บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กรอบแนวคิดและทฤษฎี

การศึกษาการประเมินราคาออปชันโดยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับออปชันดัชนีของ SET50 NIKKEI 225 และ HANG SENG ซึ่งในเนื้อหาส่วนนี้จะได้กล่าวถึง ประเภทของดัชนีในตลาดหลักทรัพย์ แนวคิดพื้นฐานการกำหนดราคาออปชันโดยทั่วไปและแนวคิดของแบบจำลองทั้งสามตามลำดับ

2.1.1 ประเภทของดัชนีในตลาดหลักทรัพย์

ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ทั่วไปมี 3 ประเภท คือ

1.ดัชนีมูลค่าตลาด (Market capitalization weighted index) เป็นตัวเลขที่ตลาดหลักทรัพย์จัดทำขึ้นเพื่อแสดงถึงความเคลื่อนไหวของราคาหุ้นสามัญที่ทำการซื้อขายอยู่ในตลาดหลักทรัพย์ฯ โดยดัชนีที่แสดงในแต่ละวันนั้นเป็นดัชนีเปรียบเทียบระหว่าง มูลค่าตลาดรวมในวันปัจจุบันของหลักทรัพย์ (Current Market Value) กับมูลค่าตลาดรวมในวันฐานของหลักทรัพย์เหล่านั้น (Base Market Value) ซึ่งหลักทรัพย์ที่มีมูลค่าตลาดสูงจะมีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงของดัชนีสูง ตัวอย่างดัชนีมูลค่าตลาดเช่น SET, SET50, HANG SENG, STRAIT TIME และ KLSE แสดงสมการในการคำนวณ ดังนี้

$$\text{ดัชนีมูลค่าตลาด} = \frac{\text{มูลค่าตลาดรวมในวันปัจจุบัน} * 100}{\text{มูลค่าตลาดรวมวันฐาน}} \qquad (1)$$

2. ดัชนีราคาตลาด (Price weighted index) คือ ดัชนีที่นำราคาหลักทรัพย์ มาคำนวณสร้างเป็นดัชนี เรียกว่าดัชนีราคา ซึ่งหลักทรัพย์ที่มีราคาสูงจะมีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงของดัชนีสูง ตัวอย่างดัชนีราคาตลาด เช่น NIKKEI225 และ DOW JONES แสดงสมการที่ใช้ในการคำนวณดังนี้

$$\text{ดัชนีราคาตลาด} = \frac{P_1+P_2+\ldots+P_n}{N} \qquad (2)$$

โดยที่ P_1 คือ ราคาปิด ณ วันปัจจุบันของหลักทรัพย์ตัวที่ 1

P_n คือ ราคาปิด ณ วันปัจจุบันของหลักทรัพย์ตัวที่ n

N คือ จำนวนหลักทรัพย์ที่ใช้คำนวณดัชนี

3.ดัชนีชนิดไม่ถ่วงน้ำหนัก (Equal weighted index) คือ ดัชนีชนิดมีการถ่วงน้ำหนักที่เท่ากัน โดยเอามูลค่าตลาดหลักทรัพย์หรือราคาตลาดหลักทรัพย์มาคำนวณสร้างเป็นดัชนี จะให้ผลเท่ากัน ซึ่งวิธีนี้จะทำให้หลักทรัพย์ที่ใช้ในการคำนวณมีน้ำหนักที่เท่ากันเป็นดัชนีหลักทรัพย์ที่ไม่มีความผันผวน หรือความผันผวนเท่ากับศูนย์ เช่น THAI Index และดัชนีในกลุ่ม THAI Index, The Value Line Index (สหรัฐอเมริกา) แสดงสมการที่ใช้ในการคำนวณ ดังนี้

$$I_c = I_p \left(\frac{\frac{P_1}{C_1} + \frac{P_2}{C_2} + \ldots + \frac{P_n}{C_n}}{N} \right) \tag{3}$$

โดยที่ I_c = ดัชนี ณ.วันปัจจุบัน

I_p = ดัชนี ณ.วันก่อนหน้า

P_1 = ราคาปิด ณ.วันปัจจุบันของหุ้นตัวที่ 1

C_1 = ราคาปิด ณ.วันฐานของหุ้นตัวที่ 1

P_2 = ราคาปิด ณ.วันปัจจุบันของหุ้นตัวที่ 2

C_2 = ราคาปิด ณ.วันฐานของหุ้นตัวที่ 2

P_n = ราคาปิด ณ.วันปัจจุบันของหุ้นตัวที่ n

C_n = ราคาปิด ณ.วันฐานของหุ้นตัวที่ n

N = จำนวนหุ้นที่ใช้ในการคำนวณดัชนี

2.1.2 แนวคิดในการกำหนดราคาออปชัน

ออปชัน (Options) หมายถึง สัญญาที่ให้สิทธิแก่คู่สัญญาฝ่ายหนึ่ง ในการซื้อหรือขายสินทรัพย์ในอนาคต ตามราคา และจำนวนที่ได้ตกลงกันไว้ตามสัญญา โดยผู้ที่ซื้อออปชันจะถือว่าเป็นผู้ที่มีสิทธิในการตัดสินใจว่าจะใช้สิทธินั้นหรือไม่ก็ได้ ทั้งนี้ ผู้ซื้อออปชันจะต้องจ่ายเงินจำนวนหนึ่งให้แก่ผู้ขายออปชัน เป็นการตอบแทนเพื่อแลกกับการได้สิทธิตามสัญญา ออปชันแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ

- คอลออปชัน (Call Options) หมายถึง สัญญาที่ให้สิทธิแก่ผู้ซื้อออปชันในการซื้อสินทรัพย์อ้างอิงจากคู่สัญญาอีกฝ่ายหนึ่ง ตามจำนวน ราคา และภายในระยะเวลาที่กำหนดไว้
- พุทออปชัน (Put Options) หมายถึง สัญญาที่ให้สิทธิแก่คู่สัญญาฝ่ายที่เป็นผู้ซื้อออปชันในการขายสินทรัพย์อ้างอิงให้แก่คู่สัญญาอีกฝ่ายหนึ่ง ตามจำนวน ราคา และภายในระยะเวลาที่กำหนดไว้

1. ปัจจัยพื้นฐานในการกำหนดราคาออปชัน

มูลค่าของออปชันประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก ได้แก่

1.1 มูลค่าที่แท้จริง (Intrinsic value) มูลค่าที่แท้จริงของออปชัน คือ มูลค่าที่มากกว่าระหว่างศูนย์และราคาสินทรัพย์อ้างอิงลบราคาใช้สิทธิสำหรับคอลออปชัน (Call Options) หรือมูลค่าที่มากกว่าระหว่างศูนย์และราคาใช้สิทธิ ลบราคาสินทรัพย์อ้างอิงสำหรับพุทออปชัน (Put Options) ออปชันที่มีมูลค่าที่แท้จริงมากกว่าศูนย์ คือ In The Money (ITM) และออปชันที่มีมูลค่าที่แท้จริงเท่ากับศูนย์ อาจเป็น At The Money (ATM) หรือ Out of The Money (OTM) ก็ได้

1.2 มูลค่าอันเกิดจากเวลา (Time Value) เนื่องจากออปชัน คือ สิทธิที่มีกำหนดอายุเวลา ดังนั้น ภายในช่วงอายุของออปชัน การเปลี่ยนแปลงของปัจจัยต่างๆ อาจมีโอกาสที่ทำให้มูลค่าที่แท้จริงของออปชันเพิ่มสูงขึ้น มูลค่าของโอกาสในช่วงอายุของออปชัน เรียกว่า มูลค่าอันเกิดจากเวลา ดังนั้นโดยทั่วไปราคาของออปชันจึงมักจะมีการซื้อขายที่สูงกว่ามูลค่าที่แท้จริงของออปชัน

2. ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาออปชัน ประกอบด้วย 6 ปัจจัย ดังนี้

2.1 ราคาปัจจุบัน หรือ ราคาสปอตของสินทรัพย์อ้างอิง (Spot Price, S_0) ผลของราคาปัจจุบันต่อคอลออปชันจะตรงกันข้ามกับพุทออปชัน โดยราคาปัจจุบันที่เพิ่มสูงขึ้นทำให้ราคาคอลออปชันเพิ่มขึ้น (เพราะผู้ถือคอลออปชันจะได้กำไรจากการใช้สิทธิซื้อสินทรัพย์อ้างอิงที่ราคาใช้สิทธิและขายที่ราคาปัจจุบันมากขึ้น) แต่จะทำให้ราคาพุทออปชันลดลง (เพราะผู้ถือพุทออปชันจะได้กำไรลดลงจากการซื้อสินทรัพย์อ้างอิงที่ราคาปัจจุบันและใช้สิทธิขายที่ราคาใช้สิทธิ)

2.2 ราคาใช้สิทธิ (Exercise Price หรือ Strike Price, X) เช่นเดียวกับราคาปัจจุบัน ผลของราคาใช้สิทธิต่อคอลออปชันจะตรงกันข้ามกับพุทออปชัน โดยถ้าราคาใช้สิทธิเพิ่มสูงขึ้น จะทำให้ราคาออปชันลดลงเพราะผู้ถือคอลออปชันต้องจ่ายเงินเพื่อใช้สิทธิซื้อสินทรัพย์อ้างอิงมากขึ้น แต่จะทำให้ราคาของพุทออปชันเพิ่มขึ้น เพราะผู้ถือพุทออปชันจะได้รับเงินจากการใช้สิทธิขายสินทรัพย์อ้างอิงที่ราคา

2.3 อายุคงเหลือของออปชัน (Time to Maturity, T) ผลของอายุคงเหลือของออปชันที่มากขึ้น เช่น ออปชันที่มีอายุยาวเทียบกับออปชันที่มีอายุสั้น จะมีผลให้ทั้งคอลออปชันและพุทออปชันมีมูลค่าสูงขึ้น เพราะคอลออปชันคือ สิทธิที่ผู้ถือออปชันสามารถตัดสินใจใช้สิทธิเพื่อสร้างผลกำไรให้ตนเอง ดังนั้น ยิ่งถ้าสิทธินั้นให้โอกาสเวลาในการตัดสินใจมากขึ้นก็ย่อมมีประโยชน์หรือมีมูลค่าต่อผู้ถือสิทธิมากขึ้นนั่นเอง

2.4 ความผันผวนของสินทรัพย์อ้างอิง (Volatility, σ) ความผันผวนของราคาสินทรัพย์อ้างอิงที่สูงขึ้นจะส่งผลให้มูลค่าของทั้งคอลและพุทออปชันเพิ่มสูงขึ้น เพราะออปชันมีลักษณะจำกัดการลงทุนแต่ไม่จำกัดผลตอบแทน ดังนั้นการที่ราคาสินทรัพย์อ้างอิงมีการเปลี่ยนแปลงมาก จะทำให้โอกาสที่ผู้ถือออปชันได้กำไรมีมาก

