

การพยากรณ์ราคาของสินทรัพย์ดิจิทัลโดยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น
และโครงข่ายประสาทเทียม

นางสาวกรรณก จิตตรานนท์ 610510781

รายงานการศึกษาค้นคว้าอิสระประกอบการศึกษาวิชาการศึกษาด้วยตนเอง (208499)
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
ปีการศึกษา 2564

การพยากรณ์ราคาของสินทรัพย์ดิจิทัลโดยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น
และโครงข่ายประสาทเทียม

นางสาวกรรณก จิตตรานนท์ 610510781

รายงานการศึกษาค้นคว้าอิสระประกอบการศึกษาวิชาการศึกษาด้วยตนเอง (208499)
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
ปีการศึกษา 2564

กิตติกรรมประกาศ

การศึกษาครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ด้วยความกรุณาจากคณาจารย์และผู้ที่เกี่ยวข้องทุกท่าน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง อาจารย์ ดร.วีรินทร์ดา วงศ์รินทร์ อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก และอาจารย์ ดร.กมลรัตน์ สุภาวรรณ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่คอยให้คำแนะนำ และคำปรึกษาตลอดการทำวิจัย ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งต่อความกรุณาของอาจารย์ทั้งสองท่านเป็นอย่างยิ่ง และขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วลัยทิพย์ บุญญาติศัย กรรมการสอบโครงร่างที่กรุณาให้ข้อเสนอแนะ และแนวคิดต่าง ๆ ที่เป็นประโยชน์

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ทุกท่าน ที่ได้ให้คำแนะนำ และให้ความรู้ทางวิชาการสถิติเพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการศึกษาครั้งนี้จนสำเร็จสมบูรณ์ และขอขอบคุณครอบครัว เพื่อน ตลอดจนบุคคลต่าง ๆ สำหรับความช่วยเหลือ คำปรึกษา คำแนะนำ ตลอดจนเป็นกำลังใจให้เสมอมา

ท้ายที่สุดนี้ ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าการศึกษาครั้งนี้จะเป็นประโยชน์สำหรับผู้สนใจศึกษาในแนวทางเดียวกัน หากเนื้อหาในรายงานเล่มนี้มีข้อผิดพลาดประการใด ผู้วิจัยต้องขออภัยมา ณ ที่นี้ด้วย

กรกนก จิตตรานนท์

มีนาคม 2565

ชื่อเรื่อง: การพยากรณ์ราคาของสินทรัพย์ดิจิทัลโดยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นและโครงข่ายประสาทเทียม

ผู้รับผิดชอบโครงการ: นางสาวกรรณก จิตตรานนท์ **รหัสนักศึกษา** 610510781

อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก: อาจารย์ ดร.วิรินทร์ดา วงศ์รินทร์

อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม: อาจารย์ ดร.กมลรัตน์ สุภาวรรณ

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT และสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT ทำการวิเคราะห์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลการซื้อขายผลงาน NFT ที่อยู่บนแพลตฟอร์ม SolSea (เมื่อวันที่ 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2564) จำนวนทั้งหมด 1,388 ผลงาน ประกอบไปด้วย 10 ตัวแปร มีตัวแปรตามคือ ราคาของ NFT และมีตัวแปรอิสระทั้งหมด 9 ตัวแปร คือ ส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT ขึ้นนั้น จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT ขึ้นนั้น คะแนนความหายากของผลงาน NFT ขึ้นนั้น ผลงานประเภทงานศิลปะ ผลงานประเภทของสะสม ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบในการศึกษาครั้งนี้ข้อมูลถูกแบ่งเป็น 2 ชุด โดยข้อมูลชุดแรก (ร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด) ใช้สำหรับการสร้างตัวแบบ และข้อมูลอีกชุดสำหรับการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบ จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ราคา NFT มากที่สุด ได้แก่ ตัวแบบ ANN(9-9-1) ซึ่งเป็นตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระทุกตัวแปร โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 0.7398 ค่า R^2 เท่ากับ 0.4219 และค่า R^2_{adj} เท่ากับ 0.4194

คำสำคัญ : สินทรัพย์ดิจิทัล, การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ, โครงข่ายประสาทเทียม

สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อ	ข
สารบัญ	ค
สารบัญรูป	ค
สารบัญตาราง	ฅ
1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
1.4 นิยามคำศัพท์	3
2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับสินทรัพย์ดิจิทัล	4
2.2 วิธีการพยากรณ์	5
2.3 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์	18
2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	19
3 วิธีการดำเนินการวิจัย	21
3.1 ขอบเขตการศึกษา	21
3.2 การกำหนดขนาดตัวอย่าง	22
3.3 การเตรียมข้อมูล	23
3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา	26
3.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน	26
4 ผลการวิจัย	28
4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติเชิงพรรณนา	28
4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ	32
4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม	37

5	สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	40
5.1	สรุปผลการศึกษา	40
5.2	อภิปรายผลการศึกษา	41
5.3	ข้อเสนอแนะ	41
	บรรณานุกรม	42

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 2.1	ผังขั้นตอนการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ 8
รูปที่ 2.2	ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม 15
รูปที่ 2.3	กระบวนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียม 16
รูปที่ 2.4	ฟังก์ชันซิกมอยด์ 17
รูปที่ 2.5	ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ 17
รูปที่ 3.1	ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา 22
รูปที่ 4.1	ฮิสโทแกรมและแผนภาพกล่องของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT 28
รูปที่ 4.2	ฮิสโทแกรมและแผนภาพกล่องของค่าลอการิทึมของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT 28
รูปที่ 4.3	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าลอการิทึมของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT และ ชุดตัวแปรอิสระ 30
รูปที่ 4.4	แผนภาพการวิเคราะห์ค่าส่วนเหลือของตัวแบบ Total 33
รูปที่ 4.5	แผนภาพการวิเคราะห์ค่าส่วนเหลือของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ด้วยวิธี Enter 34
รูปที่ 4.6	แผนภาพการวิเคราะห์ค่าส่วนเหลือของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ด้วยวิธี Stepwise regression 36
รูปที่ 4.7	แผนภาพการกระจายและห้วงค่าจริงและค่าพยากรณ์ของตัวแบบ 39

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 การกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม . .	25
ตารางที่ 4.1 ค่าต่ำสุด สูงสุด เฉลี่ย มัธยฐาน และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรเชิง ปริมาณ	29
ตารางที่ 4.2 จำนวน และร้อยละของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT จำแนกตามประเภทผล งาน และองค์ประกอบของผลงาน	29
ตารางที่ 4.3 ค่า VIF ของตัวแปรอิสระแต่ละตัว	31
ตารางที่ 4.4 ค่าประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแบบ Total	32
ตารางที่ 4.5 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ Total	32
ตารางที่ 4.6 ค่าประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ด้วยวิธี Enter	33
ตารางที่ 4.7 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของสอบตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ด้วยวิธี Enter	34
ตารางที่ 4.8 ค่าประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ด้วยวิธี Stepwise regression	35
ตารางที่ 4.9 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ด้วยวิธี Stepwise regression	35
ตารางที่ 4.10 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ	36
ตารางที่ 4.11 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม . .	37
ตารางที่ 4.12 ผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีตัวแปรอิสระ 9 ตัว	37
ตารางที่ 4.13 ผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีตัวแปรอิสระ 6 ตัว	38
ตารางที่ 4.14 ผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีตัวแปรอิสระ 4 ตัว	38
ตารางที่ 4.15 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในข้อมูลชุดทดสอบ	39

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

โลกปัจจุบันเป็นโลกของยุคดิจิทัล หน่วยงานต่าง ๆ ทั้งภาครัฐและเอกชนต่างให้ความสนใจในการปรับเปลี่ยนรูปแบบการทำงานมาเป็นแบบดิจิทัลแทนการทำงานแบบเดิม (Digital transformation) รวมถึงในโลกการเงินเช่นเดียวกัน สกุลเงินดิจิทัล (Cryptocurrency) ได้รับความสนใจอย่างแพร่หลายว่าจะเป็นสื่อกลางในการแลกเปลี่ยนมูลค่าที่จะมาทดแทนการใช้เงินสดในปัจจุบัน สกุลเงินดิจิทัลถูกสร้างขึ้นภายใต้เทคโนโลยีการประมวลผลแบบกระจายศูนย์ที่เรียกว่า บล็อกเชน (Blockchain) ซึ่งมีความปลอดภัยและสามารถสร้างความเชื่อมั่นแก่ผู้ใช้งาน นอกจากนี้ยังช่วยในด้านการลดต้นทุนค่าใช้จ่ายในการบริหารจัดการ ธนาคารกลางทั่วโลกจึงหันมาศึกษาความเป็นไปได้ในการนำบล็อกเชนมาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบการชำระเงิน และการออกใช้สกุลเงินดิจิทัลที่ออกโดยธนาคารกลางเพื่อใช้เป็นสื่อกลางสำหรับการแลกเปลี่ยนมูลค่าที่สามารถเป็นตัวแทนของเงินจริงได้ (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2564)

Non-fungible token (NFT) เป็นสกุลเงินดิจิทัลประเภทหนึ่งเช่นเดียวกับ Bitcoin, Ethereum, Solana ฯ แต่ NFT มีความแตกต่างตรงที่มีเอกลักษณ์เฉพาะตัวคือ ไม่สามารถทำซ้ำได้ และไม่สามารถทดแทนกันได้ ดังนั้น NFT แต่ละชิ้น จึงมีเพียงชิ้นเดียวและมีมูลค่าในตัวเอง ผลงานที่จะนำมาสร้างเป็น NFT นั้น มีได้หลายรูปแบบ เช่น รูปภาพ เสียง วิดีโอ กราฟิก หรือสื่ออื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบดิจิทัล สามารถเปลี่ยนให้เป็นเหรียญภายใต้ระบบบล็อกเชนได้ โดยวิธีการเปลี่ยนผลงานเหล่านี้ให้กลายเป็นเหรียญเรียกว่า การมินท์ (Mint) หรือการนำชิ้นงานขึ้นสู่ระบบบล็อกเชน สามารถทำได้ผ่านแพลตฟอร์มการซื้อขาย NFT ในปัจจุบัน เช่น OpenSea, Foundation, SolSea และ Binance เป็นต้น โดยแพลตฟอร์มเหล่านี้จะทำหน้าที่คล้าย eBay หรือ Amazon ที่สามารถสร้างงาน กำหนดราคา และโพสต์ขายผลงานได้ NFT ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในวงการศิลปะ โดยผลงานที่มีมูลค่าสูงที่สุดในปัจจุบัน ได้แก่ รูปภาพ Everyday: the First 5,000 Days ที่ถูกสร้างขึ้นโดยศิลปิน Beeple มีมูลค่า 69.3 ล้านดอลลาร์สหรัฐ คิดเป็นเงินไทยกว่า 2,000 ล้านบาท (Workpoint Today, 2564) หรือตัวอย่างศิลปินในประเทศไทยที่ได้มีการลงขายภาพหน้าปกของการ์ตูนขายหัวเราะเล่มแรก ซึ่งถูกตีพิมพ์เมื่อปี พ.ศ. 2516 พร้อมลงนาม วิจิต อดุสหาจิต บรรณาธิการของขายหัวเราะ ได้ถูกประมูลไปในราคา 1.73 ETH หรือคิดเป็นเงินไทยประมาณ 1 ล้านบาท (beartai, 2564)

SolSea เป็นแพลตฟอร์มสำหรับการซื้อขาย NFT แห่งแรกที่ถูกสร้างขึ้นภายใต้ระบบบล็อกเชน Solana มีจุดเด่นในเรื่องของความสามารถในการรองรับการทำธุรกรรมได้ถึง 50,000 ธุรกรรมต่อวินาที และมีค่าธรรมเนียมการทำธุรกรรมอยู่ที่ 0.35 บาท (The ascent, 2021) นอกจากนั้นแล้ว NFT แต่ละชิ้นที่ถูกนำขึ้นสู่บล็อกเชนผ่าน SolSea จะมีการฝังใบอนุญาตซึ่งเป็นข้อตกลงระหว่างผู้ซื้อและผู้ขายในเรื่องลิขสิทธิ์ผลงาน และแพลตฟอร์ม SolSea นั้นยังมีการจัดระดับความหายากของผลงานแต่ละชิ้น (Rarity score) ซึ่งคำนวณมาจากข้อมูลสถิติและคุณสมบัติของผลงาน NFT ชิ้นนั้น

Nadini et al. (2021) ได้ทำการศึกษาเรื่องการเปลี่ยนแปลงของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT : แนวโน้มตลาด เครือข่ายการค้า และคุณลักษณะของผลงาน ทำการวิเคราะห์ด้วยการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณโดยใช้ข้อมูล NFT ที่อยู่บนบล็อกเชนของ Ethereum และ WAX ระหว่างวันที่ 23 มิถุนายน ค.ศ. 2017 ถึง 27 เมษายน ค.ศ. 2021 ผลการศึกษาพบว่า ประวัติการขายและคุณสมบัติของผลงานสามารถใช้พยากรณ์ราคา NFT ได้ โดยตัวแบบที่ได้มีค่า R^2_{adj} เท่ากับ 0.6 และจากการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาภาพวาดของ Stetco (2017) โดยใช้ข้อมูลภาพวาดที่ขายได้ในปี ค.ศ. 2006-2016 ของบริษัทประมูลงานศิลปะคริสตี้ ซึ่งทำการพยากรณ์ราคาของภาพวาดด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ พบว่าปัจจัยด้านขนาดภาพ (size) การมีลายเซ็น (signature) การมีชื่อย่อหรืออักษรย่อ (monogram) วัสดุที่ใช้ (material) การมีข้อความ (inscription) กรอบรูป (frame) สถานที่ขายงานศิลปะ และผลกระทบทางด้านเศรษฐกิจเป็นปัจจัยที่มีผลต่อราคาของภาพวาดอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

