การวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาล และแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสม

An Efficient Analysis of Rice Prices and Yields in Thailand Using Optimal Functions for Seasonality and Trend in Time Series Models

พิเชฐ จิรประเสริฐวงศ์

ภิรมย์ ตั้งจิตเพียรผล

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากงบประมาณเงินรายจ่าย ประจำปีงบประมาณพ.ศ. 2560

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

การวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาล และแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสม

An Efficient Analysis of Rice Prices and Yields in Thailand Using Optimal Functions for Seasonality and Trend in Time Series Models

พิเชฐ จิรประเสริฐวงศ์

ภิรมย์ ตั้งจิตเพียรผล

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากงบประมาณเงินรายจ่าย ประจำปีงบประมาณพ.ศ. 2560

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

ชื่อเรื่อง : การวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาล และแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสม
ผู้วิจัย : พิเชฐ จิรประเสริฐวงศ์ และ ภิรมย์ ตั้งจิตเพียรผล
พ.ศ. : 2560

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อใช้หลักการของกระบวนการสโตแคสติกสำหรับสร้างตัวแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ต่างๆด้วยวิธีของเบย์ กับข้อมูลราคาจริง ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% และผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนในประเทศไทย ซึ่งจากการวิเคราะห์ข้อมูลราคา และผลผลิตของข้าวจะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาโดยมีส่วนประกอบของค่าอัตตสหสัมพันธ์ แนวโน้มแบบเอกซ์โพเนนเชียล ค่าผิดปกติ และค่าฤดูกาลที่แตกต่างกันสองรูปแบบได้แก่ฟังก์ชันของฤดูกาลแบบดัมมี่กับฟังก์ชันของฤดูกาลแบบฟูเรียร์ โดยเขียนอัลกอริทึมและโปรแกรม OpenBUGS และประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบต่างๆจากการเขียนโปรแกรมจำลองสถานการณ์ด้วยโปรแกรม R หลังจากนั้นนำตัวแบบเบย์ที่มีฟังก์ชันของฤดูกาลแบบดัมมี่กับแบบเบย์ที่มีฟังก์ชันของฤดูกาลแบบดัมมี่ฟูเรียร์ มาเปรียบเทียบกัน โดยดูจากค่า RMSE MSE และ MAE ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบเบย์ที่มีฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลและมีฟังก์ชั่นฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่ ให้ค่า RMSE MSE และ MAE รายเดือนเฉลี่ยต่ำสุดทั้งหมดทั้งการหาตัวแบบที่เหมาะสม (Model Fitting) และการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ (Model Validation)

คำสำคัญ: ฟังก์ชันสำหรับฤดูกาล อนุกรมเวลา อัตตสหสัมพันธ์ ตัวแบบเบย์ วิธีการจำลองสถานการณ์แบบลูกโซ่มาร์คอฟมอนติคาร์โล

Title : An Efficient Analysis of Rice Prices and Yields in Thailand Using Optimal Functions for Seasonality and Trend in Time Series Models
Researcher : Pichet Jiraprasertwong and Pirom Thangchitpianpol
Year : 2017

Abstract

This research aims to apply the principle of stochastic process for modeling. The parameters are estimated using Bayesian methods. The monthly average real price of paddy rice 15% and yield of paddy rice in Thailand were studied. The price and the yield of paddy rice which are time series data consisting of four components, autocorrelation, an exponential cumulative distribution function for trend, outliers, and two different types of seasons: the dummy seasons and Fourier function seasons. Writing algorithms, programming in OpenBUGS and evaluating the performance of models from simulation programming in R were conducted. After that, Bayesian methods with dummy seasons and Fourier function season were compared using RMSE, MSE and MAE as the criteria. The results show that the Bayesian model with an exponential cumulative distribution function for trend and dummy seasons give the lowest RMSE, MSE and MAE for both model fitting and model validating.

Keyword: Seasonal function, Time series, Autoregression, Bayesian model, Markov chain Monte Carlo simulation

กิตติกรรมประกาศ

การวิจัยเรื่องนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี ด้วยความช่วยเหลือจากหลายท่าน คณะผู้วิจัยขอขอบพระคุณ รศ. สุภัทรา โกไศยกานนท์ อธิการบดีมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร ผศ. ดร. วิโรจน์ ฤทธิ์ทอง คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์ ดร.ประกอบ ชาติภุกต์ ผู้อำนวยการสถาบันวิจัยและพัฒนา ที่ให้การสนับสนุนการทำงานวิจัยของอาจารย์ในมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร มาตั้งแต่เริ่มต้น ท้ายนี้คณะผู้วิจัยขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนครที่ได้ให้ทุนสนับสนุน จนกระทั่งงานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยดี

คณะผู้วิจัย

สารบัญ

เรื่อง	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพ	ช
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	2
1.4 วิธีดำเนินการวิจัย	2
1.5 สมมติฐานของการวิจัย	3
1.6 กรอบแนวความคิดในการวิจัย	3
1.7 คำสำคัญของการวิจัย	3
1.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	5
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	21
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	25
3.1 ข้อมูลและแหล่งข้อมูล	25
3.2 ขอบเขตการวิจัย	25
3.3 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย	26
3.4 สถานที่ทำวิจัย	30
3.5 ระยะเวลาในการทำวิจัย	30
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล	31
4.1 ผลการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูล	31

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
4.2 ผลการใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติกสร้างตัวแบบเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา	34
4.3 ผลของการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ	37
4.4 ผลของการประมาณพารามิเตอร์	39
4.5 ผลของการเปรียบเทียบตัวแบบ	44
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	46
5.1 สรุปผลการวิจัย	46
5.2 อภิปรายผล	48
5.3 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป	48
บรรณานุกรม	49
ประวัติผู้วิจัย	53

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1	ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15%มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	37
2	ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปีที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	38
3	ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% ที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	38
4	ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปีที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	39
5	ค่าพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	42
6	ค่าพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	42
7	ค่าพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	43
8	ค่าพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	43
9	การเปรียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย	44
10	การเปรียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน	44
11	การเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย	45
12	การเปรียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบของผลผลิตข้าวนาปีเฉลี่ยรายเดือน	45

สารบัญภาพ

รูปภาพที่		หน้า
1	Two realizations of stochastic processes	9
2	Trace plots ที่ลู่เข้าสู่ stationary distribution ที่ดีของ gamma	16
3	กราฟฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของเอ็กซ์โพเนนเชียล เมื่อกำหนดค่าต่างๆของพารามิเตอร์ (ค่า $\lambda = \alpha$ สำหรับในงานวิจัยนี้)	28
4	กราฟราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2540-2560 จำนวน 240 เดือน	32
5	กราฟข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือน	32
6	แสดงการวัดสหสัมพันธ์ราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือน	33
7	แสดงการวัดสหสัมพันธ์ของข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน	33
8	Trace ของ γ ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	40
9	Trace ของ α ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	40
10	Trace ของ γ ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	40
11	Trace ของ α ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่	40
12	Trace ของ γ ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	41
13	Trace ของ α ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	41
14	Trace ของ γ ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	41
15	Trace ของ α ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์	41

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและèÍ¤Ç¤Ô¹Ó¤ญของปัญหา

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความผันผวนส่วนใหญ่จะแฝงไปด้วยอิทธิพลจาก แนวโน้ม (Trend) ฤดูกาล (Seasonal) วัฏจักร (Cycle) และเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular Variation) ปัจจุบันมีการใช้ตัวแบบหลากหลายวิธีที่จะสะกดตามติดข้อมูลเหล่านี้เพื่อที่จะพยากรณ์ให้ใกล้เคียงและแม่นยำมากที่สุด เช่น วิธีปรับเรียบแบบ Exponential (Exponential Smoothing หรือ EXPS), วิธี Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และวิธี Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network หรือ ANN) วิธีจีเนติก อัลกอริธึม (Genetic Algorithms หรือ GA) วิธีตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy logic) เป็นต้น

นอกจากวิธีที่กล่าว Yelland (2010) ได้เสนอตัวแบบการพยากรณ์ที่มีความซับซ้อนประกอบด้วย แนวโน้มที่มีฟังก์ชันเป็น Cummulative Weibull ค่าผิดปกติ (Outliners) เป็นแบบ Binary Selection อัตตสหสัมพันธ์ (Auto correlation) สำหรับใช้ พยากรณ์ปริมาณความต้องการซื้อชิ้นส่วนอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ ประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการของเบย์ และเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบมาตรฐานอื่นๆ ได้แก่ Exponential smoothing (ExpS) และ Judgmental Methods (Judg) พบว่าวิธีที่นำเสนอมีความเหมาะสมมากกว่า Tongkhow and Kantanantha (2012,2013) ขยายตัวแบบของ Yelland (2010) ประยุกต์ใช้กับข้อมูลราคาผัก ในประเทศไทย โดยเพิ่มอิทธิพลของฤดูกาลแบบ Regression ที่มีตัวแปรหุ่น (Dummy Variable) เข้าไปในตัวแบบ และประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการของเบย์ วิธีการของเบย์ สามารถนำไปใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์กับข้อมูลที่มีความผันผวนที่มีหลายส่วนประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลา ทำให้ตัวแบบที่มีความซับซ้อนในการวิเคราะห์ วิธีการดั้งเดิม Maximum Likelihood ไม่สามารถประมาณได้ พบว่าตัวแบบที่มีฤดูกาลมีความเหมาะสมมากขึ้น จากที่กล่าวมาผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะนำมาสร้างตัวแบบสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลผลผลิต และราคาข้าวของไทยให้มีความเหมาะสมมากยิ่งขึ้น เนื่องจากข้าวเป็นพืชเศรษฐกิจที่มีความสำคัญชนิดหนึ่งของประเทศไทย และของโลก ซึ่งประเทศไทยเป็นผู้ผลิตข้าวอันดับต้นๆของโลก และมีการส่งออกข้าวมากที่สุดของโลกมาอย่างต่อเนื่องยาวนาน อีกทั้งยังเป็นสินค้าเกษตรที่มีการซื้อขายล่วงหน้าในตลาดสินค้าเกษตรล่วงหน้าแห่งประเทศไทย (AFET) ตั้งแต่ 26 สิงหาคม 2547 ถึงปัจจุบัน เพื่อให้ผู้ที่เกี่ยวข้องไม่ว่าจะโดยตรงหรือโดยอ้อมสามารถเข้ามาใช้ประโยชน์ ไม่ว่าจะเป็นการ

ซื้อขายล่วงหน้าเพื่อป้องกันความเสี่ยงด้านราคาหรือเพื่อการลงทุน ตลอดจนการนำข้อมูลราคาล่วงหน้าไปใช้วางแผนการผลิต การค้า และด้านอื่นๆ ทั้งในอุตสาหกรรมหลักและอุตสาหกรรมต่อเนื่อง (สำนักงานคณะกรรมการกำกับการซื้อขายสินค้าเกษตรล่วงหน้า) และตัวแบบที่ได้จากงานวิจัยนี้ก็สามารถนำไปใช้ในการประมาณการเพื่อวิเคราะห์ และพยากรณ์ข้อมูลราคาจริง และราคาในตลาดล่วงหน้าของข้าวในประเทศไทย เนื่องจากข้าวเป็นพืชที่เก็บเกี่ยวตามฤดูกาล ผู้วิจัยจึงสนใจหารูปแบบของอิทธิพลของฤดูกาลที่เหมาะสมเพื่อนำไปใช้ในตัวแบบของ Tongkhow and Kantanantha (2013) ที่ประกอบด้วย แนวโน้ม อัตตสัมพันธ์ ค่าผิดปกติ และฤดูกาล เพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมมากยิ่งขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1) เพื่อสร้างตัวแบบสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีความแม่นยำมากขึ้นกับข้อมูลที่มีฤดูกาล
2) โดยกับข้อมูลราคา และผลผลิตข้าวในประเทศไทยเพื่อเปรียบเทียบตัวแบบที่นำเสนอกับตัวแบบที่นิยมใช้มากที่สุดในปัจจุบัน

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

ข้อมูล ราคาข้าวเปลือกเจ้า ความชื้น 15% รายเดือนทีเกษตรกรขายได้ทีไร่นา ทั้งประเทศ ปี 2540 - 2560 จำนวน 240 เดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือนจากสำนักงานสถิติการเกษตร

1.4 วิธีดำเนินการวิจัย

1) ศึกษางานวิจัยและเอกสารที่เกี่ยวข้อง
2) ทำการเก็บรวบรวมข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาคือ ข้อมูลราคา และผลผลิตของข้าวทุกชนิดในแต่ละจังหวัดของประเทศไทยรายเดือน
3) สร้างตัวแบบ และประมาณค่าพารามิเตอร์เชิงสโตแคสติกด้วยวิธีของเบย์ โดยจะต้องสร้าง Likelihood สร้าง Posterior สร้าง Prior Distribution ของพารามิเตอร์แต่ละตัว ซึ่งต้องเขียนโปรแกรมจำลองสถานการณ์มากกว่า10,000 ครั้งด้วยวิธีของ MCMC และจะใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibb Sampling ของข้อมูลจริง(ข้อมูลราคาหุ้นหลายๆตัวพร้อมกันที่มีความผันผวนสูง) ในโปรแกรม OpenBUGS หรือ MATLAB หลังจากนั้นจะทำการจำลองข้อมูล

ขึ้นมาอย่างน้อย 500 ชุด จากค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการประมาณจากข้อมูลจริง เพื่อประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยเขียนโปรแกรมขึ้นอีกในโปรแกรม R อีกที หลังจากนั้นขั้นตอนสุดท้ายทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบกับตัวแบบที่ใช้อยู่ทั่วไป เช่น Exponential smoothing Seasonal ARIMA และตัวแบบในงานวิจัยของ Yelland 2010 ที่ประยุกต์ใช้กับข้อมูลราคา และผลผลิตของข้าวทุกชนิดในแต่ละจังหวัดของประเทศไทยรายเดือน

4) สรุปผลการวิจัย
5) เขียนรายงานการวิจัยและจัดทำรูปเล่มรวมถึงเผยแพร่ผลที่ได้ของการวิจัยในการประชุมวิชาการหรือตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับชาติขึ้นไป

1.5 สมมุติฐานของการวิจัย

แนวโน้ม อัตตสัมพันธ์ ค่าผิดปกติ และฤดูกาล มีอิทธิพลต่อ ราคา และผลผลิตรายเดือนของข้าวทุกชนิดในแต่ละจังหวัดของประเทศไทย

1.6 กรอบแนวความคิดในการวิจัย

งานวิจัยนี้สนใจที่จะศึกษา และสร้างตัวแบบเพื่อใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความผันผวน ค่าอัตตสหสัมพันธ์ ค่าแนวโน้ม และค่าผิดปกติ และเพิ่มการเลือกฟังก์ชันสำหรับฤดูกาลที่เหมาะสมเข้าไว้ในตัวแบบกับข้อมูลอนุกรมเวลาหลายๆตัวพร้อมกัน หลังจากนั้นจะทำการเพื่อประเมินตัวแบบโดยการจำลองข้อมูลขึ้นมาอย่างน้อย 500 ชุด โดยอ้างอิงจากค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริง และนำตัวแบบไปใช้กับข้อมูลราคา และผลผลิตของข้าวทุกชนิด ในแต่ละจังหวัดของประเทศไทย

1.7 คำสำคัญของการวิจัย

ฟังก์ชันสำหรับฤดูกาล อนุกรมเวลา อัตตสหสัมพันธ์ ตัวแบบเบย์ วิธีการจำลองสถานการณ์แบบลูกโซ่มาร์คอฟมอนติคาร์โล

1.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถใช้หลักการประมาณพารามิเตอร์เชิงสโตแคสติกสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกกับตัวแบบที่มีความซับซ้อนซึ่งเหมือนกับสภาพความเป็นจริงมากยิ่งขึ้น

2. ได้ตัวแบบการวิเคราะห์ และพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความเหมาะสมกับราคาและผลผลิตข้าว ที่ตรงกับสภาพความเป็นจริงให้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

3. เป็นแนวทางในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบอื่นๆได้ และไม่จำเป็นต้องตัวแบบด้านการพยากรณ์เท่านั้น แต่ยังสามารถนำหลักการนี้ไปใช้ในการประมาณค่าตัวแปรในตัวแบบทางด้านการวิจัยดำเนินงานเพื่อหาค่าเหมาะที่สุดได้เช่นกัน

4. ค่าพารามิเตอร์ และค่าพยากรณ์ที่ได้สามารถนำไปใช้สำหรับวางแผนและตัดสินใจต่างๆเช่น ภาครัฐใช้วางแผนทำการเกษตรที่เหมาะสมให้กับเกษตรกรได้

5. นำตัวแบบการพยากรณ์ที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ด้านอื่นๆได้

6. ใช้เป็นพื้นฐานในการพัฒนาตัวแบบต่อไป

บทที่ 2

เอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาลและแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสมในครั้งนี้ผู้ศึกษาได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องตามหัวข้อดังต่อไปนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

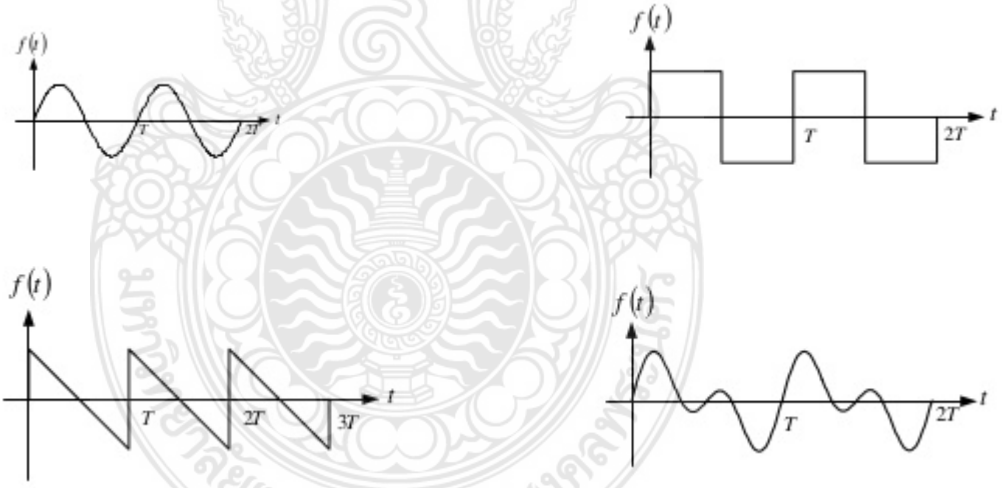
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ฟังก์ชันของฤดูกาล

