สารบัญ

- บทบรรณาธิการ 4
- การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel เมื่อปัจจัยรูปร่างเคลื่อนตัวตามกระบวนการ Long Memory 5
  อัญญา ขันธวิทย์
  ธนานันต์ ศิวโมกษธรรม
  กษิดิศ ทองปลิว
  พาทิศ รงศิริกุล
  ไตรรัตน์ พุทธรักษา
- การลงทุนแบบเน้นคุณค่าในหุ้นที่เติบโตอย่างมีศักยภาพในประเทศไทย 33
  ณัฐฐา มณีศิลาสันต์
- นวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ 46
  กิตติชัย นวลทอง
  สุดาพร สาวม่วง
- Work Engagement and the Management of Employee Turnover 77
  Assoc.Prof.Dr.Maneewan Chat-uthai
- Global Compact 2000-2010 92
- Book Review : The how of happiness:
  A Scientific Approach to Getting the Life You Want 99
  Lyubomirsky, S.

บทบรรณาธิการ

วารสารบริหารธุรกิจนิด้า ได้รับความร่วมมือจากคณาจารย์ นักวิชาการ และนักวิจัยในองค์กรธุรกิจ ร่วมส่งบทความที่มีสาระน่าสนใจ เริ่มด้วยบทความเกี่ยวกับการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel เมื่อปัจจัยรูปร่างเคลื่อนตัวตามกระบวนการ Long Memory ซึ่งจัดทำโดยคณะผู้วิจัยที่มีประสบการณ์ทั้งการสอนและการให้คำปรึกษา นอกจากนี้ยังมีบทความเกี่ยวกับนวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาด ผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการที่นำเสนอโมเดลส่วนประสมทางการตลาด และบทความเรื่องการลงทุนแบบเน้นคุณค่าในหุ้นที่เติบโตอย่างมีศักยภาพในประเทศไทย ที่ศึกษาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ไทยตั้งแต่ ค.ศ. 2003-2010 รวมถึงบทความที่ศึกษาเกี่ยวกับโมเดลความผูกพันในงานของบุคลากรในภาคอุตสาหกรรมของประเทศไทย

กองบรรณาธิการขอขอบพระคุณท่านผู้ศึกษาและเจ้าของผลงานวิชาการจัดทำบทความ ท่านผู้ประเมินบทความ และท่านผู้อ่านทุกท่านที่มีส่วนทำให้วารสารฉบับนี้ยังคงบรรลุวัตถุประสงค์ในการเป็นวารสารระดับชาติที่มีคุณภาพที่น่าศึกษาและติดตามต่อไป

กองบรรณาธิการยินดีรับพิจารณาบทความจากท่านอาจารย์ นักวิจัย และนักวิชาการที่สนใจ เพื่อช่วยกันทำให้วารสารบริหารธุรกิจนิด้า เป็นสื่อกลางนำเสนอผลงานวิชาการอย่างสร้างสรรค์และคงความเป็นวารสารคุณภาพที่มีสารประโยชน์เพื่อพัฒนาองค์ความรู้ให้กับประเทศไทยต่อไป

ขอขอบพระคุณ

รศ.ดร.มณีวรรณ ฉัตรอุทัย
บรรณาธิการ

การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel เมื่อปัจจัยรูปร่างเคลื่อนตัวตามกระบวนการ Long Memory*

อัญญา ขันธวิทย์
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์,
ธนานันต์ ศิวโมกษธรรม และ กษิดิศ ทองปลิว
ธนาคารเกียรตินาคิน จำกัด (มหาชน),
พาทิศ รงศิริกุล และ ไตรรัตน์ พุทธรักษา
สมาคมตลาดตราสารหนี้ไทย

บทคัดย่อ

ค่าสถิติเชิงพรรณนาจากการศึกษาในอดีตชี้ว่าปัจจัยรูปร่างในตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel (DNS) มีการเคลื่อนไหวตามกระบวนการ Long Memory และชี้โดยนัยว่าการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยวิธี AR(1) หรือ VAR(1) ประกอบการพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยของตัวแบบ DNS ดั้งเดิมเป็นการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลไม่ครบถ้วน ส่งผลให้อาจขาดความแม่นยำ การศึกษาเสนอใช้วิธี AR(k) ซึ่งประมาณการเคลื่อนไหวของปัจจัยรูปร่างตามกระบวนการ Long Memory ได้ดีเพื่อพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างประกอบการพยากรณ์อัตราดอกเบี้ย และใช้ข้อมูลโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยแบบสปอตรายเดือนสำหรับตลาดตราสารหนี้ไทยในการทดสอบความแม่นยำ การศึกษาพบว่า ตัวแบบ DNS ที่ปรับปรุงการพยากรณ์ให้สอดคล้องกับกระบวนการ Long Memory ของปัจจัยรูปร่างสามารถพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยได้แม่นยำ และเหนือกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่งโดยเฉพาะสำหรับการพยากรณ์ระยะ 6 เดือน และ 12 เดือน

คำหลัก : การพยากรณ์อัตราดอกเบี้ย ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel กระบวนการ Long Memory

* คณะผู้วิจัยขอบคุณคณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ที่สนับสนุนทุนวิจัยและขอบคุณสมาคมตลาดตราสารหนี้ไทยที่สนับสนุนข้อมูลโครงสร้างอัตราดอกเบี้ย การติดต่อคณะผู้เขียนสามารถทำได้ที่ อัญญา ขันธวิทย์ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ท่าพระจันทร์ กรุงเทพฯ 10200 จดหมายอิเล็กทรอนิกส์ akhantha@tu.ac.th

Forecasting the Term Structure of Interest Rates by the Dynamic Nelson-Siegel Model when Shape Factors Follow Long Memory Processes*

Anya Khanthavit
Faculty of Commerce and Accountancy, Thammasat University,
Thananun Siwamogsatham and Kasidit Thongplew
Kiatnakin Bank PLC.,
Phatid Rongsirikul and Trirat Puttaraksa
Thai Bond Market Association

ABSTRACT

The descriptive statistics from previous studies suggest that the shape factors in the dynamic Nelson-Siegel (DNS) model follow long memory processes, hence implying that the AR(1) or VAR(1) approach being used in the traditional DNS model is insufficient to predict the shape factors and that the errors in the resulting forecast term structure of interest rates can be large. Because an AR(k) process can approximate a long memory process very well, this study proposes an AR(k) forecast for the shape factors in the DNS model. Using monthly term structure of Thailand's spot interest rates for performance tests, the study finds that the performance of the DNS model under long memory processes is superior to that of the competing models in most cases for the 6-month and 12-month forecast horizons.

Keywords : Interest-Rate Forecast, Dynamic Nelson-Siegel Model, Long-Memory Process

* The authors would like to thank the Faculty of Commerce and Accountancy, Thammasat University for the research grant and thank the Thai Bond Market Association for the interest rate data. The authors can be reached at Anya Khanthavit, Faculty of Commerce and Accountancy, Thammasat University, Tha Prachan, Bangkok 10200, THAILAND. E-mail Address : akhantha@tu.ac.th.

บทนำ

การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยให้แม่นยำมีประโยชน์และสำคัญต่อผู้ลงทุนซึ่งใช้ผลลัพธ์ของการพยากรณ์เพื่อการออกแบบกลยุทธ์การค้าและการลงทุนในตราสารหนี้ และต่อหน่วยงานกำกับดูแลซึ่งใช้ผลลัพธ์ของการพยากรณ์เพื่อประกอบการบริหารระดับและทิศทางการเปลี่ยนแปลงของอัตราดอกเบี้ย ในอดีตนักวิชาการได้ออกแบบตัวแบบจำลองจำนวนมากเพื่อพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ย ในบรรดาตัวแบบจำลองจำนวนมากเหล่านั้น ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel (DNS) ของ Diebold and Li (2006) นับเป็นตัวแบบหนึ่งซึ่งได้รับความสนใจและเป็นที่นิยมมากที่สุด เพราะตัวแบบ DNS อ้างอิงตัวแบบจำลองของ Nelson and Siegel (1987) ซึ่งสามารถพรรณนารูปร่างของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยที่ปรากฏในแต่ละจุดของเวลาได้ดี การกำหนดตัวแบบ DNS ทำได้สะดวก และตัวแบบ DNS สามารถพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยได้แม่นยำโดยเฉพาะการพยากรณ์สำหรับระยะเวลาที่ไกลออกไปในอนาคต ความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบ DNS ที่เหนือกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่งเป็นที่ประจักษ์ในตลาดการเงินในหลายประเทศทั่วโลก อาทิ การศึกษาสำหรับตลาดการเงินในประเทศสหรัฐอเมริกา โดย Diebold and Li (2006) การศึกษาสำหรับตลาดการเงินในประเทศบราซิล โดย Vincente and Tabak (2008) การศึกษาสำหรับตลาดการเงินในประเทศสาธารณรัฐเกาหลี โดย Kang (2012) และการศึกษาสำหรับตลาดการเงินในประเทศไทย โดย Pinsai (2007) เป็นต้น

แม้ตัวแบบ DNS ซึ่ง Diebold and Li (2006) เสนอจะประสบความสำเร็จมากในการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ย แต่นักวิชาการได้ขยายผลตัวแบบในมิติต่างๆ เพื่อให้ตัวแบบมีความสามารถที่สูงขึ้นไปอีก ตัวอย่างเช่น Almeida, Gomes, Leite and Simonson (2009) Shan (2011) และ Luo, Han and Zhang (2012) ได้พิจารณาปัจจัยรูปร่างกลุ่มความชันหรือความโค้งเพิ่มเติมจากปัจจัยเดิมที่ตัวแบบ DNS พิจารณา Krippner (2006) และ Christensen, Diebold and Rudebusch (2011) กำหนดเพิ่มเติมให้ตัวแบบ DNS ต้องมีคุณสมบัติที่สอดคล้องกับเงื่อนไขอาบิทราจ Koopman, Mallee and Van Der Wel (2010) พิจารณาให้ปัจจัยรูปร่างและอัตราการถดถอยเป็นตัวแปรเชิงสุ่ม และทำการกำหนดปัจจัยและอัตราโดยใช้เทคนิค Extended Kalman Filter เพื่อลดความคลาดเคลื่อนของระดับตัวแปรที่กำหนดได้และเพื่อใช้ประกอบการพยากรณ์ ในขณะที่ De Rezende and Ferreina (2013) เสนอใช้เทคนิค Quantile Autoregression แทนเทคนิค Autoregression และ Vector Autoregression ที่ใช้ในตัวแบบ DNS ดั้งเดิม ส่วน Chen and Niu (2012) ตั้งข้อสังเกตว่าปัจจัยรูปร่างอาจมีพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงไปในแต่ละช่วงเวลา จึงเสนอวิธีเพื่อเลือกจำนวนตัวอย่างที่เหมาะสมที่สุดสำหรับกำหนดตัวแบบเพื่อใช้พยากรณ์ ทั้งนี้ การเพิ่มขึ้นของความสามารถของตัวแบบที่เกิดจากการขยายผลมีระดับที่หลากหลาย และในบางตัวแบบ ความสามารถกลับไม่เพิ่มขึ้นกว่าที่ตัวแบบ DNS ดั้งเดิมมีอยู่

ในการศึกษาฉบับนี้ ผู้วิจัยเสนอขยายผลตัวแบบ DNS ออกไปในมิติใหม่ ผู้วิจัยตั้งข้อสังเกตเกี่ยวกับพฤติกรรมของปัจจัยรูปร่างซึ่งการศึกษาในอดีตได้พบสำหรับตัวแบบ DNS ดั้งเดิมว่ามีคุณสมบัติ Long Memory ดังตัวอย่างเช่น การศึกษาสำหรับประเทศสหรัฐอเมริกา ของ Diebold and Li (2006) ที่รายงานค่าสัมประสิทธิ์อัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 1 ของปัจจัยระดับ ปัจจัยความชันและปัจจัยความโค้ง ว่าเท่ากับ 0.957 0.969 และ 0.901 แต่สัมประสิทธิ์ระดับที่ 12 (ที่ 30) กลับลดลงมากอย่างมีนัยสำคัญไปอยู่ที่ 0.511 (0.454) 0.452 (-0.082)

และ 0.353 (-0.006) ตามลำดับ ซึ่งเมื่อปัจจัยรูปร่างมีคุณสมบัติ Long Memory แล้ว Wang (2008) ชี้ว่าการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยใช้เทคนิค Autoregression หรือ Vector Autoregression ที่จำกัดการใช้ปัจจัยในอดีตย้อนหลังกลับไปเพียง 1 งวดดังที่ตัวแบบ DNS ดั้งเดิมและที่ขยายผลได้ใช้ เป็นการใช้ข้อมูลที่ไม่ครบถ้วนสำหรับการพยากรณ์ ทำให้การพยากรณ์อาจขาดความแม่นยำ

ผู้วิจัยอ้างอิงผลการศึกษาของ Wang (2008) ที่พบว่า พฤติกรรม Long Memory ของปัจจัยรูปร่างสามารถประมาณได้ดีโดยใช้วิธี AR(k) ซึ่งพิจารณาปัจจัยที่เกิดขึ้นในอดีตจำนวน $k < \infty$ งวด ที่มีจำนวนมากเพียงพอ ผู้วิจัยเสนอการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยตัวแบบ DNS ที่ใช้วิธี AR(k) ในการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่าง แทนการใช้วิธี AR(1) หรือวิธี VAR(1) ที่มีการใช้ดั้งเดิม โดยที่จำนวน k งวดระบุโดยใช้วิธีของ Akaike (1971) และ Mallow (1973) ประกอบกัน จากนั้นจึงใช้ตัวแบบ DNS ที่เสนอขยายผลให้ตระหนักถึงพฤติกรรม Long Memory ของปัจจัยรูปร่าง ไปพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยในตลาดการเงินของประเทศไทย ผู้วิจัยพบว่า ตัวแบบ DNS ภายใต้พฤติกรรม Long Memory ของปัจจัยรูปร่างมีความสามารถในการพยากรณ์ระยะสั้นช่วง 1 เดือน ด้อยกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่งที่เรียบง่ายเช่นตัวแบบ Random Walk และตัวแบบ Slope Regression แต่สำหรับระยะการพยากรณ์ที่ยาวนานออกไปเป็น 6 เดือน และ 12 เดือน ตัวแบบที่เสนอมีความสามารถเหนือกว่าตัวแบบ DNS ดั้งเดิมและตัวแบบคู่แข่งตัวแบบอื่น

ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel

ในการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ย Diebold and Li (2006) พิจารณาตัวแบบจำลองของ Nelson and Siegel (1987) ซึ่งเชื่อมโยงระดับอัตราดอกเบี้ยเข้ากับอายุของกระแสเงิน โดยประมาณจากฟังก์ชันซึ่งประกอบด้วยส่วนประกอบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Three-Component Exponential Approximation) ตามที่ปรากฏในสมการที่ (1) ต่อไปนี้

$$y_t(\tau) = \beta_{1,t} + \beta_{2,t}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau}\right) + \beta_{3,t}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau}\right) \quad (1)$$

โดยที่ $y_t(\tau)$ เป็นอัตราดอกเบี้ย ณ เวลาที่ t ของกระแสเงินที่มีอายุ τ งวด Diebold and Li (2006) เสนอความหมายของความสัมพันธ์ในสมการที่ (1) ว่าเป็นความสัมพันธ์ตามตัวแบบจำลอง Three-Factor (A Three-Factor Model) ที่อธิบายพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ปัจจัยขับเคลื่อน 3 ตัว ปัจจัย $\beta_{1,t}$ เป็นปัจจัยเบต้า (Beta Factor) ซึ่งขับเคลื่อนระดับ (Level Factor) ของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ย ปัจจัย $\beta_{2,t}$ เป็นปัจจัยซึ่งขับเคลื่อนความชัน (Slope Factor) และปัจจัย $\beta_{3,t}$ เป็นปัจจัยขับเคลื่อนความโค้ง (Curvature Factor) ปัจจัยทั้งสามได้รับการพิจารณาให้เป็นตัวแปรเชิงสุ่ม เปลี่ยนแปลงไปตามเวลา ซึ่งเมื่อปัจจัยทั้งสามเปลี่ยนแปลง โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยย่อมต้องเปลี่ยนแปลงอย่างเป็นระบบตามไปด้วย และจากสมการ ขนาดการตอบสนอง (Factor Loading) ของอัตราดอกเบี้ย $y_t(\tau)$ ต่อปัจจัย $\beta_{1,t}$ ปัจจัย $\beta_{2,t}$ และปัจจัย $\beta_{3,t}$ จะมีขนาดเท่ากับ 1.00 เท่ากับ $\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau}$ และเท่ากับ $\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau}$ ตามลำดับ

ค่าพารามิเตอร์ λ เป็นอัตราการถดถอยแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Decay Rate) และกำกับความสามารถของฟังก์ชันตามสมการที่ (1) ในการพรรณนารูปร่างของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยในแต่ละจุดของเวลา กล่าวคือ ค่า λ ที่มีระดับต่ำจะทำให้ฟังก์ชันสามารถพรรณนาระดับอัตราดอกเบี้ยสำหรับกลุ่มกระแสเงินที่มีอายุยาวนานได้ดี ในขณะที่ค่า λ ที่มีระดับสูงจะทำให้ฟังก์ชันพรรณนาระดับอัตราดอกเบี้ยสำหรับกลุ่มกระแสเงินที่มีอายุสั้นได้ดี นอกจากนี้ ค่า λ ยังกำหนดอายุของกระแสเงิน τ ที่ตรงกับระดับสูงสุดของขนาดการตอบสนองของปัจจัยขับเคลื่อนความโค้งด้วย ค่าพารามิเตอร์ λ อาจถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรเชิงสุ่มเช่นในการศึกษาของ Koopman, Mallee and Van Der Wel (2010) แต่ในการศึกษานี้ ผู้วิจัยจะกำหนดให้ค่า λ เป็นค่าคงที่เช่นเดียวกับที่ Diebold and Li (2006) และนักวิชาการคนอื่นได้กำหนดไปก่อนหน้า ด้วยเหตุผลตามที่ Diebold and Li (2006) ได้ให้ไว้ว่า การกำหนดให้ค่า λ เป็นค่าคงที่จะทำให้การกำหนดปัจจัยรูปร่างในแต่ละจุดของเวลาสามารถทำได้ง่ายโดยใช้เพียงเทคนิคสมการถดถอยเชิงเส้นตรง นอกจากนี้ Yu and Zivot (2011) ยังสังเกตพบว่าโครงสร้างของอัตราดอกเบี้ยที่พรรณนาโดยฟังก์ชันตามสมการที่ (1) มีการตอบสนองเพียงเล็กน้อยต่อค่า λ ที่ปรับเปลี่ยนให้มีระดับสูงขึ้นหรือต่ำลง และ Koopman, Mallee and Van Der Wel (2010) รายงานว่าไม่พบความสามารถที่เพิ่มขึ้นในการพยากรณ์ของตัวแบบ DNS เมื่อการศึกษากำหนดให้ค่า λ เป็นตัวแปรเชิงสุ่ม

จากสมการที่ (1) เนื่องจากขนาดการตอบสนองต่อปัจจัยรูปร่างเป็นค่าคงที่ การเคลื่อนไหวตามเวลาของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยจึงเป็นไปตามการเคลื่อนไหวของปัจจัยรูปร่าง และการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยย่อมสามารถทำได้ทางหนึ่งโดยอ้างอิงปัจจัยรูปร่างที่พยากรณ์ได้ การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยตามแนวทางนี้ได้รับการเสนอโดย Diebold and Li (2006)

พฤติกรรมเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่าง

ตัวแบบจำลองเพื่อพรรณนาพฤติกรรมของปัจจัยรูปร่าง

การศึกษาเสนอการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยอ้างอิงปัจจัยรูปร่างที่พยากรณ์ได้ ทั้งนี้ เมื่อปัจจัยรูปร่างเป็นตัวแปรเชิงสุ่ม การพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างให้แม่นยำจำเป็นต้องออกแบบตัวแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ให้สอดคล้องเต็มที่กับพฤติกรรมเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่างเหล่านั้น