ดังนั้นผู้วิจัยจึงสนใจที่จะศึกษาตัวแบบการพยากรณ์และสร้างตัวแบบพยากรณ์ปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT ที่ขายในแพลตฟอร์ม SolSea เพื่อเป็นประโยชน์ในการซื้อขายสินทรัพย์ดิจิทัลทั้งกับผู้ซื้อและผู้ขายหรือผู้ที่สนใจศึกษา ทั้งในเรื่องของการพยากรณ์ข้อมูลและสินทรัพย์ดิจิทัล NFT

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT
2. เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ทราบปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT
2. ได้ตัวแบบในการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT
3. เพื่อเป็นประโยชน์ในการซื้อขายสินทรัพย์ดิจิทัลทั้งกับผู้ซื้อและผู้ขาย

1.4 นิยามคำศัพท์

สกุลเงินดิจิทัล (Cryptocurrency) หมายถึง สินทรัพย์ที่มีลักษณะคล้ายเงิน สามารถบริหารจัดการ จัดเก็บ หรือแลกเปลี่ยนบนระบบคอมพิวเตอร์แบบดิจิทัลโดยเฉพาะการจัดการผ่านอินเทอร์เน็ต

ความหายากของผลงาน (Rarity score) หมายถึง การให้คะแนนลักษณะเฉพาะของแต่ละองค์ประกอบของชิ้นงาน

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยต้องการศึกษาหลักการและแนวคิดที่เกี่ยวกับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล ในบทนี้ผู้วิจัยจึงได้รวบรวมความรู้เกี่ยวกับสินทรัพย์ดิจิทัล วิธีการพยากรณ์ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีสาระสำคัญเพื่อทำให้เกิดความเข้าใจในการศึกษา ดังนี้

2.1 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับสินทรัพย์ดิจิทัล

2.2 วิธีการพยากรณ์

2.2.1 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

2.3 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับสินทรัพย์ดิจิทัล

2.1.1 สินทรัพย์ดิจิทัล (Digital asset)

Non-fungible token หรือ NFT คือ รูปแบบการรองรับทางดิจิทัล เพื่อใช้ยืนยันความเป็นเจ้าของของสินทรัพย์ดิจิทัลนั้น ๆ สำหรับคำว่า Non-Fungible หมายถึง สิ่งที่ไม่สามารถทดแทนกันได้ แม้ว่าจะมีการทำซ้ำขึ้นหลายชิ้น แต่ต้นฉบับยังคงมีเพียงชิ้นเดียว เช่น ภาพถ่าย ภาพวาดศิลปะ ภาพกราฟิก คลิปวิดีโอ และเพลง เป็นต้น ซึ่ง NFT นั้นทำหน้าที่เสมือนใบรับรองดิจิทัล ที่เข้ามาทำหน้าที่รักษา “ความเป็นต้นฉบับ” ของผลงานว่ามีเพียงชิ้นเดียว ไม่สามารถทำขึ้นมาใหม่ได้ โดยบันทึกอยู่ในระบบบล็อกเชนที่ทุกคนสามารถเข้าไปตรวจสอบได้ว่าผลงานแต่ละชิ้นมีใครเป็นเจ้าของ (ไทยรัฐออนไลน์, 2564)

NFT นั้นถือเป็นเหรียญดิจิทัลที่มีความเฉพาะ โดย NFT แต่ละเหรียญนั้นจะมีสิ่งที่แตกต่างกันอยู่ 3 เรื่อง (Zipmex, 2564) ได้แก่

1. Unique คือ โครงสร้างภายในของเหรียญมีลักษณะเฉพาะ
2. Rare คือ ความหายากของเหรียญ อาจมีการจำกัดจำนวนเหรียญ
3. Indivisible คือ ไม่สามารถแบ่งการซื้อหรือขายเป็นหน่วยย่อยได้ ต้องซื้อขายเต็มจำนวนเท่านั้น

2.1.2 แพลตฟอร์ม SolSea (SolSea)

SolSea เป็นแพลตฟอร์มสำหรับการซื้อขาย NFT แห่งแรกที่ถูกสร้างขึ้นภายใต้ระบบบล็อกเชน Solana โดยมีจุดเด่นในเรื่องของความสามารถในการรองรับการทำธุรกรรมได้ถึง 50,000 ธุรกรรมต่อวินาที และมีค่าธรรมเนียมสำหรับการทำธุรกรรมอยู่ที่ 0.35 บาท (The ascent, 2021) นอกจากนั้นแล้ว NFT แต่ละชิ้น ที่ถูกมินท์ขึ้นสู่บล็อกเชนผ่าน SolSea จะมีการฝังใบอนุญาตซึ่งเป็นข้อตกลงระหว่างผู้ซื้อและผู้ขายในเรื่องของลิขสิทธิ์ผลงานว่า หากมีการซื้อขาย NFT ไปแล้ว ผู้ซื้อจะมีสิทธิ์ใดบ้างในผลงานสำหรับลิขสิทธิ์ที่สามารถเลือกได้มี 4 ประเภท ดังนี้

1. Private use/Non-Commercial ผู้ซื้อสามารถนำผลงานไปใช้ส่วนบุคคลได้ แต่ไม่สามารถนำไปเผยแพร่และใช้ในเชิงพาณิชย์
2. Personal public display/Non-Commercial ผู้ซื้อสามารถนำผลงานไปทำซ้ำหรือแก้ไขได้ แต่ต้องเป็นการนำมาใช้ส่วนบุคคลไม่นำไปใช้เชิงพาณิชย์
3. Public display/Non-Commercial ผู้ซื้อสามารถนำผลงานไปทำซ้ำหรือแก้ไขได้ แต่ต้องไม่ทำให้ความสำคัญเปลี่ยนไป สามารถเผยแพร่ได้แต่ต้องไม่นำมาใช้ในเชิงพาณิชย์
4. Reproduction/Commercial ผู้ซื้อสามารถนำผลงานไปทำซ้ำหรือแก้ไขได้ และนำไปเผยแพร่หรือขายในเชิงพาณิชย์ได้

นอกจากนี้แพลตฟอร์ม SolSea ยังมีการจัดระดับความหายากของผลงานแต่ละชิ้น (Rarity score) ซึ่งคำนวณมาจากข้อมูลสถิติและคุณสมบัติของผลงาน NFT ชิ้นนั้น

2.2 วิธีการพยากรณ์

2.2.1 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple linear regression: MLR)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ คือการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหรือตัวแปรต้น (Independent variable) มากกว่า 1 ตัวแปร กับตัวแปรตาม (Dependent variable) เพียงปริมาณ 1 ตัว เพื่อศึกษาว่ามีตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้ (วิรัช พานิชวงค์, 2545) ในกรณีที่มีตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ k ตัว สามารถเขียนตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณได้ ดังนี้

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_j + \varepsilon_i$$

เมื่อ	Y_i	แทนค่าสังเกตของตัวแปรตามในหน่วยที่ i โดยที่ $i = 1, 2, \dots, n$
	X_j	แทนค่าสังเกตของตัวแปรอิสระตัวที่ j โดยที่ $j = 1, 2, \dots, k$
	β_0	แทนระยะตัดแกน Y (Y-intercept)
	β_j	แทนสัมประสิทธิ์การถดถอยตัวที่ j
	ε_i	แทนความคลาดเคลื่อนของค่าสังเกตที่ i
	n	แทนจำนวนข้อมูล
	k	แทนจำนวนตัวแปรอิสระ

สามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} \underset{\sim}{Y} &= \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}_{n \times 1} & \mathbf{X} &= \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{nk} \end{bmatrix}_{n \times (k+1)} \\ \underset{\sim}{\beta} &= \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}_{(k+1) \times 1} & \underset{\sim}{\varepsilon} &= \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \end{aligned}$$

หรือเขียนในรูปของสมการเมทริกซ์ คือ

$$\underset{\sim}{Y} = \mathbf{X} \underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon}$$

เมื่อ	$\underset{\sim}{Y}$	แทนเวกเตอร์ของค่าสังเกตของตัวแปรตาม
	$\underset{\sim}{\beta}$	แทนเวกเตอร์ของพารามิเตอร์ในตัวแบบ
	\mathbf{X}	แทนเมทริกซ์ของค่าสังเกตของตัวแปรอิสระ
	$\underset{\sim}{\varepsilon}$	แทนเวกเตอร์ของค่าความคลาดเคลื่อน

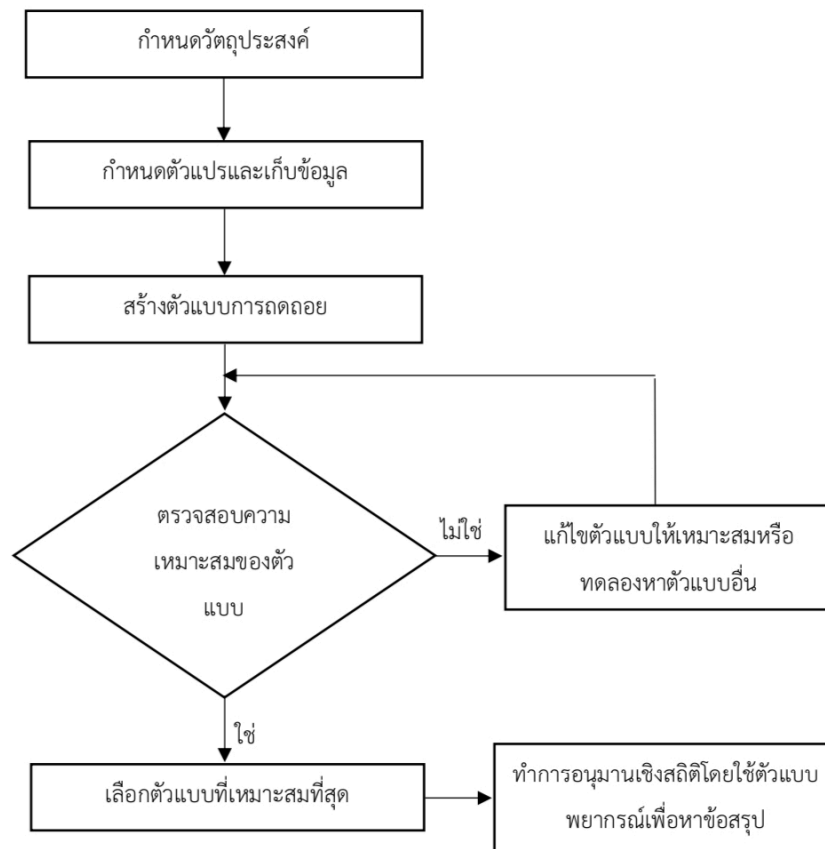
ข้อตกลงเบื้องต้นของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ มีดังนี้

1. ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับตัวแปรตาม (Linearity)
2. ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Normal distribution)
3. ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับ 0
4. ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ (Homoscedasticity) คือ ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนจะมีค่าเท่ากันในแต่ละค่าของตัวแปรอิสระและเป็นค่าที่ไม่ทราบค่า
5. ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน $Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, i \neq j$
6. ไม่เกิดปัญหาความสัมพันธ์ร่วมเชิงเส้นพหุคูณระหว่างตัวแปรอิสระ (Multicollinearity) ซึ่งเกิดจากตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงต่อกันเองในระดับสูง

ขั้นตอนในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (พิชญ์ เจียวคุณ, 2550)

1. พิจารณาประเด็นปัญหาที่จะนำมาวิเคราะห์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอย
2. กำหนดตัวแปรอิสระ ตัวแปรตาม และทำการเก็บข้อมูล
3. กำหนดตัวแบบที่เหมาะสมในการวิเคราะห์ด้วยการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ
4. ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ
5. ใช้หลักการอนุมานเชิงสถิติ เพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ ทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับพารามิเตอร์ และหาข้อสรุปเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT

ซึ่งสามารถเขียนเป็นผังขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้



รูปที่ 2.1: ผังขั้นตอนการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ

การหาตัวประมาณพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least square method) มีลักษณะที่คือ ต้องการหาตัวประมาณพารามิเตอร์ที่ทำให้ผลบวกกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Sum square error: SSE) มีค่าต่ำที่สุด (วิรัช พานิชวงค์, 2545)

จากตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

$$\underline{Y} = \underline{X}\underline{\beta} + \underline{\varepsilon}$$

กำหนดให้ \underline{b} เป็นเวกเตอร์ตัวประมาณของพารามิเตอร์ $\underline{\beta}$ ที่ทำให้ SSE มีค่าน้อยที่สุด โดยการหาอนุพันธ์อันดับหนึ่งเทียบกับพารามิเตอร์ของตัวแบบ นั่นคือ

$$\begin{aligned}
SSE &= \sum \tilde{\varepsilon}^2 = \tilde{\varepsilon}'\tilde{\varepsilon} = (\tilde{Y} - \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta})'(\tilde{Y} - \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta}) \\
&= \tilde{Y}'\tilde{Y} - \tilde{\beta}'\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{Y} - \tilde{Y}'\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta} + \tilde{\beta}'\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta} \\
&= \tilde{Y}'\tilde{Y} - 2\tilde{\beta}'\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{Y} + \tilde{\beta}'\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\beta}
\end{aligned}$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned}
\left. \frac{\partial S}{\partial \tilde{\beta}} \right|_{\tilde{b}} &= -2\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{Y} + 2\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}}\tilde{b} = 0 \\
\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}}\tilde{b} &= \tilde{\mathbf{X}}'\tilde{Y} \\
\tilde{b} &= (\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}})^{-1}\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{Y}
\end{aligned}$$

สมการพยากรณ์ของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ได้ จะนำค่า \tilde{b} ไปใช้ประมาณค่าของตัวแปรตามเมื่อมีตัวแปรอิสระ k ตัว ดังนี้

$$\hat{Y}_i = b_0 + \sum_{j=1}^k b_j X_j$$

เมื่อ \hat{Y}_i แทนค่าพยากรณ์ของตัวแปรตามหน่วยที่ i

b_0 แทนตัวประมาณพารามิเตอร์ β_0

b_j แทนตัวประมาณพารามิเตอร์ β_j

หรือสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการเมทริกซ์ได้ ดังนี้

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}_0'\tilde{b}$$

เมื่อ $\hat{\mathbf{Y}}$ แทนเวกเตอร์ของค่าพยากรณ์ของตัวแปรตาม

\mathbf{X}_0' แทนเมทริกซ์ค่าสังเกตของตัวแปรอิสระที่จะใช้พยากรณ์ตัวแปรตาม

การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบด้วยการวิเคราะห์ความแปรปรวน

