การทำนายแนวโน้มของหุ้นโดยการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

STOCK TREND PREDICTIVE ANALYTICS USING DEEP LEARNING

กิจจา อินทปัญญา
จิตตพนธ์ จิตรมั่น
ฐิติธร เสนีวงศ์ ณ อยุธยา

ปัญหาพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์)
ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2558

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

STOCK TREND PREDICTIVE ANALYTICS USING DEEP LEARNING

KITJA INTAPANYA
JITTAPON JITMAN
THITITORN SANEEWONG NA AYUTTHAYA

A SPECIAL PROJECT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF
THE REQUIRMENT FOR
THE DEGREE OF BACHELOR OF SCIENCE (COMPUTER SCIENCE)
DEPARTMENT OF CHEMISTRY, FACULTY OF SCIENCE
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
ACADEMIC YEAR 2015

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อโครงงานพิเศษ	การทำนายแนวโน้มของหุ้นโดยการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการเรียนรู้เชิงลึก Stock Trend Predictive Analytics Using Deep Learning
ชื่อนักศึกษา	นายกิจจา อินทปัญญา รหัสนักศึกษา 55050221 นายจิตตพนธ์ จิตรมั่น รหัสนักศึกษา 55050238 นายฐิติธร เสนีวงศ์ ณ อยุธยา รหัสนักศึกษา 55050279
ปริญญา	วิทยาศาสตร์บัณฑิต (วิทยาการคอมพิวเตอร์)
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	2558
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ธีระ ศิริธีรากุล

คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.) อนุมัติให้โครงงานพิเศษนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วิทยาการคอมพิวเตอร์) ประจำการศึกษา 2558

คณะกรรมการสอบ	ลายมือชื่อ
ดร.สายชล ใจเย็น ประธานกรรมการ	สายชล
ผศ.ดร.อนันตพร หรรษคุณาฒัย กรรมการ	อนันตพร หรรษคุณาฒัย
ผศ.ธีระ ศิริธีรากุล กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษา	[signature]

ลิขสิทธิ์ของคณะวิทยาศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อโครงงานพิเศษ การทำนายแนวโน้มของหุ้นโดยการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

ชื่อนักศึกษา นายกิจจา อินทปัญญา รหัสนักศึกษา 55050221

นายจิตตพนธ์ จิตรมั่น รหัสนักศึกษา 55050238

นายฐิติธร เสนีวงศ์ ณ อยุธยา รหัสนักศึกษา 55050279

ปริญญา วิทยาศาสตร์บัณฑิต (วิทยาการคอมพิวเตอร์)

ภาควิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะ วิทยาศาสตร์

มหาวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (สจล.)

ปีการศึกษา 2558

อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ธีระ ศิริธีรากุล

บทคัดย่อ

แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของหุ้นนั้นมีปัจจัยหลากหลายและมีความผันผวน จึงทำให้ยากต่อการทำนายแนวโน้มทิศทางการขึ้นลงของหุ้น ซึ่งในปัจจุบันนี้ยังไม่มีอัลกอริทึมหรือเทคนิคใดๆที่สามารถทำนายแนวโน้มของหุ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ ปัญหาพิเศษนี้จึงได้จัดทำขึ้นมาเพื่อทดลองประสิทธิภาพของการเรียนรู้เชิงลึกในการทำนายแนวโน้มทิศทางการขึ้นลงของหุ้นตัวอย่าง โดยการเรียนรู้เชิงลึกนี้จัดเป็นสาขาหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งมีอัลกอริทึมที่มุ่งเน้นในการสร้างตัวแบบเพื่อค้นหานามธรรมระดับสูงของข้อมูล ซึ่งในการทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่างในปัญหาพิเศษนี้มีคุณลักษณะที่ใช้ในการทำนายทั้งหมด 9 ลักษณะ คือ ราคาเปิด ราคาปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาเปลี่ยนแปลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า อัตราการเปลี่ยนแปลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า ปริมาณการซื้อขายหุ้น มูลค่าการซื้อขาย และมูลค่าตามตลาด โดยมีกลุ่มเป้าหมายในการทำนาย 2 กลุ่ม คือ วันถัดไปราคาของหุ้นสูงขึ้นและวันถัดไปราคาของหุ้นต่ำลง จากผลการทดลองที่ได้พบว่าตัวแบบที่นำมาใช้ทำนายแนวโน้มการขึ้นลงของราคาหุ้นนั้นยังไม่สามารถทำนายแนวโน้มการขึ้นลงของราคาหุ้นได้ดีเท่าที่ควร คาดว่าจำเป็นต้องใช้คุณลักษณะอื่นๆ มาใช้ประกอบในการวิเคราะห์ รวมถึงอัลกอริทึมหรือเทคนิคนี่มีประสิทธิภาพสูงกว่านี้ในการทำนายแนวโน้มการขึ้นลงของราคาหุ้น

คำสำคัญ : การทำนายแนวโน้มของหุ้น การเรียนรู้เชิงลึก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Stock Trend Predictive Analytics Using Deep Learning	
Student	Mr. Kitja Intapanya	Student ID 55050221
	Mr. Jittapon Jitman	Student ID 55050238
	Mr. Thititorn Saneewong Na Ayutthaya	Student ID 55050279
Degree	Bachelor of Science (Computer Science)	
Department	Computer Science	
Faculty	Science	
University	King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)	
Academic Year	2015	
Advisor	Asst.Prof.Teera Siriteerakul	

Abstract

Direction of change of stock market is fluctuation and affected by various factor, It Difficult to predict stock movement. Currently there are no algorithms or techniques to predict stock movement efficiently. This project experiment to predict stock movement by deep learning for evaluate performance of deep learning, which is a branch of machine learning using algorithms that determine to create a model to find a high-level abstraction of data. In this special problem, we use 9 features to predict the movement of sample stocks such as open price, close price, high price, low price, change price, change percent, total volume, total value and market cap. The target class spilt into two categories, one is the open price in the next day is higher and other is lower. Result shows that the features we use are not efficiently enough to predict the stock movement. Approximately, we need more other features and also higher efficient algorithms or techniques to efficiently predict stock movement.

Keywords: deep learning, stock movement predictive

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงงานพิเศษฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องมากจากความกรุณาและความร่วมมือของทุก ๆ ท่าน

ขอขอบคุณ ผศ.ธีระ ศิริธีรากุลที่คอยให้คำปรึกษาดูแลอย่างใกล้ชิดและให้ความช่วยเหลือแนะนำ อันเป็นประโยชน์ต่อการปรับปรุงข้อบกพร่องในการทำโครงงงานพิเศษ

ขอขอบคุณคณะกรรมการสอบโครงงานพิเศษ คือ ดร.สายชล ใจเย็น และ ผศ.ดร.อนันตพร หรรษคุณาฒัยที่ให้ข้อคิดเห็นและข้อเสนอแนะในการทำโครงงานพิเศษให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบคุณบริษัทตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลของหุ้นเพื่อใช้ประกอบการทำโครงการพิเศษ

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ห้องปฏิบัติการณ์คอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ที่ให้ความช่วยเหลือและอำนวยความสะดวกในการใช้เครื่องคอมพิวเตอร์เป็นอย่างดี

ขอขอบคุณ บิดา-มารดา ที่ให้ได้รับการศึกษา ตลอดจนคอยเลี้ยงดูและอบรมสั่งสอน และเป็นกำลังใจเป็นแรงผลักดันในการทำโครงงานพิเศษให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี รวมถึงเพื่อนๆ และบุคคลอื่นๆ ที่ไม่ได้กล่าวมา ผู้จัดทำโครงงานขอขอบคุณเป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

กิจจา อินทปัญญา
จิตตพนธ์ จิตรมั่น
ฐิติธร เสนีวงศ์ ณ อยุธยา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ช
สารบัญรูป	ซ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์	2
1.3 ขอบเขต	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
1.5 ขั้นตอนในการดำเนินงาน	3
1.6 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทำปัญหาพิเศษ	3
1.7 งบประมาณที่ใช้	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 การเรียนรู้เชิงลึก	4
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม	5
2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า	5
2.2.1.1 เพอร์เซปตรอนหลายชั้น	6
2.2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นนอล	7
2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ	9
2.2.2.1 สถาปัตยกรรมแบบแอลเอสทีเอ็ม	12
2.2.2.2 สถาปัตยกรรมแบบจีอาร์ยู	16
2.3 ฟังก์ชันกระตุ้น	18

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4 ปัญหาการเข้ากันเกินไป	19
2.4.1 การเพิ่มข้อมูลชุดฝึกสอน	19
2.4.2 การลดการเชื่อมต่อของยูนิตหรือการลดยูนิตภายในโครงข่าย	19
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	21
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย	22
3.1 การจัดเตรียมข้อมูล	22
3.1.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล	22
3.1.2 การทำความสะอาดข้อมูล	23
3.1.3 การแปลงข้อมูล	25
3.1.4 กำหนดคุณลักษณะ	25
3.1.5 การกำหนดกลุ่มเป้าหมาย	26
3.2 การสร้างตัวแบบเพื่อใช้ในการทำนายแนวโน้มของหุ้น	27
3.2.1 การออกแบบตัวแบบ	27
3.2.2 การฝึกฝนและการทดสอบตัวแบบ	28
3.2.3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างตัวแบบสำหรับการทำนายแนวโน้มของหุ้น	29
3.2 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ	30
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปรายผล	31
4.1 ผลการทดลอง	31
4.1.1 ตัวแบบที่ 1	32
4.1.2 ตัวแบบที่ 2	33
4.1.3 ตัวแบบที่ 3	34
4.1.4 ตัวแบบที่ 4	35
4.1.5 ตัวแบบที่ 5	36
4.1.6 ตัวแบบที่ 6	37
4.1.7 ตัวแบบที่ 7	38
4.1.8 ตัวแบบที่ 8	39
4.1.9 ตัวแบบที่ 9	40

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.1.10 ตัวแบบที่ 10 41

4.1.11 ตัวแบบที่ 11 42

4.1.12 ตัวแบบที่ 12 43

4.2 อภิปรายผลการทดลอง 44

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 45

5.1 สรุปผลการทดลอง 45

5.2 ข้อเสนอแนะ 45

เอกสารอ้างอิง 46

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ตัวอย่างรายชื่อหุ้นของหุ้นกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคาร	22
3.2 รายชื่อหุ้นกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคารที่ผ่านการทำความสะอาดข้อมูล	24
3.3 คุณลักษณะที่ใช้ในทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่าง	25
3.4 กลุ่มเป้าหมายสำหรับการทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่าง	26
3.5 โครงสร้างของตัวแบบในแต่ละชั้น	27
3.6 ข้อมูลฝึกฝน, ข้อมูลตรวจสอบ และข้อมูลทดสอบ	28
3.7 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างตัวแบบ	29
4.1 ผลการทดลองตัวแบบที่ 1	32
4.2 ผลการทดลองตัวแบบที่ 2	33
4.3 ผลการทดลองตัวแบบที่ 3	34
4.4 ผลการทดลองตัวแบบที่ 4	35
4.5 ผลการทดลองตัวแบบที่ 5	36
4.6 ผลการทดลองตัวแบบที่ 6	37
4.7 ผลการทดลองตัวแบบที่ 7	38
4.8 ผลการทดลองตัวแบบที่ 8	39
4.9 ผลการทดลองตัวแบบที่ 9	40
4.10 ผลการทดลองตัวแบบที่ 10	41
4.11 ผลการทดลองตัวแบบที่ 11	42
4.12 ผลการทดลองตัวแบบที่ 12	43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่		หน้า
2.1	ข้อมูลตัวเลขที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์รู้จำ	4
2.2	โครงข่ายประสารทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า	6
2.3	โครงข่ายแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น	7
2.4	อินพุตตัวอย่างเสียงมาในช่วงเวลาต่างกัน โดยในตัวอย่างนี้เว้นระยะห่างเสียงเท่ากัน	7
2.5	กลุ่มของเซลล์ประสาทเทียม A แทนชั้นคอนโวลูชั่นนอล	8
2.6	ชั้นแมกซ์พูลลิ่ง ภายในโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล	8
2.7	โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล	9
2.8	โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำจะมีวงวนกลับไป	10
2.9	โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำเมื่อคลี่วงวนออก	10
2.10	โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำที่มีชั้นแทนเจนต์เดี่ยว	11
2.11	การไม่ขึ้นกันระยะสั้น	11
2.12	ปัญหาการไม่เข้ากันระยะยาว	12
2.13	โครงสร้างโครงข่ายแบบแอลเอสทีเอ็ม	12
2.14	เซลล์สถานะ	13
2.15	ประตู	13
2.16	ชั้นประตูลืม	14
2.17	ชั้นประตูอินพุตและค่าคู่แข่ง	15
2.18	การปรับปรุงเซลล์สถานะ	15
2.19	เอาต์พุต	16
2.20	แผนภาพสถาปัตยกรรมแอลเอสทีเอ็ม และจีอาร์ยู	16
2.21	กราฟของฟังก์ชันแทนเจนต์	18
2.22	กราฟของฟังก์ชันซิกมอยด์	18
2.23	กราฟของฟังก์ชันซอฟต์แม็ก	19
2.24	โครงข่ายประสาทเทียมที่ยูนิตอินพุตแต่ละยูนิตเชื่อมต่อกับยูนิตในชั้นซ่อนทุกยูนิต	20
3.1	โครงสร้างของตัวแบบ	27