การศึกษาในอดีตสำหรับตัวแบบจำลอง DNS พบตรงกันสำหรับตลาดการเงินที่พัฒนาแล้วและที่เป็นตลาดเกิดใหม่ว่า ปัจจัยรูปร่างมีอัตตสหสัมพันธ์กับค่าในอดีต 1 งวดในระดับที่สูงมาก แต่อัตตสหสัมพันธ์กับค่าในอดีตที่เกิดขึ้นยาวนานออกไปกลับมีระดับที่ลดลงเรื่อยๆ ตัวอย่างเช่น การศึกษาสำหรับประเทศสหรัฐอเมริกาของ Diebold and Li (2006) ที่รายงานค่าสัมประสิทธิ์อัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 1 ของปัจจัยระดับ ปัจจัยความชันและปัจจัยความโค้ง ว่าเท่ากับ 0.957 0.969 และ 0.901 แต่สัมประสิทธิ์ระดับที่ 12 (ที่ 30) กลับลดลงมากอย่างมีนัยสำคัญไปอยู่ที่ 0.511 (0.454) 0.452 (-0.082) และ 0.353 (-0.006) การศึกษาสำหรับประเทศบราซิลโดย Vincente and Tabak (2008) ที่รายงานค่าสัมประสิทธิ์อัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 1 ของปัจจัยระดับ ปัจจัยความชันและปัจจัยความโค้ง ว่าเท่ากับ 0.92 0.89 และ 0.80 แต่สัมประสิทธิ์ระดับที่ 12 กลับลดลงมากอย่างมีนัยสำคัญไปอยู่ที่ 0.16 -0.02 และ -0.11 และสำหรับประเทศไทย ซึ่งการศึกษานี้จะรายงานในส่วนต่อไปได้พบ

ผลลัพธ์ในลักษณะทำนองเดียวกัน

ข้อความจริงที่ปัจจัยรูปร่างมีค่าอัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 1 สูงมาก แต่ค่าอัตตสหสัมพันธ์กับอดีตที่ยาวนานออกไปกลับลดลงเรื่อยๆ สอดคล้องกับพฤติกรรมเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่างที่เคลื่อนตัวตามกระบวนการ Long Memory เมื่อหลักฐานเชิงประจักษ์ชี้เช่นนี้ การศึกษาจึงเสนอใช้ตัวแบบจำลอง Autoregressive Fragtionally Integrated Moving Average (ARFIMA) ระดับ (p, d, q) หรือ ARFIMA (p, d, q) ตามสมการที่ (2) เพื่อพรรณนาพฤติกรรมเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่าง $\beta_{j,t}$ โดยที่ j = 1, 2, 3 หมายถึง ปัจจัยระดับ ปัจจัยความชันและปัจจัยความโค้ง ตามลำดับ ดังนี้

$$\phi(L)(1-L)^d \beta_{j,t} = \theta(L)e_t \qquad (2)$$

เมื่อ $d \in (0, 0.5)$ ส่วน $\phi(L)$ และ $\theta(L)$ เป็น Finite Degree Polynomials สุดท้าย e_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน ซึ่งมีการแจกแจงแบบอิสระและดังเดิม และต้องมีคุณสมบัติของค่าที่คาด $E(e_t) = 0$ ค่าที่คาด $E(e_t^2) = \sigma^2$ และค่าที่คาด $E(e_t^4) < \infty$ เมื่อปัจจัยรูปร่างมีการเคลื่อนไหวในเชิงสุ่มตามสมการที่ (2) Hosking (1996) ชี้ว่าการเคลื่อนไหวของปัจจัยรูปร่างสามารถพรรณนาได้โดยตัวแบบจำลอง AR ที่มีความสัมพันธ์กับค่าที่เกิดขึ้นในอดีตย้อนหลังกลับไปยาวนานจนถึงอนันต์ตามสมการที่ (3)

$$\beta_{j,t} = \sum_{i=1}^{\infty} a_{j,i}\beta_{j,t} - i + e_t \qquad (3)$$

ตัวแบบจำลองเพื่อพรรณนาพฤติกรรมโดยประมาณของปัจจัยรูปร่าง

การกำหนดตัวแบบจำลองตามสมการที่ (3) ไม่สามารถทำได้จริงในทางปฏิบัติ เพราะการศึกษาไม่มีข้อมูลปัจจัยรูปร่างที่เกิดขึ้นในอดีตย้อนหลังกลับไปยาวนานจนถึงอนันต์ อย่างไรก็ตาม เมื่อไม่นานมานี้ Wang (2008) ได้พิสูจน์ให้เห็นจริงภายใต้สมมติฐานกลุ่มหนึ่งว่า การเคลื่อนไหวของปัจจัยรูปร่างตามสมการที่ (3) สามารถประมาณได้ดีโดยใช้ตัวแบบจำลอง AR($k < \infty$) ในสมการที่ (4)

$$\beta_{j,t} = \sum_{m=1}^{k} a_{j,m}\beta_{j,t-m} + \varepsilon_t \qquad (4)$$

โดยที่ $\varepsilon_t = \sum_{m=k+1}^{\infty} a_{j,m}\beta_{j,t-m} + e_t$ เป็นค่าความคลาดเคลื่อนของการประมาณ

ผลการพิสูจน์ของ Wang (2008) ทำให้การศึกษาพฤติกรรมเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่างเกิดขึ้นได้จริงในทางปฏิบัติโดยการประมาณ ทั้งยังสามารถขยายผลให้การพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างทำได้โดยใช้วิธี AR(k) นอกจากนั้นผลการพิสูจน์ยังชี้โดยนัยว่า การใช้วิธี AR(1) หรือ VAR(1) สำหรับการพยากรณ์ที่มักพบในการศึกษาในอดีตนั้นเป็นการใช้ตัวแบบที่ไม่สอดคล้องกับพฤติกรรมที่เป็นจริงของปัจจัยรูปร่าง การพยากรณ์ใช้ข้อมูลที่ไม่ครบถ้วนซึ่งอาจส่งผลให้การพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนสูง

เมื่อการใช้วิธี AR(1) และวิธี VAR(1) โดยการศึกษาในอดีตสำหรับพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างเป็นการใช้ตัวแบบอย่างไม่เหมาะสม แต่การพยากรณ์พึงใช้วิธี AR(k) ซึ่งเป็นตัวแบบที่สอดคล้องกับพฤติกรรมที่แท้จริงของปัจจัย ดังนั้น การศึกษาจึงเสนอใช้วิธี AR(k) สำหรับการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่าง เมื่อปัจจัยรูปร่างเคลื่อนตัวในเชิงสุ่มตามกระบวนการ Long Memory

การระบุจำนวนปัจจัยรูปร่างที่เกิดขึ้นในอดีตเพื่อพรรณนาปัจจัยรูปร่าง ณ ปัจจุบัน

Wang (2008) พิสูจน์ว่าจำนวนปัจจัยที่เกิดขึ้นในอดีตจำนวน $k < \infty$ งวด เป็นข้อมูลที่เพียงพอสำหรับการพรรณนาพฤติกรรมและพยากรณ์ระดับของปัจจัยรูปร่าง และเสนอใช้ค่าสถิติ AIC ของ Akaike (1971) และค่าสถิติ Cp ของ Mallow (1973) สำหรับระบุจำนวน k งวดให้ได้อย่างเหมาะสม ค่าสถิติ $AIC(\kappa)$ และ $C_p(\kappa)$ สำหรับจำนวนงวด κ งวดสามารถคำนวณได้จากผลลัพธ์ของสมการถดถอยของปัจจัยรูปร่างและค่าที่เกิดขึ้นในอดีตจำนวน κ งวด ดังในสมการที่ (4) และ (5) ตามลำดับ

$$AIC(\kappa) = Ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2(\kappa+2)}{T-2\kappa} \quad (5)$$

$$C_p(\kappa) = Ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2\kappa}{T-2\kappa} \quad (6)$$

โดยที่ $\hat{\sigma}^2$ เป็นค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนจากสมการถดถอย (4) และ T เป็นจำนวนตัวอย่างที่ใช้ในสมการถดถอย ทั้งนี้ การเลือกจำนวนงวด k ที่เหมาะสมจะเลือกให้ตรงกับจำนวนงวด κ ที่ให้ค่าสถิติ $AIC(\kappa)$ หรือ $C_p(\kappa)$ ที่ต่ำที่สุด

การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ย

การศึกษาอ้างอิงข้อสังเกตของ Diebold and Li (2006) สำหรับโครงสร้างของอัตราดอกเบี้ยตามสมการที่ (1) ที่ว่า การเคลื่อนไหวในเชิงสุ่มของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยเกิดจากการเคลื่อนไหวในเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่าง ดังนั้น การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยจึงสามารถทำได้โดยก่อนอื่นให้พยากรณ์ปัจจัยรูปร่าง จากนั้นจึงใช้ปัจจัยรูปร่างที่พยากรณ์ได้ไประบุโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตตามสมการที่ (1)

ในการศึกษานี้ เมื่อผู้วิจัยระบุจำนวนงวด k ที่เหมาะสมได้แล้ว การศึกษาจะกำหนดตัวแบบจำลอง AR(k) ให้แก่ปัจจัยรูปร่าง $\beta_{j,t}$ โดยใช้สมการถดถอยในสมการที่ (7) ซึ่งจะพิจารณาสัมประสิทธิ์จุดตัดแกน (Intercept) ขนาด $a_{j,0}$ ประกอบด้วย

$$\beta_{j,t} = a_{j,0} + \sum_{m=1}^{k} a_{j,m}\beta_{j,t-m} + \varepsilon_t \quad (7)$$

ส่วนการพยากรณ์ปัจจัย $\hat{\beta}_{j,t}+h$ จากจุดเวลาปัจจุบันที่ t ออกไปในอนาคตเป็นระยะเวลา h งวดนั้น การศึกษาจะใช้ค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{a}_{j,m} = 0, 1, \ldots, k$ ที่กำหนดได้ประกอบกับปัจจัยรูปร่างที่เกิดขึ้นแล้ว $\beta_{j,m}, \ldots, \beta_{j,t}$-h+1 ตามความสัมพันธ์ในสมการที่ (8) ที่เกิดขึ้นจากการพยากรณ์ทีละงวดโดยอ้างอิงสมการที่ (7) เรื่อยไปจนครบ h งวด

$$\hat{\beta}^{DNS\text{-}LM}_{j,t+h} = (I + A^{1}_{j,1} + \ldots + A^{h-1}_{j,1})A_{j,0} + A^{h}_{j,1}\beta_{j,t} \quad (8)$$

โดยที่เมทริกซ์ $\beta_{j,t} = \begin{bmatrix} \beta_{j,t} \\ \beta_{j,t-1} \\ \beta_{j,t-2} \\ \vdots \\ \beta_{j,t-h+1} \end{bmatrix}$ และเมทริกซ์ $A_{j,0} = \begin{bmatrix} a_{j,0} \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$ มีขนาด (hx1) ในขณะที่เมทริกซ์

$A_{j,1} = \begin{bmatrix} \hat{a}_{j,1} & \hat{a}_{j,2} & \ldots & \hat{a}_{j,h} \\ 1 & 0 & \ldots & 0 \\ 0 & 1 & \ldots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \ldots & 1 & 0 \end{bmatrix}$ และเมทริกซ์ I ที่เป็นเมทริกซ์ชนิด Identity มีขนาด (hxh)

สัญลักษณ์ $A^{m}_{j,1}$ แสดงผลคูณตนเองของเมทริกซ์ $A_{j,1}$ ซ้ำกันจำนวน m ครั้ง ส่วนอัตราดอกเบี้ย $\hat{y}^{DNS\text{-}LM}_{t+h}(\tau)$ ที่พยากรณ์โดยตัวแบบจำลอง DNS ที่ปรับปรุงให้สะท้อนพฤติกรรม Long Memory ของปัจจัยรูปร่างเป็นดังที่ปรากฏในสมการที่ (9)

$$\hat{y}^{DNS\text{-}LM}_{t+h}(\tau) = \hat{\beta}^{DNS\text{-}LM}_{1,t+h} + \hat{\beta}^{DNS\text{-}LM}_{2,t+h}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau}\right)$$

$$+\hat{\beta}^{DNS\text{-}LM}_{3,t+h}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau}\right) \quad (9)$$

ตัวแบบจำลองคู่แข่ง

การศึกษาเสนอปรับปรุงการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ตัวแบบจำลอง DNS ให้การพยากรณ์คำนึงถึงการเปลี่ยนแปลงในเชิงสุ่มของปัจจัยรูปร่างที่เป็นไปตามกระบวนการ Long Memory โดยคาดหวังว่า หลังจากตัวแบบ DNS ได้รับการปรับปรุงแล้ว ความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบภายหลังจากการปรับปรุงจะเหนือกว่าความสามารถของตัวแบบก่อนการปรับปรุง และเหนือกว่าความสามารถของตัวแบบจำลองทั้งหลายตัวแบบอื่นซึ่งนิยมใช้เป็นตัวแบบจำลองอ้างอิงของการพยากรณ์ด้วย ผู้วิจัยพิจารณาตัวแบบจำลองคู่แข่งทั้งหมดจำนวน 6 ตัวแบบต่อไปนี้ เพื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบจำลอง DNS ที่ผู้วิจัยได้ปรับปรุง โดยที่ตัวแบบ 4 ตัวแบบแรกเป็นตัวแบบที่การศึกษาในอดีต อาทิ Diebold and Li (2006) และ Pooter (2007) นิยมใช้เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ย ส่วนตัวแบบที่ 5 และ 6 เป็นตัวแบบของ Diebold and Li (2006) ซึ่งการศึกษาพยายามจะพัฒนาให้มีความสามารถในการพยากรณ์สูงขึ้น

(1) ตัวแบบจำลอง Random Walk

ตัวแบบพยากรณ์ว่าอัตราดอกเบี้ยที่จะเกิดขึ้นในอนาคตมีระดับเท่ากับระดับอัตราดอกเบี้ยปัจจุบัน ไม่เปลี่ยนแปลง ดังนั้น อัตราดอกเบี้ย $\hat{y}^{RM}_{t+h}(\tau)$ ที่พยากรณ์ไปข้างหน้าอีก h งวดในอนาคตจึงกำหนดให้เท่ากับ

$$\hat{y}^{RM}_{t+h}(\tau) = y_t(\tau) \quad (10)$$

(2) ตัวแบบจำลอง Slope Regression

ตัวแบบเชื่องโยงขนาดการเปลี่ยนแปลงของอัตราดอกเบี้ยที่จะเกิดขึ้นในช่วง h งวดในอนาคตว่ามีความสัมพันธ์ในเชิงเส้นตรงกับตัวแปรความชันที่คำนวณจากส่วนต่างของอัตราดอกเบี้ย $y_t(\tau)$ สำหรับกระแสเงินที่มีอายุ τ งวดกับอัตราดอกเบี้ย $y_t(\tau_{Min})$ สำหรับกระแสเงินที่มีอายุสั้นที่สุดระยะ τ_{Min} งวด ทำให้การพยากรณ์อัตราดอกเบี้ย $\hat{y}^{SR}_{t+h}(\tau)$ โดยตัวแบบ Slope Regression มีระดับเท่ากับ

$$\hat{y}^{SR}_{t+h}(\tau) = y_t(\tau) + \hat{b}_0 + \hat{b}_1(y_t(\tau) - y_{t(\tau Min)}) \quad (11)$$

โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{b}_0$ และ $\hat{b}_1$ เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่เกิดจากสมการถดถอยของตัวแปร $y_t(\tau) - y_{t-h}(\tau)$ กับตัวแปร $y_{t-h}(\tau) - y_{t-h}(\tau_{Min})$

(3) ตัวแบบจำลอง AR(1) สำหรับระดับอัตราดอกเบี้ย

ตัวแบบจำลอง AR(1) สำหรับระดับอัตราดอกเบี้ยที่การศึกษาพิจารณาเป็นตัวแบบตามความหมายที่ Diebold and Li (2006) ใช้ ซึ่งตัวแบบพิจารณาระดับอัตราดอกเบี้ยที่เกิดขึ้นในอนาคตช่วง h งวดใดๆ ว่าสัมพันธ์กับระดับอัตราดอกเบี้ยที่เกิดขึ้น ณ งวดเวลาปัจจุบันเพียงงวดเดียวเท่านั้น[1] ระดับอัตราดอกเบี้ย $\hat{y}^{AR(1)\text{-}L}_{t+h}(\tau)$ ที่พยากรณ์โดยตัวแบบจำลอง AR(1) จะถูกกำหนดให้เท่ากับ

$$\hat{y}^{AR(1)\text{-}L}_{t+h}(\tau) = \hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 y_t(\tau) \quad (12)$$

โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{\gamma}_0$ และ $\hat{\gamma}_1$ เป็นค่าที่เกิดจากสมการถดถอยของตัวแปร $y_t(\tau)$ กับตัวแปร $y_{t-h}(\tau)$

(4) ตัวแบบจำลอง AR(1) สำหรับขนาดการเปลี่ยนแปลงอัตราดอกเบี้ย

ตัวแบบจำลอง AR(1) สำหรับขนาดการเปลี่ยนแปลงอัตราดอกเบี้ยเป็นตัวแบบจำลองตามความหมายทั่วไป การพยากรณ์อัตราดอกเบี้ย $\hat{y}^{AR(1)\text{-}D}_{t+h}$ ออกไปในอนาคตในอีก h งวดข้างหน้าใช้การพยากรณ์ขนาดการเปลี่ยนแปลงอัตราดอกเบี้ยโดยวิธี AR(1) ออกไปครั้งละ 1 งวดจำนวน h ครั้ง แล้วใช้ผลรวมของขนาดการเปลี่ยนแปลง h ค่าที่พยากรณ์ได้ไปบวกกับอัตราดอกเบี้ยปัจจุบันระดับ $y_t(\tau)$ ดังนี้

$$\hat{y}^{AR(1)\text{-}D}_{t+h}(\tau) = yt(\tau) + \sum_{i=1}^{h} \hat{Dy}_{t+i}(\tau) \quad (13)$$

โดย $Dy_t(\tau) = y_t(\tau) - y_{t-1}(\tau)$ และ $\hat{Dy}_{t+i}(\tau) = \hat{\Psi}_{0,i} + \hat{\Psi}_{1,i} Dy_t(\tau)$ ส่วน $\hat{\Psi}_{0,i} = \hat{\pi}_0(1 + \ldots + \pi_1^{1-1})$ และ $\hat{\Psi}_{1,i} = \hat{\pi}_1^i$ และ สุดท้าย ค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{\pi}_0$ และ $\hat{\pi}_1$ เป็นค่าที่เกิดจากสมการถดถอยของตัวแปร $Dy_t(\tau)$ กับตัวแปร $Dy_{t-1}(\tau)$

[1] ระดับอัตราดอกเบี้ยที่พยากรณ์มิได้เกิดภายใต้นิยามทั่วไปของตัวแบบ AR(1) ที่กำหนดให้ระดับอัตราดอกเบี้ยในงวดเวลาปัจจุบันมีความสัมพันธ์กับระดับอัตราดอกเบี้ยในงวดเวลาก่อนหน้า 1 งวด และการพยากรณ์ระดับอัตราดอกเบี้ยที่จะเกิดขึ้นในอนาคตอีก h งวด ทำโดยการพยากรณ์ระดับอัตราดอกเบี้ยไปข้างหน้าในอนาคตทีละงวด ซ้ำกันเรื่อยไปจนครบ h งวด

(5) ตัวแบบจำลอง DNS ซึ่งพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยวิธี AR(1)

