเคราะห์ปัจจัยกับปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม
พบว่า แบบจำลองการถดถอยที่สร้างขึ้นจากการใช้ปัจจัยที่มีผลกระทบสูงทั้งหมด 12 ตัวแปรมีความถูกต้องใน
การพยากรณ์ และความสามารถในการใช้งานทั่วไปที่ดีที่สุด รวมทั้งมีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ การลด
จำนวนตัวแปรด้วยวิธีการวิเคราะห์ปัจจัยไม่ช่วยเพิ่มความถูกต้องในการพยากรณ์ของแบบจำลอง ผลการใช้
แบบจำลองการถดถอยปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาว พบว่า ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3 มี
ผลกระทบสูง สำหรับแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ผลการเปรียบเทียบระหว่าง
BPN แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ พบว่า แบบจำลองวิธีปรับให้เรียบ
ฤดูกาลแบบลูธ (SMS) มีความถูกต้องในการพยากรณ์ และความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงที่สุดทั้งแบบ
การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา หรือ 1 เดือน และล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา หรือ 1 ปี แต่อย่างไรก็ตามการ
พยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน ให้ผลถูกต้องมากกว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี เมื่อเปรียบเทียบระหว่างเทคนิค
ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม
แล้ว พบว่าแบบจำลอง SMS ที่สร้างขึ้นจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลามีความถูกต้องในการพยากรณ์ และ
ความสามารถในการใช้งานทั่วไปที่สูงกว่าแบบจำลองการถดถอยที่สร้างขึ้นจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัว
แปร โดยมีความลำเอียงรวมในระดับที่ยอมรับได้ แต่มีโอกาสเกิดการ Overestimate ในช่วงเดือน เมษายน และ
ธันวาคม ในขณะที่อาจเกิด Underestimate ในช่วงเดือนกรกฎาคม

ลายมือชื่อนิสิต

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

Sagsak Doungmanee 2010: Forecasting of Vanamide Shrimp Production Volume Using Quantitative Models. Master of Science (Agro-Industrial Technology Management), Major Field: Agro-Industrial Technology Management, Department of Agro-Industrial Technology.
Thesis Advisor: Assistant Professor Raveepim Chaveesuk, Ph.D. 117 pages.

This research 's objective was to compare 2 forecasting techniques: an associative and a time series analysis techniques in forecasting the Vanamide's shrimp yield. For the associative technique, backpropagation neural networks (BPN) and regression models were constructed to capture the relationship between relating production factors and past yield and the shrimp production yield. The production factors and past yield were included in the model as either 12 independent variables or 3-factor group obtained from factor analysis. Results indicated that the regression models built from the 12 production variables showed highest forecasting accuracy as well as an acceptable bias level. Independent variable reduction by factor analysis did not increase the forecasting accuracy. The accurate regression model also pointed out that the shrimp yield at 1-month before harvesting was the most influential factor affecting the harvesting yield. In addition, a comparison of the BPN, Box and Jenkins and smoothing models built from time series technique indicated that the seasonal multiplicative smoothing (SMS) model possessed the highest accuracy for both the 1-month ahead forecast and the 12-month ahead forecast. However, the 1-month ahead forecast exhibited higher accuracy than the 12-month ahead forecast. It was also observed that the SMS model constructed from the time series analysis technique had higher forecasting accuracy than the regression model constructed from the associative technique and overall exhibited an acceptable bias level. However, an overestimate could be found in April and December while an underestimate might be found in July.

Student's signature

Thesis Advisor's signature

กิตติกรรมประกาศ

ขอกราบขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์วิพิมพ์ ฉวีสุข อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ผู้ให้คำแนะนำ และให้ความรู้ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับเครือข่ายประสาทเทียม และวิชาความรู้ด้านอื่น ๆ ในการทำงานวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และกรุณาตรวจสอบ ให้คำแนะนำในการแก้ไข ข้อบกพร่องต่าง ๆ ขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ระวี สุวรรณเดโชไชย อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม รวมทั้งขอกราบขอบพระคุณอาจารย์พริภา องค์กรักษ์ และอาจารย์ธัญญา วสุศรี ผู้ทรงคุณวุฒิจากบัณฑิตวิทยาลัย ที่กรุณาแก้ไข และตรวจสอบวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอกราบขอบพระคุณคุณพ่อ คุณแม่ที่เป็นแรงใจ กำลังใจและให้การสนับสนุนในการศึกษาหาวิชาความรู้มาโดยตลอด รวมถึงขอขอบคุณ เพื่อน ๆ พี่ ๆ น้อง ๆ ที่คอยเป็นกำลังใจ และห่วงใยเสมอมา

ขอขอบคุณนางสาว พิมพ์พร พงศ์ทองคำ ที่ช่วยสอน และให้ความรู้เรื่องแบบจำลองบ็อกซ์ และเจเนติกส์ และให้ความช่วยเหลืออย่างเต็มที่

เสกศักดิ์ ดวงมณี
เมษายน 2553

สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(1)
สารบัญตาราง	(2)
สารบัญภาพ	(5)
คำนำ	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย	3
การตรวจเอกสาร	4
อุปกรณ์และวิธีการ	43
อุปกรณ์	43
วิธีการ	43
ผลและวิจารณ์	60
สรุปและข้อเสนอแนะ	94
สรุป	94
ข้อเสนอแนะ	95
เอกสารและสิ่งอ้างอิง	96
ภาคผนวก	100
ภาคผนวก ก ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย	101
ภาคผนวก ข การวิเคราะห์ผล	115
ประวัติการศึกษาและการทำงาน	117

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1	แสดงผลผลิตกุ้งของ โลกตั้งแต่ปี พ.ศ. 2546-2551	6
2	จำนวนฟาร์ม พื้นที่เลี้ยง และปริมาณผลผลิตกุ้งเพาะเลี้ยง ปี พ.ศ. 2542-2551	8
3	ราคาที่เกี่ยวข้องการขายได้	9
4	ราคาน้ำเลี้ยงกุ้งขาวแวนาไมตามขนาดจากตลาดทะเลไทย สมุทรสาคร	9
5	ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ ARMA (p, q)	25
6	ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ SARMA (P, Q) ₁₂	26
7	รายละเอียดของแต่ละกลุ่มปัจจัย	60
8	ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองการถดถอยในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมจากข้อมูลชุดทดสอบ	61
9	โครงสร้างและพารามิเตอร์ของแบบจำลอง BPN ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม	64
10	ค่าความถูกต้องในรูป MAE ของแบบจำลองต่าง ๆ ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม	65
11	ค่าความลำเอียงในรูป TS ของแบบจำลองต่าง ๆ ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม	68
12	ปัจจัยการผลิตที่มีผลกระทบสูงต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม	69
13	พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ	71
14	ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติในรูป MAE ในการพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบแบบล่วงหน้า 1 เดือน และ 1 ปี	75
15	ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม แบบล่วงหน้า 1 ปี และ 1 เดือน	77
16	โครงสร้างและพารามิเตอร์การเรียนรู้ของแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกได้	77

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่		หน้า
17	ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกได้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้ง	78
18	ค่าความคลาดเคลื่อนในรูป MAE ของแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกไว้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตล่องหน้า 1 เดือน และล่องหน้า 1 ปี ในข้อมูลชุดทวนสอบ	79
19	ประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้พยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ล่องหน้า 1 เดือน	81
20	ประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้พยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ล่องหน้า 1 ปี	83
21	ค่าความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลชุดทวนสอบ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมแบบล่องหน้า 1 เดือนและล่องหน้า 1 ปี	85
22	เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองการพยากรณ์จากเทคนิคความสัมพันธ์ของตัวแปรและเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลา ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมล่องหน้า 1 เดือน	86
23	ค่าความลำเอียงของแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม จากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและเทคนิคอนุกรมเวลา	89
24	เปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปีพ.ศ. 2552 ระหว่างการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคุณ (SMS) และปริมาณผลผลิตที่แท้จริง	90
25	ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2553 จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคุณ (SMS)	92

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางผนวกที่	หน้า
ก1 ข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน	102
ก2 ข้อมูลปัจจัยการผลิตและปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน	104
ก3 ข้อมูลกลุ่มปัจจัยการผลิตที่ได้จากการวิเคราะห์ปัจจัยและปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน	107
ก4 ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือนทั้งหมดเพื่อการพยากรณ์แบบเทคนิควิเคราะห์หอนุกรมเวลา	109
ก5 ตัวอย่างการจัดเรียงปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือนของแบบจำลอง BPN ที่สร้างจากเทคนิควิเคราะห์หอนุกรมเวลา	112
ข1 ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0)	116

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1 แนวโน้มปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของไทยตั้งแต่ปี พ.ศ. 2548 – 2551	7
2 ขั้นตอนการพยากรณ์	14
3 รูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาที่มืองค์ประกอบของฤดูกาลทั้งแบบบวกและแบบคูณ	19
4 รูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาที่มืองค์ประกอบของฤดูกาลและแนวโน้มแบบบวกและแบบคูณ	20
5 การทำงานของเครือข่ายประสาทของมนุษย์	29
6 การทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับเครือข่ายประสาทของมนุษย์	30
7 เครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนคู่ด้านหน้าชั้นเดียว	31
8 เครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนคู่ด้านหน้าหลายชั้น	32
9 ฟังก์ชันบ่งชี้ (Identity function)	34
10 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function)	34
11 ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจน (Hyperbolic tangent; tanH)	35
12 โครงสร้างของเครือข่ายแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ	37
13 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	43
14 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร	67
15 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบจากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร	67
16 ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในช่วงเดือนมกราคม พ .ศ. 2548 – เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2551	71
17 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้แบบล่วงหน้า 1 เดือน	82
18 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบแบบล่วงหน้า 1 เดือน	82

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
19	การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี	84
20	การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ของข้อมูลชุดเรียนรู้จากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา	87
21	การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ของข้อมูลชุดเรียนรู้จากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร	88
22	การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ของข้อมูลชุดทดสอบจากแบบจำลอง ในปี พ.ศ. 2551	88
23	ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ปี พ.ศ. 2552	91
24	ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ปี พ.ศ. 2553	93

การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมด้วยแบบจำลองเชิงปริมาณ

Forecasting of Vanamide Shrimp Production Volume Using Quantitative Models

คำนำ

กุ้งเป็นสัตว์น้ำเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย และเป็นสัตว์น้ำที่มีศักยภาพในการแข่งขันด้านการผลิตเพื่อการส่งออก เนื่องจากไทยเป็นผู้ผลิตกุ้งจากการเพาะเลี้ยงรายใหญ่ที่สุดของโลกหรือประมาณ 23% ของผลผลิตโลก (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2551) และมีการส่งออกเป็นอันดับ 1 ของโลกต่อเนื่องกันมาไม่น้อยกว่า 10 ปี ในช่วงปี พ.ศ. 2547 – 2551 การส่งออกผลิตภัณฑ์กุ้งของไทยมีอัตราการเพิ่มขึ้นทั้งปริมาณ และมูลค่าเฉลี่ยที่ร้อยละ 10.66 และ 5.25 ต่อปีตามลำดับ (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2551) โดยในปี พ.ศ. 2551 กุ้งและผลิตภัณฑ์จากกุ้ง มีมูลค่าการส่งออก 84,067 ล้านบาท (กรมศุลกากร, 2551)

แหล่งเพาะเลี้ยงกุ้งที่สำคัญอยู่บริเวณภาคใต้และภาคตะวันออกของประเทศ ผลผลิตส่วนใหญ่ประมาณร้อยละ 88 ได้มาจากการเพาะเลี้ยง ที่เหลือเป็นผลผลิตจากการจับจากธรรมชาติเกษตรกร โดยส่วนใหญ่นิยมเพาะเลี้ยงกุ้งขาวแวนนาไม ในปี พ.ศ. 2551 มีสัดส่วนการเพาะเลี้ยงกุ้งขาวแวนนาไมต่อกุ้งกุลาดำเท่ากับ 99:1 (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2551) ในอดีตเกษตรกรนิยมเลี้ยงกุ้งกุลาดำ ผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมมีปริมาณเพิ่มขึ้นมากตั้งแต่ปี พ.ศ. 2548 เนื่องจากกุ้งขาวแวนนาไมสามารถผลิตได้ง่ายกว่า มีรอบการผลิตประมาณ 4 เดือน มีต้นทุนการผลิตต่ำและค่าใช้จ่ายในการบริหารจัดการน้อยกว่า อีกทั้งกุ้งกุลาดำขนาดเล็กไม่สามารถแข่งขันราคากับกุ้งขาวแวนนาไมได้ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะพิจารณาเฉพาะกุ้งขาวแวนนาไมเท่านั้น โดยกุ้งขาวร้อยละ 90 จะเข้าสู่อุตสาหกรรมแปรรูปเพื่อส่งออก ที่เหลือร้อยละ 10 นำมาบริโภคภายในประเทศ ซึ่งอุตสาหกรรมกุ้งแช่เยือกแข็งและแปรรูป มีผู้ที่เกี่ยวข้องเป็นจำนวนมาก เช่น เกษตรกรผู้เลี้ยงกุ้งที่ได้รับรองมาตรฐานทั้ง GAP และ CoC รวมทั้งหมดประมาณ 10,999 ราย แพกุ้งประมาณ 41 แพ โรงงานผู้ผลิตประมาณ 180 โรงงาน ซึ่งก่อให้เกิดการจ้างงานถึง 700,000 คน (สำนักบริการส่งออก 1, 2552) นอกจากนี้ยังมีผู้ที่เกี่ยวข้องในส่วนสนับสนุนอีก คือ ฟาร์มเพาะฟักและอนุบาลลูกกุ้งรวมทั้งหมด ประมาณ 591 แห่ง (สถาบันวิจัยการเพาะเลี้ยงกุ้งทะเล, 2552) และ โรงงานผลิตอาหารกุ้งสำเร็จรูปที่ขึ้นทะเบียนกับกรมประมงจำนวน 22 โรงงาน (คณะกรรมการบริหารคลัสเตอร์กุ้งประเทศไทย, 2550)

ด้วยเหตุนี้การศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยการผลิตกับปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมด้วยแบบจำลองการพยากรณ์ จะช่วยให้ผู้ที่เกี่ยวข้องในโซ่อุปทานอุตสาหกรรมกุ้งขาว ได้แก่ โรงเพาะฟัก โรงอนุบาลลูกกุ้ง โรงงานผลิตอาหารกุ้ง เกษตรกร ผู้รวบรวม ตลาดกลาง และโรงงานแปรรูป สามารถคาดการณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งได้ล่วงหน้า และสามารถใช้เป็นแนวทางในการวางแผนการผลิต แผนการตลาด แผนการจัดส่ง และใช้ในการพัฒนาเพิ่มมูลค่าให้กับผลิตภัณฑ์เพื่อเพิ่มศักยภาพในการแข่งขันของอุตสาหกรรมกุ้ง และยังเป็นประโยชน์ต่อรัฐบาลในด้าน วางนโยบายเชิงกลยุทธ์ทางการค้าให้เหมาะสมกับความต้องการของตลาดทั้งภายในประเทศและต่างประเทศต่อไป โดยเทคนิคการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมที่ศึกษาเปรียบเทียบกับงานวิจัยนี้ ได้แก่ เทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Causal หรือ Associative forecasting) และเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) สำหรับเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรจะพยากรณ์ปริมาณผลผลิตจากปัจจัยภายนอกที่มีอิทธิพลซึ่งได้แก่ ปัจจัยการผลิต รวมถึงปริมาณผลผลิตในอดีต ด้วยแนวความคิดว่าปริมาณผลผลิตกุ้งขาวนั้นถูกกำหนดโดยปัจจัยการผลิต และปัจจัยภายนอก ได้แก่ อุณหภูมิ ปริมาณน้ำฝน ราคาขาย และปริมาณผลผลิตก่อนหน้านั้น ในขณะที่เทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลาจะพยากรณ์ปริมาณผลผลิตจากปริมาณผลผลิตในอดีตในรูปแบบอนุกรมเวลาเพียงอย่างเดียว จากแนวคิดที่ว่าแนวโน้มในอดีตจะเกิดขึ้นต่อเนื่องไปในอนาคต

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวด้วยเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร
2. เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวด้วยเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา
3. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมด้วยเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา
4. เพื่อศึกษาปัจจัยการผลิตที่สำคัญที่มีผลต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม

การตรวจเอกสาร

ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับกุ้ง

กุ้งเป็นสัตว์น้ำที่มีความสำคัญทางเศรษฐกิจ เนื่องจากเป็นสินค้าที่มีมูลค่าสูงและสามารถสร้างรายได้จากการส่งออกให้กับประเทศไทยปีละหลายล้านบาท กุ้งมีแหล่งเพาะเลี้ยงที่สำคัญอยู่บริเวณภาคใต้ และภาคตะวันออกของประเทศ โดยกุ้งที่มีการเพาะเลี้ยงในปัจจุบัน คือ กุ้งขาวแวนนาไม และกุ้งกุลาดำ ในปี พ.ศ. 2550 การเพาะเลี้ยงกุ้งขาวแวนนาไมมีสัดส่วนปริมาณการผลิตต่อกุ้งกุลาดำร้อยละ 99 (กรมประมง, 2551)

1. ลักษณะทางกายภาพของกุ้ง

กุ้งขาวแวนนาไมหรือกุ้งขาวแปซิฟิก (*Liopenacus vannamei*) จะมีลักษณะหน้าตาคล้ายกับกุ้งแชบ๊วย แต่บริเวณกริของกุ้งขาวแวนนาไมจะสั้นและลาดลง พื้นกริด้านบนจะหยักและถี่ ความยาวของกริจะยาวกว่าลูกตาไม่มาก บริเวณลำตัวจะยาวเรียวมีจุดเล็ก ๆ สีน้ำตาลกระจายอยู่ทั่วตัว ส่วนกุ้งแชบ๊วยลำตัวจะไม่มีหนวดและปล้องซึ่งต่างจากกุ้งขาวแวนนาไม กุ้งขาวแวนนาไมตัวที่เต็มวัยสมบูรณ์เต็มที่จะมีความยาวถึง 9 นิ้ว (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2549)

กุ้งกุลาดำ (*Penaeus monodon*) เป็นกุ้งขนาดใหญ่ มีความยาวประมาณ 18-25 ซม. ลำตัวมีสีน้ำตาลเข้มกับสีจางพาดขวาง หนวดสีดำไม่มีลาย กริมีลักษณะเรียงแหลมโค้งเล็กน้อย ยื่นออกไปด้านหน้ายาวกว่าลูกตาสีดำเล็กน้อย กริด้านบนมีฟัน 6-8 ซี่ กริด้านล่างมีฟัน 2-4 ซี่ มีหนวดสีดำไม่มีลาย ขาดินคู่ที่ 5 ไม่มีรยางค์ด้านนอก (สำนักงานมาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหารแห่งชาติ, 2550)

2. สถานการณ์การผลิตกุ้งขาวแวนนาไม

ผลผลิตกุ้งที่มีอยู่ในตลาดโลกมีแหล่งที่มาจาก 2 แหล่ง ได้แก่ การผลิตโดยการจับจากธรรมชาติ และการผลิตโดยวิธีการเพาะเลี้ยง แต่ผลผลิตกุ้งในตลาดโดยส่วนใหญ่เป็นผลผลิตที่มาจาก การเพาะเลี้ยง รวมทั้งในประเทศไทยด้วยเช่นเดียวกัน ทั้งนี้เนื่องจากการผลิตโดยวิธีการเพาะเลี้ยงมีข้อดีในด้านของการที่ผู้เลี้ยงสามารถควบคุมสภาพแวดล้อมการผลิตได้ทำให้สามารถผลิตกุ้งได้ในปริมาณที่มากขึ้นได้ แตกต่างจากการจับจากธรรมชาติที่ไม่สามารถควบคุมปัจจัย

การผลิตได้ เมื่อพิจารณาจากผลผลิตกุ้งรวมของโลกจากการเพาะเลี้ยงในปี 2550 (ตารางที่ 1) มีปริมาณ 2.1 ล้านตัน พบว่าผลผลิตกุ้งร้อยละ 77 เป็นผลผลิตที่เพาะเลี้ยงในประเทศแถบเอเชีย และประเทศไทยเป็นผู้นำในการผลิตกุ้งจากการเพาะเลี้ยง นอกจากนี้ประเทศไทยเป็นประเทศผู้นำในการผลิตกุ้งของทวีปเอเชียแล้ว ประเทศไทยยังเป็นประเทศผู้เพาะเลี้ยงกุ้งได้เป็นอันดับ 1 ของโลกด้วยเช่นกัน หรือคิดเป็นประมาณ 23% ของผลผลิตโลก (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2551) ซึ่งผลผลิตกุ้งจากการเพาะเลี้ยงของไทยนั้นสามารถจำแนกลักษณะออกได้เป็น 3 วิธี (สถาบันอาหาร, 2548) คือ

2.1 การเลี้ยงแบบธรรมชาติ (Extensive system)

เป็นวิธีการเลี้ยงแบบดั้งเดิมที่ใช้วิธีการปล่อยหรือค่นน้ำทะเลที่มีพันธุ์กุ้งธรรมชาติเข้ามาในนา แล้วเก็บกักน้ำทะเลไว้ 1 - 2 เดือน เพื่อให้กุ้งเจริญเติบโต โดยกินอาหารธรรมชาติจำพวกแพลงก์ตอนในน้ำ ผลผลิตที่ได้จึงค่อนข้างต่ำ ประมาณ 30 - 60 กิโลกรัม/ไร่/ปี

2.2 การเลี้ยงแบบกึ่งพัฒนา (Semi-Intensive system)

เป็นวิธีการเลี้ยง โดยมีการควบคุมปัจจัยการผลิตบางส่วน อาทิเช่น ปล่อยพันธุ์กุ้งจากการเพาะฟักเสริมพันธุ์กุ้งจากธรรมชาติ มีการให้อาหารเสริมแก่กุ้ง ป้องกันกำจัดศัตรูกุ้ง เป็นต้น ใช้เวลาเลี้ยงนานประมาณ 2 - 6 เดือน ผลผลิตที่ได้อยู่ในระหว่าง 80 - 240 กิโลกรัม/ไร่/ปี (ปกติเลี้ยงปีละ 2 รุ่น)

2.3 การเลี้ยงแบบพัฒนา (Intensive system)

เป็นวิธีการเลี้ยงกุ้งแบบใหม่ที่ควบคุมปัจจัยการผลิตทั้งหมด ไม่ว่าจะเป็นพันธุ์กุ้ง อาหารกุ้ง คุณภาพน้ำ กรรมวิธีการเลี้ยงจะใช้พันธุ์กุ้ง จากการเพาะฟักทั้งหมด โดยปล่อยลงบ่อเลี้ยงในอัตรา 15 - 30 ตัวต่อตารางเมตร ใช้เวลาเลี้ยงนานประมาณ 4 - 5 เดือน ผลผลิตที่ได้โดยเฉลี่ยประมาณ 1,000 - 2,000 กิโลกรัม/ไร่/ปี (ปกติเลี้ยงปีละ 2 รุ่น)

ตารางที่ 1 แสดงผลผลิตกุ้งของโลกตั้งแต่ปีพ.ศ. 2546 – 2552

หน่วย : ตัน

ประเทศ	2546	2547	2548	2549	2550	2551*	2552*
ไทย	350,000	360,000	419,000	507,000	530,000	393,544	475,370
จีน	400,000	352,000	380,000	371,000	430,000	na	na
อินโดนีเซีย	168,000	205,000	230,000	260,000	285,000	na	na
เอกวาดอร์	70,000	50,000	120,000	140,000	150,000	na	na
อินเดีย	100,250	100,250	100,000	103,000	110,000	na	na
เวียดนาม	110,000	106,000	115,000	133,000	120,000	na	na
บราซิล	95,000	80,000	55,000	50,000	60,000	na	na
อื่น ๆ	233,000	333,000	283,000	271,000	422,000	na	na
รวม	1,526,250	1,586,250	1,702,000	1,835,000	2,107,000	na	na

หมายเหตุ * เป็นข้อมูลเบื้องต้นที่ได้จากการคำนวณจากใบกำกับการจำหน่ายสัตว์น้ำ กรมประมง

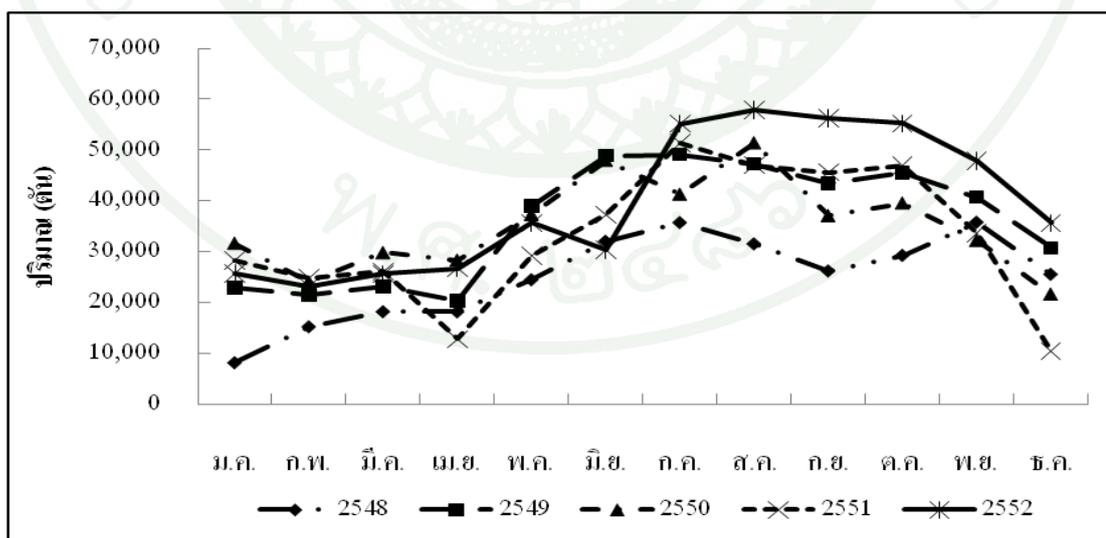
ที่มา: คณะกรรมการบริหารคลัสเตอร์กุ้งประเทศไทย (2550)

แหล่งเพาะเลี้ยงกุ้งที่สำคัญของประเทศไทยอยู่บริเวณภาคใต้และภาคตะวันออกของประเทศ โดยในช่วง 2 - 3 ปีที่ผ่านมาผลผลิตกุ้งร้อยละ 90 จะเข้าสู่อุตสาหกรรมแปรรูปเพื่อทำการส่งออก ที่เหลือร้อยละ 10 นำมาบริโภคภายในประเทศ แต่ในปี พ.ศ. 2551 ปริมาณการบริโภคภายในประเทศมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ซึ่งจากเดิมมีการบริโภคภายในประเทศเพียงร้อยละ 10 ของผลผลิตกุ้งทั้งหมดก็เพิ่มเป็นร้อยละ 15.8 และ จากผลผลิตกุ้งทั้งหมดจะมีผลผลิตกุ้งร้อยละ 41.6 ที่ถูกนำเข้าสู่กระบวนการแปรรูปเป็นกุ้งสดแช่เยือกแข็งต่อไป

ในปัจจุบันกุ้งที่ได้รับความนิยมในตลาดโลก และกุ้งที่นิยมเพาะเลี้ยงในประเทศไทยมีอยู่ 2 ชนิด คือ กุ้งกุลาดำ และกุ้งขาวแวนนาไม แต่ในงานวิจัยนี้จะขอกกล่าวถึงเฉพาะกุ้งขาวแวนนาไม เนื่องจากในปัจจุบันสัดส่วนการเพาะเลี้ยงกุ้งกุลาดำมีน้อยมากเมื่อเปรียบเทียบกับกุ้งขาวแวนนาไม ทั้งนี้เนื่องจากกุ้งขาวแวนนาไมเป็นกุ้งที่เลี้ยงง่าย โตเร็ว เนื่องจากพ่อแม่พันธุ์ได้รับการพัฒนาสายพันธุ์มาเป็นเวลานาน และมีต้นทุนการผลิตที่ต่ำกว่า และมีค่าใช้จ่ายในการบริหารจัดการน้อยกว่าการ

เพาะเลี้ยงกุ้งกุลาดำ โดยเริ่มมีการนำกุ้งขาวมาเลี้ยงในได้หวั่นเป็นครั้งแรกเมื่อปี พ.ศ. 2539 ส่วนจีนเริ่มมีการเลี้ยงกุ้งขาวในปี พ.ศ. 2541 และประเทศไทยมีการนำเข้ากุ้งขาวมาทดลองเลี้ยงเมื่อปี พ.ศ. 2541 แต่ประสบความสำเร็จอย่างจริงจังเมื่อปี พ.ศ. 2545 เมื่อกรมประมงอนุญาตให้นำพ่อแม่พันธุ์ที่ปลอดโรคจากต่างประเทศมาทดลองเลี้ยงได้ พ่อแม่พันธุ์กุ้งขาวที่ใช้ในเพาะฟักทั้งหมดต้องนำเข้าจากต่างประเทศ ทั้งจากไต้หวัน จีน สหรัฐอเมริกา แคนาดา เม็กซิโก และเอกวาดอร์ ปัจจุบันส่วนใหญ่ประเทศไทยนำเข้าพ่อแม่พันธุ์กุ้งจากรัฐฮาวาย (คณะกรรมการบริหารคลัสเตอร์กุ้งประเทศไทย, 2550) ซึ่งในประเทศไทยมีบริษัทเพาะฟักกุ้งขาวรายใหญ่ จำนวน 4 บริษัท คือ ซีพี ซายอควา ไทยยูเนี่ยน และแล็บ อินเตอร์ กำลังการผลิตลูกกุ้งสูงสุดอยู่ที่ 1,000-2,000 ล้านตัว และต่ำสุดอยู่ที่ 500 ล้านตัว ราคาลูกกุ้งที่จำหน่ายให้กับเกษตรกรอยู่ระหว่างตัวละ 8-10 สตางค์ ขณะที่ต้นทุนการผลิตลูกกุ้งขาวอยู่ที่ประมาณตัวละ 6-7 สตางค์ ส่วนผู้ผลิตรายย่อยใช้การรับลูกกุ้ง (นอเพลียส) จากไต้หวันมาอนุบาลให้เป็นกุ้งวัยอ่อน (Post larva) และจำหน่ายต่อให้กับเกษตรกร (คณะกรรมการบริหารคลัสเตอร์กุ้งประเทศไทย, 2550)

สืบเนื่องจากการเลี้ยงกุ้งขาวที่ได้ผลดีกว่ากุ้งกุลาดำในอดีต เกษตรกรจำนวนมากจึงหันมาเลี้ยงกุ้งขาวกันมากขึ้น จนส่งผลให้สัดส่วนของกุ้งขาวต่อกุ้งกุลาดำเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องที่เป็นอยู่ในปัจจุบัน ซึ่งมีปริมาณผลผลิต พื้นที่ในการเพาะเลี้ยง ราคาที่เกษตรกรขายได้ และราคาเฉลี่ยกุ้งขาวแนวโน้มตามขนาดจากตลาดทะเลไทย สมุทรสาคร ดังภาพที่ 1 และตารางที่ 2 - 4 ตามลำดับ



ภาพที่ 1 แนวโน้มปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของไทยตั้งแต่ปี พ.ศ. 2548 – 2552

ตารางที่ 2 จำนวนฟาร์ม พื้นที่เพาะเลี้ยง และปริมาณผลผลิตกุ้งเพาะเลี้ยงปี พ.ศ. 2542 – 2552

ปี	จำนวนฟาร์ม (ราย)	พื้นที่ (ไร่)	ผลผลิต (ตัน)			
			รวมกุ้งทุกชนิด	กุ้งกุลาดำ	กุ้งแวนาไม	กุ้งอื่น ๆ
2542	28,012	484,650	275,544	271,019	-	-
2543	34,979	507,002	309,862	304,988	-	-
2544	31,839	480,881	280,007	274,330	-	-
2545	31,179	464,881	264,924	260,574	-	-
2546	34,977	512,620	330,725	194,909	132,364	3,452
2547	33,411	445,001	360,289	106,884	251,698	1,707
2548	33,444	448,908	329,078	26,055	302,315*	708
2549	33,820	469,612	450,396	11,256	435,248*	3,892
2550	31,000	265,987	436,011	8,711	424,881*	2,419
2551	30,610	241,398	399,457	3,363	396,094*	-
2552	25,000	196,395	na	na	393,544*	-

หมายเหตุ * เป็นข้อมูลเบื้องต้นที่ได้จากการคำนวณจากใบกำกับการจำหน่ายสัตว์น้ำ กรมประมง

ที่มา: กรมประมง (2552)

ตารางที่ 3 ราคาที่เกษตรกรขายได้ (บาท/กิโลกรัม)

ปี	กุ้งขาวแวนนาไม (ขนาดตัว/กก.)		
	41-50	51-60	61-70
2548	154	135	122
2549	151	129	117
2550	125	110	100
2551	129	117	107
2552	na	112	na

ที่มา: สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร (2552)

ตารางที่ 4 ราคาเฉลี่ยกุ้งขาวแวนนาไมตามขนาดจากตลาดทะเลไทย สมุทรสาคร

ปี	กุ้งขาวแวนนาไม (ขนาดตัว/กก.)			
	50	60	70	80
2548	152.0	132.5	118.9	107.9
2549	146.3	124.7	114.1	104.2
2550	121.0	108.1	100.1	92.0
2551	122.6	111.9	105.7	99.1
2552	123.9	112.9	105.6	98.0

ที่มา: ราคาจากการคำนวณโดยใช้ราคารายวันจาก ชมรมผู้ค้ากุ้งสมุทรสาคร – ตลาดทะเลไทย (2552)

เทคนิคการพยากรณ์

การพยากรณ์ (Forecasting) หมายถึงการคาดคะเน หรือการทำนายการเกิดเหตุการณ์ใด เหตุการณ์หนึ่งในอนาคต โดยศึกษาลักษณะการเกิดเหตุการณ์นั้นจากข้อมูลที่ผ่านมาการเก็บรวบรวม อย่างมีระบบ หรือประมวลความรู้จากประสบการณ์ ข้อสรุป ข้อวินิจฉัย และวิจารณ์ของผู้ พยากรณ์ การพยากรณ์สามารถประยุกต์ใช้ในงานสาขาต่าง ๆ ได้ เช่น การประยุกต์ใช้ทางการเงิน การบริหาร เศรษฐกิจ อุดมศึกษา รวมทั้งทางด้านอุตสาหกรรม และการเกษตร เป็นต้น ทั้งนี้การ พยากรณ์อาจมีความผิดพลาดเกิดขึ้นบ้าง เนื่องจากความไม่แน่นอนของเหตุการณ์ในอนาคต ดังนั้น ในการพยากรณ์แต่ละครั้งผู้พยากรณ์ต้องทำความเข้าใจกับปัญหา และพิจารณาถึงสภาพการณ์ของ เหตุการณ์ต่าง ๆ ที่ส่งผลกระทบต่อพยากรณ์ เพื่อให้ค่าที่ได้จากการพยากรณ์นั้นมีความถูกต้อง แม่นยำมากที่สุด และสามารถที่จะนำค่าพยากรณ์มาใช้ในการตัดสินใจและวางแผนการทำงาน ได้อย่าง มีประสิทธิภาพ (ทรงศิริ, 2549; มุกดา, 2549)