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

ในปัจจุบันนี้การลงทุนในหลักทรัพย์ประเภทหุ้นค่อนข้างได้รับความนิยมจากนักลงทุนเป็นอย่างมาก เนื่องจากเป็นการลงทุนอีกช่องทางหนึ่งที่ได้รับผลตอบแทนสูงกว่าการลงทุนในประเภทอื่น โดยสามารถเริ่มต้นได้ง่ายด้วยเงินลงทุนจำนวนหนึ่ง ซึ่งใครก็สามารถเข้ามาลงทุนตลาดหุ้นได้ ทำให้มีนักลงทุนจากหลากหลายสาขาอาชีพต่างพากันเข้ามาลงทุนในตลาดหุ้นไม่ว่าจะเป็น นักธุรกิจ, เจ้าของกิจการ, พนักงานบริษัท, หรือนักเรียน นักศึกษา เป็นต้น อย่างไรก็ตาม การลงทุนในหุ้นย่อมมีความเสี่ยงเช่นเดียวกับการลงทุนในประเภทอื่น ๆ เช่น ความผันผวนในการขึ้นลงของราคาและผลตอบแทนจากการลงทุนของหุ้น ซึ่งปัญหาด้านความเสี่ยงนี้เป็นสิ่งที่นักลงทุนทุกคนต้องพิจารณาอย่างถี่ถ้วน หากนักลงทุนวิเคราะห์ความเสี่ยงดังกล่าวได้ไม่ละเอียดเท่าที่ควร อาจทำให้ต้องเผชิญกับภาวการณ์ขาดทุนอย่างต่อเนื่อง จนถึงขั้นล้มละลายได้ ประกอบกับข้อมูลที่มีขนาดใหญ่มากในตลาดหุ้นทำให้การวิเคราะห์ความเสี่ยงอาจไม่ครอบคลุม และคลาดเคลื่อนได้

จากปัญหาดังกล่าวทางคณะผู้จัดทำจึงมีแนวคิดที่จะใช้เทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์เข้ามามีบทบาท ในการวิเคราะห์ ข้อมูลเหล่านั้นเพื่อนำไปใช้ในการประกอบการตัดสินใจของผู้ลงทุน ซึ่งเทคโนโลยีในปัจจุบันมีการพัฒนาก้าวหน้ามากเพียงพอต่อการสร้างอัลกอริทึมที่สามารถวิเคราะห์จัดการข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ คณะผู้จัดทำจึงมีแนวคิดที่จะนำเทคโนโลยีนั้นมาใช้ คือ การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของสาขาการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) เพื่อที่จะหาสารสนเทศที่ซ่อนอยู่ภายในข้อมูลจำนวนมาก และทำการวิเคราะห์แนวโน้มการขึ้นลงของราคาหุ้น

การทำการวิจัยในครั้งนี้เพื่อนำความรู้ทางวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ในเรื่องของการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่างนั้นจะมีราคาสูงขึ้นหรือราคาต่ำลง เพื่อให้นักลงทุนสามารถใช้เป็นข้อมูลในการตัดสินใจซื้อขายหุ้นตัวนั้นได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้นและสามารถทำกำไรจากการซื้อขายหุ้นได้มากขึ้นจากการทำนายแนวโน้มของหุ้นด้วยงานวิจัยนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 วัตถุประสงค์

1.2.1 เป็นการศึกษาการใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการทำนายเชิงวิเคราะห์อนุกรมเวลาของหุ้น

1.2.2 ทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่างว่าในวันถัดไปหุ้นตัวอย่างจะราคาสูงขึ้นหรือราคาต่ำลง

1.3 ขอบเขตของปัญหา

การศึกษานี้ใช้ข้อมูลตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยที่แสดงราคาซื้อขายหลักทรัพย์และอนุพันธ์ย้อนหลังในกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคาร ซึ่งประกอบไปด้วย 9 บริษัทได้แก่ BAY (ธนาคารกรุงศรีอยุธยา จำกัด (มหาชน)) BBL (ธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน)) CIMBT (ธนาคาร ซีไอเอ็มบี ไทย จำกัด (มหาชน)) KBANK (ธนาคารกสิกรไทย จำกัด (มหาชน)) KTB (ธนาคารกรุงไทย จำกัด (มหาชน)) SCB (ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)) TCAP (บริษัท ทุนธนชาต จำกัด (มหาชน)) TISCO (บริษัท ทิสโก้ไฟแนนซ์เชียลกรุ๊ป จำกัด (มหาชน)) และTMB (บริษัท ธนาคารทหารไทย จำกัด (มหาชน)) รวมทั้งดัชนีย้อนหลังข้อมูลทางสถิติที่สำคัญพร้อมทั้งข้อมูลสารสนเทศของบริษัทจดทะเบียน เพื่อมาทำนายเชิงวิเคราะห์แนวโน้มของหุ้นด้วยการเรียนรู้เชิงลึก โดยจะทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่างในวันถัดไปว่าจะมีราคาสูงขึ้นหรือราคาต่ำลง

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ทำให้ทราบแนวโน้มของหุ้นที่ได้จากการทำนายเชิงวิเคราะห์ แล้วนำประกอบการตัดสินใจในการลงทุนในหุ้น ซึ่งสามารถช่วยเพิ่มโอกาสในการได้รับกำไร และลดความเสี่ยงในการขาดทุนจากการลงทุนในหุ้น

1.4.2 เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาการนำการเรียนรู้เชิงลึกไปใช้ในการทำนายเชิงวิเคราะห์อนุกรมเวลาของหุ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 ขั้นตอนการดำเนินการ

ระยะเวลาการดำเนินการ : 1 สิงหาคม - 18 พฤษภาคม 2559

1.5.1 ศึกษาการลงทุนในหุ้นและปัจจัยต่าง ๆ ที่มีผลต่อแนวโน้มของหุ้น

1.5.2 ศึกษาอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก

1.5.3 ศึกษาเครื่องมือที่นำมาใช้ในการสร้างตัวแบบ

1.5.4 รวบรวมชุดข้อมูล

1.5.5 จัดเตรียมข้อมูล

1.5.6 เลือกใช้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด

1.5.7 ทำการสร้างตัวแบบ

1.5.8 ทดสอบตัวแบบที่สร้างขึ้นมากับชุดข้อมูลที่จัดเตรียมไว้

1.5.9 ทำการปรับปรุงตัวแบบเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพที่ดีขึ้น จนกว่าจะยอมรับได้

1.5.10 จัดทำเอกสาร

1.6 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทำปัญหาพิเศษ

1.6.1 ฮาร์ดแวร์

- คอมพิวเตอร์ที่มี GPU NVIDIA

1.6.2. ซอฟแวร์

- ระบบปฏิบัติการ windows
- Eclipse IDE
- Python 3.4
- Theano Library
- Keras Library
- CUDA 6.5 Toolkit

1.6.3 อื่นๆ

- SETSMART 5 ปี
- SETSMART 3 ปี

1.7 งบประมาณที่ใช้ในการทำปัญหาพิเศษ

- SETSMART 5 ปี	จำนวน	1 ชุด	ราคาชุดละ	590 บาท
- SETSMART 3 ปี	จำนวน	1 ชุด	ราคาชุดละ	390 บาท

รวมทั้งสิ้นเป็นจำนวนเงินทั้งหมด 980 บาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทที่ 2 นี้ได้รวบรวมทฤษฎีที่ใช้ในการวิจัยและจัดการข้อมูล ตั้งแต่การเรียนรู้เชิงลึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ สถาปัตยกรรมแบบแอลเอสทีเอ็ม เป็นต้น ฟังก์ชันกระตุ้น ปัญหาที่มีโอกาสเกิดขึ้นกับตัวแบบในระว่างการสร้างตัวแบบ รวมถึงวิธีการที่นำมาใช้ในการจัดการปัญหาที่เกิดขึ้น

2.1 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning)

ก่อนจะพูดถึงการเรียนรู้เชิงลึกนั้น จะขอพูดถึงการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) พอสังเขปก่อน การเรียนรู้ของเครื่องนั้นมาจากแนวคิดที่ว่าต้องการที่จะทำให้เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้เหมือนมนุษย์ ซึ่งการเขียนโปรแกรมปกติที่จะทำให้คอมพิวเตอร์ทำงานในลักษณะนี้ได้เป็นเรื่องที่ยากมาก ยกตัวอย่างเช่นต้องการให้คอมพิวเตอร์สามารถที่จะรู้จำตัวเลขที่เขียนด้วยลายมือ (recognize hand-written digits) ได้

Image Provided by the MNIST handwritten database

รูปที่ 2.1 ข้อมูลตัวเลขที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์รู้จำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การที่จะทำให้คอมพิวเตอร์สามารถแยกได้ว่าเป็นตัวเลขอะไร การเขียนโปรแกรมปกติให้คอมพิวเตอร์แยกว่าเป็นตัวเลขอะไรอาจจะเป็นไปได้ ถ้าข้อมูลมีความชัดเจนมากพอ แต่ถ้าข้อมูลมีความคลุมเครือสูงก็จะไม่สามารถใช้การเขียนโปรแกรมปกติได้ จึงมีการคิดค้นอัลกอริทึมที่นำมาใช้กับการเรียนรู้ของเครื่อง โดยจะมีการให้ข้อมูลตัวอย่างหรือข้อมูลชุดฝึกฝน (training data) ให้คอมพิวเตอร์ได้เรียนรู้เพื่อแก้ปัญหาที่ได้กล่าวไปข้างต้น

การเรียนรู้เชิงลึกนั้นจัดว่าเป็นส่วนหนึ่งของสาขาการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งมีอัลกอริทึมที่มุ่งเน้นในการสร้างตัวแบบเพื่อค้นหานามธรรมระดับสูง (high-level abstraction) ของข้อมูล โดยการใช้ชั้น(layer) ประมวลผลหลายชั้นที่มีโครงสร้างที่ซับซ้อน ประกอบกับการแปลงไม่เชิงเส้น (non-linear transformation) หลายตัวแปลง

การเรียนรู้เชิงลึกนั้นมีอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพที่สามารถเรียนรู้ได้ทั้ง การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised) หรือ การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้สอน (semi-supervised) การเรียนรู้คุณลักษณะ (feature learning) และ การสกัดคุณลักษณะ (feature extraction) แบบเป็นลำดับชั้น (hierarchical)

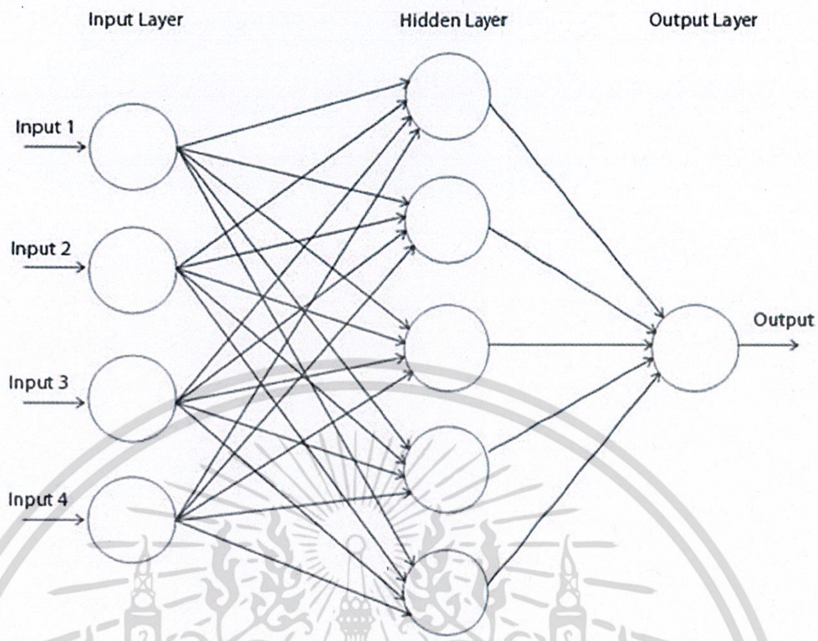
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network)

โครงข่ายประสาทเทียม คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์หรือโมเดลทางคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) ตามโมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน

2.2.1 โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า (feed-forward neural network)

โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้าเป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ข้อมูลจะเคลื่อนที่ไปเพียงข้างหน้าเพียงทิศทางเดียวเท่านั้น กล่าวคือจากชั้นอินพุต (input layer) จะเคลื่อนที่ไปยังชั้นซ่อน (hidden layer) และเคลื่อนที่ไปยังชั้นเอาต์พุต (output layer) จะไม่มีวงจร (cycle) หรือวงวน (loop)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

