การทำนายทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต

Prediction of Price Direction of SET50 Index Futures in the Thailand Futures Exchange using Adaptive Logit Model

อาภา วิจารย์[*1] และ คมสัน สุริยะ[2]

Apa Wijarn and Komsan Suriya

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มุ่งตอบจุดประสงค์สามเรื่อง คือ หนึ่ง วิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต สอง ทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต และแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต และสาม เปรียบเทียบผลการทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ระหว่างแบบจำลองโลจิตกับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต

ข้อค้นพบสำคัญของการศึกษานี้ ประกอบด้วยดังต่อไปนี้

1) ปัจจัยที่มีผลมากที่สุดต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) คือ การเปลี่ยนแปลงของดัชนีตลาดหลักทรัพย์ของประเทศไทยในวันที่ผ่านมา โดยมีผลเป็นบวก กล่าวคือ หากเมื่อวันที่ผ่านมาพบว่าดัชนีดังกล่าวเพิ่มขึ้น ก็จะทำให้โอกาสที่ราคาของ TFEX ในวันถัดมาจะเพิ่มขึ้นมีมากขึ้นตามไปด้วย รองลงมาคือ ระดับดัชนี SET50 ในวันที่ผ่านมา โดยมีผลเป็นลบ กล่าวคือ หากดัชนี SET50 ยิ่งสูงขึ้นมากเท่าใด ยิ่งมีโอกาสที่ราคา TFEX จะลดลงมากเท่านั้น

2) แบบจำลองโลจิต (Logit) สามารถทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคา TFEX ได้โดยมีความแม่นยำสูงสุดประมาณร้อยละ 47.14 เมื่อใช้ข้อมูลจาก Validation set

3) แบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) สามารถทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคา TFEX ได้โดยมีความแม่นยำสูงสุดประมาณร้อยละ 47.14 ด้วยเช่นกัน เมื่อใช้ข้อมูลจาก Validation set และเมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 แต่สามารถทำนายโดยมีความแม่นยำเพิ่มขึ้นได้อีก เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 100 โดยทำให้มีความแม่นยำเพิ่มเป็นประมาณร้อยละ 52.86

4) เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่างแบบจำลองโลจิต (Logit) กับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) ในการทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) พบว่าแบบจำลองทั้งสองให้ความแม่นยำเท่ากัน คือ มีความแม่นยำประมาณร้อยละ 57 เท่ากัน ทั้งนี้เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) สำหรับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) ให้เท่ากับ 1 อย่างไรก็ตาม การทำนายผลของแบบจำลองทั้งสองประเภทนั้นเป็นการทำนายผลแบบ Extreme คือ ทำนายว่าราคาของ TFEX จะเพิ่มขึ้นเท่านั้นสำหรับทุกวัน

5) ข้อสรุปอื่น ๆ ที่ทำให้เข้าใจการทำงานของแบบจำลองโลจิต (Logit) และแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) มากขึ้น ดังนี้ หนึ่ง การเลือกเฉพาะตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติในแบบจำลอง Logit มาใช้ในการทำนายผล จะทำให้เกิดความแม่นยำมากกว่าการใช้ตัวแปรรวมกันระหว่างทั้งที่มีและไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ สอง แบบจำลอง Adaptive Logit ไม่ได้ก่อให้เกิดภาวะ Overfitting สาม แม้ว่าแบบจำลอง Adaptive Logit ยังมีจุดอ่อนในเรื่องการไม่สามารถหาคำตอบได้ในบางกรณี แต่สามารถแก้ไขได้จากการเพิ่มค่าคงที่ (Constant) เข้าไปในแบบจำลอง สี่ แบบจำลอง Adaptive Logit ทำให้แบบจำลอง Logit ที่ไม่แม่นยำกลับกลายมามีความแม่นยำสูงขึ้น และอาจจะปรับปรุงให้มีความแม่นยำมากขึ้นได้อีกเมื่อแบ่งกลุ่มของตัวแปรต้น (Explanatory variables) แล้วใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ต่างกัน ซึ่งเป็นประเด็นการศึกษาเพิ่มเติมในอนาคตได้ และอาจจะส่งผลทำให้แบบจำลอง Adaptive Logit มีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลอง Logit ก็เป็นได้

คำสำคัญ: 1) อนุพันธ์ 2) ฟิวเจอร์สของดัชนี SET50

ABSTRACT

This study aims at the analysis of determinants of price direction of SET50 Index Futures (TFEX) in the Thailand Futures Exchange using Logit model, prediction the direction using both Logit and Adaptive Logit models, and comparison of the prediction accuracy of both models. Major findings are as follows:

1) The most influential determinants of the price direction of TFEX are the change of SET index of the previous day which positively affects the price direction, and the level of SET50 index of the previous day which negatively affects the price direction.

2) Logit model yields the highest accuracy rate at around 47.14 per cent when tested by the data in the validation set.

3) Adaptive Logit model also yields the 47,14 percent of accuracy rate when assigning the learning rate at 1. However, the adjustment of higher learning rate to be 100 drives the model to yield more accuracy rate when tested by the data in the validation set.

4) The comparison of accuracy rates between both models reveals that they yield equal accuracy rates at 57 per cent when tested by the data in the testing set. However, the prediction is extreme such that both models predict just only the rise of the price for every day.

5) Other lessons learnt that bring about better understanding of technical matters of Logit and Adaptive Logit models such as, first, the selection of just significant variables from Logit model for the prediction yields better performance than the selection of all variables. Second, Adaptive Logit model does not produce the overfitting condition. Third, although some cases of Adaptive Logit model do not converge, the solution for this problem is to add the constant into the model. Last, Adaptive Logit model can turn the poorly performed model in terms of accuracy of the prediction into the highly perform model. This is because the algorithm of the Adaptive Logit model that tries to perfection the parameters of each observation to meet the prediction and the true value. The more accuracy may be achievable by classification of observations whose explanatory variables are similar, and then apply the specific parameters to each group rather than using the average values of the parameters. This method is a challenge for future study that may lift the performance of Adaptive Logit model over the Logit model.

Keywords: 1) Derivative 2) SET50 Index Futures

ที่มาและความสำคัญ

ธุรกรรมอนุพันธ์ในประเทศไทยได้มีการดำเนินการมาเป็นระยะเวลานาน ซึ่งส่วนมากเป็นไปในลักษณะการตกลงระหว่างคู่สัญญาด้วยกันเองระหว่างธนาคารพาณิชย์กับผู้ประกอบการที่ต้องการป้องกันความเสี่ยง เช่น ผู้ประกอบการที่มีความเสี่ยงจากการเปลี่ยนแปลงอัตราแลกเปลี่ยน หรือความเสี่ยงจากอัตราดอกเบี้ยธุรกรรมอนุพันธ์ในอดีตจึงมักจำกัดอยู่เฉพาะกลุ่มของผู้ที่เกี่ยวข้องภายหลังจากที่พระราชบัญญัติสัญญาซื้อขายล่วงหน้า พ.ศ. 2546 ผ่านการเห็นชอบจากสภาผู้แทนราษฎรและมีผลบังคับใช้แล้วมีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยในฐานะที่เป็นหน่วยงานหลักของตลาดทุนไทยได้จัดตั้ง บริษัท ตลาดอนุพันธ์ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน) หรือ Thailand Futures Exchange (TFEX) ขึ้นเมื่อวันที่ 17 พฤษภาคม 2547 โดยมีเงินทุนประกอบการเริ่มต้นที่ 100 เริ่มต้นที่ 100 ล้านบาท เพื่อดำเนินการเป็นศูนย์กลางการซื้อขายสัญญาซื้อขายล่วงหน้าหรืออนุพันธ์ภายใต้

