

โครงการเลขที่ วศ.คพ. 3/2563

เรื่อง

ระบบทำนายตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ

โดย

นาย ปิณณวิชญ์ พันธวงศ์ รหัส 600610752

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของ  
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต  
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่  
ปีการศึกษา 2563

PROJECT No. CPE 3/2563

Foreign exchange market prediction system

Pannawit Panwong 600610752

A Project Submitted in Partial Fulfillment of Requirements  
for the Degree of Bachelor of Engineering  
Department of Computer Engineering  
Faculty of Engineering  
Chiang Mai University  
2020

หัวข้อโครงการ	: ระบบทำนายตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ
	: Foreign exchange market prediction system
โดย	: นาย ปณณวิชญ์ พันธวงศ์ รหัส 600610752
ภาควิชา	: วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษา	: รศ.ดร.ศันสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล
ปริญญา	: วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขา	: วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	: 2563

---

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ได้อนุมัติให้โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์)

..... หัวหน้าภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
( รศ.ดร.ศักดิ์กษิต ระมิงค์วงศ์ )

คณะกรรมการสอบโครงการ

..... ประธานกรรมการ  
( รศ.ดร.ศันสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล )

..... กรรมการ  
( อ.ดร.เกษมสิทธิ์ ตียพันธ์ )

..... กรรมการ  
( รศ.ดร.นิพนธ์ อีระอำพน )

หัวข้อโครงการ	: ระบบทำนายตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ
โดย	: นาย ปณณวิชญ์ พันธวงศ์ รหัส 600610752
ภาควิชา	: วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษา	: รศ.ดร.คันสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล
ปริญญา	: วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขา	: วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	: 2563

---

## บทคัดย่อ

ตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ (Foreign Exchange Market) หรือ ฟอเร็กซ์ (Forex) คือ ตลาดที่เกี่ยวข้องกับการทำธุรกรรมซื้อขายเงินตราของประเทศต่าง ๆ หลายสกุล ตลอดจนการลงทุนเพื่อการเก็งกำไรค่าเงิน

การลงทุนในฟอเร็กซ์นั้น มีความเสี่ยงสูงเนื่องจากความผันผวนที่มากกว่าตลาดหุ้น ทำให้ผู้จัดทำต้องการพัฒนาระบบที่สามารถทำนายแนวโน้มของตลาดฟอเร็กซ์ โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน เพื่อลดความเสี่ยงและเพิ่มความมั่นใจในการลงทุน โดยระบบจะแสดงผลลัพธ์ให้แก่ผู้ลงทุนในตลาดฟอเร็กซ์ จึงหวังว่าระบบทำนายตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศจะช่วยเพิ่มโอกาสของผู้ลงทุนในตลาดฟอเร็กซ์ให้มากยิ่งขึ้น

Project Title	: Foreign exchange market prediction system
Name	: Pannawit Panwong 600610752
Department	: Computer Engineering
Project Advisor	: Assoc. Prof. Sansanee Auephanwiriyaikul, Ph.D.
Degree	: Bachelor of Engineering
Program	: Computer Engineering
Academic Year	: 2020

---

## ABSTRACT

Foreign exchange market (Forex) is a market involving different countries currencies. The investment in Forex has a high risk because of a high fluctuation in the stock market. In this work, we develop a Forex prediction system using the support vector regression to reduce the risk and increasing the traders' confidence in the investment. The system will show the result for the Forex investors. We hope that this system will increase the chance of the Forex investors' profits.

## กิตติกรรมประกาศ

โครงการนี้จะไม่สำเร็จล่วงลงได้ ถ้าไม่ได้รับความกรุณาจาก รศ.ดร.คันสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล อาจารย์ที่ปรึกษา ที่ได้สละเวลาให้ความช่วยเหลือทั้งให้คำแนะนำ ให้ความรู้และแนวคิดต่างๆ รวมถึง อ.ดร.เกษมสิทธิ์ ตียพันธ์ และ รศ.ดร.นิพนธ์ อีระอำพนที่ให้คำปรึกษาจนทำให้โครงการเล่มนี้เสร็จสมบูรณ์ไปได้

ขอบคุณพี่ๆ CI Lab ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ที่คอยให้คำปรึกษาเกี่ยวกับโครงการและแนวคิดต่างๆ ที่ทำให้เกิดประสบการณ์ในด้านอื่นๆ ที่นอกเหนือจากการเรียน

ขอขอบคุณเพื่อนๆ ที่ให้กำลังใจรวมถึงคำแนะนำที่ดีตลอดการทำโครงการที่ผ่านมา

นอกจากนี้ผู้จัดทำขอขอบพระคุณขอขอบพระคุณบิดา มารดาที่ได้ให้ชีวิต เลี้ยงดูสั่งสอน และส่งเสียให้กระผมได้ศึกษาเล่าเรียนจนจบหลักสูตรปริญญาตรี หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ซึ่งท่านได้ให้กำลังใจ ในวันที่ท้อแท้ตลอดมา ซึ่งท่านยังเป็นแรงผลักดันให้กระผมสร้างสรรค์และมุ่งมั่นจนทำให้โครงการนี้สำเร็จ รวมทั้งขอขอบพระคุณอีกหลายๆท่านที่ไม่ได้เอ่ยนามมา ณ ที่นี้ ที่ได้ให้ความช่วยเหลือตลอดมา หากหนังสือโครงการเล่มนี้มีข้อผิดพลาดประการใด กระผมขอน้อมรับด้วยความยินดี

นาย ปณณวิทย์ พันธวงศ์

29 เมษายน 2564

## สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ .....	ง
ABSTRACT .....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญภาพ .....	ณ
สารบัญตาราง.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 ที่มาของโครงการ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ .....	1
1.3 ขอบเขตของโครงการ.....	1
1.3.1 ข้อมูลที่ใช้.....	1
1.3.2 เอาต์พุตของระบบทำนาย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ .....	2
1.5 เทคโนโลยีและเครื่องมือที่ใช้ .....	2
1.5.1 เทคโนโลยีด้านซอฟต์แวร์ .....	2
1.6 แผนการดำเนินงาน .....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 Support Vector Regression (SVR) [1].....	4
2.1.1 Linear Regression .....	5
2.1.2 Nonlinear Regression.....	8
2.2 Foreign Exchange Market (Forex) .....	10
2.2.1 Pip.....	10
2.2.2 Indicators [2] .....	11
บทที่ 3 โครงสร้างและขั้นตอนการทำงาน.....	21
3.1 แผนผังการทำงานของระบบ .....	21
3.2 การสร้างชุดฝึกสอน .....	22
3.2.1 การเตรียมข้อมูล (Preprocessing) [3] [4] .....	22
3.3 การฝึกสอน (Train model) .....	24
3.3.1 การทำ k-Fold Cross – Validation .....	24
3.4 การทดสอบ (Validation Model).....	25

3.4.1 การวัดความถูกต้อง [4] .....	25
3.5 การสร้างเว็บแอปพลิเคชัน .....	26
3.5.1 การออกแบบเว็บแอปพลิเคชัน .....	26
บทที่ 4 การทดลองและผลลัพธ์ .....	29
4.1 การทดลองกับข้อมูลแบบบอด .....	29
4.2 การทดสอบเว็บไซต์ .....	30
บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ .....	31
5.1 สรุปผล .....	31
5.2 ข้อเสนอแนะและปัญหาที่พบ .....	32
เอกสารอ้างอิง .....	33
ภาคผนวก .....	34
ภาคผนวก ก คู่มือการใช้งานระบบ .....	35
ประวัติผู้เขียน .....	37



## สารบัญภาพ

	หน้า
รูปที่ 2.1 ขั้นตอนการคำนวณของ Support Vector Regression	5
รูปที่ 2.2 การหาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุด	7
รูปที่ 2.3 การส่งผ่านข้อมูลจากปริภูมิข้อมูลเข้าที่ไม่เป็นเชิงเส้นไปยังปริภูมิลักษณะเด่นที่เป็นข้อมูลเชิงเส้น	8
รูปที่ 2.4 สถาปัตยกรรมซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน	10
รูปที่ 2.5 หน่วยที่เล็กที่สุดซึ่งจะอยู่ในทศนิยมหลักที่ 4 หรือมีค่าเท่ากับ 0.0001	11
รูปที่ 2.6 แสดงความแตกต่างระหว่าง EMA และ SMA	12
รูปที่ 2.7 เปรียบเทียบ แท่งเทียนปกติ และ แท่งเทียน HA	13
รูปที่ 2.8 ตัวอย่างผลลัพธ์ของ Stochastic oscillator	15
รูปที่ 2.9 ตัวอย่างผลลัพธ์ของ Moving Average Convergence Divergence	17
รูปที่ 2.10 ตัวอย่าง Bollinger Band ที่คำนวณโดยคาบเท่ากับ 20	19
รูปที่ 2.11 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จาก RSI	19
รูปที่ 3.1 ภาพรวมแผนผังการทำงานของระบบ	21
รูปที่ 3.2 แสดงตัวอย่างหน้าแสดงภาพรวม	27
รูปที่ 3.3 ตัวอย่างส่วนหัวและส่วนกลางหน้าแสดงผลทำนาย	28
รูปที่ 3.4 ตัวอย่างส่วนท้ายหน้าแสดงผลทำนาย	28

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1.1 ตารางแสดงรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน	2
ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลพื้นฐานของแต่ละสกุลเงิน	22
ตารางที่ 3.2 แสดงอินเดเคเตอร์ที่ใช้สร้างข้อมูลสำหรับระบบ	23
ตารางที่ 3.3 อธิบายค่าในแต่ละลำดับคอลัมน์	23
ตารางที่ 3.4 แสดงพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอน	24
ตารางที่ 3.5 แสดงการแบ่งข้อมูล 10-folds	25
ตารางที่ 3.6 แสดงข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบในแต่ละรอบ	25
ตารางที่ 4.1 แสดงการวัดผลในการฝึกสอน	29
ตารางที่ 4.2 สรุปการวัดประสิทธิภาพของระบบ	29

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ที่มาของโครงการ

ฟอเร็กซ์(Forex) คือ ตลาดที่ทำการซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา โดยราคารันจะแปรผันตามอุปสงค์และอุปทาน ของแต่ละสกุลเงิน ซึ่งทั้งนี้อาจจะขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย ไม่ว่าจะเป็นอัตราดอกเบี้ย อัตราเงินเฟ้อ สภาพเศรษฐกิจ สถานการณ์บ้านเมือง เหตุการณ์ทั้งในและต่างประเทศ เรียกได้ว่า อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรามีความอ่อนไหวต่ปัจจัยรอบข้างค่อนข้างมาก

ด้วยเหตุผลที่ว่าตลาดฟอเร็กซ์มีความอ่อนไหวหรือผันผวนสูง ผู้จัดทำได้สร้างระบบทำนายตลาดฟอเร็กซ์โดยใช้ การเรียนรู้ของเครื่องคอมพิวเตอร์(Machine Learning) มาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มโอกาสให้ผู้ลงทุนได้กำไรและเพิ่มความ มั่นใจในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์มากขึ้น โดยผลลัพธ์ของระบบทำนายจะแสดงผลผ่านบนเว็บไซต์เพื่อสะดวกต่อการใช้งาน

#### 1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ

1. เพื่อเป็นตัวช่วยในการตัดสินใจในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์
2. เพื่อลดโอกาสผิดพลาดในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์

#### 1.3 ขอบเขตของโครงการ

##### 1.3.1 ข้อมูลที่ใช้

ข้อมูลที่จะใช้ฝึกสอนและทดสอบโมเดลจะมีข้อมูลของ 3 คู่สกุลเงิน ดังต่อไปนี้ EUR/USD ,USD/JPY และ GBP/USD โดยข้อมูลของแต่ละคู่สกุลเงินมีข้อมูล 5 ปีย้อนหลัง โดยมีรายละเอียดดังตาราง 1.1 และ สำหรับข้อมูลที่จะใช้ในการทำนายของระบบ จะใช้ข้อมูลจาก <https://fcsapi.com/>

รายการ	รายละเอียด
คู่สกุลเงิน	EUR/USD, USD/JPY และ GBP/USD
กรอบเวลา	1 ชม.
ระยะเวลาข้อมูลฝึกสอน	ม.ค. 2015 - ธ.ค. 2020

ปริมาณข้อมูลฝึกสอน	48,000 ต่อคู่สกุลเงิน
ระยะเวลาข้อมูลทดสอบ	ม.ค. – ก.พ. 2021
ปริมาณข้อมูลทดสอบ	1,000 ต่อคู่สกุลเงิน
แหล่งข้อมูล	<a href="https://forexsb.com/">https://forexsb.com/</a>

ตารางที่ 1.1 ตารางแสดงรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน

### 1.3.2 เอาต์พุตของระบบทำนาย

ระบบจะส่งค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบทำนายทั้งหมด 2 ค่า ได้แก่