2.5 อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง (Risk Free Interest Rate, r) อาจพิจารณาภาพรวมของอัตราดอกเบี้ยของเศรษฐกิจที่เพิ่มขึ้น ซึ่งมักจะมีผลต่ออัตราการเติบโตที่คาดหวังของราคาหุ้นที่สูงขึ้น ทำให้มูลค่าของออปชันเพิ่มขึ้น และมูลค่าของพุทออปชันลดลง นอกจากนี้ อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยงยังส่งผลกระทบต่อมูลค่าปัจจุบันของราคาใช้สิทธิตามออปชัน

2.6 อัตราผลตอบแทนจากเงินปันผล (Dividend Yield, q) สำหรับกรณีที่สินทรัพย์อ้างอิงเป็นหุ้นที่มีการจ่ายเงินปันผล การจ่ายเงินปันผลจะทำให้ราคาหุ้นลดลงในวันที่ไม่ได้รับสิทธิในเงินปันผลนั้น (Ex-dividend Date) ดังนั้น การคาดการณ์ว่าอัตราผลตอบแทนจากเงินปันผลที่เพิ่มขึ้นจะทำให้มูลค่าคอลออปชันลดลงและมูลค่าพุทออปชันเพิ่มขึ้น

สำหรับแบบจำลองที่ใช้ในการคำนวณราคาออปชันโดยทั่วไปประกอบด้วย 3 วิธี คือ การคำนวณราคาออปชันโดยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ (Black-Scholes Model) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เป็นที่นิยมและมีอิทธิพลต่อการคำนวณราคาออปชันในทางปฏิบัติในปัจจุบัน แบบจำลองไบโนเมียล (Binomial Model) เป็นแบบจลองที่มีความยืดหยุ่น สามารถใช้ในการประเมินมูลค่าตราสารสิทธิที่มีการเปลี่ยนแปลงจากปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคา เช่น อายุคงเหลือของตราสารสิทธิ อัตราดอกเบี้ย และThe boundaries เป็นวิธีการหาราคาออปชันจากขอบเขตของราคาที่อยู่ในช่วงของราคาที่ไม่ทำให้เกิดการค้ากำไรโดยปราศจากความเสี่ยง (Arbitrage) นอกจากทั้ง 3 วิธีการแล้วยังมีการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการคำนวณราคาออปชัน เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่มีความสามารถในการแยกรูปแบบและแบ่งกลุ่มข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้เป็นอย่างดี เช่น การพยากรณ์และวิเคราะห์ข้อมูล สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการคำนวณราคาออปชัน ดังนี้

2.1.3 แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ (Black-Scholes Model)

1) ที่มาของแบบจำลองแบล็ค-โชลส์

ในช่วงทศวรรษที่ 70 นักวิชาการด้านการเงิน คือ Fischer Black, Myron Scholes และ Robert C. Merton ได้สร้างและพัฒนาสูตรประเมินค่าตราสารสิทธิ โดยถือเป็นการเชื่อมโยงความสัมพันธ์ในตลาดหุ้น ตลาดเงิน และตลาดอนุพันธ์ กล่าวคือ สูตรดังกล่าวเป็นการคำนวณหาค่าออปชันในตลาดอนุพันธ์ โดยพิจารณาราคาหลักทรัพย์อ้างอิงจากตลาดหุ้นและอัตราดอกเบี้ยในตลาดเงิน โดยแบบจำลองตั้งบนพื้นฐานที่ว่า โอกาสในการที่จะได้กำไรโดยไม่มีความเสี่ยง (Arbitrage) นั้นแทบจะเป็นไปไม่ได้หรือไม่เกิดขึ้นเลย เพราะเมื่อใดที่ราคาในขณะนั้นสามารถทำ Arbitrageได้ ราคาจะกลับไปยังจุดที่ไม่มีโอกาสให้ทำ Arbitrage ในเวลาอันรวดเร็ว (Willmott, Howison and Dewynne, 1998 : 33) โดยแบบจำลอง Black-Scholes มีข้อสมมติฐานดังนี้

1.1) ราคาหลักทรัพย์ในช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกัน (Continuous time) มีลักษณะเป็นอิสระต่อกัน (Random walk) โดยที่การกระจายของราคาหลักทรัพย์ในแต่ละช่วงเวลาจะอยู่ในรูปของ Log normal distribution โดยค่าเฉลี่ย (μ) ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน (σ) มีค่าคงที่

1.2) ไม่มีค่าใช้จ่ายในการทำธุรกรรมหรือภาษี และสามารถซื้อขายในหน่วยย่อยได้

1.3) ไม่มีการจ่ายเงินปันผลจากหุ้นอ้างอิงตลอดช่วงอายุของออปชัน

1.4) ไม่มีโอกาสในการทำกำไรโดยปราศจากความเสี่ยง (Arbitrage)

1.5) ธุรกรรมซื้อขายหุ้นเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง

1.6) นักลงทุนสามารถยืมหรือให้กู้ได้ที่อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง

1.7) อัตราดอกเบี้ยที่ปราศจากความเสี่ยง (r) มีค่าคงที่

2) สมการและคุณสมบัติของแบบจำลองแบล็ค-โชลส์

สมการของแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ สำหรับคำนวณราคาคอลออปชัน และพุทออปชันแบบยุโรปของหุ้นอ้างอิงที่ไม่มีการจ่ายเงินปันผลคือ

$$c = S_0 N(d_1) - Xe^{-rT} N(d_2) \tag{4}$$

$$p = Xe^{-rT} N(-d_2) - S_0 N(-d_1) \tag{5}$$

โดย $$d_1 = \frac{\ln[\frac{S_0}{X}] + [r + \frac{\sigma^2}{2}]T}{\sigma\sqrt{T}} \qquad (6)$$

$$d_2 = \frac{\ln[\frac{S_0}{X}] + [r - \frac{\sigma^2}{2}]T}{\sigma\sqrt{T}} = d_1 - \sigma\sqrt{T} \qquad (7)$$