บทบัญญัติของกฎหมายดังกล่าว โดยตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้าได้รับใบอนุญาตประกอบการเป็นศูนย์ซื้อขายสัญญาซื้อขายล่วงหน้าจากคณะกรรมการ ก.ล.ต. ในวันที่ 11 กุมภาพันธ์ 2548 ต่อมาเมื่อวันที่ 1 มกราคม 2556 บริษัท ตลาดอนุพันธ์ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน)ได้เปลี่ยนชื่อเป็น บริษัท ตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน) เป็นศูนย์กลางการซื้อขายอนุพันธ์ที่อ้างอิงกับตราสารทุน ตราสารหนี้ และสินค้าโภคภัณฑ์ชนิดต่าง ๆ รวมถึงสินค้าเกษตร โดยอนุพันธ์ที่ บมจ. ตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้าฯ สามารถจัดให้มีการซื้อขายภายใต้พระราชบัญญัติสัญญาซื้อขายล่วงหน้า พ.ศ. 2546 ได้แก่ ฟิวเจอร์ส (Futures) ออปชัน (Options) และออปชันบนสัญญาฟิวเจอร์ส (Options on Futures) ของสินทรัพย์อ้างอิงประเภทต่าง ๆ

SET50 Index Futures เป็นสัญญาซื้อขายล่วงหน้าที่มีสินค้าอ้างอิงเป็น SET50 Index หรือ การตกลงซื้อขาย SET50 Index ที่ระดับดัชนีใดในอนาคต ซึ่ง SET50 Index Futures จะไม่มีการส่งมอบเป็นดัชนีจริงเมื่อถึงวันครบกำหนดสัญญา เนื่องจากมีความซับซ้อนในการคำนวนที่จะส่งมอบหุ้นทั้ง 50 ตัวจริง จึงกำหนดให้การชำระราคาเป็นการชำระราคาเป็นเงินสดที่ส่วนต่างของราคา Futures กับราคาที่คู่สัญญาตกลงกันไว้ เรียกว่า Cash Settlement

ประโยชน์ของการลงทุนใน SET50 Index Futures (Advantages) วิเคราะห์ง่ายเปรียบเทียบได้กับการลงทุนในหุ้นชั้นดี 50 ตัวในครั้งเดียว ลงทุนได้ทั้งตลาดขาขึ้นและขาลงเป็นเครื่องมือที่ใช้เงินลงทุนน้อยแต่สามารถสร้างอัตราผลตอบแทนได้สูง (ทั้งในด้านกำไรและขาดทุนทำให้ความเสี่ยงจากการลงทุนก็สูงด้วย) ใช้บริหารความเสี่ยง (Hedging) ใช้ในการปรับพอร์ตการลงทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ต้นทุนในการทำธุรกรรมถูกกว่าหุ้น

การศึกษานี้มุ่งค้นคว้าว่า ปัจจัยใดที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) พร้อมกับทดสอบความแม่นยำในการทำนายทิศของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต มีมากน้อยเพียงใด และเปรียบเทียบความแม่นยำในการทำนายทิศของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ระหว่างแบบจำลองโลจิตกับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต แบบจำลองใดจะแม่นยำกว่ากัน

ผลที่ได้จากการศึกษานี้จะเป็นข้อมูลที่ช่วยทำให้นักลงทุนสามารถตัดสินใจลงทุนซื้อขายฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ได้อย่างถูกต้องแม่นยำอีกทั้งช่วยทำให้การลงทุนในฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ได้ผลตอบแทนที่มากขึ้น และช่วยลดความเสี่ยงในการลงทุนในฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย)

ปริมาณการซื้อขายฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดอนุพันธ์ (ประเทศไทย)

การซื้อขายฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดอนุพันธ์ (ประเทศไทย) ทำการซื้อขายทุกวันทำการของสถาบันการเงิน โดยภาพรวมของฟิวเจอร์ส ณ วันที่ 22 พฤษภาคม 2563 พบว่ามีปริมาณการซื้อขายทั้งสิ้น 183,422 สัญญา เฉพาะในวันเดียวและมีสถานะคงค้างอยู่รวมกันทั้งสิ้นจนถึงวันนั้น จำนวน 265,481 สัญญา

ทั้งนี้ ฟิวเจอร์สที่ได้รับความนิยมซื้อขายในหมู่นักลงทุน คือ ฟิวเจอร์สที่มีอายุของสัญญาสิ้นสุดเมื่อสิ้นไตรมาส คือ Series H, M, U, Z ซึ่งสิ้นสุดสัญญาในเดือนมีนาคม มิถุนายน กันยายน และ ธันวาคม ตามลำดับ

รายละเอียดของภาพรวมของการซื้อขายฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 รวมทั้งราคาและประมาณการซื้อขายในอดีตที่ผ่านมาตั้งแต่วันที่ 24 กุมภาพันธ์ 2563 – 20 พฤษภาคม 2563 แสดงไว้ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 1 ภาพรวมของฟิวเจอร์สของดัชนี SET 50 ณ วันที่ 22 พฤษภาคม พ.ศ. 2563

ชื่อย่อสัญญา	เดือนที่สิ้นสุดสัญญา	เปลี่ยนแปลง (% เปลี่ยนแปลง)	ปริมาณ	สถานะคงค้าง	ราคาที่ใช้ชำระราคา
S50M20	มิ.ย. 63	-18.6 (-2.12%)	169,474	239,216	861.50
S50U20	ก.ย. 63	-17.6 (-2.02%)	11,055	20,394	855.70
S50Z20	ธ.ค. 63	-17.6 (-2.02%)	2,893	5,871	854.20
รวม SET50 Index Futures			**183,422**	**265,481**	

ที่มา: ตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย), พฤษภาคม พ.ศ. 2563

วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1) วิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต
2) ทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต และแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต
3) เปรียบเทียบผลการทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ระหว่างแบบจำลองโลจิตกับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต

วิธีการศึกษา

การศึกษานี้มีคำถามวิจัย จำนวน 3 ข้อ ดังนี้

คำถามวิจัยข้อที่ 1) ปัจจัยใดที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย)

วิธีการวิจัยเพื่อบรรลุวัตถุประสงค์ข้อที่ 1 จะได้ใช้แบบจำลองโลจิตในการวิเคราะห์ โดยมีตัวแปรตาม (Dependent variable) คือ ทิศทางของราคาฟิวเจอร์ส (ขึ้น มีค่าเท่ากับ 1 และ ลง มีค่าเท่ากับ 0) และตัวแปรอิสระ (Independent variable) คือ ข้อมูลข่าวสารต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับฟิวเจอร์ส และผลต่างระหว่างราคาฟิวเจอร์สกับดัชนีฐาน ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีประสิทธิภาพของตลาดเงินและตลาดทุน (Cox, 1976) และทฤษฎี Index Arbitrage Model (Neal, 1996)

