



การประเมินราคาของออปชันด้วยวิธีทางตัวเลขและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
และเปรียบเทียบกับราคาตลาด

OPTION PRICING USING NUMERICAL METHOD AND NEURAL NETWORK METHOD

พรประสิทธิ์ ชูแสง¹ สมพร ปันโกษา² และ บำรุง พ่วงเกิด³

¹สาขาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, 2110531201008@live4.utcc.ac.th

²คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, somporn_pun@utcc.ac.th

³ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, bumroong.pu@kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อทำการเปรียบเทียบการคำนวณหาราคาออปชัน โดยใช้วิธีการเชิงตัวเลข (Numerical method) กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) ของออปชันแบบยุโรป โดยใช้ข้อมูลรายวันของกลุ่มตัวอย่างใบสำคัญแสดงสิทธิ (Warrant) ของ NEX-W2 ที่มีการซื้อขายอย่างเป็นทางการของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (The Stock Exchange of Thailand) ซึ่งใบสำคัญแสดงสิทธิของ NEX-W2 จะมีอายุ 3 ปีตั้งแต่เริ่มออก และสามารถใช้สิทธิได้เพียงครั้งเดียวที่วันหมดอายุ

จากผลการศึกษาพบว่าราคาออปชันที่ได้คำนวณมาจากวิธีการเชิงตัวเลข (Numerical method) ซึ่งประกอบด้วยวิธีแบล็คโพลล์และวิธีมอนติคาร์โลนั้น ราคาออปชันที่คำนวณได้มีค่าที่ใกล้เคียงกันอย่างมาก ส่วนราคาออปชันที่คำนวณได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าสูงกว่าวิธีการเชิงตัวเลข และมีค่าใกล้เคียงกับราคาออปชันจริงในตลาด โดยสังเกตเห็นว่าทิศทางการเคลื่อนที่แต่ละวิธีจะสอดคล้องทิศทางเคลื่อนที่ของราคาตลาด หากพิจารณาจากค่า RMSE ของทั้ง 3 วิธีดังกล่าวจะพบว่าวิธีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด เท่ากับ 1.02 ซึ่งหมายความว่า วิธีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ประมาณมูลค่าราคาสัญญาออปชันในกรณีศึกษาที่ดีที่สุด โดยค่า RMSE ของวิธีแบล็คโพลล์และวิธีมอนติคาร์โลเท่ากับ 3.936849 และ 3.937826 ตามลำดับ

คำสำคัญ:



ABSTRACT

This study aims to compare option pricing calculations employing a numerical method and a neural network for European options, utilizing daily data from a sample group of NEX-W2 warrants officially traded on the Stock Exchange of Thailand. NEX-W2 warrants have a life span of three years from issuance and can be exercised only once upon expiration.

From the study, it was found that the option prices calculated through the numerical method, consisting of the Black-Scholes method and the Monte Carlo method, were very close to each other. However, the option prices derived from the neural network method were higher than those calculated using the numerical method and were closely comparable to the actual market option prices. Notably, the price movement direction of each method was found to correspond with the market price movement direction.

Considering the RMSE value of the three methods, it was discovered that the neural network model yielded the lowest RMSE value of 1.02. This suggests that the neural network model is most appropriate for approximating option contract prices in this case study. Meanwhile, the RMSE values for the Black-Scholes method and the Monte Carlo method were 3.936849 and 3.937826 respectively.

Keyword:

1. บทนำ

ออปชัน (Options) คือ ตราสารอนุพันธ์ทางการเงินที่ให้สิทธิ์แก่เจ้าของในการซื้อหรือขายสิ่งใดสิ่งหนึ่งในอนาคต โดยส่วนใหญ่จะใช้อ้างอิงกับราคาหรือดัชนีราคาของสินค้าหรือสินทรัพย์ทางการเงินต่างๆ ที่มีความสำคัญต่อเศรษฐกิจโดยรวม เช่น ดัชนีราคาหลักทรัพย์ ราคาสินค้าเกษตร เป็นต้น โดยสำหรับผู้ลงทุนหรือผู้ที่ประกอบธุรกิจในตลาดทุนที่ต้องเผชิญความเสี่ยงต่างๆ ได้แก่ ความเสี่ยงจากอัตราดอกเบี้ย ความเสี่ยงจากอัตราแลกเปลี่ยน และความเสี่ยงที่เกิดจากการลงทุนในตลาดตราสาร ความเสี่ยงเหล่านี้เป็นความเสี่ยงสำคัญที่ผู้เกี่ยวข้องในตลาดทุนต้องเผชิญ การใช้ออปชันทางการเงินดังกล่าวช่วยให้ผู้ลงทุนและผู้ประกอบธุรกิจในตลาดทุนสามารถบริหารความเสี่ยงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การซื้อขายออปชัน กลายเป็นส่วนหนึ่งของเครื่องมือทางการเงินที่ทรงพลัง ซึ่งให้ความสามารถแก่ผู้ถือสัญญาในการที่จะซื้อหรือขายสินทรัพย์ในราคาที่กำหนดไว้ล่วงหน้า (strike price) ณ เวลาที่กำหนด (expiration date) ความเป็นมาของออปชันได้สร้างโอกาสใหม่ๆ ในโลกของการลงทุน การบริหารความเสี่ยง และการสร้างกำไรจากการขายของราคาสินทรัพย์ (จิตติ ธรรมอำนวยสุข, 2541)

