

## บทความวิจัย

# ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทย

ชรินทร์ สัจจวิทย์\*

### บทคัดย่อ

สำหรับงานวิจัยนี้ ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกพัฒนาขึ้นเพื่อพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ตั้งแต่เดือนมกราคม 2541 ถึงเดือนมกราคม 2557 ซึ่งตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่นำเสนอถูกเปรียบเทียบประสิทธิภาพความแม่นยำกับตัวแบบอาร์มาที่มีประสิทธิภาพดีในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ โดยใช้เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบต่างๆ 3 เกณฑ์ คือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ จากผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่อาศัยข้อมูลในอดีตย้อนหลัง 3 ค่า และฟังก์ชันเรเดียลเบสิกเพื่อแปลงข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้นตรงไปสู่ข้อมูลเชิงเส้นตรง เพื่อให้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเรียนรู้และสร้างฟังก์ชันการทำนายมีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบอาร์มา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าตัวแบบอาร์มาที่สร้างตัวแบบจากสมมติฐานความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงไม่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นตรงสำหรับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทย ดังนั้น ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจึงมีความเหมาะสมที่จะเป็นตัวแบบในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทย เพื่อให้ได้สารสนเทศที่เป็นประโยชน์และสนับสนุนการตัดสินใจในการวางแผนการผลิตได้

**คำสำคัญ:** ตัวแบบอาร์มา ตัวแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

# Forecasting Thailand's Monthly Export Quantity of Rubber Compound using Support Vector Machine Model

Thorarin Sujjaviriyasup\*

---

## ABSTRACT

In this research, a support vector machine model is developed in order to forecast a future export quantity of rubber compound of Thailand that is a monthly time series dataset from January 1998 to January 2014. Subsequently, the developed model is compared to ARIMA model based on three accuracy measures that are mean absolute error, root mean squared error, and mean absolute percentage error. The empirical results revealed that the developed model is formulated from three previous observations and radial basis function to transform original time series dataset into linear series dataset on new feature space, which outperforms ARIMA model based on three measures of forecast accuracy. In this regard, it indicated that an assumption of ARIMA model based on linear function may not be sufficient to approximate the Thailand's monthly export quantity of rubber compound. Consequently, the developed model is able to be a useful model to forecast Thailand's monthly export quantity of rubber compound and to provide meaningful information to support critical decision making in production planning.

**Keywords:** ARIMA, Supervised learning, Support vector machine

## บทนำ

ยางคอมปาวด์ถือเป็นสินค้าส่งออกที่สำคัญประเภทหนึ่งของประเทศไทย ซึ่งถูกสร้างขึ้นจากการผสมสารเคมีกับยางจนเป็นเนื้อเดียวกัน พร้อมทั้งจะขึ้นรูปเป็นผลิตภัณฑ์ต่างๆ ดังนั้นยางคอมปาวด์จึงเป็นวัตถุดิบที่สำคัญของกระบวนการผลิตในหลายอุตสาหกรรม เช่น การผลิตยางล้อรถยนต์ ยางรองคอสะพาน ท่อยาง เป็นต้น โดยมูลค่าการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทย [1] ในปี 2557 สามารถสร้างรายได้เข้าสู่ประเทศประมาณ 50,993 ล้านบาท แต่ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยในแต่ละเดือนมีลักษณะไม่คงที่แน่นอน จึงส่งผลกระทบต่อวางแผนการผลิตยางคอมปาวด์เพื่อการส่งออกมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น เพื่อให้การวางแผนการผลิตที่มีประสิทธิภาพ ปริมาณความต้องการสำหรับส่งออกในอนาคตจึงเป็นสารสนเทศที่มีความสำคัญในการวางแผนการผลิตดังกล่าว โดยเครื่องมือที่มีประโยชน์และถูกใช้สำหรับการคาดการณ์สารสนเทศในอนาคตนั้นสามารถแบ่งออกได้หลายประเภท หนึ่งในเครื่องมือที่ใช้ในการพยากรณ์คือ ตัวแบบอนุกรมเวลาซึ่งเป็นตัวแทนทางสถิติที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ในงานวิจัยต่างๆ เนื่องจากเป็นตัวแทนที่ง่ายซึ่งใช้การวิเคราะห์แนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตเพื่อสร้างตัวแทนสำหรับการพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยงานวิจัย [2] ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยพบว่า ตัวแบบอาร์มาเป็นตัวแทนที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับตัวแทนการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ (Holt's Exponential Smoothing Model) และตัวแทนการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแดม (Damped Trend Exponential Smoothing Model) แต่ตัวแบบอาร์มายังคงมีข้อจำกัดในบางประการ [3] คือ ความไม่ยืดหยุ่นในการใช้งานและความถูกต้องที่ยังคงไม่มากนักในบางสถานการณ์ เช่น ข้อมูลมีลักษณะไม่เชิงเส้นตรง เป็นต้น จึงทำให้เกิดความสนใจเกี่ยวกับการพัฒนาตัวแทนการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อการพยากรณ์อย่างกว้างขวาง เพื่อเพิ่มความถูกต้องของผลการพยากรณ์ให้มากยิ่งขึ้น ซึ่งจุดเด่นของตัวแทนการเรียนรู้ของเครื่องคือ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องเป็นตัวแทนที่สร้างจากคุณลักษณะของข้อมูล จึงไม่จำเป็นต้องอาศัยสมมติฐานสำหรับการสร้างตัวแทนมากนักเมื่อเทียบกับตัวแบบอาร์มา นอกจากนี้ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องยังมีความยืดหยุ่นในการพยากรณ์ เนื่องจากสามารถพยากรณ์ได้ทั้งข้อมูลที่มีลักษณะเชิงเส้นตรงและไม่เชิงเส้นตรง โดยข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้นตรงจะถูกแปลงไปอยู่ยังปริภูมิ (space) ใหม่ที่มีลักษณะที่เป็นเชิงเส้นตรงที่สอดคล้องกับข้อมูลก่อนหน้าที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นตรง เพื่อสร้างตัวแทนการพยากรณ์สำหรับข้อมูลไม่เป็นเชิงเส้นตรงได้ จากจุดเด่นของตัวแทนการเรียนรู้ของเครื่องดังกล่าวมา จึงส่งผลให้ได้รับความสนใจและถูกพัฒนาเพื่อใช้ในการพยากรณ์ในงานวิจัยต่างๆ [4-6] โดยหนึ่งในตัวแทนการเรียนรู้ของเครื่องที่นิยมใช้ในปัจจุบันคือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งถูกสร้างจากหลักการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างให้น้อยที่สุด (principle of structural risk minimization) จากหลักการนี้ จึงทำให้ได้ตัวแทนที่เหมาะสมที่สุดและให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียว ดังนั้น ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจึงประสบความสำเร็จในการพยากรณ์และมีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแทนโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมและตัวแทนทางสถิติต่างๆ [7-9] แต่ประสิทธิภาพของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนขึ้นอยู่กับทางเลือกค่าพารามิเตอร์ [10] ดังนั้นการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจึงมีผลต่อประสิทธิภาพของตัวแทนซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