N(z) คือ ฟังก์ชันค่าสะสมการกระจายความน่าจะเป็นแบบปกติมาตรฐาน (Cumulative Standard Normal Distribution) ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงความน่าจะเป็นของตัวแปรที่มีลักษณะการกระจายแบบปกติมาตรฐาน หรือ ϕ (0, 1) ที่มีค่าน้อยกว่า z ซึ่งมีค่าเท่ากับพื้นที่ใต้กราฟของการกระจายแบบปกติมาตรฐาน สำหรับตัวแปรที่มีค่าน้อยกว่า z

จะเห็นได้ว่าจากสมการที่ (1) และ (2) ค่าที่ดูเหมือนว่าจะคำนวณได้ยากที่สุดคือฟังก์ชัน Cumulative Standard Normal Distribution หรือ N(z) ซึ่งอันที่จริงมีวิธีการคำนวณหาค่า N(z) ได้ 3 วิธี ได้แก่

1. การใช้ตารางสำเร็จรูปของฟังก์ชันค่าความน่าจะเป็นสะสมของการแจกแจงแบบปกติ

2. คำนวณจากสูตร

$$N(z) = \begin{cases} 1 - N'(z)(a_1k + a_2k^2 + a_3k^3 + a_4k^4 + a_5k^5) & \text{เมื่อ } z \geq 0 \\ 1 - N(-z) & \text{เมื่อ } z < 0 \end{cases}$$

โดย	k	=	1/ (1+0.2316419z)
	a_1	=	0.319381530
	a_2	=	-0.356563782
	a_3	=	1.781477937
	a_4	=	-1.821255978
	a_5	=	1.330274429

$$N'(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} \qquad (8)$$

3. ใช้ฟังก์ชัน NORMSDIST (z) ในโปรแกรม Microsoft Excel

ในทางทฤษฎี แบบจำลองแบล็ค-โชลส์จะให้ผลถูกต้อง เมื่อค่าอัตราดอกเบี้ยระยะสั้น (r) มีค่าคงที่เท่านั้น ซึ่งในทางปฏิบัตินิยมแทนค่าอัตราดอกเบี้ย (r) โดยใช้อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยงของระยะเวลาการลงทุนเท่ากับอายุคงเหลือของออปชัน

2.1.4 แบบจำลองไบโนเมียล (Binomial Model)

1) ที่มาของแบบจำลองไบโนเมียล

แบบจำลอง Binomial หรือมีชื่อเต็มว่า Binomial Option Pricing Model (BOPM) ซึ่งใช้ในการประเมินมูลค่าตราสารสิทธิ ถูกเริ่มและพัฒนาขึ้นมาโดยนักวิชาการด้านการเงิน 3 ท่าน คือ John C. Cox, Stephen A. Ross และ Mark Rubinstein เมื่อปี ค.ศ.1979 ซึ่งแบบจำลองนี้มีข้อดีคือ เข้าใจง่ายและมีความยืดหยุ่น ทำให้สะดวกต่อการประเมินมูลค่าตราสารสิทธิ ทั้งแบบยูโรเปียน และแบบอเมริกัน รวมทั้งชนิดที่หุ้นสามัญมีการจ่ายเงินปันผลหรือไม่มีการจ่ายเงินปันผล และประโยชน์ที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือ แบบจำลองไบโนเมียลสามารถใช้ในการประเมินมูลค่าตราสารสิทธิที่มีการเปลี่ยนแปลงปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาตราสารสิทธิได้ เช่น ระหว่างอายุตราสารสิทธิ อัตราดอกเบี้ย หรือความผันผวนของสินทรัพย์อ้างอิงสามารถเปลี่ยนค่าได้ สำหรับข้อสมมติฐานของแบบจำลองไบโนเมียล ประกอบด้วย

1.1) ตลาดเป็นตลาดแข่งขันสมบูรณ์ กล่าวคือไม่มีค่าใช้จ่ายในการทำธุรกรรมหรือภาษี นักลงทุนสามารถยืมหรือให้กู้ได้ที่อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง

1.2) ช่วงระยะเวลาของอัตราดอกเบี้ย และขนาดของการขึ้นลง ทุกๆ ช่วงในอนาคต หุ้นสามารถเคลื่อนที่ได้ในลักษณะ Geometric Random Walk เป็นเปอร์เซ็นต่อช่วงเวลา

1.3) นักลงทุนชอบความมั่งคั่ง ภายใต้ข้อสมมตินี้ ไม่มีโอกาสในการทำ Arbitrage

2) การประเมินราคาตราสารสิทธิโดยใช้แบบจำลองไบโนเมียลสามารถทำได้ 2 วิธี

2.1) การใช้วิธี Recursive Approach ที่หามูลค่าตราสารสิทธิที่ละงวดเวลา จากงวดเวลาสุดท้ายจนถึงเวลางวดปัจจุบัน (t=0) จะทำให้เข้าใจวิธีการประเมินมูลค่า โดยเฉพาะอย่างยิ่งสามารถอธิบายถึงการใช้สิทธิในตราสารสิทธิก่อนถึงวันหมดอายุ (Early Exercise) เพื่อนำไปใช้ในการประเมินมูลค่าตราสารสิทธิแบบ European ชนิดที่หุ้นมีการจ่ายเงินปันผล หรือแบบ American รวมไปถึงสามารถสร้างกลุ่มสินทรัพย์จำลองที่มีมูลค่าเทียบเท่ากับตราสารสิทธิแต่ละชนิดได้ แต่มีข้อเสียตรงที่อาจต้องใช้เวลาในการประเมินค่าโดยเฉพาะตราสารสิทธิที่มีอายุการใช้สิทธิคงเหลือหลายงวดเวลา