2.1.1.1 ฤดูกาลแบบฟูเรียร์ (Fourier)

ตัวอย่างรูปแบบของฟังก์ชันคาบ (Periodic function) อย่างง่ายแสดงได้ดังต่อไปนี้



ฟังก์ชันคาบ (Periodic function) ที่มีขนาดคาบเท่ากับ m สามารถประมาณค่าได้โดยใช้อนุกรมฟูเรียร์ (Fourier) ดังนี้

$$f(t) \approx \sum_{k=1}^{K} \left\{ \sin\left(\frac{2\pi kt}{m}\right) + \cos\left(\frac{2\pi kt}{m}\right) \right\} \qquad (1)$$

ค่าประมาณของฟังก์ชันจะถูกต้องมากขึ้นเมื่อ K มีขนาดใหญ่

เมื่อนำอนุกรมฟูเรียร์มาประยุกต์ใช้แสดงอิทธิพลของฤดูกาลในตัวแบบการถดถอย (Regression) สามารถเขียนอยู่ในรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \sum_{k=1}^{K}\left\{\alpha_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{m}\right) + \beta_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{m}\right)\right\} \quad (2)$$

และเมื่อให้ $K=1$ จะได้

$Y_t = \alpha \sin\left(\frac{2\pi t}{m}\right) + \beta \cos\left(\frac{2\pi t}{m}\right)$ ซึ่งเป็นรูปแบบที่ใช้ในงานวิจัยนี้ โดยกำหนดให้ขนาดคาบ $m=12$ เดือน

2.1.1.2 ฤดูกาลแบบตัวแปรหุ่น (Dummy variables)

สำหรับฤดูกาลที่มีจำนวนคาบขนาด 12 เดือน กำหนดให้ $D_1, D_2, ..., D_{11}$ เป็นตัวแปรหุ่นในตัวแบบสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เป็นข้อมูลรายเดือน ตัวแปรหุ่นในตัวแบบการถดถอย (Regression) สามารถเขียนอยู่ในรูปแบบดังนี้

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 D_{1t} + \beta_2 D_{2t} + ... + \beta_{11} D_{11t} \quad (3)$$

D_{1t} =1 เมื่อ t =เดือนมกราคม และ D_{1t} =0 เมื่อ t =เดือนอื่นๆ

D_{2t} =1 เมื่อ t =กุมภาพันธ์ และ D_{1t} =0 เมื่อ t =เดือนอื่นๆ

.

.

.

D_{11t} =1 เมื่อ t =พฤศจิกายน และ D_{1t} =0 เมื่อ t =เดือนอื่นๆ

และ $D_{1t}=0, D_{2t}=0, ..., D_{11t}=0$ เมื่อ t =ธันวาคม เป็นเดือนที่ใช้อ้างอิง (Reference month)

2.1.2 สโตคาสติก (Stochastic) (Dembo, 2013)

สโตคาสติกจะเกี่ยวข้องกับตัวแปรสุ่ม (Random Variable) เช่น การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบการพยากรณ์ การวิเคราะห์ระบบสินค้าคงคลัง โดยที่ค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบนั้นเป็นตัวแปรสุ่ม ซึ่งอยู่ในภาพของฟังก์ชันของความน่าจะเป็น วิธีการประมาณค่าที่นิยมใช้กันอยู่ทั่วไป เช่น การประมาณค่าความควรจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation) วิธีนี้นิยมใช้ประมาณ

ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นตัวแปรสุ่มโดยที่ตัวแปรสุ่มแต่ละตัวมีค่าของ prior distribution แค่ระดับเดียว หรือมีหลายระดับชั้น ฟังก์ชั่นต้องไม่มีความซับซ้อนเท่าไรจึงจะคำนวณหาค่าพารามิเตอร์มาได้ แต่ถ้าตัวแปรสุ่มแต่ละตัวมีค่าของฟังก์ชันความน่าจะเป็นหรือ prior distribution หลายระดับชั้นซึ่งจะเรียกว่า hyperprior distribution และเมื่อหา joint distribution มาแล้ว ได้ฟังก์ชันที่มีความซับซ้อนมาก เราก็จะนิยมใช้วิธีการประมาณค่าที่สามารถประมาณฟังก์ชันที่มีความซับซ้อนได้ เช่น วิธีการประมาณแบบเบย์ (Bayesian Estimation) เป็นต้น

จากที่กล่าวมาข้างต้นจะเรียกว่าวิธีกระบวนการสโตคาสติก (Stochastic Process) เพราะกระบวนการประมาณค่าพารามิเตอร์นอกจากจะมีตัวแปรสุ่มแล้ว ยังมีเวลาหรือจำนวนการวนซ้ำมาเข้าเกี่ยวข้องในกระบวนการด้วย วิธีของเบย์จะใช้หลักการของห่วงโซ่มาร์คอฟ (Markov Chain) มาช่วยในการประมาณ ซึ่งวิธีการของห่วงโซ่มาร์คอฟ ถือว่าเป็นวิธีการของกระบวนการสโตคาสติกที่ได้รับนิยมมากพอสมควร และถูกนำไปประยุกต์ใช้ในหลายหลายสาขาวิชา ในที่นี้จะขอกล่าวกระบวนการสโตคาสติกคร่าวๆ โดยมี S เป็นเซตของสถานที่เป็นไปได้ทั้งหมด (State Space) ก็คือเซตของตัวแปรสุ่ม $\{X_t, t \in \mathrm{T}\}$ โดยที่ X_t จะมีค่าความน่าจะเป็น และสามารถหาค่าความน่าจะเป็นของมันได้ โดยจะเหมือนกับเซตของตัวแปรสุ่มที่เราใช้กันอยู่ทั่วๆไป เช่น f(x), p(x) เป็นต้น เซต T จะถูกเรียกว่าเซตพารามิเตอร์ของกระบวนการ ถ้า $T = \mathbb{N} = \{0,1,2,...\}$ กระบวนการนี้จะเรียกว่ากระบวนการหนึ่งของการประมาณพารามิเตอร์แบบไม่ต่อเนื่อง (A discrete parameter process) แต่ถ้า T ไม่สามารถนับได้ กระบวนการนี้เรียกว่ากระบวนการหนึ่งของการประมาณพารามิเตอร์แบบต่อเนื่อง (A continuous parameter process) โดยทั่วๆไป T จะเป็นจำนวนจริงบวกโดยที่ $T = \mathbb{R}_+ = (0,\infty]$ และ $T = [a,b] \subset \mathbb{R}$ เมื่อค่า t คือเวลา และเมื่ออยู่ในภาพของ X_t ก็จะเรียกว่าสถานะ หรือ ตำแหน่ง หรือกระบวนการ ณ เวลา t ถ้า S อยู่ใน $\mathbb{N}$ ก็จะเรียกว่าเซตของจำนวนเต็มทั้งหมด หรือ เซตจำกัดเซตหนึ่ง สำหรับค่าคงที่ $\omega \in \Omega$ การจับคู่จะได้ดังนี้

$$t \to X_t(\omega)$$

สมการข้างบนได้กำหนดบนเซตของพารามิเตอร์ T ซึ่งจะถูกเรียกว่า A realization หรือ trajectory เป็นเส้นทางตัวอย่าง หรือฟังก์ชันตัวอย่างของกระบวนการ ให้ $\{X_t, t \in \mathrm{T}\}$ เป็นกระบวนการสโตคาสติกแบบที่มีค่าเป็นจำนวนจริงกระบวนการหนึ่ง (real-valued) และ $\{t_1 < ... < t_n\} \subset T$ ดังนั้น ฟังก์ชันความน่าจะเป็น $P_{t_1},...,P_{t_n} o\,(X_{t_1},...,X_{t_n})^{-1}$ ของเวคเตอร์ที่เป็นตัวแปรสุ่ม

ถ้าให้ X คือตัวแปรสุ่ม (Random Variable) โดยมี $f(x)$ เป็นฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Distribution Function) และ X มีค่าอยู่ระหว่างค่าขีดจำกัดล่างและ

ขีดจำกัดบน หรือ lower x < x < upper x เซทของค่าสังเกต $\mathbf{x}_t = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ เมื่อ t คือ มิติของเวลาหรือระยะทางหรืออื่นๆ

ถ้า t คือ เวลา $\mathbf{x}_t$ คือ อนุกรมเวลา (Time Series) เซทของค่าสังเกตที่มาจากกระบวนการสโตแคสติก เรียกว่า Realization of Stochastic Process

กระบวนการสโตแคสติก คือ เซทของตัวแปรสุ่ม $\{X_t : X_1, X_2, \ldots, X_n\}$

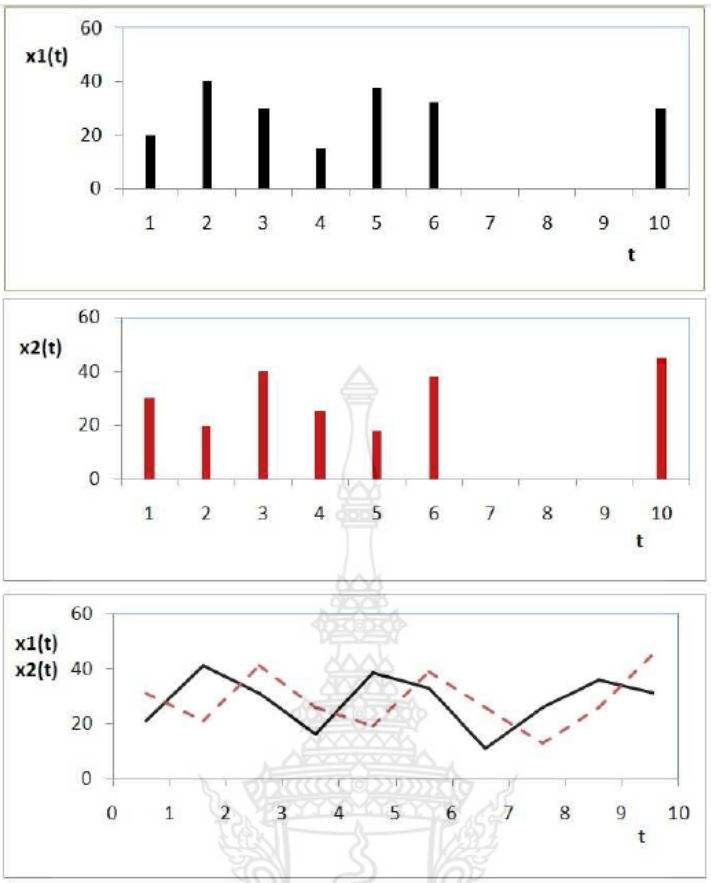
X_1 = ตัวแปรสุ่ม ซึ่งมี $f(x_1)$ เป็นฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น

X_2 = ตัวแปรสุ่ม ซึ่งมี $f(x_2)$ เป็นฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น

X_n = ตัวแปรสุ่ม ซึ่งมี $f(x_n)$ เป็นฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็น

$f(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ = ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของหลายตัวแปรสุ่ม (Joint Probability Distribution Function)

แบบจำลองซึ่งอธิบายโครงสร้างความน่าจะเป็นของเซทของค่าสังเกต $\{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ เรียกว่า แบบจำลองสโตแคสติก (Stochastic Model) รูปแบบของกระบวนการสโตแคสติก (Types of Stochastic Process) (วราวุธ, 2554) ซึ่งรูปแบบของกระบวนการสโตแคสติก สามารถแบ่งออกได้เป็นหลายลักษณะเช่น กระบวนการสโตแคสติกแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Process) และกระบวนการสโตแคสติกแบบต่อเนื่อง ซึ่งกระบวนการสโตแคสติกแบบต่อเนื่อง (Continuous Process) กระบวนการสโตแคสติกที่มีค่าไม่ต่อเนื่อง เช่น จำนวนวันที่ฝนตกในแต่ละปี (Number of Rainy Days per Year) ขณะที่ คือ กระบวนการสโตแคสติที่มีค่าต่อเนื่อง เช่น ปริมาณฝนรายปี เป็นต้น โดยทั่วไปข้อมูลอุทกวิทยาจะมีการบันทึกในช่วงเวลาที่ไม่ต่อเนื่อง (Discrete Time) เช่น รายปี รายเดือน แต่สามารถนำมาพล๊อตเป็นกราฟได้ทั้งแบบต่อเนื่องและไม่ต่อเนื่อง ดังภาพทที่ 1 ถือว่าเป็นข้อมูลจากกระบวนการสโตแคสติกต่อเนื่องและไม่ต่อเนื่อง



ภาพที่ 1 Two realizations of stochastic processes

2.1.3 วิธีการพยากรณ์แบบ เบย์ (Bayesian) (Robert, 2001), (Congdon,2006), West,1997)

ตัวแบบเบย์สร้างจาก Likelihood, $p(\mathbf{Y}\mid\boldsymbol{\theta})$, และ Prior, $\pi(\boldsymbol{\theta})$, เมื่อ $\mathbf{Y}$ คือตัวแปรสุ่มที่สังเกตค่าได้ และ $\boldsymbol{\theta}$ คือค่าพารามิเตอร์ที่สังเกตค่าไม่ได้ การแจกแจงร่วม (Joint Distribution) ของ $\boldsymbol{\theta}$ กับ $\mathbf{Y}$ สามารถเขียนอยู่ในรูป

$\pi(\boldsymbol{\theta},\mathbf{Y}) = p(\mathbf{Y}\mid\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})$ และ Posterior ที่สร้างจากกฎของเบย์คือ

$$\pi(\boldsymbol{\theta}\mid\mathbf{Y}) = \frac{p(\boldsymbol{\theta},\mathbf{Y})}{p(\mathbf{Y})} = \frac{p(\mathbf{Y}\mid\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{Y})} \tag{4}$$

โดยที่

$p(\mathbf{Y}) = \sum_{\boldsymbol{\theta}} p(\mathbf{Y}\mid\boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})$ เมื่อ $\boldsymbol{\theta}$ เป็นตัวแปรสุ่มชนิดไม่ต่อเนื่อง (Discrete) และ

$p(\mathbf{Y}) = \int p(\mathbf{Y} \mid \boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta}$ เมื่อ $\boldsymbol{\theta}$ เป็นตัวแปรสุ่มชนิดต่อเนื่อง (Continuous)

เนื่องจาก $p(\mathbf{Y})$ เป็นฟังก์ชันของ $\mathbf{Y}$ ซึ่งไม่ขึ้นอยู่กับ $\boldsymbol{\theta}$ จึงถูกพิจารณาว่าเป็นค่าคงที่และสามารถเขียน $\pi(\boldsymbol{\theta} \mid \mathbf{Y})$ อยู่ในภาพ $\pi(\boldsymbol{\theta} \mid \mathbf{Y}) \propto p(\mathbf{Y} \mid \boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta})$ นั่นคือ $\pi(\boldsymbol{\theta} \mid \mathbf{Y})$ เป็นสัดส่วนกับผลคูณของ จาก Likelihoodกับ Prior

ตัวแบบที่ซับซ้อนสามารถใช้ตัวแบบเบย์แก้ปัญหาได้ เช่นใช้ตัวแบบเบย์ที่มี 3 ขั้น ได้แก่ ขั้นตอนที่ 1 ระบุการการแจกแจงของตัวแปรสุ่มที่สังเกตค่าได้เมื่อกำหนดพารามิเตอร์ให้ขั้นตอนที่ 2 ระบุการแจกแจงของพารามิเตอร์เมื่อกำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์ให้ และขั้นตอนที่ 3 ระบุการแจกแจงของไฮเปอร์พารามิเตอร์ในทำนองเดียวกัน จำนวนขั้นตอนอาจมีมากกว่า 3 ได้ ตัวแบบเบย์สามารถเพิ่มความแกร่ง (Robustness) ให้กับตัวประมาณแบบเบย์ได้ เนื่องจากความไม่แน่นอน (Uncertainty) ถูกนำมาคิดไว้ในขั้นตอนของการแจกแจงของ Prior นอกจานั้นวิธีการของเบย์ยังทำให้การประมาณค่าพารามิเตอร์ใน Posterior ง่ายขึ้น โดยใช้การการจำลองสถานการณ์ (Simulation) การจำลองสถานการณ์ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายคือ วิธีเชิงตัวเลข Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

สำหรับตัวอย่างเพื่อให้เห็นภาพรวมของวิธีเบย์ จะขอยกตัวอย่างตัวแบบที่มีความซับซ้อนจึงใช้วิธีการของเบย์ในการแก้ปัญหา ตัวแบบเช่น

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Z_{it.1} + \beta_2 Z_{it.2} + ... + \beta_p Z_{it.p} + \gamma_i \Delta W(t \mid \alpha_i, \delta_i) + \gamma_i X_{it} + \varepsilon_{it} \qquad (5)$$

เมื่อ Y_{it} แทนราคา หรือปริมาณผลผลิตของพืชชนิดที่ i ในช่วงเวลา t, i=1,...,m และ t=1,..., T_i โดยที่

$$\varepsilon_{it} \sim \mathrm{N}\left(0, \left[\gamma_i(1+3\zeta_{it})\sigma_\varepsilon\right]^2\right)$$

$$Y_{it} \sim \mathrm{N}\left(\beta_0 + \beta_1 Z_{it.1} + \beta_2 Z_{it.2} + ... + \beta_p Z_{it.p} + \gamma_i \Delta W(t \mid \alpha_i, \delta_i) + \gamma_i X_{it}, \left[\gamma_i(1+3\zeta_{it})\sigma_\varepsilon\right]^2\right)$$

Prior (มีหลายระดับ) คือ

1) $p(\sigma_\varepsilon) \propto Unif(0, \infty)$, $\quad p(\beta_i) \propto \text{constant}$

2) ข้อมูลผิดปกติ (Outliners)

$\zeta_{it} \sim \text{Bern}(0.05)$

3) ราคาหรือปริมาณผลผลิตรวมทุกช่วงเวลา

$\gamma_i \sim \text{N}(\text{g}_i, \sigma_\gamma^{\,2})$, $p(\sigma_\gamma) \propto \text{U}nif(0,\infty)$

$g_j \sim \text{N}(\mu_g, \sigma_g^{\,2})$, $p(\mu_g) \propto 1$, $p(\sigma_g) \propto \text{U}nif(0,\infty)$

$S_i \sim \text{N}(\gamma_i, [0.2\gamma_i]^2)$

4) Autoregression ที่ซ่อนเร้นอยู่ (Latent Autoregression)

$X_{it} \sim \text{N}(\lambda_{i1}\text{X}_{it-1} + \lambda_{i2}\text{X}_{it-2}, \sigma_x^{\,2})$, $\sigma_x = 0.8\sigma_\varepsilon$

$(\lambda_{i1}, \lambda_{i2})^T \sim \text{N}(\boldsymbol{\mu}_\lambda, \boldsymbol{\Sigma}_\lambda)$, $\text{p}(\boldsymbol{\mu}_\lambda, \boldsymbol{\Sigma}_\lambda) \propto |\boldsymbol{\Sigma}_\lambda|^2$

$(X_{i0}, X_{i,-1})^T \sim \text{N}(\boldsymbol{\mu}_{x_0}, \boldsymbol{\Sigma}_{x_0})$, $\boldsymbol{\mu}_{x_0} = (0,0)^T$, $\boldsymbol{\Sigma}_{x_0} = diag(2,2)$.