การพยากรณ์ที่ใช้กันทั่วไปแบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ ๆ (ทรงศิริ, 2549; มุกดา, 2549) คือ

1. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative methods)

เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ผู้พยากรณ์ต้องใช้ความรู้ ความสามารถ หรือใช้ประสบการณ์และ วิจารณ์ในการพยากรณ์ การพยากรณ์ลักษณะนี้มักใช้กับกรณีที่ไม่มีข้อมูลในอดีตหรือมีข้อมูล น้อยมาก หรือกรณีที่ไม่สามารถใช้ข้อมูลในอดีตทำการพยากรณ์ได้ ตัวอย่างเช่น การผลิตสินค้า ชนิดใหม่ การสร้างเทคโนโลยีใหม่ เป็นต้น การพยากรณ์เชิงคุณภาพมีหลายวิธี ได้แก่ การพยากรณ์ ด้วยวิจารณญาณ (Subjective) เป็นการใช่วิจารณญาณของผู้บริหาร กลุ่มผู้เชี่ยวชาญ หรือบุคคลที่ เกี่ยวข้อง เช่น การทำวิจัยทางตลาด (Marketing research) การพยากรณ์ด้วยการค้นหา (Exploratory) เป็นการพยากรณ์โดยการประเมินสถานการณ์ในอนาคต เช่น วิธีเดลฟี (Delphi method)

2. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative methods)

เป็นการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลในอดีตที่เก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่องและใช้แบบจำลองทาง คณิตศาสตร์หรือสถิติเป็นหลัก โดยการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลต่าง ๆ เพื่อพยากรณ์ค่าตัวแปร

เหล่านั้นในอนาคต การพยากรณ์เชิงปริมาณแบ่งได้เป็น 2 เทคนิค คือ เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา และเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.1 เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis technique)

เป็นเทคนิคที่ใช้แบบจำลองอนุกรมเวลา (Time series model) เพื่อหารูปแบบของข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลา โดยอาศัยข้อมูลในอดีตที่เก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่อง ตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น ซึ่งข้อมูลอาจเป็นแบบรายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายไตรมาส หรือรายปี จากนั้นนำกลุ่มชุดข้อมูลเหล่านั้นมาพยากรณ์เพื่อหาค่าของตัวแปรที่ต้องการศึกษาในอนาคต ภายใต้ข้อสมมติที่ว่า การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาในอนาคตมีแบบแผนที่ไม่แตกต่างจากการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาในอดีต แบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาทางสถิติที่นิยมใช้กัน ได้แก่ วิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average) วิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Exponential smoothing) วิธีการกรองแบบปรับได้ (Adaptive filtering) วิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา (Time series Decomposition) วิธีการพยากรณ์ค่าแนวโน้มนอกช่วง (Trend extrapolation) และวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box-Jenkins method)

2.2 เทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Causal or associative forecasting technique)

เป็นเทคนิคที่มีแนวความคิดว่าพฤติกรรมของสิ่งที่ต้องการศึกษา จะถูกกำหนดขึ้นจากปัจจัยภายนอกที่มีอิทธิพลต่อสิ่งที่จะพยากรณ์ในรูปแบบความสัมพันธ์บางลักษณะ วิธีการพยากรณ์โดยเทคนิคดังกล่าวเชิงสถิติ ได้แก่ วิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression analysis) วิธีการพยากรณ์เชิงเศรษฐมิติ (Econometric forecasting) และวิธีการวิเคราะห์หลายตัวแปร (Multivariate analysis)

กระบวนการพยากรณ์

นิกา (2551) ได้สรุปกระบวนการพยากรณ์ไว้ 9 ขั้นตอน (ภาพที่ 2) มีรายละเอียดดังนี้

ขั้นที่ 1 การกำหนดวัตถุประสงค์การพยากรณ์ เป็นการกำหนดวัตถุประสงค์ให้ชัดเจนว่าจะนำผลการพยากรณ์ไปใช้ในการตัดสินใจอย่างไร

ขั้นที่ 2 การกำหนดสิ่งที่จะต้องพยากรณ์ให้ชัดเจน

ขั้นที่ 3 การเก็บรวบรวมข้อมูล เป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อย่างเหมาะสม และถูกต้อง ซึ่งเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลามากที่สุด โดยในการเก็บรวบรวมข้อมูลต้องพิจารณาถึง ข้อกำหนดด้านเวลา ซึ่งพิจารณา 2 ประการคือ (1) ช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ เช่น ประจำปี (2) ความเร่งด่วนในการพยากรณ์ ถ้ามีความจำเป็นเร่งด่วน วิธีที่ใช้ในการพยากรณ์จะมีความซับซ้อนน้อยกว่า และข้อกำหนดเกี่ยวกับข้อมูล ซึ่งเป็นการพิจารณาจากปริมาณและประเภทของข้อมูลที่มีว่าเป็นรายเดือนหรือรายปี เป็นต้น

ขั้นที่ 4 การลดตัวแปรในข้อมูล จำนวนตัวแปรในข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาอาจมีมากเกินไป ทำให้การพยากรณ์มีความถูกต้องน้อยลง จึงจำเป็นต้องลดตัวแปรบางตัวที่อาจไม่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ลง

ขั้นที่ 5 การเลือกแบบจำลองในการพยากรณ์ การเลือกแบบจำลองหรือวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลจะช่วยลดความผิดพลาดในการพยากรณ์ รูปแบบการพยากรณ์ที่ยังง่ายจะยิ่งดีต่อการยอมรับของผู้ตัดสินใจ วิธีการพยากรณ์ที่ดีจะต้องมีความสมดุลระหว่างความถูกต้องและเข้าใจง่าย

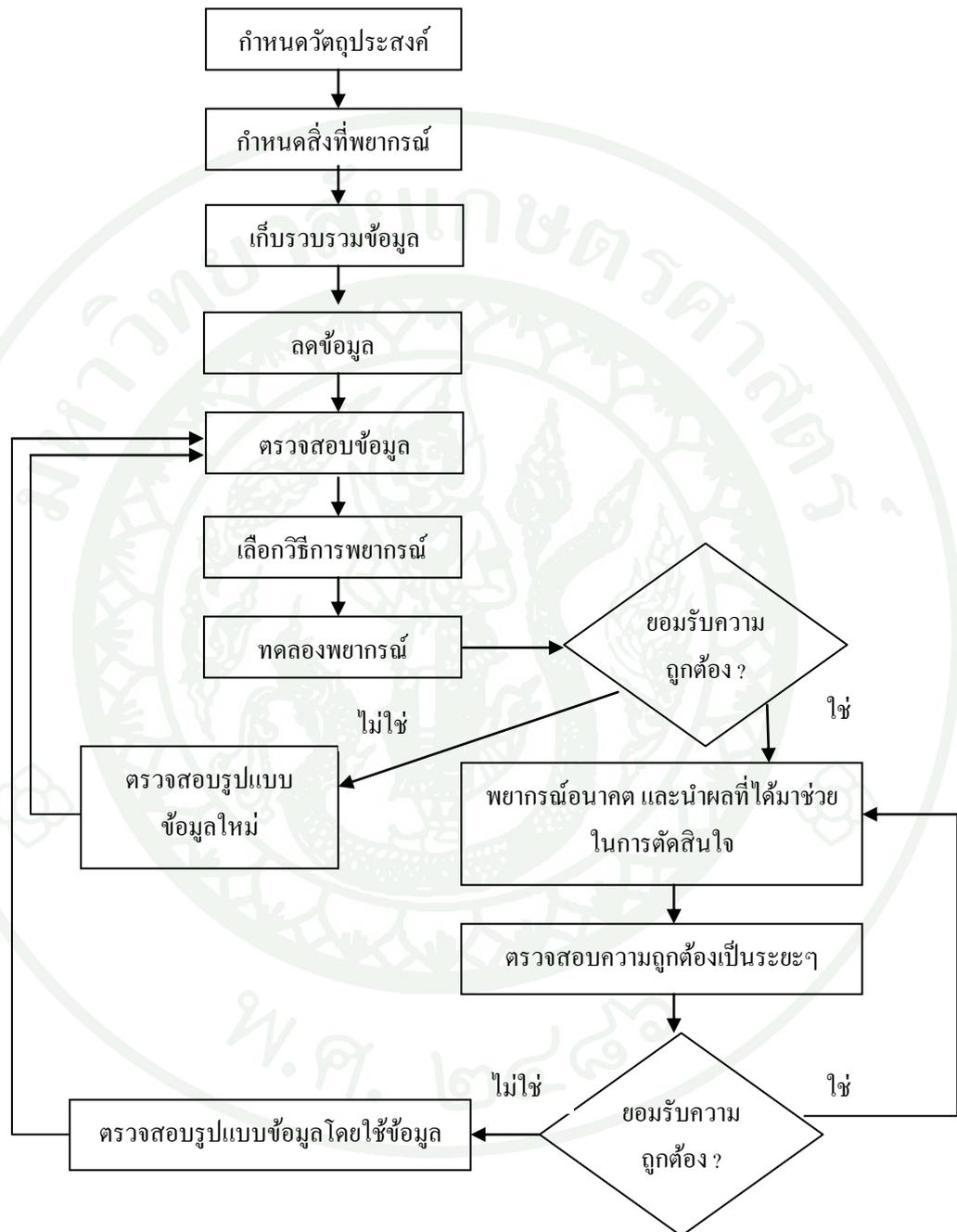
ขั้นที่ 6 การทดลองพยากรณ์ (Model extrapolation) เป็นการพยากรณ์เหตุการณ์ที่ผ่านไป โดยใช้ข้อมูลจริงที่มีอยู่แล้วประเมินว่าวิธีใดเหมาะสม (Fit) กับข้อมูลในอดีตก่อน โดยการวัดค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น

ขั้นที่ 7 การเตรียมการพยากรณ์ (Forecast preparation) เมื่อมีวิธีการพยากรณ์มากกว่า 2 วิธีขึ้นไปที่เหมาะสม การรวมค่าการพยากรณ์จากวิธีเหล่านั้นจะทำให้ค่าพยากรณ์ดีขึ้นกว่าการใช้วิธีเดียว

ขั้นที่ 8 การนำเสนอผลการพยากรณ์

ขั้นที่ 9 การตรวจสอบผลการพยากรณ์ (Tracking results) การติดตามผลอย่างต่อเนื่องว่าผลการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงแล้วมีความถูกต้องอย่างไร ซึ่งเมื่อถึงเวลาดั้มเปลี่ยนไป ผลการพยากรณ์ที่ได้ อาจมีการเปลี่ยนแปลงจึงต้องหาวิธีอื่นมาแทนเสมอ

ความรู้พื้นฐานสำหรับการพยากรณ์



ภาพที่ 2 ขั้นตอนการพยากรณ์

ที่มา: นิภา (2551)

แบบจำลองการถดถอย

แบบจำลองการถดถอย เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการประมาณค่าหรือการทำนายค่าของตัวแปรตัวหนึ่ง โดยใช้ค่าของตัวแปรอีกตัวหนึ่งหรือหลายตัวเป็นตัวทำนายค่า ตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ หรือประมาณค่า จัดเป็นตัวแปรตาม (Dependent variable หรือ Response variable) และตัวแปรอื่นที่แทนปัจจัยที่ทำให้ค่าของตัวแปรตามเปลี่ยนแปลงหรือตัวแปรทำนายค่า เรียกว่า ตัวแปรอิสระ (Independent variable หรือ Predictor variable) แบบจำลองประเภทนี้มีข้อสมมติหรือเงื่อนไขทางสถิติที่ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่มของแบบจำลองต้องมีการแจกแจงแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีความแปรปรวนคงที่ และตัวแปรอิสระต้องไม่มีสหสัมพันธ์กัน (Multicollinearity)

การวิเคราะห์การถดถอยกรณีหนึ่งตัวแปรอิสระ เรียกว่า การวิเคราะห์การถดถอยแบบง่าย (Simple regression analysis) หรือใช้ตัวแปรอิสระหลายตัวมาทำนายตัวแปรตามจะเรียกว่า การวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุ (Multiple regression analysis) ถ้าตัวแปรอิสระต่าง ๆ มีการยกกำลังต่าง ๆ จะเรียกว่า การถดถอยแบบพหุนาม (Polynomial regression) (กัลยา, 2549; ทรงศิริ, 2548)

1. แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple linear regression model)

รูปแบบการถดถอยเชิงเส้นตรงแบบง่ายเป็นรูปแบบที่กำหนดว่าตัวแปรตาม (Y) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับตัวแปรอิสระ (X) เพียงตัวแปรเดียว สามารถแสดงความสัมพันธ์ในรูปแบบการเชิงเส้น ดังนี้

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

โดยที่	Y_i	เป็นค่าของตัวแปรตามลำดับที่ i
	X_i	เป็นค่าของตัวแปรอิสระลำดับที่ i
	β_0 (Y-intercept)	เป็นจุดที่เส้นการถดถอยตัดแกน Y หรือจุดตัดแกนตั้ง
	β_1 (Slope)	เป็นค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression coefficient) แสดงอัตราการเพิ่มหรือลดของตัวแปรตาม Y เมื่อค่าของตัวแปรอิสระ X เพิ่มขึ้นหนึ่งหน่วย

ε_i ค่าความคลาดเคลื่อนแบบสุ่มของการทดลองที่ i มีแจกแจงแบบปกติ เป็นอิสระต่อกัน มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีค่าความแปรปรวนคงที่ เท่ากับ σ^2 หรือ $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

2. แบบจำลองการถดถอยเชิงพหุ (Multiple regression model)

รูปแบบการถดถอยเชิงเส้น โดยการวิเคราะห์การถดถอยเมื่อมีตัวแปรที่เกี่ยวข้องหลายตัวแปรกำหนดให้ตัวแปรหนึ่งเป็นตัวแปรตาม ส่วนตัวแปรอื่นที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตามเป็นตัวแปรอิสระจำนวน k ตัว แสดงอยู่ในรูปแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นเชิงพหุ ดังนี้

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2)$$

โดยที่	Y_i	เป็นตัวแปรตามจากการทดลองที่ i
	β_1, \dots, β_k	เป็นค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression coefficient) แสดงอัตราการเพิ่มหรือลดของตัวแปรตาม Y เมื่อค่าของตัวแปรอิสระ X เพิ่มหนึ่งหน่วย ในขณะที่ตัวแปรอิสระอื่น ๆ คงที่
	$X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik}$	เป็นตัวแปรอิสระที่ k จากการทดลองที่ i ; $i = 1, 2, \dots, n$
	ε_i	ค่าความคลาดเคลื่อนแบบสุ่มของการทดลองที่ i โดย $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

3. แบบจำลองการถดถอยแบบพหุนาม (Polynomial regression model)

ถ้าตัวแปรอิสระหลายตัวที่ยกกำลังสูงกว่าหนึ่ง (Higher order) มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม Y จะได้สมการการถดถอย ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง X และ Y ดังนี้

$$Y_i = \sum_{j=1}^1 \sum_{k=1}^p \beta_k Z_k(X_{ij}) + \varepsilon_i \quad (3)$$

โดยที่	Y_i	ค่าของตัวแปรตามจากการทดลองที่ i
--------	-------	-----------------------------------

X_{ij}	ค่าของตัวแปรต้นที่ j จากการทดลองที่ i โดย X_{ij} เป็นอิสระต่อกัน ($j = 1, 2, 3, \dots, k$)
β_k	สัมประสิทธิ์การถดถอยเชิงส่วน โดยที่ β_k แสดงถึงการเปลี่ยนแปลง
$Z_k(X_{ij})$	แปลงของตัวแปรตาม Y_i เมื่อ $Z_k(X_{ij})$ เปลี่ยนไป 1 หน่วย โดยที่ตัวแปรอื่น ๆ มีค่าคงที่ รูปแบบของสมการที่เป็นฟังก์ชันของ X_{ij} โดยอาจอยู่ในรูปกำลังหนึ่ง กำลังสอง หรือสูงกว่า หรือปฏิสัมพันธ์ของ X_{ij}
ε_i	ค่าความคลาดเคลื่อนแบบสุ่มของการทดลองที่ i โดย $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

วิธีปรับให้เรียบ

วิธีการปรับให้เรียบ (Smoothing method) เป็นวิธีการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จากค่าสังเกตในอนุกรมเวลาบางส่วนหรือทั้งหมดโดยกำหนดน้ำหนักของค่าสังเกตต่างกัน ซึ่งวิธีการปรับให้เรียบนี้เหมาะกับข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา โดยจะมีการปรับน้ำหนักเมื่อมีค่าสังเกตใหม่เข้ามาในแบบจำลอง และไม่ว่ารูปแบบของการปรับค่าน้ำหนักเป็นแบบใดก็ตามผลรวมของน้ำหนักจะต้องเท่ากับ 0 ซึ่งการสร้างแบบจำลองต้องใช้ข้อมูลที่มีขนาดไม่น้อยกว่า 15 ข้อมูล เพื่อให้ค่าที่คำนวณได้มีความน่าเชื่อถือ วิธีการปรับให้เรียบที่เหมาะสมกับลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา (ทรงศิริ, 2549) เป็นดังนี้

1) อนุกรมเวลาที่ไม่มีแนวโน้มและไม่มีอิทธิพลฤดูกาล วิธีปรับให้เรียบที่เหมาะสมได้แก่ วิธีเคลื่อนที่อย่างง่าย วิธีเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนัก วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบง่าย วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบง่ายเคลื่อนที่

2) อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มแต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล วิธีปรับให้เรียบที่เหมาะสมได้แก่ วิธีเคลื่อนที่เคลื่อนที่สองครั้ง วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลดับเบิล วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลเส้นตรง วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลทริบเบิล วิธีเคลื่อนที่เคลื่อนที่ของเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลง

3) อนุกรมเวลาที่ไม่มีแนวโน้มแต่มีอิทธิพลของฤดูกาล วิธีปรับให้เรียบที่เหมาะสมได้แก่วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลฤดูกาลแบบบวก และวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลฤดูกาลแบบคูณ

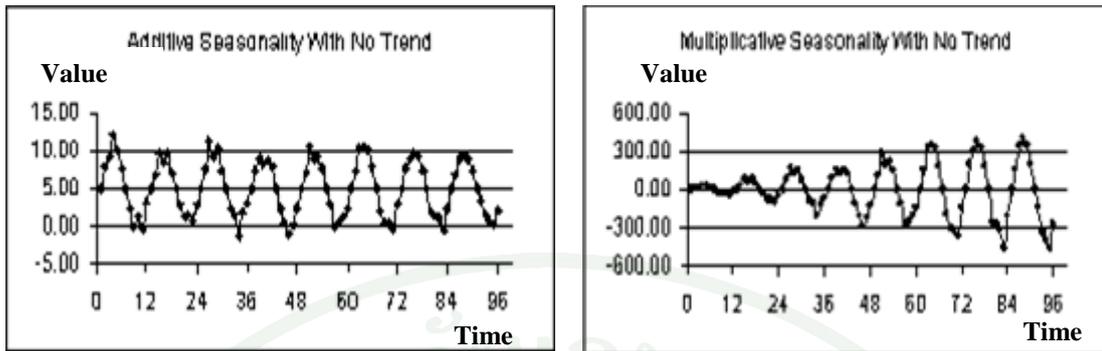
4) อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและมีอิทธิพลของฤดูกาล วิธีปรับให้เรียบที่เหมาะสมใช้วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบไฮลท์และวินเทอร์ ทั้งฤดูกาลรูปแบบบวกและแบบคูณ

วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล โดยทั่วไปสามารถใช้ได้กับการพยากรณ์ทั้งระยะใกล้ (การพยากรณ์ที่มีระยะเวลาสั้นกว่า 1 เดือน) ระยะสั้น (การพยากรณ์ที่มีระยะเวลาระหว่าง 1 เดือนถึง 3 เดือน) ระยะปานกลาง (การพยากรณ์ที่มีระยะเวลา 3 เดือนถึง 2 ปี) และระยะยาว (การพยากรณ์ที่มีระยะเวลานานเกินกว่า 2 ปี) เหมาะกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลามีแบบแผนที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลาและนิยมใช้กับอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาล และอนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลและแนวโน้มมาเกี่ยวข้อง โดยการพยากรณ์ด้วยวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลนี้ต้องการข้อมูลในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์อย่างต่ำ 15 ค่า และถ้ามีองค์ประกอบของฤดูกาลควรมีรูปแบบของฤดูกาลอย่างน้อย 2 ช่วงฤดูกาล และจัดเป็นวิธีที่มีค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์ต่ำ โดยปริมาณความต้องการข้อมูลในอดีตและค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์ที่ต่ำกว่าเมื่อเทียบกับวิธีที่เหมาะสมกับองค์ประกอบแบบเดียวกัน ซึ่งต้องใช้ข้อมูลในอดีตและค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์ที่สูงกว่า เช่น วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ที่ต้องใช้ข้อมูลในอดีต 50 ค่า และควรมีรูปแบบของฤดูกาลอย่างน้อย 6 ช่วงฤดูกาล ทำให้วิธีปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลจึงได้รับความนิยมในการนำไปใช้งาน (Makridakis *et al.*, 1983 และทรงศิริ, 2549) วิธีวิเคราะห์ปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลที่นิยมนำไปใช้งาน ได้แก่

1. วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลฤดูกาล (Seasonal exponential smoothing method)

Oracle Corporation (2008) และทรงศิริ (2549) ได้กล่าวถึงวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบฤดูกาลว่าเหมาะสำหรับอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลที่มีรูปแบบฤดูกาลแบบบวกหรือแบบคูณ โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลฤดูกาลแบบบวก (Seasonal additive smoothing method หรือ SAS) จะมีส่วนประกอบฤดูกาลที่คงที่เมื่อเทียบกับเวลา ในขณะที่วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลฤดูกาลแบบคูณ (Seasonal multiplicative smoothing method หรือ SMS) จะมีส่วนประกอบฤดูกาลที่เพิ่มขึ้นเป็นอัตราส่วนคงที่เมื่อเทียบกับเวลา (ภาพที่

3)



ภาพที่ 3 รูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีองค์ประกอบของฤดูกาลทั้งแบบบวกและแบบคูณ

ที่มา: Oracle Corporation (2008)

การสร้างแบบจำลองจากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลฤดูกาลทั้งแบบบวกและแบบคูณ จะใช้ค่าปรับเรียบในการพยากรณ์ 2 ค่า คือ ค่าระดับ (Level) และค่าฤดูกาล (Seasonal) จึงต้องประมาณค่าพารามิเตอร์ในการปรับเรียบ 2 ค่า ได้แก่ค่าคงที่ในการปรับเรียบระดับ (α) และค่าวัดอิทธิพลฤดูกาล (γ) ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 สมการปรับค่าหาค่าระดับ (L_t) และค่าฤดูกาล (S_t) และสมการพยากรณ์สำหรับรูปแบบบวก และรูปแบบคูณแสดงดังนี้ (Oracle Corporation, 2008 และทรงศิริ, 2549)

รูปแบบบวก (SAS)

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = L_t + S_{t+m-s}$ (4)

โดย (Level) $L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1-\alpha)L_{t-1}$ (5)

(Seasonal) $S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-s}$ (6)

รูปแบบคูณ (SMS)

สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_{t+m} = L_t \times S_{t+m-s}$ (7)

โดย (Level) $L_t = \alpha(Y_t / S_{t-s}) + (1-\alpha)L_{t-1}$ (8)

(Seasonal) $S_t = \gamma(Y_t / L_t) + (1-\gamma)S_{t-s}$ (9)

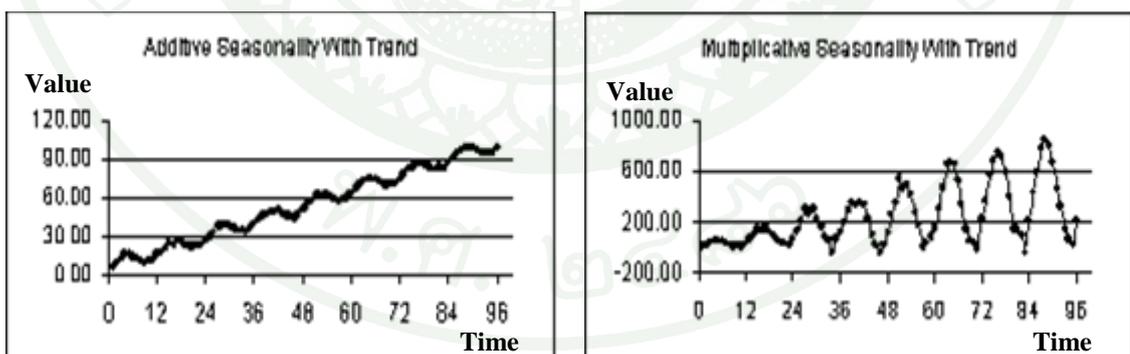
โดยที่ \hat{Y}_{t+m} = ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t+m

L_t = ค่าปรับเรียบระดับ ณ เวลา t

S_t	=	ค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาลหรือดัชนีฤดูกาล ณ เวลา t
Y_t	=	ค่าสังเกตของอุปสงค์ ณ เวลา t
α	=	ค่าคงที่ในการปรับเรียบระดับ
γ	=	ค่าคงที่ในการปรับเรียบฤดูกาล
m	=	ช่วงเวลาล่วงหน้าที่ต้องการพยากรณ์
s	=	ขนาดของอนุกรมเวลา

2. วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลท์และวินเทอร์ (Holt – Winters exponential smoothing method หรือ HWS) (Oracle Corporation, 2008 และทรงศิริ, 2549)

วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลท์และวินเทอร์ เหมาะสำหรับอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้มและฤดูกาลทั้งแบบบวกและแบบคูณ โดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลท์และวินเทอร์แบบบวก (Additive HWS) จะใช้กับอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนของฤดูกาลคงที่ และมีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงในลักษณะเชิงเส้นตรง และวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลท์และวินเทอร์แบบคูณ (Multiplicative HWS) จะใช้กับอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนของฤดูกาลมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลาที่เปลี่ยนไปและมีแนวโน้มเชิงเส้นตรง (ดังภาพที่ 4)



ภาพที่ 4 รูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีองค์ประกอบของฤดูกาลและแนวโน้มแบบบวกและแบบคูณ

ที่มา: Oracle Corporation (2008)

การสร้างแบบจำลองจากวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลท์และวินเทอร์ จะใช้ค่าปรับเรียบในการพยากรณ์ 3 ค่า คือ ค่าระดับ (Level) ค่าแนวโน้ม (Trend) และค่าฤดูกาล (Seasonal) ซึ่งต้องประมาณค่าพารามิเตอร์ในการปรับเรียบ 3 ค่า ได้แก่ค่าคงที่ในการปรับเรียบระดับ (α) ค่าความลาดชัน (β) และค่าวัฏจักรของฤดูกาล (γ) ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 สมการพยากรณ์ประกอบด้วยสมการระดับ (L) สมการแนวโน้ม (b) และค่าวัฏจักรของฤดูกาลหรือดัชนีฤดูกาล (S) สำหรับสมการพยากรณ์สำหรับรูปแบบบวก และรูปแบบคูณแสดง ดังนี้

รูปแบบบวก (Additive HWS)

$$\text{สมการพยากรณ์} \quad \hat{Y}_{t+m} = L_t + mb_t + S_{t+m-s} \quad (10)$$

$$\text{โดย (Level)} \quad L = \alpha (L_t - S_{t-s}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (11)$$

$$\text{(Trend)} \quad b_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) b_{t-1} \quad (12)$$

$$\text{(Seasonal)} \quad S_t = \gamma (D_t - L_t) + (1-\gamma) S_{t-s} \quad (13)$$

รูปแบบคูณ (Multiplicative HWS)

$$\text{สมการพยากรณ์} \quad \hat{Y}_{t+m} = (L_t + mb_t) \times S_{t+m-s} \quad (14)$$

$$\text{โดย (Level)} \quad L = \alpha (D_t/S_{t-s}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (15)$$

$$\text{(Trend)} \quad b_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) b_{t-1} \quad (16)$$

$$\text{(Seasonal)} \quad S_t = \gamma (D_t/L_t) + (1-\gamma) S_{t-s} \quad (17)$$

โดยที่	\hat{Y}_{t+m}	=	ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t+m
	L_t	=	ค่าปรับเรียบระดับ ณ เวลา t
	b_t	=	ค่าแนวโน้ม ณ เวลา t
	S_t	=	ค่าวัฏจักรของฤดูกาลหรือดัชนีฤดูกาล ณ เวลา t
	Y_t	=	ค่าสังเกตของอุปสงค์ ณ เวลา t
	α	=	ค่าคงที่ในการปรับเรียบระดับ
	β	=	ค่าคงที่ปรับเรียบแนวโน้ม
	γ	=	ค่าคงที่ในการปรับเรียบฤดูกาล
	m	=	ช่วงเวลาล่วงหน้าที่ต้องการพยากรณ์

s = ขนาดของอนุกรมเวลา

วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

อนุกรมเวลาที่จะนำมาวิเคราะห์โดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ เพื่อหาสมการพยากรณ์ แบ่งออกได้ 2 ลักษณะตามลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาดังนี้ (ทรงศิริ, 2549)

1) อนุกรมเวลาที่มีลักษณะคงที่ (Stationary series) เป็นอนุกรมเวลาที่ค่าสังเกตมีค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวนคงที่ และฟังก์ชันความน่าจะเป็นของค่าสังเกต ณ เวลาต่าง ๆ คงที่ ไม่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลาที่เปลี่ยนไป และ ρ_k ที่ lag k เป็นฟังก์ชันของ k อย่างเดียว โดย ρ คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของประชากร และ k จาก $1, \dots, n$

2) อนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่คงที่ (Nonstationary series) เป็นอนุกรมเวลาที่ค่าสังเกตไม่มีคุณสมบัติเป็นลักษณะคงที่ แต่การกำหนดรูปแบบแบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ให้กับอนุกรมเวลานั้นอนุกรมเวลาจะต้องมีคุณสมบัติความคงที่ ถ้าหากอนุกรมเวลาไม่มีคุณสมบัติความคงที่ที่จะต้องแปลงอนุกรมเวลาดังกล่าวให้มีคุณสมบัติความคงที่ก่อน โดยการกำจัดแนวโน้ม ฤดูกาล หรือการแปลงอนุกรมเวลาให้มีค่าความแปรปรวนคงที่ที่เวลา t ซึ่งอาจทำได้โดยวิธีการต่าง ๆ ดังนี้คือ การหาผลต่าง (Regular differencing) เมื่ออนุกรมเวลาที่มีความผันแปรเนื่องจากแนวโน้ม การหาผลต่างฤดูกาล (Seasonal differencing) เมื่ออนุกรมเวลาที่มีความผันแปรเนื่องจากฤดูกาล การหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล เมื่ออนุกรมเวลาที่มีความผันแปรเนื่องจากทั้งแนวโน้มและฤดูกาล การหาลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลา เมื่อความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไม่คงที่ ซึ่งการพิจารณาว่าอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติความคงที่หรือไม่ พิจารณาได้จากกราฟแสดงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาหรือค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่างค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา โดย $k = 1, \dots, n$ (Autocorrelation function at Lag k หรือ ACF at Lag k)

1. ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ (ทรงศิริ, 2549; Box and Jenkins, 1994)

1.1 การกำหนดรูปแบบของแบบจำลองอนุกรมเวลา (Model identification)

เป็นการหารูปแบบ ARMA (p,q) ที่คิดว่าเหมาะสม ใให้กับอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ โดยการพิจารณาเปรียบเทียบลักษณะของคอเรลโลแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่ช่วงเวลาห่างกัน k (r_k) กับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของประชากร (ρ_k) และลักษณะของคอเรลโลแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองเชิงส่วนที่ช่วงเวลาห่างกัน k (r_{kk}) กับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองเชิงส่วนของประชากร (ρ_{kk}) โดย $k = 1, \dots, n$ ซึ่งรูปแบบของอนุกรมเวลาที่เป็นไปได้ในการพยากรณ์โดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ มีดังนี้

1.1.1 รูปแบบผสมออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q (Nonseasonal mixed autoregressive and moving average model) หรือ ARMA (p, q) ซึ่งข้อมูลมีลักษณะคงที่แล้ว แสดงดังสมการที่ 18

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (18)$$

เมื่อ	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ t
	δ	คือ ค่าคงที่
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t มีการแจกแจงอิสระแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา t
	ϕ_p	คือ พารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p
	θ_q	คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q
	p	คือ อันดับของออโตรีเกรสซีฟ
	q	คือ อันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

โดยทั่วไปแล้ว ออโตรีเกรสซีฟ (Autoregressive; AR) เป็นการพยากรณ์โดยอาศัยค่าสังเกตที่เกิดขึ้นในอดีตโดยให้น้ำหนักแตกต่างกันตามช่วงเวลา ในขณะที่ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average; MA) เป็นการพยากรณ์โดยอาศัยค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตมารวมกับค่าเฉลี่ยหรือกล่าวได้ว่าให้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ไปตามระยะที่เปลี่ยนแปลงไป

1.1.2 รูปแบบผสมออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ P และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ Q ที่มีอิทธิพลจากฤดูกาล (Seasonal mixed autoregressive and moving average model) หรือ SARMA (p,

q)(P, Q) เป็นรูปแบบที่กำหนดค่าให้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเคลื่อนไหวเนื่องจากฤดูกาล แสดงดังสมการที่ 19

$$Y_t = \delta + \phi_{1,L} Y_{t-L} + \phi_{2,L} Y_{t-2L} + \dots + \phi_{P,L} Y_{t-PL} + \varepsilon_t - \theta_{1,L} \varepsilon_{t-L} - \theta_{2,L} \varepsilon_{t-2L} - \dots - \theta_{Q,L} \varepsilon_{t-QL} \quad (19)$$