จากสมการพยากรณ์ที่ได้ สามารถทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบด้วยการวิเคราะห์ความแปรปรวน ซึ่งเป็นการทดสอบสมมติฐานว่ามีตัวแปรอิสระอย่างน้อย 1 ตัว สมควรใช้อธิบายตัวแปรตามหรือไม่ ทำการทดสอบได้ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{มี } \beta_j \neq 0 \text{ อย่างน้อย 1 ตัว เมื่อ } j = 1, 2, \dots, k$$

สถิติทดสอบ คือ

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 / k}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 / (n - k - 1)}$$

เมื่อ \bar{Y} แทนค่าเฉลี่ยของค่าสังเกตของตัวแปรตาม

โดยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก เมื่อ $F > F_{1-\alpha, k, n-k-1}$ หรือค่าพี (p-value) มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด (α) เมื่อปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าตัวแบบมีความเหมาะสม แต่ถ้าไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าตัวแบบไม่มีความเหมาะสมหรือไม่เป็นไปตามข้อตกลง

การตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อน

ก่อนที่จะนำตัวแบบที่สร้างขึ้นไปใช้ในการพยากรณ์ต่อไป ต้องมีการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่สร้างขึ้น โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากตัวแบบ หากตรวจสอบแล้วพบว่าเกิดปัญหาหรือไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ จะทำให้ข้อสรุปของการวิเคราะห์ผิดพลาด จึงควรแก้ไขเพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมในการอธิบายตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม

การตรวจสอบตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเกี่ยวกับข้อสมมติของตัวแบบ ได้แก่

1. การตรวจสอบปัญหากรณีที่ฟังก์ชันการถดถอยไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinearity of regression function) เป็นการตรวจสอบฟังก์ชันการถดถอยว่ามีลักษณะเป็นเชิงเส้นหรือไม่ โดยพิจารณาจากแผนภาพการกระจายระหว่างค่าส่วนเหลือ ($e_i = Y_i - \hat{Y}_i$) หรือค่าส่วนเหลือมาตรฐานกับตัวแปรอิสระ หากตัวแบบมีความเหมาะสม ค่าส่วนเหลือควรมีการกระจายอย่างสุ่ม
2. การตรวจสอบปัญหากรณีความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าไม่คงที่ (Nonconstancy of error variance) หรือการเกิดปัญหา Heteroscedasticity สามารถตรวจสอบได้โดยการพิจารณาแผนภาพการกระจายระหว่างค่าส่วนเหลือกับตัวแปรอิสระหรือค่าพยากรณ์ ถ้าพบว่าการกระจายรอบศูนย์แบบสุ่มและขนานไปกับแกนนอน สามารถสรุปได้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ หรืออาจทำการตรวจสอบโดยใช้การทดสอบ Modified Levene ทำการทดสอบได้ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

H_0 : ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนคงที่

H_1 : ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนไม่คงที่

สถิติทดสอบ คือ

$$t_{ML} = \frac{\bar{d}_1 - \bar{d}_2}{S \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$$

เมื่อ

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} (d_{i1} - \bar{d}_1)^2 + \sum_{i=1}^{n_2} (d_{i2} - \bar{d}_2)^2}{n - 2}; \quad d_{ij} = |e_{ij} - \tilde{e}_j|$$

โดยที่ \bar{d}_j แทนค่าเฉลี่ยของ d_{ij} เมื่อ $i = 1, 2, \dots, n_j$ และ $j = 1, 2$

\tilde{e}_j แทนค่ามัธยฐานของความคลาดเคลื่อนในกลุ่มที่ j

n_1 แทนขนาดตัวอย่างกลุ่มในที่ 1

n_2 แทนขนาดตัวอย่างกลุ่มในที่ 2

n แทนขนาดตัวอย่างทั้งหมด

โดยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก เมื่อค่าพินัยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด หากสามารถปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าไม่คงที่ แต่ถ้าไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่

3. การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ สามารถทำการพิจารณาการแจกแจงของค่าความคลาดเคลื่อนได้จากแผนภาพ เช่น ฮิสโทแกรม แผนภาพกล่อง และแผนภาพลำต้นและใบ ของค่าส่วนเหลือ เป็นต้น หรืออาจทำการตรวจสอบโดยการทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิร์นอฟ (Kolmogorov-Smirnov test) ทำการทดสอบได้ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

H_0 : ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่ได้มีการแจกแจงปกติ

สถิติทดสอบ คือ

$$T = \sup_x |F_0(e) - F_n(e)|$$

เมื่อ $F_0(e)$ แทนฟังก์ชันการแจกแจงของค่าส่วนเหลือภายใต้การแจกแจงปกติ

$F_n(e)$ แทนฟังก์ชันการแจกแจงเชิงประจักษ์ของค่าส่วนเหลือ

โดยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก เมื่อค่าพินัยน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด หากสามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าความคลาดเคลื่อนไม่ได้มีการแจกแจงปกติ แต่ถ้าไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

4. การตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน (Independent of error terms) กรณีข้อมูลที่เกี่ยวข้องกันตามลำดับเวลา (Time sequence) สามารถพิจารณาจากแผนภาพการกระจายระหว่างค่าส่วนเหลือกับเวลาหรืออาจทำการตรวจสอบโดยการทดสอบ Durbin-Watson ทำการทดสอบได้ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

H_0 : ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน

H_1 : ความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระกัน

สถิติทดสอบ คือ

$$D = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2}$$

เมื่อ e_i แทนค่าส่วนเหลือที่ i เมื่อ $i = 1, 2, \dots, n$

โดยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก เมื่อค่าพินัยน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด หากสามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าความคลาดเคลื่อนไม่เป็นอิสระกัน แต่ถ้าไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระกัน

5. การตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุระหว่างตัวแปรอิสระ สามารถตรวจสอบโดยการพิจารณาค่า Variance inflation factor (VIF) ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงผลกระทบของตัวแปรอิสระตัวหนึ่งในสมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณว่าจะมีอิทธิพลต่อค่าความแปรปรวนของค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (β_j) ในสมการถดถอยมากน้อยเพียงใด โดยค่า VIF สามารถคำนวณได้จาก

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

โดยที่ R_j^2 เป็นค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของตัวแปรอิสระ X_j กับตัวแปรอิสระตัวอื่น ๆ ในตัวแบบการถดถอย

ถ้าค่า VIF มีค่ามากกว่า 10 (ค่า $R_j^2 > 0.9$) แสดงว่าอาจเกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุระหว่างตัวแปรอิสระ (พิษณุ เจริญคุณ, 2550)

6. การตรวจสอบค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับ 0 สามารถตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที่ (t-test) ทำการทดสอบได้ดังนี้

สมมติฐานการทดสอบ

H_0 : ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0

H_1 : ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนไม่เท่ากับ 0

สถิติทดสอบ คือ

$$t = \frac{\bar{e} - \mu_e}{S_e / \sqrt{n}}$$

เมื่อ \bar{e} แทนค่าเฉลี่ยของค่าส่วนเหลือ

μ_e แทนค่าพารามิเตอร์ที่อยู่ภายใต้สมมติฐานการทดสอบ ($\mu_e = 0$)

S_e แทนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าส่วนเหลือ

โดยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก เมื่อค่าพินัยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด หากสามารถปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนมีค่าไม่เท่ากับ 0 แต่ถ้าไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้ แสดงว่าค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0

การแก้ปัญหาในตัวแบบการถดถอยหากข้อตกลงของความคลาดเคลื่อนไม่เป็นไปตามข้อตกลง

เมื่อทำการทดสอบเกี่ยวกับค่าส่วนเหลือต่าง ๆ แล้วพบว่าเกิดปัญหาอย่างใดอย่างหนึ่งขึ้น เช่น ความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ ความคลาดเคลื่อนไม่ได้มีการแจกแจงปกติ และตัวแปรอิสระไม่เป็นอิสระต่อกัน เป็นต้น หากยังคงใช้ผลการวิเคราะห์เดิมอยู่จะทำให้ได้ข้อสรุปของการวิเคราะห์ผิดพลาด จึงควรแก้ไขวิธีการวิเคราะห์หรือแปลงข้อมูลเพื่อให้ใช้ประโยชน์จากข้อมูลชุดเดิมได้ และเพื่อให้ตรงตามข้อสมมติเบื้องต้นมากยิ่งขึ้น

1. กรณีตัวแบบถดถอยไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรง พิจารณาลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม หากมีความสัมพันธ์เชิงเส้นโค้ง ให้พิจารณาว่ามีลักษณะความสัมพันธ์ในรูปแบบใดแล้วเลือกใช้วิธีการแปลงที่เหมาะสม
2. กรณีความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ โดยทั่วไปปัญหาความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าไม่คงที่ และความคลาดเคลื่อนไม่ได้มีการแจกแจงปกติมักจะเกิดขึ้นพร้อมกันสามารถแก้ไขได้โดยการแปลงข้อมูลตัวแปรตาม โดยมีวิธีการแปลงที่สำคัญ ได้แก่

2.1 ถ้า σ^2 เป็นสัดส่วนกับ $E(Y)$ ทำการแปลงโดยให้ $Y^* = \sqrt{Y}$

2.2 ถ้า σ^2 เป็นสัดส่วนกับ $[E(Y)]^2$ ทำการแปลงโดยให้ $Y^* = \log Y$

2.3 ถ้า σ^2 เป็นสัดส่วนกับ $[E(Y)]^3$ ทำการแปลงโดยให้ $Y^* = Y^{-1/2}$

2.4 ถ้า σ^2 เป็นสัดส่วนกับ $[E(Y)]^4$ ทำการแปลงโดยให้ $Y^* = Y^{-1}$

การคัดเลือกตัวแปรอิสระ

การคัดเลือกตัวแปรอิสระในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณมีวัตถุประสงค์ที่สำคัญคือการหาตัวแปรอิสระที่มีความเหมาะสมที่สุดในการอธิบายตัวแปรตาม โดยการคัดเลือกตัวแปรอิสระสามารถทำได้หลายวิธี วิธีที่เป็นที่นิยมใช้มี 4 วิธี (รัฐพงศ์ ชัยเอก, ปริม ชูคากร และวรรณพร จันทโภาส, 2560) ได้แก่

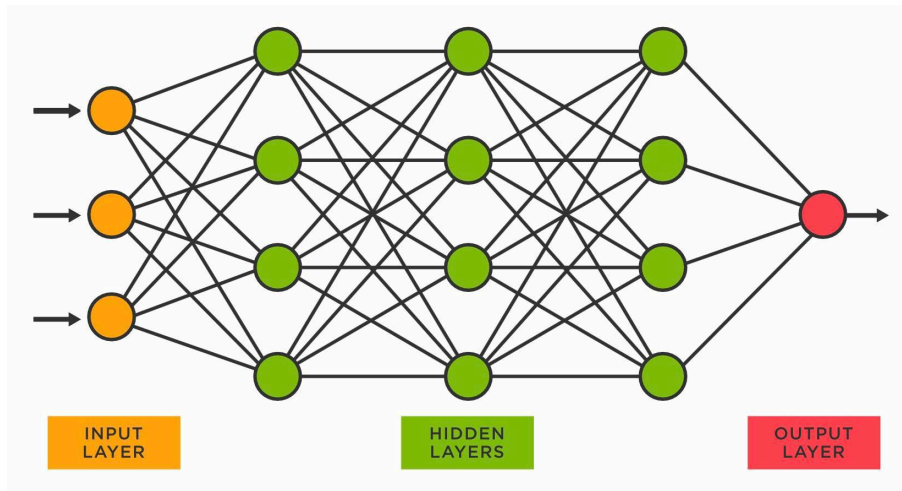
1. การคัดเลือกตัวแปรโดยวิธีนำตัวแปรเข้าทั้งหมด (Enter) เป็นวิธีการนำตัวแปรอิสระทุกตัวทั้งตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติและไม่มีนัยสำคัญทางสถิติเข้าไว้วิเคราะห์ในแบบการถดถอย จากนั้นคัดเลือกเฉพาะตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญเข้าสู่ตัวแบบ ทำเช่นนั้นจนกระทั่งทุกตัวแปรที่อยู่ภายในตัวแบบมีนัยสำคัญทางสถิติ
2. การคัดเลือกตัวแปรโดยวิธีการเลือกไปข้างหน้า (Forward selection) เป็นวิธีการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าตัวแบบทีละตัวตามลำดับความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม โดยตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมากที่สุดจะถูกคัดเลือกเข้าก่อน โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เมื่อตัวแปรถูกคัดเลือกเข้าตัวแบบแล้วจะทำการทดสอบว่าตัวแปรอิสระนั้นสามารถทำนายตัวแปรตามได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ ซึ่งจะสามารถคัดตัวแปรอิสระนี้เข้าไปในแบบการถดถอยได้ต่อเมื่อผลการทดสอบสมมติฐานด้วยค่าสถิติเอฟหรือค่าสถิติทีพบว่ามีความนัยสำคัญทางสถิติ หมายถึงตัวแปรอิสระนี้สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้ แต่หากผลสรุปพบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ หมายถึงตัวแปรอิสระนี้ไม่สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้ จากนั้นทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอันดับถัดไปเข้าตัวแบบแล้วทำการทดสอบว่าตัวแปรอิสระที่อยู่ในตัวแบบสามารถร่วมกันอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ ทำเช่นนี้ไปจนกว่าจะไม่มีตัวแปรอิสระใดเข้าไปในตัวแบบได้อีกจึงหยุดการคัดเลือกตัวแปรอิสระ ถือว่าตัวแบบที่ได้นั้นมีความเหมาะสม
3. การคัดเลือกตัวแปรโดยวิธีการกำจัดแบบถอยหลัง (Backward elimination) เป็นวิธีการคัดเลือกที่มีกระบวนการตรงข้ามกับวิธีการเลือกไปข้างหน้า โดยวิธีนี้เริ่มจากตัวแบบการถดถอยที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระทุกตัว จากนั้นจึงคัดตัวแปรอิสระที่ไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามหรือมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามน้อยที่สุดออกทีละตัว แล้วจึงพิจารณาตัวแปรอิสระที่เหลือและคัดตัวแปรอิสระที่ไม่มี