- Open: ค่าเปิดราคาในอีก 24 ชม. ข้างหน้า
- Close: ค่าปิดราคาในอีก 24 ชม. ข้างหน้า

### 1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. เพิ่มความมั่นใจในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์จากผลลัพธ์ของระบบทำนาย
2. เป็นตัวช่วยตัดสินใจในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์

### 1.5 เทคโนโลยีและเครื่องมือที่ใช้

#### 1.5.1 เทคโนโลยีด้านซอฟต์แวร์

1. Scikit learn เป็น Library เขียนโดยภาษา Python สำหรับพัฒนา Support Vector Regression ในการเทรนข้อมูล
2. Flask เป็น API ที่เชื่อมภาษา Python ในส่วนของโมเดลที่ทำการเทรน เข้ากับเว็บไซต์ เพื่อแสดงผลลัพธ์
3. Vue.js เป็น JavaScript Framework ที่ใช้พัฒนาในส่วนของ Website application

### 1.6 แผนการดำเนินงาน

ขั้นตอนการดำเนินงาน	2563				2564			ความคืบหน้างาน
	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	
1. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับ Machine Learning สำหรับระบบทำนาย								100%
2. เตรียมข้อมูล (Preprocessing) เพื่อเป็นอินพุต สำหรับระบบทำนาย								100%
3. ทดลองป้อนข้อมูลให้ Machine Learning เพื่อหาระบบทำนายที่ดีที่สุด								100%
4. ออกแบบ UX/UI เว็บไซต์ และพัฒนาเว็บไซต์								100%
5. เชื่อมระบบในส่วน ของ เว็บไซต์ และ ระบบทำนาย								100%
6. เขียนรายงาน								100%
ความสำเร็จของงานวิจัย								100%

## บทที่ 2

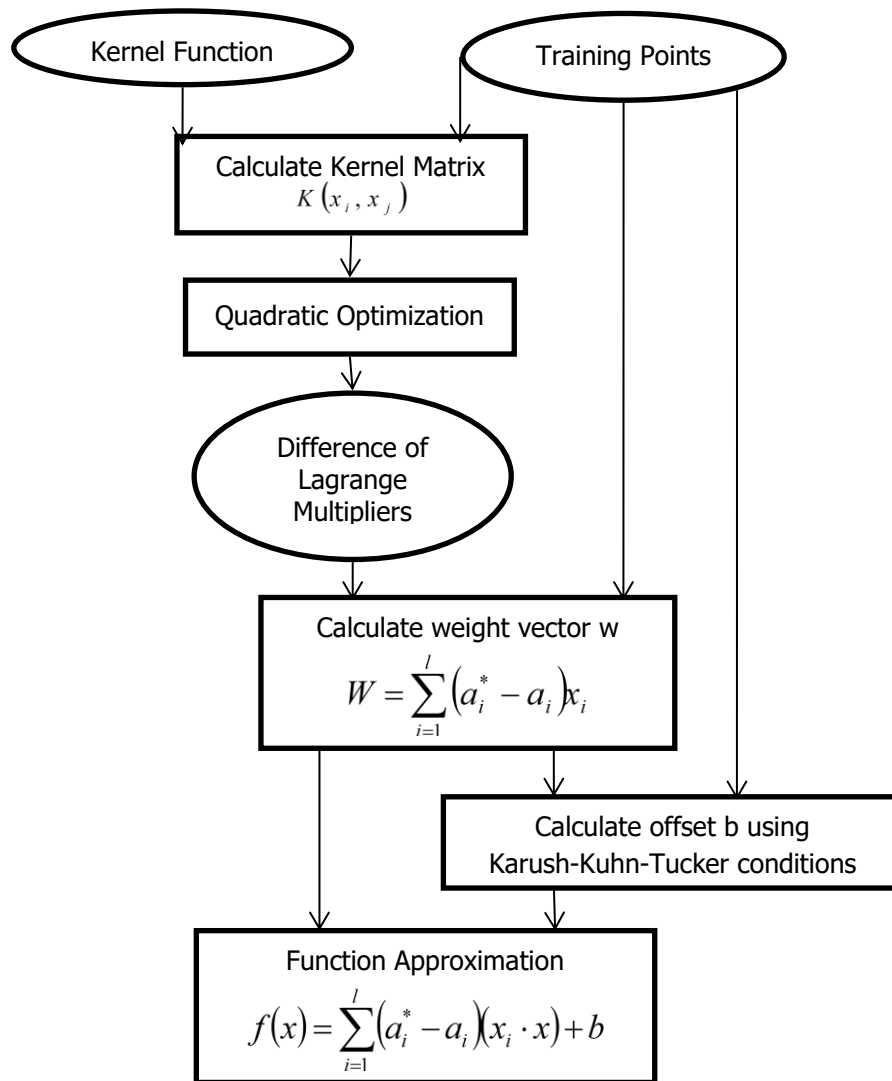
### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การทำโครงการ เริ่มต้นด้วยการศึกษาค้นคว้า ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง หรือ งานวิจัย/โครงการ ที่เคยมีผู้นำเสนอไว้แล้ว ซึ่งเนื้อหาในบทนี้จะเกี่ยวกับการอธิบายถึงสิ่งที่เกี่ยวข้องกับโครงการ เพื่อให้ผู้อ่านเข้าใจเนื้อหาในบทถัดๆไปได้ง่ายขึ้น เนื้อหาในบทนี้จะแบ่งออกเป็นสามส่วนหลักๆคือส่วนที่เป็น การวัดกำลังไฟฟ้า ส่วนติดต่อสื่อสาร และส่วนอุปกรณ์ที่นำมาใช้งาน ดังนี้

#### 2.1 Support Vector Regression (SVR) [1]

ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันมีหลักการคล้ายกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบแบ่งกลุ่มคือใช้หาระนาบเงินที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Hyperplane) แตกต่างกันที่ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบแบ่งกลุ่มจะสนใจเพียงค่าบวกและลบที่เกิดขึ้นจากการแบ่งกลุ่มข้อมูล แต่ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันจะสนใจค่าจริงที่เกิดขึ้นจากการประมาณค่าฟังก์ชัน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันมีอยู่ 2 ประเภท คือ แบบเชิงเส้น (Linear Regression) และแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Regression) ซึ่งซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไม่เป็นเชิงเส้นจะมีขั้นตอนแตกต่างจากแบบเชิงเส้นคือจะมีการแมปข้อมูลให้อยู่ปริภูมิที่สูงกว่าเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นเชิงเส้น ซึ่งขั้นตอนของซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน แสดงได้ดังภาพที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ขั้นตอนการคำนวณของ Support Vector Regression

### 2.1.1 Linear Regression

การหาฟังก์ชันประมาณค่า  $f(x)$  ที่จะนำมาใช้แทนกลุ่มของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอน เริ่มจากการสอนระบบด้วยเซตข้อมูล  $\{x_i, y_i, s_i\}_{i=1}^l, x_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \mathbb{R}$  โดย  $x_i$  คือ เวกเตอร์ของข้อมูลเข้า,  $y_i$  คือ ข้อมูลเอาต์พุต,  $s_i$  คือ ค่าความเป็นสมาชิกของ  $x_i$  แต่ละตัวโดย  $\{\lambda \leq s_i \leq 1\}_{i=1}^l$  ซึ่ง  $\lambda > 0$  และ  $l$  คือ จำนวนระเบียบของข้อมูล ผลจากการฝึกสอนจะได้ฟังก์ชันประมาณค่าดังสมการ

$$f(x) = \langle w \cdot x \rangle + b \quad (2.1.1)$$

โดย	$w$	คือ	เวกเตอร์น้ำหนัก
	$b$	คือ	ค่าไบอัส (Bias)

ซึ่งการหาระนาบเกินที่เหมาะสมเป็นการหาซัพพอร์ตเวกเตอร์ที่สามารถรักษาระยะห่างมากที่สุดระหว่างข้อมูลทั้งสองกลุ่ม ซัพพอร์ตเวกเตอร์ที่ได้จะใช้เป็นฟังก์ชันประมาณค่าของกลุ่มข้อมูลทั้งหมด การหानอร์ม (Norm) ที่น้อยสุดของ  $\mathbf{w}$  จะทำให้ได้ค่า  $\mathbf{w}$  ที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้เงื่อนไขตามดังสมการต่อไปนี้

$$\left( \text{Minimize } \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \right) \quad (2.1.2)$$

$$\left. \begin{aligned} y_i \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle - b &\leq \varepsilon \\ \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + b - y_i &\leq \varepsilon \end{aligned} \right\} \quad (2.1.3)$$

การสร้างระนาบเกินที่จะสามารถประมาณค่าได้อย่างแม่นยำนั้น สามารถกำหนดความแม่นยำได้จากการกำหนดความกว้างของระนาบที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (Error Insensitive) ในรูปฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) จากฟังก์ชันการสูญเสียแบบ  $\varepsilon - \text{Insensitive}$  ดังสมการที่ 2.1.4

$$L(y_i, f(x)) = \begin{cases} 0 & ; |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y_i - f(x)| - \varepsilon & ; |y - f(x)| > \varepsilon \end{cases} \quad (2.1.4)$$

ในฟังก์ชันการสูญเสียแบบ  $\varepsilon - \text{Insensitive}$  มีการพิจารณาตัวแปรช่วย  $\xi$  (Slack) เป็นค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลที่อยู่นอกระนาบทั้งสอง ได้สมการใหม่ดังสมการที่ 2.1.5 และ 2.1.6

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l s_i (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2.1.5)$$

$$\left. \begin{aligned} y_i - \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle - b &\leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 \\ 1 \leq i &\leq l \end{aligned} \right\} \quad (2.1.6)$$

โดย  $C$  คือ ค่าคงที่สำหรับควบคุมค่าคลาดเคลื่อน (Regularization Parameter)

$\xi$  คือ ค่าคลาดเคลื่อนของข้อมูลจากขอบระนาบบน

$\xi_i^*$  คือ ค่าคลาดเคลื่อนของข้อมูลจากขอบระนาบล่าง

จากสมการที่ 2.1.5 จะสามารถหาคำตอบได้ด้วยเงื่อนไขของสมการที่ 2.1.6 โดยใช้ฟังก์ชันลากรานจ์ (Lagrange Function) ได้สมการจากการเพิ่มตัวคูณลากรานจ์ (Lagrange Multipliers) ดังนี้

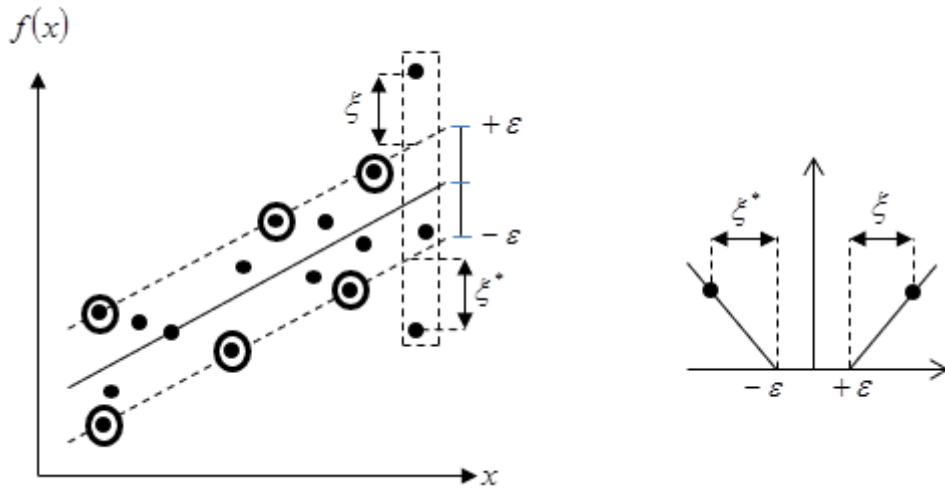
$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l s_i (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i \rangle + b) \quad (2.1.7)$$



$$-\sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* - y_i + \langle w \cdot x_i \rangle + b) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*)$$

โดย  $L$  คือ Lagrangian

$\eta_i, \eta_i^*, \alpha_i, \alpha_i^*$  คือ ตัวคูณลากรางจ์ ซึ่ง  $\eta_i, \eta_i^*, \alpha_i, \alpha_i^* \geq 0$



รูปที่ 2.2 การหาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุด

จากสมการที่ 2.1.7 แก้สมการด้วยวิธีกำลังสอง (Quadratic Programming) โดยหาอนุพันธ์ย่อย (Partial Derivatives) เทียบกับตัวแปรที่ต้องการหาค่าโดยให้เท่ากับศูนย์ ได้คำตอบดังสมการที่ 2.1.8

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial b} &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial w} &= w - \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} &= C - \alpha_i - \eta_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} &= C - \alpha_i^* - \eta_i^* = 0 \end{aligned} \right\} \quad (2.1.8)$$

จากสมการที่ 2.8 เมื่อนำไปแทนในฟังก์ชันลากรางจ์จะได้สมการที่ 2.1.9

$$\text{Maximize } -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_i \cdot x_j \rangle - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (2.1.9)$$