เมื่อ	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ t
	δ	คือ ค่าคงที่
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t มีการแจกแจงอิสระแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา t
	$\phi_{P,L}$	คือ พารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟเนื่องจากฤดูกาลอันดับที่ P สำหรับ L ฤดูกาลต่อปี
	$\theta_{Q,L}$	คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เนื่องจากฤดูกาลอันดับที่ Q สำหรับ L ฤดูกาลต่อปี
	L	คือ จำนวนฤดูกาลต่อปี

1.1.3 รูปแบบผสมออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q โดยการหาผลต่าง d (Autoregressive integrated moving average model) หรือ ARIMA (p, d, q)(P, D, Q) เป็นรูปแบบที่กำหนดค่าให้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่คงที่เนื่องจากแนวโน้ม จึงต้องแปลงอนุกรมเวลาเดิมที่ไม่คงที่ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่มีลักษณะคงที่ โดยการหาผลต่าง แสดงดังสมการที่ 20

$$Y_t = \delta + [(1+\phi_1)Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2}] + \dots + [(1+\phi_p)Y_{t-p} - \phi_p Y_{t-p-1}] + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (20)$$

เมื่อ	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ t
	δ	คือ ค่าคงที่
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t มีการแจกแจงอิสระแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา t
	ϕ_p	คือ พารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ p
	θ_q	คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q

1.1.4 รูปแบบผสมออโตรีเกรสซีฟอันดับที่ P และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ Q โดยการ

หาผลต่างฤดูกาล D (Seasonal autoregressive integrated moving average model) หรือ SARIMA (p, d, q)(P, D, Q) เป็นรูปแบบที่กำหนดให้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่คงที่ เนื่องจากฤดูกาล จึงต้องแปลงอนุกรมเวลาเดิมที่ไม่คงที่ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่มีลักษณะคงที่ โดยการหาผลต่างฤดูกาลแสดงดังสมการที่ 21

$$Y_t = \delta + [(1 + \phi_{1,L})Y_{t-L} - \phi_{1,L}Y_{t-2L}] + \dots + [(1 + \phi_{P,L})Y_{t-PL} - \phi_{P,L}Y_{t-(L-1)}] + \varepsilon_t - \theta_{1,L}\varepsilon_{t-L} - \dots - \theta_{Q,L}\varepsilon_{t-QL} \quad (21)$$

เมื่อ	Y_t	คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ t
	δ	คือ ค่าคงที่
	ε_t	คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t มีการแจกแจงอิสระแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา t
	$\phi_{P,L}$	คือ พารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟเนื่องจากฤดูกาลอันดับที่ P สำหรับ L ฤดูกาลต่อปี
	$\theta_{Q,L}$	คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เนื่องจากฤดูกาลอันดับที่ Q สำหรับ L ฤดูกาลต่อปี
	L	คือ จำนวนฤดูกาลต่อปี

ขั้นตอนการหารูปแบบที่เหมาะสมของแบบจำลองอนุกรมเวลา ต้องทดสอบลักษณะคงที่ของข้อมูล โดยพิจารณาได้จากค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองเชิงส่วน (Partial autocorrelation function; PACF) ระหว่างค่าสังเกตที่ช่วงเวลาอยู่ห่างกัน k จากนั้นพิจารณาเปรียบเทียบกับลักษณะของแผนภาพคอเรลโลแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองที่ช่วงเวลาห่างกัน k (r_k) กับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองของประชากร (ρ_k) และลักษณะของคอเรลโลแกรมของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองเชิงส่วนที่ช่วงเวลาห่างกัน k (r_{kk}) กับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตนเองเชิงส่วนของประชากร (ρ_{kk}) ซึ่งเกณฑ์ในการพิจารณาแสดงดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ ARMA (p, q)

รูปแบบ ARMA	ลักษณะของ ρ_k	ลักษณะของ ρ_{kk}
Random walk	ลดลงช้า ๆ แต่ทำ 1 st difference จะเป็น 0 ทุกค่า	$\rho_{kk} \neq 0$ สำหรับ k=1 แต่ทำ 1 st difference จะเป็น 0 ทุกค่า

ตารางที่ 5 (ต่อ)

รูปแบบ ARMA	ลักษณะของ ρ_k	ลักษณะของ ρ_{kk}
AR (1)	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{kk} \neq 0$ สำหรับ $k=1$ $\rho_{kk} = 0$ สำหรับช่วงเวลาที่เหลือ
AR (2)	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{kk} \neq 0$ สำหรับ $k=1, 2$ $\rho_{kk} = 0$ สำหรับช่วงเวลาที่เหลือ
MA (1)	$\rho_{kk} \neq 0$ สำหรับ $k=1$ $\rho_{kk} = 0$ สำหรับช่วงเวลาที่เหลือ	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0
MA (2)	$\rho_{kk} \neq 0$ สำหรับ $k=1, 2$ $\rho_{kk} = 0$ สำหรับช่วงเวลาที่เหลือ	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0
ARMA (1,1)	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	ค่าลดลงเร็วใกล้ 0

ที่มา: Box and Jenkins (1994)

การพิจารณาแผนภาพคอเรลโลแกรม หากพบว่า ลักษณะแผนภาพเป็นคลื่น และมีบางค่าไม่เป็น 0 เนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นรูปแบบของ Seasonal autoregressive integrated moving average หรือ SARIMA (p, d, q)(P, D, Q) ซึ่งค่า L เป็นค่า ช่วงเวลาที่แสดงให้เห็นถึงช่วงฤดูกาล เช่น L = 12, 24, 36 หมายถึง ค่า ACF และ PACF ในช่วง Lag ที่ 12, 24, 36 มีค่าไม่เท่ากับ 0 ซึ่งเกณฑ์ในการพิจารณาแสดงดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ SARMA (P, Q)₁₂

รูปแบบ ARMA	ลักษณะของ ρ_k	ลักษณะของ ρ_{kk}
AR (1)	$\rho_{12}, \rho_{24}, \dots$ ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{12,12} \neq 0$ แต่ $\rho_{24,24}, \rho_{36,36}, \dots$ เท่ากับ 0
AR (2)	$\rho_{12}, \rho_{24}, \dots$ ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{12,12}, \rho_{24,24} \neq 0$ แต่ $\rho_{36,36}, \rho_{48,48}, \dots$ เท่ากับ 0
MA (1)	$\rho_{12} \neq 0$ แต่ $\rho_{24}, \rho_{36}, \dots$ เท่ากับ 0	$\rho_{12,12}, \rho_{24,24}, \dots$ ค่าลดลงเร็วใกล้ 0

ตารางที่ 6 (ต่อ)

รูปแบบ ARMA	ลักษณะของ ρ_k	ลักษณะของ ρ_{kk}
MA (2)	$\rho_{12}, \rho_{24} \neq 0$ แต่ ρ_{36}, \dots เท่ากับ 0	$\rho_{12,12}, \rho_{24,24}, \dots$ ค่าลดลงเร็วใกล้ 0
ARMA (1,1)	$\rho_{12}, \rho_{24}, \dots$ ค่าลดลงเร็วใกล้ 0	$\rho_{12,12}, \rho_{24,24}, \dots$ ค่าลดลงเร็วใกล้ 0

ที่มา: Box and Jenkins (1994)

1.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของรูปแบบ (Parameter estimation)

เมื่อกำหนดรูปแบบจำลองที่ได้แล้ว ถ้าแบบจำลองที่ได้เป็น ARIMA หรือ ARMA จะนำรูปแบบจำลองที่ได้มาทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ในสมการข้างต้น ซึ่งการประมาณค่านี้จะใช้วิธีกำลังสองน้อยสุดด้วยการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numerical analysis) และการทำซ้ำกันหลายครั้ง (Iterative) มีการกำหนดค่าประมาณเบื้องต้น (Initial estimates) เพื่อหาค่าประมาณขั้นสุดท้าย (Final estimates) ค่าประมาณที่ได้จะเป็นค่าที่ให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ในทำนองเดียวกันถ้าแบบจำลองที่ได้เป็น SARIMA หรือ SARMA จะนำรูปแบบจำลองที่ได้มาทำการประมาณค่าในสมการข้างต้นเช่นเดียวกัน

1.3 การตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบ (Diagnostic checking)

การตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบมีหลายวิธี แต่ละวิธีอาจให้ผลสรุปไม่เหมือนกัน ดังนั้นควรใช้การตรวจสอบความเหมาะสมหลาย ๆ วิธี พร้อมกันในการตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบ วิธีที่นิยมใช้กันมาก ได้แก่

1.3.1 ทดสอบว่าพารามิเตอร์ในรูปแบบมีค่าเป็น 0 โดยสมมติฐาน $H_0: \theta = 0$ กับ $H_1: \theta \neq 0$ ด้วยค่าสถิติ t คำนวณได้จากสมการที่ 22 และปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ α เมื่อ $|t| \geq t_{\alpha/2}$ หรือหมายถึงแบบจำลองนั้นมีความเหมาะสม

$$t = \frac{\hat{\theta}}{S_{\hat{\theta}}} \quad (22)$$

โดยที่ $\hat{\theta}$ คือ ค่าประมาณของพารามิเตอร์ θ
 $S_{\hat{\theta}}$ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของตัวประมาณ $\hat{\theta}$

1.3.2 ทดสอบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในช่วงเวลา k สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ เป็นอิสระต่อกัน ได้แก่ การทดสอบสมมติฐาน $H_0: \rho_1(e_t) = \dots = \rho_m(e_t) = 0$ กับ $H_1: \rho_k(e_t) \neq 0$ สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ อย่างน้อย 1 ค่าที่ไม่เป็น 0 ระดับนัยสำคัญ α ด้วยการทดสอบสหสัมพันธ์ในตนเองของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Ljung-Box statistic) จากค่าสถิติ Q^* (สมการที่ 23) และปฏิเสธ H_0 เมื่อ $Q^* \geq \chi^2_{\alpha, m-a}$ กรณียอมรับ H_0 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่มีความเคลื่อนไหวในช่วงเวลาต่างกันนั้นเป็นอิสระต่อกันหรือแบบจำลองมีความเหมาะสม

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2(e_t)}{n-k} ; \text{สำหรับทุก } k \text{ โดยที่ } k \neq n \quad (23)$$

โดยที่ n คือ ขนาดของอนุกรมเวลาที่หยุดนิ่ง
 m คือ ช่วงเวลาห่าง (lag) สูงสุดที่ต้องการทดสอบ
 $r_k(e_t)$ คือ ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองของค่าความคลาดเคลื่อนที่อยู่ห่างกัน k ช่วงเวลา

1.3.3 ทดสอบว่าอนุกรมเวลาของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (ε_t) มีการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกัน โดยทดสอบสมมติฐาน $H_0: \rho_k(e_t) = 0$ กับ $H_1: \rho_k(e_t) \neq 0$ สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ อย่างน้อย 1 ค่าที่ไม่เป็น 0 และปฏิเสธ H_0 ที่ระดับนัยสำคัญ α เมื่อ $|r_k(e_t)| \geq \frac{2}{\sqrt{n}}$ โดย n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา แสดงว่ารูปแบบ ARIMA ที่กำหนดไม่มีความเหมาะสม

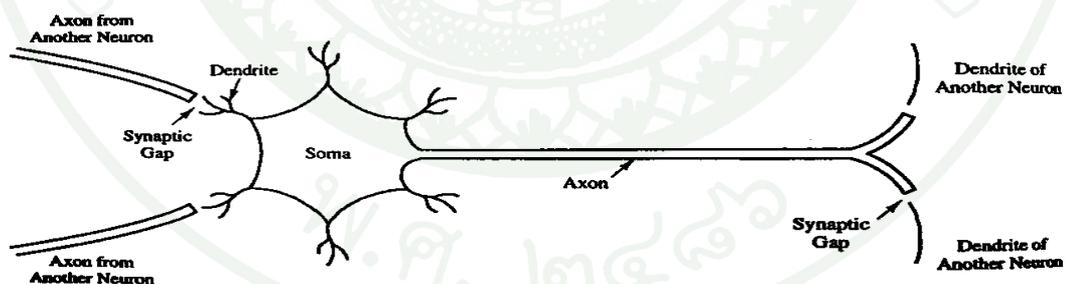
1.4 การสร้างค่าพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อมีการตรวจสอบแล้วว่าตัวแบบที่กำหนดเหมาะสมกับอนุกรมเวลานั้น ๆ ขั้นตอนต่อไปจะเป็นการนำสมการพยากรณ์ที่สร้างจากตัวแบบดังกล่าวไปใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งการพยากรณ์นั้นจะเป็นทั้งการพยากรณ์แบบจุด (Point forecast) และการพยากรณ์แบบช่วง (Interval forecast)

แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

เครือข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองหรือระบบการประมวลผลข้อมูล ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นเพื่อเลียนแบบการทำงานของระบบเครือข่ายประสาทของมนุษย์ (Biological neural network) หรือระบบการรับรู้ของมนุษย์ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วเครือข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ได้ทั้งในลักษณะเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา และเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร จึงทำให้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเป็นที่นิยมใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ในเทคนิคต่าง ๆ อย่างแพร่หลาย

เครือข่ายประสาทของมนุษย์ ประกอบด้วยองค์ประกอบที่สำคัญ 3 ประเภท ได้แก่ 1) เดนไดรต์ (Dendrites) 2) โซมา หรือตัวเซลล์ (Soma หรือ Cell body) 3) แอกซอน (Axon) โดยเดนไดรต์ทำหน้าที่รับสัญญาณจากนิวรอน (Neuron) ตัวอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบคลื่นกระแสไฟฟ้าและส่งผ่านสัญญาณนั้นไปยังช่องว่างไซแนปส์ (Synaptic gap) ซึ่งทำหน้าที่ปรับระดับสัญญาณเหมือนกับการปรับหรือต้งน้ำหนักรในเครือข่ายประสาทเทียม จากนั้นเดนไดรต์จะรับสัญญาณให้กับโซมา เพื่อทำการรวมสัญญาณและส่งผ่านไปยังแอกซอน เพื่อส่งผ่านไปยังนิวรอนหน่วยอื่น ๆ ต่อไป แสดงการทำงานในภาพที่ 5



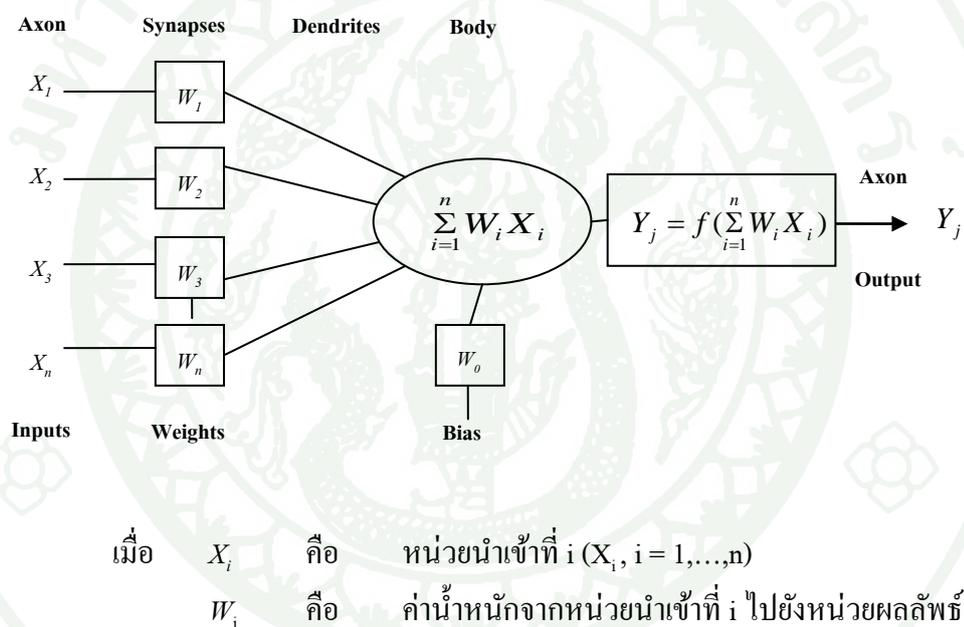
ภาพที่ 5 การทำงานของเครือข่ายประสาทของมนุษย์

ที่มา: Fausett (1994)

สำหรับการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมนั้น ประกอบด้วยนิวรอนหรือหน่วยประมวลผลจำนวนมาก เรียงตัวเป็นชั้น เช่น ชั้นนำเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) ชั้น

ผลลัพธ์ (Output layer) และเชื่อมโยงกันเป็นเครือข่าย แต่ละเส้นการเชื่อมโยงจะมีน้ำหนัก (Weight) กำกับอยู่ ข้อมูลหรือสัญญาณจากนิวรอนนำเข้าจะถูกส่งผ่านเส้นเชื่อมโยงพร้อมกับปรับน้ำหนักไป ยังนิวรอนประมวลผลถัดไป ซึ่งจะรวมสัญญาณที่ปรับน้ำหนักแล้วและนำไปผ่านฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function หรือ Transfer function) เพื่อคำนวณผลลัพธ์ต่อไป แสดงในภาพที่ 6

ลักษณะสำคัญที่ใช้ในการจำแนกประเภทของเครือข่ายประสาทเทียมได้แก่ สถาปัตยกรรม หรือ โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม (Architecture) การฝึกหรือการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม (Training/ Learning) และฟังก์ชันกระตุ้น ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้



ภาพที่ 6 การทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับเครือข่ายประสาทของมนุษย์

ที่มา: Page et al. (1993)

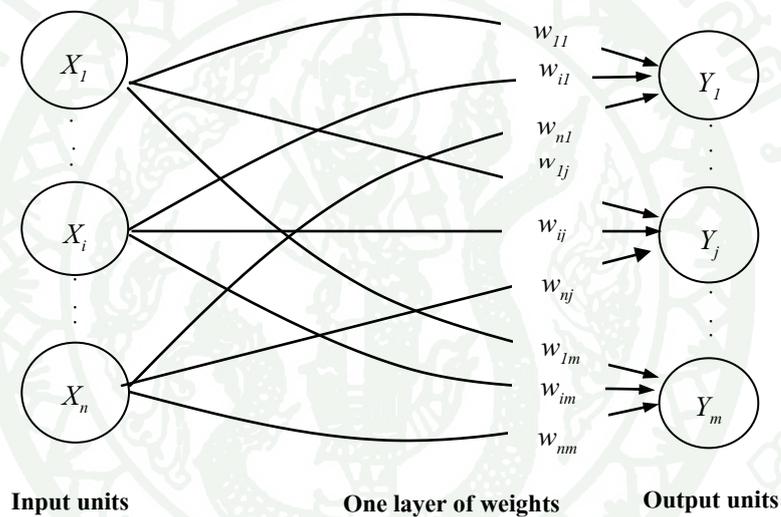
1. โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียม

เป็นการจัดเรียงชั้นของนิวรอน และรูปแบบการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนภายในเครือข่ายประสาทเทียม จัดแบ่งโครงสร้างพื้นฐานตามจำนวนชั้นออกเป็นเครือข่ายแบบชั้นเดียว (Single-layer net) และเครือข่ายแบบหลายชั้น (Multilayer net)

1.1 เครือข่ายแบบชั้นเดียว

เป็นเครือข่ายประสาทเทียมอย่างง่าย ประกอบด้วยชั้นนำเข้าและชั้นผลลัพธ์ซึ่งมีการเชื่อมโยงเพียง 1 ชั้นเท่านั้น การส่งผ่านข้อมูลกระทำจากชั้นนำเข้าส่งไปยังชั้นผลลัพธ์ ซึ่งจะรวบรวมข้อมูลที่ได้รับการปรับน้ำหนักแล้วไปผ่านฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณผลลัพธ์ของเครือข่าย เครือข่ายประสาทเทียมประเภทนี้จะใช้แก้ปัญหาเชิงเส้นที่มีความซับซ้อนน้อย แสดงตัวอย่างเครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนสู่ด้านหน้าชั้นเดียว (Single-layer feedforward networks) ในภาพที่

7



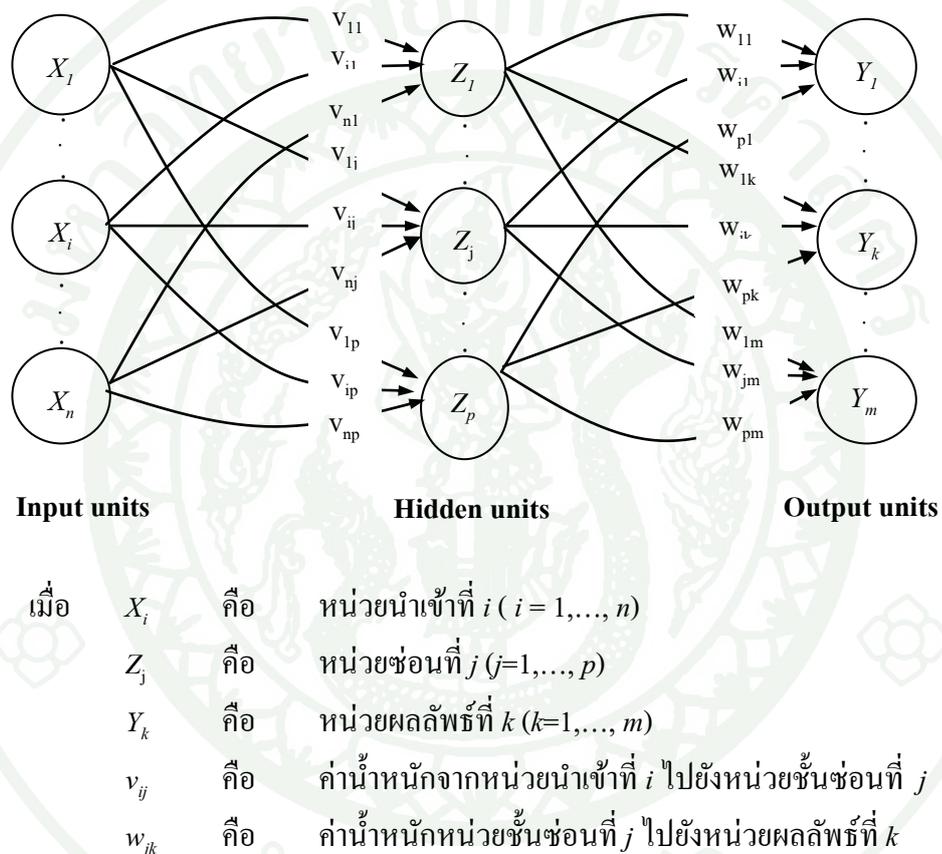
เมื่อ X_i คือ หน่วยนำเข้าที่ i ($i = 1, \dots, n$)
 Y_j คือ หน่วยผลลัพธ์ที่ j ($j = 1, \dots, m$)
 w_{ij} คือ ค่าน้ำหนักจากหน่วยนำเข้าที่ i ไปยังหน่วยผลลัพธ์ที่ j

ภาพที่ 7 เครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนสู่ด้านหน้าชั้นเดียว

ที่มา: Fausett (1994)

1.2 เครือข่ายแบบหลายชั้น

เป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยชั้นซ่อน (Hidden layer) อย่างน้อย 1 ชั้นขึ้นไป แทรกอยู่ระหว่างชั้นนำเข้าและชั้นผลลัพธ์ ใช้ในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อน แสดงเครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนคู่ด้านหน้าหลายชั้น (Multilayer feedforward networks) ดังภาพที่ 8



ภาพที่ 8 เครือข่ายประสาทเทียมแบบป้อนคู่ด้านหน้าหลายชั้น

ที่มา: Fausett (1994)

2. การเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม

เป็นวิธีในการกำหนดค่าน้ำหนักให้กับการเชื่อมโยง สามารถแบ่งได้เป็น 2 วิธี คือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)

2.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน

การเรียนรู้จะเกิดขึ้นได้โดยการผ่านชุดเวกเตอร์นำเข้า (Input vector หรือ Training vector) พร้อมด้วยเวกเตอร์ผลลัพธ์เป้าหมายที่ต้องการ (Target output vector) ให้กับเครือข่ายเพื่อเรียนรู้ความสัมพันธ์ และปรับค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยง ตามกลไกการเรียนรู้ (Learning algorithms) เพื่อให้เกิดค่าคลาดเคลื่อนระหว่างค่าผลลัพธ์กับค่าเป้าหมายน้อยที่สุด เครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอน ได้แก่ เครือข่ายแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (Backpropagation) เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Radial basis function) และเครือข่ายแบบแอสโซซิเอชัน (Association nets)

2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

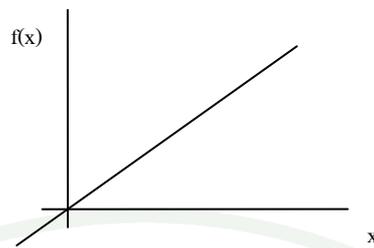
เครือข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้ด้วยตนเอง โดยไม่มีการกำหนดเวกเตอร์ผลลัพธ์เป้าหมาย เครือข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าน้ำหนักเพื่อจัดกลุ่มเวกเตอร์นำเข้าที่เหมือนกันไว้ในกลุ่มเดียวกัน เครือข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน ได้แก่ โคโฮเนน ซอม (Kohonen self organizing map; Kohonen SOM) และอาร์ที (Adaptive resonance theory network; ART)

3. ฟังก์ชันกระตุ้น

เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการคำนวณผลลัพธ์จากผลรวมข้อมูลที่ผ่านการปรับน้ำหนักแล้ว ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้ได้แก่

3.1 ฟังก์ชันบ่งชี้ (Identity function)

นิยมใช้กับหน่วยนำเข้า สำหรับการรับและส่งผ่านสัญญาณเข้าสู่ระบบ ดังสมการ $f(x) = x$ แสดงกราฟในภาพที่ 9



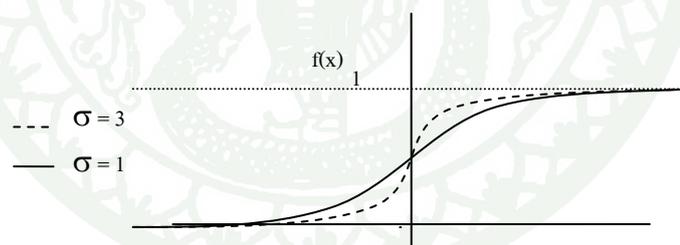
ภาพที่ 9 ฟังก์ชันปั้งซี (Identity function)

ที่มา: Fausett (1994)

3.2 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function)

3.2.1 ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์ (Binary sigmoid function) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ดัง

สมการ $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma x}}$ เมื่อ σ คือ ค่าพารามิเตอร์ของความชัน แสดงกราฟในภาพที่ 10

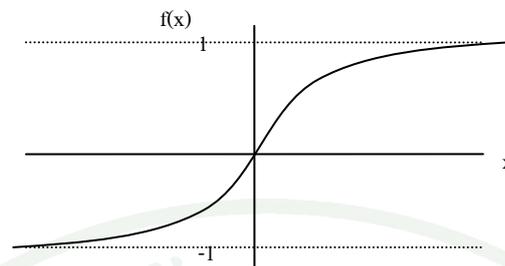


ภาพที่ 10 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function)

ที่มา: Fausett (1994)

3.2.2 ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจน (Hyperbolic tangent; tanH) มีค่าอยู่ระหว่าง -1

ถึง 1 และค่า σ เป็น 1 ดังสมการ $f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$ เมื่อ σ คือ ค่าพารามิเตอร์ของความชัน แสดงกราฟในภาพที่ 11



ภาพที่ 11 ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจน (Hyperbolic tangent; tanH)

ที่มา: Fausett (1994)

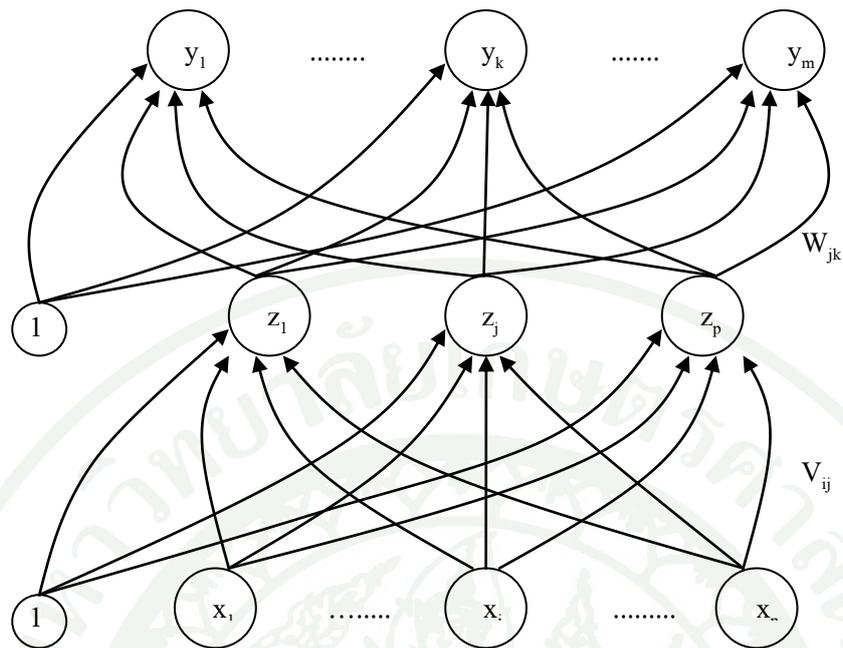
4. เครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (Backpropagation neural network; BPN)

เครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ มีลักษณะเป็นเครือข่ายหลายชั้น ที่มีการส่งข้อมูลไปข้างหน้าแบบสมบูร์ณ ดังแสดงในภาพที่ 12 การเรียนรู้เป็นแบบมีผู้สอน กลไกการเรียนรู้เป็นแบบส่งข้อมูลความคลาดเคลื่อนย้อนกลับ (Backpropagation of error) เพื่อฝึกให้เครือข่ายตอบสนองได้อย่างถูกต้อง อย่างไรก็ตามเครือข่าย BPN ที่ดีจะต้องมีสมดุลระหว่างความสามารถในการตอบสนองรูปแบบที่ใช้สำหรับการเรียนรู้หรือการฝึกได้ถูกต้อง (Memorization) และความสามารถในการตอบสนองต่อรูปแบบอื่น ๆ ที่ไม่ใช้ในการฝึกหรือความสามารถในการใช้งานทั่วไปได้ดี (Generalization) เช่นกัน (Fausett, 1994) เครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับเป็นแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้มากที่สุด ในการจำลองข้อมูลหรือประมาณค่าฟังก์ชัน (Data modeling หรือ Function approximation) การจำแนกกลุ่ม (Classification) การควบคุม (Control) การย่อข้อมูลและรูปภาพให้มีขนาดเล็กลง (Data and image compression) และการจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) (Hassoun, 1995) เนื่องจากเป็นตัวประมาณค่าแบบสากลในทางทฤษฎี (Theoretic universal approximator) (Funahashi, 1989; Hornik และคณะ, 1989) ซึ่งสามารถใช้จำลองความสัมพันธ์ของรูปแบบที่มีความซับซ้อนได้ถูกต้องในระดับใด ๆ ที่ต้องการในเชิงทฤษฎี

การฝึกเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ได้แก่ การป้อนข้อมูลชุดสำหรับการฝึกไปข้างหน้า การถ่ายทอดแบบย้อนกลับของข้อมูลความคลาดเคลื่อน และการปรับน้ำหนักของทั้งเครือข่าย ในระหว่างการส่งข้อมูลไปข้างหน้า แต่ละหน่วยนำเข้า (X) จะได้รับสัญญาณนำเข้าและส่งสัญญาณไปยังแต่ละหน่วยซ่อน (Z_p) ซึ่งหน่วยซ่อนจะคำนวณสัญญาณกระตุ้น (z_j) และส่งไปยังหน่วยผลลัพธ์ (Y_k) เพื่อคำนวณค่ากระตุ้น (y_k) เพื่อเป็นผลลัพธ์ของเครือข่ายสำหรับรูปแบบการนำเข้าหนึ่ง ๆ

ในระหว่างการเรียนรู้หน่วยผลลัพธ์แต่ละหน่วยจะเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการคำนวณ (y_k) กับค่าเป้าหมาย (t_k) เพื่อคำนวณข้อมูลความคลาดเคลื่อน δ_k ใช้สำหรับกระจายความคลาดเคลื่อนที่หน่วยผลลัพธ์กลับไปยังหน่วยซ่อน เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้นผลลัพธ์และชั้นซ่อน ในทำนองเดียวกันจะคำนวณข้อมูลความคลาดเคลื่อน δ_j เพื่อใช้ปรับน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นนำเข้า ขั้นตอนการฝึกทั้ง 3 ขั้นตอนนี้ จะดำเนินการซ้ำไปซ้ำมาหลายรอบการฝึก จนกระทั่งได้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำตามที่ต้องการ หรือเมื่อค่าน้ำหนักไม่เปลี่ยนแปลง หรือถึงจำนวนรอบการฝึกที่กำหนดไว้ล่วงหน้า (Fausett, 1994)

ทั้งนี้เนื่องจากเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับนั้นมีความยืดหยุ่นสูงสามารถใช้พยากรณ์ข้อมูลต่างๆได้ในหลากหลายรูปแบบ ฉะนั้น ในงานวิจัยนี้เครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับจึงถูกนำมาใช้ในการพยากรณ์เชิงปริมาณในทั้ง 2 รูปแบบ นั่นคือทั้งในเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) และเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร (Causal or associative forecasting)



เมื่อ	x_i	คือ	หน่วยนำเข้าที่ i ($i=1, \dots, n$)
	z_j	คือ	หน่วยซ่อนที่ j ($j=1, \dots, p$)
	y_k	คือ	หน่วยผลลัพธ์ที่ k ($k=1, \dots, m$)
	v_{ij}	คือ	ค่าน้ำหนักจากหน่วยนำเข้าที่ i ไปยังหน่วยซ่อนที่ j
	w_{jk}	คือ	ค่าน้ำหนักหน่วยซ่อนที่ j ไปยังหน่วยผลลัพธ์ที่ k

ภาพที่ 12 โครงสร้างของเครือข่ายแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ

ที่มา: Fausett (1994)

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การใช้เทคนิคทางสถิติสำหรับการพยากรณ์ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะแบบจำลองการถดถอย แบบจำลองปรับเรียบ และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ แต่มีข้อจำกัดอยู่หลายประการ ได้แก่ การทราบหรือคาดการณ์ความสัมพันธ์กันของข้อมูลว่าอยู่ในรูปแบบใด รูปแบบหนึ่งหรือความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มีการแจกแจงแบบปกติ เป็นอิสระต่อกัน และมีค่าความแปรปรวนคงที่หรือแบบจำลองต้องไม่มีความลำเอียง (Bias) เป็นต้น ในขณะที่แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม ไม่จำเป็นต้องมีข้อสมมติทางสถิติในเรื่องการแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูลหรือความคลาดเคลื่อน ทำให้สามารถใช้กับข้อมูลได้ทุกรูปแบบ ซึ่งแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมมักถูกประยุกต์ใช้ ซึ่งในที่นี้จะแบ่งงานวิจัยที่ใช้เทคนิคการพยากรณ์ต่าง ๆ ออกเป็น 2 ส่วน คือ งานวิจัยที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา และงานวิจัยที่ใช้เทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