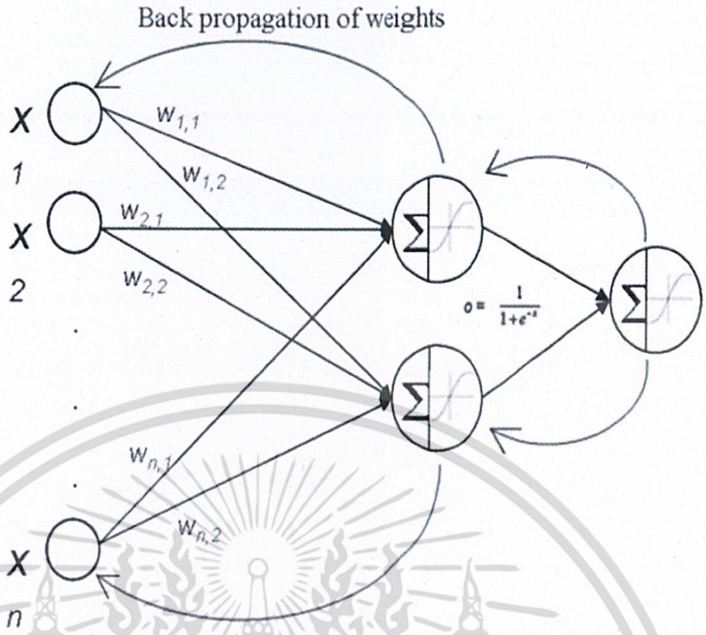


รูปที่ 2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

2.2.1.1 เพอร์เซปตรอนหลายชั้น (multi-layer perceptron)

เพอร์เซปตรอนหลายชั้นเป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายๆชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervised) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้า และจะส่งผ่าน จากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้อง กับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error-Correction) คือผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทาง ตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบเป้าหมาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 โครงข่ายแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

2.2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นนอล (Convolutional Neural Network: CNN)

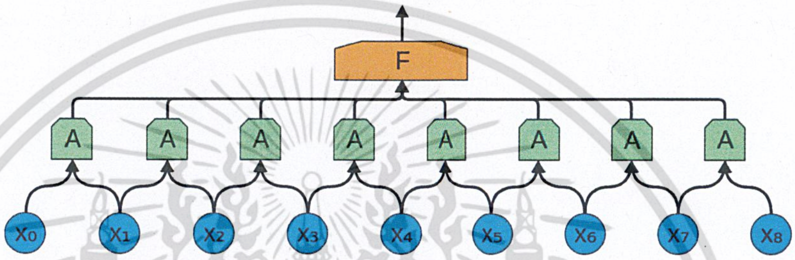
โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล จัดได้ว่าเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่ง แต่เนื่องจากมีชั้น (Layer) และจำนวนเซลล์ที่แตกต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมปกติ ทำให้มีการคำนวณที่ละเอียดกว่าโครงข่ายประสาทเทียมทั่วไป ทำให้ส่วนมากจึงนิยมนำมาใช้นำมาใช้แก้ไขปัญหาการจดจำรูปแบบอย่างหลากหลาย เช่น คอมพิวเตอร์วิทัศน์, การรับรู้เสียง เป็นต้น

ต่อไปจะกล่าวถึงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล โดยจะยกตัวอย่างที่นำไปใช้กับงานพิจารณาตัวอย่างเสียงและทำนายว่าเป็นเสียงมนุษย์กำลังพูดหรือไม่ บางทีคุณอาจจะต้องการวิเคราะห์ให้มากขึ้นว่าใครเป็นคนพูด

รูปที่ 2.4 อินพุตตัวอย่างเสียงมาในช่วงเวลาต่างกัน โดยในตัวอย่างนี้เว้นระยะห่างเสียงเท่ากัน

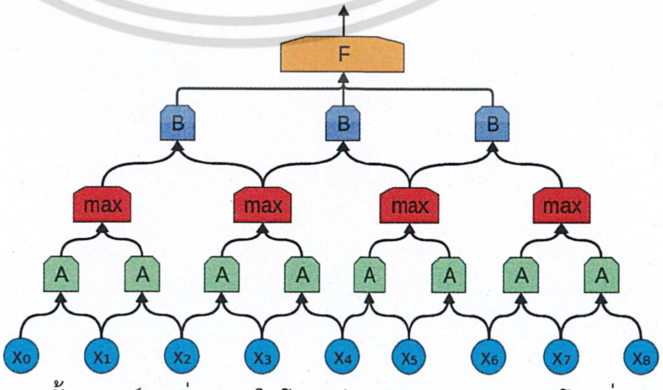
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หากเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบธรรมดา อินพุตทุกตัวก็จะเข้าไปยังไปยังเซลล์แต่ละเซลล์ แต่สำหรับโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล จะมีการสร้างชั้นคอนโวลูชั่นนอล (Convolutional Layer) จะขอเรียกแทนด้วยกลุ่มของเซลล์ประสาทเทียม A ตามรูปที่ 2.5 ที่จะมีหน้าที่พิจารณาข้อมูลอินพุตในช่วงเวลาสั้นๆ และคำนวณคุณลักษณะบางอย่าง จากนั้นเอาต์พุตชั้นคอนโวลูชั่นนอล นี้จะถูกส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุตของโครงข่าย แทนด้วย F



รูปที่ 2.5 กลุ่มของเซลล์ประสาทเทียม A แทนชั้นคอนโวลูชั่นนอล

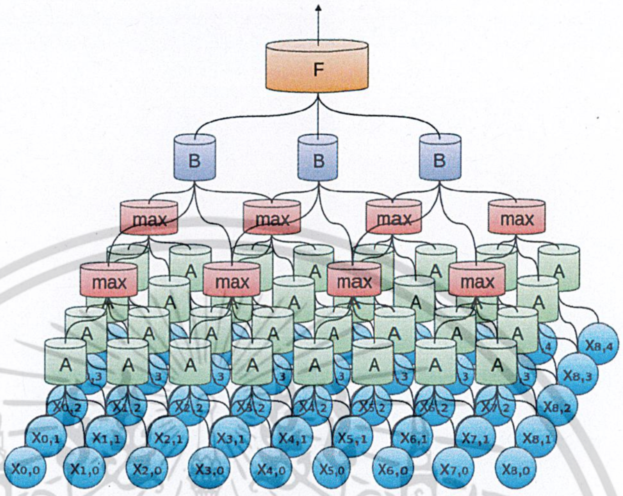
คุณสมบัติหนึ่งที่ดีของชั้นคอนโวลูชั่นนอลคือการที่สามารถปรับแต่งได้ โดยสามารถส่งเอาต์พุตของชั้นคอนโวลูชั่นนอล ชั้นหนึ่งไปยังชั้นอื่น ๆ ได้ ซึ่งในแต่ละชั้นโครงข่าย ซึ่งระหว่างชั้นคอนโวลูชั่นนอลจะมีชั้นที่เรียกว่าชั้นพูลลิ่ง (pooling layer) หรือ ชั้นแมกซ์พูลลิ่ง (max-pooling layer) ขั้นกลางระหว่างชั้นคอนโวลูชั่นนอลอยู่ โดยหน้าที่ของชั้นดังกล่าวจะทำการรวมเอาต์พุทของชั้นก่อนหน้าเพื่อให้ชั้นคอนโวลูชั่นนอลต่อมาทำงานกับข้อมูลที่ใหญ่ขึ้น



รูปที่ 2.6 ชั้นแมกซ์พูลลิ่ง ภายในโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในตัวอย่างก่อนหน้านี้ ได้ชั้นคอนโวลูชั่นนอลหนึ่งมิติ อย่างไรก็ตามชั้นคอนโวลูชั่นนอลส่วนใหญ่จะแสดงอยู่รูปของสองมิติ ดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชั่นนอล

โดยปกติชั้นคอนโวลูชั่นนอล A จะเป็นกลุ่มของเซลล์ประสาทในแบบคู่ขนานที่ได้รับอินพุตตัวเดียวกันและคำนวณค่าคุณลักษณะที่แตกต่างกันตัวอย่างเช่น ในชั้นคอนโวลูชั่นนอลสองมิติ เซลล์ประสาทหนึ่งตัวอาจจะตรวจจับขอบภาพแนวนอน ตัวอื่นอาจจะตรวจจับขอบภาพแนวตั้ง และตัวอื่น ๆ อาจจะตรวจจับความแตกต่างของสีเขียว สีแดง เป็นต้น

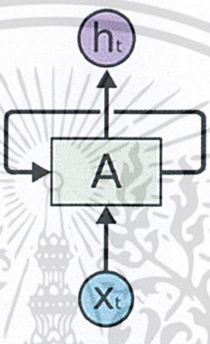
2.2.2 โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำ (Recurrent neural network)

จากหัวข้อก่อนหน้านี้ที่กล่าวถึงโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้านั้น ยังมีข้อจำกัดบางอย่างทำให้มีการคิดค้นโครงข่ายประสาทอีกรูปแบบหนึ่งขึ้นมา โดยเริ่มจากแนวคิดที่ว่าการเรียนรู้หรือการคิดของมนุษย์นั้น ไม่ได้เริ่มต้นคิดใหม่ตั้งแต่ต้น โดยในทุก ๆ ครั้งที่มนุษย์เกิดกระบวนการคิดขึ้น ยกตัวอย่างเช่น การอ่านบทความหรือประโยคหนึ่งประโยคก็ตาม โดยปกติแล้วการที่สมองของมนุษย์จะทำความเข้าใจความหมายของคำแต่ละคำที่ประโยคนั้นต้องการที่จะสื่อถึง สมองจะทำการเชื่อมโยงความหมายหรือบริบทระหว่างคำก่อนหน้ากับคำปัจจุบันเพื่อให้เข้าใจความหมายได้อย่างถูกต้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

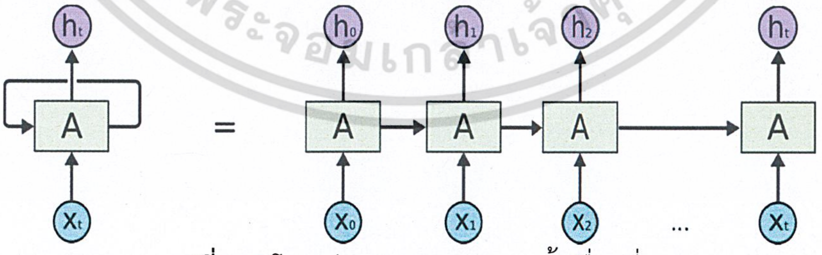
ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบเดิมหรือแบบที่ได้กล่าวไปก่อนหน้านี้ไม่สามารถทำงานในลักษณะเช่นนี้ได้ และสำหรับบางงานก็ดูเหมือนจะเป็นข้อจำกัดที่ควรให้ความสนใจเป็นอย่างมาก สมมุติในกรณีที่ต้องการจะแบ่งกลุ่มชนิดของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในภาพยนตร์ ซึ่งหากนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปมาใช้กับปัญหานี้นั้นจะไม่สมเหตุสมผล

โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะการเชื่อมต่อระหว่างยูนิตในรูปแบบของวงจรแบบมีทิศทาง (directed cycle) ซึ่งเอาต์พุตของแต่ละยูนิตทุกตัวจะถูกวนซ้ำไปให้ตนเอง (self-feedback)



รูปที่ 2.8 โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำจะมีวงวนกลับไป

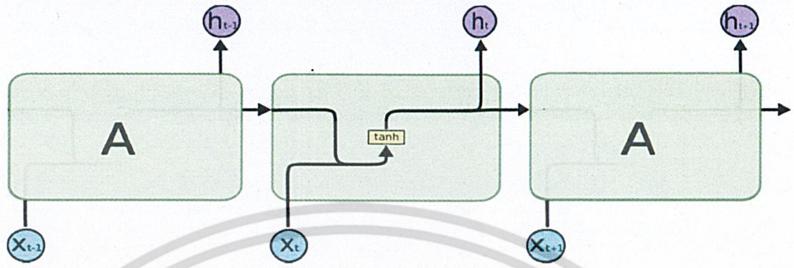
จากรูปที่ 2.8 เป็นกลุ่มก้อนของโครงข่ายประสาทเทียม A ที่มีอินพุตเป็น x_i และให้ค่าเอาต์พุตเป็น h_t มีวงวนที่ช่วยให้ข้อมูลสามารถผ่านจากขั้นตอนแรกของโครงข่ายไปยังขั้นตอนถัดไปได้ ซึ่งเราสามารถที่จะมองวงวนของกลุ่มก้อนของโครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำเป็นในลักษณะของการสำเนากลุ่มก้อนหลายๆกลุ่มก้อนแล้วส่งต่อเอาต์พุตต่อ ๆกันไปได้



รูปที่ 2.9 โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำเมื่อคลี่วงวนออก

