บทที่ 2
ทฤษฎี แนวคิด และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีและแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา ทบทวนวรรณกรรม โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ทฤษฎีและแนวคิด

การวิเคราะห์ทางเทคนิค (Technical Analysis) เป็นการวิเคราะห์ที่ต้องการศึกษารูปแบบการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ และปริมาณการซื้อขายหลักทรัพย์ในอดีต เพื่อนำมาใช้ในการคาดคะเนแนวโน้มของตลาดหรือแนวโน้มของหุ้นใดๆ (สถาบันพัฒนาความรู้ตลาดทุน ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย 2548: 239)

นักวิเคราะห์ทางเทคนิคเชื่อว่า ราคาหุ้นเคลื่อนไหวเป็นแนวโน้ม หมายถึง ราคาหุ้นเคลื่อนไหวโดยมีทิศทางขึ้นหรือลง และแนวโน้มจะไม่มีการเปลี่ยนแปลงตราบจนมีปัจจัยมาส่งผลให้ราคาหุ้นเปลี่ยนทิศทาง

เครื่องมือที่ช่วยนักวิเคราะห์ทางเทคนิคหาแนวโน้มราคาหุ้น หรือบอกทิศทางการเปลี่ยนแปลงราคา ได้แก่ เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ร่วมทาง/แยกทาง (Moving Average Convergence/ Divergence) ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (Relative Strength Index) สโตคาสติค (Stocastic) ดัชนีหุ้นบวกลบสะสม (Cumulative Advance – Decline Index) ดัชนีแรงซื้อแรงขาย (Overbought – Oversold Index) เป็นต้น

เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) คือ ค่าเฉลี่ยราคาหุ้นในช่วงเวลาหนึ่งที่กำหนดไว้ ที่คำนวณเคลื่อนไปจากราคาก่อนหน้าไปทีละ 1 งวดเวลา เมื่อราคาหลักทรัพย์เปลี่ยนแปลงไปตามเวลา ทำให้ค่าเฉลี่ยของราคาหลักทรัพย์สูงขึ้นหรือต่ำลง การคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่มีวัตถุประสงค์เพื่อขจัดความผันแปรที่ผิดปกติออกไป ทำให้เห็นแนวโน้มราคาหุ้นได้ชัดเจนขึ้น

เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ร่วมทาง/แยกทาง (Moving Average Convergence/ Divergence) หรือที่เรียกโดยย่อว่า MACD เป็นรูปแบบหนึ่งของ price oscillator ที่คำนวณจากค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบ exponential (ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่มีการปรับค่าด้วยค่าคงที่) เพื่อให้บอกการเปลี่ยนแปลงของราคาได้เร็วขึ้น และกรองสัญญาณหลอกออกไป

ดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (Relative Strength Index) เป็นการเปรียบเทียบราคาหุ้นถัวเฉลี่ยจากวันต่างๆ ที่ราคาสูงขึ้น กับราคาเฉลี่ยจากวันต่างๆ ที่ราคาต่ำลงในช่วงเวลาหนึ่ง

สโตคาสติค (Stocastic) เป็นเครื่องมือที่ใช้เปรียบเทียบว่า ราคาปิดของหุ้นมีความสัมพันธ์กับราคาสูงสุด และราคาต่ำสุดในช่วงที่ผ่านมาอย่างไร

ดัชนีหุ้นบวกลบสะสม (Cumulative Advance – Decline Index) เป็นเครื่องชี้สภาวะตลาดโดยภาพรวม มีจุดมุ่งหมายที่จะวัด “แรง” ที่มีผลทำให้ภาวะตลาดโดยรวมมีการเปลี่ยนแปลงในทางคึกคักหรือซบเซาลง โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบจำนวนหุ้นที่มีราคาเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้น (advances) กับที่มีราคาเปลี่ยนแปลงลดลง (declines) ในแต่ละวันทำการ ค่าความแตกต่างระหว่างจำนวนหุ้นทั้งสองกลุ่ม สามารถแสดง “ความกว้าง” ของตลาด และจะสะท้อนภาพของภาวะของตลาดโดยรวมได้

ดัชนีแรงซื้อแรงขาย (Overbought – Oversold Index) เป็นเครื่องชี้สัญญาณการเปลี่ยนทิศของตลาดหุ้น โดยการนำจำนวนหุ้นที่มีราคาสูงขึ้น มาเปรียบเทียบกับจำนวนหุ้นที่มีราคาต่ำลงในช่วงเวลาที่กำหนด และเพื่อปรับค่าให้เรียบ จึงนำจำนวนหุ้นมาหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ด้วย

การศึกษาแนวโน้มราคาหุ้นกลุ่มพลังงานในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ใช้การพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลา (Time series) ซึ่งการพยากรณ์ค่าอนุกรมเวลาในอนาคตสามารถทำได้หลายวิธี เช่น วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Exponential smoothing) วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition) วิธีถดถอยเชิงพหุ (Multiple regression) และวิธีบอกซ์ – เจนกินส์ (Box - Jenkins) เป็นต้น

การศึกษาครั้งนี้ใช้วิธีบอกซ์ – เจนกินส์ (Box - Jenkins) ซึ่งเป็นวิธีที่ให้ค่าพยากรณ์ที่ดี มีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) ของการพยากรณ์ต่ำกว่าวิธีอื่น เหมาะสมกับการพยากรณ์ไปข้างหน้าในช่วงเวลาสั้นๆ และต้องมีอนุกรมเวลาที่ยาวพอสมควร (สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม สศอ., 2547: ระบบออนไลน์)