ในงานวิจัยเพื่อศึกษาการพยากรณ์ข้อมูลต่าง ๆ ส่วนใหญ่นักวิจัยมักนิยมใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบอนุกรมเวลา (Time series analysis) (ประกายรัตน์, 2540; Alon *et al.*, 2001; Ho *et al.*, 2002; Zou *et al.*, 2007) โดยมีแบบจำลองที่ได้รับความนิยมกันอย่างแพร่หลาย คือ แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ แบบจำลองทางสถิติแบบปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียล และโดยเฉพาะอย่างยิ่งแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองที่นิยมใช้อย่างแพร่หลายในช่วง 10 ปีที่ผ่านมา และมักจะถูกนักวิจัยหลาย ๆ ท่านนำมาใช้เพื่อเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลองชนิดอื่น ๆ เช่น Kohzadi *et al.* (1996) เปรียบเทียบแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลอง ARIMA ในการพยากรณ์ราคาข้าวสาลี และปศุสัตว์โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1950 ถึง ค.ศ. 1990, Alon *et al.* (2001) ซึ่งศึกษาการพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีกโดยรวมด้วยแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม แบบจำลองการปรับเรียบ แบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลองการถดถอยแบบพหุ และเปรียบเทียบการพยากรณ์ 2 แบบ ได้แก่ การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา (พยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน) และการพยากรณ์ล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา (พยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน) ส่วน Henry and Rujilek (2007) ได้พยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวไทย โดยใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม แบบจำลองการปรับเรียบ แบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ ซึ่งทั้งหมดได้พิสูจน์แล้วว่าแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด

อย่างไรก็ตาม ได้มีงานวิจัยบางชิ้นที่ให้ผลสรุปที่แตกต่างออกไป ดังเช่น Ho *et al.* (2002) และ Taylor *et al.* (2006) ที่พบว่า ผลที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม ไม่ได้มีค่าความถูกต้องที่สูงที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลองอื่น ๆ โดย Ho *et al.* (2002) ได้เปรียบเทียบการพยากรณ์ค่าข้อมูลจำนวนสิ่งผลิตผลของระบบซ่อมแซม ระหว่างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยพยากรณ์ ข้อมูลที่ขาดหายจำนวน 90 ตัวอย่าง ในช่วง ค.ศ. 1968 ถึง ค.ศ. 1989 ซึ่งเป็นสาเหตุให้โรงงานหยุด การผลิต ซึ่งผลการศึกษาพบว่า การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ความถูกต้อง มากที่สุด ในขณะที่ Taylor *et al.* (2006) ทดลองพยากรณ์ความต้องการใช้กระแสไฟฟ้าในประเทศ บราซิล อังกฤษ และสหราชอาณาจักรเวลล์ รายชั่วโมง และรายครึ่งชั่วโมง โดยใช้แบบจำลอง เครือข่ายประสาทเทียม แบบจำลองการปรับเรียบ แบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ และ แบบจำลองการถดถอย จากการวิเคราะห์ปัจจัย โดยใช้ข้อมูลรายชั่วโมงจำนวน 336 ข้อมูล และ ข้อมูลรายครึ่งชั่วโมงจำนวน 672 ข้อมูล ซึ่งพบว่า การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองวิธีการปรับเรียบเอ็ก โปแนนเชียลแบบไฮลท์และวินเทอร์มีความถูกต้องมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ทั้งนี้การพิจารณาระยะเวลาในการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับเทคนิคการพยากรณ์แต่ละประเภทก็มีความจำเป็น ควรพิจารณาว่าเทคนิคการพยากรณ์ใดเหมาะกับการพยากรณ์ระยะสั้นหรือการ พยากรณ์ระยะยาว โดยประกายรัตน์ (2540) พบว่าแบบจำลอง BPN มีประสิทธิภาพเทียบเท่ากับวิธี ของบ็อกซ์และเจนกินส์ ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลเชิงบวก แต่วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ จะมีประสิทธิภาพสูงกว่าในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลเชิงลบสำหรับการพยากรณ์ ล่วงหน้า 12 เดือน แต่สำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน พบว่า แบบจำลอง BPN มีประสิทธิภาพ สูงกว่าวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลเชิงบวก และมีแนวโน้มไม่ คงที่ ส่วนวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ สำหรับอนุกรมเวลาที่มี รูปแบบฤดูกาลที่ไม่ชัดเจนและมีแนวโน้มไม่คงที่ ส่วนวิภาพร (2550) พบว่าแบบจำลอง Additive HWS มีความถูกต้องในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตสับปะรดของเกษตรกรภายใต้ระบบตลาด ข้อตกลงของบริษัทปิ๊ปู้ดส์ (จำกัด) มหาชน ล่วงหน้า 1 ปี มากที่สุด ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือนด้วยแบบจำลอง BPN จะมีความเหมาะสมที่สุด

นอกจากนี้ Ho *et al.* (2002) ซึ่งพยากรณ์ค่าข้อมูลจำนวนสิ่งผลิตผลของระบบซ่อมแซม ระหว่างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยพยากรณ์ ข้อมูลที่ขาดหาย 90 ตัวอย่าง ในช่วง ค.ศ. 1968 ถึง ค.ศ. 1989 ซึ่งเป็นสาเหตุให้โรงงานหยุดการผลิต ซึ่งแบ่งการพยากรณ์เป็น 2 ระยะ ได้แก่ การพยากรณ์ในระยะสั้น (จำนวนข้อมูลขาดหาย 4 ตัวอย่าง)

และการพยากรณ์ในระยะยาว (จำนวนข้อมูลขาดหาย 15 ตัวอย่าง) พิมลพร (2550) ที่เปรียบเทียบ การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตข้าวนาปีระหว่างเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและ เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยแบ่งการพยากรณ์ออกเป็นหลายระยะ ได้แก่ การพยากรณ์ ล่วงหน้า 1 เดือน การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี และการพยากรณ์ที่ละ 3 เดือนล่วงหน้า 1 ไตรมาส และ 4 ไตรมาส ส่วนวิภาพร (2550) ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตสับปะรดของเกษตรกรภายใต้ ระบบตลาดข้อตกลงของบริษัทปิโกฟู้ดส์ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน) จำนวน 900 คน โดยการ เปรียบเทียบแบบจำลองจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ระหว่างแบบจำลอง BPN แบบจำลอง บ็อกซ์และเจนกินส์ และวิธีปรับให้เรียบแบบโฮลท์และวินเทอร์ที่มีฤดูกาล (HWS) ในการพยากรณ์ ล่วงหน้าทั้งในระยะสั้น คือ 1 เดือนล่วงหน้า และในระยะยาว คือ 1 ปีล่วงหน้า และสุริรัตน์ (2550) ทดลองเปรียบเทียบแบบจำลองจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิต สับปะรดที่ระดับคุณภาพต่าง ระหว่างแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลอง BPN ในการ พยากรณ์ล่วงหน้าทั้ง 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี ซึ่งผลการศึกษาวิจัยทั้งหมดที่กล่าวมา ชี้ให้เห็นว่า การใช้แบบจำลองในการพยากรณ์ล่วงหน้าระยะสั้นจะมีประสิทธิภาพมากกว่าการพยากรณ์ ล่วงหน้าในระยะยาว

แต่ผลงานวิจัยของนักวิจัยบางท่านกลับให้ผลที่ตรงข้ามกัน โดย Alon *et al.* (2001) ซึ่ง ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีกโดยรวมด้วยแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม แบบจำลอง การปรับเรียบ แบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลองการถดถอยแบบพหุ และ เปรียบเทียบการพยากรณ์ 2 แบบ ได้แก่ การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา (พยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน) และการพยากรณ์ล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา (พยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน) พบว่า โดยรวมการ พยากรณ์ล่วงหน้าหลายหน่วยเวลาจะให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ต่าง ๆ ต่ำกว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา

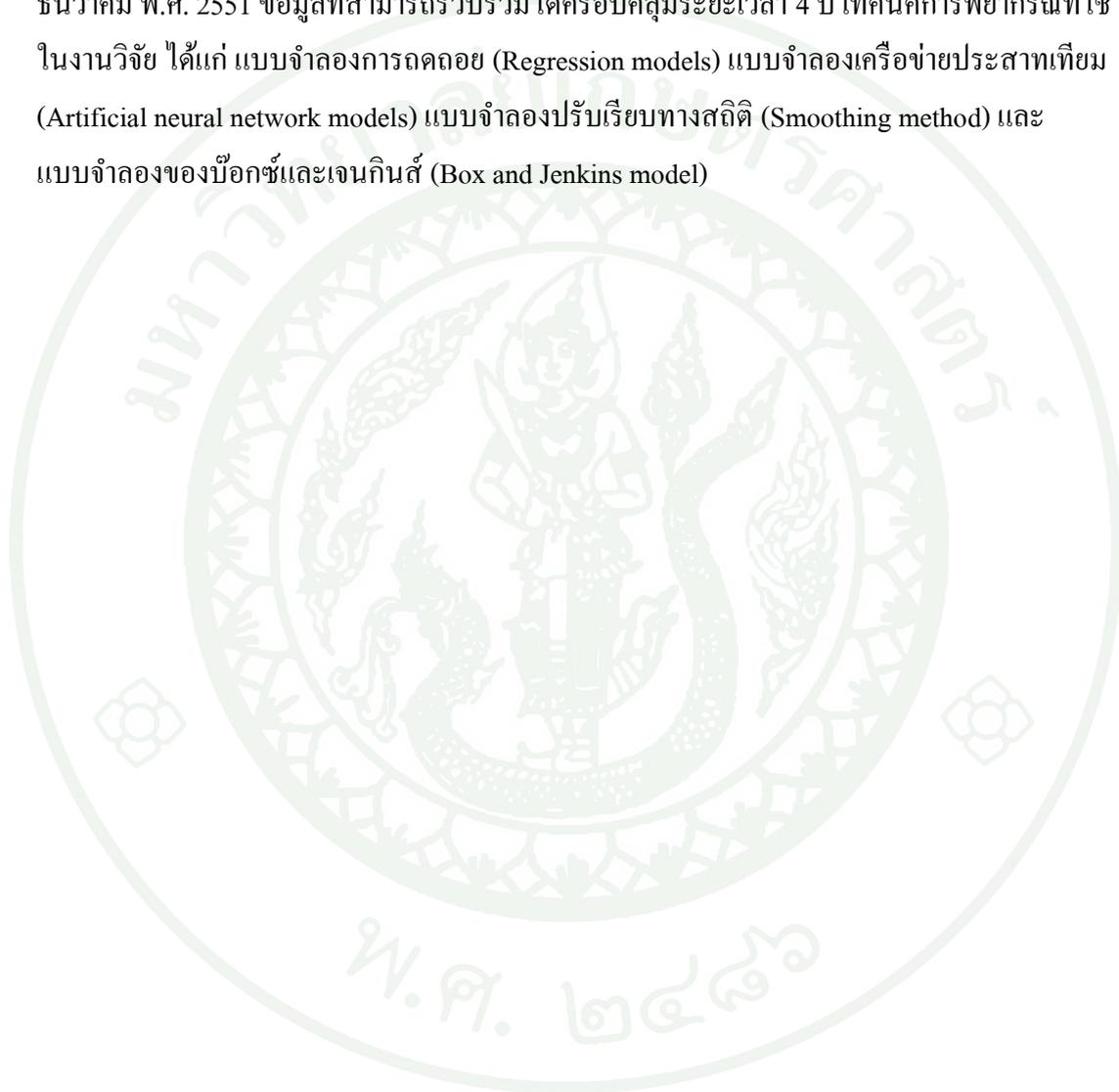
นอกจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายแล้ว ยังมีเทคนิคการ พยากรณ์อีกรูปแบบหนึ่งที่ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายด้วยเช่นกัน คือ เทคนิคความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปร ซึ่งเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย ได้แก่ แบบจำลอง การถดถอย แต่มีข้อจำกัดอยู่หลายประการ ได้แก่ ต้องทราบข้อสมมุติล่วงหน้าว่าข้อมูลที่นำมา วิเคราะห์ต้องมีความสัมพันธ์กันในรูปแบบ ลักษณะการกระจายตัวของข้อมูลเป็นแบบปกติและมีค่า ความแปรปรวนคงที่ เป็นต้น ในขณะที่ แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม ไม่จำเป็นต้องทราบ รูปแบบความสัมพันธ์ล่วงหน้า และไม่มีข้อกำหนดในเรื่องการกระจายตัวของข้อมูล ทำให้สามารถ

ใช้กับข้อมูลได้ทุกรูปแบบ ดังนั้นจึงมีนักวิจัยหลายท่านที่ได้นำเอาแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมนำมาใช้เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลองอื่น ๆ ยกตัวอย่างเช่น สมิข (2548) วิภาพร (2550) พิมพ์พร (2550) สุริรัตน์ (2550) O'Neal *et al.* (2002) และ Kaul *et al.* (2005) ที่ได้มีการนำแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้พยากรณ์โดยมีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลองการถดถอย โดย สมิข (2548) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จำนวนเลขหมายโทรศัพท์ในกรุงเทพฯ ระหว่างแบบจำลองการถดถอยกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่เรียนรู้โดยมีผู้ฝึกสอน O'Neal *et al.* (2002) ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตข้าวโพดจากปัจจัยในการเพาะปลูกเพื่อเปรียบเทียบรูปแบบข้อมูล โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม และแบบจำลองการถดถอย และ Kaul *et al.* (2005) ซึ่งใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตข้าวโพดและถั่วเหลืองที่ระดับรัฐ ระดับเมือง และระดับท้องถิ่น และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบ BPN กับแบบจำลองการถดถอย ซึ่งผลงานวิจัยทั้ง 6 ชิ้น นี้ให้เห็นว่า แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ถูกต้องสูงกว่าแบบจำลองการถดถอย แต่มีนักวิจัยบางท่านที่ให้ผลการศึกษาที่แตกต่างกัน โดย Uno *et al.* (2005) ศึกษาการใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ผลผลิตข้าวโพดจากข้อมูล Compact airborne spectrographic imager โดยประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับดัชนีการเพาะปลูก (Vegetation indices) และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นตรงแบบพหุคูณแบบขั้นบันได พบว่า แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นตรงแบบพหุคูณแบบขั้นบันได มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ใกล้เคียงกัน

ทั้งนี้เนื่องจากเทคนิคการพยากรณ์ที่มักถูกนำมาใช้ในงานวิจัยโดยส่วนใหญ่ คือ เทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ดังนั้นจึงได้มีงานวิจัยบางส่วน ที่ได้มีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ดังเช่น วิภาพร (2550) สุริรัตน์ (2550) และพิมพ์พร (2550) ซึ่งได้ศึกษาเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา พบว่าโดยรวมแล้วแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาที่ใช้ข้อมูลไม่มากนักจัดเป็นแบบจำลองที่มีความถูกต้องสูง และสามารถใช้งานทั่วไปได้มากกว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

ขอบเขตการวิจัย

ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม โดยข้อมูลที่ใช้จะเป็นปริมาณผลผลิตเบื้องต้นจากใบกำกับจำหน่ายสัตว์น้ำของกรมประมง ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2551 ข้อมูลที่สามารถรวบรวมได้ครอบคลุมระยะเวลา 4 ปี เทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย ได้แก่ แบบจำลองการถดถอย (Regression models) แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network models) แบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ (Smoothing method) และแบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins model)

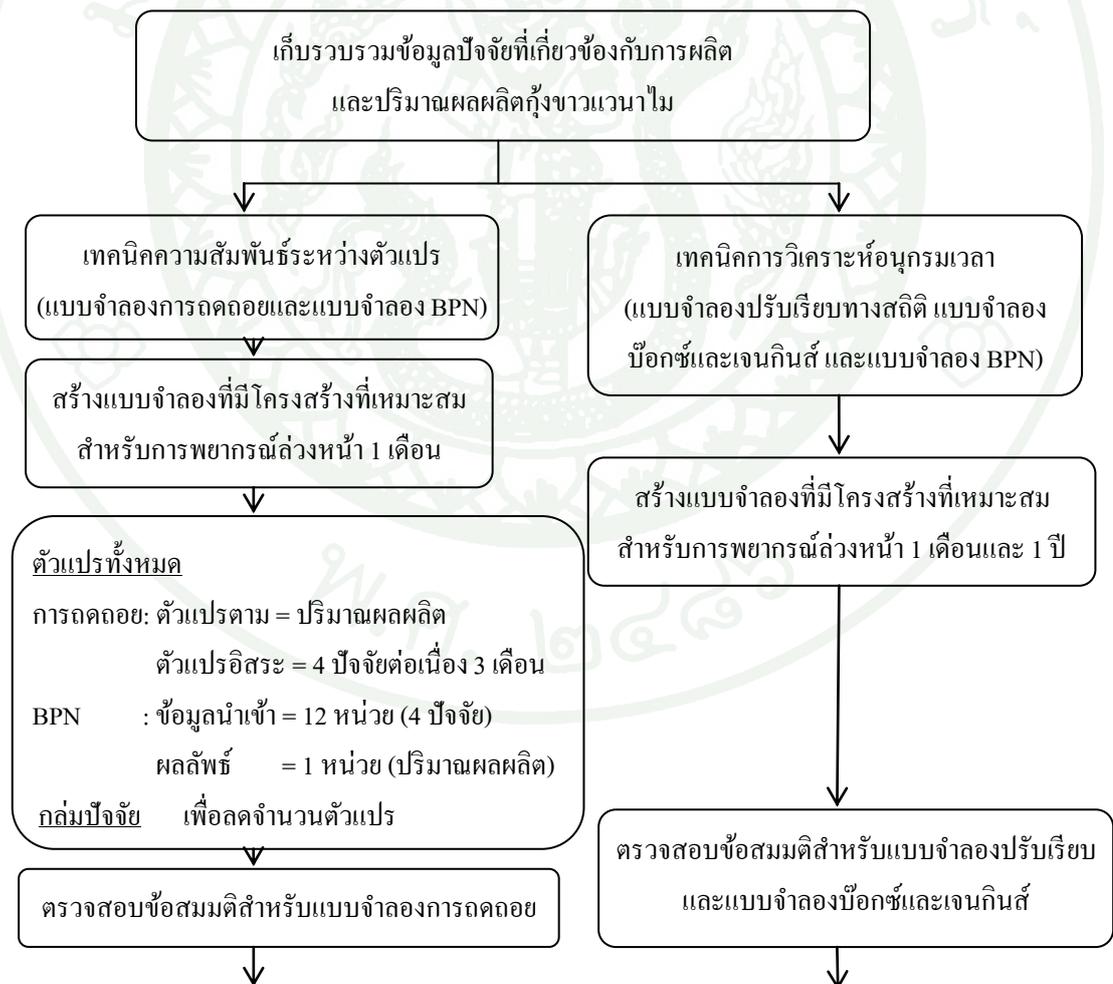


อุปกรณ์และวิธีการ

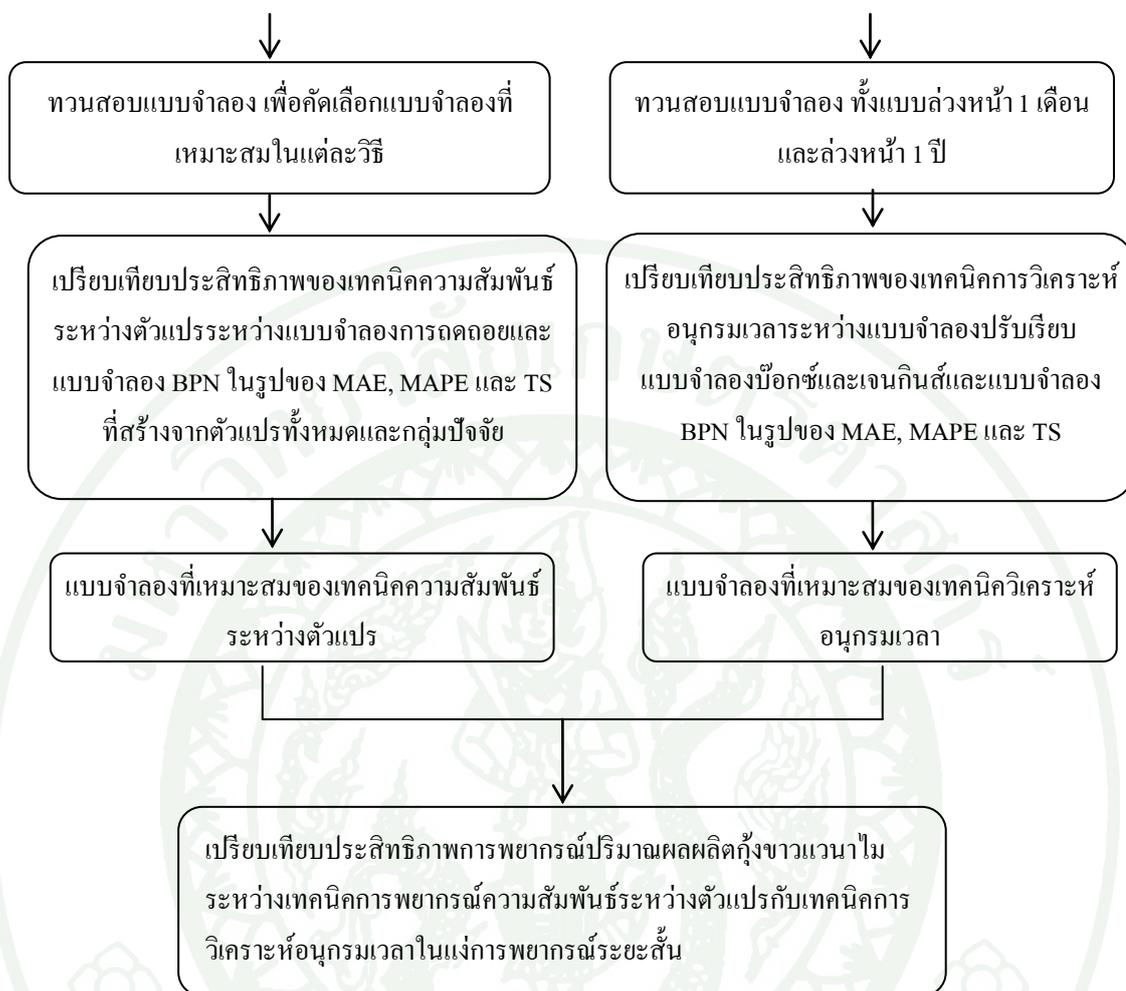
อุปกรณ์

1. คอมพิวเตอร์ระบบปฏิบัติการ Window XP
2. โปรแกรม SPSS 12.0 (SPSS (Thailand) Co., Ltd.)
3. โปรแกรม Neural Works Explorer (Student version)
4. โปรแกรม Crystal Ball (Student version)

วิธีการ



ภาพที่ 13 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย



ภาพที่ 13 (ต่อ)

งานวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่

1. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร
2. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนด้วยเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา
3. การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนระหว่างเทคนิคการพยากรณ์ ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

1. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ศึกษาในงานวิจัยนี้ ได้แก่ แบบจำลองการถดถอย และแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ และศึกษาเฉพาะการพยากรณ์ 1 หน่วยเวลาล่วงหน้า หรือล่วงหน้า 1 เดือน

1.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้สำหรับเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ประกอบด้วย

1.1.1 ข้อมูลด้านปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการผลิต ตลอดช่วงการเลี้ยงกุ้ง คือตั้งแต่ช่วงลงลูกกุ้งจนเก็บเกี่ยวผลผลิต ซึ่งเป็นระยะเวลา 4 เดือน ตั้งแต่ เดือน ตุลาคม พ.ศ. 2547 – ธันวาคม พ.ศ. 2551 จำนวน 3 ปัจจัยดังนี้

- 1) ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยรายเดือนจากสำนักพัฒนาอุตุนิยมวิทยา กรมอุตุนิยมวิทยา
- 2) อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยรายเดือนจากสำนักพัฒนาอุตุนิยมวิทยา กรมอุตุนิยมวิทยา
- 3) ราคาขายกุ้งขาวแวนนาไมเฉลี่ยรายเดือนจากตลาดทะเลไทย

1.1.2 ข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือน (ตัน) ตั้งแต่เดือนตุลาคม พ.ศ. 2547 – พฤศจิกายน พ.ศ. 2551 เป็นระยะเวลา 4 ปี ซึ่งเป็นข้อมูลปริมาณผลผลิตจากใบกำกับการจำหน่ายสัตว์น้ำของกรมประมง

1.2 การจัดการข้อมูล

1.2.1 ดำเนินการเตรียมข้อมูลใน 2 รูปแบบ ได้แก่

1) ข้อมูลในรูปตัวแปรทั้งหมด นำข้อมูลทั้งหมดมาจัดให้อยู่ในรูปความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า (ตัวแปรอิสระ) ได้แก่ ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยรายเดือน อุณหภูมิอากาศเฉลี่ยราย

เดือน ราคาขายกุ้งขาวแวนนาไมเฉลี่ยรายเดือน ณ ตลาดทะเลไทย และปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม รายเดือนต่อเนื่องกันเป็นเวลา 3 เดือนก่อนการรวบรวมผลผลิตกุ้ง และตัวแปรผลลัพ์ (ตัวแปรตาม) ได้แก่ ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมในเดือนผลิตที่ 4 โดยให้มีการเคลื่อนข้อมูลไปข้างหน้า ครั้งละ 1 เดือน จะได้ข้อมูลทั้งหมด 48 ลำดับ แต่ละลำดับมีตัวแปรนำเข้าหรือตัวแปรปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าการเก็บเกี่ยวจำนวน 12 ตัวแปร และตัวแปรผลลัพ์หรือปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม(ตัวแปรตาม)จำนวนตัวแปรโดยมีรายละเอียดของตัวแปรปัจจัยการผลิตทั้งหมด ดังนี้

X_1 ปริมาณน้ำฝนในเดือนผลิตที่ 1	X_7 ราคาขายเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 1
X_2 ปริมาณน้ำฝนในเดือนผลิตที่ 2	X_8 ราคาขายเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 2
X_3 ปริมาณน้ำฝนในเดือนผลิตที่ 3	X_9 ราคาขายเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 3
X_4 อุณหภูมิอากาศในเดือนผลิตที่ 1	X_{10} ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 1
X_5 อุณหภูมิอากาศในเดือนผลิตที่ 2	X_{11} ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 2
X_6 อุณหภูมิอากาศในเดือนผลิตที่ 3	X_{12} ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3

ชุดข้อมูลนี้แสดงในตารางภาคผนวกที่ ก2

2) ข้อมูลในรูปกลุ่มปัจจัย ทำการวิเคราะห์ปัจจัย (Factor analysis) เพื่อจัดตัวแปรปัจจัยการผลิตจำนวน 12 ตัวแปรในข้อ 1) ที่มีความสัมพันธ์กันไว้ในกลุ่มเดียวกัน จัดเป็นการลดจำนวนตัวแปรนำเข้า เลือกใช้การวิเคราะห์ปัจจัยแบบ Principle component analysis และหมุนแกนแบบตั้งฉากกันโดยวิธี Varimax with Kaiser Normalization จากนั้นจัดให้อยู่ในรูปความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรนำเข้า (ตัวแปรอิสระ) ได้แก่ คะแนนปัจจัยที่จัดกลุ่มได้ (Factor score) และตัวแปรผลลัพ์ (ตัวแปรตาม) ได้แก่ ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมในเดือนผลิตที่ 4 ชุดข้อมูลนี้แสดงในตารางภาคผนวกที่ ก3

1.2.2 แบ่งข้อมูลที่อยู่ในรูปตัวแปรทั้งหมดและกลุ่มปัจจัยเป็น 3 ส่วน ได้แก่

1) ชุดเรียนรู้ (Training set) ใช้ข้อมูล 24 ลำดับแรก สำหรับการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยการผลิตกับปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม

2) ชุดทดสอบ (Testing set) ใช้ข้อมูล 12 ลำดับถัดมา สำหรับการเลือก โครงสร้างและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลอง

3) ชุดทวนสอบ (Validating set) ใช้ข้อมูล 12 ลำดับสุดท้าย สำหรับตรวจสอบ ความถูกต้องในการพยากรณ์ และความสามารถในการใช้งานทั่วไปของแบบจำลอง

1.3 การสร้างและทวนสอบแบบจำลอง

1.3.1 การสร้างแบบจำลองการถดถอย สร้างแบบจำลองการถดถอยกับข้อมูลที่ จัดเตรียมไว้ทั้ง 2 รูปแบบ โดยใช้โปรแกรม SPSS ตามขั้นตอนดังนี้

1) สร้างแบบจำลองจากข้อมูลชุดเรียนรู้ โดยมีการศึกษาเปรียบเทียบ แบบจำลองการถดถอย 5 รูปแบบ คือ แบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งทุกตัวแปร และกำลังหนึ่ง แบบขั้นบันได แบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งที่มีปฏิสัมพันธ์แบบขั้นบันได และแบบจำลองการ ถดถอยโพลีโนเมียลกำลังสอง และกำลังสองแบบขั้นบันได สำหรับแบบจำลองความถดถอยแบบ โพลีโนเมียล ประกอบด้วยตัวแปรต้นและปฏิสัมพันธ์ (Interaction) ในงานวิจัยนี้ให้ความสนใจกับ ตัวแปรต้นยกกำลังหนึ่ง กำลังสอง และปฏิสัมพันธ์ของตัวแปรต้น 2 ตัว (Two-way interaction) เท่านั้น เนื่องจากอยู่ในรูปแบบที่ง่ายต่อการวิเคราะห์และแปลผล โดยกำหนดให้ความน่าจะเป็นใน การเลือกตัวแปรเข้าเท่ากับ 0.05 และคัดตัวแปรออกของสมการการถดถอยแบบขั้นบันไดเท่ากับ 0.1 ในการสร้างแบบจำลองความถดถอยแบบโพลีโนเมียล ให้แสดงตัวแปรนำเข้าไปในรูปของค่าเบี่ยงเบน จากค่าเฉลี่ย $x_{ij} - \bar{x}_i$ สำหรับข้อมูลที่อยู่ในรูปตัวแปรทั้งหมด และแสดงตัวแปรนำเข้าไปในรูปของค่า เบี่ยงเบนจากค่าเฉลี่ย $f_{jk} - \bar{f}_{.k}$ สำหรับข้อมูลที่อยู่ในรูปกลุ่มปัจจัย เพื่อลดผลของสหสัมพันธ์ (Multicollinearity) ระหว่างตัวแปรนำเข้า

โดยที่	x_{ij}	หมายถึง ค่าตัวแปรปัจจัยการผลิตที่ i ของข้อมูลลำดับที่ j เมื่อ $i = 1, 2, \dots, 12$ และ $j = 1, 2, \dots, 48$
	\bar{x}_i	หมายถึง ค่าเฉลี่ยของตัวแปรปัจจัยการผลิตที่ i ตลอดทุก ๆ ลำดับ j
	f_{jk}	หมายถึง ค่าคะแนนกลุ่มปัจจัยที่ k ของข้อมูลลำดับที่ j เมื่อ $k = 1, 2, \dots, m$
	$\bar{f}_{.k}$	หมายถึง ค่าเฉลี่ยของคะแนนกลุ่มปัจจัยที่ k ตลอดทุก ๆ ลำดับ j
	m	หมายถึง จำนวนกลุ่มปัจจัยที่ได้จากการวิเคราะห์ปัจจัย

2) ตรวจสอบข้อสมมติหรือเงื่อนไขทางสถิติเพื่อการวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง ดังนี้ ตรวจสอบความรุนแรงของสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น โดยการคำนวณค่า Variance inflation factor (VIF) ค่า VIF ที่ต่ำกว่า 10 หมายถึงการไม่มีปัญหาของสหสัมพันธ์ร่วม (Kutner, et al., 2005) ตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ โดยใช้ Kolmogorov-Smirnov Test สำหรับข้อมูลที่มีจำนวนมากกว่า 50 ค่า และ Shapiro wilk test สำหรับข้อมูลที่มีจำนวนน้อยกว่า 50 ค่า และตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่หรือไม่ จากแผนภาพระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนกับค่าพยากรณ์ และสำหรับการตรวจสอบความเป็นอิสระต่อกันของค่าความคลาดเคลื่อน โดยใช้ค่า Durbin-Watson ซึ่งค่า Durbin-Watson นั้นควรมีค่าระหว่าง 1-2 (Gujarati, 2003)

3) นำแบบจำลองการถดถอยทดสอบทั้ง 5 รูปแบบมาพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมของแบบจำลองการถดถอย โดยเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากค่าความคลาดเคลื่อนในรูปค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean absolute error, MAE) ของข้อมูลชุดทดสอบ ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (24)$$

โดยที่	y_i	หมายถึง ปริมาณผลผลิตจริงของข้อมูลลำดับที่ i
	\hat{y}_i	หมายถึง ปริมาณผลผลิตที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลลำดับที่ i
	n	หมายถึง จำนวนข้อมูลที่ทดสอบ

4) ทดสอบความสามารถในการทำงานทั่วไปของแบบจำลองจากที่คัดเลือกได้ โดยนำไปพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในชุดข้อมูลเรียนรู้ และชุดทดสอบ คำนวณหาความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองในรูป MAE ดังสมการที่ (24)

1.3.2 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (BPN) สร้างแบบจำลอง BPN โดยใช้โปรแกรม Neural Works Explorer มีขั้นตอนการสร้างและทดสอบหาแบบจำลองที่เหมาะสมดังนี้

1) กำหนดโครงสร้างของแบบจำลอง BPN จากข้อมูลย้อนกลับจากข้อมูลทั้งสองรูปแบบ ดังนี้

(1) การใช้ตัวแปรทั้งหมด จะมีโครงสร้างของแบบจำลอง ดังนี้

- หน่วยในชั้นนำเข้า (Input neurons) แสดงค่าปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนการเก็บเกี่ยวจำนวน 12 หน่วย
- จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวน 1 ชั้น
- จำนวนหน่วยซ่อน (Hidden neurons) ทดลองแปรค่าเท่ากับ 1, 2 และ 3 หน่วยเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสม
- หน่วยในชั้นผลลัพธ์ (Output neurons) แสดงปริมาณผลผลิตจำนวน 1 หน่วย