นัยสำคัญออกจากตัวแบบ จนกระทั่งได้ตัวแบบที่ทำให้การทดสอบมีนัยสำคัญทางสถิติ

4. การคัดเลือกตัวแปรโดยวิธีการถดถอยทีละขั้น (Stepwise regression) เป็นวิธีการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่นิยมใช้ เนื่องจากเป็นวิธีที่สามารถหาข้อสรุปของตัวแบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีหลักการในการคัดเลือกตัวแปรอิสระโดยใช้วิธีการเลือกไปข้างหน้าและกำจัดแบบถอยหลังผสมกัน เริ่มจากการเลือกตัวแปรอิสระตัวแรกเข้าตัวแบบด้วยเกณฑ์ของวิธีการเลือกไปข้างหน้า จากนั้นเลือกตัวแปรอิสระตัวที่สองเข้าสู่ตัวแบบ โดยนำตัวแปรอิสระเข้าสู่ตัวแบบครั้งละหนึ่งตัว และเลือกตัวแปรอิสระที่ให้ค่าสถิติสูงสุดและการทดสอบมีนัยสำคัญ หลังจากตัวแปรอิสระตัวแรกเข้าไปในตัวแบบแล้วทำการทดสอบว่าตัวแปรอิสระตัวแรกควรอยู่ในตัวแบบหรือไม่เมื่อนำตัวแปรอิสระตัวที่สองเข้ามาในตัวแบบ ทำซ้ำจนกระทั่งไม่มีตัวแปรใดเข้าหรือออกจากสมการ

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่เป็นวิธีการที่มีพื้นฐานมาจากการเรียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน (Neuron) คือเซลล์ประสาทที่จะรับสัญญาณทางไฟฟ้าหรือเคมีเข้ามาประมวลผลเพื่อสร้างสัญญาณขาออกส่งไปยังเซลล์อื่น โดยมีโครงสร้างการทำงานตามรูปที่ 1 ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลขาเข้า (Input) 1 ชั้น และข้อมูลขาออก (Output) 1 ค่า เรียกว่า เพอร์เซพตรอน (Perceptron) (ไกรศักดิ์ เกษร, 2564)

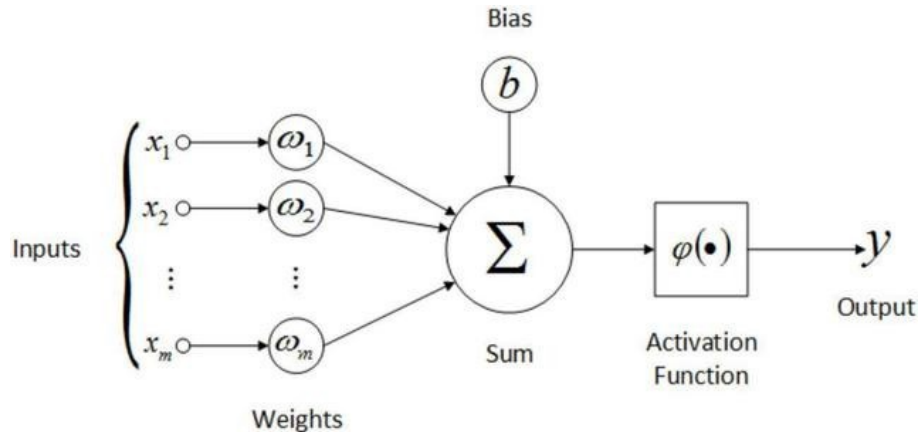


รูปที่ 2.2: ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม (TIBCO, 2021)

จากรูปที่ 2.2 จะเห็นว่าส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่

1. ชั้นข้อมูลขาเข้า (Input layer) ชั้นนี้จะเป็นข้อมูลขาเข้า โดยที่จำนวนโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนของตัวแปรอิสระที่นำเข้ามาในตัวแบบ
2. ชั้นซ่อน (Hidden layer) เป็นชั้นที่อยู่ระหว่างกลาง ซึ่งจะมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของตัวแบบ ซึ่งในชั้นซ่อนนั้นจะมีกี่ชั้นก็ได้ และแต่ละชั้นจะมีจำนวนของนิวรอนเท่าไรก็ได้เช่นกัน การเพิ่มชั้นและจำนวนนิวรอนจะส่งผลต่อการทำงานของตัวแบบ โดยในส่วนของชั้นซ่อนจะมีการทำงานเปรียบเสมือนส่วนที่เรียนรู้ข้อมูลเชิงลึก (Deep learning)
3. ชั้นข้อมูลออก (Output layer) ชั้นที่จะนำเอาข้อมูลที่ได้จากการคำนวณไปใช้ และจำนวนของโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของข้อมูลออกที่จะนำไปใช้หรือตัวแปรตาม

สำหรับการประมวลผลต่าง ๆ จะเกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อยเรียกว่า โหนด (Node) ซึ่งเป็นการจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์การส่งสัญญาณระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกัน ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์ ดังแสดงในรูปที่ 2.3 การประมวลผลโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ (ธนาวุฒิ ประกอบผล, 2552) ดังนี้



รูปที่ 2.3: กระบวนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียม
(Campen, 2021)

1. ข้อมูลขาเข้า (Input) เป็นข้อมูลเชิงปริมาณ หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพต้องทำการแปลงให้อยู่ในรูปแบบของตัวแปรหุ่น (Dummy variable)
2. ข้อมูลขาออก (Output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริงจากกระบวนการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม
3. ค่าน้ำหนัก (Weights) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างว่า ค่าความรู้ (Knowledge) ซึ่งจะถูเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

4. ฟังก์ชันผลรวม (Summation function) เป็นผลรวมของข้อมูลขาเข้า และค่าน้ำหนัก ดังสมการ

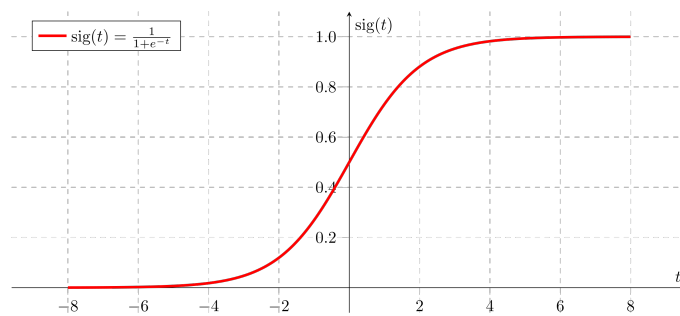
$$S = \sum_{j=1}^k x_j w_j$$

เมื่อ S แทนฟังก์ชันผลรวม

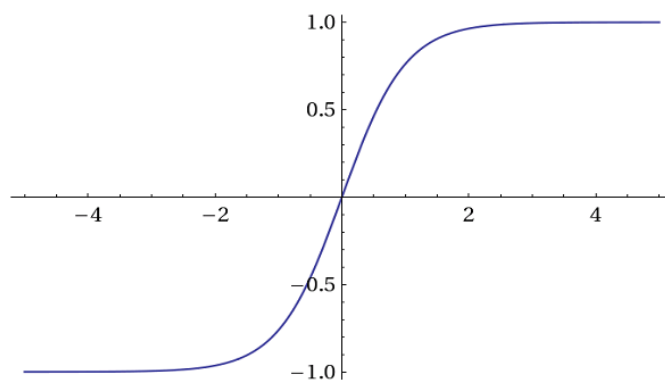
x_j แทนข้อมูลขาเข้าหรือตัวแปรอิสระตัวที่ j

w_j แทนค่าน้ำหนักของตัวแปรอิสระที่ j

5. ฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) หรือฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) เป็นการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีหลากหลายฟังก์ชันให้เลือกใช้ เช่น ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) และฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ (Hyperbolic tangent function) เป็นต้น



รูปที่ 2.4: ฟังก์ชันซิกมอยด์
(Wikimedia Commons, 2020)



รูปที่ 2.5: ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์
(Vidyasheela, 2022)

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ 2 ประเภท (ไกรศักดิ์ เกษร, 2564) ได้แก่

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูกต้อง โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น โดยลักษณะการเรียนรู้แบบมีผู้สอนจะเหมือนกับการวิเคราะห์การถดถอย
2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้ โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้

2.3 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์

2.3.1 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of determination: R^2)

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เป็นค่าที่บอกถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 ถ้าค่า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าตัวแปรอิสระและตัวแปรตามมีความสัมพันธ์กันมากในเชิงเส้นตรง หรือตัวแปรอิสระสามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้มาก ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้ (Manasa et al., 2020)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}$$

2.3.2 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจพหุคูณที่ปรับค่าแล้ว (Adjusted coefficient of multiple determination: R_{adj}^2)

การเพิ่มจำนวนตัวแปรอิสระเข้าไปในตัวแบบ จะส่งผลให้ค่า R^2 มีค่าเพิ่มขึ้นตามไปด้วย ซึ่งตัวแปรที่เพิ่มเข้าไปนี้อาจไม่ได้ส่งผลโดยตรงต่อการอธิบายความผันแปรในตัวแปรตาม จึงควรใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจพหุคูณที่ปรับค่าแล้ว สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{(1 - R^2)(n - k)}{n - k - 1}$$

2.3.3 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean squared error: $RMSE$)

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ใช้ในการประเมินความผิดพลาดในการพยากรณ์ ถ้าค่า $RMSE$ ยิ่งน้อยหมายความว่าพยากรณ์มีความแม่นยำ สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$RMSE(\hat{Y}) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}}$$

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Nadini et al. (2021) ได้ทำการศึกษาเรื่องการเปลี่ยนแปลงของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT : แนวโน้มตลาด เครือข่ายการค้า และคุณลักษณะของผลงาน ทำการวิเคราะห์ด้วยการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณโดยใช้ข้อมูล NFT ที่อยู่บนบล็อกเชนของ Ethereum และ WAX ระหว่างวันที่ 23 มิถุนายน 2017 ถึง 27 เมษายน 2021 ผลการศึกษาพบว่าประวัติการขายและคุณสมบัติของผลงานสามารถใช้พยากรณ์ราคา NFT ได้ โดยตัวแบบที่ได้มีค่า R_{adj}^2 เท่ากับ 0.6

Manasa et al. (2020) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาบ้าน โดยใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ การถดถอยแบบบริดจ์ การถดถอยแบบลาโซ Support vector regression และ XGBoost สำหรับการพยากรณ์ราคาบ้านภายในเมืองเบงกอลูรู ประเทศอินเดีย โดยเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ ได้แก่ R^2 , $RMSE$ และค่ารากที่สองของค่าลอการิทึมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean squared logarithmic error : $RMSLE$) จากผลการศึกษาพบว่าวิธีการพยากรณ์ต่าง ๆ มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน

Stetco (2017) ได้ทำการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของภาพวาด โดยใช้ข้อมูลภาพวาดที่ขายได้ในปี 2006-2016 ณ บริษัทประมูลงานศิลปะคริสตี้ จากนั้นทำการวิเคราะห์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ จากผลการศึกษาพบว่าปัจจัยด้านขนาดภาพ (size) การมีลายเซ็น (signature) การมีชื่อย่อหรืออักษรย่อ (monogram) และวัสดุที่ใช้ (material) ส่งผลให้ภาพวาดมีราคาเพิ่มขึ้น แต่ปัจจัยด้านการมีข้อความ (inscription) และกรอบรูป (frame) จะส่งผลให้ภาพมีราคาที่ลดลง นอกจากนี้ยังพบว่าสถานที่ขายงานศิลปะส่งผลต่อราคาของภาพวาด โดยภาพที่ขายในสำนักงานใหญ่จะมีราคาแพงกว่าภาพที่ขายในห้องจัดแสดงทั่วไป และนอกจากนั้นยังมีปัจจัยทางด้านผลกระทบทางด้านเศรษฐกิจที่ได้ส่งผลอย่างมีนัยสำคัญต่อราคาของงานศิลปะ ซึ่งพบว่าในไตรมาสที่สองของปี 2009 งานศิลปะมีราคาที่ต่ำกว่าในไตรมาสที่สองของปีอื่น

Wang et al. (2016) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาที่อยู่อาศัยโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งการศึกษาครั้งนี้ใช้ข้อมูลของที่อยู่อาศัยในประเทศสิงคโปร์ โดยเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ ได้แก่ ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean squared error : MSE) และ Regression value (R) ผลการศึกษาพบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้ในการพยากรณ์ครั้งนี้ได้ดี โดยตัวแบบ ANN(6-15-1) มีค่า R^2 สูงที่สุดเท่ากับ 0.9579 และตัวแบบ ANN(6-8-1) มีค่า MSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 3.882