สำหรับงานวิจัยนี้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกพัฒนาขึ้นจากการเขียนชุดคำสั่งของโปรแกรม R เพื่อหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการคาดการณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทย ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม 2541 ถึงเดือนมกราคม 2557 โดยตัวแบบที่นำเสนอถูกเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับตัวแบบอาร์มาซึ่งเป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยด้วยเกณฑ์ประเมินความแม่นยำ 3 เกณฑ์ ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Squared Error) และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

## อุปกรณ์และวิธีทดลอง

### 1. ข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทย

ข้อมูลปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม 2541 ถึงเดือนมกราคม 2557 จากข้อมูลเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร [1] จำนวน 193 ค่า โดยข้อมูลทั้งหมดถูกนำเสนอในรูปแบบที่ 1



**รูปที่ 1** ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ [1] ตั้งแต่เดือนมกราคม 2541 ถึงเดือนมกราคม 2557

ข้อมูลทั้ง 193 ค่า จะถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลลำดับที่ 1 ถึง 180 และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบตัวแบบซึ่งเป็นข้อมูลที่เหลืออยู่ในลำดับที่ 181 ถึง 193 โดยชุดข้อมูลนี้จะถูกใช้เพื่อเปรียบเทียบเพื่อทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์การทดลองทำโดยนำข้อมูลชุดที่ 1 ถึง 180 ไปสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับทำนายค่าที่ 181 แล้วนำไปเปรียบเทียบกับค่าจริงและมีการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนต่างๆ จากนั้นนำค่าที่ 1 ถึง 181 ไปสร้างตัวแบบพยากรณ์เพื่อทำนายค่าที่ 182 ซึ่งจะทำให้การทดลองแบบวนซ้ำจนครบค่าที่ 193

## 2. ตัวแบบการพยากรณ์แบบอาร์มีมา

ตัวแบบอาร์มีมาเป็นตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีความโดดเด่นในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเชิงเส้นตรง ซึ่งเป็นรูปแบบทั่วไปของตัวแบบอาร์มา (ARMA) สำหรับข้อมูลที่ไม่อยู่ในสภาวะคงที่ (non-stationary state) โดยมีสมการทางคณิตศาสตร์ของตัวแบบอาร์มีมาแบบมีฤดูกาล ดังที่แสดงในสมการที่ 1

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)\nabla_S^D\nabla^d Y_t = \mu + \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t \quad (1)$$

เมื่อ  $Y_t$  และ  $\varepsilon_t$  คือ ค่าจริงและค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่  $t$  ตามลำดับ

$B$  และ  $\mu$  คือ ตัวแปลงค่าอนุกรมเวลาย้อนกลับ (backward shift operator) และค่าเฉลี่ย ตามลำดับ

$d$  และ  $D$  คือ ลำดับของผลต่างและลำดับของผลต่างฤดูกาล ตามลำดับ

$p$  และ  $q$  คือ ลำดับของอาร์มีมาแบบไม่มีฤดูกาล

$P$  และ  $Q$  คือ ลำดับของอาร์มีมาแบบมีฤดูกาล

$S$  คือ จำนวนฤดูกาล

โดยรูปแบบอาร์มีมาแบบมีฤดูกาลทั่วไป คือ SARIMA(p, d, q)(P,D,Q)<sub>S</sub> ซึ่งมีขั้นตอนในการสร้างตัวแบบ SARIMA ดังนี้

1. ขั้นตอนการระบุตัวแบบอาร์มีมาแบบมีฤดูกาล ซึ่งในขั้นตอนนี้ชุดข้อมูลอนุกรมเวลาจะถูกพิจารณาในสภาวะคงที่ หากชุดข้อมูลไม่อยู่ในสภาวะคงที่ จะใช้การแปลงค่าอนุกรมเวลาย้อนกลับที่ระดับผลต่างค่าใดค่าหนึ่งของชุดข้อมูลอนุกรมเวลาหรือที่ระดับผลต่างค่าใดค่าหนึ่งของฤดูกาล เพื่อปรับชุดข้อมูลอนุกรมเวลามีสภาวะที่คงที่ ซึ่งสภาวะคงที่นี้มีความสำคัญต่อการสร้างตัวแบบอาร์มีมา โดยค่าลำดับของอาร์มีมาสามารถพิจารณาจากค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation function: ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (partial autocorrelation function: PACF) เพื่อเป็นจุดเริ่มต้นในการกำหนดลำดับของตัวแบบอาร์มีมา แต่ถ้าลักษณะของค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนเข้าใกล้ค่าศูนย์อย่างรวดเร็วทั้งสองค่า การระบุลำดับจะมีความซับซ้อน จึงต้องอาศัยเกณฑ์การพิจารณาอื่น เช่น เกณฑ์สารสนเทศเบย์เซียน (Bayesian Information Criterion: BIC) เป็นต้น เพื่อกำหนดลำดับของตัวแบบอาร์มีมา

2. ขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบอาร์มีมา ซึ่งขั้นตอนนี้จะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์จากหลักการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

