

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองอนุกรมเวลาสำหรับการพยากรณ์ จำนวนผู้สมัครเข้าศึกษาต่อระดับบัณฑิตศึกษา

เปรมวดี อาวุธกรรมปรีชา^{1*}

¹ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ จังหวัดกรุงเทพมหานคร 10800 ประเทศไทย

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน อีเมล: premwadee.a@grad.kmutnb.ac.th DOI: 10.14416/JASET.KMUTNB.2026.02.006
รับเมื่อ 20 กรกฎาคม 2569 แก้ไขเมื่อ 19 สิงหาคม 2569 ตอบรับเมื่อ 21 สิงหาคม 2569

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์อนุกรมเวลา ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอกและระดับปริญญาโทของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ระหว่างปีการศึกษา 2557-2568 ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก ชุดที่ 2 จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท แบ่งเป็น 3 รอบของการรับสมัครในแต่ละภาคการศึกษา โดยใช้ 4 วิธี ดังนี้วิธีการแยกองค์ประกอบ (Decomposition Method) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา (Time-Series Regression) วิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method: ARIMA) และวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) และทำการตรวจสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองแบ่งข้อมูลชุดสร้างแบบจำลอง (training set) 33 ค่า และชุดสำหรับทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ (test set) 3 ค่า จากผลการวิจัยพบว่า การพยากรณ์พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์ผู้สมัครระดับปริญญาเอก ได้แก่ ARIMA (2,1,1) ส่วนตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับระดับปริญญาโท ได้แก่ ARIMA (2,1,0) และแบบจำลอง ARIMA มีค่า RMSE, MAPE และ MAE ต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์อื่นทำให้เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

คำสำคัญ: การพยากรณ์, อนุกรมเวลา, ARIMA, การปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล, ผู้สมัครระดับบัณฑิตศึกษา

A Comparison of Time Series Forecasting Model for Predicting the Number of Applicants for Graduate Level

Premwadee Avutgampreecha^{1*}

¹ Graduate College, King Mongkut's of Technology North Bangkok, Bangkok 10800 Thailand

*E-mail: premwadee.a@grad.kmutnb.ac.th DOI: 0.14416/JASET.KMUTNB.2026.02.006

Received 20 July 2026; Revised 19 August 2026; Accepted 21 August 2026

ABSTRACT

This research aimed to compare the forecasting performance of time series forecasting models. The data used in this study consisted of the numbers of doctoral and master's degree applicants at King Mongkut's University of Technology North Bangkok during the academic years 2014-2025. The data were divided into two sets: Set 1 comprised the number of doctoral degree applicants, and Set 2 comprised the number of master's degree applicants. The data were categorized into three admission rounds for each academic semester. Four forecasting methods were employed: the Decomposition Method, Time Series Regression, the Box-Jenkins Method (ARIMA), and Exponential Smoothing. To evaluate and compare the forecasting performance of the models, the data were divided into a training set consisting of 33 observations and a test set consisting of 3 observations. The results indicated that the most appropriate model for forecasting doctoral degree applicants was ARIMA (2,1,1), whereas the most appropriate model for forecasting master's degree applicants was ARIMA (2,1,0). Among the forecasting methods examined, the ARIMA models yielded the lowest RMSE, MAPE, and MAE values for both degree levels, indicating that ARIMA provided the most effective forecasting performance.

Keywords: Forecasting, Time Series, ARIMA, Exponential Smoothing, Graduate Program Applicants

Please cite this article as: P. Avutgampreecha, "A Comparison of Time Series Forecasting Model for Predicting the Number of Applicants for Graduate Level," *Journal of Applied Science and Emerging Technology*, vol 25, no 2, pp. 1-13, ID. 269382, August 2026 (in Thai).

1. บทนำ

ในปัจจุบันมีเปลี่ยนแปลงในหลายด้านไม่ว่าจะเป็นเรื่อง เศรษฐกิจ สังคมภายในและภายนอกประเทศ ความก้าวหน้าทาง เทคโนโลยี โครงสร้างประชากร ปัจจัยเชิงนโยบาย Thailand 4.0 ที่ภาครัฐกำหนด รัฐบาลจึงได้มีการวางยุทธศาสตร์ชาติ 20 ปี ด้านการพัฒนาและเสริมสร้างศักยภาพทรัพยากรมนุษย์ การผลักดันไปยังภาคการศึกษาถือเป็นกลไกสำคัญในการ ขับเคลื่อนและพัฒนากำลังคนของประเทศภายใต้ แผน อุดมศึกษาระยะ 20 ปี (พ.ศ. 2561-2580) โดยมุ่งเน้นให้ สถาบันการศึกษาเป็นแหล่งรวมทรัพยากรด้านความคิด และ เครื่องมือที่ทันสมัยสร้างกำลังคนที่มีขีดความสามารถและพร้อม กับการพัฒนาประเทศแผนอุดมศึกษาระยะ 20 ปี (พ.ศ. 2561- 2580) ความต้องการตามจุดเน้นของ สถาบันอุดมศึกษา กล่าวคือ ผลผลิตบัณฑิตที่แสดงความมุ่งมั่น ของสถาบันเป็นบัณฑิตที่เก่งทั้งวิชาการและวิชาชีพโดย คำนึงถึงเกณฑ์มาตรฐานทางวิชาการและวิชาชีพ ที่ผ่านมา เทคโนโลยีและนวัตกรรมมีการพัฒนาอย่างก้าวกระโดด ประกอบกับการเปลี่ยนแปลงของสังคมไทยและสังคมโลกที่ เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง รูปแบบนวัตกรรมการเรียนการสอนรวมถึง การปรับบทบาทและการบริหารจัดการภายในสถาบันอุดมศึกษา จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนทิศทาง และกำหนดรูปแบบที่ สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงในด้านต่าง ๆ เพื่อผลิตกำลังคนมี ความรู้และทักษะที่สามารถรองรับการเปลี่ยนแปลงสู่การใช้ เทคโนโลยีแบบบูรณาการศาสตร์ขั้นสูงขึ้น (กระทรวงการ อุดมศึกษา วิทยาศาสตร์วิจัยและนวัตกรรมสำนักงาน คณะกรรมการการอุดมศึกษา, 2567) เป้าหมายของการจัด การศึกษาจะต้องมุ่งสร้างสรรค์สังคมให้มีความทันสมัยต่อการ พัฒนาประเทศชาติโดยรวม มุ่งสร้างคนหรือผู้เรียนซึ่งเป็น ผลผลิตโดยตรงให้มีคุณลักษณะที่มีศักยภาพและความสามารถ ที่จะพัฒนาตนเองและสังคมไปสู่ความสำเร็จในส่วนของ ระดับอุดมศึกษาในปัจจุบันเพื่อตอบสนองการสร้างขีด ความสามารถในการระดับสากล และการพัฒนาคุณภาพชีวิต ความเป็นอยู่ และช่วยกันกำหนดทิศทางการบริหารจัดการ แผนอุดมศึกษาระยะยาว เพื่อสนองตอบความต้องการตาม จุดเน้นของสถาบันอุดมศึกษา คือ การผลิตบัณฑิตที่แสดง ความมุ่งมั่นของสถาบันเป็นบัณฑิตที่เก่งทั้งวิชาการและ วิชาชีพโดยคำนึงถึงเกณฑ์มาตรฐานทางวิชาการ (สำนักงาน คณะกรรมการการอุดมศึกษา, 2561) การปรับเปลี่ยนมาตรฐาน การจัดการศึกษาระดับอุดมศึกษา พ.ศ. 2565 ความต้องการ