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

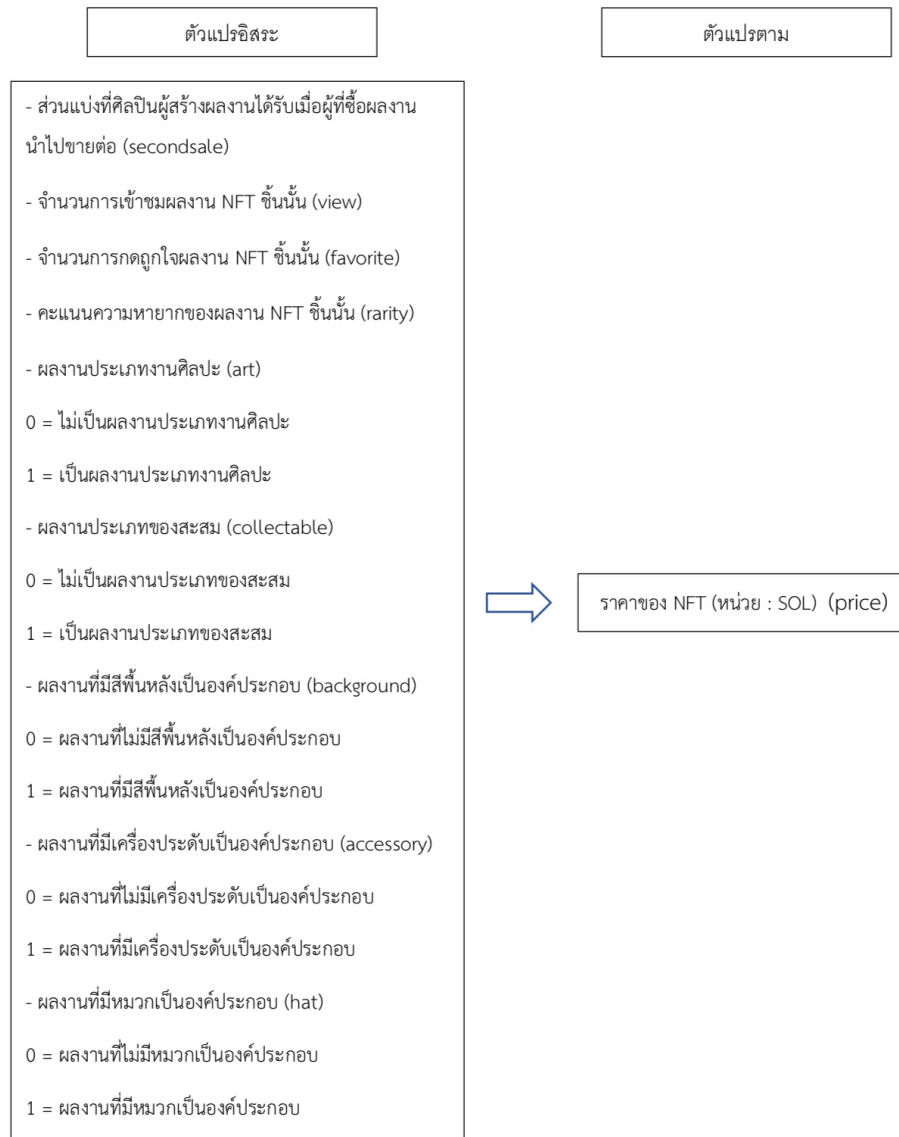
การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT และสร้างตัวแบบการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT ที่ขายในแพลตฟอร์ม SolSea โดยใช้ข้อมูลจำนวนทั้งหมด 1,388 ผลงาน มีวิธีการดำเนินงานดังนี้

- 3.1 ขอบเขตการศึกษา
- 3.2 การกำหนดขนาดตัวอย่าง
- 3.3 การเตรียมข้อมูล
- 3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา
- 3.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 ขอบเขตการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ทำการเก็บรวบรวมจากเว็บไซต์ <https://solsea.io/explore> (เมื่อวันที่ 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2564) ซึ่งเป็นเว็บไซต์สำหรับการซื้อขายผลงาน NFT ที่อยู่บนระบบ Solana เพื่อรองรับตลาด NFT จำนวนทั้งหมด 1,388 ผลงาน

กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาทั้งหมด 10 ตัวแปร ได้แก่ ราคาของ NFT ส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT คะแนนความหายากของผลงาน NFT ผลงานประเภทงานศิลปะ ผลงานประเภทของสะสม ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็น องค์ประกอบ ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็น องค์ประกอบ และผลงานที่มีหมวกเป็น องค์ประกอบ



รูปที่ 3.1: ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา

3.2 การกำหนดขนาดตัวอย่าง

การคำนวณขนาดตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ กรณีทดสอบสมมติฐาน $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k$ (Cohen, 1998) สามารถคำนวณได้จาก

$$n = \frac{\lambda}{f^2} = \frac{\lambda(1 - R_{Y.A}^2)}{R_{Y.A}^2}$$

เมื่อ A แทนกลุ่มตัวแปรอิสระ X_1, X_2, \dots, X_k โดยที่ k คือ จำนวนตัวแปรอิสระ
 λ แทนพารามิเตอร์ไม่ศูนย์กลาง (Non-central parameter)
 f^2 แทนการประมาณค่าอิทธิพล (Effect size) โดยที่ $f^2 = \frac{R_{Y.A}^2}{1 - R_{Y.A}^2}$

ค่า λ สามารถหาได้จากตารางของ Cohen หรือคำนวณจากจำนวนตัวแปรอิสระ k และขนาดตัวอย่าง n เพื่อหาค่าองศาความเป็นอิสระ (Degree of freedom) $v = n - k - 1$ โดยกำหนดอำนาจการทดสอบและระดับความเชื่อมั่นตามที่กำหนด (นิคม ฅนอมเสียง, 2560) และสำหรับค่า f^2 หรือการประมาณค่าอิทธิพลนั้น Cohen ได้แนะนำขนาดอิทธิพลสำหรับการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณไว้ 3 ระดับ คือ ขนาดเล็ก ขนาดกลาง และขนาดใหญ่ โดยได้มีการกำหนดค่าเท่ากับ 0.02, 0.15 และ 0.35 ตามลำดับ (Newsom, 2021)

การศึกษานี้ใช้ λ เท่ากับ 19.8 อ้างอิงจากตาราง λ และการกำหนดขนาดตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์การถดถอยและสหสัมพันธ์พหุคูณ (Cohen, 1998) และใช้แฟกเกจ pwr ในภาษา R เพื่อหาขนาดตัวอย่างที่เหมาะสม โดยกำหนดตัวแปรอิสระเป็น 9 ตัว กำหนดอำนาจการทดสอบที่ 0.9 ระดับความเชื่อมั่นที่ 0.95 และขนาดอิทธิพลที่ 0.15 ซึ่งสามารถคำนวณขนาดตัวอย่างได้ดังนี้

$$n = \frac{19.8}{0.15} = 132$$

ดังนั้นขนาดตัวอย่างที่ควรเก็บรวบรวมข้อมูลในการศึกษานี้คือ อย่างน้อย 132 ผลงาน ซึ่งในการศึกษานี้ใช้ตัวอย่างจำนวน 1,388 ผลงาน

3.3 การเตรียมข้อมูล

3.3.1 การตรวจสอบข้อมูลสูญหาย (Missing data)

ข้อมูลสูญหาย คือค่าสังเกตที่ต้องการทราบค่าแต่ไม่สามารถทราบค่าได้ โดยที่ค่านั้นควรจะทราบค่าได้หากวิธีการที่ใช้ในการรวบรวมข้อมูลหรือวิธีการวัดค่ามีประสิทธิภาพดีขึ้นหรือมีความเหมาะสมมากขึ้น สำหรับการพิจารณาขนาดของข้อมูลสูญหาย เมื่อหน่วยตัวอย่างมีค่าสูญหายจำนวนน้อย เช่น อาจใช้เกณฑ์น้อยกว่าร้อยละ 5 จากหน่วยตัวอย่าง จากนั้นใช้วิธีการอย่างง่ายคือ การลบข้อมูลสูญหายออก (ปิยภรณ์ ประสิทธิ์วัฒนเสรี และ สุคนธ์ ประสิทธิ์วัฒนเสรี, 2552)

การศึกษานี้พบข้อมูลสูญหายจำนวน 60 ค่า คิดเป็นร้อยละ 4.32 ดังนั้นจึงทำการลบข้อมูลของแถวที่พบข้อมูลสูญหายและเหลือข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ในการศึกษานี้ทั้งหมด 1,328 ผลงาน

3.3.2 การตรวจสอบค่าสุดขีด (Extreme value)

ค่าสุดขีด หมายถึง ค่าสังเกตที่มีค่าผิดปกติมาก โดยมีค่าสูงกว่าหรือต่ำกว่าค่าของข้อมูลส่วนใหญ่ ในชุดข้อมูล สามารถพิจารณาว่าค่าใดเป็นค่าสุดขีดได้จาก

$$Q_1 - 3IQR \text{ และ } Q_3 + 3IQR$$

$$\text{เมื่อ } IQR = Q_3 - Q_1$$

โดยที่ Q_1 แทนค่าควอไทล์ที่ 1

Q_3 แทนค่าควอไทล์ที่ 3

หากค่าสังเกตของข้อมูลมีค่าน้อยกว่า $Q_1 - 3IQR$ หรือมีค่ามากกว่า $Q_3 + 3IQR$ แสดงว่าค่าสังเกตดังกล่าวเป็นค่าสุดขีด ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้พบค่าสุดขีดทั้งหมด 113 ค่า จึงทำการลบข้อมูลของแถวที่พบค่าสุดขีดและเหลือข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ในการศึกษาครั้งนี้ทั้งหมด 1,215 ผลงาน

3.3.3 การสร้างตัวแปรหุ่น (Dummy variable)

สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ตัวแปรอิสระที่นำมาวิเคราะห์เพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์จะต้องมีลักษณะเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ หากเป็นตัวแปรเชิงคุณภาพต้องทำการแปลงให้เป็นตัวแปรหุ่นก่อนแล้วจึงนำไปทำการวิเคราะห์ต่อไป

การแปลงตัวแปรเชิงคุณภาพให้เป็นตัวแปรหุ่น นิยมใช้วิธีการแปลงที่ทำให้ตัวแปรหุ่นมีค่าเฉพาะเป็น 1 (กลุ่มที่สนใจ) และ 0 (กลุ่มอื่น ๆ) เนื่องจากมีความสะดวกและง่ายต่อการนำไปใช้ ตัวเลขที่กำหนดเหล่านี้ไม่มีความหมายในเชิงปริมาณ ซึ่งหากตัวแปรเชิงคุณภาพประกอบด้วย C กลุ่ม จะสร้างตัวแปรหุ่นได้จำนวน $C - 1$ ตัว เช่น สนใจผลงานประเภทงานศิลปะ ซึ่งแบ่งเป็น 2 กลุ่มคือ เป็นผลงานประเภทงานศิลปะ และไม่เป็นผลงานประเภทงานศิลปะ ในกรณีนี้สามารถสร้างตัวแปรหุ่นได้ 1 ตัวแปร โดยกำหนดให้ไม่เป็นผลงานประเภทงานศิลปะเป็นกลุ่มอ้างอิง (พิชญ์ เจริญคุณ, 2550) จะได้ว่า

ถ้า $X_1 = 1$ แทนเป็นผลงานประเภทงานศิลปะ

$X_1 = 0$ แทนไม่เป็นผลงานประเภทงานศิลปะ

3.3.4 การแปลงข้อมูลเข้าและข้อมูลออก (Input and output transformation)

วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ค่าคุณลักษณะทั้งหมดของตัวแปรเชิงปริมาณและตัวแปรเชิงคุณภาพต้องได้รับการลงรหัสที่เป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยแปลงให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยใช้คะแนนปกติมาตรฐานเดียวกันน้อยที่สุด-มากที่สุด (Min-max normalization) (สายชล สันสมบูรณ์ทอง, 2560)

$$Y^* = \frac{Y - \min(Y)}{\max(Y) - \min(Y)}$$

เมื่อ Y^* แทนค่าสังเกตของตัวแปรตามที่ผ่านการแปลงข้อมูล

Y แทนค่าสังเกตของตัวแปรตาม

$\min(Y)$ แทนค่าน้อยที่สุดของค่าสังเกตของตัวแปรตาม

$\max(Y)$ แทนค่ามากที่สุดของค่าสังเกตของตัวแปรตาม

3.3.5 การแบ่งข้อมูล (Data splitting)

ในการศึกษาครั้งนี้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดข้อมูลอย่างสุ่ม ประกอบด้วยชุดข้อมูลฝึกสอน (Training set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test set) ด้วยอัตราส่วน 80:20 จากข้อมูลทั้งหมด 1,215 ผลงาน ซึ่งเป็นจำนวนข้อมูลหลังจากทำการกำจัดข้อมูลที่เป็นสูญหายและค่าสุดขีดของตัวแปรตาม

1. ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training set) ทั้งหมดจำนวน 972 ผลงาน คิดเป็นร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างตัวแบบ
2. ข้อมูลชุดทดสอบ (Test set) ทั้งหมดจำนวน 243 ผลงาน คิดเป็นร้อยละ 20 ของข้อมูลทั้งหมด เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบ

3.3.6 การหาค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีการค้นหาแบบกริด (Grid search)

การค้นหาแบบกริด เป็นเทคนิคที่ใช้สำหรับการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โดยผู้วิจัยต้องทำการกำหนดค่าของพารามิเตอร์ที่ต้องการทดสอบไว้ล่วงหน้า จากนั้นทำการฝึกสอนตัวแบบในทุก ๆ ชุดของพารามิเตอร์ที่เป็นไปได้ (ทินกร ม้าลายทอง, 2564)

การค้นหาแบบกริดสำหรับการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม จะพิจารณาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมจากพารามิเตอร์ 4 ตัว ทำการกำหนดช่วงของพารามิเตอร์ที่จะทำการค้นหา ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1: การกำหนดค่าพารามิเตอร์สำหรับการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

พารามิเตอร์	ค่าของพารามิเตอร์ที่กำหนด
activation	Tanh
epochs	[1, 100]
rate	[0.001, 0.1]
hidden	[1, 15]

เมื่อ	activation	แทนฟังก์ชันกระตุ้น
	epochs	แทนจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนตัวแบบ
	rate	แทนอัตราการเรียนรู้
	hidden	แทนจำนวนโหนดในชั้นซ่อน

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

1. ภาษา R เวอร์ชัน 4.1.1 และโปรแกรม RStudio เวอร์ชัน 1.4.1717 สำหรับการเก็บรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์โดยใช้แพ็คเกจ RSelenium และ rvest และสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลใช้แพ็คเกจ DataExplorer, neuralnet และ nnet
2. โปรแกรม Microsoft Excel 2019 สำหรับการจัดการข้อมูล