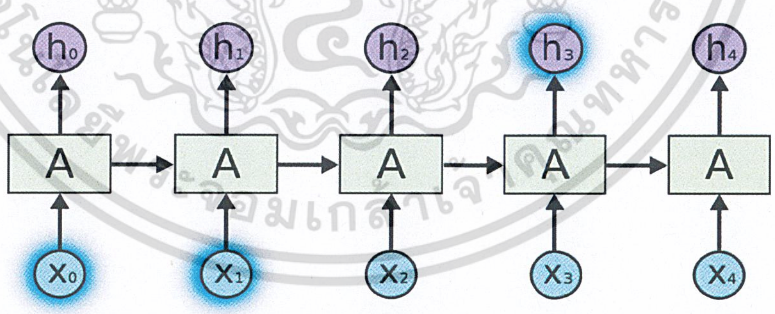
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำทั่วไปนั้นจะอยู่ในรูปแบบของการทำงานวนซ้ำโดยในแต่ละโมดูลจะมีโครงสร้างง่ายๆ เช่น ชั้นแทนเจนต์เดี่ยว (single tanh layer) เป็นต้น



รูปที่ 2.10 โครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำที่มีชั้นแทนเจนต์เดี่ยว

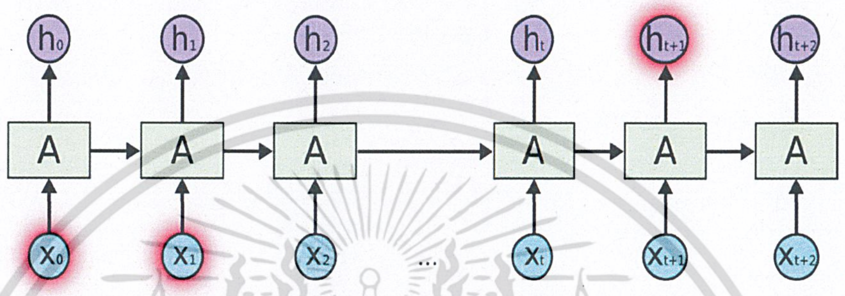
จากแนวคิดของโครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำนั้นทำให้สามารถเชื่อมต่อสารสนเทศก่อนหน้ากับงานปัจจุบันที่ทำอยู่ได้ อย่างเช่นการใช้วีดีโอเฟรมก่อนหน้าในการทำเข้าความใจวีดีโอเฟรมปัจจุบัน แต่ทว่าโครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำทั่ว ๆ ไปนั้นยังมีปัญหาการไม่ขึ้นกันระยะยาว (long term dependency) ดังเช่นในกรณีที่เราต้องการทำนายคำสุดท้ายของบริบท "ก้อนเมฆอยู่ใน*ท้องฟ้า*" สำหรับการทำนายคำว่าท้องฟ้าในกรณีนี้ไม่ใช่เรื่องยากสำหรับโครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำทั่ว ๆ ไป เนื่องจากโครงข่ายแบบวนซ้ำสามารถเรียนรู้สารสนเทศจากอดีตได้



รูปที่ 2.11 การไม่ขึ้นกันระยะสั้น (Short Term Dependency)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

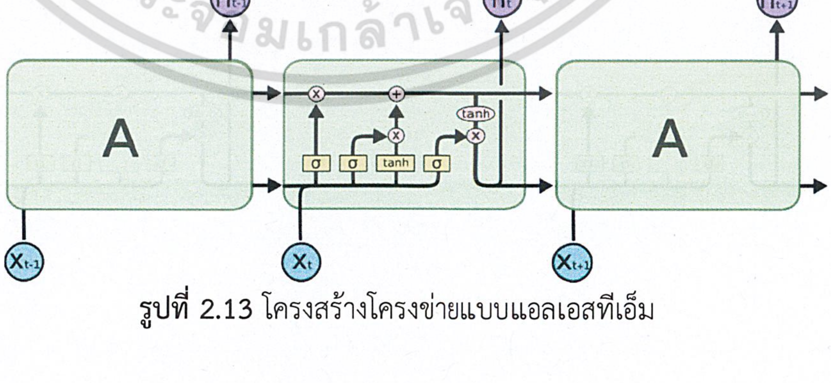
แต่ถ้าเป็นในกรณีที่บริบทมีความยาวมากขึ้น “ฉันเติบโตมาในฝรั่งเศส . . . ฉันพูดภาษา *ฝรั่งเศส*” ซึ่งสารสนเทศในปัจจุบันชี้ให้เราทำนายเป็นชื่อของภาษา แต่ทว่าชื่อของภาษานั้นอยู่ในบริบทส่วนแรกซึ่งทำให้ช่องว่างระหว่างข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับจุดที่ต้องการมีระยะห่างกันมากเกินไป ซึ่งทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำไม่สามารถเชื่อมต่อสารสนเทศเหล่านี้ได้



รูปที่ 2.12 ปัญหาการไม่เข้ากันระยะยาว

2.2.2.1 สถาปัตยกรรมแบบแอลเอสทีเอ็ม (LSTM)

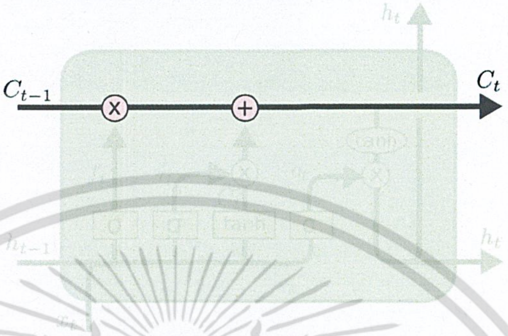
สถาปัตยกรรมแบบแอลเอสทีเอ็ม หรือเรียกว่า หน่วยความจำระยะยาวสั้น (Long short term memory) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำประเภทหนึ่งที่ออกแบบมาเพื่อเลี่ยงปัญหาการไม่ขึ้นกันระยะยาว โดยแอลเอสทีเอ็มนั้นสามารถที่จะจดจำสารสนเทศที่มีช่วงเวลายาวได้ ถึงแม้ว่าสิ่งนั้นจะไม่ใช่ในส่วนที่ต้องการเรียนรู้ก็ตาม โดยแอลเอชทีเอ็มนั้นก็จะมีรูปแบบของการทำงานวนซ้ำเช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำทั่ว ๆ ไป แต่โครงสร้างภายในนั้นจะแตกต่างกัน



รูปที่ 2.13 โครงสร้างโครงข่ายแบบแอลเอสทีเอ็ม

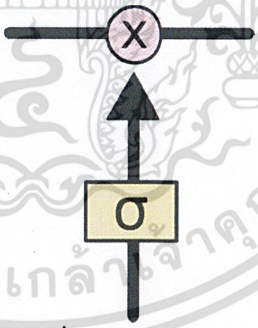
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปัจจัยสำคัญของแอลเอสทีเอ็มนั้นคือ เซลล์สถานะ (cell state) ที่เป็นเส้นแนวราบวิ่งผ่านส่วนบนของแผนภาพ โดยเซลล์สถานะนั้นจะเป็นเหมือนกับสายพานที่วิ่งตรงผ่านจุดเชื่อมต่อทั้งหมด และจะมีปฏิสัมพันธ์เชิงเส้นบางส่วน



รูปที่ 2.14 เซลล์สถานะ

แอลเอสทีเอ็มนั้นมีความสามารถในการกำจัดและเพิ่มสารสนเทศไปยังเซลล์สถานะซึ่งถูกควบคุมโดย ประตู (gate) ซึ่งประตูนั้นจะเป็นส่วนที่เลือกให้สารสนเทศนั้นผ่านออกไปได้หรือไม่ โดยประตูนั้นประกอบไปด้วย ชั้นโครงข่ายประสาทซิกมอยด์ และจุดดำเนินการคูณ (pointwise multiplication operation)



รูปที่ 2.15 ประตู

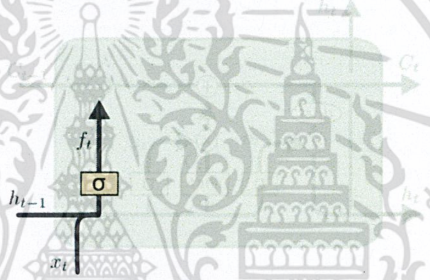
โดยชั้นซิกมอยด์นั้นจะมีค่าเลขเอาต์พุตระหว่าง 0 และ 1 ซึ่งถ้าเอาต์พุตเป็น 0 จะหมายถึงไม่ปล่อยให้ผ่านไป ส่วนถ้าเอาต์พุตเป็น 1 จะหมายถึงปล่อยให้เอาต์พุตผ่านไป โดยแอลเอสทีเอ็มนั้นจะมีประตูทั้งหมดสามประตูในป้องกันและควบคุมเซลล์สถานะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยในส่วนแรกของแอลเอสทีเอ็มนั้นจะเป็นส่วนที่ตัดสินว่าสารสนเทศอะไรบ้างที่จะทิ้งออกไปจากเซลล์สถานะ ซึ่งจะตัดสินใจโดยชั้นซิกมอยด์ที่เรียกว่าชั้นประตูลืม (forget gate layer) โดยจะดูจากอินพุต h_{t-1} และ x_t ส่วนเอาต์พุตจะเป็นตัวเลขระหว่าง 0 และ 1 โดยจะเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.1)$$

สำหรับแต่ละในเซลล์สถานะ C_{t-1} โดย 1 จะแสดงถึงให้เก็บเอาไว้ ในขณะที่ 0 แสดงถึงกำจัดออกไป



รูปที่ 2.16 ชั้นประตูลืม

ส่วนต่อมาจะเป็นส่วนที่ตัดสินว่าสารสนเทศอะไรบ้างที่จะเก็บไว้ในเซลล์สถานะ ซึ่งจะมีสองส่วน โดยส่วนแรกคือ ชั้นซิกมอยด์ เรียกว่าชั้นประตูอินพุต (input gate layer) ซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าค่าใดควรที่จะได้รับการปรับปรุง สามารถคำนวณได้ดังนี้

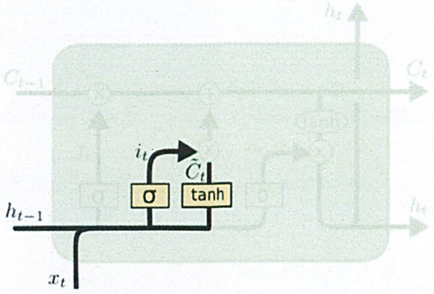
$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.2)$$

ส่วนต่อไปคือชั้นแทนเจนต์ (tanh layer) ที่จะสร้างเวกเตอร์ของค่าคู่แข่ง (candidate value) ใหม่ หรือ $\tilde{C}_t$ ที่จะเพิ่มเข้าสู่เซลล์สถานะดังนี้

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (2.3)$$

ในขั้นต่อไปจะนำสองส่วนที่ได้กล่าวมานี้มารวมกันแล้วนำไปปรับปรุงสู่เซลล์สถานะ

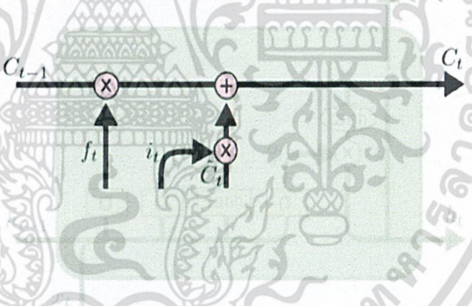
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.17 ชั้นประตูอินพุตและค่าคู่แข่ง

เมื่อถึงเวลาที่ปรับปรุงเซลล์สถานะเก่า C_{t-1} ไปเป็นเซลล์สถานะใหม่ C_t จะทำการคูณเซลล์สถานะเก่าโดย f_t เพื่อลืมสิ่งที่ตัดสินใจจะลืมในขั้นตอนต้น แล้วจะทำการบวก i_t ที่คูณกับ $\tilde{C}_t$ ที่เป็นค่าคู่แข่งใหม่เพื่อที่จะปรับค่าแล้วนำไปปรับปรุงค่าในแต่ละในเซลล์สถานะ ซึ่งจะคำนวณได้ดังนี้

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \tag{2.4}$$



รูปที่ 2.18 การปรับปรุงเซลล์สถานะ

สุดท้ายนี้จะเป็นส่วนของค่าเอาต์พุตซึ่งจะอิงมาจากเซลล์สถานะแต่จะอยู่รูปแบบที่ผ่านการกรองมาแล้วโดยใช้สมการที่ 2.5

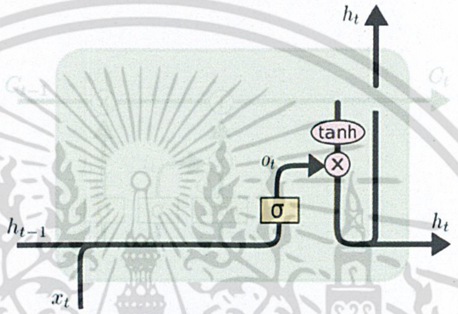
$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{2.5}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยเริ่มจากชั้นซิกมอยด์ที่จะใช้ตัดสินว่าส่วนไหนของเซลล์สถานะจะออกไปเป็นเอาต์พุต แล้วจากนั้นจะทำการใส่เซลล์สถานะผ่านแทนเจนต์เพื่อให้ค่าอยู่ในช่วงระหว่าง -1 และ 1 และจะทำการคูณโดยเอาต์พุตของประตูซิกมอยด์ ดังสมการต่อไปนี้