5) พารามิเตอร์อื่นๆ

$\alpha_i \sim \text{N}(\text{a}_i, \sigma_\alpha^{\,2})$, $p(\sigma_\alpha) \propto \text{U}nif(0,\infty)$

$\delta_i \sim \text{N}(\text{d}_i, \sigma_\delta^{\,2})$, $p(\sigma_\delta) \propto \text{U}nif(0,\infty)$

$a_j \sim \text{N}(\mu_a, \sigma_a^{\,2})$, $p(\mu_a) \propto 1$, $p(\sigma_a) \propto \text{U}nif(0,\infty)$

$d_j \sim \text{N}(\mu_d, \sigma_d^{\,2})$, $p(\mu_d) \propto 1$, $p(\sigma_d) \propto \text{U}nif(0,\infty)$

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบดังกล่าวมีขั้นตอนดังนี้

a. สร้าง Likelihood จากการแจกแจงของ Y_{it}

b. สร้าง Posterior จากผลคูณของ Likelihood กับ prior ทุกตัว

c. จำลองสถานการณ์ด้วยวิธีการ MCMC โดยใช้การเขียนโปรแกรม ใน Open bugs และ R หรือโปรแกรมคณิตศาสตร์ต่างๆ

2.1.4 ห่วงโซ่มาร์คอฟMarkov Chain Monte Carlo (MCMC) และการสุ่มตัวอย่างแบบกิบบ์ Gibbs sampling (Robert,2004)

MCMC เป็นวิธีเชิงตัวเลขที่ใช้สำหรับสร้างข้อมูลจากการแจกแจงที่มีมิติขนาดใหญ่ ในตัวแบบเบย์ เป้าหมายหลักคือการสร้าง $\boldsymbol{\theta}^{(0)},\boldsymbol{\theta}^{(1)},\boldsymbol{\theta}^{(2)},...$ ของ Posterior จากห่วงโซ่มาร์คอฟ (Markov Chain) โดยเริ่มจาก Initial state $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$และเมื่อห่วงโซ่คงที่ในการวนซ้ำรอบที่ T เซตของ $\boldsymbol{\theta}^{(0)},...,\boldsymbol{\theta}^{(T)}$ จะถูกตัดทิ้ง เรียกว่า ช่วงของการ burn-in และ $\boldsymbol{\theta}^{(T+1)},\boldsymbol{\theta}^{(T+)},\boldsymbol{\theta}^{(T+3)},...$ เป็นห่วงโซ่ที่คงที่ (Stationary) แล้ว ที่สร้างมาจาก Posterior มีหลายวิธีในการสร้าง MCMC แต่วิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายคือ Gibbs sampling

การสุ่มตัวอย่างแบบกิบบ์ (Geman and Geman, 1984) เป็นวิธีการสร้าง MCMC จากการสุ่มตัวอย่างแบบวนซ้ำจากการแจกแจงแบบมีเงื่อนของแต่ละพารามิเตอร์เมื่อรู้พารามิเตอร์ที่เหลือทั้งหมดและข้อมูล สมมติว่า Posterior คือ $\pi(\boldsymbol{\theta}\,|\,\mathbf{Y})$ ที่มีมิติขนาด k โดยที่ $\mathbf{Y}$ แทนข้อมูลที่สังเกตค่าได้ และสำหรับแต่ละ θ_i ของ $\boldsymbol{\theta}$ การแจกแจงแบบมีเงื่อนของแต่ละพารามิเตอร์เมื่อรู้พารามิเตอร์ที่เหลือทั้งหมดและข้อมูลคือ $\pi(\theta_i\,|\,\theta_1,...,\theta_{i-1},\theta_{i+1},...,\theta_k,\mathbf{Y})=\pi(\theta_i\,|\,\theta_{-i},\mathbf{Y})$ Gibbs sampling เป็นกระบวนการวนซ้ำมีขั้นตอนดังนี้

- กำหนดค่าเริ่มต้น $\boldsymbol{\theta}^{(0)}=(\theta_1^{(0)},\theta_1^{(0)},...,\theta_k^{(0)})$ (6)

- รอบที่ i จะเป็นการเปลี่ยนสถานะจาก $\boldsymbol{\theta}^{i}$ ไปเป็น $\boldsymbol{\theta}^{i+1}$ มีขั้นตอนดังนี้

1. สุ่ม $\theta_1^{(i)}$ จาก $\pi(\theta_1\,|\,\theta_2^{(i-1)},\theta_3^{(i-1)},...,\theta_k^{(i-1)},\mathbf{Y})$

2. สุ่ม $\theta_2^{(i)}$ จาก $\pi(\theta_2 \mid \theta_1^{(i)}, \theta_3^{(i-1)} ..., \theta_k^{(i-1)}, \mathbf{Y})$

. .

. .

3. สุ่ม $\theta_k^{(i)}$ จาก $\pi(\theta_k \mid \theta_1^{(i)}, \theta_2^{(i)} ..., \theta_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Y})$

ลำดับของการสุ่ม $\boldsymbol{\theta}_1^{(1)}, \boldsymbol{\theta}_2^{(2)} ..., \boldsymbol{\theta}^{(T)}$ เป็นสถานะต่อเนื่องกันของ Markov Chain

2.1.5 การพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

1. Autocorrelation Function (ACF)

เป็นฟังก์ชันของการวัดสหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ณ เวลา t (x_t) และ ข้อมูล ณ เวลา $t-k(x_{t-k})$ ของช่วงเวลาห่างกัน k หน่วย ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ ρ_k หรือ r_k ในกรณีสหสัมพันธ์ในตัวเองของตัวอย่าง ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\rho_k \text{ หรือ } r_k \frac{\sum_{t=k+1}^{n} (x_t - \bar{x})(x_{t-k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^{n} (x_t - \bar{x})^2} \tag{7}$$

เมื่อ $\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} x_t$ และ k = 0,1,2,3,.....

โดยความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ r_k (Standard Error of r_k) ซึ่งมีสูตรในการคำนวณดังนี้

$$se_{r_k} = \frac{1}{\sqrt{n}} \tag{8}$$

สหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลสุ่ม (random data) มีการแจกแจงเชิงตัวอย่างที่สามารถประมาณได้ โดยการแจกแจงปกติด้วยค่าเฉลี่ย (mean) เท่ากับศูนย์ และความคลาดเคลื่อนมาตรฐานเท่ากับ $\frac{1}{\sqrt{n}}$

ในการศึกษาจะใช้สหสัมพันธ์ในตัวเองเป็นเครื่องมือที่สำคัญสำหรับสืบค้นคุณสมบัติของข้อมูลอนุกรมเวลาเชิงประจักษ์ โดยมี 2 วิธีสำหรับทดสอบว่าค่า rk มีค่าแตกต่างไปจากศูนย์หรือไม่ โดย ใช้การแจกแจงปกติมาตรฐาน (Standard Normal Distribution) หรือ ใช้ค่าสถิติ Box-Pierce Q statistic ซึ่งมีรูปแบบดังนี้

การแจกแจงปกติมาตรฐาน (Standard Normal Distribution)

$$r_k \sim N(0, \frac{1}{\sqrt{n}})$$

ค่าสถิติ Box-Pierce Q statistic

$$Q = n\sum_{k=1}^{m} r^2 \sim \chi^2(m-p-q)$$

โดยที่ m คือค่าล่าหรือค่าล้าหลังสูงสุด (Maximum Lag) ที่พิจารณา

2. Partial Autocorrelation Function (PACF)

เป็นการพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร x_t กับ x_{t-k} อาจเป็นไปได้ว่าสหสัมพันธ์ดังกล่าวเป็นผลเนื่องมาจากสหสัมพันธ์ระหว่าง 2 ตัวแปรนี้กับตัวแปร $x_{t-1},...,x_{t-k+1}$ ดังนั้นเพื่อที่จะได้สหสัมพันธ์ระหว่าง x_t กับ x_{t-k} ที่ได้ขจัดความเกี่ยวข้องระหว่างตัวแปรทั้งสองตัวนี้กับตัวแปร $x_{t-1},...,x_{t-k+1}$ ดังกล่าว จึงต้องทำการวัดสหสัมพันธ์ของทั้งสองตัวแปรในรูปแบบของการสหสัมพันธ์แบบมีเงื่อนไข $Corr(x_t, x_{t-k} | x_{t-1},...,x_{t-k+1})$ ซึ่งเรียกว่า Partial Autocorrelation โดยแทนด้วยสัญลักษณ์ ϕ_{kk} แต่ถ้านำสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนมาพิจารณาในรูปแบบฟังก์ชัน จะเรียกว่า Partial Autocorrelation Function (PACF) ซึ่ง ϕ_{kk} สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\phi_{kk} = \frac{Cov\left[\left(x_t - \hat{x}_t\right), \left(x_{t-k} - \hat{x}_{t-k}\right)\right]}{\sqrt{Var\left(x_t - \hat{x}_t\right)}\sqrt{Var\left(x_{t-k} - \hat{x}_{t-k}\right)}} \quad (9)$$

โดยที่ $\hat{x}_t = \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2} + ... + \beta_k x_{t-k+1}$ (10)

2.1.6 การวัดความถูกต้องแม่นยำของการจำลองสถานการณ์ (Najafi and Tarazkar,2006)

การวัดความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์นั้นเป็นการเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาในแต่ละชุด วิธีวัดความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์นั้นมีหลายวิธีแต่วิธีที่ใช้กันมากก็คือ เราจะใช้การพิจารณาจากค่าวัดความถูกต้อง ซึ่งต่างเป็นฟังก์ชันของค่าความคลาดเคลื่อน e_t โดยที่ e_t เป็นผลต่างของค่าจริง (Y_t) กับค่าพยากรณ์ $(\hat{Y}_t)$ ณ เวลา t ดังนี้

1) Mean Squared Error (MSE)

$$\frac{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}{n} = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left(Y_t - \hat{Y}_t\right)^2}{n} \tag{11}$$

วิธี MSE เป็นวิธีที่ใช้กันทั่วไป ข้อเสียของวิธีนี้คือไม่มีฐานการเปรียบเทียบ และถ้า MSE มีค่าสูงอาจเป็นเพราะมีความคลาดเคลื่อนสูง หรือขึ้นอยู่กับขนาดของข้อมูล

2) Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |e_t / Y_t|}{n} \times 100 \tag{12}$$

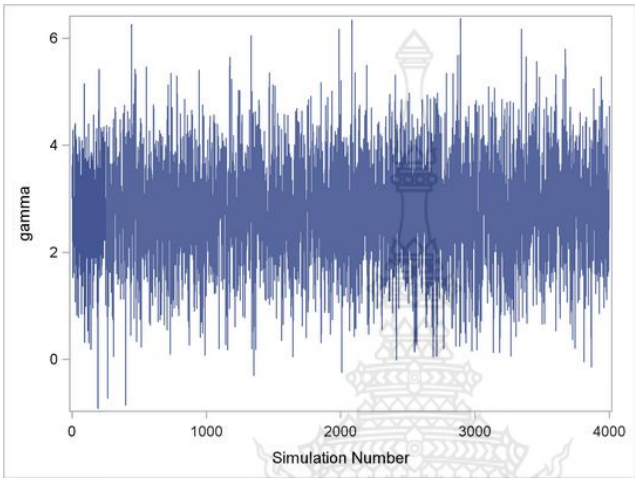
วิธี MAPE เป็นหนึ่งในวิธีที่ถูกยอมรับ และที่ใช้ในการเปรียบเทียบมากที่สุดสำหรับอนุกรมเวลา

3) Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |e_t|}{n} = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left|Y_t - \hat{Y}_t\right|}{n} \tag{13}$$

เมื่อค่า MSE (Mean Squared Error) MAPE (Mean Absolute Percentage Error) และMAE (Mean Absolute Error) มีค่าต่ำ แสดงถึง วิธีการพยากรณ์นั้นมีความถูกต้องมาก สำหรับการตรวจสอบการลู่เข้าของ MCMC โดยดูที่ Trace plots Trace plots เป็นตัวชี้วัดตัวหนึ่งที่สามารถ

ตรวจสอบการลู่เข้าของ MCMC ซึ่งมันจะ ช่วยบอกว่า chain ของพารามิเตอร์แต่ละตัวลู่หรือยังไม่ลู่เข้าสู่ stationary distribution และมันยังเป็นตัวช่วยบอกว่าอีกนานเท่าไรมันถึงจะลู่เข้า trace plots ยังสามารถบอกเราว่ามันลู่เข้าดีหรือยังไม่ดีอีกด้วย ดังตัวอย่างในภาพที่ 1 ที่แสดง trace plots ที่ลู่เข้าสู่ stationary distribution ที่ดี (SAS, 2011)



ภาพที่ 2 Trace plots ที่ลู่เข้าสู่ stationary distribution ที่ดีของ gamma

การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ (Bernd, 2004)

ประสิทธิภาพของตัวประมาณจะถูกประเมินจาก 3 ตัว ที่นิยมใช้กันอยู่ทั่วไปซึ่งได้แก่ Relative Bias (RB) Mean Squared Error (MSE) และ the coverage probability (CP) ซึ่งตัวประเมินแต่ละตัวจะคำนวณจากเซตของข้อมูลที่เป็นอิสระกันจากการจำลองสถานการณ์ที่มาจากกระบวนการของ MCMC โดยที่ มี T เซต โดยที่ $T = T_1,...,T_B$ และ S มีจำนวนที่ใหญ่พอ สามารถแสดงสูตรของตัวประเมินแต่ละตัวดังสมการข้างล่าง

$$mean = S^{-1}\sum_{s=1}^{S} T_s^{(k)} = \bar{T}^{(k)}, \tag{14}$$

$$bias = \bar{T}^{(k)} - \mu \tag{15}$$

$$SD = \sqrt{(S-1)^{-1}\sum_{s=1}^{S}(T_s^{(k)} - \bar{T}^{(k)})^2}, \tag{16}$$

$$MSE = S^{-1}\sum_{s=1}^{S}\left(T_s^{(k)} - \mu\right)^2 \approx SD^2 + bias^2 \tag{17}$$

$$RB\left(\hat{\mu}_Y\right)=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}\frac{\hat{\mu}_Y^{(b)}-\mu}{\mu} \tag{18}$$

$$MSE\left(\hat{\mu}_Y\right)=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}\left(\hat{\mu}_Y^{(b)}-\mu\right)^2 \tag{19}$$

$$CP\left(\hat{\mu}_Y\right)=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}I\left(\hat{\mu}_L^{(b)}<\mu<\hat{\mu}_U^{(b)}\right) \tag{20}$$

ซึ่งหลักการของกระบวนการสโตคาสติกที่กล่าวมาข้างต้นได้มีการนำไปประยุกต์ใช้อย่างทั่วโลกอย่างกว้างขวางตั้งแต่อดีตมาจนถึงปัจจุบัน