3.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ราคาทรัพย์สินดิจิทัล
2. ศึกษาวิธีการรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์โดยใช้แพ็คเกจ RSelenium และ rvest ในภาษา R
3. ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม
4. รวบรวมข้อมูลผลงาน NFT จากเว็บไซต์ <https://solsea.io/explore> จำนวนทั้งหมด 1,388 ผลงาน
5. ตรวจสอบข้อมูลและจัดการข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมตามข้อตกลงของแต่ละวิธีการวิเคราะห์ดังนี้
 - 5.1 ตรวจสอบความครบถ้วนของข้อมูลที่มีต่อตัวแปรตาม (ราคาของ NFT)
 - 5.2 ลบข้อมูลสูญหายและลบค่าสุดขีดของตัวแปรตามออก
 - 5.3 แปลงข้อมูลจากข้อมูลตัวแปรเชิงคุณภาพเป็นตัวแปรหุ่น
 - 5.4 แปลงข้อมูลที่จะใช้สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
6. สร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ
 - 6.1 ตัวแบบที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระทุกตัว (Total)
 - 6.2 ตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Enter regression
 - 6.3 ตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression

7. สร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

7.1 ตัวแบบที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระทุกตัว

7.2 ตัวแบบที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระที่ทำการคัดเลือกด้วยวิธี Enter regression

7.3 ตัวแบบที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระที่ทำการคัดเลือกด้วยวิธี Stepwise regression

8. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยค่า $RMSE$, R^2 และ R^2_{adj}

9. สรุปและอภิปรายผลการศึกษา

บทที่ 4

ผลการวิจัย

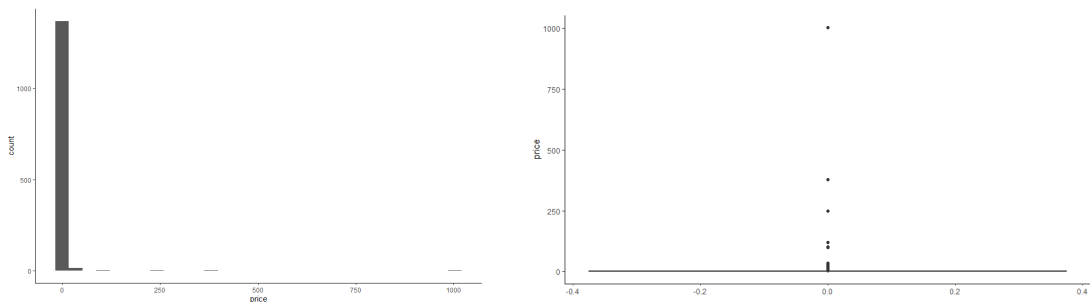
การวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ครั้งนี้คือการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ และโครงข่ายประสาท ผลการวิเคราะห์เป็นดังนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติเชิงพรรณนา

4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

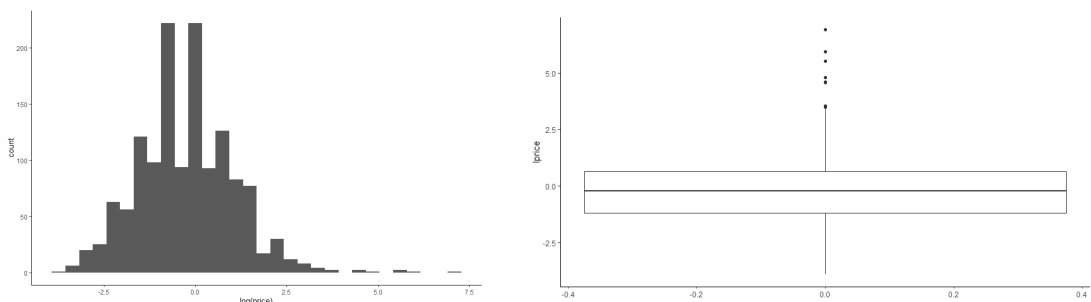
4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติเชิงพรรณนา



รูปที่ 4.1: ฮิสโทแกรมและแผนภาพกล่องของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT

จากรูปที่ 4.1 พบว่า ราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT มีลักษณะการแจกแจงเบ้ขวา และมีค่าสุดขีดรวมอยู่ด้วย



รูปที่ 4.2: ฮิสโทแกรมและแผนภาพกล่องของค่าลอการิทึมของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT

จากรูปที่ 4.2 พบว่า เมื่อทำการแปลงราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT โดยใช้ฟังก์ชันลอการิทึม (lprice) แล้ว รูปร่างการแจกแจงของข้อมูลที่ได้จะมีลักษณะการแจกแจงแบบเบ้ขวาเล็กน้อย และมีค่านอกเกณฑ์ (Outlier) รวมอยู่ด้วย

ตารางที่ 4.1: ค่าต่ำสุด สูงสุด เฉลี่ย มัธยฐาน และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรเชิงปริมาณ

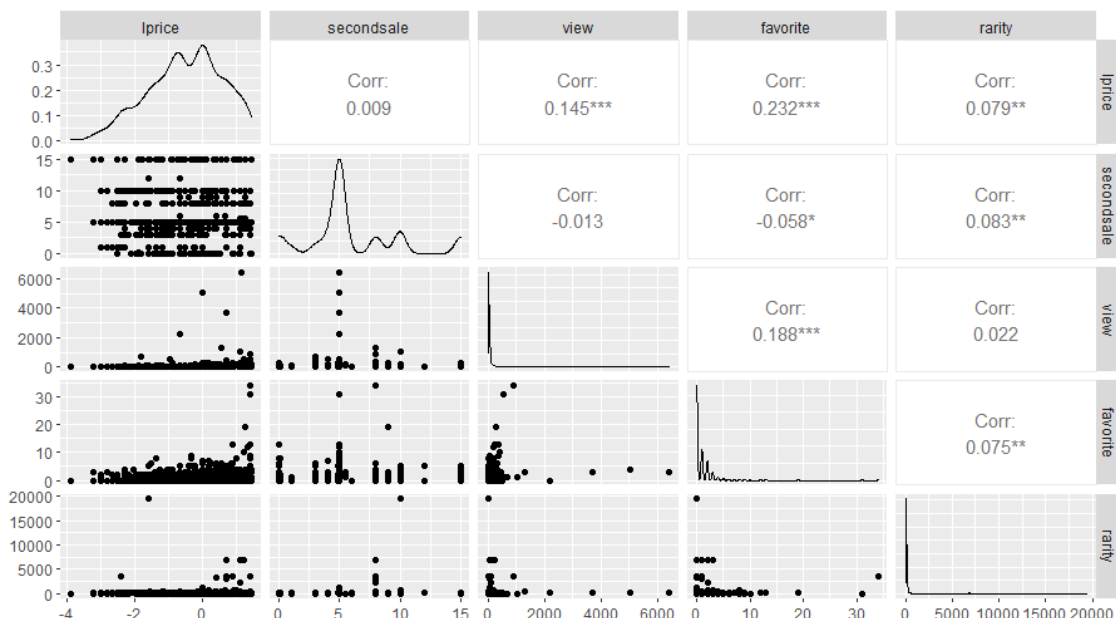
ตัวแปร	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	ค่ามัธยฐาน	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
lprice	-3.91	1.45	-0.50	-0.51	1.07
secondsale	0.00	15.00	5.99	5.00	3.73
view	0.00	6424.00	68.75	36.00	273.64
favorite	0.00	34.00	0.92	0.00	2.01
rarity	1.84	19414.12	184.60	93.98	774.81

จากตารางที่ 4.1 ราคาของสินทรัพย์ดิจิทัลเมื่อทำการแปลงด้วยฟังก์ชันลอการิทึม (lprice) แล้วพบว่า มีราคาสูงสุดเท่ากับ 1.45 SOL และมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ -0.50 SOL สำหรับส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานจะได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ (secondsale) โดยเฉลี่ยแล้วมีค่าเท่ากับร้อยละ 5.99 มีจำนวนการเข้าชมผลงาน NFT (view) เฉลี่ยผลงานละ 69 ครั้ง จำนวนการกดดูใจผลงาน NFT (favorite) เฉลี่ยผลงานละ 1 ครั้ง และมีคะแนนความหายากของผลงาน NFT (rarity) โดยเฉลี่ยเท่ากับ 184.60 คะแนน

ตารางที่ 4.2: จำนวน และร้อยละของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT จำแนกตามประเภทผลงาน และองค์ประกอบของผลงาน

ตัวแปร	จำนวน	ร้อยละ
art		
เป็นผลงานประเภทงานศิลปะ	11	0.90
ไม่เป็นผลงานประเภทงานศิลปะ	1204	99.10
collectable		
เป็นผลงานประเภทของสะสม	3	0.25
ไม่เป็นผลงานประเภทของสะสม	1212	99.75
background		
ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ	928	76.38
ผลงานที่ไม่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ	287	23.62
accessory		
ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ	117	9.63
ผลงานที่ไม่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ	1098	90.37
hat		
ผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ	45	3.70
ผลงานที่ไม่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ	1170	96.30

จากตารางที่ 4.2 พบว่าสินทรัพย์ดิจิทัล NFT ส่วนใหญ่เป็นผลงานประเภทอื่น ๆ ที่ไม่ใช่งานศิลปะ (art) และของสะสม (collectable) โดยเป็นผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ (background) คิดเป็นร้อยละ 76.38 มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ (accessory) คิดเป็นร้อยละ 9.63 และมีหมวกเป็นองค์ประกอบคิดเป็นร้อยละ 3.70



รูปที่ 4.3: แผนภาพการกระจายระหว่างค่าลอการิทึมของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT และชุดตัวแปรอิสระ

จากรูปที่ 4.3 พบว่าตัวแปรจำนวนการเข้าชมผลงาน จำนวนการกดถูกใจผลงาน และคะแนนความหายากของผลงาน มีความสัมพันธ์กับค่าลอการิทึมของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT โดยมีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำ มีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.145, 0.232 และ 0.079 ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบว่าตัวแปรจำนวนการกดถูกใจผลงาน และคะแนนความหายากของผลงาน มีความสัมพันธ์กับส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานจะได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ โดยมีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำ มีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ -0.058 และ 0.083 ตามลำดับ ส่วนตัวแปรจำนวนการเข้าชมผลงาน และคะแนนความหายาก มีความสัมพันธ์กับจำนวนการกดถูกใจผลงาน โดยมีความสัมพันธ์กันในระดับต่ำ มีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.188 และ 0.075 ตามลำดับ

จากการที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์ต่อกัน อาจส่งผลให้เกิดปัญหาความสัมพันธ์ร่วมเชิงเส้นพหุระหว่างตัวแปรอิสระ ดังนั้นเพื่อตรวจสอบว่าจะไม่เกิดปัญหาดังกล่าว ผู้วิจัยจึงทำการทดสอบความสัมพันธ์ร่วมเชิงเส้นพหุโดยพิจารณาจากค่า VIF ผลที่ได้แสดงยังตารางที่ 4.3 ดังนี้

ตารางที่ 4.3: ค่า VIF ของตัวแปรอิสระแต่ละตัว

ตัวแปร	VIF
secondsale	1.1918
view	1.0498
favorite	1.0735
rarity	1.0188
art	1.3265
collectable	1.2921
background	1.1759
accessory	1.0138
hat	1.0122

จากตารางที่ 4.3 พบว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีค่า VIF น้อยกว่า 10 จึงสามารถสรุปได้ว่าตัวแปรอิสระทุกตัวไม่มีความสัมพันธ์ซึ่งกันและกันในระดับสูง หรือไม่เกิดปัญหาความสัมพันธ์ร่วมเชิงเส้นพหุระหว่างตัวแปรอิสระ

จากการพิจารณาความสัมพันธ์ในตัวแปรอิสระแล้ว นำข้อมูลมาวิเคราะห์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณโดยใช้ตัวแปรอิสระทุกตัว ซึ่งการศึกษาค้างนี้กำหนดระดับนัยสำคัญที่ 0.05 ($\alpha = 0.05$) ได้ผลการวิเคราะห์ดังตารางต่อไปนี้

4.2 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

เมื่อทำการสร้างตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ โดยใช้ตัวแปรอิสระทุกตัว (ตัวแบบ Total) ได้ค่าประมาณดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4: ค่าประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแบบ Total

ตัวแปร	ค่าประมาณ	ความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน	ค่าสถิติที่	p-value
(Intercept)	-0.5286	0.1099	-4.811	0.000
secondsale	-0.0008	0.0098	-0.085	0.9322
view	0.0006	0.0001	3.906	0.0001
favorite	0.1003	0.0164	6.124	0.0000
rarity	0.00008	0.00004	2.169	0.0303
art	0.3919	0.3962	0.989	0.3228
collectable	-0.0248	0.8265	-0.030	0.9761
background	-0.1491	0.0850	-1.754	0.0797
accessory	-0.1707	0.1144	-1.492	0.1361
hat	0.6874	0.1779	3.864	0.0001

จากผลลัพธ์ได้สมการพยากรณ์สำหรับตัวแบบ Total คือ

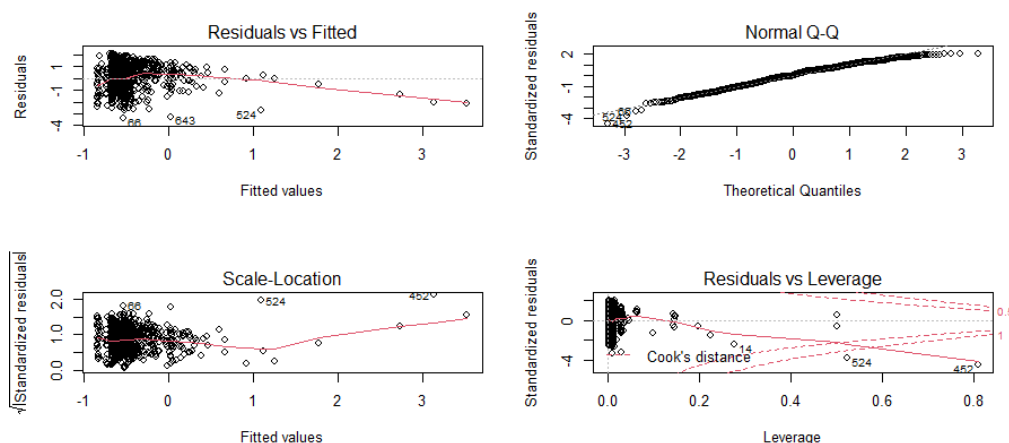
$$\log(\hat{Y}) = -0.5286 - 0.0008\text{secondsale} + 0.0006\text{view} + 0.1003\text{favorite} + 0.00008\text{rarity} \\ + 0.3919\text{art} - 0.0248\text{collectable} - 0.1491\text{background} - 0.1707\text{accessory} \\ + 0.6874\text{hat}$$