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา คือ ตัวแบบ ARIMA (p,d,q) (Autoregressive Integrated Moving Average) หมายถึง ข้อมูลที่มีลักษณะ AR (p) และ MA(q) โดยที่ต้องหาผลต่าง d ครั้ง ข้อมูลดังกล่าวจึงจะมีลักษณะนิ่ง (stationary) สำหรับ AR (p) เป็นรูปแบบที่แสดงว่า ค่าสังเกต y_t ขึ้นอยู่กับค่าของ $y_{t-1},\ldots,y_{t-p}$ หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบ MA (q) เป็นรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต y_t ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อน $\varepsilon_{t-1},\ldots,\ \varepsilon_{t-q}$ หรือความคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า ส่วน Integrated (I) เป็นการหาผลต่าง (difference) ของอนุกรมเวลา เนื่องจากแบบจำลอง ARIMA จะใช้ได้กับตัวแปรหรืออนุกรมเวลาที่ไม่มีปัจจัยแนวโน้ม (trend) หรือมีคุณสมบัติเป็น stationary เท่านั้น รูปแบบทั่วไปของ ARIMA ที่ใช้ในการประมาณการ คือ

$$\Delta^d y_t = \delta + \Phi\Delta^d y_{t-1} + \ldots + \Phi\Delta^d y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \ldots - \theta_q\varepsilon_{t-q}$$

โดยที่

y_t	=	ค่าสังเกตในอนุกรมเวลา ณ เวลา t
d	=	จำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติคงที่ (stationary)
p	=	อันดับของออโตรีเกรสซีฟ (Autoregressive Order)
q	=	อันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average)
δ	=	ค่าคงที่ (Constant Term)
$\Phi_1 ,\ldots, \Phi_p$	=	พารามิเตอร์ของออโตรีเกรสซีฟ (Autoregressive parameter)
$\theta_1 ,\ldots, \theta_q$	=	พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving - Average parameter)
ε_t	=	กระบวนการ white noise ซึ่งก็คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ภายใต้ข้อสมมุติฐานว่า ความคลาดเคลื่อนที่คนละเวลาเป็นตัวแปรสุ่มที่เป็นอิสระต่อกัน โดยมีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และความแปรปรวนคงที่

กระบวนการหรือระบบอัตถดถอย (Autoregressive Processes)

กระบวนการหรือระบบ AR (p) คือกระบวนการหรือระบบ AR ที่มีอันดับที่ p เขียนในรูปของ ARIMA (p,d,q) ได้ดังนี้ คือ

ARIMA (p,o,o) ซึ่งคือ

$$X_t = \mu' + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \ldots + \phi_p X_{t-p} + e_t$$

โดยที่

μ'	=	พจน์คงที่หรือคงตัว (constant term)
ϕ_j	=	พารามิเตอร์อัตถดถอยตัวที่ j
e_t	=	พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

กระบวนการหรือระบบเฉลี่ยเคลื่อน (Moving Average Processes)

กระบวนการหรือระบบ MA (q) คือกระบวนการหรือระบบ MA ที่มีอันดับ q เขียนในรูปของ ARIMA (p,d,q) ได้ดังนี้ คือ

ARIMA (o,o,q) ซึ่งคือ

$$X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \ldots - \theta_q e_{t-q}$$

โดยที่ μ = พจน์คงที่หรือค่าคงตัว (constant term)

θ_j = พารามิเตอร์เฉลี่ยเคลื่อนที่ตัวที่ j

e_t = พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

การผสมกันระหว่าง AR และ MA ในรูปของกระบวนการหรือระบบ ARMA

ในกรณีที่ข้อมูลมีลักษณะนิ่ง (stationary) ARIMA (p,d,q) จะมีรูปแบบเป็น ARIMA (p,o,q) ซึ่งก็คือ ARMA นั่นคือ AR (p) และ MA (q) และสำหรับกรณีของ AR (1) และ MA (1) นั้นสามารถเขียนได้ในรูป ARIMA ได้ดังนี้ คือ ARIMA (1,0,1) ซึ่งเขียนเป็นสมการได้ ดังนี้

ARIMA (1,0,1)

$$X_t = \mu' + \phi_1 X_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

หรือ

$$\underbrace{(1 - \phi_1 B)}_{\text{AR(1)}} X_t = \mu' + \underbrace{(1 - \theta_1 B)}_{\text{MA (1)}} e_t$$

กรณีที่ ARIMA อยู่ในรูปแบบ ARIMA (p,d,q) ซึ่งเป็นส่วนผสมของ AR (p) และ MA (q) โดยเป็นข้อมูลที่ไม่นิ่ง (nonstationary) จะต้องหาผลต่าง (differencing) d ครั้ง จึงจะทำให้ข้อมูลหลังการหาผลต่าง d ครั้งแล้ว มีลักษณะนิ่ง

สำหรับกรณีของ AR (1) และ MA (1) โดยที่ข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง และถ้าหาผลต่าง 1 ครั้ง ข้อมูลที่ได้จากผลต่างจะมีลักษณะนิ่ง เราสามารถจะเขียนได้ในรูปของ ARIMA (p,d,q) ได้ดังนี้ คือ ARIMA (1,1,1) ซึ่งสามารถเขียนเป็นสมการได้ ดังนี้

