

# ระบบทำนายตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ

## Foreign Exchange Market Prediction System

ปณณวิชญ์ พันธวงศ์ คັນสนีย์ เอื้อพันธ์วิริยะกุล  
วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

### บทคัดย่อ

การลงทุนในฟอเร็กซ์นั้น มีความเสี่ยงสูงเนื่องจากความผันผวนที่มากกว่าตลาดหุ้น ทำให้ผู้จัดทำต้องการพัฒนาระบบที่สามารถทำนายแนวโน้มของตลาดฟอเร็กซ์โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน เพื่อลดความเสี่ยงและเพิ่มความมั่นใจในการลงทุน โดยระบบจะแสดงผลลัพธ์ให้แก่ผู้ลงทุนในตลาดฟอเร็กซ์ จึงหวังว่าระบบทำนายตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศจะช่วยเพิ่มโอกาสของผู้ลงทุนในตลาดฟอเร็กซ์ให้มากยิ่งขึ้น

**คำสำคัญ:** ตลาดฟอเร็กซ์, หุ้น, ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน

### Abstract

According to a higher fluctuation rate than the stock market, forex investing has a high risk. The developer wants to develop a system that can predict forex market trends using a Support Vector Regression to reduce the risk and to increase investor confidence. It is hoped that the Foreign exchange market prediction system will higher the investors' chance in Forex market.

**Keywords:** Forex Market, Stock market, Support Vector Regression

### 1. บทนำ

#### 1.1. ที่มาของโครงการ

ฟอเร็กซ์(Forex) คือ ตลาดที่ทำการซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา โดยราคารันั้นจะแปรผัน ตามอุปสงค์และอุปทาน ของแต่ละสกุลเงิน ซึ่งทั้งนี้อาจจะขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย ไม่ว่าจะเป็นอัตราดอกเบี้ย อัตราเงินเฟ้อ สภาพเศรษฐกิจ สถานการณ์บ้านเมือง เหตุการณ์ทั้งในและต่างประเทศ เรียกได้ว่า อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรามีความอ่อนไหวต่อบัญชีรอบข้างค่อนข้างมาก

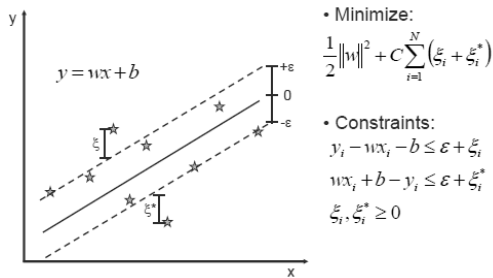
ด้วยเหตุผลที่ว่าตลาดฟอเร็กซ์มีความอ่อนไหวหรือผันผวนสูง ผู้จัดทำได้สร้างระบบทำนายตลาดฟอเร็กซ์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องคอมพิวเตอร์(Machine Learning) มาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มโอกาสให้ผู้ลงทุนได้กำไรและเพิ่มความมั่นใจในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์มากขึ้น โดยผลลัพธ์ของระบบทำนายจะแสดงผลผ่านบนเว็บไซต์เพื่อสะดวกต่อการใช้งาน

#### 1.2. วัตถุประสงค์

1. เพื่อเป็นตัวช่วยในการตัดสินใจในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์
2. เพื่อลดโอกาสผิดพลาดในการลงทุนบนตลาดฟอเร็กซ์

## 2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง [1]

ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression; SVR) มีหลักการคล้ายกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine; SVM) คือใช้หาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Hyperplane) แตกต่างกันว่า SVM จะสนใจเพียงค่าบวกและลบที่เกิดขึ้นจากการแบ่งกลุ่มข้อมูล แต่ SVR จะสนใจค่าจริงที่เกิดขึ้นจากการประมาณค่าฟังก์ชัน ดังนั้นแนวคิดหลัก คือ เพื่อลดข้อผิดพลาด (Minimize error) ให้น้อยที่สุด โดยกำหนดระนาบซึ่งจะเพิ่มระยะขอบ ( $\epsilon$ ) ให้ใหญ่ที่สุดโดยคำนึงถึง ข้อผิดพลาด ( $\xi$ ) ที่ยอมรับได้