2.2) การใช้สมการรูปแบบทั่วไปของแบบจำลองไบโนเมียล

$$C = S.B\,[N, A, B] - [KR^{-n}\,B\,[N, A, P] \qquad (9)$$

โดยที่ N คือ จำนวนงวดเวลาจนกว่าจะถึงวันสิ้นสิทธิของตราสารสิทธิชนิด Call

B [N, A, P] คือ การแจกแจงแบบ Binomial ของพารามิเตอร์ N, A, P ซึ่งบอกถึงความน่าจะเป็นของราคาหุ้นที่อยู่ในภาวะ ITM โดยมีความน่าจะเป็นที่ราคาปรับตัวสูงขึ้นเท่ากับ P

B [N, A, B] คือ การแจกแจงแบบของพารามิเตอร์ N, A, B ซึ่งบอกถึงความน่าจะเป็นของราคาหุ้นที่อยู่ในภาวะ ITM โดยมีความน่าจะเป็นที่ราคาปรับตัวสูงขึ้นเท่ากับ B [B = PU/R]

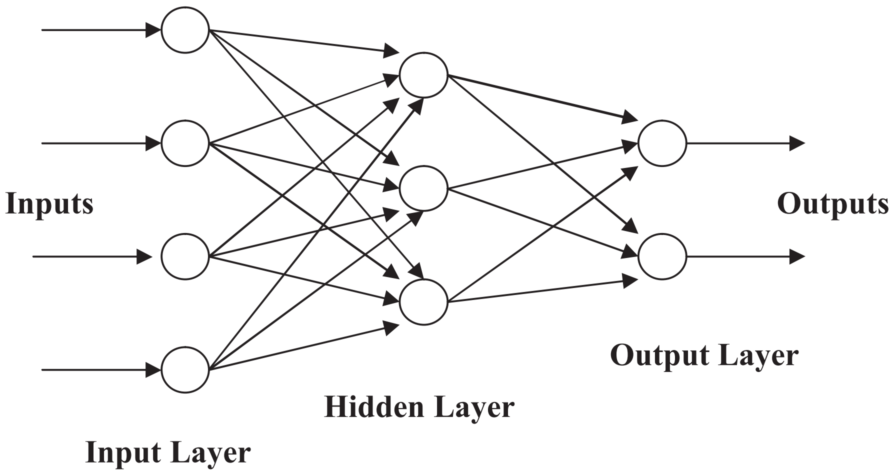
การใช้สมการรูปแบบทั่วไปของแบบจำลองไบโนเมียลนั้น ใช้สำหรับการประเมินค่า European Call Options ชนิดหุ้นไม่มีการจ่ายเงินปันผล ซึ่งวิธีนี้เหมาะสำหรับใช้ในการประมวลผลทางคอมพิวเตอร์ในการหาค่า เนื่องจากมีสูตรการคำนวนที่ยุ่งยากซับซ้อน โดยเฉพาะการประเมินมูลค่าตราสารสิทธิแบบอเมริกันที่ไม่มีรูปสมการที่แน่นอน เป็นเพียงรูปแบบสมการโดยประมาณ (Closed-Form Approximaions)

2.1.5 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks Model)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) หรือเรียกสั้นๆว่า ข่ายงานประสาท (Neural Network หรือ Neural Net) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศโดยการคำนวนแบบคอนเนคชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge Deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric Network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (Neurons) และจุดประสานประสาท (Synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท (Dendrite) ซึ่งเป็น Input และปลายในการส่งกระแสประสาท (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน Output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรท์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอนิวเครียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อไปผ่านทางแอคซอน ซึ่งตามแบบจำลองนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทจนกลายเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multi Layer Perceptron (MLP)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายชั้นสามารถใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนและได้ผลลัพธ์เป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับประกอบด้วย 2 ส่วนย่อย คือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) และ การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้านั้นข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นของข้อมูลเข้า และจะส่งผ่านอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับนั้นค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error-Correction) นั่นคือ ผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) จะเกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่าย-ประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลลัพธ์ที่แท้จริงเข้าใกล้ผลลัพธ์เป้าหมาย



รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะการเชื่อมโยงภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multi-Layer Perceptron (โครงการวิทยานิพนธ์การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยและภาษาอังกฤษโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดย นายชนินทร์ ฮุนตระกุล ภาคการศึกษาต้น, 2543)

ตารางที่ 2.1 ตัวแปรที่ใช้คำนวณในแต่ละแบบจำลอง

ตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณราคาออปชัน	แบบจำลอง		
	แบล็ค-โชลส์	ไบโนเมียล	โครงข่ายประสาทเทียม
1.ราคาปัจจุบันของสินทรัพย์อ้างอิง (S_0)	√	√	√
2.ราคาใช้สิทธิ (X)	√	√	√
3.อายุคงเหลือของออปชัน (T)	√	√	√
4.ความผันผวนของสินทรัพย์อ้างอิง (σ)	√	√	√
5.อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง(r)	√	√	√
6.อัตราผลตอบแทนจากเงินปันผล (q)	√		