ซึ่งการหาคำตอบของสมการที่ 2.1.9 ต้องทำภายใต้เงื่อนไข

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$(\alpha_i - \alpha_i^*) \in [0, s_i C]$$

หรือ  $0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq s_i C$

จากสมการที่ 2.8 หาก  $W = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i$  จะได้สมการระนาบเกินอันใหม่

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) \langle x_i \cdot x \rangle + b \quad (2.1.10)$$

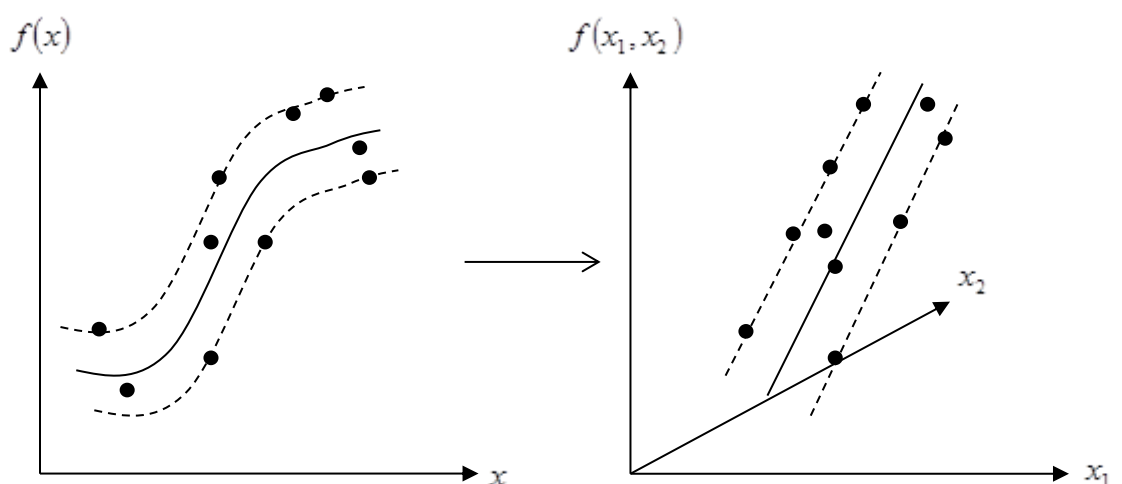
## 2.1.2 Nonlinear Regression

หากข้อมูลที่เราสอนมีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น ต้องใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function) ส่งผ่านข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นไปยังปริภูมิหรือมิติที่สูงขึ้นเพื่อให้ข้อมูลมีลักษณะเป็นเชิงเส้น แล้วก็จะทำตามขั้นตอนของซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันแบบเชิงเส้นดังที่กล่าวมา โดยฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้จะมีรูปแบบตามสมการที่ 2.2.11

$$K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \rangle \quad (2.1.11)$$

โดย

$x$	คือ	เวกเตอร์ข้อมูลเข้า
$x_i$	คือ	ซัพพอร์ตเวกเตอร์
$\Phi$	คือ	ฟังก์ชันการส่งผ่านข้อมูล



รูปที่ 2.3 การส่งผ่านข้อมูลจากปริภูมิข้อมูลเข้าที่ไม่เป็นเชิงเส้นไปยังปริภูมิลักษณะเด่นที่เป็นข้อมูลเชิงเส้น

การส่งผ่านข้อมูลด้วยฟังก์ชันเคอร์เนล จะหาค่าน้ำหนักได้สมการใหม่ดังสมการที่

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) \quad (2.1.12)$$

หากนำ  $w$  จากสมการที่ 2.2.12 แทนค่าลงในสมการระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดจะได้สมการใหม่ดังสมการที่ 2.2.13

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) + b \quad (2.1.13)$$

ซึ่งการหาคำตอบของสมการที่ 2.1.13 ต้องทำภายใต้เงื่อนไข

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) &= 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* &\leq s_i C \end{aligned}$$

ใช้หลักการของ Karush-Kuhn-Tucker (KKT) ในการปรับค่าที่อยู่ระหว่างขอบระนาบบนและขอบระนาบล่างให้เหมาะสมเพื่อหาค่าไบอัส  $b$  ที่เหมาะสม ดังสมการที่ 2.1.14

$$b = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (K(x_i, x_r) + K(x_i, x_s)) \quad (2.1.14)$$

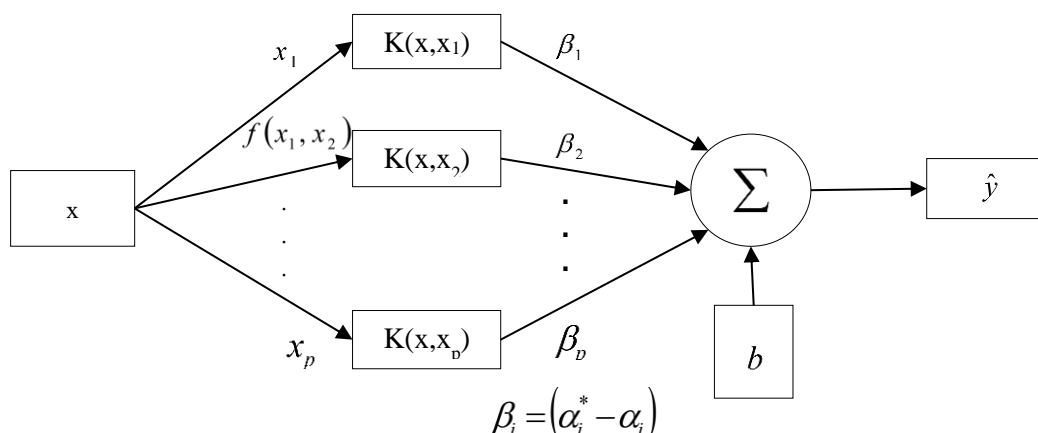
โดย  $x_r$  คือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์ที่อยู่ระนาบบน  
 $x_s$  คือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์ที่อยู่ระนาบล่าง

เคอร์เนลที่ใช้คือเรเดียลเบซิกฟังก์ชัน (Radial Basis Function; RBF) ดังสมการที่ 2.1.15

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma * \|x - x_i\|^2) \quad (2.1.15)$$

$$\gamma = 1/2\sigma^2 \quad (2.1.15)$$

ซึ่งภาพรวมของสถาปัตยกรรมซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันแสดงได้ดังรูปภาพที่ 2.4



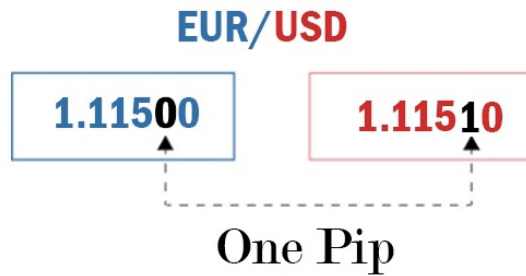
รูปที่ 2.4 สถาปัตยกรรมซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน

## 2.2 Foreign Exchange Market (Forex)

Foreign Exchange Market คือ ตลาดที่ทำการซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา โดยราคนั้นจะแปรผันตาม demand และ supply ของแต่ละสกุลเงิน ซึ่งทั้งนี้อาจจะขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย ไม่ว่าจะเป็นอัตราดอกเบี้ย อัตราเงินเฟ้อ ราคาน้ำมัน ราคาทองคำ สภาพเศรษฐกิจ สถานการณ์บ้านเมือง เหตุการณ์ทั้งในและต่างประเทศ รวมถึงการประกาศตัวเลขสำคัญ ๆ ของแต่ละประเทศ เช่น อัตราการว่างงาน เป็นต้น เรียกได้ว่า อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรามีความอ่อนไหวต่อปัจจัยรอบข้างค่อนข้างมาก

### 2.2.1 Pip

Pip คือ หน่วยวัดการเปลี่ยนแปลงของราคา เป็นหน่วยที่เล็กที่สุดซึ่งจะอยู่ในทศนิยมหลักที่ 4 หรือมีค่าเท่ากับ 0.0001 หรือราคาที่เสนอของคู่สกุลเงินที่ไม่ใช่ JPY ดังนั้นเมื่อราคาที่ตลาดจะรับซื้อ (Bid) สำหรับคู่ EURUSD เปลี่ยนจาก 1.16667 เป็น 1.16677 นี้แสดงถึงความแตกต่าง 1 Lot



รูปที่ 2.5 หน่วยที่เล็กที่สุดซึ่งจะอยู่ในทศนิยมหลักที่ 4 หรือมีค่าเท่ากับ 0.0001

## 2.2.2 Indicators [2]

อินดิเคเตอร์ คือ ตัวชี้วัดทางเทคนิคสำหรับการเทรดฟอเร็กซ์, หุ้น ฯลฯ เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ที่จะวิเคราะห์อย่างน้อย 1 ใน 5 ของตัวแปรเหล่านี้ ได้แก่ ราคาเปิด, ราคาสูงสุด, ราคาต่ำสุด, ราคาปิด และปริมาณการซื้อขาย จากการคำนวณ Indicator Forex จะแสดงผล (พล็อตกราฟ) เป็นรูปแบบแผนภูมิหรือกราฟดัชนีต่างๆ

ในการเลือกใช้อินดิเคเตอร์จะเลือกตามความเหมาะสมข้อมูลที่จะรับเข้า และปริมาณคาบ (Periods) สามารถเปลี่ยนแปลงแก้ไขให้เข้ากับลักษณะของงานได้ โดยโครงงานได้ใช้อินดิเคเตอร์ทั้งหมด 13 อินดิเคเตอร์

### 2.2.2.1 Moving Average

Moving Average (MA) หรือเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ เป็นการคำนวณค่าเฉลี่ย (Average) ของราคาตลาด โดยใช้ข้อมูลของราคาตลาดย้อนหลังตามที่ระยะเวลา (Periods;  $p$ ) ที่เรากำหนด ซึ่งมีหลายประเภท ซึ่งผู้จัดทำจะกล่าวเพียงแค่ 2 ประเภท

#### 2.2.2.1.1 Simple Moving Average

Simple Moving Average (SMA) เป็นรูปแบบหนึ่งที่เหมาะสมในการใช้หา แนวรับ-แนวต้าน เนื่องจากเป็นการคำนวณเส้นค่าเฉลี่ยที่ให้ความสำคัญในแต่ละราคาเท่าๆกัน จึงทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ค่อนข้างไม่แกว่งตามราคาปัจจุบัน ดังสมการ 2.2.1

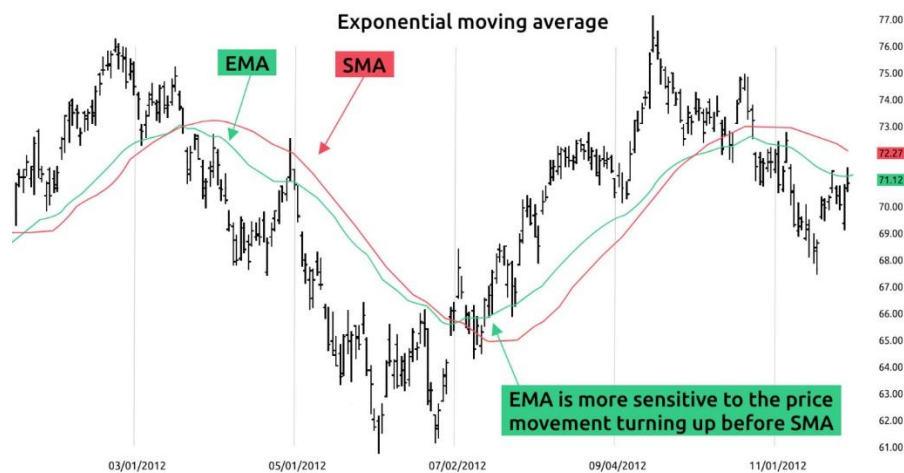
$$SMA_{close_t} = \left( \frac{close_t + close_{t-1} + \dots + close_{t-p}}{p} \right) \quad (2.2.1)$$

โดย	$close_t$	คือ	ค่าปิดราคา ณ แท่งเทียนปัจจุบัน
	$close_{t-p}$	คือ	ค่าปิดราคาแท่งเทียนก่อนหน้าตามคาบ $p$
	$p$	คือ	ราคาตลาดย้อนหลังตามที่ระยะเวลา

### 2.2.2.1.2 Exponential Moving Average

Exponential Moving Average (EMA) เป็นรูปแบบหนึ่งที่เหมาะสมในการใช้หา สัญญาณในการซื้อ-ขาย เนื่องจากเป็นการคำนวณเส้นค่าเฉลี่ยที่ให้ความสำคัญในช่วงแรกๆ น้อย และให้ความสำคัญกับราคาช่วงหลังๆ มาก จึงทำให้ได้ผลลัพธ์ที่แกว่งตามราคาปัจจุบัน ดังสมการ 2.2.2

$$EMA_{close_t} = \left( \frac{2 * (close_t - EMA_{close_{t-1}})}{p + 1} \right) + EMA_{close_{t-1}} \quad (2.2.2)$$