ARIMA (1,1,1)

$$\underbrace{(1 - B)}_{\text{First difference}} \underbrace{(1 - \phi_1 B)}_{\text{AR(1)}} X_t = \mu' + \underbrace{(1 - \theta_1 B)}_{\text{MA(1)}} e_t$$

หรือ

$$[1 - B(1+\phi_1) + \phi_1 B^2]X_t = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

$$X_t = (1+\phi_1)X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

การบ่งชี้ (identification)

ข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่แล้วจะมีลักษณะไม่นิ่ง (nonstationary) ลักษณะของ AR และ MA ของแบบจำลอง ARIMA จะหมายถึงข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (stationary) ดังนั้นจำเป็นต้องมีความแตกต่างทางด้านสัญลักษณ์ . ระหว่างอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่นิ่ง (nonstationary) ของอนุกรมเวลาดั้งเดิม กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่งแล้วภายหลังการหาผลต่าง (differencing)

การกำหนดความนิ่งของอนุกรมเวลา (Examining Stationarity of a Time Series)

การพล็อตอนุกรมเวลาในบ่อยครั้ง เพียงพอที่จะบอกว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่นิ่ง (stationary or nonstationary) ในขณะเดียวกันก็สามารถใช้การพล็อตของอัตสหสัมพันธ์ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นนิ่ง (stationary) หรือไม่นิ่งได้

เครื่องมือทางสัญลักษณ์ที่มีประโยชน์มากก็คือ backward shift operator, B. หรือ lag operator, L. (ซึ่งบางครั้งเราก็อาจใช้สัญลักษณ์ B และบางครั้งเราก็อาจใช้สัญลักษณ์ L สลับกันไปมาได้ มีความหมายเหมือนกัน) (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ 2547: 654) ซึ่งถูกนำมาใช้ดังนี้

$$BX_t = X_{t-1}$$

ซึ่งถ้า B อยู่หน้า X_t จะมีผลต่อการ shift ข้อมูลถอยหลังไปหนึ่งคาบเวลา ถ้าเรามี

$$B(BX_t) = B_2X_t = X_{t-2}$$

หมายความว่า X_t ได้ถูก shift ถอยหลังไปสองคาบเวลา

สำหรับข้อมูลรายเดือน ถ้าเราต้องการ shift ไปสู่ "เดือนเดียวกันของปีที่แล้ว" เราจะใช้ B^{12} ดังนี้

$$B_{12}X_t = X_{t-12}$$

ผลต่างที่หนึ่ง (first difference)

$$X'_t = X_t - X_{t-1}$$

ถ้าเราใช้ backward shift operation จะได้

$$X'_t = X_t - BX_t = (1 - B)X_t$$

ผลต่างอันดับที่สอง (second – order difference)

$$X''_t = (1 - B)^2 X_t$$

$(1 - B)^2$	คือ	ผลต่างอันดับที่สอง (second – order difference)
$1 - B^2$	คือ	ผลต่างที่สอง (second difference) ซึ่งไม่เหมือนกัน
$(1 - B)^d X_t$	คือ	ผลต่างอันดับที่ d

ถ้าอัตสหสัมพันธ์ (autocorrelations) ของข้อมูลได้สู่ศูนย์หลังจากค่าล่าหรือค่าล้าหลังของเวลา ครั้งที่สองหรือครั้งที่สาม แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง (stationary)

ถ้าอัตสหสัมพันธ์ (autocorrelations) ของข้อมูลมีค่าแตกต่างไปจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญในหลายคาบเวลา แสดงว่าข้อมูลนั้นไม่นิ่ง (nonstationary)

สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Coefficient)

สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์เป็นเครื่องมือที่สำคัญ สำหรับสืบค้นคุณสมบัติของข้อมูลอนุกรมเวลาเชิงประจักษ์ สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์ (autocorrelation coefficient) สำหรับเวลาที่ล่าไป k คาบ สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}\left(x_t - \bar{x}\right)\left(x_{t+k} - \bar{x}\right)}{\sum_{t=1}^{n}\left(x_t - \bar{x}\right)^2}$$

ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ r_k (standard error of r_k) คำนวณได้ดังนี้

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

สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Autocorrelation Coefficient)

สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์บางส่วน (partial autocorrelation coefficient) คือ อำนาจในเชิงอธิบายที่ X_1 มี ถ้าผลกระทบของ X_2 ถูกนำเอาออกไปแล้ว ถ้าตัวแปรตาม Y ถูกถดถอยกับตัวแปรอิสระ X_1 และ X_2 นั่นคือการถดถอย Y กับ X_2 และเราได้ค่าคลาดเคลื่อนส่วนที่เหลือหรือส่วนตกค้าง (residual errors) จากการถดถอยนี้ นำค่าส่วนที่เหลือ (residuals) นี้ไปถดถอยกับ X_1

อัตสหสัมพันธ์บางส่วน (partial autocorrelations) ถูกใช้เพื่อวัดดีกรีของความเกี่ยวข้องกันระหว่าง X_t และ X_{t-k} เมื่อผลกระทบของตัวล่าทางเวลาอื่นๆ (คือ 1,2,3,..., จนถึง k-1) ถูกนำออกไป วัตถุประสงค์ของอัตสหสัมพันธ์บางส่วนในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ก็เพื่อช่วยบ่งชี้แบบจำลอง ARIMA ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์

สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์บางส่วน (partial autocorrelation coefficient) ที่มีอันดับ m ถูกนิยามว่าเป็นสัมประสิทธิ์อัตถดถอยตัวสุดท้ายของแบบจำลอง AR (m) $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \hat{\phi}_3, \ldots \hat{\phi}_{m-1}$ และ $\hat{\phi}_m$ m คือ สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์บางส่วนที่หนึ่ง (first m partial autocorrelation coefficient) สำหรับอนุกรมเวลา

เราสามารถใช้อัตสหสัมพันธ์บางส่วน (partial autocorrelations) ในการบ่งชี้แบบจำลอง ARMA ที่เหมาะสม ถ้ากระบวนการหรือระบบที่กำลังพิจารณาซึ่งสร้างอนุกรมหนึ่งเป็นแบบจำลอง AR (1) เราจะได้ว่า $\hat{\phi}_1$ เท่านั้น ที่มีค่าแตกต่างไปจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่ $\hat{\phi}_2, \hat{\phi}_3, \ldots \hat{\phi}_{m-1}, \hat{\phi}_m$ จะไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

ถ้ากระบวนการหรือระบบเป็น AR (2) จะได้ว่า $\hat{\phi}_1$ และ $\hat{\phi}_2$ เท่านั้น ที่มีนัยสำคัญที่เหลือจะไม่มีนัยสำคัญ ถ้ามี p อัตสหสัมพันธ์บางส่วนที่มีนัยสำคัญ ดังนั้นแบบจำลองจะเป็น AR (p)

ถ้ากระบวนการเป็น MA แทนที่จะเป็น AR อัตสหสัมพันธ์บางส่วนจะไม่สามารถให้อันดับ (order) ของกระบวนการ MA ได้ เนื่องจากอัตสหสัมพันธ์บางส่วนได้ถูกสร้างขึ้นเพื่อ fit กระบวนการ AR

เมื่อมี p อัตสหสัมพันธ์บางส่วน (partial autocorrelations) ที่แตกต่างไปจากศูนย์ กระบวนการหรือระบบจะถูกสมมุติว่าเป็น AR (p) เมื่ออัตสหสัมพันธ์บางส่วนได้ลดลงอย่างเลขชี้กำลัง (exponentially) กระบวนการหรือระบบจะถูกสมมุติให้เป็น MA

การประมาณค่าแบบจำลอง ARMA

เราสามารถประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าได้โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดสามัญ (Ordinary least squares) หรือวิธีความควรจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood)

วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary least squares)

วิธีกำลังสองน้อยที่สุด คือ การเลือกพารามิเตอร์ของแบบจำลองในลักษณะที่ว่า ผลบวกของส่วนที่เหลือกำลังสอง (Residual sum squares) มีค่าต่ำที่สุดหรือน้อยที่สุดสำหรับแบบจำลองที่อยู่ในรูปอัตถดถอย (autoregressive form)

พิจารณาแบบจำลอง AR(p)

$$y = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + e_t$$

โดยที่ e_t เป็น white noise มีความหมายว่า e_t จะไม่มีสหสัมพันธ์กับ e_{t-1} หรือก่อนหน้าแต่อย่างใด

ดังนั้นเราจะได้ว่า

$$E\left[y_{t-j}e_t\right] = 0 \qquad \text{สำหรับ } j = 1,2,3,\dots,p$$

นั่นคือพจน์ความคลาดเคลื่อน (error terms) และตัวแปรอธิบาย (explanatory variables) จะไม่สัมพันธ์กันเชิงเวลา ดังนั้นการใช้ OLS กับสมการดังกล่าวเพื่อหาค่า ϕ_i $i = 1,\dots, p$ จะให้ตัวประมาณค่าที่คล้องจอง (consistent estimator) ดังนั้นการประมาณค่าแบบจำลองอัตถดถอย (regressive model) จะไม่แตกต่างไปจากแบบจำลองถดถอยเชิงเส้นที่มีตัวแปรอธิบายเป็นตัวแปรตามล่า (lagged dependent variable)

สำหรับแบบจำลองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (moving average models)

$$y_t = e_t + \alpha e_{t-1}$$

แต่เนื่องจาก e_{t-1} นั้นไม่สามารถสังเกตได้ ดังนั้นไม่สามารถใช้วิธีการถดถอยได้ ในทางทฤษฎีวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary least squares) จะเป็นการทำให้ค่าดังต่อไปนี้มีค่าต่ำสุด

$$S(\alpha) = \sum_{t=2}^{T}\left(y_t - \alpha e_{t-1}\right)^2$$

วิธีความควรจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood)

ตัวประมาณค่าทางเลือกสำหรับแบบจำลอง ARMA อีกตัวหนึ่ง คือ ตัวประมาณค่าความควรจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood (ML) estimator) วิธีนี้ต้องมีข้อสมมุติเกี่ยวกับการแจกแจงของ e_t ซึ่งโดยปกติทั่วไปแล้วจะสมมุติว่าเป็นการแจกแจงแบบปกติ แม้ว่าข้อสมมุติเกี่ยวกับการแจกแจงปกติดังกล่าวจะเป็นข้อสมมุติที่เข้มข้น (strong) ตัวประมาณค่า ML บ่อยครั้งมากที่จะ

คล้องจอง (consistent) แม้แต่ในกรณีที่ e_t ไม่มีการแจกแจงแบบปกติ (normal) ภายใต้เงื่อนไขเกี่ยวกับค่าเริ่มต้น (initial value) ฟังก์ชันความควรจะเป็น (log likelihood function) สามารถเขียนได้ ดังนี้

$$\log L\left(\alpha . \phi, \sigma^2\right)^2 = \frac{T-1}{2}\log\left(2\pi\sigma^2\right) - \frac{1}{2}\sum_{t=2}^{T} e_t^2 / \sigma^2$$