ของการทำงานพร้อมกับการเปลี่ยนของการเจริญเติบโตทาง เทคโนโลยีและนวัตกรรมด้านต่าง ๆ ของภาครัฐและเอกชน ทำให้สถาบันการศึกษาต้องปรับปรุงหลักสูตรเพื่อตอบสนอง ต่อการทำงานในปัจจุบัน และมีแหล่งเรียนรู้หลากหลาย น่าสนใจ เป็นกระบวนการเรียนรู้ร่วมกัน การจัดการศึกษา ต้องยึดหลักว่าผู้เรียนทุกคนมีความสามารถเรียนรู้และพัฒนา ตนเองได้ และถือว่าผู้เรียนมีความสำคัญ ปัจจัยสำคัญในยุค แห่งการแข่งขันทางสังคมค่อนข้างสูงในปัจจุบัน ส่งผลต่อการ ปรับตัวให้ทันเทียมและเท่าทันกับความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้น ในสังคมในรอบด้าน การศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาเป็น มี จุดมุ่งหมายที่จะพัฒนาความรู้ ความเชี่ยวชาญเฉพาะ สาขาวิชา การค้นคว้าวิจัยเพื่อยกระดับวิชาชีพกับสร้างความ เป็นผู้นำทางวิชาการ ด้านการสร้างองค์ความรู้ใหม่และการ พัฒนาทรัพยากรมนุษย์เพื่อการพัฒนาประเทศ สถาบันที่ สามารถเปิดสอนระดับบัณฑิตศึกษาได้ต้องคำนึงถึงความ สอดคล้องและความเหมาะสมกับความต้องการทาง เศรษฐกิจ สังคมส่วนสำคัญของวัตถุประสงค์ในการเปิดสอน หลักสูตรบัณฑิตศึกษาแต่ละสาขาต้องดำเนินการเพื่อสนอง ความต้องการกำลังคนในระดับสูงในสาขาวิชา

ในปัจจุบันอัตราการเติบโตของประชากรลดลงประกอบ กับมหาวิทยาลัยทั้งภาครัฐและเอกชนมีจำนวนรับนักศึกษา ระดับบัณฑิตศึกษามากขึ้นทำให้การแข่งขันสูง ทั้งนี้สุภทิธรา วรอาจ และคณะ (2560) ที่ศึกษาเรื่องการพยากรณ์จำนวน ผู้สมัครเข้าศึกษาต่อระดับปริญญาตรี สาขาวิชาการจัดการ งานก่อสร้าง คณะสถาปัตยกรรมศาสตร์และการออกแบบ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลรัตนโกสินทร์ โดย ประยุกต์ใช้วิธีอาร์มา (ARIMA) ในการสร้างแบบจำลอง พยากรณ์จำนวนผู้สมัครเข้าศึกษา ซึ่งผลการศึกษาชี้ให้เห็น ว่าแบบจำลอง ARIMA สามารถนำมาใช้พยากรณ์ข้อมูลด้าน การศึกษาได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีความเหมาะสมกับ ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของแบบจำลองในการอธิบาย โครงสร้างของข้อมูลและสร้างค่าพยากรณ์ที่มีความน่าเชื่อถือ

ผู้วิจัยจึงสนใจจะศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ของแบบจำลองอนุกรมเวลาสำหรับการพยากรณ์จำนวน ผู้สมัครเข้าศึกษาต่อระดับบัณฑิตศึกษาโดยเปรียบเทียบ วิธีการพยากรณ์ทางสถิติ 4 วิธี ได้แก่ 1) วิธีการแยก องค์ประกอบ 2) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา 3) วิธีของ

บอกซ์-เจนกินส์ และ 4) การปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ เพื่อเป็นแนวทางในการจัดการวางแผนและการจัดการดำเนินการรับสมัครนักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาต่อไป

2. วัสดุและวิธีการ

การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก ชุดที่ 2 จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท แบ่งเป็น 3 รอบของการรับสมัครในแต่ละภาคการศึกษา มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทางสถิติ 4 วิธี ได้แก่ 1) วิธีการแยกองค์ประกอบ 2) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา 3) วิธีของบอกซ์-เจนกินส์ และ 4) การปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียล โดยใช้จำนวนผู้สมัครระดับบัณฑิตศึกษาปีการศึกษา 2557-2568

2.2 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

1) ข้อมูลประกอบด้วยจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอกและระดับปริญญาโท ปีการศึกษา 2557-2568 แบ่งตามช่วงเวลาการสมัคร

2) การวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Minitab และ Microsoft Excel ใช้วิธีการพยากรณ์ทางสถิติ 4 วิธี ได้แก่ 1) วิธีการแยกองค์ประกอบ 2) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา 3) วิธีของบอกซ์-เจนกินส์ และ 4) การปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียล และเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 4 วิธี โดยพิจารณาค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error: MAPE) มีวิธีการวิเคราะห์ดังนี้

2.2.1) วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method) เป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่แยกข้อมูลออกเป็นองค์ประกอบหลัก ได้แก่ แนวโน้ม (Trend: T_t) ฤดูกาล (Seasonal: S_t) วัฏจักร (Cyclical: C_t) และความคลาดเคลื่อน (Irregular: I_t) โดยแบบจำลองเชิงคูณ (Multiplicative Model) สามารถเขียนได้ดังนี้ (Abraham and Ledolter, 1983)

$$Y_t = T_t S_t C_t I_t$$

โดยที่

$$T_t = \mu + \beta t$$

ดังนั้น สามารถเขียนสมการได้เป็น

$$Y_t = (\mu + \beta t) S_t C_t I_t$$

ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า τ หน่วยเวลา ณ เวลา t สามารถคำนวณได้จาก

$$\hat{Y}_{t+\tau} = (\hat{\mu} + \hat{\beta}(t + \tau)) \hat{S}_{t+\tau} \hat{C}_{t+\tau}$$

โดยที่ Y_t แทน ค่าข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

T_t แทน ส่วนประกอบแนวโน้ม

S_t แทน ส่วนประกอบฤดูกาล

C_t แทน ส่วนประกอบวัฏจักร

I_t แทน ส่วนประกอบความคลาดเคลื่อน

μ แทน ค่าคงที่

β แทน ค่าสัมประสิทธิ์แนวโน้ม

t แทน เวลา

τ แทน จำนวนช่วงเวลาที่ยากรณ์ล่วงหน้า

$\hat{Y}_{t+\tau}$ แทน ค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t + \tau$

สำหรับ I_t เป็นตัวแปรสุ่มที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1 ไม่

มีสหสัมพันธ์กัน และมีความแปรปรวนคงที่

2.2.2) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา (Time Series Regression) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับเวลา โดยสมมติว่าค่าของข้อมูลเปลี่ยนแปลงไปตามแนวโน้มที่สามารถอธิบายได้ด้วยสมการถดถอย แบบจำลองเชิงเส้นสามารถเขียนได้ดังนี้

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t$$

โดยที่

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t$$

และค่าพยากรณ์ล่วงหน้า τ หน่วยเวลา ณ เวลา t สามารถคำนวณได้จาก

$$\hat{Y}_{t+\tau} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1(t + \tau)$$

โดยที่ Y_t แทน ค่าของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ แทน ค่าประมาณหรือค่าพยากรณ์ของข้อมูล ณ

เวลา t

$\hat{Y}_{t+\tau}$ แทน ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า τ หน่วยเวลา

β_0 แทน ค่าคงที่

β_1 แทน ค่าสัมประสิทธิ์แนวโน้ม

t แทน เวลา

τ แทน จำนวนช่วงเวลาที่ยากรณ์ล่วงหน้า

ε_t แทน ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม

สำหรับ ε_t เป็นตัวแปรสุ่มที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ไม่มีสหสัมพันธ์ระหว่างกัน และมีความแปรปรวนคงที่ ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานของการวิเคราะห์การถดถอย