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.6)$$

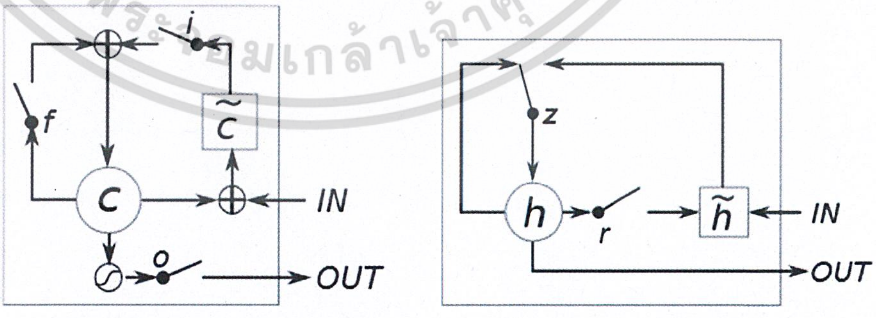
หลังจากนั้นผลที่คำนวณจะออกเป็น h_t นำไปใช้ต่อไป



รูปที่ 2.19 เอาต์พุต

2.2.2.2 สถาปัตยกรรมแบบจีอาร์ยู (GRU)

หน่วยประตูวนซ้ำ (Gated Recurrent Unit) นั้นมีความสามารถในการเรียนรู้สารสนเทศที่ไม่ขึ้นกันในระยะยาวเช่นเดียวกับสถาปัตยกรรมแอลเอสทีเอ็ม ซึ่งโครงสร้างพื้นฐานส่วนใหญ่นั้นคล้ายคลึงกับสถาปัตยกรรมแอลเอสทีเอ็ม แต่จะมีการปรับเปลี่ยนโครงสร้างเพื่อให้สามารถคำนวณได้รวดเร็วขึ้น



รูปที่ 2.20 แผนภาพสถาปัตยกรรมแอลเอสทีเอ็ม และจีอาร์ยู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 2.20 แผนภาพ (a) แอลเอสทีเอ็มจะมี i (input gate), f (forget gate), o (output gate), C (memory cell) และ $\widetilde{C}$ (memory cell ใหม่) ส่วน (b) จีอาร์ยูนั้นจะมี r (reset gate), z (update gate), h (activation function) และ $\widetilde{h}$ (candidate activation)

โดยฟังก์ชั่นกระตุ้น h_t นั้นจะทำการประมาณค่าในช่วงเชิงเส้น (linear Interpolation) ระหว่างฟังก์ชั่นกระตุ้นก่อนหน้า h_{t-1} และฟังก์ชั่นกระตุ้นคู่แข่ง $\tilde{h}_t$ ดังสมการ

$$h_t^j = \left(1 - z_t^j\right)h_{t-1}^j + z_t^j \tilde{h}_t^j \tag{2.7}$$

ส่วนประตูปรับปรุง z_t จะทำการตัดสินใจปรับปรุงฟังก์ชั่นกระตุ้นและสารสนเทศโดยคำนวณจากสมการ

$$z_t^j = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1})^j \tag{2.8}$$

ส่วนฟังก์ชั่นกระตุ้นคู่แข่ง $\tilde{h}_t$ จะคำนวณคล้ายๆกับโครงข่ายประสาทแบบวนซ้ำทั่วๆไปดังสมการ

$$\tilde{h}_t^j = \tanh\left(W x_t + U(r_t \odot h_{t-1})\right)^j \tag{2.9}$$

สุดท้ายคือประตูรีเซ็ต r_t จะคำนวณคล้ายๆกับประตูปรับปรุงดังสมการ

$$r_t^j = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1})^j \tag{2.10}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

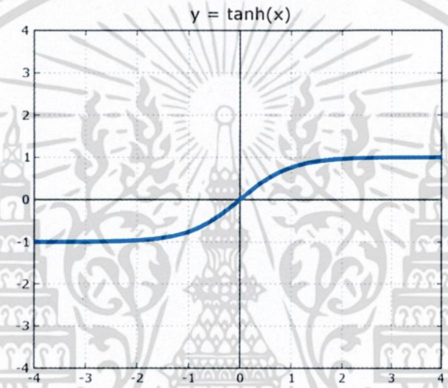
2.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

ฟังก์ชันกระตุ้นทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากเอาต์พุตของตัวเลขออกจากยูนิต เพื่อไปเป็นอินพุตต่อไปของยูนิตอื่น โดยจะมีฟังก์ชันทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น ซึ่งจะยกตัวอย่างดังนี้

ฟังก์ชันแทนเจนต์ (tanh function)

$$\tanh(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{2.11}$$

เป็นฟังก์ชั่นกระตุ้น โดยค่าเอาท์พุทที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง -1 ถึง 1 ดังรูปที่ 2.16

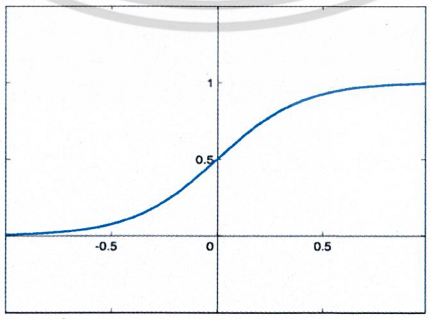


รูปที่ 2.21 กราฟของฟังก์ชันแทนเจนต์

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function)

$$f(x) = \frac{1}{1-e^{-x}} \tag{2.12}$$

เป็นฟังก์ชั่นกระตุ้น โดยค่าเอาท์พุทที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 2.17



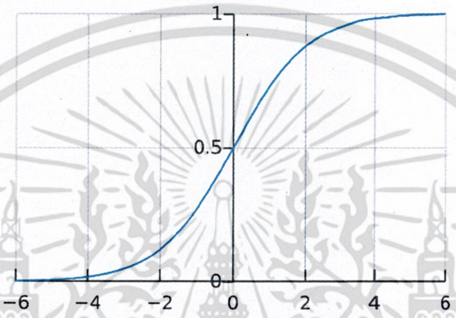
รูปที่ 2.22 กราฟของฟังก์ชันซิกมอยด์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฟังก์ชันซอฟต์แม็ก (softmax function)

$$f(x) = \frac{1}{1-e^{\theta^T x}} \quad (2.13)$$

เป็นฟังก์ชั่นกระตุ้น โดยค่าเอาท์พุทที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 2.18



รูปที่ 2.23 กราฟของฟังก์ชันซอฟต์แม็ก

2.4 ปัญหาการเข้ากันเกินไป (Overfitting)

ปัญหาการเข้ากันเกินไป คือ ปัญหาที่ตัวแบบที่ได้จากการเรียนรู้ของข้อมูลชุดฝึกฝนมีประสิทธิภาพในระดับที่น่าพอใจ แต่เมื่อนำตัวแบบไปใช้กับชุดทดสอบ ซึ่งเป็นข้อมูลที่ตัวแบบไม่เคยเห็นมาก่อน กลับทำให้ความถูกต้องของตัวแบบไม่ดีเท่าหรือแย่กว่าตอนที่ตัวแบบเรียนรู้ข้อมูลจากข้อมูลชุดฝึกฝน หรือกล่าวอีกในก็คือตัวแบบไม่สามารถนำมาใช้กับข้อมูลชุดทดสอบได้ ซึ่งปัญหาการเข้ากันเกินไปนี้มีวิธีแก้ปัญหาได้ 2 แบบ ดังนี้

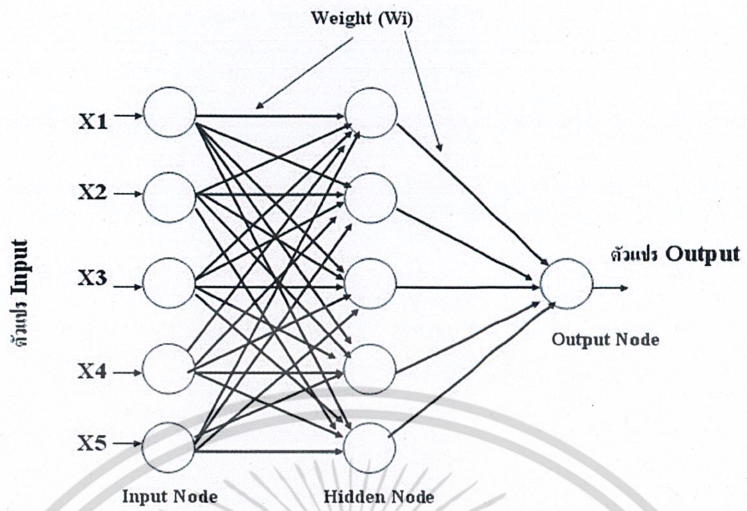
2.4.1 การเพิ่มข้อมูลชุดฝึกสอน

การเพิ่มข้อมูลตัวอย่างหรือข้อมูลฝึกสอนให้มากกว่าเดิมจนกว่าปัญหาการเข้ากันจะลดลงหรือหมดไป

2.4.2 การลดการเชื่อมต่อของยูนิตหรือการลดยูนิตภายในโครงข่าย

ลดการเชื่อมต่อของยูนิตระหว่างชั้น บ่อยครั้งการที่เชื่อมยูนิตทุกยูนิตเข้าด้วยกัน ก็ไม่ได้ส่งผลให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพดีเสมอไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.24 โครงข่ายประสาทเทียมที่ยูนิตอินพุตแต่ละยูนิต เชื่อมต่อกับยูนิตในชั้นซ่อนทุกยูนิต

การสร้างโครงข่ายลักษณะนี้ ในบางครั้งอาจจะทำให้เกิดปัญหาได้ เช่น อาจจะเกิดปัญหาการเข้ากันเกินไป เรื่องของเวลาในการประมวลผล เป็นต้น ซึ่งวิธีการที่จะลดการเชื่อมกันของยูนิตนั้นอาจจะเกิดจากการทดลองลดไปเรื่อยๆ จนได้ผลที่น่าพอใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Devid Dindi และคณะ (2015) ได้เสนอ Predicting Stock Movements Using Market Correlation Network ซึ่งได้นำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการทำการพยากรณ์ตลาดหุ้น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแอลเอสทีเอ็ม วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้คือพยากรณ์ที่เรียกว่าการพยากรณ์แบบไบนารี่ ผลลัพธ์ของการพยากรณ์จะออกมาสองแบบคือหุ้นขึ้นหรือลง ซึ่งข้อมูลดิบของหุ้นที่นำมาพยากรณ์จะเป็นข้อมูลย้อนหลัง 5 ปี ของหมวดหุ้นต่าง ๆ ภายในตลาดหลักทรัพย์ของประเทศสหรัฐอเมริกา เช่น หมวดการเงิน, หมวดพลังงาน, หมวดอุตสาหกรรม, หมวดสินค้าทั่วไป, หมวดสินค้าฟุ่มเฟือยและความบันเทิง, หมวดสุขภาพ, หมวดบริการโทรคมนาคม ฯลฯ และในงานวิจัยนี้จะมีคุณลักษณะ (Feature) ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ เช่น ราคาปิดของหุ้น, ราคาสูงสุดของหุ้น, ราคาต่ำสุดของหุ้น, มูลค่าของหุ้นตามตลาด เป็นต้น ซึ่งในแต่ละคุณลักษณะจะเป็นข้อมูลรายวัน งานวิจัยนี้ได้มีการใช้วิธีแปลงหรือนอร์มอลไลซ์ข้อมูลเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งวิธีการที่ใช้เรียกว่าลอการิทึมทรานส์ฟอร์เมชัน (Log Transformation) ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลสำหรับนำมาใช้ในการฝึกสอนตัวแบบดังนี้ 6:3:1 โดยเป็น ข้อมูลฝึกสอน (Train data), ข้อมูลตรวจสอบ (Validation Data) และ ข้อมูลทดสอบ (Test Data) ตามลำดับ ผลการทดลองพบว่าโดยเฉลี่ยค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ต่ำกว่า 60% โดยหมวดที่มีค่าความถูกต้องมากที่สุดคือหุ้นหมวด Non-Industry มีค่าความถูกต้องอยู่ที่ 53.14% จากผลการทดลอง ผู้วิจัยได้สังเกตและวิเคราะห์ไว้ว่าได้เกิดปัญหาการเข้ากันมากเกินไป (Overfiting) ในขั้นตอนการฝึกฝนตัวแบบ ทำให้เมื่อนำตัวแบบมาใช้กับข้อมูลทดสอบจึงได้ผลคลาดเคลื่อนกว่าที่ควร