โดย e_t เป็นฟังก์ชันของสัมประสิทธิ์ α และ ϕ, y_t และค่าของ y ที่ผ่านมา

แบบจำลอง AR (1)

$$e_t = y_t - \phi y_{t-1}$$

แบบจำลอง MA (1)

$$e_t = y_t - \alpha\sum_{j=0}^{t-2}\left(-\alpha\right)^j y_{t-j-1} = \sum_{j=0}^{t-1}\left(-\alpha\right)^j y_{t-j}$$

การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARMA

จุดมุ่งหมายหลักของการสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลา คือ การพยากรณ์ทางเดินหรือเส้นทางในอนาคตของตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ เราสามารถหมายเหตุได้ว่าแบบจำลอง ARMA โดยปกติแล้วจะทำงานได้ดีในกรณีนี้ และบ่อยครั้งดีกว่าแบบจำลองเชิงโครงสร้างที่สลับซับซ้อน (Verbeek, 2000: 256 อ้างถึงใน ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ 2547: 671)

ตัวทำนายที่เหมาะสม (Optimal predictor)

ตัวทำนายที่เหมาะสม (optimal predictor) คือ การคาดหมายแบบมีเงื่อนไข (conditional expectation) ของค่า (value) ในอนาคต โดยการกำหนดข้อมูลให้ สมมุติว่า ณ เวลา T และสนใจการพยากรณ์ y_{T+h} ซึ่งคือค่า y_t ในอีก h คาบ ตัวทำนายสำหรับ y_{T+h} จะขึ้นอยู่กับเซตของข้อมูล (information set) ซึ่งใช้สัญลักษณ์ว่า I_T ซึ่งได้บรรจุข้อมูลที่มีอยู่และมีศักยภาพที่ถูกนำไปใช้ข้อมูลที่สังเกตได้และทราบค่า ณ เวลา T ของการทำการพยากรณ์ การสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลาที่มีตัวแปรเดียว จะสมมุติว่าเซตของข้อมูล ณ เวลา t ได้บรรจุค่าของ y_t และค่าล่า (lags) ของมันเอาไว้ ดังนั้น

$$I_T = \left\{y_{-\alpha}, \ldots, y_{T-1}, y_T\right\}$$

โดยทั่วไปแล้วตัวทำนาย (predictor) $\hat{y}_{T+h|T}$ (ตัวทำนายสำหรับ y_{T+h} ซึ่งสร้าง ณ เวลา T) เป็นฟังก์ชันของ (ตัวแปรใน) เซตของข้อมูล I_T เกณฑ์ของเราสำหรับการเลือกตัวทำนาย (predictor) จากหลายๆ ตัวทำนายที่เป็นไปได้ คือ การทำให้ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์กำลังสองที่คาดหมาย (expected quadratic prediction error) มีค่าต่ำสุด

$$E\left\{\left(y_{T+h} - \hat{y}_{T+h|T}\right)^2 \middle| I_T\right\}$$

โดยที่ $E\{\cdot|I_t\}$ คือ ค่าคาดหมายแบบมีเงื่อนไข โดยกำหนดเซตของข้อมูล I_T มาให้ ตัวทำนายที่ดีที่สุด (best predictor) สำหรับ y_{T+h} โดยกำหนดเซตของข้อมูลมาให้ ณ เวลา T คือ ค่าคาดหมายแบบมีเงื่อนไขของ y_{T+h} โดยกำหนดข้อมูล I_T มาให้

ใช้สัญลักษณ์ตัวทำนายที่เหมาะสม (optimal predictor) ดังนี้

$$\hat{y}_{T+h|T} = E\left\{y_{T+h} \middle| I_T\right\}$$

สำหรับแบบจำลองทั่วไป ARMA (p,q)

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \ldots + \phi_p y_{t-p} + e_t + \alpha_1 e_{t-1} + \ldots + \alpha_q e_{t-q}$$

จะได้

$$y_{T+h|T} = \phi_1 y_{T+h-1} + \ldots + \phi_p y_{T+h-p|T} + e_{T+h|T} + \alpha_1 e_{T+h-1|T} + \ldots + \alpha_q e_{T+h-q|T}$$

โดย $e_{T+k|T}$ เป็นตัวทำนายที่เหมาะสม (optimal predictor) สำหรับ e_{T+k} ณ เวลา T และ

$$y_{T+k|T} = y_{T+k} \quad \text{ถ้า} \quad k \leq 0$$

$$e_{T+k|T} = 0 \quad \text{ถ้า} \quad k > 0$$

$$e_{T+k|T} = e_{T+k} \quad \text{ถ้า} \quad k \leq 0$$

สำหรับกรณีที่กระบวนการหรือระบบมีลักษณะนิ่ง (stationary) และหาตัวผกผันได้ (invertible) ซึ่งในกรณีนี้เซตของข้อมูล $\{y_T, y_{T-1}, \ldots\}$ เท่ากันกับ $\{e_T, e_{T-1}, \ldots\}$ นั่นคือ ถ้า e_T ทั้งหมดรู้ค่าจาก $-\infty$ ถึง T ดังนั้น ทั้งหมดก็จะรู้ค่าได้จาก $-\infty$ ถึง T