รูปที่ 2.6 แสดงความแตกต่างระหว่าง EMA และ SMA

### 2.2.2.2 Heikin-Ashi

Heikin-Ashi (HA) เป็นรูปแบบแท่งเทียนที่ถูกพัฒนาต่อยอดจากรูปแบบปกติขึ้นมา จุดเด่นคือจะสามารถลด Noise การแกว่งตัวของราคาออก เพื่อที่จะทำให้มองแนวโน้มได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น



รูปที่ 2.7 เปรียบเทียบ แท่งเทียนปกติ และ แท่งเทียน HA

ปกติแท่งเทียนทั่วไปจะประกอบด้วย 4 ค่า คือ open-high-low-close ซึ่ง Heikin-Ashi ก็เช่นเดียวกันจะประกอบด้วย 4 ค่า ดังต่อไปนี้

$$HA_{close_t} = \left( \frac{open_t + high_t + low_t + close_t}{4} \right) \quad (2.2.3)$$

จากสมการ 2.2.3 Heikin-Ashi Close คือ ค่าเฉลี่ยของ open-high-low-close ของแท่งปัจจุบัน( $t$ )

$$HA_{open_t} = \left( \frac{HA_{open_{t-1}} + HA_{close_{t-1}}}{2} \right) \quad (2.2.4)$$

จากสมการ 2.2.4 Heikin-Ashi Open คือ ค่าเฉลี่ยของ ราคาเปิดของ Heikin-Ashi ในแท่งก่อนหน้า( $t-1$ ) และ ราคาปิดของ Heikin-Ashi( $t-1$ ) ในแท่งก่อนหน้า

$$HA_{high} = \max(high_t, HA_{open_t}, HA_{close_t}) \quad (2.2.5)$$

สมการ 2.2.5 Heikin-Ashi High คือ ค่าที่มากที่สุดของ high, Heikin-Ashi Open และ Heikin-Ashi Close ของแท่งปัจจุบัน

$$HA_{high} = \max(low_t, HA_{open_t}, HA_{close_t}) \quad (2.2.6)$$

สมการ 2.2.6 Heikin-Ashi High คือ ค่าที่มากที่สุดของ low, Heikin-Ashi Open และ Heikin-Ashi Close ของแท่งปัจจุบัน

### 2.2.2.3 Momentum

Momentum Indicator (MOM) ใช้สำหรับวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของราคา เพื่อดูพฤติกรรมเปลี่ยนแปลงของราคา ในทิศทางต่างๆ จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 - 100 ซึ่งคำนวณดังสมการที่ 2.2.7

$$MOM = \left( \frac{close_t}{close_{t-p}} \right) * 100 \quad (2.2.7)$$

โดย	$close_t$	คือ	ค่าปิดราคา ณ แท่งเทียนปัจจุบัน
	$close_{t-p}$	คือ	ค่าปิดราคาแท่งเทียนก่อนหน้าตามคาบ $p$

### 2.2.2.4 Stochastic oscillator

Stochastic oscillator (STOCH) คือ Indicator วิเคราะห์ราคาสินทรัพย์ในกลุ่ม "โมเมนตัม" (Momentum) หรือแรงผลักดันของราคา โดย Stochastic Oscillator จะสร้างดัชนี 0 - 100 ที่อธิบายภาพรวมของความผันผวนของราคา ณ ช่วงเวลาหนึ่งๆ โดยจะมี 'เส้นสัญญาณ' อยู่ 2 เส้นใน Indicator ตัวแรก คือ '%K' และตัวที่สองซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยของเส้นแรก คือเส้น '%D' ทั้งนี้ ส่วนค่า Slowing เป็นเพียงหน่วยเพื่อถ่วงน้ำหนักสำหรับ %K คำนวณดังสมการ

$$\%K_t = \left( \frac{close_t - LowestLow_p}{HighestHigh_p - LowestLow_p} \right) * 100 \quad (2.2.8)$$

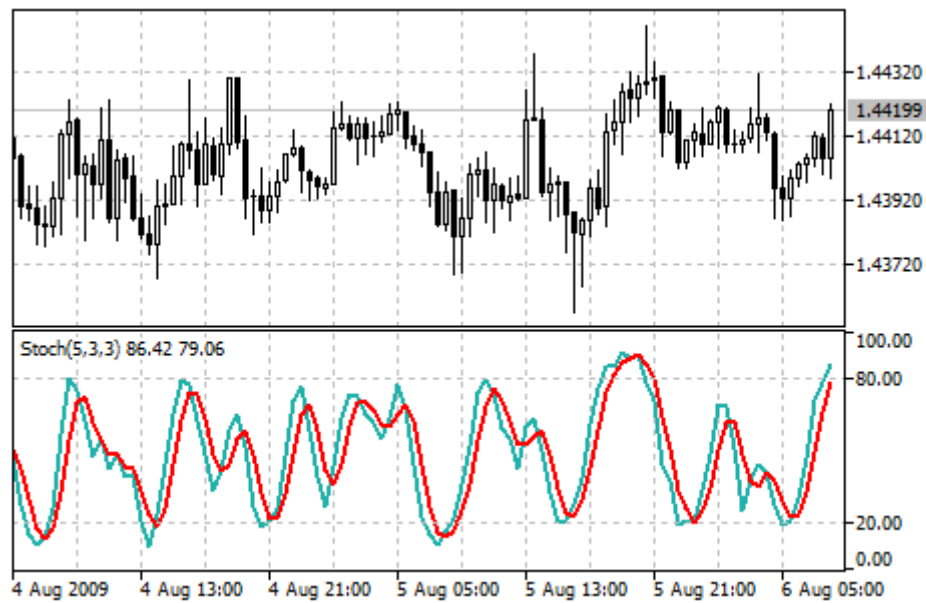
โดย	$LowestLow_p$	คือ	ค่าที่ต่ำที่สุดในช่วงคาบ $p$
	$HighestHigh_p$	คือ	ค่าที่สูงที่สุดในช่วงคาบ $p$

โดยเมื่อนำมาคำนวณจากสมการ 2.2.7 จะทำการหาเส้นค่าเฉลี่ยของ %K โดยใช้สมการที่ 2.2.1 ซึ่งจะได้ค่า %D(slowk) โดยใช้คาบ(Periods) ตามที่กำหนด ดังสมการ 2.2.8 และจะทำการหาเส้นค่าเฉลี่ยของ %D อีกครั้ง จะได้ค่า slowd โดยใช้คาบ(Periods) ตามที่กำหนด ดังสมการ 2.2.9

$$\%D(slowk)_t = SMA_{\%K_t} \quad (2.2.9)$$

$$slowd_t = SMA_{\%D_t} \quad (2.2.10)$$





รูปที่ 2.8 ตัวอย่างผลลัพธ์ของ Stochastic oscillator

#### 2.2.2.5 Williams %R

William %R (WILLR) ซึ่งเป็นที่รู้จักกันดีในชื่อของ William Percent Range ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้วัดการแกว่งตัวของราคาประเภทหนึ่ง การแกว่งตัวของราคาประเภทนี้แกว่งอยู่ในกรอบ 100 % โดยเป็นการวัดกรอบ Overbought(ซื้อมากเกินไป) และ Oversold(ขายมากเกินไป) ของตลาด ดังสมการ 2.2.10

$$\%R_t = \left( \frac{HighestHigh_p - close_t}{HighestHigh_p - LowestLow_p} \right) * (-100) \quad (2.2.11)$$

#### 2.2.2.6 Rate of Change / Price Rate of Change

Rate of Change หรือ Price Rate of Change (PROC) เป็นอินดิเคเตอร์แบบโมเมนตัม มันจะคิดคำนวณการเปลี่ยนแปลงของราคาเป็นเปอร์เซ็นต์ระหว่างช่วงเวลา ROC จะนำราคาปัจจุบันและเปรียบเทียบกับราคาในช่วง p ที่ผ่านมา ดังสมการ 2.2.11

$$PROC_t = \left( \frac{close_t - close_{t-p}}{close_{t-p}} \right) * 100 \quad (2.2.12)$$

#### 2.2.2.7 Weighted Closing Price

Weighted Closing Price (WCP) เป็นอินดิเคเตอร์ที่คิดคำนวณโดยให้ความสำคัญกับค่าปิดเป็นพิเศษแต่ก็ยังมีค่าอื่นๆมาเกี่ยวข้อง ดังสมการ 2.2.11

$$WCP_t = \left( \frac{(2 * close_t) + high_t + }{4} \right) \quad (2.2.13)$$

### 2.2.2.8 Moving Average Convergence/Divergence

Moving Average Convergence Divergence (MACD) คือ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ของราคา ที่เกิดจากการเอาส่วนต่างของค่าเฉลี่ย EMA 2 เส้น (สมการ 2.2.3) มาหาส่วนต่าง ซึ่งจะสามารถบอกเราได้ว่า ถ้ากราฟอยู่ในช่วงขาขึ้น MACD จะบอกเราว่าแนวโน้มจะขึ้นต่อไปอย่างแข็งแกร่ง โดยผลลัพธ์ที่ได้จาก MACD จะมีทั้งหมด 3 ค่า คือ MACD line ,MACD signal และ MACD histogram

#### 2.2.2.8.1 MACD line

เป็นการหาเส้น MACD โดยใช้ผลต่างของ EMA 2 เส้น ซึ่งใช้สมการดัง 2.2.3

$$MACD_{line} = EMA_{p1} - EMA_{p2} \quad (2.2.14)$$

โดย  $EMA_{p1}$  คือ  $EMA_{close_t}$  ที่มีคาบเท่ากับ  $p1$

$EMA_{p2}$  คือ  $EMA_{close_t}$  ที่มีคาบเท่ากับ  $p2$

#### 2.2.2.8.2 MACD signal

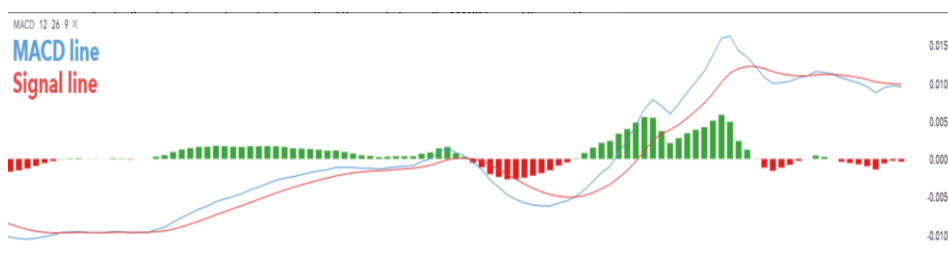
MACD signal จะหมายถึงเส้นสัญญาณที่คำนวณมาจากค่าเส้นเฉลี่ย EMA ของ MACD line (สมการ 2.2.14) โดยมีคาบตามที่ผู้ใช้กำหนด ดังสมการ

$$MACD_{signal} = EMA_{MACD_{line}} \quad (2.2.15)$$

#### 2.2.2.8.3 MACD histogram

MACD histogram จะหมายถึง ฮิสโตแกรมคำนวณจากส่วนต่างระหว่างสองเส้นที่กล่าวข้างต้น(สมการ 2.2.14 และ สมการ 2.2.15) ซึ่งฮิสโตแกรมและอีกสองเส้นแกว่งอยู่เหนือและใต้เส้นศูนย์กลางหรือที่รู้จักในอีกชื่อว่าเส้นศูนย์

$$MACD_{hist} = MACD_{line} - MACD_{signal} \quad (2.2.16)$$



รูปที่ 2.9 ตัวอย่างผลลัพธ์ของ Moving Average Convergence Divergence

### 2.2.2.9 Accumulation Distribution Line

Accumulation Distribution Line (AD) เป็นตัวดัชนีประเภท Momentum ซึ่งเกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงราคาและปริมาณการซื้อขาย โดยดัชนีตัวนี้มีหลักการพื้นฐานมาจากหลักการที่ว่า “ยังมีปริมาณการซื้อขายมากเท่าไรยิ่งผลักดันราคาให้เคลื่อนไหวมากขึ้นเท่านั้น” โดยมีวิธีคำนวณตามสมการดังนี้

$$CLV_t = \left( \frac{(close_t - low_t) - (high_t - close_t)}{high_t - low_t} \right) \quad (2.2.15)$$