ตัวแบบจำลองนี้เป็นตัวแบบซึ่ง Diebold and Li (2006) เสนอ เป็นที่ยอมรับและใช้งานกว้างขวางทั้งในทางวิชาการและในทางปฏิบัติในตลาดการเงินที่พัฒนาแล้วและในตลาดการเงินเกิดใหม่ ตามตัวแบบ การพยากรณ์เริ่มต้นจากการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยวิธี AR(1) ในลักษณะทำนองเดียวกันกับการพยากรณ์ระดับอัตราดอกเบี้ยในข้อ (3) ข้างต้น จากนั้นจึงใช้ปัจจัยรูปร่างที่พยากรณ์ไปกำหนดอัตราดอกเบี้ยในอีก h งวดข้างหน้าโดยอ้างอิงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราดอกเบี้ยและปัจจัยรูปร่างตามสมการที่ (1) ได้ผลลัพธ์ตามที่ปรากฏในกลุ่มสมการที่ (14) ดังนี้

$$\hat{y}_{t+h}^{\text{DNS-AR(1)}} = \hat{\beta}_{1,t+h}^{\text{DNS-AR(1)}} + \hat{\beta}_{2,t+h}^{\text{DNS-AR(1)}}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau}\right) + \hat{\beta}_{2,t}^{\text{DNS-AR(1)}}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau}\right) \quad (14.1)$$

$$\hat{\beta}_{j,t+h}^{\text{DNS-AR(1)}} = \hat{\delta}_{j,0} + \hat{\delta}_{j,1}\beta_{j,t} \quad (14.2)$$

โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{\delta}_0$ และ $\hat{\delta}_1$ เป็นค่าที่เกิดจากสมการถดถอยของปัจจัยรูปร่าง $\beta_{j,t}$ กับปัจจัยรูปร่าง $\beta_{j,t-h}$

(6) ตัวแบบจำลอง DNS ซึ่งพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยวิธี VAR(1)

ตัวแบบจำลองนี้เป็นตัวแบบอีกตัวแบบหนึ่งซึ่ง Diebold and Li (2006) เสนอควบคู่กับตัวแบบในข้อ (5) ข้างต้น ตามตัวแบบ การพยากรณ์เริ่มต้นจากการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างก่อนโดยวิธี VAR(1) โดยให้ปัจจัยรูปร่างปัจจัยหนึ่งมีความสัมพันธ์กับปัจจัยรูปร่างที่เกิดขึ้นในอดีตของตนและของปัจจัยอื่นที่เหลืออีกสองปัจจัย จากนั้นใช้ปัจจัยรูปร่างที่พยากรณ์ไปกำหนดอัตราดอกเบี้ยในอีก h งวดข้างหน้าโดยอ้างอิงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราดอกเบี้ยและปัจจัยรูปร่างตามสมการที่ (1) ได้ผลลัพธ์ตามที่ปรากฏในกลุ่มสมการที่ (15) ดังนี้

$$\hat{y}_{t+h}^{\text{DNS-VAR(1)}} = \hat{\beta}_{1,t+h}^{\text{DNS-VAR(1)}} + \hat{\beta}_{2,t+h}^{\text{DNS-VAR(1)}}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau}\right) + \hat{\beta}_{2,t}^{\text{DNS-VAR(1)}}\left(\frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\lambda\tau} - e^{-\lambda\tau}\right) \quad (15.1)$$

$$\hat{\beta}_{j,t+h}^{\text{DNS-VAR(1)}} = \hat{c}_{j,0} + \hat{c}_{j,1}\beta_{1,t} + \hat{c}_{j,2}\beta_{2,t} + \hat{c}_{j,3}\beta_{3,t} \quad (15.2)$$

โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{c}_{j,0}$ $\hat{c}_{j,1}$ $\hat{c}_{j,2}$ และ $\hat{c}_{j,3}$ เป็นค่าที่เกิดจากสมการถดถอยของปัจจัยรูปร่าง $\beta_{j,t}$ กับกลุ่มปัจจัยรูปร่าง $\beta_{1,t-h}$ $\beta_{2,t-h}$ และ $\beta_{3,t-h}$

มาตรวัดความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบจำลอง

ตัวแบบจำลองซึ่งมีความสามารถสูงในการพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยย่อมต้องให้ระดับอัตราดอกเบี้ยที่พยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับอัตราดอกเบี้ยที่จะเกิดขึ้นจริงกว่าที่ตัวแบบจำลองคู่แข่งจะพยากรณ์ได้ ในการศึกษานี้ผู้วิจัยเสนอใช้มาตรวัด Root Mean Square Error (RMSE) เพื่อเปรียบเทียบความสามารถ โดยที่ตัวแบบจำลองซึ่งมีความสามารถสูงกว่าในการพยากรณ์ต้องให้ค่า RMSE ในระดับที่ต่ำ

ในการทดสอบการพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยจำนวน N ครั้ง ตั้งแต่ครั้งที่ $i = 1$ จนถึงครั้งที่ $i = N$ มาตรวัด $RMSE^{M}_{h,N}$ ของตัวแบบจำลอง M สำหรับการพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยออกไปข้างหน้าในอนาคตจำนวน h งวด มีระดับเท่ากับ

$$RMSE^{M}_{h,N} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}^{M}_{i,h} - y_{i,h})^2} \tag{16}$$

โดยที่ $\hat{y}^{M}_{i,h}$ เป็นอัตราดอกเบี้ยที่พยากรณ์ออกไปจำนวน h งวด ครั้งที่ i โดยตัวแบบจำลอง M และ $y_{i,h}$ เป็นอัตราดอกเบี้ยที่เกิดขึ้นจริงซึ่งตัวแบบจำลองพยายามพยากรณ์

เพื่อทดสอบว่าตัวแบบจำลอง DNS ซึ่งพิจารณาพฤติกรรมการเคลื่อนไหวตามกระบวนการ Long Memory ของปัจจัยรูปร่างจะมีความสามารถในการพยากรณ์ต่างจากตัวแบบจำลองคู่แข่ง M หรือไม่ เมื่อการเปรียบเทียบใช้มาตรวัด RMSE ผู้วิจัยจึงทำการทดสอบสมมติฐานว่าตัวแบบจำลองที่นำมาเปรียบเทียบมีความสามาถในการพยากรณ์เท่ากันตามการทดสอบของ Diebold and Mariano (1995) โดยใช้ค่าสถิติ DM ต่อไปนี้

$$DM = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\{(\hat{y}^{DNS\text{-}LM}_{i,h} - y_{i,h})^2 - (\hat{y}^{M}_{i,h} - y_{i,h})^2\}}{\hat{\sigma}_{\Delta}} \tag{17.1}$$

$$\hat{\sigma}_{\Delta} = \sqrt{\frac{(\hat{\sigma}_0^2 + 2\sum_{u}^{\infty}\hat{\sigma}_{0,u})}{N}} \tag{17.2}$$

ค่าสถิติ $\hat{\sigma}_{\Delta}$ เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Asymptotic Long-Run Standard Deviation) ของค่าเฉลี่ย $\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\{(\hat{y}^{DNS\text{-}LM}_{i,h} - y_{i,h})^2 - (\hat{y}^{M}_{i,h} - y_{i,h})^2\right\}$ ส่วน $\hat{\sigma}_0^2$ และ $\hat{\sigma}_{0,u}$ เป็นค่าสถิติความแปรปรวนของผลต่างระหว่างค่าความความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองของตัวแบบจำลองทั้งสอง และค่าความแปรปรวนร่วมของผลต่าง ณ วันปัจจุบันและค่าในอดีตที่เกิดขึ้นในงวดที่ u ก่อนหน้า[2] ภายใต้สมมติฐานที่ตัวแบบจำลองทั้งคู่มีความสามารถในการพยากรณ์เท่ากันตามมาตรวัด RMSE ค่าสถิติ DM จะเป็นตัวแปรเชิงสุ่มแบบปกติมาตรฐานซึ่งมีค่าที่คาดเป็น 0.00 และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1.00 แต่หากตัวแบบจำลอง DNS ซึ่งพิจารณาพฤติกรรมการเคลื่อนไหวตามกระบวนการ Long Memory ของปัจจัยรูปร่างสามารถพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยได้แม่นยำกว่า ค่าสถิติ DM ต้องเป็นค่าลบและต่างจาก 0.00 อย่างมีนัยสำคัญ

[2] ในการทดสอบ การศึกษาจะพิจารณาจำนวนงวดในอดีต $u = 12$ งวดก่อนหน้าตามที่ค่าสัมประสิทธิ์อัตตสหสัมพันธ์ของตัวแปรความคลาดเคลื่อนที่จะรายงานในตารางที่ 2 ได้ชี้โดยนัยไว้

ข้อมูลที่ใช้ศึกษา

การศึกษาใช้ข้อมูลโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยแบบสปอตของตราสารหนี้ภาครัฐ (Thai BMA Zero Coupon Yield Curve) จากสมาคมตลาดตราสารหนี้ไทย ข้อมูลเป็นข้อมูลรายเดือน ณ วันสิ้นเดือน ตั้งแต่เดือนมีนาคม พ.ศ. 2544 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2556 อัตราดอกเบี้ยที่พิจารณาประกอบด้วยอัตราดอกเบี้ยสำหรับกระแสเงินที่มีอายุคงเหลือรวม 13 ช่วง ตั้งแต่ช่วง 1 เดือน 3 เดือน 6 เดือน 1 ปี และเพิ่มขึ้นทีละ 1 ปี เรื่อยไปจนถึงช่วงเวลาที่ยาวนานที่สุด 10 ปี ผู้วิจัยตระหนักว่าอัตราดอกเบี้ยที่สมาคมตลาดตราสารหนี้ไทยรายงานมีอัตราสำหรับกระแสเงินที่มีอายุยาวนานกว่า 10 ปี แต่เหตุผลที่ผู้วิจัยจำกัดความสนใจเฉพาะอัตราดอกเบี้ยสำหรับระยะเวลาไม่เกิน 10 ปี เพราะการค้าตราสารหนี้ภาครัฐในตลาดตราสารหนี้ไทยยังมีสภาพคล่องโดยรวมต่ำ และปัญหาสภาพคล่องมีระดับที่รุนแรงมากสำหรับตราสารหนี้ที่มีอายุคงเหลือที่ยาวนานจากข้อความจริงที่จำนวนรุ่นและปริมาณตราสารหนี้ระยะยาวที่ภาครัฐออกยังมีน้อย ในขณะที่ผู้ลงทุนหลักเป็นผู้ลงทุนสถาบันกลุ่มประกันภัย ซึ่งมีกลยุทธ์ถือครองตราสารยาวนานให้สอดคล้องกับกระแสเงินที่ต้องจ่ายในอนาคตที่ยาวนาน

ตารางที่ 1
ค่าสถิติเชิงพรรณนาของอัตราดอกเบี้ยแบบสปอต

อายุของกระแสเงิน	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าสถิติ ADF	ρ(1)	ρ(12)	ρ(36)
1 เดือน	0.0242	0.0112	0.0090	0.0501	-1.2322	0.9815	0.3910	-0.6417
3 เดือน	0.0250	0.0110	0.0102	0.0503	-1.2081	0.9829	0.3842	-0.6523
6 เดือน	0.0260	0.0109	0.0106	0.0519	-1.2396	0.9814	0.3880	-0.6636
1 ปี	0.0273	0.0109	0.0107	0.0529	-1.3266	0.9783	0.3943	-0.6711
2 ปี	0.0302	0.0108	0.0121	0.0548	-1.6239	0.9652	0.3830	-0.6460
3 ปี	0.0325	0.0103	0.0143	0.0562	-1.8865	0.9523	0.3707	-0.6278
4 ปี	0.0350	0.0096	0.0151	0.0593	-2.1995	0.9348	0.3249	-0.6183
5 ปี	0.0373	0.0094	0.0162	0.0615	-2.3233	0.9263	0.2537	-0.5621
6 ปี	0.0396	0.0090	0.0177	0.0642	-2.4856	0.9147	0.1804	-0.4757
7 ปี	0.0416	0.0088	0.0195	0.0660	-2.6801	0.9016	0.1393	-0.3519
8 ปี	0.0432	0.0090	0.0211	0.0664	-2.6715	0.9014	0.1421	-0.2649
9 ปี	0.0443	0.0093	0.0229	0.0672	-2.6451	0.9028	0.1539	-0.1767
10 ปี	0.0457	0.0095	0.0256	0.0689	-2.5912	0.9061	0.1654	-0.0561

ตารางที่ 1 รายงานค่าสถิติเชิงพรรณนาของอัตราดอกเบี้ยในกลุ่มตัวอย่าง ซึ่งพบว่าค่าเฉลี่ยของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยแบบสปอตในตลาดการเงินไทยเป็นแบบปกติ (Normal Shape) ที่อัตราดอกเบี้ยระยะสั้นมีระดับต่ำ และอัตราดอกเบี้ยระยะที่ยาวนานขึ้น มีระดับที่สูงขึ้น ในขณะที่ความผันผวนของระดับอัตราดอกเบี้ยมีระดับที่สูงสำหรับอัตราดอกเบี้ยระยะสั้น และมีระดับที่ต่ำลงสำหรับอัตราดอกเบี้ยระยะยาว ผู้วิจัยได้ตรวจสอบอัตตสหสัมพันธ์ของอัตราดอกเบี้ยพบว่า ค่าอัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 1 มีระดับที่สูงมากกว่า 0.90 สำหรับอัตราดอกเบี้ยทุกระยะ และได้ทดสอบสมมติฐาน Non-Stationarity โดยใช้การทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (Augmented Dickey-Fuller Test หรือ ADF Test) พบว่าไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานได้[3] อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยไม่สรุปว่า อัตราดอกเบี้ยมีคุณสมบัติ Non-Stationarity เพราะค่าอัตตสหสัมพันธ์ระดับที่สูงขึ้น อาทิ ระดับที่ 12 และระดับที่ 36 ตามที่ได้รายงานมีระดับที่ลดลง ซึ่งสอดคล้องกับการเคลื่อนที่ของอัตราดอกเบี้ยตามกระบวนการ Long Memory การสรุปว่าอัตราดอกเบี้ยมีคุณสมบัติ Non-Stationarity แล้ววิเคราะห์พฤติกรรมของอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ขนาดการเปลี่ยนแปลงอัตราดอกเบี้ยจะทำให้ผลการวิเคราะห์เกิดความคลาดเคลื่อนจากปัญหา Over-Difference ของตัวแปร

การศึกษาคำนวณปัจจัยรูปร่าง $\beta_{j,t}$ สำหรับแต่ละเดือนโดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงที่อิงสมการที่ (1) โดยการศึกษาได้กำหนดค่าพารามิเตอร์ λ ให้เป็นค่าคงที่เท่ากับ 0.05978 ด้วยเหตุผลที่การศึกษาของ Pinsai (2007) รายงานในอดีตสำหรับประเทศไทยว่า การพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยโดยตัวแบบจำลอง DNS ที่กำหนดให้ค่า λ เท่ากับ 0.05978 ให้ผลลัพธ์ของการพยากรณ์แม่นยำกว่าการกำหนดค่า λ เป็นค่าอื่น[4]

ตารางที่ 2 รายงานค่าสถิติเชิงพรรณนาของตัวแปรความคลาดเคลื่อนจากสมการถดถอยเชิงเส้นตรงที่พรรณนาโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยด้วยตัวแบบจำลอง Nelson-Siegel ตามสมการที่ (1) จากตาราง การศึกษาพบว่า ค่าเฉลี่ยของตัวแปรความคลาดเคลื่อนมีขนาดเล็กมากเมื่อเปรียบเทียบกับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสูงสุดและต่ำสุดของตัวแปรความคลาดเคลื่อนมีระดับไม่ต่างจากค่า 0.00 มากนักและมีค่าสัมบูรณ์ต่ำกว่า 50 จุดเบซิส ผู้วิจัยตั้งข้อสังเกตว่า แม้ตัวแปรความคลาดเคลื่อนมีขนาดที่เล็กมาก แต่การศึกษากลับพบว่าค่าอัตตสหสัมพันธ์ของตัวแปรมีระดับที่สูง ในขณะที่ความสามารถที่สูงของตัวแบบ Nelson-Siegel ในการพรรณนาโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยพึงให้ค่าอัตตสหสัมพันธ์ที่ต่ำ อย่างไรก็ตาม สำหรับผลการศึกษานี้ซึ่งมีลักษณะทำนองเดียวกันกับผลการศึกษาอื่นในอดีตนั้น Bliss (1997) และ Diebold and Li (2006) สังเกตว่าว่า ค่าอัตตสหสัมพันธ์มักมีระดับที่สูง ไม่ว่าการศึกษาจะใช้ตัวแบบจำลองใดในการพรรณนาโครงสร้างอัตราดอกเบี้ย อธิบายต่อไปว่าอัตตสหสัมพันธ์ที่สูงอาจเกิดขึ้นจากผลกระทบด้านภาษีหรือผลกระทบด้านสภาพคล่องของการซื้อขาย และสุดท้ายสงวนว่า อัตตสหสัมพันธ์ที่มีระดับสูงไม่ควรส่งผลกระทบต่อปัจจัยรูปร่างที่กำหนดได้

[3] ในกรณีทั่วไป การศึกษาจะปฏิเสธสมมติฐาน Non-Stationarity และสรุปว่าตัวแปรมีคุณสมบัติ Stationarity ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95.00 เมื่อค่าสถิติ ADF มีระดับ -3.15 หรือต่ำกว่า

[4] Pinsai (2007) พิจารณาสมการที่ (1) ให้เป็นสมการถดถอย เมื่อระบุค่าพารามิเตอร์แล้ว สมการถดถอยจะเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับผลต่างระหว่างอัตราดอกเบี้ยที่เกิดขึ้นจริงทางด้านซ้ายกับระดับอัตราดอกเบี้ยที่พึงเป็นตามตัวแบบ Nelson-Siegel ทางด้านขวาของสมการ ค่าพารามิเตอร์ระดับ 0.05978 ซึ่ง Pinsai ระบุ เป็นค่าซึ่งทำให้ค่าเฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนักของค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองมีระดับที่ต่ำที่สุด โดยที่น้ำหนักที่ให้แก่ค่าความคลาดเคลื่อนถูกกำหนดให้สัมพันธ์กับค่าดูเรชันสำหรับอัตราดอกเบี้ยตามที่ Bliss (1997) ได้แนะนำไว้

ตารางที่ 3 ส่วนที่ 3.1 รายงานค่าสถิติเชิงพรรณนาของปัจจัยรูปร่างที่กำหนดได้ การศึกษาพบว่าค่าเฉลี่ยของปัจจัยรูปร่าง β_1 β_2 และ β_3 มีเครื่องหมายบวก ลบ[5] และลบ มีค่าอัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 1 สูง และการทดสอบสมมติฐาน Non-Stationarity โดยใช้การทดสอบ ADF ไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานได้ ในขณะที่อัตตสหสัมพันธ์ระดับที่สูงขึ้น ระดับที่ 12 และระดับที่ 36 มีค่าที่ลดลงมาก ผลลัพธ์นี้เป็นไปในลักษณะทำนองเดียวกันกับผลการศึกษาในอดีต แม้การทดสอบ ADF จะไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐาน Non-Stationarity ของปัจจัยรูปร่างทั้งสามปัจจัยได้ แต่ผู้วิจัยไม่สรุปว่าปัจจัยทั้งสามมีลักษณะ Non-Stationarity เพราะค่าสัมประสิทธิ์อัตตสหสัมพันธ์ระดับที่ 12 และระดับที่ 36 ซึ่งยาวนานออกไปมีระดับที่ลดลง ซึ่งผลลัพธ์ที่พบสำหรับปัจจัยรูปร่างมีความสอดคล้องมากกว่ากับการเคลื่อนไหวของปัจจัยที่เป็นไปตามกระบวนการ Long Memory

ตารางที่ 2
ค่าสถิติเชิงพรรณนาของตัวแปรความคลาดเคลื่อนของตัวแบบจำลอง Nelson-Siegel

อายุของกระแสเงิน	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ρ(1)	ρ(12)	ρ(36)
1 เดือน	-0.0008	0.0010	-0.0034	0.0012	0.8159	0.5330	0.2058
3 เดือน	-0.0001	0.0003	-0.0011	0.0007	0.4063	0.1109	0.1015
6 เดือน	0.0006	0.0007	-0.0014	0.0026	0.7363	0.4297	0.0992
1 ปี	0.0008	0.0013	-0.0022	0.0044	0.8620	0.4300	0.1196
2 ปี	0.0007	0.0008	-0.0010	0.0028	0.7440	0.2903	0.2495
3 ปี	-0.0003	0.0006	-0.0031	0.0013	0.6330	0.0447	0.0210
4 ปี	-0.0007	0.0011	-0.0036	0.0016	0.7974	0.4987	0.3700
5 ปี	-0.0009	0.0011	-0.0046	0.0020	0.7699	0.2096	0.0838
6 ปี	-0.0005	0.0010	-0.0058	0.0028	0.6676	0.2149	0.1798
7 ปี	-0.0001	0.0007	-0.0019	0.0032	0.5530	0.0326	-0.0800
8 ปี	0.0002	0.0006	-0.0009	0.0026	0.6872	0.1672	-0.3383
9 ปี	0.0003	0.0008	-0.0022	0.0031	0.7133	0.2406	-0.0323
10 ปี	0.0009	0.0010	-0.0008	0.0049	0.7578	0.3975	0.2043