Junyoung Chung และคณะ (2014) ได้เสนอ Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling เป็นการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำแต่ละประเภทกับข้อมูลแบบอนุกรม มีทั้งหมด 3 แบบดังนี้ โครงข่ายประสาทเทียมวนซ้ำแบบธรรมดา (RNN), โครงข่ายประสาทเทียมวนซ้ำแบบแอลเอสทีเอ็ม (LSTM) และ โครงข่ายประสาทเทียมวนซ้ำจีอาร์ยู (GRU) ผลการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมวนซ้ำจีอาร์ยูมีประสิทธิภาพดีกว่าแบบโครงข่ายประสาทเทียมวนซ้ำแบบธรรมดาอย่างเห็นได้ชัด ทั้งการเรียนรู้และความเร็วในการประมวลผล แต่สำหรับ GRU และ LSTM งานวิจัยนี้ยังไม่สามารถสรุปได้ เพราะว่าผลที่ออกมาทั้งสองแบบไม่แตกต่างกันอย่างชัดเจน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในบทที่ 3 จะกล่าวถึงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย มีขั้นตอนหรือกระบวนการในการจัดเตรียมข้อมูลอย่างไร เช่น การเก็บรวบรวมข้อมูล การแปลงข้อมูล และวิธีการสกัดคุณลักษณะของข้อมูลเพื่อนำมาใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบ รวมถึงวิธีการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึกฝนและชุดทดสอบ การออกแบบตัวแบบเพื่อใช้ในการทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่าง และวิธีการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูลเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์แนวโน้มของหุ้น จะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

3.1 กระบวนการจัดเตรียมข้อมูล

3.1.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Integration)

ข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับในการทำนายแนวโน้มของหุ้น จะเป็นข้อมูลที่นำมาจากบริการ SETSMART ซึ่งเป็นบริการหนึ่งของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยโดยจะมีข้อมูล เกี่ยวกับหุ้นทั้งหมดภายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เช่น ราคาเปิด ราคาปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด มูลค่าโดยรวมของบริษัทที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย งบการเงินของบริษัทที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย เป็นต้น โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการทำนายแนวโน้มของหุ้นจะเป็นข้อมูลหุ้นที่อยู่ในกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคาร โดยจะเป็นข้อมูลย้อนหลัง 5 ปี 3 เดือน แสดงดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างของรายชื่อหุ้นและจำนวนของข้อมูลที่เก็บรวบรวมของหุ้นกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคาร

ชื่อหุ้น	บริษัท	ช่วงเวลา	จำนวนข้อมูล
BAY	ธนาคารกรุงศรีอยุธยา จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
BBL	ธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
CIMBT	ธนาคาร ซีไอเอ็มบี ไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1(ต่อ) ตัวอย่างของรายชื่อหุ้นและจำนวนของข้อมูลที่เก็บรวบรวมของหุ้นกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคาร

ชื่อหุ้น	บริษัท	ช่วงเวลา	จำนวนข้อมูล
KBANK	ธนาคารกสิกรไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
KKP	ธนาคารเกียรตินาคิน จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
KTB	ธนาคารกรุงไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
LHBANK	บริษัท แอล เอช ไฟแนนซ์เชียล กรุ๊ป จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
SCB	ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
TCAP	บริษัท ทุนธนชาต จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
TISCO	บริษัท ทิสโก้ไฟแนนเชียลกรุ๊ป จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
TMB	ธนาคารทหารไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285

3.1.2 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

เนื่องจากข้อมูลที่ได้รวบรวมมามีข้อมูลหุ้นบางตัวตัวที่มีข้อมูลการซื้อขายขาดหายเป็นจำนวนมาก ซึ่งวิธีจัดการข้อมูลที่สูญหายเหล่านี้ สามารถทำได้ดังนี้

- ตัดรายการที่มีข้อมูลขาดหายทิ้ง
- ใช่ค่าเฉลี่ยของข้อมูล เพื่อเติมค่าข้อมูลที่ขาดหาย
- ใช่ค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันหรือจัดอยู่ในประเภทเดียวกัน เพื่อเติมค่าข้อมูลที่ขาดหาย
- เติมข้อมูลที่ขาดหายด้วยค่าที่เป็นไปได้มากที่สุด โดยพิจารณาค่าจากความสัมพันธ์ของข้อมูลที่อยู่ในคุณลักษณะเดียวกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากที่กล่าวไปข้างต้น ข้อมูลการซื้อขายหุ้น 5 ปี 3เดือน ในหุ้นกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคาร มีข้อมูลการซื้อขายของหุ้นบางตัวขาดหายไป ทั้งนี้เนื่องจากกระบวนการในเก็บข้อมูลย้อนหลังการซื้อขายหุ้นของ SETSMART มีลักษณะดังนี้ หากราคาในการซื้อขายในวันปัจจุบันไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงจากวันก่อนหน้า เช่น ราคาเปิด, ราคาปิด, ราคาสูง และข้อมูลการซื้อขายอื่น ๆ เท่ากับข้อมูลการซื้อขายวันก่อนหน้า ข้อมูลการซื้อขายในปัจจุบันจะถูกแทนด้วย “-” ทำให้มีหุ้นบางตัวมีข้อมูลที่ขาดมาก ทำให้ต้องใช้วิธีการตัดหุ้นที่มีข้อมูลที่ขาดหายทิ้ง หลังจากการทำความสะอาดข้อมูล จึงได้จำนวนหุ้นที่จะนำมาใช้ในการวิเคราะห์แนวโน้มของหุ้นด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกดังแสดงในตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 รายชื่อหุ้นและจำนวนของข้อมูลที่เก็บรวบรวมของหุ้นกลุ่มธุรกิจการเงินและการธนาคารที่ผ่านการทำความสะอาดข้อมูล

ชื่อหุ้น	บริษัท	ช่วงเวลา	จำนวนข้อมูล
BAY	ธนาคารกรุงศรีอยุธยา จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
BBL	ธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
CIMBT	ธนาคาร ซีไอเอ็มบี ไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
KBANK	ธนาคารกสิกรไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
KTB	ธนาคารกรุงไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
SCB	ธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
TCAP	บริษัท ทุนธนชาต จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
TISCO	บริษัท ทิสโก้ไฟแนนเชียลกรุ๊ป จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285
TMB	ธนาคารทหารไทย จำกัด (มหาชน)	4 มกราคม 2554 - 31 มีนาคม 2559	1285

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.3 การแปลงข้อมูล (Data Transfromation)

ในกรณีที่ข้อมูลเป็นจำนวนเลขจะทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการนอร์มอลไลซ์ (Normalization) เป็นวิธีในการหาความแตกต่างระหว่างข้อมูล เพื่อลดความเหลื่อมล้ำของข้อมูล และทำให้ข้อมูลอยู่ในช่วงเดียวกัน โดยจะทำการนอร์มอลไลซ์โดยใช้ Min–Max Normalization

Min–Max Normalization

$$x_{new} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.1)$$

โดยที่

x คือ ค่าของข้อมูลแต่ละตัว

x_{min} คือ ค่าที่ต่ำที่สุดภายในชุดข้อมูล

x_{max} คือ ค่าที่สูงที่สุดภายในชุดข้อมูล

3.1.4 กำหนดคุณลักษณะ (Feature)

โดยจะมีคุณลักษณะที่นำมาใช้สำหรับในการทำนายแนวโน้มของข้อมูลหุ้นตัวอย่าง มีดังนี้

ตารางที่ 3.3 คุณลักษณะที่ใช้ในทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่าง

คุณลักษณะ	คำอธิบาย
ราคาเปิด (Open Price)	ราคาเปิดของหุ้น
ราคาปิด (Close Price)	ราคาปิดของหุ้น
ราคาสูงสุด (High Price)	ราคาสูงสุดของหุ้น
ราคาต่ำสุด (low Price)	ราคาต่ำสุดของหุ้น
ราคาเปลี่ยนแปลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า(Change Price)	ราคาเปลี่ยนแปลงเมื่อนำราคาปิดของหุ้นไปเทียบกับราคาปิดย้อนหลังของวันก่อนหน้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.3(ต่อ) คุณลักษณะที่ใช้ในทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่าง

คุณลักษณะ	คำอธิบาย
อัตราการเปลี่ยนแปลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า (Change Percent)	อัตราเปลี่ยนแปลงเมื่อนำราคาปิดของหุ้นไปเทียบกับราคาปิดย้อนหลังของวันก่อนหน้าคิดเป็นเปอร์เซ็นต์
ปริมาณการซื้อขายหุ้น (Total Volume)	ปริมาณการซื้อขายของหุ้นในหนึ่งวัน
มูลค่าการซื้อขาย (Total Value)	มูลค่าโดยรวมที่เกิดจากการซื้อขายหุ้นในหนึ่งวัน
มูลค่าตามตลาด (Market Cap.)	มูลค่าตามราคาตลาดโดยรวมของหุ้น

3.1.5 การกำหนดกลุ่มเป้าหมาย (target class)

กลุ่มเป้าหมาย ที่ใช้ในการทำนายจะแบ่งออกเป็นสองกลุ่มดังตารางที่ 3.3 โดยจะทำการเทียบจากราคาปิดของวันถัดไปที่จะทำการทำนายกับราคาปิดของวันปัจจุบันของข้อมูลหุ้นตัวอย่างที่นำมาใช้

ตารางที่ 3.4 กลุ่มเป้าหมายสำหรับการทำนายแนวโน้มของหุ้นตัวอย่าง

กลุ่มเป้าหมาย	คำอธิบาย
ราคาสูงขึ้น	ราคาปิดของวันถัดไปมากกว่าหรือเท่ากับราคาปิดของวันปัจจุบันของข้อมูล
ราคาต่ำลง	ราคาปิดของวันถัดไปน้อยกว่าราคาปิดของวันปัจจุบันของข้อมูล

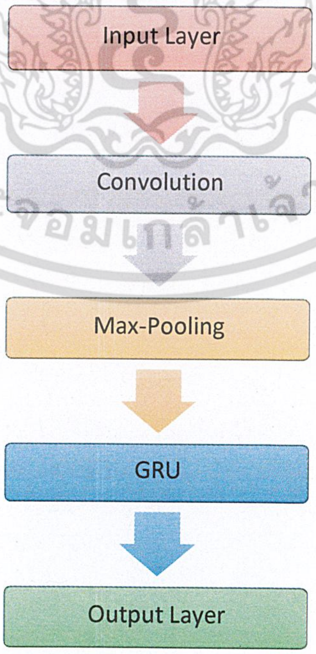
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การสร้างตัวแบบเพื่อใช้ในการทำนายแนวโน้มของหุ้น

3.2.1 การออกแบบตัวแบบ

ตารางที่ 3.5 โครงสร้างของตัวแบบในแต่ละชั้น

ชั้น (layer)	เพิ่มเติม
ชั้นอินพุต(input layer)	ข้อมูลที่นำเข้าแต่ละตัวนั้น จะเป็นข้อมูลลำดับ (sequential data) ซึ่งก็คือช่วงเวลาหนึ่งของคุณลักษณะต่างๆในแต่ละวัน เช่น ราคาปิดของหุ้นตัวอย่างแต่ละตัว เป็นต้น
ชั้นซ่อน(hidden layer)	ประกอบไปด้วยชั้นคอนโวลูชั่น แล้วต่อด้วยแมกซ์พูลลิ่ง และปิดท้ายด้วยสถาปัตยกรรมแบบจีอาร์ยู
ชั้นเอาต์พุต(output layer)	ประกอบไปด้วยสองเอาต์พุตที่เชื่อมต่อมาจากสถาปัตยกรรมแบบจีอาร์ยู โดยเอาต์พุตตัวแรกหมายถึง ราคาสูงขึ้น ส่วนเอาต์พุตตัวที่สองหมายถึงราคาต่ำลง



รูปที่ 3.1 โครงสร้างของตัวแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.2 การฝึกฝนและการทดสอบตัวแบบ

ในขั้นตอนของการฝึกฝน (training) และการทดสอบ (test) ตัวแบบนั้น จะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นสามส่วนคือข้อมูลฝึกฝน (training data), ข้อมูลตรวจสอบ (validation data) และข้อมูลทดสอบ (test data) ตามตารางที่ 3.5 โดยข้อมูลแต่ละตัวนั้นจะเป็นข้อมูลลำดับที่มีคุณลักษณะต่าง ๆ ของหุ้นแต่ละตัวตั้งแต่วันปัจจุบันของข้อมูลตัวนั้นย้อนหลังเป็นวัน ๆ ไปจนถึงช่วงเวลาหนึ่ง และข้อมูลจะผ่านการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการการนอร์มอลไลซ์ จากนั้นจะทำการฝึกฝนและปรับพารามิเตอร์ไปเรื่อย ๆ จนได้ตัวแบบที่มีประสิทธิภาพที่สุดเพื่อนำไปใช้ในการทดสอบกับข้อมูลทดสอบ โดยจะแบ่งข้อมูลชุดทดสอบจะเป็นข้อมูลการซื้อขายหุ้นในช่วงเวลาดังตารางที่ 3.6

ตารางที่ 3.6 ข้อมูลฝึกฝน (training data), ข้อมูลตรวจสอบ (validation data) และข้อมูลทดสอบ (test data)