คำถามวิจัยข้อที่ 2) ความแม่นยำในการทำนายทิศของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต มีมากน้อยเพียงใด

วิธีการวิจัยเพื่อบรรลุวัตถุประสงค์ข้อที่ 2 จะได้นำเอาค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สด้วยแบบจำลองโลจิตไปใช้ในการทำนายทิศทางของราคาฟิวเจอร์สด้วยข้อมูลที่ได้กันไว้สำหรับการทำนายความแม่นยำ

คำถามวิจัยข้อที่ 3) หากเปรียบเทียบความแม่นยำในการทำนายทิศของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ระหว่างแบบจำลองโลจิตกับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต แบบจำลองใดจะแม่นยำกว่ากัน

วิธีการวิจัยเพื่อบรรลุวัตถุประสงค์ข้อที่ 3 จะได้เปลี่ยนไปใช้แบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิตในการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์ส แล้วนำเอาค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้ไปทดสอบความแม่นยำ จากนั้นเปรียบเทียบผลการทำนายระหว่างแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิตกับแบบจำลองโลจิต

ผลการศึกษา

1.ผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองโลจิต (Logit)

ผลการศึกษาในส่วนแรกคือ ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองโลจิต (Logit) ซึ่งได้ใช้แบบจำลอง Binary Logit ประมาณค่าแบบจำลองจำนวน 11 แบบจำลองด้วยกัน ทั้งนี้ในแบบจำลองที่ 1 พบว่าตัวแปร DDOW_T1 และ DDOWF_T1 มีความสัมพันธ์ระหว่างกันค่อนข้างสูง ทำให้โปรแกรม Eviews แสดงผลว่ามีปัญหา Near singular matrix ทำให้ไม่สามารถประมาณค่าโดยมีตัวแปรทั้งสองอยู่ร่วมกันได้ ดังนั้นจึงได้ตัดตัวแปร DDOWF_T1 ออกไปก่อน จากนั้นจึงได้สร้างแบบจำลองที่ 2 ขึ้นมาโดยทดลองตัดตัวแปร DDOW_T1 ออก

บ้าง หลังจากนั้นในแบบจำลองที่ 3 ได้ทดลองตัดค่าคงที่ (Constant) ออกจากแบบจำลองที่ 1 ส่วนในแบบจำลองที่ 4 ถึงแบบจำลองที่ 9 ได้คัดเลือกเอาเฉพาะตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติ หรือ ใกล้เคียงที่จะมีนัยสำคัญทางสถิติมาทดลองประมาณค่า แต่ในแบบจำลองที่ 10 ได้ประมาณค่าตามความใฝ่รู้ของผู้วิจัย นั่นคือได้ทดลองจับคู่ตัวแปร DSET50_T1 และ DDOWF_T1 ไว้ด้วยกันแม้ว่าจะไม่มีนัยสำคัญทางสถิติมาก่อน ซึ่งเหตุที่เป็นเช่นนั้นเพราะว่า ตัวแปรทั้งสองน่าจะมีความสัมพันธ์สูงกับตัวแปรในแบบจำลองอื่น ๆ คือ DSET_T1 และ DDOW_T1 ทำให้เมื่ออยู่ในแบบจำลองเดียวกันกับตัวแปรดังกล่าวแล้ว อาจจะทำให้ความมีนัยสำคัญหลบซ่อนอยู่และไม่ได้แสดงออกมา ดังนั้นจึงได้ทดลองแยกตัวแปรคู่ดังกล่าวออกมาประมาณค่า ส่วนในแบบจำลองที่ 11 เป็นการทดลองประมาณค่าแบบจำลองที่ 10 ซึ่งเพิ่มให้มีค่าคงที่เข้าไปด้วย

การรายงานผลแบบจำลองต่าง ๆ ได้เลือกรายงานตัวเลขดังนี้ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient) ของตัวแปรต่าง ๆ ค่า Standard error ซึ่งแสดงไว้ในวงเล็บ เพื่อแสดงให้เห็นถึงการกระจายตัวของค่าสัมประสิทธิ์ และจะสามารถใช้ประโยชน์ในการคำนวณค่าสถิติ z ได้ จากนั้นได้แสดงนัยสำคัญทางสถิติไว้ด้วยเครื่องหมายดอกจัน (*) โดยกำหนดความมีนัยสำคัญทางสถิติในสามระดับ คือ ร้อยละ 90 (*) ร้อยละ 95 (**) และ ร้อยละ 99 (***) ไม่เพียงเท่านั้นยังแสดงค่า Sum squared residual ของแต่ละแบบจำลองไว้ด้วย เพื่อที่อาจจะใช้เปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนระหว่างแต่ละแบบจำลอง ซึ่งหากค่านี้มีค่าน้อยกว่าจะแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีความเข้ากันได้กับข้อมูลมากกว่า นอกจากนั้นยังได้แสดงค่า McFadden R-squared ซึ่งเป็นค่า R-squared ที่ใช้เฉพาะกับแบบจำลอง Logit เพราะว่า R-squared ปกติจะใช้กับแบบจำลอง Ordinary Least Squares (OLS) แต่ในแบบจำลอง Logit จะใช้ McFadden R-squared นี้แทน แต่ทั้งนี้หากแบบจำลองใดที่ไม่มีค่าคงที่ (Constant) จะไม่สามารถคำนวณหา McFadden R-squared ได้ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองโลจิต (Logit) ได้แสดงไว้ในตารางที่ 2 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองโลจิต (Logit)

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
DSET_T1	1.992362*** (0.705092)	1.995121*** (0.707830)	1.985201*** (0.702312)	2.592699*** (0.327708)	2.547721*** (0.321972)	2.368908*** (0.302334)
DSET50_T1	0.626739 (0.687828)	0.618533 (0.690903)	0.626648 (0.687376)			

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
DDOW_T1	0.296900 (0.334449)		0.300460 (0.330952)			
DDOWF_T1		0.317310 (0.334479)				
DBRENT_T1	0.166990 (0.331389)	0.167836 (0.330752)	0.167643 (0.330085)			
DGOLD_T1	0.530732 (0.324378)	0.529815 (0.324229)	0.534016 (0.326052)	0.475776 (0.320940)		
S50_T1	-0.003134 (0.007267)	-0.003039 (0.007295)	- 0.001865*** (0.000458)	- 0.001504*** (0.000289)	- 0.001252*** (0.000228)	
S50_SET50_T1	-0.006455 (0.045847)	-0.007322 (0.045989)	-0.012329 (0.032314)			
Constant	1.440112 (8.232853)	1.318628 (8.268602)	-	-	-	- 1.299283*** (0.230283)
SSE	38.32914	38.31401	38.33819	39.92098	40.31489	44.91554
McFadden R-squared	0.250122	0.250550	-	-	-	0.211673

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ Standard error

*** คือ นัยสำคัญ ณ ความเชื่อมั่นร้อยละ 99, ** คือ นัยสำคัญ ณ ความเชื่อมั่นร้อยละ 95

* คือ นัยสำคัญ ณ ความเชื่อมั่นร้อยละ 90

ตารางที่ 2 ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยแบบจำลองโลจิต (Logit) (ต่อ)