ตารางที่ 4.5: ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ Total

ตัวสถิติทดสอบ	ค่าสถิติทดสอบ	p-value
F-test	10.970	0.000
Modified Levene test	0.041	0.840
Kolmogorov-Smirnov test	0.504	0.993
Durbin-Watson test	2.055	0.807
t-test	0.000	1.000

เมื่อทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยวิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวนพบว่าค่า $p\text{-value} = 0.000$ ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า ตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมหรือมีตัวแปรอิสระอย่างน้อยหนึ่ง ตัวที่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้

เมื่อตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อน ทำการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่โดยใช้การทดสอบ Modified Levene พบว่าค่า p-value = 0.840 ซึ่งมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับ สมมติฐานหลัก นั่นคือ ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ ทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกันโดยใช้การทดสอบ Durbin-Watson พบว่าค่า p-value = 0.807 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับ สมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติโดยใช้สถิติทดสอบ Kolmogorov-Smirnov พบว่าค่า p-value = 0.993 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับสมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ และทำการตรวจสอบค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0 โดยใช้การทดสอบที่ พบว่าค่า p-value = 1.000 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับสมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับ 0



รูปที่ 4.4: แผนภาพการวิเคราะห์ค่าส่วนเหลือของตัวแบบ Total

ตารางที่ 4.6: ค่าประมาณสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Enter

ตัวแปร	ค่าประมาณ	ความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน	ค่าสถิติที	p-value
(Intercept)	-0.6613	0.0376	-17.580	0.0000
view	0.0005	0.0001	3.739	0.0002
favorite	0.1028	0.0162	6.344	0.0000
rarity	0.00008	0.00004	2.196	0.0283
hat	0.6824	0.1773	3.849	0.0001

จากผลลัพธ์ได้สมการพยากรณ์สำหรับตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Enter คือ

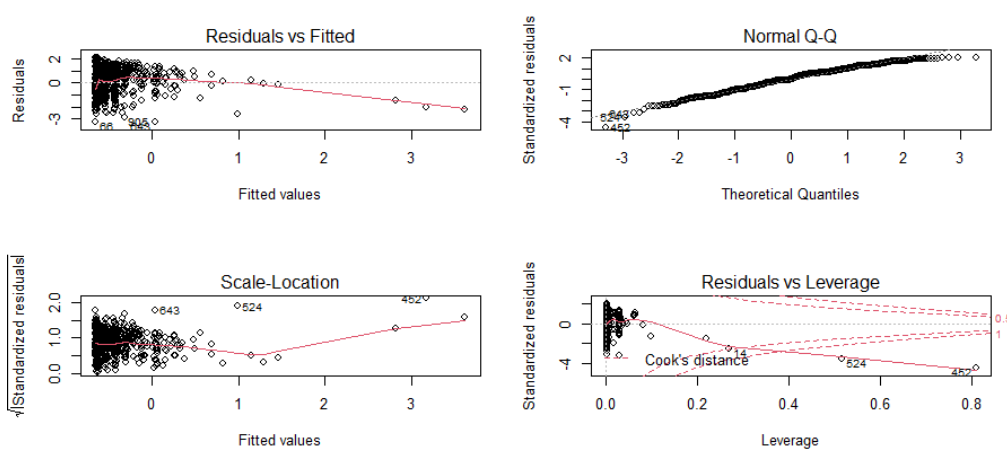
$$\log(\hat{Y}) = -0.6613 + 0.0005\text{view} + 0.1028\text{favorite} + 0.00008\text{rarity} + 0.6824\text{hat}$$

ตารางที่ 4.7: ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของsobตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Enter

ตัวสถิติทดสอบ	ค่าสถิติทดสอบ	p-value
F-test	22.930	0.000
Modified Levene test	3.147	0.076
Kolmogorov-Smirnov test	0.501	0.999
Durbin-Watson test	2.052	0.789
t-test	0.000	1.000

เมื่อทำการตรวจสอบความเหมาะสมของsobตัวแบบโดยวิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวนพบว่าค่า $p\text{-value} = 0.000$ ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า ตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมหรือมีตัวแปรอิสระอย่างน้อยหนึ่ง ตัวที่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้

เมื่อตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อน ทำการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่โดยใช้การทดสอบ Modified Levene พบว่าค่า $p\text{-value} = 0.076$ ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับ สมมติฐานหลัก นั่นคือ ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ ทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกันโดยใช้การทดสอบ Durbin-Watson พบว่าค่า $p\text{-value} = 0.789$ ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับ สมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติโดยใช้สถิติทดสอบ Kolmogorov-Smirnov พบว่าค่า $p\text{-value} = 0.999$ ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับสมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ และทำการตรวจสอบค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0 โดยใช้การทดสอบที พบว่าค่า $p\text{-value} = 1.000$ ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับสมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับ 0



รูปที่ 4.5: แผนภาพการวิเคราะห์ค่าส่วนเหลือของsobตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Enter

ตารางที่ 4.8: ค่าประมาณสัมประสิทธิ์ การถดถอยของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression

ตัวแปร	ค่าประมาณ	ความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน	ค่าสถิติที	p-value
(Intercept)	-0.5369	0.0715	-7.514	0.000
view	0.0006	0.0001	3.906	0.0001
favorite	0.1024	0.0162	6.332	0.0000
rarity	0.00008	0.00004	2.152	0.0317
background	-0.1417	0.0784	-1.807	0.0711
accessory	-0.1745	0.1142	-1.528	0.1269
hat	0.6820	0.1776	3.840	0.0001

จากผลลัพธ์ได้สมการพยากรณ์สำหรับตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression คือ

$$\log(\hat{Y}) = -0.5369 + 0.0006view + 0.1024favorite + 0.00008rarity - 0.1417background - 0.1745accessory + 0.6820hat$$

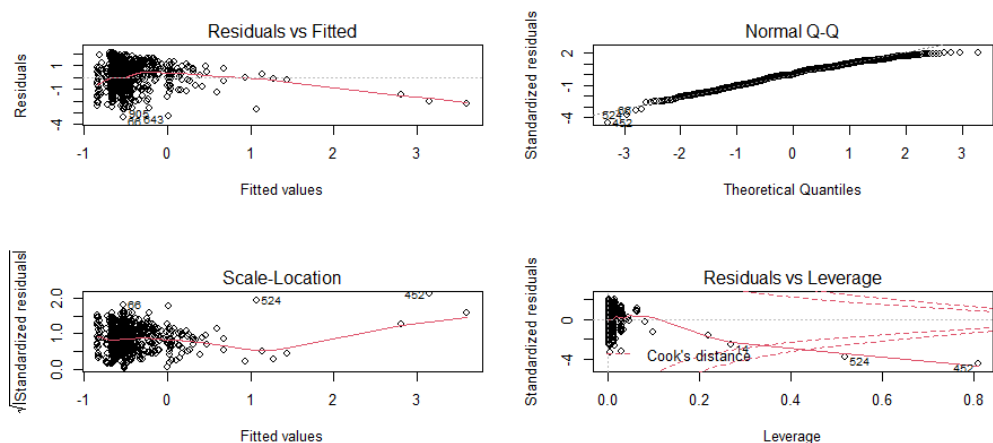
ตารางที่ 4.9: ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression

ตัวสถิติทดสอบ	ค่าสถิติทดสอบ	p-value
F-test	16.28	0.000
Modified Levene test	0.141	0.707
Kolmogorov-Smirnov test	0.503	0.995
Durbin-Watson test	2.047	0.770
t-test	0.000	1.000

เมื่อทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยวิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวนพบว่าค่า p-value = 0.000 ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก หมายความว่า ตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมหรือมีตัวแปรอิสระอย่างน้อยหนึ่ง 1 ตัวที่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้

เมื่อตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อน ทำการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่โดยใช้การทดสอบ Modified Levene พบว่าค่า p-value = 0.707 ซึ่งมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับ สมมติฐานหลัก นั่นคือ ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่ ทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกันโดยใช้การทดสอบ Durbin-Watson พบว่าค่า p-value = 0.770 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับ สมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน ทำการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติโดยใช้

สถิติทดสอบ Kolmogorov-Smirnov พบว่าค่า p-value = 0.995 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับสมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ และทำการตรวจสอบค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0 โดยใช้การทดสอบที พบว่าค่า p-value = 1.000 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนด จึงยอมรับสมมติฐานหลัก นั่นคือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนมีค่าเท่ากับ 0



รูปที่ 4.6: แผนภาพการวิเคราะห์ค่าส่วนเหลือของตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression

ตารางที่ 4.10: การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

ตัวแบบ	ชุดฝึกสอน			ชุดทดสอบ		
	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}
ตัวแบบ Total	1.5631	0.0427	0.0417	1.1794	0.0232	0.0190
ตัวแบบ Enter	1.6451	0.0397	0.0387	1.2182	0.0208	0.0167
ตัวแบบ Stepwise	1.6231	0.0408	0.0398	1.1806	0.0237	0.0196

จากตารางที่ 4.10 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ เมื่อพิจารณาจากค่า $RMSE$, R^2 และ R^2_{adj} ของข้อมูลชุดทดสอบ พบว่าตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 1.1806 ค่า R^2 เท่ากับ 0.0237 และค่า R^2_{adj} เท่ากับ 0.0196

4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ในการศึกษาครั้งนี้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะกำหนดข้อมูลนำเข้าโดยอิงจากตัวแบบที่ได้จากการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ และกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนโดยพิจารณาจากการค้นหาแบบกริด ได้ผลลัพธ์ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.11: ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

พารามิเตอร์	ค่าที่เหมาะสมที่สุด
activation	Tanh
epochs	25
rate	0.01
hidden	9

จากตารางที่ 4.11 พบว่าค่าที่ดีที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม คือ ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ จำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนตัวแบบเท่ากับ 25 รอบ อัตราการเรียนรู้ที่ 0.01 และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 9 โหนด

ตารางที่ 4.12: ผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีตัวแปรอิสระ 9 ตัว

ตัวแบบ	ชุดฝึกสอน			ชุดทดสอบ		
	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}
ANN(9-1-1)	0.8208	0.2835	0.2828	0.7880	0.3254	0.3225
ANN(9-3-1)	0.7900	0.3364	0.3357	0.7715	0.3528	0.0035
ANN(9-5-1)	0.7488	0.4038	0.4032	0.7923	0.3484	0.3456
ANN(9-9-1)	0.7213	0.4467	0.4461	0.7398	0.4219	0.4194
ANN(9-11-1)	0.7127	0.4598	0.4592	0.7750	0.3930	0.3904

จากตารางที่ 4.12 การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 9 ตัว ได้แก่ ส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT คะแนนความยากของผลงาน NFT ผลงานประเภทงานศิลปะ ผลงานประเภทของสะสม ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ เมื่อพิจารณาค่า $RMSE$, R^2 และ R^2_{adj} ของข้อมูลชุดทดสอบแล้วพบว่า ตัวแบบ ANN(9-9-1) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 0.7398 ค่า R^2 เท่ากับ 0.4219 และค่า R^2_{adj} เท่ากับ 0.4194

ตารางที่ 4.13: ผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีตัวแปรอิสระ 6 ตัว

ตัวแบบ	ชุดฝึกสอน			ชุดทดสอบ		
	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}
ANN(6-1-1)	0.8172	0.2898	0.2891	0.7824	0.3355	0.3327
ANN(6-3-1)	0.7872	0.3409	0.3402	0.7543	0.3828	0.3802
ANN(6-5-1)	0.7708	0.3682	0.3675	0.7515	0.3856	0.3830
ANN(6-9-1)	0.7440	0.4113	0.4107	0.9691	0.1967	0.1933
ANN(6-11-1)	0.7338	0.4273	0.4267	0.8273	0.2913	0.2883

จากตารางที่ 4.13 การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 6 ตัว ได้แก่ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT คะแนนความหายากของผลงาน NFT ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ เมื่อพิจารณาค่า $RMSE$, R^2 และ R^2_{adj} ของข้อมูลชุดทดสอบแล้วพบว่า ตัวแบบ ANN(6-5-1) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 0.7515 ค่า R^2 เท่ากับ 0.3856 และค่า R^2_{adj} เท่ากับ 0.3830

ตารางที่ 4.14: ผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีตัวแปรอิสระ 4 ตัว

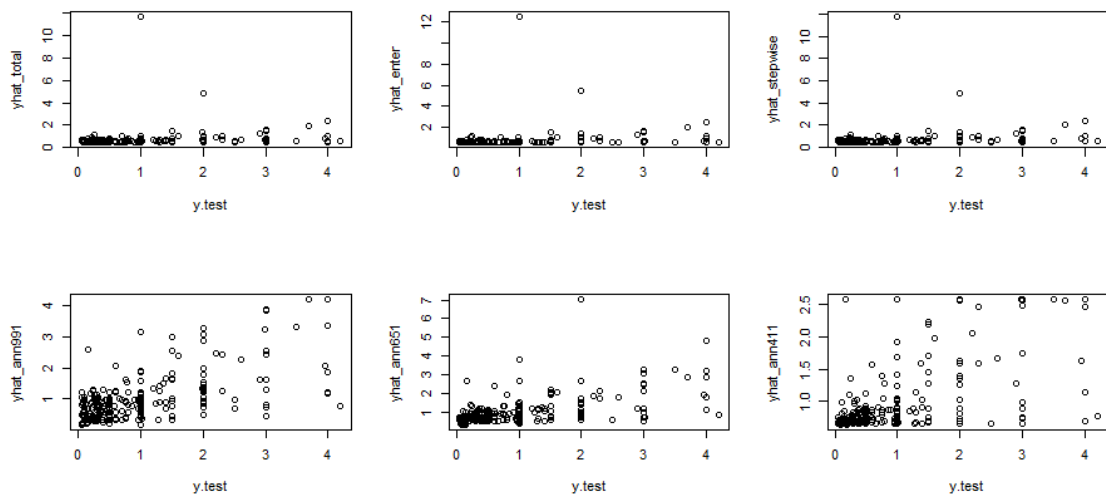
ตัวแบบ	ชุดฝึกสอน			ชุดทดสอบ		
	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}
ANN(4-1-1)	0.8202	0.2846	0.2839	0.7852	0.3304	0.3276
ANN(4-3-1)	0.8083	0.3051	0.3044	0.7890	0.3230	0.3202
ANN(4-5-1)	0.8000	0.3194	0.3187	0.7914	0.3189	0.3160
ANN(4-9-1)	18.1655	0.7044	0.7041	55.3117	0.0015	-0.0023
ANN(4-11-1)	0.7814	0.3507	0.3500	0.8020	0.3050	0.3021