2. ราคาและผลผลิตข้าวไทย

ข้าวนับเป็นพืชเศรษฐกิจของประเทศไทย ซึ่งเกี่ยวข้องกับชีวิตความเป็นอยู่ของชาวนาหลายสินล้านคน แต่ละปีเราเป็นผู้ส่งออกข้าว นำรายได้เข้าประเทศ ร่วมสองแสนล้านบาท โดยไทยเป็นผู้ส่งออกรายใหญ่ที่สุดของโลก นอกจากนี้ยังมีผู้ส่งออกข้าวรายสำคัญ รองลงมา ได้แก่ เวียดนาม อินเดีย และสหรัฐ เป็นต้น ในอดีตข้าวไทยเคยเป็นสินค้าที่นำรายได้ให้ประเทศเป็นอันดับต้น ๆ ต่อมาเนื่องจากเราหันมาผลิตสินค้าอุตสาหกรรมมากขึ้นได้แก่พวกสิ่งทอเครื่องนุ่งห่ม เครื่องใช้ไฟฟ้า อุปกรณ์อีเล็คโทรนิกส์ ยานยนต์และชิ้นส่วน รวมทั้งอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ เพื่อรองรับความต้องการในประเทศ และภายหลังก็ได้มุ่งผลิตสินค้าเหล่านี้เพื่อการส่งออกอีกด้วย สินค้าอุตสาหรรมเหล่านี้จึงเป็นแหล่งรายได้ส่งออกสำคัญ แซงหน้าการส่งออกข้าว และพืชผลการเกษตรอื่น ข้าวถือเป็นสินค้าประเภท Commodity (โภคภัณฑ์) ที่ระดับราคาในตลาดโลกเป็นไปตามกลไกตลาด อย่างแท้จริง นั่นคือราคาตลาดโลกจะปรับขึ้นหรือลงย่อมขึ้นอยู่กับอุปสงค์และอุปทาน เมื่อใดที่อุปทานมากกว่าอุปสงค์ราคาในตลาดโลกก็จะปรับลดลง และถ้าปีใดอุปสงค์มากกว่าอุปทานราคาก็จะสูงขึ้น โดยทั่วไปตลาดข้าวในประเทศไทยจะมีความเชื่อมโยงกับตลาดโลกอย่างใกล้ชิด เมื่อใดที่สถานการณ์ตลาดโลกทำให้ราคาตลาดโลกเพิ่มขึ้น ราคาข้าวในประเทศก็มีแนวโน้มปรับสูงตามไปด้วย เมื่อใดที่ราคาข้าวในประเทศไทยตกต่ำ โดยมากจะเกิดในช่วงที่มีข้าวออกมามากพร้อมๆ กัน รัฐบาลก็จะใช้ โครงการรับจำนำข้าเปลือก เพื่อพยุงราคาข้าวไว้โดยรัฐบาลจะรับซื้อข้าวเปลือกในราคาที่ประกาศ (เรียกว่าราคาประกัน) เพื่อดูดอุปทานข้าวออกจากตลาดซึ่งราคาประกันแต่ละปีก็จะอยู่ในระดับที่สูงกว่าราคาตลาด สำหรับการรับจำนำนี้ทำได้ 2 รูปแบบคือจำนำที่ยุ้งฉางเกษตรกร หรือจำนำที่โรงสีที่เข้าร่วมโครงการฯ แบบแรกนั้น ธกส. จะเป็นผู้ดำเนินการโดยข้าวก็ฝากเกษตรกรไว้ ถ้าเป็นการรับจำนำที่โรงสีเกษตรกรก็ต้องขนข้าวมาที่โรงสี และก็จะได้รับเอกสารไปขึ้นเงินกับ ธกส. โรงสีก็มีหน้าที่สีข้าวส่งมอบแก่

องค์การคลังสินค้า (อคส.) แต่ในความเป็นจริงข้าวเหล่านี้ก็ยังคงถูกเก็บไว้ที่โรงสี เพื่อรอเวลาจะระบายออกนอกประเทศ หรือในบางกรณี ก็มีการนำกลับมาใช้ในตลาดในประเทศก็ได้แล้วแต่นโยบาย ในอดีตที่ผ่านมาข้าวที่รัฐบาลเป็นเจ้าของผ่านโครงการรับจำนำ มักจะถูกเก็บไว้จนเสื่อมสภาพ หรือไม่ก็มีการล่องหนหายไปจากโกดัง ทำให้ไม่สามารถขายได้หรือถ้าขายได้ก็ได้ราคาต่ำมาก ดังนั้นโครงการรับจำนำข้าวจึงมักเกิดผลขาดทุนเสมอ การขาดทุนก็เนื่องจากซื้อแพงแต่ขายถูกหรือขายไม่ได้เลยก็มี ในปี 2551 นี้ถือว่าเป็นปีทองของการส่งออกข้าวไทย โดยขณะนี้สถานการณ์ตลาดเป็นของผู้ขาย (ผู้ส่งออก) อย่างแท้จริงโดยความต้องการบริโภคข้าวของโลก มี 424 ล้านตัน ซึ่งสูงกว่าผลผลิตรวมของโลกที่ 420.6 ล้านตัน ภาวการณ์ของตลาดโลกขณะนี้ พบว่า ประเทศผู้ส่งออกรายอื่น รวมทั้งผู้นำเข้าส่วนใหญ่ ก็มีผลผลิตไม่เพียงพอ ซึ่งเกิดจากการขาดแคลนข้าวในประเทศตน อันเนื่องมาจากปัญหาภัยธรรมชาติ ทำให้ผลผลิตที่ได้ไม่พอกับการบริโภคภายในจึงต้องลดหรือระงับการส่งออกข้าว ขณะนี้พบว่าประเทศเวียดนาม อินเดีย และอียิปต์ ได้ประกาศใช้มาตรการห้ามการส่งออกข้าวแล้ว บางประเทศยังใช้มาตรการกำหนดราคาส่งออกขั้นต่ำ (Minimum Export Price) ควบคู่กันอีกด้วย สำหรับประเทศจีนมีการเพิ่มการอุดหนุนในประเทศ และเก็บภาษีส่งออกข้าว ดังนั้นปริมาณข้าวที่จะเข้าสู่ตลาดโลกในปีนี้คงไม่เพิ่มไปจากปีก่อน หรืออาจลดลงก็ได้ ในขณะที่ความต้องการบริโภคข้าวในโลก ยังขยายตัวต่อเนื่อง ดังนั้นจึงเป็นเรื่องแน่นอนที่สุดว่าราคาข้าวในตลาดโลกจะต้องสูงขึ้น และโดยที่ไทยเป็นประเทศเดียวที่มีผลผลิตมากและสามารถส่งออกได้ตามปกติ ทุกประเทศจึงหันมาส่งซื้อข้าวจากไทย เรียกได้ว่ามีเท่าไรก็ขายหมดแน่

สำหรับปีนี้คาดว่าประเทศไทยจะมีผลผลิตข้าวออกมารวมประมาณ 30 ล้านตัน เพิ่มขึ้นจากปีก่อนเล็กน้อย และจะมีปริมาณส่งออกข้าวราว ๆ 9 ล้านตัน โดยผลผลิตข้าวนาปีได้เริ่มออกสู่ตลาดแล้วตั้งแต่ปลายปีก่อนถึงต้นปี 2551 และข้าวนาปรังจะทยอยเข้าตลาดตั้งแต่ช่วงนี้จนถึงเดือนสิงหาคม และตั้งแต่ปลายปีที่แล้วจนถึงเดือนกุมภาพันธ์นี้ ไทยได้ส่งออกข้าวไปแล้วเฉลี่ยเดือนละหนึ่งล้านตัน เรื่องที่น่าดีใจก็คือระดับราคาข้าวส่งออกทุกชนิดได้ปรับสูงขึ้นอย่างมาก เช่น ข้าวหอมมะลิ (100% ชั้น 2) ราคาเพิ่มขึ้น 20% ข้าวขาว (100% ชั้น 2) ข้าวนึ่ง ก็มีราคาเพิ่มขึ้นถึง 27% ถ้าผู้เขียนคาดการณ์ไม่ผิดปีนี้เราจะได้เห็นราคาข้าวส่งออกของไทยที่สูงถึงตันละ 500 เหรียญสหรัฐฯ ซึ่งนับว่าสูงที่สุดในประวัติศาสตร์การส่งออกข้าวของไทย อย่างไรก็ดีพบว่าราคาข้าวในประเทศ ก็มีความผันผวนรุนแรง และเป็นไปในทิศทางเพิ่มขึ้นต่อเนื่องโดยราคาข้าวในประเทศ ได้ปรับสูงขึ้นเฉลี่ยสัปดาห์ละ 385-400 บาท ซึ่งสถานการณ์เช่นนี้ทำให้ผู้ส่งออกที่รับคำสั่งซื้อเพื่อส่งออกไว้ก่อนหน้า (ที่ระดับราคาต่ำ) ต้องประสบปัญหาเพราะต้องหาซื้อข้าวในประเทศที่ราคาสูงขึ้นมากเพื่อนำไปส่งออกให้ลูกค้าตามคำสั่งซื้อนั้น ขณะนี้มีบางรายที่ไม่ต้องการรับภาระความเสี่ยงถึงกับระงับคำสั่งซื้อใหม่ ซึ่งน่าจะส่งผลให้ปริมาณส่งออกข้าวในช่วงหลายเดือนข้างหน้าชะลอตัวลง (วโรทัย โกศลพิศิษฐ์กุล, 2551) แต่ในปี พ.ศ. 2557 อาจเป็นเพียงจุดเริ่มของวิกฤติข้าวไทย เพราะหลังเปิดเสรีการค้าอาเซียน ข้าวจากพม่า กัมพูชา และเวียดนาม จะเข้าสู่ไทยโดยเสรี ขณะที่ข้าวไทยมีต้นทุนการผลิตสูงมาก ข้าว

นาปรังปี พ.ศ. 2556 ในไทยลงทุน 8,711 บาทต่อตัน ขณะที่เวียดนามอยู่ที่ 4,960 บาท หากเปิดเสรีอาเซียนคาดว่า ราคาข้าวในประเทศอาจเหลือไม่เกิน 6,000 บาทต่อตันประเทศไทย ข้าวเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญที่สุดและสามารถนำรายได้เข้าประเทศเป็นจำนวนมากทุกปี โดยไทยสามารถส่งออกข้าวมากเป็นอันดับหนึ่งของโลกมาตลอด 20 ปี และในปริมาณการส่งออกที่เพิ่มขึ้นทุกปี สำหรับข้าวที่มีชื่อเสียงมากที่สุดของไทยคือข้าวหอมมะลิที่เป็นข้าวพันธุ์หลักที่สามารถส่งไปขายในจีนได้ในปัจจุบัน ศูนย์วิจัยกสิกรไทยมองว่าแนวโน้มทิศทางราคาข้าวของไทยในช่วงครึ่งหลังของปี 60 มีแนวโน้มปรับตัวดีขึ้นเมื่อเทียบกับครึ่งแรกของปี โดยแบ่งเป็นราคาข้าวเปลือกเจ้าในช่วงครึ่งหลังของปีอาจเคลื่อนไหวอยู่ในกรอบ 8,000-8,500 บาทต่อตัน หรือเพิ่มขึ้นราว 5.5% ซึ่งเป็นการปรับตัวดีขึ้นจากครึ่งแรกของปีที่หดตัว 3.8% ในขณะที่ราคาข้าวเปลือกหอมมะลิเคลื่อนไหวอยู่ในกรอบ 9,500-10,000 บาทต่อตัน หรือลดลง 2.2% และราคาข้าวเปลือกเหนียวเคลื่อนไหวอยู่ในกรอบ 10,000-11,000 บาทต่อตัน หรือลดลง 11.1% ซึ่งหดตัวในอัตราที่น้อยลงกว่าครึ่งแรกของปีที่หดตัว 14.6% และ 11.5% ตามลำดับ ปัจจัยสนับสนุนภาพรวมราคาข้าว คือ ผลด้านจิตวิทยาจากปริมาณข้าวในสต๊อกที่น่าจะหมดไปภายในปีนี้ โดยคาดว่ารัฐบาลน่าจะสามารถระบายข้าวในสต๊อกที่มีอยู่ ณ 15 มิ.ย.60 จำนวน 2.86 ล้านตันให้หมดได้ ส่งผลต่อราคาข้าวให้เป็นไปตามกลไกตลาดมากขึ้น จากก่อนหน้านี้ที่ปริมาณข้าวในสต๊อกอยู่ในระดับสูงทำให้ข้าวถูกกดราคา ทั้งนี้ สต๊อกข้าวคงเหลือที่ 2.86 ล้านตัน แบ่งเป็น ข้าวเพื่อการบริโภค 0.16 ล้านตัน ข้าวเพื่อนำไปทำเป็นอาหารสัตว์ 2.2 ล้านตัน และข้าวเพื่อใช้อุตสาหกรรม 0.5 แสนตัน ซึ่งในส่วนของข้าวรอการระบายเพื่อการบริโภคถือว่าเหลือน้อยมาก ขณะที่ข้าวเพื่อนำไปทำอาหารสัตว์และข้าวเพื่อใช้ในอุตสาหกรรมคาดว่าไม่น่าจะเป็นปัญหา หากภาครัฐมีการควบคุมไม่ให้ข้าวไหลเข้ามาปะปนกับข้าวเพื่อการบริโภคจึงน่าจะไม่กระทบต่อผลผลิตและราคาข้าวที่จะออกมาในช่วงถัดจากนี้ไป ความต้องการจากตลาดต่างประเทศที่มีรองรับทั้งในรูปแบบของการขายข้าวแบบรัฐต่อรัฐ (G to G) และแบบเอกชนต่อเอกชน (P to P) จะเห็นว่า ในช่วงครึ่งหลังของปี 60 เมื่อเปรียบเทียบกับช่วงครึ่งปีแรก จะยังคงมีความต้องการซื้อข้าวจากไทยรองรับอย่างต่อเนื่อง เพื่อเตรียมสต๊อกไว้ใช้เพื่อความมั่นคงในประเทศและความต้องการในช่วงเทศกาลวันหยุดปีใหม่ อย่างไรก็ดี ภาพรวมของราคาข้าวเฉลี่ยทั้งปีนี้คาดว่าจะยังต่ำกว่าปี 59 ปัจจัยสำคัญน่าจะมาจากปริมาณผลผลิตข้าวที่ยังเพิ่มขึ้นและทรงตัวอยู่ในระดับสูง (คาดว่าในปี 60 ปริมาณผลผลิตข้าวรวมอาจอยู่ที่ 33.0 ล้านตัน หรือเพิ่มขึ้น 17.5%) แม้ว่านโยบายการปรับพื้นที่ปลูกข้าวของภาครัฐอาจได้ผลในการลดพื้นที่ปลูกข้าวได้ในระดับหนึ่ง แต่คาดว่าจะยังไม่สามารถบรรลุเป้าหมายที่ภาครัฐตั้งไว้ได้ในระยะสั้น ซึ่งคงต้องอาศัยระยะเวลาในการปรับโครงสร้างการผลิตข้าว ศูนย์วิจัยกสิกรไทย คาดว่า ราคาข้าวเฉลี่ยปี 60 อาจอยู่ที่ 8,800 บาทต่อตัน หรือลดลง 7.0% ซึ่งเป็นราคาที่เกิดจากการปรับฐานปีแรกจากผลของสต๊อกข้าวที่หมดไป และผลผลิตที่อยู่ในระดับสูง ทำให้ภาพรวมราคาข้าวในปีนี้จะยังคงต่ำกว่าปีก่อน ขณะที่หากพิจารณาเทียบกับข้อมูลราคาข้าวเฉลี่ยในอดีต (ปี 49-59) ในสถานการณ์ตลาดปกติจะเฉลี่ยอยู่ที่ราว 9,200 บาทต่อตัน สะท้อนให้เห็นว่าในระยะถัดไปหากไม่มีปัจจัยกดดันด้านสต๊อกข้าว ภาครัฐสามารถบริหารจัดการอุปทานข้าวได้จากนโยบายควบคุมการปลูกข้าว สัดส่วนการผลิตข้าวเน้นไปที่ข้าวพรีเมี่ยมมากขึ้น และการแข่งขันในตลาดโลกไม่รุนแรงนัก ก็จะทำให้ราคาข้าวไทยในระยะข้างหน้าน่าจะวิ่งเข้าใกล้ราคาข้าวเฉลี่ยในอดีตที่ 9,200 บาทต่อตัน หรือเคลื่อนไหวปรับขึ้นลงเล็กน้อย นับเป็นแนวโน้มที่ดีที่ราคาข้าวไทยจะให้ภาพที่มีเสถียรภาพมากขึ้น จากความพยายามของภาครัฐในการลดพื้นที่เพาะปลูกข้าว ท่ามกลางภาวะที่แนวโน้มราคาข้าวอยู่ในช่วงขาขึ้น อาจเป็นการสร้าง