(2) การใช้กลุ่มปัจจัย จะมีโครงสร้างของแบบจำลอง ดังนี้

- หน่วยในชั้นนำเข้า (Input neurons) แสดงค่าคะแนนของกลุ่มปัจจัยการผลิตที่ได้จากการวิเคราะห์ปัจจัย
- จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) จำนวน 1 ชั้น
- จำนวนหน่วยซ่อน (Hidden neurons) ทดลองแปรค่าเท่ากับ 1, 2 และ 3 หน่วยเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสม
- หน่วยในชั้นผลลัพธ์ (Output neurons) แสดงปริมาณผลผลิตจำนวน 1 หน่วย

2) หาพารามิเตอร์ของการเรียนรู้ที่เหมาะสมของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.25 และค่าโมเมนตัม 0.4 จากการทดลองเบื้องต้น ใช้ข้อมูลชุดเรียนรู้ และข้อมูลชุดทดสอบ มาศึกษาแปรค่าโครงสร้างและพารามิเตอร์ของแบบจำลอง ดังนี้

- กฎการเรียนรู้แบบ Delta Bar Delta Rule (DBD) และ Extended Delta Bar Delta Rule (Extended DBD)
- ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ และไฮเปอร์โบลิกแทนเจน
- ปรับค่าน้ำหนักสุ่มเริ่มต้น 3 ครั้ง

ปรับค่าตัวแปรให้อยู่ในช่วงการเรียนรู้ที่เหมาะสม โดยการใช้คำสั่ง MinMax Table และ Bipolar Inputs จากโปรแกรม Neural Works Explorer พร้อมทั้งกำหนดรอบการเรียนรู้

ให้เหมาะสมเพื่อป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป (Overtraining) โดยการใช้คำสั่ง Save Best กำหนดให้มีการเรียนรู้จากข้อมูลชุดเรียนรู้ และหยุดเพื่อทดสอบการพยากรณ์ด้วยข้อมูลชุดทดสอบเป็นช่วง ๆ ช่วงละ 1,000 รอบ และทดสอบจนถึง 1,000,000 รอบ พิจารณาเลือกรอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมจากจุดที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมของชุดทดสอบที่ต่ำที่สุดก่อนที่จะเพิ่มสูงขึ้นเรื่อย ๆ (NeuralWare, 1996)

เลือก โครงสร้างและพารามิเตอร์การเรียนรู้ที่เหมาะสมจากค่าความคลาดเคลื่อนในรูป MAE ดังสมการที่ (24) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมของข้อมูลชุดทดสอบ

3) ทดสอบความสามารถในการทำงานทั่วไปของแบบจำลองจากที่คัดเลือกได้ โดยนำไปพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมในข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ กำหนดหาความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองในรูป MAE ดังสมการที่ (24)

1.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองประเภทต่าง ๆ

แบบจำลองในการพยากรณ์ที่ดีควรให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริง มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำทั้งชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง และชุดข้อมูลอื่น ๆ หรือเรียกว่ามีความสามารถในการใช้งานทั่วไป (Generalization capability) ที่ดี นอกจากนี้ยังควรให้ค่าพยากรณ์ที่ไม่ลำเอียง

1.4.1 การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไป

เปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองประเภทต่าง ๆ ที่คัดเลือกได้ในรูป MAE ของข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ แบบจำลองที่ดีควรมีความถูกต้องในการพยากรณ์หรือให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ข้อมูลทั้ง 2 ชุดต่ำ สามารถพยากรณ์ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้หรือสร้างแบบจำลองและชุดอื่นที่ไม่ได้ใช้ในการเรียนรู้ได้ดี

1.4.2 การวิเคราะห์ความลำเอียง

ความลำเอียง (Bias) ของแบบจำลอง คือ การที่ความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นมีการแจกแจงอย่างมีระบบ หรือมีรูปแบบที่สังเกตได้ (Ross, 1996) สามารถวิเคราะห์ความลำเอียงได้จากค่าติดตามสัญญาณ (Tracking signal; TS) เป็นอัตราส่วนของค่าความลำเอียงและค่า MAE คำนวณได้จากสมการ

$$TS = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)}{MAE} \quad (25)$$

โดยที่ $\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)$ คือ ค่าความลำเอียง (Bias) ของการพยากรณ์
 \hat{y}_i คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลลำดับที่ i
 y_i คือ ค่าที่แท้จริงของข้อมูลลำดับที่ i
 n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ทดสอบ

ถ้าค่า TS ในช่วงใด ๆ อยู่นอกเหนือ ± 6 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์มีค่าลำเอียง โดยอาจจะลำเอียงไปทางด้านบวก ($TS > 6$) แสดงว่าโดยเฉลี่ยแบบจำลองพยากรณ์ค่าผลลัพธ์ได้มากกว่าค่าผลลัพธ์ที่แท้จริง (Overestimation) หรือลำเอียงไปทางด้านลบ ($TS < -6$) แสดงว่าโดยเฉลี่ยแบบจำลองพยากรณ์ค่าผลลัพธ์ได้น้อยกว่าค่าผลลัพธ์ที่แท้จริง (Underestimation) (Chopra and Meindl, 2006)

1.4.3 การบ่งชี้ตัวแปรปัจจัยการผลิตหรือกลุ่มปัจจัยการผลิตที่มีความสำคัญต่อการพยากรณ์

นำแบบจำลองที่มีความถูกต้องในการพยากรณ์มีความสามารถในการใช้งานทั่วไปที่ดีที่สุด และมีความลำเอียงน้อย มาใช้ในการบ่งชี้ตัวแปรปัจจัยการผลิตหรือกลุ่มปัจจัยการผลิตที่มีผลกระทบต่อค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ดังนี้

1) แบบจำลองการถดถอย

คำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มาตรฐาน (Standardized regression coefficients) ของตัวแปรปัจจัยการผลิตหรือกลุ่มปัจจัยการผลิตที่อยู่ในแบบจำลองสุดท้าย ตัวแปรที่

มีค่า สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มาตรฐานสูง จัดเป็นตัวแปรที่มีความสำคัญในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม

2) แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (BPN)

แปรค่าตัวแปรปัจจัยการผลิตหรือคะแนนกลุ่มปัจจัยการผลิตไปร้อยละ 5 แล้วตรวจสอบดูว่าค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมเปลี่ยนแปลงไปมากน้อยเท่าใด ถ้ามีการเปลี่ยนแปลงมาก แสดงว่าตัวแปรปัจจัยการผลิตหรือกลุ่มปัจจัยการผลิตนั้นมีความสำคัญหรือมีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงค่าพยากรณ์ ซึ่งการแปรค่าและตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงนี้ทำได้โดยใช้ฟังก์ชัน Explain ในโปรแกรม Neural Works Explorer

2. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนด้วยเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวของประเทศไทยด้วยเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลา ที่ศึกษาในงานวิจัยนี้ ได้แก่ แบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ และแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ แบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ และดำเนินการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา คือ ล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา คือ ล่วงหน้า 1 ปี

2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

ผู้วิจัยรวบรวมข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือน (ตัน) ตั้งแต่เดือนมกราคม 2548 ถึงเดือนธันวาคม 2551 เป็นระยะเวลา 4 ปีหรือเป็นจำนวนทั้งหมด 48 เดือน ซึ่งเป็นข้อมูลปริมาณผลผลิตเบื้องต้นจากใบกำกับกำกับการจำหน่ายสัตว์น้ำจากกรมประมง นำข้อมูลที่ได้มาศึกษาองค์ประกอบของอนุกรมเวลา โดยการสร้างแผนภาพแสดงความสัมพันธ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมกับระยะเวลา เพื่อเป็นแนวทางในการเลือกวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบปรับเรียบที่เหมาะสม

2.2 การจัดการข้อมูล

2.2.1 แบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์

นำข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน (ตัน) ซึ่งทั้งหมดมีจำนวน 48 เดือน (ชุดข้อมูลแสดงในตารางภาคผนวกที่ ก1) มาแบ่งเป็น 2 ชุด เพื่อสร้างและทวนสอบแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

ชุดเรียนรู้ ประกอบด้วย 36 ค่าแรกของชุดข้อมูล สำหรับสร้างและคัดเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลอง

ชุดทวนสอบ ประกอบด้วย 12 ค่าสุดท้าย สำหรับนำไปตรวจสอบความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไปของแบบจำลอง

2.2.2 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (BPN)

ก. นำข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน (ตัน) จำนวน 48 เดือน มาจัดให้อยู่ในรูปความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า (ตัวแปรอิสระ) ได้แก่ ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือนย้อนหลัง 12 เดือน และตัวแปรผลลัพธ์ (ตัวแปรตาม) ได้แก่ ปริมาณผลผลิตกุ้งเดือนที่ 13 หรือ ณ เดือนปัจจุบัน ซึ่งจะได้ข้อมูลทั้งหมด 36 ลำดับ โดยแต่ละลำดับจะมีตัวแปรนำเข้า 12 ตัวแปรและตัวแปรผลลัพธ์ 1 ตัวแปร (ชุดข้อมูลแสดงในตารางภาคผนวกที่ ก4) จากนั้นแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุดเท่า ๆ กัน ได้ชุดละ 12 ลำดับ แล้วจัดเป็น 3 กลุ่มเพื่อกำหนดโครงสร้างและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมด้วยวิธี 3 – fold cross validation ดังนี้

กลุ่มที่ 1 ใช้ข้อมูลชุดที่ 1 และข้อมูลชุดที่ 2 รวมกันจำนวน 24 ลำดับเป็นชุดเรียนรู้เพื่อสร้างแบบจำลองและใช้ข้อมูลชุดที่ 3 จำนวน 12 ลำดับเป็นชุดทดสอบ

กลุ่มที่ 2 ใช้ข้อมูลชุดที่ 2 และข้อมูลชุดที่ 3 รวมกันจำนวน 24 ลำดับเป็นชุดเรียนรู้เพื่อสร้างแบบจำลองและใช้ข้อมูลชุดที่ 1 จำนวน 12 ลำดับเป็นชุดทดสอบ

กลุ่มที่ 3 ใช้ข้อมูลชุดที่ 1 และข้อมูลชุดที่ 3 รวมกันจำนวน 24 ลำดับเป็นชุดเรียนรู้เพื่อสร้างแบบจำลองและใช้ข้อมูลชุดที่ 2 จำนวน 12 ลำดับเป็นชุดทดสอบ

ข. เมื่อได้โครงสร้างและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแล้ว ทำการแบ่งข้อมูลใหม่เพื่อสร้างและทวนสอบแบบจำลองพยากรณ์ เพื่อนำไปพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี โดยนำข้อมูลทั้งหมด 36 ลำดับ มาแบ่งเป็น 2 ชุด โดยข้อมูล 24 ลำดับแรก เป็นชุดเรียนรู้เพื่อสร้างแบบจำลอง และข้อมูล 12 ลำดับสุดท้ายเป็นชุดทวนสอบเพื่อ

ตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไปของแบบจำลอง ชุดข้อมูลแสดงในตารางภาคผนวกที่ ก5

2.3 การสร้างและทวนสอบแบบจำลอง

2.3.1 แบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ

ก. สร้างแบบจำลอง

เนื่องจากข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม่เป็นอนุกรมเวลาที่อาจจะมีองค์ประกอบของฤดูกาลหรืออาจจะมีองค์ประกอบของแนวโน้มและฤดูกาล งานวิจัยนี้จึงเลือกเปรียบเทียบแบบจำลองการปรับเรียบ 4 วิธี ได้แก่ วิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบบวกและแบบคูณ วิธีปรับให้เรียบแบบโฮลท์และวินเทอร์ที่มีฤดูกาลแบบบวกและแบบคูณ ในการสร้างแบบจำลองเหล่านี้จะใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Crystal Ball Predictor Version 7.2.2 ทำการหาค่าพารามิเตอร์ปรับให้เรียบที่เหมาะสมจากข้อมูลชุดเรียนรู้ ได้แก่ ค่าจุดตัดแกนตั้ง (α) ค่าความลาดชัน (β) และค่าวัดอิทธิพลของฤดูกาล (γ) เลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากค่าความคลาดเคลื่อนในรูปของ MAE ของข้อมูลชุดเรียนรู้ที่ต่ำที่สุด ซึ่งคำนวณได้ดังสมการที่ (24)

จากนั้นตรวจสอบข้อสมมติทางสถิติของแบบจำลองที่ว่าค่าความคลาดเคลื่อนต้องเป็นอิสระต่อกันและไม่มีสหสัมพันธ์ในตนเองด้วยค่าสถิติ Durbin-Watson (DW) ถ้าค่า DW อยู่ในช่วง 1-2 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์กัน (Gujarati, 2003)

ข. ทวนสอบและคัดเลือกแบบจำลอง

นำแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากข้อ ก. ไปพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบที่เตรียมไว้ในข้อ 2.2.1 แบบล่วงหน้า 1 เดือน เพื่อคัดเลือกแบบจำลองที่มีความถูกต้องในการพยากรณ์สูง โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนในรูป MAE ของข้อมูลชุดทวนสอบที่ต่ำที่สุด จากนั้นนำไปพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือนจะใช้ข้อมูลปริมาณผลผลิตจริงจนถึงเดือนก่อนปัจจุบันในการพยากรณ์ข้อมูลเดือนปัจจุบัน ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี จะใช้ค่าพยากรณ์

ของเดือนก่อนปัจจุบันในการพยากรณ์ข้อมูลเดือนปัจจุบัน และใช้พยากรณ์ล่วงหน้าไปเรื่อย ๆ จนครบ 12 เดือน

2.3.2 แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์

ก. การสร้างแบบจำลอง

การสร้างแบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ ใช้โปรแกรม SPSS โดยมีขั้นตอน ดังนี้

1) นำข้อมูลของอนุกรมเวลา จำนวน 48 ลำดับ จากข้อ 2.1 มาสร้างแผนภาพเพื่อพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา ว่ามีลักษณะคงที่ (Stationary) หรือไม่ หากไม่คงที่ที่ต้องแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ โดยการหาอนุกรมเวลาผลต่าง การหาอนุกรมเวลาผลต่างฤดูกาล หรือการหาอนุกรมเวลาที่แปลงค่าแล้ว

2) กำหนดรูปแบบ ARIMA (p,d,q) และประมาณค่าพารามิเตอร์ขั้นต้นของแบบจำลอง ด้วยโปรแกรม SPSS ทดสอบและเลือกเฉพาะรูปแบบ ARIMA ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในรูป MAE

3) ตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบที่กำหนดขั้นต้น ดังนี้ การทดสอบว่าพารามิเตอร์ในรูปแบบ (θ) มีค่าเท่ากับ 0 โดยตรวจสอบสมมติฐาน $H_0: \theta = 0$ กับ $H_1: \theta \neq 0$ ด้วยค่า t-statistic ตามสมการที่ (22) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ถ้าปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ และสมควรอยู่ในแบบจำลอง

การทดสอบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในช่วงเวลา k สำหรับ $k = 1, 2, \dots, m$ เป็นอิสระต่อกัน โดยตรวจสอบสมมติฐาน $H_0: \rho_1(e_t) = \dots = \rho_m(e_t) = 0$ และ $H_1: \rho_k(e_t)$ สำหรับ $k=1, \dots, m$ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เป็น 0 หรือคือการทดสอบสหสัมพันธ์ในตนเองของบ็อกซ์และเจนกินส์ (Ljung-Box statistic) ด้วยค่าสถิติ Q^* ตามสมการที่ (23) ถ้าไม่ปฏิเสธสมมติฐานหลักที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่มีความเคลื่อนไหวในช่วงเวลาต่างกันนั้นเป็นอิสระต่อกันนั้นคือแบบจำลองมีความเหมาะสม

หากตรวจสอบแล้วพบว่ารูปแบบที่เหมาะสมจึงนำรูปแบบนั้นไปพยากรณ์ค่าต่อไป แต่ถ้าหากรูปแบบที่กำหนดไม่เหมาะสม จะต้องดำเนินการกำหนดรูปแบบใหม่

ข. การทวนสอบแบบจำลองในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา และล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา

นำรูปแบบที่เหมาะสมจากการศึกษาในข้อ 2.3.2 ข้อ ก) มาสร้างแบบจำลองจากข้อมูลชุดเรียนรู้ที่แบ่งไว้ในข้อ 2.2.2 จากนั้นนำไปทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบแบบล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี แล้วคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองในรูป MAE ดังสมการที่ (24)

2.3.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (BPN)

ก. การหาโครงสร้างและพารามิเตอร์ในการเรียนรู้ที่เหมาะสมของแบบจำลอง BPN ด้วยโปรแกรม Neural Works Explorer โดยใช้ข้อมูลชุดการเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบ

- 1) กำหนดโครงสร้างพื้นฐานของแบบจำลอง ดังนี้
 - จำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer) กำหนดใช้ 1 ชั้น
 - หน่วยนำเข้า (Input neurons) แสดงปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม ย้อนหลัง 12 เดือน จำนวน 12 หน่วย
 - จำนวนหน่วยผลลัพธ์ (Output neuron) แสดงปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม ในเดือนที่ 13 จำนวน 1 หน่วย

2) การหาพารามิเตอร์ของการเรียนรู้ที่เหมาะสมของแบบจำลอง BPN ในการเรียนรู้จากข้อมูลชุดเรียนรู้และชุดทดสอบ โดยทุกแบบจะใช้อัตราการเรียนรู้ที่ 0.25 โมเมนตัมที่ 0.4 ซึ่งได้จากการทดลองเบื้องต้นศึกษาการแปรค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- จำนวนหน่วยซ่อนในชั้นซ่อนแปรค่าที่ 1, 2 และ 3 หน่วย
- กฎการเรียนรู้แบบ Delta Bar Delta (DBD) และ Extended Delta Bar Delta Rule (Extended DBD)
- ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ และไฮเปอร์โบลิกแทนเจน

- ปรับค่าน้ำหนักกลุ่มเริ่มต้น 3 ครั้ง
ปรับค่าตัวแปรให้อยู่ในช่วงการเรียนรู้ และกำหนดรอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมเพื่อป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป เช่นเดียวกับข้อ 1.3.2 ข้อย่อย 2)

ข. การสร้างแบบจำลอง

เลือกโครงสร้างและพารามิเตอร์การเรียนรู้ รอบการเรียนรู้ที่เหมาะสมจากค่าความคลาดเคลื่อนในรูป MAE จากข้อมูลชุดทดสอบทั้ง 3 กลุ่ม (จากวิธี 3 – fold cross validation) ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด แล้วนำโครงสร้างและพารามิเตอร์การเรียนรู้ที่เหมาะสมมาสร้างแบบจำลองจากข้อมูลชุดเรียนรู้ที่แบ่งไว้ในข้อ 2.2.3 ข้อย่อย ข. เพื่อใช้ในการพยากรณ์ ล่วงหน้า 1 เดือน และ ล่วงหน้า 1 ปี

ค. ทวนสอบแบบจำลอง

นำแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากข้อ 2.3.3 ข้อย่อย ข. ไปพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบที่เตรียมไว้ในข้อ 2.2.3 ข้อย่อย ข. โดยเปรียบเทียบการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือน และแบบล่วงหน้า 1 ปี โดยการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือนจะใช้ข้อมูลปริมาณการผลิตกุ้งขาวแวนนาไมจริงจนถึงเดือนก่อนปัจจุบันในการพยากรณ์ข้อมูลเดือนปัจจุบัน ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี จะใช้ค่าพยากรณ์ของเดือนก่อนปัจจุบันในการพยากรณ์ข้อมูลเดือนปัจจุบัน และใช้พยากรณ์ล่วงหน้าไปเรื่อย ๆ จนครบ 12 เดือน คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนเพื่อดูความถูกต้องของแบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบด้วยค่า MAE ดังสมการที่ (24)

2.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองประเภทต่าง ๆ

2.4.1 การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไป

การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์ ความสามารถในการใช้งานทั่วไปจะทำการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนในรูป MAE จากข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทวนสอบ

ระหว่างแบบจำลองการปรับเรียบทางสถิติ แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลองBPN ที่คัดเลือกได้

2.4.2 การวิเคราะห์ความล่าช้า

วิเคราะห์ความล่าช้าได้จากค่าติดตามสัญญาณ (Tracking signal; TS) ตามสมการที่ (25)

3. การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนระหว่างเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

หลังจากทำการพยากรณ์ข้อมูลผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยใช้แบบจำลองการพยากรณ์ทั้งสิ้น 4 ชนิด นั่นคือ แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ แบบจำลองการถดถอย แบบจำลองวิธีการปรับให้เรียบ และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยแบบจำลองการถดถอย เป็นแบบจำลองที่จัดอยู่ในเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ส่วนแบบจำลองวิธีการปรับให้เรียบ และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ เป็นแบบจำลองที่จัดอยู่ในเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา แต่สำหรับแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับนั้น สามารถนำมาใช้ได้ทั้ง 2 เทคนิค

โดยนำแบบจำลองที่ดีที่สุดที่คัดเลือกได้จากเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลามาเปรียบเทียบกัน ในแง่ของการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา คือ 1 เดือนล่วงหน้า เนื่องจากแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสามารถใช้ในการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 หน่วยเวลาเพียงอย่างเดียว

3.1 การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไป

เปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนในรูปแบบ MAE และ MAPE (Mean absolute percentage error) ของข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ ของแบบจำลองการพยากรณ์ทั้ง 2 เทคนิค แบบจำลอง

ที่ดีควรมีความถูกต้องในการพยากรณ์หรือให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ข้อมูลในทุกชุดข้อมูลค่า

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100}{n} \quad (26)$$

โดยที่ y_i คือ ปริมาณผลผลิตกึ่งที่แท้จริงของข้อมูลลำดับที่ i
 \hat{y}_i คือ ปริมาณผลผลิตกึ่งจากการพยากรณ์ของข้อมูลลำดับที่ i
 n คือ จำนวนข้อมูลที่ทดสอบ

3.2 การเปรียบเทียบความลำเอียงของแบบจำลอง

เปรียบเทียบความลำเอียงของแบบจำลองในรูปแบบ Tracking signal (TS) จากสมการที่ (25)

4. เปรียบเทียบผลที่ได้การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไม กับปริมาณผลผลิตที่แท้จริงในปี พ.ศ. 2552

นำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี มาพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2552 และเปรียบเทียบกับปริมาณผลผลิตที่แท้จริงในปี พ.ศ. 2552 ในรูป MAE และ Mean percentage error (MPE) ซึ่งคำนวณได้ดังนี้

$$\text{MPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \times 100}{n} \quad (27)$$

5. พยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2553

นำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี มาพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2553

ผลและวิจารณ์

1. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

1.1 ผลการวิเคราะห์ปัจจัย

การวิเคราะห์ปัจจัยเพื่อจัดกลุ่มตัวแปรทางปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าจำนวน 12 ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กันไว้ในกลุ่มเดียวกัน สามารถลดจำนวนตัวแปรลงเป็น 3 กลุ่มปัจจัย ได้ดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 รายละเอียดของแต่ละกลุ่มปัจจัย

ปัจจัย	ร้อยละความแปรปรวน (Total Variance)	Eigenvalue	ตัวแปร	รายละเอียด
ปัจจัยที่ 1 (F1)	41.99	5.04	X ₁	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 1
			X ₂	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 2
			X ₁₀	ปริมาณผลผลิต เดือนผลิตที่ 1
			X ₁₁	ปริมาณผลผลิต เดือนผลิตที่ 2
			X ₁₂	ปริมาณผลผลิต เดือนผลิตที่ 3
ปัจจัยที่ 2 (F2)	21.55	2.59	X ₃	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 3
			X ₄	อุณหภูมิเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 1
			X ₅	อุณหภูมิเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 2
			X ₆	อุณหภูมิเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 3

ตารางที่ 7 (ต่อ)

ปัจจัย	ร้อยละความแปรปรวน		ตัวแปร	รายละเอียด
	แปรปรวน	Eigenvalue		
	(Total Variance)			
ปัจจัยที่ 3 (F3)	14.89	1.79	X ₇	ราคาขายเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 1
			X ₈	ราคาขายเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 2
			X ₉	ราคาขายเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 3
ร้อยละความแปรปรวนสะสม = 78.43				

เมื่อพิจารณาค่าร้อยละความแปรปรวนของแต่ละปัจจัย พบว่า ปัจจัยที่ 1 สามารถอธิบายความแปรปรวนได้มากที่สุด คือ ร้อยละ 41.99 รองลงมา คือ ปัจจัยที่ 2 สามารถอธิบายความแปรปรวนได้ร้อยละ 21.55 และปัจจัยที่ 3 สามารถอธิบายความแปรปรวนได้ ร้อยละ 14.89 รวมทั้ง 3 ปัจจัยสามารถอธิบายความแปรปรวนทั้งหมด (Total Variance) ได้ถึง 78.43 % และเมื่อพิจารณาค่า Eigenvalue พบว่า ทั้ง 3 กลุ่มปัจจัย มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1 แสดงว่า สมการนี้ควรมีการจัดกลุ่มตัวแปรเพียง 3 กลุ่มปัจจัย

1.2 การสร้างแบบจำลอง

1.2.1 แบบจำลองการถดถอย

การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไม จากตัวแปรปัจจัยการผลิต 12 ปัจจัยและกลุ่มปัจจัย 3 ปัจจัย โดยใช้แบบจำลองการถดถอยให้ค่าความคลาดเคลื่อนในรูปแบบ MAE ของชุดข้อมูลทดสอบและผลการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองการถดถอยในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมจากข้อมูลชุดทดสอบ

แบบจำลองการถดถอย	รูปแบบข้อมูลนำเข้า	MAE (ตัน)	ความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง
กำลังหนึ่งทุกตัวแปร	กลุ่มปัจจัย	8,156	ค่าความคลาดเคลื่อน

ตารางที่ 8 (ต่อ)

แบบจำลองการถดถอย	รูปแบบข้อมูลนำเข้า	MAE (ตัน)	ความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง ไม่เป็นอิสระต่อกัน
กำลังหนึ่งแบบขั้นบันได	ตัวแปรทั้งหมด	5,799	น่าเชื่อถือ
	กลุ่มปัจจัย	8,538	ค่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็น อิสระต่อกัน
กำลังหนึ่งและ ปฏิสัมพันธ์แบบ ขั้นบันได	ตัวแปรทั้งหมด	5,901	ค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีการ แจกแจงแบบปกติ
	กลุ่มปัจจัย	8,759	ค่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็น อิสระต่อกัน
โพลีโนเมียลทุกตัวแปร	กลุ่มปัจจัย	11,793	น่าเชื่อถือ
โพลีโนเมียลแบบ ขั้นบันได	ตัวแปรทั้งหมด	8,528	ค่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็น อิสระต่อกัน
	กลุ่มปัจจัย	8,759	ค่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็น อิสระต่อกัน

แบบจำลองการถดถอยซึ่งสร้างขึ้นจากข้อมูลในรูปตัวแปรปัจจัยการผลิต และ ปริมาณผลผลิตก่อนหน้าทั้ง 12 ตัวแปร ที่ให้ค่าพยากรณ์ถูกต้องมากที่สุดคือแบบจำลองการถดถอย กำลังหนึ่งแบบขั้นบันได ซึ่งอยู่ในรูป

$$Y = 9810.15 - 40.82X_1 + 36.34X_3 + 0.72X_{12} \quad (28)$$

โดย

Y	=	ค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมเดือนปัจจุบัน (ตัน)
X ₁	=	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 1
X ₃	=	ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย เดือนผลิตที่ 3
X ₁₂	=	ปริมาณผลผลิต เดือนผลิตที่ 3

แบบจำลองการถดถอยแบบนี้มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) เท่ากับ 0.85 แสดงว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากชุดเรียนรู้สามารถอธิบายปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมได้ค่อนข้างดี และตัวแปรปัจจัยการผลิตในแบบจำลองการถดถอยนี้ทุกตัวมีค่า VIF น้อยกว่า 10 จึงไม่มีปัญหาของสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า ส่วนค่า Durbin-Watson มีค่าอยู่ระหว่าง 1-2 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน แบบจำลองจึงน่าเชื่อถือ เมื่อพิจารณาจากสมการการถดถอยสามารถอธิบายรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม) กับตัวแปรต้น (X_1 , X_2 และ X_3) ได้ดังนี้ ในกรณีที่ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย และปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3 มีค่าคงที่ ถ้าปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 1 มีค่าเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ปริมาณผลผลิตกุ้งลดลง แต่ในทางกลับกัน ถ้าปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 1 มีค่าลดลงจะส่งผลให้ปริมาณผลผลิตกุ้งเพิ่มขึ้น ส่วนตัวแปรปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย และปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3 นั้น จะให้ผลแตกต่างคือ ในกรณีที่เลือกพิจารณาตัวแปรตัวใดตัวหนึ่งระหว่าง 2 ตัวแปรนี้แล้ว ให้ตัวแปรอื่น ๆ มีค่าคงที่ ถ้าค่าของตัวแปรที่ถูกเลือกมีค่าเพิ่มขึ้นจะส่งผลให้ปริมาณผลผลิตกุ้งเพิ่มขึ้นด้วย และถ้าค่าของตัวแปรที่ถูกเลือกดังกล่าวมีค่าลดลงจะส่งผลให้ปริมาณผลผลิตกุ้งลดลงด้วยเช่นกัน

สำหรับแบบจำลองการถดถอยซึ่งสร้างขึ้นจากข้อมูลในรูปกลุ่มปัจจัยที่ให้ค่าพยากรณ์ถูกต้องมากที่สุดคือแบบจำลองการถดถอยโพลิโนเมียลทุกตัวแปร ซึ่งอยู่ในรูป

$$Y = 17,457.05 + 12,087.56F_1 + 5,482.18F_2 + 5,716.58F_1F_2 - 7,409.41F_1F_3 + 6,552.23 F_2F_3 \quad (29)$$

โดย

Y	=	ค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม (ตัน)
F_1	=	กลุ่มปัจจัยที่ 1
F_2	=	กลุ่มปัจจัยที่ 2
F_3	=	กลุ่มปัจจัยที่ 3

แบบจำลองการถดถอยแบบนี้มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) เท่ากับ 0.95 แสดงว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากชุดเรียนรู้สามารถอธิบายปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมได้ดี และตัวแปรปัจจัยการผลิตในแบบจำลองการถดถอยนี้ทุกตัวมีค่า VIF น้อยกว่า 10 จึงไม่มีปัญหาของสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนำเข้า และค่า Durbin-Watson มีค่าอยู่ระหว่าง 1-2 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน แบบจำลองจึงน่าเชื่อถือ

1.2.2 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (BPN)

โครงสร้างและพารามิเตอร์ในการเรียนรู้ของแบบจำลอง BPN ที่สามารถพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของข้อมูลชุดทดสอบ สำหรับข้อมูลในรูปแบบตัวแปรทั้งหมด 12 ตัวแปรและในรูปกลุ่มปัจจัย 3 ปัจจัย ได้ถูกต้องที่สุดเป็นดังตารางที่ 9

ตารางที่ 9 โครงสร้างและพารามิเตอร์ของแบบจำลอง BPN ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม

รูปแบบข้อมูล นำเข้า	โครงสร้าง แบบจำลอง*	จำนวนรอบการ เรียนรู้ (รอบ)	กฎการเรียนรู้	ฟังก์ชัน กระตุ้น	MAE (ตัน)
ตัวแปร ทั้งหมด	12-3-1*	2,000	Extended DBD**	Sigmoid	4,019
กลุ่มปัจจัย	3-2-1*	8,000	DBD	Sigmoid	4,111

หมายเหตุ อัตราการเรียนรู้ที่ 0.25 และ โมเมนตัมที่ 0.4

* แสดงจำนวนนิวรอนในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์ ตามลำดับ

** Delta Bar Delta Rule

1.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไปของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของข้อมูลชุดเรียนรู้ ชุดทดสอบ และชุดทวนสอบ สำหรับแบบจำลองการถดถอย และแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกได้ แสดงดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10 ค่าความคลาดเคลื่อนในรูปแบบ MAE ของแบบจำลองต่าง ๆ ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม

แบบจำลอง	รูปแบบข้อมูลนำเข้า	MAE (ตัน)		
		ชุดเรียนรู้	ชุดทดสอบ	ชุดทวนสอบ
กำลังหนึ่ง แบบขั้นบันได	ตัวแปรทั้งหมด	3,207	5,799	7,420
โพลีโนเมียล ทุกตัวแปร	กลุ่มปัจจัย	5,582	11,793	15,583
12-3-1* BPN	ตัวแปรทั้งหมด	3,834	4,019	8,053
3-2-1* BPN	กลุ่มปัจจัย	7,460	4,111	8,417

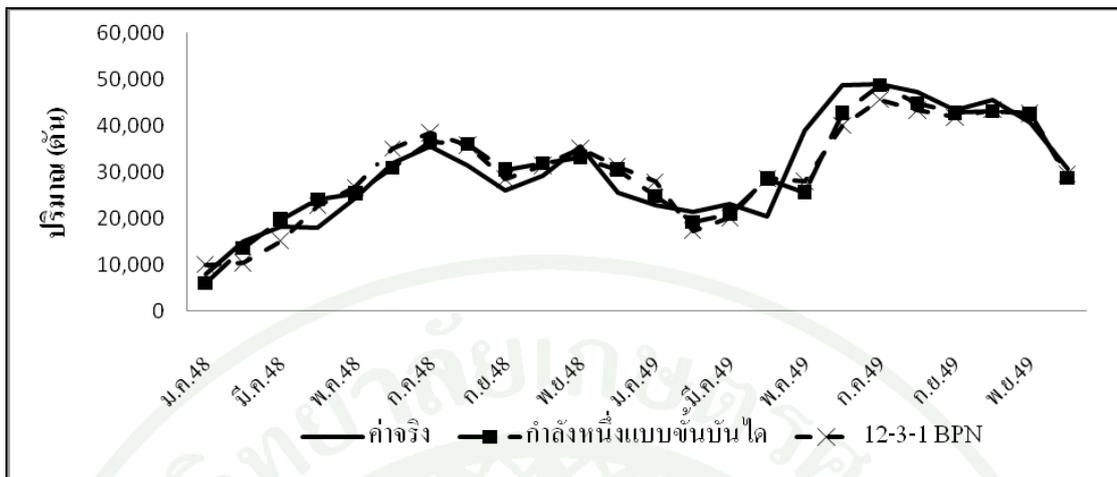
หมายเหตุ * แสดงจำนวนนิวรอนในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์ ตามลำดับ

แบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันได ซึ่งสร้างขึ้นจากข้อมูลในรูปแบบตัวแปรปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าทั้ง 12 ตัวแปรเป็นแบบจำลองที่ให้ค่า MAE ในชุดทวนสอบต่ำที่สุด นั่นคือ มีความสามารถในการใช้งานทั่วไปได้ดีที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ

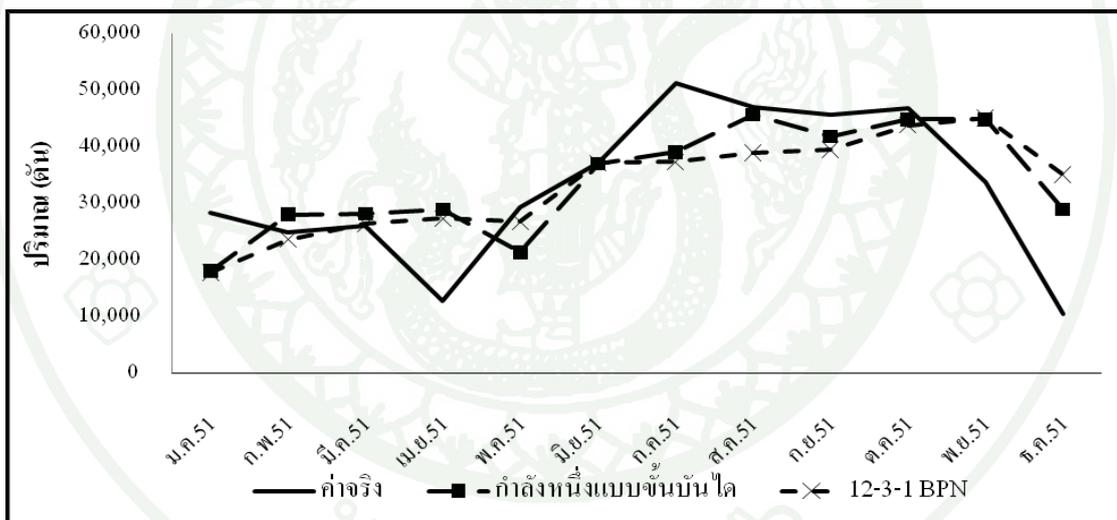
เมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทวนสอบระหว่างการใช้อยู่ตัวแปรปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าทั้งหมด และกลุ่มปัจจัยการผลิตในการสร้างแบบจำลอง พบว่า การวิเคราะห์ปัจจัยเพื่อลดจำนวนตัวแปรนำเข้าไม่มีส่วนช่วยเพิ่มความถูกต้องในการพยากรณ์ของแบบจำลองการถดถอย และแบบจำลอง BPN โดยแบบจำลองทั้ง 2 ประเภท ที่สร้างจากการใช้กลุ่มปัจจัยจำนวน 3 ปัจจัยให้ค่าความคลาดเคลื่อนสูงกว่าแบบจำลอง ที่สร้างจากการใช้ตัวแปรปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าทั้ง 12 ตัวแปร หรือกล่าวได้ว่า ไม่มีความจำเป็นต้องใช้การวิเคราะห์ปัจจัยในการลดจำนวนตัวแปรต้นในการพยากรณ์ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ พิมลพร (2550) ที่ทำการเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตข้าวนาปีระหว่างเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา พบว่า การลดจำนวนตัวแปรปัจจัยการผลิตไม่ได้ช่วยเพิ่มความถูกต้องในการพยากรณ์

นอกจากนี้แบบจำลองทั้งหมด ไม่ว่าจะเป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาจากตัวแปรทั้งหมดหรือกลุ่มปัจจัย จะมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในข้อมูลชุดเรียนรู้ต่ำกว่าชุดทดสอบ อย่างไรก็ตามแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างขึ้นจากตัวแปรทั้งหมดมีความถูกต้องในการพยากรณ์ และความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงที่สุด โดยสูงกว่าแบบจำลอง BPN ทั้งนี้เนื่องจากข้อมูลในงานวิจัยมีจำนวนจำกัด และแบบจำลอง BPN นั้นต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากหรือเรียกว่าเป็น Data Driven Model

ผลการนำค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมจากแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันได และแบบจำลอง BPN ที่สร้างขึ้นจากการใช้ตัวแปรทั้งหมดมาเปรียบเทียบกับปริมาณผลผลิตจริงในข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ (ภาพที่ 14 – 15) พบว่า แบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดสามารถไล่ตามการเปลี่ยนแปลงของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมได้ดีกว่าแบบจำลอง BPN ในทุกชุดข้อมูล และมีความล่าช้า (Lag) จากผลผลิตที่แท้จริงประมาณ 1 เดือนในชุดทดสอบ ช่วงเวลาที่มีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงที่สุดทั้งในชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ คือ ช่วงเดือนเมษายนของทุกปี ทั้งนี้อาจเป็นผลมาจากที่การเลี้ยงกุ้งจะใช้เวลาเลี้ยงประมาณ 4 เดือน ซึ่งถ้าต้องการเก็บผลผลิตในเดือนเมษายน เกษตรกรจะต้องเริ่มลงลูกกุ้งในช่วงเดือนธันวาคม-มกราคม ซึ่งเป็นช่วงที่อุณหภูมิอากาศมีความหนาวเย็นซึ่งจะส่งผลให้กุ้งมีอัตราการรอดต่ำ เกษตรกรจึงมักหลีกเลี่ยงการลงกุ้งในช่วงเดือนธันวาคม-มกราคม ดังนั้นจึงส่งผลให้ปริมาณผลผลิตในเดือนเมษายน มีปริมาณลดลง แต่แบบจำลองไม่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์นี้ได้ นอกจากนี้เมื่อพิจารณาความคลาดเคลื่อนในช่วงเดือนกรกฎาคม และธันวาคม ของข้อมูลชุดทดสอบ จะมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงด้วยเช่นกัน สำหรับเดือนกรกฎาคมนั้นจะเป็นเดือนที่มีผลผลิตเฉลี่ยสูงสุดของปี



ภาพที่ 14 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร



ภาพที่ 15 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบจากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

1.4 การวิเคราะห์ความลำเอียง

ผลการวิเคราะห์ความลำเอียงของแบบจำลอง ซึ่งสร้างขึ้นจากตัวแปรปัจจัยการผลิตทั้งหมด และกลุ่มปัจจัย เป็นดังตารางที่ 11 พบว่า มีเพียงแบบจำลองโพลีโนเมียลทุกตัวแปร จากข้อมูลในกลุ่มปัจจัย ที่มีค่าความลำเอียงในรูป TS ไม่อยู่ในช่วง ± 6 หรือมีความลำเอียงเชิงลบใน

การพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบ (ค่า $TS < -6$) หรือกล่าวได้ว่าแบบจำลองนี้มีการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวต่ำกว่าค่าจริงเสมอ ๆ ส่วนแบบจำลองการถดถอยอื่น ๆ มีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ โดยแบบจำลองการถดถอยแบบกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างขึ้นจากตัวแปรการผลิตทั้งหมด มีความถูกต้องในการพยากรณ์ และความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงที่สุดนั้นมีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ จึงถือว่าเป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่สุด

ตารางที่ 11 ค่าความลำเอียงในรูป TS ของแบบจำลองต่าง ๆ ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม

แบบจำลอง	รูปแบบข้อมูลนำเข้า	ชุดเรียนรู้	ชุดทดสอบ	ชุดทวนสอบ
กำลังหนึ่ง แบบขั้นบันได	ตัวแปรปัจจัยการผลิต	0.00	0.18	1.77
	โพลีโนเมียล	0.00	-11.16	-9.25
ทุกตัวแปร	กลุ่มปัจจัย	0.00	-11.16	-9.25
12-3-1* BPN	ตัวแปรปัจจัยการผลิต	-0.51	-2.10	0.65
3-2-1* BPN	กลุ่มปัจจัย	5.46	-5.29	-2.19

หมายเหตุ * แสดงจำนวนนิเวรอนในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์ ตามลำดับ

1.5 การบ่งชี้ตัวแปรปัจจัยการผลิตหรือกลุ่มปัจจัยการผลิตที่มีความสำคัญต่อการพยากรณ์

เนื่องจากแบบจำลองการถดถอย ที่สร้างจากตัวแปรปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าการเก็บเกี่ยวทั้ง 12 ตัวแปรมีความถูกต้องในการพยากรณ์และมีความสามารถในการใช้งานทั่วไปที่ดีที่สุด และมีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ จึงนำมาใช้วิเคราะห์หาปัจจัยการผลิตที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ (ตารางที่ 12) พบว่า ปัจจัยที่มีผลกระทบสูง หรือมีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าพยากรณ์มาก คือ ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3 (X_{12}) ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 1 (X_1) และปริมาณฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 3 (X_3) โดยปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3 (ปริมาณผลผลิต 1 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยว) มีผลกระทบต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมสูงที่สุด และในเชิงบวก คือ ถ้าปริมาณผลผลิต 1 เดือน ก่อนการเก็บเกี่ยวสูงขึ้น จะส่งผลให้ผลผลิตในเดือนที่ 4 หรือเดือนเก็บเกี่ยวสูงขึ้นตามไป ทั้งนี้จากการสัมภาษณ์ เกษตรกร และผู้เชี่ยวชาญในวงการการ

เพาะเลี้ยงกุ้ง สามารถอธิบายถึงเหตุผลที่ทำให้ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3 เป็นปัจจัยที่สำคัญที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวได้ว่า โดยปกติแล้วพฤติกรรมของเกษตรกรไทยมักนิยมมีกิจกรรมต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการเลี้ยงกุ้ง เช่น การลงลูกกุ้ง หรือจับกุ้ง ในช่วงเวลาที่ใกล้เคียงกัน ทั้งนี้เป็นผลมาจากปัจจัยหลาย ๆ อย่างที่เป็นตัวชี้้นำเกษตรกรให้ดำเนินกิจกรรมไปในช่วงเวลาที่ใกล้เคียงกัน ไม่ว่าจะเป็น สภาพอากาศตามช่วงฤดูกาลต่าง ๆ รวมทั้งข้อมูลข่าวสารต่าง ๆ ที่ส่งผลกระทบต่อ การเลี้ยงกุ้งของเกษตรกร ซึ่งมีการแพร่กระจายข่าวสารสู่เกษตรกรอย่างรวดเร็ว นอกจากนี้หากสถานะในช่วง 1 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยวเอื้ออำนวยให้มีผลผลิตสูง จะส่งผลเชิงบวกต่อการเจริญของกุ้งในเดือนถัดไป ดังนั้น ปริมาณผลผลิตที่ได้ในเดือนที่ 3 ก่อนการเก็บเกี่ยวจึงมักมีความสัมพันธ์กับปริมาณผลผลิตในเดือนเก็บเกี่ยวไปในทิศทางเดียวกัน

ตารางที่ 12 ปัจจัยการผลิตที่มีผลกระทบสูงต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม

ลำดับที่	ตัวแปรปัจจัยการผลิต	ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยมาตรฐาน
1	X_{12}^*	0.81
2	X_1	-0.32
3	X_3	0.29

หมายเหตุ * ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมสูงที่สุด

ส่วนปัจจัยที่มีความสำคัญรองลงมา คือ ปริมาณฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 1 (ปริมาณฝนเฉลี่ย 3 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยว) โดยมีผลกระทบในเชิงลบ ซึ่งหมายความว่า ถ้าปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย 3 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยวสูง จะส่งผลให้ผลผลิตในเดือนเก็บเกี่ยวต่ำลง และปัจจัยสุดท้าย คือ ปริมาณฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 3 (ปริมาณฝนเฉลี่ย 1 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยว) โดยมีผลกระทบในเชิงบวก หรืออีกนัยหนึ่ง คือ ถ้าปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย 1 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยวสูงขึ้น จะส่งผลให้ปริมาณผลผลิตในเดือนเก็บเกี่ยวสูงขึ้นตามไป ทั้งนี้ปริมาณฝนจะส่งต่อการเลี้ยงกุ้งในหลาย ๆ ด้าน เช่น pH อุณหภูมิ ความเค็ม รวมทั้งปริมาณออกซิเจนของน้ำบ่อด้วย

ในกรณีที่เกิดฝนตกหนักมาก ก็อาจส่งผลให้ pH อุณหภูมิ และความเค็ม ของน้ำในบ่อเกิดการเปลี่ยนแปลงจนอยู่ในในช่วงที่เป็นอันตรายต่อกุ้งได้ รวมทั้งในกรณีที่ฝนตกหนักติดต่อกันเป็นเวลาหลายวัน จนส่งผลให้แพลงค์ตอนที่สามารถสังเคราะห์แสงได้ ซึ่งปกติจะเป็นตัวช่วยสร้างออกซิเจนที่ละลายในน้ำได้ตายลงจึงส่งผลให้ปริมาณออกซิเจนที่ละลายในน้ำมีต่ำลงด้วย

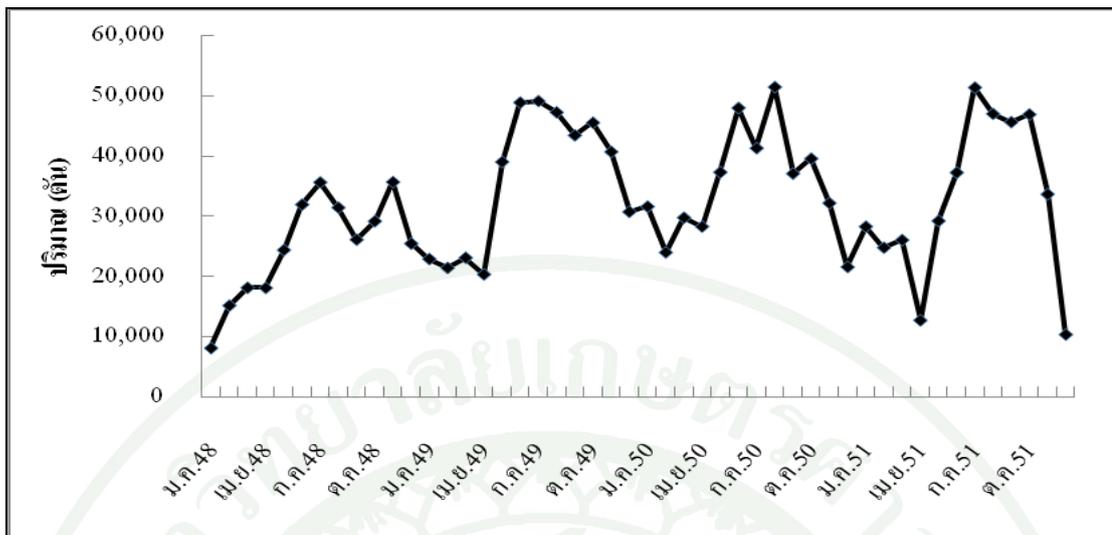
นอกจากนี้การที่ฝนตกหนักติดต่อกันหลายวันยังส่งผลให้อุณหภูมิในน้ำลดต่ำลง ซึ่งส่งผลให้กุ้งกินอาหารได้น้อยลง และมีภูมิคุ้มกันโรคลดลง ซึ่งเสี่ยงต่อการเกิดโรคดวงขาว และส่งผลต่ออัตราการรอดของกุ้งในบ่อด้วย ดังนั้นสำหรับปัจจัยที่เป็นปริมาณฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 1 ที่มีผลกระทบในเชิงลบต่อค่าพยากรณ์ในเดือนเก็บเกี่ยว สามารถอธิบายสาเหตุได้ว่า ถ้าหากมีฝนตกอย่างหนักในช่วงเดือนแรกของการเพาะเลี้ยงกุ้งจะส่งผลให้ลูกกุ้งซึ่งยังไม่มีความแข็งแรงเพียงพอที่จะทนต่อสภาวะแวดล้อมที่รุนแรงได้ จึงส่งผลให้มีลูกกุ้งบางส่วนตายลง จึงส่งผลให้ปริมาณผลผลิตในเดือนเก็บเกี่ยวมีน้อยลง ส่วนปริมาณฝนเฉลี่ยในเดือนผลิตที่ 3 ซึ่งมีผลกระทบในเชิงบวก ทั้งนี้ก็เป็นผลมาจากพฤติกรรมของเกษตรกรผู้เลี้ยงกุ้ง ที่มักจะมีกิจกรรมเกี่ยวกับการเลี้ยงกุ้งในช่วงใกล้เคียงกัน ด้วยปัจจัยชักนำจากสภาวะแวดล้อม และฤดูกาล นอกจากนี้เกษตรกรยังมีความวิตกด้วยว่าถ้าฝนยังตกหนักมากขึ้นอาจก่อให้เกิดผลเสียต่อกุ้งในบ่อมากขึ้นด้วย ซึ่งเกษตรกรอาจมีความเสี่ยงต่อการขาดทุนได้ เกษตรกรจึงเริ่มทยอยจับกุ้ง จึงส่งผลให้ปริมาณผลผลิตในเดือนเก็บเกี่ยวมีมากขึ้นด้วย

ดังนั้นในการวางแผนและการจัดการปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม จะต้องคำนึงถึงปัจจัยดังกล่าวในเดือนแรกของการผลิต และ 1 เดือนก่อนการเก็บเกี่ยว นอกจากนี้จะเห็นได้ว่าราคาของกุ้งนั้น ไม่มีผลกระทบนักต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม

2. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือนด้วยเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

2.1 การวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น

ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมจากการเพาะเลี้ยงของเกษตรกรจากใบกำกับจำหน่ายสัตว์น้ำของกรมประมง ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2548 – ธันวาคม พ.ศ. 2551 เป็นระยะเวลา 48 เดือน แสดงในภาพที่ 16 พบว่าปริมาณผลผลิตมีแนวโน้มเป็นฤดูกาล โดยในช่วงเดือนพฤษภาคมถึงเดือนตุลาคมของทุกปีเป็นช่วงที่มีปริมาณผลผลิตออกสู่ตลาดมาก ในขณะที่ช่วงเดือนมกราคมถึงเดือนเมษายน มีปริมาณผลผลิตน้อย ทั้งนี้เนื่องจากเกษตรกรจะหลีกเลี่ยงการลงลูกกุ้งในช่วงที่มีอุณหภูมิได้แก่ ช่วงเดือนกันยายนถึงเดือนธันวาคมของทุกปี เนื่องจากอุณหภูมิที่ต่ำจะส่งผลให้กุ้งกินอาหารได้น้อยลง โตช้า และเป็นโรคง่าย ซึ่งโดยปกติแล้วเกษตรกรจะใช้เวลาในการเลี้ยงกุ้งซึ่งนับตั้งแต่ลงกุ้งจนถึงจับกุ้งจะใช้เวลาประมาณ 4 เดือน ดังนั้นจึงส่งผลให้ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวมีน้อยในช่วงเดือนมกราคมถึงเดือนเมษายนของปีถัดมา



ภาพที่ 16 ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2548 – เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2551

2.2 การสร้างและทวนสอบแบบจำลอง

1.2.1 แบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ

ก. การสร้างแบบจำลอง

ผลการศึกษาค่าพารามิเตอร์ในการปรับเรียบที่เหมาะสมของแบบจำลองการพยากรณ์แบบปรับเรียบ 4 วิธี ได้ผลดังตารางที่ 13

ตารางที่ 13 พารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ

แบบจำลองปรับเรียบ	MAE (ตัน)	Durbin-Watson	α	β	γ	TS
SAS	4,883	1.416	0.315		0.999	-3.45
Additive HWS	4,883	1.415	0.315	0.001	0.999	-3.34
SMS	5,740	1.254	0.157		0.999	0.38
Multiplicative HWS	5,654	1.148	0.126	0.282	0.999	12.35

สำหรับแบบจำลองทางสถิติด้วยวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบบวก (Seasonal Additive Smoothing method หรือ SAS) สมการเพื่อหาระดับ (L_t) และค่าฤดูกาล (S_t) ที่เหมาะสมเป็นดังนี้

$$L_t = 0.315(Y_t - S_{t-12}) + (0.685)L_{t-1} \quad (30)$$

$$S_t = 0.999(Y_t - L_t) + (0.001)S_{t-12} \quad (31)$$

จากค่า L_t และ S_t สามารถนำมาแทนค่าในสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$F_{t+m} = L_t + S_{t+m-12} \quad (32)$$

โดยที่ F_{t+m} คือ ค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิต ณ เดือนที่ $t+m$ โดย $m=1, 2, \dots, 12$
 L_t คือ ค่าประมาณของระดับของอนุกรมเวลา ณ เดือนที่ t
 S_t คือ ค่าประมาณของฤดูกาลของอนุกรมเวลา ณ เดือนที่ t
 Y_t คือ ค่าจริงของปริมาณผลผลิต ณ เดือนที่ t

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง SAS พบว่า ค่า Durbin-watson statistic (DW) เท่ากับ 1.416 ซึ่งอยู่ในช่วง 1-2 แสดงว่า ข้อมูลไม่มีสหสัมพันธ์ในตนเอง ส่วนค่าติดตามสัญญาณ (Tracking signal ; TS) มีค่าเท่ากับ -3.45 ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง ± 6 แสดงว่าแบบจำลองการพยากรณ์มีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้

สำหรับแบบจำลองทางสถิติด้วยวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (Seasonal Multiplicative Smoothing method หรือ SMS) สมการเพื่อหาระดับ (L_t) และค่าฤดูกาล (S_t) ที่เหมาะสมเป็นดังนี้

$$L_t = 0.157(Y_t / S_{t-12}) + (0.843)L_{t-1} \quad (33)$$

$$S_t = 0.999 (Y_t / L_t) + (0.001)S_{t-12} \quad (34)$$

จากค่า L_t และ S_t สามารถนำมาแทนค่าในสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$F_{t+m} = L_t * S_{t+m-12} \quad (35)$$

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง SAS พบว่า ค่า Durbin-watson statistic (DW) เท่ากับ 1.254 แสดงว่า ข้อมูลไม่มีสหสัมพันธ์ในตนเอง ส่วนค่าติดตามสัญญาณ มีค่าเท่ากับ 0.38 แสดงว่าแบบจำลองการพยากรณ์มีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้

สำหรับแบบจำลองทางสถิติด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบโฮลท์และวินเทอร์ที่มีฤดูกาลแบบบวก (Holt-Winters' Additive Smoothing method หรือ Additive HWS) สมการเพื่อหาระดับ (L_t) องค์ประกอบแนวโน้ม (b_t) และค่าฤดูกาล (S_t) ที่เหมาะสม เป็นดังนี้

$$L_t = 0.315 (Y_t - S_{t-12}) + 0.157 (L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (36)$$

$$b_t = 0.001(L_t - L_{t-1}) + (0.999) b_{t-1} \quad (37)$$

$$S_t = 0.999 (Y_t - L_t) + (0.001)S_{t-12} \quad (38)$$

จากค่า L_t และ S_t สามารถนำมาแทนค่าในสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$F_{t+m} = L_t + mb_t + S_{t+m-12} \quad (39)$$

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง Additive HWS พบว่า ค่า Durbin-watson statistic (DW) เท่ากับ 1.415 แสดงว่า ข้อมูลไม่มีสหสัมพันธ์ในตนเอง ส่วนค่าติดตามสัญญาณ มีค่าเท่ากับ -3.34 แสดงว่าแบบจำลองการพยากรณ์มีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้

สำหรับแบบจำลองทางสถิติด้วยวิธีปรับให้เรียบแบบโฮลท์และวินเทอร์ที่มีฤดูกาลแบบคูณ (Holt-Winters' Multiplicative Smoothing method หรือ Multiplicative HWS) สมการเพื่อหาระดับ (L_t) องค์ประกอบแนวโน้ม (b_t) และค่าฤดูกาล (S_t) ที่เหมาะสม เป็นดังนี้

$$L_t = 0.126 (Y_t / S_{t-12}) + 0.874 (L_{t-1} / b_{t-1}) \quad (40)$$

$$b_t = 0.282 (L_t - L_{t-1}) + (0.718) b_{t-1} \quad (41)$$

$$S_t = 0.999 (Y_t / L_t) + (0.001)S_{t-12} \quad (42)$$

จากค่า L_t และ S_t สามารถนำมาแทนค่าในสมการพยากรณ์ดังต่อไปนี้

$$F_{t+m} = (L_t + mb_t) S_{t+m-12} \quad (43)$$

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง Multiplicative HWS

พบว่า ค่า Durbin-watson statistic (DW) เท่ากับ 1.148 แสดงว่า ข้อมูลไม่มีสหสัมพันธ์ในตนเอง ส่วนค่าติดตามสัญญาณ มีค่าเท่ากับ 12.35 แสดงว่าการพยากรณ์มีความลำเอียงไปทางด้านบวก หรือ อีกนัยหนึ่ง คือ แบบจำลองมักจะพยากรณ์ค่าผลลัพท์ได้มากกว่าค่าผลลัพท์ที่แท้จริง (Overestimation)

การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ในรูป MAE ของแบบจำลองทั้งหมด พบว่า วิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบบวก (SAS) และวิธีปรับให้เรียบแบบ โสลท์และวินเทอร์ที่มีฤดูกาลแบบบวก (Additive HWS) มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าวิธีปรับให้ เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS) และวิธีปรับให้เรียบแบบ โสลท์และวินเทอร์ที่มีฤดูกาลแบบคูณ (Multiplicative HWS) เนื่องจาก SAS และ Additive HWS เหมาะสมกับการพยากรณ์ข้อมูลที่มี อิทธิพลของฤดูกาลที่ไม่เพิ่มตามเวลา หรือข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในช่วงปี พ.ศ. 2548-2550 มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาที่มืองค์ประกอบของฤดูกาลที่ไม่เพิ่มตามเวลา

ข. การทวนสอบแบบจำลอง

เมื่อนำแบบจำลองจากทั้ง 4 ประเภท มาทำการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้ง ขาวแวนาไมในข้อมูลชุดทวนสอบล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี ได้ค่าความคลาดเคลื่อนของ การพยากรณ์เป็นดังตารางที่ 14 ซึ่งพบว่า วิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS) ให้ค่าความคลาด เคลื่อนที่ต่ำที่สุดทั้งแบบพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน และแบบพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี โดย SMS จะ เหมาะสมกับการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่มีแนวโน้มแต่มีอิทธิพลของฤดูกาลที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงตาม เวลาที่เปลี่ยนแปลงไป หรือข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2551 มีลักษณะเป็น อนุกรมเวลาที่มืองค์ประกอบของฤดูกาลที่เพิ่มตามเวลา

โดยปกติแล้วในการคัดเลือกแบบจำลองที่ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดนั้นจะ เปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนในรูป MAE ของข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทวนสอบ ของแบบจำลอง การพยากรณ์ทั้ง 2 เทคนิค ซึ่งแบบจำลองที่ดีควรมีความถูกต้องในการพยากรณ์หรือให้ค่าความ

คลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ข้อมูลในทุกชุดข้อมูลต่ำ แต่ถึงอย่างไรก็ตามจะพิจารณาจากผลการพยากรณ์ของข้อมูลชุดทดสอบเป็นหลัก เนื่องจากข้อมูลชุดทดสอบเป็นข้อมูลสำหรับทดสอบความสามารถในการใช้งานทั่วไปของแบบจำลอง ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง SMS เป็นแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติที่ดีที่สุดที่คัดเลือกได้

นอกจากนี้ยังพบว่า แบบจำลอง SAS, SMS, Additive HWS และ Multiplicative HWS จะมีความถูกต้องในการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือนสูงกว่าการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี ทั้งนี้เป็นเพราะในการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือนข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์แบบเดือนต่อเดือนนั้น มีความเป็นปัจจุบัน และถูกต้องมากกว่าข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี ในขณะที่การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี จะใช้ข้อมูลจากการพยากรณ์ทำให้มีความคลาดเคลื่อนสูงกว่า

ตารางที่ 14 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติในรูป MAE ในการพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบแบบล่วงหน้า 1 เดือน และ 1 ปี

แบบจำลอง	MAE (ตัน)	
	ล่วงหน้า 1 เดือน	ล่วงหน้า 1 ปี
SAS	6,768	6,827
Additive HWS	6,772	6,813
SMS	5,816	6,131
Multiplicative HWS	6,284	8,924

2.2.2 แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์

ก. การสร้างแบบจำลอง

จากการพิจารณาแบบข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม่ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2551 รวม 48 เดือนที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม่ โดยการใช้แบบจำลอง ARIMA นั้นพบว่าไม่มีคุณสมบัติหยุดนิ่ง (Nonstationary) จึงต้องทำการแปลงข้อมูลให้มีความคงที่มากขึ้น โดยการหาผลต่างครั้งที่ 1 (First

differencing) ของอนุกรมเวลา ผลการกำหนด รูปแบบของแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลจากโปรแกรม SPSS พบว่าแบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ที่เหมาะสมในการพยากรณ์สำหรับปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ได้แก่ แบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) โดยขั้นตอนการสร้างและหาพารามิเตอร์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) แสดงดังตารางภาคผนวกที่ ข1 ซึ่งสามารถเขียนสมการพยากรณ์ของ SARIMA (0,0,0)(0,1,0) ได้ดังสมการที่ 43

$$\hat{Y}_t = e^{0.295 + \ln Y_{t-12}} \quad (44)$$

เมื่อ \hat{Y}_t คือ ค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ณ เดือนที่ t
 Y_{t-12} คือ ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม 12 เดือนก่อนหน้า

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) พบว่าค่าพารามิเตอร์หรือค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรมีค่าแตกต่างไปจากศูนย์ ($p < 0.05$) แสดงว่าค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบ SARIMA (0,0,0)(0,1,0) มีความเหมาะสม เมื่อตรวจสอบข้อสมมติทางสถิติของแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) ด้วยค่าสถิติ Box-Ljung พบว่า แบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) รูปแบบนี้มีค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่ช่วงเวลาที่ต่างกันเป็นอิสระต่อกัน ซึ่งรูปแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) แสดงให้เห็นว่าปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมมีลักษณะเป็นฤดูกาล และมีปริมาณของผลผลิตไม่สม่ำเสมอตลอดทั้งปี และปริมาณผลผลิต 12 เดือนก่อนหน้านี้มีผลต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในเดือนปัจจุบัน ซึ่งแบบจำลองนี้มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ของแบบจำลองเท่ากับ 0.769

ข. การทวนสอบแบบจำลองในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา (ล่วงหน้า 1 เดือน) และล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา (ล่วงหน้า 1 ปี)

เมื่อนำแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) มาใช้พยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบ แบบล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี พบว่า มีค่าความคลาดเคลื่อนในรูปแบบ MAE ดังตารางที่ 15 ซึ่งชี้ให้เห็นว่าแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0) นั้นจะให้ค่าพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือนที่ถูกต้องกว่าค่าพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี เช่นเดียวกับแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ

ตารางที่ 15 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ในรูปแบบ MAE สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบ แบบล่วงหน้า 1 เดือน และ 1 ปี

แบบจำลอง	MAE (ตัน)	
	ล่วงหน้า 1 เดือน	ล่วงหน้า 1 ปี
SARIMA (0,0,0)(0,1,0)	9,132	13,152

2.2.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบส่งถ่ายข้อมูลย้อนกลับ (BPN)

ก. การสร้างแบบจำลอง

จากการเปรียบเทียบโครงสร้างและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลอง BPN ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ด้วยการทำ 3-fold cross validation โดยกำหนดอัตราการเรียนรู้ที่ 0.25 ค่าโมเมนตัมที่ 0.4 สามารถเลือกแบบจำลอง BPN ที่มีค่าความคลาดเคลื่อนในรูปแบบ MAE ต่ำที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมมา 5 แบบจำลองเพื่อใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมต่อไป (ตารางที่ 16) และค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลชุดทดสอบแสดงดังตารางที่ 17

ตารางที่ 16 โครงสร้างและพารามิเตอร์การเรียนรู้ของแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกได้

แบบจำลอง	จำนวนหน่วยซ่อน	น้ำหนักค่าเริ่มต้น (ครั้งที่)	กฎการเรียนรู้	ฟังก์ชันกระตุ้น	รอบการเรียนรู้ (รอบ)
1	3	1	Extended DBD	Sigmoid	2,600
2	2	3	Extended DBD	tanH	100
3	2	2	Extended DBD	Sigmoid	1,700
4	3	1	DBD	Sigmoid	36,900
5	2	3	Extended DBD	Sigmoid	1,200

ตารางที่ 17 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกได้ในการพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบ

แบบจำลอง	กลุ่มข้อมูล	จำนวนรอบการเรียนรู้	MAE (ตัน)
1	1	2,600	5,683
	2	1,500	5,366
	3	5,700	6,415
	ค่าเฉลี่ย		5,822
2	1	600	7,247
	2	100	3,916
	3	700	7,021
	ค่าเฉลี่ย		6,061
3	1	3,900	6,634
	2	1,700	4,915
	3	12,700	6,179
	ค่าเฉลี่ย		5,910
4	1	58,100	6,352
	2	36,900	5,390
	3	59,300	7,083
	ค่าเฉลี่ย		6,275
5	1	2,800	6,645
	2	1,200	4,978
	3	6,100	6,379
	ค่าเฉลี่ย		6,001

ข. การทวนสอบแบบจำลองในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี

เมื่อนำแบบจำลองทั้ง 5 แบบที่คัดเลือกได้ในตารางที่ 16 มาสร้างใหม่และนำไปพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี ในข้อมูลชุดทวน

สอบ พบว่า โครงสร้างและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลอง BPN ที่ใช้ในการพยากรณ์ ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมล่วงหน้า 1 เดือน และ 1 ปี ได้แก่ แบบจำลองที่ 1 ซึ่งประกอบด้วย หน่วยข้อมูลนำเข้า 12 หน่วย จำนวนหน่วยซ่อน 3 หน่วย หน่วยผลลัพธ์ 1 หน่วย มีรอบการเรียนรู้ เท่ากับ 2,600 รอบ การปรับน้ำหนักค่าเริ่มต้นครั้งที่ 1 กฎการเรียนรู้แบบ Extended Delta Bar Delta Rule (Extended DBD) และมีฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Sigmoid ซึ่งให้ค่าความคลื่อนในรูป MAE ที่ต่ำ ที่สุด (ตารางที่ 18)

ตารางที่ 18 ค่าความคลาดเคลื่อนในรูป MAE ของแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกไว้ในการพยากรณ์ ปริมาณผลผลิตล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี ในข้อมูลชุดทดสอบ