รูปที่ 1 การหาระนาบที่เหมาะสมที่สุด

ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันมีอยู่ 2 ประเภท คือ แบบเชิงเส้น (Linear Regression) และ แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Regression) ซึ่งซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบไม่เป็นเชิงเส้นจะมี ขั้นตอนแตกต่างจากแบบเชิงเส้นคือจะมีการแมปข้อมูลให้อยู่ปริภูมิที่สูงกว่าเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นเชิงเส้น

การสร้างระนาบเกินที่จะสามารถประมาณค่าได้อย่างแม่นยำนั้น สามารถกำหนดความแม่นยำได้จากการกำหนดความกว้างของระนาบที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (Error Insensitive) ในรูปฟังก์ชันการสูญเสีย (Loss Function) จากฟังก์ชันการสูญเสียแบบ  $\epsilon$ -Insensitive

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

### 1. Linear Regression

เป็นการนำสมการเส้นตรงมาใช้เพื่อสร้างระนาบโดยคำนึงถึงข้อผิดพลาดที่ยอมรับได้ดังตัวอย่างรูปที่ 1

$$y = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot \langle x_i, x \rangle + b$$

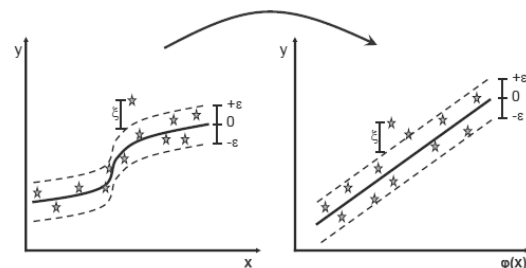
### 2. Nonlinear Regression

สำหรับสมการไม่เป็นเชิงเส้น จะมี Kernel function แปลงข้อมูลให้เป็นพื้นที่ที่คุณลักษณะที่มีมิติสูงกว่าเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มี ลักษณะเป็นเชิงเส้น

ดังรูปที่ 2

$$y = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot \langle \varphi(x_i), \varphi(x) \rangle + b$$

$$y = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot K(x_i, x) + b$$



รูปที่ 2 จำลองการแปลงข้อมูลให้เป็นเส้นตรง

สำหรับ Kernel function จะมีด้วยกันหลายประเภท ซึ่งผู้จัดทำเลือกใช้ Radial basis function kernel (RBF)

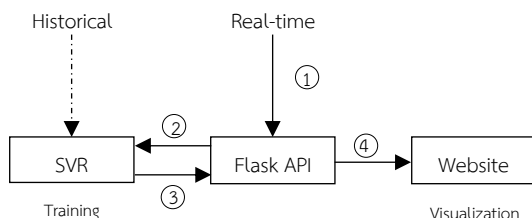
$$K(x_i, x) = \exp \left[ -\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2} \right]$$

### 3. โครงสร้างของโครงการ

#### 3.1. เทคโนโลยีด้านซอฟต์แวร์

1. Scikit learn เป็น Library เขียนโดยภาษา Python สำหรับพัฒนา Support Vector Regression ในการเทรดข้อมูล
2. Flask เป็น API ที่เชื่อมภาษา Python ในส่วนของโมเดลที่ทำการเทรด เข้ากับเว็บไซต์เพื่อแสดงผลลัพธ์
3. Vue.js เป็น JavaScript Framework ที่ใช้พัฒนาในส่วนของ Website application