หากข้อมูลมีลักษณะแนวโน้มโค้ง อาจใช้สมการถดถอยกำลังสอง ดังนี้

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t$$

และค่าพยากรณ์สามารถคำนวณได้จาก

$$\hat{Y}_{t+\tau} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1(t + \tau) + \hat{\beta}_2(t + \tau)^2$$

(Montgomery, Jennings and Kulahci, 2021)

2.2.3) วิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) เป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่อาศัยแบบจำลองออโตรีเกรสซีฟอินทิเกรตมูฟวิงเอเวอเรจ (Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA) เพื่ออธิบายความสัมพันธ์ของข้อมูลในอดีตและนำไปใช้ในการพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยแบบจำลอง ARIMA (p, d, q) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = \theta(B)e_t$$

เมื่อ Y_t แทนค่าของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า τ หน่วยเวลา ณ เวลา t สามารถคำนวณได้จากสมการ

$$\hat{Y}_{t+\tau} = f(Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots)$$

โดยที่

$$\begin{aligned}\phi(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \theta(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q\end{aligned}$$

โดยที่

$$B(Y_t) = Y_{t-1}$$

โดยที่ $\phi(B)$ แทน พหุนามออโตรีเกรสซีฟ

$\theta(B)$ แทน พหุนามมูฟวิงเอเวอเรจ

B แทน ตัวดำเนินการถดถอยหลัง

p แทน ลำดับของส่วนออโตรีเกรสซีฟ

d แทน จำนวนครั้งของการหาผลต่าง

q แทน ลำดับของส่วนมูฟวิงเอเวอเรจ

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ แทน สัมประสิทธิ์ของส่วนออ

โตรีเกรสซีฟ

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ แทน สัมประสิทธิ์ของส่วนมูฟวิง

เอเวอเรจ

สำหรับ e_t เป็นตัวแปรสุ่มที่แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง โดยมีคุณสมบัติเป็น White Noise กล่าวคือมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ไม่มีความสัมพันธ์กันระหว่างช่วงเวลา และมีความแปรปรวนคงที่ ซึ่งการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง (Diagnostic Checking) ว่าค่าความคลาดเคลื่อนเป็น White Noise หรือไม่นั้น สามารถทดสอบได้จาก 3 เงื่อนไขหลัก พร้อมเกณฑ์การพิจารณาดังนี้:

1) การตรวจสอบค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อน

ตรวจสอบว่าค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนแตกต่างจากศูนย์หรือไม่ โดยกำหนดสมมติฐาน $H_0: \mu_e = 0$ และ $H_1: \mu_e \neq 0$ พิจารณาที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 หากค่า P-value > 0.05 จะไม่ปฏิเสธ H_0 และสรุปได้ว่าค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนไม่แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ

2) การตรวจสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน

ตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลาดเคลื่อนในแต่ละช่วงเวลาด้วย Ljung-Box test โดยกำหนดสมมติฐาน H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน (ไม่มีสหสัมพันธ์กัน) และ H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์กัน หากค่า P-value > 0.05 จะไม่ปฏิเสธ H_0 และสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญ หรือถือว่ามีความเป็นอิสระ

3) การตรวจสอบความแปรปรวนคงที่ของค่าคลาดเคลื่อน

ตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนจากกราฟ Residuals โดยพิจารณาการกระจายตัวของค่าคลาดเคลื่อนรอบศูนย์ หากค่าคลาดเคลื่อนมีการกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอและไม่พบรูปแบบของการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความแปรปรวนตามเวลา จะถือว่าค่าคลาดเคลื่อนมีความแปรปรวนคงที่ (Homoscedasticity)

โดยในกรณีที่แบบจำลองที่เหมาะสมเป็น ARIMA(1,1,1) สมการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+1} = (1 + \phi_1)Y_t - \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 e_t$$

โดยที่ $\hat{Y}_{t+1}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t + 1$

Y_t แทนค่าข้อมูล ณ เวลา t

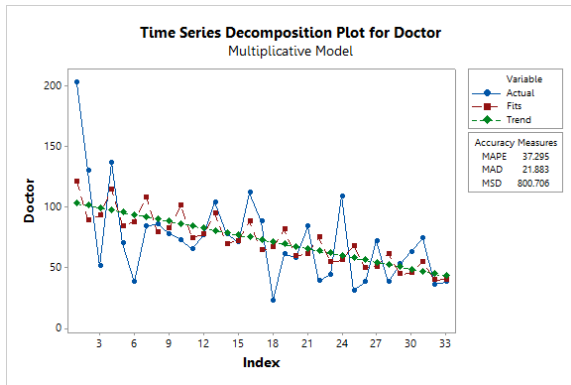
Y_{t-1} แทนค่าข้อมูล ณ เวลา $t - 1$

ϕ_1 แทนสัมประสิทธิ์ออโตรีเกรสซีฟลำดับที่ 1

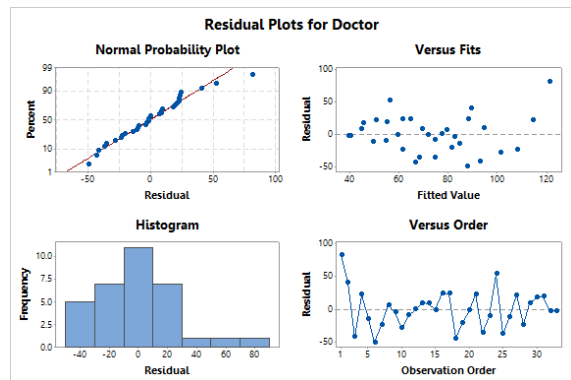
θ_1 แทนสัมประสิทธิ์มูฟวิงเอเวอเรจลำดับที่ 1

e_t แทนค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลา t

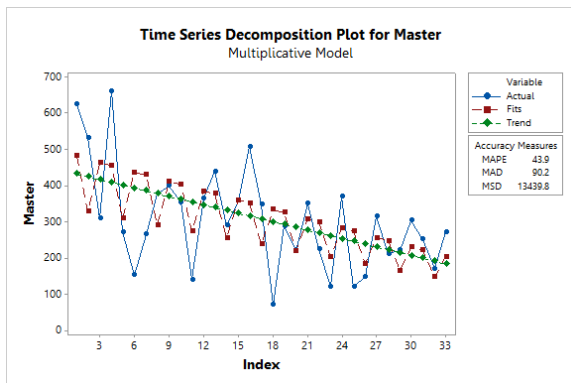
(Box et al., 2016)



รูปที่ 1 ผลการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาด้วยวิธี Decomposition สำหรับระดับปริญญาเอก



รูปที่ 2 การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลองวิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method) สำหรับระดับปริญญาเอก



รูปที่ 3 ผลการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาด้วยวิธี Decomposition สำหรับระดับปริญญาโท

2.2.4) การปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) เป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุดและข้อมูลในอดีต โดยค่าน้ำหนักจะลดลงในลักษณะเอ็กซ์โพเนนเชียล วิธีการนี้มีหลักการสำคัญ คือ การนำค่าจริงล่าสุดและค่าพยากรณ์เดิมมาปรับรวมกันเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ใหม่ที่เหมาะสม จึงสามารถตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ดีและเหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบไม่ซับซ้อน

$$a_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(a_{t-1} - b_{t-1})$$

หรือ

$$b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$$

ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า τ ช่วงเวลา คือ

$$\hat{Y}_{t+\tau} = a_t + \tau b_t$$

โดยที่ Y_t แทน ค่าจริงของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

a_t แทน ระดับสำหรับเวลา t

b_t แทน ความชัน หรือ แนวโน้มสำหรับเวลา t

$\hat{Y}_{t+\tau}$ แทน ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า τ ช่วงเวลา