แรงจูงใจด้านราคาให้กับเกษตรกรในการเพิ่มพื้นที่การเพาะปลูกข้าว ซึ่งอาจสวนทางกับแนวทางนโยบายภาครัฐที่ได้วางไว้ ดังนั้น คงต้องอาศัยระยะเวลาในการดำเนินการเพื่อให้บรรลุเป้าหมายที่รัฐบาลได้ตั้งไว้เกี่ยวกับการปลูกข้าวในพื้นที่ศักยภาพ ตลอดจนต้องอาศัยการประชาสัมพันธ์ถึงแนวทางดังกล่าวของภาครัฐให้เกษตรกรได้เห็นถึงข้อดีมากขึ้น ซึ่งอาจทำให้เกษตรกรให้ความร่วมมือในการลดพื้นที่การเพาะปลูกข้าวที่ไม่เหมาะสม แล้วหันมาเพาะปลูกข้าวในพื้นที่ที่รัฐบาลสนับสนุน/พื้นที่ศักยภาพ (Zoning) เพื่อให้ได้ผลผลิตเฉลี่ยต่อไร่ที่สูงขึ้น รวมถึงการผลิตข้าวที่สร้างมูลค่าเพิ่ม (ข้าวพรีเมี่ยม) อาทิ ข้าวกล้อง ข้าวไรซ์เบอรี่ ข้าวสีนิล เป็นต้น สำหรับการส่งออกข้าวของไทยคาดว่าทั้งปี 60 ไทยอาจส่งออกข้าวอยู่ที่ 10 ล้านตันซึ่งใกล้เคียงกับเป้าหมายที่ตั้งไว้ โดยได้คำนึงถึงผลกระทบของพระราชกำหนดบริหารจัดการแรงงานต่างด้าว พ.ศ.2560 ที่อาจมีต่อการขนถ่ายสินค้าที่ท่าเรือแล้วบางส่วน ทั้งนี้ ในช่วง 6 เดือนแรกของปี 60 ไทยมีปริมาณการส่งออกข้าวอยู่ที่ 5.4 ล้านตัน หรือเพิ่มขึ้น 8.2% โดยมีตลาดส่งออกหลักคือ เบนิน จีน และแอฟริกาใต้ ที่ขยายตัว 43.2%, 46.0% และ 7.1% ตามลำดับ ทั้งนี้ ในช่วง 6 เดือนแรกของปี 60 ไทยส่งออกข้าวไปตลาดเบนินมากที่สุดถึง 12.6% ของปริมาณการส่งออกข้าวทั้งหมดของไทย โดย ข้าวขาวยังคงเป็นข้าวที่มีบทบาทมากที่สุดในการส่งออกถึง 47.4% ของปริมาณการส่งออกข้าวทั้งหมดของไทย สะท้อนให้เห็นว่าไทยยังคงพึ่งพาการส่งออกข้าวขาว ซึ่งเป็นข้าวที่แข่งขันด้านราคาสูงกับประเทศเวียดนาม แต่หากไทยสามารถพัฒนาการผลิตในส่วนของข้าวหอมมะลิที่เป็นข้าวที่มีศักยภาพ และราคาไม่แกว่งขึ้นลงแรงมากนัก ตลอดจนเน้นเจาะตลาดกลุ่มที่นิยมบริโภคข้าวพรีเมี่ยมมากขึ้น เช่น ฮ่องกง สหรัฐอเมริกา เป็นต้น ก็อาจทำให้ราคาข้าวหอมมะลิไทยสามารถทรงตัวอยู่ในระดับที่ดีได้ และสามารถมีส่วนแบ่งตลาดในแง่มูลค่าการส่งออกได้ในเวทีโลกอย่างยั่งยืน แม้ว่าไทยอาจยังต้องเผชิญการแข่งขันด้านราคากับคู่แข่งอย่างอินเดียและเวียดนาม ซึ่งราคาข้าวเฉลี่ยของไทยสูงกว่าอยู่ราว 40 ดอลลาร์สหรัฐฯ ต่อตัน แต่เนื่องจากในช่วง 6 เดือนแรกของปี 60 ปริมาณการส่งออกข้าวของไทยทำได้ดี สำหรับระยะถัดไป ศูนย์วิจัยกสิกรไทย มองว่า ราคาข้าวไทยน่าจะให้ภาพที่ทยอยปรับตัวดีขึ้นได้บ้างในปี 61 จากปัจจัยสำคัญที่ไม่มีแรงกดดันจิตวิทยาด้านราคาจากสต๊อกข้าวในประเทศ ประกอบกับความต้องการข้าวไทยจากต่างประเทศที่ยังมีรองรับต่อเนื่อง ด้วยคุณภาพข้าวไทยที่เป็นที่ยอมรับในตลาด ท่ามกลางภาวะที่อุปทานข้าวโลกในปี 61 อาจลดลงไปอยู่ที่ 481 ล้านตัน หรือลดลง 0.42% ขณะที่ความต้องการบริโภคข้าวโลกอยู่ที่ 480 ล้านตัน หรือเพิ่มขึ้น 0.01% อีกทั้งหากนโยบายภาครัฐในการลดพื้นที่ปลูกข้าวสามารถดำเนินการได้ตามเป้าหมายที่วางไว้ และสามารถเพิ่มสัดส่วนการผลิตข้าวคุณภาพดี ก็อาจช่วยหนุนราคาข้าวให้อยู่ในช่วงขาขึ้นได้ แต่ยังคงต้องจับตาปัจจัยระมัดระวังด้านปริมาณผลผลิตคู่แข่งจากต่างประเทศที่อาจออกสู่ตลาดตามปกติ หลังจากประสบภัยธรรมชาติอาจกดดันราคาข้าวได้เช่นกัน (ศูนย์วิจัยกสิกรไทย,2559)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

แบบจำลอง หรือตัวแบบการพยากรณ์ของไทยในปัจจุบันใช้ตัวแบบการพยากรณ์ส่วนใหญ่ยังใช้ตัวแบบการพยากรณ์แบบดั้งเดิม ทั่วๆไป (Classical model) เช่น Multiple Regression, Moving Average (MA), Exponential Smoothing (EXPS), ARIMA และ Seasonal ARIMA เป็นต้น ตัว

แบบโครงข่ายปราสาทเทียม (Artificial Neural Network) ตัวแบบ Semiparametric Multiple Regression เป็นต้น ตัวแบบที่มีความซับซ้อนมากขึ้น เช่นตัวแบบที่มีการนำความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลามาคิดคำนวณด้วย และตัวแบบที่กำหนดให้พารามิเตอร์ในตัวแบบมีความไม่แน่นอน (uncertainty) ยังมีน้อยมาก ส่วนใหญ่จะอยู่ในต่างประเทศ สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่ใช้ตัวแบบการพยากรณ์ที่นำมาใช้กับด้านอุตสาหกรรม และนำไปใช้กับงานด้านอื่นๆ ดังนี้

ตัวแบบการพยากรณ์แบบดั้งเดิม (Classical Models) ในการพยากรณ์ผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตของเหตุการณ์ด้านต่างๆ นั้น Wright (1986) นำตัวแบบ Simple Exponential และ Holt ไปใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่สม่ำเสมอ (Irregular) Deetae (1991) ประยุกต์ใช้ตัวแบบ Box Jenkins (ARIMA) ในการพยากรณ์ราคาข้าว พบว่าตัวแบบนี้มีประสิทธิภาพอย่างเห็นได้ชัด และดีกว่าตัวแบบ Decomposition เช่นเดียวกันกับที่ Kerdsomboon (1999) พบว่า ตัวแบบ Box Jenkins พยากรณ์ราคาข้าวได้ดีกว่าตัวแบบสถิติเบื้องต้น Cipraและคณะ (1995) ใช้ตัวแบบ Holt-Winter กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีข้อมูลสูญหาย (Missing) Hyndman (2002) พบว่าการใช้ตัวแบบ Single Exponential Smoothing ในกรอบการทำงาน (Framework) ของตัวแบบ State-space มีประสิทธิภาพสูง โดยนำไปใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลา M-Competition ซึ่งเป็นข้อมูลทางด้านเศรษฐศาสตร์ การเงิน อุตสาหกรรม ประชากรศาสตร์ และอื่นๆในขณะที่ Sangpattaranate (2005) ที่พบว่า Box Jenkins เป็นตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ราคาข้าวได้ดีกว่าตัวแบบ Holt-Winter และตัวแบบการถดถอย

Iqbal และคณะ (2005) ใช้ตัวแบบ ARIMA พยากรณ์ผลผลิตและพื้นที่เพราะปลูกข้าวสารีในประเทศปากีสถานเพื่อใช้เป็นข้อมูลให้กับรัฐบาลในการกำหนดนโยบาย Mishra และ Desai (2005) ใช้ตัวแบบ SARIMA ในการพยากรณ์ภัยแล้ง (Drought) โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นค่าดัชนีมาตรฐานของหยาดน้ำที่ตกมาจากชั้นบรรยากาศ (Precipitation)สำหรับตัวแบบการพยากรณ์แบบ exponential smoothing นั้นมีการนำไปใช้อย่างแพร่หลายนั้น และมีการยืดขยายเป็น Simple exponential smoothing, Holt ,Holt-Winters และ double exponential smoothing Cipra (2006) ใช้ตัวแบบ double exponential smoothing กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่สม่ำเสมอ

Boosarawongse และคณะ (2007) ได้ใช้วิธีการพยากรณ์ Box-Jenkins(ARIMA)กับ Artificial Neural Network สำหรับพยากรณ์ commodity prices การส่งออกข้าวของไทย 4 ชนิด ผลพบว่าวิธีการพยากรณ์ทั้งสองให้ผลที่ดี แต่วิธีการพยากรณ์ Artificial Neural Network ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำข้าวที่ดีกว่า 3 ชนิด โดยเปรียบเทียบจากค่าความคลาดเคลื่อนต่างๆ Sumer และคณะ (2009) ศึกษาการใช้ตัวแบบ ARIMA, SARIMA และ ตัวแบการถดถอย (Regression Model)ที่มีฤดูกาล (Seasonal) เป็นตัวแปรซ่อนเร้น (Latent variable) ในการพยากรณ์ ปริมาณความ

ต้องการกระแสไฟฟ้าพบว่าตัวแบการถดถอยที่มีฤดูกาลเป็นตัวแปรซ่อนเร้นพยากรณ์ได้แม่นยำกว่า ARIMA และSARIMA

Kahforoushan, Zarif and Mashahir (2010) ศึกษาการพยากรณ์ผลผลิตทางด้านการเกษตร ซึ่งได้แก่ การปลูกพืช การเลี้ยงสัตว์ การประมง และการปลูกป่า โดยใช้วิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ได้แก่ วิธีปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียลโดยวิธี Holt-Winters แบบไม่มีฤดูกาล (Holt-Winters (no seasonal) Exponential Smoothing Model) วิธีบอกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Model) วิธีโครงข่ายปราสาทเทียม (Artificial Neural Network Model) และ วิธีARIMA (ARIMA Model) และใช้ ค่า MAE MSE และMAPE เปรียบเทียบผลการพยากรณ์แต่ละวิธี ผลการศึกษาพบว่า วิธีโครงข่ายปราสาทเทียมเหมาะสมในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ (Learn Stage) วิธีบอกซ์-เจนกินส์เหมาะสมในการประเมินความถูกต้องในตัวแบบ (Model Validation) แต่วิธีปรับเรียบเอ็กโปเนนเชียลโดยวิธี Holt-Winters แบบไม่มีฤดูกาล ให้ค่า MAPE ต่ำสุดในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ (Model Fitting) และการประเมินความถูกต้องในตัวแบบ

นอกจากตัวแบบการพยากรณ์แบบเดิมที่กล่าวมาแล้วนั้น ยังมีอีกตัวแบบหนึ่งที่กำลังได้รับความนิยมเพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ คือตัวแบบการพยากรณ์แบบเบย์ ตัวแบบนี้เหมาะสำหรับกรณีที่กำหนดให้พารามิเตอร์ในตัวแบบมีความไม่แน่นอน (Uncertainty) และยังสามารถนำความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลามาคิดคำนวณได้ด้วย ดังปรากฏในงานของ Monahan (1983) ใช้วิธีของเบย์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ ARMA และ Broemeling ใช้วิธีของเบย์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ AR(p) Liu (1994) ใช้วิธีของเบย์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ AR(p) ที่มีตัวแปรภายนอก (Exogenous) รวมอยู่ด้วย

Neelamegham และ Chintagunta (1999) ประยุกต์ใช้ตัวแบบเบย์ในการพยากรณ์การจำนวนผู้เข้าชมภาพยนตร์ใหม่ ที่เข้าฉายในโรงภาพยนตร์ในสัปดาห์แรกทั้งภายในประเทศและบางประเทศในต่างประเทศ ซึ่งมีประโยชน์ต่อผู้ที่เกี่ยวข้องเช่น เจ้าของโรงภาพยนตร์ ผู้แทนจำหน่าย และผู้จัดทำโฆษณา เป็นต้น จำนวนผู้เข้าชมภาพยนตร์เป็นจำนวนนับ ที่มีการแจกแจงแบบปัวซง ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบเบย์พยากรณ์ได้แม่นยำในระดับประเทศ และเมื่อพิจารณาค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าความผิดพลาด (Root Mean Square Error) และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error) พบว่ามีค่าต่ำกว่าตัวแบบของผู้วิจัยอื่นๆ คือ ตัวแบบของ Sawhney และ Eliashberg (1996) Fourth และ Woodlock (1960) และตัวแบบ Naïve (Logged) OLS และ Poisson Maximum Likelihood

De Alba และ Mendoza(2006) ศึกษาการพยากรณ์โดยใช้วิธีเบย์ เมื่อมีข้อมูลจำนวนน้อย ค่าที่พยากรณ์เป็นค่าสะสมของตัวแปรต่อเนื่องที่เป็นค่าบวกโดยทราบค่าสะสมของข้อมูลมาส่วนหนึ่งแล้ว ตัวแบบที่ถูกนำเสนอเป็นการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างค่ารวมทั้งหมดกับค่ารวมมาแล้วบางส่วนของตัวแปรภายใต้อิทธิพลของฤดูกาลแบบคงที่ (Stable Seasonality) ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบที่นำเสนอเหมาะสมเมื่อมีข้อมูลจำนวนน้อย และตัวแบบมาตรฐานทั่วไปไม่เหมาะสม Pedroza (2006) ใช้ตัวแบบเบย์ในการพยากรณ์อัตราการเสียชีวิต ของชายชาวสหรัฐอเมริกา ใช้ MCMC ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ และใช้ Gibbs sampling ในการสุ่มตัวอย่างจาก Posterior กลุ่มตัวอย่างเป็นข้อมูลการเสียชีวิตของชายชาวสหรัฐอเมริกา เป็นการพยากรณ์อัตราการเสียชีวิตในช่วงปี 1990-1999 โดยใช้ข้อมูลปี 1959-1989 การพยากรณ์นี้เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับค่าสังเกตจริง และวิธีการของ Lee-Carter พบว่าวิธีการของเบย์เหมาะสมกว่า de Alba และ Mendoza(2007) ที่นำตัวแบบการพยากรณ์แบบเบย์ไปใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาลรวมอยู่ด้วย

Yelland (2009) ใช้วิธีของเบย์ประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ state-space 3 ประเภท คือ Adjusted Gaussian Dynamic Linear Model (AG), Poisson Dynamic Log-Linear Model (PL) และGamma-Poisson Local Level Model (GP) รวมทั้ง ตัวแบบ Climatological Baseline Model (Cm) กับข้อมูลปริมาณความต้องการซื้อสินค้า พบว่า ตัวแบบ GP ดีที่สุด Yelland (2010) นำเสนอตัวแบบเบย์ให้มีความความเหมาะสมกับข้อมูลปริมาณความต้องการซื้อชิ้นส่วนอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ และเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบมาตรฐานอื่นๆ ได้แก่ Exponential smoothing (Exps) และ Judgmental Methods (Judg) พบว่าวิธีเบย์ มีความเหมาะสมมากกว่า จากที่กล่าวมาทั้งหมดนั้น Tongkhow และ Kantanantha (2011) ได้ศึกษาตัวแบบพยากรณ์ที่นิยมใช้และมีประสิทธิภาพในปัจจุบันต่างๆโดยนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลราคาผักที่มีความผันผวนในประเทศไทย และได้สร้างตัวแบบเบย์อย่างๆง่ายๆตามหลักการของสมการการถดถอยเชิงพหุ ผลการศึกษาพบว่าวิธีการของ Exps มีความเหมาะสมมากกว่า และ SesonalARIMA มีความเหมาะสมบางค่า หลังจากนั้น Tongkhow และ Kantanantha (2012, 2013) ขยายตัวแบบของ Yelland (2010) โดยนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลราคาผักที่มีความผันผวนในประเทศไทย และนำมาเปรียบเทียบกับตัวแบบของ Yelland (2010) ARIMA SesonalARIMA และ Exps พบว่าวิธีที่นำเสนอมีความเหมาะสมมากกว่าจากที่กล่าวมาทั้งหมด

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

การวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาลและแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสมในครั้งนี้ มีวิธีดำเนินการในแต่ละข้อต่อไปนี้

3.1 ข้อมูลและแหล่งข้อมูล
3.2 ขอบเขตการวิจัย
3.3 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย
3.4 สถานที่ทำวิจัย
3.5 ระยะเวลาในการทำวิจัย

3.1 ข้อมูลและแหล่งข้อมูล

ข้อมูลราคาข้าวเปลือกเจ้า ความชื้น 15% รายเดือนที่เกษตรกรขายได้ทีไร่นา ทั้งประเทศ ปี 2540 - 2560 จำนวน 240 เดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือนจากสำนักงานสถิติการเกษตร

3.2 ขอบเขตการวิจัย

1. ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากร คือ ราคาข้าวเปลือกเจ้า ความชื้น 15% รายเดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน

และกลุ่มตัวอย่าง คือ ราคาข้าวเปลือกเจ้า ความชื้น 15% รายเดือนที่เกษตรกรขายได้ทีไร่นา ทั้งประเทศ ปี 2540 - 2560 จำนวน 240 เดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือนจากสำนักงานสถิติการเกษตร

2. ตัวแปรสำหรับการวิจัย

ตัวแปรต้น แนวโน้ม (Trend) ฤดูกาล (Seasonal) ค่าผิดปกติ (Irregular Variation) ค่าอัตตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation)

ตัวแปรตามคือ ราคาข้าวเปลือกเจ้ารายเดือน และผลผลิตข้าวนาปี รายเดือน

3.3 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาหัวเรื่อง ต่อไปนี้

1.1 ราคาข้าวเปลือกเจ้าและผลผลิตข้าวนาปีของไทย

1.2 กระบวนการสโตแคสติก ตัวแบบพยากรณ์ข้อมูลอนุกลมเวลาด้วยวิธีการของเบย์ และใช้การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) โดยสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs sampling ที่มีตัวแปรตามมีค่าต่อเนื่อง จึงสมมติให้มีการแจกแจงแบบปกติ และตัวแปรต้นเป็นฟังก์ชั่นต่างๆ

1.3 การประมาณค่าด้วยวิธีการของเบย์

1.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ตัวแบบทางด้านสโตแคสติก ตัวแบบพยากรณ์ต่างๆ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับข้าว

2. การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลใช้โปรแกรมวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ วิเคราะห์ลักษณะทั่วไปของข้อมูลจากตัวอย่าง วิเคราะห์ราคาข้าวเปลือกเจ้าและผลผลิตข้าวนาปี

2.1 การวิเคราะห์ลักษณะทั่วไปของข้อมูลจากตัวอย่างเพื่อดูกราฟลักษณะของข้อมูล

2.2 การวิเคราะห์ราคาข้าว โดยใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติก ด้วยวิธีการของเบย์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) โดยสุ่มตัวอย่างแบบ

Gibbs sampling ที่มีตัวแปรตามมีค่าต่อเนื่อง จึงกำหนดให้มีการแจกแจงแบบปกติ และตัวแปรต้นเป็นฟังก์ชั่นต่างๆ

รายละเอียดของตัวแบบแสดงดังต่อไปนี้

$$Y_t \sim N\left(\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\sum_{i=1}^{s-1}\omega_i S_{it},\left[\gamma(1+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2\right) \tag{21}$$

ซึ่ง ค่าเฉลี่ยของ Y_t คือ

$$E(Y_t)=\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\sum_{i=1}^{s-1}\omega_i S_{it} \tag{22}$$

ค่าความแปรปรวนของ Y_t คือ

$$Var(Y_t)=\left[\gamma(1+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2 \tag{23}$$