	แบบจำลอง ที่ 7	แบบจำลอง ที่ 8	แบบจำลอง ที่ 9	แบบจำลอง ที่ 10	แบบจำลอง ที่ 11
DSET_T1	1.069625*** (0.195896)	2.287725*** (0.308827)	1.437731*** (0.280395)		
DSET50_T1				1.336687*** (0.276710)	2.078340*** (0.299235)
DDOW_T1		0.345870 (0.304988)	-0.579170** (0.244861)		
DDOWF_T1				-0.485434** (0.240527)	0.379568 (0.299092)
DBRENT_T1					
DGOLD_T1					
S50_T1					
S50_SET50_T1					
Constant	-	-1.451644*** (0.278096)	-	-	- 1.308092*** (0.267133)
Sum squared residual	54.05839	43.71529	50.78141	51.93119	45.72008
McFadden R-squared	-	0.209166	-	-	0.182381

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ Standard error

*** คือ นัยสำคัญ ณ ความเชื่อมั่นร้อยละ 99, ** คือ นัยสำคัญ ณ ความเชื่อมั่นร้อยละ 95

* คือ นัยสำคัญ ณ ความเชื่อมั่นร้อยละ 90

เมื่อได้ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรในแต่ละแบบจำลอง Logit มาแล้ว นำมาทดลองพยากรณ์ความแม่นยำด้วยข้อมูล Validation Set โดยใช้ทุกตัวแปรในแบบจำลองนั้น ไม่เฉพาะที่พบว่ามีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งการพยากรณ์กำหนดให้ค่า Probability ที่คำนวณได้ตั้งแต่ 0.50 ขึ้นไปทำนายว่า ราคาของ TFEX จะเพิ่มขึ้น และหาก

ค่า Probability ไม่ถึง 0.50 จะทำนายว่า ราคาของ TFEX จะลดลง ทำให้สามารถทำนายได้ทุกกรณี ไม่มีตัวอย่างใดที่จะไม่สามารถทำนายได้ (เช่น หากกำหนดว่า Probability เท่ากับ 0.50 จะถือว่า ทำนายไม่ได้ เป็นต้น) ทั้งนี้ ข้อมูลใน Validation set มีจำนวน 140 ตัวอย่างด้วยกัน

ผลการพยากรณ์ความแม่นยำของแบบจำลองโลจิต (Logit) ด้วยข้อมูล Validation Set แสดงไว้ในตารางที่ 3 ดังนี้

ตารางที่ 3 ผลการพยากรณ์ความแม่นยำของแบบจำลองโลจิต (Logit) ด้วยข้อมูล Validation Set

	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์ถูกต้อง	สัดส่วนของการพยากรณ์ที่ถูกต้อง (ร้อยละ)	ลำดับความแม่นยำ
แบบจำลองที่ 1	140	62	44.29	2
แบบจำลองที่ 2	140	62	44.29	2
แบบจำลองที่ 3	140	62	44.29	2
แบบจำลองที่ 4	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 5	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 6	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 7	**140**	**66**	**47.14**	**1**
แบบจำลองที่ 8	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 9	140	57	40.71	5
แบบจำลองที่ 10	140	57	40.71	5
แบบจำลองที่ 11	140	60	42.86	4

ผลจากการทำนายพบว่า แบบจำลอง Logit ที่ดีที่สุด คือ แบบจำลองที่ 7 รองลงมาคือแบบจำลองที่ 1, 2 และ 3 ซึ่งทำนายได้แม่นยำเท่ากัน สังเกตได้ว่าแบบจำลองที่ 7 คือ แบบจำลองที่มีตัวแปรเดียว คือ DSET_T1 และไม่มีค่าคงที่ แต่แบบจำลองที่ 1, 2 และ 3 เป็นแบบจำลองที่มีตัวแปรเป็นจำนวนมาก และคละกันทั้งมีและไม่มีค่าคงที่ แต่ทั้งนี้ในแบบจำลองกลุ่มดังกล่าวก็ปรากฏเฉพาะตัวแปร DSET_T1 ที่มีนัยสำคัญทางสถิติในทั้งสามแบบจำลอง ผลการทดลองในส่วนนี้จึงทำให้เห็นว่า การแยกเอาตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติเท่านั้นมาใช้ในการทำนายผลจะทำให้มีความแม่นยำมากกว่า

2.ผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง Adaptive Logit

ผลการศึกษาในส่วนถัดไปเป็นการประมาณค่าแบบจำลอง Adaptive Logit ซึ่งได้แบ่งออกเป็นการกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 และเท่ากับ 100 เพื่อดูความแตกต่างของผลเมื่อมีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงที่แตกต่างกันในการปรับค่าพารามิเตอร์ให้ได้ผลการทำนายที่แม่นยำที่สุด

การรายงานผลจะแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ หนึ่ง ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit ซึ่งเป็นค่าที่จะใช้ปรับกับค่าพารามิเตอร์เดิมของแบบจำลอง Logit สอง ค่าพารามิเตอร์ที่ปรับค่าแล้ว และสาม ค่าความแม่นยำในการทำนายผลด้วยข้อมูล Validation set

ผลการศึกษาต่าง ๆ ได้รายงานไว้ดังต่อไปนี้

2.1.1 เมื่อกำหนดให้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1

ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 ได้รายงานไว้ในตารางที่ 4 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4 ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
DSET_T1	0.94040	0.92463	0.95714	Not converged	Not converged	1.03340
DSET50_T1	0.96172	0.93747	0.97436			
DDOW_T1	0.92968		0.94957			
DDOWF_T1		0.94791				
DBRENT_T1	0.94591	0.95172	0.96266			
DGOLD_T1	0.95372	0.93165	0.98147	Not converged		
S50_T1	1.06640	1.05770	1.02910	Not converged	Not converged	

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
S50_SET50_T1	1.05380	1.05300	1.03320			
Constant	0.91772	0.94141				0.95693

ตารางที่ 4 ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 (ต่อ)

	แบบจำลองที่ 7	แบบจำลองที่ 8	แบบจำลองที่ 9	แบบจำลองที่ 10	แบบจำลองที่ 11
DSET_T1	Not converged	1.04090	Not converged		
DSET50_T1				Not converged	0.31339
DDOW_T1		1.03420	Not converged		
DDOWF_T1				Not converged	0.33226
DBRENT_T1					
DGOLD_T1					
S50_T1					
S50_SET50_T1					
Constant		0.95909			0.34501

ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 ได้รายงานไว้ในตารางที่ 5 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 5 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
DSET_T1	1.87362	1.84475	1.90012	Not converged		2.44802
DSET50_T1	0.60275	0.57986	0.61058		Not converged	
DDOW_T1	0.27602		0.28531			
DDOWF_T1		0.30078				
DBRENT_T1	0.15796	0.15973	0.16138			
DGOLD_T1	0.50617	0.49360	0.52412			
S50_T1	-0.00334	-0.00321	-0.00192			
S50_SET50_T1	-0.00680	-0.00771	-0.01274	Not converged		
Constant	1.32162	1.24137				-1.24332

ตารางที่ 5 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 (ต่อ)