3. ขั้นตอนการทดสอบตัวแบบ ซึ่งในขั้นตอนนี้ ตัวแบบอาร์มีมาที่ได้จะถูกทดสอบตามข้อกำหนดต่างๆ หากตัวแบบที่ได้ยังไม่เหมาะสมจะต้องดำเนินการข้อ 2 ถึง 3 ใหม่

ในการพิจารณาตัวแบบที่เหมาะสมของงานวิจัยนี้ใช้เกณฑ์สารสนเทศเบย์เซียน ซึ่งตัวแบบที่ให้ค่า BIC ที่ต่ำที่สุด คือ ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ ในงานวิจัยนี้จะใช้ library (forecast) ของโปรแกรมภาษาอาร์ (R programming) ซึ่งเป็นโปรแกรมช่วยในการพยากรณ์ที่มีการนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลาย [11-13] มาใช้ในการหาตัวแบบอาร์มีมาที่เหมาะสมแบบอัตโนมัติ โดยโปรแกรม R จะทำการหาตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมดภายใต้ขอบเขตลำดับของค่า  $p$  และ  $q$  ที่ถูกกำหนดไว้ในโปรแกรม แต่ผู้วิจัยสามารถปรับแก้ไขค่าดังกล่าวได้ และทำการเลือกตัวแบบอาร์มีมาเหมาะสมที่สุดด้วยการใช้ค่า BIC ที่น้อยที่สุดเป็นเกณฑ์ในการเลือกตัวแบบอาร์มีมาที่เหมาะสมดังรูปที่ 2

ARIMA(0,1,2)(0,0,1)[12]	: 5903.496	ARIMA(3,1,0)(0,0,2)[12]	: 5919.42
ARIMA(0,1,2)(0,0,1)[12] with drift	: 5906.153	ARIMA(3,1,0)(0,0,2)[12] with drift	: 5922.649
ARIMA(0,1,2)(0,0,2)[12]	: 5908.683	ARIMA(3,1,0)(1,0,0)[12]	: 5926.2
ARIMA(0,1,2)(0,0,2)[12] with drift	: 5911.27	ARIMA(3,1,0)(1,0,0)[12] with drift	: 5929.362
ARIMA(0,1,2)(1,0,0)[12]	: 5915.5	ARIMA(3,1,0)(1,0,1)[12]	: 1e+20
ARIMA(0,1,2)(1,0,0)[12] with drift	: 5918.18	ARIMA(3,1,0)(1,0,1)[12] with drift	: 1e+20
ARIMA(0,1,2)(1,0,1)[12]	: 1e+20	ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12]	: 5943.843
ARIMA(0,1,2)(1,0,1)[12] with drift	: 1e+20	ARIMA(3,1,0)(2,0,0)[12] with drift	: 5947.109
ARIMA(0,1,2)(1,0,2)[12]	: 1e+20	ARIMA(3,1,1)	: 5922.156
ARIMA(0,1,2)(1,0,2)[12] with drift	: 1e+20	ARIMA(3,1,1) with drift	: 5924.593
ARIMA(0,1,2)(2,0,0)[12]	: 5933.287	ARIMA(3,1,1)(0,0,1)[12]	: 5917.831
ARIMA(0,1,2)(2,0,0)[12] with drift	: 5935.919	ARIMA(3,1,1)(0,0,1)[12] with drift	: 5921.144
ARIMA(0,1,2)(2,0,1)[12]	: 5938.596	ARIMA(3,1,1)(1,0,0)[12]	: 5929.654
ARIMA(0,1,2)(2,0,1)[12] with drift	: 5939.462	ARIMA(3,1,1)(1,0,0)[12] with drift	: 5932.912
ARIMA(0,1,3)	: 5913.014	ARIMA(3,1,2)	: 5926.301
ARIMA(0,1,3) with drift	: 5914.604	ARIMA(3,1,2) with drift	: 5927.764
ARIMA(0,1,3)(0,0,1)[12]	: 5908.524	ARIMA(4,1,0)	: 5920.509
ARIMA(0,1,3)(0,0,1)[12] with drift	: 5911.225	ARIMA(4,1,0) with drift	: 5921.827
ARIMA(0,1,3)(0,0,2)[12]	: 5913.703	ARIMA(4,1,0)(0,0,1)[12]	: 5916.771
ARIMA(0,1,3)(0,0,2)[12] with drift	: 5916.393	ARIMA(4,1,0)(0,0,1)[12] with drift	: 5919.288
ARIMA(0,1,3)(1,0,0)[12]	: 5920.437	ARIMA(4,1,0)(1,0,0)[12]	: 5928.895
ARIMA(0,1,3)(1,0,0)[12] with drift	: 5923.189	ARIMA(4,1,0)(1,0,0)[12] with drift	: 5931.454
ARIMA(0,1,3)(1,0,1)[12]	: 1e+20	ARIMA(4,1,1)	: 5925.678
ARIMA(0,1,3)(1,0,1)[12] with drift	: 1e+20	ARIMA(4,1,1) with drift	: 5926.891
ARIMA(0,1,3)(2,0,0)[12]	: 5938.135	ARIMA(5,1,0)	: 5926.684
ARIMA(0,1,3)(2,0,0)[12] with drift	: 5940.911	ARIMA(5,1,0) with drift	: 5927.796
ARIMA(0,1,4)	: 5918.114	Series: data	
ARIMA(0,1,4) with drift	: 5919.576	ARIMA(0,1,2)(0,0,1)[12]	
ARIMA(0,1,4)(0,0,1)[12]	: 5913.578	Coefficients:	
ARIMA(0,1,4)(0,0,1)[12] with drift	: 5916.177	ma1    ma2    sma1	
ARIMA(0,1,4)(1,0,0)[12]	: 5925.448	0.0388  -0.3136  0.253	
ARIMA(0,1,4)(1,0,0)[12] with drift	: 5928.094	s.e.  0.0736  0.0736  0.084	
ARIMA(0,1,5)	: 5923.285	sigma^2 estimated as 1.301e+13:  log likelihood=-2957.08	
ARIMA(0,1,5) with drift	: 5924.751		
ARIMA(1,1,0)	: 5918.611		
ARIMA(1,1,0) with drift	: 5922.123		