#### 3.2. หลักการทำงานของระบบ



รูปที่ 3 ภาพแสดงแผนผังการทำงานของระบบ

จากรูปที่ 1 เป็นแผนผังการทำงานของระบบ ซึ่งลำดับแรก Flask API จะทำการดึงข้อมูล Real-time จากเว็บ fcsapi.com/ และจะส่งข้อมูลที่ได้ไปในส่วนของ SVR Model ที่ทำการฝึกสอนมาก่อนแล้ว เพื่อทำนายค่าเปิดและค่าปิดในอีก 24 ชม. ถัดไป โดยผลทำนายที่ได้จะส่งผ่าน Flask API ไปแสดงผลผ่านหน้าเว็บไซต์

##### 3.2.1. การสร้างชุดฝึกสอน

ก่อนที่จะนำข้อมูลไปฝึกสอนระบบนั้น จะต้องทำการเตรียมข้อมูล(Preprocessing) โดย ข้อมูลที่จะนำไปสร้างชุดฝึกสอนจะมีข้อมูลของ 3 คู่สกุลเงิน ดังต่อไปนี้ EUR/USD ,USD/JPY และ GBP/USD โดยข้อมูลของแต่ละคู่สกุลเงินมีข้อมูล 9 ปีย้อนหลัง ที่มีกรอบเวลา(Time

frame) ที่ 1 ชั่วโมง โดยจะนำข้อมูล 5 ปีย้อนหลัง คือ ม.ค 2015 - ธ.ค. 2020 นำข้อมูลมาจาก forexsb.com/

##### 3.2.2 การเตรียมข้อมูล

โดยพื้นฐานแล้วข้อมูลของแต่ละคู่สกุลเงินจะประกอบไปด้วย Open, High, Low, Close และ Volume โดยจะนำค่าเหล่านี้มาสร้างอินดิเคเตอร์โดยใช้ทั้งหมด 13 อินดิเคเตอร์ [2] ดังตารางที่ 1

ตัวย่ออินดิเคเตอร์	อินดิเคเตอร์	คาบ
HA	Heiken-Ashi	-
MOM	Momentum	3,4,5,8,9,10
STOCH	Stochastic Oscillator	3,4,5,8,9,10
WILLR	Williams %R	6,7,8,9, 10
PROCP	Price Rate of Change	12,13,14,15
WPC	Weighted Closing Price	-
ADL	Accumulation Distribution Line	-
ADOSC	Accumulation Distribution Oscillator	(2,10), (3,12), (4,14), (5,16)
MACD	Moving Average Convergence Divergence	(12,16,9)
CCI	Commodity Channel Index	15
BBANDS	Bollinger Bands	15
RSI	Relative Strange index	6,8,10,12
Slope	Slope	6

ตารางที่ 1 แสดงอินดิเคเตอร์ที่ใช้สร้างข้อมูลสำหรับระบบ

เมื่อทำการสร้างอินดิเคเตอร์ตามตารางที่ 1 เสร็จแล้ว จะนำค่าที่ได้มารวมกับค่าพื้นฐาน และทำการดรอป (Drop) ข้อมูลปริมาณการซื้อขาย(Volume) และกำหนดค่าเอาต์พุตคือค่า ราคาเปิด(Open) และราคาปิด(Close) ในอีก 24 ชม. ข้างหน้าจะได้ ตารางที่ 2

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

ตารางที่ 2 อธิบายค่าในแต่ละลำดับคอลัมน์

### 3.2.3. การฝึกสอน

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

### 3.2.4. การทดสอบ

เมื่อสร้างชุดฝึกสอนเสร็จแล้ว จะนำข้อมูลที่ไม่เคยผ่านการฝึกสอน คือข้อมูลที่อยู่ในช่วงของ เดือน ม.ค. 2021 – ก.พ. 2021

### 3.2.5. การวัดความถูกต้อง

รายงานนี้วัดประสิทธิภาพการคำนวณของระบบ โดยพิจารณาจากสมการต่อไปนี้

#### 1. Mean Absolute Error (MAE)

การวัดประสิทธิภาพด้วย MAE ใช้สำหรับหาความผิดพลาดเฉลี่ยของหน่วยสกุลเงิน(Pip) นั่นๆ กล่าวคือ 1 pip ในคู่สกุลเงินของ EUR/USD และ GBP/USD คือ 0.0001 หรือ  $10^4$  และสำหรับคู่สกุลเงิน USD/JPY จะมีค่า 0.01 หรือ  $10^2$