เมื่อ

γ ค่าคาดหวังของ Z ซึ่งค่า Z คือผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่ศึกษา

$W(t\,|\,\alpha,\delta)$ คือการแจกแจงสะสมของแนวโน้ม ได้แก่ เอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential)

A_t ค่าอัตตสหสัมพันธ์ที่ซ่อนเล้นอยู่ ณ เวลา t

ζ_t ค่าผิดปกติ ณ เวลา t

$\omega_1,\omega_2,...,\omega_{s-1}$ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรดัมมี่ของฤดูกาล

$S_{1t},...,S_{s-1t}$ ค่าฤดูกาล ณ เวลา t และ σ_Y^2 คือค่าความแปรปรวนโดยทั่วๆไปของ Y_t และฤดูกาลที่เป็นแบบฟูเรียร์พื้นฐาน ที่อยู่ในรูปคือ
$\omega_1\sin(2\pi t/12)+\omega_2\cos(2\pi t/12)$

กำหนดค่าการแจกแจงของ prior ในตัวแบบด้วยวิธีการของเบย์คือ

$$\omega_1, \omega_2, ..., \omega_{s-1} \sim N(0, 1.0E06)$$
$$p(\sigma_Y^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$$

แนวโน้มคือ

$$\Delta W(t \mid \alpha, \delta) = W(t \mid \alpha, \delta) - W(t-1 \mid \alpha, \delta)$$

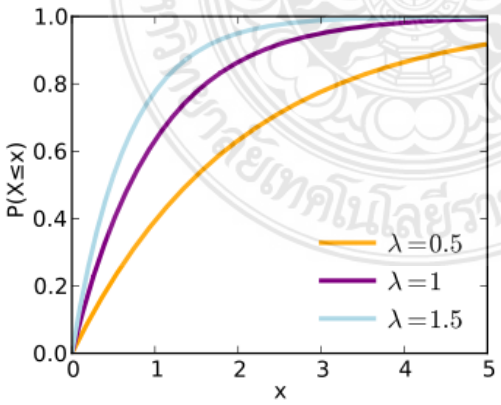
เมื่อ

$$\alpha \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2),\ p(\mu_\alpha) \sim N(0, 1.0E06),$$
$$p(\sigma_\alpha^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$$
$$\delta \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\delta, \sigma_\delta^2),\ p(\mu_\delta) \sim N(0, 1.0E06),$$
$$p(\sigma_\delta^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$$

$CDF(\exp)$ เป็นฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของเอ็กซ์โพเนนเชียล คือ

$$F(y;\alpha) = \begin{cases} 1 - e^{-\alpha y}, y \geq 0 \\ 0,\ y < 0 \end{cases}$$

และ แสดงด้วยภาพกราฟเมื่อกำหนดให้พารามิเตอร์มีค่าต่างๆกันดังภาพที่ 12



ภาพที่ 3 กราฟฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของเอ็กซ์โพเนนเชียล เมื่อกำหนดค่าต่างๆ ของพารามิเตอร์ (ค่า $\lambda = \alpha$ สำหรับในงานวิจัยนี้)

ค่าอัตตสหสัมพันธ์ที่ซ่อนเล้นอยู่: AR(i) คือ

$$A_t \sim N(\lambda A_{t-i}, \sigma_A^2),\ p(\sigma_A^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.001)$$
$$\lambda \sim \text{N}(0, 1.0\text{E}06),\ A_0 = 0$$

ค่าผิดปกติคือ

$$\zeta_t \sim \text{Bern}(0.05)$$

ค่าคาดหวังของผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่ศึกษาคือ

$$\gamma \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\gamma, \sigma_\gamma^2),\ p(\mu_\gamma) \sim N(0, 1.0\text{E}06)$$
$$p(\sigma_\gamma^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

ผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่ศึกษา

$$Z \sim N(\gamma, \sigma_Z^2),\ p(\sigma_Z^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$$

สมการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตสามารถอธิบายในรูปของฟังก์ชันการแจกแจงของ posterior คือ

$$p(Y_{t+1} \mid Y_t, Y_{t-1}, ..., Y_1) = \int ... \int p(Y_{t+1} \mid \boldsymbol{\theta}) p(\boldsymbol{\theta} \mid Y_t, Y_{t-1}, ..., Y_1)\, d\boldsymbol{\theta} \quad (24)$$

หรือ

$$p(Y_{t+1} \mid Y_t, Y_{t-1}, ..., Y_1) \propto \int ... \int p(Y_{t+1} \mid \boldsymbol{\theta}) p(Y_t, Y_{t-1}, ..., Y_1 \mid \boldsymbol{\theta}) p(\boldsymbol{\theta})\, d\boldsymbol{\theta} \quad (25)$$

จากสมการที่ 56 และ 57 สามารถอธิบายสมการพยากรณ์ข้อมูลไปข้างหน้า โดยการอินทิกรัลซึ่งทำการประมาณค่าคำตอบโดยใช้ MCMC แบบ Gibbs sampling ซึ่งจะได้ค่าประมาณของ $\hat{Y}_{t+1}$

3. สรุปผลการวิจัย

นำผลการวิเคราะห์ที่ได้ มาพิจารณาเพื่อหาข้อสรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะต่อไป

3.4 สถานที่ใช้ในการทำวิจัย

สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ ซึ่งตั้งอยู่ที่ศูนย์พระนครเหนือ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

3.5 ระยะเวลาในการวิจัย

เริ่มตั้งแต่ 1 ตุลาคม 2559 สิ้นสุดการวิจัย 30 กันยายน 2560

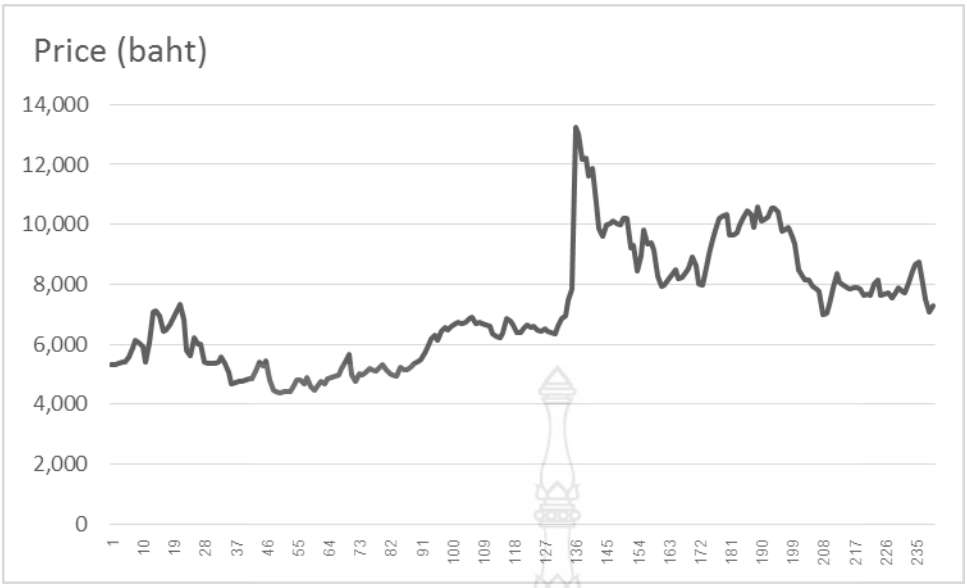
บทที่ 4

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

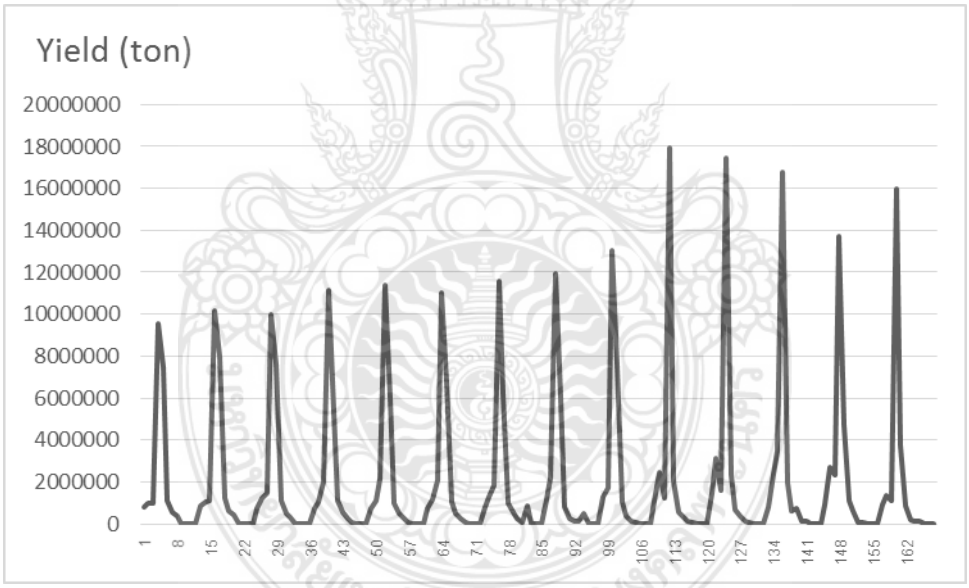
ผลการศึกษาการการวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาล และแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสม ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษา ข้อมูลราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2540-2560 จำนวน 240 เดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือน โดยใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติก ด้วยวิธีการของเบย์ในการประมาณค่าพารามิเตอร์วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) และสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs sampling ที่มีตัวแปรตามมีค่าต่อเนื่อง จึงกำหนดให้มีการแจกแจงแบบปกติ และตัวแปรต้นเป็นฟังก์ชั่นต่างๆและประมาณค่าพารามิเตอร์ดังที่ได้แสดงในบทที่ 3 เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆแล้ว จึงนำมาใช้พยากรณ์ไปข้างหน้ากับข้อมูลที่เก็บไว้จำนวนอีก 12 เดือนสุดท้ายเพื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงด้วยวิธีการโดยใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติก แบบเบย์ในตัวแบบการพยากรณ์แบบบย์ที่มีฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่ได้จากงานวิจัยก่อนหน้ามาแล้วและมีฤดูกาลที่นำมาเปรียบเทียบกัน 2 ตัว ได้แก่ ฤดูกาลแบบดัมมี่กับฤดูกาลแบบฟูเรียร์ ซึ่งผลต่างๆมีรายละเอียดดังนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูล

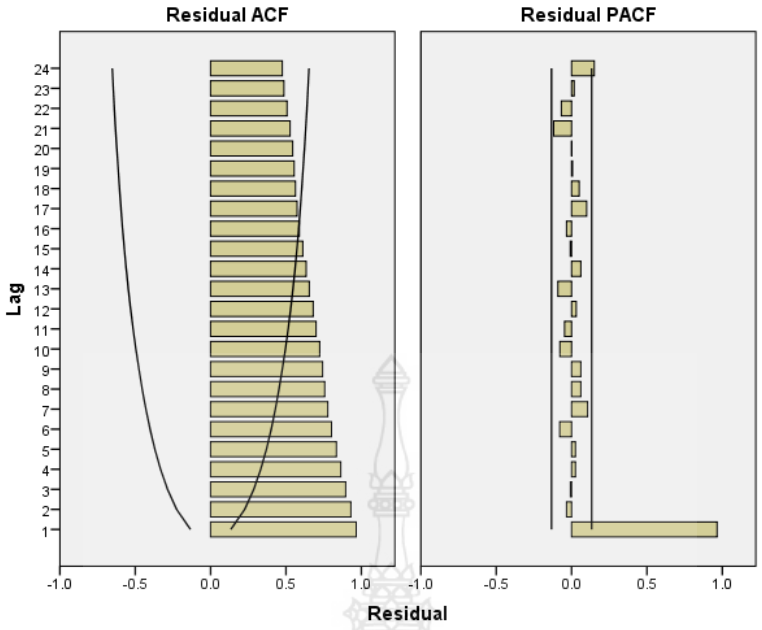
ภาพที่ 4-5 แสดงกราฟลักษณะของข้อมูลราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2540-2560 จำนวน 240 เดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือน ภาพที่ 6-7 แสดงการวัดสหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ด้วยกราฟ Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF)



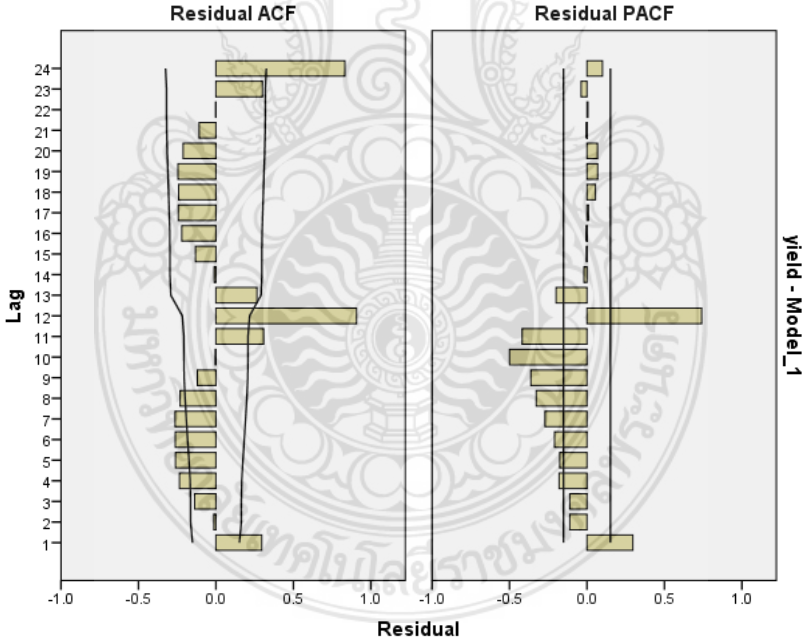
ภาพที่ 4 กราฟราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2540-2560 จำนวน 240 เดือน



ภาพที่ 5 กราฟข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือน



ภาพที่ 6 แสดงการวัดสหสัมพันธ์ราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือน



ภาพที่ 7 แสดงการวัดสหสัมพันธ์ของข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน

จากภาพที่ 4-5 แสดงการวิเคราะห์ลักษณะของราคาและผลผลิตข้าว แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีแนวโน้ม มีข้อมูลบางตัวสูง และต่ำผิดปกติจากตัวอื่นๆ แสดงว่าข้อมูลมีบางตัวเป็นข้อมูลที่ผิดปกติ และภาพที่ 6-7 เมื่อดูจากกราฟของ Autocorrelation Function และ Partial Autocorrelation Function แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันอย่างน้อย 1 lag แต่ lag 1 มีความสัมพันธ์กันมากกว่า lag อื่นๆเพราะ แท่งสูงกว่าแท่งอื่นๆของทั้งราคาและผลผลิตของข้าว ดังนั้นจึงนำลักษณะของข้อมูลที่ได้ไปใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติก สร้างตัวแบบตามที่ได้ออกแบบไว้ในบทที่ 3 โดยมีส่วนประกอบต่างๆดังนี้คือ มีแนวโน้ม (Trend) ฤดูกาล (Seasonal)ทั้งสองแบบ ค่าผิดปกติ (Irregular Variation) ค่าอัตตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) สำหรับค่าอัตตสหสัมพันธ์ จะเลือกใช้ AR1 lag ของราคาและผลผลิตข้าว

4.2 ผลการใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติกสร้างตัวแบบเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา

ผลที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลข้างต้นมาสร้างตัวแบบเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลราคาและผลผลิตข้าวแต่ละตัว มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

$$Y_t \sim N\left(\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\sum_{i=1}^{s-1}\omega_i S_{it},\left[\gamma(1+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2\right)$$

เมื่อ

t คือราคาและผลผลิตเฉลี่ยของข้าวแต่ละตัวที่เก็บมาตามเวลา โดยที่ $t=1,2,...,n$ ซึ่ง ค่าเฉลี่ยของ Y_t คือ

$$E(Y_t)=\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\sum_{i=1}^{s-1}\omega_i S_{it} \text{ และ}$$

$$E(Y_t)=\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\omega_1\sin(2\pi t/12)+\omega_2\cos(2\pi t/12)$$

ค่าความแปรปรวนของ Y_t คือ

$$Var(Y_t)=\left[\gamma(1+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2$$

กำหนดค่าการแจกแจงของ prior ในตัวแบบด้วยวิธีการของเบย์ คือ

ฟังก์ชันฤดูกาลแบบดัมมี่ = $\sum_{i=1}^{s-1}\omega_i S_{it}$ และ

ฟังก์ชันฤดูกาลแบบฟูเรียร์ = $\omega_1\sin(2\pi t/12)+\omega_2\cos(2\pi t/12)$ เมื่อ

$\omega_1,\omega_2,...,\omega_{s-1}\sim N(0,1.0\text{E}06)$

$p(\sigma_Y^2)\sim \text{Inv}Gamma(0.1,0.0001)$

ฟังก์ชันแนวโน้มคือ

$\Delta W(t \mid \alpha, \delta) = W(t \mid \alpha, \delta) - W(t-1 \mid \alpha, \delta)$ เมื่อ

$\alpha \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\alpha, \sigma_\alpha^2),\ p(\mu_\alpha) \sim N(0, 1.0\text{E}06),$

$p(\sigma_\alpha^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$

$\delta \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\delta, \sigma_\delta^2),\ p(\mu_\delta) \sim N(0, 1.0\text{E}06),$

$p(\sigma_\delta^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.0001)$

ฟังก์ชันค่าอัตตสหสัมพันธ์ที่ซ่อนเล้นอยู่: AR(i) จะเลือกใช้ที่ lag 1 คือ

$A_t \sim N(\lambda A_{t-1}, \sigma_A^2),\ p(\sigma_A^2) \sim \text{Inv}Gamma(0.1, 0.001)$

$\lambda \sim \text{N}(0, 1.0\text{E}06),\ A_0 = 0$

ฟังก์ชันค่าผิดปกติคือ

$\zeta_t \sim \text{Bern}(0.05)$

และค่าคาดหวังของผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่ศึกษาคือ

$\gamma \sim N_{[0,\infty)}(\mu_\gamma, \sigma_\gamma^2),\ p(\mu_\gamma) \sim N(0, 1.0\text{E}06)$