**รูปที่ 2** การหาตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมที่สุดโดยการใช้เกณฑ์สารสนเทศเบย์เซียน

จากรูปที่ 2 จะพบว่าตัวแบบอาร์มาแบบมีฤดูกาล SARIMA(0,1,2)(0,0,1)<sub>12</sub> มีค่า BIC ที่ต่ำที่สุด จึงเป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมที่สุดในการใช้พยากรณ์ เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับชุดข้อมูลลำดับที่ 1 ถึง 180 สำหรับการสร้างตัวแบบอาร์มาแบบมีฤดูกาลแล้ว ตัวแบบที่ได้จะถูกใช้ในการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ค่า ดังรูปที่ 3

```
> predict_ARIMA
      Point Forecast    Lo 80    Hi 80    Lo 95    Hi 95
Jan 16      62422214 57800148 67044280 55353374 69491054
```

**รูปที่ 3** ผลการพยากรณ์ค่าที่ 181 ของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทย

จากรูปที่ 3 ค่าของการพยากรณ์แบบจุด คือ 62,422,214 กิโลกรัม และมีช่วงความเชื่อมั่นของการพยากรณ์ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 80 และ 95 ตามลำดับ

**3. ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน**

ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน คือ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องประเภทหนึ่ง ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) ที่ได้ถูกพัฒนาขึ้นโดย Vapnik ซึ่งอาศัยหลักการเรียนรู้ทางสถิติและการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างที่น้อยที่สุดและถูกใช้ในกาวิจัยหลายลักษณะ เช่น การพยากรณ์อนุกรมเวลาหรือสมการลดถอย เป็นต้น สมการทางคณิตศาสตร์ของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์เชิงเส้นตรงดังสมการที่ 2

$$f(x) = (w, x) + b \quad x \in \mathcal{R}^d, \quad b \in \mathcal{R} \quad (2)$$

เมื่อ  $f(x)$ ,  $w$  และ  $b$  คือ ค่าตัวแปรตาม เวกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (weight vector) และค่าเอนเอียง (bias) ตามลำดับ และ  $(\cdot, \cdot)$  คือ การคูณแบบดอท (dot product) และ  $x$  คือ เวกเตอร์ของชุดข้อมูลป้อนเข้า (input data) ซึ่งมีขนาดเท่ากับ  $d$  ค่า โดยความเรียบของสมการที่ 2 สามารถทำให้เรียบที่สุดจากการใช้หลักการหาค่าความเหมาะสมที่สุด ดังนี้

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^T (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3)$$

สมการขอบข่าย

$$\begin{aligned} y_i - (w \cdot x_i) - b &\leq \varepsilon + \xi_i \\ (w \cdot x_i) + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i \end{aligned}$$

เมื่อ  $\xi_i, \xi_i^*, C \geq 0$

โดยการเลือกค่า  $C$  จะมีผลต่อการพิจารณาระหว่างค่าความเรียบและค่าของการเบี่ยงเบนที่อยู่นอกขอบเขตที่กำหนด ดังนั้น การเลือกค่า  $C$  ที่เหมาะสมจะส่งผลให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนดีที่สุด และตัวแปร  $\xi_i$  และ  $\xi_i^*$  คือ ระยะห่างของจุดที่อยู่นอกขอบเขตที่กำหนด ซึ่งถูกใช้เพื่อให้ครอบคลุมกรณีของค่าที่อยู่นอกขอบเขตที่กำหนด การหาค่าที่เหมาะสมที่สุดมีความซับซ้อนจึงต้องอาศัยวิธีการของลากรานจ์ (Lagrange multipliers) ในการหาค่าที่เหมาะสมในรูปแบบคู่ควบ (dual formation) ซึ่งซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่มีฟังก์ชันการทำนายเชิงเส้นตรง แสดงในรูปแบบของสมการที่ 4

$$f(x) = \sum_{i=1}^T (\alpha_i - \alpha_i^*) (x, x_i) + b \quad (4)$$

เมื่อ  $\alpha_i$  และ  $\alpha_i^*$  คือ ค่าของลากรานจ์ และ  $b$  คือ ค่าเอนเอียง

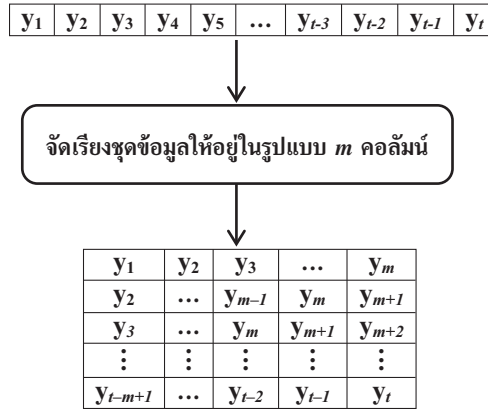
จากสมการที่ 4 ความสัมพันธ์มีลักษณะเป็นเชิงเส้นตรง แต่ปัญหาการพยากรณ์ส่วนมากมักพบลักษณะแบบไม่เป็นเชิงเส้นตรง การแปลงข้อมูลจากข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงไปสู่ข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นตรงด้วยการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel function) โดยฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงคือ ฟังก์ชันเรเดียลเบสสิก (radial basis function) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่มีประสิทธิภาพและนิยมใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรง สำหรับการพยากรณ์ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสสิกสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะไม่เชิงเส้นตรงและฟังก์ชันเชิงเส้นตรงสำหรับข้อมูลที่มีลักษณะเชิงเส้นตรง โดยมีสมการดังนี้

$$\text{ฟังก์ชันเชิงเส้นตรง :} \quad K(x, x_i) = x^T x_i \quad (5)$$

$$\text{ฟังก์ชันเรเดียลเบสสิก :} \quad K(x, x_i) = \exp(-\sigma \|x - x_i\|^2) \quad (6)$$

เมื่อ  $\sigma$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเรเดียลเบสสิก

ในการจัดเตรียมข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อใช้สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนนั้น ข้อมูลจะถูกจัดเรียงใหม่  $m$  คอลัมน์ โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังตั้งแต่คอลัมน์ที่ 1 ถึงคอลัมน์ที่  $m-1$  เป็นข้อมูลป้อนเข้าและคอลัมน์ที่  $m$  ซึ่งเป็นคอลัมน์สุดท้ายเป็นข้อมูลเป้าหมาย (Target data) เพื่อการเรียนรู้ของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ค่าที่  $m$  ดังแสดงในรูปที่ 4



**รูปที่ 4** การจัดรูปแบบข้อมูลสำหรับการพยากรณ์โดยซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน

การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยด้วยตัวแบบซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ library (kernlab) ของโปรแกรมภาษาอาร์ R ซึ่งมีการนำไปใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลาย [14-16] มีขั้นตอนการดำเนินการ ดังนี้

- นำข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยลำดับที่ 1 ถึง 180 มาจัดเรียงใหม่ให้อยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ที่มีจำนวนคอลัมน์  $m$  คอลัมน์ ดังรูปที่ 4 ซึ่งมีค่า  $m$  ตั้งแต่ 2 ถึง 10 คอลัมน์ เช่น ตัวอย่างชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่ถูกรวบรวมจัดให้อยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ขนาด 4 คอลัมน์ ดังรูปที่ 5

[1, ]	[, 1]	[, 2]	[, 3]	[, 4]	[36, ]	794112	956442	1355500	1213301	[143, ]	39501574	43897645	40348937	48367305
[2, ]	121787	364401	255352	210480	[37, ]	956442	1355500	1213301	900574	[144, ]	43897645	40348937	48367305	46355526
[3, ]	364401	255352	210480	320021	[38, ]	1355500	1213301	900574	669946	[145, ]	40348937	48367305	46355526	30375902
[4, ]	255352	210480	320021	301761	[39, ]	1213301	900574	669946	568337	[146, ]	48367305	46355526	30375902	38297437
[5, ]	210480	320021	301761	222417	[40, ]	900574	669946	568337	541249	[147, ]	46355526	30375902	38297437	36881424
[6, ]	320021	301761	222417	178837	[41, ]	669946	568337	541249	716565	[148, ]	30375902	38297437	36881424	33114414
[7, ]	301761	222417	178837	167925	[42, ]	568337	541249	716565	525530	[149, ]	38297437	36881424	33114414	39938960
[8, ]	222417	178837	167925	246373	[43, ]	541249	716565	525530	701761	[150, ]	36881424	33114414	39938960	38033813
[9, ]	178837	167925	246373	93645	[44, ]	716565	525530	701761	816684	[151, ]	33114414	39938960	38033813	36316752
[10, ]	167925	246373	93645	547909	[45, ]	525530	701761	816684	686592	[152, ]	39938960	38033813	36316752	39222212
[11, ]	246373	93645	547909	209978	[46, ]	701761	816684	686592	540625	[153, ]	38033813	36316752	39222212	38238924
[12, ]	93645	547909	209978	322826	[47, ]	816684	686592	540625	732293	[154, ]	36316752	39222212	38238924	38118853
[13, ]	547909	209978	322826	335354	[48, ]	686592	540625	732293	1456837	[155, ]	39222212	38238924	38118853	34545407
[14, ]	209978	322826	335354	245594	[49, ]	540625	732293	1456837	1501837	[156, ]	38238924	38118853	34545407	39522379
[15, ]	322826	335354	245594	754469	[50, ]	732293	1456837	1501837	1615457	[157, ]	38118853	34545407	39522379	26949973
[16, ]	335354	245594	754469	423767	[51, ]	1456837	1501837	1615457	1496325	[158, ]	34545407	39522379	26949973	32534195
[17, ]	245594	754469	423767	1700267	[52, ]	1501837	1615457	1496325	1415896	[159, ]	39522379	26949973	32534195	32724923
[18, ]	754469	423767	1700267	1998210	[53, ]	1615457	1496325	1415896	1140084	[160, ]	26949973	32534195	32724923	32610602
[19, ]	423767	1700267	1998210	2352917	[54, ]	1496325	1415896	1140084	1483417	[161, ]	32534195	32724923	32610602	40333114
[20, ]	1700267	1998210	2352917	2601623	[55, ]	1415896	1140084	1483417	2010392	[162, ]	32724923	32610602	40333114	34494118
[21, ]	1998210	2352917	2601623	1067501	[56, ]	1140084	1483417	2010392	1860857	[163, ]	32610602	40333114	34494118	29301242
[22, ]	2352917	2601623	1067501	1256490	[57, ]	1483417	2010392	1860857	1422705	[164, ]	40333114	34494118	29301242	34724175
[23, ]	2601623	1067501	1256490	508631	[58, ]	2010392	1860857	1422705	1727883	[165, ]	34494118	29301242	34724175	42684981
[24, ]	1067501	1256490	508631	1008599	[59, ]	1860857	1422705	1727883	1934331	[166, ]	29301242	34724175	42684981	42783293
[25, ]	1256490	508631	1008599	865745	[60, ]	1422705	1727883	1934331	2103658	[167, ]	34724175	42684981	42783293	44451978
[26, ]	508631	1008599	865745	1820631	[61, ]	1727883	1934331	2103658	2078638	[168, ]	42684981	42783293	44451978	51823254
[27, ]	1008599	865745	1820631	1413802	[62, ]	1934331	2103658	2078638	2757359	[169, ]	42783293	44451978	51823254	48609393
[28, ]	865745	1820631	1413802	2044071	[63, ]	2103658	2078638	2757359	3309906	[170, ]	44451978	51823254	48609393	47983505
[29, ]	1820631	1413802	2044071	1554131	[64, ]	2078638	2757359	3309906	3005709	[171, ]	51823254	48609393	47983505	45144828
[30, ]	1413802	2044071	1554131	1436498	[65, ]	2757359	3309906	3005709	4798937	[172, ]	48609393	47983505	45144828	54782131
[31, ]	2044071	1554131	1436498	934389	[66, ]	3309906	3005709	4798937	6136798	[173, ]	47983505	45144828	54782131	53081369
[32, ]	1554131	1436498	934389	844489	[67, ]	3005709	4798937	6136798	6417733	[174, ]	45144828	54782131	53081369	54935884
[33, ]	1436498	934389	844489	1119762	[68, ]	4798937	6136798	6417733	6673012	[175, ]	54782131	53081369	54935884	67033778
[34, ]	934389	844489	1119762	794112	[69, ]	6136798	6417733	6673012	5406443	[176, ]	53081369	54935884	67033778	73659232
[35, ]	844489	1119762	794112	956442	[70, ]	9003768	6417733	6673012	8133953	[177, ]	54935884	67033778	73659232	64921260
	1119762	794112	956442	1355500	[71, ]	6417733	6673012	5406443						