การหาราคาที่เหมาะสมของออปชันในวันปัจจุบันนั้นมีความสำคัญอย่างยิ่ง เพราะเป็นการบ่งบอกถึงความคาดหวังหรือมุมมองของตลาดต่อความเคลื่อนไหวของราคาสินทรัพย์ในอนาคต ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญสำหรับนักลงทุนและนักวิเคราะห์ทางการเงินในการตัดสินใจ ช่วยให้ผู้ถือออปชันมีความเข้าใจเกี่ยวกับความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องและช่วยในการตัดสินใจว่าควรเข้าซื้อหรือขายออปชันนั้นหรือไม่

ออปชันแบบพื้นฐานที่สุดคือออปชันแบบยุโรป ที่ราคาของออปชันขึ้นอยู่กับราคาใช้สิทธิที่ชัดเจนแน่นอน และสามารถใช้สิทธิคอลหรือพุทออปชันได้ ณ วันหมดอายุของออปชันเท่านั้น โดยทั่วไปวิธีการหาราคาที่เหมาะสม



อุปชันแบบยุโรปจะนิยมใช้กระบวนการทางคณิตศาสตร์ (Numerical method) เช่น แบบจำลองแบล็ก-โชลส์ (Black-Scholes Model) ที่ได้รับความนิยมแพร่หลายและให้ราคาอุปชันที่แม่นยำซึ่งเป็นผลมาจากการแก้สมการเชิงอนุพันธ์ย่อยเชิงเส้นอันดับที่ 2 (Hull, J. & White, A., 1987) หรือจะเป็นวิธีหาราคาอุปชันด้วยแบบจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) ที่เป็นการจำลองราคาสินทรัพย์อ้างอิงจากจุดเริ่มต้น ไปยังสิ้นสุดโดยอ้างอิงจากการเคลื่อนที่ของอัตราผลตอบแทนที่เป็นแบบเรขาคณิตบราวน์เนียน (Geometric Brownian motion) หลังจากนั้นหาค่าเฉลี่ยผลตอบแทนที่วันสุดท้ายแล้วคิดถลกลับมาที่วันปัจจุบัน (Boyle P. P., 1977) ซึ่งแบบจำลองยังมีข้อจำกัดบางประการ เช่น การใช้สมมติฐานที่เป็นจริงไม่ได้ทั้งหมด หรือ ความซับซ้อนในการคำนวณทางคณิตศาสตร์

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา การศึกษาและการพัฒนาในด้านการเรียนรู้เชิงลึกและโครงข่ายประสาทเทียม (Neural networks) ที่สามารถจำลองการกระทำของมนุษย์โดยการเรียนรู้จากข้อมูลในอดีต และแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการจัดการกับความซับซ้อนและความไม่แน่นอนที่สูง โดยเฉพาะทางด้านการเงิน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวเองเพื่อรับมือกับความซับซ้อนของตลาด ซึ่งอาจมีผลกระทบจากหลายปัจจัยต่างๆ รวมถึงการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของผู้เข้าร่วมตลาด ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่น่าสนใจที่จะนำมาช่วยกำหนดราคาอุปชัน (Ruf, J., & Wang, W., 2020) มีงานหลายวิจัยที่นำความรู้โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการประเมินราคาอุปชัน เช่น การใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) ในการเพิ่มประสิทธิภาพในการประเมินราคา (Arin & Ozbayoglu, 2020) หรือ การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์กกับแบบจำลองอาร์มาและอีการ์ชเอ็ม (จิตติ ดันเสนีย์, 2549) จากหลายการศึกษาวិชาทางวิทยาศาสตร์แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการจำลองและประมวลผลข้อมูลเกี่ยวกับตลาดเงินได้อย่างแม่นยำ และสามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนและมีความไม่แน่นอนได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงมองว่าวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมน่าจะมีศักยภาพในการส่งเสริมการพัฒนาและปรับปรุงวิธีการในการกำหนดราคาอุปชัน