[5] เครื่องหมายลบของปัจจัยความชันเป็นเครื่องหมายที่ถูกต้อง Diebold and Li (2006) แสดงให้เห็นจริงว่าปัจจัยความชันมีความสัมพันธ์ในเชิงลบกับตัวแปรความชัน

ตารางที่ 3
ค่าสถิติเชิงพรรณนาของปัจจัยรูปร่างและตัวแปรรูปร่าง

ปัจจัยและตัวแปร	ค่าเฉลี่ย	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าสถิติ ADF	ρ(1)	ρ(12)	ρ(36)
3.1 ปัจจัยรูปร่าง								
β_1	0.0527	0.0123	0.0289	0.0849	-2.6306	0.9062	0.1543	0.2056
β_2	-0.0276	0.0170	-0.0611	0.0008	-1.9471	0.9495	0.2585	-0.1275
β_3	-0.0290	0.0269	-0.0967	0.0133	-2.2420	0.9376	0.4355	-0.1663
3.2 ตัวแปรรูปร่าง								
ระดับ	0.0457	0.0095	0.0256	0.0689	-2.5912	0.9061	0.1654	-0.0561
ความชัน	0.0216	0.0129	-0.0007	0.0457	-1.9407	0.9486	0.2737	-0.0895
ความโค้ง	-0.0097	0.0099	-0.0326	0.0083	-2.2206	0.9371	0.3673	-0.1931

การเคลื่อนไหวของปัจจัยรูปร่างที่เป็นไปตามกระบวนการ Long Memory เป็นมูลเหตุจูงใจสำคัญของการศึกษา เพราะชี้ว่าการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างประกอบการพยากรณ์ระดับอัตราดอกเบี้ยในอนาคต โดยใช้วิธี AR(1) หรือ VAR(1) ซึ่ง Diebold and Li (2006) เสนอและเป็นที่นิยมแพร่หลายในเวลาต่อมา เป็นการดำเนินการที่ไม่สอดคล้องกับพฤติกรรมที่เป็นจริงของปัจจัยรูปร่าง การปรับการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยใช้วิธีที่สอดคล้องกับกระบวนการ Long Memory ควรให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากขึ้น ซึ่งการศึกษาเสนอใช้วิธี AR(k) เป็นวิธีที่ทดแทนวิธี AR(1) และวิธี VAR(1) ทั้งนี้เพราะ Wang (2008) ได้พิสูจน์ว่าวิธี AR(k) สามารถใช้ประมาณปัจจัยรูปร่างที่มีการเคลื่อนไหวตามกระบวนการ Long Memory ได้ดี

ก่อนที่ผู้วิจัยจะรายงานและเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ ผู้วิจัยระลึกถึงผลการวิเคราะห์ของ Diebold and Li (2006) ว่า ปัจจัยรูปร่างสามารถตีความว่าเป็นปัจจัยรูปร่างได้จริงเพราะสามารถเชื่อมโยงกับตัวแปรรูปร่างของโครงสร้างอัตราดอกเบี้ย เพื่อให้เห็นภาพนี้สำหรับประเทศไทย การศึกษาจึงได้คำนวณตัวแปรรูปร่างแล้วรายงานค่าสถิติเชิงพรรณนาไว้ในส่วนที่ 3.2 ของตาราง โดยที่ตัวแปรระดับกำหนดให้เท่ากับอัตราดอกเบี้ยระยะ 10 ปี ตัวแปรความชันเท่ากับอัตราดอกเบี้ยระยะ 10 ปี ลบอัตราดอกเบี้ยระยะ 1 เดือน และตัวแปรความโค้งเท่ากับสองเท่าของอัตราดอกเบี้ยระยะ 3 ปี[6] ลบผลรวมของอัตราดอกเบี้ย 10 ปี และ 1 เดือน

[6] ผู้วิจัยเลือกอัตราดอกเบี้ยระยะ 3 ปี เพื่อให้สอดคล้องกับค่าพารามิเตอร์ λ ที่กำหนดให้เท่ากับ 0.05978 ค่า λ=0.05978 ทำให้ขนาดการตอบสนองสูงสุดต่อปัจจัยความโค้งอยู่ที่ระยะ 2.5 ปี

ผู้วิจัยพบว่า ปัจจัยและตัวแปรระดับและความชันมีค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในระดับที่ใกล้เคียงกัน ในขณะที่ปัจจัยและตัวแปรความโค้งมีค่าสถิติที่แตกต่างกันมาก ปัจจัยและตัวแปรรูปร่างมีอัตตสหสัมพันธ์ในลักษณะทำนองเดียวกัน กล่าวคือ ค่าที่พบระดับที่ 1 มีระดับที่สูงมาก แต่ค่าที่พบสำหรับระดับที่ยาวนานออกไปกลับลดลงอย่างมีนัยสำคัญ ผู้วิจัยคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของคู่ปัจจัยรูปร่างและตัวแปรรูปร่างและพบว่ามีระดับที่สูงมากเท่ากับ 0.7447 -0.9435 และ 0.9568 สำหรับระดับ ความชันและความโค้งตามลำดับ เมื่อค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของปัจจัยและตัวแปรรูปร่างมีระดับที่สูงและจากการทดสอบโดยวิธีของ Wang (2008) ยังพบว่าต่างจาก 0.00 อย่างมีนัยสำคัญ ผู้วิจัยจึงสรุปว่า ปัจจัยรูปร่างที่กำหนดได้เป็นปัจจัยที่พรรณนารูปร่างโครงสร้างของอัตราดอกเบี้ยของประเทศไทยได้จริง

ตารางที่ 4
ค่าสถิติ AIC และ C_p เพื่อระบุจำนวน k ของปัจจัยรูปร่างในอดีต
ซึ่งเพียงพอสำหรับการพรรณนาพฤติกรรมของปัจจัยรูปร่าง ณ เวลาปัจจุบัน

จำนวน k ของปัจจัยในอดีต	ปัจจัยรูปร่าง β_1		ปัจจัยรูปร่าง β_2		ปัจจัยรูปร่าง β_3	
	ค่าสถิติ AIC	ค่าสถิติ C_p	ค่าสถิติ AIC	ค่าสถิติ C_p	ค่าสถิติ AIC	ค่าสถิติ C_p
1	-10.0207	-10.0515	-10.0083	-10.0390	-8.9200	-8.8893
2	-10.0132	-10.0445	-9.9965	-10.0277	-8.9160	-8.8848
3	-10.0049	-10.0366	-10.0131	-10.0448	-8.9275	-8.8958
4	-9.9936	-10.0259	-9.9999	-10.0321	-8.9135	-8.8813
5	-9.9779	-10.0107	-9.9835	-10.0163	-8.9006	-8.8678
6	-9.9801	-10.0134	-9.9808	-10.0141	-8.8969	-8.8635
7	-9.9609	-9.9948	-9.9634	-9.9973	-8.9381	-8.9042
8	-9.9562	-9.9907	-9.9450	-9.9795	-8.9289	-8.8944
9	-9.9826	-10.0177	-10.0050	-10.0401	-8.9139	-8.8788
10	-9.9713	-10.0070	-9.9849	-10.0206	-8.8935	-8.8578
11	-9.9547	-9.9911	-9.9645	-10.0009	-8.8725	-8.8362
12	-9.9395	-9.9765	-9.9438	-9.9808	-8.8576	-8.8206
จำนวน k ซึ่งเพียงพอ	**1**	**1**	**3**	**3**	**7**	**7**

ผู้วิจัยเสนอใช้วิธี AR(k) เพื่อพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างเพราะค่าสถิติเชิงพรรณนาชี้ว่าปัจจัยรูปร่างมีพฤติกรรมการเคลื่อนไหวที่สอดคล้องกับกระบวนการ Long Memory เนื่องจากผู้วิจัยไม่ทราบจำนวนปัจจัยที่เกิดขึ้นในอดีตจำนวน k งวด ที่เพียงพอกับการพรรณนาระดับปัจจัย ณ เวลาปัจจุบัน ผู้วิจัยจึงกำหนดจำนวน k งวดโดยอ้างอิงค่าสถิติ AIC และ C_p ตามคำแนะนำของ Wang (2008) ค่าสถิติ AIC และ C_p ที่มีระดับต่ำที่สุดชี้ตรงกันว่าจำนวน k งวดที่เหมาะสมสำหรับปัจจัยระดับ ความชันและความโค้ง เท่ากับ 1 งวด 3 งวด และ 7 งวด ทั้งนี้ ค่าสถิติ AIC และ C_p สำหรับจำนวนงวด k ต่างๆ ได้รายงานไว้ในตารางที่ 4 ผู้วิจัยจะอ้างอิงค่า k ที่กำหนดได้ในตารางที่ 4 สำหรับการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยวิธี AR(k)

ผลการศึกษาเชิงประจักษ์ การใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด

การศึกษาเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบ DNS ภายใต้สมมติฐาน Long Memory กับตัวแบบจำลองคู่แข่งจำนวน 6 ตัวแบบ การพยากรณ์เป็นแบบ Out-of-Sample Forecast ซึ่งใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด กลุ่มตัวอย่างเริ่มต้นเดือนมีนาคม พ.ศ. 2549 และเคลื่อนไปข้างหน้าทีละเดือนจนถึงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2556 รวม 84 ตัวอย่าง ส่วนการกำหนดตัวแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ใช้และปรับปรุงชุดข้อมูลให้เป็นชุดข้อมูล 36 ตัวอย่างล่าสุด (Moving Window) ที่เกิดขึ้นก่อนการพยากรณ์ การพยากรณ์ทำสำหรับงวดเวลาที่เกิดขึ้นในอนาคตระยะ 1 งวด 6 งวด และ 12 งวด ซึ่งค่าสถิติ RMSE ที่เป็นผลลัพธ์ได้รายงานในตารางที่ 5 บรรทัดบน ส่วนการทดสอบความสามารถที่เหนือกว่าของตัวแบบ DNS ที่พิจารณากระบวนการ Long Memory ได้รายงานค่าสถิติ DM ไว้ในบรรทัดบนของตารางที่ 6

จากตารางที่ 5 ส่วนที่ 5.1 บรรทัดบน สำหรับการพยากรณ์ระยะ 1 เดือน ผู้วิจัยพบว่า[7] กลุ่มตัวแบบจำลอง DNS มีความสามารถในการพยากรณ์ด้อยกว่าตัวแบบจำลองอย่างง่าย อาทิตัวแบบ Random Walk และตัวแบบ Slope Regression ซึ่งผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับผลลัพธ์ที่พบในการศึกษาในอดีตสำหรับตลาดต่างประเทศและตลาดในประเทศไทย ผู้วิจัยยังพบต่อไปว่า แม้ผู้วิจัยจะปรับปรุงตัวแบบโดยใช้วิธี AR(k) เพื่อพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างให้สอดคล้องกับพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของปัจจัยที่เป็นไปตามกระบวนการ Long Memory แล้ว ตัวแบบ DNS ที่ปรับปรุงยังคงมีความสามารถที่ด้อยกว่าตัวแบบจำลองอย่างง่าย

ตารางที่ 6 ส่วนที่ 6.1 บรรทัดบน รายงานค่าสถิติ DM ซึ่งพบว่าเป็นบวกในเกือบทุกกรณี ค่าสถิติที่เป็นบวกมีความหมายว่าสำหรับการพยากรณ์ระยะ 1 เดือน ตัวแบบจำลอง DNS ที่ปรับปรุงเพื่อสะท้อนกระบวนการ Long Memory ของปัจจัยรูปร่างมีความสามารถที่ด้อยกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่งอื่นทุกตัวแบบ และในบางกรณี เช่น กรณีที่พยากรณ์ด้วยตัวแบบ Random Walk สำหรับอัตราดอกเบี้ยระยะไม่เกิน 1 ปี และตัวแบบ Slope Regression สำหรับการพยากรณ์ระยะไม่เกิน 6 เดือนนั้น ความสามารถที่ด้อยกว่าเป็นการด้อยกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

[7] ผู้วิจัยยังพบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบจำลองทุกตัวแบบมีอัตตสหสัมพันธ์ที่สูง ซึ่ง Diebold and Li (2006) อธิบายว่า อัตตสหสัมพันธ์ที่สูงอาจเกิดจากปัญหาการขาดสภาพคล่องของการซื้อขายตราสารหนี้ และแนะนำว่าการพยากรณ์อาจทำได้แม่นยำยิ่งขึ้น หากมีการพิจารณาใช้ข้อมูลด้านสภาพคล่องประกอบ ผู้อ่านซึ่งสนใจจะศึกษาค่าสถิติของความคลาดเคลื่อนโดยละเอียดสามารถติดต่อขอรับข้อมูลได้จากผู้วิจัย

ตารางที่ 5

การเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบจำลองคู่แข่งตามมาตรวัด RMSE

อัตราดอกเบี้ย	ตัวแบบจำลอง						
	Random Walk	Slope Regression	AR(1) ของระดับ	AR(1) ของส่วนต่าง	DNS ตามวิธี AR(1)	DNS ตามวิธี VAR(1)	DNS ที่อ้างอิง L.Memory
5.1 ระยะการพยากรณ์ 1 เดือน							
1 เดือน	0.2165	N.A.	0.2331	0.2125	0.3299	0.1742	0.3330
	0.1356		0.1659	0.1207	0.1504	0.1136	0.1709
3 เดือน	0.2138	0.1924	0.2302	0.2019	0.3322	0.1947	0.3432
	0.1333	0.1350	0.1599	0.1153	0.1534	0.1386	0.1770
6 เดือน	0.2222	0.2039	0.2353	0.2171	0.3289	0.2306	0.3532
	0.1427	0.1336	0.1639	0.1314	0.1782	0.1994	0.2112
1 ปี	0.2395	0.2342	0.2520	0.2403	0.3378	0.2772	0.3802
	0.1427	0.1390	0.1619	0.1398	0.1861	0.2243	0.2346
2 ปี	0.2956	0.3066	0.3046	0.3059	0.3680	0.3489	0.4103
	0.1599	0.1682	0.1721	0.1684	0.1713	0.2727	0.2239
3 ปี	0.3155	0.3327	0.3204	0.3342	0.3794	0.3568	0.4174
	0.1759	0.1861	0.1812	0.1873	0.1957	0.2463	0.2428
4 ปี	0.3319	0.3529	0.3325	0.3500	0.3816	0.3636	0.4061
	0.1820	0.1866	0.1796	0.1901	0.1961	0.2274	0.2321
5 ปี	0.3355	0.3554	0.3349	0.3511	0.3932	0.3644	0.4094
	0.1993	0.2055	0.1934	0.2069	0.2361	0.1890	0.2609
6 ปี	0.3388	0.3591	0.3375	0.3504	0.3930	0.3791	0.4072
	0.2180	0.2265	0.2069	0.2236	0.2409	0.2086	0.2689
7 ปี	0.3519	0.3714	0.3501	0.3615	0.3873	0.3911	0.3970
	0.2280	0.2331	0.2171	0.2298	0.2453	0.2139	0.2695
8 ปี	0.3662	0.3847	0.3654	0.3763	0.3984	0.4129	0.4076
	0.2287	0.2324	0.2233	0.2307	0.2634	0.2167	0.2850
9 ปี	0.3805	0.4001	0.3816	0.3906	0.4019	0.4296	0.4097
	0.2336	0.2383	0.2345	0.2352	0.2671	0.2331	0.2868
10 ปี	0.3789	0.3971	0.3808	0.3888	0.3856	0.4174	0.3925
	0.2237	0.2261	0.2404	0.2292	0.2547	0.2262	0.2714

ตารางที่ 5 (ต่อ)

อัตราดอกเบี้ย	ตัวแบบจำลอง						
	Random Walk	Slope Regression	AR(1) ของระดับ	AR(1) ของส่วนต่าง	**DNS** ตามวิธี AR(1)	**DNS** ตามวิธี VAR(1)	**DNS** ที่อ้างอิง L.Memory
5.2 ระยะการพยากรณ์ 6 เดือน							
1 เดือน	0.9025	N.A.	1.3472	1.0211	1.5511	1.1458	1.1753
	0.5772		0.7724	0.6718	0.7198	1.1408	0.6091
3 เดือน	0.9007	0.9878	1.3281	1.0025	1.5189	1.1790	1.1648
	0.5739	0.7749	0.7687	0.6434	0.7089	1.1705	0.5823
6 เดือน	0.8802	0.9480	1.2490	0.9930	1.4550	1.2122	1.1343
	0.5763	0.7593	0.7613	0.6589	0.6958	1.2033	0.5762
1 ปี	0.8804	1.0135	1.2387	1.0184	1.3584	1.2208	1.0894
	0.5498	0.8004	0.7202	0.6559	0.6292	1.1417	0.5551
2 ปี	0.8743	1.1356	1.1796	1.0214	1.2104	1.1667	1.0246
	0.4517	0.7611	0.5798	0.5779	0.4847	0.9565	0.5022
3 ปี	0.8382	1.1270	1.0008	0.9880	1.0826	1.0498	0.9354
	0.4099	0.6466	0.4676	0.5093	0.4045	0.7357	0.4315
4 ปี	0.8140	1.1152	0.8454	0.9737	0.9824	0.9491	0.8625
	0.4163	0.5316	0.3892	0.4669	0.3924	0.5534	0.3919
5 ปี	0.8295	1.1447	0.8027	0.9885	0.9583	0.9067	0.8367
	0.4782	0.5369	0.4263	0.5186	0.4767	0.4333	0.4091
6 ปี	0.8275	1.1673	0.7680	0.9738	0.8947	0.8636	0.7897
	0.4970	0.5187	0.4655	0.5255	0.4871	0.3968	0.3979
7 ปี	0.8023	1.1739	0.7385	0.9435	0.8567	0.8333	0.7496
	0.5144	0.5197	0.4948	0.5366	0.5293	0.3761	0.4287
8 ปี	0.7890	1.1817	0.7483	0.9255	0.8341	0.8251	0.7274
	0.5301	0.5111	0.5405	0.5602	0.5801	0.3872	0.4616
9 ปี	0.7704	1.1629	0.7318	0.9022	0.8113	0.8213	0.7052
	0.5322	0.5148	0.5643	0.5562	0.6023	0.4002	0.4827
10 ปี	0.7521	1.1660	0.7192	0.8796	0.7805	0.8088	0.6789
	0.5345	0.5044	0.6105	0.5541	0.6184	0.3960	0.4881

ตารางที่ 5 (ต่อ)