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

#### 2. R-Squared ( $R^2$ )

การวัดประสิทธิภาพด้วย  $R^2$  ใช้วัดว่าโมเดลที่ฝึกสอนมานั้นผลลัพธ์ที่ได้มีความสมรูปกับข้อมูลมากน้อยอย่างไร

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

#### 3. Trend accuracy (%)

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

### 3.2.6. พารามิเตอร์ฝึกสอน

หลังจากที่ผ่านเตรียมข้อมูลมาแล้วจะเข้าสู่ขั้นตอนการฝึกสอนโดยใช้ Support Vector Regression โดยใช้ Scikit learn เป็น Library ที่นำเข้ามา โดยพารามิเตอร์ที่ได้มาเกิดจากการปรับแต่ง(Tuning) ด้วยหลายๆพารามิเตอร์ โดยใช้ค่า MAE เป็นการเปรียบเทียบ จึงได้ดังตารางที่ 3

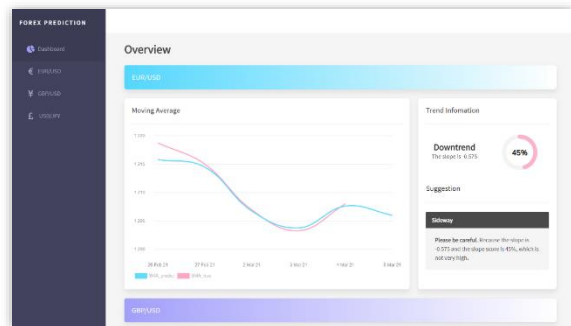
Kernel	C	$\epsilon$	gamma
RBF	1	0.001	0.001

ตารางที่ 3 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ฝึกสอน

#### 4. ขั้นตอนการใช้งาน และผลลัพธ์

ผลลัพธ์ของการทำนายจากโมเดลที่ถูกฝึกสอน จะถูกแสดงผ่านเว็บไซต์ที่ใช้พัฒนาโดย Vue.js โดยจะประกอบไปด้วย 2 หน้าหลัก ประกอบไปด้วย หน้าแสดงภาพรวม และหน้าแสดงผลทำนายของแต่ละสกุลเงิน โดยจะใช้ข้อมูล 1 เดือนย้อนหลังในการแสดงผลลัพธ์

##### 4.1. หน้าแสดงภาพรวม



รูปที่ 4 แสดงตัวอย่างหน้าแสดงภาพรวม

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

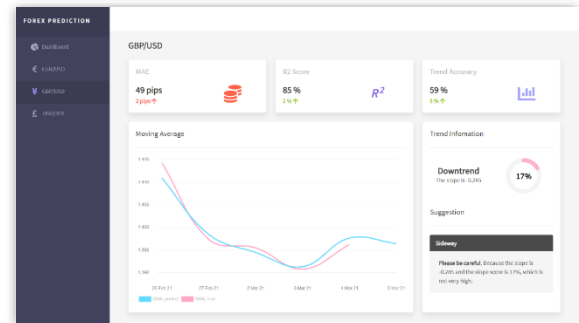
$$threshold = \frac{x^2}{c + x^2} * 100$$

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

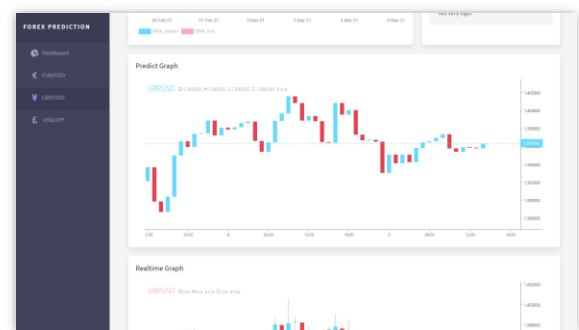
ระบบจะนำค่า  $threshold$  ที่แปลงได้มาเปรียบเทียบกับเกณฑ์ที่กำหนดไว้ตามการตัดสินใจของผู้จัดทำอีกครั้ง นั่นคือ ถ้า  $threshold \geq 0.7$  จะให้ทำการซื้อในกรณีที่  $x$  เป็นบวก และทำการขายในกรณีที่  $x$  เป็นลบ