ในงานวิจัยนี้ต้องการที่จะเปรียบเทียบความสามารถของวิธีการทางคณิตศาสตร์ทั่วไป ซึ่งประกอบด้วยแบบจำลองแบล็ก-โชลส์ แบบจำลองมอนติคาร์โล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการประเมินราคาของอุปชัน ซึ่งจะช่วยให้เราเข้าใจได้ชัดเจนยิ่งขึ้นเกี่ยวกับความสามารถของทั้งสามวิธี รวมถึงข้อได้เปรียบและข้อเสียของแต่ละวิธี ทั้งนี้จะเป็นประโยชน์อย่างมากสำหรับผู้เชี่ยวชาญทางการเงิน ผู้ที่สนใจในการลงทุนในอุปชัน และบุคคลที่ทำงานเกี่ยวกับการพัฒนาและปรับปรุงเทคโนโลยีการเงิน และต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการหาราคาอุปชัน เพื่อเป็นแนวทางให้กับผู้ลงทุน นอกจากนี้ การเข้าใจในวิธีการทั้งสามอย่างลึกซึ้งจะเป็นแนวทางสำคัญในการทดลองและพัฒนาวิธีการใหม่ ๆ ที่สามารถทำให้การกำหนดราคาอุปชันเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

- 2.1) กำหนดราคาอุปชันโดยใช้แบบจำลองแบล็ก-โชลส์ แบบจำลองมอนติคาร์โล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
- 2.2) เพื่อศึกษาเปรียบเทียบราคาอุปชันที่คำนวณจากแบบจำลองต่างๆกับราคาอุปชันในตลาด
- 2.3) เพื่อศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของราคาอุปชันที่คำนวณจากแบบจำลองแบล็ก-โชลส์แบบจำลองมอนติคาร์โล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



3. การดำเนินการวิจัย

การศึกษานี้ได้ทำการประเมินราคาออปชันที่มีลักษณะการใช้สิทธิแบบยุโรปและมีการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประเมินราคาออปชัน ซึ่งกระบวนการดังกล่าวจำเป็นต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการฝึกสอนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใบสำคัญแสดงสิทธิ (Warrant) ของ NEX-W2 ที่มีลักษณะแบบยุโรปและข้อมูลที่เกี่ยวข้องมาใช้ในการวิจัย โดยใบสำคัญแสดงสิทธิมีอายุ 3 ปี ตั้งแต่วันที่ 18 มิถุนายน พ.ศ. 2563 – 25 เมษายน พ.ศ. 2566

ศึกษาแนวคิดและขั้นตอนการคำนวณราคาสัญญาออปชันของทั้ง 3 วิธี โดยวิธีการแรก คือ การใช้แบบจำลองแบล็กโชลส์และเมอร์ตัน (Black-Scholes Model) ซึ่งเป็นวิธีที่สากลให้การยอมรับอย่างแพร่หลาย โดย Fisher Black, Myron Scholes และ Robert Merton ได้เสนอแนวทางใหม่ในการประเมินมูลค่าของออปชัน โดย Black-Scholes Model อ้างอิงสูตรทางคณิตศาสตร์ในการคำนวณราคาของออปชันโดยพิจารณาหลายปัจจัย ประกอบด้วย ราคาปัจจุบันของสินทรัพย์ ราคาใช้สิทธิ (Strike Price) ระยะเวลาถึงวันครบกำหนด (Time to Maturity) ความผันผวนของราคาสินทรัพย์ (Volatility) และอัตราดอกเบี้ยไร้ความเสี่ยง (Risk-free Interest Rate) โดยสูตรคำนวณของแบบจำลองมีลักษณะดังนี้

$$\text{ราคาของคอลลอปชันแบบยุโรป: } V_{call,EU}(s, t) = S\theta(d1) - K\theta(d2)e^{-r(T-t)} \quad (3.1)$$

โดยที่

$$d1 = \frac{\ln\left(\frac{S}{K}\right) + \left(r + \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} \quad \text{และ} \quad d2 = \frac{\ln\left(\frac{S}{K}\right) + \left(r - \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}}$$