อัตราดอกเบี้ย	ตัวแบบจำลอง						
	Random Walk	Slope Regression	AR(1) ของระดับ	AR(1) ของส่วนต่าง	DNS ตามวิธี AR(1)	DNS ตามวิธี VAR(1)	DNS ที่อ้างอิง L.Memory
5.3 ระยะการพยากรณ์ 12 เดือน							
1 เดือน	1.4313	N.A.	2.7230	1.7771	2.3462	1.9487	3.1355
	0.9669		1.5787	1.3059	1.6178	1.5561	1.0976
3 เดือน	1.4085	1.7252	2.7066	1.7011	2.3273	1.9285	2.9046
	0.9580	1.7114	1.5041	1.2286	1.5246	1.5041	1.0525
6 เดือน	1.3626	1.6556	2.6186	1.6803	2.2932	1.8833	2.6202
	0.9487	1.6605	1.3927	1.2594	1.3891	1.4256	1.0146
1 ปี	1.3200	1.6899	2.5234	1.6873	2.2219	1.7978	2.1816
	0.8975	1.6144	1.2392	1.2769	1.1456	1.2177	0.9161
2 ปี	1.2306	1.8164	2.2781	1.5870	1.9972	1.6176	1.6317
	0.7082	1.5525	0.7687	1.1457	0.7719	0.8695	0.7004
3 ปี	1.1112	1.6237	1.8810	1.4356	1.7402	1.4022	1.3270
	0.5605	1.2783	0.4829	0.9522	0.5832	0.6523	0.5577
4 ปี	1.0190	1.4813	1.4970	1.3820	1.5113	1.2126	1.1239
	0.4856	1.0058	0.3163	0.7941	0.5281	0.5339	0.4564
5 ปี	1.0072	1.4590	1.3010	1.3692	1.3687	1.1132	1.0170
	0.5194	0.9819	0.3694	0.7678	0.6110	0.5458	0.4747
6 ปี	0.9744	1.4645	1.1398	1.3251	1.2175	1.0103	0.9126
	0.5044	0.9195	0.5015	0.6740	0.6560	0.5572	0.4671
7 ปี	0.9389	1.5181	1.0229	1.2837	1.1179	0.9483	0.8540
	0.5002	0.8309	0.5964	0.6500	0.7052	0.5804	0.4921
8 ปี	0.9268	1.5282	0.9702	1.2482	1.0578	0.9124	0.8085
	0.5286	0.8144	0.6658	0.6662	0.7715	0.6240	0.5385
9 ปี	0.9043	1.5114	0.9339	1.2188	1.0136	0.8977	0.7850
	0.5278	0.7923	0.7006	0.6319	0.8084	0.6605	0.5703
10 ปี	0.8735	1.5938	0.8810	1.1805	0.9608	0.8617	0.7493
	0.5301	0.6913	0.7534	0.5951	0.8415	0.6693	0.5837

หมายเหตุ ค่าสถิติในบรรทัดบนเป็นค่าสำหรับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมีนาคม 2549 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2556 (84 ตัวอย่าง) และค่าสถิติในบรรทัดล่างเป็นค่าสำหรับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมีนาคม 2553 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2556 (36 ตัวอย่าง) N.A. หมายถึง การศึกษาไม่สามารถคำนวณค่า RMSE ส่วนตัวเลขที่ขีดเส้นใต้ระบุตัวแบบจำลองที่ให้ค่าสถิติ RMSE ต่ำที่สุด

ตารางที่ 6
การเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์กับตัวแบบจำลองคู่แข่ง
ของตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel เมื่อปัจจัยรูปร่างมีพฤติกรรม Long Memory

อัตราดอกเบี้ยแบบสปอต	ตัวแบบจำลองคู่แข่ง					
	Random Walk	Slope Regression	AR(1) ของระดับ	AR(1) ของการเปลี่ยนแปลง	DNS ตามวิธี AR(1)	DNS ตามวิธี VAR(1)
6.1 ระยะการพยากรณ์ 1 เดือน						
1 เดือน	1.7750*	N.A.	1.6078	1.7178*	0.0821	1.7947*
	0.7372		0.0984	1.0566	0.7006	1.0939
3 เดือน	1.7867*	1.6735*	1.6590*	1.6576*	0.3208	1.6543*
	0.9160	0.7758	0.3531	1.2138	0.8242	0.7404
6 เดือน	1.8048*	1.6674*	1.7159*	1.5892	0.7314	1.3410
	1.3086	1.2748	0.9527	1.3754	1.1495	0.2366
1 ปี	1.8412*	1.5629	1.7493*	1.5838	1.1109	1.0869
	1.4954	1.3976	1.2836	1.4431	1.3224	0.2043
2 ปี	1.3815	1.0535	1.2947	1.0206	1.0501	0.6345
	1.2895	1.2013	1.1136	1.1275	1.1885	-0.8959
3 ปี	1.2097	0.8480	1.2505	0.7434	0.9769	0.6424
	1.5660	1.2359	1.2329	1.3197	1.2904	-0.0662
4 ปี	0.8669	0.5415	1.0096	0.5406	0.7193	0.4619
	1.5625	1.1878	1.2147	1.2726	1.3637	0.0841
5 ปี	0.8150	0.5206	1.0045	0.5484	0.5162	0.5278
	1.2754	1.0065	1.3004	1.0514	1.2199	1.0932
6 ปี	0.7649	0.4750	0.9990	0.5653	0.5261	0.3741
	1.1681	0.8592	1.4011	0.9870	1.4117	0.9659
7 ปี	0.5409	0.2614	0.7959	0.3819	0.3802	0.0799
	1.0097	0.7903	1.4531	0.8949	1.4492	0.8612
8 ปี	0.4927	0.2333	0.7558	0.3329	0.3836	-0.0744
	1.1099	0.9536	1.5956	0.9733	1.4053	1.0012
9 ปี	0.3524	0.0988	0.5623	0.2079	0.3433	-0.2878
	1.0503	0.8940	1.5577	0.9273	1.3742	0.8172
10 ปี	0.2121	-0.0577	0.3830	0.0527	0.3413	-0.3810
	1.1231	0.9788	1.3669	0.8628	1.2829	0.7388

ตารางที่ 6 (ต่อ)

อัตราดอกเบี้ยแบบสปอต	ตัวแบบจำลองคู่แข่ง					
	Random Walk	Slope Regression	AR(1) ของระดับ	AR(1) ของการเปลี่ยนแปลง	DNS ตามวิธี AR(1)	DNS ตามวิธี VAR(1)
6.2 ระยะการพยากรณ์ 6 เดือน						
1 เดือน	1.4568	N.A.	-0.8510	0.7801	-1.9275*	0.1045
	0.2602		-1.2950	-0.5231	-0.7503	-2.0002**
3 เดือน	1.4331	0.8383	-0.7868	0.8263	-1.9665**	-0.0502
	0.0782	-1.6402*	-1.7263*	-0.5677	-0.9889	-2.2018**
6 เดือน	1.4142	0.8305	-0.6163	0.7467	-1.9746**	-0.2770
	-0.0001	-1.5966	-2.0684**	-0.8412	-1.1422	-2.3950***
1 ปี	1.1764	0.2671	-0.8153	0.3576	-1.8666*	-0.4999
	0.0798	-2.7020***	-2.3660***	-1.2137	-0.9533	-2.5245***
2 ปี	0.7934	-0.4024	-1.0311	0.0138	-1.5213	-0.6179
	1.0094	-3.0259***	-1.1722	-1.0923	0.2656	-2.4402***
3 ปี	0.5049	-0.7022	-0.5724	-0.2028	-1.4043	-0.5742
	0.4387	-2.3870***	-0.5040	-1.1219	0.4105	-2.0353**
4 ปี	0.2560	-0.9422	0.1809	-0.4423	-1.2942	-0.5055
	-0.4243	-1.5971	0.0315	-0.9083	-0.0074	-1.3290
5 ปี	0.0393	-1.2039	0.4040	-0.6186	-1.3815	-0.4693
	-0.8769	-1.3931	-0.1913	-1.0304	-0.9603	-0.2462
6 ปี	-0.2077	-1.4857	0.2559	-0.7849	-1.3253	-0.5694
	-1.2141	-1.4622	-0.7610	-1.2238	-1.3657	0.0127
7 ปี	-0.2840	-1.5778	0.1275	-0.8228	1.3940	-0.6861
	-1.1502	-1.1772	-0.8609	-1.0401	-1.4791	0.6942
8 ปี	-0.3431	-1.6519*	-0.2285	-0.8452	-1.4378	-0.7846
	-0.8648	-0.5726	-1.1321	-0.8523	-1.6859*	1.1406
9 ปี	-0.3661	-1.6766	-0.3175	-0.8536	-1.4643	-0.8684
	-0.6241	-0.3605	-1.3534	-0.6507	-1.7721*	1.3447
10 ปี	-0.4151	-1.7418*	-0.5520	-0.8824	-1.4241	-0.9081
	-0.5681	-0.2109	-2.2035**	-0.6207	-1.8529*	1.5735

ตารางที่ 6 (ต่อ)

อัตราดอกเบี้ยแบบสปอต	ตัวแบบจำลองคู่แข่ง					
	Random Walk	Slope Regression	AR(1) ของระดับ	AR(1) ของการเปลี่ยนแปลง	DNS ตามวิธี AR(1)	DNS ตามวิธี VAR(1)
6.3 ระยะการพยากรณ์ 12 เดือน						
1 เดือน	0.7773 0.4696	N.A.	0.2357 -1.6991*	0.6607 -0.7488	0.4352 -1.5260	0.6063 -1.4943
3 เดือน	0.7806 0.3826	0.6583 -1.8629*	0.1299 -1.8389*	0.6636 -0.7036	0.3728 -1.5278	0.5808 -1.6453*
6 เดือน	0.7865 0.3106	0.6447 -1.9974**	0.0012 -1.9217*	0.6251 -1.0884	0.2616 -1.3814	0.5398 -1.7072*
1 ปี	0.7834 0.1056	0.4829 -2.2360**	-0.3703 -2.0950**	0.4803 -1.7880*	-0.0486 -1.0171	0.4258 -1.4910
2 ปี	0.7440 -0.0632	-0.3649 -2.6500***	-1.0081 -0.6404	0.0843 -2.2789**	-0.7548 -0.4408	0.0319 -1.0144
3 ปี	0.6623 -0.0222	-0.8626 -2.4546***	-1.2146 0.6515	-0.3072 -1.9426*	-1.0495 -0.1697	-0.2453 -0.5310
4 ปี	0.4414 -0.2292	-1.2964 -2.2471**	-1.2650 1.2835	-0.8811 -1.4222	-1.1552 -0.5428	-0.3586 -0.4842
5 ปี	0.0480 -0.3331	-1.6914* -2.1424**	-1.2443 1.0642	-1.2362 -1.2224	-1.2668 -1.1015	-0.4612 -0.5199
6 ปี	-0.3430 -0.3211	-1.9832** -2.0583**	-1.1253 -0.4007	-1.5328 -1.0766	-1.3144 -1.6714*	-0.5367 -0.8025
7 ปี	-0.4739 -0.0799	-1.8869* -1.8101*	-0.9986 -1.2311	-1.5354 -0.7951	-1.3553 -1.9466*	-0.5560 -0.9519
8 ปี	-0.7109 0.1088	-1.8457* -1.5402	-1.0428 -1.4921	-1.6217 -0.6898	-1.4917 -2.2018**	-0.6493 -1.0270
9 ปี	-0.7386 0.4853	-1.8075* -1.2823	-1.1022 -1.6242	-1.6117 -0.3680	-1.5482 -2.2086**	-0.7168 -1.1818
10 ปี	-0.7817 0.6498	-1.7324* -0.7484	-1.1408 -2.4596***	-1.5985 -0.0885	-1.5674 -2.3547***	-0.7109 -1.1892

หมายเหตุ ค่าสถิติในบรรทัดบนเป็นค่าสำหรับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมีนาคม 2549 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2556 (84 ตัวอย่าง) และค่าสถิติในบรรทัดล่างเป็นค่าสำหรับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมีนาคม 2553 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2556 (36 ตัวอย่าง) สัญลักษณ์ * หมายถึง ความมีนัยสำคัญ ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95.00 ** หมายถึง ความมีนัยสำคัญ ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 97.50 และ *** หมายถึง ความมีนัยสำคัญ ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99.00 ส่วน N.A. หมายถึง การศึกษาไม่สามารถคำนวณค่า RMSE

ความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบ DNS ที่ปรับปรุงเพื่อสะท้อนกระบวนการ Long Memory ของปัจจัยรูปร่างมีความสามารถที่สูงขึ้นกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่งเมื่อระยะการพยากรณ์ทอดยาวออกไปในอนาคต 6 เดือนและ 12 เดือน โดยจะเห็นได้จากตารางที่ 5 ส่วนที่ 5.2 และ 5.3 บรรทัดบน ประกอบกับตารางที่ 6 ส่วนที่ 6.2 และ 6.3 บรรทัดบน นอกจากนี้ ในบางกรณีความสามารถที่เหนือกว่าเป็นความสามารถที่เหนือกว่าอย่างมีนัยสำคัญ อาทิ กรณีที่เปรียบเทียบการพยากรณ์ระยะ 6 เดือนสำหรับอัตราดอกเบี้ยอายุไม่เกิน 1 ปีกับตัวแบบ DNS ที่ใช้วิธี AR(1) เป็นต้น

การใช้กลุ่มตัวอย่างบางส่วน

การศึกษาได้ตรวจสอบและเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบ DNS ซึ่งพิจารณาพฤติกรรม Long Memory ของปัจจัยรูปร่าง โดยใช้ข้อมูลบางส่วนของกลุ่มตัวอย่างที่ใกล้เคียงกับเวลาปัจจุบัน ตั้งแต่เดือนมีนาคม 2553 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2556 รวม 36 ตัวอย่าง เพื่อให้เกิดความมั่นใจว่าความสามารถที่สูงของตัวแบบมีความเสถียร การตรวจสอบความเสถียรโดยใช้ข้อมูลบางส่วนของกลุ่มตัวอย่างเป็นไปในลักษณะทำนองเดียวกันกับที่การศึกษาในอดีต เช่น Pooter (2007) ได้ดำเนินการไปก่อนหน้า การศึกษาจำกัดความสนใจเฉพาะข้อมูลส่วนที่ใกล้เคียงกับเวลาปัจจุบัน เพราะการประยุกต์ใช้ตัวแบบเป็นการประยุกต์ใช้สำหรับการพยากรณ์อัตราดอกเบี้ยนับตั้งแต่เวลาปัจจุบันออกไปในอนาคต ผลการตรวจสอบความสามารถของตัวแบบและตัวแบบคู่แข่งโดยใช้ค่าสถิติ RMSE ได้รายงานในตารางที่ 5 บรรทัดล่าง และผลการทดสอบความสามารถของตัวแบบที่เหนือกว่าตัวแบบคู่แข่งโดยใช้ค่าสถิติ DM ได้รายงานในตารางที่ 6 บรรทัดล่าง

การศึกษาพบว่า สำหรับการพยากรณ์ระยะ 1 เดือน เมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างบางส่วน ในตารางที่ 5 ส่วนที่ 5.1 บรรทัดล่าง และในตารางที่ 6 ส่วนที่ 6.1 บรรทัดล่าง ตัวแบบ DNS ซึ่งพิจารณาพฤติกรรม Long Memory ของปัจจัยรูปร่างยังคงมีความสามารถที่ด้อยกว่าตัวแบบคู่แข่งในลักษณะทำนองเดียวกันกับที่พบเมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด แต่เมื่อการพยากรณ์ได้ขยายระยะออกไปเป็น 6 เดือนและ 12 เดือน ในตารางที่ 5 ส่วนที่ 5.2 และ 5.3 บรรทัดล่าง และในตารางที่ 6 ส่วนที่ 6.2 และ 6.3 บรรทัดล่าง ความสามารถของตัวแบบมีระดับที่สูงขึ้นมากกว่าที่พบเมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด และกรณีที่ตัวแบบมีความสามารถเหนือกว่าตัวแบบคู่แข่งและที่เหนือกว่าอย่างมีนัยสำคัญยังมีจำนวนเพิ่มขึ้นมาก นอกจากนี้ ในหลายกรณี ความสามารถที่เหนือกว่าเป็นความสามารถที่เหนือกว่าอย่างมีนัยสำคัญ ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99

การอภิปราย

จากผลการศึกษาที่พบว่าตัวแบบ DNS ซึ่งพิจารณาพฤติกรรม Long Memory มีความสามารถในการพยากรณ์ระยะ 1 เดือนด้อยกว่าตัวแบบที่แบบเรียบง่าย โดยเฉพาะอย่างยิ่งตัวแบบ Random Walk จนเมื่อระยะเวลาที่พยากรณ์ได้ทอดยาวออกไป ความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบจึงได้เพิ่มขึ้นและเหนือกว่าตัวแบบคู่แข่งนั้น อาจเกิดจากเหตุผลที่เป็นไปได้อย่างน้อย 2 ประการ คือ ประการแรก จากตารางที่ 1 ค่าอัตตสหสัมพันธ์ลำดับที่ 1 ของอัตราดอกเบี้ยมีระดับที่สูงมากและใกล้กับค่า 1.00 ชี้ว่า อัตราดอกเบี้ยในเดือนปัจจุบันและระดับอัตราดอกเบี้ยในเดือนก่อนมีระดับที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งพฤติกรรมนี้สอดคล้องอย่างมากกับการเคลื่อนไหวของอัตราดอกเบี้ยตามตัวแบบ Random Walk และประการที่สอง ตัวแบบ DNS ซึ่งพิจารณาพฤติกรรม Long Memory ต้องอาศัยค่าพารามิเตอร์จำนวนมากตัวประกอบการพยากรณ์ ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้เหล่านั้นเป็นค่าที่กำหนดได้จากข้อมูล มิใช่ค่าที่แท้จริง จึงทำให้การพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนส่วนเพิ่ม ในขณะที่ ข่าวสารข้อมูลจากการพิจารณาระดับตัวแปรในอดีตจำนวนมากขึ้นที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นไม่เพียงพอที่จะชดเชยกับความคลาดเคลื่อนส่วนเพิ่ม แต่เมื่อการพยากรณ์ทำสำหรับระยะเวลาที่ยาวนานออกไป โครงสร้างการเคลื่อนไหวแบบ Long Memory ของปัจจัยรูปร่างเป็นข่าวสารข้อมูลสำคัญที่บังคับการพยากรณ์ให้ต้องทำโดยอ้างอิงโครงสร้างที่ถูกต้อง และความสามารถที่เพิ่มขึ้นมีระดับที่มากเพียงพอที่จะชดเชยความคลาดเคลื่อนส่วนเพิ่มจากการใช้ค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดจากข้อมูล

ผลการศึกษาเป็นหลักฐานเชิงประจักษ์ที่สนับสนุนข้อเสนอทางวิชาการที่ว่า การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยจะทำให้มีความแม่นยำมากขึ้นได้จากการใช้ข่าวสารข้อมูลที่ครบถ้วนและตรงกับพฤติกรรมการเคลื่อนไหวในเชิงสุ่มที่แท้จริงของอัตราดอกเบี้ยที่เป็นแบบ Long Memory

การศึกษาสามารถนำไปประยุกต์ใช้ให้เกิดประโยชน์ในทางปฏิบัติ กล่าวคือ ผู้ปฏิบัติซึ่งเป็นหน่วยงานกำกับดูแลสามารถนำตัวแบบจำลองไปประยุกต์ใช้เพื่อการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยประกอบการบริหารระดับและการเปลี่ยนแปลงของระดับโครงสร้างอัตราดอกเบี้ย ส่วนผู้ปฏิบัติซึ่งเป็นผู้ลงทุนสามารถนำไปประยุกต์ใช้ประกอบการค้าตราสารหนี้ ทั้งนี้ การศึกษาแนะนำผู้ประสงค์จะใช้งานตัวแบบให้นำตัวแบบไปใช้สำหรับการพยากรณ์ในระยะยาวตั้งแต่ระยะ 6 เดือนขึ้นไป