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาเรื่องการคำนวณราคาออปชันของประเทศในแถบเอเชียยังมีจำนวนค่อนข้างน้อย โดยส่วนใหญ่แล้วจะเป็นการศึกษาการคำนวณราคาออปชันของประเทศอเมริกา และประเทศในภูมิภาคยุโรป ซึ่งเกี่ยวข้องกับการทดสอบเพื่อคำนวณราคาออปชันตามแบบจำลอง เพื่อเป็นการหาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพและเหมาะสมกับตลาดอนุพันธ์ในแต่ละประเทศ โดยการศึกษาในครั้งนี้ได้มีการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องทั้งในประเทศและต่างประเทศ ดังนี้

2.2.1 งานวิจัยในประเทศไทย

การศึกษาตราสารอนุพันธ์กับการพัฒนาตลาดเงินของประเทศไทย โดย จิตติ ธรรมอำนวยสุข (2541) ศึกษาเบื้องต้นเกี่ยวกับ Futures และ Options ซึ่งเป็นตราสารอนุพันธ์รากฐานของอนุพันธ์อื่น ในการที่จะนำมาใช้พัฒนาตลาดการเงินไทย โดยสินทรัพย์พื้นฐานที่นำมาอ้างอิง พิจารณาจาก อัตราดอกเบี้ย ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ นอกจากนี้ยังศึกษาอุปสรรคและปัญหาในการจัดให้มีตราสารอนุพันธ์ และแนวทางแก้ไขผลกระทบจากการนำอนุพันธ์มาใช้ รวมทั้งแนวทางในการป้องกัน ซึ่งสามารถสรุปสาระสำคัญได้ 4 ประการ

ประการที่หนึ่ง ระหว่างตราสารล่วงหน้า และตราสารสิทธิ์ ตราสารที่จะนำมาใช้ในการพัฒนาตลาดการเงินไทยในช่วงแรกของการมีตราสารอนุพันธ์ ควรใช้ตราสารล่วงหน้าก่อน หลังจากที่ผู้เกี่ยวข้องเข้าใจตราสารล่วงหน้าแล้วเป็นอย่างดี และทราบถึงบทบาทของตราสารอนุพันธ์ในตลาดการเงินมากขึ้น จึงนำตราสารสิทธิมาใช้

ประการที่สอง สินทรัพย์พื้นฐานที่มีความเหมาะสมในตลาดการเงินไทยในปัจจุบัน คือ อัตราดอกเบี้ยบนตราสารหนี้ระยะสั้นของตั๋วแลกเงินที่รับรองโดยธนาคาร (Bank's Acceptance) และอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศของสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกาเทียบกับเงินบาท ส่วนอัตราดอกเบี้ยบนตราสารหนี้ระยะยาวและดัชนีตลาดหลักทรัพย์ ยังไม่มีความเหมาะสมในตลาดการเงินไทย

ประการที่สาม ในการจัดให้มีตราสารอนุพันธ์ พบว่า มีอุปสรรคปัญหาและแนวทางแก้ไขที่สำคัญคือ ด้านกฎหมาย และระเบียบกฎเกณฑ์ของการซื้อขายตราสารอนุพันธ์ ควรยกร่างกฎหมายขึ้นมาควบคุมการซื้อขาย ควรกำหนดมาตรฐานระบบบัญชีให้เป็นแบบเดียวกัน และมีการเปิดเผยข้อมูลเพื่อให้ทราบถึงสถานะในการทำธุระกรรม ตลอดจนมี Clearing-House เพื่อเป็นตัวกลางในการชำระเงิน จัดให้มีหน่วยงานคอยกำกับดูแล ให้ความรู้ในการบริหารความเสี่ยงเพื่อรักษาสัดส่วนของกลุ่มป้องกันความเสี่ยง (Hedger) และกลุ่มนักเก็งกำไร (Speculator)

ประการสุดท้าย ในการนำตราสารอนุพันธ์มาใช้พบว่า มีผลกระทบและวิธีป้องกันที่สำคัญคือ การที่คู่ค้าไม่ปฏิบัติตามสัญญา ควรมีการกำหนดวงเงิน (Margin) ในการซื้อขาย การเปลี่ยนแปลงราคาจากภาวะตลาดที่ผันผวน ควรมีการชำระบัญชีโดยปรับราคาตามตลาด (Mark-to-Market) การขาดประสิทธิภาพของระบบควบคุมภายในหรือระบบสารสนเทศ (Information System) ควรนำระบบคอมพิวเตอร์ฐานข้อมูลมาใช้ ส่วนผลกระทบจากการไม่ปฏิบัติตามสัญญาและไม่สามารถส่งมอบทรัพย์สินพื้นฐานได้ตามเวลาที่กำหนด ควรจัดให้มีสถาบันทางกฎหมายคอยควบคุมดูแลรายละเอียดในสัญญา และจัดให้มีหลักประกันที่สามารถเรียกร้องได้

ต่อมา จิตติ ตันเสนีย์ (2549) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ ระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คกับแบบจำลองอารีมาและอีการ์ชเอ็ม ซึ่งแบบจำลองอารีมามีสมมติฐานที่มีข้อจำกัดมากเกินไป ส่งผลให้มีแบบจำลองอีการ์ชเอ็มมาเกี่ยวข้อง โดยแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค ของจิตติ ตันเสนีย์ ได้กำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs) ไว้ที่ 1000 และแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ Training และ Testing ซึ่งค่า MSE ที่คำนวณได้จะเป็นค่า MSE ของ Training ซึ่งส่งผลให้เกิด Over Fitting ทำให้แบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คมีความแม่นยำต่ำกว่าแบบจำลองอีการ์ชเอ็ม