S คือ ราคาของสินทรัพย์อ้างอิงในปัจจุบัน r คือ อัตราผลตอบแทนที่ปราศจากความเสี่ยง

K คือ ราคาใช้สิทธิของสินทรัพย์อ้างอิง T คือ ระยะเวลาใช้สิทธิของสัญญาออปชัน

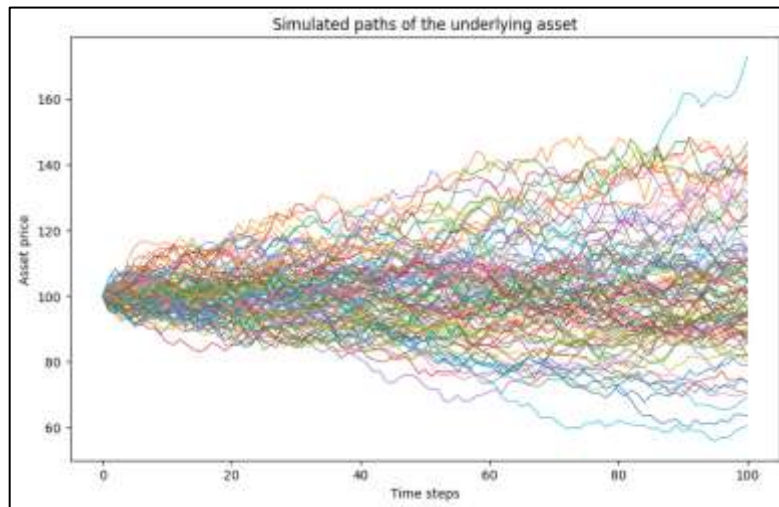
σ^2 คือ ความแปรปรวนของสินทรัพย์อ้างอิง t คือ เวลาปัจจุบัน

θ คือ ฟังก์ชันความน่าจะเป็นสะสมของการแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน

วิธีการที่ 2 วิธีการประเมินราคาสัญญาออปชันด้วยวิธีมอนติคาร์โล (Monte Carlo Method) ซึ่งถูกนำเสนอขึ้นโดย Boyle (1977) เป็นวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่ใช้การสุ่มตัวอย่างเพื่อคำนวณค่าความน่าจะเป็น หรือประมาณค่าของฟังก์ชันที่ซับซ้อน วิธีนี้มีชื่อเสียงในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนและมีปริมาณข้อมูลใหญ่ ซึ่งการประเมินราคาออปชันเป็นหนึ่งในปัญหาที่สามารถนำวิธีมอนติคาร์โลมาประยุกต์ใช้ โดยมีขั้นตอน คือ จำลองราคาสินทรัพย์อ้างอิงจากจุดเริ่มต้น ไปยังสิ้นสุดโดยอ้างอิงจากการเคลื่อนที่ของอัตราผลตอบแทนที่เป็นแบบเรขาคณิตบราวน์เนียน (Geometric Brownian motion) 10,000 เส้นทาง จากนั้นหาค่าเฉลี่ยผลตอบแทน (Average pay-off) ที่วันสุดท้ายแล้วคิดถดถอยมาที่วันปัจจุบันเพื่อหาราคาออปชัน

$$S_{t+1} = S_t e^{(\mu + \frac{\sigma^2}{2})dt + \sigma dw} \quad (3.2)$$

โดยที่ S_t คือ ราคาสินทรัพย์ ณ เวลา t ที่มีค่าเฉลี่ยของอัตราผลตอบแทน μ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ และ $dw \sim N(0, dt)$

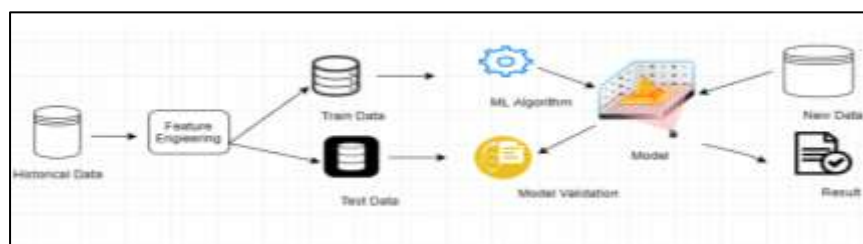


ภาพที่ 1 กราฟแสดงการจำลองการเคลื่อนไหวของราคาสินทรัพย์จนถึงวันสุดท้าย 10000 เส้นทาง

วิธีการที่ 3 คือ วิธีการประเมินราคาสัญญาออปชันด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองที่สามารถจำลองการทำงานสมองของมนุษย์โดยการเรียนรู้จากข้อมูลในอดีต และแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการจัดการกับความซับซ้อนและความไม่แน่นอนที่สูง โดยเฉพาะทางการเงิน โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวเองเพื่อรับมือกับความซับซ้อนของตลาด โครงข่ายประสาทเทียม มีโครงสร้างหลักๆ 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นขาเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) และชั้นขาออก (Output Layer)

- (1) ชั้นขาเข้า (Input layer): ชั้นนี้รับข้อมูลเข้ามา และส่งไปยังชั้นถัดไป
- (2) ชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer): ชั้นนี้เป็นที่ทำงานหลักของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะมีหน่วยประมวลผลที่เรียกว่า 'neurons' หรือ 'nodes' แต่ละหน่วยจะมีการเชื่อมต่อกับหน่วยอื่นๆ ผ่านทาง 'weights' ซึ่งเป็นค่าที่ควบคุม ขนาดและทิศทางของข้อมูลที่ผ่านมา
- (3) ชั้นขาออก (Output layer): ชั้นนี้จะสรุปผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลในชั้นซ่อนเร้น และส่งออกไป