**รูปที่ 5** การจัดรูปแบบข้อมูลสำหรับการพยากรณ์โดยซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยตั้งแต่ค่าที่ 1 ถึง 180



2. นำข้อมูลที่ได้จากข้อที่ 1 มาใช้สำหรับการสอนตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้ข้อมูลในคอลัมน์ที่ 1 ถึง 3 เป็นข้อมูลป้อนเข้าและค่าคอลัมน์ที่ 4 เป็นค่าเป้าหมาย ซึ่งค่าทั้งสองส่วนจะถูกป้อนเข้าสู่ตัวแบบ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบฟังก์ชันเรเดียลเบสิก เพื่อแปลงค่าข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงให้อยู่ในรูปแบบของข้อมูลเชิงเส้นตรง สำหรับการสอนตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการสร้างตัวแบบทำนาย ซึ่งโปรแกรมจะทำการหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนด้วยการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบไว้ 10 ค่า (10-fold cross validation) เพื่อใช้ทดสอบและคำนวณหาค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุดสำหรับเป็นเกณฑ์ในการประเมินตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดที่จะถูกสร้างขึ้นจากชุดข้อมูลสำหรับสร้างตัวแบบเพื่อใช้ตัวแบบดังกล่าวในการพยากรณ์ ดังรูปที่ 6

```
> model
Support Vector Machine object of class "ksvm"

SV type: eps-svr (regression)
parameter : epsilon = 0.1 cost C = 6.157

Gaussian Radial Basis kernel function.
Hyperparameter : sigma = 0.175

Number of Support Vectors : 73

Objective Function Value : -70.5836
Training error : 0.037653
Cross validation error : 1.554959e+13
```

รูปที่ 6 การหาตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์

3. เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ ซึ่งเกิดจากการสอนให้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเรียนรู้และสร้างฟังก์ชันการทำนายจากชุดข้อมูลที่ 1 ถึง 180 แล้วนั้น ข้อมูลลำดับที่ 178 และ 180 จะถูกป้อนเข้าสู่ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนดังกล่าว เพื่อพยากรณ์ค่าที่ 181 ดังรูปที่ 7

```
> data_SVM2
  X1      X2      X3
1 67033778 73659232 64921260
> predict_SVM <- predict(model, data_SVM2)
> predict_SVM
      1
62844377
```

รูปที่ 7 การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยสำหรับค่าที่ 181

4. เนื่องจากประสิทธิภาพของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนขึ้นอยู่กับข้อกำหนดค่าพารามิเตอร์ด้วย ในงานวิจัยนี้ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะมีการปรับเปลี่ยนค่าเพื่อให้ได้ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทย

ดังนั้น จึงใช้สัญลักษณ์  $SVM(m)$  แทนตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ถูกจัดเรียงใหม่  $m$  คอลัมน์ ในส่วนของผลการวิจัย เพื่อให้การนำเสนออยู่ในรูปแบบที่กระชับ นอกจากนี้การปรับค่าพารามิเตอร์ของ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนทำโดยการเพิ่มค่าที่ละ 0.001 จากค่า 0.001 ถึง 6.200 เพื่อให้ได้ตัวแบบที่ เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์

#### 4. การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์

เพื่อประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบต่างๆ เกณฑ์ประเมินความถูกต้องของการ พยากรณ์ต่างๆ จึงถูกใช้เพื่อวัดประสิทธิภาพ โดยเกณฑ์ที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ พยากรณ์ในงานวิจัยนี้มี 3 เกณฑ์ ดังนี้

1. ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

$$MAE = \text{mean}(|e_t|)$$

2. ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

$$RMSE = \sqrt{\text{mean}(e_t^2)}$$

3. ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

$$MAPE = \text{mean}(|p_t|)$$

เมื่อ  $e_t$  คือ ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ณ เวลา  $t$

$P_t$  คือ ค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เทียบกับค่าจริง ณ เวลา  $t$

#### ผลการทดลอง

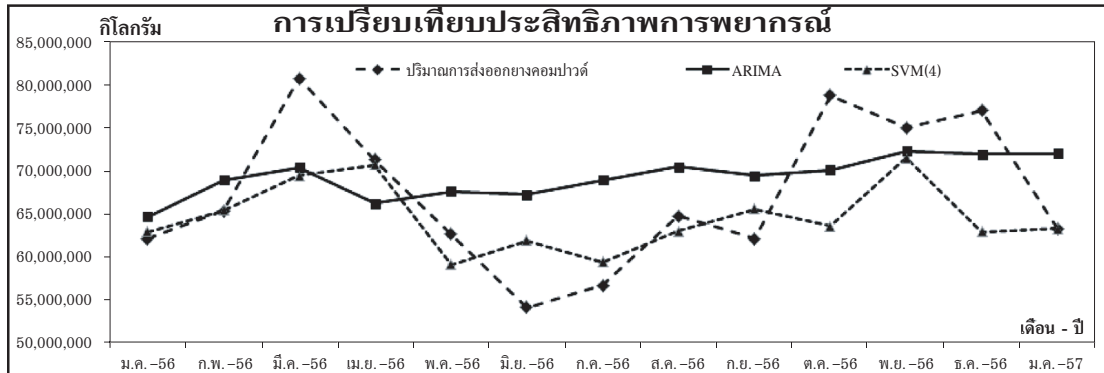
จากผลการพัฒนาตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เหมาะสมที่สุดได้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์ แมชชีนที่ใช้ข้อมูลในอดีต 4 ค่าย้อนหลัง และใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิคในการเรียนรู้ของตัวแบบซัพพอร์ตเวก- เตอร์แมชชีน ซึ่งค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม คือ ค่า  $C$  เท่ากับ 6.157 และ  $\sigma$  เท่ากับ 0.175 เพื่อพยากรณ์ ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทย ซึ่งผลการพยากรณ์ของตัวแบบอาร์มาและ ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกแสดงในตารางที่ 1 และรูปที่ 8