เมื่อคำนวณสมการ 2.2.13 เสร็จแล้วจะนำค่าที่ได้หาค่า AD โดยใช้สมการ 2.2.14

$$AD_t = AD_{t-1} + (CLV_t) * volume_t \quad (2.2.16)$$

โดย  $volume_t$  คือ ปริมาณการซื้อขาย ณ เวลาปัจจุบัน

$AD_{t-1}$  ถ้า  $t = 1$  จะมีค่า  $AD = 0$

### 2.2.2.10 Accumulation Distribution Oscillator

Accumulation Distribution Oscillator (ADOSC) มีความคล้ายคลึงกับ Accumulation Distribution Line ในข้อ 2.2.2.9 แต่แตกต่างกันที่จะนำค่า AD มาหาค่า MACD จากสมการ 2.2.14 โดยใช้คาบที่ fastperiod และเส้นที่สองจะใช้ slowperiod โดยผลลัพธ์ที่ได้จาก MACD จะสนใจเฉพาะค่าของ MACD line (ข้อ 2.2.2.8.1) เท่านั้น

$$ADOSC_t = MACD_{AD_t} = EMA_{fastperiod} - EMA_{slowperiod} \quad (2.2.17)$$

### 2.2.2.11 Commodity Channel Index

Commodity Channel Index (CCI) เป็นเครื่องมือดัชนีราคา ประเภท oscillator ออกแบบมาเพื่อหาจังหวะจากคาบการแกว่งตัวของราคา หลักการทำงานของ CCI คือการหาค่าการกระจายตัว

และการเบี่ยงเบนของราคาปัจจุบันจากราคาค่าเฉลี่ยเทียบกับการกระจายตัวของค่ากลาง ในคาบเวลา  
ที่สนใจ โดยมีสมการการคำนวณดังนี้

$$CCI_t = \frac{(TP_t - SMA_{TP_t})}{0.015 * Mean\ Deviation} \quad (2.2.18)$$

โดย TP คือ Typical Price ซึ่งมีสมการดังนี้

$$TP_t = \frac{(high + low + close)}{3} \quad (2.2.19)$$

สำหรับ ส่วนเบี่ยงเบนเฉลี่ย (Mean deviation) จะคำนวณโดยหาค่าเฉลี่ยของผลต่างระหว่าง  
SMA ณ เวลาปัจจุบัน กับ TP ก่อนหน้าตามคาบที่กำหนด และ

$$Mean\ Deviation = \frac{\sum_{i=1}^p |SMA_{TP_t} - TP_{t-i}|}{p} \quad (2.2.20)$$

#### 2.2.2.12 Bollinger Bands

Bollinger Band (BBANDS) คือ เครื่องมือ Technical analysis ที่วัดความผันผวนของ  
ราคา โดยในช่วงที่ความผันผวนมาก กรอบ Bands จะกว้างขึ้น และในช่วงที่ความผันผวนน้อย  
กรอบ Bands จะแคบลง โดยสมการการคำนวณจะใช้ SMA (สมการ 2.2.1) และส่วนเบี่ยงเบน  
มาตรฐาน ตามคาบที่กำหนด ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะได้อัตโนมัติ 3 ค่า คือ Upper band, Middle band  
และ Lower band

โดยขั้นตอนแรกในการคำนวณจะหาค่าเส้นเฉลี่ยของค่าปิดตามช่วงคาบที่ผู้ใช้กำหนด ซึ่ง  
สมการที่ได้จะเป็นในส่วนการหา Middle band

$$Band_{mid} = SMA_{close_t} \quad (2.2.21)$$

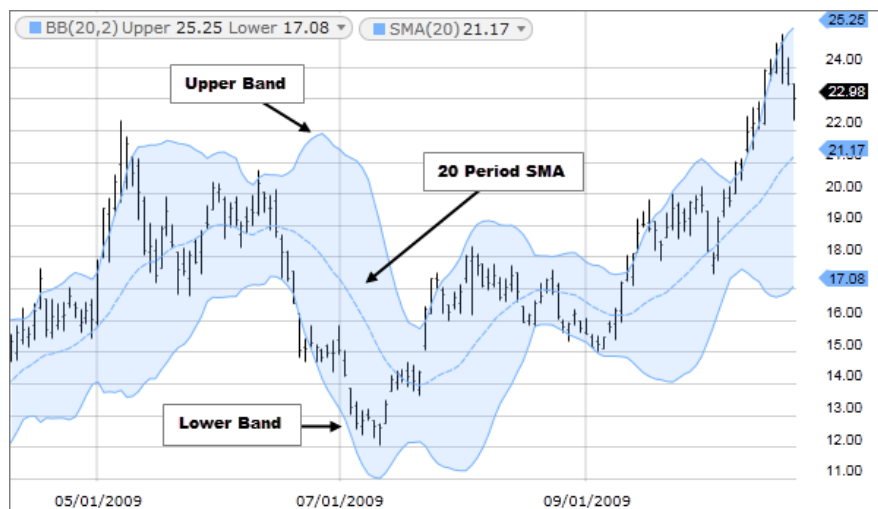
ขั้นตอนต่อไปจะทำการหาส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน(SD) โดยปริมาณข้อมูลที่ใช้คำนวณจะ  
ขึ้นอยู่กับคาบตามที่ใช้กำหนดโดยจะมีคาบเดียวกันกับสมการ 2.2.21 ซึ่งจะเป็นดังสมการ 2.2.22

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (close_{t-i} - \mu)^2}{n}} \quad (2.2.22)$$

ขั้นตอนต่อไปเป็นการหา Upper band และ Lower band โดยจะนำค่า SD ที่คำนวณจาก  
สมการ 2.2.22 คูณด้วย 2 เป็นค่าพื้นฐาน (ผู้ใช้สามารถกำหนดเองได้) ซึ่งหากเป็น Upper band จะ  
ทำการบวก และ หากเป็น Lower band จะทำการลบ ดังสมการ 2.2.23 และ 2.2.24 ตามลำดับ

$$Band_{upper} = Band_{mid} + 2\sigma \quad (2.2.23)$$

$$Band_{lower} = Band_{mid} - 2\sigma \quad (2.2.24)$$



รูปที่ 2.10 ตัวอย่าง Bollinger Band ที่คำนวณโดยคาบเท่ากับ 20

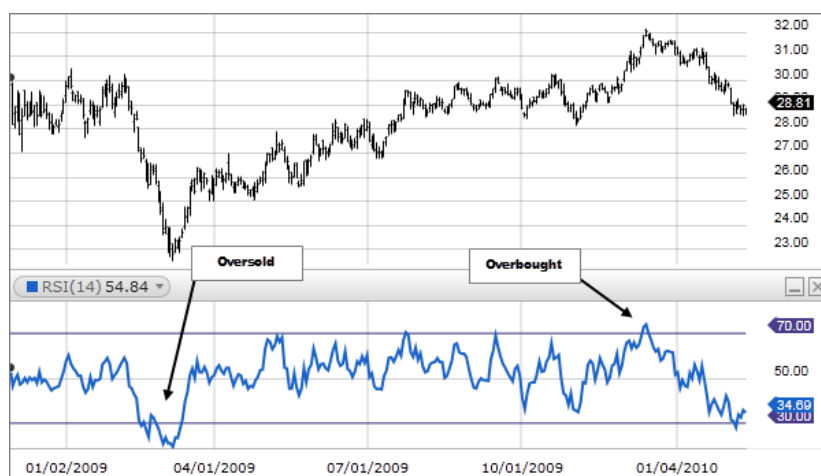
### 2.2.2.13 Relative Strength Index

Relative Strength Index (RSI) เป็น indicators ประเภท momentum oscillator ที่ใช้วัดการเปลี่ยนแปลงการเคลื่อนไหวของราคาที่เกิดขึ้น โดยจะมีสมการคำนวณดังนี้

$$RSI_t = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (2.2.25)$$

$$RS = \frac{AverageGain}{|AverageLoss|} \quad (2.2.26)$$

โดยค่า Average Gain และ Average Loss หาได้จากการนำราคาปิดของกราฟแท่งเทียนมาคำนวณ โดยเราจะต้องคำนวณหาความต่างของราคาปิดแต่ละแท่ง ว่าต่างกันเท่าไร และค่าเป็นบวก หรือลบ ถ้าค่าเป็น บวก ก็ให้ไปรวมที่ฝั่ง Average Gain ถ้าค่าเป็น ลบ ก็ให้ไปรวมที่ฝั่ง Average Loss โดยการคำนวณจะหาความต่างย้อนหลังไปตามคาบที่กำหนด



รูปที่ 2.11 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จาก RSI

### 2.2.2.14 Linear Regression Slope

Linear Regression Slope (LINEARSLOPE) เป็นการคำนวณหาความชันของข้อมูลเพื่อจะทำการสร้างเส้นตรงที่สอดคล้องกับการเคลื่อนไหวของข้อมูล โดยความชันมีวิธีการคำนวณดังนี้

$$\text{LINEARSLOPE}_t = \frac{\sum y \sum x^2 - \sum x \sum xy}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \quad (2.2.27)$$

โดยสำหรับโครงงานเล่มนี้จะคำนวณโดยกำหนดค่าบในการคำนวณหาความชันย้อนหลัง

$x$  คือ ค่าปิด(close)

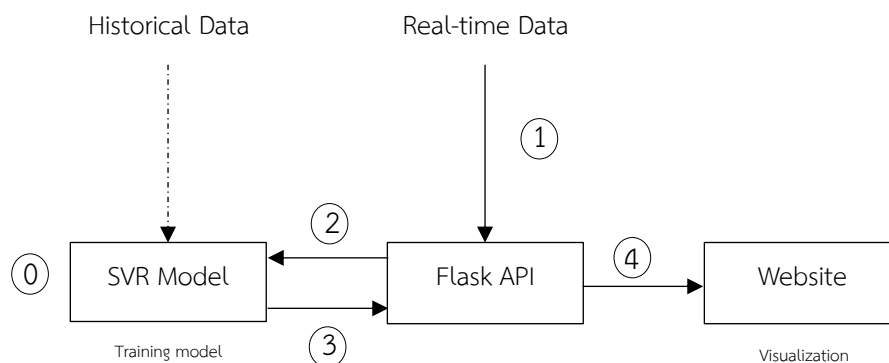
$y$  คือ ลำดับข้อมูลตั้งแต่ 1 จนถึง ค่าบ( $p$ )

### บทที่ 3

## โครงสร้างและขั้นตอนการทำงาน

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการทำงานของระบบและการนำทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้องมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้

#### 3.1 แผนผังการทำงานของระบบ



รูปที่ 3.1 ภาพรวมแผนผังการทำงานของระบบ

จากรูปที่ 3.1 เป็นแผนผังการทำงานของระบบ โดยมี Flask API เป็นแกนหลักในการทำงานของระบบทั้งหมดที่เชื่อมการส่งข้อมูลระหว่าง SVR model และ Website

ขั้นตอนแรก Flask API จะทำการดึงข้อมูล Real-time ทุกๆ ชั่วโมง จากเว็บ fcsapi.com/ โดยข้อมูลจะกอบไปด้วยค่าพื้นฐานต่างซึ่งจะกล่าวถัดไป (ข้อ 3.2.1) จากนั้นจะส่งข้อมูลที่ได้ไปยังในส่วนของ SVR model และ Website เพื่อทำนาย และแสดงผลลัพธ์ ตามลำดับ

ขั้นตอนต่อมา SVR model จะทำนายข้อมูล และวิเคราะห์ความแม่นยำของโมเดล กับข้อมูลที่รับมาจาก Flask API เมื่อการทำนายและวิเคราะห์เสร็จแล้วจะส่งผลลัพธ์ไปยัง Flask API เพื่อส่งต่อไปยัง Website

ขั้นตอนสุดท้าย Website จะนำผลลัพธ์ที่ส่งมาจาก SVR model มาแสดงซึ่งจะประกอบไปด้วย ผลวิเคราะห์ความแม่นยำ, คำแนะนำการลงทุนในตลาดฟอเร็กซ์อีก 24 ชั่วโมงต่อไป, ผลลัพธ์การทำนาย และข้อมูล Real-time ของตลาด ทั้ง 3 คู่สกุลเงิน

### 3.2 การสร้างชุดฝึกสอน

ก่อนที่จะนำข้อมูลไปฝึกสอนระบบนั้น จะต้องทำการเตรียมข้อมูล(Preprocessing) โดยข้อมูลที่จะนำไปสร้างชุดฝึกสอนจะมีข้อมูลของ 3 คู่สกุลเงิน ดังต่อไปนี้ EUR/USD ,USD/JPY และ GBP/USD ที่มีกรอบเวลา(Time frame) ที่ 1 ชั่วโมง โดยจะนำข้อมูล 5 ปีย้อนหลัง คือ ม.ค 2015 - ธ.ค. 2020 นำข้อมูลมาจาก [forexsb.com/](http://forexsb.com/)

#### 3.2.1 การเตรียมข้อมูล (Preprocessing) [3]

โดยพื้นฐานแล้วข้อมูลของแต่ละคู่สกุลเงินจะประกอบไปด้วยดังตัวอย่างตาราง 3.1

Date	Open	High	Low	Close	Volume
02/01/2018 15:00	1.32809	1.32816	1.32661	1.32754	44730
02/01/2018 16:00	1.32743	1.32897	1.32735	1.32845	440283
02/01/2018 17:00	1.32817	1.32873	1.32763	1.32864	200093
02/01/2018 18:00	1.32865	1.32886	1.32723	1.32776	214361
02/01/2018 19:00	1.32776	1.32792	1.32673	1.32735	158234
02/01/2018 20:00	1.32748	1.32774	1.32677	1.32751	97006