อัญญา ขันธวิทย์ (2550) ทำการศึกษาตัวแบบจำลองเพื่อกำหนดราคาและวิเคราะห์พฤติกรรมของออปชันโดยใช้การเปรียบเทียบราคาตลาดของออปชันกับราคาทางทฤษฎีของแบบจำลอง หรือการใช้แบบจำลองที่สามารถช่วยออกแบบการป้องกันความเสี่ยงที่มีประสิทธิผลดีกว่าในสภาพที่มีการซื้อขายเกิดขึ้นจริงในตลาด อย่างไรก็ตาม วิธีที่ใช้ในต่างประเทศไม่สามารถใช้ระบุตัวแบบจำลองเพื่อกำหนดราคาออปชันของดัชนี SET 50 ได้เพราะยังไม่เคยเปิดให้มีการซื้อขายมาก่อน ในการศึกษาได้อาศัยข้อความจริงที่ตัวแบบจำลองซึ่งกำหนดราคาออปชัน จะต้องมีความสัมพันธ์ทางตรงกับแบบจำลอง เพื่อพรรณนาการเคลื่อนไหวของดัชนี SET 50 ตัวแบบหนึ่งและตัวแบบเดียวกันเท่านั้น จะเป็นตัวแบบอื่นไม่ได้ ดังนั้น เมื่อตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยได้มีการคำนวณและรายงานดัชนี SET 50 ติดต่อกันเป็นระยะเวลายาวนานช่วงหนึ่งจนถึงปัจจุบัน ซึ่งผู้วิจัยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาของดัชนี SET 50 ในการเปรียบเทียบตัวแบบจำลองเพื่อระบุตัวแบบที่ดีกว่าในการพรรณนาพฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงในเชิงสุ่มของดัชนี SET 50 โดยได้จำกัดความสนใจที่ตัวแบบ Geometric Brownian Motion และ Constant Elasticity of Variance ตัวแบบ Jump Diffusion ตัวแบบ Stochastic Volatility และตัวแบบ GARCH ตัวแบบเหล่านี้สอดคล้องกับแบบจำลองเพื่อกำหนดราคาทางทฤษฎีของออปชันที่มีลักษณะเฉพาะแตกต่างกัน สำหรับการวิจัยได้ใช้ข้อมูลรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน เปรียบเทียบตัวแบบจำลองตามเกณฑ์ Maximum Likelihood พบว่า ตัวแบบ GARCH (1, 1) เป็นตัวแบบที่สามารถพรรณนาพฤติกรรมในเชิงสุ่มของดัชนี SET 50 ได้ดีกว่าตัวแบบอื่นอย่างมีนัยสำคัญ

2.2.2 งานวิจัยในต่างประเทศ

การศึกษาเกี่ยวกับการคำนวณราคาออปชันโดยเปรียบเทียบระหว่างการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กับแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ และการใช้แบบจำลองโครงข่าย-ประสาทเทียมกับแบบจำลองไบโนเมียล ซึ่งพบการศึกษาเป็นจำนวนมากในต่างประเทศ เพื่อทำการทดสอบการคำนวณราคาออปชันในประเทศต่างๆ เช่น อเมริกา ออสเตรเลีย อังกฤษ เยอรมัน ฝรั่งเศส และญี่ปุ่น โดยในช่วงปี ค.ศ. 1990-2008 ได้มีผู้ทำการคำนวณราคาออปชันด้วยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลองไบโนเมียลเพื่อหาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุด ซึ่งที่มาของการศึกษาโดยส่วนมากเนื่องจากแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ เป็นแบบจำลองที่มีบทบาทในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุด แต่เนื่องด้วยข้อจำกัดและข้อสมมติฐานบางข้อในแบบจำลองมีความขัดแย้งกับสภาวะความเป็นจริงของตลาดการเงิน ดังนั้น จึงมีผู้วิจัยหลายท่านได้มีความพยายามที่จะหาแบบจำลองที่มีสภาวะใกล้เคียงกับตลาดการเงินในโลกความเป็นจริงมากที่สุด