α แทน ค่าคงที่การปรับเรียบ (Smoothing

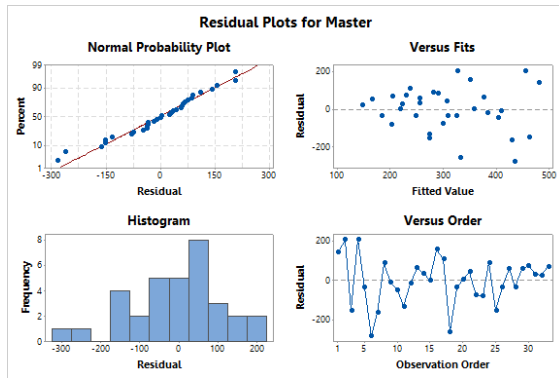
Constant) โดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ($0 < \alpha < 1$) สำหรับค่า α หากมีค่าสูงจะให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุดมาก ทำให้แบบจำลองตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้รวดเร็ว แต่หากมีค่าต่ำจะให้น้ำหนักกับข้อมูลในอดีตมาก ทำให้ค่าพยากรณ์มีความเรียบมากขึ้น (Hyndman and Athanasopoulos, 2021)

γ แทน ค่าปรับให้เรียบของแนวโน้ม (Trend Constant)

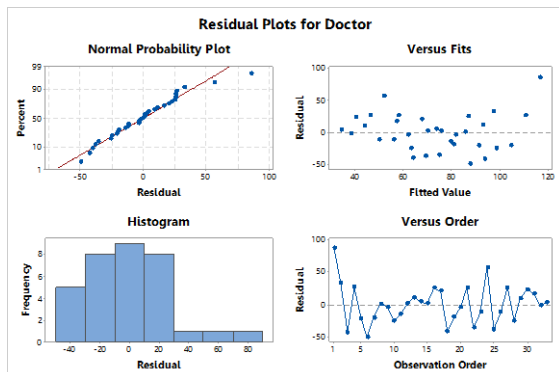
3. ผลลัพธ์

การศึกษาค้างนี้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์จำนวนผู้สมัครระดับบัณฑิตศึกษา โดยพิจารณา 4 วิธี ได้แก่ 1) วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method) 2) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา (Time Series Regression) 3) วิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method: ARIMA) และ 4) วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) โดยนำแบบจำลองแต่ละวิธีไปใช้กับข้อมูลจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอกและระดับปริญญาโท

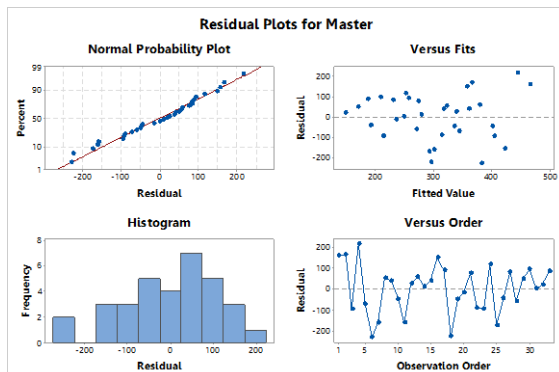
การนำเสนอผลการวิจัยแบ่งตามวิธีการพยากรณ์ เพื่อให้เห็นลักษณะของแบบจำลอง ผลการวิเคราะห์ และผลการพยากรณ์ของแต่ละวิธีอย่างชัดเจน ส่วนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองจะพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อน 3 เกณฑ์ ได้แก่ RMSE, MAPE และ MAE ซึ่งเกณฑ์ทั้งสามใช้สำหรับประเมินความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์ โดยค่าที่ต่ำกว่าหมายถึงแบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าและมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูง



รูปที่ 4 การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลองวิธี Decomposition สำหรับระดับปริญญาโท



รูปที่ 5 กราฟตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง (Residual Plots) ระดับปริญญาเอก



รูปที่ 6 กราฟตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง (Residual Plots) ระดับปริญญาโท

3.1 วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method)

3.1.1 ระดับปริญญาเอก

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลองแยกส่วนประกอบแบบเชิงคูณ (Multiplicative Model) สำหรับจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก พบว่าสมการแนวโน้มคือ

$$Y_t = 104.9 - 1.881t \quad (1)$$

ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนผู้สมัครมีทิศทางลดลงอย่างต่อเนื่อง เฉลี่ยลดลงประมาณ 1.881 คนต่อรอบการรับสมัคร ในส่วนขององค์ประกอบฤดูกาลพบว่าดัชนีฤดูกาล

(Seasonal Indices) ในรอบที่ 1 มีค่าสูงที่สุด (1.177) ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงช่วงเวลาที่มีความต้องการเข้าศึกษาต่อมากที่สุดในแต่ละปีการศึกษา โดยแบบจำลองสามารถอธิบายพฤติกรรมของข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาได้อย่างเหมาะสม

3.1.2 ระดับปริญญาโท

สำหรับระดับปริญญาโท ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโทด้วยแบบจำลองแยกส่วนประกอบแบบเชิงคูณ พบว่าสมการแนวโน้มคือ

$$Y_t = 438.7 - 7.76t \quad (2)$$

ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนผู้สมัครมีทิศทางลดลงอย่างต่อเนื่องเช่นเดียวกัน โดยเฉลี่ยลดลงประมาณ 7.76 คนต่อรอบการรับสมัคร เมื่อพิจารณาองค์ประกอบฤดูกาลพบว่าดัชนีฤดูกาลในรอบการรับสมัครที่ 1 มีค่าสูงที่สุด (1.116) ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงช่วงเวลาที่มีความต้องการเข้าศึกษาต่อมากที่สุดในแต่ละปีการศึกษา โดยแบบจำลองสามารถอธิบายพฤติกรรมของข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาได้อย่างเหมาะสม

3.2 วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา (Time Series Regression)

3.2.1 ระดับปริญญาเอก

ผลการวิเคราะห์จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก โดยกำหนดตัวแปรอิสระ ได้แก่ เวลา (Time) และปีการศึกษา (Year) พบว่าสมการถดถอยที่ได้ คือ

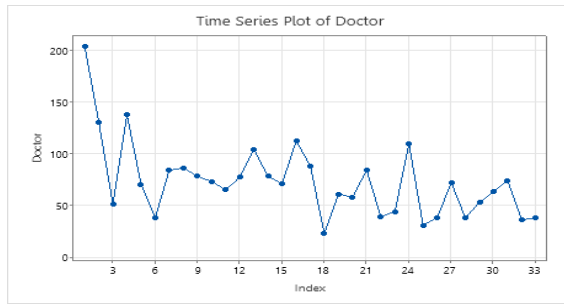
$$\text{Section 1: Doctor} = 118.6 - 1.981(\text{Time})$$

$$\text{Section 2: Doctor} = 101.5 - 1.981(\text{Time})$$

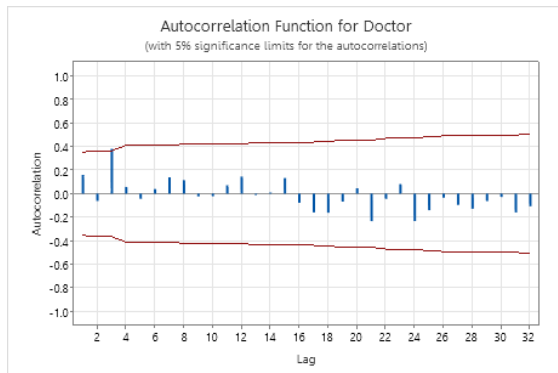
$$\text{Section 3: Doctor} = 99.7 - 1.981(\text{Time})$$

เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย พบว่า ตัวแปรเวลา (Time) มีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ -1.981 โดยมีค่า $t = -3.49$ และค่า $p\text{-value} = 0.002$ ซึ่งน้อยกว่า 0.05 แสดงว่าตัวแปรเวลา มีผลต่อจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 โดยใช้ให้เห็นว่าจำนวนผู้สมัครมีแนวโน้มลดลงเฉลี่ยประมาณ 1.981 คนต่อหนึ่งหน่วยเวลา (รอบการรับสมัคร) ในขณะที่ตัวแปรกลุ่มรอบการรับสมัคร (Section) มีค่า $p\text{-value}$ เท่ากับ 0.302 ซึ่งมากกว่า 0.05

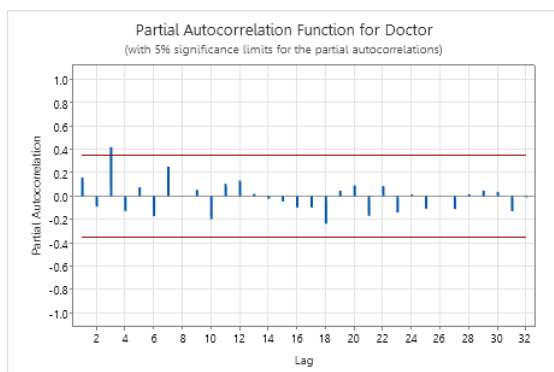
สำหรับความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของแบบจำลอง พบว่า ค่า R^2 เท่ากับ 35.06% ค่า $R^2(\text{adj})$



รูปที่ 7 กราฟอนุกรมเวลาสำหรับจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก



รูปที่ 8 กราฟ ACF ของจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก



รูปที่ 9 กราฟ PACF ของจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก

เท่ากับ 28.35% และค่า $R^2(\text{pred})$ เท่ากับ 13.16% แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความผันแปรของจำนวนผู้สมัครได้ในระดับปานกลาง โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณ (S) เท่ากับ 30.918

ดังนั้น สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง Time Series Regression ของระดับปริญญาเอก แสดงให้เห็นแนวโน้มการลดลงของจำนวนผู้สมัครตามช่วงเวลาอย่างชัดเจน โดยตัวแปรเวลาเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อจำนวนผู้สมัคร

3.2.2 ระดับปริญญาโท

ผลการวิเคราะห์จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท โดยใช้ตัวแปรเวลา (Time) และตัวแปรกลุ่มสาขา (Section) พบว่าสมการถดถอยที่เหมาะสม คือ

$$\text{Section 1: Master} = 473.8 - 7.24(\text{Time})$$

$$\text{Section 2: Master} = 380.5 - 7.24(\text{Time})$$

$$\text{Section 3: Master} = 426.1 - 7.24(\text{Time})$$

จากผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ พบว่า ตัวแปรเวลา (Time) มีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ -7.24 มีค่า $t = -3.31$ และค่า $p\text{-value} = 0.003$ ซึ่งน้อยกว่า 0.05 แสดงว่าตัวแปรเวลามีผลต่อจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโทอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยจำนวนผู้สมัครมีแนวโน้มลดลงเฉลี่ยประมาณ 7.24 คนต่อหนึ่งหน่วยเวลา

สำหรับความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของแบบจำลอง พบว่า ค่า R^2 เท่ากับ 33.99% ค่า $R^2(\text{adj})$ เท่ากับ 27.16% และค่า $R^2(\text{pred})$ เท่ากับ 13.72% แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความผันแปรของจำนวนผู้สมัครได้ในระดับปานกลาง โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการประมาณ (S) เท่ากับ 119.92

ดังนั้น สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลอง Time Series Regression ของระดับปริญญาโทแสดงให้เห็นแนวโน้มการลดลงของจำนวนผู้สมัครตามช่วงเวลาอย่างชัดเจน โดยตัวแปรเวลาเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อจำนวนผู้สมัคร

3.3 วิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

3.3.1 ระดับปริญญาเอก

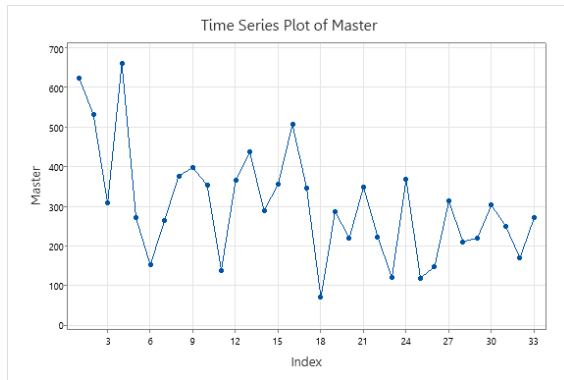
ผลการวิเคราะห์พบว่าข้อมูลจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอกยังไม่อยู่ในสถานะนิ่ง จึงทำการหาผลต่างอันดับหนึ่ง (First Difference) จำนวน 1 ครั้ง จากนั้นพิจารณากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลที่ผ่านการ Differencing แล้ว จึงเลือกใช้แบบจำลอง ARIMA(2,1,0)

แบบจำลองดังกล่าวประกอบด้วย Autoregressive (AR) จำนวน 2 ค่า Differencing (I) จำนวน 1 ครั้ง และไม่มีองค์ประกอบ Moving Average (MA) โดยค่าพารามิเตอร์ AR(1) และ AR(2) เท่ากับ -0.740 และ -0.826 ตามลำดับ

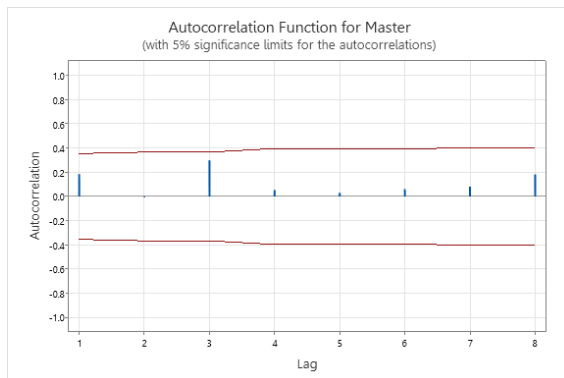
แบบจำลองใช้ข้อมูลหลังการทำ Differencing จำนวน 1 ครั้ง และมีข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ 32 ค่า โดยสามารถเขียนสมการพยากรณ์ในรูปของตัวแปรเดิมได้ดังนี้

$$Y_t = 0.26Y_{t-1} - 0.086Y_{t-2} + 0.826Y_{t-3} + e_t \quad (3)$$

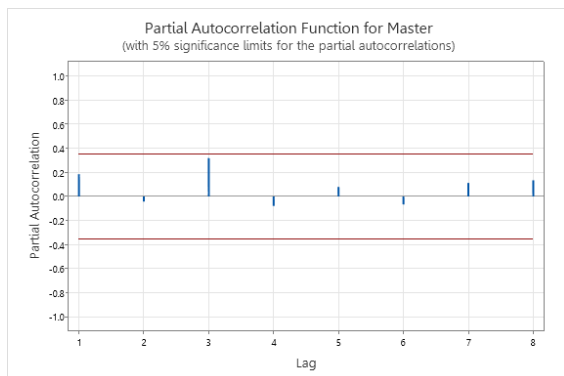
ผลการพยากรณ์จำนวนผู้สมัครใน 3 ช่วงเวลาถัดไปมีค่าเท่ากับ 67.9129, 44.1386 และ 37.0097 คน