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลพื้นฐานของแต่ละสกุลเงิน

โดย	Date	คือ	วันที่ของราคา
	Open	คือ	ราคาเปิด
	High	คือ	ราคาสูงสุด
	Low	คือ	ราคาต่ำสุด
	Close	คือ	ราคาปิด
	Volume	คือ	ปริมาณการซื้อขาย

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลจะนำค่าข้อมูลพื้นฐานในตัวอย่าง ตาราง 3.1 มาสร้างอินดิเคเตอร์ตามที่กล่าวใน ข้อ 2.2.2 ซึ่งอินดิเคเตอร์ที่ใช้สร้างข้อมูลเพิ่มเติมมีดังนี้

ลำดับ	ตัวย่ออินดิเคเตอร์	อินดิเคเตอร์	คาบ
1	HA	Heiken-Ashi	-
2	MOM	Momentum	3,4,5,8,9,10
3	STOCH	Stochastic Oscillator	3,4,5,8,9,10
4	WILLR	Williams %R	6,7,8,9, 10



5	<i>PROCP</i>	Price Rate of Change	12,13,14,15
6	<i>WPC</i>	Weighted Closing Price	-
7	<i>ADL</i>	Accumulation Distribution Line	-
8	<i>ADOSC</i>	Accumulation Distribution Oscillator	(2,10), (3,12), (4,14), (5,16)
9	<i>MACD</i>	Moving Average Convergence Divergence	(12,16,9)
10	<i>CCI</i>	Commodity Channel Index	15
11	<i>BBANDS</i>	Bollinger Bands	15
12	<i>RSI</i>	Relative Strange index	6,8,10,12
13	<i>LINEARSLOPE</i>	Slope	6

ตารางที่ 3.2 แสดงอินดิเคเตอร์ที่ใช้สร้างข้อมูลสำหรับระบบ

เมื่อทำการสร้างอินดิเคเตอร์ตามตารางที่ 3.2 เสร็จแล้ว จะนำค่าที่ได้มารวมกับค่าพื้นฐานในตารางที่ 3.1 ที่ทำการดรอป(Drop) ข้อมูลปริมาณการซื้อขาย(Volume) และกำหนดค่าเอาต์พุตคือค่าราคาเปิด(Open) และราคาปิด(Close) ในอีก 24 ชม. ข้างหน้า

ลำดับคอลัมน์	ชื่อคอลัมน์	ลำดับคอลัมน์	ชื่อคอลัมน์
1-4	<i>Open, High, Low, Close</i>	38-40	<i>MACD</i>
5-10	<i>MOM</i>	41	<i>CCI</i>
11-22	<i>STOCH</i>	42-44	<i>BBANDS</i>
23-27	<i>WILLR</i>	45-48	<i>HA</i>
28-31	<i>PROCP</i>	49-53	<i>RSI</i>
32	<i>WPC</i>	53	<i>Slope</i>
33	<i>ADL</i>	54-55	<i>OUPUT</i>
34-37	<i>ADOSC</i>		

ตารางที่ 3.3 อธิบายค่าในแต่ละลำดับคอลัมน์

เมื่อได้ข้อมูลตารางที่ 3.3 ที่พร้อมเข้าสู่การฝึกสอนแล้ว แต่ค่าในแต่ละคอลัมน์มีขอบเขตของตัวเลขที่ต่างกันมากเกินไป เช่น ค่าปริมาณการซื้อขาย(Volume) มีค่าในหลักหมื่น แต่กลับกันมีค่าราคาเปิด(Open) อยู่ที่หลักหน่วย ซึ่งเมื่อเข้าสู่กันฝึกสอน น้ำหนัก(Weight) ของค่าปริมาณการซื้อขาย(Volume) จะมีค่าสูงกว่าราคาเปิด(Open) อยู่มาก ดังนั้นแล้วจะต้องทำการนำข้อมูลที่ได้ในตารางที่ 3.3 มาทำการ Feature scaling ข้อมูลทั้งหมด โดยใช้ Standardization ดังสมการ 3.1.1

$$x^* = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (3.1.1)$$

โดย	$x$	คือ	ข้อมูลเดิม
	$\bar{x}$	คือ	ค่าเฉลี่ย
	$\sigma$	คือ	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

### 3.3 การฝึกสอน (Train model)

หลังจากผ่านการเตรียมข้อมูล(Preprocessing) มาแล้วจะเข้าสู่ขั้นตอนการสร้างสมการทำนายโดยใช้ Support Vector Regression ดังระบุในบทที่ 2 ซึ่งจะต้องกำหนดฟังก์ชันและค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ โดย ฟังก์ชันการสูญเสีย ( $\xi$ ) ฟังก์ชันเคอร์เนล ได้เลือกใช้ตามสมการ 2.1.4 สำหรับ ค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้( $\epsilon$ ),ค่าคงที่สำหรับคุมค่าคลาดเคลื่อน( $C$ ),และ แกมมา( $\gamma$ ) เกิดจากการปรับแต่ง(Tuning) ด้วยหลายๆพารามิเตอร์โดยใช้ค่า MAE (รายละเอียดอยู่ใน ข้อ 3.4.1) เป็นการเปรียบเทียบ ดังตาราง

Kernel	C	Epsilon	Gamma
RBF	1	0.001	0.001

ตารางที่ 3.4 แสดงพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอน

#### 3.3.1 การทำ k-Fold Cross – Validation

หลังจากผ่านการเตรียมข้อมูล มาแล้วจะเข้าสู่ขั้นตอนการสร้างสมการทำนายโดยใช้ Support Vector Regression โดยก่อนจะทำการเข้าสมการทำนายนั้นจะทำการ Features scaling ด้วยสมการ Standardization จากนั้นจะฝึกสอนด้วยวิธีการ k-Fold Cross – Validation โดยใช้ทั้งหมด 10 กลุ่ม( $k=10$ ) โดยมีการแบ่งข้อมูลดังนี้

ลำดับ	ลำดับของข้อมูล	ลำดับ	ลำดับของข้อมูล
F1	1 – 4,800	F6	24,001 – 28,800
F2	4,801 – 9,600	F7	28,801 – 33,600
F3	9,601 – 14,400	F8	33,601 – 38,400
F4	14,401 – 19,200	F9	38,401 – 43,200
F5	19,201 – 24,000	F10	43,201 – 48,000

### ตารางที่ 3.5 แสดงการแบ่งข้อมูล 10-folds

จากตารางที่ 3.5 ได้ทำการแบ่งข้อมูลเป็นทั้งหมด 10 ชุด โดยสำหรับวิธีการฝึกสอนโดยมีหลักการคือ จะทำการฝึกสอนด้วยข้อมูล 9 ชุด และทำการทดสอบด้วยข้อมูล 1 ชุด โดยจะทำการวนรอบของการฝึกสอนตาม k-fold ที่กำหนด ซึ่งนั่นก็คือ 10 รอบ โดยข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนในแต่ละรอบแสดงดังตาราง 3.6

ลำดับรอบ	ชุดฝึกสอน										ชุดทดสอบ
1		F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F1
2	F1		F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F2
3	F1	F2		F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F3
4	F1	F2	F3		F5	F6	F7	F8	F9	F10	F4
5	F1	F2	F3	F4		F6	F7	F8	F9	F10	F5
6	F1	F2	F3	F4	F5		F7	F8	F9	F10	F6
7	F1	F2	F3	F4	F5	F6		F8	F9	F10	F7
8	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7		F9	F10	F8
9	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8		F10	F9
10	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9		F10

ตารางที่ 3.6 แสดงข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบในแต่ละรอบ

## 3.4 การทดสอบ (Validation Model)

เมื่อสร้างชุดฝึกสอนเสร็จแล้ว จะนำข้อมูลที่ไม่เคยผ่านการฝึกสอน คือข้อมูลที่อยู่ในช่วงของเดือน ม.ค. 2021 – ก.พ. 2021

### 3.4.1 การวัดความถูกต้อง [4]

รายงานนี้วัดประสิทธิภาพการคำนวณของระบบโดยพิจารณาจากสมการต่อไปนี้

#### 3.4.1.1 Mean Absolute Error (MAE)

การวัดประสิทธิภาพด้วย MAE ใช้สำหรับหาความผิดพลาดเฉลี่ยของหน่วยสกุลเงิน(Pip) นั่นๆ กล่าวคือ 1 pip ในคู่สกุลเงินของ EUR/USD และ GBP/USD คือ 0.0001 หรือ  $10^{-4}$  และสำหรับ

คู่สกุลเงิน USD/JPY จะมีค่า 0.01 หรือ  $10^2$  ซึ่งในสมการจะเป็นการหาความผิดพลาดเฉลี่ยของค่าเปิดและค่าปิดที่ทำนาย

$$MAE = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^2 |y_{ij} - \hat{y}_{ij}| \times pip \right) \quad (3.4.1)$$

โดย  $y$  คือ ค่าจริง  
 $\hat{y}$  คือ ค่าที่ทำนาย

### 3.4.1.2 R-Squared (R2)

การวัดประสิทธิภาพด้วย R2 ใช้วัดว่าโมเดลที่ฝึกสอนมานั้นผลลัพธ์ที่ได้มีความสมรूपกับข้อมูลมากน้อยอย่างไร

$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{\sum (y - \bar{y})^2} \right) \quad (3.4.2)$$

โดย  $\bar{y}$  คือ ค่าเฉลี่ยของค่าจริง

### 3.4.1.3 Trend accuracy (%)

การหา Trend accuracy มีขั้นตอนในการคำนวณ 3 ขั้นตอน ลำดับแรก คือ การหา Simple Moving Average ( สมการ 2.2.1 ) ในคาบที่ 24 จากนั้น ในลำดับที่สอง จะทำการหาความชัน (Slope) โดยเฉลี่ยใน 48 ชม.ที่ผ่านมา ( สมการ 2.2.27 ) จากนั้นลำดับสุดท้าย ทำการเปรียบเทียบว่าเป็นแนวโน้มขาขึ้นหรือแนวโน้มขาลง ถ้าความชันเป็นค่าบวกจะกำหนดให้เป็นแนวโน้มขาขึ้น และหากความชันเป็นลบจะกำหนดให้เป็นแนวโน้มขาลง

## 3.5 การสร้างเว็บแอปพลิเคชัน

ผลลัพธ์ของการทำนายจากโมเดลที่ถูกฝึกสอน จะถูกแสดงผ่านเว็บไซต์ที่ใช้พัฒนาโดย Vue.js โดยจะใช้ข้อมูล 1 เดือนย้อนหลังในการแสดงผลลัพธ์ โดยใช้ในส่วนของ Flask API ดึงข้อมูลจาก fcsapi.com/ และส่งข้อมูลมายังเว็บไซต์

### 3.5.1 การออกแบบเว็บแอปพลิเคชัน

การออกแบบเว็บแอปพลิเคชันนั้น จะประกอบไปด้วย 2 หน้าหลัก คือ หน้าแสดงภาพรวม และหน้าแสดงผลทำนายของแต่ละสกุลเงิน

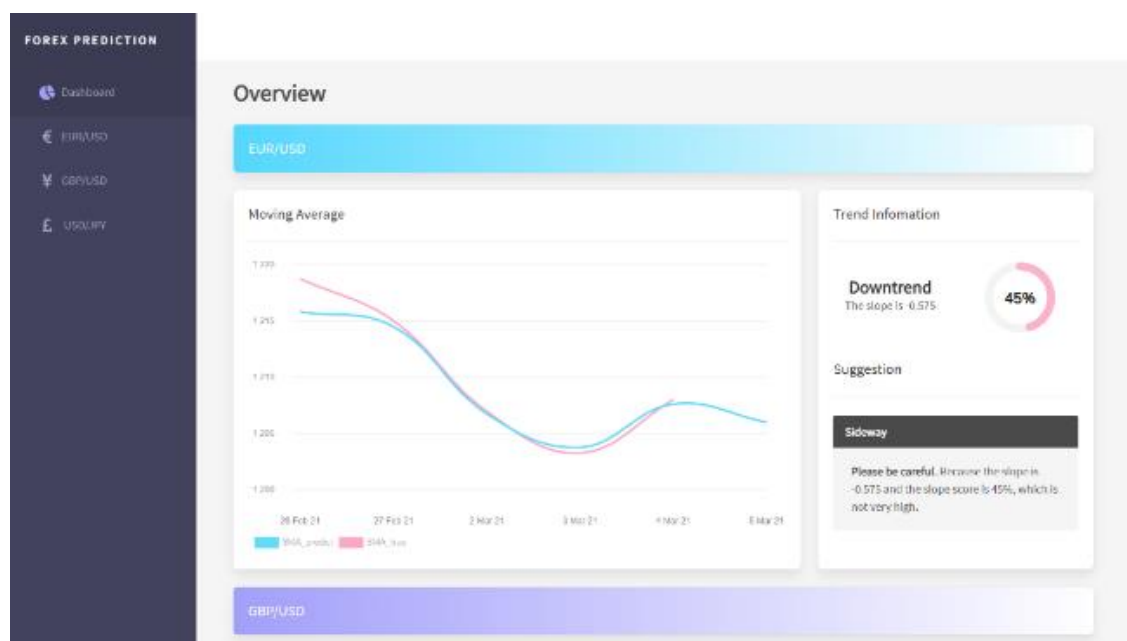
### 3.5.1.1 หน้าแสดงภาพรวม (Overview)