	แบบจำลองที่ 7	แบบจำลองที่ 8	แบบจำลองที่ 9	แบบจำลองที่ 10	แบบจำลองที่ 11
DSET_T1	1.06962	2.38129	Not converged		
DSET50_T1				Not converged	0.1485
DDOW_T1		0.35770	Not converged		
DDOWF_T1				Not converged	0.0243
DBRENT_T1					
DGOLD_T1					
S50_T1					
S50_SET50_T1					
Constant		-1.39226			0.0730

เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์ที่ปรับแล้วจากค่าน้ำหนักต่าง ๆ ที่ได้จากแบบจำลอง Logit จึงได้นำมาทดลองวัดความแม่นยำด้วยข้อมูลใน Validation set ซึ่งผลการพยากรณ์แสดงไว้ในตารางที่ 6 ดังนี้

ตารางที่ 6 ผลการพยากรณ์ความแม่นยำของแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 ด้วยข้อมูล Validation Set

	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์ถูกต้อง	สัดส่วนของการพยากรณ์ที่ถูกต้อง (ร้อยละ)	ลำดับความแม่นยำ
แบบจำลองที่ 1	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 2	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 3	**140**	**62**	**44.29**	**2**
แบบจำลองที่ 4	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 5	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 6	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 7	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 8	140	61	43.57	3
แบบจำลองที่ 9	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 10	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 11	**140**	**66**	**47.14**	**1**

ผลการทำนายความแม่นยำพบว่า แบบจำลองที่ 11 มีความแม่นยำสูงสุด ในขณะที่แบบจำลองที่ 3 ได้ผลการทำนายที่แม่นยำมาเป็นอันดับที่สอง ผลการทำนายเช่นนี้ต่างจากแบบจำลอง Logit เนื่องจาก แบบจำลองที่ 7 ไม่สามารถประมาณค่าได้ (Not converged) เพราะ algorithm ไม่สามารถทำให้เกิดการลู่เข้าของคำตอบ (Convergence) ได้ ทำให้ไม่สามารถบ่งบอกได้ว่าแบบจำลองที่ 7 จะแม่นยำเพียงใด แต่ในบรรดาแบบจำลองที่ประมาณค่าได้นั้น แบบจำลองที่ 11 ซึ่งไม่ได้มีความแม่นยำมากนักจากแบบจำลอง Logit กลายเป็นแบบจำลองที่แม่นยำที่สุด ในขณะที่แบบจำลองที่ 3 ซึ่งในแบบจำลอง Logit พบว่าเกาะกลุ่มแบบจำลองที่มาเป็นอันดับที่สองร่วมกับแบบจำลองที่ 1, 2 และ 3 แต่ในแบบจำลอง Adaptive Logit สามารถแยกเอาแบบจำลองที่ 3 ออกมาให้เห็นว่าแม่นยำกว่าแบบจำลองที่ 1 และ 2 ได้ ทั้ง ๆ ที่ค่า Sum Squared Residual ของแบบจำลองที่ 3 มากกว่าของแบบจำลองที่ 1 และ 2 (แบบจำลองที่ 1 มีค่า SSR เท่ากับ 38.32914 ในขณะที่แบบจำลองที่ 2 มีค่า SSR เท่ากับ 38.31401 และแบบจำลองที่ 3 มีค่า SSR เท่ากับ 38.33819) ข้อค้นพบตรงนี้จึงทำให้เห็นว่า แบบจำลอง Adaptive Logit สามารถเปลี่ยนให้แบบจำลองที่ไม่แม่นยำจากแบบจำลอง Logit กลับกลายเป็นมีความแม่นยำ

กว่าแบบจำลองอื่นได้ (Turning losers into winners) และจึงเป็นที่น่าสนใจว่าเมื่อนำแบบจำลองเหล่านี้มาเปรียบเทียบผลความแม่นยำด้วยข้อมูล Testing set แล้ว แบบจำลองใดจะแม่นยำกว่ากัน

อย่างไรก็ตาม มีข้อสังเกตทางเทคนิคที่ควรบันทึกไว้ คือ ผลการประมาณค่าพบว่า แบบจำลองที่ 4, 5, 7, 9 และ 10 ไม่สามารถประมาณค่าได้เนื่องจาก Algorithm ของแบบจำลอง Adaptive Logit ไม่สามารถทำให้เกิดการลู่เข้าหาคำตอบ (Convergence) ได้ ทั้งนี้อาจจะเนื่องมาจากมีจำนวนตัวแปรน้อยเกินไป จนไม่สามารถปรับค่าตัวแปรให้ตรงกับข้อมูลใน Learning set ได้จนไม่มีความผิดพลาดในการทำนาย ทำให้เงื่อนไข while Y hat is not Y ยังคงทำงานเรื่อย ๆ ไม่จบสิ้น สังเกตว่าหากมีจำนวนตัวแปรที่มากพอ และมีค่าคงที่ (Constant) จะทำให้ Algorithm ของแบบจำลอง Adaptive Logit สามารถหาคำตอบได้

ข้อสังเกตอีกประการหนึ่ง คือ การกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 1 ทำให้อัตราการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ค่อนข้างน้อย กล่าวคือ ค่าพารามิเตอร์อาจจะเปลี่ยนแปลงไปจากเดิม (จากแบบจำลอง Logit) ไม่เกินร้อยละ 10 ทำให้คาดการณ์ได้ว่าผลการทำนายย่อมไม่ต่างจากแบบจำลอง Logit มากนัก ดังนั้น หากจะให้ผลการทำนายออกมาแตกต่างมาก ๆ อาจจะต้องปรับอัตราการเรียนรู้ให้มากขึ้น เพื่อให้ค่าพารามิเตอร์มีการเปลี่ยนแปลงในช่วงที่กว้างขึ้น ผู้วิจัยจึงทดลองใช้อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 100 ในการทดลองต่อไป

2.1.2 เมื่อกำหนดให้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100

ผลการศึกษาในส่วนนี้เกิดจากการทดลองกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ให้เพิ่มขึ้นเป็น 100 (จากเดิมเท่ากับ 1) เพื่อทดลองว่าจะทำให้ค่าพารามิเตอร์เกิดการเปลี่ยนแปลงในช่วงที่กว้างขึ้นเพียงใด และจะส่งผลต่อการทำนายให้เปลี่ยนแปลงไปมากน้อยเพียงใด

ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100 แสดงไว้ในตารางที่ 7 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 7 ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
DSET_T1	-2.5038	-1.1123	-2.8212	Not converged	Not converged	-0.06752
DSET50_T1	-2.7495	-2.0964	-1.8628			
DDOW_T1	-1.5893		-4.2149			

ตารางที่ 7 ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100 (ต่อ)

	แบบจำลองที่ 1	แบบจำลองที่ 2	แบบจำลองที่ 3	แบบจำลองที่ 4	แบบจำลองที่ 5	แบบจำลองที่ 6
DDOWF_T1		-3.9105				
DBRENT_T1	-1.905	-1.8104	-0.97121			
DGOLD_T1	-4.4768	-2.329	-2.2795	Not converged		
S50_T1	4.9444	5.2251	3.6191	Not converged	Not converged	
S50_SET50_T1	3.8315	4.0072	4.4487			
Constant	-1.3331	-3.1453				2.444

ตารางที่ 7 ค่าน้ำหนักที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100 (ต่อ)