แบบจำลอง	MAE (ต้น)	
	ล่วงหน้า 1 เดือน	ล่วงหน้า 1 ปี
1	6,762	7,218
2	8,298	7,817
3	7,588	8,344
4	7,621	9,435
5	8,098	9,375

นอกจากนี้ยังพบว่าพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือน มีความถูกต้องในการ พยากรณ์สูงกว่าพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี เช่นเดียวกับแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ และ แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์

2.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองประเภทต่าง ๆ

2.3.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน

การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์ และความสามารถในการใช้งาน โดยทั่วไปของแบบจำลองปรับเรียบทางสถิติ แบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลอง BPN ที่คัดเลือกได้สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมแบบล่วงหน้า 1 เดือน (ตารางที่ 19) พบว่า ถึงแม้แบบจำลอง SMS ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในข้อมูลชุดเรียนรู้สูงกว่า

ชุดเรียนรู้ของแบบจำลอง 12-3-1 BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ แต่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในชุดทดสอบต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ และยังใกล้เคียงกับชุดเรียนรู้มากที่สุด นั่นคือ แบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์นั้นมีความสามารถในการใช้งานทั่วไปต่ำกว่าแบบจำลอง SMS ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลอง SMS มีความถูกต้องในการพยากรณ์และมีความสามารถในการใช้งานทั่วไปดีกว่าแบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ สำหรับการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือน ทั้งนี้เนื่องจากโดยปกติแล้วแบบจำลอง BPN ต้องอาศัยข้อมูลจำนวนมากในการสร้างแบบจำลอง เนื่องจากเป็น Data driven empirical model แต่ในงานวิจัยครั้งนี้มีข้อมูลค่อนข้างจำกัด จึงส่งผลให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ลดลง ส่วนแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ จะต้องใช้ข้อมูลอย่างน้อย 50 ตัว แต่แบบจำลอง SMS ต้องการข้อมูลขั้นต่ำประมาณ 15-30 ค่า ก็เพียงพอที่จะทำให้แบบจำลองมีความถูกต้องในการพยากรณ์ (ทรงศิริ, 2549) อย่างไรก็ตามงานวิจัยของ Taylor *et al.* (2006) ที่เปรียบเทียบแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม แบบจำลองการปรับเรียบ แบบจำลองของบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลองการถดถอย ซึ่งใช้ข้อมูลในการพยากรณ์ถึง 336 และ 672 ค่า ก็ยังพบว่าการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองวิธีการปรับเรียบมีความถูกต้องมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ

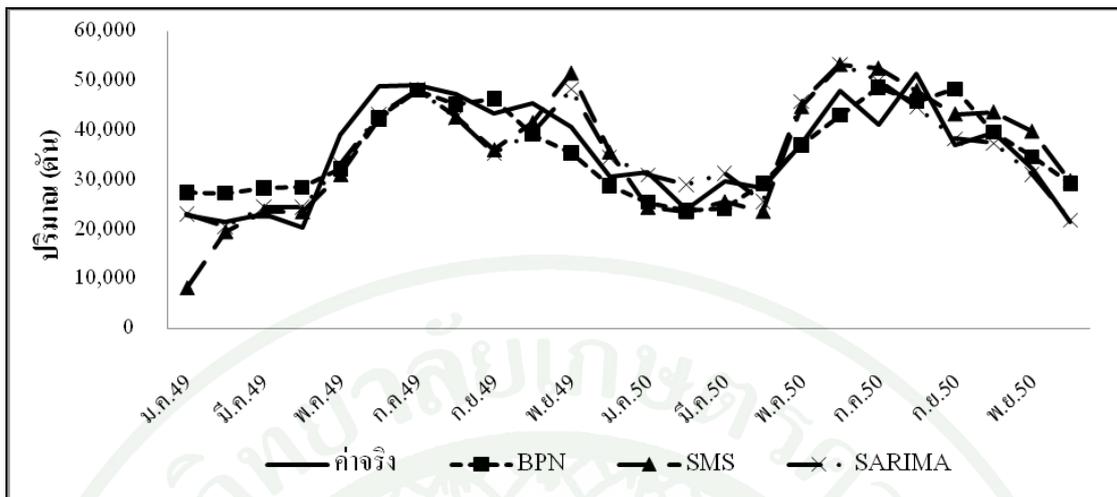
เมื่อพิจารณาค่าติดตามสัญญาณ หรือ Tracking signal (TS) พบว่า แบบจำลอง SMS และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ ทั้ง 2 ชุด มีความลำเอียงอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ เนื่องจากค่า TS อยู่ในช่วง ± 6 แต่ค่า TS ของแบบจำลอง BPN ในชุดทดสอบมีค่ามากกว่า 6 แสดงว่าการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือน ของแบบจำลอง BPN มีความลำเอียง โดยมีความลำเอียงไปทางด้านบวก (Overestimation) ซึ่งหมายความว่าโดยเฉลี่ยค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองมีค่าสูงกว่าปริมาณผลผลิตที่แท้จริง

ตารางที่ 19 ประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้พยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมล่วงหน้า 1 เดือน

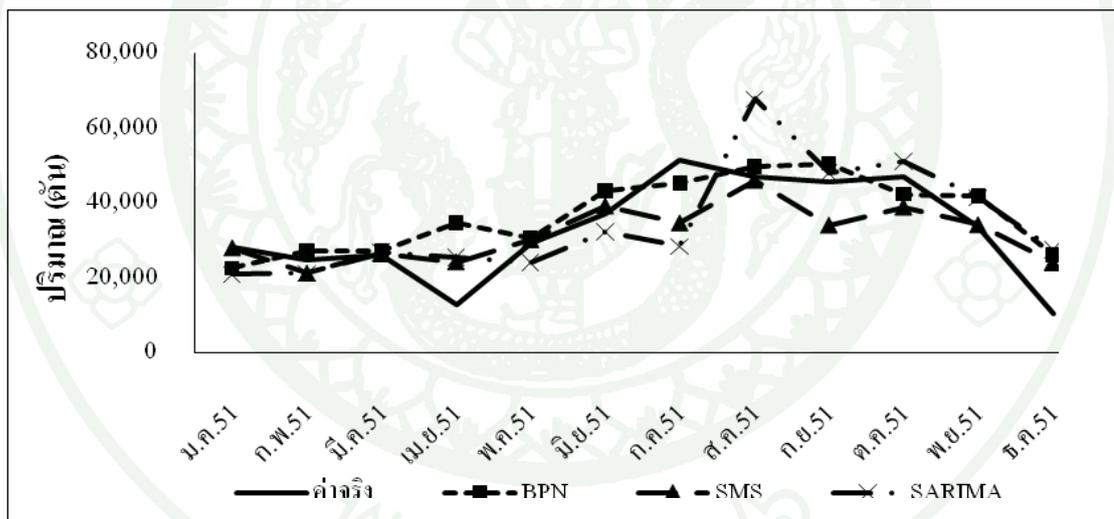
แบบจำลอง	MAE (ตัน)		TS	
	ชุดเรียนรู้	ชุดทดสอบ	ชุดเรียนรู้	ชุดทดสอบ
SMS	5,740	5,816	0.38	-1.96
12-3-1* BPN	4,532	6,762	1.20	7.20
SARIMA (0,0,0)(0,1,0)	3,874	9,132	0.85	2.43

หมายเหตุ * แสดงจำนวนนิรอนในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลัดพีช

การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตที่แท้จริงของกุ้งขาวแวนาไมกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลชุดเรียนรู้ (ภาพที่ 17) และชุดทดสอบ (ภาพที่ 18) พบว่าแบบจำลอง SMS สามารถพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าแบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ ถึงแม้ว่าบางช่วงจะให้ค่าพยากรณ์สูงหรือต่ำกว่าปริมาณผลผลิตที่แท้จริงบ้าง สำหรับแบบจำลอง SMS และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ จะมีความสามารถในการไล่ตามผลผลิตที่แท้จริงได้ค่อนข้างดี แต่ก็มีบางเดือนที่พยากรณ์ได้สวนทางกับผลผลิตที่แท้จริงคือ เดือน พฤศจิกายน พ.ศ. 2549 เดือน มกราคม พ.ศ. 2550 เดือน สิงหาคม พ.ศ. 2550 และเดือน กรกฎาคม-สิงหาคม พ.ศ. 2551 ส่วนแบบจำลอง BPN มักมีค่าพยากรณ์ที่สวนทางกับปริมาณที่แท้จริงจำนวนมากครั้งกว่า ได้แก่ ในช่วงเดือน กันยายน-ตุลาคม พ.ศ. 2549 เดือน มกราคม พ.ศ. 2550 เดือน กรกฎาคม-ตุลาคม พ.ศ. 2550 เดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2551 เดือน เมษายน พ.ศ. 2551 และเดือน สิงหาคม-ตุลาคม พ.ศ. 2551 ผลการพยากรณ์โดยแบบจำลอง SMS ยังชี้ให้เห็นว่าช่วงเวลาที่มีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงที่สุดในชุดเรียนรู้ คือ ในเดือนมกราคม พ.ศ. 2549 ซึ่งเป็นช่วงผลผลิตกุ้งออกมาน้อย โดยจะพยากรณ์ได้น้อยกว่าปริมาณที่แท้จริงมาก ในขณะที่มีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงมาก จากชุดทดสอบ ในเดือน เมษายน และเดือน ธันวาคม ซึ่งเป็นช่วงที่มีผลผลิตต่ำเช่นกัน และในช่วงเดือนกรกฎาคมซึ่งมีผลผลิตสูง ผลการวิจัยนี้ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลอง SMS นั้นจะพยากรณ์ในช่วงใน และนอกฤดูการได้ไม่ดีเท่ากับในช่วงอื่น ๆ



ภาพที่ 17 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้แบบล่วงหน้า 1 เดือน



ภาพที่ 18 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดทวนสอบแบบล่วงหน้า 1 เดือน

2.3.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี

การเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานโดยทั่วไปของแบบจำลอง สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกึ่งขาวแวนาไมแบบล่วงหน้า 1 ปี (ตารางที่ 20) พบว่า แบบจำลอง SMS ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในข้อมูลชุดเรียนรู้

สูงกว่าทั้งแบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ แต่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในชุดทดสอบต่ำกว่าแบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ เช่นเดียวกับในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลอง SMS มีความถูกต้องในการพยากรณ์ และมีความสามารถในการใช้งานทั่วไปดีกว่าแบบจำลอง BPN สำหรับการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี

เมื่อพิจารณาค่าติดตามสัญญาณ หรือ Tracking signal (TS) พบว่า แบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ทั้งแบบจำลอง BPN และแบบจำลอง SMS สามารถพยากรณ์โดยมีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ เนื่องจากค่า TS อยู่ในช่วง ± 6 แต่ค่า Tracking signal (TS) ของแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ในชุดทดสอบมีค่าน้อยกว่า -6 แสดงว่าการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี ของแบบจำลองแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์มีความลำเอียง โดยมีความลำเอียงไปทางด้านลบ (Underestimation) ซึ่งหมายความว่าโดยเฉลี่ยค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองมีค่าน้อยกว่าปริมาณผลผลิตที่แท้จริง

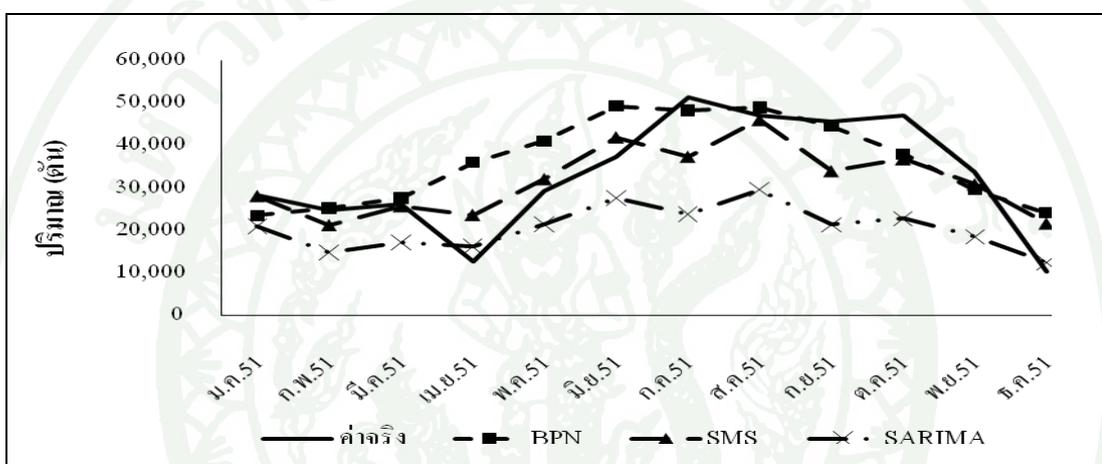
ตารางที่ 20 ประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้พยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมล่วงหน้า 1 ปี

แบบจำลอง	MAE (ตัน)		TS	
	ชุดเรียนรู้	ชุดทดสอบ	ชุดเรียนรู้	ชุดทดสอบ
SMS	5,740	6,131	0.38	-2.36
12-3-1* BPN	4,532	7,218	1.2	5.87
SARIMA (0,0,0)(0,1,0)	3,874	13,152	0.85	-11.16

หมายเหตุ * แสดงจำนวนนิเวรอนในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลลัพธ์

การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตที่แท้จริงของกุ้งขาวแวนาไมกับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลชุดทดสอบ (ภาพที่ 19) พบว่า แบบจำลอง SMS สามารถพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าแบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์เช่นเดียวกับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน แต่จะมีการพยากรณ์ตรงข้ามกับผลผลิตที่แท้จริงในเดือน กรกฎาคม-สิงหาคม พ.ศ. 2551 เช่นเดียวกับแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์

ส่วนแบบจำลอง BPN จะมีการพยากรณ์ที่สวนทางกับผลผลิตที่แท้จริงจำนวนมากกว่า คือ ในเดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2551 เดือน เมษายน พ.ศ. 2551 เดือน กรกฎาคม-สิงหาคม พ.ศ. 2551 และเดือน ตุลาคม พ.ศ. 2551 นอกจากนี้ยังพบว่าแบบจำลอง SMS และแบบจำลอง BPN จะมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ที่สูงในเดือน เมษายน พ.ศ. 2551 และเดือน ธันวาคม พ.ศ. 2551 ซึ่งเป็นช่วงผลผลิตต่ำของปี ส่วนแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ จะมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ที่สูงในเดือน กรกฎาคม พ.ศ. 2551 และเดือน กันยายน-ตุลาคม พ.ศ. 2551 ซึ่งเป็นช่วงผลผลิตสูงของปี



ภาพที่ 19 การเปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปี

2.3.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ระหว่างแบบล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองระหว่างการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน และล่วงหน้า 1 ปี (ตารางที่ 21) พบว่า แบบจำลอง SMS แบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ สามารถพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา หรือล่วงหน้า 1 เดือน ได้ถูกต้องมากกว่าการพยากรณ์ล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา หรือล่วงหน้า 1 ปี อย่างไรก็ตามไม่ว่าจะเป็นการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 เดือน หรือ 1 ปี แบบจำลอง SMS จะให้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าทั้งแบบจำลอง BPN และแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ ซึ่งผลของงานวิจัยนี้ได้สอดคล้องกับผลงานวิจัยของ Ho *et al.* (2002) พิมลพร (2550) และสุริรัตน์ (2550) ซึ่งพบว่า ผลจากการ

พยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองที่ใช้เพื่อการพยากรณ์ข้อมูลในระยะสั้นจะมีประสิทธิภาพมากกว่าการพยากรณ์ในระยะยาว แต่อย่างไรก็ตามถึงแม้ผลของการพยากรณ์ในระยะสั้นนั้นจะมีความถูกต้องมากกว่าผลของการพยากรณ์ในระยะยาว แต่ในความเป็นจริงนั้นเกษตรกร รวมทั้งผู้ที่เกี่ยวข้อง ต่างก็มีความจำเป็นที่จะต้องทราบถึงแนวโน้มปริมาณผลผลิตล่วงหน้าในระยะยาว ซึ่งโดยปกติแล้วอย่างน้อยเกษตรกรก็จะต้องใช้เวลาในการเลี้ยงกุ้งไปแล้วประมาณ 4 เดือน ดังนั้นเพื่อที่จะช่วยในการวางแผนล่วงหน้าได้อย่างถูกต้อง และเหมาะสม จึงมีความจำเป็นต้องนำรูปแบบการพยากรณ์ในระยะยาว ซึ่งก็คือ การพยากรณ์ล่วงหน้าแบบ 1 ปีมาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมล่วงหน้า

ตารางที่ 21 ค่าความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลชุดทดสอบ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมแบบล่วงหน้า 1 เดือนและล่วงหน้า 1 ปี

แบบจำลอง	MAE (ตัน)	
	ล่วงหน้า 1 เดือน	ล่วงหน้า 1 ปี
SMS	5,816	6,131
12-3-1* BPN	6,762	7,218
SARIMA (0,0,0)(0,1,0)	9,132	13,152

หมายเหตุ * แสดงจำนวนนิรอนในชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นผลลัพท์

3. การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมระหว่างเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรกับเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา

3.1 ความถูกต้องในการพยากรณ์และความสามารถในการใช้งานทั่วไป

เนื่องจากแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างจากตัวแปรทั้งหมดที่เป็นปัจจัยสำคัญจัดเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดจากเทคนิคการพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเพื่อการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน และแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS) จัดเป็น

แบบจำลองที่ดีที่สุดจากเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือนเช่นกัน จึงนำแบบจำลองทั้ง 2 มาเปรียบเทียบกันในด้านความถูกต้องของการพยากรณ์ได้ผลดังตารางที่ 22

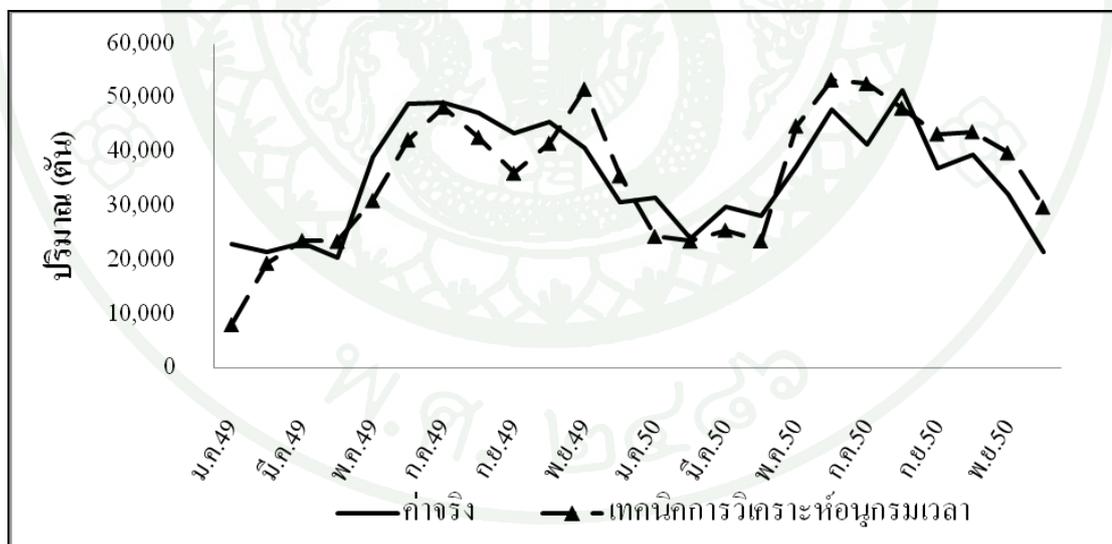
ตารางที่ 22 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองการพยากรณ์จากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมล่วงหน้า 1 เดือน

เทคนิคการพยากรณ์	แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE (ตัน)	MAPE (%)
ความสัมพันธ์ตัวแปร	กำลังหนึ่ง	ชุดเรียนรู้	3,207	12.22
	แบบขั้นบันได	ชุดทดสอบ	7,420	38.47
วิเคราะห์หอนุกรมเวลา	วิธีปรับให้เรียบ	ชุดเรียนรู้	5,740	17.26
	ฤดูกาลแบบคุณ	ชุดทดสอบ	5,816	27.06

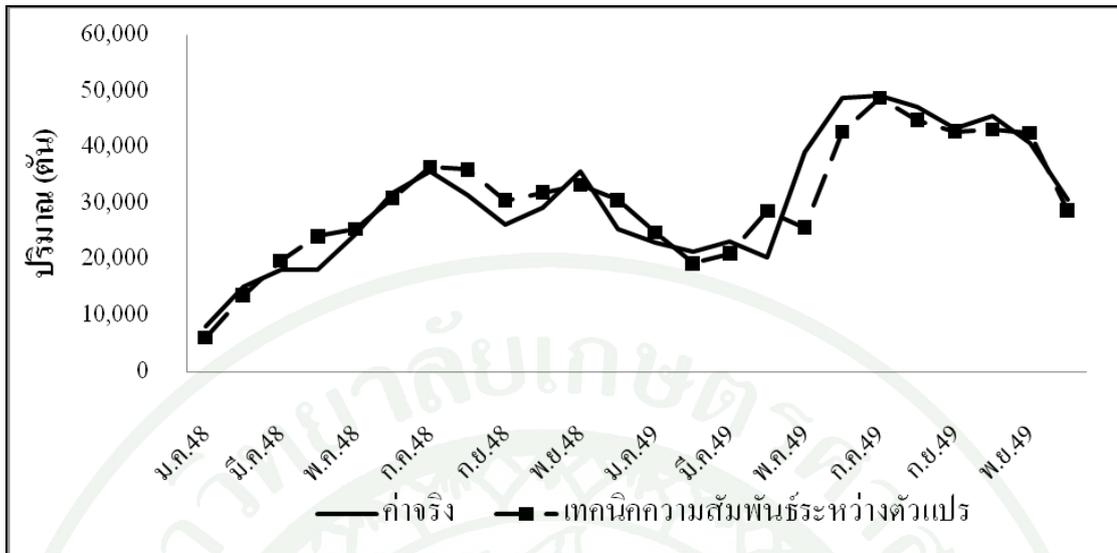
ผลการเปรียบเทียบพบว่า ถ้าต้องการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา หรือล่วงหน้า 1 เดือน แบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคุณที่สร้างจากเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลามีความถูกต้องในการพยากรณ์และมีความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงกว่าแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร นั่นคือ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแล้ว การใช้ปริมาณผลผลิตในอดีตเพียงปัจจัยเดียวในการสร้างแบบจำลองก็สามารถให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่าการใช้ปัจจัยการผลิตอื่น ๆ ร่วมด้วย เช่น ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิอากาศ และราคาขาย

การพิจารณาเปรียบเทียบระหว่างค่าพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมกับปริมาณผลผลิตจริงของข้อมูลชุดเรียนรู้ และข้อมูลชุดทดสอบจากแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคุณ ที่ใช้ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน และแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันได (ภาพที่ 20-22) พบว่า แบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคุณที่สร้างขึ้นจากเทคนิควิเคราะห์หอนุกรมเวลาสามารถไล่ตามการเปลี่ยนแปลงของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไม และพยากรณ์ไปในทิศทางเดียวกับข้อมูลจริงได้ดีกว่าแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างขึ้นจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

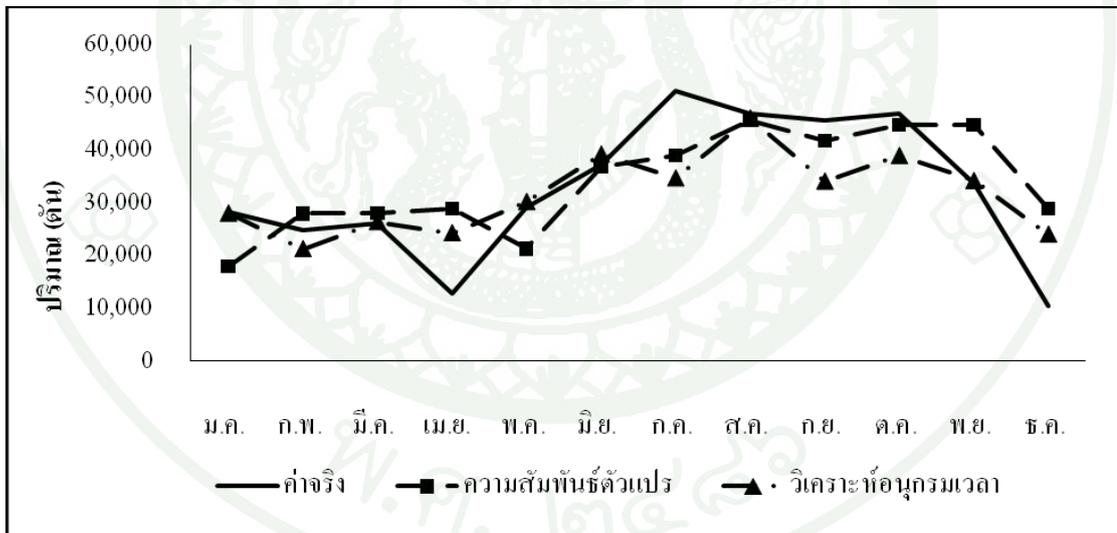
เมื่อพิจารณาจากภาพที่ 20-21 ซึ่งแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริง และค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของข้อมูลชุดเรียนรู้จากเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา และจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร พบว่า ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร สามารถติดตามการเปลี่ยนแปลงของปริมาณผลผลิตที่แท้จริงได้ดีกว่าปริมาณผลผลิตกุ้งขาวที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา แต่จากภาพที่ 22 ซึ่งแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริง และค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของ ข้อมูลชุดทดสอบด้วยแบบจำลองจากทั้ง 2 เทคนิค พบว่า ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา กลับสามารถติดตามการเปลี่ยนแปลงของปริมาณผลผลิตที่แท้จริงได้ดีกว่าปริมาณผลผลิตกุ้งขาวที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ซึ่งมีผลแตกต่างจากข้อมูลในชุดเรียนรู้ ซึ่งชี้ให้เห็นว่าอาจเกิด Overfitting ซึ่งทำให้ความสามารถในการใช้งานทั่วไปต่ำลง ดังนั้น จึงเลือกใช้เทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวมากกว่า แต่มีข้อควรระวัง คือ สามารถเกิด Overestimate ในช่วงเดือนเมษายน ซึ่งเป็นช่วงที่มีผลผลิตต่ำ และ Underestimate ในช่วงเดือนกรกฎาคม ซึ่งเป็นช่วงที่มีผลผลิตสูง



ภาพที่ 20 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมของข้อมูลชุดเรียนรู้จากเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา



ภาพที่ 21 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกึ่งขาวเนาไมของข้อมูลชุดเรียนรู้จากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร



ภาพที่ 22 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณผลผลิตกึ่งขาวเนาไมของข้อมูลชุดทวนสอบจากแบบจำลอง ในปี พ.ศ. 2551

3.2 การวิเคราะห์ความลำเอียง

ผลการเปรียบเทียบความลำเอียงของแบบจำลอง (ตารางที่ 18) พบว่า ค่าความลำเอียงในรูปแบบ TS ทั้งของแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณจากเทคนิควิเคราะห์หอนุกรมเวลา จะมีค่า TS ของชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบอยู่ในช่วง ± 6 นั่นคือ ค่าพยากรณ์จากแบบจำลองทั้ง 2 แบบ มีความลำเอียงอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ ดังนั้น แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ได้แก่ แบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณที่สร้างจากเทคนิคการวิเคราะห์หอนุกรมเวลา เนื่องจากมีความถูกต้องในการพยากรณ์ ความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูง และมีความลำเอียงโดยรวมในระดับที่ยอมรับได้

ตารางที่ 23 ค่าความลำเอียงของแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม จากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและเทคนิคหอนุกรมเวลา

เทคนิคการพยากรณ์	แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	TS
ความสัมพันธ์ตัวแปร	กำลังหนึ่งแบบขั้นบันได	ชุดเรียนรู้	0.00
		ชุดทดสอบ	1.77
วิเคราะห์หอนุกรมเวลา	วิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ	ชุดเรียนรู้	0.38
		ชุดทดสอบ	-2.36

4. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2552

เนื่องจากแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS) เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือนและ 1 ปี ดังนั้น จึงเลือกใช้แบบจำลอง SMS สำหรับการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2552 ซึ่งให้ผลการพยากรณ์ดังตารางที่ 24 และภาพที่ 23

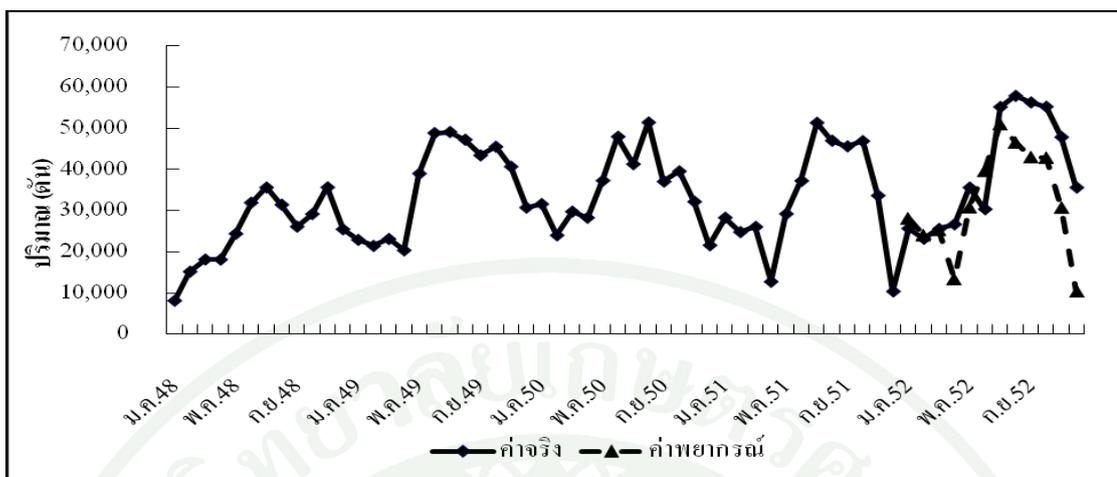
ตารางที่ 24 เปรียบเทียบปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2552 ระหว่างการพยากรณ์ด้วย
แบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS) และปริมาณผลผลิตที่แท้จริง

เดือน	ปริมาณผลผลิต ที่แท้จริง (ตัน)	ปริมาณผลผลิต จากการพยากรณ์ (ตัน)	MAE (ตัน)	MPE (%)
ม.ค.	25,691	28,195	2,504	+10
ก.พ.	23,206	24,123	917	+4
มี.ค.	25,598	25,413	185	-1
เม.ย.	26,714	13,423	13,291	-50
พ.ค.	35,645	30,919	4,726	-13
มิ.ย.	30,381	39,754	9,373	+31
ก.ค.	55,192	51,131	4,061	-7
ส.ค.	57,892	46,677	11,215	-19
ก.ย.	56,298	43,103	13,195	-23
ต.ค.	55,255	42,959	12,296	-22
พ.ย.	47,862	30,833	17,029	-36
ธ.ค.	35,637	10,429	25,208	-71
รวม	475,370	386,959	9,500*	-16*

หมายเหตุ * แสดงค่าเฉลี่ย

+ ผลการพยากรณ์มากกว่าค่าที่แท้จริง (Overestimate)

- ผลการพยากรณ์น้อยกว่าค่าที่แท้จริง (Underestimate)



ภาพที่ 23 ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ค่าจริงกับค่าพยากรณ์ปี พ.ศ. 2552

เมื่อพิจารณาปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแล้วพบว่า ปริมาณผลผลิตที่ได้จากการพยากรณ์ในช่วง 6 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2552 มีค่าใกล้เคียงกับปริมาณผลผลิตจริง แต่ในช่วง 6 เดือนหลังปริมาณผลผลิตกุ้งที่แท้จริงกลับมีปริมาณที่ผลผลิตที่สูงขึ้นกว่าค่าที่พยากรณ์ไว้ทุกเดือน และนอกจากนี้ยังมีปริมาณที่สูงกว่าผลผลิตในช่วงเดียวกันของปีที่แล้วด้วย อย่างไรก็ตาม พบว่า ช่วงที่มีผลผลิตต่ำของปี คือ เดือน เมษายน และธันวาคม นั้น แบบจำลอง SMS พยากรณ์ได้ต่ำกว่าผลผลิตที่แท้จริงมาก ซึ่งเมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตทั้งปีในรูปค่าเฉลี่ยของผลรวม MAE คิดเป็น 9,500 ตัน และในรูปค่าเฉลี่ยของผลรวม MPE เป็น -16 % ซึ่งเมื่อนำค่า MAE จากการพยากรณ์ของปี พ.ศ. 2552 มาเทียบกับค่า MAE จากการพยากรณ์ของปี พ.ศ. 2551 ซึ่งมีค่า MAE คิดเป็น 6,131 ตัน จะเห็นได้ว่า ในผลการพยากรณ์ในปี พ.ศ. 2552 นั้นมีความผิดพลาดมากกว่าผลการพยากรณ์ในปี พ.ศ. 2551 โดยเฉพาะในช่วง 6 เดือนสุดท้ายของปี ซึ่งมีลักษณะเป็น Underestimate ทั้งสิ้น

ผลงานวิจัยนี้ชี้ให้เห็นว่าการใช้แบบจำลอง SMS ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมนั้นจึงไม่ควรใช้พยากรณ์ล่วงหน้าเกิน 6 เดือน หรือครึ่งปี แต่ในกรณีที่ใช้สำหรับการพยากรณ์แบบล่วงหน้า 1 ปีนั้น ต้องมีการแนะนำ เกษตรกร หรือผู้ที่นำผลการพยากรณ์มาใช้ ให้ทราบด้วยว่า ครึ่งปีหลังนั้นปริมาณผลผลิตที่แท้จริงมักจะมีปริมาณมากกว่าผลผลิตที่ได้จากการพยากรณ์อยู่เสมอ ซึ่งเมื่อพิจารณาในรูปค่าเฉลี่ย MPE รายปีคิดเป็น -16 % หรือมีค่าพยากรณ์ที่ต่ำกว่าค่าที่แท้จริงเฉลี่ย 16 % แต่ถ้าพิจารณาในส่วนของค่าเฉลี่ย MPE เฉพาะช่วง 6 เดือนหลังซึ่งมีค่าเป็น -30 % หรือมีค่าพยากรณ์ที่ต่ำกว่าค่าที่แท้จริงเฉลี่ย 6 เดือนหลังที่ 30 % นอกจากนี้ยังต้องแนะนำให้เกษตรกร หรือผู้