โดยสำหรับหน้าแสดงภาพรวม จะแสดงถึงคำแนะนำในอีก 24 ชม. ถัดไปว่าจะควรทำการซื้อหรือการขายของแต่ละสกุลเงิน โดยจะมีเกณฑ์ที่ถึงความแข็งแรงของแนวโน้มในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ของความชัน ซึ่งความชันจะคำนวณจาก Simple moving average ในคาบที่ 48 หรือ 2 วันที่แล้ว จากนั้นนำความชันที่ได้ แปลงช่วงของตัวเลขให้อยู่ในช่วง 0 – 1 โดยใช้สมการ

$$threshold = \frac{x^2}{c + x^2} * 100 \quad (3.5.1)$$

โดยค่า  $c$  จะมีค่ากับ 0.4 ซึ่งเป็นค่าที่เกิดจากดุลพินิจของผู้จัดทำเอง หาก  $c$  มีค่ามากๆ ค่า  $threshold$  จะเข้าใกล้ 1 ซ้ำกว่า ที่ค่า  $c$  น้อยๆ

ระบบจะนำค่า  $threshold$  ที่แปลงได้มาเปรียบเทียบกับเกณฑ์ที่กำหนดไว้ตามการตัดสินใจของผู้จัดทำอีกครั้ง นั่นคือ ถ้า  $threshold \geq 60$  จะให้ทำการซื้อในกรณีที่  $x$  เป็นบวก และทำการขายในกรณีที่  $x$  เป็นลบ และ ในกรณีที่  $threshold < 60$  ระบบจะแนะนำให้รอดูสถานการณ์

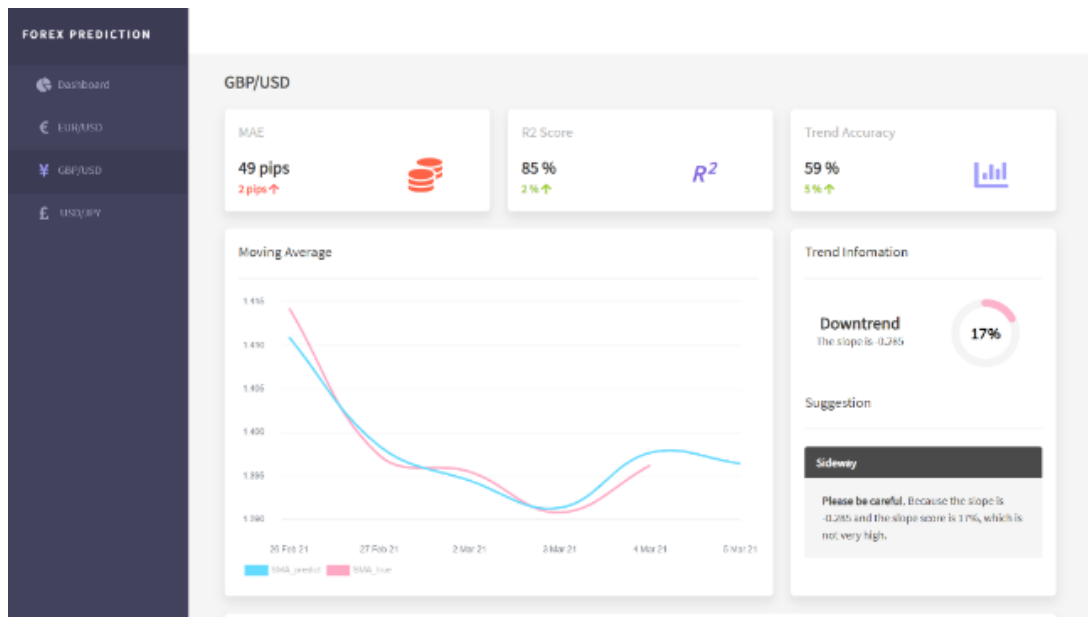


รูปที่ 3.2 แสดงตัวอย่างหน้าแสดงภาพรวม

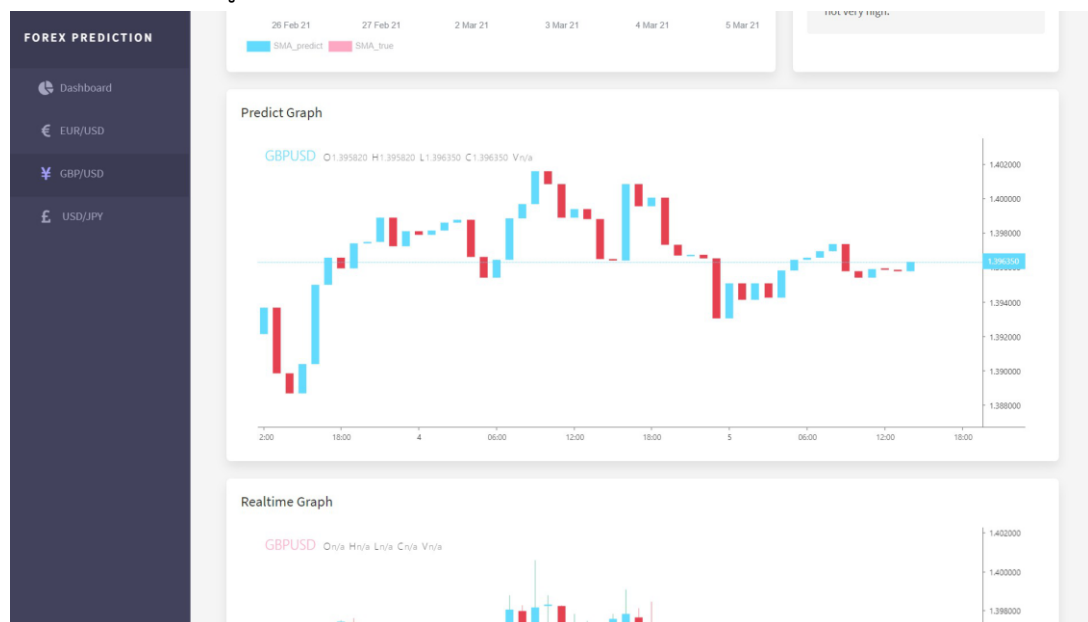
### 3.5.1.2 หน้าแสดงผลทำนายของแต่ละสกุลเงิน

ส่วนประกอบในหน้าแสดงผลทำนายจะประกอบไปด้วย 3 ส่วนหลักๆ คือ

1. ส่วนหัว จะแสดงค่าจากการวัดประสิทธิภาพจากหัวข้อ 3.4.1
2. ส่วนกลาง จะแสดงคำแนะนำจากหน้าภาพรวมจากข้อ 3.5.1.1
3. ส่วนท้าย จะแสดงถึงกราฟแท่งเทียนของค่าที่ทำนาย และค่าจริง



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างส่วนหัวและส่วนกลางหน้าแสดงผลทำนาย



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างส่วนท้ายหน้าแสดงผลทำนาย

## บทที่ 4

### การทดลองและผลลัพธ์

#### 4.1 ผลลัพธ์การฝึกสอน

ในการฝึกสอนจะใช้ข้อมูลตามที่กล่าวในหัวข้อ 3.2 และวิธีการฝึกสอนตามข้อ 3.3 โดยพบว่าการวัดผลที่ได้ของทั้ง 3 คู่สกุลเงิน ที่ทำการฝึกสอนด้วย 10-folds cross-validation โดยมีค่าเฉลี่ยของการวัดผลทั้ง 3 มาตรฐาน ดังตาราง 4.1

คู่สกุลเงิน	MAE	$R^2$	Trend%
EUR/USD	31	0.96	70
GBP/USD	48	0.86	65
USD/JPY	21	0.98	82

ตารางที่ 4.1 แสดงการวัดผลในการฝึกสอน

จากตารางที่ 4.1 พบว่า คู่สกุล EUR/USD และ USD/JPY ผลลัพธ์ของการฝึกสอนที่ดีกว่าคู่สกุลเงิน GBP/USD ทั้ง 3 มาตรฐาน

#### 4.2 การทดลองกับข้อมูลแบบบอด

จากข้อ 3.2 ที่ทำการฝึกสอนด้วยข้อมูล 5 ปีย้อนหลัง(2015 – 2020) โดยได้ทำการฝึกสอนด้วย 10-folds Cross – Validation และทดสอบด้วยข้อมูลที่เตรียมไว้ซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่ผ่านการสร้างชุดฝึกสอน คือ ข้อมูลในช่วง ม.ค. - ก.พ. 2021 โดยใช้วิธีการวัดความถูกต้อง ตามที่กล่าวในข้อ 3.4.1

คู่สกุลเงิน	MAE	$R^2$	Trend%
EUR/USD	37	0.62	63
GBP/USD	52	0.84	60
USD/JPY	26	0.90	75

ตารางที่ 4.2 สรุปการวัดประสิทธิภาพของระบบ

จากตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบค่า MAE พบว่า คู่สกุลเงิน GBP/USD มีค่าสูงกว่าคู่สกุลเงินที่เหลือซึ่งหมายถึงผลลัพธ์ที่ทำนายออกมาหาจากความเป็นจริงโดยเฉลี่ย 52 pips ซึ่งเป็นค่าความผิดพลาดที่ค่อนข้างสูง

สำหรับค่า  $R^2$  พบว่า คู่สกุลเงิน EUR/USD มีค่าต่ำกว่าคู่สกุลเงินที่เหลือ ซึ่งหมายถึงผลลัพธ์ที่ทำนายออกมามีความสอดคล้องหรือมีความสัมพันธ์กับค่าความจริงที่น้อยกว่า

สำหรับ Trend% คือการวัดความแม่นยำของแนวโน้มที่มีวิธีวัดผลตามที่ได้กล่าวไปในข้อ 3.4.1.3 เนื่องจากผลลัพธ์ที่ทำนายออกมาได้นั้นค่อนข้างเหวี่ยงไม่ต่อเนื่องกันจึงจำเป็นต้องทำการสมูท (Smooth) เพื่อจะหาความชันของผลลัพธ์ซึ่งพบว่า USD/JPY มีค่าที่สูง อันเนื่องมาจากมีค่า  $R^2$  ที่สูง

#### 4.3 การทดสอบเว็บไซต์

ในส่วน of เว็บไซต์เป็นหน้าแสดงผลจากการทำนายโดยใช้ข้อมูล Real-time จาก fcsapi.com/ โดยเว็บไซต์รองรับทุกบราวเซอร์บนคอมพิวเตอร์ แต่ยังไม่รองรับในส่วน of มือถือ เนื่องจากผู้จัดทำได้มีขอบเขตงานเพียงแค่แสดงผ่านเว็บไซต์บนคอมพิวเตอร์เท่านั้น และในส่วน of ข้อมูล Real-time สามารถร้องขอ(Request) ได้จำกัดสูงสุด 500 ครั้ง เท่านั้นเนื่องจากเป็นสมาชิกแบบฟรีไม่เสียค่าใช้จ่าย



## บทที่ 5

### บทสรุปและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผล

สำหรับงานวิจัยนี้ได้ฝึกสอนระบบโดยนำข้อมูลพื้นฐานจากตลาดฟอเร็กซ์มาสร้างอินดิเคเตอร์ที่ช่วยวิเคราะห์แนวโน้มของแต่ละคู่สกุลเงิน โดยใช้ Support Vector Regression ในการทำนายราคาฟอเร็กซ์ในรอบเวลารายชม. เพื่อทำนายในอีก 24 ชม. ข้างหน้า

ในการเตรียมข้อมูล(Preprocessing) ใช้ข้อมูล 5 ปีย้อนหลัง(2015-2020) ของ 3 คู่สกุลเงินหลักได้แก่ EUR/USD, GBP/USD และ USD/JPY ในการสร้างชุดฝึกสอนและใช้ข้อมูลพื้นฐานที่ตลาดฟอเร็กซ์ให้ข้อมูลตามตารางที่ 3.1 มาสร้างอินดิเคเตอร์เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการสร้างชุดฝึกสอนตามตารางที่ 3.2 และตามด้วยกระบวนการ Min-Max Normalization เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในขอบเขตใกล้เคียงกัน

เมื่อทำการเตรียมข้อมูลเสร็จแล้ว จึงทำการสร้างชุดฝึกสอนโดยการใช้ k-Fold Cross-validation ที่มี  $k = 10$  โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ของ Support Vector Regression ตามที่กล่าวในข้อ 3.3