	แบบจำลองที่ 7	แบบจำลองที่ 8	แบบจำลองที่ 9	แบบจำลองที่ 10	แบบจำลองที่ 11
DSET_T1	Not converged	-0.63488	Not converged		
DSET50_T1				Not converged	-23.064
DDOW_T1		-0.42745	Not converged		
DDOWF_T1				Not converged	-23.475
DBRENT_T1					

	แบบจำลอง ที่ 7	แบบจำลอง ที่ 8	แบบจำลอง ที่ 9	แบบจำลอง ที่ 10	แบบจำลอง ที่ 11
DGOLD_T1					
S50_T1					
S50_SET50_T1					
Constant		4.6892			-23.388

ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100 แสดงไว้ในตารางที่ 8 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 8 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100

	แบบจำลอง ที่ 1	แบบจำลอง ที่ 2	แบบจำลอง ที่ 3	แบบจำลอง ที่ 4	แบบจำลอง ที่ 5	แบบจำลอง ที่ 6
DSET_T1	-4.98848	-2.21917	-5.60065	2.592699	2.547721	-0.15994156
DSET50_T1	-1.72322	-1.29669	-1.16732			
DDOW_T1	-0.47186		-1.26641			
DDOWF_T1		-1.24084				
DBRENT_T1	-0.31812	-0.30385	-0.16282			
DGOLD_T1	-2.37598	-1.23394	-1.21729	0.475776		
S50_T1	-0.01550	-0.01588	-0.00675	-0.001504	-0.001252	
S50_SET50_T1	-0.02473	-0.02934	-0.05485			
Constant	-1.91981	-4.14748				-3.17544765

ตารางที่ 8 ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100 (ต่อ)

	แบบจำลองที่ 7	แบบจำลองที่ 8	แบบจำลองที่ 9	แบบจำลองที่ 10	แบบจำลองที่ 11
DSET_T1	1.069625	-1.45243085	1.4377		
DSET50_T1				1.3367	-10.9277
DDOW_T1		-0.14784213	-0.5792		
DDOWF_T1				-0.4854	-1.7202
DBRENT_T1					
DGOLD_T1					
S50_T1					
S50_SET50_T1					
Constant		-6.80704904			-4.9461

เมื่อได้ค่าพารามิเตอร์มาแล้ว จึงนำไปพยากรณ์ความแม่นยำด้วยข้อมูลใน Validation set ซึ่งได้ผลการพยากรณ์ออกมาในตารางที่ 9 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 9 ผลการพยากรณ์ความแม่นยำของแบบจำลอง Adaptive Logit เมื่อใช้อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 100 ด้วยข้อมูล Validation Set

	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์ถูกต้อง	สัดส่วนของการพยากรณ์ที่ถูกต้อง (ร้อยละ)	ลำดับความแม่นยำ
แบบจำลองที่ 1	140	74	52.86	1
แบบจำลองที่ 2	140	74	52.86	1
แบบจำลองที่ 3	140	74	52.86	1
แบบจำลองที่ 4	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 5	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 6	140	74	52.86	1
แบบจำลองที่ 7	140	Not converged	N/A	N/A

	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์ถูกต้อง	สัดส่วนของการพยากรณ์ที่ถูกต้อง (ร้อยละ)	ลำดับความแม่นยำ
แบบจำลองที่ 8	140	74	52.86	1
แบบจำลองที่ 9	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 10	140	Not converged	N/A	N/A
แบบจำลองที่ 11	140	74	52.86	1

ผลการทดลองออกมาว่าทุกแบบจำลองทำนายได้แม่นยำเท่ากันทั้งหมด คือ ทายถูก 74 กรณี จากทั้งหมด 140 กรณี คิดเป็นอัตราการทำนายถูกเท่ากับร้อยละ 52.86 ซึ่งสาเหตุที่เป็นเช่นนี้จะสามารถเข้าใจได้ทันทีเมื่อเปรียบเทียบกับจำนวนตัวอย่างใน Validation set ที่พบว่า ในความเป็นจริงเกิดการเพิ่มขึ้นของราคาของ TFEX เท่ากับ 74 กรณีพอดี นั่นก็คือแบบจำลองทั้งหมดในชุดนี้ ซึ่งใช้อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 100 ได้ทายในทุกกรณีว่าราคาของ TFEX จะขึ้นเท่านั้น

การทำนายแบบ Extreme ข้างเดียวว่า “ราคาของ TFEX จะขึ้นเท่านั้น” เช่นนี้ อาจจะดีก็ได้ เพราะสามารถทำให้การลงทุนได้กำไร เนื่องจากในความเป็นจริงมีการเพิ่มขึ้นของราคา TFEX ในสัดส่วนร้อยละ 52.86 และมีการลดลงของราคา TFEX ในสัดส่วนที่เหลือ คือ ร้อยละ 47.14 ซึ่งหากแนวโน้มที่จะเป็นเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ ก็จะทำให้นักลงทุนได้กำไรสุทธิจากการทำนายเพียงด้านเดียวว่า ราคาของ TFEX จะขึ้นเท่านั้น

อย่างไรก็ตาม มีความน่าสนใจว่าการทำนายแบบนี้เป็นผลผลิตมาจาก Algorithm ของ Adaptive Logit ที่พยายามจะทำให้เกิดการทำนายให้ถูกต้องสำหรับทุกตัวอย่าง ซึ่งจะนำไปสู่ปัญหา Overfitting หรือไม่ สิ่งนี้จึงจะพบได้จากการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง Adaptive Logit ที่ใช้อัตราการเรียนรู้ที่แตกต่างกัน และในการเปรียบเทียบกับแบบจำลอง Logit ด้วยข้อมูลใน Testing set ซึ่งจะได้นำเสนอในส่วนถัดไป

3 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองโลจิต (Logit) และ แบบจำลอง Adaptive Logit

เมื่อได้ทดลองวัดความแม่นยำของแบบจำลอง Logit และแบบจำลอง Adaptive Logit ทั้งที่กำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 1 และ 100 ด้วยข้อมูลใน Validation set แล้ว ในลำดับสุดท้ายจะได้ทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองที่ดีที่สุดจากแต่ละกลุ่มดังกล่าวด้วยข้อมูลที่แต่ละแบบจำลองไม่เคยเห็นมาก่อน และเป็นข้อมูลที่เป็นปัจจุบันที่สุด คือ ข้อมูล Testing set จำนวน 100 ตัวอย่าง

แบบจำลอง Logit ที่นำมาทดลองในขั้นสุดท้ายนี้ คือ แบบจำลองที่ 3, 7 และ 11 ทั้งนี้แบบจำลองที่ 7 คือ แบบจำลองที่เคยแม่นยำที่สุด ในขณะที่แบบจำลองที่ 3 คือ แบบบจำลองที่เคยแม่นยำเป็นอันดับสอง ส่วนการนำแบบจำลองที่ 11 เข้ามาด้วยเป็นเพราะว่า แบบจำลองที่ 11 ของ Adaptive Logit ได้เข้ามาทดสอบด้วย ทำให้จึงน่าสนใจว่าหากนำแบบจำลองดังกล่าวของ Logit มาเปรียบเทียบด้วยแล้วจะได้ผลอย่างไร