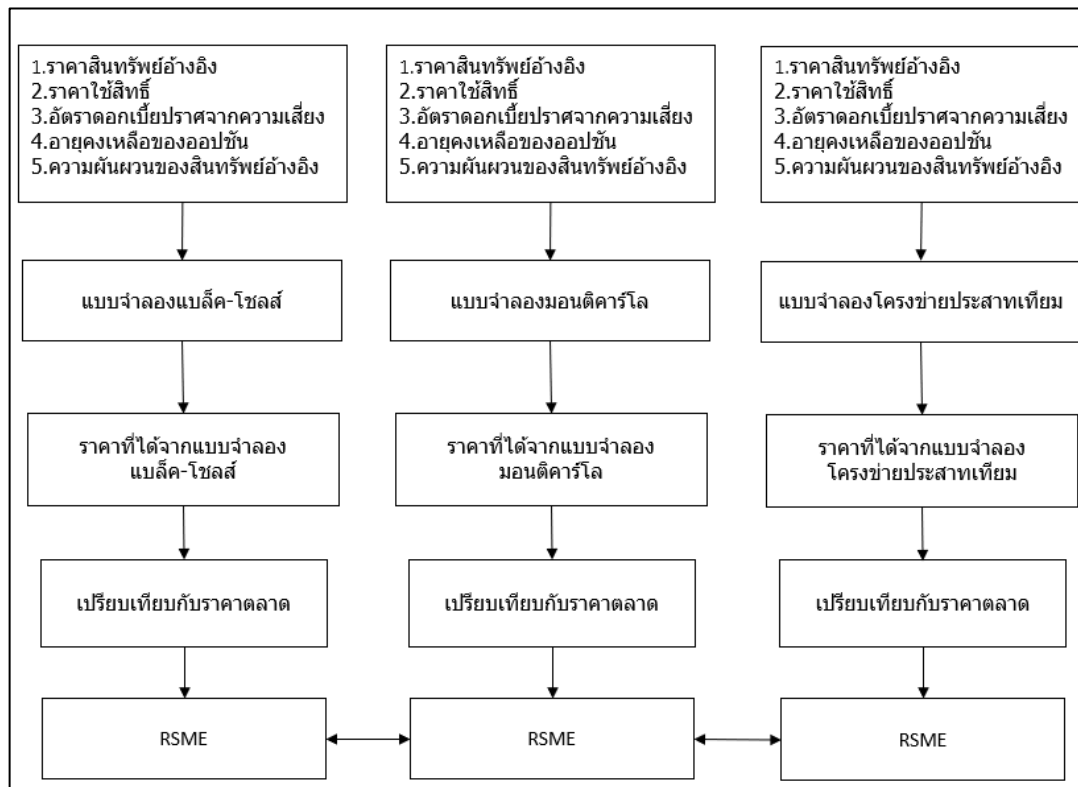
สร้างแบบจำลองแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีขั้นตอน คือ เก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึก 80% ชุดทดสอบ 10% และชุดทดสอบ 10% เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง ปรับพารามิเตอร์ และประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง จากนั้นทำการออกแบบ โครงสร้างของแบบจำลอง (Specific architecture) หลังจากออกแบบ โครงสร้างแบบจำลองเรียบร้อยแล้ว จึงทำการฝึกสอนแบบจำลอง (Fit) โดยใช้วิธีการเรียนรู้ที่เหมาะสม คือ Backpropagation และ Stochastic gradient descent เพื่อปรับค่าของพารามิเตอร์ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้ได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสม หลังจากนั้นทำการปรับแต่งแบบจำลองเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ และนำแบบจำลองไปใช้ในการประเมินราคาออปชัน



ภาพที่ 2 วิธีการในการหาราคาออปชันโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม



คำนวณราคาออปชัน โดยใช้แบบจำลองทั้ง 3 แบบจนกระทั่งถึงวันสุดท้ายของออปชัน นำผลลัพธ์ที่ได้จากทั้ง 3 วิธีเปรียบเทียบกับราคาออปชันจากตลาด และทำการวัดผลแบบจำลองด้วยวิธี RMSE



ภาพที่ 3 ขั้นตอนการหาราคาออปชันและเปรียบเทียบราคาออปชันที่คำนวณจากแบบจำลองกับราคาตลาด

4. ผลการวิจัย

จากการวิจัยการประเมินราคาของออปชันด้วยวิธีทางตัวเลขและวิธี โครงข่ายประสาทเทียม และเปรียบเทียบกับราคาตลาด พบว่าการคำนวณราคาออปชันโดยใช้สมการจากแบบจำลองแบล็ก-โซลส์ (Black-Scholes Model) ค่าที่คำนวณออกมาได้จะมีค่าที่ต่ำกว่าราคาออปชันจากตลาด แต่จะสังเกตเห็นว่าทิศทางของราคาที่คำนวณออกมาได้จะมีทิศทางเดียวกับราคาตลาด ในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนสูง ค่าผลต่างระหว่างราคาตลาดกับราคาที่คำนวณจากแบบจำลองนั้นมีค่าเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งการคำนวณราคาออปชันโดยใช้แบบจำลองแบล็ก-โซลส์ อาจมาจากสมมุติฐานในแบบจำลองที่ไม่สอดคล้องกับความเป็นจริงในตลาด คือ