สรุป

การพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยสำคัญเพราะให้ข้อมูลประกอบการตัดสินใจลงทุนของผู้ลงทุนและประกอบการบริหารอัตราดอกเบี้ยของหน่วยงานกำกับดูแล ตัวแบบจำลอง Dynamic Nelson-Siegel (DNS) เป็นตัวแบบซึ่งได้รับการยอมรับจากนักวิชาการและผู้ปฏิบัติในตลาดการเงินทั้งหลาย รวมทั้งตลาดการเงินไทย ว่าสามารถใช้พยากรณ์ระดับอัตราดอกเบี้ยได้แม่นยำ โดยเฉพาะการพยากรณ์สำหรับระยะเวลาที่ไกลออกไปในอนาคต เช่น 6 เดือน หรือ 12 เดือน ตัวแบบ DNS ดั้งเดิมใช้วิธี AR(1) และ VAR (1) ในการพยากรณ์ปัจจัยรูปร่าง จากนั้นจึงใช้ปัจจัยรูปร่างที่พยากรณ์ได้ไปพยากรณ์อัตราดอกเบี้ย การศึกษาตั้งข้อสังเกตว่า ปัจจัยรูปร่างมีการเคลื่อนไหวตามกระบวนการ Long Memory ทำให้การพยากรณ์ปัจจัยรูปร่างโดยวิธี AR(1) หรือ VAR(1) ใช้ข้อมูลที่ไม่ครบถ้วนและผลลัพธ์ของการพยากรณ์อาจคลาดเคลื่อนไปมาก ดังนั้นจึงเสนอวิธี AR(k) ซึ่งประมาณการเคลื่อนไหวของปัจจัยรูปร่างตามกระบวนการ Long Memory ได้ดีสำหรับปรับปรุงการพยากรณ์ให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น การศึกษาตรวจสอบความสามารถของตัวแบบ DNS ที่ปรับปรุง โดยเปรียบเทียบกับตัวแบบ DNS ดั้งเดิมและตัวแบบคู่แข่งอื่น สำหรับโครงสร้างอัตราดอกเบี้ยในตลาดการเงินไทย การศึกษาพบว่า ในการพยากรณ์ระยะสั้น 1 เดือน ตัวแบบ DNS ที่ได้รับการปรับปรุงมีความสามารถด้อยกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่ง แต่เมื่อการพยากรณ์ได้พิจารณาระยะที่ยาวนานออกไปในอนาคต 6 เดือน และ 12 เดือน ความสามารถของตัวแบบที่ได้รับการปรับปรุงมีระดับที่เหนือกว่าตัวแบบจำลองคู่แข่งเกือบทุกกรณี และในบางกรณีความสามารถที่เหนือกว่าเป็นความสามารถที่เหนือกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

การขยายผลการศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์โครงสร้างอัตราดอกเบี้ยโดยใช้ตัวแบบ DNS ที่ปรับปรุงแล้วตามกระบวนการ Long Memory สามารถทำได้อย่างน้อย 2 ด้าน ด้านแรก การศึกษาอาจขยายผลไปทดสอบความสามารถของตัวแบบ DNS ในการพยากรณ์ที่มีระยะเวลาการพยากรณ์ที่สั้นลง โดยใช้ข้อมูลรายวัน การขยายผลโดยพิจารณาชุดข้อมูลรายวันสำคัญเพราะการศึกษาโดยใช้ข้อมูลรายวันเพื่อทำการพยากรณ์ระยะสั้นยังมีน้อยชิ้น และผลการพยากรณ์ระยะสั้นเป็นข้อมูลสำคัญที่ใช้ประกอบการตัดสินใจลงทุนระยะสั้นในตลาดตราสารหนี้ ส่วนด้านที่สอง การศึกษาอาจขยายผลตัวแบบ DNS ที่เพิ่มจำนวนปัจจัยความชันหรือปัจจัยความโค้งเป็นอย่างละ 2 ปัจจัย อาทิการศึกษาของ Pooter (2007) ให้พยากรณ์ปัจจัยตามกระบวนการ Long Memory เพราะค่าสถิติเชิงพรรณนาที่การศึกษาเหล่านั้นรายงาน ได้สนับสนุนว่าปัจจัยความชันและความโค้งที่สองมีการเคลื่อนไหวตามกระบวนการ Long Memory เช่นกัน การศึกษายกการขยายผลตัวแบบจำลองทั้งสองด้านให้เป็นโครงการศึกษาในอนาคต

บรรณานุกรม

Akeike, H., 1971, Autoregressive model fitting for control, *Annals of Institute of Statistics Mathematics 23*, 163-180.

Almeida, C., R. Gomes, A. Leite, and A. Simonson, 2009, Does curvature enhance forecasting? *International Journal of Theoretical and Applied Finance 8*, 1171-1196.

Bliss, R., 1997, Testing term structure estimation methods, *Advances in Futures and Options Research 9*, 97-231.

Chen, Y., and L. Niu, 2012, Adaptive dynamic Nelson-Siegel term structure model with applications, Working Paper, Xiaman University, China.

Christensen, J., F. Diebold, and G. Rudebusch, 2011, The affine arbitrage-free class of Nelson-Siegel term structure models, *Journal of Econometrics* 164, 4-40.

De Rezende, R., and M. Ferreina, 2013, Modeling and forecasting the yield curve by an extended Nelson-Siegel class of models: A quantile autoregression approach, *Journal of Forecasting* 32, 111-123.

Diebold, F., and C. Li, 2006, Forecasting the term structure of government bond yields, *Journal of Econometrics* 130, 337-364.

Diebold, F., and R. Mariano, 1995, Comparing predictive accuracy, *Journal of Business and Economic Statistics* 13, 253-263.

Hosking, J., 1996, Asymptotic distributions of the sample means, autocovariances, and autocorrelations of long-memory time series, *Journal of Econometrics* 73, 261-284.

Kang, K., 2012, Forecasting the term structure of Korean government bond yields using the dynamic Nelson-Siegel class models, *Asia-Pacific Journal of Financial Studies* 41, 765-787.

Koopman, S., M. Mallee, M. Van Der Wel, 2010, Analyzing the term structure of interest rates using the dynamic Nelson-Siegel model with time-varying parameters, *Journal of Business and Economic Statistics* 28, 329-343.

Krippner, L., 2006, A theoretically consistent version of the Nelson and Siegel class of yield curve models, *Applied Mathematical Finance* 13, 39-59.

Luo, X., H. Han, and J. Zhang, 2012, Forecasting the term structure of Chinese treasury yields, *Pacific-Basin Finance Journal* 20, 639-659.

Mallow, C., 1973, Some comments on C_p, *Technometrics* 15, 661-675.

Nelson, C., and A. Siegel, 1987, Parsimonious modeling of yield curve, *Journal of Business* 60, 473-489.

Pinsai, P., 2007, Forecasting term structure of government bond yields in Thailand: Nelson-Siegel Approach, An Independent Study, M. Sc. (Finance), Thammasat Business School, Bangkok.

Pooter, M., 2007, Examining the Nelson-Siegel class of term structure models, Tinbergen Institute Discussion Paper, Eramus University Rotterdam.

Shan, L., *2011*, Forecasting interest rates term structure based on dynamic four shape factors model, *2011 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, IEEE Computer Society, 468-471.

Vincente, J., and B. Tabak, 2008, Forecasting bond yields in the Brazilian fixed income market, *International Journal of Forecasting* 24, 490-497.

Wang, S., 2008, Approximating stationary long memory processes by an AR model with application to foreign exchange rate, A Doctoral Dissertation, University of Southern California, California.

Yu, W., and E. Zivot, 2011, Forecasting the term structure of treasury and corporate yields using dynamic Nelson-Siegel models, Working Paper, Winona State University, Minnesota.

การลงทุนแบบเน้นคุณค่าในหุ้นที่เติบโตอย่างมีศักยภาพในประเทศไทย
Growth at Reasonable Price Investing in Thailand

ณัฐฐา มณีศิลาสันต์*

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาอัตราผลตอบแทนเมื่อใช้แนวทางการลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่มองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงแต่มีราคาที่เหมาะสมเปรียบเทียบกับตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003-2010 โดยใช้เกณฑ์ของ P/E Ratio, Positive Earnings, Positive EPS Growth Rate และ PEG Ratio ทำการลงทุนในหุ้น 30 บริษัทแรกที่ผ่านมาจากการ Rank PEG จากต่ำไปสูง ผลการศึกษาพบว่า การลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่มองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงและราคาที่เหมาะสมให้อัตราผลตอบแทนสูงกว่าตลาดในปี 2004, 2006, 2008 และ 2010 อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 90% ในขณะเดียวกันผลจากการวิเคราะห์ผลตอบแทนการลงทุนเมื่อเทียบกับความเสี่ยงด้วย Sharpe Ratio พบว่า การลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่มองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงและราคาที่เหมาะสมให้ผลตอบแทนเมื่อเทียบกับความเสี่ยงสูงกว่าตลาดเป็นจำนวน 5 ปีจาก 8 ปี นอกจากนี้หากลงทุนต่อเนื่องเป็นระยะเวลา 8 ปีอัตราผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้นของพอร์ตโฟลิโอหุ้นที่ผ่านการคัดเลือก (28.94%) สูงกว่าอัตราผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้นของตลาด (19.28%)

Abstract

The objective of this research is to study of return which applied growth at reasonable price investing strategy compared with market return of Thailand. This study employed quantitative method to simulate investing for 8 years since 2003 to 2010, using the GARP investing technique to select 444 stocks in the Stock Exchange of Thailand. Firstly, the criteria for selecting the stocks are P/E ratio, Positive earnings, Positive EPS Growth and PEG ratio. This study invests in 30 lowest-PEG stocks at the equal weight. It was found that the portfolio from GARP investing significantly outperformed the market in 2004, 2006, 2008 and 2010 at 90% confident level. Meanwhile the result shows that risk-adjusted return by sharpe ratio outperformed the market 5 years from 8 years investing periods. Moreover the effective annual rate of the formed portfolios (28.94%) is greater than the effective annual rate of the market from continuously investing for 8 years.

* นักวิจัยอิสระ

บทนำ

นักลงทุนทั้งหลายต่างมองหาวิธีการลงทุนเพื่อให้ตนได้รับผลตอบแทนที่สามารถเอาชนะตลาดได้โดย อาจจะเป็นการลงทุนแบบเน้นการเติบโต (Growth Investing) หรือการลงทุนแบบเน้นคุณค่า (Value Investing) ซึ่งปัจจุบันนี้การลงทุนแบบเน้นคุณค่าได้เป็นที่รู้จักกันอย่างแพร่หลายทั่วโลก โดยแนวทางการลงทุนนี้ได้ถูกคิดค้นและพัฒนาขึ้นโดย Benjamin Graham ผู้ซึ่งได้รับการยอมรับว่าเป็นบิดาแห่งการลงทุนแบบเน้นคุณค่า ซึ่งได้เผยแพร่หลักการนี้ผ่านหนังสือหลายเล่ม อาทิเช่น “Security Analysis” ในปี ค.ศ. 1934 และ “The Intelligent Investor” ในปี ค.ศ. 1949 ต่อมาแนวทางการลงทุนนี้ได้รับความสนใจมากขึ้นเรื่อยๆ จากความสำเร็จของ Warren Buffet ซึ่งได้นำเอาหลักแนวคิดของการลงทุนแบบเน้นคุณค่ามาปรับใช้ โดยตั้งแต่ปี ค.ศ. 1965 ถึงปี ค.ศ. 2007 หุ้นของบริษัท Berkshire Hathaway ซึ่งเป็นบริษัทที่ Buffet ใช้ลงทุนในบริษัทต่างๆ สามารถสร้างผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้นให้แก่ผู้ถือหุ้นถึง 21.1% ต่อปี (Janjigian, 2008)

หลักการลงทุนแบบเน้นคุณค่าเป็นการคัดเลือกหุ้นที่มีการซื้อขายกันที่ราคาต่ำกว่ามูลค่าที่แท้จริงของหุ้นหรือ Intrinsic value โดยมีความเชื่อว่าตลาดจะสะท้อนข้อมูลข่าวสารมากเกินความเป็นจริง เป็นเหตุให้เกิดการเคลื่อนไหวของราคาหุ้นที่ไม่สอดคล้องกับปัจจัยพื้นฐาน (Fundamental Analysis) ของบริษัทในระยะยาว ซึ่งนี่เป็นโอกาสสำหรับนักลงทุนในการเข้าซื้อหุ้นที่มีราคาถูก

แม้ว่าการลงทุนแบบเน้นการเติบโตและการลงทุนแบบเน้นคุณค่าจะมีหลักการที่ดูขัดแย้งกัน แต่ Peter Lynch ก็ได้ค้นพบวิธีเชื่อมโยงทั้งการลงทุนแบบเน้นการเติบโตและการลงทุนแบบเน้นคุณค่าด้วยสิ่งที่เรียกว่า Growth at a Reasonable Price (GARP) strategy ซึ่งในระหว่างที่ Lynch บริหารกองทุน Fidelity Magellan Fund ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1977-1990 สามารถสร้างอัตราผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้น 29.2% ต่อปี โดยการลงทุนในหุ้นประเภทโตเร็วและซื้อในราคาที่เหมาะสมจะทำให้ได้รับผลตอบแทนสูงถึงสิบเท่าตัว

งานวิจัยทางวิชาการที่มีการนำแนวทางการลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่มองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงแต่มีราคาถูกหรือราคาที่เหมาะสม (GARP Investing) ไปใช้ในเชิงปฏิบัติยังมีจำนวนน้อย ดังนั้นงานวิจัยชิ้นนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาว่าการลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่มองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงแต่มีราคาถูก (GARP Investing) สามารถสร้างผลตอบแทนที่สูงกว่าผลตอบแทนเฉลี่ยตลาดได้ในระยะยาวในประเทศไทย โดยหลักการในการคัดเลือกหุ้นนั้นสามารถทำได้โดยการใช้ข้อมูลทางการเงินที่เปิดเผยโดยทั่วไปที่นักลงทุนรายย่อยสามารถนำไปใช้ได้จริง การศึกษาในครั้งนี้จะเริ่มต้นที่การอธิบายคำนิยามและหลักการทั่วไปของการลงทุนแบบ GARP และรวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง จากนั้นทำการอธิบายวิธีการลงทุนและแสดงผลตอบแทนจากการลงทุนแบบ GARP จากการลงทุนในหุ้นที่ผ่านเกณฑ์การคัดเลือกหุ้นแบบ GARP ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003-2010 เปรียบเทียบกับผลตอบแทนตลาด สุดท้ายนี้จะทำการสรุปผลและข้อเสนอแนะเพื่อการนำไปใช้ลงทุนได้จริง

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

แนวทางการลงทุนของ Graham เป็นที่รู้จักกันในชื่อการลงทุนแบบเน้นคุณค่า (Value Investing) โดยทั่วไปนักลงทุนแบบเน้นคุณค่าจะซื้อหุ้นที่มีราคาต่ำเมื่อเทียบกับกำไร, ยอดขาย, หรือมูลค่าบัญชีต่อหุ้น หุ้นที่นักลงทุนแบบเน้นคุณค่าซื้อส่วนใหญ่ให้ผลตอบแทนในรูปเงินปันผลสูงกว่าระดับเฉลี่ย ในทางตรงกันข้าม นักลงทุนในหุ้นโตเร็ว (Growth stock investors) จะซื้อหุ้นที่มีอัตราการเติบโตของผลกำไรและมีศักยภาพการทำกำไรในระยะยาวที่สูงกว่าระดับเฉลี่ย แม้ว่าราคาหุ้นจะสูงขึ้นเมื่อเทียบกับกำไร, ยอดขาย, หรือมูลค่าบัญชีต่อหุ้นและให้ผลตอบแทนในรูปของเงินปันผลต่ำกว่าก็ตาม Warren Buffet และอีกหลายๆ คนไม่เห็นด้วยกับแนวคิดที่ว่าคุณค่ากับการเติบโตเป็นคนละเรื่องกัน Buffet มองว่า คุณค่าและการเติบโตอยู่บนเหรียญคนละด้าน โดย Buffet จะมองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงแต่มีราคาถูก (Ross, 2000)

GARP เป็นการลงทุนที่ผสมผสานการลงทุนแบบเน้นคุณค่า (Value Investing) และการลงทุนแบบเน้นการเติบโตเข้าไว้ด้วยกัน (Growth Investing) โดยทำการลงทุนในบริษัทที่เติบโตอย่างมีศักยภาพและมีราคาที่ต่ำกว่ามูลค่าที่ควรจะเป็น (Intrinsic Value)

นักลงทุนแบบ GARP (GARP Investors) ไม่เชื่อในการประมาณการเติบโตที่สูงมากๆ เช่น การเติบโตในช่วง 25-50% บริษัทที่อยู่ในช่วงการเติบโตนี้จะมีความเสี่ยงที่สูงเกินไป ซึ่งคิดว่าอัตราการเติบโตของกำไรที่เป็นจริงได้มากกว่าและปลอดภัยจะอยู่ที่ 10-20% นอกจากนี้แล้วนักลงทุนแบบ GARP ยังให้ความสนใจกับอัตราส่วน ROE ซึ่งค่า ROE สูงและสูงกว่าค่าเฉลี่ยอุตสาหกรรมแสดงถึงบริษัทที่มีพื้นฐานที่ดี ซึ่งยังมีอัตราส่วนอื่นๆ ที่นิยมใช้ในการพิจารณาแต่ละบริษัท เช่น กระแสเงินสดเป็นบวก, Positive earnings momentum สำหรับอัตราส่วน Price/Earning ratio การลงทุนแบบ GARP มักจะลงทุนในบริษัทที่มี P/E ratio สูงกว่าการลงทุนแบบเน้นคุณค่าและ P/E ratio ต่ำกว่าการลงทุนแบบเน้นการเติบโต ซึ่ง P/E ratio อยู่ระหว่าง 15-25 เป็นส่วนใหญ่ และที่สำคัญที่สุดคืออัตราส่วน PEG ที่นักลงทุนแบบ GARP จะพิจารณาค่า PEG เป็นหลัก เนื่องจากอัตราส่วน PEG สามารถอธิบายราคาที่สมเหตุสมผลเมื่อเทียบกับอัตราการเจริญเติบโตของกำไรบริษัทนั้นๆ ได้ ถ้าค่า PEG ต่ำกว่า 1 แสดงให้เห็นว่าบริษัทนั้นมีราคาหุ้นต่ำเกินไปเมื่อพิจารณาจากอัตราการเจริญเติบโตของกำไรบริษัท ดังนั้นการลงทุนแบบ GARP มักจะลงทุนในบริษัทที่มีค่า PEG ต่ำกว่า 1

งานวิจัยที่ทำการศึกษาการลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่มองหาหุ้นที่มีการเติบโตสูงแต่มีราคาถูกหรือ GARP Investing โดยตรงนั้นหาได้ยาก โดยการลงทุนแบบ GARP เป็นการนำการลงทุนแบบเน้นคุณค่ามาประยุกต์ใช้ Basu (1977) เป็นคนแรกที่ศึกษาด้านการลงทุนแบบเน้นคุณค่าและการลงทุนแบบเน้นการเติบโต พบว่า พอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E ต่ำ สามารถสร้างผลตอบแทนได้สูงกว่าพอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E สูง ระหว่างเดือนสิงหาคม ปี ค.ศ. 1956 ถึงเดือนกันยายน ปี ค.ศ. 1971 ต่อมา Fama และ French (1992) วิจารณ์ผลดังกล่าวว่า การที่หุ้นที่มีค่า P/E ต่ำให้ผลตอบแทนที่สูงนั้นเป็นเพราะพื้นฐานของบริษัทมีความเสี่ยงที่สูงกว่าหุ้นที่มีค่า P/E สูง ดังนั้นจึงให้ผลตอบแทนที่สูงกว่าเพื่อชดเชยความเสี่ยงที่นักลงทุนได้รับ สมมติฐานดังกล่าวถูกศึกษาต่อโดย Chen และ Zhang (1998) ว่า เมื่อทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่า P/E กับผลตอบแทน ใน 6 ประเทศ สามารถสรุปผลได้ว่าบริษัทที่มี P/E ต่ำนั้นมีความเสี่ยงมากกว่าเพราะส่วนใหญ่เป็นบริษัทที่มีหนี้สูงและผลกำไรของบริษัท

มีความไม่แน่นอน นอกจากนี้ Cohen (2010) ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง Price multiples ; Trailing P/E, Forward P/E และ PEG ของหุ้น NASDAQ-100 และผลตอบแทนที่ผิดปกติ (Abnormal return) พบว่า หุ้นที่มีค่าทั้ง 3 อัตราส่วนต่ำต่างก็ไม่สามารถเอาชนะผลตอบแทนของดัชนี NASDAQ-100 ได้ โดยในการสร้างพอร์ตโฟลิโอเพื่อเอาชนะดัชนีดังกล่าวจะต้องมีการพิจารณาขนาดของบริษัทด้วย