แบบจำลอง Adaptive Logit ที่นำมาทดลองในขั้นสุดท้ายนี้ คือ แบบจำลองที่ 3 และ 11 ทั้งที่กำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 1 และ 100 ด้วยเหตุผลที่ว่าเป็นแบบจำลองที่แม่นยำที่สุดและแม่นยำรองลงมา จากการทดสอบด้วยข้อมูล Validation set ซึ่งแม้ว่าในการกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 100 จะไม่มีแบบจำลองใดที่ทำนายได้แม่นยำน้อยกว่า แต่ในเมื่อได้แบบจำลองที่แม่นยำกว่าจากการกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 1 มาแล้ว จึงเลือกเฉพาะแบบจำลองที่ 3 และ 11 มาเท่านั้น

ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองโลจิต (Logit) และ แบบจำลอง Adaptive Logit ด้วยข้อมูล Testing Set ได้แสดงไว้ในตารางที่ 10 ดังนี้

ตารางที่ 10 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองโลจิต (Logit) และแบบจำลอง Adaptive Logit ด้วยข้อมูล Testing Set

	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์ถูกต้อง	สัดส่วนของการพยากรณ์ที่ถูกต้อง (ร้อยละ)	ลำดับความแม่นยำ
Logit				
แบบจำลองที่ 3	100	51	51	2
แบบจำลองที่ 7	**100**	**57**	**57**	**1**
แบบจำลองที่ 11	**100**	**57**	**57**	**1**
Adaptive Logit				
แบบจำลองที่ 3 อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 1	100	49	49	**3**
แบบจำลองที่ 3 อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 100	100	49	49	3
แบบจำลองที่ 11	**100**	**57**	**57**	**1**

	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์	จำนวนตัวอย่างที่พยากรณ์ถูกต้อง	สัดส่วนของการพยากรณ์ที่ถูกต้อง (ร้อยละ)	ลำดับความแม่นยำ
อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 1				
แบบจำลองที่ 11 อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ 100	100	43	43	4

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า มีหลายแบบจำลองที่ให้ผลความแม่นยำที่เท่ากัน คือ แบบจำลองที่ 7 และ 11 ของ Logit และแบบจำลองที่ 11 ซึ่งกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 1 จาก Adaptive Logit อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำของทุกแบบจำลองที่ถือได้ว่าแม่นยำที่สุดดังกล่าวก็เพียงทำให้สัดส่วนการทำนายถูก เกินกว่าครึ่งมาเพียงเล็กน้อย คือ ร้อยละ 57 เมื่อพิจารณาไปถึงรายละเอียดต่างจะเห็นว่า แบบจำลองดังกล่าวที่พบว่าแม่นยำที่สุดเหล่านี้ ต่างก็ทำนายแบบ Extreme คือ ทำนายว่าราคาของ TFEX จะขึ้นทุกกรณี ประเด็นเหล่านี้มีความน่าสนใจที่จะนำมาอภิปรายกันในส่วนของการอภิปรายผลการศึกษา และจะได้นำไปสู่ข้อสรุปของการศึกษา ซึ่งจะได้แสดงไว้ในบทถัดไป

สรุปผลการศึกษา

การศึกษานี้มุ่งตอบจุดประสงค์สามเรื่อง คือ หนึ่ง วิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต สอง ทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ด้วยแบบจำลองโลจิต และแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต และสาม เปรียบเทียบผลการทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) ระหว่างแบบจำลองโลจิตกับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต

ข้อค้นพบสำคัญของการศึกษานี้ ประกอบด้วยดังต่อไปนี้

1) ปัจจัยที่มีผลมากที่สุดต่อทิศทางของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) คือ การเปลี่ยนแปลงของดัชนีตลาดหลักทรัพย์ของประเทศไทยในวันที่ผ่านมา (DSET_T1) โดยมีผลเป็นบวก กล่าวคือ หากเมื่อวันที่ผ่านมาพบว่าดัชนีดังกล่าวเพิ่มขึ้น ก็จะทำให้โอกาสที่ราคาของ TFEX ในวันถัดมา

จะเพิ่มขึ้นมีมากขึ้นตามไปด้วย รองลงมาคือ ระดับดัชนี SET50 ในวันที่ผ่านมา (S50_T1) โดยมีผลเป็นลบ กล่าวคือ หากดัชนี SET50 ยิ่งสูงขึ้นมากเท่าใด ยิ่งมีโอกาสที่ราคา TFEX จะลดลงมากเท่านั้น

2) แบบจำลองโลจิต (Logit) สามารถทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคา TFEX ได้โดยมีความแม่นยำสูงสุดประมาณร้อยละ 47.14 เมื่อใช้ข้อมูลจาก Validation set

3) แบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) สามารถทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคา TFEX ได้โดยมีความแม่นยำสูงสุดประมาณร้อยละ 47.14 ด้วยเช่นกัน เมื่อใช้ข้อมูลจาก Validation set และเมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เท่ากับ 1 แต่สามารถทำนายโดยมีความแม่นยำเพิ่มขึ้นได้อีก เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 100 โดยทำให้มีความแม่นยำเพิ่มเป็นประมาณร้อยละ 52.86

4) เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่างแบบจำลองโลจิต (Logit) กับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) ในการทำนายทิศทางการเปลี่ยนแปลงของราคาฟิวเจอร์สของดัชนี SET50 ในตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย) พบว่าแบบจำลองทั้งสองให้ความแม่นยำเท่ากัน คือ มีความแม่นยำประมาณร้อยละ 57 เท่ากัน ทั้งนี้เมื่อกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) สำหรับแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) ให้เท่ากับ 1 อย่างไรก็ตาม การทำนายผลของแบบจำลองทั้งสองประเภทนั้นเป็นการทำนายผลแบบ Extreme คือ ทำนายว่าราคาของ TFEX จะเพิ่มขึ้นเท่านั้นสำหรับทุกวัน

5) ข้อสรุปอื่น ๆ ที่ทำให้เข้าใจการทำงานของแบบจำลองโลจิต (Logit) และแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิต (Adaptive Logit) มากขึ้น ดังนี้

5.1) การเลือกเฉพาะตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติในแบบจำลอง Logit มาใช้ในการทำนายผล จะทำให้เกิดความแม่นยำมากกว่าการใช้ตัวแปรรวมกันระหว่างทั้งที่มีและไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

5.2) แบบจำลอง Adaptive Logit ไม่ได้ก่อให้เกิดภาวะ Overfitting เพราะว่าการทำนายผลแบบ Extreme คือ ทำนายว่าราคาของ TFEX จะเพิ่มขึ้นเท่านั้นสำหรับทุกวันนั้นก็เกิดขึ้นจากแบบจำลองโลจิต (Logit) ด้วยเช่นกัน

5.3) แม้ว่าแบบจำลอง Adaptive Logit ยังมีจุดอ่อนในเรื่องการไม่สามารถหาคำตอบได้ในบางกรณี แต่สามารถแก้ไขได้จากการเพิ่มค่าคงที่ (Constant) เข้าไปในแบบจำลอง