ตารางที่ 1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบ ARIMA\* และ SVM(4)

ช่วงเวลา	ปริมาณการส่งออก ยางคอมปาวด์	การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์		
		ARIMA*	ARIMA	SVM(4)
ม.ค.-56	62,047,923	64,595,462	62,422,214	62,844,377
ก.พ.-56	65,247,818	68,879,390	65,092,646	65,328,446
มี.ค.-56	80,633,898	70,333,046	66,846,115	69,357,042
เม.ย.-56	71,188,711	66,134,763	80,826,595	70,602,028
พ.ค.-56	62,580,282	67,518,605	66,922,692	59,031,148
มิ.ย.-56	54,102,836	67,156,776	64,678,981	61,821,337
ก.ค.-56	56,662,019	68,894,151	57,856,552	59,352,706
ส.ค.-56	64,679,436	70,389,113	58,681,981	62,949,828
ก.ย.-56	62,088,075	69,376,691	65,823,665	65,466,538
ต.ค.-56	78,646,355	70,071,627	63,644,193	63,521,075
พ.ย.-56	74,946,412	72,232,916	81,215,111	71,453,416
ธ.ค.-56	76,952,172	71,889,453	67,817,739	62,862,937
ม.ค.-57	63,232,544	71,906,627	76,183,489	63,238,710
	<b>MAE</b>	6,906,278.85	7,165,961.69	<b>4,963,130.08</b>
	<b>RMSE</b>	7,662,244.32	8,685,729.28	<b>7,133,082.07</b>
	<b>MAPE</b>	10.6569%	10.3965%	<b>7.0177%</b>

หมายเหตุ ค่า ARIMA\* คือ ค่าที่ได้จากงานวิจัยการพยากรณ์ปริมาณยางคอมปาวด์ [2]

ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ คือ ปริมาณยางคอมปาวด์จากข้อมูลเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร [1]



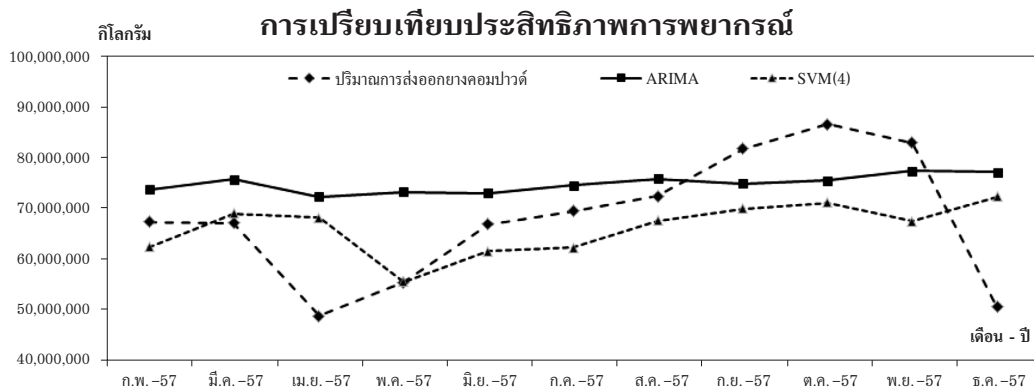
รูปที่ 8 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบต่างๆ ตั้งแต่เดือนมกราคม 2556 ถึงเดือนมกราคม 2557

**สรุปและวิจารณ์ผลการทดลอง**

จากการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ทั้งสองตัวแบบ โดยอาศัยเกณฑ์ประเมินประสิทธิภาพ 3 เกณฑ์ ดังแสดงในตารางที่ 1 พบว่าตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้ฟังก์ชันเรเดียลเบสิคสำหรับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงให้ค่าความแม่นยำมากกว่าตัวแบบอาร์มีมา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าตัวแบบอาร์มีมาที่สร้างตัวแบบโดยใช้สมมติฐานของความสัมพันธ์ของค่าในอดีตแบบเชิงเส้นตรงอาจไม่สามารถให้ค่าการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นตรงของปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ได้ นอกจากนี้ ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เหมาะสมสามารถสร้างตัวแบบพยากรณ์จากข้อมูลอดีตย้อนหลังเพียง 3 ค่า และใช้ข้อกำหนดไม่มากนักเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบอาร์มีมาในการสร้างตัวแบบ ดังนั้นจึงนำตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เหมาะสมที่สุดจากการวิจัยเพื่อพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์รายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ 2557 ถึงเดือนธันวาคม 2557 และเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องก่อนหน้านี้ โดยได้ผลการพยากรณ์จากตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM(4)) ดังรูปที่ 9 และนำผลพยากรณ์ที่ได้เปรียบเทียบกับผลพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบอาร์มีมาดังที่แสดงในรูปที่ 10 และ ตารางที่ 2

```
R Console
+ rm(list=ls())
+ }
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 62237650 67220975
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 68919023 67040241
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 68026586 48701845
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 55433388 55327238
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 61464638 66767649
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 62169785 69397103
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 67504578 72297409
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 69830638 81571341
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 70989579 86402367
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 67349043 82779167
Read 205 items
predict_SVM Actual_data
1 72148053 50463266
> |
```

รูปที่ 9 ผลการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ของประเทศไทยตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ 2557 ถึงเดือนธันวาคม 2557



รูปที่ 10 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบต่างๆ ตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ 2557 ถึงเดือนธันวาคม 2557

**ตารางที่ 2** ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบ ARIMA\* และ SVM(4) สำหรับข้อมูลตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ 2557 ถึงเดือนธันวาคม 2557