$p(\sigma_\gamma^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$

ซึ่งผลรวมของข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่ศึกษา

$Z \sim N(\gamma, \sigma_Z^2),\ p(\sigma_Z^2) \sim \text{InvGamma}(0.1, 0.0001)$

จากตัวแบบข้างต้น และกำหนด priors ให้กับพารามิเตอร์ทั้งหมดแล้ว เราจะใช้วิธี Markov Chain Monte Carlo (MCMC) สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs ซึ่งวิธีการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs นี้จะเหมาะสมกับฟังก์ชันการแจกแจงแบบมีเงื่อนไข เมื่อจำนวนรอบของการสุ่มตัวอย่างมากๆ มันก็จะลู่เข้าสู่ฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นร่วมของ posterior ใดๆ (joint posterior distribution) สามารถเขียน likelihood ของตัวแบบได้ดังสมการ 26-30

$$
\begin{aligned}
& f(Y_1, \ldots, Y_n \mid \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_1, \ldots, A_n, \omega_1, \ldots \omega_{s-1}, \xi_1, \ldots, \xi_n, \sigma_Y^2, \\
& \quad \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \\
& = \prod_{t=1}^{n} f(Y_t \mid \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, , \omega_1, \ldots \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \\
& \quad \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2)
\end{aligned}
\tag{26}
$$

สามารถเขียนผลคูณ prior distributions ของพารามิเตอร์ทั้งหมดได้ดังนี้

$$[p(\gamma|\mu_\gamma,\sigma_\gamma^2)p(\mu_\gamma)p(\sigma_\gamma^2)p(w(t)|\alpha,\delta)p(\alpha|\mu_\alpha,\sigma_\alpha^2)p(\mu_\alpha)p(\sigma_\alpha^2)p(\delta|\mu_\delta,\sigma_\delta^2)p(\mu_\delta)$$
$$p(\sigma_\delta^2)p(A_1,...,A_n|\lambda,\sigma_A^2)p(\lambda)p(\sigma_A^2),\ p(\omega_1),...,\ p(\omega_{s-1})\,p(\xi_1),...,\ p(\xi_n)$$
$$p(\sigma_Y^2)] \tag{27}$$

สามารถเขียน posterior distribution ซึ่งเกิดจากผลคูณของ likelihood กับ ผลคูณ prior distributions ของพารามิเตอร์ทั้งหมด ได้ดังนี้

$$p(\gamma, w(t), \alpha, \delta, A_1,..., A_n, \omega_1 ... \omega_{s-1}, \xi_1,..., \xi_n, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha$$
$$\sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2 | Y_1,..., Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_t|\gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, ...\omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2, \lambda, \mu_\alpha,$$
$$\sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2)\ [p(\gamma|\mu_\gamma,\sigma_\gamma^2)p(\mu_\gamma)p(\sigma_\gamma^2)p(w(t)|\alpha,\delta)$$
$$p(\alpha|\mu_\alpha,\sigma_\alpha^2)p(\mu_\alpha)p(\sigma_\alpha^2)p(\delta|\mu_\delta,\sigma_\delta^2)p(\mu_\delta)p(\sigma_\delta^2)p(A_1,...,A_n|\lambda,\sigma_A^2)$$
$$p(\lambda)p(\sigma_A^2)p(\omega_1),...,\ p(\omega_{s-1})\,p(\xi_1),...,\ p(\xi_n)\,p(\sigma_Y^2)] \tag{28}$$

สำหรับวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี MCMC โดยอัลกอริทึมของการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs จะทำการสร้าง The full conditional distributions ให้กับพารามิเตอร์แต่ละตัว ซึ่ง The full conditional distribution ของพารามิเตอร์แต่ละตัว เกิดจาก ผลคูณของ the likelihood กับ all priors ที่เกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ของตัวมันเอง ตัวอย่างเช่น the full conditional distributions ของพารามิเตอร์ γ และ α แสดงดังต่อไปนี้ ส่วนตัวอื่นๆก็ใช้หลักการเดียวกันกับที่แสดงดังตัวอย่าง สมการที่ 61-62 (Tongkhow และ Kantanantha, 2013)

Full conditional distribution ของ α คือ

$$p(\alpha|w(t),\gamma,\delta,A_1,...,A_n,\omega_1,...\omega_{s-1},\xi_1,...,\xi_n,\sigma_Y^2,$$
$$\lambda,\mu_\alpha,\sigma_\alpha^2,\mu_\delta,\sigma_\delta^2,\mu_\gamma,\sigma_\gamma^2,\sigma_Z^2,Y_1,...,Y_n)$$
$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_i|\gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, ...\omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2,$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \tag{29}$$
$$[p(\gamma|\mu_\gamma,\sigma_\gamma^2)p(\mu_\gamma)p(\sigma_\gamma^2)]$$

Full conditional distribution ของ δ คือ

$$p(\delta|w(t),\gamma,\alpha,A_1,...,A_n,\omega_1,...\omega_{s-1},\xi_1,...,\xi_n,\sigma_Y^2,$$
$$\lambda,\mu_\alpha,\sigma_\alpha^2,\mu_\delta,\sigma_\delta^2,\mu_\gamma,\sigma_\gamma^2,\sigma_Z^2,Y_1,...,Y_n)$$

$$= \prod_{t=1}^{n} f(Y_i \mid \gamma, w(t), \alpha, \delta, A_t, \omega_1, \ldots \omega_{s-1}, \xi_t, \sigma_Y^2,$$
$$\lambda, \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2, \mu_\delta, \sigma_\delta^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_Z^2) \qquad (30)$$
$$[p(\alpha \mid \mu_\alpha, \sigma_\alpha^2) p(\mu_\alpha) p(\sigma_\alpha^2)]$$

4.3 ผลของการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี MCMC โดยใช้อัลกอริทึมของการสุ่มตัวอย่างแบบ Gibbs โดยทำการเขียนอัลกอริทึมในโปรแกรม OpenBUGS จากค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริงมาแล้วจากอัลกอริทึมในโปรแกรม OpenBUGS หลังจากนั้นจะใช้ค่าพารามิเตอร์ทุกตัวมาทำการจำลองสถานการณ์สร้างชุดข้อมูลมาใหม่อีก 500 ชุดโดยเขียนอัลกอริทึมในโปรแกรม R และประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการประเมินจากพารามิเตอร์ที่สำคัญของแต่ละตัวของฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของแนวโน้มแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่และแบบฟูเรียร์ ได้ผลดังตารางที่ 1-4

ตารางที่ 1 ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่

P	RB	MSE	CP	P	RB	MSE	CP
σ_Y^2	0.024	0.453	0.978	μ_γ	0.024	0.844	0.952
σ_z^2	0.028	0.549	0.968	σ_γ^2	0.021	0.375	0.945
γ	0.023	0.490	0.955	μ_α	0.025	0.950	0.984
λ	0.025	0.654	0.997	σ_α^2	0.025	0.546	0.9379
α	0.020	0.725	0.946	μ_δ	0.024	0.451	0.997
δ	0.022	0.394	0.977	σ_δ^2	0.022	0.542	0.989

ตารางที่ 2 ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปี ที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่

P	RB	MSE	CP	P	RB	MSE	CP
σ_Y^2	0.032	0.411	0.432	μ_γ	0.009	0.414	0.975
σ_z^2	0.035	0.533	0.788	σ_γ^2	0.006	0.423	0.976
γ	0.012	0.148	0.765	μ_α	0.024	0.320	0.969
λ	0.011	0.763	0.946	σ_α^2	0.017	0.345	0.963
α	0.007	0.906	0.953	μ_δ	0.014	0.613	0.976
δ	0.018	0.674	0.678	σ_δ^2	0.012	0.487	0.977

ตารางที่ 3 ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% ที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์

P	RB	MSE	CP	P	RB	MSE	CP
σ_Y^2	0.012	0.444	0.983	μ_γ	0.013	0.212	0.975
σ_z^2	0.002	0.549	0.975	σ_γ^2	0.031	0.329	0.994
γ	0.011	0.155	0.968	μ_α	0.016	0.872	0.975
λ	0.017	0.266	0.920	σ_α^2	0.015	0.253	0.967
α	0.012	0.387	0.950	μ_δ	0.020	0.262	0.989
δ	0.003	0.178	0.929	σ_δ^2	0.019	0.483	0.920

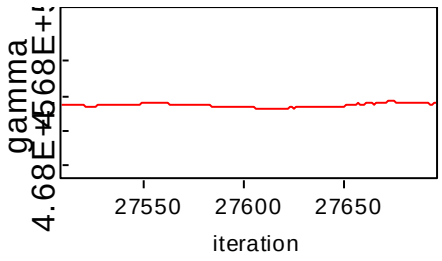
ตารางที่ 4 ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบจากพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปี ที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์

P	RB	MSE	CP	P	RB	MSE	CP
σ_Y^2	0.120	0.476	0.943	μ_γ	0.115	0.788	0.921
σ_z^2	0.118	0.598	0.954	σ_γ^2	0.111	0.658	0.973
γ	0.106	0.198	0.957	μ_α	0.113	0.854	0.928
λ	0.131	0.894	0.957	σ_α^2	0.116	0.178	0.983
α	0.017	0.839	0.964	μ_δ	0.112	0.964	0.906
δ	0.014	0.779	0.952	σ_δ^2	0.018	0.456	0.936

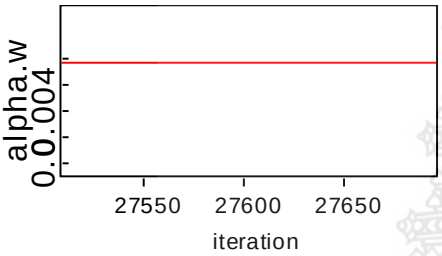
จากตารางที่ 1-4 พบว่าค่า RB และค่า MSE ของพารามิเตอร์แต่ละตัวของฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่ และฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์มีค่าต่ำมาก และพบว่าค่า CP ของพารามิเตอร์แต่ละตัวมีค่าสูงมาก ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าประสิทธิภาพของตัวแบบทั้งสองตัวแบบในงานวิจัยนี้อยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก

4.4 ผลของการประมาณพารามิเตอร์

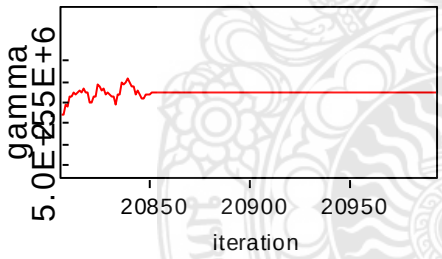
เมื่อทำการสร้างและได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วจึงเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริง ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย จำนวน 240 วันและ ผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนจำนวน 168 วัน ตัวอย่างผลของ trace plot ที่แสดงการการลู่เข้าสู่การแจกแจงใดการแจกแจงหนึ่ง (stationary distribution) ของพารามิเตอร์บางตัว (γ) ของราคาและผลผลิตข้าวทั้งสองตัวแบบแสดงได้ดังภาพที่ 8-15 ส่วนพารามิเตอร์ตัวอื่นที่ไม่ได้นำมาแสดงก็จะมีการลู่เข้าสู่การแจกแจงใดการแจกแจงหนึ่ง เช่นกัน



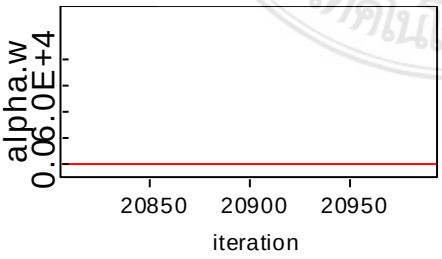
ภาพที่ 8 Trace ของ γ ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่



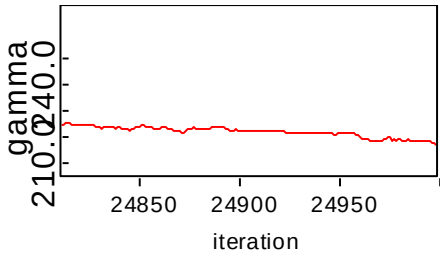
ภาพที่ 9 Trace ของ α ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่



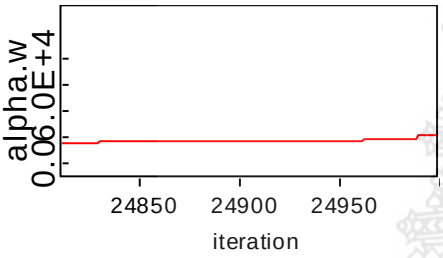
ภาพที่ 10 Trace ของ γ ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่



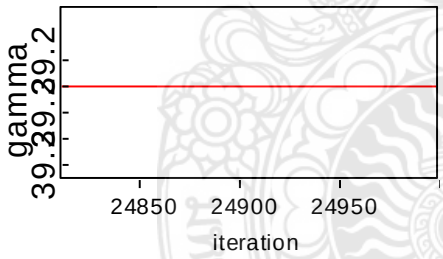
ภาพที่ 11 Trace ของ α ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่



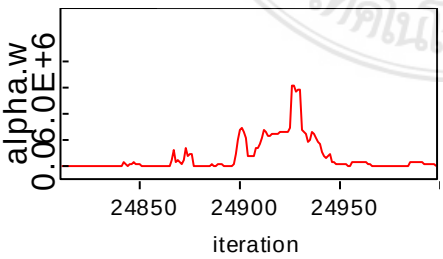
ภาพที่ 12 Trace ของ γ ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์



ภาพที่ 13 Trace ของ α ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์



ภาพที่ 14 Trace ของ γ ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์



ภาพที่ 15 Trace ของ α ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์

จากภาพ 8-15 แสดงการลู่เข้าของ MCMC โดยพิจารณาจากกราฟของ Trace plot พบว่า

MCMC ลู่เข้าสู่การแจกแจงใดการแจกแจงหนึ่งเมื่อมีการสุ่มตัวอย่าง แบบกิบส์ เกินจำนวน 20000 รอบ โดยตัด 10000 รอบแรกทิ้ง ดังนั้นTrace plot ของราคาและผลผลิตข้าว แต่ละตัวแสดงถึงการลู่เข้าของ ทุกพารามิเตอร์ ของตัวแบบทั้งสองตัว ส่วนTrace plot ตัวอื่นๆของทั้งสองตัวแบบที่ไม่ได้นำมาแสดงพบว่า MCMC ลู่เข้าสู่การแจกแจงใดการแจกแจงหนึ่งเช่นเดียวกัน ส่วนผลการประมาณค่าพารามิเตอร์แสดงได้ดังตารางที่ 5-8

ตารางที่ 5 ค่าพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่

Parameter	Value	Parameter	Value
α	0.0118	μ_γ	-2.192
λ	0.9991	σ_λ^2	96100
δ	0.0699	σ_α^2	50.69
γ	468100	σ_δ^2	52.68
μ_α	-10.410	σ_γ^2	14.62
μ_δ	21.170	σ_z^2	8752000000

ตารางที่ 6 ค่าพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่

Parameter	Value	Parameter	Value
α	14580	μ_γ	857500
λ	0.9977	σ_λ^2	176.9
δ	5578.0	σ_α^2	3.042
γ	1401000	σ_δ^2	22.79
μ_α	145.30	σ_γ^2	22.14
μ_δ	155.10	σ_z^2	80280000000

ตารางที่ 7 ค่าพารามิเตอร์ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์

Parameter	Value	Parameter	Value
α	3364.0	μ_γ	208.0
λ	1.001	σ_λ^2	0.311
δ	13620.0	σ_α^2	30.4
γ	236.1	σ_δ^2	32.65
μ_α	155.8	σ_γ^2	49.35
μ_δ	140.3	σ_z^2	2233.0

ตารางที่ 8 ค่าพารามิเตอร์ของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนของตัวแบบที่มีฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์

Parameter	Value	Parameter	Value
α	282300.0	μ_γ	35.72
λ	0.4689	σ_λ^2	0.0000000001088
δ	9607.0	σ_α^2	23.76
γ	39.22	σ_δ^2	31.4
μ_α	130.0	σ_γ^2	54.43
μ_δ	130.0	σ_z^2	61.54

จากตารางที่ 5-8 แสดงถึงตัวอย่างของค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญบางตัวของทั้งสองตัวแบบที่ลู่เข้าสู่การแจกแจงใดแจกแจงหนึ่ง แต่ค่าพารามิเตอร์ตัวอื่นๆที่ไม่ได้แสดงในงานวิจัยนี้ก็ได้ลู่เข้าสู่การแจกแจงใดแจกแจงหนึ่งเหมือนอย่างในภาพที่ 8-15 เช่นกัน ที่ประมาณ 30000 รอบขึ้นไป เช่นกัน ซึ่งสรุปได้ว่าค่าพารามิเตอร์แต่ละตัวจะมีค่าที่ไม่เปลี่ยนแปลงแล้วจึงยอมรับผลของการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้ในตารางที่ 5-8 และตัวอื่นๆที่ไม่ได้นำมาแสดงเพื่อนำไปใช้พยากรณ์ค่า y_t ของราคาและผลผลิตข้าวเฉลี่ยรายเดือนแต่ละตัวในหัวข้อต่อไป

4.5 ผลของการเปรียบเทียบตัวแบบ

เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมแล้วจึงเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ประมาณได้จากข้อมูลจริง ของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย จำนวน 228 เดือน และผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนจำนวน 156 เดือน มาเปรียบเทียบกัน คือตัวแบบเบย์ที่มีฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลและมีฟังก์ชั่นฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่ กับตัวแบบเบย์ที่มีฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลและมีฟังก์ชั่นฤดูกาลเป็นแบบฟูเรียร์เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model) และเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้อง ของตัวแบบ (Validation Model) จากข้อมูลที่เหลืออีก 12 เดือนของราคาและผลผลิตของข้าว แสดงได้ดังตารางที่ 9-12