และ ในกรณีที่  $threshold < 0.7$  ระบบจะแนะนำให้รอดูสถานการณ์

##### 4.2. หน้าแสดงผลทำนายของแต่ละสกุลเงิน



รูปที่ 5 ตัวอย่างส่วนหัวและส่วนกลางหน้าแสดงผลทำนาย



รูปที่ 6 ตัวอย่างส่วนท้ายหน้าแสดงผลทำนาย

ส่วนประกอบในหน้าแสดงผลทำนายจะประกอบไปด้วย 3 ส่วนหลักๆ คือ

1. ส่วนหัว จะแสดงค่าจากการวัดประสิทธิภาพ
2. ส่วนกลาง จะแสดงคำแนะนำจากหน้าภาพรวม
3. ส่วนท้าย จะแสดงถึงกราฟแท่งเทียนของค่าที่ทำนาย และค่าจริง

#### 5. สรุปและข้อเสนอแนะ

##### 5.1. สรุป

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

ตารางที่ 4 แสดงค่าการวัดประสิทธิภาพของระบบ

จากตารางที่ 4 เมื่อเปรียบเทียบแล้ว พบว่า ค่า MAE ของคู่สกุลเงิน USD/JPY มีค่าต่ำสุดกว่าสกุลเงินอื่น ซึ่งหมายความว่า มีความใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่า คู่สกุลเงินอื่น กลับกัน ค่า  $R^2$  ของคู่สกุลเงิน GBP/USD มีค่าที่สูงกว่าอย่างเห็นได้ชัดซึ่งหมายถึง โมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรที่ส่งผลต่อกันได้ดีกว่า และสุดท้าย ค่า Trend% มีค่าที่ใกล้เคียงกัน

## 5.2. ข้อเสนอแนะ

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

ผลลัพธ์ที่ได้พบว่าค่าความถูกต้องของแต่ละมาตรวัดผลนั้นมีค่าที่ไม่สูงมาก เนื่องจากปัจจัยที่ส่งผลต่อการเคลื่อนไหวตลาดฟอเร็กซ์นั้นไม่ได้มีเพียงแค่สถิติย้อนหลังของตลาดฟอเร็กซ์เป็นหลัก แต่ยังเกี่ยวกับปัจจัยทางด้านเศรษฐกิจของโลก รวมถึงข่าวสารต่างๆที่ส่งผลกระทบต่อการเงิน ดังนั้นเมื่อนำไปใช้จริงแล้วทำให้ไม่สามารถเชื่อถือได้มากนัก แต่โดยรวมแล้ว คู่สกุลเงิน GBP/USD และ USD/JPY เมื่อทำการทดลองลงทุน พบว่าแนวโน้มของเทรนมีความใกล้เคียงกับค่าความเป็นจริง เพราะค่าของ  $R^2$  มีค่าสูงที่สุดเมื่อเทียบกับคู่สกุลเงินอื่น

## เอกสารอ้างอิง

- [1] S. Saed, "Support Vector Machine - Regression (SVR)," [Online]. Available: [https://www.saedsayad.com/support\\_vector\\_machine\\_reg.htm](https://www.saedsayad.com/support_vector_machine_reg.htm). [Accessed 09 03 2021].
- [2] A. A. Baasher and M. W. Fakhr, "FOREX Trend Classification using Machine Learning Techniques," Arab Academy for Science and Technology, Cairo, EGYPT, 2011.
- [3] A. J. Dautel, W. K. Härdle, S. Lessmann and H.-V. Seow, "Forex exchange rate forecasting using deep recurrent neural networks," Digit Finance, -, 2020.