ชุดข้อมูล	ช่วงเวลา	จำนวน
ข้อมูลฝึกฝน	4 มกราคม 2554 – 16 มีนาคม 2559	1029 วัน
ข้อมูลตรวจสอบ	17 มีนาคม 2558 – 25 กันยายน 2559	128 วัน
ข้อมูลทดสอบ	28 กันยายน 2558 – 31 มีนาคม 2559	128 วัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างตัวแบบสำหรับการทำนายแนวโน้มของหุ้น

งานวิจัยนี้จะมีการกำหนดพารามิเตอร์ดังนี้

- จำนวนวันย้อนหลัง (Timestep) = { 60, 120 }
- จำนวนโหนดซ่อน = { 2xจำนวนหุ้น, 3xจำนวนหุ้น, 4xจำนวนหุ้น }
- ความยาวฟิลเตอร์ (Filter Length) = { 3, 5 }

ตารางที่ 3.7 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างตัวแบบ

วันย้อนหลัง	จำนวนโหนดซ่อน	ความยาวฟิลเตอร์
60	18	3
		5
	27	3
		5
	36	3
		5
120	18	3
		5
	27	3
		5
	36	3
		5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3. การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ

การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจะใช้ค่าวัดต่าง ๆ ดังนี้

มาตรวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล (Confusion Matrix)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.2)$$

โดยที่

TP คือ จำนวนที่ตัวแบบทำนายเป็นคลาสขึ้นได้ถูกต้อง

TN คือ จำนวนที่ตัวแบบทำนายเป็นคลาสลงได้ถูกต้อง

FP คือ จำนวนที่ตัวแบบทำนายเป็นคลาสขึ้น แต่ข้อมูลจริงเป็นคลาสลง

FN คือ จำนวนที่ตัวแบบทำนายเป็นคลาสลง แต่ข้อมูลจริงเป็นคลาสขึ้น

ค่าความจำ (Recall)

$$Recall, r = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.3)$$

อัตราการทำนายถูกของคลาสลบ (True Negative Rate)

$$\mathrm{TNR} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.4)$$

ค่าความแม่นยำ (Precision)

$$Precision, P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.5)$$

ค่าเฉลี่ยประสิทธิภาพโดยรวม (F measure)

$$F_1 = \frac{2rp}{r+p} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP+FP+FN} \quad (3.6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

ในการทดลองทุกตัวแบบจะกำหนดขนาดของ batch ให้เท่ากับ 256 โดยคุณลักษณะที่นำมาใช้มีทั้งหมด 9 คุณลักษณะอันได้แก่ ราคาเปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาปิด ราคาเปลี่ยนแปลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า อัตราการเปลี่ยนแปลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า ปริมาณการซื้อขายหุ้น มูลค่าการซื้อขายและมูลค่าตามตลาด เพื่อทำนายแนวโน้มของหุ้นว่าในวันถัดไปหุ้นจะมีราคาสูงขึ้นหรือต่ำลง โดยเก็บผลการทดลองจากข้อมูลชุดทดสอบ

4.1. ผลการทดลอง

ในการทดลองจะมีการใช้หุ้นในกลุ่มการเงินและการธนาคารทั้งหมด 9 ตัว และมีการปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบต่างๆ โดยพารามิเตอร์ที่ปรับมีทั้งหมด 3 ค่า ดังนี้

1. จำนวนวันย้อนหลัง
2. จำนวนโหนดซ่อน
3. ความยาวฟิลเตอร์

เพื่อเปรียบเทียบผลการทำนายแนวโน้มของตัวแบบ จะมีการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบแต่ละตัวที่กำหนดด้วยมาตรวัดประสิทธิภาพที่แสดงในบทที่ 3 ซึ่งจะมีหมด 5 ตัววัดดังต่อไปนี้

1. ค่าความถูกต้อง (Accuracy)
2. ค่าความจำ (Recall)
3. อัตราการทำนายถูกของคลาสลบ (True Negative Rate)
4. ค่าความแม่นยำ (Precision)
5. ค่าเฉลี่ยประสิทธิภาพโดยรวม (F measure)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.1 ตัวแบบที่ 1

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 60 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 18 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 3

ตารางที่ 4.1 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 1

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.578	1	0	0.578	0.733
BBL	0.57	1	0.0179	0.567	0.724
CIMBT	0.469	0.197	0.866	0.682	0.306
KBANK	0.539	0.953	0.125	0.521	0.674
KTB	0.578	0.816	0.231	0.608	0.697
SCB	0.547	0.634	0.439	0.584	0.608
TCAP	0.484	0.232	0.935	0.864	0.365
TISCO	0.602	0.838	0.208	0.638	0.724
TMB	0.57	1	0	0.57	0.726
ค่าเฉลี่ย	0.549	0.741	0.314	0.624	0.617
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.049	0.322	0.361	0.101	0.165

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 1 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือทั้งหมด โดยมีหุ้น BAY และ TMB ที่ตัวแบบได้ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหมดทุกข้อมูลนำเข้า และหุ้น BBL, KBANK, KTB และ TISCO ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือเกือบทุกข้อมูลนำเข้า ส่วนหุ้น CIMBT และ TCAP นั้นจะทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะลงเป็นส่วนใหญ่ มีเพียงหุ้น SCB ที่มีการทำนายว่าพรุ่งนี้หุ้นจะขึ้นและลงคละกันในอัตราตาส่วนที่ไม่ห่างกันมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.2 ตัวแบบที่ 2

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 60 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 18 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 5

ตารางที่ 4.2 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 2

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.578	1	0	0.578	0.733
BBL	0.539	0.694	0.339	0.575	0.629
CIMBT	0.422	0.421	0.423	0.516	0.464
KBANK	0.516	0.906	0.125	0.509	0.652
KTB	0.594	0.697	0.442	0.646	0.671
SCB	0.516	0.535	0.491	0.567	0.551
TCAP	0.461	0.244	0.848	0.741	0.367
TISCO	0.609	0.963	0.021	0.621	0.755
TMB	0.609	0.795	0.364	0.624	0.699
ค่าเฉลี่ย	0.538	0.695	0.339	0.597	0.613
ส่วนเบียงเบนมาตรฐาน	0.066	0.256	0.265	0.071	0.129

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 2 มีเพียงหุ้น BAY ที่ตัวแบบได้ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหมดทุกข้อมูลนำเข้า และหุ้น KBANK และ TISCO ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเกือบทุกข้อมูลนำเข้า ส่วนหุ้น CIMBT และ TCAP นั้นจะทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะลงเป็นส่วนใหญ่ ส่วนหุ้นที่ตัวแบบมีการทำนายว่าพรุ่งนี้หุ้นจะขึ้นและลงคละกันในอัตราตาส่วนที่ไม่ห่างกันมากคือ BBL, CIMBT, KTB, SCB และ TMB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.3 ตัวแบบที่ 3

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 60 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 27 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 3

ตารางที่ 4.3 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 3

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.578	1	0	0.578	0.733
BBL	0.555	0.931	0.071	0.563	0.702
CIMBT	0.406	0.421	0.385	0.5	0.457
KBANK	0.547	0.609	0.484	0.542	0.574
KTB	0.468	0.211	0.846	0.667	0.32
SCB	0.563	0.915	0.123	0.565	0.699
TCAP	0.438	0.207	0.848	0.708	0.321
TISCO	0.633	1	0.021	0.623	0.773
TMB	0.578	1	0.018	0.575	0.73
ค่าเฉลี่ย	0.529	0.699	0.311	0.591	0.589
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.075	0.342	0.348	0.064	0.181

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 3 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือทั้งหมด โดยมีเพียงหุ้น BAY ที่ตัวแบบได้ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหมดทุกข้อมูลนำเข้า และหุ้น BBL, SCB, TISCO และ TMB ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเกือบทุกข้อมูลนำเข้า ส่วนหุ้น KTB และ TCAP นั้นจะทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะลงเป็นส่วนใหญ่ มีเพียงหุ้น CIMBT และ KBANK ที่มีการทำนายว่าพรุ่งนี้หุ้นจะขึ้นและลงคละกันในอัตราตาส่วนที่ไม่ห่างกันมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.4 ตัวแบบที่ 4

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 60 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 27 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 5

ตารางที่ 4.4 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 4

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.578	1	0	0.578	0.733
BBL	0.531	0.403	0.696	0.63	0.492
CIMBT	0.453	0.132	0.923	0.714	0.222
KBANK	0.5	1	0	0.5	0.667
KTB	0.609	1	0.038	0.603	0.75
SCB	0.539	0.775	0.246	0.561	0.651
TCAP	0.547	0.463	0.696	0.731	0.567
TISCO	0.641	0.975	0.083	0.975	0.772
TMB	0.57	1	0	0.57	0.726
ค่าเฉลี่ย	0.552	0.749	0.298	0.651	0.62
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.056	0.333	0.369	0.142	0.175

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 4 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือทั้งหมด โดยมีหุ้น BAY, KBANK และ TMB ที่ตัวแบบได้ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหมดทุกข้อมูลนำเข้า และหุ้น KTB, SCB และ TISCO ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือเกือบทุกข้อมูลนำเข้า ส่วนหุ้น CIMBT นั้นจะทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะลงเป็นส่วนใหญ่ มีเพียงหุ้น BBL และ TCAP ที่มีการทำนายว่าพรุ่งนี้หุ้นจะขึ้นและลงคละกันในอัตราตาส่วนที่ไม่ห่างกันมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.5 ตัวแบบที่ 5

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 60 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 36 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 3

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 5

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.547	0.905	0.556	0.568	0.698
BBL	0.5	0.597	0.375	0.551	0.573
CIMBT	0.563	0.842	0.154	0.593	0.696
KBANK	0.53	0.641	0.422	0.526	0.577
KTB	0.531	0.803	0.135	0.575	0.67
SCB	0.531	0.619	0.421	0.571	0.595
TCAP	0.563	0.683	0.348	0.651	0.667
TISCO	0.586	0.663	0.458	0.671	0.667
TMB	0.531	0.493	0.582	0.61	0.545
ค่าเฉลี่ย	0.542	0.694	0.383	0.591	0.632
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.025	0.131	0.155	0.047	0.059

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 5 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นและลงคละกันเป็นส่วนใหญ่ คือหุ้น BBL, KBANK, SCB, TCAP, TISCO, TMB มีเพียงแต่หุ้น BAY และ KTB ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือเกือบทุกข้อมูลนำเข้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.6 ตัวแบบที่ 6

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 60 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 36 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 5

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 6

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.57	0.865	0.167	0.587	0.699
BBL	0.531	0.944	0	0.548	0.694
CIMBT	0.547	0.75	0.25	0.593	0.663
KBANK	0.469	0.75	0.1875	0.48	0.585
KTB	0.594	1	0	1	0.745
SCB	0.555	0.958	0.053	0.557	0.705
TCAP	0.586	0.805	0.196	0.641	0.714
TISCO	0.578	0.875	0.083	0.614	0.722
TMB	0.578	0.63	0.509	0.63	0.63
ค่าเฉลี่ย	0.556	0.842	0.161	0.628	0.684
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.038	0.119	0.158	0.148	0.049

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 6 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือทั้งหมด โดยมีเพียงหุ้น KTB ที่ตัวแบบได้ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหมดทุกข้อมูลนำเข้า ส่วนหุ้น BAY, BBL, CIMBT, KBANK, SCB, TCAP และ TISCO ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือเกือบทุกข้อมูลนำเข้า มีเพียงแค่หุ้น TMB ที่มีการทำนายว่าพรุ่งนี้หุ้นจะขึ้นและลงคละกันในอัตราตาส่วนที่ไม่ห่างกันมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.7 ตัวแบบที่ 7

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 120 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 18 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 3

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 7

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.5	0.662	0.278	0.557	0.605
BBL	0.5	0.625	0.339	0.549	0.584
CIMBT	0.586	0.829	0.231	0.612	0.704
KBANK	0.539	0.594	0.484	0.535	0.563
KTB	0.586	0.974	0.019	0.592	0.736
SCB	0.523	0.634	0.386	0.563	0.596
TCAP	0.602	0.756	0.326	0.667	0.709
TISCO	0.586	0.825	0.188	0.629	0.714
TMB	0.594	0.548	0.654	0.678	0.606
ค่าเฉลี่ย	0.557	0.716	0.323	0.598	0.646
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.042	0.139	0.181	0.052	0.068

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 7 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหรือลงคละกันเป็นส่วนใหญ่คือหุ้น BAY, BBL, KBANK, SCB, TCAP และ TMB ส่วนหุ้น CIMBT, KTB และ TISCO ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือเกือบทุกข้อมูลนำเข้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.8 ตัวแบบที่ 8

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 120 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 18 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 5

ตารางที่ 4.8 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 8

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.617	0.811	0.352	0.632	0.71
BBL	0.57	1	0.018	1	0.724
CIMBT	0.523	0.605	0.404	0.597	0.601
KBANK	0.516	0.563	0.469	0.514	0.537
KTB	0.578	0.776	0.288	0.615	0.686
SCB	0.531	0.775	0.228	0.556	0.647
TCAP	0.585	0.686	0.522	0.686	0.632
TISCO	0.641	0.95	0.125	0.644	0.768
TMB	0.516	0.521	0.509	0.585	0.551
ค่าเฉลี่ย	0.564	0.743	0.324	0.648	0.651
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.046	0.166	0.175	0.141	0.079