ตารางที่ 9 การเปรียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย

ข้อมูล	ตัวแบบการพยากรณ์	การวัดค่าความผิดพลาด		
		RMSE	MSE	MAE
228 เดือน	1. วิธีเบย์แบบดัมมี่	**0.967**	**0.934**	**0.294**
	2. วิธีเบย์แบบฟูเรียร์	201.235	40495.575	54.268

ตารางที่ 10 การเปรียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน

ข้อมูล	ตัวแบบการพยากรณ์	การวัดค่าความผิดพลาด		
		RMSE	MSE	MAE
156 เดือน	1. วิธีเบย์แบบดัมมี่	**285.301**	**1.484**	**187.602**
	2. วิธีเบย์แบบฟูเรียร์	488.016	238159.145	193.668

ตารางที่ 11 การเปรียบเทียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย

ข้อมูล	ตัวแบบการพยากรณ์	การวัดค่าความผิดพลาด		
		RMSE	MSE	MAE
12 เดือน	1. วิธีเบย์แบบดัมมี่	**502.303**	**252308.750**	**409.083**
	2. วิธีเบย์แบบฟูเรียร์	588.241	346027.083	440.250

ตารางที่ 12 การเปรียบเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบของผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน

ข้อมูล	ตัวแบบการพยากรณ์	การวัดค่าความผิดพลาด		
		RMSE	MSE	MAE
12 เดือน	1. วิธีเบย์แบบดัมมี่	**4389340.067**	**1.926**	**2011567.750**
	2. วิธีเบย์แบบฟูเรียร์	4776343.847	2.2813	2029086.833

จากตารางที่ 9-12 ได้จากการที่นำข้อมูลจริงของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย จำนวน 228 เดือน และผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนจำนวน 156 เดือน มาประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อการเปรียบหาตัวแบบที่เหมาะสม และนำข้อมูลจริงของราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% รายเดือนเฉลี่ย จำนวน 12 เดือน และผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือนจำนวน 12 เดือน จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้เพื่อทำการเปรียบเทียบการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบจากค่าพยากรณ์ของทั้งสองวิธี กับข้อมูลจริง พบว่าตัวแบบเบย์ที่มีฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลและมีฟังก์ชั่นฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่ ให้ค่า RMSE MSE และ MAE รายเดือนเฉลี่ยต่ำสุดทั้งหมดโดย มีค่า RMSE MAPE และ MAE ของราคาข้าวเท่ากับ 0.825 4.622 และ 1.145 และ ผลผลิตข้าวนาปี เท่ากับ 0.825 4.622 และ1.145 ตามลำดับ

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

สำหรับการทำงานวิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ผลผลิต และราคาข้าวในประเทศไทยอย่างมีประสิทธิภาพโดยใช้ฟังก์ชันฤดูกาล และแนวโน้มในตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสม ในครั้งนี้ มีจุดประสงค์เพื่อ เพื่อสร้างตัวแบบสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีความแม่นยำมากขึ้นกับข้อมูลที่มีฤดูกาล โดยนำข้อมูลราคา และผลผลิตข้าวในประเทศไทยเพื่อเปรียบเทียบตัวแบบที่นำเสนอกับตัวแบบที่นิยมใช้มากที่สุดในปัจจุบัน โดยได้มีการสรุปผล อภิปรายผล และมีข้อเสนอแนะดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

1. ลักษณะทั่วไปของข้อมูลที่ใช้ศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ศึกษาคือ ข้อมูลราคาราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15%เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2540-2560 จำนวน 240 เดือน และข้อมูลผลผลิตข้าวนาปี เฉลี่ยรายเดือน ตั้งแต่ปี 2545-2558 จำนวน 168 เดือน จากการพล็อตกราฟของข้อมูลตามเวลาหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ณ เวลาปัจจุบัน กับข้อมูล ณ เวลาก่อนหน้า ด้วยกราฟ Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) พบว่าข้อมูลมีแนวโน้ม ข้อมูลมีบางตัวเป็นข้อมูลที่ผิดปกติ ข้อมูลมีความสัมพันธ์กันอย่างน้อย 1 lag แต่ lag 1 มีความสัมพันธ์กันมากกว่า lag อื่นๆ ดังนั้นจึงนำลักษณะของข้อมูลที่ได้ไปใช้หลักการทางกระบวนการสโตแคสติก โดยมีส่วนประกอบต่างๆดังนี้คือ มีแนวโน้ม (Trend) ฤดูกาล (Seasonal) ค่าผิดปกติ (Irregular Variation) ค่าอัตตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) สำหรับค่าอัตตสหสัมพันธ์ จะเลือกใช้ AR1 lag ของราคาและผลผลิตของข้าว

2. หลักการของกระบวนการสโตแคสติกเพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยวิธีของเบย์ที่ทีฟังก์ชันของฤดูกาลที่มีความแตกต่างกัน

การสร้างตัวแบบในงานวิจัยนี้เริ่มจากตรวจสอบลักษณะของข้อมูลจากการพล็อตกราฟของข้อมูลตามเวลา การหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล ณ เวลาปัจจุบัน กับข้อมูล ณ เวลาก่อนหน้า ด้วยกราฟ Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) เพื่อหาองค์ประกอบต่างๆ ของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งพบว่ามีองค์ประกอบของแนวโน้ม มีค่าผิดปกติ

และอัตตสหสัมพันธ์ หลังจากนั้นนำส่วนประกอบต่างๆที่ไปไปออกแบบสร้างตัวแบบโดยวิธีของเบย์ ตัวแบบทั้งสองที่ได้คือ

$$Y_t \sim N\left(\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\sum_{i=1}^{s-1}\omega_i S_{it},\left[\gamma(1+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2\right) \text{ และ}$$

$$Y_t \sim N\left(\gamma(\Delta W(t\,|\,\alpha,\delta)+A_t)+\omega_1\sin(2\pi t/12)+\omega_2\cos(2\pi t/12),\left[\gamma(1+\zeta_t)\sigma_Y\right]^2\right)$$

กำหนดให้แนวโน้มมีรูปแบบเดียวกันคือ มีรูปแบบเป็นฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลที่ได้จากงานวิจัยก่อนหน้าแต่มีรูปแบบของฟังก์ชันของฤดูกาลที่แตกต่างกันคือ ฤดูกาลแบบดัมมี่กับฤดูกาลแบบฟูเรียร์

3. การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบใช้ค่า RB MSE และค่า CP เมื่อได้ค่าประมาณพารามิเตอร์ที่ประมาณด้วยวิธีการของเบย์ จากข้อมูลจริงมาแล้ว จะใช้ค่าประมาณพารามิเตอร์ทุกตัวมาทำการจำลองสถานการณ์ สร้างชุดข้อมูลมาใหม่อีก 1000 ชุด ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบโดยดูจากค่า RB ค่า MSE และค่า CP ของพารามิเตอร์แต่ละตัว ซึ่งค่า RB และค่า MSE มีค่าต่ำมาก และค่า CP ของพารามิเตอร์แต่ละตัวมีค่าสูงมาก สรุปได้ว่าประสิทธิภาพของตัวแบบในงานวิจัยนี้อยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก

4. การเปรียบเทียบตัวแบบ

ตัวแบบที่นำมาเปรียบเทียบในงานวิจัยนี้ได้แก่ ตัวแบบเบย์ที่มีค่าฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล และมีฟังก์ชันของฤดูกาลแบบดัมมี่กับฟังก์ชันกับตัวแบบเบย์ที่มีค่าฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียล และมีฟังก์ชันของฤดูกาลแบบฟูเรียร์ โดยเปรียบเทียบจากค่า RMSE MSE และ MAE ซึ่งทำการเปรียบเทียบสองส่วนคือ ส่วนที่ 1 คือส่วนของข้อมูลใช้สำหรับการหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model) และส่วนที่ 2 คือส่วนของข้อมูลที่ใช้ตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ (Validation Model) ผลการวิจัยพบว่า พบว่าตัวแบบเบย์ที่มีฟังก์ชั่นการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมสำหรับแนวโน้มแบบเอ๊กซ์โปเนนเชียลและมีฟังก์ชั่นฤดูกาลเป็นแบบดัมมี่ ให้ค่า RMSE MSE และ MAE รายเดือนเฉลี่ยต่ำสุดทั้งหมด

5.2 อภิปรายผล

ตัวแบบที่นำเสนอสามารถพยากรณ์ข้อมูลราคาและผลผลิตข้าวได้อย่างดีเพราะว่าตัวแบบที่นำเสนอนำองค์ประกอบต่างๆ ที่ประกอบกันขึ้นเป็นอนุกรมเวลามาไว้ในตัวแบบ ทั้งค่าแนวโน้ม ฤดูกาล อัตตสหสัมพันธ์ และค่าผิดปกติ ค่าแนวโน้ม เป็นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นโค้งในทางเพิ่มขึ้นหรือลดลง มีลักษณะของฤดูกาล เป็นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลมีลักษณะการเพิ่มขึ้นและลดลงในลักษณะเดียวกันหลายๆคาบ ของรอบระยะเวลาหนึ่งที่แน่นอน เรียกว่า การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล มีค่าอัตตสหสัมพันธ์ ซึ่งเป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูล ณ เวลาปัจจุบัน กับข้อมูล ณ เวลาก่อนหน้า 1 lag และ มีค่าผิดปกติของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดจากเหตุการณ์ที่เราไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้า เช่น ภัยแล้ง หรือเหตุการณ์การเปลี่ยนแปลงทางด้านนโยบายทางการเกษตรทั้งในประเทศและต่างประเทศ สำหรับการประมาณค่าพารามิเตอร์ใช้วิธีการของเบย์ ข้อดีของวิธีการประมาณค่าพารามิเตอร์แบบเบย์คือ สามารถใช้กับตัวอย่างขนาดเล็ก ในขณะที่การประมาณค่าแบบอื่นเช่น วิธี Maximum Likelihood ตัวอย่างต้องมีขนาดใหญ่ การประมาณค่าจึงจะแม่นยำ วิธีการของเบย์ สามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ หรือฟังก์ชันของพารามิเตอร์ได้โดยตรง โดยไม่ต้องประมาณค่าพารามิเตอร์บางตัวมาก่อน และประการสำคัญที่สุดคือวิธีการของเบย์สามารถใช้กับข้อมูลที่มีองค์ประกอบหลายๆด้าน และสามารถเพิ่มลดองค์ประกอบต่างๆในรูปแบบของฟังก์ชันต่างๆได้

5.3 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

1. ในการวิจัยครั้งต่อๆไป วิธีการของเบย์สามารถเพิ่มส่วน หรือลดประกอบต่างๆในข้อมูลอนุกรมเวลาได้เพื่อให้เหมาะสมกับการวิเคราะห์ข้อมูลแม่นยำเพิ่มขึ้น เช่น ฟังก์ชั่นของค่าผิดปกติ ฟังก์ชันของฤดูกาลแบบฟูเรียร์ขั้นสูงขึ้นไป และฟังก์ชันของฤดูกาล รูปแบบอื่นๆ เป็นต้น

2. ในส่วนของการหาตัวแบบที่เหมาะสม (Fitting Model) จะให้ค่า Error ต่ำมาก แต่ในส่วนของ การตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบ (Validation Model) มีค่า Error สูง ซึ่งจากการศึกษางานวิจัยในต่างประเทศพบว่าเกิด Overdispersion ดังนั้นควรจะมีการศึกษาในส่วนของ Overdispersion นี้ต่อไปเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากขึ้นต่อไป

3. สามารถนำวิธีการวิเคราะห์ไปประยุกต์ใช้งานข้อมูลอนุกรมเวลากับ งานทางด้านอื่นๆ ได้

4. ใช้เป็นพื้นฐานในการพัฒนาตัวแบบให้วิเคราะห์กับข้อมูลใกล้เคียงกับโลกแห่งความเป็นจริงมากที่สุด

บรรณานุกรม

บำเพ็ญ ไชยรักษ์ 2557. บทความอนาคตข้าวไทย, National geographic. http://www.ngthai.com/ArticleDetail.aspx?ArticleId=102#.ViheJ9IrLIU

วราวุธ วุฒิวณิชย์, 2554. การวิเคราะห์ทางสโตแคสติกสำหรับระบบชลประทาน, ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์กำแพงแสน

วโรทัย โกศลพิศิษฐ์กุล, 2551. บทความปีทองของข้าวไทย, สำนักงานเศรษฐกิจการคลัง, http://www.fpo.go.th/S-I/Source/Article/Article79.html

ศูนย์วิจัยธนาคารกสิกรไทย, 2559. ศูนย์วิจัยกสิกรฯ มองแนวโน้มราคาข้าวไทย http://www.ryt9.com/s/iq03/2685248

Bisgaard, S. and M. Kulahci. 2011. Time Series Analysis and Forecasting by Example. John Wiley & Sons. Inc.

Boonsarawongse, R. and H.C. Co. 2007. Forecasting Thailand's rice export: Statistical techniques vs artificial neural network. Computers & industrial engineering, 53: 610-627.

Cipra, T., J. Trujillo and A. Rubio. 1995. Holt-Winters method with missing observations. Manag. Sci. 41:174-78.

Cipra, T. 2006. Exponential smoothing for irregular data. Appl. Math, 51: 597-604.

Mendoza, M. and E. de Alba. 2006. Forecasting an accumulated series based on partial accumulation: A new Bayesian method for short series with seasonal patterns. International Journal of Forecasting, 4: 781-798.

De Alba, E., M. Mendoza. 2007. Bayesian Forecasting Methods for Short Time Series. The International Journal ofApplied Forecasting, 8: 41-44.

Deetae, N.1991. A comparative study of forecasting techniques on rice, cassava and mungbean. Farm Gate Prices. Master Thesis, Kasetsart University, Thailand: 63-64.

Dembo, A. 2013. Stochastic Processes, Lecture note, Department of Statistics, Stanford University, Stanford, CA: 49-62.

Geman, S. and D. Geman. 1984. Stochastic relaxation, Gibbs distribution andBayesian restoration of images. IEE Transactions on Pattern Analysis and MachineIntelligence, 6: 721–741.

Hyndman, R.J., A.B. Koehle, R.D. Snyder and S. Grose. 2002. A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. Int. J. Forecasting, 18: 439-454.

Iqbal, N., K. Bakhsh, A. Maqbool and A.S. Ahmad. 2005. Use of the ARIM Model for Forecasting What Area and Production in Pakistan. Journal of Agriculture & Social Sciences, 1(2): 120-122.

Kahforoushan, E., M. Zarif and E.B. Mashahir. 2010. Prediction of added value of agricultural subsectionsusing artificial neural networks: Box-Jenkins and Holt-Winters methods. Journal of Development and Agricultural Economics, 2(4): 115-121.

Kerdsomboon, M. 1999. Forecasting of agricultural products and prices. Master Thesis, Chulalongkorn University, Thailand: 197-200.

Mishra, A.K. and V.R. Desai. 2005. Drought forecasting using stochastic models. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 19(5): 326-339.

Monahan, J.F. 1983. Fully Bayesian analysis of ARMA time series models. J. Econometrics, 21:307-3631.

Montgomery, D.C., C.L. Jennings, M. Kulahci. 2008. Introduction to Time Series Analysis and Forecasting A. John Wiley & Sons. Inc.

Najafi, B. and M. Tarazkar. 2006. Forecasting the quantity of pistachio export in Iran, Application of neural network, Iranian Journal of Trade Studies, 39: 191-214.

Neelamegham, R. and P. Chintagunta. 1999. A Bayesian model to forecast new product performance in domestic and international markets. Marketing science, 18(2): 115-136.

Pedroza, C. 2006. A Bayesian forecasting model: predicting U.S. male mortality. Biostatistics, 7(4): 530-550.

Robert, C. 2001. The Bayesian Choice: From Decision-Theoretic Foundation, 2nd ed., Springer: New York: 8-31.

Robert, C.P. and G. Casella. 2004. Monte Carlo Statistical Methods, 2nd ed., Springer: New York: 267-291.

Sangpattaranate, P. 2005. Forecasting of rice prices in Thailand. Master Thesis, Kasetsart University, Thailand: 149-153.

Sumer, K.K., O. Goktas and A. Hepsag. 2009.The application of seasonal latent variable in forecasting electricity demand as and alternative method. Energy Policy, 37(4): 1317-1322.

Tongkhow, P. and N. Kantanantha. 2011. Appropriate forecasting models for fluctuating vegetable prices in Thailand, pp. 162-166. In IEEE Proceedings, The CET 2011. Shanghai.

Tongkhow, P. and N. Kantanantha. 2012. Bayesian model for time series with trend, autoregression and outliers, pp. 90-94. In Proceedings of the 10th International Conference on ICT and Knowledge Engineering (ICT & Knowledge Engineering). Bangkok.

Tongkhow, P. and N. Kantanantha. 2013. Bayesian models for time series with covariates, trend, seasonality, autoregression and outliers. Journal of Computer Science, 9(3): 291-298.

Wright, D.J. 1986. Forecasting data published at irregular time intervals using extension of Holt's method. Manag. Sci, 32: 499-510.

Yan, X. and X.G. Su. 2009. Linear Regression Analysis Theory and Computing. World Scientific Publishing Company.

Yelland, P. 2009. Bayesian forecasting for low-count time series using stat-space models: An empiricalevaluation for inventory management. International Journal of Production Economics, 118: 95-103.

Yelland, P.M. 2010. Bayesian Forecasting of Part Demand. International Journal of Forecasting, 26: 374-396.

Yevjevich, V. M. 1963. "Fluctuations of wet and dry years. Part I. Research data assembly and mathematical models", Hydrology Paper I., Colorado State University, Fort Collins, Colorado.

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ-สกุล: นายพิเชฐ จิรประเสริฐวงศ์
(Mr.Pichet Jiraprasertwong)
ตำแหน่ง: อาจารย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร
คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ
การศึกษา: ค.อ.ม. (เทคโนโลยีเทคนิคศึกษา) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ชื่อ-สกุล: นายภิรมย์ ตั้งจิตเพียรผล
(Mr. Pirom Thangchitpianpol)
ตำแหน่ง: อาจารย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร
คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ
การศึกษา: วศ.ม. (วิศวกรรมการจัดการอุตสาหกรรม) มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