บทที่ 5
สรุปผลและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

การศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการใช้แบบจำลองแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อคำนวณราคาออปชันในประเทศไทย ญี่ปุ่น และฮ่องกง เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการคำนวณราคาออปชันสำหรับแต่ละประเทศ โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งพิจารณาจากราคาปิดของออปชันที่ทำการซื้อขายรายวัน ตั้งแต่ วันที่ 29 ตุลาคม 2550 ถึง วันที่ 28 กุมภาพันธ์ 2552 รวมทั้งหมด 16 เดือน และประกอบด้วยตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณ 5 ตัวแปร คือ ราคาสินทรัพย์อ้างอิง ราคาใช้สิทธิ อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง อายุคงเหลือของออปชัน และความผันผวนของสินทรัพย์อ้างอิง

ผลจากการคำนวณราคาคอลออปชันและพุทออปชันในแต่ละแบบจำลองจะนำมาเปรียบเทียบกับราคาปิดรายวันของออปชันในตลาดอนุพันธ์ของแต่ละประเทศ ซึ่งแบ่งการพิจารณาตามสภาวะคือIn-The-Money (ITM) และ Out-of-The-Money (OTM)

เพื่อทราบความแตกต่างของประสิทธิภาพการคำนวณราคาออปชันตามแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ว่าแบบจำลองใดมีความเหมาะสมกับตลาดอนุพันธ์ในประเทศไทย ญี่ปุ่น และฮ่องกง จึงมีการคำนวณเพื่อหาประสิทธิภาพจากค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error; MAPE)

5.1.1 สรุปผลการคำนวณราคาออปชันของดัชนี SET50

ผลการคำนวณราคาคอลออปชันของดัชนี SET50 โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่น เท่ากับ 0.1127 และในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองไบโนเมียลมีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด โดยมีค่า MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่น เท่ากับ 0.8553

สำหรับผลการคำนวณราคาพุทออปชันของดัชนี SET50 โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE ต่ำกว่าแบบจำลองอื่น เท่ากับ 0.0705 และในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.5459

5.1.2 สรุปผลการคำนวณราคาออปชันของดัชนี Nikkei225

ผลการคำนวณราคาคอลออปชันของดัชนี Nikkei225 โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0956 และในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองไบโนเมียล มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.9037

สำหรับผลการคำนวณราคาพุทออปชันของดัชนี Nikkei225 โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.1011 และในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.7044

5.1.3 สรุปผลการคำนวณราคาออปชันของดัชนี Hang Seng

ผลการคำนวณราคาคอลออปชันของดัชนี Hang Seng โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0883 ในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองไบโนเมียล มีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.9778

สำหรับผลการคำนวณราคาพุทออปชันของดัชนี Hang Seng โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าในสภาวะ In-The-Money (ITM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.0642 และในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 0.5239

5.2 อภิปรายผล

จากการศึกษาการคำนวณราคาออปชันของดัชนี SET50 ดัชนี Nikkei225 และดัชนี Hang Seng โดยใช้แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ ซึ่งมีสมมติฐานคือ ตลาดทุนเป็นตลาดสมบูรณ์ นักลงทุนสามารถยืมหรือให้กู้ได้ที่อัตราดอกเบี้ยเท่ากับอัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยงและอัตราดอกเบี้ยนี้คงที่ตลอดอายุของออปชัน ไม่มีการจ่ายเงินปันผลจากหุ้นอ้างอิงตลอดช่วงอายุของออปชัน ธุรกรรมซื้อขายหุ้นเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ซึ่งถือว่าการเปลี่ยนแปลงของราคาเป็นแบบต่อเนื่อง สำหรับการคำนวณราคาด้วยแบบจำลองไบโนเมียล เป็นแบบจำลองที่มีการสร้าง Binomial Tree แสดงเส้นทางความเป็นไปได้ของราคาสินทรัพย์อ้างอิงที่จะเพิ่มสูงขึ้นหรือลดต่ำลงต่อคาบตลอดช่วงอายุของออปชัน โดยจะเป็นราคาออปชันที่ระดับราคาซึ่งเป็นวิธีการที่ยืดหยุ่นและใช้ได้กับออปชันหลายรูปแบบ รวมทั้งสามารถประยุกต์ใช้พฤติกรรมการเคลื่อนไหวของหลักทรัพย์อ้างอิงได้หลายรูปแบบ เช่น การเคลื่อนไหวแบบไม่ต่อเนื่องและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ความสามารถในการประมวลผลข้อมูลได้หลากหลายประเภท รวมทั้งการพยากรณ์ข้อมูลตลาดการเงิน โดยการออกแบบระบบเครือข่ายซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 3 ชั้นหลัก ได้แก่ Input Layer Hidden Layer และ Output layer ซึ่งจะมีการนำตัวแปรเข้าไปในชั้น Input Layer แล้วประมวลผลในชั้น Hidden Layer และค่าที่ได้จากการคำนวณจะอยู่ในชั้น Output Layer โดยแต่ละแบบจำลองจะประกอบด้วยตัวแปรที่ใช้ในการคำนวณ ได้แก่ ราคาสินทรัพย์อ้างอิง ราคาใช้สิทธิ อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง อายุคงเหลือของออปชัน และความผันผวนของสินทรัพย์อ้างอิง