สำหรับการศึกษาแบ่งออกได้ 2 กลุ่ม คือ กลุ่มแรก ทำการคำนวณราคาออปชันโดยแบบจำลองไบโนเมียล กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ Kelly (1994) ทำการทดสอบราคาอเมริกันพุทออปชันของสี่บริษัทในประเทศอเมริกา พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำและชัดเจนมากกว่าแบบจำลองไบโนเมียล และ De Winne et al. (2001) คำนวณราคาอเมริกันออปชันของ CAC 40 Index ในประเทศฝรั่งเศส พบว่า แบบจำลองทั้งสองมีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน สำหรับกลุ่มที่สองมีผู้นิยมทำการศึกษาอย่างมากมายเกี่ยวกับการคำนวณราคาออปชันโดยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดย Malliaris and Salchenberger (1993) คำนวณราคาอเมริกันคอลออปชันของ S&P100 ในประเทศอเมริกา พบว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ ให้ผลดีกว่าในกรณีออปชันมีลักษณะเป็น In-The-Money ในขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีผลที่ดีกว่ากรณีออปชันมีลักษณะ Out-of-The-Money สำหรับ Hutchison et al. (1994) คำนวณราคาอเมริกันคอลออปชันของ S&P500 futures พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ และKitamura and Ebisuda (1998) คำนวณราคาอเมริกันคอลออปชันของ S&P100 พบว่าผลของการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ไม่ให้ผลที่ดี เนื่องจากจำนวนตัวอย่างน้อย ซึ่งอาจเป็นผลจากการใช้ปัจจัยเพียงสองตัวในการคำนวณ โดยแบบจำลอง Qi and Maddala (1996) เปรียบเทียบผลการคำนวณราคายูโรเปียนคอลออปชันดัชนี S&P500 ผลสรุปคือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากกว่า และมีผลสรุปในทำนองเดียวกันซึ่งค้นพบโดย Garcia and Gencay (1998, 2000), Gencay and Qi (2001), Gencay and Salih (2001), Ghaziri et al. (2000), Liu (1996) และ Saito and Jun (2000) สำหรับ Geigle and Aronson (1999) ทำการทดสอบราคาอเมริกันออปชัน S&P500 futures ซึ่งทั้งสองพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีผลการทดสอบที่ดีกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ Lajbcygier et al. (1996) ได้ทำการคำนวณราคาอเมริกันคอลออปชันของดัชนีฟิวเจอร์ในประเทศออสเตรเลีย โดยสรุปว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความด้อยกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แต่อย่างไรก็ตาม จากการสังเกต พบว่า ในสภาวะที่เป็น Near-The-Money for Short-Maturity optionsแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ผลที่ดีกว่า สำหรับ Niranjan (1996) ใช้ข้อมูลรายวันตั้งแต่ กุมภาพันธ์ ถึง ธันวาคม 1994 เพื่อคำนวณราคาคอลออปชันและพุธออปชันของ FTSE100 ในประเทศอังกฤษ โดยเปรียบเทียบ Pricing Errors และสำหรับตัวอย่าง 100 วัน พบความไม่กระจ่างในความถูกต้องแม่นยำของราคา จากข้อมูลของ Niranjan (1996), De Freitas at al. (2000) ได้ประยุกต์การใช้แบบจำลอง ในการคำนวณราคาคอลออปชันและพุทออปชันของ FTSE100 พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ให้ผลที่ดีกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์

Anders et al. (1998) ใช้ข้อมูลยูโรเปียนคอลออปชันของ DAX ประเทศเยอรมันพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ ซึ่งเป็นการค้นพบที่คล้ายคลึงกับของ Ormoneit (1999) และ Krause (1996) Yao et al. (2000) คำนวณราคาอเมริกันคอลออปชันของ Nikkei 225 futures พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ Henrik Amilon (2003) คำนวณราคาคอลออปชันแบบยุโรปของดัชนี Swedish Stock โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมิถุนายน 1997 ถึง มีนาคม 1999 พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทมีระสิทธิภาพในการคำนวณมากกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ Julia Bennell and Charles Sutcliffe (2004) ได้ทำการคำนวณราคาออปชันแบบยุโรปของดัชนี FTSE100 ของประเทศอังกฤษ พบว่า ในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการคำนวณมากกว่า แต่สำหรับในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองทั้งสองมีประสิทธิภาพในการคำนวณใกล้เคียงกัน และ Anant Saxena (2008) ทำการประเมินมูลค่าออปชันดัชนีของ S&P CNX Nifty ซึ่งใช้ข้อมูลตั้งแต่ พฤศจิกายน 2005 ถึง มกราคม 2007 พบว่าในสภาวะปกติทั่วไปแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ผลการคำนวณที่ดีกว่า ดังนั้นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอาจมีบทบาทสำคัญต่อการคำนวณราคาออปชันอื่นๆอีกต่อไป ซึ่งสามารถสรุปตารางการศึกษาในกรณีต่างได้ ดังนี้

ตารางที่ 2.2 การศึกษาประสิทธิภาพแบบจำลองในการคำนวณราคาออปชัน

ชื่อผู้ศึกษา	แบบจำลองที่ใช้ในการทดสอบ			แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ
	Black-Scholes	**Binomial**	**ANN**	
Malliaris and Salchenberger	√		√	Black-Scholes (ITM) ANN (OTM)
Kelly		√	√	ANN
Hutchison et al.	√		√	ANN
Kitamura and Ebisuda			√	ไม่มีประสิทธิภาพ (จำนวนตัวอย่างน้อย)
Qi and Maddala	√		√	ANN
Geigle and Aronson	√		√	ANN
Lajbcygier et al.	√		√	แบล็ค-โชลส์
Niranjan	√		√	ไม่ชัดเจนในความถูกต้องของราคาออปชัน
De Freitas et al.	√		√	ANN
Anders et al.	√		√	ANN
Ormoneit	√		√	ANN
Krause	√		√	ANN
Yao et al.	√		√	ANN
De Winne et al.		√	√	ให้ผลใกล้เคียงกัน
Henrik Amilon	√		√	ANN
Julia Bennell and Charles Sutcliffe	√		√	ให้ผลใกล้เคียงกัน(ITM) ANN (OTM)
Anant Saxena	√		√	ANN

การศึกษาจากตารางที่ 2.2 เกี่ยวกับการคำนวณราคาออปชันด้วยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าโดยการศึกษาส่วนมาก แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุดคือ โครงข่ายประสาทเทียม แต่ในบางครั้งพบว่า ในสถานะที่เป็น In-The-Money แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ มีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากกว่า