จากตารางที่ 4.14 การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 4 ตัว ได้แก่ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT คะแนนความหายากของผลงาน NFT และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ เมื่อพิจารณาค่า $RMSE$, R^2 และ R^2_{adj} ของข้อมูลชุดทดสอบแล้วพบว่า ตัวแบบ ANN(4-1-1) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 0.7515 ค่า R^2 เท่ากับ 0.3856 และค่า R^2_{adj} เท่ากับ 0.3830

ตารางที่ 4.15: การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในข้อมูลชุดทดสอบ

ตัวแบบ	$RMSE$	R^2	R^2_{adj}
ตัวแบบ Total	1.1794	0.0232	0.0190
ตัวแบบ Enter	1.2182	0.0208	0.0167
ตัวแบบ Stepwise	1.1806	0.0237	0.0196
ANN(9-9-1)	0.7398	0.4219	0.4194
ANN(6-5-1)	0.7515	0.3856	0.3830
ANN(4-1-1)	0.7852	0.3304	0.3276

จากตารางที่ 4.15 แสดงผลการเปรียบเทียบในข้อมูลชุดทดสอบ เมื่อพิจารณาจากค่า $RMSE$, R^2 และ R^2_{adj} แล้วพบว่า ตัวแบบ ANN(9-9-1) เป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า $RMSE$ ต่ำที่สุด ค่า R^2 และ R^2_{adj} สูงที่สุด



รูปที่ 4.7: แผนภาพการกระจายและห้วงค่าจริงและค่าพยากรณ์ของตัวแบบ

จากรูปที่ 4.7 แสดงให้ทราบว่าค่าจริง ($y.test$) และ ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ ANN(9-9-1) ($yhat_ann991$) ในข้อมูลชุดทดสอบมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงต่อกันมากที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับค่า R^2 และ R^2_{adj} ของตัวแบบ ANN(9-9-1) ที่มีค่าสูงที่สุด และมีค่า $RMSE$ ต่ำที่สุด

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์คือการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ และโครงข่ายประสาท มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT และสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT ซึ่งเนื้อหาในบทนี้มีรายละเอียดแบ่งเป็น 3 ส่วน ได้แก่

5.1 สรุปผลการศึกษา

5.2 อภิปรายผลการศึกษา

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT และสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล NFT ทำการวิเคราะห์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ และโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลการซื้อขายผลงาน NFT ที่อยู่บนระบบ Solana ที่ทำการเก็บรวบรวมจากเว็บไซต์ <https://solsea.io/explore> (เมื่อวันที่ 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2564) จำนวนทั้งหมด 1,388 ผลงาน ประกอบไปด้วย 10 ตัวแปร มีตัวแปรตามคือ ราคาของ NFT (price) และมีตัวแปรอิสระทั้งหมด 9 ตัวแปร คือ ส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ (secondsale) จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT (view) จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT (favorite) คะแนนความหายากของผลงาน NFT (rarity) ผลงานประเภทงานศิลปะ (art) ผลงานประเภท ของสะสม (collectable) ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ (background) ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ (accessory) และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ (hat) โดยมีวิธีคัดเลือกตัวแปรอิสระทั้งหมด 2 วิธีคือ วิธี Enter และวิธี Stepwise regression ในการศึกษาครั้งนี้ข้อมูลถูกแบ่งเป็น 2 ชุด โดยข้อมูลชุดแรกใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างตัวแบบทั้งหมด 972 ผลงาน และข้อมูลอีกชุดสำหรับการใช้ในการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบโดยพิจารณาจากค่า $RMSE$, R^2 และ R_{adj}^2 ทั้งหมด 243 ผลงาน

จากผลการศึกษาพบว่า ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลโดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ตัวแบบที่ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระด้วยวิธี Stepwise regression เป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 1.1806 ค่า R^2 เท่ากับ 0.0237 และค่า R_{adj}^2 เท่ากับ 0.0196 ตัวแปรอิสระที่อยู่ภายในตัวแบบ ได้แก่ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT คะแนนความหายากของผลงาน NFT ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ ผลงาน

ที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ ส่วนตัวแบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมพบว่าตัวแบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด คือ ตัวแบบ ANN(9-9-1) โดยมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 0.7398 ค่า R^2 เท่ากับ 0.4219 และค่า R_{adj}^2 เท่ากับ 0.4194

5.2 อภิปรายผลการศึกษา

จากผลการศึกษาในครั้งนี้ พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลมากที่สุด คือ ตัวแบบ ANN(9-9-1) ซึ่งเป็นตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียม มีค่า $RMSE$ เท่ากับ 0.7398 ค่า R^2 เท่ากับ 0.4219 และค่า R_{adj}^2 เท่ากับ 0.4194 มีตัวแปรอิสระที่อยู่ภายในตัวแบบทั้งหมด 9 ตัวแปร ได้แก่ ส่วนแบ่งที่ศิลปินผู้สร้างผลงานได้รับเมื่อผู้ที่ซื้อผลงานนำไปขายต่อ จำนวนการเข้าชมผลงาน NFT จำนวนการกดถูกใจผลงาน NFT คะแนนความหายากของผลงาน NFT ผลงานประเภทงานศิลปะ ผลงานที่มีสีพื้นหลังเป็นองค์ประกอบ ผลงานที่มีเครื่องประดับเป็นองค์ประกอบ และผลงานที่มีหมวกเป็นองค์ประกอบ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Nadini et al. (2021) ที่ได้ทำการศึกษาเรื่องการเปลี่ยนแปลงของสินทรัพย์ดิจิทัล NFT : แนวโน้มตลาด เครือข่ายการค้า และคุณลักษณะของผลงานโดยใช้ข้อมูล NFT ที่อยู่บนบล็อกเชนของ Ethereum และ WAX ระหว่างวันที่ 23 มิถุนายน ค.ศ. 2017 ถึง ค.ศ. 27 เมษายน 2021 ผลการศึกษาพบว่าประวัติการขายและคุณสมบัติของผลงานสามารถใช้พยากรณ์ราคา NFT ได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

1. ในการศึกษาครั้งถัดไปอาจใช้ข้อมูลจากแหล่งที่มาอื่น เช่น แพลตฟอร์ม OpenSea เป็นต้น
2. ในการศึกษาครั้งถัดไปอาจพิจารณาถึงตัวแปรอิสระอื่นที่คาดว่าจะส่งผลต่อราคาของสินทรัพย์ดิจิทัลเพิ่มเติม เช่น จำนวนงานที่ขายได้ของศิลปิน และช่วงเวลาที่ยาวผลงานนั้นได้ เป็นต้น
3. ในการศึกษาครั้งถัดไปควรศึกษาถึงวิธีการพยากรณ์อื่น ๆ เพิ่มเติม เช่น Support vector regression และการวิเคราะห์การถดถอยไม่เป็นเชิงเส้น เป็นต้น

บรรณานุกรม

- ไกรศักดิ์ เกษร. (2564). *โครงข่ายประสาทเทียมอัจฉริยะ (Artificial Neuron Network)*. ใน ศิลปะแห่งวิทยาการข้อมูลสำหรับผู้เริ่มต้นโดยใช้ Python และ Azure ML. ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร.
- ทินกร ม้าลายทอง (2564). สืบค้นเมื่อ 13 มีนาคม 2565, จาก เพิ่มประสิทธิภาพของ machine learning model ด้วย hyperparameter optimization. <https://bigdata.go.th/big-data-101/machine-learning-model-hyperparameter-optimization/>.
- ไทยรัฐออนไลน์ (2564). "nft" คืออะไร? สินทรัพย์ดิจิทัลศิลปะรูปแบบใหม่ ที่ใครๆ ก็อยากรู้จัก. สืบค้นเมื่อ 23 มกราคม 2565, จาก <https://www.thairath.co.th/lifestyle/tech/2099661>.
- ธนาคารแห่งประเทศไทย (2564). ทำความรู้จักกับ cbdc และความคืบหน้าในประเทศไทย. สืบค้นเมื่อ 23 มกราคม 2565, จาก <https://www.bot.or.th/Thai/BOTMagazine/Pages/256304>
- ธนาวุฒิ ประกอบผล. (2552). โครงข่ายประสาทเทียม artificial neural network. *วารสารมหาวิทยาลัยหัวเฉียวเฉลิมพระเกียรติ วิชาการ*, 24:73--87.
- นิคม ถนอมเสียง. (2560). การคำนวณขนาดตัวอย่างกรณีการวิเคราะห์สมการถดถอยพหุ. ภาควิชาชีวสถิติฯ คณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ภาควิชาชีวสถิติฯ คณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- บัณฑิต ชัยวิชญชาติ. (2551). *เศรษฐมิติ I*. คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ปิยภรณ์ ประสิทธิ์วัฒนเสรี และ สุคนธ์ ประสิทธิ์วัฒนเสรี. (2552). ข้อมูลสูญหายและแนวทางการจัดการ. *Data Management Biostatistics Journal*. 6:52--61.
- พิษณุ เจียวคุณ. (2550). *การวิเคราะห์การถดถอย*. สถาบันการวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- วิรัช พานิชวงศ์. (2545). *การวิเคราะห์การถดถอย*. ศูนย์ผลิตตำราเรียน สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- สายชล สันสมบูรณ์ทอง. (2560). *การทำเหมืองข้อมูล เล่ม1 : การค้นหาความรู้จากข้อมูล*. บริษัทจามจรีโปรดักส์ จำกัด.

beartai (2564). ขายได้ล้านกว่า! ปกขายหัวเราะเล่มแรกพร้อมลายเซ็น บก.วิจิต ประเดิม crypto art รูปแบบ nft. สืบค้นเมื่อ 23 มกราคม 2565, จาก <https://www.beartai.com/news/movement-of-thai-it-industry/588533>.

Campen, E. V. (2021). Activation functions-a general overview. สืบค้นเมื่อ 31 มกราคม 2565, จาก <https://medium.com/analytics-vidhya/activation-functions-a-general-overview-c836ca759456>.

Gatchalee, P. Basic neural network และ การเลือก learning rate. สืบค้นเมื่อ 11 กุมภาพันธ์ 2565, จาก <https://medium.com/@pagongatchalee/basic-neural-network>.

H2O.ai. Grid (hyperparameter) search. สืบค้นเมื่อ 11 กุมภาพันธ์ 2565, จาก <https://docs.h2o.ai/h2o/latest-stable/h2o-docs/grid-search.html>.

Kanoktipsatharpon, S. Learning rate คืออะไร ปรับยังไงให้พอดี epoch คืออะไร สำคัญอย่างไรกับการเทรน machine learning – hyperparameter tuning ep.1. สืบค้นเมื่อ 11 กุมภาพันธ์ 2565, จาก <https://www.bualabs.com/archives/618/learning-rate-deep-learning-how-to-hyperparameter-tuning-ep-1/>.

Manasa, J., Gupta, R., and Nuggehalli, N. (2020). Machine learning based predicting house prices using regression techniques. *Proceedings of the Second International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications*. pages 624–630.

Nadini, M., Alessandretti, L., Di Giacinto, F., Martino, M., Luca, M., and Baronchelli, A. (2021). Mapping the nft revolution: market trends, trade networks and visual features. 11:1–10.

Pengnoo, S. 8 ขั้นตอนในการทำ machine learning project. สืบค้นเมื่อ 11 กุมภาพันธ์ 2565, จาก <https://www.sigmadatatech.com/blog/8-step-machine-learning>.

Stetco, I. Value of art: Analysis of the factors influencing the prices of painting.

The ascent. (2021). 5 reasons why solana (sol) keeps climbing. สืบค้นเมื่อ 31 มกราคม 2565, จาก <https://www.fool.com/the-ascent/cryptocurrency/articles/5-reasons-why-solana-sol-keeps-climbing/>.

TIBCO (2021). What is a neural network? สืบค้นเมื่อ 31 มกราคม 2565, จาก <https://www.tibco.com/reference-center/what-is-a-neural-network>.

- Wikimedia Commons. (2020). Sigmoid-function. สืบค้นเมื่อ 14 มีนาคม 2565, จาก <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Sigmoid-function-2.svg>.
- Workpoint Today. (2564). สรุป nft ฉบับอัปเดตประเทศไทย ตั้งแต่ความรู้เริ่มต้นจนถึงโอกาสศิลปิน. สืบค้นเมื่อ 8 มกราคม 2565, จาก <https://workpointtoday.com/nft-thailand/>.
- Vidyasheela. (2022). Hyperbolic Tangent (tanh) Activation Function [with python code] สืบค้นเมื่อ 14 มีนาคม 2565, จาก <https://vidyasheela.com/post/hyperbolic-tangent-tanh-activation-function-with-python-code>.
- Wang, L., Chan, F., Wang, Y., and Chang, Q. (2016). Predicting public housing prices using delayed neural networks. pages 3589--3592.
- Zipmex (2564). Nft คืออะไร? ใช้ทำอะไร? ทำไมนักลงทุนต้องให้ความสนใจ? สืบค้นเมื่อ 31 มกราคม 2565, จาก <https://zipmex.com/th/learn/what-is-nft/>.