ผลจากการคำนวณราคาคอลออปชันดัชนีของทั้ง 3 ตลาด สำหรับในสภาวะ In-The-Money พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุด รองลงมาคือแบบจำลองไบโนเมียลและแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ ซึ่งมีประสิทธิภาพในการคำนวณไม่ต่างกัน โดยผลการคำนวณมีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Qi and Maddala ทำการเปรียบเทียบผลการคำนวณราคายูโรเปียนคอลออปชันดัชนี S&P500 ผลสรุปคือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ และมีผลสรุปในทำนองเดียวกันซึ่งค้นพบโดย Garcia and Gencay และ Saito and Jun นอกจากนี้ ยังมีความสอดคล้องกับผลการคำนวณของ Henrik Amilon ที่คำนวณราคาคอลออปชันแบบยุโรปของดัชนี Swedish Stock โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมิถุนายน 1997 ถึง มีนาคม 1999 พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทมีระสิทธิภาพในการคำนวณมากกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ และ Anant Saxena (2008) ทำการประเมินมูลค่าออปชันดัชนีของ S&P CNX Nifty ซึ่งใช้ข้อมูลตั้งแต่ พฤศจิกายน 2005 ถึง มกราคม 2007 พบว่าในสภาวะปกติทั่วไปแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ผลการคำนวณที่ดีกว่า

ผลจากการคำนวณราคาคอลออปชันดัชนีของทั้ง 3 ตลาด สำหรับในสภาวะ Out-of-The-Money พบว่า แบบจำลองไบโนเมียลมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุด รองลงมาคือ แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ตามลำดับ ซึ่งผลการคำนวณตรงข้ามกับการศึกษาของMalliaris and Salchenberger ที่คำนวณราคาอเมริกันคอลออปชันของ S&P100 ในประเทศอเมริกา พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีผลที่ดีกว่ากรณีออปชันในสภาวะ Out-of-The-Money เนื่องจากการศึกษาในครั้งนี้เป็นการคำนวณราคาออปชันแบบยุโรปของดัชนี SET50 ดัชนี Nikkei225 และดัชนี Hang Seng

ผลจากการคำนวณราคาพุทออปชันดัชนีของทั้ง 3 ตลาด สำหรับในสภาวะ In-The-Money พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุด รองลงมาคือแบบจำลองไบโนเมียลและแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ ตามลำดับ โดยผลการคำนวณมีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Kelly ซึ่งทำการทดสอบราคาอเมริกันพุทออปชันของสี่บริษัทในประเทศอเมริกา พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีความแม่นยำและชัดเจนมากกว่าแบบจำลองไบโนเมียล และ De Freitas et al. ซึ่งได้ประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการคำนวณราคาคอลออปชันและพุทออปชันของ FTSE100 พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ให้ผลที่ดีกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์

ผลจากการคำนวณราคาพุทออปชันดัชนีของทั้ง 3 ตลาด สำหรับในสภาวะ Out-of-The-Money พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันมากที่สุด รองลงมาคือแบบจำลองไบโนเมียลและแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ ตามลำดับ และผลการคำนวณมีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Kelly ซึ่งทำการทดสอบราคาอเมริกันพุทออปชันของสี่บริษัทในประเทศอเมริกา พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีความแม่นยำและชัดเจนมากกว่าแบบจำลองไบโนเมียล และ De Freitas at al. ซึ่งได้ประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่าย-ประสาทเทียมในการคำนวณราคาคอลออปชันและพุทออปชันของ FTSE100 พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ให้ผลที่ดีกว่าแบบจำลองแบล็ค-โชลส์