- (1) การขยับของราคาหลักทรัพย์มีการกระจายตัวแบบปกติต่อเนื่อง
- (2) อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง (risk-free interest rate) และ
- (3) ไม่มีภาษีและค่าธรรมเนียม
- (4) ความผันผวนของราคาหลักทรัพย์คงที่ในระยะเวลาของสัญญา
- (5) ไม่มีโอกาสการคาดหวังผลตอบแทนที่ผิดปกติ (no arbitrage opportunity)

อย่างไรก็ตามในความเป็นจริงราคาหลักทรัพย์จะมีการขยับของราคาที่ไม่สอดคล้องกับการกระจายตัวแบบปกติ และความผันผวนจะมีการเปลี่ยนแปลงในเวลา และยังมีค่าธรรมเนียมและข้อจำกัดในการซื้อขายในตลาดจริง ความผันผวนสูงของตลาดจะทำให้ราคาของออปชันในตลาดจริงสูงขึ้น เนื่องจากออปชันมีความเสี่ยงมากขึ้นถึงแม้ราคา

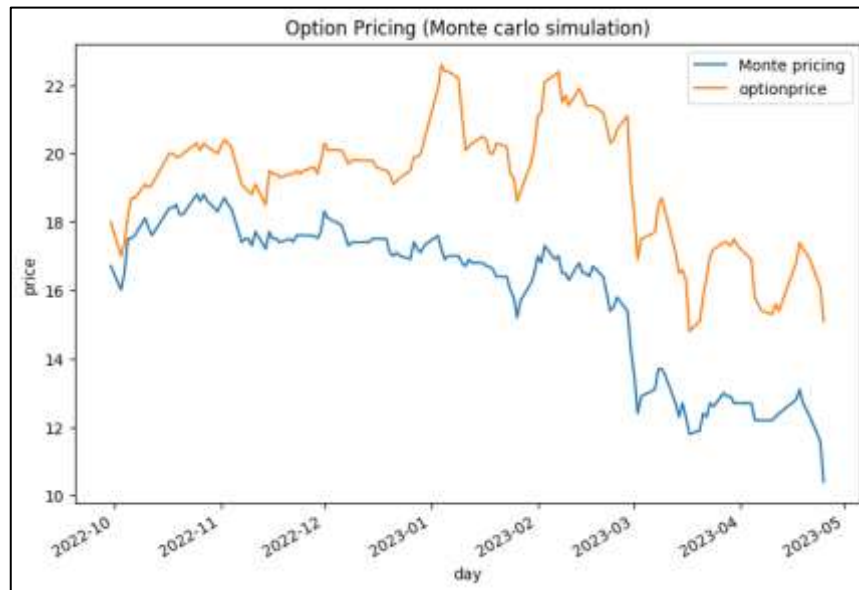


อปชันที่คำนวณจากแบบจำลองจะต่ำกว่าราคาตลาด แต่ทิศทางของราคาที่คำนวณมาจะสอดคล้องกับทิศทางของราคาตลาด นั่นหมายความว่า ถ้าราคาอปชันในตลาดเพิ่มขึ้น ราคาอปชันที่คำนวณจากแบบจำลองก็จะเพิ่มขึ้นด้วย และในขณะที่ราคาอปชันในตลาดลดลง ราคาอปชันที่คำนวณจากแบบจำลองก็จะลดลงด้วย ซึ่งทำให้แบบจำลองยังมีประโยชน์ในการประเมินทิศทางของราคาอปชัน แม้ว่าจะไม่ได้ราคาที่แม่นยำ



ภาพที่ 4 ราคาอปชันจากแบบจำลองแบล็ก-โชลส์ กับราคาตลาดของใบสำคัญแสดงสิทธิ NEX -W2 ที่จะหมดอายุในวันที่ 25 เมษายน พ.ศ. 2566 จำนวน 139 รายการ

การใช้แบบจำลองมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) ในการคำนวณหาราคาที่เหมาะสมของอปชันพบว่าค่าที่คำนวณออกมาได้จะมีค่าจะมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากแบบจำลองแบล็ก-โชลส์ (Black-Scholes Model) และมีต่ำกว่าราคาอปชันจากราคาตลาด แต่จะสังเกตเห็นว่าทิศทางของราคาที่คำนวณมาได้จะมีทิศทางเดียวกับราคาตลาด ในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนสูง ค่าของผลต่างระหว่างราคาตลาดกับราคาที่คำนวณมีค่าเพิ่มมากขึ้น ซึ่งอาจเกิดจากราคาหลักทรัพย์ในตลาดจริงๆจะมีการขยับของราคาที่ไม่สอดคล้องกับการกระจายตัวแบบปกติของแบบจำลอง