รูปที่ 10 กราฟอนุกรมเวลาของจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท



รูปที่ 11 กราฟ ACF ของจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท



รูปที่ 12 กราฟ PACF ของจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท

ตามลำดับ โดยมีช่วงความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ตามผลการวิเคราะห์ในภาพประกอบของแบบจำลอง นอกจากนี้ เมื่อทำการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง (Diagnostic Checking) พบว่าค่าคลาดเคลื่อนมีลักษณะเป็น White Noise คือมีค่าเฉลี่ยไม่แตกต่างจากศูนย์ มีความเป็นอิสระต่อกัน และมีความแปรปรวนคงที่ จึงยืนยันได้ว่าแบบจำลองมีความเหมาะสม

3.3.2 ระดับปริญญาโท

ผลการวิเคราะห์พบว่าข้อมูลจำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโทยังไม่อยู่ในสถานะนิ่ง จึงทำการหาผลต่างอันดับหนึ่งจำนวน 1 ครั้ง และพิจารณากราฟ ACF และ PACF

ของข้อมูลหลังการ Differencing ผลการวิเคราะห์นำไปสู่การเลือกใช้แบบจำลอง ARIMA(2,1,1)

แบบจำลองประกอบด้วย Autoregressive (AR) จำนวน 2 ค่า Differencing (I) จำนวน 1 ครั้ง และ Moving Average (MA) จำนวน 1 ค่า โดย AR(1), AR(2) และ MA(1) มีค่าเท่ากับ -1.341, -0.679 และ -1.0885 ตามลำดับ และมีค่า p-value = 0 ทุกพารามิเตอร์

แบบจำลองมีค่าคงที่เท่ากับ -42.836 โดยใช้ข้อมูลหลังการทำ Differencing จำนวน 1 ครั้ง และมีข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ 32 ค่าสมการพยากรณ์ในรูปของตัวแปรเดิมเป็นดังนี้

$$Y_t = -42.836 - 0.341Y_{t-1} + 0.662Y_{t-2} + 0.679Y_{t-3} + e_t + 1.0885e_{t-1} \quad (4)$$

ผลการพยากรณ์จำนวนผู้สมัครใน 3 ช่วงเวลาถัดไปมีค่าเท่ากับ 204.079, 182.434 และ 214.048 คน ตามลำดับ นอกจากนี้ เมื่อทำการตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง (Diagnostic Checking) พบว่าค่าคลาดเคลื่อนมีลักษณะเป็น White Noise คือมีค่าเฉลี่ยไม่แตกต่างจากศูนย์ มีความเป็นอิสระต่อกัน และมีความแปรปรวนคงที่ จึงยืนยันได้ว่าแบบจำลองมีความเหมาะสมเช่นเดียวกัน

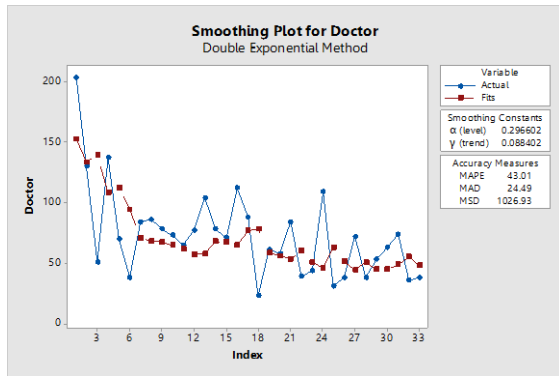
3.4 การปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing)

3.4.1 ระดับปริญญาเอก

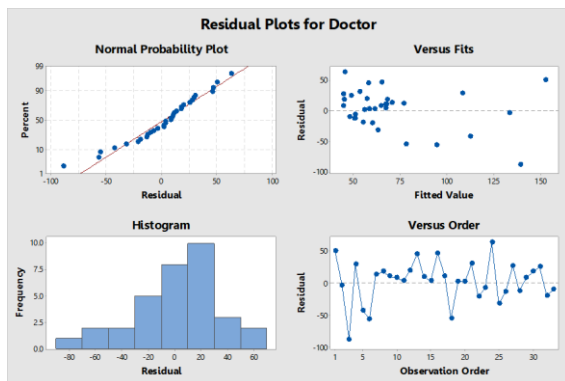
ผลการวิเคราะห์สำหรับผู้สมัครระดับปริญญาเอก พบว่า แบบจำลองมีค่า Level เท่ากับ 0.296602 ค่า Trend เท่ากับ 0.088402 ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์จำนวนผู้สมัครในอนาคต แต่เนื่องจากตัวแบบไม่ผ่านข้อสมมติความแปรปรวนไม่คงที่ จึงไม่นำวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล

3.4.2 ระดับปริญญาโท

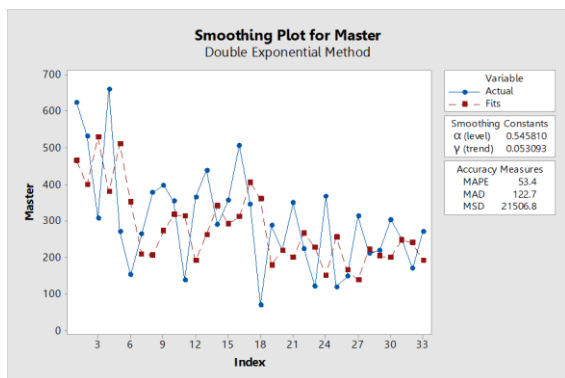
ผลการวิเคราะห์ด้วยวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสำหรับผู้สมัครระดับปริญญาโท พบว่า แบบจำลองมีค่า Level เท่ากับ 0.545810 และค่า Trend เท่ากับ 0.053093 ซึ่งเป็นค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้สมัครในอนาคต แต่เนื่องจากตัวแบบไม่ผ่านข้อ



รูปที่ 13 ผลการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Holt's Method Plot) ระดับปริญญาเอก



รูปที่ 14 การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง (Residual Plots) ระดับปริญญาเอก



รูปที่ 15 ผลการพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Holt's Method Plot) ระดับปริญญาโท

สมมติความแปรปรวนไม่คงที่จึงไม่นำวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล

3.5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์

3.5.1 ระดับปริญญาเอก

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอก ประกอบด้วย 4 วิธี ได้แก่ วิธีการแยกส่วนประกอบ (Decomposition Method) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา (Time-Series Regression) และวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins

Method: ARIMA) โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อน 3 เกณฑ์ ได้แก่ RMSE, MAPE และ MAE ซึ่งเกณฑ์ทั้งสามมีหลักการพิจารณาในทิศทางเดียวกัน คือ ค่าความคลาดเคลื่อนยิ่งต่ำ แสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำในการพยากรณ์มากกว่า

จากตารางที่ 1 พบว่าเมื่อพิจารณาภาพรวมของค่าความคลาดเคลื่อนทั้ง 3 เกณฑ์ ARIMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดทั้ง 3 เกณฑ์ โดยมีค่า RMSE = 18.7562, MAPE = 0.263305 และ MAE = 16.5882 จึงเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาเอกเมื่อพิจารณาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพรองลงมา พบว่า Decomposition มีค่า RMSE, MAPE และ MAE เท่ากับ 24.6324, 0.377733 และ 25.8946 ตามลำดับ ส่วน Time-Series Regression มีค่า RMSE = 27.611720, MAPE = 0.408492 และ MAE = 25.735000