Cheh, Kim และ Zheng (2008) ศึกษาผลตอบแทนของการลงทุนแบบเน้นคุณค่าและการลงทุนแบบเน้นหุ้นเติบโตสูง โดยทำการทดสอบที่ระดับ Holding period และสภาวะหุ้นต่างๆ พบว่า พอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E สูงและต่ำควรทำการปรับพอร์ตทุกไตรมาสและทุกเดือน จะให้ผลตอบแทนที่สูงกว่าการปรับพอร์ตรายปี ซึ่งการศึกษาทำในช่วงเดือนเมษายน ปี ค.ศ. 1986 ถึงเดือนมีนาคม ปี ค.ศ. 2003 (เป็นตลาดกระทิงตั้งแต่เดือนเมษายนปี ค.ศ. 1986 ถึงเดือนมีนาคม ปี ค.ศ. 2000 และเป็นตลาดหมีตั้งแต่เดือนเมษายน ปี ค.ศ. 2000 ถึงเดือนมีนาคม ปี ค.ศ. 2003) พบว่า พอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E สูงให้ผลตอบแทนสูงกว่าพอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E ต่ำในช่วงตลาดกระทิง อย่างไรก็ตามหากทำการปรับผลตอบแทนด้วยความเสี่ยงให้กับพอร์ต P/E พบว่า พอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E ต่ำให้ผลตอบแทนสูงกว่าพอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E สูง ในทุกๆ ความถี่การปรับพอร์ต และการปรับพอร์ตสำหรับพอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E ต่ำทั้งรายเดือนและไตรมาสจะสามารถเพิ่มผลตอบแทนของพอร์ตโฟลิโอได้ ในขณะที่ลดผลตอบแทนของพอร์ตโฟลิโอที่มีหุ้น P/E สูง หลายงานวิจัยกล่าวสรุปว่าหุ้นที่มี P/E ต่ำให้ผลตอบแทนที่สูง ซึ่ง Sun (2001) พิสูจน์ว่าต้องทำการวิเคราะห์อัตราการเติบโตของกำไรเพิ่มด้วย โดยพอร์ตโฟลิโอของหุ้นที่มีอัตราการเติบโตของกำไรต่ำและ P/E ต่ำ จะให้ผลตอบแทนสูงกว่าพอร์ตโฟลิของหุ้นที่มี P/E สูง ซึ่งเป็นไปตามงานวิจัยที่ผ่านมา แต่ถ้าพอร์ตโฟลิโอของหุ้นที่มีอัตราการเติบโตของกำไรสูงและ P/E ต่ำ ผลการศึกษากลับพบว่าพอร์ตโฟลิโอดังกล่าวให้ผลตอบแทนที่ต่ำกว่าพอร์ตโฟลิโอของหุ้นที่มี P/E สูง

ในขณะที่งานศึกษาอื่นเน้นการหาเหตุผลสนับสนุนการที่หุ้นเน้นคุณค่าให้ผลตอบแทนดีกว่าหุ้นที่มีการเติบโตสูง แต่ Salim (2008) ศึกษาถึงความอ่อนไหวของระดับอัตราการเติบโตของกำไร ผลการศึกษาพบว่า การลงทุนแบบเน้นคุณค่าที่ลงทุนในหุ้นที่มีอัตราการเติบโตของกำไรสูงในราคาที่ต่ำกว่ามูลค่าแท้จริงจะสามารถเอาชนะทั้งการลงทุนแบบเน้นคุณค่าและการลงทุนแบบเน้นการเติบโตได้ในยุโรป ในช่วงระยะเวลาการลงทุนตั้งแต่ปี ค.ศ. 1998 ถึงปี ค.ศ. 2003 โดยชี้แนะว่า อัตราการเติบโตของกำไรนั้นเป็นตัวบ่งบอกคุณค่าของหุ้นทั้ง Value และ Growth งานวิจัยอื่นยังได้สนับสนุนผลกระทบของ EPS Momentum เช่นกันในหุ้น Value ที่มีราคาต่ำกว่ามูลค่าแท้จริง ในขณะที่ไม่มีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อหุ้น Growth ที่มีราคาสูงกว่ามูลค่าแท้จริง

นักบุกเบิกการศึกษาการนำ PEG Ratio ไปใช้ในการลงทุนอย่าง Peter (1991) ซึ่งทำการวิจัยเกี่ยวกับผลตอบแทนแบบทบต้นของพอร์ตโฟลิโอที่ใช้ PEG เป็นเกณฑ์การเลือกหุ้นและลงทุนตั้งแต่เดือนมกราคม ปี ค.ศ. 1982 ถึงเดือนมิถุนายน ปี ค.ศ. 1989 หากเริ่มลงทุน $1 เหรียญดอลลาร์สหรัฐฯ ในพอร์ตโฟลิโอที่ประกอบด้วยหุ้นที่มีค่า PEG ต่ำ และทำการปรับพอร์ตโฟลิโอทุก ๆ ไตรมาส เมื่อเวลาผ่านไปจะมีเงิน $15.36 เหรียญดอลลาร์สหรัฐฯ ในทางตรงกันข้าม เมื่อเราลงทุน $1 เหรียญดอลลาร์สหรัฐฯ ในพอร์ตโฟลิโอที่ประกอบด้วยหุ้นที่มีค่า PEG สูง และทำการปรับพอร์ตทุก ๆ ไตรมาสเช่นกัน เมื่อเวลาผ่านไปจะมีเงิน $1.38 เหรียญดอลลาร์สหรัฐฯ ซึ่งในช่วงเวลาเดียวกันหากลงทุนในตลาด S&P 500 จะกลายเป็นเงิน $3.56 เหรียญดอลลาร์สหรัฐฯ และ Schatzberg และ Vora (2009) กล่าวว่าการนำ PEG มาใช้ในการลงทุนเป็นกลยุทธ์ที่สร้างกำไรได้และให้ผลตอบแทนที่

สูงกว่าการลงทุนในหุ้นเติบโตสูงอีกด้วย และพอร์ตโฟลิโอของหุ้นที่มี PEG ต่ำมีความเสี่ยงสูง นอกจากนี้ Schnabel (2009) ยังได้ทำการศึกษาการนำ PEG ในการเลือกหุ้นว่ามีราคาที่สูงหรือต่ำกว่ามูลค่าที่แท้จริง โดยดั้งเดิมมักจะลงทุนในหุ้นที่มีค่า PEG เท่ากับ 1 ซึ่งไม่เหมาะสมเพียงพอ ต้องพิจารณาคุณสมบัติอื่นของหุ้นแต่ละตัวด้วย โดยการพัฒนาโมเดลใหม่ขึ้น

จากการศึกษาของ Sun (2001) ค้นพบว่าค่า PEG ratio และผลตอบแทนของหุ้นมีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกัน โดยทำการศึกษาในช่วงเวลาตั้งแต่เดือนกรกฎาคม ปี ค.ศ. 1983 ถึงเดือนมิถุนายน ปี ค.ศ. 2000 นอกจากนี้พอร์ตโฟลิโอที่เลือกหุ้นด้วย PEG กับผลตอบแทนที่ได้นั้นมีความสัมพันธ์ในรูปแบบพาราโบลาคว่ำ (Humped-shaped) นั่นคือพอร์ตโฟลิโอที่ประกอบด้วยหุ้นที่มีค่า PEG ต่ำและพอร์ตโฟลิโอที่ประกอบด้วยหุ้นที่มีค่า PEG สูงจะให้ผลตอบแทนที่ต่ำกว่าพอร์ตโฟลิโอที่ประกอบด้วยหุ้นที่มีค่า PEG ระดับปานกลาง โมเดลการประเมินผลตอบแทนจาก PEG สามารถคำนวณได้ด้วยหลักการ Dividend Discount Model (Ohlson และ Juettner-Nauroth, 2005 และ Easton และคณะ, 2002) Lynch (2002) กล่าวว่า มูลค่าหุ้นที่มีความเหมาะสมและควรได้รับการแนะนำซื้อจากนักวิเคราะห์เมื่อ PEG เท่ากับ 1 หรือน้อยกว่า 1 เมื่อใดที่ PEG มากกว่า 1 นั้นควรแนะนำให้ขาย นอกจากนี้ Bradshaw (2004) ยังสนับสนุนข้อดีของ PEG ratio และการนำ PEG ratio ไปใช้ในการลงทุน

อย่างไรก็ตามยังคงมีข้อถกเถียงเกี่ยวกับการนำ PEG มาใช้ Voss (2011) สรุปว่าการพิจารณาเพียง PEG นั้นมีความอันตรายสูงสำหรับธุรกิจที่มี P/E สูง การที่บริษัทมีอัตราการเติบโตของกำไรที่สูงไม่สามารถถูกชดเชยได้ด้วยราคาที่ซื้อในระดับสูงได้ สำหรับหุ้นที่มีค่า PEG น้อยกว่า 1 ควรพิจารณา P/E เพราะค่า P/E สูงและมี PEG ต่ำมีความเสี่ยงแบบ Exponential และ PEG ยังไม่ได้คำนึงถึงค่าของเงินตามเวลาและอัตราผลตอบแทนจากการลงทุนใหม่ (Reinvestment rate) ซึ่งอัตราผลตอบแทนที่นักลงทุนต้องการควรจะเท่ากับอัตราผลตอบแทนจากการลงทุนใหม่และ Earning yield ของบริษัท

สำหรับงานศึกษาในประเทศไทยนั้น Hemwachirawarakorn และ Intara (2008) ทำการศึกษาการลงทุนแบบเน้นคุณค่าตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2007 พบว่าการลงทุนแบบเน้นคุณค่าสร้างผลตอบแทนที่สูงกว่าผลตอบแทนเฉลี่ยตลาด อีกทั้ง Sareewiwatthana (2011) ได้ทำการศึกษาการลงทุนแบบเน้นคุณค่าในประเทศไทยเช่นกันโดยใช้เกณฑ์การคัดเลือกหุ้น 3 เกณฑ์ตั้งแต่เดือนมกราคม ปี ค.ศ. 1996 ถึงเดือนธันวาคม ปี ค.ศ. 2010 พบว่าการลงทุนแบบเน้นคุณค่าทั้งสามวิธีสร้างผลตอบแทนที่สูงกว่าผลตอบแทนเฉลี่ยของตลาดและการลงทุนแบบเน้นคุณค่ายังให้ผลตอบแทนที่สูงกว่าการลงทุนแบบเน้นการเติบโตอีกด้วย

ข้อมูลและวิธีการศึกษางานวิจัย

การศึกษาในครั้งนี้อ้างอิงราคาหุ้นและงบการเงินจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (The Stock Exchange of Thailand) ทั้งหมด 444 บริษัท ณ สิ้นปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2000 ถึงปี ค.ศ. 2010 ใช้ตัวเลขทางการเงินในการคัดเลือกหุ้นด้วยเกณฑ์ : P/E ratio, EPS, Growth of EPS และ PEG ratio โดยเลือกหุ้นที่ผ่านทั้ง 4 เกณฑ์ ดังต่อไปนี้

- หุ้นนั้นต้องมีอัตราส่วนราคาต่อกำไร เท่ากับ 5 ถึง 30 เท่า (P/E = 5-30 เท่า)
- หุ้นนั้นต้องมีอัตราส่วนกำไรต่อหุ้นเป็นบวกตลอด 3 ปีย้อนหลัง
- หุ้นนั้นต้องมีอัตราการเติบโตของกำไรต่อหุ้นเป็นบวก
- หุ้นนั้นต้องมีอัตราส่วน P/E ต่ออัตราการเติบโตของกำไร เท่ากับ 0.25 ถึง 1 เท่า (PEG = 0.25-1 เท่า)

จากนั้นเรียงลำดับหุ้นที่ผ่านเกณฑ์ข้างต้นด้วย PEG ratio จากน้อยที่สุดไปมากที่สุด ซึ่งในแต่ละปีจะทำการเริ่มคัดเลือกหุ้นและลงทุน ณ ต้นปี ทำการศึกษาตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2010 โดยสร้างพอร์ตการลงทุนที่ประกอบไปด้วยหุ้นที่ผ่านเกณฑ์ข้างต้น 30 ตัวแรกที่มีค่า PEG น้อยที่สุด และกระจายการลงทุนในหุ้นแต่ละตัวด้วยน้ำหนักที่เท่ากัน เมื่อถือหุ้นในพอร์ตการลงทุนตามเกณฑ์ดังกล่าวจนถึง ณ ปลายปี จะทำการขายหุ้นทั้งหมดและคัดเลือกหุ้นเพื่อลงทุนใหม่อีกครั้งด้วยกระบวนการเดิม โดยเงินที่ได้จากการขายหุ้นรวมถึงปันผลที่ได้รับจะถูกนำไปลงทุนใหม่อีกครั้ง

แสดงผลในรูปแบบของผลตอบแทนของพอร์ตการลงทุน ณ ปลายปีในแต่ละปี ซึ่งในการคำนวณผลตอบแทนรวมที่ได้จากการลงทุนในหุ้นจะรวมทั้งผลตอบแทนจากส่วนต่างราคาและผลตอบแทนจากเงินปันผล ซึ่งในการเปรียบเทียบผลตอบแทนจากพอร์ตการลงทุนกับผลตอบแทนของตลาดในแต่ละปีใช้ค่าดัชนีผลตอบแทนรวมตลาดหลักทรัพย์ (SET TRI Index) จากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยในการคำนวณผลตอบแทนรวมของตลาด

ผลการศึกษา

ตารางที่ 1 : ผลตอบแทนของพอร์ตโฟลิโอที่ทำการลงทุนแบบ GARP เปรียบเทียบกับผลตอบแทนตลาด

Year	Portfolio Return	SET Total Return	t-value
2003	65.71%	126.35%	-5.5052
2004	15.57%	-10.64%	1.3267**
2005	9.72%	11.22%	-0.2122
2006	21.32%	-0.26%	3.8379*
2007	24.70%	31.37%	-0.9456
2008	-22.21%	-45.10%	3.4247*
2009	81.06%	71.35%	0.6347
2010	70.65%	47.80%	1.3889**
Geometric Mean	28.94%	19.28%	

ที่มา : จากการคำนวณ
หมายเหตุ : (*)-แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95% , (**)-แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 90%

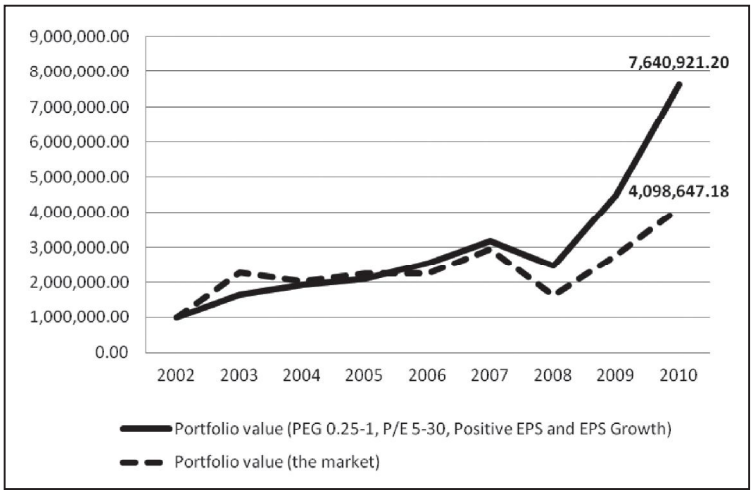
จากตารางที่ 1 ด้านบนแสดงผลการคำนวณผลตอบแทนในการลงทุนโดยการเลือกหุ้นด้วย P/E = 5-30 เท่า, Positive EPS, Positive growth และ PEG = 0.25-1 เท่า และลงทุนในหุ้น 30 ตัวแรกที่ผ่านการเรียงลำดับด้วย PEG จากต่ำไปสูงตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2010 ซึ่งผลตอบแทนจากการลงทุนของหุ้นแต่ละตัวจะรวมทั้งผลตอบแทนที่ได้จากส่วนต่างราคาและผลตอบแทนที่ได้จากเงินปันผล จากนั้นจึงนำผลตอบแทนที่ได้มาหาค่าเฉลี่ย ซึ่งก็คือผลตอบแทนของ Portfolio ที่ทำการลงทุนแบบ GARP เปรียบเทียบกับผลตอบแทนรวมของตลาด จะเห็นได้ว่า ภายในระยะเวลา 8 ปีที่ทำการศึกษา ผลตอบแทนของ Portfolio ที่ลงทุนในหุ้นที่ผ่านเกณฑ์นั้นสูงกว่าผลตอบแทนรวมของตลาด 5 ปีจาก 8 ปี ทำให้เราสามารถเห็นได้ว่าผลตอบแทนของ Portfolio ที่เป็นการลงทุนแบบ GARP มีแนวโน้มที่จะให้ผลตอบแทนสูงกว่าตลาด และเมื่อทำการทดสอบโดยใช้สถิติเข้ามาร่วมด้วย โดยได้ตั้งสมมติฐานไว้ดังต่อไปนี้

$$H_0 : \mu_{port} \leq \mu_{market}$$
$$H_a : \mu_{port} > \mu_{market}$$

การทดสอบสถิตินั้นใช้ One-sample Analysis T-test ค่าความเชื่อมั่นที่ระดับ 95% โดยจะใช้ผลตอบแทนจากหุ้นที่เลือกได้ในแต่ละปีเทียบกับผลตอบแทนจากตลาด ซึ่งค่า t-value ได้แสดงไว้ในตารางที่ 1 จากผลการทดสอบสมมติฐานทำให้เราสามารถสรุปได้ว่า ผลตอบแทนของ Portfolio ในปี ค.ศ. 2006 และปี ค.ศ. 2008 สูงกว่าผลตอบแทนตลาดอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95% และผลตอบแทนของ Portfolio ในปี ค.ศ. 2004 และปี ค.ศ. 2010 สูงกว่าผลตอบแทนตลาดอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 90% จากการทดสอบทั้งหมด 8 ปี โดยจะมี 4 ปีที่เราไม่สามารถสรุปได้ว่าผลตอบแทนของ Portfolio สูงกว่าผลตอบแทนรวมของตลาด

เมื่อเราสามารถคำนวณผลตอบแทนของ Portfolio ในแต่ละปีแล้ว เราจึงสามารถนำผลตอบแทนดังกล่าวมาคำนวณผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้น โดยเราจะเริ่มการลงทุนตั้งแต่ปลายปี ค.ศ. 2002 ซึ่งจะมีระยะเวลาการลงทุนทั้งหมด 8 ปี ได้ผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้น 28.94% ต่อปี และเทียบกับผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้นจากตลาด 19.28% ต่อปี ซึ่งพบว่าผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นของ Portfolio สูงกว่าผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นของตลาด แสดงให้เห็นว่าในระยะยาวแล้วผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นจาก Portfolio การลงทุนแบบ GARP นั้นสูงกว่าผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นของตลาด

กราฟที่ 1 : มูลค่าของ Portfolio เปรียบเทียบระหว่างการลงทุนแบบ GARP และลงทุนในหุ้นทั้งหมด



ที่มา : จากการคำนวณ

จากกราฟที่ 1 เมื่อนำข้อมูลผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นมาคำนวณมูลค่าของ Portfolio โดยสมมติว่า Portfolio มีมูลค่าเริ่มต้นที่ 1,000,000 บาท เริ่มต้นเมื่อต้นปี ค.ศ. 2003 จะทำให้มีระยะเวลาการลงทุนทั้งหมด 8 ปี มีผลตอบแทนเฉลี่ยแบบทบต้น 28.94% ต่อปี เมื่อสิ้นสุดระยะเวลาการลงทุนจะมีมูลค่าของ Portfolio ทั้งหมด 7,640,921.20 บาท หรือคิดเป็นประมาณ 7 เท่าของเงินลงทุนเริ่มต้น เทียบกับ Portfolio ที่มีการลงทุนในตลาดทั้งหมด โดยมีเงินลงทุนเริ่มต้น 1,000,000 บาท เช่นกันและเริ่มต้น ณ ช่วงเวลาเดียวกัน รวมถึงระยะเวลาการลงทุนที่เท่ากัน เมื่อสิ้นสุดระยะเวลาการลงทุนจะได้มูลค่าของ Portfolio ที่มีการลงทุนในตลาดทั้งหมดเท่ากับ 4,098,647.18 บาท หรือคิดเป็นเพียง 4 เท่าของเงินลงทุนเริ่มต้น