เราสามารถเขียนตัวทำนายหนึ่งคาบเวลาล่วงหน้าได้ดังนี้

$$y_{T+1|T} = \phi y_T + \alpha \sum_{j=0}^{\infty} (-\alpha)^j \left(y_{T-j} - \phi y_{T-j-1}\right)$$

ความแม่นของการทำนาย (Prediction Accuracy)

ความคลาดเคลื่อนของการทำนาย (Prediction error) $= y_{T+h} - y_{T+h|T}$ และความคลาดเคลื่อนของการทำนายกำลังสองที่คาดหมาย (expected quadratic prediction error) C_h นิยามได้ดังนี้

$$C_h \equiv E\left\{\left(y_{T+h} - y_{T+h|T}\right)^2\right\} = V\left\{y_{T+h} I_T\right\}$$

C_h คือ ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนของการทำนาย h คาบเวลาข้างหน้า

กรณีแบบจำลอง MA (1) เราจะได้ว่า

$$C_1 = V\left\{y_{T+1} \middle| y_T, y_{T-1}, \ldots\right\} = V\left\{e_{T+1} + \alpha e_T \middle| e_T, e_{T-1}, \ldots\right\} = V\left\{e_{T+1}\right\} = \sigma^2$$

ความแม่น (accuracy) ของการทำนายจะลดลงถ้าเราทำนายล่วงหน้าออกไปไกลๆ อย่างไรก็ตาม ความแม่นดังกล่าวจะไม่เพิ่มขึ้นต่อไปถ้า h เพิ่มขึ้นมากกว่า 2 ดังนั้นแบบจำลอง MA (1) จะให้ตัวทำนายที่มีประสิทธิภาพมากกว่าก็ต่อเมื่อเราทำนายหนึ่งคาบล่วงหน้าเท่านั้น

ทบทวนวรรณกรรม

วันดี เสาหิน (2538) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์เชิงสถิติของราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยหลักทรัพย์ที่ทำการศึกษาประกอบด้วย 10 หลักทรัพย์ที่มีปริมาณการซื้อขายมากที่สุด ณ วันที่ 30 ธันวาคม 2537 จากกลุ่มอุตสาหกรรม 5 กลุ่มๆ ละ 2 หลักทรัพย์ ได้แก่ ธนาคารนครหลวงไทย จำกัด (มหาชน) (SCIB), ธนาคารกรุงไทย จำกัด (มหาชน) (KTB), บริษัทหลักทรัพย์ เอเชีย จำกัด (มหาชน) (AST), บริษัทเงินทุน เฟิสท์ ซิตี้ อินเวสเมนท์ จำกัด (มหาชน) (FCI), บริษัท บางกอกแลนด์ จำกัด (มหาชน) (B-LAND), บริษัท ธนายง จำกัด (มหาชน) (TYONG), บริษัท เทเลคอมเอเชีย คอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน) (TA), บริษัท แซทเทลไลท์ จำกัด (มหาชน) (SATTEL), บริษัท เอ็น. ที. เอส. สตีลกรุ๊ปส์ จำกัด (มหาชน) (NTS), บริษัท ที พี ไอ โพลีน จำกัด (มหาชน) (TPIPL) และใช้วิธีการพยากรณ์เชิงสถิติ 3 วิธี ประกอบด้วย วิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่ซ้ำ 2 ครั้ง วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลซ้ำ 2 ครั้ง และวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

พบว่าวิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่ซ้ำ 2 ครั้งเป็นวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาขนาดเล็ก เนื่องจากหลักทรัพย์มีการเปลี่ยนแปลงราคาตลอดเวลา ดังนั้นการหารูปแบบ

การพยากรณ์ที่เหมาะสมควรใช้อนุกรมเวลาขนาดเล็ก จะทำให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงค่าจริงมากที่สุด ถ้าใช้อนุกรมเวลาขนาดใหญ่ ความคลาดเคลื่อนจะสูงขึ้นตามขนาดอนุกรมเวลา

ประเสริฐ วัจนปราชญ์ (2540) ได้ศึกษาเรื่องความเป็นไปได้ของการใช้วิธีวิเคราะห์ทางเทคนิคในการทำนายราคาตลาดของหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ด้วยวิธีการหา Serial Correlation Coefficient ของการเปลี่ยนแปลงของดัชนีราคาหลักทรัพย์ในรูปลอกกาลิทึม พบว่ากลุ่มหลักทรัพย์ประเภทธุรกิจการเกษตร กลุ่มสิ่งทอ เครื่องนุ่งห่ม และรองเท้า ไม่สามารถใช้การวิเคราะห์ทางด้านเทคนิคได้ แต่สามารถใช้การวิเคราะห์ทางเทคนิคได้ในกลุ่มเครื่องใช้ไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ เงินทุนและหลักทรัพย์ ธนาคาร ประกันภัยและประกันชีวิต พัฒนาอสังหาริมทรัพย์ พาณิชย์ และกลุ่มวัสดุก่อสร้างและตกแต่ง และพบว่าความสัมพันธ์ระหว่างการเปลี่ยนแปลงของดัชนีราคาหลักทรัพย์รายวันมีมาก เนื่องจากนักลงทุนจะไม่พิจารณาราคาย้อนหลังที่ยาวนานเกินไป กล่าวคือ ราคาหลักทรัพย์ในอดีตระยะสั้นมีผลต่อการตัดสินใจลงทุนมากกว่าราคาในอดีตระยะยาว