ดังนั้น เมื่อพิจารณาจากทั้ง RMSE, MAPE และ MAE ซึ่งเป็นเกณฑ์ที่กำหนดให้ค่าต่ำแสดงถึงความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่า สามารถจัดลำดับประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับระดับปริญญาเอกได้ดังนี้

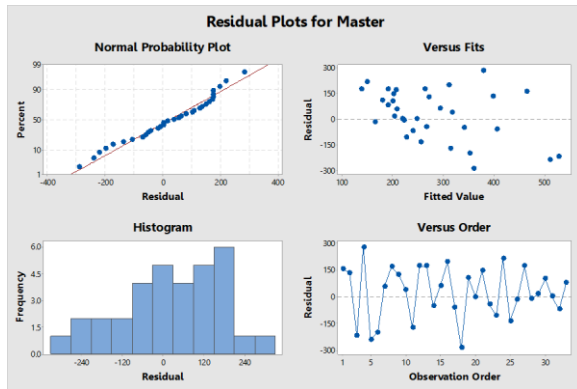
ARIMA → Decomposition → Time-Series Regression โดย ARIMA มีความเหมาะสมสูงสุด เนื่องจากให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในทุกเกณฑ์ที่ใช้เปรียบเทียบ

3.5.2 ระดับปริญญาโท

สำหรับระดับปริญญาโท การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์ใช้ 4 วิธี ได้แก่ Decomposition, Time-Series Regression และ ARIMA โดยพิจารณาจาก RMSE, MAPE และ MAE เช่นเดียวกับระดับปริญญาเอก และกำหนดเกณฑ์การตัดสินว่าแบบจำลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าจะมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าผลการเปรียบเทียบแสดงดังตารางที่ 2

จากตารางที่ 2 เมื่อพิจารณาภาพรวมของค่าความคลาดเคลื่อนทั้ง 3 เกณฑ์พบว่า ARIMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดทั้ง 3 เกณฑ์ ได้แก่ RMSE = 30.784915, MAPE = 0.121987 และ MAE = 27.813000 จึงเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้สมัครระดับปริญญาโท

เมื่อพิจารณาแบบจำลองอื่น พบว่า Time-Series Regression มีค่า RMSE = 68.537560, MAPE = 0.239474



รูปที่ 16 การตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง (Residual Plots) ระดับปริญญาโท

และ $MAE = 54.600000$ ส่วน Decomposition มีค่า $RMSE = 66.9957$, $MAPE = 0.267108$ และ $MAE = 60.9006$

ดังนั้น เมื่อพิจารณาจาก $RMSE$, $MAPE$ และ MAE สามารถจัดลำดับประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับระดับปริญญาโทได้ดังนี้ $ARIMA \rightarrow$ Time-Series Regression $\rightarrow$ Decomposition โดย $ARIMA$ มีความเหมาะสมสูงสุดเนื่องจากให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในทุกเกณฑ์ที่ใช้เปรียบเทียบ

4. การอภิปราย

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์ทั้ง 4 วิธี พบว่าแบบจำลอง $ARIMA$ ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดและมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในทุกเกณฑ์ ($RMSE$, $MAPE$ และ MAE) ทั้งในระดับปริญญาเอกและระดับปริญญาโท เมื่อเปรียบเทียบกับวิธี Time-Series Regression และ Decomposition

สาเหตุสำคัญที่ทำให้แบบจำลอง $ARIMA$ มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีอื่น เป็นผลมาจากลักษณะโครงสร้างของข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้สมัครที่มีความสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) ย้อนหลัง และมีแนวโน้มข้อมูลที่ไม่อยู่ในสถานะนิ่ง (Non-stationary) ซึ่งแบบจำลอง $ARIMA$ ถูกออกแบบมาเพื่อจัดการกับโครงสร้างข้อมูลลักษณะนี้โดยตรงในการศึกษาครั้งนี้ ระดับปริญญาเอกมีความเหมาะสมกับแบบจำลอง $ARIMA(2,1,0)$ และ ระดับปริญญาโทมีความเหมาะสมกับแบบจำลอง $ARIMA(2,1,1)$ การกำหนดให้กระบวนการหาผลต่างเป็นอันดับหนึ่ง ($d = 1$) ในแบบจำลองทั้งสองระดับ ช่วยปรับข้อมูลที่มีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่องให้เข้าสู่สถานะนิ่ง (Stationary) ก่อนทำการ

พยากรณ์ นอกจากนี้ การใช้ส่วนประกอบ Autoregressive ที่ลำดับ 2 ($p = 2$) ยังช่วยดึงโครงสร้างความสัมพันธ์ของจำนวนผู้สมัครจาก 2 รอบการรับสมัครก่อนหน้านี้ มาใช้อธิบายทิศทางของข้อมูลปัจจุบันได้อย่างละเอียด ซึ่งเป็นจุดเด่นที่วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา ที่เน้นเพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับเวลาหรือวิธีแยกส่วนประกอบที่อิงกับรูปแบบตามฤดูกาลแบบตายตัว ไม่สามารถอธิบายความซับซ้อนนี้ได้ดีเท่าขณะที่วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) ซึ่งให้ประสิทธิภาพรองลงมา แม้จะมีความยืดหยุ่นในการให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุด แต่ยังไม่อาจครอบคลุมโครงสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลย้อนหลังที่มีหลายองค์ประกอบร่วมกันได้เท่ากับ $ARIMA$ ผลการวิเคราะห์นี้สะท้อนให้เห็นว่า ข้อมูลด้านจำนวนผู้สมัครเรียนไม่ได้แปรผันตามเวลาแบบเส้นตรงธรรมดา แต่เป็นข้อมูลเชิงพลวัตที่ผลลัพธ์ในอดีตส่งผลต่อจำนวนผู้สมัครในอนาคต (Time-dependent structure)

ผลการศึกษาที่สอดคล้องกับการศึกษาของ สุภัทธีรา วรอาจ และคณะ (2560) ที่ประยุกต์ใช้แบบจำลอง $ARIMA$ ในการพยากรณ์จำนวนผู้สมัครเข้าศึกษาต่อ และพบว่า $ARIMA$ มีความเหมาะสมอย่างยิ่งกับข้อมูลด้านการศึกษาที่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลาและมีความสัมพันธ์ในตัวเองสูง การประยุกต์ใช้แบบจำลอง $ARIMA(2,1,0)$ และ $ARIMA(2,1,1)$ ในการศึกษาครั้งนี้จึงช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์ และสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลสนับสนุนการวางแผนเชิงกลยุทธ์ในการบริหารจัดการหลักสูตรได้อย่างเป็นรูปธรรม

นอกจากนี้ ผลการศึกษานี้ยังสอดคล้องกับงานวิจัยในบริบทของสถาบันอุดมศึกษาต่างประเทศหลายชิ้นที่พบว่า $ARIMA$ ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลเมื่อใช้กับข้อมูลจำนวนผู้เรียน เช่น การศึกษาของ Yang และคณะ (2020) ที่เปรียบเทียบแบบจำลองพยากรณ์จำนวนนักเรียนและครูของไต้หวัน ระหว่างปี ค.ศ. 1991-2018 พบว่าค่า $MAPE$ ของแบบจำลอง $ARIMA$ ต่ำกว่าแบบจำลอง การปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล อย่างชัดเจนทั้งในกลุ่มโรงเรียนรัฐและเอกชน ซึ่งผู้วิจัยอธิบายว่าเป็นผลจากความสามารถของ $ARIMA$ ในการจับโครงสร้างสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดีกว่า สอดคล้องกับเหตุผลที่อภิปรายไว้ข้างต้นเกี่ยวกับลักษณะข้อมูลจำนวนผู้สมัครในการศึกษา