การคำนวณราคาคอลออปชันและพุทออปชันของดัชนี SET50 ดัชนี Nikkei 225 และดัชนี Hang Seng ด้วยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่าย-ประสาทเทียม โดยแบ่งการวิเคราะห์ข้อมูลออกเป็น 2 สภาวะคือ In-the-money (ITM) และ Out-of-the-money (OTM)

ตารางที่ 5.1 การเปรียบเทียบค่า MAPE ของคอลออปชันและพุทออปชันดัชนี SET50 ดัชนี Nikkei 225 และดัชนี Hang Seng

Index	Position	MAPE
SET50	In-the-money (ITM)	Call > Put
	Out-of-the-money (OTM)	Call > Put
Nikkei 225	In-the-money (ITM)	Put > Call
	Out-of-the-money (OTM)	Call > Put
Hang Seng	In-the-money (ITM)	Call > Put
	Out-of-the-money (OTM)	Call > Put

จากตารางที่ 5.1 การเปรียบเทียบผลที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองโดยใช้ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error; MAPE) ของดัชนี SET50 ในสภาวะ In-the-money (ITM) และ Out-of-the-money (OTM) พบว่า ค่า MAPE ของคอลออปชันมากกว่าค่า MAPE ของพุทออปชัน สำหรับดัชนี Nikkei 225 ในสภาวะ In-the-money (ITM) ค่า MAPE ของพุทออปชันมากกว่าค่า MAPE ของคอลออปชัน ซึ่งในสภาวะ Out-of-the-money (OTM) ค่า MAPE ของคอลออปชันมากกว่าค่า MAPE ของพุทออปชัน และดัชนี Hang Seng ในสภาวะ In-the-money (ITM) และ Out-of-the-money (OTM) พบว่า ค่า MAPE ของคอลออปชันมากกว่าค่า MAPE ของพุทออปชัน แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่ใช้ในการคำนวณราคาออปชันนั้นมีความเหมาะสมในการคำนวณพุทออปชันมากกว่าคอลออปชัน เนื่องจากพุทออปชันมีลักษณะของผลตอบแทน เมื่อราคาสินทรัพย์ที่อ้างอิงในตลาดมีราคาต่ำกว่าราคาที่กำหนดไว้ตามสิทธิ สำหรับคอลออปชันจะได้รับผลตอบแทนสูงสุดอย่างไม่จำกัด เมื่อราคาสินทรัพย์ที่อ้างอิงในตลาดมีราคาสูงกว่า ราคาที่กำหนดให้ใช้สิทธิ

การเปรียบเทียบค่า MAPE ที่เป็นตัววัดประสิทธิภาพการคำนวณราคาออปชันในแต่ละแบบจำลองของทั้งสามตลาดอนุพันธ์ พบว่า ในสภาวะ In-the-money (ITM) มีค่า MAPE น้อยกว่าในสภาวะ Out-of-the-money (OTM) แสดงว่า แบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาออปชันในสภาวะ In-the-money (ITM) มากกว่า ในสภาวะ Out-of-the-money (OTM)

ตารางที่ 5.2 การเปรียบเทียบค่าสถิติเชิงพรรณนาของตัวแปรในประเทศไทย ญี่ปุ่น และฮ่องกง

ดัชนี	ตัวแปร	ค่าสถิติเชิงพรรณนา
SET50	Index Options (S)	Mean < Median
	Risk-free Interest Rate (r)	Mean < Median
	Volatility (σ)	Mean > Median
Nikkei 225	Index Options (S)	Mean < Median
	Risk-free Interest Rate (r)	Mean = Median
	Volatility (σ)	Mean > Median
Hang Seng	Index Options (S)	Mean < Median
	Risk-free Interest Rate (r)	Mean < Median
	Volatility (σ)	Mean > Median

จากตารางที่ 5.2 การเปรียบเทียบค่าสถิติเชิงพรรณนาของตัวแปรที่ใช้คำนวณราคาออปชัน ประกอบด้วยตัวแปร 6 ตัวแปร คือ ราคาสินค้าอ้างอิง (Index Options; S) ราคาใช้สิทธิ (Strike Price; X) อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง (Risk-free Interest Rate; r) อายุคงเหลือของออปชัน (Time to Maturity; T) และความผันผวนของราคาสินค้าอ้างอิง (Volatility; σ)