กุณฑลรัตน์ ทวีวงศ์ (2545) ได้ศึกษาเรื่องรูปแบบของราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยการสุ่มเลือกหลักทรัพย์จำนวน 15 หลักทรัพย์จาก 3 กลุ่มหลักทรัพย์ที่แบ่งกลุ่มตามมูลค่าราคาตลาด นำข้อมูลราคาหลักทรัพย์นั้นมาคำนวณอัตราการเปลี่ยนแปลงเฉลี่ยในแต่ละวันทำการและในแต่ละเดือน รวมทั้งใช้วิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวนทดสอบความแตกต่างของอัตราการเปลี่ยนแปลง

พบว่า การเปลี่ยนแปลงของราคาหลักทรัพย์ในแต่ละวัน ไม่มีรูปแบบในลักษณะ Day of the Week Effect แต่สังเกตได้ว่าราคาปิดของหลักทรัพย์ในวันจันทร์จะต่ำกว่าราคาปิดของหลักทรัพย์ในวันทำการก่อนหน้า และราคาปิดของหลักทรัพย์ในวันศุกร์จะสูงกว่าราคาปิดของหลักทรัพย์ในวันทำการก่อนหน้า นอกจากนี้การเปลี่ยนแปลงของราคาหลักทรัพย์ในแต่ละเดือน ไม่มีรูปแบบในลักษณะ January Effect หรือ Month of the Year Effect และอัตราการเปลี่ยนแปลงของราคาหลักทรัพย์ในแต่ละเดือนไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

เบญจพร อู่สมบัติชัย (2547) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ราคาไก่เนื้อโดยวิธีอารีมา โดยศึกษาราคาไก่เนื้อ 2 ชนิด คือ เนื้ออกถอดกระดูก และเนื้อสันใน โดยใช้ข้อมูลรายสัปดาห์ จำนวน 135 ข้อมูล ตั้งแต่ 17 กรกฎาคม 2544 ถึง 26 พฤศจิกายน 2546 ซึ่งรวบรวมข้อมูลจากสมาคมผู้ผลิตไก่เพื่อการส่งออกแห่งประเทศไทย เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ศึกษามีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา จึงทำการทดสอบความนิ่ง (Stationary) ของข้อมูลด้วยวิธี Unit Root Test แล้วจึงใช้วิธีการบอกส์และเจนกินส์ ซึ่งประกอบด้วย 4 ขั้นตอนตามลำดับคือ การกำหนดรูปแบบ (Identification) การประมาณ

ค่าพารามิเตอร์ (Estimation) การตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking) และการพยากรณ์ (Forecasting)

ผลการศึกษาพบว่า รูปแบบของอารีมา (1,1,1) และอารีมา (2,1,0) มีความเหมาะสมมากที่สุดที่จะเป็นตัวแทนของราคาเนื้ออกถอดกระดูก และเนื้อสันใน ตามลำดับ ซึ่งเมื่อทดสอบด้วยวิธี t – statistic พบว่ามีค่าแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ และด้วยวิธีบอกส์เพียร์ส (Box - Pierce) พบว่ามีค่าทางสถิติไม่เท่ากับศูนย์ ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 10 และเมื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง เพื่อหาความแม่นยำในการพยากรณ์ด้วยค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Theil's inequality coefficient พบว่าแบบจำลองทั้ง 2 แบบ มีค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Theil's inequality coefficient ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ ทำให้ผลการพยากรณ์ที่ได้มีแนวโน้มทิศทางเป็นไปในทางเดียวกันกับข้อมูลจริง

ปริญญา ปทุมแสงทอง (2547) ได้ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์กลุ่มพัฒนาอสังหาริมทรัพย์บางหลักทรัพย์โดยวิธีอารีมา โดยศึกษาราคาหลักทรัพย์ในกลุ่มพัฒนาอสังหาริมทรัพย์ จำนวน 3 หลักทรัพย์ ได้แก่ บริษัท แลนด์แอนด์เฮ้าส์ จำกัด (มหาชน) (LH) บริษัท อิตาเลียนไทย ดีเวล็อปเมนต์ จำกัด (มหาชน) (ITD) และบริษัท เซ็นทรัลพัฒนา จำกัด (มหาชน) (CPN) โดยใช้ข้อมูลราคาปิดรายสัปดาห์โดยเฉลี่ยตั้งแต่วันที่ 6 กรกฎาคม 2540 ถึง 12 ธันวาคม 2547

ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของหลักทรัพย์บริษัท แลนด์แอนด์เฮ้าส์ จำกัด (มหาชน) (LH) คือ แบบจำลอง $\Delta \ln (LH_t)$ ค่าคงที่ (Constant Term) โดยค่าประมาณการสัมประสิทธิ์ของค่าคงที่เท่ากับ 0.012178 และราคาพยากรณ์ของหลักทรัพย์บริษัท แลนด์แอนด์เฮ้าส์ จำกัด (มหาชน) (LH) ที่พยากรณ์ได้มีค่าเท่ากับ 9.6122 บาท แต่ราคาที่แท้จริงคือ 9.70 บาท คลาดเคลื่อน 0.09 บาท คิดเป็นร้อยละ 0.873

แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของหลักทรัพย์บริษัท อิตาเลียนไทย ดีเวล็อปเมนต์ จำกัด (มหาชน) (ITD) คือ แบบจำลอง $\Delta \ln (ITD_t)$ ค่าคงที่ (Constant Term) โดยค่าประมาณการสัมประสิทธิ์ของค่าคงที่เท่ากับ 0.005344 และราคาพยากรณ์ของหลักทรัพย์บริษัท อิตาเลียนไทย ดีเวล็อปเมนต์ จำกัด (มหาชน) (ITD) ที่พยากรณ์ได้มีค่าเท่ากับ 9.0553 บาท แต่ราคาที่แท้จริงคือ 9.15 บาท คลาดเคลื่อน 0.09 บาท คิดเป็นร้อยละ 0.824

แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของหลักทรัพย์บริษัท เซ็นทรัลพัฒนา จำกัด (มหาชน) (CPN) คือ แบบจำลอง $\Delta \ln (CPN_t)$ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) โดยค่าประมาณการสัมประสิทธิ์ของค่าคงที่เท่ากับ 0.014225 ค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) เท่ากับ -0.056845 และราคา

พยากรณ์ของหลักทรัพย์บริษัท เซ็นทรัลพัฒนา จำกัด (มหาชน) (CPN) ที่พยากรณ์ได้มีค่าเท่ากับ 8.3037 บาท แต่ราคาที่แท้จริงคือ 8.20 บาท คลาดเคลื่อน 0.10 บาท คิดเป็นร้อยละ 0.820

สมบัตร สนิทจันทร์ (2547) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ราคาผลิตภัณฑ์มันสำปะหลัง โดยวิธีอารีมา โดยศึกษาราคาผลิตภัณฑ์มันสำปะหลัง 2 ชนิด คือ มันเม็ดแข็ง และแป้งมันสำปะหลัง โดยใช้ข้อมูลการส่งออก เอฟ. โอ. บี. กรุงเทพฯ รายเดือน จำนวน 192 เดือน ตั้งแต่มกราคม 2531 ถึง ธันวาคม 2546 จากมูลนิธิสถาบันพัฒนามันสำปะหลังแห่งประเทศไทย เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ศึกษามีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา จึงทำการทดสอบความนิ่ง (Stationary) ของข้อมูลด้วยวิธี Unit Root Test แล้วจึงใช้วิธีการบอกส์และเจนกินส์ ซึ่งประกอบด้วย 4 ขั้นตอนตามลำดับคือ การกำหนดรูปแบบ (Identification) การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation) การตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking) และการพยากรณ์ (Forecasting)

ผลการศึกษาพบว่า มันเม็ดแข็งได้รูปแบบ AR(1) เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมมากที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ 0.2152 มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% และแป้งมันสำปะหลังได้รูปแบบ MA(4) MA(36) เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมมากที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ -0.3347 และ 0.2477 ตามลำดับ โดยมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% จากผลการตรวจสอบความถูกต้อง พบว่า แบบจำลองทั้ง 2 แบบ มีค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Theil's inequality coefficient ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ ซึ่งผลการพยากรณ์ราคาที่ได้ พบว่า ราคามันเม็ดแข็ง ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนเมษายน 2547 มีค่าเท่ากับ 82.13, 81.93, 81.72 และ 81.52 เหรียญสหรัฐต่อตัน ตามลำดับ ส่วนราคาพยากรณ์แป้งมันสำปะหลัง ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนเมษายน 2547 มีค่าเท่ากับ 178.76, 176.04, 179.12 และ 177.53 เหรียญสหรัฐต่อตัน ตามลำดับ

สรินทร์ อัศดรศักดิ์ (2547) ได้ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ กลุ่มพลังงานบางหลักทรัพย์โดยวิธีอารีมา โดยศึกษาราคาหลักทรัพย์ในกลุ่มพลังงาน จำนวน 2 หลักทรัพย์ ได้แก่ บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) (PTT) และบริษัท ปตท. สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน) (PTTEP) โดยใช้ข้อมูลราคาปิดรายสัปดาห์เฉลี่ย โดยหลักทรัพย์ PTT ใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 9 ธันวาคม 2544 ถึง 5 ธันวาคม 2547 จำนวน 157 สัปดาห์ และหลักทรัพย์ PTTEP ใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 9 มีนาคม 2540 ถึง 5 ธันวาคม 2547 จำนวน 405 สัปดาห์

ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของหลักทรัพย์บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) (PTT) คือ แบบจำลอง $\Delta \ln (PTT_t)$ ค่าคงที่ (Constant Term) AR(1) AR(2) MA(1) MA(2) โดยค่าประมาณการสัมประสิทธิ์ของค่าคงที่เท่ากับ 0.600323 ค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(1) มีค่าเท่ากับ -0.235069 ค่าสัมประสิทธิ์ของ AR(2) มีค่าเท่ากับ -0.633998 ค่าสัมประสิทธิ์ของ MA(1) มีค่าเท่ากับ

-0.349907 และค่าสัมประสิทธิ์ของ MA(2) มีค่าเท่ากับ 1.096247 และราคาพยากรณ์ของหลักทรัพย์บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) (PTT) ที่พยากรณ์ได้มีค่าเท่ากับ 170.2770 บาท

แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดของหลักทรัพย์ บริษัท ปตท. สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน) (PTTEP) คือ แบบจำลอง $\Delta \ln (PTT_t)$ ค่าคงที่ (Constant Term) โดยค่าประมาณการสัมประสิทธิ์ของค่าคงที่เท่ากับ 0.862179 และราคาพยากรณ์ของหลักทรัพย์บริษัท ปตท. สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน) (PTTEP) ที่พยากรณ์ได้มีค่าเท่ากับ 286.2995 บาท