จากตาราง 4.1 ทำการทดสอบข้อมูลที่เตรียมไว้ซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่ผ่านการสร้างชุดฝึกสอน คือข้อมูลในช่วง ม.ค. - ก.พ. 2021 พบว่า ค่า MAE ของคู่สกุลเงิน USD/JPY มีค่าต่ำกว่าสกุลเงินอื่น ซึ่งหมายความว่า ผลลัพธ์ที่ทำนายได้มีความใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าคู่สกุลเงินอื่น อีกทั้ง  $R^2$  ของคู่สกุลเงิน GBP/USD และ USD/JPY มีค่าที่สูงอย่างเห็นได้ชัดซึ่งหมายถึง โมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรที่ส่งผลต่อกันได้ดีกว่า แต่เป็นที่น่าตั้งข้อสังเกต ค่า MAE ของคู่สกุลเงิน EUR/USD ดีกว่า GBP/USD อย่างเห็นได้ชัด แต่กลับกันค่า  $R^2$  กลับแย่กว่า และสุดท้ายนี้ Trend% พบว่า คู่สกุลเงินของ USD/JPY ที่ความแม่นยำของแนวโน้มถึง 75% ซึ่งอาจเนื่องด้วยมากจากมีค่า  $R^2$  ที่สูงกว่าคู่สกุลเงินอื่นๆ รวมถึงค่า MAE ที่ดีกว่าอย่างเห็นได้ชัด

## 5.2 ข้อเสนอแนะและปัญหาที่พบ

ในส่วนของระบบแสดงผลส่วนที่ควรเพิ่มเติมคือระบบของฐานข้อมูลบันทึกผลลัพธ์การทำนายที่ผ่านมา ซึ่งระบบของผู้จัดทำสามารถดูย้อนหลังได้เพียงแค่ 1 เดือนเท่านั้น อีกทั้งระบบยังไม่ได้ Deploy เป็น Web application ทำให้คนอื่นๆ ไม่สามารถใช้งานได้ และสุดท้ายระบบต้องทำการดึงข้อมูล Real-time จาก fcsapi.com ซึ่งมีค่าใช้จ่ายหากระบบมีผู้ใช้งานมากๆ

ผลลัพธ์ที่ได้พบว่าค่าความถูกต้องของแต่ละมาตรวัดผลนั้นมีค่าที่ไม่สูงมาก เนื่องจากปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการเล่นไหวตลาดฟอเร็กซ์นั้นไม่ได้มีเพียงแค่สถิติย้อนหลังของตลาดฟอเร็กซ์เป็นหลัก แต่ขึ้นเกี่ยวกับปัจจัยทางด้านเศรษฐกิจของโลก รวมถึงข่าวสารต่างๆที่ส่งผลกระทบต่อการเงิน ดังนั้นเมื่อนำไปใช้จริงแล้วทำให้ไม่สามารถเชื่อถือได้มากนัก แต่โดยรวมแล้ว คู่สกุลเงิน GBP/USD และ USD/JPY เมื่อทำการทดลองลงทุน พบว่าแนวโน้มของเทรนมีความใกล้เคียงกับค่าความเป็นจริง เพราะค่าของ R2 มีค่าสูงที่สุดเมื่อเทียบกับคู่สกุลเงินอื่น

## เอกสารอ้างอิง

- [1] ณัฐนิชา ชายครอง, การพยากรณ์ราคาหุ้นโดยใช้ทฤษฎีอนุกรม และฟัซซี่ซัพพอร์ต, เชียงใหม่: เชียงใหม่, 2559, pp. 44-51.
- [2] mrjbq7, "TA-Lib," TicTacTec, 2007. [Online]. Available: <https://mrjbq7.github.io/ta-lib/>. [Accessed 10 August 2020].
- [3] A. A. Baasher and M. W. Fakh, "FOREX Trend Classification using Machine Learning Techniques," Arab Academy for Science and Technology, Cairo, EGYPT, 2011.
- [4] S. Wu, "3 Best metrics to evaluate Regression Model?," 23 May 2020. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/418ca481755b>. [Accessed 23 January 21].

## ภาคผนวก

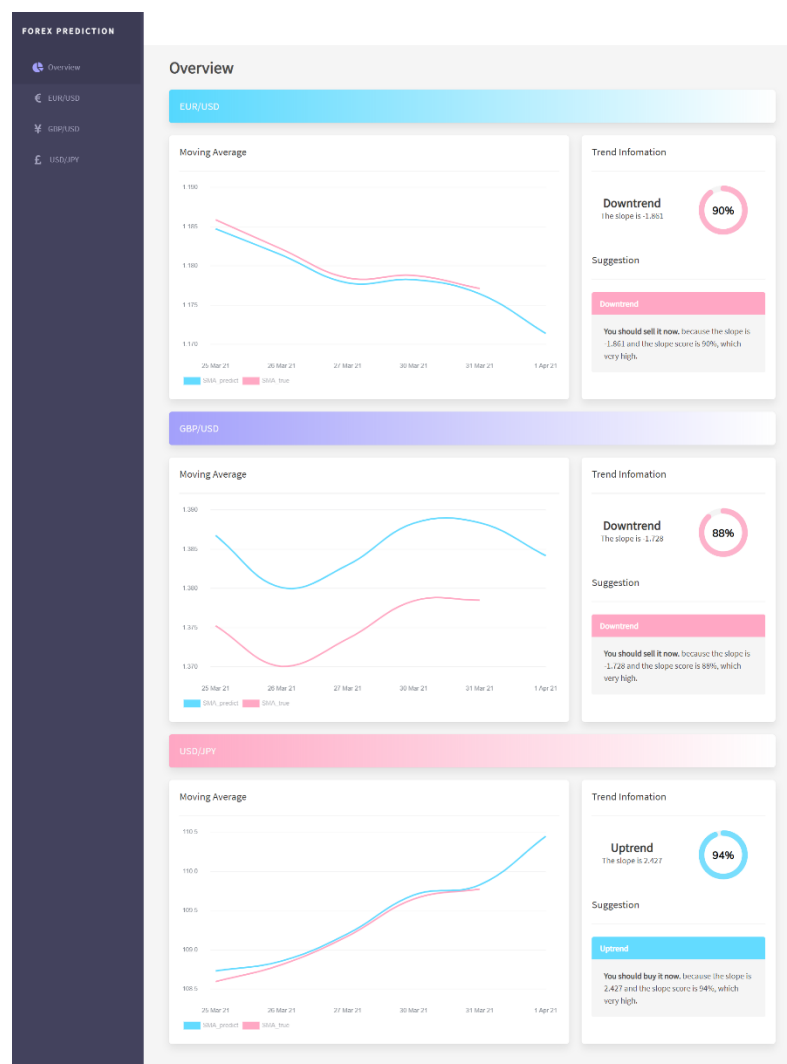
## ภาคผนวก ก

### คู่มือการใช้งานระบบ

#### ก.1. คู่มือการใช้งานระบบ

เนื่องจากระบบยังไม่ได้ Deploy เป็น Web application ทำให้คนอื่นๆ ไม่สามารถใช้งานได้ ดังนั้นอันดับแรกจะต้องทำการเปิดเซิร์ฟเวอร์ก่อนใช้งาน กล่าวคือทำการ Run Flask API และ Website ที่พัฒนาโดย Vue.js ก่อนจึงจะสามารถใช้งานได้

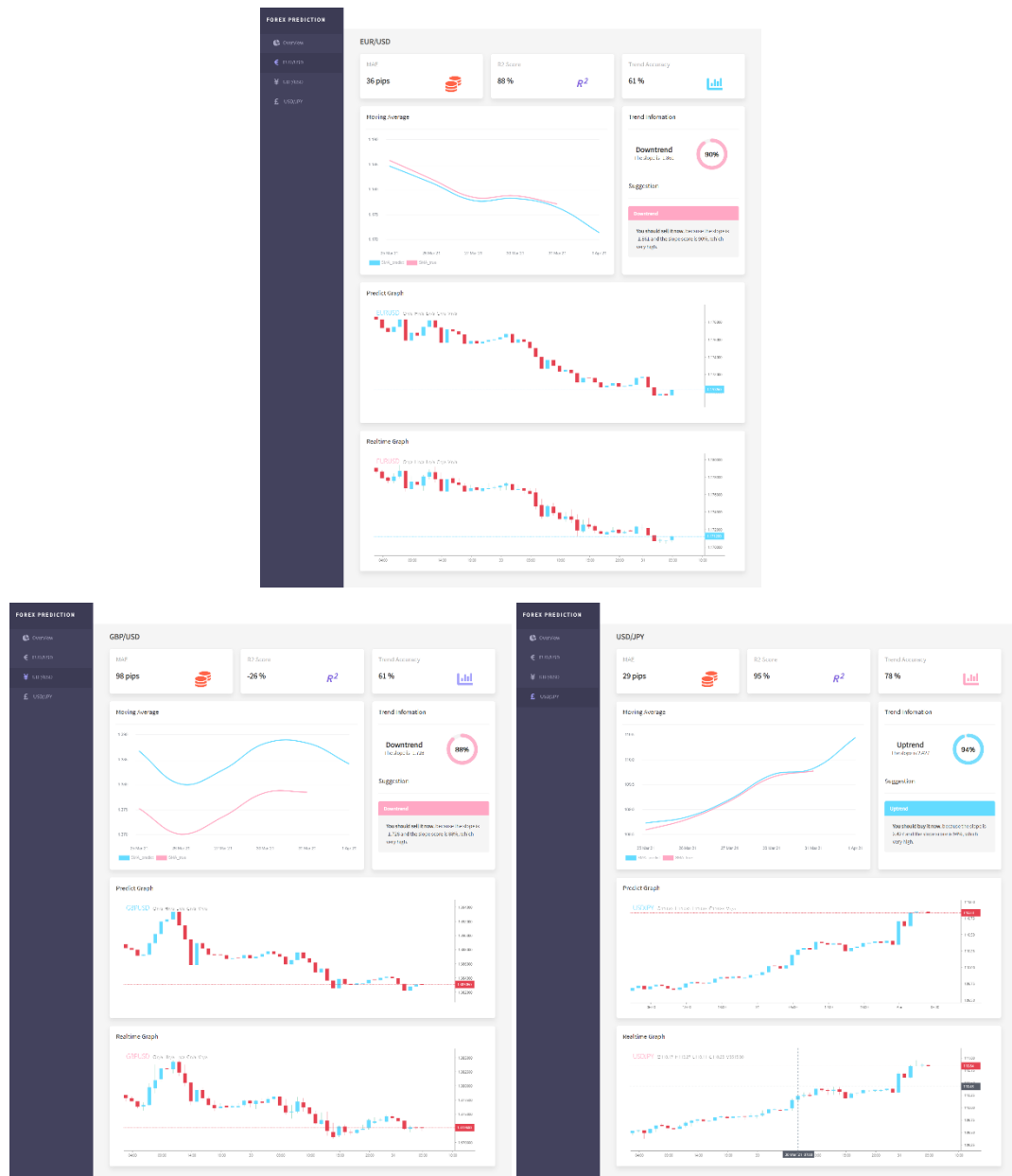
##### ก.1.1. การใช้งานหน้าภาพรวม



รูป ก.1 แสดงรูปหน้าภาพรวม

จากรูป ก.1 เป็นภาพที่แสดงภาพรวมของค่าทำนายในอีก 24 ชม. ข้างหน้า ทั้ง 3 คู่สกุลเงิน โดยจะมี 2 ส่วนหลักๆ คือ กรอบฝั่งซ้ายจะหมายถึงแนวโน้ม SMA ที่ผ่านมาและที่ทำนาย และในกรอบฝั่งขวาจะแสดงเกี่ยวกับคำแนะนำของระบบตามที่กล่าวไปใน 3.5.1.1

### ก.1.2. การใช้งานหน้าแสดงผลทำนาย



รูป ก.2 แสดงหน้าผลการทำนาย EUR/USD, GBP/USD และ USD/JPY ตามลำดับ

จากรูป ก.2 ทุกหน้าจะประกอบไปด้วย 3 ส่วน ตามข้อ 3.5.1.2 โดยผลลัพธ์ที่ได้เป็นแบบ Real-time สามารถเปรียบเทียบและลงทุนในตลาดจริงได้

## ประวัติผู้เขียน



นายปณณวิชญ์ พันธวงษ์ เกิดเมื่อวันที่ 27 สิงหาคม 2541 ณ จังหวัดเชียงราย สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาจากโรงเรียนเทิงวิทยาคม เข้าศึกษาที่ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ เมื่อ สิงหาคม 2560 โดยมีความสนใจเป็นพิเศษในด้าน ปัญญาประดิษฐ์ วิทยากรข้อมูล การเรียนรู้ของเครื่อง และการเขียนโปรแกรม

ระหว่างศึกษาได้เข้าร่วมกิจกรรมต่างๆ ทั้งด้านวิชาการและกีฬา ได้รับความไว้วางใจและยอมรับจากเพื่อนในชมรมเทเบิลเทนนิส คณะวิศวกรรมศาสตร์ ให้เป็นประธานชมรมปีการศึกษา 2562 และเคยเป็นผู้นำการจัดการแข่งขันจ้างเหล็กเกมส์ - กีฬาวิศวกรรมศาสตร์แห่งประเทศไทย ครั้งที่ 30