สำหรับตัวแปร ราคาสินค้าอ้างอิง อัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยง และความผันผวนของราคาสินค้าอ้างอิง ของประเทศไทยและฮ่องกง พบว่า ค่าสถิติพรรณนา ดังนี้ ราคาสินค้าอ้างอิงมีค่าเฉลี่ยน้อยกว่าค่าค่ามัธยฐาน และอัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยงมีค่าเฉลี่ยน้อยกว่าค่ามัธยฐาน สำหรับความผันผวนของราคาสินค้าอ้างอิงมีค่าค่าเฉลี่ยมากว่ากว่าค่าค่ามัธยฐาน ค่าสถิติเชิงพรรณนาของประเทศญี่ปุ่น ประกอบด้วย ราคาสินค้าอ้างอิงมีค่าเฉลี่ยน้อยกว่าค่าค่ามัธยฐาน โดยอัตราดอกเบี้ยปราศจากความเสี่ยงมีค่าเฉลี่ยเท่ากับค่าค่ามัธยฐาน และความผันผวนของราคาสินค้าอ้างอิงมีค่าค่าเฉลี่ยมากว่ากว่าค่าค่ามัธยฐาน เนื่องจากดัชนี Nikkei เป็นดัชนีราคาตลาด คือดัชนีที่นำราคาหลักทรัพย์มาคำนวณสร้างเป็นดัชนี เรียกว่าดัชนีราคา สำหรับดัชนี SET50 และ Hang Seng เป็นดัชนีมูลค่าตลาด โดยคำนวณจากการนำมูลค่าตลาดหลักทรัพย์มาคำนวณสร้างเป็นดัชนี เนื่องด้วยประเภทของดัชนี Nikkei 225 มีวิธีการคำนวณดัชนีที่ต่างจากดัชนี SET50 และ Hang Seng จึงส่งผลให้ค่า MAPE ที่คำนวณได้มีลักษณะแตกต่างจาก SET50 และ Hang Seng

สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ ห้องสมุดงานวิจัย

5.3 ข้อค้นพบ

การศึกษาการคำนวณราคาออปชันดัชนี SET50 ดัชนี Nikkei 225 และดัชนี Hang Seng จากการวิเคราะห์ผลการคำนวณโดยแบ่งผลข้อมูลออกเป็น 2 สภาวะ คือ In-The-Money (ITM) และ Out-of-The-Money (OTM) สำหรับผลการคำนวณราคาออปชันด้วยแบบจำลองแบล็ค-โชลส์ แบบจำลองไบโนเมียล และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ได้ผลสรุปดังนี้

ดัชนี SET50 พบว่า ในสภาวะ In-The-Money (ITM) ทั้งคอลออปชันและพุทออปชัน แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด สำหรับในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) พบว่า แบบจำลองไบโนเมียลมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาคอลออปชันมากที่สุด โดยพุทออปชัน พบว่า โครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณราคามากที่สุด

ดัชนี Nikkei 225 ในสภาวะ ในสภาวะ In-The-Money (ITM) ทั้งคอลออปชันและพุทออปชัน แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด สำหรับในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) พบว่า แบบจำลองไบโนเมียลมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาคอลออปชันมากที่สุด และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาพุทออปชันมากที่สุด

ดัชนี Hang Seng ในสภาวะ In-The-Money (ITM) ทั้งคอลออปชันและพุทออปชัน แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีประสิทธิภาพในการคำนวณมากที่สุด สำหรับในสภาวะ Out-of-The-Money (OTM) พบว่า แบบจำลองไบโนเมียลมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาคอลออปชันมากที่สุด และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการคำนวณราคาพุทออปชันมากที่สุด

5.4 ข้อเสนอแนะ

ในการคำนวณราคาออปชันโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ค่าที่ได้จากการคำนวณจะไม่คงที่เมื่อมีการนำข้อมูลมาประมวลผลใหม่ เนื่องจากในขั้นตอนการประมวลผลแต่ละครั้ง Network จะเกิดกระบวนการเรียนรู้ใหม่ ซึ่งกระบวนการเรียนรู้อาจไม่เหมือนเดิม ส่งผลให้ค่าที่ได้ในแต่ละครั้งไม่เท่ากัน ดังนั้นจึงควรมีการทำ Cross Validation เพื่อหา Network ที่ดีที่สุดโดยใช้ค่า MSE ในการเปรียบเทียบ แล้วจึงกำหนด Network ที่ดีที่สุดดังกล่าวเพื่อใช้ในการประมวลผลการคำนวณราคาออปชันต่อไป