ช่วงเวลา	ปริมาณการส่งออก ยางคอมปาวด์	การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์	
		ARIMA*	SVM(4)
ก.พ.-57	67,220,975	73,603,001	62,237,650
มี.ค.-57	67,040,241	75,645,121	68,919,023
เม.ย.-57	48,701,845	72,202,271	68,026,586
พ.ค.-57	55,327,238	73,113,793	55,433,388
มิ.ย.-57	66,767,649	72,878,395	61,464,638
ก.ค.-57	69,397,103	74,415,698	62,169,785
ส.ค.-57	72,297,409	75,667,075	67,504,578
ก.ย.-57	81,571,341	74,800,239	69,830,638
ต.ค.-57	86,402,367	75,406,351	70,989,579
พ.ย.-57	82,779,167	77,264,596	67,349,043
ธ.ค.-57	50,463,266	76,968,705	72,148,053
	<b>MAE</b>	10,960,002.00	<b>9,807,687.27</b>
	<b>RMSE</b>	13,338,246.16	<b>12,018,411.51</b>
	<b>MAPE</b>	18.5445%	<b>15.3561%</b>

**หมายเหตุ** ค่า ARIMA\* คือ ค่าที่ได้จากงานวิจัยการพยากรณ์ปริมาณยางคอมปาวด์ [2]

ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ คือ ปริมาณยางคอมปาวด์จากข้อมูลเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร [1]

จากผลการเปรียบเทียบจึงสามารถสรุปได้ว่า ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนซึ่งเป็นตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนนั้น มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์มากกว่าตัวแบบอาร์มีมาทั้งในชุดข้อมูลทดสอบและชุดข้อมูลนอกช่วงชุดทดสอบอีก 11 ค่าดังที่ถูกระบุแสดงในตารางที่ 2 ถึงแม้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ค่าที่อยู่นอกชุดทดสอบจะเพิ่มมากขึ้น แต่ก็ยังให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าตัวแบบอาร์มีมาอย่างเห็นได้ชัด จึงแสดงให้เห็นว่าตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการพยากรณ์ค่าข้อมูลที่ไม่เชิงเส้นตรงสามารถถูกใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์ในอนาคต เพื่อนำสารสนเทศที่ได้มาใช้ประกอบการตัดสินใจสำหรับการวางแผนการผลิต เนื่องจากการลดความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์จะส่งผลดีต่อการวางแผนการผลิตในอนาคตให้เหมาะสมและสอดคล้องกับสถานการณ์จริงมากที่สุด

## เอกสารอ้างอิง

1. Office of Agricultural Economic. 2016. Monthly Export Quantity of Rubber Compound. Available from URL: [http://www.oae.go.th/oae\\_report/export\\_import/export\\_result.php](http://www.oae.go.th/oae_report/export_import/export_result.php). 10 February 2016. (in Thai)
2. Keerativibool, W. 2014. Forecasting the Export Quantity of Rubber Compound. *Srinakharinwirot Science Journal* 30: 41-56. (in Thai)
3. Khashei, M., and Bijari, M. 2011. A Novel Hybridization of Artificial Neural Networks and ARIMA Models for Time Series Forecasting. *Applied Soft Computing* 11: 2664-2675.
4. Kaytez, F., Taplamacioglu, M. C., Cam, E., and Hardalac, F. 2015. Forecasting Electricity Consumption: A Comparison of Regression Analysis, Neural Networks and Least Squares Support Vector Machines. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 67: 431-438.
5. Massana, J., Pous, C., Burgas, L., Melendez, J., and Colomer, J. 2015. Short-term Load Forecasting in a Non-residential Building Contrasting Models and Attributes. *Energy and Buildings* 92: 322-330.
6. Ogcı, G., Demirel, O. F., and Zaim, S. 2012. Forecasting Electricity Consumption with Neural Networks and Support Vector Regression. *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 58: 1576-1585.
7. Mohammadi, K., Shamshirband, S., Tong, C. W., Arif, M., Petkovic, D., and Ch, S. 2015. A New Hybrid Support Vector Machine-wavelet Transform Approach for Estimation of Horizontal Global Solar Radiation. *Energy Conversion and Management* 92: 162-171.
8. Che, J., and Wang, J. 2010. Short-term Electricity Prices Forecasting Based on Support Vector Regression and Auto-regressive Integrated Moving Average Modeling. *Energy Conversion and Management* 51: 1991-1917.
9. Hong, W.-C. 2009. Electric Load Forecasting by Support Vector Model. *Applied Mathematical Modelling* 33: 2444-2454.
10. Zhang, F., Deb, C., Lee, S. E., Yang, J., and Shah, K. W. 2016. Time Series Forecasting for Building Energy Consumption Using Weighted Support Vector Regression with Differential Evolution Optimization Technique. *Energy and Buildings* 126: 94-103.
11. Muller, J., and Bogenberger, K. 2015. Time Series Analysis of Booking Data of a Free-Floating Carsharing System In Berlin. *Transportation Research Procedia* 10: 345-354.
12. Kocic, P., Crimp, S., and Howden, M. 2014. A Probabilistic Analysis of Human Influence on Recent Record Global Mean Temperature Changes. *Climate Risk Management* 3: 1-12.

13. Ghodhi, Z., Silva, S. E., and Hassani, H. 2015. Bicoid Signal Extraction with a Selection of Parametric and Nonparametric Signal Processing Techniques. *Genomics Proteomics Bioinformatics* 13: 183-191.
14. Haworth, J., Shawe-Taylor, J., Cheng, T., and Wang, J. 2014. Local Online Kernel Ridge Regression for Forecasting of Urban Travel Times. *Transportation Research Part C* 46: 151-178.
15. Gotz, M., Richerzhagen, M., Bodenstern, C., Cavallaro, G., Glock, P., Riedel, M., and Benediktsson, J. A. 2015. On Scalable Data Mining Techniques for Earth Science. *Procedia Computer Science* 51: 2188-2197.
16. Appelhans, T., Mwangomo, E., Hardy, D. R., Memp, A., and Nanss, T. 2015. Evaluating Machine Learning Approaches for the Interpolation of Monthly Air Temperature at Mt.Kilimanjaro, Tanzania, *Spatial Statistics* 14: 91-113.

ได้รับบทความวันที่ 8 กันยายน 2559  
ยอมรับตีพิมพ์วันที่ 28 ตุลาคม 2559