ภาพที่ 5 ราคาอปชันจากแบบจำลองมอนติคาร์โล กับราคาตลาดของใบสำคัญแสดงสิทธิ NEX -W2 ที่จะหมดอายุในวันที่ 25 เมษายน พ.ศ. 2566 จำนวน 139 รายการ

การใช้แบบคำนวณราคาอปชันจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยเริ่มที่การใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ที่มีชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) 1 ชั้น โดยมี 64 node มาประเมินราคาที่เหมาะสมของอปชัน ผลลัพธ์ที่ได้ คือ ราคาอปชันที่คำนวณได้จากแบบจำลองขาดความแม่นยำ เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มีความซับซ้อนน้อยเกินไป ไม่เหมาะกับการนำมาคำนวณหาราคาอปชันที่มีความซับซ้อนจากหลายปัจจัย



ภาพที่ 6 ราคาอปชันจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ที่จะหมดอายุในวันที่ 25 เม.ย. พ.ศ. 2566 จำนวน 139 รายการ



จากการที่ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ขาดความแม่นยำ เนื่องจากตัวแบบจำลอง มีความซับซ้อนน้อยเกินไป ซับซ้อน ผู้วิจัยจึงได้เพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลอง โดยการเปลี่ยนมาใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซับซ้อน (Multi Layer Perceptron) ที่มีชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) มากกว่า 1 ชั้น และ Optimization model เพื่อหาว่าตัวแบบจำลองควรใช้ Node, Hidden layer จำนวนเท่าไร และควรใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) แบบใดจึงจะเหมาะสม ผลลัพธ์ที่ได้จากการ Optimization model คือ ควรใช้จำนวน Hidden layer คือ 2 ชั้น แต่ละชั้นมี 64 node โดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น relu function ส่วน Output layer จะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น linear function ซึ่งจากแบบจำลองดังกล่าว ค่า RSME ที่ได้จากชุดข้อมูลฝึกฝนมีค่า 1.20 และ ค่า RSME จากชุดข้อมูลทดสอบมีค่า 1.02 ซึ่งค่าที่ได้มานี้แสดงให้เห็นว่าตัวแบบจำลองไม่ได้มีความ Overfitting หลังจากนั้นจึงได้ทำการทดสอบกับชุดข้อมูลจริง ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้คือ ราคาที่ได้จากแบบจำลองเกาะไปกับราคาของตลาดได้ดีพอสมควร



ภาพที่ 7 ราคาออปชันจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Multi Layer Perceptron) ที่จะหมดอายุในวันที่ 25 เม.ย. พ.ศ. 2566 จำนวน 139 รายการ

ภายใต้แนวคิดของการหาราคาสัญญาออปชันที่เหมาะสมโดยใช้วิธีการเชิงตัวเลขและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในทุกวันทำการของกลุ่มตัวอย่าง โดยงานวิจัยจะเลือกใช้กลุ่มตัวอย่าง คือ ใบสำคัญแสดงสิทธิของหุ้น NEX ที่มีการซื้อขายอย่างเป็นทางการในตลาดหุ้นไทย หรือ ออปชันที่ให้สิทธิซื้อหุ้น NEX ซึ่งมีลักษณะการใช้สิทธิเป็นแบบยุโรปเพียง โดยใบสำคัญแสดงสิทธิจะมีอายุ 3 ปี เริ่มตั้งแต่ 18 มิถุนายน พ.ศ.2563 – 25 เมษายน พ.ศ. 2566 ที่ราคาใช้สิทธิ 1 บาท ซึ่งผลการศึกษาพบว่าราคาสัญญาแต่ละวิธีที่คำนวณได้มีการเคลื่อนไหวสอดคล้องกับทิศทาง การเคลื่อนไหวที่ราคาตลาด โดยภาพรวมพบว่าวิธีการเชิงตัวเลขทั้ง 2 วิธี คือ วิธีแบล็ค โชลส์และวิธีมอนติคาร์โลให้ค่าที่ใกล้เคียงกันมากและมีค่าต่ำกว่าราคาออปชันจริง ซึ่งเป็นผลมาจากที่มาของการคำนวณวิธีแบล็ค โชลส์จะมีพื้นฐานมาจากสมการ Geometric Brownian motion ซึ่งสอดคล้องกับการจำลองเส้นทางของวิธีมอนติคาร์โล ในขณะที่วิธี



แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบซับซ้อน (Multi Layer Perceptron) จะคำนวณราคาอปชันใกล้เคียงกับราคาอปชันจริงมากที่สุด

เมื่อพิจารณาในความคลาดเคลื่อน (RSME) วิธีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุดเท่ากับ 1.02 โดยค่า RMSE ของวิธีแบล็กโชลส์และวิธีมอนติคาร์โลเท่ากับ 3.936849 บาท และ 3.937826 บาท ตามลำดับ ซึ่งหมายความว่า วิธีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Multi Layer Perceptron) ให้ความเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ประมาณมูลค่าราคาสัญญาอปชันในกรณีศึกษาที่ดีที่สุด



ภาพที่ 8 เปรียบเทียบราคาอปชันทั้ง 3 วิธีกับราคาตลาดของของใบสำคัญแสดงสิทธิ NEX -W2 จำนวน 139 วันจนถึงวันหมดอายุ

5. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

การเปรียบเทียบการคำนวณหาราคาอปชันโดยใช้วิธีการเชิงตัวเลข (Numerical method) กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) ของอปชันแบบยุโรป โดยข้อมูลรายวันของกลุ่มตัวอย่างใบสำคัญแสดงสิทธิของ NEX-W2 สามารถสรุปผลได้ ดังนี้

ราคาสัญญาอปชันทั้ง 2 วิธี มีการเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกัน และการเคลื่อนไหวดังกล่าวสอดคล้องกับราคาตลาด โดยภาพรวมวิธีเชิงตัวเลขซึ่งประกอบด้วยแบบจำลองแบล็กโชลส์และแบบจำลองมอนติคาร์โล ให้ค่าที่ใกล้เคียงกันมาก และค่าที่ได้จะต่ำกว่าราคาจริงในตลาด ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบ (Artificial Neural Networks) จะไม่เหมาะสำหรับการนำมาหาราคาอปชัน เนื่องจากตัวแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มีความซับซ้อนน้อย ไม่เหมาะกับการนำมาคำนวณหาราคาอปชันที่มีความซับซ้อนจากหลายปัจจัย ขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบซับซ้อน (Multi Layer Perceptron) จะคำนวณราคาอปชันได้ใกล้เคียงกับราคาตลาด



ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า วิธีการหาคาสัญญาออพชันที่เหมาะสมสำหรับกรณีสัญญาออพชันสำหรับ
ใบสำคัญแสดงสิทธิของ NEX-W2 ควรใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบซับซ้อน (Multi Layer Perceptron)
เนื่องจากวิธีดังกล่าวให้ผลลัพธ์ของราคาออพชันที่ใกล้เคียงกับราคาตลาดและให้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด

ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาค้นคว้าอิสระหัวข้อ การประเมินราคาของออพชันด้วยวิธีทางตัวเลขและวิธีโครงข่ายประสาท
เทียม และเปรียบเทียบกับราคาตลาดในครั้งนี้ พบว่าสามารถนำผลการศึกษาที่ได้ไปต่อยอดและพัฒนาในรายละเอียด
บางประการ เพื่อให้งานวิจัยเกิดผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยผู้ศึกษามีข้อเสนอแนะ ดังนี้

การศึกษารุ่นนี้ ผู้ศึกษาใช้ข้อมูลจาก 1 กลุ่มตัวอย่างเท่านั้น เนื่องจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจำเป็นต้อง
ใช้ข้อมูลจำนวนมาก ซึ่งออพชันลักษณะยุโรปภายในประเทศไทยที่มีข้อมูลเพียงพอจะมีเพียง 1 ตัว คือ NEX-W2
ดังนั้นเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงควรทดสอบกับกลุ่มตัวอย่างมากขึ้น โดยอาจไปทดสอบกับตลาด
อนุพันธ์ต่างประเทศ

เอกสารอ้างอิง

- จิตติ, ต. (2549). การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ ระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค กับ
แบบจำลองอาร์มาและอีการ์ชเอ็ม (วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ). มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.
- จิตติ, ธ. (2541). เศรษฐศาสตร์อนุพันธ์กับการพัฒนาตลาดการเงินในตลาดไทย (การศึกษาค้นคว้าอิสระปริญญา
มหาบัณฑิต). มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, เชียงใหม่.
- Arin, E., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Deep learning based hybrid computational intelligence models for options
pricing. *Computational Economics*, 59(4), 1-20.
- Boyle, P. P. (1977). Options: A Monte Carlo approach. *Journal of Financial Economics*, 4(3), 323-338.
- Hull, J., & White, A. (1987). The pricing of options on assets with stochastic volatilities. *Journal of Finance*, 42,
281-300.
- Ruf, J., & Wang, W. (2020). Neural networks for option pricing and hedging: A literature review. *International
Journal of Financial Studies*, 8(2), 28. <https://doi.org/10.3390/ijfs8020028>