นอกจากนักลงทุนจะต้องการผลตอบแทนจากการลงทุนที่สูงแล้ว นักลงทุนยังควรพิจารณาเกี่ยวกับความเสี่ยงจากการลงทุนด้วยเช่นกัน ซึ่ง Sharpe ratio เป็นหนึ่งวิธีในการปรับผลตอบแทนที่ได้รับจากการลงทุนด้วยความเสี่ยง มีสูตรในการคำนวณ ดังนี้

$$\text{Sharpe ratio} = \frac{R_p - R_f}{\text{Annual SD}}$$

ในการคำนวณ Sharpe ratio เราจะนำผลตอบแทนของ Portfolio ที่ทำการลงทุนแบบ GARP รายปีแต่ละปี (Annual Return) ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2010 และใช้ 10-year bond yield หรือผลตอบแทนจากพันธบัตรรัฐบาลอายุ 10 ปี เป็น Risk free rate ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2010 เช่นกัน ในส่วนของ Annual standard deviation นั้นคำนวณจากสูตรดังนี้

$$\text{Annual SD} = \text{Monthly SD} \times \sqrt{12}$$

โดย Monthly SD ได้มาจากส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลตอบแทนของ Portfolio รายเดือนเพื่อใช้ในการหา Annual SD และนำค่าทั้งหมดมาหาค่า Sharpe ratio ตามสูตร สำหรับการคำนวณหา Sharpe ratio ของตลาดนั้นจะนำข้อมูล SET TRI Index รายเดือนตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2010 มาหาผลตอบแทนรวมของตลาดรายเดือนในแต่ละปีและหา Monthly SD จากนั้นทำการคำนวณ Annual SD ของตลาดเช่นเดียวกันกับ Portfolio และนำค่าดังกล่าวมาคำนวณ Sharpe ratio ของตลาด

ตารางที่ 2 : ผลตอบแทนและความเสี่ยงของ Portfolio ที่ทำการลงทุนแบบ GARP และตลาด

Year	Portfolio Return	Portfolio Return Annual SD	Market Return	Market Return Annual SD
2003	65.71%	17.16%	126.35%	21.11%
2004	15.57%	22.75%	-10.64%	15.15%
2005	9.72%	16.25%	11.22%	15.32%
2006	21.32%	14.49%	-0.26%	16.90%
2007	24.70%	14.91%	31.37%	18.14%
2008	-22.21%	33.23%	-45.10%	38.46%
2009	81.06%	12.82%	71.35%	22.30%
2010	70.65%	12.86%	47.80%	15.81%
Average annual SD		18.06%		20.40%

ที่มา : จากการคำนวณ

จากตารางที่ 2 แสดงผลตอบแทนและความเสี่ยงของผลตอบแทนจาก Portfolio และตลาดในแต่ละปี จะเห็นได้ว่า ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานหรือความเสี่ยงของผลตอบแทนตลาดมีค่าสูงกว่าความเสี่ยงของผลตอบแทน Portfolio อยู่ 6 ปีจากการลงทุนทั้งสิ้น 8 ปี ซึ่งเมื่อคิดเป็นค่าเฉลี่ยแบบเลขคณิต พบว่า Portfolio มีค่าเฉลี่ย SD เท่ากับ 18.06% ซึ่งน้อยกว่าค่าเฉลี่ย SD ของตลาดที่มีค่าเท่ากับ 20.40% ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าการลงทุนแบบ GARP มีความเสี่ยงในการลงทุนต่ำกว่าการลงทุนในหุ้นทั้งหมดของตลาด

สำหรับตารางที่ 3 แสดงให้เห็นผลการคำนวณ Sharpe ratio ของ Portfolio ที่ทำการลงทุนแบบ GARP และตลาดตั้งแต่ปี ค.ศ. 2003 ถึงปี ค.ศ. 2010 โดยค่า Sharpe ratio ที่สูงหมายความว่า เมื่อวิเคราะห์ความเสี่ยงเทียบกับผลตอบแทนการลงทุนแล้วนั้น ผลตอบแทนที่ได้ในส่วนที่สูงกว่าการลงทุนในสินทรัพย์ไม่มีความเสี่ยงเมื่อนำมาเทียบกับค่าความเสี่ยงหรือค่าผันผวนแล้วก็ยังมีค่าสูงหรือเป็นการส่งสัญญาณทางบวกแก่ผลตอบแทนจากการลงทุนนั่นเอง จะเห็นได้ว่า ผลตอบแทนที่ปรับความเสี่ยง (Risk-adjusted return) ของ Portfolio ที่ทำการลงทุนแบบ GARP นั้นสูงกว่าผลตอบแทนที่ปรับความเสี่ยงของตลาดเป็นจำนวน 5 ปีภายในระยะเวลาการศึกษา 8 ปี ทำให้สามารถเห็นได้ว่า ถึงแม้จะปรับผลตอบแทนด้วยความเสี่ยงแล้ว Portfolio ก็ยังคงสร้างผลตอบแทนที่ปรับความเสี่ยงได้สูงกว่าตลาด นั่นคือสนับสนุนความคิดที่ว่าการลงทุนแบบ GARP มีแนวโน้มให้ผลตอบแทนสูงกว่าตลาด ในขณะเดียวกันการลงทุนแบบ GARP มีความเสี่ยงต่ำกว่าการลงทุนในหุ้นทั้งหมดของตลาดอีกด้วย

ตารางที่ 3 : Sharpe Ratio

Year	10-year Bond Yield	Portfolio Sharpe Ratio	Market Sharpe Ratio
2003	3.54%	3.623	5.819
2004	4.90%	0.469	-1.026
2005	4.84%	0.300	0.416
2006	5.47%	1.094	-0.339
2007	5.45%	1.291	1.429
2008	4.84%	-0.814	-1.298
2009	2.54%	6.123	3.086
2010	4.38%	5.155	2.746

ที่มา : จากการคำนวณ

ถึงแม้บางปีผลตอบแทนของตลาดจะสามารถเอาชนะผลตอบแทนของ Portfolio ได้ แต่เมื่อพิจารณาในเรื่องของความเสี่ยงด้วยแล้วนั้น จะเห็นได้ว่า การลงทุนแบบ GARP มีความเสี่ยงที่ต่ำกว่าตลาดและในสภาวะที่ตลาดย่ำแย่ การลงทุนแบบ GARP จะยังคงให้ผลตอบแทนที่ไม่ติดลบมาก ในทางกลับกันในสภาวะที่ตลาดให้ผลตอบแทนที่ดี การลงทุนแบบ GARP ก็ยังคงให้ผลตอบแทนที่สูงแต่อาจสูงไม่เท่าผลตอบแทนตลาด เนื่องจากความเสี่ยงที่มีน้อยกว่านั่นเอง

สรุปผลการศึกษา

งานวิจัยนี้ได้นำหลักการลงทุนแบบ GARP มาศึกษาและลงทุนในระยะยาวซึ่งมีวิธีการเลือกหุ้นโดยการนำค่า P/E Ratio, EPS และ PEG มาใช้ ซึ่งได้รับข้อมูลจากหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (Securities Exchange of Thailand) ของหุ้นทั้งหมด 444 ตัว ตั้งแต่เดือนมกราคม ปี ค.ศ. 2003 ถึงเดือนธันวาคม ปี ค.ศ. 2010 พบว่าการลงทุนใน Portfolio ของหุ้นที่ผ่านเกณฑ์ อันประกอบด้วย P/E = 5-30 เท่า, กำไรต่อหุ้นเป็นบวก, อัตราการเติบโตของกำไรต่อหุ้นเป็นบวก, PEG = 0.25-1 เท่าและอยู่ในกลุ่ม Lowest-PEG 30 ตัวแรก ให้ผลตอบแทนของ Portfolio สูงกว่าผลตอบแทนของตลาดเป็นจำนวน 5 ปีจาก 8 ปี เมื่อทำการวิเคราะห์ความแตกต่างด้วยสถิติ พบว่า ผลตอบแทนของ Portfolio สูงกว่าผลตอบแทนของตลาดอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 90% จำนวน 4 ปีจากระยะเวลาการศึกษา 8 ปี

การลงทุนแบบ GARP ในระยะยาวตั้งแต่เดือนมกราคม ปี ค.ศ. 2003 ถึงเดือนธันวาคม ปี ค.ศ. 2010 สามารถสร้างผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นของ Portfolio เท่ากับ 28.94% ต่อปี ซึ่งสูงกว่าผลตอบแทนเฉลี่ยทบต้นของตลาดซึ่งเท่ากับ 19.28% ต่อปี ถ้าสมมติเงินลงทุนเริ่มต้นที่ 1,000,000 บาท โดยใช้การลงทุนใน Portfolio เทียบกับการลงทุนในตลาด เมื่อผ่านไป 8 ปี มูลค่าของ Portfolio จะกลายเป็น 7,640,921.20 บาท ส่วนมูลค่าของการลงทุนในตลาดจะเท่ากับ 4,098,647.18 บาท

นอกจากผลตอบแทนที่ได้จากการลงทุนแล้ว งานวิจัยชิ้นนี้ยังได้ทำการวิเคราะห์ผลตอบแทนการลงทุนเทียบกับความเสี่ยง (Risk-adjusted return) ด้วย Sharpe ratio ซึ่งพบว่า การปรับผลตอบแทนด้วยความเสี่ยงยังคงทำให้ Portfolio สร้างผลตอบแทนได้สูงกว่าผลตอบแทนที่ปรับด้วยความเสี่ยงของตลาดเป็นจำนวน 5 ปีจากการลงทุนทั้งหมด 8 ปี และจากการที่ Portfolio มีค่าเฉลี่ย SD เท่ากับ 18.06% ซึ่งน้อยกว่าค่าเฉลี่ย SD ของตลาดที่มีค่าเท่ากับ 20.40% จึงสามารถสรุปได้ว่าการลงทุนแบบ GARP มีความเสี่ยงในการลงทุนต่ำกว่าการลงทุนในหุ้นทั้งหมดของตลาด

ในทางปฏิบัตินั้นนักลงทุนควรเลือกหุ้นโดยพิจารณาข้อมูลเชิงคุณภาพ (Qualitative Analysis) อาทิ เช่น วงจรของอุตสาหกรรม ผู้นำของบริษัท เป็นต้น ควบคู่กับการพิจารณาข้อมูลเชิงปริมาณ (Quantitative Method) ด้วย นอกจากนี้งานวิจัยชิ้นนี้ได้ใช้ PEG เป็นหลักเกณฑ์สุดท้ายในการคัดเลือกหุ้นซึ่ง PEG ยังคงมีข้อจำกัดบางประการ หนึ่งในนั้นคือไม่ได้คำนึงถึง Dividend Yield ที่ได้รับจากบริษัท โดย PEG จะทำการพิจารณาราคาและอัตราการเติบโตของกำไรต่อหุ้นเป็นหลัก ซึ่งถ้าทำการลงทุนจริงจึงควรพิจารณาปัจจัยนี้ด้วยเช่นกัน

บรรณานุกรม

Janjigian, V 2008, *Even Buffet isn't Perfect*, Penguin Group, New York.

Ross, N 2000, *Lessons from the legends of Wall Street : How Warren Buffett, Benjamin Graham, Phil Fisher, T. Rowe Price, and John Templeton can help you grow rich*, Kaplan Business.

Basu, S 1977, 'Investment performance of common stocks in relation to their Price-Earnings ratios: a test of the efficient market hypothesis,' *Journal of Finance*, Vol. 32, No. 3, pp. 663-682.

Fama, EF and French, KR 1992, 'The cross-section of expected stock returns,' *Journal of Finance*, Vol. 47, No. 2, pp. 427-465.

Chen, NF and Zhang, F 1998, 'Risk and return of value stocks,' *Journal of Business*, Vol. 71, pp. 501-535.

Cohen, G 2010, 'P/E versus PEG: Which better predicts abnormal return?,' *International Journal of Economic Research*, Vol. 1, No. 1, pp. 38-46.

Cheh, JJ, Kim, D and Zheng, G 2008, 'Investing in growth stock vs. value stocks does trading frequency matter,' *Journal of Investing*, Vol. 17, No. 2, pp. 75-79.

Sun, Z 2001, 'The PEG ratio and stock valuation,' *Working paper.*

Salim, C 2008, 'Value versus growth stocks and earnings growth in style investing strategy in Euro-markets,' *Journal of Asset Management*, Vol. 9, No. 5, pp. 347-358.

Peter, D 1991, 'Valuing a growth stock,' *Journal of Portfolio Management*, pp. 49-51.

Schatzberg, JD and Vora, G 2009, 'PEG investing strategy: a revisit,' *Journal of Finance and Accounting*, Vol. 48, No. 2, pp. 5-22.

Schnabel, JA 2009, 'Benchmarking the PEG ratio,' *Journal of Wealth Management*, Vol. 12, No. 3, pp. 89-94.

Ohlson, JA and Juettner-Nauroth, B 2005, 'Expected EPS and EPS growth as determinants of value,' *Review of Accounting Studies*, Vol. 10, No. 2-3, pp. 349-365.

Easton, P, Taylor, G, Shroff, P and Sougiannis, T 2002, 'Using Forecasts of Earnings to Simultaneously Estimate Growth and the Rate of Return on Equity Investment,' *Journal of Accounting Research*, Vol. 40, No. 3, pp. 657-676.

Lynch, P 2002, *One up on wall street*, Simon and Schuster, New York.

Bradshaw, M 2004, 'How do analysts use their earnings forecasts in generating stock recommendations,' *Accounting Review*, Vol. 79, No. 1, pp. 25-50.

Voss, JA 2011, 'The fallacy of Price/Earnings to growth ratios,' *Journal of Private Equity*, Vol. 14, No. 4, pp. 56-60.

Hemwachirawarakorn, N and Intara, P 2009, 'Value investment and returns in Thai market,' *NIDA Business Journal*, Vol. 5, No. 5, pp. 77-90.

Sareewiwatthana, P 2011, 'Value investing in Thailand: the test of basic screening rules,' *International Review of Business Research Papers*, Vol. 7, No. 4, pp. 1-13.

นวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ
The Financial Institutions Innovation and Integration Marketing Products Community

กิตติชัย นวลทอง*
สุดาพร สาวม่วง**

บทคัดย่อ

การวิจัยเชิงทดลองนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อนำเสนอรูปแบบและเผยแพร่นวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ ซึ่งเป็นการวิจัยแบบผสม (Mixed method design) ทั้งวิธีเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ โดยมีขั้นตอนของการวิจัย 5 ขั้นตอน ได้แก่ ช่วงคิดค้น ทดลองใช้ ประเมินผล นำเสนอ และสุดท้ายช่วงการเผยแพร่นวัตกรรม ข้อมูลเชิงปริมาณได้มาจากการเก็บรวบรวมด้วยแบบสอบถามที่ผ่านการหาคุณภาพด้านค่าความตรงและค่าความเชื่อมั่นกับประชากรกลุ่มตัวอย่างจำนวน 550 ตัวอย่าง ข้อมูลเชิงคุณภาพได้มาโดยการเก็บรวบรวมจากการประชุมเสวนา (Meeting) การสัมภาษณ์เจาะลึก (Indepth-interview) การสนทนากลุ่มย่อย (Focus group) สำหรับสถิติที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณ ได้แก่ สถิติเชิงพรรณนา การวิเคราะห์องค์ประกอบของตัวแปร การวิเคราะห์อิทธิพล และการวิเคราะห์สมการโครงสร้าง (Structural Equation Model--SEM) ข้อมูลเชิงคุณภาพใช้การวิเคราะห์เนื้อหา (Content analysis) ผลการวิจัยพบว่า นวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ ประกอบด้วย (1) ปัจจัยสภาพแวดล้อมภายใน (2) ปัจจัยสภาพแวดล้อมภายนอก (3) ปัจจัยการเสริมสร้างความเข้มแข็งองค์กรการเงินชุมชน (4) ปัจจัยนวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ (5) ผลสำเร็จนวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ โดยปัจจัยนวัตกรรมจำเป็นต้องมีระบบเทคโนโลยี/อุปกรณ์ที่ทันสมัย มีระบบบัญชี/การเงินที่มาตรฐาน มีการใช้เครื่องมือสื่อสารการตลาดแบบบูรณาการ (IMC) การดำเนินงานต้องมีความสะดวก/ง่ายต่อการใช้บริการของสมาชิก จึงจะก่อให้เกิดผลสำเร็จต่อสมาชิก ต่อคณะกรรมการและส่งผลสำเร็จต่อการดำเนินงาน โดยโมเดลนวัตกรรมแบบบูรณาการตามสมการโครงสร้างใช้หลักทฤษฎีทางการเงินและแนวคิดส่วนประสมทางการตลาด “4P’s ร่วมกัน 4C’s” โดยการพิจารณาถึงความสอดคล้องระหว่างผู้ขายและผู้ซื้อหรือผู้ใช้บริการ ด้วยการใช้เทคโนโลยีเพื่อการปฏิบัติงานในการให้บริการที่ทันสมัยต่อสมาชิก

* นักศึกษาหลักสูตรบริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต สาขาการตลาด มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย
** อาจารย์ที่ปรึกษาหลักสูตรบริหารธุรกิจดุษฎีบัณฑิต สาขาการตลาด มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย

ผลการศึกษามีความสอดคล้องกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในเกณฑ์ดีมาก มีค่า χ^2 = 292.74 df = 148, P-value = 0.05713 χ^2/df = 1.98 RMSEA = 0.035, ค่า CFI = .98, AGFI = .95 โดยให้บริการทางการเงินที่สอดคล้องกับแนวคิดส่วนประสมทางการตลาดด้วยระบบเทคโนโลยีเพื่อการปฏิบัติงานที่ทันสมัย จะส่งผลต่ออารมณ์ความรู้สึกที่พึงพอใจของสมาชิก (Emotional satisfaction--E1) ในการตัดสินใจซื้อและใช้บริการที่เพิ่มขึ้น ยอดขายและบริการของสมาชิกที่เพิ่มขึ้นส่งผลสำเร็จต่อการดำเนินงานที่เป็นผลตอบแทนในรูปของกำไรที่เพิ่มขึ้น (Earnings--E2) ดังนั้น ข้อค้นพบแนวคิดนวัตกรรมเชิงบูรณาการจากการวิจัย 4P's + 4C's = 2E ถือเป็นส่วนสำคัญของ "นวัตกรรมสถาบันการเงินและการตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชนแบบบูรณาการ" ในรูปแบบ CB-mart

คำสำคัญ : นวัตกรรมการเงินและการตลาด สถาบันการเงินชุมชน การตลาดผลิตภัณฑ์ชุมชน

Abstract

Kittichai Nualthong*
Sudaporn Sawmong**

This research was a mixed method design, adopting both qualitative and quantitative research. The objective is to present public financial institution innovation and products community marketing. There were five steps in this study, including creation, implementation, evaluation and presenting to the public. Quantitative data collection was samples were 550 conducted by using a questionnaire where its validity and reliability were tested. Qualitative data collection was from indepth-interview with the focus group. The descriptive statistics, the factor analysis, the path analysis and the Structural Equation Modeling have been adopted to analyze the quantitative data. The qualitative data has adopted the Content analysis. The research found that The Innovation financial institutions and marketing products community Integration consisted of : (1) The internal environment factor (2) The external environment factor (3) The addition factor builds organization finance community strength (4) And the Innovation financial institutions and marketing products community Integration has 4 factors (the technology /the equipment is modern systematically an account /source base finance using communication tools the marketing on model integration and the convenience / comfortable easy use of service). The success of financial institution community innovation and products community marketing. Innovation based on structural equation model is consistent with empirical data, very favorably with χ^2 = 292.74 df = 148, P-value = 0.05713 χ^2/df = 1.98 RMSEA = 0.035 CFI = .96, AGFI = .95 by there are 3 factors for integration model. 4P's + 4C's = 2E algebraic equation mean using part marketing mixes 4P's ways will enhance 4C's effect to build the desirable feeling of a member (emotional satisfaction) and result in positive operating (earnings), thus 4P's + 4C's = 2E regard discover algebraic equation manner integration idea from the research financial institution innovation and products community like marketing model.

Keywords : Innovation financial and marketing, Community Bank., Marketing product community.

* Doctor Student Marketing of Business Administration. Eastern Asia University.
** Doctor Advisor of Business Administration Marketing program. Eastern Asia University.