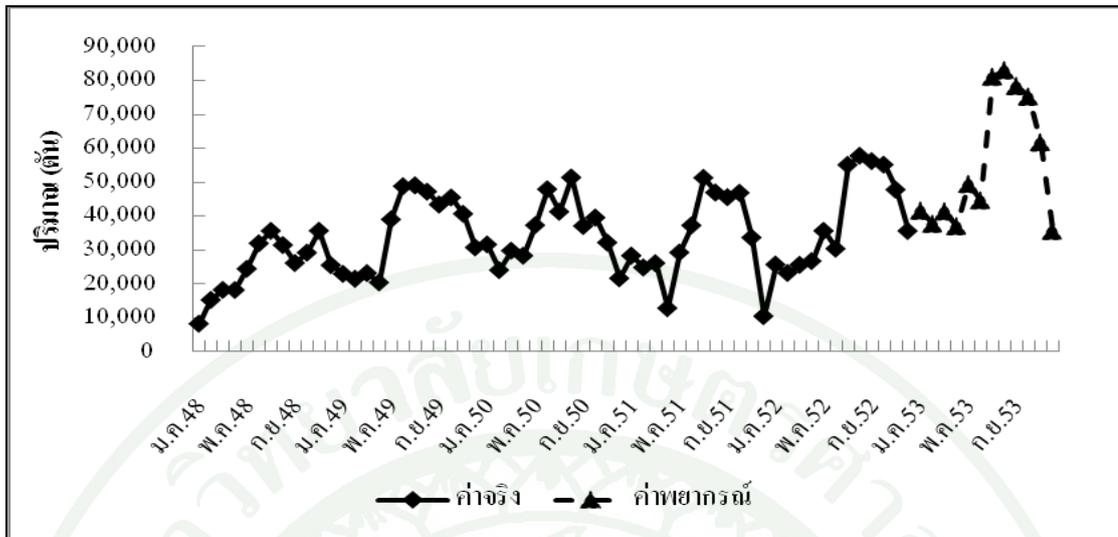
ที่นำผลการพยากรณ์มาใช้ จะต้องมีการพิจารณาถึงปัจจัยต่าง ๆ ที่อาจส่งผลกระทบต่อให้ปริมาณผลผลิตจากการพยากรณ์มีการเปลี่ยนแปลงไปจากปกติ

5. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2553

เมื่อนำแบบจำลอง SMS มาพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2553 พบว่าปริมาณผลผลิตกุ้งจะมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นทั้งปริมาณผลผลิตรายเดือน และปริมาณผลผลิตโดยรวมทั้งปี เมื่อเปรียบเทียบกับปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมในปี พ.ศ. 2552 โดยปริมาณผลผลิตจากการพยากรณ์โดยรวมทั้งปีอยู่ที่ 667,182 ตัน

ตารางที่ 25 ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2553 จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS)

เดือน	ปริมาณผลผลิตจากการพยากรณ์ (ตัน)
ม.ค.	41,653
ก.พ.	37,757
มี.ค.	41,449
เม.ย.	37,057
พ.ค.	49,466
มิ.ย.	44,659
ก.ค.	81,110
ส.ค.	83,039
ก.ย.	78,364
ต.ค.	75,256
พ.ย.	61,755
ธ.ค.	35,618
รวม	667,182



สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป

การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการถดถอย และแบบจำลอง BPN ที่สร้างจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม ระหว่างการสร้างแบบจำลองจากตัวแปรปัจจัยที่มีผลกระทบสูงทั้งหมดจำนวน 12 ตัวแปร และการใช้กลุ่มปัจจัยของปัจจัยการผลิตจำนวน 3 กลุ่ม พบว่าการลดจำนวนตัวแปรอิสระ 12 ตัวลงเหลือ 3 กลุ่มปัจจัยนั้น ไม่ส่งผลให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ของแบบจำลองทั้ง 2 ประเภทสูงขึ้น เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมระหว่างแบบจำลองการถดถอย และแบบจำลอง BPN พบว่า แบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างขึ้นจากการใช้ตัวแปรการผลิต และปริมาณผลผลิตก่อนหน้าทั้งหมด 12 ตัวแปรมีความถูกต้องในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม มีความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงที่สุด และมีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมแบบล่วงหน้า 1 เดือนของข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบในรูปแบบ MAE เท่ากับ 3,207 ตัน และ 7,420 ตัน ตามลำดับ เมื่อนำแบบจำลองดังกล่าวมาใช้วิเคราะห์หาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไม พบว่า ปัจจัยที่มีความสำคัญต่อค่าพยากรณ์มากที่สุด คือ ปริมาณผลผลิตในเดือนผลิตที่ 3

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมด้วยเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาระหว่างแบบจำลองวิธีปรับเรียบทางสถิติ 4 วิธี ได้แก่ SAS, SMS, Additive HWS และ Multiplicative HWS กับแบบจำลองบ็อกซ์และเจนกินส์ และแบบจำลอง BPN พบว่าการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมแบบล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา (ล่วงหน้า 1 เดือน) และแบบล่วงหน้าหลายหน่วยเวลา (ล่วงหน้า 1 ปี) ด้วยแบบจำลอง SMS จะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้อง และความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงกว่าแบบจำลองอื่น ๆ (Generalization capability) และมีความลำเอียงในระดับที่ยอมรับได้ โดยมีความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบสำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลาในรูปแบบ MAE เป็น 5,740 ตัน และ 5,816 ตัน ตามลำดับ ส่วนความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ล่วงหน้าหลายหน่วยเวลาในข้อมูลชุดทดสอบในรูปแบบ MAE เป็น 6,131 ตัน โดยผลการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน ของแบบจำลอง SMS นั้นมีความถูกต้องมากกว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ปี

เมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองที่สร้างจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาในรูปแบบของการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 หน่วยเวลา (1 เดือนล่วงหน้า) พบว่า แบบจำลองวิธีปรับให้เรียบฤดูกาลแบบคูณ (SMS) ซึ่งมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสม คือ α เท่ากับ 0.157 β เท่ากับ 0 และ γ เท่ากับ 0.999 ที่สร้างจากเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา มีความถูกต้องในการพยากรณ์ และมีความสามารถในการใช้งานทั่วไปสูงกว่าแบบจำลองการถดถอยกำลังหนึ่งแบบขั้นบันไดที่สร้างจากเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้วยค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในข้อมูลชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ ในรูป MAPE เป็น 17.26 % และ 27.06 % ตามลำดับ นอกจากนี้ยังเป็นแบบจำลองที่สามารถใช้พยากรณ์ในระยะยาวขึ้น แต่ไม่ควรเกิน 6 เดือน โดยไม่ต้องอาศัยข้อมูลพยากรณ์อื่น ๆ เพิ่มเติม และควรระมัดระวังผลการพยากรณ์ในช่วงเดือน ธันวาคม เมษายน ซึ่งมีผลผลิตต่ำ และช่วงเดือนกรกฎาคม ซึ่งมีผลผลิตสูง เมื่อนำแบบจำลอง SMS มาพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2552 พบว่า ค่าพยากรณ์ที่ได้มีค่าความคลาดเคลื่อนในรูปค่าเฉลี่ยของผลรวม MAE คิดเป็น 9,500 ตัน และในรูปค่าเฉลี่ย MPE เป็น -16 % เมื่อนำแบบจำลอง SMS มาพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมปี พ.ศ. 2553 พบว่าปริมาณผลผลิตโดยรวมทั้งปีมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นเมื่อเทียบกับปี พ.ศ. 2552 โดยปริมาณผลผลิตที่พยากรณ์ได้ คือ 667,182 ตันในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตทั้งปีในรูปค่าเฉลี่ยของผลรวม

ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัยมีจำนวนน้อย ซึ่งส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองบางชนิด เช่น แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่ประสิทธิภาพของการพยากรณ์จะขึ้นต่อปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการสร้างโครงสร้างของแบบจำลอง โดยถ้ายังมีปริมาณข้อมูลเพิ่มมากขึ้นก็สามารถทำให้การพยากรณ์มีความถูกต้องมากขึ้นด้วย ดังนั้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองประเภทนี้ควรนำข้อมูลที่เก็บได้เพิ่มเติมเข้าในปีการเพาะเลี้ยงถัดมาเข้าไปในแบบจำลองที่คัดเลือกได้เรียนรู้เพิ่มเติม

เอกสารและสิ่งอ้างอิง

กรมประมง. 2550. จำนวนฟาร์ม พื้นที่เลี้ยงและปริมาณผลผลิตกุ้งเพาะเลี้ยง ปี 2542-2550.

กรมประมง. 2551. จุลสารเศรษฐกิจการประมง ฉบับที่ 1 ปี 2551. แหล่งที่มา:

http://fishco.fisheries.go.th/economic_division/magazine/Y2008March/1.pdf, 24 มีนาคม 2551.

กรมศุลกากร. 2551. สถิติการนำเข้า-ส่งออก: HS 030613. แหล่งที่มา:

<http://www.customs.go.th/Statistic/Index.jsp>, 30 มกราคม 2552.

กัลยา วานิชย์บัญชา. 2549. การใช้ SPSS for Windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล. พิมพ์ครั้งที่ 9 สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, กรุงเทพฯ.

คณะกรรมการบริหารคลังสต็อกกุ้งประเทศไทย. 2550. ดัชนีชี้วัดขีดความสามารถในการแข่งขันของอุตสาหกรรมกุ้งไทย. สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ.

ชมรมผู้ค้ากุ้งสมุทรสาคร – ตลาดทะเลไทย. 2551. ราคาเฉลี่ยกุ้งขาวแวนนาไมตามขนาดจากตลาดทะเลไทย สมุทรสาคร.

ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2548. การวิเคราะห์การถดถอย. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.

ทรงศิริ แต่สมบัติ. 2549. การพยากรณ์เชิงปริมาณ. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.

นิภา นิรุตติกุล. 2551. การพยากรณ์การขาย. พิมพ์ครั้งที่ 3 สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.

ประกายรัตน์ สุวรรณ. 2540. การเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาลโดยวิธีนิเวศคณิตวิธีแบบแบ็คพรอพะเกชั่นกับวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์. สารนิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

พิมลพร พงศ์ทองคำ. 2550. การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตข้าวนาปีด้วยแบบจำลองเชิงปริมาณ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

พัชรี สำราญพิศ. 2548. การศึกษาเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์ ปริมาณการส่งออกและการผลิตสับปะรด. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

มุกดา แม้นมินทร์. 2549. อนุกรมเวลาและการพยากรณ์. ประกายพริก, กรุงเทพฯ.

วิภาพร วีระไวทยะ. 2550. แบบจำลองเชิงปริมาณเพื่อการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตสับปะรด. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

สถาบันวิจัยการเพาะเลี้ยงกุ้งทะเล. 2552. รายชื่อโรงเพาะฟักและฟาร์มเลี้ยงที่ได้รับการรับรอง CoC และ GAP. แหล่งที่มา: <http://www.thaiqualityshrimp.com>, 4 มิถุนายน 2552.

สถาบันอาหาร. 2548. ภาวะการผลิตกุ้งของประเทศไทย ระบบจัดการการเพาะเลี้ยงกุ้ง. วารสารสถาบันอาหาร: 4-5.

สมิข บัตรเจริญ. 2547. การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ปริมาณเลขหมายของชุมสายโทรศัพท์ด้วยเทคนิคการถดถอยกับเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียม. สารนิพนธ์ปริญญาโท, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

สุริรัตน์ แสงพงษ์. 2550. แบบจำลองเชิงปริมาณเพื่อการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตสับปะรดที่ระดับคุณภาพต่าง ๆ. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

สำนักงานมาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหารแห่งชาติ. 2550. มาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหารแห่งชาติ กุ้งกุลาดำ. มอกช. 7019-2007.

สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. 2549. ศักยภาพการผลิตและการตลาดกุ้งขาวแวนนาไมของประเทศไทยปี 2548. เอกสารวิจัยเศรษฐกิจการเกษตร เลขที่ 113. 70.

สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. 2551. ข้อมูลพื้นฐานเศรษฐกิจการเกษตรปี 2551. 88 – 89.

สำนักบริการส่งออก 1 กรมส่งเสริมการส่งออก. 2552. อุตสาหกรรมกุ้งสดแช่เย็น แช่แข็ง และแปรรูป (ไม่รวมกุ้งกระป๋อง). นิตยสาร SEAFOOD SUPPLEMENT ฉบับที่ 7. 18.

สำนักพัฒนาอตุณิยมวิทยา. 2552. ข้อมูลปริมาณฝนและอุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือน ปี 2547-2552 กรมอตุณิยมวิทยา.

Alon, I., M. Oi and R.J. Sadowski. 2001. Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. **Journal of Retailing and Consumer Services**. 8: 147-156.

Box, G.E. and G.M. Jenkins. 1994. **Time Series Analysis, Forecasting and control**. 3rd ed. Prentice-hall Inc., New Jersey.

Fausett, L. 1994. **Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Application**. Prentice-Hall, USA.

Funahashi, K. 1989. **On the approximate realization of continuous mappings by neural networks**. Neural Networks 2: 183-192.

Gujarati, D.N. 2003. **Basic Econometrics**. McGraw-Hill, USA: 467-472.

Hassoun, M.H. 1995. **Fundamentals of Artificial Neural Networks**. Asco Trade Typesetting Ltd. Hong Kong.

Ho, S.L., M. Xie and T.N. Goh, 2002. A comparative study of neural network and Box-Jenkins ARIMA modeling in time series prediction, **Computers and Industrial Engineering** 42: 371-375.

- Hornik, K., M. Stinchcombe and H. White. 1989. Multilayer feedforward networks are universal Approximators. **Neural Networks 2**. 359-366
- Kual, M., R. L. Hill and C. Walthall. 2005. Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. **Agricultural Systems**. 85: 1-18.
- Markridakis, S., S.C. Wheelwright and V.E. McGee. 1983. **Forecasting Methods and Application**. 2nd ed. Wiley Co. Inc., New York.
- O'Neal, M.R., B.A. Engel, D.R. Ess and J.R. Frankenberger. 2002. Neural network prediction of maize yield using alternative data coding algorithms. **Biosystems Engineering** 83(1): 31-45.
- Oracle Corporation. 2008. **CB Predictor User Manual**. Decisioneering, Inc. Colorado.
- Page, G.F., Gomm, J.B. and Willam, D. 1993. **Application of neural networks to modeling and control**. Chapman & Hall, London.
- Uno, Y., Prasher, S.O., Lacroix, R., Goel, P.K., Karimi, Y., Viau, A. and Patel, R.M. 2005. Artificial neural networks to predict corn yield from Compact Airborne Spectrographic Imager data. **Computers and Electronics in Agriculture** 47: 149–161.





ภาคผนวก ก
ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

ตารางผนวกที่ ก1 ข้อมูลปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน

ลำดับที่	ปี	เดือน	ปริมาณผลผลิต
1	2548	1	8,167.35
2		2	15,222.60
3		3	18,174.80
4		4	18,140.97
5		5	24,429.78
6		6	31,965.63
7		7	35,645.22
8		8	31,463.31
9		9	26,153.55
10		10	29,209.63
11		11	35,693.75
12		12	25,501.18
13	2549	1	22,935.60
14		2	21,469.98
15		3	23,147.43
16		4	20,387.22
17		5	39,039.28
18		6	48,873.18
19		7	49,119.94
20		8	47,255.02
21		9	43,452.51
22		10	45,541.31
23		11	40,711.61
24		12	30,766.02
25	2550	1	31,638.00
26		2	24,032.78

ตารางผนวกที่ ก1 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	ปริมาณผลผลิตกึ่ง
27	2550	3	29,794.19
28		4	28,310.17
29		5	37,321.23
30		6	47,979.74
31		7	41,313.22
32		8	51,441.79
33		9	37,101.49
34		10	39,577.91
35		11	32,202.57
36		12	21,618.74
37	2551	1	28,314.82
38		2	24822.96
39		3	26087.50
40		4	12775.78
41		5	29255.26
42		6	37270.76
43		7	51361.83
44		8	47007.16
45		9	45635.57
46		10	46913.19
47		11	33681.63
48		12	10417.52

ตารางผนวกที่ ก2 ข้อมูลปัจจัยการผลิต และปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนาไมรายเดือน

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
1	2548	1	149.0	67.8	28.4	28.0	28.2	26.1	114.8	116.5	115.1	1047.6	1232.1	1874.2	8167.4
2		2	67.8	28.4	18.9	28.2	26.1	26.5	116.5	115.1	122.3	1232.1	1874.2	8167.4	15222.6
3		3	28.4	18.9	3.9	26.1	26.5	28.9	115.1	122.3	135.1	1874.2	8167.4	15222.6	18174.8
4		4	18.9	3.9	54.0	26.5	28.9	29.0	122.3	135.1	139.5	8167.4	15222.6	18174.8	18141.0
5		5	3.9	54.0	73.6	28.9	29.0	30.4	135.1	139.5	128.5	15222.6	18174.8	18141.0	24429.8
6		6	54.0	73.6	155.0	29.0	30.4	30.2	139.5	128.5	110.8	18174.8	18141.0	24429.8	31965.6
7		7	73.6	155.0	180.1	30.4	30.2	29.5	128.5	110.8	100.6	18141.0	24429.8	31965.6	35645.2
8		8	155.0	180.1	186.0	30.2	29.5	28.9	110.8	100.6	104.4	24429.8	31965.6	35645.2	31463.3
9		9	180.1	186.0	146.5	29.5	28.9	28.9	100.6	104.4	133.0	31965.6	35645.2	31463.3	26153.6
10		10	186.0	146.5	296.8	28.9	28.9	28.4	104.4	133.0	150.0	35645.2	31463.3	26153.6	29209.6
11		11	146.5	296.8	227.5	28.9	28.4	28.1	133.0	150.0	141.7	31463.3	26153.6	29209.6	35693.7
12		12	296.8	227.5	194.0	28.4	28.1	27.5	150.0	141.7	135.4	26153.6	29209.6	35693.7	25501.2
13	2549	1	227.5	194.0	160.3	28.1	27.5	25.7	141.7	135.4	132.8	29209.6	35693.7	25501.2	22935.6
14		2	194.0	160.3	22.3	27.5	25.7	26.8	135.4	132.8	137.4	35693.7	25501.2	22935.6	21470.0
15		3	160.3	22.3	61.8	25.7	26.8	28.3	132.8	137.4	138.1	25501.2	22935.6	21470.0	23147.4
16		4	22.3	61.8	81.2	26.8	28.3	29.3	137.4	138.1	139.0	22935.6	21470.0	23147.4	20387.2

ตารางผนวกที่ ก2 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
17	2549	5	61.8	81.2	100.0	28.3	29.3	29.8	138.1	139.0	137.0	21470.0	23147.4	20387.2	39039.3
18		6	81.2	100.0	220.2	29.3	29.8	29.1	139.0	137.0	120.5	23147.4	20387.2	39039.3	48873.2
19		7	100.0	220.2	210.7	29.8	29.1	28.9	137.0	120.5	110.4	20387.2	39039.3	48873.2	49119.9
20		8	220.2	210.7	233.1	29.1	28.9	28.8	120.5	110.4	114.7	39039.3	48873.2	49119.9	47255.0
21		9	210.7	233.1	204.1	28.9	28.8	28.4	110.4	114.7	115.3	48873.2	49119.9	47255.0	43452.5
22		10	233.1	204.1	313.7	28.8	28.4	28.3	114.7	115.3	117.8	49119.9	47255.0	43452.5	45541.3
23		11	204.1	313.7	224.2	28.4	28.3	28.3	115.3	117.8	117.1	47255.0	43452.5	45541.3	40711.6
24		12	313.7	224.2	61.9	28.3	28.3	27.8	117.8	117.1	112.1	43452.5	45541.3	40711.6	30766.0
25	2550	1	224.2	61.9	43.4	28.3	27.8	26.1	117.1	112.1	108.5	45541.3	40711.6	30766.0	31638.0
26		2	61.9	43.4	38.0	27.8	26.1	26.4	112.1	108.5	112.1	40711.6	30766.0	31638.0	24032.8
27		3	43.4	38.0	9.9	26.1	26.4	27.1	108.5	112.1	114.0	30766.0	31638.0	24032.8	29794.2
28		4	38.0	9.9	44.1	26.4	27.1	29.1	112.1	114.0	111.6	31638.0	24032.8	29794.2	28310.2
29		5	9.9	44.1	142.9	27.1	29.1	29.2	114.0	111.6	105.9	24032.8	29794.2	28310.2	37321.2
30		6	44.1	142.9	287.0	29.1	29.2	28.3	111.6	105.9	100.0	29794.2	28310.2	37321.2	47979.7
31		7	142.9	287.0	190.8	29.2	28.3	28.8	105.9	100.0	85.8	28310.2	37321.2	47979.7	41313.2
32		8	287.0	190.8	232.8	28.3	28.8	27.9	100.0	85.8	89.1	37321.2	47979.7	41313.2	51441.8

ตารางผนวกที่ ก2 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
33	2550	9	190.8	232.8	165.6	28.8	27.9	28.2	85.8	89.1	88.9	47979.7	41313.2	51441.8	37101.5
34		10	232.8	165.6	246.9	27.9	28.2	27.9	89.1	88.9	106.4	41313.2	51441.8	37101.5	39577.9
35		11	165.6	246.9	221.0	28.2	27.9	27.2	88.9	106.4	115.7	51441.8	37101.5	39577.9	32202.6
36		12	246.9	221.0	87.1	27.9	27.2	26.0	106.4	115.7	115.5	37101.5	39577.9	32202.6	21618.7
37	2551	1	221.0	87.1	43.3	27.2	26.0	26.8	115.7	115.5	118.5	39577.9	32202.6	21618.7	28314.8
38		2	87.1	43.3	35.3	26.0	26.8	26.5	115.5	118.5	119.5	32202.6	21618.7	28314.8	24823.0
39		3	43.3	35.3	58.3	26.8	26.5	26.9	118.5	119.5	107.3	21618.7	28314.8	24823.0	26087.5
40		4	35.3	58.3	46.2	26.5	26.9	28.3	119.5	107.3	111.5	28314.8	24823.0	26087.5	12775.8
41		5	58.3	46.2	128.7	26.9	28.3	28.9	107.3	111.5	112.3	24823.0	26087.5	12775.8	29255.3
42		6	46.2	128.7	216.6	28.3	28.9	28.2	111.5	112.3	96.8	26087.5	12775.8	29255.3	37270.8
43		7	128.7	216.6	207.6	28.9	28.2	28.2	112.3	96.8	107.0	12775.8	29255.3	37270.8	51361.8
44		8	216.6	207.6	207.9	28.2	28.2	27.9	96.8	107.0	114.8	29255.3	37270.8	51361.8	47007.2
45		9	207.6	207.9	178.2	28.2	27.9	28.0	107.0	114.8	116.0	37270.8	51361.8	47007.2	45635.6
46		10	207.9	178.2	287.9	27.9	28.0	27.6	114.8	116.0	118.8	51361.8	47007.2	45635.6	46913.2
47		11	178.2	287.9	230.2	28.0	27.6	27.7	116.0	118.8	103.3	47007.2	45635.6	46913.2	33681.6
48		12	287.9	230.2	178.1	27.6	27.7	26.3	118.8	103.3	95.3	45635.6	46913.2	33681.6	10417.5

ตารางผนวกที่ ก3 ข้อมูลกลุ่มปัจจัยการผลิตที่ได้จากการวิเคราะห์ปัจจัยและปริมาณผลผลิตกุ้ง
ขาวแวนาไมรายเดือน

ลำดับที่	ปี	เดือน	F ₁	F ₂	F ₃	Y
1	2548	1	-1.51	-0.73	-0.04	8167.35
2		2	-1.66	-1.17	-0.05	15222.60
3		3	-1.90	-0.89	0.26	18174.80
4		4	-1.63	0.08	0.90	18140.97
5		5	-1.44	1.20	1.11	24429.78
6		6	-1.21	1.87	0.56	31965.63
7		7	-0.77	2.04	-0.35	35645.22
8		8	-0.16	1.38	-0.84	31463.31
9		9	0.20	0.64	-0.22	26153.55
10		10	0.57	0.58	1.16	29209.63
11		11	0.82	0.59	2.18	35693.75
12		12	1.16	0.07	2.30	25501.18
1	2549	1	1.01	-0.86	1.78	22935.60
2		2	0.48	-1.67	1.55	21469.98
3		3	-0.46	-1.21	1.40	23147.43
4		4	-0.94	0.12	1.40	20387.22
5		5	-0.83	0.92	1.50	39039.28
6		6	-0.37	1.58	1.09	48873.18
7		7	0.27	1.54	0.40	49119.94
8		8	1.06	0.89	0.00	47255.02
9		9	1.24	0.51	-0.08	43452.51
10		10	1.36	0.51	0.15	45541.31
11		11	1.36	0.34	0.24	40711.61
12		12	1.20	-0.37	0.20	30766.02

ตารางผนวกที่ ก3 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	F ₁	F ₂	F ₃	Y
1	2550	1	0.50	-1.08	-0.26	31638.00
2		2	-0.27	-1.43	-0.66	24032.78
3		3	-0.78	-1.59	-0.66	29794.19
4		4	-1.13	-0.61	-0.65	28310.17
5		5	-1.19	0.56	-0.79	37321.23
6		6	-0.36	1.20	-0.96	47979.74
7		7	0.27	0.94	-1.43	41313.22
8		8	0.75	0.29	-1.74	51441.79
9		9	0.68	0.15	-2.13	37101.49
10		10	0.74	-0.12	-1.56	39577.91
11		11	0.94	-0.31	-0.83	32202.57
12		12	0.94	-1.22	-0.07	21618.74
1	2551	1	0.24	-1.74	0.07	28314.82
2		2	-0.54	-1.59	-0.10	24822.96
3		3	-0.85	-1.18	-0.37	26087.50
4		4	-1.01	-0.79	-0.60	12775.78
5		5	-1.21	-0.07	-0.67	29255.26
6		6	-0.90	0.77	-0.86	37270.76
7		7	-0.25	0.70	-0.89	51361.83
8		8	0.68	0.18	-0.70	47007.16
9		9	1.02	-0.05	-0.21	45635.57
10		10	1.33	-0.07	0.12	46913.19
11		11	1.29	-0.04	-0.13	33681.63
12		12	1.26	-0.85	-0.55	10417.52

ตารางผนวกที่ ก4 ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนทั้งหมดเพื่อการพยากรณ์แบบเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลา

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
1	2548	1	8,167	15,223	18,175	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936
2		2	15,223	18,175	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470
3		3	18,175	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147
4		4	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387
5		5	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039
6		6	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873
7		7	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120
8		8	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255
9		9	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453
10		10	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541
11		11	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712
12		12	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766
13	2549	1	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638
14		2	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033
15		3	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794
16		4	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310

ตารางผนวกที่ ก4 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
17	2549	5	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321
18		6	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980
19		7	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313
20		8	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442
21		9	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101
22		10	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578
23		11	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203
24		12	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619
25	2550	1	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315
26		2	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823
27		3	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087
28		4	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776
29		5	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255
30		6	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271
31		7	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271	51,362
32		8	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271	51,362	47,007

ตารางผนวกที่ ก4 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
33	2550	9	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271	51,362	47,007	45,636
34		10	39,578	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271	51,362	47,007	45,636	46,913
35		11	32,203	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271	51,362	47,007	45,636	46,913	33,682
36		12	21,619	28,315	24,823	26,087	12,776	29,255	37,271	51,362	47,007	45,636	46,913	33,682	10,418

ตารางผนวกที่ ก5 ตัวอย่างการจัดเรียงปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมรายเดือนของแบบจำลอง BPN ที่สร้างจากเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลา

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
1	2548	1	8,167	15,223	18,175	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936
2		2	15,223	18,175	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470
3		3	18,175	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147
4		4	18,141	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387
5		5	24,430	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039
6		6	31,966	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873
7		7	35,645	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120
8		8	31,463	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255
9		9	26,154	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453
10		10	29,210	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541
11		11	35,694	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712
12		12	25,501	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766
13	2549	1	22,936	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638
14		2	21,470	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033
15		3	23,147	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794
16		4	20,387	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310

ตารางผนวกที่ ก5 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
17	2549	5	39,039	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321
18		6	48,873	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980
19		7	49,120	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313
20		8	47,255	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442
21		9	43,453	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101
22		10	45,541	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578
23		11	40,712	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203
24		12	30,766	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619
25	2550	1	31,638	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	28,315
26		2	24,033	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	24,823
27		3	29,794	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	26,087
28		4	28,310	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	\hat{y}_3	12,776
29		5	37,321	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	\hat{y}_3	\hat{y}_4	29,255
30		6	47,980	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	\hat{y}_3	\hat{y}_4	\hat{y}_5	37,271
31		7	41,313	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	\hat{y}_3	\hat{y}_4	\hat{y}_5	\hat{y}_6	51,362
32		8	51,442	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	\hat{y}_3	\hat{y}_4	\hat{y}_5	\hat{y}_6	\hat{y}_7	47,007

ตารางผนวกที่ ก5 (ต่อ)

ลำดับที่	ปี	เดือน	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	Y ₁
33	2550	9	37,101	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	45,636
34		10	39,578	32,203	21,619	\hat{y}_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	46,913
35		11	32,203	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	\hat{y}_3	\hat{y}_4	\hat{y}_5	\hat{y}_6	\hat{y}_7	\hat{y}_8	\hat{y}_9	y_{10}	33,682
36		12	21,619	\hat{y}_1	\hat{y}_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}	10,418

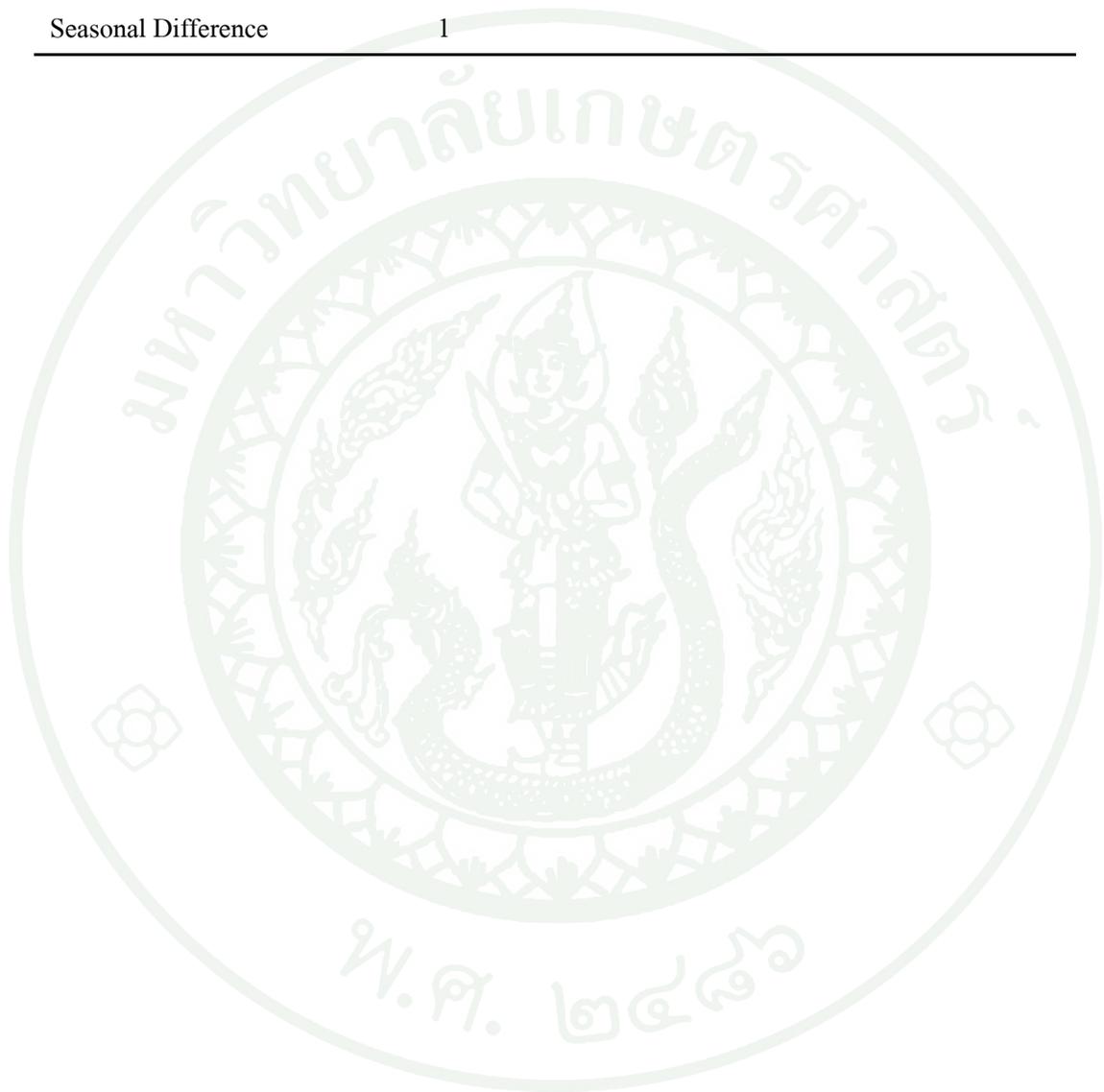
หมายเหตุ \hat{y}_i คือค่าพยากรณ์ลำดับข้อมูลชุดทดสอบที่ i ซึ่ง $i = 1, 2, 3, \dots, 12$



ภาคผนวก ข
การวิเคราะห์ผล

ตารางผนวกที่ ข1 ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง SARIMA (0,0,0)(0,1,0)

	ค่าประมาณ	SE	t	Sig.
ค่าคงที่	0.295	0.033	8.985	0.000
Seasonal Difference	1			



ประวัติการศึกษา และการทำงาน

ชื่อ –นามสกุล	นายเสกศักดิ์ ดวงมณี
วัน เดือน ปี ที่เกิด	21 มิถุนายน 2528
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดสตูล
ประวัติการศึกษา	วท.บ. (ผลิตภัณฑ์ชีวภาพ) มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
ตำแหน่งหน้าที่การงานปัจจุบัน	-
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	-
ผลงานดีเด่นและรางวัลทางวิชาการ	เข้าร่วมการประชุมสัมมนาวิชาการประจำปีด้านการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน ครั้งที่ 9 (Thai VCML Conference 2009) วันที่ 19-21 พฤศจิกายน 2552 นำเสนอผลงานในหัวข้อ “การพยากรณ์ปริมาณผลผลิตกุ้งขาวแวนนาไมด้วยเทคนิคความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร”
ทุนการศึกษาที่ได้รับ	-