5.4) แบบจำลอง Adaptive Logit ทำให้แบบจำลอง Logit ที่ไม่แม่นยำกลับกลายมามีความแม่นยำสูงขึ้น (Turning losers into winners) เพราะใช้กลไกการคำนวณ (Algorithm) ที่ปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ของแต่ละตัวอย่างจนทำให้การทำนายผลตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง ซึ่งความแม่นยำอาจจะสามารถเพิ่มขึ้นได้อีกเมื่อแบ่งกลุ่มของตัวแปรต้น (Explanatory variables) แล้วใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ต่างกัน โดยไม่ได้ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่เป็นเพียงค่าเฉลี่ย (Arithmetic mean) ของทุกตัวอย่างเท่านั้น ซึ่งการปรับปรุงความแม่นยำเช่นนี้สามารถเป็น

ประเด็นการศึกษาเพิ่มเติมในอนาคตได้ และอาจจะส่งผลทำให้แบบจำลอง Adaptive Logit มีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลอง Logit ก็เป็นได้

ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

1) นักลงทุนควรตัดสินใจเลือกซื้อหรือขาย SET50 Index Futures โดยใช้แบบจำลองโลจิตและแบบจำลองอะแด็พทีฟโลจิตช่วยในการตัดสินใจ กล่าวคือ แบบจำลองดังกล่าวจะสะท้อนภาพแนวโน้มของตลาด ทำให้นักลงทุนเชื่อมั่นได้ว่าตลาดเป็นขาขึ้นหรือขาลง เพราะผลการทำนายจากแบบจำลองที่ดีที่สุดของทั้งสองประเภทมักจะปรากฏออกมาอย่างชัดเจนว่าให้ซื้อหรือขายในทิศทางเดียวกัน หรือเป็นการทำนายผลแบบ Extreme

2) นักลงทุนควรระมัดระวังเพิ่มขึ้นเมื่อดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) เพิ่มสูงขึ้นย่อมมีผลของการลดน้อยถอยลงของอัตราผลตอบแทนจากการลงทุน (Diminishing return of investment) ซึ่งผลการศึกษาชี้ชัดว่าจะเพิ่มโอกาสที่จะเกิดการวกกลับของแนวโน้มของราคา SET50 Index Futures

เอกสารอ้างอิง

คมสัน สุริยะ. 2552. แบบจำลองโลจิต: ทฤษฎีและการประยุกต์ใช้ในการวิจัยทางเศรษฐศาสตร์ , เชียงใหม่: ศูนย์การวิเคราะห์เชิงปริมาณ คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

จุฑามาศ สุพรจักร. 2552. การวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของดัชนีราคาหลักทรัพย์ล่วงหน้าในตลาดอนุพันธ์ไทย สหรัฐอเมริกา ญี่ปุ่น และฮ่องกง. การค้นคว้าแบบอิสระ (เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต (สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์)). เชียงใหม่ : บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

ชวัลณัฐ บุญภักดี. 2559. ประสิทธิผลการถัวความเสี่ยงของสัญญาฟิวเจอร์สที่อ้างอิงบนดัชนีเซ็ต๕๐ ภายใต้ความอสมมาตรของราคา. การค้นคว้าแบบอิสระ (วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (การเงิน)). เชียงใหม่ : บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

ณัฐพงษ์ ทาศรี. 2554. การศึกษาเปรียบเทียบผลตอบแทนจากการลงทุนในสัญญาซื้อขายล่วงหน้าดัชนี SET50 โดยใช้การวิเคราะห์ทางเทคนิค. การค้นคว้าแบบอิสระ (บริหารธุรกิจมหาบัณฑิต (สาขาวิชาการบริหารธุรกิจ)). เชียงใหม่ : บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (2563). ห้องเรียนนักลงทุน เรื่อง อนุพันธ์ [Online] https://www.set.or.th/set/education/html.do?name=derivatives&showTitle=F สืบค้นเมื่อวันที่ 9 มกราคม 2563

ตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า (ประเทศไทย), บริษัท. 2563. ภาพรวมตลาดสัญญาซื้อขายล่วงหน้า. [Online] https://www.tfex.co.th/th/products/products.html สืบค้นเมื่อวันที่ 11 มกราคม 2563.

เทดดี้ อีริคสัน. 2560. การกลับตัวระหว่างวันของราคาของสัญญาฟิวเจอร์สบนดัชนีเซ็ต50 และสัญญาฟิวเจอร์สบนดัชนีเอสแอนด์พี 500. การค้นคว้าแบบอิสระ (วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (สาขาวิชาการเงิน)). เชียงใหม่ : บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

วิชญ์พล มังคลาภิวัฒน์. 2553. การวิเคราะห์อัตราผลตอบแทนของราคาทองคำล่วงหน้าเปรียบเทียบกับดัชนีกลุ่ม 50 หลักทรัพย์ล่วงหน้าในตลาดอนุพันธ์แห่งประเทศไทยโดยใช้วิธีมัลไทวาริเอทการ์ช . การค้นคว้าแบบอิสระ (เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต (สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์)). เชียงใหม่: บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

หลักทรัพย์ธนชาต, บริษัท. 2563. สิ่งที่ต้องทราบก่อนลงทุนใน SET50 Index Futures 10 ประการ [Online] https://www.thanachartsec.co.th/TNS_CMS/Front/Upload/TFEX_CO/D3.htm สืบค้นเมื่อวันที่ 10 มกราคม 2563

Christoffersen, Peter F. and Francis X. Diebold. 2006. “Financial Asset Returns, Direction-of-Change Forecasting, and Volatility Dynamics,” Management Science 52, 8 (Aug., 2006), pp. 1273-1287.

Clements, Michael P. and Nick Taylor. 2003. “Evaluating Interval Forecasts of High-Frequency Financial Data,” Journal of Applied Econometrics 18, 4 (Jul. - Aug., 2003), pp. 445-456.

Cox, Charles C. 1976. “Futures Trading and Market Information,” Journal of Political Economy 84, 6 (Dec., 1976), pp. 1215-1237.

Greene, William H. 2003. Econometric Analysis, 5th ed. New Jersey: Prentice Hall.

Gujarati, Damodar N. 1995. Basic Econometrics, 3rd ed. Singapore: McGraw-Hill.

Judge, George G., R. Carter Hill, William E. Griffiths, Helmut Luetkepohl and Tsong-Chao Lee. 1988. Introduction to The Theory and Practice of Econometrics, 2nd ed. New York: John Wiley & Sons.

MacKinlay, A. Craig and Krishna Ramaswamy. 1988. “Index-Futures Arbitrage and the Behavior of Stock Index Futures Prices,” The Review of Financial Studies 1, 2 (Summer, 1988), pp. 137-158.

Neal, Robert. 1996. “Direct Tests of Index Arbitrage Models,” The Journal of Financial and Quantitative Analysis 31, 4 (Dec., 1996), pp.541-562.

Suriya, Komsan and Seksiri Niwattisaiwong. 2019. “ Adaptive Logit Model: Enhancement of Predictability in Logistic Regression,” International Journal of Intelligent Technologies and Applied Statistics 12, 2: pp.169-181.

Yin, Lanwenjing. 2014. Dependence structure analysis between stock index futures and spot markets in the case of the golden week effect. Thesis (Master of Economics (Economics)). Chiang Mai : The Graduate School, Chiang Mai University.