ตารางที่ 1 สรุปผลการเปรียบเทียบระดับปริญญาเอก

วิธีการพยากรณ์	RMSE	MAPE	MAE
Decomposition	24.6324	0.377733	25.8946
Time-Series Regression	27.611720	0.408492	25.735000
ARIMA	18.7562	0.263305	16.5882

ตารางที่ 2 สรุปผลการเปรียบเทียบระดับปริญญาโท

วิธีการพยากรณ์	RMSE	MAPE	MAE
Decomposition	66.9957	0.267108	60.9006
Time-Series Regression	68.537560	0.239474	54.600000
ARIMA	30.784915	0.121987	27.813000

ครั้งนี้ที่มี Autocorrelation สูงในทำนองเดียวกัน การศึกษาของ Dela Cruz และคณะ (2020) ซึ่งประยุกต์ใช้แบบจำลอง ARIMA(p,d,q) ในการพยากรณ์จำนวนผู้ลงทะเบียนเรียนของสถาบันอุดมศึกษาแห่งหนึ่งในประเทศฟิลิปปินส์รายงานว่าแบบจำลอง ARIMA ที่ผ่านการคัดเลือกด้วย สามารถอธิบายแนวโน้มของจำนวนผู้ลงทะเบียนได้อย่างเหมาะสมและเป็นแบบจำลองที่ได้รับความนิยมในการพยากรณ์ข้อมูลด้านการอุดมศึกษาเนื่องจากความยืดหยุ่นในการปรับใช้กับข้อมูลที่ไม่นิ่ง (Non-stationary) ซึ่งเป็นคุณลักษณะเดียวกับข้อมูลจำนวนผู้สมัครระดับบัณฑิตศึกษาในงานวิจัยนี้ที่ต้องผ่านการทำ Differencing ก่อนการวิเคราะห์

อย่างไรก็ตาม ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์มิได้ให้ผลไปในทิศทางเดียวกันเสมอไปในทุกบริบท งานวิจัยบางชิ้นที่อ้างถึงในการทบทวนวรรณกรรมของ Dela Cruz และคณะ (2020) รายงานว่าวิธี Simple Exponential Smoothing (SES) ให้ผลการพยากรณ์จำนวนผู้ลงทะเบียนที่แม่นยำกว่า ARIMA ในบางสถาบัน ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์แต่ละวิธีขึ้นอยู่กับลักษณะเฉพาะของข้อมูลในแต่ละบริบท เช่น ความชัดเจนของแนวโน้ม ความสม่ำเสมอของฤดูกาล และระดับของ Autocorrelation มิใช่ข้อสรุปที่เป็นสากลตายตัว ดังนั้น ข้อสรุปของงานวิจัยนี้ที่ระบุว่า ARIMA มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลจำนวนผู้สมัครระดับบัณฑิตศึกษาของสถาบัน จึงเป็นข้อสรุปที่มีความสอดคล้องกับหลักฐานเชิงประจักษ์จากบริบทที่มีลักษณะข้อมูลใกล้เคียงกัน แต่ควรตีความอย่างระมัดระวังเมื่อนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลจำนวนผู้สมัครของสถาบันอื่นที่อาจมีโครงสร้างอนุกรมเวลาแตกต่างออกไป

5. บทสรุป

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์จำนวนผู้สมัครระดับบัณฑิตศึกษา 4 วิธี ได้แก่ วิธีแยกส่วนประกอบ วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา วิธีของบอซ-เจนกินส์ (ARIMA) และวิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล

ผลการประเมินจากเกณฑ์ความคลาดเคลื่อน (RMSE, MAPE และ MAE) แสดงให้เห็นในภาพรวมว่า แบบจำลอง ARIMA เป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำและเหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลทั้งสองระดับการศึกษา โดยสำหรับระดับปริญญาเอก แบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพสูงสุดคือ ARIMA(2,1,0) (RMSE = 18.7562, MAPE = 0.263305, MAE = 16.5882) และสำหรับระดับปริญญาโทคือแบบจำลอง ARIMA(2,1,1) (RMSE = 30.784915, MAPE = 0.121987, MAE = 27.813000) ซึ่งทั้งสองแบบจำลองมีประสิทธิภาพเหนือกว่าวิธี Exponential Smoothing (ซึ่งให้ผลลัพธ์เป็นอันดับสอง) วิธีการถดถอยอนุกรมเวลา และวิธีแยกส่วนประกอบ อย่างชัดเจน

ผลการวิจัยในครั้งนี้จึงบรรลุวัตถุประสงค์ในการค้นหาวิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุด โดยสถาบันสามารถนำแบบจำลอง ARIMA ทั้งสองรูปแบบไปประยุกต์ใช้เป็นสารสนเทศประกอบการตัดสินใจวางแผนกลยุทธ์การรับนักศึกษา และบริหารจัดการทรัพยากรทางการศึกษาในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ

6. ข้อเสนอแนะ

1. ควรนำผลการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง ARIMA ไปใช้เป็นข้อมูลประกอบการวางแผนการรับนักศึกษา การจัดสรรงบประมาณ และการบริหารทรัพยากรทางการศึกษาของบัณฑิตวิทยาลัย เพื่อให้การดำเนินงานมีประสิทธิภาพและสอดคล้องกับแนวโน้มจำนวนผู้สมัครในอนาคต
2. การศึกษาครั้งต่อไปควรใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีระยะเวลายาวนานขึ้นเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการสร้างแบบจำลองและแสดงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของจำนวนผู้สมัครได้อย่างครอบคลุมมากขึ้น
3. ควรมีการปรับปรุงและทดสอบแบบจำลองพยากรณ์อย่างต่อเนื่องเมื่อมีข้อมูลใหม่ในแต่ละปีการศึกษา เพื่อให้ผลการพยากรณ์มีความทันสมัยและสามารถรองรับการเปลี่ยนแปลงของแนวโน้มจำนวนผู้สมัครได้อย่างมีประสิทธิภาพ

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยบุคลากรบัณฑิตวิทยาลัย จากบัณฑิตวิทยาลัยมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เอกสารอ้างอิง

- Abraham, B., & Ledolter, J. (1983). *Statistical Methods for Forecasting*. New Jersey: Wiley.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed., Wiley.
- Dela Cruz, A., Basallo, L., Bere, B., Aguilar, J., Calvo, C. K., Arroyo, J. C., & Delima, A. J. (2020). Higher Education Institution (HEI) Enrollment Forecasting Using Data Mining Technique. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(2), 2060–2064.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed., Melbourne: OTexts.
- Ministry of Higher Education, Science, Research and Innovation. (2024). Higher Education Management Information System (HEMIS). Bangkok: Ministry of Higher Education, Science, Research and Innovation.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2021). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*, 3rd ed., New Jersey: Wiley.
- Office of the Higher Education Commission. (2018). Higher Education Statistics: Academic Year 2018. Bangkok: Office of the Higher Education Commission.
- Supatthira, W., et., (2017). Forecasting the Number of Applicants for the Bachelor's Degree Program in Construction Management Using the ARIMA Method. Nakhon Pathom: Faculty

of Architecture and Design, Rajamangala University of Technology Rattanakosin.

- Yang, C. H., Wu, C. H., & Zhou, C. Y. (2020). Student Enrollment and Teacher Statistics Forecasting Based on Time-Series Analysis. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 1246920.