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 8 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหรือลงคละกันเป็นส่วนใหญ่คือหุ้น BAY, CIMBT, KBANK, KTB, SCB, TCAP และ TMB มีเพียงหุ้น BBL และ TISCO ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเกือบทุกข้อมูลนำเข้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.9 ตัวแบบที่ 9

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 120 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 27 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 3

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 9

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.539	0.811	0.167	0.571	0.67
BBL	0.57	0.667	0.446	0.608	0.636
CIMBT	0.508	0.671	0.269	0.573	0.618
KBANK	0.547	0.797	0.297	0.531	0.638
KTB	0.555	0.816	0.173	0.59	0.685
SCB	0.523	0.592	0.439	0.568	0.579
TCAP	0.609	0.719	0.413	0.686	0.702
TISCO	0.523	0.688	0. 25	0.604	0.643
TMB	0.57	0.671	0.436	0.613	0.641
ค่าเฉลี่ย	0.549	0.715	0.33	0.594	0.646
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.031	0.078	0.119	0.043	0.037

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 9 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหรือลงคละกันเป็นส่วนใหญ่คือหุ้น BBL, CIMBT, KBANK, SCB, TCAP, TISCO และ TMB มีเพียงหุ้น BAY และ KTB ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่หรือเกือบทุกข้อมูลนำเข้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.10 ตัวแบบที่ 10

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 120 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 27 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 5

ตารางที่ 4.10 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 10

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.563	0.716	0.352	0.602	0.654
BBL	0.539	0.653	0.393	0.58	0.614
CIMBT	0.523	0.697	0.269	0.582	0.635
KBANK	0.578	0.719	0.438	0.561	0.63
KTB	0.594	0.947	0.077	0.6	0.735
SCB	0.563	0.676	0.421	0.593	0.632
TCAP	0.563	0.683	0.348	0.651	0.667
TISCO	0.563	0.738	0.271	0.628	0.678
TMB	0.602	0.644	0.546	0.653	0.648
ค่าเฉลี่ย	0.565	0.719	0.346	0.606	0.655
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.025	0.091	0.132	0.032	0.036

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 10 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหรือลงคละกันเป็นส่วนใหญ่คือหุ้น BAY, BBL, CIMBT, KBANK, SCB, TCAP, TISCO และ TMB มีเพียงแค่หุ้น KTB ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเกือบทุกข้อมูลนำเข้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.11 ตัวแบบที่ 11

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 120 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 36 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 3

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 11

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.531	0.824	0.129	0.565	0.67
BBL	0.57	0.75	0.339	0.593	0.663
CIMBT	0.539	0.671	0.346	0.6	0.634
KBANK	0.563	0.797	0.328	0.543	0.646
KTB	0.523	0.618	0.385	0.595	0.606
SCB	0.5	0.634	0.333	0.542	0.584
TCAP	0.586	0.744	0.304	0.656	0.697
TISCO	0.578	0.763	0.271	0.635	0.693
TMB	0.586	0.685	0.455	0.625	0.654
ค่าเฉลี่ย	0.553	0.721	0.321	0.595	0.649
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.031	0.072	0.089	0.039	0.037

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 11 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหรือลงคละกันเป็นส่วนใหญ่คือหุ้น BBL, CIMBT, KBANK, KTB, SCB, TCAP, TISCO และ TMB มีเพียงแค่หุ้น BAY ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเกือบทุกข้อมูลนำเข้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.12 ตัวแบบที่ 12

กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็น 120 วัน จำนวนโหนดซ่อนในแต่ละชั้นเป็น 36 โหนด และความยาวฟิลเตอร์เท่ากับ 5

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองของตัวแบบที่ 12

ชื่อหุ้น	Accuracy	Recall	TNR	Precision	F-measure
BAY	0.594	0.865	0.222	0.604	0.711
BBL	0.523	0.611	0.411	0.571	0.591
CIMBT	0.563	0.816	0.192	0.596	0.689
KBANK	0.523	0.688	0.359	0.518	0.591
KTB	0.539	0.592	0.462	0.616	0.604
SCB	0.539	0.549	0.527	0.591	0.569
TCAP	0.641	0.89	0.196	0.664	0.76
TISCO	0.609	0.875	0.167	0.636	0.737
TMB	0.617	0.712	0.49	0.65	0.679
ค่าเฉลี่ย	0.572	0.733	0.336	0.605	0.659
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.044	0.132	0.143	0.044	0.071

จากผลการทดลองของตัวแบบที่ 12 ตัวแบบนั้นได้ทำนายแนวโน้มว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นหรือลงคละกันเป็นส่วนใหญ่คือหุ้น BBL, CIMBT, KBANK, KTB, SCB, TCAP, TISCO และ TMB มีเพียงแค่หุ้น BAY ที่ทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะขึ้นเป็นส่วนใหญ่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2 อภิปรายผลการทดลอง

จากผลการทดลองในส่วนของตัวแบบต่างๆ พบว่าในการกำหนดจำนวนวันย้อนหลังเป็นจำนวน 60 วันนั้น ตัวแบบจะแยกการทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงไม่ค่อยได้ ซึ่งในกรณีของจำนวนวันย้อนหลัง 60 วันนั้น ส่วนใหญ่จะทำนายหุ้นหลายตัวออกมาว่าพรุ่งนี้ราคาจะสูงขึ้นเกือบทุกข้อมูลนำเข้าหรือพรุ่งนี้ราคาจะต่ำลงเกือบทุกข้อมูลนำเข้า ส่วนในกรณีที่กำหนดให้จำนวนวันย้อนหลังเป็นจำนวน 120 วันนั้น ตัวแบบจะมีการทำนายออกมาว่าพรุ่งนี้ราคาจะสูงขึ้นหรือต่ำลงคละกันในอัตราส่วนที่ห่างกันไม่มากจนเกินไป

ในส่วนของจำนวนโหนดซ่อนนั้นยิ่งมีจำนวนเพิ่มขึ้นก็จะทำให้ตัวแบบสามารถทำนายแยกได้ว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงได้ดีมากขึ้น แต่หากมีจำนวนมากเกินไปก็จะเกิดปัญหาการเข้ากันเกินไป

ส่วนจำนวนของฟิลเตอร์นั้นพบว่าในกรณีของจำนวนวันย้อนหลัง 60 วันนั้น จำนวนฟิลเตอร์เป็น 3 จะทำนายแยกได้ว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงได้ดีกว่าจำนวนฟิลเตอร์ 5 แต่ในกรณีของจำนวนวันย้อนหลัง 120 วันนั้น จำนวนฟิลเตอร์เป็น 5 จะทำนายแยกแยกได้ว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงได้ดีกว่าจำนวนฟิลเตอร์เป็น 3

ซึ่งจากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าการใช้จำนวนวันย้อนหลังที่มากขึ้นจะทำให้ตัวแบบสามารถแยกการทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงได้ดีขึ้น ส่วนจำนวนโหนดซ่อนยิ่งมีจำนวนเพิ่มขึ้นก็จะทำให้สามารถทำนายแยกได้ว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงได้ดีมากขึ้นเช่นกัน แต่หากมีจำนวนมากเกินไปก็จะทำให้เกิดปัญหาการเข้ากันเกินไป และสุดท้ายในส่วนของจำนวนฟิลเตอร์นั้นจะมีความสัมพันธ์แบบแปรผันตรงกับจำนวนของวันย้อนหลัง หากจำนวนวันย้อนหลังมีมากขึ้นก็ควรที่จะเพิ่มขนาดของฟิลเตอร์ให้มากขึ้น ซึ่งจะทำให้ตัวแบบสามารถสามารถแยกการทำนายว่าพรุ่งนี้ราคาหุ้นจะสูงขึ้นหรือต่ำลงได้ดีขึ้นนั่นเอง

พระจอมเกล้าเจ้าคุณทหาร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาและนำเอาการเรียนรู้เชิงลึกมาประยุกต์ใช้ในการทำนายแนวโน้มของหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยข้อมูลหุ้นที่นำมาใช้ในการทำนายจะเป็นหุ้นที่อยู่ในหมวดการธุรกิจการเงินและธนาคาร กลุ่มธนาคาร โดยจะมีหุ้นที่ใช้ทำนาย 9 ตัว ซึ่งจะนำข้อมูลหุ้นในกลุ่มเดียวกันมาใช้ทำนายแนวโน้มของหุ้นแต่ละตัวในกลุ่มดังกล่าว และคุณลักษณะของหุ้นที่นำมาใช้มีดังนี้ 1) ราคาเปิดของหุ้น 2) ราคาปิดของหุ้น 3) ราคาสูงสุดของหุ้น 4) ราคาต่ำสุดของหุ้น 5) ราคาเปลี่ยนแปลงเมื่อนำราคาปิดของหุ้นไปเทียบกับราคาปิดย้อนหลังของวันก่อนหน้า 6) อัตราเปลี่ยนแปลงเมื่อนำราคาปิดของหุ้นไปเทียบกับราคาปิดย้อนหลังของวันก่อนหน้าคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ 7) ปริมาณของหุ้นทั้งหมดในแต่ละวัน 8) มูลค่าโดยรวมที่เกิดจากการซื้อขายหุ้นในหนึ่งวัน 9) มูลค่าตามราคาตลาดโดยรวมของหุ้น ซึ่งค่าคุณลักษณะจะถูกนำมาทำการนอร์มอลไลซ์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ และเมื่อทำการทดสอบตัวแบบด้วยชุดข้อมูลทดสอบแล้ว จะทำการวัดประสิทธิภาพ โดยการหาค่าความถูกต้องเพื่อประเมินผลการทดลอง

จากผลการทดลองที่ได้นำการเรียนรู้เชิงลึกเข้ามาใช้วิเคราะห์ทำนายแนวโน้มการขึ้นลงราคาของหุ้นนั้นได้ผลลัพธ์ออกมาไม่ดี เนื่องจากในระหว่างกระบวนการฝึกฝนได้เกิดประปัญหาการการเข้ากันเกินไป ถึงแม้ว่าผู้จัดทำจะพยายามแก้ปัญหาโดยนำข้อมูลตรวจสอบมาใช้ร่วมในระหว่างกระบวนการฝึกฝนแล้วก็ตาม แต่ก็ยังมีหุ้นบางตัวที่ยังเกิดปัญหาการเข้ากันเกินไปอยู่ รวมถึงมีปัจจัยอื่นๆอีก เช่น จำนวน batch การกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น และการเรียงลำดับของคุณลักษณะ เป็นต้น ทำให้ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ จึงทำให้ผลการทำนายที่ออกไม่เป็นไปตามที่คาดหวัง จากสาเหตุดังกล่าว ทางผู้จัดทำจึงคิดว่าจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนนั้นมีจำนวนไม่เพียงพอต่อการนำมาใช้ในการเรียนรู้เชิงลึก หากมีจำนวนข้อมูลเพิ่มขึ้นก็น่าจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพได้ และคุณลักษณะที่นำมาใช้นั้นยังไม่มีปัจจัยที่สามารถบ่งชี้แนวโน้มการขึ้นลงของราคาหุ้นได้เพียงพอ

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 หากจะใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการสร้างตัวแบบนั้นควรมีทรัพยากรในด้านการประมวลผลให้พร้อมเพื่อความสะดวกและรวดเร็วในการทำการทดลอง

5.2.2 หากจะทำการทำนายแนวโน้มของหุ้นควรจะเตรียมข้อมูลของหุ้นย้อนหลังไว้เป็นจำนวนมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

Christopher Olah, 2015, “Understand LSTM Networks.” 27 August 2015. Colah’s Blog. [Online] Available from: http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/. Retrieved November 20, 2015

Li Deng and Dong Yu, “Deep Learning: Methods and Application.” Now: The essence of knowledge 7, 3-4 (2013): 199-201. [online] Available from: http://research.microsoft.com/pubs/209355/DeepLearning-NowPublishing-Vol7-SIG-039.pdf Retrieved November 20, 2015

Junyoung Chung, 2014, “Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling.” [Online] Available from: http://arxiv.org/pdf/1412.3555v1.pdf. Retrieved March 21, 2016

Christopher Olah, 2014, “Conv Nets: A Modular Perspective.” 8 July 2014. Colah’s Blog. [Online] Available from: http://colah.github.io/posts/2014-07-Conv-Nets-Modular/. Retrieved March 21, 2016

David Dindi, 2015, “Predicting Stock Movements Using Market Correlation Networks.” [Online] Available from: https://web.stanford.edu/class/cs224w/projects_2015/Predicting_Stock_Movements_Using_Market_Correlation_Networks.pdf. Retrieved March 21, 2016

“โครงข่ายประสาทเทียม.” [n.d.]. [Online] Available from: https://th.wikipedia.org/wiki/โครงข่ายประสาทเทียม Retrieved March 21, 2016

NIKHIL BUDUMA, 2014, “Deep Learning in a Nutshell.” 29 December 2014. [Online] Available from: http://nikhilbuduma.com/2014/12/29/deep-learning-in-a-nutshell/ Retrieved March 21, 2016

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้